

KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ * SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ

EKONOMETRİ ANABİLİM DALI

DOKTORA PROGRAMI

**BİLGİ EKONOMİSİ GÖSTERGELERİ AÇISINDAN ÜLKE PERFORMANSLARININ
DEĞERLENDİRİLMESİ**

DOKTORA TEZİ

Özge GENÇER DUMAN

ŞUBAT - 2025

TRABZON

KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ * SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ

EKONOMETRİ ANABİLİM DALI

DOKTORA PROGRAMI

**BİLGİ EKONOMİSİ GÖSTERGELERİ AÇISINDAN ÜLKE PERFORMANSLARININ
DEĞERLENDİRİLMESİ**

DOKTORA TEZİ

Özge GENÇER DUMAN

Tez Danışman: Prof. Dr. Tuba YAKICI AYAN

ŞUBAT - 2025

TRABZON

ONAY

Özge GENÇER DUMAN tarafından hazırlanan “Bilgi Ekonomisi Göstergeleri Açısından Ülke Performanslarının Değerlendirilmesi” adlı bu çalışma 28.02.2025 tarihinde yapılan savunma sınavı sonucunda oybirliği ile başarılı bulunarak jürimiz tarafından Ekonometri Anabilim Dalı Doktora Programı’nda **doktora tezi** olarak kabul edilmiştir.

Jüri Üyesi		Karar		İmza
Unvanı – Adı ve Soyadı	Görevi	Kabul	Ret	
Prof. Dr. Tuba YAKICI AYAN	Başkan	☐	☐	
Prof. Dr. Mustafa KÖSEOĞLU	Üye	☐	☐	
Prof. Dr. Hüseyin Sabri KURTULDU	Üye	☐	☐	
Prof. Dr. Süleyman ÇAKIR	Üye	☐	☐	
Doç. Dr. Asiye TÜTÜNCÜ	Üye	☐	☐	

Yukarıdaki imzaların, adı geçen öğretim üyelerine ait olduklarını onaylarım.

Prof. Dr. Haydar AKYAZI
Enstitü Müdürü

BİLDİRİM

Tez içindeki bütün bilgilerin etik davranış ve akademik kurallar çerçevesinde elde edilerek sunulduğunu, ayrıca KTÜ - Sosyal Bilimler Enstitüsü Tez Yazım Kılavuzu'na uygun olarak hazırlanan bu çalışmada yararlanılan kaynakların tümüne eksiksiz atıf yapıldığını, aksinin ortaya çıkması durumunda her tür yasal sonucu kabul edeceğimi beyan ederim.

Özge GENÇER DUMAN
02/02/2025

ÖNSÖZ

Günümüzde hızla değişen ve giderek daha rekabetçi hale gelen küresel ekonomide bilim, teknoloji, girişimcilik ve yenilikçilik kapasitesinin geliştirilmesi artık tüm ülkeler için bir zorunluluk haline gelmiştir. Bu bağlamda bilgi ekonomisinin gelişimi ülkelerin rekabet avantajlarını sürdürülebilir bir şekilde artırmalarını sağlayan stratejik bir gerekliliktir. Bilgiye dayalı ekonominin etkin yönetimi ve kullanımı yalnızca ekonomik büyümeyi desteklemekle kalmayıp aynı zamanda toplumsal refahı artırmakta ve küresel iş birliği süreçlerini güçlendirmektedir. Bu çalışma bilgi ekonomisi göstergeleri çerçevesinde ülkelerin performanslarını değerlendirmeyi hedefleyerek hem ülkeler hem de yıllar bazında detaylı etkinlik analizleri sunarak bilgi ekonomisi süreçlerinin çok boyutlu yapısını kapsamlı bir şekilde analiz etmektedir. Bilginin üretimi, edinimi, dağıtımı ve kullanımı süreçlerinin ekonomik kalkınma ve sürdürülebilir büyüme üzerindeki kritik rolü bu çalışmanın temel motivasyonunu oluşturmuştur. Küreselleşme ve teknolojik dönüşümlerin hız kazandığı günümüz dünyasında ülkelerin bilgi ekonomisi performanslarını anlamının ve bu performansları ölçmenin hem akademik literatüre hem de politika yapıcılarına değerli katkılar sağlayacağı beklenmektedir.

Bu tez çalışmasının hazırlanmasında değerli bilgi ve deneyimlerini benimle paylaşmaktan kaçınmayan kıymetli tez danışmanım Sayın Prof. Dr. Tuba YAKICI AYAN'a; çalışmaya sağladıkları katkılar ve değerli görüşleri için Tez İzleme Komitesi üyelerim Sayın Prof. Dr. Mustafa KÖSEOĞLU ve Sayın Prof. Dr. Hüseyin Sabri KURTULDU'ya teşekkür ederim. Makine öğrenimi analizlerinde sağladığı destek ve paylaştığı bilgi birikimi ile çalışmama önemli katkılar sunan değerli arkadaşım Sayın Dr. Yasin SANCAR'a teşekkürü bir borç bilirim. Ayrıca yaşamım boyunca yanımda olup bana her zaman destek veren değerli aileme ve adını burada tek tek anamadığım tüm katkı sağlayanlara sonsuz teşekkürlerimi sunarım.

Şubat, 2025

Özge GENÇER DUMAN

İÇİNDEKİLER

ÖNSÖZ.....	IV
İÇİNDEKİLER	V
ÖZET.....	IX
ABSTRACT	X
TABLolar LİSTESİ.....	XI
ŞEKİLLER LİSTESİ.....	XIII
KISALTMALAR LİSTESİ	XIV
GİRİŞ	1-3

BİRİNCİ BÖLÜM

1. BİLGİ EKONOMİSİNİN TEMELLERİ.....	4-30
1.1. Bilgi Ekonomisinin Tanımı, Kapsamı, Tarihçesi ve Gelişimi	4
1.2. Bilgi Ekonomisinin Temel Kavramları ve Unsurları	8
1.2.1. Bilgi	8
1.2.2. Bilgi ve İletişim Teknolojileri	9
1.2.3. Bilgi İşçileri	11
1.3. Bilgi Ekonomisinin Özellikleri	12
1.4. Bilgi Ekonomisinin Ölçülmesi.....	14
1.5. Bilgi Ekonomisinin Temel Performans Göstergeleri ve Endeksleri	15
1.5.1. Bilgi Ekonomisinin Temel Performans Göstergeleri.....	15
1.5.1.1. AR-GE ve İnovasyon (Yenilikçilik).....	17
1.5.1.2. Ekonomik ve Kurumsal Rejim	18
1.5.1.3. Eğitim ve Öğretim	18
1.5.1.4. Bilgi ve Teknoloji Altyapısı	18
1.6. Bilgi Ekonomisi Çerçevesi.....	19
1.6.1. OECD Çerçevesi.....	21
1.6.2. Asya Pasifik Ekonomik İş birliği (APEC) Çerçevesi	22
1.6.3. Dünya Bankası Çerçevesi	23
1.6.4. Avustralya İstatistik Bürosu Çerçevesi (ABS).....	28
1.6.4.1. Bağlam Boyutu	28
1.6.4.2. Yenilik ve Girişimcilik Boyutu	28

1.6.4.3. Beşerî Sermaye Boyutu	29
1.6.4.4. Bilgi ve İletişim Teknolojileri Boyutu.....	29
1.6.4.5. Ekonomik ve Sosyal Etkiler Boyutu.....	30

İKİNCİ BÖLÜM

2. PERFORMANS ÖLÇÜLMESİNDE KULLANILAN YÖNTEMLER	31-104
2.1. Performans Ölçmede Alternatif Yöntemler	31
2.1.1. Oran analizi.....	31
2.1.2. Parametrik Yöntemler	32
2.1.2.1. Stokastik Sınır Analizi	32
2.1.2.2. Serbest Dağılım Yaklaşımı	32
2.1.2.3. Kalın Sınır Yaklaşımı	33
2.1.3. Parametrik Olmayan Yöntemler	33
2.1.3.1. Veri Zarflama Analizi.....	34
2.1.3.2. Serbest Atılabilir Zarf Yöntemi	37
2.2. Performans Değerlendirme Aracı Olarak Veri Zarflama Analizi (VZA)	38
2.2.1. Veri Zarflama Analizinin Temelleri	38
2.2.2. Veri Zarflama Analizi Modelleri	39
2.2.2.1. CCR (Charnes, Cooper, Rhodes) Modelleri	41
2.2.2.1.1. Girdiye Yönelik CCR Modelleri	42
2.2.2.1.2. Çıktıya Yönelik CCR Modelleri.....	45
2.2.2.2. BCC (Banker, Charnes, Cooper) Modelleri.....	46
2.2.2.2.1. Girdiye Yönelik BCC Modelleri	47
2.2.2.2.2. Çıktıya Yönelik BCC Modelleri.....	49
2.2.2.3. Toplamsal Model.....	50
2.2.2.4. Süper Etkinlik Modeli.....	51
2.2.3. Veri Zarflama Analizinin Uygulama Aşamaları	53
2.2.3.1. Karar Verme Birimlerinin Seçilmesi	54
2.2.3.2. Girdi ve Çıktı Değişkenlerinin Seçimi.....	55
2.2.3.3. Verilerin Elde Edilebilirliği ve Güvenirliliği.....	55
2.2.3.4. Kullanılan Modelin Belirlenmesi ve Etkinliğin Ölçülmesi	55
2.2.3.5. Etkinlik Puanlarının Belirlenmesi.....	56
2.2.3.6. Referans Gruplarının Belirlenmesi	57
2.2.3.7. Sonuçların Değerlendirilmesi	57
2.3. Çok Kriterli Karar Verme ve Kriter Ağırlıklandırma Yöntemleri	60
2.3.1. Kriter Ağırlıklandırma Yöntemleri	63
2.3.1.1. Çalışmada Kullanılan Ağırlıklandırma Yöntemi-ENTROPİ.....	65
2.3.2. Sıralama, Sınıflama ve Seçim Yöntemleri.....	68

2.3.2.1. Çalışmada Kullanılan Sıralama Yöntemi-Gri İlişkisel Analiz.....	72
2.4. Makine Öğrenimi	75
2.4.1. Makine Öğrenimi Yaklaşımları ve Algoritmaları	78
2.4.1.1. Regresyon Problemlerine Yönelik Makine Öğrenimi Algoritmaları.....	83
2.4.1.1.1. Doğrusal Regresyon	83
2.4.1.1.1.1. Basit Doğrusal Regresyon.....	83
2.4.1.1.1.2. Çoklu Doğrusal Regresyon	84
2.4.1.1.2. Polinom/Çok Terimli Regresyon.....	85
2.4.1.1.3. LASSO ve Ridge Regresyon	85
2.4.1.2. Sınıflandırma Problemlerine Yönelik Makine Öğrenimi Algoritmaları.....	88
2.4.1.2.1. Lojistik Regresyon	88
2.4.1.3. Çalışmada Kullanılan Makine Öğrenimi Algoritmaları	90
2.4.1.3.1. Karar Ağaçları	90
2.4.1.3.2. Random Forest (Rastgele Orman)	91
2.4.1.3.3. Destek Vektör Makineleri	94
2.4.1.3.4. Ekstra Ağaçlar	96
2.4.1.3.5. Gradyan Artırma Makineleri	97
2.4.1.3.6. Hafif Gradyan Artırma Makineleri (LightGBM)	99
2.4.1.3.7. Aşırı Gradyan Artırma (XGBoost)	99
2.4.1.3.8. Histogram Tabanlı Gradyan Artırma	100
2.4.1.3.9. K-En Yakın Komşu (KNN).....	101
2.4.1.3.10. Bagging (Torbalama)	102
2.4.1.3.11. AdaBoost (Uyarlanabilir Güçlendirme)	103

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

3. LİTERATÜR ARAŞTIRMASI.....	104-111
-------------------------------	---------

DÖRDÜNCÜ BÖLÜM

4. UYGULAMA.....	112-148
4.1. Araştırmanın Amacı ve Önemi	112
4.2. Araştırmada Kullanılan Yöntemler	113
4.2.1. Ülkeler için Analizler (KVB: Yıl)	113
4.2.2. Yıllar için Analizler (KVB: Ülke)	114
4.2.3. Araştırmada Kullanılan Veri Toplama Araçları.....	115
4.2.4. Karar Verme Birimlerinin Seçimi.....	115
4.2.5. Girdi ve Çıktıların Seçimi	116
4.2.5.1. Bilgi Edinimi Boyutu.....	118
4.2.5.2. Bilgi Üretimi Boyutu	119

4.2.5.3. Bilgi Dağıtımı Boyutu	120
4.2.5.4. Bilgi Kullanımı Boyutu	121
4.3. Veri Zarflama Analizi Tahminleri	121
4.4. Entropi Yöntemi ile Bilgi Ekonomisi Boyutlarının Önem Derecelerinin Belirlenmesi.....	133
4.5. Gri İlişkisel Analiz Yöntemi ile Ülkelerin Bilgi Ekonomisi Performansları Açısından Sıralanması.....	138
4.6. Makine Öğrenimi Algoritmaları Tahminleri.....	146
SONUÇ VE ÖNERİLER.....	149
KAYNAKÇA	159
EKLER.....	176
ÖZGEÇMİŞ.....	213

ÖZET

Bilgi ekonomisi, günümüz küresel rekabet ortamında ülkelerin ekonomik kalkınma ve sürdürülebilir büyüme hedeflerine ulaşmalarında kritik bir rol oynamaktadır. Bilginin üretimi, edinimi, dağıtımı ve kullanımı süreçlerinin etkinliği, ülkelerin rekabet gücünü ve ekonomik performansını doğrudan etkilemektedir. Bu bağlamda ülkelerin bilgi ekonomisi göstergelerindeki performanslarının değerlendirilmesi hem ekonomik stratejilerin belirlenmesinde hem de politikaların şekillendirilmesinde önem arz etmektedir. Bu çalışma bilgi ekonomisi göstergeleri kapsamında ülkelerin performanslarının değerlendirilmesini amaçlamaktadır. Araştırmada 45 ülkenin 2007-2020 yılları arasındaki verileri analiz edilmiştir. Çalışmada bilgi edinimi, bilgi üretimi, bilgi dağıtımı ve bilgi kullanımı boyutları ele alınarak Veri Zarflama Analizi (VZA), Entropi Ağırlık Yöntemi, Gri İlişkisel Analiz (GİA) ve makine öğrenimi algoritmaları bütünsel bir yaklaşımla kullanılmıştır. VZA sonuçlarına göre ülkelerin bilgi ekonomisi performansları hem ülkeler hem de yıllar için değerlendirilmiştir. Entropi yöntemiyle belirlenen alt kategori ağırlıkları incelendiğinde bilgi ekonomisinin en önemli alt boyutunun bilgi üretimi olduğu tespit edilmiştir. GİA sonuçlarına göre genel bilgi ekonomisi göstergeleri açısından en yüksek performansa sahip ülkenin Belçika, en düşük performansa sahip ülkenin ise Kırgızistan olduğu belirlenmiştir. Yıllara göre yapılan değerlendirmede ülkelerin ortalama olarak en yüksek performans gösterdikleri yılın 2014; en düşük performans gösterdikleri yılın ise 2007 olduğu saptanmıştır. Bunlara ilaveten diğer yöntemlerle bir mukayese yapabilmek amacıyla alternatif bir yöntem olarak makine öğrenimi algoritmaları kullanılmıştır. Yıllara göre yapılan analizde destek vektör makineleri en iyi performansı göstermiştir. Ükelere göre yapılan analizde ise en iyi performans gösteren algoritma ekstra ağaçlar algoritması olsa da elde edilen tahminlerin doğruluk derecesi kabul edilebilir düzeyde olmamıştır. Çalışmanın sonuçları bilgi ekonomisinin dört ayrı boyutunda ülkelerin performanslarını değerlendirerek özellikle Türkiye'nin bilgi ekonomisi performansına ilişkin önemli bulgular sunmuştur. Bu araştırmanın bilgi ekonomisi performansının ölçülmesi ve değerlendirilmesi için bütünsel bir metodolojik yaklaşım sunarak literatüre katkı sağlaması beklenmektedir.

Anahtar Kelimeler: Bilgi Ekonomisi, Veri Zarflama Analizi, Çok Kriterli Karar Verme, Makine Öğrenimi, Performans Değerlendirme

ABSTRACT

The knowledge economy plays a critical role in enabling countries to achieve economic development and sustainable growth in today's globally competitive environment. The efficiency of processes related to the production, acquisition, dissemination, and utilization of knowledge directly influences a country's competitiveness and economic performance. In this context, assessing the performance of countries in terms of knowledge economy indicators is very important for shaping economic strategies and informing policy decisions. This study aims to evaluate the performance of countries in terms of knowledge economy indicators. The analysis covers data of 45 countries for the period between 2007 and 2020. An integrated methodological framework is employed, incorporating Data Envelopment Analysis (DEA), the Entropy Weight Method, Grey Relational Analysis (GRA), and machine learning algorithms, with a focus on four key dimensions of the knowledge economy: knowledge acquisition, knowledge production, knowledge dissemination, and knowledge utilization. Based on the DEA results, the knowledge economy performance of countries was assessed both across countries and over time. Examining the sub-dimension weights determined using the entropy method, it was revealed that knowledge production is the most influential component of the knowledge economy. Given the GRA results, Belgium was found to have the highest overall performance in terms of knowledge economy indicators, while Kyrgyzstan ranked lowest. The temporal analysis indicated that 2014 was the year in which countries, on average, demonstrated their highest performance, whereas 2007 marked the lowest average performance year. Additionally, machine learning algorithms were employed as an alternative method to allow for comparative analysis. Among the temporal analyses, support vector machines yielded the best performance. In the country-based analysis, while the Extra Trees algorithm achieved the highest performance, the prediction accuracy levels were not within an acceptable range. The results achieved in this research provide significant insights into the performance of countries across the four dimensions of the knowledge economy, with particular emphasis on Turkey's position. By presenting an integrated methodological approach for measuring and evaluating knowledge economy performance, this research is expected to contribute to academic literature.

Keywords: Knowledge Economy, Data Envelopment Analysis, Multi-Criteria Decision Making, Machine Learning, Performance Evaluation

TABLÖLAR LİSTESİ

Tablo Nr.	Tablo Adı	Sayfa Nr.
1	Bilgi Ekonomisi ile Geleneksel Ekonomi Arasındaki Başlıca Farklar	14
2	Temel Bilgi Ekonomisi Çerçevesi.	20
3	OECD Bilgi Ekonomisi Göstergeleri.	22
4	APEC Bilgi Ekonomisi Göstergeleri	23
5	KAM Basic Scorecard Modeli Temel Unsurları	24
6	Custom Scorecard (Özel Skorkart) Modelinde Kullanılan Değişkenler.....	27
7	CCR Modeli İndisleri	42
8	KVB'nin Sayısı Hakkında Bazı Ampirik Kurallar	54
9	Çok Kriterli Karar Verme Ağırlıklandırma Yöntemleri.	65
10	ÇKKV Problemleri ve Yöntemleri	70
11	Çok Kriterli Karar Verme Yöntemlerinin Sınıflandırılması	71
12	Veri Türleri.	79
13	Makine Öğrenimi Algoritmaları.	82
14	Modelde Kullanılan Girdi ve Çıktılar.	117
15	Bilgi Edinimi Açısından Yılların Etkinlik Puanları.	123
16	Bilgi Edinimi Açısından Ülkelerin Etkinlik Puanları.	124
17	Bilgi Üretimi Açısından Yılların Etkinlik Puanları.	125
18	Bilgi Üretimi Açısından Ülkelerin Etkinlik Puanları.....	126
19	Bilgi Dağıtım Açısından Yılların Etkinlik Puanları... ..	127
20	Bilgi Dağıtım Açısından Ülkelerin Etkinlik Puanları.....	128
21	Bilgi Kullanımı Açısından Yılların Etkinlik Puanları.	129
22	Bilgi Kullanımı Açısından Ülkelerin Etkinlik Puanları.....	130
23	Bilgi Ekonomisi Göstergeleri Açısından Yılların Etkinlik Puanları.....	131
24	Bilgi Ekonomisi Göstergeleri Açısından Ülkelerin Etkinlik Puanları.....	132
25	Ülkeler İçin Karar Matrisi	133
26	Ülkeler İçin Normalize Karar Matrisi.....	134
27	Ülkeler İçin Entropi Değerlerinin Elde Edilmesi	135
28	Ülkeler İçin Entropi Yöntemiyle Hesaplanan Bilgi Ekonomisi Boyutlarının Önem Dereceleri	135
29	Yıllar İçin Karar Matrisi	136
30	Yıllar İçin Normalize Karar Matrisi.. ..	137

31	Yıllar İçin Entropi Değerlerinin Elde Edilmesi	137
32	Yıllar İçin Entropi Yöntemiyle Hesaplanan Bilgi Ekonomisi Boyutlarının Önem Dereceleri	138
33	Ülkeler İçin Referans Serisi ve Karşılaştırma Matrisi	139
34	Ülkeler İçin Normalize Edilmiş Karar Matrisi..	140
35	Ülkeler İçin Mutlak Değer Tablosu	141
36	Ülkeler İçin Gri İlişkisel Katsayı Matrisi..	141
37	Ülkeler İçin Gri İlişkisel Dereceler ve Sıralama	142
38	Yıllar İçin Referans Serisi ve Karşılaştırma Matrisi	143
39	Yıllar İçin Normalize Edilmiş Karar Matrisi	144
40	Yıllar İçin Mutlak Değer Tablosu	144
41	Yıllar İçin Gri İlişkisel Katsayı Matrisi	145
42	Yıllar İçin Gri İlişkisel Dereceler ve Sıralama..	146
43	Yılların Etkinlik Puanlarına Göre Makine Öğrenimi Algoritmalarının Performans Metrikleri	147
44	Ülkelerin Etkinlik Puanlarına Göre Makine Öğrenimi Algoritmalarının Performans Metrikleri	148

ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil Nr.	Şekil Adı	Sayfa Nr.
1	Bilgi Ekonomisi Endeksi ve Bilgi Endeksi.....	25
2	Veri Zarflama Analizi Modelleri	41
3	Veri Zarflama Analizinin Uygulama Aşamaları.....	58
4	Tipik Bir Karar Matrisi	63
5	Makine Öğrenimi Uygulamaları.....	78
6	Makine Öğrenimi Yaklaşımları	81
7	Karar Ağacı Yapısı	91
8	Uygulamaya İlişkin Akış Diyagramı	115

KISALTMALAR LİSTESİ

AB	: Avrupa Birliği
ABD	: Amerika Birleşik Devletleri
ABS	: Avustralya İstatistik Bürosu Çerçevesi
ANOVA	: Tek Yönlü Varyans Analizi
APEC	: Asya Pasifik Ekonomik İş Birliği
AR	: Arjantin
AR-GE	: Araştırma ve Geliştirme
ASEAN	: Güneydoğu Asya Ülkeleri Birliği
BCC-O	: Çıktıya yönelik BCC Modeli
BİT	: Bilgi ve İletişim Teknolojileri
BR	: Brezilya
CL	: Şili
CO	: Kolombiya
CRS	: Ölçeğe Göre Sabit Getiri
CZ	: Çekya
ÇKKV	: Çok Kriterli Karar Verme
DDF	: Yönlü Uzaklık Fonksiyonu
DYY	: Doğrudan Yabancı Yatırım
EKK	: En Küçük Kareler Yöntemi
EPO	: Avrupa Patent Ofisi
ESRC	: Birleşik Krallık Ekonomik ve Sosyal Araştırma Konseyi
GİA	: Gri İlişkisel Analiz
GSMH	: Gayri Safi Milli Hasıla
GSYİH	: Gayri Safi Yurtiçi Hasıla
HU	: Macaristan
KAM	: Bilgi Değerlendirme Metodolojisi
KEİ	: Bilgi Ekonomisi Endeksi
KNN	: K-En Yakın Komşu
KVB	: Karar Verme Birimleri
LightGBM	: Hafif Gradyan Artırma Makineleri
MX	: Meksika

OECD	: Ekonomik İş birliđi ve Kalkınma Örgütü
ÖE	: Ölçek Etkinlik
PL	: Polonya
PSTN	: Genel Aktarmalı Telefon Şebekesi
RMSE	: Ortalama Karekök Sapması
RO	: Romanya
SK	: Slovakya
STE	: Saf Teknik Etkinlik
TH	: Tayland
TR	: Türkiye
TTE	: Toplam Teknik Etkinlik
VRS	: Ölçeđe Göre Deđişken Getiri
VZA	: Veri Zarflama Analizi
WBI	: Dünya Bankası Enstitüsü
XGBoost	: Aşırı Gradyan Artırma Algoritması
ZA	: Güney Afrika

GİRİŞ

Bilgi, en genel anlamıyla bireylerin, toplumların ve kuruluşların karar alma ve problem çözme süreçlerinde kullandığı anlamlı verilerdir. Bilgi, gözlem, öğrenme, deneyim ve araştırma yoluyla elde edilen anlamlı ve yapılandırılmış bir bütünlük olarak tanımlanabilir. Bilgi, insanlık tarihinin her döneminde toplumların ve bireylerin gelişiminde kilit bir rol oynamıştır. Özellikle toplumsal ilerleme ve ekonomik büyüme açısından bilgi, giderek daha belirleyici bir unsur haline gelmiştir (Machlup, 1962: 12). Bilimsel bilgi ise sistematik yöntemlerle elde edilen, doğruluğu test edilmiş ve genellenebilir özelliklere sahip bir bilgi türüdür. Bilimsel bilgi, belirli bir disipline özgü kurallara dayalı olarak üretilir ve nesnelliği, tekrarlanabilirliği ve geçerliliği ile diğer bilgi türlerinden ayrılmaktadır (OECD, 1996: 21). Teknoloji, sağlık, enerji ve çevre gibi pek çok alanda insanlığın gelişiminde temel bir faktör olan bilimsel bilgi aynı zamanda ekonomik büyüme ve verimlilik açısından da kritik bir unsur olarak kabul edilmektedir (Brinkley, 2006: 4). Günümüzde, teknolojinin ve öğrenme süreçlerinin artan önemiyle birlikte bilgi, ekonomik sistemlerin merkezinde yer alarak bilgi ekonomisinin temel yapı taşlarından biri haline gelmiştir. Bu bağlamda, bilgi ekonomisi (veya bilgiye dayalı ekonomi) kavramı ön plana çıkmaktadır (Mehrara ve Rezaei, 2015: 1). Bilgiye dayalı ekonomi geleneksel ekonomi ile ortak yönleri olsa da birçok açıdan farklı özelliklere sahiptir. Bilgi ekonomisinde büyümenin ana kaynağı doğal kaynaklar ya da toprak değil bilgidir. Çeşitli tanımlarından yola çıkılarak bilgi ekonomisinin genel karakteristiğinin, doğrudan bilgi ve enformasyonun üretimi, dağıtımı ve kullanımına dayanan ekonomi olarak ifade edilmesi mümkündür (Powell ve Snellman, 2004: 201). Ayrıca bilgi ekonomisi iyi eğitilmiş çalışanlar tarafından yüksek ve artan yoğunlukta bilgi ve iletişim teknolojileri kullanımı ile karakterize edilmektedir (Hadad, 2017: 204). Bilgi ekonomisi bilimsel araştırma ve teknolojik ilerlemelerle yaratılan yeni bilginin üretilmesi ve benimsenmesine; eğitim ve araştırmaya yapılan yatırımlara; en iyi uygulamaların benimsenmesine; sosyal, ekonomik ve kültürel yeniliklere açıklığa dayanmaktadır. Yüksek işgücü ve altyapı maliyetlerine sahip sanayileşmiş/gelişmiş ülkeler için bilgi ekonomisi yüksek teknoloji ürün üretimi ve hizmet sektörlerinde rekabet avantajları sunmaktadır. Doğal kaynaklara dayalı ekonomiler için bilgi ekonomisi, daha yakın müşteri bağlantıları ile gelişmiş teknolojiler ve daha yüksek katma değerli ürünlerin yanı sıra sürdürülebilir kalkınma için bir yol sunmaktadır. Gelişmekte olan ülkeler için bilgi kalkınma sürecini hızlandırmakta ve teknolojilerde sıçrama yapma ve uluslararası yatırımcılar için daha cazip hale gelerek küresel ekonomiye daha hızlı entegre olma olanakları sunmaktadır. Bilgi uzun zamandır ekonomik büyümede önemli bir faktördür. Ekonomistler artık teori ve modellerine bilgi ve teknolojiyi doğrudan dahil etmenin yollarını araştırmaktadır. Bu kapsamda yeni büyüme teorisi bilgi ve teknolojinin üretkenlik ve ekonomik büyümedeki rolünü anlama çabasını yansıtmaktadır. Bu teoriye göre araştırma ve geliştirmeye, eğitim ve öğretime ve yeni yönetsel iş

yapılarına yapılan yatırımlar kilit öneme sahiptir (Bashir, 2013a: 24). Bu nedenle bilgiye yatırım yapmanın, teknolojiyi benimsemenin ve bilgiyi etkin bir şekilde kullanmanın günümüz ekonomisinde rekabet avantajı elde etmede önemli bir unsur olduğu dikkate alındığında ülkelerin bilgi ekonomisi açısından performanslarının incelenmesi ve değerlendirilmesi önemlidir.

Bilgi yatırımlarına ek olarak bilginin resmi ve gayri resmi ağlar aracılığıyla dağıtımı da ekonomik performans için esastır. Gelişmekte olan bilgi toplumunda bilgi giderek daha fazla kodlanmakta ve bilgisayar ve iletişim ağları aracılığıyla iletilmektedir. Ayrıca kodlanmış bilgiyi kullanma ve uyarlama becerileri de dahil olmak üzere dolaylı bilgi de gereklidir; bu da bireyler ve firmalar tarafından sürekli öğrenmenin öneminin altını çizmektedir (Mehrara ve Rezaei, 2015: 1).

Bilgiye dayalı ekonomide inovasyon hem kodlanmış hem de dolaylı bilginin değişiminde üreticilerin ve kullanıcıların etkileşimi aracılığı ile yönlendirilmekte; bu etkileşimli model, geleneksel doğrusal inovasyon modelinin yerini almaktadır. Bilim ve teknolojinin geliştirilmesinde kamu üniversite sanayi arasındaki iş birliğinden oluşan ulusal inovasyon sistemlerinin yapılandırılması ekonomik anlamda önemli bir belirleyicidir. Bilgiye dayalı ekonomide istihdam daha yüksek vasıflı işçilere yönelik artan talep ile karakterize edilmektedir. Bilim sistemi esasen kamu araştırma laboratuvarları ve yüksek öğrenim enstitüleri, bilgi üretimi, aktarımı ve transferi dahil olmak üzere bilgi temelli ekonomide kilit işlevleri yerine getirmektedir (Mehrara ve Rezaei, 2015: 1).

Genel olarak bilgiye dayalı ekonomide neler olup bittiğinin anlaşılması, bilgiyle ilgili mevcut göstergelerin kapsamı ve kalitesiyle sınırlı kalmaktadır. Geleneksel ulusal hesaplar çerçeveleri, ekonomik büyüme, üretkenlik ve istihdamdaki eğilimleri açıklama konusunda bazı durumlarda kısmen yetersiz kalabilmektedir. Bilgiye dayalı ekonomi göstergelerinin geliştirilmesi, AR-GE harcamaları ve araştırma personeli gibi girdi göstergelerinin iyileştirilmesiyle başlamalıdır. Hem imalat hem de hizmet sektörlerinde özellikle bilgi teknolojilerinin yayılmasıyla ilgili bilgi stokları ve akışlarına; teknolojinin üretkenlik ve büyüme üzerindeki etkisinin daha iyi ölçülmesi için bilgi yatırımlarının sosyal ve özel getiri oranlarına, bilgi ağlarının ve ulusal inovasyon sistemlerinin işleyişine ve beşerî sermayenin geliştirilmesine yönelik daha kapsamlı göstergelere ihtiyaç duyulmaktadır (Mehrara ve Rezaei, 2015: 2).

Girişimcilik ve yenilikçilik, araştırma ve geliştirme, yazılım ve ürün tasarımı gibi alanlarda kendini gösteren bilginin uygulanması, küresel ekonomideki büyümenin temel kaynaklarından biridir. Pek çok gelişmekte olan ülke küresel bilgi stokundan faydalanmakta ancak bunu kendi ihtiyaçlarına uygulamakta başarısız olmaktadır. Fakat büyüme için bu önemli araçtan kendilerini mahrum bırakmamaları gerekmektedir. Gelişmekte olan ülkeler, güçlü yönlerini geliştirerek ve insan sermayesine, etkin kurumlara, ilgili iletişim teknolojilerine ve yenilikçi ve rekabetçi işletmelere uygun yatırımları dikkatle planlayarak bilgi devriminden faydalanabileceklerdir (Mehrara ve Rezaei, 2015: 2).

Bilgi ekonomisi açısından ülkeler Birleşmiş Milletler Kalkınma Programı'nın Küresel Bilgi Endeksi ile ölçülmektedirler. Bu ölçümde ülkelere dair çeşitli seviyelerdeki eğitim, AR-GE ve inovasyon, bilgi ve iletişim teknolojileri, ekonomi ve çevre olmak üzere 7 faktör dikkate alınmaktadır. Bu tez çalışmasının amacı ise bu değerlendirmeden daha farklı olarak Türkiye dahil olmak üzere verilerine ulaşabilmenin mümkün olduğu ülkelerin bilgi ekonomisi göstergeleri odağında etkinliklerinin değerlendirilmesidir. Bu çalışmada Dünya Bankası ve OECD veri tabanından 2007-2020 yıllarına ilişkin veriler kullanılmış ve ülkelerin bilgi ekonomisi kaynaklarını ne kadar etkin kullandıkları incelenmiştir. İlgili çalışmada verisine ulaşılabilen 45 ülke araştırmanın örneklemini oluşturmaktadır. Araştırmaya dahil edilen ülkelerin bilgi ekonomisi göstergeleri odağında bilgi edinimi, bilgi üretimi, bilgi dağıtımı ve bilgi kullanımı kategorilerine göre girdi ve çıktı değişkenleri belirlenmiştir. Söz konusu değişkenler: ticari açıklık, net doğrudan yabancı sermaye (yatırım) girişi (% GSYİH), yasal düzenleme kalitesi, AR-GE harcamalarının GSYİH içindeki payı, ulusal patent başvurusu, eğitime yönelik kamu harcamaları (% GSYİH), ortaöğretime katılma oranı, yıllık GSYİH büyümesi (%), bilimsel ve teknik dergi makale sayısı, 100 kişiye düşen mobil iletişim aboneliği ve penetrasyon sayısı, internet kullanan birey sayısı ve yüksek teknolojik ürünlerin ihracat içerisindeki payı olarak özetlenebilir. Ülkelerin bilgi ekonomisi göstergeleri çerçevesinde performansları Veri Zarflama Analizi (VZA) ile ölçülerek etkinlik skorları elde edilmiştir. VZA analizlerinde ölçeğe göre değişken getiri varsayımı altında çıktıya yönelik BCC modeli benimsenmiştir.

Bilgi ekonomisinin farklı alt kategorilerinde etkin ve etkin olmayan ülkeler ve etkin olunan ve olunmayan yıllar belirlendikten sonra alt kategoriler Çok Kriterli Karar Verme yöntemleri arasında yer alan Entropi yöntemi ile ağırlıklandırılmış ve ardından Gri İlişkisel Analiz yöntemi ile sıralama yapılmıştır. Analizlerin son adımı olarak elde edilmiş olan etkinlik değerleri hedef/bağımlı değişken olarak ve tüm girdi ve çıktı değişkenleri de bağımsız değişken olarak tanımlanmış ve etkinlik tahminlerinin güvenilirliği makine öğrenmesi yaklaşımları ile test edilmiştir. Bu aşamada makine öğrenimi regresyon modelleri yöntemleri içerisinde farklı algoritmalar kullanılarak en iyi performansa sahip algoritma üzerinden sonuçlar yorumlanmıştır.

Bu tez çalışması 4 ana bölüm olarak düzenlenmiştir. 1. bölümde bilgi ekonomisinin temelleri kapsamında bilgi ekonomisinin tanımı, kapsamı, tarihçesi ve gelişimi, temel kavramları ve unsurları, özellikleri, bilgi ekonomisinin ölçülmesi, bilgi ekonomisinin temel performans göstergeleri ve endeksleri, bilgi ekonomisi çerçeveleri ele alınmıştır. 2. bölüm performans ölçülmesinde kullanılan yöntemler çerçevesinde Veri Zarflama Analizi, Çok Kriterli Karar Verme ve Kriter Ağırlıklandırma Yöntemleri ile makine öğrenimi yaklaşımlarını tanıtmaktadır. 3. bölüm bilgi ekonomisi açısından ülkelerin performans ölçümüne yönelik literatür araştırmasını içermektedir. 4. bölüm ise çalışmanın metodolojisini sunmakta ve bu bölümde çalışmanın amacı ve önemi ile çalışmada kullanılan yöntemlerle yapılan analizlere ve elde edilen bulgulara yer verilmektedir. Son olarak sonuç ve öneriler bölümü ile çalışma sonlandırılmıştır.

BİRİNCİ BÖLÜM

1. BİLGİ EKONOMİSİNİN TEMELLERİ

1.1. Bilgi Ekonomisinin Tanımı, Kapsamı, Tarihçesi ve Gelişimi

Son on yılda üretkenliğe dayalı ekonomik büyüme ve belirleyicileri üzerine çok sayıda araştırma yapılmaktadır. Bunun başlıca nedeni hızlı faktör birikiminden kaynaklanan ekonomik büyümenin azalan getirilere tabi olduğu ancak sürdürülebilir olmadığı yönündeki yaygın inanıştır. Son zamanlarda bilginin toplam faktör verimliliği artışına ve dolayısıyla sürdürülebilir uzun vadeli ekonomik kalkınmaya katkısına artan bir ilgi vardır (Chen ve Dahlman, 2005: 4). Sürdürülebilir büyüme ve artan istihdam ile toplumsal refahın yükseltilebilmesi muhtemeldir. Verimliliğin ve dolayısıyla rekabet gücünün artırılması emek ve kaynak yoğun üretimden katma değeri yüksek, teknoloji tabanlı ve bilgiye dayalı üretime doğru kayma sonucunda teknolojik yetenek edinimine bağlıdır (Yavaş, 2014: 48).

Bilgiyi üretme, kullanma ve yayma kabiliyeti şeklinde ifade edilebilecek teknolojik yetenek uluslararası rekabet gücünü, ekonomik büyümeyi ve toplumların refahını belirleyen önemli unsurlardan biridir. Gelişmiş teknolojik seviyeye sahip ülkelerde ekonomik faaliyetlerin önemli bir bölümünü bilgiye dayalı faaliyetlerin oluşturduğu bir dönüşüm süreci yaşanmaktadır. Dünya genelinde belirginlik kazanan bu geçiş süreci üretimden pazarlamaya kadar ekonomik faaliyetlerin tüm alanlarında yapısal bir değişimi ifade etmektedir. Günümüzde üretim ve hizmet faaliyetlerinde artan bilgi kullanımının önemli hale gelmesiyle ekonomileri tanımlamak için "Bilgiye Dayalı Ekonomi" veya "Bilgi Ekonomisi" terimleri kullanılmaya başlanmıştır (Saygılı, 2003: 5). Ayrıca küreselleşme ve teknolojik yenilikler de çağdaş ekonomiyi bilgi ekonomisi olarak adlandırılan terime dönüştürmüştür (Hadad, 2017: 203).

Yirminci yüzyılın sonlarında teknolojinin ilerlemesiyle ve Sanayi Devriminin kazanımlarıyla özellikle bilgi ve iletişim teknolojilerinin gelişimiyle sözde bilgi devrimi yeni küresel bilgi ekonomisini şekillendirmeye başlamıştır. O zamandan beri süregelen gelişmelerle üretim faktörleri ve yenilik unsurlarının günümüzdeki değişimine atfedilen yeni bir ekonomik faaliyet kuşağı ortaya çıkmıştır. Bilgi devriminin benzersizliği insanlık tarihinde ilk kez ekonomik kaynakların temelinde yatmaktadır - ekonomistlerin deyimiyle üretim araçları - artık sermaye, doğal kaynaklar veya emek değil bilgidir. OECD (1996)'ye göre bilgi değer olarak üretkenlik ve yenilik ile yaratılan temel bir ekonomik kaynaktır (Al-Rahbi, 2008: 36-38)

Günümüzde politika yapıcılar ve uluslararası kuruluşlar tarafından yaygın olarak kullanılan ve tercih edilen bilgi ekonomisi kavramı ilk kez 1962'de Fritz Machlup tarafından ortaya çıkmıştır. Avusturya doğumlu ekonomist Machlup her türlü bilginin üretimini ve dağıtımını ölçen Amerika Birleşik Devletleri'nde etkili bir çalışma yayınlamıştır. Machlup'un hesaplamaları bilgi ekonomisi politikaları ve ölçümü üzerine geniş bir literatürün oluşmasına katkı sağlamıştır. Bu kapsamda Machlup (1962)'a göre bilgi ekonomisi bilginin üretimi, dağıtımı ve tüketimine dayalı bir ekonomi türüdür (Godin, 2008: 3).

Daha sonra çoğu iktisatçı, araştırmacı ve firma tarafından benimsenen bilgi ekonomisi terimi Bell (1974) ve Porat ve Rubin (1977) çalışmalarıyla ortaya çıkmıştır. (Smith, 2002: 6) bilgi ekonomisinin kesin bir kavram olmaktan ziyade en iyi ihtimalle yaygın olarak kullanılan bir metafor olduğunu savunurken Roberts ve Armitage (2008) çağdaş ekonominin bilgi kadar bilgisizlikle de karakterize edilebilir olduğunu öne sürerek kavramın geçerliliğini sorgulamıştır. Ayrıca Godin (2006) bilgiye dayalı ekonominin politika yapıcıların dikkatini küresel ekonomiyle ilgili olarak öncelikle bilim ve teknoloji konularına yönlendirmek amacıyla Ekonomik İş birliği ve Kalkınma Örgütü (OECD) tarafından desteklenen bir kavram olduğunu öne sürmektedir (Roberts, 2009: 286). Aslında OECD bilgiye dayalı ekonomi teriminin modern ekonomilerde bilgi ve teknolojinin yerinin daha iyi tanınmasından kaynaklandığını belirtmektedir. Burada bilginin rolü (doğal kaynaklar, fiziksel sermaye ve düşük beceriye sahip iş gücüyle karşılaştırıldığında) daha büyük bir önem kazanmıştır. Hızları farklı olabilir ancak tüm OECD ekonomileri bilgiye dayalı bir ekonomiye doğru ilerlemektedir (OECD, 1996). Peter Drucker (1999) bilgi ekonomisinde ekonomik performansın belirleyici faktörlerinden biri olan bilgiyi ana üretim faktörü olarak kabul etmektedir. Bilginin sermaye ve işgücünden daha önemli olduğunu öne sürmektedir.

Bilgi ekonomisinin tanımı konusunda kesin bir fikir birliği yoktur. Aslında bazı araştırmacılar tarafından böyle bir olgunun gerçekten var olup olmadığı ya da yeni bir şey olup olmadığı da sorgulanmaktadır (Sokol, 2005: 225). Bu bağlamda bilgi ekonomisi kavramı araştırmacılar ve kurumlar tarafından farklı açılardan tanımlanmaktadır (OECD, 1996; Smith, 2002; Powell ve Snellman, 2004; Brinkley, 2006). Bu tanımlardan bazıları aşağıdaki gibidir:

Bilgi ekonomisi doğrudan bilgi ve enformasyonun üretimine, dağıtımına ve kullanımına dayanmaktadır. Bu durum OECD ekonomilerindeki yüksek teknoloji yatırımlarda, yüksek teknoloji endüstrilerde, yüksek vasıflı işgücünde ve buna bağlı üretkenlik kazanımlarında büyümeye yönelik eğilime de yansımaktadır (OECD, 1996: 3).

Dünya Bankası için bilgi ekonomisi, ekonomik kalkınmayı artırmak için bilginin edinildiği, yaratıldığı, yayıldığı ve etkin bir şekilde kullanıldığı bir ekonomidir (Chen ve Dahlman, 2005: 4).

Charles Leadbeater'ın 1999 yılında yayımlanan "Yeni Ekonomi için Yeni Ölçüler" raporunda belirtildiği üzere bilgiye dayalı ekonomi yalnızca yüksek teknoloji endüstrilerinin bir tanımı değildir. Aksine tarımdan perakendeciliğe, yazılımdan biyoteknolojiye olmak üzere tüm sektörlerle, tüm şirketlere ve tüm bölgelerde geçerli olabilecek yeni rekabet avantajı kaynağını tanımlamaktadır.

Powell ve Snellman ise bilgi ekonomisini teknolojik ve bilimsel gelişmenin hızlanmasına ve aynı derecede önemini hızlıca kaybetmesine katkıda bulunan bilgi yoğun faaliyetlere dayalı üretim ve hizmetler olarak tanımlamaktadır. Bilgi ekonomisinin temel bileşenleri fiziksel girdiler veya doğal kaynaklardan ziyade iyileştirmelerin AR-GE laboratuvarından üretim ortamına ve müşterilerle bağlantı kurulmasına kadar üretim sürecinin her aşamasına entegre edilmesi çabasıyla birleştirilmiş bilgi sağlama ve entelektüel yeteneklere bağımlılığı içermektedir. Bu değişiklikler maddi olmayan/soyut sermayeye atfedilebilen Gayri Safi Yurtiçi Hasılanın (GSYİH) artan göreceli payına yansıtılmaktadır (Abramovitz ve David 1996'dan aktaran: (Powell ve Snellman, 2004: 201).

Bu tanımlarla uyumlu olarak Birleşik Krallık Ekonomik ve Sosyal Araştırma Konseyi (ESRC) küresel bilgi toplumunda bilgi ekonomisinin etkili bir şekilde işleyebilmesinin anahtar kaynak olarak daha çok bilgi, beceri ve yenilikçilik potansiyeli gibi maddi olmayan varlıkların etkin kullanımına dayandığını savunmaktadır. Burada ortaya çıkan ekonomik yapıyı tanımlamak için ise bilgi ekonomisi terimi kullanılmaktadır. Bilgi ekonomisinin geliştirilmesi rekabet avantajı sağlamanın bir yolu olarak kabul edilmekte olup bu da ülkenin sosyal ve ekonomik refahına katkıda bulunmaktadır (ESRC, 2007).

Bu tanımlar bilgi ekonomisinin temel kavramlarını ve önemini vurgulamaktadır. Geleneksel olarak ekonomik değer makineler, toprak ve işgücü gibi maddi varlıklardan gelirken bilgi ekonomisinde bu değer bilginin üretimi, işlenmesi ve iletilmesinden kaynaklanmaktadır. Bu nedenle bilgiye yatırım yapma, teknolojiyi benimseme ve bilgiyi etkin bir şekilde kullanma günümüz ekonomisinde rekabet avantajı elde etmek için kritik bir unsurdur. Bu doğrultuda bilgi ekonomisinin gelişmesini sağlayan faktörler aşağıdaki gibi özetlenebilir (Al-Rahbi, 2008: 38):

- Özellikle bilgi işlem, iletişim, ulaşım ve bilgi alışverişinde teknolojik ilerleme,
- Ülkelerin ve firmaların benzer şekilde dünya ekonomisine entegre olmasını, daha yenilikçi olmasını ve uyum sağlama sürecini hızlandırmasını gerektiren dünya ekonomisinin küreselleşmesi,
- Küreselleşmenin yeni eğilimiyle başa çıkmada bir araç olarak uzmanlaşmış bilginin artan önemi,
- Bilginin diğer geleneksel üretim faktörlerinden daha belirgin bir üretim faktörü haline geldiğine dair farkındalıktaki değişim,

- Sürdürülebilir ekonomik büyümeye ve yeni iş yaratmaya yönelik potansiyel çözümlerin yaratılması.

Yukarıdaki sıralanan faktörler bilgi ekonomisinin yeni bilginin ekonomik kalkınmadaki olumlu etkisini tanımladığını ve geleneksel bilginin azalmasına işaret ettiğini göstermektedir.

Birçok araştırmacı, araştırma kuruluşları, hükümetler ve uluslararası kuruluşlara göre artık bilgiye dayalı bir ekonomide yaşandığı belirtilmektedir. Bilginin bireyler ve firmalar için tüm kararlarda olmasa da birçoğunda temel bir varlık olduğu kabul edilmektedir. Elbette bilginin ekonomideki rolünün yeni olmadığı ancak son yıllarda kısmen bilgi ve iletişim teknolojilerinin gelişmesi ile bilginin nicelik ve nitelik açısından artan bir öneme sahip olduğu bilinmektedir (Godin, 2008: 3). Bu ekonomide iş dünyasının düzenini ve çalışmayı yöneten yeni bir organizasyon biçimi vardır; bu da hızlı beceri gelişimi, sağlam bilgi ve daha büyük sorumluluk gerektirmektedir. Böylece çağdaş toplum öğrenen, yeniyeye uyum sağlayan bir toplum haline gelmekte ve bu bağlamda eğitim sistemleri kendi yeterliliklerinin gelişimine katkıda bulunabilen içinde yaşadığı sosyo-kültürel bağlama tam olarak entegre olabilen insanların yetiştirilmesini hedeflemektedir (Hadad, 2017: 203-204).

Ekonomi teorisi bir bilgi ekonomisinin ülkelerin ekonomik performansı ve rekabet gücü için önemli olduğunu öne sürmektedir (Amavilah ve Andrés: 2022, 2; Godin, 2008: 3). Bilgi ekonomisi ülkelerin ekonomik performansını artırmaları için bilgiyi üreten, yayınlayan ve kullanan bir ekonomidir. Bilgi her zaman her ülkenin gelişim sürecinin merkezinde olmuştur. Ancak günümüzde bilginin yaratılması ve yayılmasındaki artan hız bilgiyi hızlı ekonomik kalkınmanın daha da önemli bir bileşeni haline getirmektedir. Ekonomik büyüme ve küresel rekabet giderek daha çok bilgi tarafından yönlendirilmektedir. Başarılı bir bilgi ekonomisi, akademik bilim ile endüstriyel teknoloji arasında yakın iş birliğinin, ekonomik büyüme ve rekabet gücü için yeniliğe verilen önemin, eğitim ve sürekli öğrenmenin artan öneminin, araştırma geliştirme (AR-GE), yazılım ve eğitim gibi konulara daha büyük yatırımların olduğu bir ekonomiyi ifade etmektedir (Dünya Bankası 2005'ten aktaran Radwan ve Pellegrini, 2010: 13). Bilgi ekonomisine yatırım yapılması bir ülkenin büyüme şeklinde önemli değişiklikler sağlayacak stratejilere yatırım yapmayı içermektedir. Çünkü bilginin uygulanması daha verimli üretim ve hizmet sunma yöntemlerini daha düşük maliyetlerle daha fazla insana sunmaktadır (Salmi, 2009: 13).

Bilgi ekonomisinin mantığı bilginin ekonomik büyümenin bir dinamosu olduğu yani bilgi ile zenginlik arasında bilginin zenginlik yarattığı yönünde sağlam bir nedensellik ilişkisi olduğu varsayımı üzerine inşa edilmiştir. Dolayısıyla bilgi teorik arka planı ne olursa olsun bilgi ekonomisinin tüm versiyonlarında ekonomik başarının merkezinde (ekonomik kalkınmanın tek faktörü olmasa da en önemli faktörü olarak) kavramsallaştırılmaktadır. Burada ortaya çıkan temel

ikilem başarılı ekonomilerin bilgi yoğun oldukları için mi refah yoksa refah içinde oldukları için mi bilgi yoğun olduklarıdır. Başka bir ifadeyle ekonominin mi bilgi tarafından yönlendirildiği yoksa bilgi yaratımının mı ekonomi tarafından yönlendirildiği sorusu ortaya çıkmaktadır. Bu sorunun cevabı net olmamakla birlikte söz konusu ikilemi çözmenin yolu tek yönlü basit bir ilişki yerine bilgi ve zenginliğin, bilginin zenginlik yaratabileceği aynı zamanda bilgi üretmek için de zenginliğe ihtiyaç duyulduğu (bilimsel keşif, teknolojik yenilik veya eğitimli bireyler) bir anlamda etkileşimli bir ilişki içinde olduğunu öne sürmektedir. Dahası bilgi ve zenginlik arasındaki ilişki karşılıklı olarak birbirini güçlendirebilir ve bilgiye yapılan yatırımın daha fazla zenginlik üreten bilgi tabanına yeniden yatırım yapılabilir ekonomik faydalar sağlayabileceği verimli döngü ile sonuçlanabilir. Dolayısıyla bilgi birikimi aslında sermaye birikiminin ayrılmaz bir parçası olarak görülmelidir. Bu durum bir ekonominin bilgi odaklı olduğu ya da olabileceği önermesine çok farklı bir ışık tutmaktadır (Sokol, 2005: 224-225).

1.2. Bilgi Ekonomisinin Temel Kavramları ve Unsurları

1.2.1. Bilgi

Günümüzde bilgi devriminin bir sonucu olarak veri, enformasyon ve bilgi gibi yeni terminolojiler ortaya çıkmıştır. Bu terimler genellikle ayırım yapılmadan birbirlerinin yerine kullanılmaktadır. Dolayısıyla bu terimlerin aralarında bir ayırım yapılması ve tanımlanması gerekmektedir. Bu ayırım Bohn (1994)'a göre bilgi ekonomisinde önemlidir çünkü her biri bilgi ekonomisinde farklı bir katmanı temsil etmektedir. (Bohn, 1994: 61-62), veriyi doğrudan sensörlerden gelen ve değişkenlerin ölçülen düzeyini raporlayan sayılar ve şekiller olarak enformasyonu anlamlı bir şekilde düzenlenmiş veriler şeklinde tanımlamaktadır. Bilgiyi ise tahminlerin yapılmasına ve bu tahminlerle ne yapılacağını belirleyen ilişkilere izin vermek için kullanan kavram olarak belirtmektedir.

Bilgi genellikle ekonomik açıdan kilit bir stratejik kaynak olarak düşünülmektedir. Bu görüşün altında yatan unsur bilginin değerlendirici, sorgulayıcı ve geleceğe yönelik doğasının (zımnî veya açık) tanınmasıdır (Rooney, 2005: 8) Şüphesiz ki bilgi, bireylerin ve toplumların refahında belirleyici bir faktör haline gelmiş ve gelecekte de bu rolünü sürdürecektir. Bilginin bu rolü doğrudan bilgi yaratımı, birikimi, yayılması ve kullanımı sonucunda medeniyetin aşamalı olarak değişim geçirmesine yansımaktadır. Mevcut ekonomik faaliyetlerin etkinliğinin artırılması ve mevcut ekonomik sektörlerle hizmet eden yeni ve geniş bir faaliyet yelpazesi sunulması amacıyla bilginin etkili bir şekilde yaratılması ve kullanılması gerekmektedir. Ayrıca bilgi üzerine yapılan tartışmaların, özellikle gelişmiş ülkelerdeki deneysel çalışmaların, ülkelerin yaratabileceği, yayabileceği ve etkili bir şekilde kullanabileceği bilgi seviyesi ile ekonomik gelişme arasındaki pozitif ilişkiyi yansıtmaya başlamasıyla daha geniş ve derin olması beklenmektedir. Bilginin ekonomik uygulamalardaki belirleyici ve olumlu rolü göz önüne alındığında özellikle gelişmekte

olan ülkeler bu yeni gelişmeden büyük ölçüde faydalanma potansiyeline sahiptir (Al-Rahbi, 2008: 36-38). Bilgi verimliliğin artırılmasını, yeni endüstrilerin oluşmasını ve büyümesini, yeni bilginin etkin bir şekilde kullanılması için gereken organizasyonel değişiklikleri destekleyerek ekonomiye katkıda bulunmaktadır (Steinmueller, 2002: 142).

Ekonomideki bilgiyi değerlendirirken bilginin diğer metallerden temel açılardan farklı olduğunu kabul etmek de önemlidir. Daha da önemlisi bilginin doğaya meydan okuyan bir kıtlığı vardır (Stiglitz, 1999: 8). Bu çoğu bilginin kamu yararına olan doğasından kaynaklanmaktadır. Maddi olmayan bilginin, enformasyonun, fikirlerin ve diğer soyut düşünce nesnelerinin tüketimi, eğer bilgimi sizinle paylaşırsam, sizin kazancınız benim bilgi stokumu azaltmaz anlamında rakipsizdir. Dahası bilgi bir kez keşfedilip kamuya açıklandığında, bilgiyi edinmenin marjinal maliyeti neredeyse sıfırdır; çünkü bilgi serbestçe elde edilebilir ve her yeni tüketici tarafından yeniden keşfedilmesi gerekmez. Bununla birlikte bilginin doğasına bağlı olarak alıcının bilgiyi anlama ve etkili bir şekilde kullanma becerisini geliştirmesi açısından maliyetlere katlanması mümkündür (Robertz, 2009: 287).

1.2.2. Bilgi ve İletişim Teknolojileri (BİT)

Teknoloji tarihsel süreç içerisinde birbirini takip eden gelişim dönemlerini oluşturan dönüşümlerle gelişmiştir. Tarihteki sanayi devrimi incelendiğinde bu sürecin tarihte üç devrim şeklinde evrildiği görülmektedir. Bu süreçlerden ilki 18. yüzyılda buhar makinesinin icadı olup çoğunlukla küçük atölyelerde el aletlerinin yerini makinelerin almasıyla karakterize edilmektedir. İkincisi 19. yüzyılda elektriğin kullanıma sunulması olup büyük ölçekli fabrikalarda üretimin gelişmesiyle ifade edilmektedir. Üçüncüsü ise 1970'lerde transistörün, kişisel bilgisayarın ve telekomünikasyonun yaygınlaşmasıyla gerçekleşmiştir. Sanayi devrimi ekonomi alanında büyük bir etkiye sahiptir. Dünya, bilgisayar operatörlerinin toplum genelinde sekreterlerin ve daktilocuların yerini almasıyla önemli bir verimlilik artışı yaratmasından değil insanların hayatta kalma ve refahlarını artırma çabalarının artık tamamen farklı bir refah kaynağına dayanmasından dolayı eğitimden sanayiye, ekonomiden siyasete, eğlenceye kadar insan yaşamının birçok yönünü büyük oranda değiştiren bir bilgi teknolojisi devriminden geçmektedir (Tezcan, 2006: 342-343). Bu kapsamda BİT çağdaş dünyanın vazgeçilmez bir parçasıdır. Aslında toplumun bilgi çağının zorluklarını karşılayacak şekilde ayarlanması gerekmektedir. Bilgi ve iletişim teknolojilerinin yaygınlığı teknolojik, sosyal, politik ve ekonomik dönüşümü beraberinde getirmiş ve bu dönüşüm BİT etrafında örgütlenen bir ağ toplumunun ortaya çıkmasına neden olmuştur (Yusuf, 2005: 316).

BİT bilgisayar yazılımları, çevresel ekipmanlar ve diğer bilgi teknolojisi ekipmanları (fotokopi makineleri, yazarkasalar, hesap makineleri vb.) ile birlikte bilgisayarları içeren bir kavram olarak tanımlanmaktadır. Aslında bu teknoloji bilgisayar iş istasyonları, elektronik, telekomünikasyon, yazılım, iletişim ağları ve araçlarının birleşimi ve entegrasyonudur ve bunların

tümü firmaları, endüstrileri ve ekonomiyi bir bütün olarak etkilemektedir (Farhadi vd., 2012: 1). Bilgi ve iletişim teknolojileri radyo, TV ile iletişim ekipmanı ve yazılımını içeren çeşitli iletişim ekipmanlarından oluşmaktadır. Bu nedenle bilgi ve iletişim teknolojilerine yatırım hem bilgisayar hem de telekomünikasyon yatırımlarının yanı sıra ilgili donanım, yazılım ve hizmetlere yapılan yatırımları içermektedir (Dedrick, vd., 2003: 4). Bilgi teknolojisinin verileri, enformasyonu ve bilgiyi coğrafi sınırlar ötesinde çeşitli şekillerde işleme, depolama, iyileştirme ve yayma konusundaki benzeri görülmemiş yetenekleri hükümetlerin, kamunun ve özel sektörün çalışma şekillerini çarpıcı biçimde değiştirmektedir. BİT'in ortaya çıkışı ve yakınsaması bu nedenle küresel sosyoekonomik dönüşümlerin merkezinde kalmıştır. BİT artık elektrik, su gibi temel bir hizmet olarak görülmekte ve bu nedenle her ulusun sosyo-ekonomik kalkınmasında önemli bir faktör haline gelmiştir (Ajayi, 2002: 1). Başka bir ifadeyle BİT teknolojik devrimin çağdaş sembolü ve özellikle endüstriyel ekonomilerde ekonomik büyümenin temel unsuru olarak kabul edilmektedir (Farhadi vd., 2012: 1). Ekonomik büyümenin stratejik faktörlerinden biri bilgi ve bilgiyi yaratma, özümseme ve kullanma kapasitesidir. Bilgiye dayalı ekonominin temel yapı taşlarından biri modern ve yeterli bilgi altyapısıdır. Bilginin ve enformasyonun etkili iletişimini, yayılmasını ve işlenmesini kolaylaştırmaktadır. Bu yeni bilginin yaratılması anlamına gelmekte ve yönetim sürecinde bilgi ve enformasyonun etkin kullanımı için yeni olanaklar yaratmaktadır. BİT'in yaygın kullanımı yalnızca bireysel ekonomik birimlerin verimliliğinin artmasına değil aynı zamanda tüm ekonomiyi geliştirme imkânlarına da katkıda bulunmaktadır (Wierzbicka, 2018: 124). BİT'in yaygın kullanılması bilgi ve enformasyon akışını kolaylaştıran iletişim maliyetlerini de azaltmaktadır. Son on yılda internet ve cep telefonlarının kullanımının artması BİT'in yayılmasını hızlandırmıştır. BİT'in kullanılmasındaki artış ekonomileri küresel olarak birbirine bağlamaktadır. BİT'in kurumsal üstyapısı ve teknolojik altyapısı bireylerin mikro düzey örgütlenmesinden küresel düzeye kadar çok modlu ağlar/bağlanabilirlik aracılığıyla entegre edilmektedir. Yaşam koşullarının iyileştirilmesi, girişimciliğin, yenilikçiliğin geliştirilmesi ve ekonomik büyümenin teşvik edilmesi için BİT'in yaygınlaştırılması ve iyileştirilmesinin şart olduğu ileri sürülmektedir (Majeed ve Ayub, 2018: 445). BİT ticaretin kolaylaştırılmasında ve bölgesel entegrasyonda rol oynamaktadır. Aynı zamanda bilgi ve birikim paylaşımı sınır ötesi iletişimi ve finansal işlemleri de kolaylaştırmaktadır. Bununla birlikte AR-GE, ticaret ve finansal kalkınma için de olumlu sonuçlar üretmekte ve aynı zamanda ekonomik büyümeyi dolaylı olarak etkileyen işgücü verimliliğini ve becerilerini de güçlendirmektedir (Majeed ve Ayub, 2018: 445). Benzer şekilde bilgi ve iletişim teknolojileri e-ticaret, e-iş ve e-bankacılık gibi ekonominin diğer önemli sektörlerine de katkıda bulunmaktadır. E-ticaret seyahat yönetimini, pazar araştırmasını ve iletişim maliyetlerini azaltmakta ve aynı zamanda bilgiye erişimi en üst düzeye çıkararak potansiyel pazar izolasyonunu yöneterek ve yüksek giriş maliyetlerini azaltarak ihracatçıların/üreticilerin birçok sınırlamasının üstesinden gelmektedir (Xing, 2018: 566). Son yıllarda bilgi ve iletişim teknolojileri bankacılık sisteminin de merkezi haline gelmiştir. Örneğin elektronik fatura ödeme, internet bankacılığı ve internet işlemleri gibi elektronik haberleşmenin kullanımı, işletme-işletme (B2B) ve işletme-müşteri (B2C) ilişkilerini değiştirmiştir (Lin ve Lin, 2007: 23).

İşletmeler (şirketler), yönetim ve vatandaş/tüketiciler arasındaki ilişkilerin verimli bir şekilde gelişmesinin temelini oluşturan BİT altyapısının kullanımı aşağıdaki durumlara da yansımaktadır (Olszak ve Ziemba, 2011: 200):

BİT altyapısı;

- İş verimini artırmaya ve işletme maliyetlerini azaltmaya yardımcı olmaktadır.
- Geniş kapsamlı bilgi işleme ile ilişkili yeni işler yaratmaktadır.
- Yatırımcıları ve stratejik ortakları cezbeder ve her bir bölgenin çekiciliğini ve güvenilirliğini artırmaktadır.
- Donanım ve yazılım üreten şirketlerin oluşumunu teşvik etmektedir.

1.2.3. Bilgi İşçileri

Bilgi çalışması günümüz AR-GE çabalarının başlıca itici gücü haline gelmiştir. 1959 gibi erken bir tarihte Drucker toplumun esas değişiminin manuel çalışmadan manuel olmayan çalışmaya doğru olduğu endüstri sonrası bir duruma dönüştüğünü ortaya çıkarmıştır. Drucker bilgi çalışmasını bireyin el emeği yerine zekâsına dayanan üretken bir çalışma olarak tanımlamıştır. Bilgi çalışmasını diğer geleneksel çalışmalardan ayıran temel özellik bilgi çalışmasının temel görevinin düşünmek olmasıdır. Her ne kadar her türlü iş fiziksel, sosyal ve zihinsel çalışmanın bir karışımını gerektirse de bilgi çalışmasını karakterize eden şey doğrusal olmayan ve yaratıcı düşünme gerektiren rutin olmayan sorunların sürekli işlenmesidir ((Drucker, 1969: 247; Reinhardt vd., 2011: 150).

Ekonominin gelişmesinde işçilerin etkisi tartışılmaz bir olgudur. Modern yönetim teorileri ekonominin büyüme süreçlerini teşvik eden yeni başarı araçlarının ortaya çıkmasına dikkat çekmektedir. Yeni tip büyüme araçları olarak kabul edilen bilgi ve enformasyon 21. yüzyıl ekonomisinin özelliklerini tamamen değiştirmiştir. Amerika Birleşik Devletleri (ABD) ekonomisinde değişimlerin bir sonucu olarak 1960'ların başında yeni işçi sınıfı şeklinde tanımlanan bilgi işçileri ortaya çıkmıştır (Daugélienė, 2007: 103).

Bilgi işçileri terimini ilk kullanan kişi Peter F. Drucker (1959) bilgi işçilerini maddi olmayan kaynaklarla çalışanlar olarak tanımlamıştır. Drucker (1994) bilgi işçileri teriminin anlamını genişleterek resmi eğitim yoluyla edindikleri teorik ve analitik bilgileri yeni ürünler veya hizmetler geliştirmek için uygulayan üst düzey çalışanlar olarak da ifade etmiştir (Viñas-Bardolet vd., 2020: 258).

Bilgi işçileri bir dereceye kadar iş birliğine ve işlerini yapmak için gereken farklı yeterlilik düzeylerine göre bölümlere ayrılmış homojen olmayan bireyler kümesidir. 21. yüzyılın başlarında

bilgi işçileri işgücünün beşte ikisini oluşturmuş ve endüstri genelinde hızla artış göstermiştir. Bilgi işçilerinin katlanarak büyümesi ve iş dünyası üzerindeki kritik etkileri konusunda herhangi bir tartışma olmasa da kesin bir tanımın olmaması nedeniyle bilgi işçilerinin sayısını ölçmek zordur. (Drucker, 2002: 5) bilgi çalışanlarının homojen bir grup olmadığını “Bilgi ancak uzmanlaşmışsa etkilidir.” şeklinde belirterek vurgulamıştır. Ancak Drucker'ın kullandığı şekliyle uzman terimi çok çeşitli teknik ve profesyonel meslekleri kapsamaktadır (Acsente, 2010: 280). Bir eğitim ve araştırma firmasının başkanı Michael Hammer Drucker'dan yararlanarak bilgi işçisini "iş hakkında organizasyondaki herkesten daha fazla bilgi sahibi olan kişi" olarak tanımlamıştır (Hammer vd., 2004: 14). Bu tanım gereği bugün çoğu çalışan bilgilerini örgün eğitim yoluyla mı yoksa atölyede mi edindiklerine bakılmaksızın bilgi işçisi olarak sınıflandırılabilir (Acsente, 2010: 280). Ancak bilgi işçisi kimdir konusunda ortak veya net bir tanımın olmamasına yönelik (Brinkley, 2006: 16-17) şu şekilde tanımlamada bulunmuştur:

- Ana standart meslek sınıflamasında çalışan herkes (yöneticiler, profesyoneller, orta düzey profesyoneller)
- Derece veya eşdeğer niteliklerle belirtilen yüksek düzey becerilere sahip olan herkes
- Uzman düşünme ve karmaşık iletişim becerileri gerektiren görevleri bilgisayarların yardımıyla gerçekleştiren herkes

1.3. Bilgi Ekonomisinin Özellikleri

Bilgi ekonomisinin özelliklerini tanımlamak ve detaylandırmak için çeşitli girişimlerde bulunulmuştur (OECD 1996; Smith, 2002; Powell ve Snellman, 2004; Brinkley, 2006). Bu kapsamda bilgi ekonomisini karakterize eden sekiz temel özellik aşağıda sıralanmaktadır (Roberts ve Armitage, 2008: 339-345):

- Ekonomiye bir girdi olarak bilginin artan önemi
- BİT'in artan önemi
- Ekonomik bir çıktı olarak bilginin artan önemi
- Fikri mülkiyet hakları yoluyla bilginin ticarileştirilmesi
- Bilgi çalışanlarının artan oranı
- Ekonominin tüm sektörlerinde bilginin artan etkisi
- Bilgi yönetimi uygulamalarının yükselişi
- Bilgi ekonomisinin gelişmesini yönlendiren bir güç olarak küreselleşme.

Bilgi ekonomisi birçok açıdan geleneksel ekonomiden farklıdır. Bilgi ekonomisinde büyümenin ana kaynağı toprak ve doğal kaynaklar değil bilgidir (Bashir, 2013a: 28). Bilgi ekonomisini geleneksel ekonomiden farklı kılan ve aşağıdaki noktalarda özetlenebilecek birçok özelliği bulunmaktadır (Mohamed vd., 2022: 10-11; Hadad, 2017: 205):

- Bilgi ekonomisinde kıtlık yerine bolluk terimi kullanılmaktadır. Bunun nedeni bu ekonominin temel unsurları olan bilgi ve enformasyon, geleneksel ekonominin en önemli parçasını oluşturan üretim faktörlerinin aksine kullanıldıkça tükenmemekte buna rağmen artmaktadır. Dolayısıyla bilgi ekonomisi dijital teknoloji göz önüne alındığında bir bolluk ekonomisidir çünkü bilgi tüketilmez; aksine uygulamaları yoluyla paylaşılabılır ve artırılabilir; dijital teknoloji sayesinde kendini yeniden üretmektedir.
- Bilgi ekonomisi artan getiriler yasası tarafından yönetilmektedir. Yani girdilerin oranı ne kadar yüksekse çıktılarının oranı da o kadar yüksektir; çünkü bilginin özelliklerinden biri kümülatif olmasıdır. Bilgi bize yeni bilgileri keşfetmek için ileriye dönük bir vizyon verir. Örneğin mikroskobun icadı, küçük organizmaların keşfedilmesinin sebebi olarak hastalıkların (enfeksiyonların) nasıl bulaştığının vb. bilgisine yol açmaktadır.
- Bilgi ekonomisi maddi olmayan varlıkların değerlemesinde zorluk olduğu ve diğer bilgilerin güncelliğini yitirmesi nedeniyle değerlerinin bir oranda düştüğü için bir belirsizlik ve yüksek risk durumu ile karakterize edilmektedir.
- Coğrafi engellerin ve mesafelerin olmaması iç ve dış çevre ile iletişim ve bütünleşmeye engel olarak görülmemektedir.
- Beşerî sermaye toplumunda en önemli meta haline gelen bilginin üretiminden sorumlu olduğu için bilgiye dayalı ekonomilerde ana unsurdur. Geleneksel ekonomi fiziksel güce dayalıyken ve bu makineleri çalıştırmaya yeterli olan çok az bilgiyle dayanırken bilgi ekonomisi neredeyse tamamen entelektüel çabaya bağımlı hale gelmektedir.

Yukarıda belirtilen farklılıkların yanı sıra geleneksel ekonomi ve bilgi ekonomileri arasındaki diğer temel farklılıklar Brinkley (2006) tarafından aşağıda ki gibi özetlenmektedir (Brinkley, 2006: 13):

- Bilgi ekonomisi geçmişten gelen yumuşak bir süreksizliği temsil etmektedir.
- Bilgi ekonomisi yalnızca bilgi yoğun endüstrilerde değil ekonominin tüm sektörlerinde bulunmaktadır.
- Bilgi ekonomisi BİT'in iyi eğitilmiş bilgi işçileri tarafından yüksek ve artan kullanım yoğunluğuna sahiptir. BİTte vasıflı işçiler bilgi ekonomisinde kilit unsurdur.
- Fiziksel sermaye ile karşılaştırıldığında maddi olmayan bilgiye ayrılan GSYİH'nın artan payıdır.
- Bilgi ekonomisi süreç, organizasyon ve sunuma yönelik inovasyonu tanıtmak için yeni teknolojileri kullanan yenilikçi organizasyonlardan oluşmaktadır.
- Bilgi ekonomisi kuruluşları bilgi yönetimi uygulamaları ile bilgiyi işlemelerine, depolamalarına ve paylaşmalarına izin verecek şekilde işleri yeniden organize etmektedir.

Bilgi ekonomisinin önemli özellikleri ve geleneksel ekonomiden farkları Tablo 1'de ayrıca sunulmaktadır (Olszak ve Ziemba, 2011: 199):

Tablo 1: Bilgi Ekonomisi ile Geleneksel Ekonomi Arasındaki Başlıca Farklar

Bir ekonominin özellikleri	Geleneksel ekonomi	Bilgi ekonomisi
Kaynaklar	Somut	Maddi olmayan (bilgi ve enformasyon)
İnsanlar (işçiler)	Maliyet kaynağı	Yatırım
Otorite	Süreçte kullanılan seviyeye bağlıdır.	Sahip olunan becerilere, bilgiye ve itibara bağlıdır.
Yönetim stili	Siparişler ve kontrol	Katılımcı
Örgütsel yapı	Hiyerarşik, merkezi	İletişim ağı, kurumsal yapının baskınlığı
Strateji	Rekabet odaklı	İş birliği odaklı
Örgüt kültürü	İtaate dayalı	Güvene dayalı
Piyasa değeri	Mali ve duran varlıkların mülkiyetine bağlıdır.	Entelektüel sermayeye bağlıdır.
Motivasyon	Öncelikle finansal teşvikler yoluyla	Dışsal memnuniyet yoluyla
Tüketici ilişkileri	Piyasa üzerinden tek yönlü	Etkileşimli, iş birliği yoluyla
Değişim	Tehditler	Fırsatlar
Gelişim	Doğrusal, öngörülebilir	Kaotik, öngörülemez
Teknolojinin kullanımı özellikle bilgi ve iletişim teknolojileri	Önemli	Kaçınılmaz
Baskın sektör	Ağır sanayi	Hizmetler, veri işleme, bilgi veya bilgi birikimi

1.4. Bilgi Ekonomisinin Ölçülmesi

Ekonomik büyüme, ulusal ve bölgesel rekabet gücü ile ilgili mevcut politika tartışmalarında bilginin rolüne ve bunun yenilikçilik ve ekonomik performansla olan ilişkilerine yönelik artan bir ilgi olduğu açıktır. Bilginin ekonomik büyümeye katkıda bulunduğu her zaman anlaşılmıştır. Adam Smith, Karl Marx, Alfred Marshall, Joseph Schumpeter gibi ekonomistler yetenek, üretim organizasyonu, teknoloji ve inovasyon gelişimi gibi bilgiye dayalı faktörlerin verimlilik artışı ve ekonomik büyüme üzerindeki önemini vurgulamışlardır. Ancak son zamanlarda ekonomik kalkınmada bilgiye atfedilen önem belirgin şekilde artmakla birlikte tartışmasız bir şekilde bilginin ölçeği, kapsamı ve niteliğindeki gelişme başarılı işletmelerin ve ekonomilerin işleyiş biçimlerinde değişikliğe neden olmuştur. Günümüzde bilgi, yetenek ve bilgi birikiminin yalnızca işletme rekabeti için değil aynı zamanda bölgesel ve ulusal ekonomik kalkınma için de önemli olduğu yeni bir küresel bilgi ekonomisine dikkat çekilmektedir (Shapira vd., 2006: 1524). Bu kapsamda bilginin ölçülmesi karmaşık bir süreçtir ve bilginin ölçülmesi için mükemmel bir kriter henüz bulunamamıştır. Shapira vd. (2006: 1528) kullanılacak doğru bilgi ölçütü üzerinde bir anlaşma olmadığını belirtmektedir. Bilginin ölçülmesi için endekslerin geliştirilmesi dikkat çekici olmakla birlikte genellikle bu tür endeksler sadece ulusal düzeyde mevcuttur. Daha da temelde bu endeksler kavramsal olarak (örneğin bilgi edinimi ve kullanımı ile inovasyon ve ekonomik performans arasındaki ilişkilere dair bir modele dayalı olarak) değil veri odaklı (ülkeler arasında mevcut olan verileri kullanarak) olma eğilimindedir (Cader, 2008: 120).

Bilgiyi ölçmek zordur çünkü bu entelektüel sermayeye bağlıdır. Bilgi ekonomisinin performansının ölçülmesi, entelektüel sermayenin yaratılmasıyla sistematik olarak engellenmektedir. Bilgi ekonomisinin gelişimi, yükseköğretime, inovasyona, araştırmaya ve yazılıma yapılan yatırımlarla analiz edilebilmektedir. Ekonominin performansının ölçümü GSYİH göstergesine dayanmaktadır. Genel olarak GSYİH bir ekonomide belirli bir dönemde (normalde bir yıl) toplam mal ve hizmet üretiminin değeridir. Bu geleneksel göstergeler hükümetler, firmalar, tüketiciler ve çalışanların dahil olduğu çok çeşitli ekonomik aktörlerin politika kararlarına rehberlik etmektedir. Ancak bilgi ekonomisi geleneksel ekonomi teorisinden farklı çalıştığı ölçüde mevcut göstergeler ekonomik performansın temel yönlerini yakalayamayabilir ve yanlış bilgilendirilmiş ekonomi politikalarına yol açabilir. Geleneksel göstergeler bilgi ekonomisinin performansını ölçemez çünkü bilgi nicel bir ürün değildir. Bilgi ekonomisini ölçmek için bilgi girdilerini, bilgi stoklarını ve akışlarını, bilgi çıktılarını, beşerî sermayeyi ölçmek gerekmektedir. Bilgi girdilerini ölçmek AR-GE dahil olmak üzere bilimsel ve teknik bilgi üretimine yapılan yatırımı ölçmeye benzemektedir. Bilgi akışı göstergelerinin geliştirilmesi, ekonomilerin ve endüstrilerin AR-GE ve bilgi yoğunluğunun daha iyi ölçümlerini sağlayacaktır. Bilgi çıktılarını ölçmek ve bilgiye dayalı ekonomilerin performansını değerlendirmek için AR-GE'ye, özel ve sosyal getiri oranlarının belirleyicilerine, diğer bilgi girdilerinin geliştirilmesine öncelik verilmelidir. Bu husus istihdam, çıktı, üretkenlik ve rekabet edebilirlik açısından bireylere, firmalara ve toplumlara yönelik getirilerin ölçülmesini içerir ve hem makro düzeyde ekonometrik analizlere hem de şirket düzeyinde anketlere dayanabilir. Bu durumda en büyük zorluklardan biri teknolojinin üretkenlik ve ekonomik büyüme üzerindeki etkisini analiz etmek için göstergeler ve metodolojiler geliştirmektir (Batagan, 2007: 61-62).

1.5. Bilgi Ekonomisinin Temel Performans Göstergeleri ve Endeksleri

1.5.1. Bilgi Ekonomisinin Temel Performans Göstergeleri

Ekonomilerde bilginin artan önemi bilgiye dayalı ekonomiye yol açmaktadır. Aslında bu tür bir ekonomide, AR-GE'den elde edilen bilim ve bilgi birikimi, AR-GE projelerinin getiri oranının artmasına neden olmuş ve bir ülke için zenginlik yaratmada önemli bir rol oynamaktadır. Bilgiye dayalı ekonomi kavramı modern ekonomik yaşamın örgütlenmesi ve yürütülmesinde niteliksel bir ayrımı yakalar. Kavramın kullanıcıları, girişimlerin ve bir bütün olarak ulusal ekonomilerin başarısının belirleyicilerinin bilgi üretme ve kullanmadaki etkinliklerine her zamankinden daha fazla güvendiklerini öne sürmektedir. Bilimsel ve teknolojik bilgi kilit öneme sahip olsa da özellikle yeni bilimsel ve teknolojik anlayışların uygulanmasını içeren ekonomik faaliyetlerin nasıl organize edileceği ve yönetileceği hakkındaki bilgi de ekonomik performansın önemli bir belirleyicisidir. Ekonomik faaliyetin bilimsel ve teknolojik içeriği arttıkça organizasyonel ve yönetsel iyileştirmeler daha da önem kazanmaktadır (Steinmueller, 2002: 142).

Bilgi ekonomisi bilgiyi ekonomik büyümenin ana motoru olarak kullanan ekonomidir. Bilgi bu ekonominin sermayesini temsil eder ve küreselleşme, müşteri isteklerine uyum sağlama ve tüketicilere hizmet sağlamaya odaklanma ile ilgilidir. Bilgi üretken bir iş gücünün kullanımına dayanmaktadır. İletişim ve bilgi, bilginin etkinliğine ulaşmanın anahtarıdır. Bilgi kişi başına düşen GSYİH'nın artmasına yardımcı olmaktadır. Bilgi ekonomisi, ekonomik kalkınmayı artırmak için bilginin edinildiği, yaratıldığı, yayıldığı ve etkin bir şekilde kullanıldığı bir ekonomidir (Chen ve Dahlman, 2005: 4; Abed, 2022: 66). Son yıllarda bilgi ekonomisi ekonomik büyüme, küreselleşme ve ekonomik yeniden yapılanma ile ilgili politika tartışmalarında kilit bir konu haline gelmiştir. Gelişmiş ve gelişmekte olan ülkelerin hükümetleri bilgi ekonomisi tarafından ortaya konan temel unsurları teşvik eden politikalar yani eğitim ve öğretim; bilgi ve iletişim teknolojileri; AR-GE ve inovasyonun yanı sıra elverişli yönetim ve düzenleyici rejimler için sürekli bir arayış içindedirler. Bu unsurlar Dünya Bankası tarafından bilgi ekonomisinin temel ayağı olarak adlandırılmış ve birlikte bilgi ekonomisi çerçevesini oluşturmuşlardır (Chen ve Dahlman, 2005: 4; (Mutanov vd., 2020: 109). Daha spesifik olarak bilgi ekonomisi çerçevesinin dört temel yapısı şunlardır (Chen ve Dahlman, 2005: 4):

- Kaynakların verimli bir şekilde seferber edilmesine ve tahsis edilmesine izin veren ve mevcut bilginin verimli bir şekilde yaratılması, yayılması ve kullanılması için yaratıcılığı teşvik eden iyi ekonomik politikalar ve kurumlar sağlayan bir **ekonomik teşvik ve kurumsal rejim**;
- Bilgiyi verimli bir şekilde oluşturmak ve kullanmak için becerilerini sürekli olarak yükseltebilen ve uyarlayabilen **eğitilmiş ve yetenekli çalışanlar**;
- Bilgi devrimine ayak uydurabilen, büyüyen küresel bilgi stokundan yararlanabilen ve onu özümseyip yerel ihtiyaçlara uyarlayabilen firmalar, araştırma merkezleri, üniversiteler ve diğer kuruluşlardan oluşan etkili bir **inovasyon sistemi**;
- Bilgi ve bilginin etkili iletişimini, yayılmasını ve işlenmesini kolaylaştırabilecek modern ve yeterli bir **bilgi altyapısı**.

Yukarıda ifade edilen dört yapı birbiriyle bağlantılıdır ve her birinde yeterli performans, başarılı bir bilgi ekonomisine ulaşmak için bir ön koşul olarak kabul edilmektedir. Bu nedenle bir bilgi ekonomisi inşa etme yeteneği, yalnızca iyi bir teknolojik altyapı ve iyi eğitilmiş bir nüfus anlamına gelmez; aynı zamanda bilgiye elverişli bir ekonomik rejim (şeffaf kural ve düzenlemelere sahip bir ekonomi, çarpıtmalardan arınmış, etkili, hesap verebilir ve yolsuzluktan arınmış bir hükümet, etkili bir hukuk sistemi, ifade özgürlüğü, mülkiyet haklarının korunması vb.) ve yeni mallar, yeni süreçler ve yeni ürünler geliştirmek için bilgiyi üretebilen, kullanabilen ve benimseyebilen bir inovasyon sisteminin oluşturulması anlamına gelmektedir (Hvidt, 2015: 30). Herhangi bir ülkede bilgiden etkili bir şekilde yararlanılması aralarında var olan karşılıklı güçlü bağımlılıklar nedeniyle bu dört yapı arasında uygun politikalar, yatırımlar ve koordinasyon geliştirmeyi gerektirir. Ekonomik ve kurumsal rejim, bir anlamda bilgi ekonomisinin en kritik

ayağıdır. Çünkü işlevsel olarak odaklanmış diğer üçayağın (eğitim, yenilikçilik ve BİT) etkinliği için bağlam sağlar (Dahlman ve Utz, 2005: 9). Bilgi ekonomisi çerçevesi, bilgi ekonomisi boyutlarına yapılan yatırımların nihayetinde yüksek katma değerli mal ve hizmetlerle sonuçlanacak olan yerel ekonomik üretimde bilginin sürekli olarak yaratılması, benimsenmesi, uyarlanması ve kullanılması için gerekli olduğunu ileri sürmektedir. Bu durum son derece rekabetçi ve küreselleşmiş dünyada ekonomik başarı ve dolayısıyla ekonomik gelişme olasılığını artıracaktır (Afzal, 2014: 16).

Günümüzün giderek daha rekabetçi hale gelen küresel ekonomisinde öncelikle daha zengin ve ekonomik olarak daha dinamik ülkeler için bilim, teknoloji, girişimcilik, insan kaynakları ve yenilikçilik kapasitesi geliştirme artık bir lüks olarak görülmemektedir. Herhangi bir ulus küresel ekonominin zorluklarından kurtulmayı ve ekonomik gelişmeyi umuyorsa ve dünya liderleri küreselleşmenin sürdürülebilir kalkınmayı ve sürdürülebilir yoksulluğu azaltmayı teşvik etmesini bekliyorsa bilgiye dayalı ekonomi kapasitesi geliştirme mutlak bir gerekliliktir (Abbasinejad ve Zahedi Khoozani, 2021: 568).

1.5.1.1. AR-GE ve İnovasyon (Yenilikçilik)

Genişleyen küresel bilgi stokundan yararlanmak, onu özümsemek ve yerel ihtiyaçlara uyarlamak ve yeni bilgi yaratmak için araştırma merkezleri, üniversiteler, düşünce kuruluşları, özel işletmeler ve topluluk gruplarından oluşan bir ağ gereklidir. Bilgiyi işleyen ve üreten kurumların yanı sıra yenilikler üreten kurumların yaygın bir ağı uygulanabilir bir bilgi ekonomisi için gerekli bir koşuldur (Bashir, 2013a: 31).

Özel işletmeler, üniversiteler, kamu araştırma enstitüleri ve bu kurumlar içinde yer alan insanlar bu sistemin parçalarıdır. Kısacası bu sistem yeniliği besleyen bir ortam sağlar; bu da yeni ürünler, yeni süreçler ve yeni bilgi doğurur ve dolayısıyla bir ülkenin ürünlerinin rekabet avantajı sağlayan bir kaynağıdır (OECD, 1996; Sheehan, 1999; World Bank, 2002'den aktaran: Al-Rahbi, 2008: 58). Modern yenilik teorisi bilgi yaratmayı AR-GE sürecinden ayrı düşünmez, çünkü bilgi oluşturma sadece keşfe değil aynı zamanda sürekli öğrenme ve araştırmaya dayanmaktadır. Öğrenme zorunlu olarak yeni teknik veya bilimsel prensiplerin keşfi anlamına gelmez; mevcut bilgi biçimlerini yeniden birleştirme veya adapte etme faaliyetlerine dayanabilir. AR-GE ve yenilik politikasının temel aşamaları yükseköğretime yatırım yapmayı, üniversitelere ve araştırma yapan diğer enstitülere destek vermeyi, bilim insanları ve mühendislerin yetiştirilmesine yönelik eğitim mekanizmaları ve imkânları sağlamayı, özel sektöre AR-GE yatırımı yapmayı, yeni bilgi edinme ve üretme desteği sağlamayı ve bu tür bilgi odaklı faaliyetlerin geliştirilmesini teşvik eden hükümet politikalarının uygulanmasını gerektirmektedir. Yenilik, araştırma topluluğu ile AR-GE sonuçlarını yeni ürünler ve hizmetler üretmek için uygulamaya istekli girişimciler arasında yakın ve sürekli iş birliğini gerektirmektedir (Al-Rahbi, 2008: 58-59).

1.5.1.2. Ekonomik ve Kurumsal Rejim

Bilginin serbest akışını sağlayan bilgi ve iletişim teknolojilerine yatırımı destekleyen ve girişimciliği teşvik eden düzenleyici ve ekonomik bir ortam bilgi ekonomisinin merkezinde yer almaktadır. Bu bağlamda hükûmetler, bilgi ekonomisinin gelişmesi için gerekli olan kaynakların etkin bir şekilde uygulanmasını engelleyen hem siyasi hem de piyasa aksaklıklarını ortadan kaldırmalıdır. Uygun kanunlar ve prosedürler yoluyla geçerli bir düzenleyici rejim uluslararası ticaret girişimlerinin etkili yönetiminin yanı sıra uluslararası ticaret için girişimciliği ve yatırımı teşvik edecektir. Temel olarak daha iyi yönetimin daha müreffeh toplumlar ürettiği kalkınma bağıntılarına ilişkin kanıtlardan karşı konulamaz biçimde açıktır (Bashir, 2013a: 32).

Hükûmetlerin bilgi ekonomisindeki rolü özellikle gelişmekte olan ülkelerde bilgi ekonomisinin geliştirilmesini kolaylaştırmak ve yatırım yapmak için önemlidir. Burada vurgulanması gereken temel nokta bilgi ekonomisinin yeni bir yönetim şekli gerektirdiğidir. Bu durum hızla küreselleşen dünya ekonomisinde ekonomiyi net ve etkili bir stratejik vizyona göre yönlendirmelidir. Bürokratik yönetim biçimleri yerine yerel işletmelerin potansiyelini sorgulayan, işgücü becerilerini geliştiren, yerel ve bölgesel ekonomik engelleri aşmak için yaratıcı çözümler uygulayan bir yönetim şekli gerektirir (Al-Rahbi, 2008: 48).

1.5.1.3. Eğitim ve Öğretim

Bilgiyi yaratmak, paylaşmak ve kullanmak için eğitimli ve yetenekli bir nüfusa ihtiyaç vardır. Bu durum ilk ve orta öğretim, mesleki eğitim, yükseköğretim ve hayat boyu öğrenme kurumları olmak üzere sağlam bir eğitim altyapısının geliştirilmesiyle elde edilmektedir. Gelişme açısından bilgi ekonomileri karşılaştırmalı avantajı tamamen değiştirmiştir. Başka bir ifade ile düşük ücretli ekonomileri besleyen eğitimsiz işçiler daha gelişmiş beşerî sermayenin karşılığını aldığı dünyada bir varlıktan daha çok bir yükümlülük haline gelecektir. Büyüyen bir dünya piyasasında fikir pazarının daha az sınırı olduğu için küreselleşme bu eğilimi güçlendirmektedir (Bashir, 2013a: 31).

1.5.1.4. Bilgi ve İletişim Teknolojileri

Bilginin ve enformasyonun etkili iletişimini, yayılmasını ve işlenmesini kolaylaştırmak için dinamik bir bilgi altyapısı (televizyon, radyo, telefon, internet) gereklidir. Bir bilgi ekonomisi sağlam bir BİT ağı üzerinde gelişmektedir. BİT ekonomik açıdan kendi içlerinde kazançlı bir sektörü temsil ettikleri ve diğer ürün, hizmetlerin satış ve pazarlamasında önemli bir girdi oldukları için sektörler arasında yaygındır. E-uygulamalar (e-iş, e-devlet, e-öğrenme) potansiyeli mükemmeldir. Kalkınma açısından BİT modern bir endüstriyel ekonominin temelidir. BİT'in satın alınması ve işletilmesi için gereksinimler, (işlerin çoğunun fiziksel temsilciler vasıtası ile fiziksel ürünler satarak gerçekleştirildiği eski ve geleneksel ticaret yöntemi mesela yüksek başlangıç

maliyeti) sanayileşmeye kıyasla daha yalın olduğundan ekonomik kalkınma için gelişebilen lider endüstriler daha kolay üretme potansiyeline sahiptir (Bashir, 2013a: 32).

Bugünün dünyasında hiçbir ülkenin bilgi teknolojisi devriminin dışında kalabilmesinin mümkün olmadığı giderek açık hale gelmektedir. Bunu yapmak geri kalmışlıkla dolu eski dünyaya dönmek anlamına gelecektir. Bu bağlamda özellikle gelişmekte olan ülkeleri BİT'i görmezden gelme ve belirsiz bir gelecekle yüzleşme ya da ekonomilerin, toplumların etkili bilgi politikalarını benimseyerek diğer dünya ülkeleri ile birlikte bilgi çağına ilerlemeleri konusunda bir seçim yapmaya teşvik etmektedir (Al-Rahbi, 2008: 58).

1.6. Bilgi Ekonomisi Çerçevesi

Mevcut literatür bir firmanın, bölgenin veya ekonominin bilgi düzeyini ölçmek için tutarlı metodolojik temeller sunmaktan uzaktır. Bilgiyi ölçmek için endeksler geliştirilse de bu tür endeksler genellikle sadece ulusal düzeyde mevcuttur. Daha temel olarak genellikle veri odaklıdır (ülkeler arasında mevcut olan verileri kullanır) ve kavramsal olarak yönlendirilmezler (Afzal, 2014: 13).

Tablo 2'de yaklaşık on yedi mevcut çerçeve listelenmiş olmasına rağmen sadece üç çerçeve detaylı bir şekilde tartışılmaktadır, çünkü bunlar gelişmekte olan ülkelerin yetenekleri ve özellikleri açısından daha fazla ilgi çekmektedir.

Tablo 2: Temel Bilgi Ekonomisi Çerçevesi

No	Çerçeve	Ülke/Kuruluş	Yıl	Çerçevenin Amacı
1	Yeni Ekonomi Endeksi	ABD/İlerici Politika Enstitüsü	1989- 2007	ABD eyaletlerinin rekabet gücünü incelemek ve ölçmek, bu eyaletlerin içsel olarak ne kadar bilgi tabanlı olduklarını ve küresel düzeyde nasıl bir konumda olduklarını değerlendirmeyi içerir.
2	Massachusetts İnovasyon Ekonomisi Endeksi	ABD/Massachusetts Teknoloji İş birliği	1997-2006	Finansal hizmetler, bilim ve teknoloji gibi temel bilgi yoğun alanlarda eyaletin ekonomik büyümesini ölçer.
3	Bilgiye Dayalı Ekonomiye Ölçmek	Avustralya/Endüstri, Bilim ve Kaynaklar Bakanlığı	1999-2005	Avustralya bilim ve teknoloji gibi alanlarda küresel rakiplerle nasıl karşılaştırılıyor?
4	Porter'in Yenilik Kapasitesi Endeksi	ABD/Porter	1999	Bir ülkenin inovasyon kapasitesini belirleyen ana faktörlerin belirlenmesini içerir.
5	Rekabetçi Geleceğimiz	Birleşik Krallık/Ticaret ve Sanayi Bakanlığı	1999	Birleşik Krallık'ın bilgi odaklı ekonomi olarak rekabet gücü ve üretkenlik gibi alanlarda ilerleyişini izlemek, özel sektöründe ana rakipleriyle aradaki farkı kapatmak için gereklidir.
6	Bilgiye Dayalı Ekonomi: Rakamlarla Gerçekler Kümesi	OECD	1999	OECD ülkelerinde bilim ve teknoloji gelişimini ölçen göstergeleri kapsar.
7	Avrupa İnovasyon Puan Tablosu	Avrupa/Avrupa Birliği (AB)	2000-2006	AB üyesi 25 ülkenin inovasyon performansını değerlendirir ve karşılaştırır.
8	Avrupa Araştırma Alanı'na Doğru: Bilim, Teknoloji ve İnovasyon: Ana Rakamlar	Avrupa/Eurostat	2000	Bilgi ve bilgiye dayalı ekonomiye doğru bir adım olarak Avrupa'daki araştırma performansı değerlendirir.
9	Bilgiye Dayalı Faaliyetler: Seçilmiş Göstergeler	Avustralya/Endüstri, Bilim ve Kaynaklar Bakanlığı	2000	İlgili çıktı istatistiklerinin kullanılması yoluyla Avustralya'nın bilgiye dayalı bir ekonomi ve toplum olma derecesini değerlendirir.
10	APEC'te Bilgiye Dayalı Ekonomilere Doğru	APEC Ekonomi Komitesi	2000	APEC ekonomileri arasında bilginin etkin şekilde oluşturulmasını, yayılmasını ve kullanılmasını teşvik etmek için analitik temeli sağlar.
11	Yeni Ekonomi ve APEC	APEC Ekonomi Komitesi	2001	APEC ülkelerinin bilgi ekonomisi arayışlarında karşılaştıkları potansiyel fırsatları ve zorlukları belirler.
12	Birleşik Krallık Rekabet Edebilirlik Göstergeleri: İkinci Baskı	Birleşik Krallık, Ticaret ve Endüstri Bakanlığı	2001	1999 yılındaki ilk baskıya, ana paydaşlardan (işletmeler ve politika yapıcılar) alınan geri bildirimler doğrultusunda analizi genişletir ve yeni göstergeler ekler.
13	Finlandiya Bilgi Toplumuna Doğru, II, III	Finlandiya, İstatistik Finlandiya	1997, 1999, 2001	Finlandiya'daki bilgi toplumunun potansiyellerini ve zorluklarını tanımlayan istatistiksel bir sistem geliştirir.
14	Bilgi Değerlendirme Puan Kartı	Dünya Bankası Enstitüsü	2002, 2007	Bir ekonominin diğer ülkelerle karşılaştırmasını ölçen 83 yapısal ve niteliksel değişkenden oluşan bir bilgi değerlendirme metodolojisini içerir. (KAM)
15	Bilim, Teknoloji ve Endüstri Puan Tablosu: Bilgi Temelli Ekonomiye Doğru	OECD	2001	OECD üye ülkelerinde inovasyon, bilim ve teknoloji konularında en güncel uluslararası karşılaştırılabilir çıktı verilerini bir araya getirir.
16	2002 Eyalet Yeni Ekonomi Endeksi	ABD, Yenilikçi Politika Enstitüsü	2002	ABD eyaletleri arasında inovasyon, bilim ve teknoloji değerlendirmesine daha fazla gösterge ekleyen çerçeve numarası (1)'in genişletilmiş versiyonunu kapar.
17	Modern Bir Ekonomi Olarak Avustralya: Bazı İstatistiksel Göstergeler 2002	Avustralya, Endüstri, Turizm ve Kaynaklar Bakanlığı	2002	Ekonomi ve toplumda bilginin rolüne ilişkin teorik ve ampirik çalışmaları inceler.

Kaynak: ABS, 2002'den aktaran: Al-Rahbi, 2008: 71)

Her üç çerçeve de birçok ülkenin deneyiminden yola çıkılarak oluşturulmuştur. Bu farklı çerçeveler Dünya Bankası, OECD ve Asya Pasifik Ekonomik İş birliği (APEC) dahil olmak üzere uluslararası kuruluşlar tarafından geliştirilmiştir. Avustralya İstatistik Bürosu Çerçevesi (ABS) (2002), mevcut çoğu çerçevenin genellikle tanımlayıcı nitelikte olduğunu yani istatistiklerle ifade edilen şekilde tanımlandığını ve teori veya deneysel kanıtlar temelinde türetilmediğini belirtmektedir. Bu bölüm uluslararası farklı ekonomik kuruluşlar tarafından öne sürülen çerçeveleri açıklayacaktır.

1.6.1. OECD Çerçevesi

OECD çerçevesi OECD'ye üye ülkelerin ekonomik büyümelerine etki eden faktörleri belirlemeye yönelik olarak bilgi ekonomisinin gelişimini planlamaya çalışan öncülerden biri olmuştur. 1996 yılında OECD tarafından bilgi temelli ekonomi adlı rapor yayımlanarak bilgi ekonomisinin ölçümüne yönelik istatistiksel göstergeleri içeren bir girişimde bulunulmuştur.

Genel olarak OECD tarafından aşağıdaki faaliyetler için bilgi ekonomisine yönelik geliştirilmiş göstergelerin gerekli olduğu ileri sürülmektedir (Bashir, 2013b: 478; Al-Rahbi, 2008: 72):

- Bilgi girdilerinin ölçülmesi
- Bilgi stoklarının ve akışlarının ölçülmesi
- Bilgi çıktılarının ölçülmesi
- Bilgi ağlarının ölçülmesi
- Bilgi ve öğrenmenin ölçülmesi

Başlıca bilgi girdisi göstergeleri araştırma ve geliştirme harcamaları, mühendis ve teknik personelin istihdamı, patentler ve uluslararası ödemeler dengesidir. Bir ekonominin kullanabileceği fiziksel sermaye stoğunun ölçülmesi mükemmel bir iştir fakat bilgi sermayesi stoğunun ölçülmesi neredeyse imkânsızdır. Bu nedenle OECD tarafından yalnızca birkaç temsili gösterge önerilmiştir. Bu aynı zamanda bilgi akışı için de geçerlidir. Bilgi çıktılarına ilişkin olarak yüksek teknoloji endüstrilerinin bir listesinin tanımlanması da dâhil olmak üzere yine yalnızca kaba göstergeler geliştirilmiştir. Bilgi ekonomisinde doğrudan bilginin ölçülmesi yaklaşımından sonra yukarıdaki temel göstergeler daha sonra değiştirilmiş ve esas olarak bilginin yaratılması ve yayılması, bilgi ekonomisi, ekonomik faaliyetin küresel entegrasyonu ve ekonomik yapı ve verimlilik olmak üzere dört ana alanı kapsayacak şekilde genişletilmiştir. Bu sonuçlar aşağıdaki genel unsurları önermektedir (Bashir, 2013b: 478; Al-Rahbi, 2008: 72):

- Etkin işleyen piyasalarla birlikte istikrarlı ve açık bir makroekonomik ortamın önemi
- BİT'in yayılması
- Yeniliğin teşvik edilmesi

- İnsan sermayesine yatırım yapılması
- Firma oluşumunun teşvik edilmesi

Tablo 3: OECD Bilgi Ekonomisi Göstergeleri

Boyut	Göstergeler
1. Bilgiye Dayalı Ekonomi	1.1 Bilgi yatırımı (Eğitim, AR-GE ve yazılım) (%GSYİH) 1.2 Yetişkin nüfusun eğitim durumu (%25-64 yaş grubu nüfus) 1.3 AR-GE harcamaları (%GSYİH) 1.4 Temel araştırma harcamaları (%GSYİH) 1.5 Endüstrinin yerli ürününe yönelik işletme AR-GE harcamaları 1.6 İmalat sektöründeki işletme AR-GE harcamaları 1.7 AR-GE harcamalarında hizmetlerin payı 1.8 Toplam satışların payı olarak inovasyon harcamaları 1.9 Risk sermayesine yatırım (%GSYİH)
2. Bilgi ve İletişim Teknolojileri	2.1 Bilgi ve iletişim teknolojileri harcamaları (%GSYİH) 2.2 Evlerde kişisel bilgisayar kullanımının yaygınlığı 2.3 Her bin kişi başına düşen internet sunucusu sayısı 2.4 Bilgi ve iletişim teknolojileri endüstrilerinin payı (%GSYİH) 2.5 ABD Patent ve Marka Ofisi tarafından tescillenen patentlerde bilgi ve iletişim teknolojilerinin payı
3. Bilim ve Teknoloji Politikaları	3.1 GSYİH üzerinden hesaplanan kamu kaynaklı AR-GE harcamalarının oranı 3.2 Sağlık-savunma-çevreye yönelik kamu kaynaklı AR-GE harcamaları 3.3 Toplam AR-GE harcamaları içinde kamu AR-GE harcamaları 3.4 İşletme AR-GE harcamalarının toplam AR-GE harcaması içindeki payı 3.5 Birlikte finanse edilen kamu-işletme AR-GE harcamalarının payı 3.6 AR-GE'ye yönelik vergi sübvansiyon oranı
4. Küreselleşme	4.1 Yabancı iştiraklerin AR-GE'deki payı 4.2 Toplam buluşlarda yerli ve yabancı mülkiyetin payı 4.3 Uluslararası teknolojik ortakların sayısı 4.4 Yabancı ortak yazarlı bilimsel yayınların yüzdesi 4.5 Yabancı ortak buluş sahipli patentlerin yüzdesi
5. Çıktı ve Etki	5.1 100.000 nüfus başına düşen bilimsel yayınlar 5.2 Avrupa Patent Ofisi (EPO)'ne yapılan toplam patent başvurularında ülkelerin payı 5.3 Yenilikçi çıktı oluşturan firmaların payı 5.4 Çalışan kişi başına GSYİH 5.5 Bilgiye dayalı endüstrilerin toplam katma değer içindeki payı 5.6 İmalat sektörü ihracatında orta-yüksek teknoloji endüstrilerinin payı 5.7 Teknoloji ödemeler dengesi (%GSYİH)

Kaynak: OECD, 1999'dan aktaran: Karahan, 2012: 25-26

1.6.2. Asya Pasifik Ekonomik İş birliği (APEC) Çerçevesi

2000 yılında APEC Ekonomi Komitesi üye ülkelerdeki kuruluşlarla iş birliği içinde ilgili ülkelerden elde edilen ampirik kanıtları inceleyerek bilgi ekonomisinin temellerini analiz etmiştir. Çalışmada dört boyutun bilgi ekonomilerini karakterize ettiği ve bazı ülkelerin son birkaç on yıldaki güçlü ekonomik performansından büyük ölçüde sorumlu olduğu sonucuna varılmıştır. Bu kapsamda APEC tarafından aşağıdaki faaliyetler için bilgi ekonomisine yönelik geliştirilmiş göstergelerin gerekli olduğu ileri sürülmektedir (Bashir, 2013b: 478; Al-Rahbi, 2008: 73):

- Etkili bir ulusal yenilik sistemi aracılığıyla yenilik ve teknolojik değişimin desteklenmesi
- İnsan kaynaklarının geliştirilmesi
- Özellikle bilgi ve teknoloji alanında etkin bir altyapının faaliyet göstermesi
- Girişimciliği destekleyen ve teşvik eden bir iş ortamının geliştirilmesi

Tablo 4: APEC Bilgi Ekonomisi Göstergeleri

Boyut	Göstergeler
1. İş Çevresi	1.1 Bilgiye dayalı endüstriler (%GSYİH) 1.2 Hizmet ihracatı (%GSYİH) 1.3 Yüksek teknoloji ihracatı (%GSYİH) 1.4 Doğrudan yabancı yatırım girişi (%GSYİH) 1.5 Dünya Rekabetçilik Yıllığı'na göre hükümet şeffaflık derecelendirmesi 1.6 Dünya Rekabetçilik Yıllığı'na göre mali şeffaflık derecelendirmesi 1.7 Dünya Rekabetçilik Yıllığı'na göre rekabet politikası derecelendirmesi 1.8 Dünya Rekabetçilik Yıllığı'na göre açıklık derecelendirmesi
2. Bilgi ve İletişim Teknolojileri Altyapısı	2.1 1000 kişi başına kullanılan cep telefonu sayısı 2.2 1000 kişi başına kullanılan telefon ana hattı sayısı 2.3 1000 kişi başına düşen bilgisayar sayısı 2.4 Nüfusun yüzdesi olarak internet kullanıcı sayısı 2.5 10.000 kişi başına İnternet sunucusu sayısı 2.6 Beklenen e-ticaret gelirleri (milyon dolar)
3. İnovasyon Sistemi	3.1 Milyon nüfus başına AR-GE'de çalışan bilim insanı ve mühendis sayısı 3.2 Milyon nüfus başına tam zamanlı araştırmacı sayısı 3.3 AR-GE'ye yapılan Gayri safi milli harcama (%GSYİH) 3.4 AR-GE'ye yapılan işletme harcamaları (%GSYİH) 3.5 Yıllık ABD patenti 3.6 Şirketler arasındaki teknolojik iş birliği sayısı 3.7 Üniversite-sanayi arasındaki teknolojik iş birliği sayısı
4. İnsan kaynakları geliştirme	4.1 Ortaöğretime kayıt durumu (yaş grubunun yüzdesi) 4.2 Doğa bilimleri mezunları (yıllık) 4.3 Bilgi çalışanları (işgücünün yüzdesi) 4.4 Gazete (1000 kişi başına) 4.5 İnsani Gelişmişlik Endeksi

Kaynak: APEC, 2000: 195

1.6.3. Dünya Bankası Çerçevesi

Dünya Bankası Enstitüsü (WBI) tarafından geliştirilen basit bir bilgi ekonomisi kıyaslama aracı olan “Bilgi Değerlendirme Metodolojisi (KAM)” ülkelerin ve bölgelerin bilgi ekonomisine hazır olup olmadığına ilişkin temel bir değerlendirme sağlayan kullanıcı dostu, etkileşimli, İnternet tabanlı bir araçtır. KAM, ülkelerin karşılaşılabilecekleri sorunları ve fırsatları belirlemelerine; bilgi ekonomisine geçişle ilgili olarak politika yapımcıların hangi sektörler ya da hangi yatırımlara odaklanması gerektiği konusunda yol göstermek için tasarlanmıştır. Bilgi ekonomisiyle ilgili geniş yelpazedeki faktörlerin, bütünsel bir görünümünü sağlayan sektörler arası yaklaşım sergilemesi KAM'ın en temel özelliğidir. KAM şeffaflığı, basitliği ve çok yönlülüğü ile birlikte bilgi

ekonomisinin en önemli göstergelerden biridir (Chen ve Dahlman, 2005: 1). Bilgi ekonomisinin dört boyutunu temsil eden KAM 83 yapısal ve niteliksel değişkene dayanmaktadır: Genel Ekonomik Performans (9), Ekonomik Teşvik ve Kurumsal Rejim Endeksi (19), İnovasyon Sistem Endeksi (24), Eğitim ve İnsan Kaynakları Endeksi (19) ve BİT Endeksi (12). KAM'ın sıklıkla kullanılan iki modeli vardır. Modellerden ilki Basic Scorecard Modeli ikincisi ise Bilgi Ekonomisi Endeksidir.

KAM'ın ilk modeli Basic Scorecard Modeli bilgi ekonomisinin temel unsurları açısından bir ülkenin veya bölgenin performansına 5 alt başlık altında genel bir bakış sunmaktadır. Bu model bilgi ekonomisinin 4 boyutunun her birini temsil eden 3 değişkenle birlikte iki performans değişkeni ve 12 bilgi değişkeni olmak üzere toplam 14 standart değişken içermektedir. Tablo 5'te WBI bilgi ekonomisinin temel unsurları ve bu unsurlara bağlı değişkenler gösterilmektedir:

Tablo 5: KAM Basic Scorecard Modeli Temel Unsurları

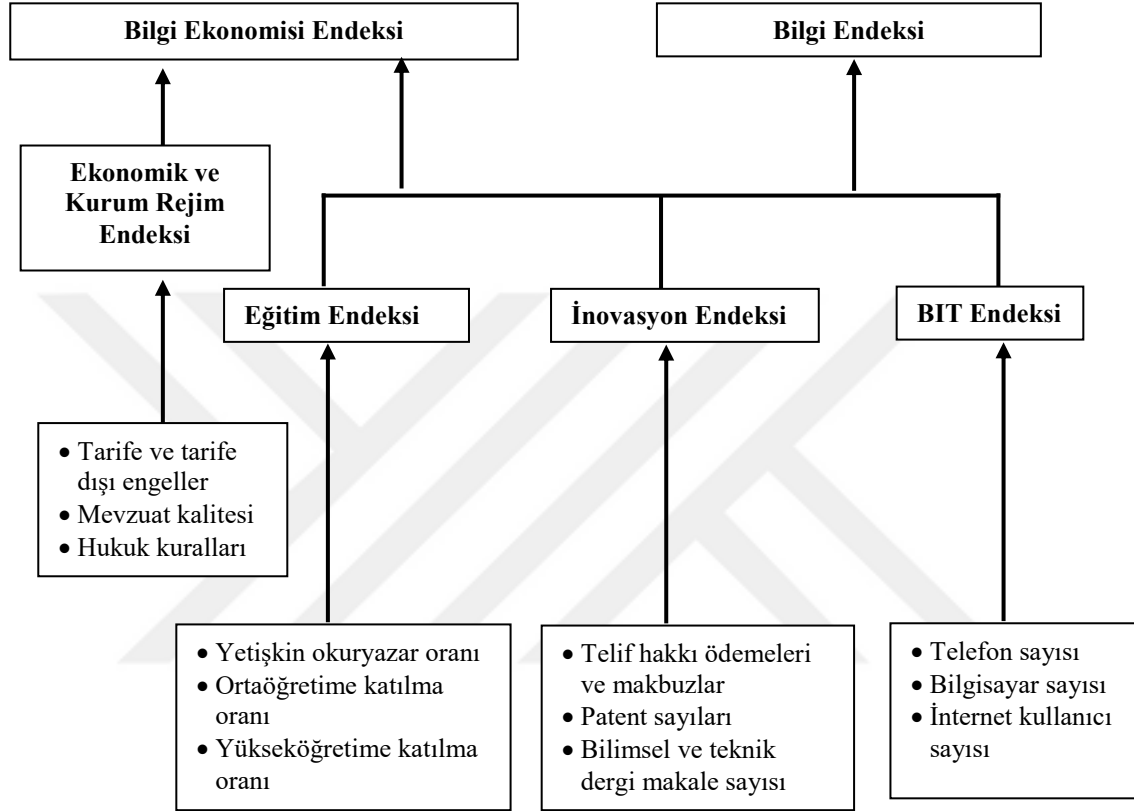
Temel Unsur	Değişken
Ülke Performansı	• Yıllık GSYİH Büyümesi • İnsani Gelişme Endeksi
Ekonomik ve Kurumsal Rejim	• Tarife ve Tarife Dışı Engeller • Yasal Düzenleme Kalitesi • Hukukun Üstünlüğü
Eğitim ve Öğretim	• Yetişkin Okuma-Yazma Oranı • Orta Öğretim Katılma Oranı • Yüksek Öğretim Katılma Oranı
Bilgi ve İletişim Altyapısı	• Bin Kişi Başına Düşen Telefon Sayısı • Bin Kişi Başına Düşen Bilgisayar Sayısı • Bin Kişi Başına Düşen İnternet Kullanıcı Sayısı
Yenilik Sistemi	• Kişi Başına Düşen Telif Ödemeleri (\$) • Milyon Kişi Başına Düşen Teknik Makale Sayısı • Milyon Kişi Başına Düşen Patent ve Ticari Marka Sayısı

Kaynak: Chen ve Dahlman, 2005: 37

KAM'ın ikinci modeli Bilgi Ekonomisi Endeksi (KEI)'dir. KEI bir ülkenin veya bölgenin bilgi ekonomisindeki genel gelişmişlik seviyesini temsil eden bütünleştirilmiş bir endekstir. Bilgi ekonomisinin dört temel unsuru üzerinden performansı özetler ve Basic Scorecard Modelinde yer alan 12 bilgi göstergesinin normleştirilmiş değerlerinin basit ortalaması olarak tasarlanmıştır. Bu nedenle Basic Scorecard Modeli, KEI'ın ayrıştırılmış bir temsili olarak görülebilir. KAM bilginin sürdürülebilir ekonomik büyümeye etkili bir şekilde katkıda bulunması için hayati önem taşıyan dört alanı tanımlayıp bir araya getirdiği için bütüncül bir yapıya sahip olan bilgi ekonomisi çerçevesine dayanmaktadır. Bilgi ekonomisi çerçevesi, bilgi miktarının ve bilginin nasıl kullanıldığının toplam faktör verimliliğinin temel belirleyicileri olduğunu varsayar. Bilgi ekonomisinin dört ayağının güçlendirilmesi, herhangi bir ülkede ekonomik üretim için mevcut olan

bilgi havuzunun nicelik ve niteliğinde bir artışa yol açacaktır. Bu da üretkenliği ve dolayısıyla ekonomik büyümeyi artıracaktır (Chen ve Dahlman, 2005: 11-14). WBI ülkeleri sıralamak için Bilgi Ekonomisi Endeksi ve Bilgi Endeksi'ni geliştirmiştir. Her iki endeks de Şekil 1'de sunulmuştur.

Şekil 1: Bilgi Ekonomisi Endeksi ve Bilgi Endeksi



Kaynak: Dünya Bankası, 2007'den aktaran: Sundać ve Fatur Krmpotić, 2011: 108

Bilgi endeksi bilgiye dayalı ekonomiye geçişte bir ülkenin konumunu diğer ülkelerle karşılaştırmak için kullanılan etkileşimli bir araçtır. Bir ülkenin bilgi üretme, benimseme ve yayma yeteneğini ölçmek için Dünya Bankası tarafından oluşturulmuştur. Metodolojik açıdan bilgi endeksi, bir ülke veya bölgenin üç temele dayalı olarak elde ettiği performans puanının aritmetik ortalamasıdır (Nancu, 2015: 156).

Bilgi ekonomisi endeksi ise ilgili ülke veya bölgenin ortamının bilginin ekonomik kalkınma için kullanılmasına elverişli olduğunu vurgulayarak bir ülke veya bölgenin genel gelişmişlik düzeyini ölçer. Metodolojik açıdan bilgi ekonomisi endeksi bir ülke veya bölgenin dört temele dayalı olarak elde ettiği performans puanının aritmetik ortalamasıdır (Nancu, 2015: 156-157). Ekonomik ve kurum rejim endeksi; tarife ve tarife dışı engeller, mevzuat kalitesi, hukuk kuralları; eğitim endeksi yetişkin okuryazar oranı, ortaöğretime katılma oranı, yükseköğretime katılma oranı; inovasyon endeksi telif hakkı ödemeleri ve makbuzlar, patent sayıları, bilimsel ve teknik dergi

makale sayısı; bilgi ve iletişim teknolojileri endeksi 100 kişi başına telefon, bilgisayar, internet kullanıcı sayısı değişkenlerine ilişkin skorların aritmetik ortalaması ile temsil edilmektedir.

Bilgi ekonomisi endeksi yukarıda belirtilen göstergelerin 0 ile 10 arasındaki normleştirilmiş değerlerinin basit ortalamasının alınması ile oluşturulur. Bilgi ekonomisi boyutlarında ülkelerin diğer ülkelerle karşılaştırıldığında aldıkları puanlara göre 10'a yakın bir bilgi ekonomisi endeksi puanı iyi bir gelişme anlamına gelirken 0'a yakın bir puan zayıf bir gelişmeyi göstermektedir (Chen ve Dahlman, 2005: 2). Başarılı bir bilgi ekonomisi akademi ve endüstriyel teknoloji arasındaki yakın iş birliği, ekonomik büyüme ve rekabet edebilirlik için yeniliğe verilen daha fazla önem, eğitim ve yaşam boyu öğrenmeye verilen daha fazla önem, maddi olmayan/soyut varlıklara (AR-GE, yazılım ve eğitim) daha fazla yatırım ile karakterize edilmektedir. Ayrıca BİT'te ki bir devrim dünya çapında karşılıklı dayanışma ve bağlılığı artıracaktır (Dahlman ve Utz, 2005: 7-8). Dolayısıyla bilgi ekonomisine yatırım yapılması bir ülkenin büyüme biçimine önemli değişiklikler getirecek stratejilere yatırım yapılması anlamına gelmektedir. Çünkü bilginin uygulanması mal ve hizmetleri daha düşük maliyetlerle üretmenin ve daha fazla insana ulaştırmanın daha etkin yollarını sağlamaktadır (Salmi, 2009: 2).

KAM'ın üçüncü ve son modeli Custom Scorecard (Özel Skorkart) modelidir. Bu model kullanıcılara istedikleri ülkeleri ve istedikleri değişkenleri seçerek analiz yapma imkânı vermektedir.

Ülkelerin bilgi ekonomisine entegrasyonunu belirleyen 109 göstergeden oluşan tüm detaylı göstergeleri içermektedir. Çeşitli değişken kombinasyonlarını kişiselleştirme esnekliğine sahip olan modele ait değişkenler Tablo 6'da belirtilmektedir:

Tablo 6: Custom Scorecard (Özel Skorkart) Modelinde Kullanılan Değişkenler

Performans Değişkenleri Yıllık GSYİH Büyümesi (%) Kişi Başına GSYİH (Satın Alma Gücü Paritesi) İnsani Gelişme Endeksi Yoksulluk Endeksi Ülke Risk Oranı (ICRG) İşsizlik Oranı (Toplam Emek Gücü %) Sanayi İstihdamı (Toplam İstihdam %) Hizmet Sektörü İstihdamı (Toplam İstihdam %) GSYİH (\$) Ekonomik Rejim Brüt Sermaye Birikimi (GSYİH %) Bütçe Dengesi (GSYİH %) Ticaret (GSYİH %) Tarife ve Tarife Dışı Engeller Fikri Mülkiyet Haklarının Korunması Bankaların Sağlamlığı Mal-Hizmet İhracatı (GSYİH %) Faiz Oranları Farkı (Kredi ve Mevduat) Yerel Rekabetin Yoğunluğu Ülke İçi Özel Sektöre Kredi (GSYİH %) Kurumlar Yasal Düzenleme Kalitesi Hukukun Üstünlüğü Yönetim Etkinliği Düşünce Özgürlüğü ve Hesap Verilebilirlik Politik İstikrar Yolsuzlukla Mücadele Basın Özgürlüğü Eğitim ve İnsan Kaynakları Yetişkin Okuma-Yazma Oranı (15 Yaş Üzeri %) Ortalama Eğitim Süresi Orta Öğretim Katılma Oranı Yüksek Öğretim Katılma Oranı Doğumdan İtibaren Yaşam Beklentisi Okullarda İnternet Erişimi Eğitimde Kamu Harcamaları (GSYİH %) Uzman ve Teknik Çalışan Sayısı (İşgücü %) Matematik Alanında Başarı Derecesi Fen Alanında Başarı Derecesi Fen ve Matematik Eğitiminde Kalite Personel Eğitimi Kapsamı Yönetim Alanında Yeterli Eğitimin Verilmesi Beyin Göçü	Yenilik Sistemi DYY (GSYİH %) Telif ve Lisans Ücreti Ödemeleri (Milyon \$) Telif ve Lisans Ücreti Ödemeleri (\$\Nüfus) Telif ve Lisans Ücreti Gelirleri (Milyon \$) Telif ve Lisans Ücreti Gelirleri (\$\Nüfus) Fen\Mat. Öğrenci Sayısı (Yükseköğretim %) AR-GE Araştırmacıları AR-GE Araştırmacıları\Milyon Toplam AR-GE Harcamaları (GSYİH %) İmalat Sanayi Ticareti (GSYİH %) Şirketler ve Üniversiteler Araştırma İş birliği Bir İşletme Kurma Maliyeti (Kişi Başı GSMH %) Bir Sözleşmeyi Uygulama Maliyeti (Kişi Başı GSMH %) Bilimsel ve Teknik Makale Sayısı Milyon Başına Bilimsel ve Teknik Makale Sayısı Yeni Girişimler için Mevzuat Yüku Risk Sermayesinin Mevcudiyeti USPTO Tarafından Verilen Patent Sayısı Milyon Başına USPTO Tarafından Verilen Patent Sayısı Küme Gelişim Durumu Yüksek Teknoloji Uzmanları (Mamul Mal İhracat %) Özel Sektör AR-GE Harcamaları Bilgi Altyapısı Bin Kişi Başına Telefon Sayısı Bin Kişi Başına Telefon Hattı Sayısı Bin Kişi Başına Cep Telefonu Sayısı Bin Kişi Başına Bilgisayar Sayısı Bin Kişi Başına Televizyon Sayısı Bin Kişi Başına Radyo Sayısı On Bin Kişi Başına Günlük Gazete Sayısı On Bin Kişi Başı İnternet Host Sayısı On Bin Kişi Başı İnternete Erişim Sayısı Uluslararası Telekomünikasyon Maliyeti E-devlet Uygulaması Bilgi ve İletişim Harcamaları (GSYİH %) Cinsiyet Eşitliği Cinsiyet gelişimi Endeksi Kadın İşgücü (Toplam İş Gücü %) Meclis'teki Kadın Milletvekili Sayısı Kadın Okuryazarlık Oranı (+15 %) Okula kayıt, Lise, Kadın (Toplam %) Okula kayıt, Yüksek Öğretim, Kadın (Toplam %)
--	--

Kaynak: Chen ve Dahlman, 2005: 38

1.6.4. Avustralya İstatistik Bürosu Çerçevesi (ABS)

ABS çerçevesi özellikle OECD ve APEC olmak üzere çeşitli kuruluşlar ve bireyler tarafından yapılan çalışmalara dayanmaktadır. ABS girişimcilik ve yenilik, beşerî sermaye, bilgi ve iletişim teknolojileri olmak üzere üç temel boyut ile bağlam ve ekonomik ve sosyal etkiler olmak üzere iki destekleyici boyuttan oluşan toplam beş boyut için bir çerçeve modeli önermektedir. Her bir boyutta karakteristikler bulunmakta; bu karakteristiklerin ölçülmesi için göstergeler seçilmektedir (Tocan, 2012: 10).

1.6.4.1. Bağlam Boyutu

Başarılı bir bilgi temelli ekonomiyi/toplumu teşvik edebilecek veya önkoşul olarak hareket edebilecek bir dizi ekonomik, sosyal, kültürel, yasal, politik, çevresel ve küresel faktörü kapsamaktadır. Bu boyutun özellikleri şunları içermektedir (Tocan, 2012: 11):

- Makroekonomik faktörler (üretim artışının istikrarını, kısa vadeli faiz oranlarını ve fiyatları teşvik etmek için parasal ve mali makroekonomik yönetimi içeren ekonomik performans gibi)
- Sosyal ve kültürel faktörler (sosyal sermaye, nüfusun yaş yapısı, sağlık durumu, suç düzeyleri ve gelir dağılımı gibi çeşitli toplumsal özellikleri ve yapıları içerir.)
- Ürün, finans ve işgücü piyasaları
- Açıklık (bir ekonominin açıklığı ve uluslararası yönelimi)
- Yasal ve düzenleyici çerçeveler
- Siyasi kurumlar ve şeffaflık

1.6.4.2. Yenilik ve Girişimcilik Boyutu

Ekonomideki girişimcilik ve yenilikçi faaliyetlerin desteklenmesini ve gerçekleştirilmesini içermektedir. Bu boyutun özellikleri şunları kapsamaktadır (Tocan, 2012: 11-12):

- Araştırma altyapısı ve bilgi yaratma potansiyeli: Bu özellik, temel araştırmanın performansı, nispeten yeni alanlarda yapılan araştırmalar ve küçük orta ölçekli işletmeler tarafından yapılan araştırmalarla ilgilidir.
- Araştırma tabanı ve bilgi yaratma potansiyeli: Bu özellik esas olarak nispeten yeni alanlardaki temel araştırmaların, küçük ve orta ölçekli işletmelerin araştırmalarının performansı ile ilgilidir.
- Ticari potansiyele sahip bilgi yaratımı (buluş ve patentleme faaliyeti de dahildir.)
- Diğer bilgi yaratımı
- Bilgi ağları ve akışları: Bilginin firmalar içinde ve firmalar ile diğer kurumlar (diğer firmalar, hükûmet ve eğitim kurumları) arasında paylaşılması ve yayılması anlamına gelir.

Yenilik: Bu özellik işletmeler tarafından yeni veya geliştirilmiş ürün veya süreçlerin tanıtılmasını ve teknolojik olmayan yenilikleri kapsamaktadır.

Girişimcilik faaliyeti: Bu özellik yeni, hızlı büyüyen işletmelerin yaratılmasını ifade etmektedir.

Yenilik desteği (AR-GE desteği ve risk sermayesi finansmanının sağlanması).

1.6.4.3. Beşerî Sermaye Boyutu

Bir toplumda yaşayan insanların beceri ve bilgisi, o toplumun bilgi temelli bir ekonomi ve toplum olarak gelişmesinde açıkça merkezi bir öneme sahiptir. Beşerî sermaye stoku, toplum bireylerinin beceri, yeterlilik ve bilgi düzeyine yansımaktadır. Stok, zaman içinde esas olarak eğitime yapılan yatırımlar (eğitim ve öğretime yönelik kamu ve özel harcamalar) yoluyla oluşturulmaktadır. Bu nedenle bilgiye dayalı ekonomi/toplum çerçevesi hem resmi hem de gayri resmi eğitim ve öğretim girdilerinin yanı sıra nüfusun beceri ve yetenekleri açısından ortaya çıkan çıktılarla da ilgilenmektedir. Bu boyutun özellikleri şunları içermektedir (Tocan, 2012: 11-12):

- Nitelikli insan stoku (Nüfusun eğitim ve beceri seviyeleri ile potansiyel nitelikli insan stoku hakkında bilgiler).
- Nitelikli insan akışı (Bu özellik, bilgi işçilerini, iş gücünün eğitim seviyesini, işveren eğitimini ve ekonomiden insan sermayesinin kaybını/ kazanımını inceler).
- İnsan sermayesine yatırım (Devlet ve işletmeler tarafından yapılan eğitim ve öğretim harcamalarını ifade eder).
- Yaşam boyu öğrenme ve eğitim ve öğretime erişim

1.6.4.4. Bilgi ve İletişim Teknolojileri Boyutu

Bilgi ve iletişim teknolojileri, bir bilgi temelli ekonomi veya toplumun etkin teknolojileridir. Bilgi ve iletişim teknolojileri bilgi işçileri için kritik araçlardır ve onlara teknolojinin bilgiye erişim, manipülasyon ve işleme kapasitesinden tam anlamıyla faydalanma imkânı tanımaktadır. Bilgi ve iletişim teknolojileri ayrıca eğitimde de önemli bir rol oynamakta; öğrencilere bilgiye erişim sağlamak ve çeşitli bilgi ve teknoloji tabanlı öğrenme araçları sunmaktadır. Bazı yorumcular, güçlü bir bilgi ve iletişim teknolojilerinin üretim sektörünün bir bilgi temelli ekonomi veya toplumun için gerekli olduğunu savunmaktadır. Ancak OECD'nin çalışmaları, bir ekonomide ve toplumda BİT kullanımının yaygınlığının, BİT ürünleri ve hizmetlerinin üretiminden daha önemli olduğunu önermektedir. Bu boyutun özellikleri şunları içermektedir (Tocan, 2012: 12-13):

- BİT altyapısı ve erişim: Bu özellik mevcut BİT altyapısını, toplumsal üyeler için erişilebilirlik ve maliyetini değerlendirir.

- Hanehalkı ve bireysel BİT kullanımı: BİT'in kullanım kapsamını ve toplum üyelerinin belirli amaçlar ve faaliyetler için nasıl kullandığını inceler.
- İşletmeler ve devletin BİT kullanımı: BİT'in iş ve devlet süreçlerine entegrasyonunu araştırır.
- Elektronik ticaretin yaygınlığı: Bu özellik iş dünyası ve bireylerin internet ve diğer bilgisayar aracılığıyla ağları kullanarak mal ve hizmet alım-satımını değerlendirir.
- BİT beceri temeli: İş gücündeki BİT çalışanlarının payını ve beceri eksiklikleri gibi konuları kapsar.
- BİT sektörünün gücü: Bu özellik Avustralya'daki BİT sektörünün çeşitli yönlerini açıklar. Özellikle gelir artışı, katma değere katkı, istihdam, AR-GE harcamaları ve BİT ürünleri ve hizmetleri ticaretine bakar.

1.6.4.5. Ekonomik ve Sosyal Etkiler Boyutu

Bu boyut bilgiye daha fazla vurgu yapılmasının ve bilginin daha fazla kullanılmasının ekonomi ve toplum üzerindeki etkileriyle ilgilenmektedir. Bu nedenle boyut orta derecede bilgi temelli ekonomi veya toplum sonuçlarının ekonomik ve sosyal ilerleme ölçütlerini daha kapsamlı nasıl etkilediğini bildirmeyi amaçlamaktadır (“orta derecede” bilgi temelli ekonomi veya toplum sonuçları, üç temel boyutun her birinin altında yansıtılmaktadır). Bu boyutun özellikleri şunları içermektedir (Tocan, 2012: 13):

- Ekonomik ve yapısal değişim (verimlilik, sektör yapısı ve ticaretteki değişim)
- Sosyal değişim

İKİNCİ BÖLÜM

2. PERFORMANS ÖLÇÜLMESİNE YÖNELİK METODOLOJİK YAKLAŞIMLAR

2.1. Performans Ölçmede Alternatif Yöntemler

Performans, etkinlik (efficiency), etkililik (effectiveness) ve verimlilik (productivity) literatürde bir kuruluşun performansının değerlendirilmesi için kullanılan terimlerdir. Literatürde farklı şekillerde tanımlamalarla birlikte kısaca etkinlik, önceden tanımlanmış hedeflere ulaşılması; verimlilik ise amaçların başarılması için kaynakların optimal kullanılması olarak ifade edilmektedir. Bir kuruluşun performansı (iş, süreç, makine vb.), hedeflere ulaşma açısından değerlendirilebilir (Abbas vd., 2016: 4) Organizasyonel etkinliğin sağlanmasında performans ölçümü büyük bir role sahiptir. Bir firmanın başarısını veya başarısızlığını değerlendirmek için doğru performans ölçümünün belirlenmesi kritik olduğundan performans değerlendirilmesi yönetim literatüründeki en önemli süreçlerden biridir. Performans ölçümü bir işin belirli bir amacının, ölçülebilir performans standartları olarak ifade edilen hedeflerine ulaşıp ulaşmadığına odaklanmaktadır (Aydoğan, 2011: 3992).

Performans ölçümü olarak etkinliği ölçmede alternatif yöntemler kullanılmaktadır. Etkinlik ölçme yöntemleri genel olarak Oran Analizi, Parametrik Yöntemler (Stokastik Sınır Yaklaşımı, Serbest Dağılım Yaklaşımı, Kalın Sınır Yaklaşımı); ve Parametrik Olmayan Yöntemler (Veri Zarflama Analizi, Serbest Atılabilir Zarf Yöntemi) olarak üç gruba ayrılmaktadır.

2.1.1. Oran Analizi

İşletmelerde performans ölçümü için en basit ve yaygın olarak kullanılan yöntemdir. İşletmelerin kullandığı girdi ve çıktıların tek boyutlu (tek çıktı/tek girdi) oranlanması şeklinde kullanılmaktadır. Tek girdi ve tek çıktı ile sınırlı olan bu analizin yaygın olarak kullanılmasının nedeni tek çıktıyı tek girdi ile değerlendirmesidir. Etkinlikle ilgili boyutlardan yalnızca birini dikkate alırken diğer boyutları dikkate almamakta; amaç ve kapsam açısından tek boyutlu analizleri içermektedir. Etkinlik ölçümünde hesaplanan farklı oranların ağırlıklandırılarak tek bir ölçüt elde edilmesi gereksinimi bu yöntemin önemli bir eksikliğini öne sürmektedir. Birden fazla girdi ve çıktının gerekli olduğu durumlarda oran analizi yetersiz kalmaktadır. Bu nedenle çoklu girdi ve çıktıların kullanılacağı durumlarda tek boyutlu olmaları ve doğru yorumlanamamaları nedeniyle performansı ölçmekte yetersiz kaldıkları görülmüştür. Ayrıca oran analizi statik bir yapıya sahip

olduğundan işletmelerin yalnızca bir dönemlik performansını yansıtmaktadır. Oran analizi ile yapılan ölçümlerde bazı oranlar işletmeyi oldukça etkin gösterirken bazı oranlar ise son derece başarısız gösterebilmektedir (Akan ve Çalmaşur, 2011: 14; Baysal, vd., 2004: 438; Akgöbek vd., 2015: 45; Topçuoğlu, 2015: 42).

2.1.2. Parametrik Yöntemler

Parametrik yöntemlerde birimlerin üretim fonksiyonunun analitik bir yapıya sahip olduğu varsayılarak üretim fonksiyonu ve ilgili parametreler belirli varsayımlar altında tahmin edilmektedir. Girdiler ve çıktılar arasındaki ilişki parametrik olarak incelenmektedir. Parametrik yöntemler parametre değerlerine yönelik istatistiksel testlerin yapılmasına imkan sağladığı için son yıllarda yaygın olarak kullanılmaktadır (Taymaz, vd., 2008: 23-24).

Bu yöntemde üretim fonksiyonu için belirli bir form (Cobb Douglas üretim fonksiyonu gibi) dikkate alınmakta; daha sonra istatistik ve ekonomide kullanılan tipik yöntemler (regresyon teknikleri ve sıradan en küçük kareler yöntemi) kullanılarak bilinmeyen parametreler hesaplanmaktadır. Her bir gözlem için etkinlik ortaya çıkan fonksiyon kullanılarak ölçülmektedir (Mirfakhr-al-Dini ve Khatibi-Aghda, 2011: 830).

Parametrik yöntemler ile üretim fonksiyonunun dolayısıyla üretkenlik ve teknolojik gelişme gibi değişkenlerin tahmin edilmesinde farklı yaklaşımlar bulunmaktadır (Taymaz, vd., 2008: 24).

2.1.2.1. Stokastik Sınır Analizi

Görelî etkinliğin ölçümünde kullanılan parametrik yöntemlerden biridir. Stokastik teriminden dolayı yöntemin olasılık içerdiği anlaşılmaktadır. Stokastik sınır analizi regresyonun bir türü olup bazı açılardan basit regresyon analizinden farklılık göstermektedir. Örneğin basit regresyon ortalama maliyet fonksiyonunun en iyi uyumunu bulmak için sıradan en küçük kareler yöntemini kullanırken; stokastik sınır analizi ele alınan örneklemde sınır fonksiyonunu tahmin etmek için maksimum olasılık yöntemini kullanmaktadır. Ayrıca stokastik sınır analizi basit regresyon modelindeki hata teriminin yanı sıra etkinsizlik terimi de içermektedir. Özellikle etkinsizlik terimi ve hata terimlerinin dağılımına ilişkin olarak ayrı varsayımlar yapılmasını gerektirmekte ve potansiyel olarak bu etkinsizlik terimi sayesinde görelî etkinlik daha doğru ölçülmektedir (Sarafidis, 2002: 8).

2.1.2.2. Serbest Dağılım Yaklaşımı

Serbest Dağılım Yaklaşımı Berger (1993) tarafından geliştirilmiştir (Kumbhakar ve Lovell, 2000: 179). Sınır için işlevsel bir biçim belirleyerek etkin olmayan birimleri rassal hatadan farklı

bir şekilde ayırmaktadır. Stokastik sınır analizinden farklı olarak bu yaklaşımda etkin olmayan gözlemlerin veya rassal hataların belirli dağılımlarına ilişkin herhangi bir varsayım söz konusu değildir. Serbest dağılım yaklaşımı her bir gözlemin etkinliklerinin zaman içinde sabit olduğunu; rassal hatanın ortalamasının zaman içerisinde sıfıra yaklaşma eğiliminde olduğunu varsaymaktadır (Berger ve Humphrey, 1997: 178).

2.1.2.3. Kalın Sınır Yaklaşımı

Berger ve Humphrey (1991, 1992) tarafından maliyet etkinliğinin tahminine yönelik geleneksel yaklaşımlarda gerekli olan kısıtlayıcı varsayımlardan kaçınmanın bir yolu olarak geliştirilmiştir. Tek bir kesit veya bir panel içerisinde kullanılabilir (Kumbhakar ve Lovell, 2000: 176).

Kalın sınır yaklaşımı stokastik sınır analizi ve serbest dağılım yaklaşımının özellikle dağılım üzerine yaptığı varsayımlardan farklılık göstermektedir. Stokastik sınır analizi ve serbest dağılım yaklaşım yöntemlerinin gözlemlenen değerlerle varsayılan değerler arasındaki farkı oluşturan etkin olmayan gözlem ve rassal hata unsurlarının dağılımlarına ilişkin varsayımları iki yöntem arasındaki temel farkı oluşturmaktadır; kalın sınır yaklaşımı yönteminde bu iki unsurun beklenen dağılımlarına ilişkin herhangi bir varsayım bulunmamaktadır. Yalnızca gözlemlenen ve beklenen değerler arasındaki farkların en büyük ve en küçük değerlerinin rassal hatayı geri kalan değerlerin ise etkin olmayan gözlemleri oluşturduğu varsayılmaktadır. Böylece kalın sınır yaklaşım yöntemi bir tek üretim biriminin etkinliğinin tahmini için uygun olmayan bir yöntem durumuna gelmektedir. Buna karşın genel etkinlik düzeyinin hesaplanmasında kullanılmaktadır. Kalın sınır yaklaşım yönteminde en yüksek ve düşük değerlerin rassal hata sayılarak ayıklanması aslında stokastik sınır analizi ve serbest dağılım yaklaşım yöntemlerinde ki kısaltma işlemine benzediği görülmektedir (Berger ve Humphrey, 1997'den aktaran: İnan, 2000: 84).

2.1.3. Parametrik Olmayan Yöntemler

Parametrik olmayan yöntemler göreceli verimliliği hesaplamak için kullanılan bir dizi optimize edilmiş matematiğe dayanmaktadır. Bu yöntemler sınır fonksiyonu için herhangi bir özel fonksiyonel form varsaymamaktadır. Bu yöntemlerin başlıca avantajları model seçimine karşı dayanıklı olması ve çoklu girdi, çoklu çıktı durumunun kolaylıkla ele alınabilmesidir; başlıca kısıtlamaları ise bilinmeyen fonksiyonların tahmin edilmesi ve parametrik olmayan yöntemlerin tipik özelliği olan boyutluluk sorunudur (Daraio ve Simar, 2007: 26).

Birden fazla bağımlı ve bağımsız değişkenin mevcut olduğu durumlarda parametrik olmayan yöntemler kullanılmaktadır. Birimlerin üretim sınırından uzaklığını belirlemek için çok değişkenli

analizler kullanılmaktadır. Bu yöntemler arasında yaygın olarak Veri Zarflama Analizi (VZA) kullanılmaktadır (Farrell, 1957’den aktaran: Mirfakhr-al-Dini ve Khatibi-Aghda, 2011: 830).

2.1.3.1. Veri Zarflama Analizi

Etkinliğin ölçülmesinde kullanılan parametrik olmayan yöntemlerden VZA ilk olarak Farrell tarafından ortaya atılan; Charnes-Cooper ve Rhodes tarafından geliştirilen sınır tahmini yapmak için kullanılan parametrik olmayan bir yöntemdir. VZA aşağıdaki temel özelliklerinden dolayı parametrik olmayan bir analiz yöntemidir (Chu vd., 2008: 260):

- Bu yaklaşım maksimum üretimi tahmin eden parametrik olmayan bir yöntemdir. Yöntem hedef fonksiyonda önceki girdiler ve çıktılar arasındaki ilişkiyi belirlemenin gerekli olmaması nedeniyle yanlış fonksiyon varsayımları yapma riskinden uzaktır.
- VZA belirli bireyin ve göreceli grubun göreceli etkinlik puanlarını hesaplayabilmektedir.
- VZA matematiksel programlama ile kapsamlı bir endeks oluşturur. Farklı girdiler ve çıktılar arasındaki göreceli etkinliği ölçebilir. Birden fazla girdi ve çıktının değerlendirilmesiyle farklı ölçü birimlerinden kaynaklanan sorunları çözebilmektedir.
- VZA genel anketlerden ve politika yapımcıların kararlarından daha objektif ve tarafsız değerlendirme sağlamaktadır.
- VZA tek bir adımda çoklu girdi ve çoklu çıktı seti için etkinlik puanları üretmektedir. Bu tek girdi ve tek çıktı içeren göreceli analiz yöntemine benzerdir.

VZA incelenecek tüm birimlerin performanslarını gösteren gözlemleri değerlendirmek amacıyla bir sınır belirlemek için gözlemleri zarflaması nedeniyle bu ismi almıştır. VZA’nın kullanım alanı yalnızca kâr amacı güden ticari firmaların etkinliklerini belirlemede değil aynı zamanda kâr amacı gütmeyen kamu kurumları gibi okullar, hastaneler vb. etkinliklerini belirlemede; ayrıca ülkelerin ve bölgelerin etkinliklerini belirlemede de kullanılmaktadır. Karar verme birimleri (KVB) (ülke, firma, devlet, hanehalkı vb.) etkinlik açısından değerlendirilecek olan tüm birimlerin esnek bir biçimde benzer girdileri kullanarak benzer çıktılar elde eden homojen birimlerdir. VZA, KVB’nin göreceli etkinliğini ölçmekte ve örneklem içerisindeki bir birimin diğer birimlere göre nasıl faaliyet gösterdiğini incelemektedir. Yöntemin önemli bir özelliği fiili ölçümlere dayalı etkinlik sınırlarının oluşturulmasıdır. Bir birim sınırlardan birine yerleştirilmişse “etkin”; sınırın içinde konumlandırılmışsa “etkin değil” şeklinde nitelendirilmektedir. Bu değerlendirmeler her bir karar verme biriminin sıfır ile bir arasında değişebilen etkinlik derecesini temsil eden bir performans değeri ile sonuçlanmaktadır (Banker vd., 2006: 133; Giokas ve Pentzaropoulos 2000: 785). VZA ile her bir karar verme biriminin sıfır ile bir arasında etkinlik seviyesini gösteren performans değerleri hesaplanmaktadır. Bu değerlere ulaşmada faydalanan ve etkin sınırı oluşturan KVB etkin olmayan birimler için bir kıyaslama ölçütü olarak kullanılmakta ve etkin olmayan her bir karar verme birimi için girdi ve çıktılardaki potansiyel iyileşme miktarları gösterilmektedir

(Avkiran, 1999: 206). Böylece belirli girdi/çıktı veri setini analiz ederek VZA aşağıdaki sıralanan maddeleri belirleyebilmektedir (Giokas ve Pentzaropoulos 2000: 785):

- En iyi uygulama birimlerinden oluşan etkinlik sınırını
- Etkinlik sınırına göre sıralanan en düşük ve en yüksek etkin birimleri (Herhangi bir birimin etkinlik derecesi, sınırdan uzaklığını yansıtır: etkinlik derecesi 1'e eşitse etkin birim; 1'den küçükse etkin olmayan birimler olarak tanımlanır.)
- Her bir etkin olmayan birim için bir etkinlik referans setini (Bu değerlendirilmekte olan birime en yakın olan tüm etkin birimlerin bir alt kümesidir.)
- Her etkin olmayan birim için ulaşılması halinde o birimi nispeten etkin (etkinlik derecesi 1'den küçükse tam olarak 1'e çıkaracak) kılacak girdi/çıktı hedef seviyelerini
- Bir iyileştirme prosedürünün uygulanması sırasında öncelik verilmesi gereken herhangi bir etkin olmayan birim için kritik girdiler ve çıktıları

VZA aynı girdileri kullanarak aynı çıktıları üreten aynı tip üreticilerin verimliliğini değerlendirmek üzere kullanılmaktadır. Herhangi bir istatistiksel yöntem, merkezi eğilim yaklaşımıyla üreticileri ortalama bir üreticiye göre değerlendirirken VZA yöntemi her bir üreticiyi yalnızca en iyi üreticilerle karşılaştırmaktadır. VZA her bir karar verme biriminin göreceli etkinliğini gözlemlenen girdi ve çıktıları kullanarak ağırlıklı çıktıların ağırlıklı girdilere oranını hesaplayarak belirlemektedir. Geleneksel yöntemlerin çoklu girdi ve çoklu çıktıların değerlendirilmesi için sağlayamadıkları bütünselliği toplam faktör verimliliği mantığı ile sağlayabilmektedir (Aydemir, 2002: 45-46).

VZA matematiksel açıdan iki önemli özelliğe sahiptir. Bunlar:

1. Herhangi bir istatistiksel dağılıma uyan tahminlere ihtiyaç duymadığından istatistiksel değil deterministiktir.
2. Girdi ve çıktılar arasında herhangi bir fonksiyonel ilişkinin bulunduğu varsayımına dayanmaması nedeniyle parametrik değildir.

VZA'da çoklu girdi ve çoklu çıktı değerleri ağırlıklandırılmak suretiyle doğrusal olarak bir araya getirilmektedir. Böylece firmanın girdilerinin doğrusal ağırlıklı toplamını ortaya koyan ağırlıklı toplam girdi;

$$\text{Ağırlıklı Toplam Girdi} = \sum_{i=1}^I v_i x_i \quad (1)$$

şeklinde hesaplanmaktadır. Burada v_i , x_i girdisi için belirlenen ağırlıktır.

Benzer şekilde firmanın ağırlıklı toplam çıktısı da tüm çıktıların doğrusal ağırlıkları toplamaları ile elde edilmektedir.

$$\text{Ağırlıklı Toplam Çıktı} = \sum_{j=1}^J u_j y_j \quad (2)$$

Burada u_j , y_j çıktısı için belirlenen ağırlıktır. Ağırlıklı toplam girdi ve çıktıların, girdileri çıktıların dönüştüren KVB'nin etkinlikleri girdilerin çıktıların oranı şeklinde tanımlanmakta ve aşağıdaki şekilde formüle edilmektedir (Ramanathan, 2003: 39):

$$\text{Etkinlik} = \text{Ağırlıklı Toplam Çıktı} / \text{Ağırlıklı Toplam Girdi} = \frac{\sum_{j=1}^J u_j y_j}{\sum_{i=1}^I v_i x_i} \quad (3)$$

Bu aşamada en önemli konu ağırlıkların değerlendirilmesidir. Bu durum tek bir ağırlık seti olmadığı için karmaşık bir konudur. Örneğin beşerî bilimlerde iyi bir başarıya sahip bir okul, beşerî bilimlerin çıktılarına daha yüksek ağırlıklar vermek isteyecektir. Öğrencilerinde sosyal olarak daha zayıf grupların daha yüksek bir yüzdesine sahip bir okul ise bu gerçeği vurgulamak ve bu girdi kategorisine daha fazla ağırlık vermek isteyecektir. Bu nedenle atanan ağırlıklar esnek olmalı ve her bir karar verme biriminin gereksinimini (performansını) yansıtmalıdır (Ramanathan, 2003: 39-40).

Yöntem yukarıda belirtilen özellikleri sayesinde birden fazla girdi ve çıktıyı bir araya getirebilme yeteneğine sahiptir. Bundan daha da önemlisi bir araya getirdiği tüm girdi ve çıktı setlerindeki verilerin ölçü birimlerinin aynı olmasını da gerektirmez. Analize dâhil edilen girdi ve çıktıları ayrı ayrı ağırlıklandırması sayesinde birden fazla veriyi kullanabildiği gibi değişik birimlerle ölçülmüş olan verileri de aynı formülde kullanabilme yeteneği vardır (Demirci, 2018: 35).

Kesirli programlama modeli için doğrusal programlama modellerinin çözümünde kullanılan Simpleks Algoritmasına benzer standart bir yöntem bulunmamaktadır. Ancak etkinlik analizlerinde kullanılan matematiksel programlama modelinin özel yapısı kullanılarak kesirli programlama modeli doğrusal programlama modeline dönüştürülebilmektedir (Ayçin, 2020: 330).

VZA hesaplamaları aşağıdaki belirtilen özellikleri ile dikkat çekmektedir (Charnes vd., 1994: 7-8)

- Ana kütle ortalaması yerine bireysel gözleme dayanır.
- Analiz edilen her bir karar verme birimi için kullanılan girdi ile üretilmesi istenen çıktı yerine ağırlıklı ölçümü hesaplar.
- Farklı birimlerde ölçümlenen çoklu girdi ve çoklu çıktı verilerini aynı anda hesaplamaya alabilir.
- Dış kaynaklı değişkenlere uyum gösterebilir.

- Girdi ve çıktıların ağırlıkları veya fiyatları hakkında başlangıç bilgisi veya belirli özelliklerine ait bilgiler gerektirmez, değerlere bağımlı değildir.
- Yöntem üretim ilişkilerinin herhangi bir fonksiyonu üzerinde sınırlama getirmez.
- Arzu edilmesi halinde elde edilen tüm değerleri bağdaştırabilir.
- Etkinlik sınırının altında kalan KVB'nin etkinlik sınırına taşınması için girdilerinde ve/veya çıktılarında meydana getirmeleri gereken değişimler konusunda bilgi sağlar.
- Söz konusu hesaplamalar Pareto optimaldir (en etkin karar verme birimi pareto optimal birim olarak adlandırılır).
- Merkezi eğilime göre bulunan etkinlik sınırı yerine en iyilerin yer aldığı etkinlik sınırına odaklanır.
- Her bir karar verme birimi için göreceli tam denge kriterine uygun değerlendirme sağlar.

2.1.3.2. Serbest Atılabilir Zarf Yöntemi

Serbest Atılabilir Zarf Yöntemi üretim birimlerinin veya diğer bir deyişle KVB'nin etkinliğini ölçmek için kullanılan parametrik olmayan bir yöntem olup yalnızca girdi ve çıktıların serbest kullanılabilirliği varsayımına dayanan VZA modellerine bir alternatif olarak tasarlanmıştır. Deprins vd., (1984) tarafından ortaya çıkarılan bu yöntemin temel amacı VZA modellerinin konvekslik varsayımını esnetmektir. Bu nedenle yöntem başlangıçta değişkenlerin ikili olduğu ve gözlemlenen üretim planlarının doğrusal kombinasyonlarını hariç tutan ölçüğe göre değişken getiri varsayımında VZA modeli olarak sunulmaktadır (Leleu, 2006: 341-342). Serbest atılabilir zarf yöntemi için kullanılan hesaplama tekniği doğrusal programlama problemi olan VZA modelleriyle karşılaştırıldığında karışık tamsayılı programlama problemini ele almaktadır (Lim vd., 2016: 1).

Serbest atılabilir zarf yöntemi değişken ölçek varsayımını kabul etmekle birlikte modele ayrıca "0-1 tamsayı" kısıtını da eklemektedir. Bu kısıt altında her bir gözlemin göreceli etkinliği hesaplanabilmektedir. 0-1 tamsayı kısıtının geçerli olması nedeniyle gözlem noktalarını birleştiren doğrular dik açılarla birleşerek bir merdiven görünümü oluşturmaktadır. Böylece üretim olanakları setinin merdiven şeklindeki sınırı ile gözlemler arasındaki mesafe her birimin göreceli etkinliğinin belirlenmesine yardımcı olmaktadır (Lorcu, 2008: 28-29). Serbest atılabilir zarf yönteminde köşe noktalarını birbirine bağlayan çizgiler üzerindeki noktalar sınıra dahil edilmez. Bunun yerine üretim olanakları seti yalnızca VZA gözlem noktalarından ve bu gözlem noktalarının içindeki serbest atılma sınırı noktalarından oluşmaktadır. Serbest atılabilir zarf yöntemi sınırı ya VZA sınırı ile örtüşür ya da onun içindedir, bu nedenle serbest atılabilir zarf yöntemi genellikle VZA'dan daha yüksek ortalama etkinlik tahminleri üretir (Tulkens, 1993'ten aktaran, Berger ve Humphrey, 1997: 177-178). Her iki yaklaşım da etkinliğin zaman içinde değişmesine izin vermez ve gözlemler arasında etkin olmayan birimlerin dağılımının biçimi hakkında önceden herhangi bir varsayımda bulunmaz, tek istisna baskın olmayan gözlemlerin %100 etkin olduğudur. Parametrik olmayan bu

yaklaşımların temel bir dezavantajı genellikle rastgele hata olmadığını varsaymalarıdır. Bu yaklaşımlar sınırın oluşturulmasında ölçüm hatası olmadığını; geçici olarak bir karar biriminin bir yıl boyunca daha iyi ölçülen performansa sahip olmasını sağlayan şansa yer verilmediğini; ölçülen çıktılar ve girdilerin ekonomik çıktı ve girdilerden sapmasına neden olacak muhasebe kuralları tarafından oluşturulan yanlışlıklar olmadığını varsaymaktadır (Berger ve Humphrey, 1997: 177-178).

2.2. Performans Değerlendirme Aracı Olarak Veri Zarflama Analizi (VZA)

2.2.1. Veri Zarflama Analizinin Temelleri

Veri Zarflama Analizi homojen KVB için çıktıların girdilere oranını ölçmekte ve her karar verme biriminin performansını diğerleriyle karşılaştırarak göreceli etkinlik puanını belirlemektedir. VZA’da etkinlik puanları 0 ile 1 arasında yer almaktadır. Etkinlik puanlarının 1 olması tam etkinlik anlamı taşımaktadır. Tam etkin bir KVB etkin sınırın üzerinde yer almaktadır. Eğer herhangi bir KVB bu sınırın dışında yer alıyorsa o KVB etkin olmayan bir KVB olarak tanımlanmaktadır (Ayçin, 2020: 322). VZA’nın önemli avantajlarından biri etkin olmayan birimler için performans hedeflerini belirleme ve sınır etkinliğine ulaşabilmesi için hangi iyileştirmelerin yapılabileceğini gösterme yeteneğidir (Sowlati ve Paradi, 2004: 261).

VZA çok sayıda değişken ve ilişkilerin (kısıtların) bir arada değerlendirildiği matematiksel programlama gibi teknikleri kullandığı için çok sayıda girdi ve çıktının bir arada değerlendirilmesine olanak vermeyen ve karar vericiyi sınırlandıran diğer tekniklere göre kullanıcıya daha rahat çalışılabilme imkanı sunmaktadır. Bununla birlikte matematiksel programlamanın sahip olduğu geniş teori ve metodoloji birikimi sayesinde yol gösterici analizlerin ve yorumların yapılabilmesine olanak sağlamaktadır (Aydemir, 2002: 47).

VZA girdi ve çıktılar arasında belirli bir fonksiyonel form varsayımı gerektirmez. VZA parametrik yöntemlerden farklı olarak belirli bir model varsayımı olmaksızın performans değerlendirmesi yapılmasına olanak sağlamaktadır (Maudos, 2002: 511).

VZA ile performans değerlendirmesinde önemli olan temel koşullar şunlardır (Afzal ve Lawrey, 2012: 61):

Pozitif değerler: Genel olarak VZA formülasyonu girdi ve çıktı değişkenlerinin pozitif (sıfırdan büyük) olmasını gerektirmektedir.

İzotoniklik: Girdileri çıktılarla ilişkilendiren fonksiyonların izotoniklik (eş aralıklı) adı verilen bir özelliğe sahip olması gerekmektedir. Bu durum herhangi bir girdideki artışın herhangi bir çıktıda azalmaya değil bir miktar çıktı artışına neden olması anlamına gelmektedir.

Anlamlı bir analiz için yeterli serbestlik derecesini garantilemek amacıyla modelde kullanılan girdi ve çıktı değişkenleri için üç adet karar verme biriminin gerekli olduğu genel bir kuraldır.

KVB'nin homojenliği: VZA nispeten homojen bir varlık kümesi gerektirmektedir. Yani değerlendirme kümesine dahil edilen tüm birimlerin pozitif miktarlarda aynı girdi ve çıktılara sahip olması gerekmektedir.

Ağırlıkların kontrolü: VZA modelini çözerken v_i ve u_j ağırlıkları belirlenmektedir. Bu ağırlıklar değerlendirilen organizasyonun veri setindeki diğer birimlere en iyi şekilde sunulmasını sağlayacak şekilde hesaplanmaktadır.

2.2.2. Veri Zarflama Analizi Modelleri

VZA ilk olarak Farrel (1957) tarafından önerilen daha sonra Charnes, Cooper ve Rhodes (1978) tarafından geliştirilen parametrik olmayan bir yöntemdir. Farrel (1957) tek bir girdi ve çıktıya dayalı temel bir teoriyi ortaya koymuştur. Ardından Charnes, Cooper ve Rhodes (1978) birden fazla girdi ve çıktıyı kullanarak homojen KVB arasındaki etkinlikleri karşılaştırmak için matematiksel programlama tabanlı bir yöntem geliştirmişlerdir. Bu yöntem CCR modeli olarak ifade edilmektedir. Bir diğer VZA modeli ise Banker, Charnes ve Cooper (1984) tarafından geliştirilen BCC modelidir. CCR modeli ölçeğin sabit getirilerini dikkate alan (temeldeki üretim fonksiyonunun doğrusal olduğu varsayılır.) ve her bir karar verme biriminin teknik etkinliğini sunmaktayken BCC modeli ölçeğin değişken getirilerini dikkate alan ve her bir karar verme biriminin ölçek verimliliğinden bağımsız saf teknik etkinliğini sunmaktadır (Arslan ve Belgin, 2020: 1668).

VZA aşağıdaki gibi yorumlama olanaklarına sahip bir model koleksiyonuna dahil edilen kavram ve metodolojiler bütünüdür (Charnes vd., 1994: 23-24):

CCR (Charnes, Cooper, Rhodes) Modelleri (1978)

- i. Toplam etkinliğin nesnel bir değerlendirmesini sağlamaktadır.
- ii. Kaynakları belirlemekte ve bu şekilde belirlenen etkinsizliğin miktarlarını tahmin etmektedir.

BCC (Banker, Charnes, Cooper) Modelleri (1984) teknik ve ölçek verimsizlikleri arasında ayrım yapmaktadır.

- i. Belirli bir ölçek üzerinde saf teknik etkinliği tahmin etmektedir.
- ii. Daha fazla kullanım için ölçek getirisinin artan, azalan veya sabit olup olmadığını belirlemektedir.

Toplamsal model (Charnes vd. 1985) ve genişletilmiş toplamsal modeli (Charnes vd., 1987)

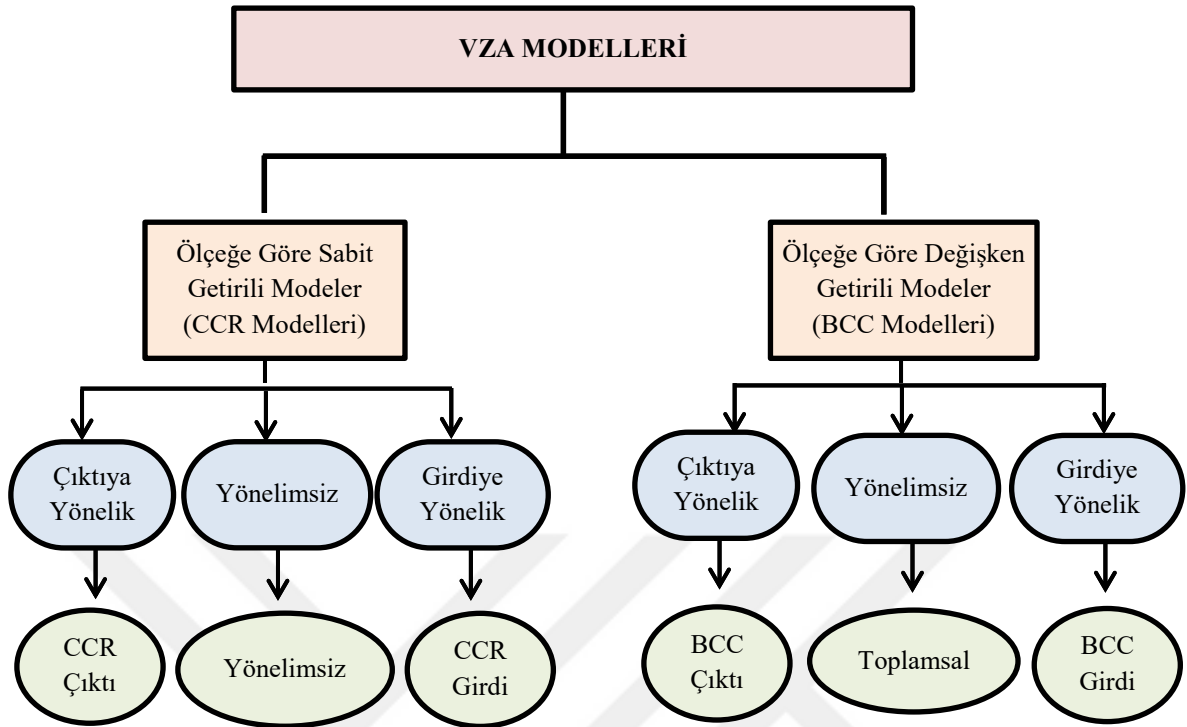
- i. VZA'yı Charnes-Cooper (1959) öncesinde etkinsizlik analizine bağlamaktadır.
- ii. Bu süreçte etkinlik sonuçlarını T. Koopmans (1949)'ın doğrusal programlama üzerine ilk konferansın bildirilerinin yayımlandığı ciltte yorumlanan ekonomik Pareto optimalitesi kavramıyla ilişkilendirmektedir.

Bu modellerin her biri yönetsel ve ekonomik konuları ele alarak faydalı sonuçlar sunarken yönelimleri farklı olabilmektedir. Dolayısıyla modeller ekonomide olduğu gibi ölçeğe göre artan, azalan veya sabit getiriye odaklanabilmekte ve burada çoklu çıktı durumuna genelleştirilmektedir. Parçalı doğrusal, parçalı log-doğrusal veya parçalı Cobb Douglas olabilen etkin bir sınır belirleyebilir ve yine süreçte elde edilen çoklu çıktı-girdi durumlarına göre genelleme yapabilmektedir. Ayrıca Arşimet olmayan yöntemler kullanılabilir ve etkinliğe ulaşılması için girdi ya da çıktı azaltma üzerine odaklanabilirler (Charnes vd., 1994: 24).

VZA KVB'ni nicel olarak değerlendiren bir yöntemdir. VZA minimize edilecek girdi değerleri ve maksimize edilecek çıktı değerlerine sahip olmak gerekmektedir. VZA'daki modeller yardımıyla sistemlerin; “toplam etkinlik”, “teknik etkinlik” ve “ölçek etkinlik” değerleri hesaplanabilmektedir. Etkinlik, tüketilen girdilerle mümkün olan en yüksek çıktıyı üretme başarısını göstermektedir (Akgöbek vd., 2015: 45).

Etkinlik ölçümüne farklı şekillerde yaklaşılabılır. Hangisinin kullanılacağını belirlenmesi araştırmanın özel amacına ve verilerin mevcudiyetine dayanmalıdır. Bu modeller aşağıdaki gibi Şekil 2’de özetlenmektedir (Yahşi, 2019: 32):

Şekil 2: VZA Modelleri



VZA modellerinden hangisinin tercih edileceğine aşağıda belirtilen durumlar göz önünde bulundurularak karar verilmektedir (Yahşi, 2019: 32):

- Ölçeğe göre sabit getiri varsayımı altında KVB'nin toplam etkinliklerinin belirlenmesi için CCR veya yönelimsiz modeller,
- Ölçeğe göre değişken getiri varsayımı altında KVB'nin teknik etkinliklerinin belirlenmesi için BCC veya toplamsal modeller,
- KVB'nin etkinlikleri hakkında daha ayrıntılı bilgi elde edinebilmek için hem CCR hem de BCC modelleri,
- En çok çıktının en az girdi ile elde edilmesi için toplamsal veya yönelimsiz modeller kullanılmaktadır.

2.2.2.1. CCR (Charnes, Cooper, Rhodes) Modelleri

CCR modeli Charnes, Cooper, Rhodes tarafından ölçeğe göre sabit getiri (CRS) varsayımı altında çoklu girdi ve çıktıdan oluşan karar verme birimlerinin göreceli etkinliğinin hesaplanması için geliştirilen bir kesikli programlama modelidir. Etkinlik puanlarının hesaplanabilmesi için CCR modeli doğrusal programlama modeline dönüştürülerek her KVB için çözüm gerçekleştirilmektedir (Ayçin, 2020: 330). Buradaki CCR göreceli etkinlik model, toplam etkinliktir. Ayrıca VZA'da üst etkinlik sınırının 1.0 olarak kısıtlanması ile tüm KVB'nin etkinlik skorları 0.0 ile 1.0 arasında bir değer almaktadır (Demirci, 2018: 52). CCR modelleri girdi ya da çıktı odaklı olmak üzere iki farklı şekilde oluşturulabilir. "Girdi Odaklı Modellerde (Input-oriented model)" en az gözlemlenmiş

(mevcut olan) çıktı seviyesini karşılayabilecek şekilde girdileri minimize etme amaçlanırken “Çıktı Odaklı Modellerde (Output-oriented model)” ise gözlemlenmiş girdilerden daha fazlasını talep etmeyecek şekilde çıktıları maksimize etmek amaçlanmaktadır (Aydemir, 2002: 63). Başka bir ifade ile girdi odaklı modellerde belirli bir çıktı seviyesini değiştirmeden girdi miktarı azaltılarak; çıktı odaklı modellerde ise belirli bir girdi seviyesini değiştirmeden çıktı miktarı artırılmaya çalışılarak etkinlik sağlanmaya çalışılmaktadır. CCR modelinin matematiksel olarak gösteriminde yer alan indislerin açıklamaları Tablo 7’de verilmektedir (Ayçin, 2020: 330):

Tablo 7: CCR Modeli İndisleri

n	KVB sayısı
m	Girdi sayısı
s	Çıktı sayısı
v_i	Etkinliği ölçülen KVB tarafından i . girdiye verilen ağırlık
x_i	Etkinliği ölçülen KVB’nin i . girdi miktarı
u_r	Etkinliği ölçülen KVB tarafından r . çıktıya verilen ağırlık
y_r	Etkinliği ölçülen KVB’nin r . çıktı miktarı
x_{ij}	j . KVB’nin i . girdi miktarı
y_{rj}	j . KVB’nin r . çıktı miktarı
ε	10^{-6} gibi küçük bir sayı

Kaynak: Ayçin, 2020: 330

İçinde n tane KVB bulunan bir pazarda her bir karar verme birimi s sayıda değişik çıktı üretmek için m sayıda değişik girdi kullanır. Örneğin j . karar verme birimi (KVB_j) y_{rj} miktarda r çıktısı üretmek için x_{ij} miktarda i girdisi kullanır. $x_{ij} \geq 0$ ve $y_{rj} \geq 0$ olmak koşuluyla girdilerin serbest kullanımı ve ölçeğe göre sabit getiri varsayımı altında standart teknoloji şartlarında girdilerin minimize edildiği çıktıların sabit bir seviyede kabul edildiği girdiye yönelik CCR modeli aşağıdaki başlıkta gösterilmektedir (Hsu ve Lin, 2007: 511-512).

2.2.2.1.1. Girdiye Yönelik CCR Modelleri

Girdiye yönelik CCR modeli kesirli programlama şeklinde aşağıda gösterilmektedir:

Amaç fonksiyonu:

$$\max h_k = \frac{\sum_{r=1}^s u_r y_{rk}}{\sum_{i=1}^m v_i x_{ik}} \quad (4)$$

Kısıtlar:

$$\begin{aligned} \frac{\sum_{r=1}^s u_r y_{rj}}{\sum_{i=1}^m v_i x_{ij}} &\leq 1 & (j = 1, 2, \dots, n) \\ v_i, u_r &\geq \varepsilon \geq 0 & (i = 1, 2, \dots, m) \quad (r = 1, 2, \dots, s) \end{aligned} \quad (5)$$

Yukarıdaki modelde Eşitlik (5)'te yer alan kısıtlar, her bir karar verme biriminin etkinlik puanının 1'i aşamayacağını ifade etmektedir. Ayrıca tüm girdi ve çıktı ağırlıklarının pozitif bir ağırlığının olması gerekliliği kısıtlar içinde yer almaktadır. Eşitlik (4)'teki amaç fonksiyonu en fazla 1 değerini alabilecektir. Amaç KVB_k 'nın etkinliğini maksimize eden girdi ve çıktı ağırlıklarının (v_i, u_r) hesaplanmasıdır. Eşitlik (4) ve (5)'teki kesirli programlama modelini doğrusal programlama yardımıyla çözebilmek için modelin pay ve paydasında yer alan tüm ağırlıkların 0'dan büyük bir t sayısı ile çarpıldığı varsayalım. t sayısı ise Eşitlik (6)'daki gibi tanımlansın.

$$t^{-1} = \sum_{i=1}^m v_i x_{ik} \quad (6)$$

Kesirli programlama modelinin pay ve paydası t sabit sayısı ile çarpıldığında amaç fonksiyonunun paydası 1 olmakta ve Eşitlik (7)'de verilen kısıt modele eklenmektedir.

$$\sum_{i=1}^m v_i x_{ik} = 1 \quad (7)$$

Son olarak $\mu_r = tu_r$ ve $\omega_i = tv_i$ olarak tanımlanmakta ve doğrusal programlama modeline dönüştürme işlemi tamamlanmaktadır. Kesirli programlama modelinden doğrusal programlama modeline dönüştürülen bu modele çarpan modeli adı da verilmektedir. Dönüşümü yapıldıktan sonra girdiye yönelik CCR modeli olarak tanımlanan bu primal modelin matematiksel gösterimi Eşitlik (8) ve (9)'da gösterilmektedir.

Amaç fonksiyonu:

$$\max \eta_k = \sum_{r=1}^s \mu_r y_{rk} \quad (8)$$

Kısıtlar:

$$\begin{aligned} \sum_{r=1}^s \mu_r y_{rj} - \sum_{i=1}^m \omega_i x_{ij} &\leq 0 & (j = 1, 2, \dots, n) \\ \sum_{i=1}^m \omega_i x_{ik} &= 1 \\ \omega_i, \mu_r &\geq \varepsilon \geq 0 & (i = 1, 2, \dots, m) \quad (r = 1, 2, \dots, s) \end{aligned} \quad (9)$$

Yukarıdaki modelde Eşitlik (1)'de yer alan kısıtlar her bir karar verme biriminin etkinlik puanının 1'i aşmayacağını ifade etmektedir. Ayrıca tüm girdi ve çıktı ağırlıklarının pozitif bir ağırlığının olması gerekliliği kısıtlar içinde yer almaktadır. Eşitlik (1)'deki amaç fonksiyonu en fazla 1 değeri alabilecektir. Yukarıdaki model çözüldüğünde amaç fonksiyonu η_k değeri 1'e eşit çıktığı takdirde ilgili KVB'nin etkin olduğu yorumu yapılacaktır. 1'den küçük çıkması durumu ise etkin olmama durumunu göstermektedir (Ayçin, 2020: 331-332):

Girdiye yönelik CCR modelinin dual şekli aşağıdaki gibidir:

Amaç fonksiyonu:

$$\min \phi_k - \varepsilon [\sum_{i=1}^m S_i^- - \varepsilon \sum_{r=1}^s S_r^+] \quad (10)$$

Kısıtlar:

$$\begin{aligned} -\sum_{j=1}^n x_{ij}\lambda_j + \phi_k x_{ik} - S_i^- &= 0 & (i = 1, 2, \dots, m) \\ \sum_{j=1}^n y_{rj}\lambda_j + y_{rk} - S_r^+ &= 0 & (r = 1, 2, \dots, s) \\ \lambda_j, S_i^-, S_r^+ &\geq 0 & \forall i, j, r \end{aligned} \quad (11)$$

Dual modellerde yer alan S_i^- ve S_r^+ değişkenleri boşluk değişkenlerdir. S_i^- boşluk değişkeni bir karar verme biriminin belirli bir miktarda çıktı üretmek için i . girdiden kullandığı fazlalığı göstermektedir. Bir başka deyişle bu boşluk değişken azaltılabilecek girdi miktarını temsil etmektedir. S_i^+ boşluk değişkeni bir karar verme birimi KVB'nin belli bir miktarda girdi kullanarak üretmesi gereken r . çıktının miktarı ile ürettiği r . çıktı miktarı arasındaki farkı göstermektedir. Başka bir ifade ile bu boşluk değişken artırılabilir çıktı miktarını temsil etmektedir (Ayçin, 2020: 334).

Karar verme birimi k için ϕ_k^* teknik etkinlik ölçüsü yukarıda verilen doğrusal programlama probleminin optimal çözümü şeklinde tanımlanmaktadır. Eğer ϕ_k^* 1'e eşitse mevcut girdi düzeyi, çıktı düzeyinde bir azalma meydana gelmeden orantılı olarak azaltılamaz ve KVB_k için sınırda olduğu belirtilmektedir. Öte yandan ϕ_k^* 1'den küçükse KVB_k etkinsiz olarak sınırın altında yer almakta ve çıktı düzeyinde bir azalma olmaksızın girdi düzeyini azaltılabileceği belirtilmektedir (Hsu ve Lin, 2007: 512). Ayrıca girdiye yönelik dual modellerde bir KVB için amaç fonksiyonunun aldığı değer 1'e eşitse ve boşluk değişkenlerin optimal değeri ($S_i^- = 0$ ve $S_r^+ = 0$) sıfıra eşitse o KVB için güçlü etkinlik söz konusudur. Ancak bir KVB için amaç fonksiyonunun aldığı değer 1'e eşit fakat ve boşluk değişkenlerin optimal değeri sıfıra eşit değilse o KVB için zayıf etkinlik durumu söz konusudur (Ayçin, 2020: 334).

2.2.2.1.2. Çıktıya Yönelik CCR Modelleri

Çıktıya yönelik CCR modelinde belirli bir girdi seviyesini değiştirmeden çıktı miktarı maksimum yapılmaya çalışılır. Çıktıya yönelik CCR modeli kesirli programlama şeklinde Eşitlik (12) ve (13)'te gösterilmektedir (Ayçin, 2020: 335):

Amaç fonksiyonu:

$$\text{Min } g_k = \frac{\sum_{i=1}^m v_i x_{ik}}{\sum_{r=1}^s u_r y_{rk}} \quad (12)$$

Kısıtlar:

$$\begin{aligned} \frac{\sum_{i=1}^m v_i x_{ij}}{\sum_{r=1}^s u_r y_{rj}} &\geq 1 & (j = 1, 2, \dots, n) \\ v_i, u_r &\geq \varepsilon \geq 0 & (i = 1, 2, \dots, m) \quad (r = 1, 2, \dots, s) \end{aligned} \quad (13)$$

Eşitlik (12) ve (13)'te gösterilen kesirli programlama modeli doğrusal programlama modeline dönüştürülerek çıktıya yönelik CCR modeli olarak tanımlanan primal modelin matematiksel gösterimi Eşitlik (14) ve (15)'te gösterilmektedir (Ayçin, 2020: 335).

Amaç fonksiyonu:

$$\min \theta_k = \sum_{i=1}^m \omega_i x_{ik} \quad (14)$$

Kısıtlar:

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^m \omega_i x_{ij} - \sum_{r=1}^s \mu_r y_{rj} &\geq 0 & (j = 1, 2, \dots, n) \\ \sum_{r=1}^s \mu_r y_{rk} &= 1 \\ \omega_i, \mu_r &\geq \varepsilon \geq 0 & (i = 1, 2, \dots, m) \quad (r = 1, 2, \dots, s) \end{aligned} \quad (15)$$

Çıktıya yönelik CCR modelinin dual şekli aşağıdaki gibidir (Ayçin, 2020: 335):

Amaç fonksiyonu:

$$\max \theta_k + \varepsilon [\sum_{i=1}^m S_i^- + \varepsilon \sum_{r=1}^s S_r^+] \quad (16)$$

Kısıtlar:

$$\begin{aligned}
\sum_{j=1}^n x_{ij} \lambda_j - x_{ik} + S_i^- &= 0 & (i = 1, 2, \dots, m) \\
-\sum_{j=1}^n y_{rj} \lambda_j + \vartheta_k y_{rk} + S_r^+ &= 0 & (r = 1, 2, \dots, s) \\
\lambda_j, S_i^-, S_r^+ &\geq 0 & \forall i, j, r
\end{aligned} \tag{17}$$

Modeldeki,

φ : “ k ” KVB’nin çıktılarının radyal olarak ne kadar artırılabilirliğini belirleyen genişleme katsayısı

λ_j : Çıktıya yönelik modeller için j . karar verme biriminin aldığı yoğunluk değeri (k . KVB’nin referans kümesinin alacağı değerdir)

Çıktıya yönelik dual modellerde amaç fonksiyonu olan $\vartheta_k^* = 1$ durumu sağlanıyor ve boşluk değişkenlerin aldıkları değerlerin tümü sıfıra eşitse ilgili KVB etkindir. KVB’nin etkinlik puanı ise $1/\vartheta_k^*$ olarak hesaplanmaktadır (Ayçin, 2020: 335).

2.2.2.2. BCC (Banker, Charnes, Cooper) Modelleri

Banker, Charnes ve Cooper tarafından geliştirilen ve isimlerinin baş harfleriyle anılan BCC modeliyle ölçeğe göre değişken getirisi (VRS) koşullarında etkinlik sınırı hesaplanmaktadır. Bu modellerde hem teknik etkinlik hem de ölçek etkinliği dikkate alınmaktadır. Böylece toplam etkinlik, teknik etkinlik ve ölçek etkinliği şeklinde ayrıştırılır ve teknik etkinlik ile ölçek etkinliğinin çarpımı sonucunda toplam etkinlik puanına ulaşılmaktadır. Bu nedenle bir KVB sadece ve sadece hem teknik etkin hem de ölçek etkin olması halinde toplam etkin kabul edilmektedir. Teknik etkinsiz veya ölçek etkinsiz ya da her iki durumu birden taşıyan KVB ise toplam etkinsiz kabul edilmektedir. BCC modelin uygulanmasında ana kaynakların kullanılmasının toplam etkinliği getireceği aşıkardır (Liu, 2007’den akıatan: Demirci, 2018: 54-55).

BCC modeli ölçeğe göre değişken getiri varsayımı altında etkinlik analizi yapması ve CCR modelinin dualine konvekslik kısıtı olarak adlandırılan Eşitlik (18)’deki kısıtın eklenmesi bakımında CCR modelinden ayrılmaktadır.

$$\sum_{j=1}^n \lambda_j = 1 \tag{18}$$

BCC modeline bu kısıtın eklenmesiyle parçalı doğrusal üretim sınırı ortaya çıkmaktadır. Bu açıdan bakıldığında BCC modelinin doğrusal bir üretim sınırı elde eden CCR modelinden farklı olduğu söylenebilir. Ayrıca BCC modeli yardımıyla etkin olan KVB belirlenebildiği gibi ölçeğe göre getiri türleri de belirlenebilmektedir. BCC modellerinde yer alan μ_0 değişkeninin hesaplanmasıyla incelenen KVB'nin hangi getiri türüne sahip olduğu belirlenebilmektedir. Optimal çözümde yer alan;

- i. $\mu_0 < 0$ durumunda ölçeğe göre artan getiriden,
- ii. $\mu_0 > 0$ durumunda ise ölçeğe göre azalan getiriden söz etmek mümkündür.

BCC modellerini de “Girdiye Yönelik BCC Modeli” ve “Çıktıya Yönelik BCC Modeli” olmak üzere iki grupta incelemek mümkündür.

2.2.2.1.1. Girdiye Yönelik BCC Modelleri

Girdiye yönelik BCC modeli kesirli programlama şeklinde Eşitlik (19) ve (20)'de gösterilmektedir.

Amaç fonksiyonu:

$$\text{Max } h_k = \frac{\sum_{r=1}^s u_r y_{rk} - u_0}{\sum_{i=1}^m v_i x_{ik}} \quad (19)$$

Kısıtlar:

$$\frac{\sum_{r=1}^s u_r y_{rj} - u_0}{\sum_{i=1}^m v_i x_{ij}} \leq 1 \quad (j = 1, 2, \dots, n) \quad (20)$$

$$v_i, u_r \geq \varepsilon \geq 0 \quad (i = 1, 2, \dots, m) \quad (r = 1, 2, \dots, s) \quad u_0$$

işareti kısıtlanamaz.

CCR modellerinde geçerli olan girdi ve çıktı odaklı CCR modellerinin çözümlerinin birbirinin tersi olması durumu ölçeğe göre değişken getiri varsayımı altında gerçekleştirilen BCC modellerinde geçerli değildir. Kesikli programlama modelinden doğrusal programlama modeline dönüştürülen girdiye yönelik BCC modeli olarak tanımlanan bu primal modelin matematiksel gösterimi Eşitlik (21) ve (22)'de gösterilmektedir.

Amaç fonksiyonu:

$$\max \eta_k = \sum_{r=1}^s \mu_r y_{rk} - \mu_0 \quad (21)$$

Kısıtlar:

$$\begin{aligned} \sum_{r=1}^s \mu_r y_{rj} - \sum_{i=1}^m \omega_i x_{ij} - \mu_0 &\leq 0 & (j = 1, 2, \dots, n) \\ \sum_{i=1}^m \omega_i x_{ik} &= 1 \\ \omega_i &\geq \varepsilon > 0, \quad \mu_r \geq \varepsilon > 0 & (i = 1, 2, \dots, m) \quad (r = 1, 2, \dots, s) \quad \mu_0 \end{aligned} \quad (22)$$

işareti kısıtlanamaz.

Girdiye yönelik BCC modelinin dual şekli aşağıdaki gibidir:

Amaç fonksiyonu:

$$\min \phi_k - \varepsilon [\sum_{i=1}^m S_i^- - \varepsilon \sum_{r=1}^s S_r^+] \quad (23)$$

Kısıtlar:

$$\begin{aligned} -\sum_{j=1}^n x_{ij} \lambda_j + \phi_k x_{ik} - S_i^- &= 0 & (i = 1, 2, \dots, m) \\ \sum_{j=1}^n y_{rj} \lambda_j + y_{rk} - S_r^+ &= 0 & (r = 1, 2, \dots, s) \\ \sum_{j=1}^n \lambda_j &= 1 & (j = 1, 2, \dots, n) \\ \lambda_j, S_i^-, S_r^+ &\geq 0 & \forall i, j, r \end{aligned} \quad (24)$$

BCC dual modelinde CCR dual modeline ek olarak yalnızca konvekslik kısıtı yer almaktadır (Ayçin, 2020: 337). Başka bir deyişle CCR ve BCC dual modelleri arasındaki fark ağırlıkların toplamının “1”e eşit olma kısıtıdır ($\sum_{j=1}^n \lambda_j = 1$). Bu durum CCR modelinde KVB’nin ölçek etkinliğine sahip olma kısıtını ortadan kaldırmaktadır. Kısıtın kaldırılması neticesinde BCC modelinde ölçeğe göre değişken getiri varsayımı gerçekleşmekte ve her karar verme biriminin yalnızca saf teknik etkinliği ölçülmektedir. Bu modelde üretim ölçeğindeki değişimlerin verimliliği etkilediği düşünülmektedir. Girdi vektöründeki herhangi bir radyal artışın çıktı vektöründe daha küçük (büyük) oranda bir radyal artışa neden olması durumunda ölçeğe göre azalan (artan) getiri söz konusudur (Kasap, 2008: 78).

Ayrıca daha önce de ifade edildiği gibi girdiye yönelik dual modellerde bir karar verme birimi için amaç fonksiyonunun aldığı değer 1'e eşitse ve boşluk değişkenlerin optimal değeri sıfıra eşitse o karar verme biriminin etkin olduğu söylenebilmektedir.

2.2.2.1.2. Çıktıya Yönelik BCC Modelleri

Çıktıya yönelik BCC modeli, kesirli programlama şeklinde Eşitlik (25) ve (26)'da gösterilmektedir.

Amaç fonksiyonu:

$$\text{Min } g_k = \frac{\sum_{i=1}^m v_i x_{ik} - v_0}{\sum_{r=1}^s u_r y_{rk}} \quad (25)$$

Kısıtlar:

$$\begin{aligned} \frac{\sum_{i=1}^m v_i x_{ij} - v_0}{\sum_{r=1}^s u_r y_{rj}} &\geq 1 & (j = 1, 2, \dots, n) \\ v_i, u_r &\geq \varepsilon \geq 0 & (i = 1, 2, \dots, m) \quad (r = 1, 2, \dots, s) \quad v_0 \end{aligned} \quad (26)$$

işareti kısıtlanamaz.

Eşitlik (25) ve (26)'da gösterilen kesirli programlama modeli doğrusal programlama modeline dönüştürülerek çıktıya yönelik BCC modeli olarak tanımlanan primal modelin matematiksel gösterimi ise Eşitlik (27) ve (28)'de belirtilmektedir:

Amaç fonksiyonu:

$$\text{min } \theta_k = \sum_{i=1}^m \omega_i x_{ik} - \omega_0 \quad (27)$$

Kısıtlar:

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^m \omega_i x_{ij} - \sum_{r=1}^s \mu_r y_{rj} - \omega_0 &\geq 0 & (j = 1, 2, \dots, n) \\ \sum_{r=1}^s \mu_r y_{rk} &= 1 \\ \omega_i &\geq \varepsilon > 0, \quad u_r \geq \varepsilon > 0 & (i = 1, 2, \dots, m) \quad (r = 1, 2, \dots, s) \quad \omega_0 \end{aligned} \quad (28)$$

işareti kısıtlanamaz.

Çıktıya yönelik BCC modelinin dual şekli aşağıdaki gibidir:

Amaç fonksiyonu:

$$\max \vartheta_k + \varepsilon [\sum_{i=1}^m S_i^- + \varepsilon \sum_{r=1}^s S_r^+] \quad (29)$$

Kısıtlar:

$$\begin{aligned} \sum_{j=1}^n x_{ij} \mu_j - x_{ik} + S_i^- &= 0 & (i = 1, 2, \dots, m) \\ -\sum_{j=1}^n y_{rj} \mu_j + \vartheta_k y_{rk} + S_r^+ &= 0 & (r = 1, 2, \dots, s) \\ \mu_j, S_i^-, S_r^+ &\geq 0 & \forall i, j, r \end{aligned} \quad (30)$$

Çıktıya yönelik dual modellerde de bir karar verme birimi için amaç fonksiyonunun aldığı değer 1'e eşitse ve boşluk değişkenlerin optimal değeri sıfıra eşitse o karar birimi etkindir.

2.2.2.3. Toplamsal Model

Bu model Charnes, Cooper, Golany, Seiford ve Stutz tarafından geliştirilmiştir. Genellikle yönsüz/yönelimsiz olarak da nitelendirilen toplamsal model ölçeğe göre değişken getiriye sahip etkinlik sınırını vermektedir (Demirci, 2018: 57). Toplamsal modelde aynı anda girdiler azaltılır ve çıktılar maksimize edilmeye çalışılmaktadır (Yücel, 2017: 20).

Model etkinlik ölçütü olarak radyal uzaklığı kullanmaz, girdiye ve çıktıya yönelik olarak da sınıflandırılmaz. Modelin bir başka özelliği ise; ε değerini içermemesidir.

Modelin birçok versiyonu vardır ancak temel model aşağıda gösterildiği gibidir (Charnes vd., 1994: 26):

Amaç fonksiyonu:

$$\min z_{o, \lambda, S^+, S^-} = -\vec{1}S^+ - \vec{1}S^- \quad (31)$$

Kısıtlar:

$$\begin{aligned} -X\lambda - S^- &= -x_o \\ Y\lambda - S^+ &= y_o \\ \vec{1}\lambda &= 1 \\ \lambda \geq 0, S^+ \geq 0, S^- &\geq 0 \end{aligned} \quad (32)$$

Modelin dual formda gösterimi ise aşağıdaki şekildedir:

Amaç fonksiyonu:

$$\max_{\mu, v, u_o} w_o = \mu^T y_o - v^T x_o + u_o \quad (33)$$

Kısıtlar:

$$\begin{aligned} \mu^T Y - v^T X + u_o \vec{1} &\leq 0 \\ -\mu^T &\leq -\vec{1} \\ -v^T &\leq -\vec{1} \end{aligned} \quad (34)$$

Her iki model de her zaman çözüme sahiptir. Bu nedenle doğrusal programlama ile dualite teoremi kullanılarak $z^*_o = w^*_o$ olduğu garanti edilebilir; burada üst simge (*) optimum değeri belirtmektedir. Bu eşdeğer doğrusal programlama problemlerinden biri standart doğrusal programlama algoritmaları ile çözüldüğünde diğer problemin çözümü de ekstra bir çaba göstermeden elde edilebilir. Optimum değer $z^*_o (= w^*_o)$ belirli bir KVB'nin (karşılaştırmalı performans değerlendirmesi yapılan birim) sınırdan ne kadar uzakta olduğunu ölçen bir etkinlik derecesi sağlamaktadır. Dolayısıyla ilgili karar verme birimi ancak ve ancak $z^*_o = w^*_o = 0$ olduğunda etkindir. İlgili KVB sınırda yer almıyorsa yani boşluk değişkenlerinden herhangi birinin ya da ikisinin (girdi fazlası S^{+*} ya da çıktı eksikliği S^{-*} değerlerinden herhangi birinin) sıfır olmadığı durumlarda etkinsizdir; bu sıfırdan farklı olan bileşenlerin değerleri ilgili çıktı ve girdilerdeki etkin olmamanın kaynaklarını ve miktarlarını belirlemektedir (Charnes vd., 1994: 26). Başka bir ifade ile toplamsal model ölçeğe göre değişken getiriye dayanan ve VZA'yı Charnes-Cooper'ın etkin olmama analizi ile ilişkilendirilen bir modeldir (Kıran, 2008: 29).

2.2.2.4. Süper Etkinlik Modeli

VZA performans ölçümü için üretim yönetimi bağlamında güçlü bir araçtır. Daha öncesinde de belirtildiği üzere VZA'nın amacı çoklu girdilerin çoklu çıktılara dönüştüğü bir dizi karar verme biriminin göreceli etkinliğini ölçmektir (Charnes vd., 1978: 429). Ancak klasik VZA, KVB'nin göreceli etkinliğini değerlendirirken etkin birimlerin kendi aralarında sıralanmasına izin vermemektedir. Bu kapsamda 1993 yılında Andersen ve Petersen tarafından süper etkinlik modeli önerilmiştir. Bu model klasik VZA yönteminde etkinlik sınırında yer alan KVB'ni birbirinden ayırt edebilmek amacıyla geliştirilmiştir. Bu sayede model klasik VZA'nın eksikliği olan etkinlik sınırında yer alan birimlerin birbirinden ayırt edilememesi sorununu çözmektedir. Dolayısıyla süper etkinlik modeli etkin birimlerin sıralanması için bir çerçeve sağlamakta ve parametrik yöntemlere dayalı sıralamalarla karşılaştırmayı kolaylaştırmaktadır (Andersen ve Petersen, 1993: 1261).

Süper etkinlik modelinin arkasındaki temel fikir değerlendirilen karar verme biriminin kendi girdi ve çıktı değerleri diğer KVB üzerinde oluşturulan referans kümesinden çıkarılarak etkinliğin ölçülmesidir. Klasik VZA'da etkin bir karar verme birimi kendisiyle karşılaştırılabilir ve bu nedenle “1” etkinlik puanını almaktadır. Bu sayede bir süper etkinlik değerlendirmesi durumunda etkinlik sınırında bulunan birimler 1’den büyük etkinlik puanları alarak birbirleriyle karşılaştırılabilir hale gelmektedir (Anderson, 2004: 444-445).

Klasik VZA modelleri ayrıca girdiler ve çıktılar için negatif olmayan değerler varsaymaktadır ve bu modellerde özellikle VRS varsayımı altında negatif verilerle çalışmak çözümsüzlük (infeasibility) sorununa yol açmaktadır. VZA literatüründe işareti kısıtlanmamış değişkenlerle başa çıkmak için çeşitli yaklaşımlar bulunmaktadır. Genellikle negatif verilere sahip KVB’nin analizden çıkartıldığı ya da negatif verilerin pozitif hâle dönüştürülmesi amacıyla basitçe sabit bir sayı eklendiği görülmektedir. Ancak bu yöntemin hatalı sonuçlar verdiği ve güvenilir olmadığı bazı çalışmalarda (Lin ve Chen: 2017; Babazadeh ve Pourmahmoud, 2018) ispatlanmıştır (Babazadeh ve Pourmahmoud, 2018: 43; Yakıcı Ayan ve Değirmenci, 2020: 27).

Negatif verilerin varlığında süper etkinlik modeli VZA alanında nispeten ihmal edilmiş bir konudur. Bu durum klasik süper etkinlik modeli dışında farklı bir model kullanımını zorunlu kılmaktadır. Bu bağlamda çalışmada Babazadeh ve Pourmahmoud (2018) tarafından geliştirilmiş olan yönlü uzaklık fonksiyonuna (DDF) dayalı bir VRS radyal süper etkinlik VZA modeli tercih edilmiştir. Önerilen bu model verilerin pozitif veya negatif olmasından bağımsız olarak etkinlik puanlarını hesaplayabilme özelliğine sahiptir. Söz konusu bu model aşağıdaki gibidir (Babazadeh ve Pourmahmoud, 2018: 43-48):

İlgili karar verme birimi için, x ’ler girdileri ve y ’ler çıktıları göstermek üzere;

$$\begin{aligned}
 & \max \delta \\
 & \sum_{j=1}^n \lambda_j x_{ij} \leq x_{i0} - (x_i^{\max} - x_{i0})\delta, \quad \forall i, \\
 & \sum_{j=1}^n \lambda_j y_{rj} \geq y_{r0} + (y_{r0} - y_r^{\min})\delta, \quad \forall r, \\
 & \sum_{j=1}^n \lambda_j = 1, \\
 & \lambda_j \geq 0, \forall j, j \neq 0 \\
 & \delta, \text{ serbest}
 \end{aligned} \tag{35}$$

Burada,

$$x_i^{max} = \max_{j=1,2,\dots,n} \{x_{ij}\}, i = 1, 2, \dots, m$$

$$y_r^{min} = \min_{j=1,2,\dots,n} \{y_{rj}\}, r = 1, 2, \dots, s$$

Model (36)'nın optimum çözüm sonucu δ^* ve

$$\hat{\delta}_0 = 1 + \min \left\{ \min_i \left(\frac{x_{io} - x_i^{min}}{x_i^{max} - x_{io}}; x_i^{max} - x_{io} \neq 0 \right), \min_r \left(\frac{y_r^{max} - y_{ro}}{y_{ro} - y_r^{min}}; y_{ro} - y_r^{min} \neq 0 \right) \right\}$$

Burada,

$$x_i^{min} = \min_{j=1,2,\dots,n} \{x_{ij}\}, i = 1, 2, \dots, m$$

$$y_r^{max} = \max_{j=1,2,\dots,n} \{y_{rj}\}, r = 1, 2, \dots, s$$

olmak üzere VRS varsayımı altında ilgili karar verme biriminin etkinlik puanı aşağıdaki gibi hesaplanmaktadır (Babazadeh ve Pourmahmoud, 2018: 48).

$$\rho^* = 1 - \frac{\delta^*}{\hat{\delta}_0}$$

Eğer etkinlik puanı $0 < \rho^* \leq 1$ karar verme birimi etkin değil; $1 < \rho^* \leq 2$ ise etkindir. (Babazadeh ve Pourmahmoud, 2018: 63). Birimler puanlarına göre büyükten küçüğe sıralanabilirler. Herhangi bir karar verme biriminin etkin çıkmaması hâlinde etkin duruma gelebilmesi için gerekli girdi ve çıktı miktarları ise aşağıdaki gibi formüllerle hesaplanabilmektedir.

$$x_{io}^* = x_{io} - (x_i^{max} - x_{io})\delta^*, \forall i \text{ için} \quad (36)$$

$$y_{ro}^* = y_{ro} + (y_{ro} - y_r^{min})\delta^*, \forall r \text{ için}$$

2.2.3. Veri Zarflama Analizinin Uygulama Aşamaları

VZA aracılığıyla bir etkinlik analizi uygulamasının üç ana aşaması vardır (Golany ve Roll, 1989, 238):

1. Analize girecek olan KVB'nin tanımlanması ve seçilmesi
2. Seçilmiş olan KVB'nin göreceli etkinliklerinin değerlendirilebilmesi için uygun girdi ve çıktı değişkenlerinin belirlenmesi
3. VZA modellerinin uygulanması ve sonuçların değerlendirilmesi

2.2.3.1. Karar Verme Birimlerinin Seçilmesi

VZA birimlerin performanslarını iyileştirmesi amacıyla birbirleriyle karşılaştırılabilir görelî etkinliklerin değerlendirmesinde kullanılan bir tekniktir. Bu benzer birimler arasındaki performans farklılıklarının var olduğuna ve ölçülebilir olduğuna dair temel bir varsayım anlamına gelmektedir. Oldukça benzer koşullar altında bile farklı karar alıcılar tarafından yönetildikleri için birimlerin yönetilme biçiminde her zaman farklılıklar bulunabilmektedir. Bu nedenle VZA'nın ilk aşaması bir yandan birbirleriyle karşılaştırmalı etkinlik ölçümü yapılacak olan homojen (aynî faaliyeti aynı girdi ve çıktı ile gerçekleştiren) KVB'nin seçimi diğer yandan da aralarındaki farkların belirlenmesidir. Homojen bir KVB söz konusu birimlerin benzer amaçlarla aynı görevleri yerine getirdiği aynı piyasa koşulları altında çalıştığı (okullar, askeri birimler, devlet hastaneleri, mahkemeler vb. kâr amacı gütmeyen kuruluşların analizinde özel bir önem taşır), performanslarını karakterize eden faktörlerin (hem girdiler hem de çıktılar) büyüklük farklılıkları dışında aynı olduğu gruptur. KVB'nin seçilmesinde bir diğer unsur karşılaştırma grubunun büyüklüğünü belirlemektir. Bu aşamada dikkate alınması gereken durum örnekleme bulunan KVB sayısının yeterince büyük olmasıdır. KVB'nin sayısı ne kadar büyükse etkinlik sınırını belirleyecek olan yüksek performanslı birimleri yakalama olasılığı o kadar yüksektir. Ayrıca geniş bir birim seti setteki girdiler ve çıktılar arasındaki tipik ilişkilerin daha keskin bir şekilde tanımlanmasını sağlamaktadır (Golany ve Roll, 1989, 239).

Etkin ve etkin olmayan KVB arasındaki ayrım gücünü sağlamak için mevcut literatür KVB'nin sayısı, girdi ve çıktı değişkenlerinin sayısı hakkında Tablo 8 bazı ampirik kurallara işaret etmektedir; burada n , KVB sayısıdır, m girdi değişkenlerinin sayısıdır ve s çıktı değişkenlerinin sayısıdır. Ancak uygulamada en çok karşılaşılan durum seçilen karar biriminin girdi ve çıktı sayısının en az iki katı olması gerektiğidir (Karaemir 2013: 29).

Tablo 8: KVB'nin Sayısı Hakkında Bazı Ampirik Kurallar

Yazar	Minimum KVB Sayısı
Golany ve Roll; Homburg	$n \geq 2(m + s)$
Nunamaker; Banker vd.; Friedman ve Sinuany-Stern; Bowlin; Raab ve Lichty	$n \geq 3(m + s)$
Boussofiane vd.	$n \geq m \times s$
Dyson vd.	$n \geq 2(m \times s)$
Cooper vd.	$n \geq \max\{m \times s; 3(m + s)\}$
Kohl ve Brunner	$n \geq 20 + \frac{m + s - 1}{2}(-10 + 10(m + s - 3))$

Kaynak: Li vd., 2022: 16

2.2.3.2. Girdi ve Çıktı Değişkenlerinin Seçimi

Girdi bir ürün veya hizmetin üretilmesi için gereken beşerî, mali, fiziksel kaynaklar ve bilgi kaynakları olarak tanımlanırken çıktı kısaca tamamlanan faaliyetler olarak adlandırılabilir (Baykul, 2016: 205-209).

VZA etkinliğin ölçülmesinde yaygın olarak kullanılmasına rağmen girdi-çıktı değişkenleri sistemine duyarlıdır. Ne kadar çok girdi ve çıktı değişkeni seçilirse bazı etkin olmayan karar birimlerinin etkin olarak sınıflandırılması ve VZA analizinin daha az ayırt edici olması olasılığı o kadar artmaktadır (Li vd., 2022: 16). Dolayısıyla etkinlik puanlarının doğru tespit edilebilmesi için KVB'nin seçiminde olduğu gibi girdi ve çıktıların da doğru belirlenmesi gerekmektedir. Ayrıca VZA ile etkinlik ölçümünün anlamlı olabilmesi için belirlenen girdi ve çıktıların birbiriyle ilişkili olması ve sayılarının makul olması gerekmektedir. Girdi ve çıktılar karar birimlerinin üretimini eksiksiz olarak yerine getirebilecek sayıda ve türde olmalıdır. Girdi-çıktı sayısının gereğinden fazla olması VZA'nın etkin olan ve olmayan KVB'ni belirlemeyi zorlaştırmaktadır. Girdi ve çıktıların belirlenmesinde genel bir kural olmamasına rağmen Çok Kriterli Karar Verme Teknikleri (ÇKKV) gibi yöntemlerin kullanılması sürecin daha etkin kılınmasına katkı sağlayabilmektedir (Özbek, 2019: 340). Ayrıca VZA'da girdi ve çıktı değişkenleri arasındaki ilişkinin pozitif olmasına dikkat edilmelidir. Bu gereklilik girdilerin yani kaynakların artması durumunda çıktıların yani performans değerinin de artması gerektiğini ifade etmektedir. Girdiler ile çıktılar arasında negatif bir ilişki bulunması durumunda analiz sonuçlarının güvenilirliği ve yöntemsel geçerliliği zarar görebilir. Bu bağlamda VZA yöntemini kullanan çalışmalarda girdi ve çıktı değişkenlerinin seçimi yapılırken bu varsayımın sağlanmasına da özen gösterilmelidir.

2.2.3.3. Verilerin Elde Edilebilirliği ve Güvenirliliği

VZA'da KVB'nin etkinliklerini ölçebilmek için tüm karar birimlerinin verileri eksiksiz olarak doğru ve güvenilir kaynaklardan elde edilmesi gerekmektedir. Verisi eksik olan KVB analiz dışında tutulabilir. Bu durumda da etkinlik sınırı değişebilmektedir. Bu nedenle verisi eksik olan KVB'ni analizde tutmak için bulanık küme teorisinden faydalanılabilmektedir (Sarkis, 2007; Kao ve Liu, 2000'den aktaran Özbek, 2019: 340).

2.2.3.4. Kullanılan Modelin Belirlenmesi ve Etkinliğin Ölçülmesi

KVB'nin etkinliğinin belirli bir amaç doğrultusunda ölçülmesi için uygun bir VZA modeli seçilmektedir. Ölçeğe göre sabit ya da değişken getiri veya girdi ya da çıktı odaklılık varsayımına göre uygun olan VZA seçilmektedir. VZA modellerinin çözümü için DEA Solver, Excel Solver (Çözücü), Warwick DEA, DEAP, EMS, IDEAS, PIONEER ve Frontier Analyst gibi yazılımlar kullanılmaktadır. Etkinlik analizi neticesinde her bir karar verme birimi için 0 ile 1 arasında bir

değer ortaya çıkmaktadır. 1 değerine sahip KVB etkin kabul edilirken bu değerden küçük olanlar göreceli olarak etkinsiz olarak kabul edilmektedir. Ayrıca sonuçların analizi adımımda elde edilen etkinlik puanları KVB'nin faaliyette bulundukları sektöre veya endüstri koluna göre değerlendirilmekte ve yorumlanmaktadır. Etkin olmayan KVB için etkin KVB arasından referans kümeleri belirlenmektedir. Etkin olmayan KVB için referans kümeleri belirlendikten sonra etkin hale gelebilmeleri için girdi ve çıktıları ne oranda iyileştirmeleri gerektiğini ifade eden hedefler belirlenebilmektedir (Özbek, 2019: 340).

2.2.3.5. Etkinlik Puanlarının Belirlenmesi

VZA'da etkinlik puanları CCR modeliyle hesaplandığında toplam teknik etkinlik (*TTE*); BCC modeliyle hesaplandığında ise saf teknik etkinlik (*STE*) değerlerine ulaşılmaktadır. Bu etkinlik puanları yardımıyla “ $TTE = STE \times \text{ÖE}$ ” eşitliği kullanılarak ise ölçek etkinliği hesaplanabilmektedir.

Buna göre girdiye yönelik CCR ve BCC modellerinin etkinlik sonuçlarından yola çıkılarak ölçek etkinliğini girdiye yönelik CCR modelinin etkinlik puanının BCC modelinin etkinlik puanına oranlanmasıyla Eşitlik (37)'deki gibi göstermek mümkündür.

$$TTE = STE \times \text{ÖE} \rightarrow \eta^*_{k-CCR} = \eta^*_{k-BCC} \times \text{ÖE} \Rightarrow \text{ÖE} = \frac{\eta^*_{k-CCR}}{\eta^*_{k-BCC}} \quad (37)$$

Bir karar verme biriminin en verimli ölçek büyüklüğünde faaliyet gösterdiğinin söylenebilmesi için hem CCR hem de BCC etkinlik puanlarının 1'e eşit olması gereklidir. Bu durumda KVB'nin %100 etkin olduğu söylenecektir (Ayçin, 2020: 338).

Charnes ve Cooper'ın formüle ettiği üzere herhangi bir KVB için %100 etkinlik aşağıdaki durumlarda söz konusudur (Aydemir, 2002: 89-90):

1. Hiçbir çıktısı aşağıdaki durumlar haricinde artırılmaz:
 - i. Bir veya birden fazla girdisinin artırılması
 - ii. Diğer çıktılarından bazılarının azaltılması
2. Hiçbir girdisi aşağıdaki durumlar haricinde azaltılamaz:
 - i. Çıktılarından bazılarının azaltılması
 - ii. Diğer bazı girdilerinin artırılması

Bir KVB, BCC etkinliğine sahipken ($STE = 1$) CCR etkinliğine sahip değilse $TTE < 1$ bu etkinsizliğin ölçek etkinliğinden (ÖE) kaynaklandığı; KVB'nin lokal olarak etkin olduğu ancak ölçek etkinsizliğinden dolayı global olarak etkin olmadığı söylenebilmektedir. Eğer bir karar verme biriminin hem BCC hem de CCR etkinlik puanları 1'den küçükse bu KVB'nin hem lokal hem de

global etkinliğe sahip olmadığı belirtilmektedir. Bu etkinsizliğin hem ölçeğe göre değişken getiri durumunda girdilerin verimli kullanılamamasından ($STE < 1$) hem de uygun ölçekte üretim yapma başarısının düşük olmasından ($ÖE < 1$) kaynaklandığı sonucuna varılmaktadır (Ayçin, 2020: 338).

2.2.3.6. Referans Gruplarının Belirlenmesi

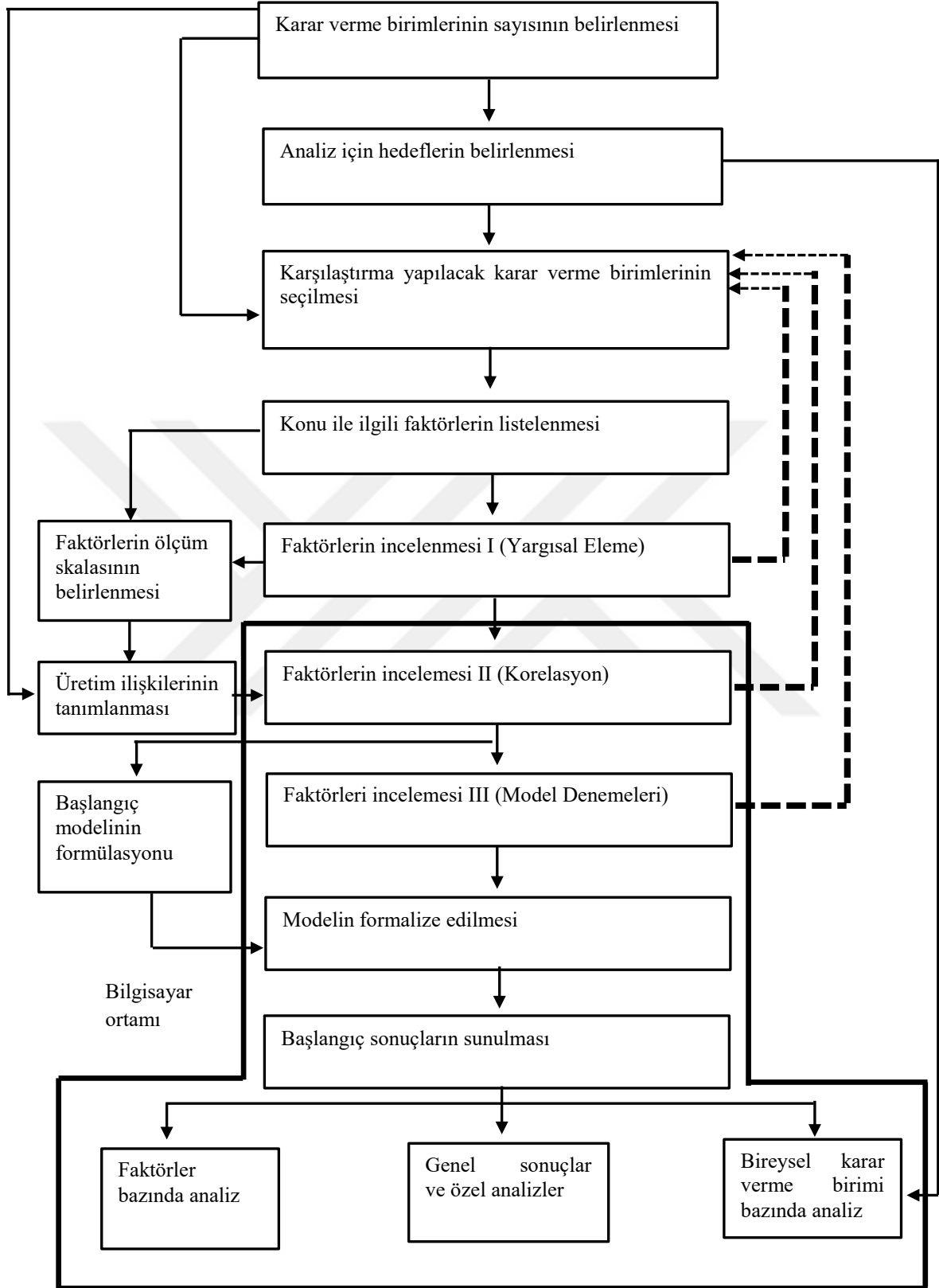
VZA etkin olmayan KVB'nin görel olarak etkin birimlerin uyguladığı yönetsel ve organizasyonel yöntemleri uygulayarak aynı etkinlik seviyesine ulaşabilecekleri varsayımı üzerine kuruludur. Bu varsayıma göre etkin olmayan bir KVB için aynı girdi-çıktı kombinasyonları ile daha iyi bir üretim performansı tutturulabileceğinin kanıtı etkin KVB'nin varlığıdır. Literatürde etkin olmayan bir karar verme biriminin referans grubunda yer alan birimlerle yalnızca girdi-çıktı kombinasyonu olarak değil yönetsel uygulamalar açısından derinlemesine incelemeler yapılarak karşılaştırılması gerektiği yer almaktadır (Aydemir, 2002: 90).

2.2.3.7. Sonuçların Değerlendirilmesi

KVB detaylı olarak incelendikten sonra her bir karar verme birimi için bütün girdi ve çıktıların dikkate alındığı genel bir değerlendirmeye geçilir. VZA ile belirlenen hedeflere (etkin olmayan kaynak kullanımının azaltılması vb.) karar vericilere ait çeşitli tercihler nedeni ile ulaşılmasa bile elde edilen bilginin daha sonraki çalışmalarda değerlendirilebilmesi, iyileştirmelere açık olunması anlayışı önemli kazanımlardır (Aydemir, 2002: 91).

VZA uygulama aşamaları ve bunların içerdiği diğer alt aşamalar Şekil 3'te açıklanmaktadır (Golany ve Roll, 1989: 240):

Şekil 3: Veri Zarflama Analizinin Uygulama Aşamaları



VZA'nın temel yapısı, uygulama adımları ve bu yöntemle elde edilen sonuçların değerlendirilmesine yönelik detaylı bir çerçeve sunulduktan sonra yöntemin sahip olduğu avantajlar bu çalışmanın amacına sağladığı katkılar çerçevesinde aşağıda açıklanmaktadır:

VZA'nın ekonomik teori ve yöntemlere dayalı olması, göreceli (mutlak değil) etkinliğe odaklanması aynı anda birden fazla girdi ve çıktıyı işleme alabilmesi ve en iyi uygulamaları ve performans hedeflerini belirleyebilmesi gibi bir dizi üstün yönü bulunmaktadır (Kontodimopoulos vd., 2007: 2). Bunlardan bazıları aşağıda ifade edilmektedir:

VZA ana kütle ortalamasına odaklanmak yerine en iyi uygulama sınırlarına yoğunlaşmaktadır. Her bir karar verme biriminin performansını değerlendirmek için veri odaklı bir yaklaşım kullanmaktadır. Her bir karar verme birimi ayrı ayrı analiz edilir ve en iyi uygulamaya sahip olanlar belirlenmektedir. En iyi uygulamaya sahip birimlerin bir sınırı oluşturulmaktadır. VZA daha sonra karşılaştırılabilir KVB'nin teknik verimliliğini en iyi uygulama sınırına göre değerlendirmektedir. Bir karar verme biriminin girdi-çıktı kombinasyonu en iyi uygulama sınırında yer alıyorsa o zaman etkin olarak kabul edilmektedir. Girdi-çıktı kombinasyonu sınırın altında yer alıyorsa o zaman etkin değil olarak kabul edilmektedir (Mok, vd., 2007: 264).

VZA'nın diğer bir avantajı birçok çıktıyı tutarlı bir şekilde ele alması ve temel teknolojiyi belirtmeden hatta bu teknolojinin KVB arasında değişmesine izin vermesidir. Hiçbir fonksiyonel form veya davranışsal varsayım yapılmaz. Doğrusal toplamının teorik bir gerekçesi olmasa da bu durum bir etkinlik analizi çerçevesinde doğaldır. Her bir karar verme birimi farklı üretim miktarlarına ulaşmak için ayrı üretim süreçleri ve üretim planları kullanmaktadır (Biesebroeck, 2004: 10).

VZA'nın bilinen avantajlarından biri de özellikle küçük örneklerle çalışmasıdır (Pasiouras, 2008: 1125). Etkinliği ölçmek için kullanılan tüm teknikler arasında en az sayıda gözlem gerektireni parametrik olmayan ve deterministik olan Veri Zarflama Analizidir. Çünkü parametrik yöntemler çok sayıda parametre belirlediğinden çok sayıda gözlemin bulunmasını gerektirir. Ayrıca etkinsizliğin dağılımı hakkında herhangi bir varsayımda bulunulmasını gerektirmemesi ve en etkin karar verme birimlerinin belirlenmesinde veriler üzerinde belirli bir fonksiyonel form gerektirmemesidir (Maudos, 2008: 511).

Küçük hacimli veri setleri ile yapılacak analizler için uygun ve elverişli olan VZA'nın diğer bazı güçlü yönleri ise aşağıda belirtilmektedir (Kiani, 2008: 136-137):

- Sınır yaklaşımı, fiyat bilgisi gerektirmez.
- Tüm KVB'nin tam etkin olduğunu varsaymaz; etkin olmayan performansa izin verir.

- Ekonometrik yaklaşımların tipik özelliği olan maliyet minimizasyonu veya gelir maksimizasyonu gibi davranışsal bir hedef varsayılmasına gerek yoktur.
- Toplam faktör verimliliğinin teknolojik değişim ve teknik etkinlik değişimi olarak ayrıştırılmasına olanak sağlar.
- VZA'ya ekstra bir karar verme biriminin eklenmesi mevcut birimler için hesaplanan teknik etkinlik puanlarının artmasına yol açmaz.
- Analize ekstra girdi veya çıktı eklenmesi teknik etkinlik puanlarının azalmasına neden olmaz.
- Birden fazla girdi ve çıktıyı yönetebilir.
- Ölçüm hatası ve istatistiksel gürültünün var olmadığı varsayılmaktadır.

2.3. Çok Kriterli Karar Verme ve Kriter Ağırlıklandırma Yöntemleri

Çok kriterli karar verme (ÇKKV) yöneylem araştırmalarının kapsamlı bir alt disiplini. Karar verme, bir karar vericinin tercihleri temelinde karar alternatiflerini (eylem planlarını) değerlendirme süreci olarak görülmektedir. Karar verici kararı vermekten sorumlu kişidir; bu bir birey, bir grup insan, bir aile, bir şirket, bir hükümet vb. olabilir. ÇKKV'nin amacı adından da anlaşılacağı üzere çoklu kriterlerin bulunduğu durumları (problemleri) ele almaktır. Bazı durumlarda iyi bir karar vermek için tek bir kriteri dikkate almak yeterli olabilir. Ancak gerçek yaşam problemlerinin çoğu daha karmaşıktır ve sadece bir kriteri dikkate almak fazla basit olabilir. Bu gibi durumlarda birden fazla kriterin göz önünde bulundurulması gerekmektedir (Krejčí, 2018: 1).

Birey olarak gündelik yaşamda yapılan her şeyde çeşitli seçenekler arasından seçim yapılmakta ve genellikle büyük sorunlarla karşılaşmadan faaliyetler yürütülmektedir. Ancak başkaları adına karar verme durumu söz konusu olduğunda sorunlarla karşılaşabilmektedir. Bu durumlarda her kararın ihtiyaçları karşılamak için alındığı ve önemli sonuçlar doğurabilecek hatalar yapmaktan kaçınmanın önemli olduğu unutmamalıdır. Farklı alternatifler arasından seçim yaparken riskleri değerlendirme fikri artık bir sorun haline gelmektedir çünkü hiç kimse nihai olarak faydalı olmayan bir şeyi yapmak veya bir faaliyette bulunmak istemeyecektir. Bu durum karar vericilerin en ideal çözümü seçerken daha fazla düşünmelerini gerektirmektedir; çünkü her seçeneğin hem olumlu hem de olumsuz yönleri olduğu için mükemmel bir eşleşme bulmayı beklemek asla gerçekleşmeyebilir. Bu noktada ÇKKV analizi uzman birinin elinde karar vericilere bilgi verme, analiz yapma, gerekçelendirme ve açıklama gibi konularda yardımcı olabilecek uygun bir araç olarak kullanılmakta; böylece karar vericilerin başarılı olmalarına katkı sağlamaktadır (Özşahin vd., 2021: 7).

Uluslararası Çok Kriterli Karar Verme Topluluğu ÇKKV'yi birden fazla ve çelişen kriterin karar sürecine dahil edilebileceği yöntemlerin incelenmesi olarak tanımlamaktadır. ÇKKV'nin gelişimi 1971'de başlamıştır. ÇKKV'nin temel amacı karar vericilere, çelişen birkaç kriterin dikkate alındığı çok kriterli bir karar problemini çözmede ilerlemelerini sağlayacak bir araç sağlamaktır. Literatürde ÇKKV için birçok terim kullanılmaktadır ve bu terimler aşağıda verilmektedir (Zardari, 2015: 9):

- Çok Kriterli Karar Analizi
- Çok Amaçlı Karar Verme
- Çok Nitelikli Karar Verme
- Çok Boyutlu Karar Verme

ÇKKV teorisinin uygulanması istenen sonuca göre birçok alternatif arasından en iyi seçeneği değerlendirme ve seçmede çeşitli kriterleri ve tercih sırasını içeren hesaplamalı yöntemlerin kullanılmasıdır. Uygulama seçilen kriterlere, bunlara karşılık gelen değerlere ve atanmış ağırlıklara göre bir sıralama sonucu vermektedir. Kullanıcıların deneyimleriyle kararlaştırılamayan birçok parametrenin dikkate alındığı bir probleme optimum bir çözüm elde etmek için farklı alanlara uygulanmaktadır. ÇKKV matematik, yönetim, bilgi teknolojileri, psikoloji, sosyal bilimler ve ekonomi gibi disiplinleri kapsayan bir alandır. ÇKKV önemli bir kararın verilmesi gereken her türlü problemi çözmek için kullanılabilir bir yöntem olduğundan uygulama alanı geniştir. Bu kararlar sonuçların zaman perspektifine bağlı olarak taktiksel veya stratejik olabilmektedir. Gerçek yaşam problemlerinde farklı kararların sonuçlarını doğrudan veya dolaylı olarak etkileyebilecek birçok kritik parametre (kriter) vardır. İnsan hayatı tehlikede olduğunda riskler her zaman yüksektir, bu nedenle doğru kararlar almak her zaman önemlidir. Örneğin belirli bir ilaç, tedavi veya tıbbi ekipmanın kullanılıp kullanılmayacağına karar verirken birden fazla kriterin söz konusu olması nedeniyle ortaya çıkan sorunlar oldukça karmaşık olmakla birlikte birden fazla taraf da bu etkilerden derinden etkilenmektedir. (Özşahin vd., 2021: 1; Ishizaka ve Nemery, 2013: 2).

ÇKKV yöntemleri üç temel unsurdan (alternatifler, kriterler ve kriter ağırlıkları) oluşmakta olup (Ersoy, 2022: 1450) literatürde pek çok ÇKKV yöntemi mevcuttur. Bu yöntemler farklılık gösterse de aşağıda belirtildiği şekilde bu yöntemlerin bazı ortak özellikleri bulunmaktadır (Triantaphyllou vd., 1998: 1-2):

Alternatifler: Karar vericinin erişimindeki farklı eylem seçeneklerini temsil etmektedir. Genellikle alternatifler kümesinin sonlu olduğu birkaç taneden yüzlerce taneye kadar değişebileceği varsayılmaktadır. Alternatiflerin taranması, önceliklendirilmesi ve nihayetinde sıralanması gerekmektedir.

Çoklu Kriterler: Her ÇKKV problemi birden fazla kriterle ilişkilendirilmektedir. Kriterler ayrıca "hedefler" veya "karar kriterleri" olarak da adlandırılmaktadır. Kriterler alternatiflerin görülebileceği farklı boyutları temsil etmektedir. Kriter sayısının fazla olduğu durumlarda kriterler hiyerarşik bir şekilde düzenlenebilmektedir. Yani bazı kriterler ana kriterler olabilmektedir. Her ana kriter birkaç alt kriterle ilişkilendirilebilmektedir. Benzer şekilde her alt kriter birkaç alt-alt-kriterle ilişkilendirilebilmekte ve bu böyle devam etmektedir. Bazı ÇKKV yöntemleri bir problemin kriterlerinde hiyerarşik bir yapıyı açıkça dikkate alsa da çoğu tek bir kriter düzeyi varsaymaktadır.

Kriterler Arası Uyuşmazlık: Farklı kriterler alternatiflerin farklı boyutlarını temsil ettiğinden birbirleriyle çelişebilmektedir. Örneğin maliyet kârla çelişebilir gibi.

Kıyaslanamaz Birimler: Farklı kriterler farklı ölçü birimleriyle ilişkilendirilebilmektedir. Örneğin kullanılmış bir araba satın alma durumunda "maliyet" ve "kilometre" kriterleri sırasıyla dolar ve bin mil cinsinden ölçülebilmektedir. ÇKKV'nin özünde çözülmesi zor olan şey farklı birimleri dikkate alma zorunluluğudur.

Kriter Ağırlıklandırılması: ÇKKV yöntemlerinin çoğu kriterlere önem ağırlıklarının atanmasını gerektirmektedir. Genellikle bu ağırlıklar toplamda bir olacak şekilde normalize edilmektedir.

Karar Matrisi: ÇKKV problemi matris formatında kolayca ifade edilebilmektedir. Bir karar matrisi A , $(m \times n)$ boyutlarında bir matristir ve bu matrisin elemanı a_{ij} , alternatif A_i 'nin karar kriteri C_j açısından değerlendirildiğinde gösterdiği performansı belirtmektedir ($i = 1,2,3,\dots,m$ ve $j = 1,2,3,\dots,n$). Ayrıca karar vericinin karar kriterlerinin göreceli performansının ağırlıklarını belirlediği varsayılmaktadır ($j = 1,2,3,\dots,n$ için W_j olarak gösterilir). Bu bilgiler doğrultusunda ÇKKV problemi aşağıdaki gibi tanımlanmaktadır.

$A = \{A_i, i = 1,2,3,\dots,m\}$ bir karar alternatifleri kümesi (sonlu) ve $G = \{g_i, j = 1,2,3,\dots,n\}$ bir hedefler kümesi (sonlu) olarak verilmiştir; bu hedefler bir niteliğin arzu edilebilirliğini değerlendirmek için kullanılmaktadır. Tüm ilgili hedefler g_i açısından en yüksek arzu edilirlik derecesine sahip olan optimal alternatif A^* Şekil 4'te gösterilmektedir.

Şekil 4: Tipik Bir Karar Matrisi

Kriterler					
Alternatifler	C_1	C_2	C_3	...	C_n
	W_1	W_2	W_3	...	W_n
A_1	a_{11}	a_{12}	a_{13}		a_{1n}
A_2	a_{21}	a_{22}	a_{23}		a_{2n}
A_3	a_{31}	a_{32}	a_{33}		a_{3n}
.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.
A_m	a_{m1}	a_{m2}	a_{m3}	.	a_{mn}

Kaynak: Triantaphyllou vd., 1998: 2

2.3.1. Kriter Ağırlıklandırma Yöntemleri

Birçok ÇKKV yöntemi (örneğin ELECTRE I, II; PROMETHEE) toplama sürecinde kriter ağırlıklarını kullanmaktadır. Bu kriterlere verilen ağırlıklar alternatiflerin genel tercihlerini ölçmede önemli bir rol oynamaktadır. Farklı toplama kurallarına sahip oldukları için ÇKKV yöntemleri bu ağırlıkları farklı şekillerde kullanmaktadır. Bu nedenle çeşitli ÇKKV yöntemlerinde kullanılmak üzere farklı ağırlıklandırma yöntemleri geliştirilmiştir. Karar vericinin bu ağırlıkların gerçek anlamını anlaması çok önemlidir. Choo vd. (1999) ağırlık belirleme sürecinde karar vericilere yöneltilen soruların kriter ağırlıklarının anlamını doğru aktarması gerektiğini ileri sürmüşlerdir. Birçok araştırmacı kriter ağırlıklarının ölçülmesi ve yorumlanmasındaki zorluğu kriter ağırlıklarının kriterlerin önemini yansıttığını belirterek ve kriterlerin öneminin tüm karar vericiler tarafından şeffaf ve iyi anlaşıldığını varsayarak geçiştirmiştir (Zardari, 2015: 14). Sonuç olarak kriter ağırlıklarının tanımı verilmemektedir. ÇKKV süreçlerini destekleyen birçok yazılım paketi kullanıcıları “Kriter C_q ile kriter C_k karşılaştırıldığında daha mı önemli, daha mı az önemli yoksa aynı mı önemde midir?”, “Bu özellik diğer en az önemli olandan ne kadar daha önemlidir” ve “Kriter C_q ile C_k karşılaştırıldığında hangisi daha önemlidir ve ne kadar farkla?” gibi doğrudan cevaplar vermek zorundadır. Bu tür soruların doğru sonuçlar üretme olasılığı düşüktür çünkü kriter ağırlıklarının birçok farklı olası ve belirgin yorumları olabilecektir (Schenkerman 1991’den Akt: Choo, 1999: 528).

Kriter ağırlıklarının belirlenmesi ÇKKV modellerinde ortaya çıkan temel sorunlardan biridir. ÇKKV problemlerinde kriter ağırlıklarını belirlemenin uygun bir yöntemini seçme durumu karar verme sürecini karmaşıklaştıran önemli bir aşamadır. Çok kriterli değerlendirme yönteminde kriterlere ağırlık verilmesi önemli bir adımdır, çünkü ÇKKV yönteminin nihai sonuçları büyük ölçüde bu ağırlıklara bağlıdır. Kriter ağırlıklarının karar verme sürecinin sonucunu önemli ölçüde

etkileyebileceği gerçeği hesaba katılırsa kriter ağırlıklarının objektiflik/nesnellik faktörlerine özellikle dikkat edilmesi gerektiği açıktır (Pamuçar vd., 2018: 1; Zardari, 2015: 23).

Tervonen vd. (2009) ÇKKV yaklaşımında kriterlere ağırlık atamanın en zor görev olduğunu belirtmektedir. ÇKKV yönteminde ağırlıklandırmanın temel amacı farklı kriterlere kardinal veya ordinal/sıralı değerler atayarak bunların göreceli önemlerini belirtmektir. Bu değerler daha sonra alternatiflerin değerlendirilmesinde ÇKKV yöntemi tarafından kullanılmaktadır (Zardari, 2015: 23). Ağırlıkların elde edilmesinde kriterlerin varyans derecesi, kriterlerin bağımsızlığı ve karar vericilerin öznel tercihleri olmak üzere genellikle üç faktör dikkate alınmaktadır. Kriterlere ağırlık atamanın iki farklı yöntemi bulunmaktadır. Bunlar eşit ağırlıklar yöntemi ve sıralı ağırlıklar yöntemidir. Kriterlere ağırlık atamanın en basit yolu tüm kriterler arasında ağırlıkları eşit olarak dağıtan “Eşit Ağırlıklar Yöntemi”dir. Eşit ağırlıklar yöntemi karar vericinin öncelikleri hakkında asgari düzeyde bilgi ve karar vericiden minimum girdi gerektirmektedir. Dawes ve Corrigan (1974)’ın bu yöntemin genellikle optimal ağırlık yöntemleri kadar iyi sonuçlar verdiğini savunmasının ardından eşit ağırlıklar yöntemi popülerleşerek birçok karar alma probleminde uygulanmaktadır. Eşit ağırlık yönteminde kriterler arasındaki göreceli önemi göz ardı edildiği için sıralı ağırlıklandırma yöntemi geliştirilmiştir. Sıralı ağırlıklandırma öznel, nesnel ve bütünlük ağırlıklandırma yöntemleri olmak üzere üç kategoriye ayrılmaktadır. *Nesnel ağırlıklandırma yöntemlerinde* ağırlıklar matematiksel yöntemlerle elde edilmekte ve karar vericilerin kriterlerin göreceli önemini belirlemede herhangi bir rolü bulunmamaktadır. *Öznel ağırlıklandırma yöntemlerinde* ise kriterlere ağırlık atama süreci karar vericilerin tercihlerine bağlıdır. Öznel ağırlıklandırma yöntemleri değerlendirmeyi net bir şekilde açıklarken nesnel olanlar nispeten zayıftır. Ayrıca karar vericilerin yargıları bazen mutlak olarak kendi bilgi veya birikimlerine dayanmaktadır. Dolayısıyla kriter ağırlıklarında bir ölçüde hata olması kaçınılmazdır. Görüldüğü üzere bu iki yaklaşımdan hiçbirisi mükemmel değildir. Kriter ağırlıklarının belirlenebilmesi için entegre bir yöntemin uygun olabileceği öne çıkarılarak *bütünlük ağırlıklandırma yöntemleri* ileri sürülmektedir. Ağırlıklandırma sürecinde ilk olarak öznel ağırlıklar uzmanlar tarafından belirlenmekte ve kriter değerlerinin uyumu karar verici tarafından kontrol edilmektedir. Uyum endeksi yeterince yüksek olmadığında yüksek uyumu elde etmek için öznel ağırlıkları değiştirmek üzere daha fazla uzmana ihtiyaç duyulmaktadır. Daha sonra ölçülen verilerde kriterlerin nesnel ağırlıkları hesaplanmaktadır. Son olarak öznel ve nesnel ağırlıkların uyumu benzer bir şekilde kontrol edilmektedir. Uyum sağlanamazsa kriterlerin bütünlük ağırlıklarını belirlemek için kombine yöntemler uygulanmaktadır. Nesnel, öznel ve bütünlük özelliklere dayalı olarak ağırlıklandırma yöntemlerinin sınıflandırması Tablo 9’da özetlenmektedir (Wang vd., 2009: 2270-2271):

Tablo 9: Çok Kriterli Karar Verme Ağırlıklandırma Yöntemleri

Kategori	Ağırlıklandırma Yöntemleri
Öznel Ağırlıklandırma	• Basit Çok Nitelikli Derecelendirme Yöntemi (SMART) • SMARTER • Swing • Trade-off (Dengeleme analizi) • SIMOS • İkili Karşılaştırma • Analitik Hiyerarşik Proses (AHP) • En Küçük Kareler Yöntemi • Özvektör Yöntemi • Delphi Yöntemi • Tutarlı Matris Analizi • PATTERN
Nesnel Ağırlıklandırma	• En Küçük Ortalama Kareler Yöntemi • Minmaks Sapma Yöntemi • Entropi Yöntemi • TOPSIS Yöntemi • Dikey ve Yatay Yöntem • Değişim Katsayısı • Çok Amaçlı Optimizasyon Yöntemi • Çoklu Korelasyon Katsayısı • Temel Bileşen Analizi
Bütünleşik Ağırlıklandırma	• Çarpım Sentez • Toplama Sentez

2.3.1.1. Çalışmada Kullanılan Ağırlıklandırma Yöntemi-Entropi

ÇKKV problemlerinde her bir kriter farklı anlam ve öneme sahip olabildiğinden her kriter için uygun ağırlığı bulmak her zaman kolay değildir. Bu nedenle kriterlerin ağırlıklarının hesaplanabilmesi için çeşitli yöntemler geliştirilmiştir. Claude E. Shannon tarafından geliştirilen Entropi yöntemi bunlardan biridir ve esas olarak nesnel ağırlıkların elde edilmesinde kullanılmaktadır. Entropi kavramı sosyal bilimlerde, fizikte ve bilgi teorisinde önemli bir role sahiptir ve genel bir belirsizlik ölçüsünü ifade etmek için kullanılmaktadır. ÇKKV probleminde bir kritere karşılık gelen entropi değeri ne kadar büyükse yani kriterin ağırlığı ne kadar küçükse o kriterin karar sürecindeki ayırt etme gücü o kadar azdır (Andreica vd., 2010: 254).

Kriter ağırlıklarının belirlenmesinde genellikle Delphi yöntemi, uzman gözlemi yöntemi, AHP gibi öznel sabit ağırlık yöntemleri de kullanılmaktadır. Ancak bu yöntemler öznel faktörlerden kaynaklanan sapmalara yol açabilmektedir. Öte yandan nesnel sabit ağırlık yöntemleri kriterlerin içsel bilgilerinden yararlanarak kriterlerin ağırlıklarını belirlerken insan kaynaklı karışıklıkları ortadan kaldırarak sonuçların gerçeklerle daha uyumlu hale getirilmesini sağlamaktadır. Bilgi teorisinde Shannon tarafından geliştirilen entropi düzensizlik derecesini ve sistem bilgisindeki kullanışlılığını belirlemek için kullanılabilir (Li vd., 2011: 2087).

Entropi yöntemiyle nesnel ağırlıkların belirlenmesi için öncelikle aşağıda verilen m alternatifli ve n kriterli $m \times n$ boyutlu karar matrisi oluşturulmaktadır (Deng, 2000: 966-967):

$$X = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1n} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2n} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ x_{m1} & x_{m2} & \cdots & x_{mn} \end{bmatrix}$$

Burada x_{ij} , her bir C_j kriterine göre her bir A_i alternatifinin performans derecesini gösteren net bir değerdir.

Karar matrisinde yer alan her bir kriterin fayda (maksimum) veya maliyet (minimum) özelliğine göre farklı indeks boyutları varsa kriterler arasındaki eşölçülemezlik üzerindeki etkilerinin ortadan kaldırılması amacıyla (38) ve (39) numaralı eşitlikler kullanılarak kriterlere standartlaştırma işlemi uygulanmaktadır (Li vd., 2011: 2087).

Fayda (maksimum) ile ilgili kriterler için i . birimdeki j . indeksin nitelik değeri;

$$r_{ij} = \frac{x_{ij}}{\max_j x_{ij}} \quad i = 1, \dots, m ; j = 1, \dots, n \quad (38)$$

Maliyete (minimum) yönelik kriterler söz konusu olduğunda ise i . birimdeki j . indeksin nitelik değeri şu şekilde dönüştürülebilir:

$$r_{ij} = \frac{\min_j x_{ij}}{x_{ij}}, \min_j x_{ij} \neq 0, i = 1, \dots, m ; j = 1, \dots, n \quad (39)$$

Bu işlem sonrasında $R = [r_{ij}]_{m \times n}$ matrisi elde edilir.

Entropi yöntemiyle nesnel ağırlıkların belirlenmesi için ayrıca yukarıda verilen $m \times n$ boyutlu karar matrisinin her bir kriter C_j ($j = 1, 2, \dots, n$) için normalize edilmesi (normal dağılıma uygun hale getirilmesi) gerekmekte ardından ise aşağıdaki adımlar takip edilmektedir (Deng, 2000: 966-967):

Adım 1: Farklı ölçüm birimleri ve ölçeklerdeki aykırılıkları ortadan kaldırmak için normalizasyon yapılarak Eşitlik 40'daki P_{ij} hesaplanır.

$$P_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sum_{i=1}^m x_{ij}} \quad i = 1, \dots, m ; j = 1, \dots, n \quad (40)$$

Burada m alternatif sayısı ve n kriter sayısıdır.

Sonuç olarak, alternatiflerin göreceli performansını temsil eden normalize edilmiş bir karar matrisi aşağıdaki şekilde elde edilmektedir.

$$P = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} & \cdots & p_{1n} \\ p_{21} & p_{22} & \cdots & p_{2n} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ p_{m1} & p_{m2} & \cdots & p_{mn} \end{bmatrix}$$

Adım 2: Normalize edilmiş karar matrisinde yer alan ve her bir C_j ($j = 1, 2, \dots, n$) kriterinden çıkarılan karar bilgisi için Eşitlik 41’de verilen entropi E_j değeri hesaplanır.

$$E_j = \left(\frac{-1}{\ln(m)} \right) \sum_{i=1}^m [P_{ij} \ln(P_{ij})] ; \forall_j \quad (41)$$

Burada $\frac{-1}{\ln(m)}$ sabit bir sayıdır ve $0 \leq E_j \leq 1$ ’dir.

Adım 3: Her bir C_j ($j = 1, 2, \dots, n$) kriterinin içerdiği içsel ortalama bilginin sapma derecesi d_j hesaplanır.

$$d_j = 1 - E_j \quad 1 - E_j ; \forall_j \quad (42)$$

d_j , bir ölçüte göre mevcut tüm alternatiflerin aldığı değerlerin birbirinden ne kadar farklı olduğunu temsil etmektedir. Her bir C_j kriteri için performans değerleri p_{ij} ($i = 1, 2, \dots, m$) birbirinden ne kadar farklıysa buna karşılık d_j değeri o kadar yüksektir ve o kriterin ilgili problem için o kadar önemli (yüksek ağırlıklı) olduğunu yansıtmaktadır. Bir kritere karşı tüm performans değerleri aynıysa kararın dayandırılacağı belirli bir durum için kriter elenebilir çünkü karar vericiye hiçbir bilgi iletmez (Dinçer ve Göral, 2013: 550; Deng, 2000: 967; Diakoulaki vd., 1995: 764).

Adım 4: Eşitlik 43’deki j . kriterin önem derecesi olarak w_j ağırlıkları hesaplanır.

$$w_j = \frac{d_j}{\sum_{i=1}^n (d_j)} ; \forall_j \quad (43)$$

Entropi yönteminin temel özellikleri ve uygulama adımları detaylı bir şekilde açıklandıktan sonra yöntemin karar verme süreçlerine sağladığı katkılar ve avantajlar literatürdeki bulgular doğrultusunda aşağıda belirtilmektedir:

Entropi yöntemi, tarafsız ve göreceli kriter ağırlıklarını hesaplamada etkili bir yöntem olarak öne çıkmaktadır. Entropi yaklaşımı kaynağın ölçülmesini ve kriterlerin göreceli ağırlıklarının oldukça

basit ve anlaşılır bir şekilde belirlenmesini sağlamaktadır. Bunun yanı sıra entropi yaklaşımının hem kriterler arasındaki zıtlık yoğunluğunu hem de kriterlerin çatışmasını belirlemede ve kriterlerin ağırlıklarını uygun şekilde hesaplamada yeterince güvenilir olduğu kanıtlanmıştır (Srdjevic vd. 2004: 43-52). Ayrıca yöntem mevcut bilgilerin yeterli olup olmadığını değerlendirerek mevcut bilgilerin yeterli olmadığı durumda ek bilgi aranması gerektiğini önerir ve bu sayede modeli, modelciyi ve karar vericiyi birbirine yaklaştırmaktadır (Singh, 2000: 10). Entropi yöntemi, verimlilik ile fayda/maliyet parametrelerinin nicel olarak değerlendirilmesine olanak tanırken (Singh, 2000: 10) aynı zamanda çok sayıda değerlendirme nesnesi arasındaki ilişkiyi dengelemek için sağlanan tüm izleme bölümlerinin değerlerini dikkate almaktadır. Bu durum bazı anormal değerlerin olumsuz etkilerini azaltır ve değerlendirme sonucunun daha doğru ve mantıklı olmasını sağlamaktadır. Ayrıca kriterlerin ağırlıklarının belirlenmesinde etkili bir yöntem olan entropi, veriler arasındaki ayrımcılığa odaklanarak daha ayırt edici kriterlere daha yüksek ağırlıklar atamaktadır (Zardari, 2015: 65). Bu özellikler karar verme süreçlerinde entropi yöntemini oldukça değerli ve etkili bir araç haline getirmektedir.

2.3.2. Sıralama, Sınıflama ve Seçim Yöntemleri

Kriter ağırlıkları belirlendikten sonra sıra alternatiflerin tercih sıralarının belirlenmesine gelmektedir; böylece tipik bir karar matrisinde sıralama düzeninin elde edilmesi için ÇKKV yöntemleri kullanılmaktadır (Wang, 2009: 2273). Hemen hemen herkes her gün karar verme sorunlarıyla karşı karşıya kalmaktadır. Bu kararların insanlığın ve insanların oluşturduğu toplumun doğasını oluşturduğunu söylemek abartılı olmayacaktır. Gerçek dünyadaki karar verme problemleri söz konusu olduğunda karar vericiler genellikle yargılamayı zorlu bir görev olarak görmektedir. Bunun nedeni paydaşların çıkarlarının ancak bir dizi çelişkili kriterin değerlendirilmesi yoluyla temsil edilebileceği düşüncesidir. Karar vericiler bir dizi uygulanabilir, ayrık alternatifle karşılaştığında eldeki problem ÇKKV'yi içermektedir. Mantıklı ve güvenilir bir karar verme süreci elde edilmesi amacıyla bugüne kadar çeşitli yaklaşımlar önerilmiştir. Çok kriterli sorunların çözümünde sıklıkla kullanılan bazı yöntemlerin listesi yayın yılı sırasına göre aşağıda verilmektedir (Bozorg- Haddad vd., 2021: 10):

- 1738: Fayda Fonksiyonu - Bernoulli (1738)
- 1954: WSM (Ağırlıklı Toplam Modeli) - Churchman ve Ackoff (1954)
- 1961: Hedef Programlama - Charnes ve Cooper (1961)
- 1966: ELECTRE (Eleme ve Seçim Yansıtan Gerçeklik) - Benayoun vd. (1966)
- 1967: MAUT: Çok Özellikli Fayda Teorisi – Fishburn (1967) - Keeney (1974)
- 1977: AHP (Analitik Hiyerarşi Süreci) - Saaty (1977)
- 1981: TOPSIS (İdeal Çözüme Benzerliğe Göre Tercih Sıralaması Yöntemi) - Hwang ve Yoon (1981)

- 1982: PROMETHEE (Zenginleştirme Değerlendirmeleri için Tercih Sıralaması Organizasyon Yöntemi) - Brans (1982)
- 1989: GRA (Gri İlişkisel Analiz) - Deng (1989)
- 1994: MACBETH: Kategorik Tabanlı Değerlendirme Tekniği ile Çekiciliği Ölçme- Bana e Costa-Vansnick (1994)
- 1996: ANP (Analitik Ağ Süreci) - Saaty (1996)
- 1998: VIKOR (Çok Kriterli Uzlaşık Sıralama Yöntemi) - Opricovic (1998)
- 2001: SIR (Üstünlük ve Aşağılık Sıralaması Yöntemi) - Xu (2001)
- 2008: PAPRIKA (Tüm Olası Alternatiflerin İkili Sıralaması) - Hansen ve Ombler (2008)
- 2015: BWM (En iyi En Kötü Yöntem) - Rezaei (2015)
- 2019: CoCoSo: (Birleşik Uzlaşım Çözümü) - Yazdani vd. (2019)

Karar yöntemlerinin sürekli artmasıyla birlikte bunların karşılaştırmalı anlamlarının anlaşılması önemlidir. Yöntemlerin her biri karar vericilerin bir dizi alternatif karar arasından seçim yapmasına yardımcı olmak için sayısal teknikler kullanmaktadır Triantaphyllou ve Triantaphyllou, 2000: 5). Mevcut ÇKKV yöntemlerinin sayısı göz önüne alındığında karar verici uygun bir karar destek aracı seçme gibi zorlu bir görevle karşı karşıyadır ve genellikle bu seçimin gerekçelendirilmesi zor olabilmektedir. Yöntemlerin hiçbirisi mükemmel değildir ve tüm sorunlara uygulanamazlar. Her yöntemin kendine özgü sınırlamaları, özellikleri, varsayımları ve temel görüşleri bulunmaktadır. Roy ve Bouyssou (1993) ÇKKV yöntemlerinin büyük çeşitliliğini güçlü bir yön olarak görülebildiğini öne sürse de aynı zamanda bir zayıflık da olabileceğini ileri sürmektedir. Şu ana kadar belirli bir problem durumunda bir yöntemin diğerinden daha mantıklı olup olmadığını belirleme imkânı olmamıştır. Karar prosedürleri ve algoritmalarının sistematik bir aksiyomatik analizi henüz gerçekleştirilmemiştir (Ishizaka ve Nemery, 2013: 6).

Bir gün içerisinde insanlar çok sayıda farklı kararlar karşı karşıya kalmaktadır. Roy (1981) dört ana karar problem türünü belirlemiştir (Ishizaka ve Nemery, 2013: 3-4):

1. Seçim problemi: Amaç en iyi tek seçeneği belirlemek veya seçenekler grubunu eşdeğer veya karşılaştırılmaz “iyi” seçeneklerden oluşan bir alt kümeye indirmektir. Bir yöneticinin belirli bir proje için doğru kişiyi seçmesi bu problem türüne örnek gösterilebilir.
2. Sınıflandırma problemi: Seçenekler sıralı ve önceden tanımlanmış gruplara yani kategorilere ayrılmaktadır. Amaç daha sonra benzer davranış veya özelliklere sahip seçenekleri tanımlayıcı, örgütsel veya öngörücü nedenlerle yeniden gruplandırmaktır. Örneğin çalışanlar “üstün performans gösterenler”, “ortalama performans gösterenler”, ve “zayıf performans gösterenler” gibi farklı kategorilere göre sınıflandırılabilir. Bu sınıflandırmalara dayanarak gerekli önlemler alınabilmektedir. Sıralama yöntemleri,

tekrarlayıcı veya otomatik kullanımlar için yararlıdır. Ayrıca sonraki bir adımda dikkate alınacak seçenek sayısını azaltmak için başlangıç taraması olarak da kullanılabilir.

3. Sıralama problemi: Seçenekler, puanlar veya ikili karşılaştırmalar vb. aracılığıyla en iyiden en kötüye doğru sıralanmaktadır. Karşılaştırılmaz seçenekler dikkate alındığında sıralama kısmi veya tam olabilmektedir. Tipik bir örnek üniversitelerin öğretim kalitesi, araştırma uzmanlığı ve kariyer fırsatları gibi çeşitli kriterlere göre sıralanmasıdır.
4. Tanımlama problemi: Amaç seçenekleri ve bunların sonuçlarını tanımlamaktır. Bu genellikle karar verme probleminin özelliklerini anlamak için ilk adımda yapılmaktadır.

Yukarıda verilen problemlere yönelik en yaygın kullanılan çok kriterli karar verme yöntemleri Tablo 10’da gösterilmektedir (Ishizaka ve Nemery, 2013: 4):

Tablo 10: ÇKKV Problemleri ve Yöntemleri

Seçim problemleri	Sıralama problemleri	Sınıflandırma problemleri	Tanımlama problemleri
AHP	AHP	AHPSort	
ANP	ANP		
MAUT/UTA	MAUT/UTA	UTADIS	
MACBETH	MACBETH		
PROMETHEE	PROMETHEE	FlowSort	GAIA, FS-Gaia
ELECTRE I	ELECTRE III	ELECTRE-Tri	
TOPSIS	TOPSIS		
Hedef Programlama			
Veri Zarflama Analizi	Veri Zarflama Analizi		

Belirli problemleri çözmek için uygun olan ÇKKV yöntemlerini seçmenin farklı yolları bulunmaktadır. Bunlardan biri gereken girdi bilgilerine yani yöntemin veri ve parametrelerine dolayısıyla modelleme çabasına ve sonuçlar ile sonuçların ayrıntısına dikkat etmektir. Bu yaklaşım Guitouni ve arkadaşları (1999) tarafından desteklenmektedir (Ishizaka ve Nemery, 2013: 6).

Karar probleminin yapısına uygun ÇKKV yöntemlerinin seçiminde dikkat edilmesi gerekenler aşağıdaki gibi sıralanmaktadır (Rolander vd., 2003: 89):

- Yöntemlere ilişkin gereksinimler listeleri dikkate alınarak ÇKKV yöntemlerinin yerine getirmesi istenen hedef veya amaçlar tanımlanır.
- Yöntem olanaklarını hedeflerle ilişkilendiren değerlendirme kriterleri seçilir.
- Modelleme amacını gerçekleştirmeye yönelik kullanılacak ÇKKV yöntemleri belirlenir ve listelenir.
- Çok kriterli bir problemin kurulması ve çözülmesi sürecinde değerlendirme kriterlerine göre herhangi bir yöntemin performans seviyeleri ve olanakları belirlenir.
- Bir önceki adımda seçilen kriterlere göre elemanları alternatif yöntemlerin olanaklarını temsil eden bir değerlendirme matrisi oluşturulur.

- ÇKKV alternatif yöntemlerinin avantajları analiz edilir ve en uygun yöntem seçilir.
- Seçilen ÇKKV yöntemi uygulanır.
- Tercih edilen ÇKKV yönteminin genel hedefi temsil ettiği ve araştırmanın gereksinim listesinde belirtilen gerekliliklerini karşıladığı doğrulanır.
- Sürece dâhil olan tüm karar vericilerin kararı ve bu kararın sorumluluğunu kabul ettiklerini ve seçilen yöntemi onayladıklarını belirlenir

ÇKKV yönteminin belirli bir problem yapısı için uygulanması problemin karmaşıklığıyla başa çıkabilme yeteneği tarafından belirlenmektedir. Bir karar vericinin tercih edilen alternatifler setini analiz etmek için ÇKKV yöntemini uygun görmeden önce bu yöntemin temel özelliklerini anlaması önemlidir. Tablo 11 basit yöntemler, tekli sentezleme kriteri kullanan yöntemler, üst sıralama yöntemleri olmak üzere üç kategoriye ayrılan ÇKKV yöntemlerini ve kategorilerin temel özelliklerini özetlemektedir (Thakkar, 2021: 12-13; Wang, 2009: 2273):

Tablo 11: Çok Kriterli Karar Verme Yöntemlerinin Sınıflandırılması

Yöntem Türü	Özellikleri	Yöntem Örnekleri
Basit Yöntemler	Bunlar kullanımı kolay yöntemlerdir ve analiz karmaşıklığı çok düşüktür. Bu yöntemler bireysel bir karar verici tarafından karmaşık bilgisayar yazılımları gerekmeden bile kullanılabilir.	• Basit Toplamlı Ağırlıklandırma (SAW)
Tekli Sentezleme Kriteri Kullanan Yöntemler	Bu yöntemler karmaşık bir problem yapısını ele alabilir ve alternatifler setini temel kriterlere göre analiz etmek için özel matematiksel ve analitik yaklaşımlar kullanır. Bu kategorideki yöntemler genellikle potansiyel alternatiflerin sıralamasını elde etmek için ideal, anti-ideal ve referans noktası kavramını kullanır. Pozitif ideal veya negatif ideal, referans noktasını çözüm olarak kabul eder ve karar matrisinde diğer tüm maksimum değerler bu pozitif ideal ile minimum değerler ise negatif ideal ile karşılaştırılır.	• Analitik Hiyerarşi Süreci (AHP) • İdeal Çözüme Benzerliğe Göre Tercih Sıralaması Yöntemi (TOPSİS) • Gri İlişkisel Analiz • Veri Zarflama Analizi (VZA) • Çok Özellikli Fayda Teorisi (MAUT) • SMART • Multi-attribute value theory (MAVT) • Utility theory additive (UTA) • Fuzzy weighted sum • Fuzzy maximum
Üst Sıralama Yöntemleri	Bu ÇKKV yöntemleri sınıfı alternatifleri kriterlere göre yapılan ikili karşılaştırmalar serisi kullanarak analiz eder ve bir alternatifin diğerine göre baskınlık derecesini gösteren bir üstünlük ilişkisi çıkarır. Sürekli alternatifleri değerlendirir ve çok amaçlı optimizasyon problemleri ile ilgilenir.	• Hedef Programlama • Eleme ve Seçim Yansıtıcı Gerçeklik (ELECTRE) • Zenginleştirme Değerlendirmeleri için Tercih Sıralaması Organizasyon Yöntemi (PROMETHEE) • Doğrusal Programlama • ORESTRE

Yukarıda belirtilen ÇKKV yöntemlerinin tümünün kendi yapıları ve uygulama alanlarına göre avantajları, dezavantajları, güçlü ve zayıf yanları bulunmaktadır. Bu çalışmada ÇKKV problemlerini çözmek için Deng (1989) tarafından geliştirilen küçük örneklem ve/veya kısmen bilinen bilgi setleri içeren problemleri, sınırlı mevcut verilerden yararlı bilgiler üreterek çözmeyi amaçlayan (Bozorg-Haddad vd., 2021: 149) Gri İlişkisel Analiz (GİA) Yöntemi açıklanacaktır.

2.3.2.1. Çalışmada Kullanılan Sıralama Yöntemi-Gri İlişkisel Analiz

Gri sistem teorisi Deng tarafından 1982 yılında ortaya atılmıştır. Grinin temel tanımı bilginin eksik veya bilinmeyen olmasıdır; dolayısıyla eksik bir mesajdan bir unsur gri unsur olarak kabul edilmektedir. Gri ilişki iki sistem arasında veya bir sistemde yer alan iki unsur arasında zaman içinde değişen ilişkilerin ölçülmesi anlamına gelmektedir. Bu unsurlar arasındaki ilişkileri gelişim eğilimleri arasındaki benzerlik veya farklılık derecesine göre ölçen analiz yöntemine "Gri İlişkisel Analiz" denilmektedir. Daha kesin bir şekilde bir sistemin gelişim sürecinde iki unsur arasındaki değişim eğilimi tutarlı olduğunda bu durum daha yüksek bir senkronize değişim derecesine sahip olduğu kabul edilmekte ve daha büyük bir ilişki derecesine sahip olduğu düşünülebilmektedir; aksi takdirde ilişki derecesi daha küçük olacaktır. Gri ilişki analizi, temsili göstergelerin seçimi sürecinde uygulanmaktadır (Feng ve Wang, 2000: 136).

GİA, ayırık veri setleri arasındaki çeşitli ilişkileri analiz etmek ve çoklu kriter durumlarında karar vermek için sıklıkla kullanılan yöntemlerden biridir. GİA'nın en önemli avantajları sonuçların orijinal verilere dayanması, hesaplamaların basit ve anlaşılır olması ve son olarak iş ortamında karar vermek için en iyi yöntemlerden biri olmasıdır (Hou, 2010: 194). GİA örneklemin küçük olduğu ve örneklem dağılımının bilinmediği durumlarda temsili göstergeleri gruplandırmada kullanılmaktadır (Feng ve Wang, 2000: 135).

GİA bir referans dizisi ile karşılaştırma dizileri arasındaki ilişkiyi belirleme yeteneğine sahiptir. En uygun karşılaştırma seçeneği ilgili derecelerin daha fazla analiz edilmesiyle belirlenebilir. GİA sonlu diziler arasındaki benzerliği ölçmektedir (Chang ve Yeh, 2005: 165).

GİA kısmi, yetersiz ve kesin olmayan veri zorluklarını ele alan ve farklı hedefler arasındaki etkileşimi yönetmek için kullanılabilen çok faktörlü bir istatistiksel analiz yaklaşımıdır. Bu yaklaşım amaca ve yönelime bağlı olarak çeşitli hesaplamalar kullanmaktadır. Veri ön işleme orijinal serileri benzer serilere dönüştürerek simülasyon sonuçlarının 0 ile 1 arasında standartlaştırılmasını sağlamaktadır. GİA orijinal serinin amaç özelliklerine / nesnel özelliklerine bağlı olarak çeşitli formüller kullanabilir. Eğer orijinal bir serinin optimum değeri minimumsa bu, daha düşük olanın daha iyi olduğunu göstermektedir (Shan vd., 2020: 3443).

Temelde GİA bir referans set serisi ile aralarından birinin veya bazılarının seçilmesi gereken farklı alternatifler arasındaki benzerlikleri karşılaştırmak için kullanılmaktadır. Referans serilerle en yüksek benzerlik derecesine sahip olan alternatifler en iyi olarak değerlendirilmektedir. Bu yöntem minimum bilgi ile karşılaştırma yapılmasına ve karar verilmesine olanak tanımaktadır. Liu ve Lin (2010) bunu kısmen tanımlanmış bilgilerin yanı sıra hali hazırda mevcut verilerden faydalı verilerin üretilmesi ve çıkarılması olarak özetlemektedir. "Gri" terimi belirsiz veri, değer ya da sistemlere atıfta bulunur; sistemin dışında ve içinde ki verilerde olan karışıklık sistemin kesin

olmamasına ve kapsamının sınırlı olmasına neden olmaktadır. Bu yaklaşımın avantajlarından biri bilinmeyen bir sistemin davranışını değerlendirmek veya tahmin etmek için sınırlı miktarda veriye ihtiyaç duymasıdır (Škrinjaric, 2020: 2). Gri teoremin alt başlıklarından olan GİA gri bir sistemdeki her bir faktör ile referans (karşılaştırma) serisi arasındaki ilişki derecesinin tespit edilmesini sağlamaktadır. Her bir faktör satır veya sütun olmak üzere bir dizi olarak adlandırılmaktadır. Faktörler arası etki derecesi ise gri ilişkisel derece olarak tanımlanmaktadır (Sofyalıoğlu, 2011: 159).

GİA Yönteminin Uygulama Adımları

GİA yaklaşımının gerçek verilere dayanması, açık ve karmaşık olmayan hesaplamalara sahip olması ve kurumsal ortamlarda etkili bir karar alma aracı olması gibi çeşitli avantajları bulunmaktadır (Hou, 2010: 194). Bu yöntem, en az miktarda erişilebilir bilgi ile bu tür karşılaştırmalar yapılmasına ve karar verilmesine olanak sağlamaktadır (Škrinjaric, 2020: 2). GİA ekonomi, karar verme, optimizasyon, yönetim, seyir emniyeti, operasyonel performans, başarısızlık modeli, kritik başarı faktörleri, müşteri ilişkileri yönetimi ve etki analizi gibi birçok alanda kullanılmaktadır (Thakkar, 2021: 165).

GİA Yönteminin uygulama süreci aşağıdaki adımlarda belirtilmektedir (Wu, 2002: 211-212):

Adım 1: Başlangıç karar matrisi oluşturulur.

$j = 1, 2, \dots, n$ olan belirli bir referans serisi $x_0 = (x_0(1), x_0(2), \dots, x_0(j), \dots, x_0(n))$ ile $i = 1, 2, \dots, m$ olan $x_i = (x_i(1), x_i(2), \dots, x_i(j), \dots, x_i(n))$ karşılaştırma serisi oluşturulur. Karşılaştırılan x_i serisi aşağıdaki gibi bir matris formunda gösterilebilir:

$$X_i = \begin{bmatrix} x_1(1) & x_1(2) & \cdots & x_1(n) \\ x_2(1) & x_2(2) & \cdots & x_2(n) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_n(1) & x_n(2) & \cdots & x_n(n) \end{bmatrix} \quad (44)$$

x_i : Alternatifler

$x_i(j)$: i . alternatifin j . kriter için aldığı değeri ifade etmektedir.

Adım 2: Karar matrisi yüksek, düşük ve nominal değere göre normalleştirilir.

Veriler üç türden biriyle ele alınabilir; yani daha büyük daha iyidir, daha küçük daha iyidir ve nominal en iyidir. Daha büyük daha iyidir dönüşümü için $x_i(j)$, $x^*_i(j)$ 'ye dönüştürülür ve formül şu şekilde tanımlanır:

$$x^*_i(j) = \frac{x_i(j) - \min_j x_i(j)}{\max_j x_i(j) - \min_j x_i(j)} \quad (45)$$

Burada $\max x_i(j)$, j değişkeninin alabileceği en büyük değeri $\min x_i(j)$, j değişkeninin alabileceği en küçük değeri ifade etmektedir. Daha küçük daha iyidir dönüşümü için $x_i(j)$, $x^*_i(j)$ 'ye dönüştürülür ve formül şu şekilde tanımlanır:

$$x^*_i(j) = \frac{\max_j x_i(j) - x_i(j)}{\max_j x_i(j) - \min_j x_i(j)} \quad (46)$$

Hedef değer $x_{0b}(j)$ ve $\max_j x_i(j) \geq x_{0b}(j) \geq \min_j x_i(j)$ ise nominal en iyidir dönüşümü için formül şu şekilde tanımlanmaktadır:

$$x^*_i(j) = \frac{|x_i(j) - x_{0b}(j)|}{\max_j x_i(j) - x_{0b}(j)} \quad (47)$$

Aynı zamanda, x_0 referans serisi de (45)–(47) numaralı denklemlerden biriyle normalize edilmelidir. Bu durumda $x_0(j)$, $x_i(j)$ yerine kullanılır. Örneğin daha büyük daha iyidir dönüşümü uygulanıyorsa;

$$x^*_0 = \frac{x_0(j) - \min_j x_i(j)}{\max_j x_i(j) - \min_j x_i(j)}$$

Bu nedenle x_0 referans serisi $x^*_0 = (x^*_0(1), x^*_0(2), \dots, x^*_0(j), \dots, x^*_0(n))$ olur. Orijinal veri seti üç tür veri dönüşümünden biriyle normalleştirildikten sonra, (44) numaralı (başlangıç matrisi) denklemde gösterilen matris şu şekilde revize edilebilir:

$$X^*_i = \begin{bmatrix} x^*_1(1) & x^*_1(2) & \cdots & x^*_1(n) \\ x^*_2(1) & x^*_2(2) & \cdots & x^*_2(n) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x^*_n(1) & x^*_n(2) & \cdots & x^*_n(n) \end{bmatrix} \quad (48)$$

Adım 3: j . noktada x^*_0 ve x^*_i arasındaki farkın mutlak değeri $\Delta_{0i}(j)$ mesafesi/uzaklığı hesaplanır.

$$\Delta_{0i}(j) = |x^*_0(j) - x^*_i(j)|$$

$$\Delta_{0i}(j) = \begin{bmatrix} \Delta_{01}(1) & \Delta_{01}(2) & \cdots & \Delta_{01}(n) \\ \Delta_{02}(1) & \Delta_{02}(2) & \cdots & \Delta_{02}(n) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \Delta_{0m}(1) & \Delta_{0m}(2) & \cdots & \Delta_{0m}(n) \end{bmatrix} \quad (49)$$

Adım 4: Gri ilişkisel katsayısının $r_{0i}(j)$ hesaplanabilmesi için aşağıdaki gri ilişkisel denklem uygulanır.

$$\gamma_{0i}(j) = \frac{\Delta_{min} + \zeta \Delta_{max}}{\Delta_{0i}(j) + \zeta \Delta_{max}}, \quad (50)$$

Burada $\Delta_{max} = \max_i \max_j \Delta_{0i}(j)$, $\Delta_{min} = \min_i \min_j \Delta_{0i}(j)$ ve $\zeta = [0,1]$ 'dir.

Adım 5: Gri katsayısı Γ_{0i} derecesi hesaplanır.

Gri ilişkisel dereceler hesaplanırken gri ilişkisel katsayılar kriter ağırlıkları ile çarpılır. Burada iki durum söz konusudur (Gülçiçek Tolun ve Tümtürk, 2020: 28).

i. Eğer kriter ağırlıkları eşit ise denklem gri katsayısının derecesi Γ_{0i} aşağıdaki gibi hesaplanır:

$$\Gamma_{0i} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n r_{0i}(j) \quad (51)$$

ii. Kriterlerin ağırlıkları (W_i) belirlenmişse gri katsayısının derecesi Γ_{0i} aşağıdaki gibi hesaplanır:

$$\Gamma_{0i} = \sum_{j=1}^n W_i(j) \times r_{0i}(j) \quad (52)$$

Karar verme süreçlerinde herhangi bir alternatifin en yüksek Γ_{0i} değerine sahip olması durumunda bu alternatif en önemli alternatif olarak kabul edilir. Bu nedenle alternatiflerin öncelikleri Γ_{0i} değerlerine göre sıralanabilir.

2.4. Makine Öğrenimi

İnsanların evriminden bu yana çeşitli görevlerin daha basit bir şekilde yerine getirilmesi amacıyla birçok türde araç kullanılmıştır. İnsan beyninin yaratıcılığı farklı mekanizmaların icat edilmesini sağlamıştır. Bu mekanizmalar insanların seyahat, sanayi ve bilişim gibi çeşitli yaşam ihtiyaçlarını karşılamalarını kolaylaştırarak hayatı basitleştirmiştir. Makine öğrenimi de bunlardan biridir (Mahesh, 2018: 381).

Makine öğrenimi insan zekâsını taklit edebilen bilgisayar algoritmaları geliştirme teknolojisidir (El Naqa ve Murphy, 2015: 5). Makine öğrenimi doğası gereği multidisipliner bir alandır ve istatistik, yapay zekâ, felsefe, bilgi teorisi, biyoloji, bilişsel bilim, hesaplama

karmaşıklığı ve kontrol teorisi dâhil olmak üzere birçok alandan kavram ve sonuçlardan yararlanmaktadır (Mitchell, 1997: 18).

1950 yılında Alan Turing'in "Makineler düşünebilir mi?" sorusunu sorduğu "Bilgisayar Makineleri ve Zekâ" başlıklı makalesi makine öğrenmesi mantığında yapılan ilk çalışmalardan biri olarak kabul edilmektedir. Bu makalede bir sorgulayıcı insan, bir başka insan ve sorgulayıcı insan olduğunu düşündürmeye çalışan bir bilgisayardan oluşan üç katılımcının yer aldığı taklit oyunu anlatılmaktadır. Sorgulayıcı diğer iki katılımcıyla yazışarak bir nihai program yazacaktır. Hem insan hem de bilgisayarın yanıt verdiği programda sorgulayıcı hangi yanıtın bilgisayardan geldiğini tespit etmeye çalışmaktadır. Eğer sorgulayıcı insan ve bilgisayar yanıtları arasında tutarlı bir fark göremezse bilgisayar oyunu kazanmaktadır. Bu test günümüzde yapay zekâ alanında her yıl düzenlenen Loebner Ödülleri şeklinde devam etmektedir (Bell, 2022; 209).

Makine öğrenimi kavramı ilk kez 1952 yılında bilgisayar oyunları ve yapay zekânın öncüsü olan Arthur Samuel tarafından ortaya atılmıştır. Samuel IBM'deki çalışmalarıyla kendi kendine öğrenen bilgisayar programlarından birini oluşturmasıyla tanınmaktadır. 1959 yılında Samuel makine öğrenimini bilgisayarlara açıkça programlanmadan öğrenme yeteneği kazandıran bir çalışma alanı olarak tanımlamıştır. Bilgisayarın bir şeyler öğrenmesini sağlamanın bir yolu olarak oyunlara odaklanmıştır. Samuel'in seçtiği oyun ise dama olmuştur (Bell, 2022; 209).

Tom M. Mitchell (1997) makine öğrenimi kavramını “Eğer bir bilgisayar programının G görevlerinde P ile ölçülen performansı D deneyimi ile artıyorsa o bilgisayar programının bazı G görevler sınıfı ve P performans kriteri açısından D deneyiminden öğrendiği söylenir.” şeklinde tanımlamıştır. Örneğin dama oynamayı öğrenen bir bilgisayar programı kendisine karşı oyun oynayarak elde ettiği deneyim sayesinde dama oyunu oynamayı içeren görevler sınıfında kazanma becerisiyle ölçülen performansını artırabilir (Mitchell: 1997: 2). Bu tanım ve örnekten de anlaşılacağı üzere makine öğrenimi bir veya birden fazla görev (G), bir veya birden fazla deneyim (D) ve performans (P) olmak üzere üç temel unsurdan oluşmaktadır. Yani bir bilgisayar belirli görevler yürütürken deneyim ile performans artışını sağlamalıdır. Özetle makine öğrenimi yapay zekânın bir dalıdır. Makine öğreniminde bilgi işlem kullanılarak eğitilmiş bir şekilde verilerden öğrenebilen sistemler tasarlanmaktadır. Bu sistemler deneyimle öğrenebilir, gelişebilir ve zamanla önceki öğrenmeye dayalı olarak soruların sonuçlarını tahmin etmek için kullanılabilir bir modeli iyileştirebilir (Bell, 2022; 210). Öğrenme problemi bir tür eğitim deneyimi yoluyla bir görevi yürütürken bir performans kriteri iyileştirme problemi olarak tanımlanabilir. Örneğin kredi kartı dolandırıcılığını tespit etmeyi öğrenirken görev herhangi bir kredi kartı işlemini "dolandırıcılık" veya "dolandırıcılık değil" olarak etiketlemektir. İyileştirilecek performans kriteri bu dolandırıcılık sınıflandırıcısının doğruluğu olabilir ve eğitim deneyimi her biri geriye dönük olarak dolandırıcılık veya dolandırıcılık değil olarak etiketlenmiş bir dizi geçmiş kredi kartı işlemlerinin toplamından oluşabilir. Bundan farklı olarak dolandırıcılık değil olarak etiketlendiğinde dolandırıcılık değil

yanlışlıkla dolandırıcılık olarak etiketlendiğinde olduğundan daha yüksek bir ceza atayan farklı bir performans kriteri tanımlanabilir. Ayrıca etiketli örneklerin yanına etiketsiz kredi kartı işlemlerinin de dâhil edildiği farklı bir eğitim deneyimi türü de tanımlanabilir (Jordan ve Mitchell, 2015: 255).

Öğrenme algoritmaları günlük olarak kullanılan birçok uygulamada yer almaktadır. Google gibi bir web arama motoru internette arama yapmak için her kullanıldığında bu kadar iyi çalışmasının nedenlerinden biri web sayfalarını nasıl sıralayacağını öğrenen bir öğrenme algoritmasıdır. Bu algoritmalar veri madenciliği, görüntü işleme, tahmine dayalı analitik vb. gibi çeşitli amaçlar için kullanılmaktadır. Makine öğrenimini kullanmanın temel avantajı bir algoritmanın verilerle ne yapacağını öğrendikten sonra işini otomatik olarak yapabilmesidir (Mahesh, 2018: 381).

Genel makine öğrenimi modeli benimsenen algorithmadan bağımsız olarak altı bileşenden oluşmaktadır. Bu temel bileşenler aşağıda belirtilmektedir (Alzubi vd., 2018: 5-6):

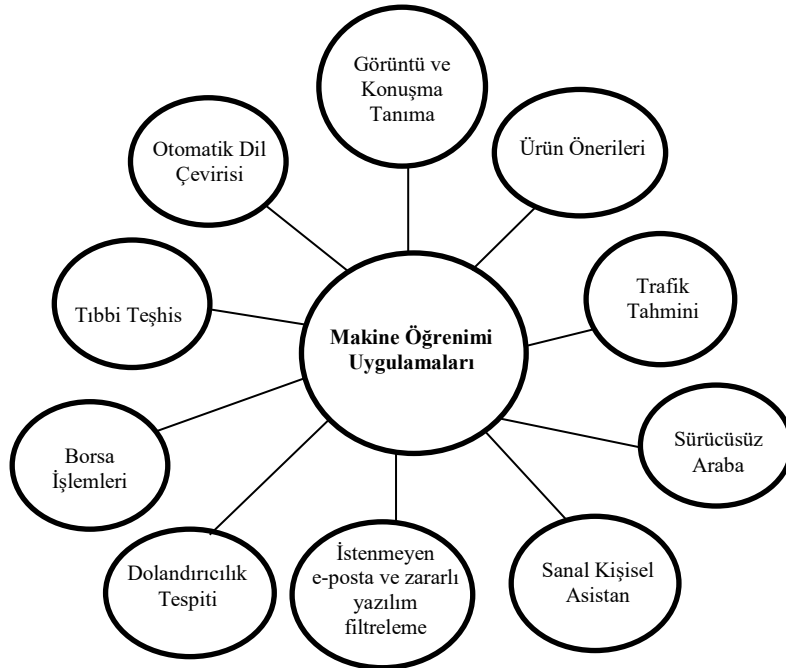
1. Veri Toplama ve Hazırlama: Makine öğrenimi sürecindeki birincil görev algoritmaya girdi olarak verilebilecek bir formatta veri toplamak ve hazırlamaktır. Herhangi bir problem için büyük miktarda veri mevcut olabilir. Web verisi genellikle yapılandırılmamış olup çok fazla gürültü içerir; yani alakasız verilerin yanı sıra gereksiz (tekrarlayan) veriler de bulunur. Bu nedenle verilerin temizlenmesi ve yapılandırılmış bir formata dönüştürülmesi gerekmektedir.
2. Özellik Seçimi: Önceki adımda elde edilen veriler öğrenme süreci için tümüyle ilgili olmayabilecek birçok özellik içerebilir. Bu nedenle gereksiz özelliklerin kaldırılması ve en önemli özelliklerin bir alt kümesinin elde edilmesi gerekmektedir.
3. Algoritma Seçimi: Makine öğrenimi algoritmaları her problem için uygun değildir. Belirli algoritmalar belirli bir problem sınıfına daha uygun olabilir. Mevcut probleme en iyi makine öğrenimi algoritmasını seçmek mümkün olan en iyi sonuçları elde etmek için zorunludur.
4. Model ve Parametre Seçimi: Çoğu makine öğrenimi algoritması çeşitli parametrelerin en uygun değerlerini belirlemek için başlangıçta manuel müdahale gerektirmektedir.
5. Eğitim: Uygun algoritma ve uygun parametre değerleri belirlendikten sonra modelin bir kısmının eğitim verisi kullanılarak eğitilmesi gerekmektedir. Dolayısıyla veri seti eğitim ve test verisi olmak üzere iki ayrı kümeye bölünür. Pareto ilkesi esas alınarak yaygın kullanılan bölme oranı %80'e %20'dir; bu oranlar verilerin %80'inin eğitim için %20'sinin ise test için kullanıldığı anlamına gelmektedir. Ayrıca %70'e %30, %60'a %40 ve hatta %50'ye %50 gibi diğer oranlar da uygulamalarda kullanılmaktadır. Belirli bir veri seti için hangi oranın en iyi veya en uygun olduğu konusunda net bir uzlaşma bulunmamaktadır. Ayrı veri seti olarak eğitim verisi ile doğrulama yapmanın avantajı farklı modellerin tahmin performansını değerlendirip karşılaştırma yapılabilmesine olanak sağlamasıdır (Joseph, 2022: 531).

6. Performans Değerlendirmesi: Sistemin gerçek zamanlı uygulanmasından önce modelin öğrenme sürecinin ne kadar başarılı olduğunu değerlendirmek için doğruluk, kesinlik ve hatırlama gibi çeşitli performans parametreleri kullanılarak modelin görünmeyen verilere karşı test edilmesi gerekmektedir.

2.4.1. Makine Öğrenimi Yaklaşımları ve Algoritmaları

Makine öğrenimi sisteme açıkça programlanmadan deneyimlerden otomatik olarak öğrenme ve iyileştirme yeteneği sağlayan bir yapay zekâ uygulamasıdır. Makine öğrenimi, verilere erişebilen ve bunları kendi kendilerine öğrenmek için kullanabilen bilgisayar programlarının geliştirilmesine odaklanmaktadır (Sakarkar vd., 2021: 25). Yapay zekâ kapsamında makine öğrenimi bilgisayarla görme, konuşma tanıma, doğal dil işleme, robot kontrolü ve diğer uygulamalar için pratik yazılım geliştirmede tercih edilen yöntem olarak ortaya çıkmıştır. Birçok yapay zekâ sistemi geliştiricisi birçok uygulama için bir sistemi istenen girdi-çıktı davranış örneklerini göstererek eğitmenin tüm olası girdiler için istenen yanıtı tahmin ederek manuel olarak programlamaktan çok daha kolay olabileceğini kabul etmektedir. Makine öğreniminin etkisi veri yoğun konularla ilgilenen bilgisayar bilimleri, tüketici hizmetleri, karmaşık sistemlerdeki arıza tespiti ve lojistik zincirlerin kontrolü gibi birçok sektörde geniş çapta hissedilmektedir (Jordan ve Mitchell, 2015: 255). Bu kapsamda geniş alanlara yayılmış olan makine öğrenimi uygulamalarından bazıları Şekil 5’te sunulmaktadır (Sakarkar vd., 2021: 26):

Şekil 5: Makine Öğrenimi Uygulamaları



Farklı makine öğrenimi problemlerinde sergilenen çok çeşitli veri ve problem türlerini karşılamak için çeşitli makine öğrenimi algoritmaları geliştirilmiştir. Kavramsal olarak makine öğrenimi algoritmaları eğitim deneyimiyle yönlendirilerek performans kriterini optimize eden bir program bulmak için aday programların büyük bir alanında arama yapmak olarak görülebilmektedir. Makine öğrenimi algoritmalarının bir kısmı aday programları temsil etme biçimleri (karar ağaçları, matematiksel fonksiyonlar ve genel programlama dilleri) diğer bir kısmı ise bu programlar alanında arama yapma yöntemleri (örneğin, iyi anlaşılmış yakınsama garantilerine sahip optimizasyon algoritmaları ve rastlantısal dönüşmüş programların art arda jenerasyonunu değerlendiren evrimsel arama yöntemleri) açısından büyük farklılıklar göstermektedir (Jordan ve Mitchell, 2015: 255).

Makine öğrenimi algoritmaları bireyler, iş süreçleri, işlemler, olaylar vb. hakkındaki kalıpları öğrenmek için çoğunlukla verileri kullanmakta ve işlemektedir. Genellikle verilerin erişilebilirliği bir makine öğrenimi modeli veya veri güdümlü gerçek dünya sistemleri oluşturmanın kilit noktası olarak kabul edilmektedir. Veriler yapılandırılmış, yarı yapılandırılmış, yapılandırılmamış ve meta veri gibi çeşitli biçimlerde olabilir. Tablo 12’de bu veri türleri, özellikleri ve örnekleri verilmektedir (Sarker, 2021: 3):

Tablo 12: Veri Türleri

Veri Türü	Özellikleri	Örnekler
Yapılandırılmış Veri	İyi tanımlanmış bir yapıya sahip, standart bir düzeni takip eden veri modeline uygun, oldukça organize edilmiş ve bir kişi veya bilgisayar programı tarafından kolayca erişilebilir. Yapılandırılmış veriler genellikle ilişkisel veri tabanları gibi iyi tanımlanmış planlarda tablo formatında saklanır.	İsimler, tarihler, adresler, kredi kartı numaraları, hisse senedi bilgileri, coğrafi konum vb.
Yarı Yapılandırılmış Veri	Yapılandırılmış veriler gibi ilişkisel bir veri tabanında saklanmaz, ancak analiz edilmesini kolaylaştıran belirli organizasyonel özelliklere sahiptir.	HTML, XML, JSON belgeleri, NoSQL veritabanları vb.
Yapılandırılmamış Veri	Yapılandırılmamış veriler için önceden tanımlanmış bir format veya organize edilen özellik yoktur. Bu durum çoğunlukla metin ve multimedya materyali içeren bu verilerin elde edilmesini, işlenmesini ve analiz edilmesini çok daha zor hale getirir.	Sensör verileri, e-postalar, blog yazıları, wiki sayfaları, kelime işlemci belgeleri, PDF dosyaları, ses dosyaları, videolar, görüntüler, sunumlar, web sayfaları vb.
Meta Veri	Normal veri biçimi değil veri hakkında veridir. Veri ve meta veri arasındaki temel fark bir sistemin veri özelliklerine göre bir şeyi sınıflandırabilen, ölçebilen ve hatta belgeleyebilen materyaller olmasıdır. Öte yandan meta veriler ilgili veri bilgilerini tanımlayarak veri kullanıcıları için daha önemli hale getirir.	Bir belgenin yazarı, dosya boyutu, oluşturulma tarihi, belgeyi tanımlayan anahtar kelimeler vb.

Yukarıda belirtildiği üzere veriler farklı türlerde olabilmekte ve gerçek dünyada uygulamadan uygulamaya değişkenlik gösterebilmektedir. Belirli bir problem alanında bu tür verileri analiz etmek ve gerçek dünyadaki akıllı uygulamaları oluşturmak için verilerden içgörüler veya yararlı bilgiler çıkarmak amacıyla öğrenme yeteneklerine göre farklı makine öğrenimi yaklaşımları

kullanılabilmektedir (Sarker, 2021: 1). Bu kapsamda makine öğrenimi yaklaşımlarına geçmeden önce makine öğreniminin bazı standart görevlerini tanımlamak gerekmektedir. Makine öğreniminin standart görevleri aşağıda açıklanmaktadır:

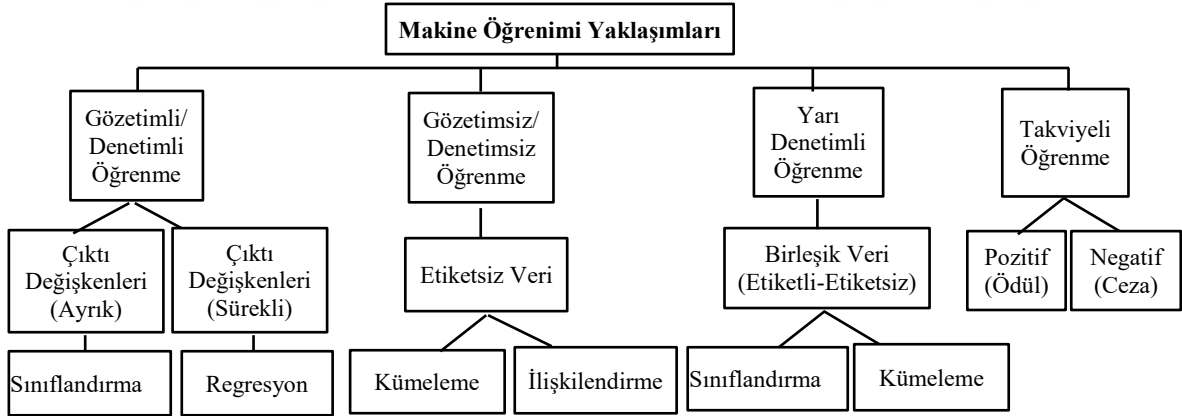
- **Sınıflandırma Problemi:** Çıktıyı bir veya daha fazla girdi değişkenine dayanarak farklı sınıflara ayırma yöntemidir. Çıktının evet/hayır, doğru/yanlış gibi önceden bilinen sabit sayıda çıktı sınıfından yalnızca biri olabileceği bir problem türüdür. Çıktı sınıflarının sayısına bağlı olarak problem ikili veya çok sınıflı bir sınıflandırma problemi olabilmektedir. Belge sınıflandırmasında her belgeye politika, iş, spor veya hava durumu gibi kategoriler; görüntü sınıflandırmasında her görüntüye manzara, portre veya hayvan gibi kategori atama problemleri bu kapsamda örnek gösterilebilir. Bu tür görevlerde kategori sayısı nispeten azdır, ancak bazı zor görevlerde büyük olabilir ve hatta optik karakter tanıma, metin sınıflandırma veya konuşma tanımda olduğu gibi sınırsız olabilir (Alzubi vd., 2018: 3; Mohri vd., 2012: 2)
- **Anomali/Aykırı Değer Tespiti Problemi:** Belirli bir modeli analiz eden ve bu modelde değişiklikleri veya anormallikleri tespit eden problemler bu kategoriye girmektedir. Kredi kartı şirketleri müşterilerinin alışveriş davranışlarındaki olağan sapmaları bulmak için aykırı değer tespit algoritmalarını kullanmakta ve her olağandışı işlem gerçekleştiğinde uyarılar oluşturmaktadır. Bu tür problemler aykırı değerleri belirlemeye yöneliktir (Alzubi vd., 2018: 3).
- **Regresyon Problemi:** Bir veya daha fazla girdi değişkeninin değerine dayanarak sürekli bir çıktı değişkenini tahmin etmeye olanak tanımaktadır. Her bir kategori için gerçek değeri tahmin etmeye odaklanılmakta ve sürekli-sayısal çıktılarla ilgili problemleri çözmek için kullanılmaktadır. Genellikle "ne kadar" veya "kaç tane" gibi soruları ele alan problemler için tercih edilmektedir. Bu durum sınıflandırma problemine zıttır; sınıflandırmada genellikle farklı kategoriler arasında bir yakınlık kavramı yoktur. Sınıflandırma görevlerinde çıktı değişkeni kategorik veya ayrık iken regresyonda sürekli'dir. Regresyon modelleri finansal tahmin veya öngörü, maliyet tahmini, trend analizi, pazarlama, zaman serisi tahmini, ilaç yanıt modelleme ve daha birçok alanda yaygın olarak kullanılmaktadır (Sarker, 2021: 8; Alzubi vd., 2018: 4; Mohri vd., 2012: 2).
- **Sıralama:** Belirli bir kritere göre öğeleri sıralamaktadır. Web araması örneğin, bir arama sorgusuyla ilgili web sayfalarını döndürmek tipik bir sıralama örneğidir. Bilgi çıkarımı veya doğal dil işleme sistemlerinin tasarımı bağlamında birçok benzer sıralama problemi ortaya çıkmaktadır (Mohri vd., 2012: 2).
- **Kümeleme Problemi:** Veri içindeki yapıları öğrenmeye ve verinin yapısındaki benzerliğe dayanarak alt kümeler oluşturmaya çalışmaktadır. Farklı sınıflar veya kümeler daha sonra etiketlenmektedir. Algoritma eğitildiğinde yeni görünmeyen verileri kümelere birine yerleştirmektedir. Genellikle çok büyük veri setlerini analiz etmek için kullanılmaktadır. Siber güvenlik, e-ticaret, mobil veri işleme, sağlık analitiği, kullanıcı modelleme ve

davranışsal analitik gibi çok çeşitli uygulama alanlarında kümeleme kullanılabilmektedir. Örneğin sosyal ağ analizi bağlamında ki büyük insan grupları içinde topluluk belirlenebilmektedir (Sarker, 2021: 9-10; Alzubi vd., 2018: 4; Mohri vd., 2012: 2).

- **İlişkilendirme Problemi:** Geçmiş öğrenme deneyimlerine dayalı olarak bir karar verme durumunda kullanılmaktadır. Makine ajanı değişen çevreyle sürekli deneme yanılma etkileşimi kullanarak davranışı öğrenmektedir. Görevin nasıl yerine getirileceğini belirtmeden ödüller ve cezalar kavramını kullanarak ajanları programlamak için bir yol sağlamaktadır. Oyun oynama programları ve sıcaklık kontrolü programları bu öğrenme türünü kullanan bazı popüler örneklerdir (Alzubi vd., 2018: 4).
- **Boyut İndirgeme Problemi:** Ögelerin başlangıç temsilini bu ögelerin bazı özelliklerini koruyarak daha düşük boyutlu bir temsile dönüştürme işlemidir. Bu tür dönüşümler verinin daha yönetilebilir hale gelmesini ve modelin performansını artırmasını sağlamaktadır. Bilgisayarla görme görevlerinde dijital görüntülerin ön işlenmesi örnek gösterilebilir (Mohri vd., 2012: 2).

Makine öğrenimi yaklaşımları yukarıda belirtilen problemleri çözmek amacıyla kullanılmaktadır. Bu görevleri yerine getirmede kullanılan makine öğrenimi yaklaşımları Şekil 6'da belirtilmektedir (Sarker, 2021: 4):

Şekil 6: Makine Öğrenimi Yaklaşımları



Makine öğrenimi veri sorunlarını çözmek için farklı tekniklerde olmak üzere farklı algoritmalara dayanmaktadır. Veri bilimciler bir problemi çözmek için en iyi olan tek bir algoritma türü olmadığını belirtmektedir. Kullanılan algoritma türü çözmek istenilen sorunun türüne, değişken sayısına, buna en uygun model türüne vb. bağlıdır (Mahesh, 2018: 381).

Her bir makine öğrenimi yaklaşımına dahil olan algoritmaların sayısı çok fazla olmasına rağmen bu algoritmaların bazıları Tablo 13'te belirtilmektedir (Sarker vd., 2021: 4-11):

Tablo 13: Makine Öğrenimi Algoritmaları

Yaklaşım	Model Oluşturma	Görev	Algoritma
Denetimli Öğrenme	Algoritmalar veya modeller etiketli verilerden öğrenir. (Görev Odaklı Yaklaşım)	Sınıflandırma	- Naive Bayes - Doğrusal Ayrımcı Analiz - Lojistik Regresyon - K-En Yakın Komşu - Destek Vektör Makineleri - Random Forest - Karar Ağaçları
		Regresyon	- Basit ve Çoklu Doğrusal Regresyon - Polinom/Çok Terimli Regresyon - LASSO ve Ridge Regresyonu
Denetimsiz Öğrenme	Algoritmalar veya modeller etiketlenmemiş verilerden öğrenir. (Veri Odaklı Yaklaşım)	Kümeleme	- Bölme Yöntemleri (K-Ortalamlar, K-Medoids, CLARA vb.) - Yoğunluk Temelli Yöntemler (DBSCAN, OPTICS, vb.) - Hiyerarşik Temelli Yöntemler (Birleştirici ve Bölümleyici Hiyerarşik Kümeleme) - Model Tabanlı Yöntemler (Gaussian Karışım Modeli (GMM), SOM) - Izgara Temelli Yöntemler (CLIQUE, STING, vb.) - Kısıtlama Temelli Yöntemler (COP K-Ortalamlar, CMWK-Ortalamlar vb.)
		İlişkilendirme	- Apriori - FP-Growth (Frequent Pattern Growth) - Eşdeğerlik Sınıf Dönüşümü (ECLAT) - AIS ve SETM Artificial Immune System ve (Set-Oriented Mining) - ABC-RuleMiner (Aşama-Bölme-Kural Çıkarma)
		Boyut İndirgeme ve Özellik Öğrenimi	- Varyans Eşiği - Pearson Korelasyon - ANOVA (Varyans Analizi) - Ki-Kare - Özelliklerin Tekrar Eden Eleme Yöntemi - Model Tabanlı Seçim - Temel Bileşenler Analizi
Takviyeli Öğrenme	Algoritmalar veya modeller ödül ya da cezaya dayalıdır. (Çevre Odaklı Yaklaşım)	Sınıflandırma ve Kontrol	- Monte Carlo Yöntemleri - Q-Öğrenme - Derin Q-Öğrenme - Derin Q Ağı - SARSA (State–Action–Reward–State–Action)

Tablo 13, farklı makine öğrenimi yaklaşımlarını, model oluşturma süreçlerini ve bu algoritmaların uygulanabileceği görevleri genel bir çerçevede sunmaktadır. Bu bağlamda makine öğrenimi algoritmalarının çeşitliliği ve esnekliği, farklı problem türlerine uygun çözümler geliştirilmesine olanak tanımaktadır. Özellikle regresyon problemlerine yönelik algoritmalar sürekli değerlerin tahmini ve ilişkisel analizlerde kullanılırken; sınıflandırma problemlerine yönelik algoritmalar verileri kategorilere ayırma ve karar verme süreçlerinde öne çıkmaktadır. İlgili tez çalışmasında kullanılan algoritmalar ise çalışmanın özel gereksinimlerine ve veri setinin

özelliklerine göre seçilmiş, bu kapsamda belirli uygulama alanlarına uyarlanmıştır. Aşağıdaki başlıklarda regresyon problemlerine yönelik bazı makine öğrenimi algoritmaları, sınıflandırma problemlerine yönelik bazı makine öğrenimi algoritmaları ve tez çalışmasında kullanılan makine öğrenimi algoritmaları detaylı bir şekilde açıklanmaktadır.

2.4.1.1. Regresyon Problemlerine Yönelik Makine Öğrenimi Algoritmaları

Regresyon tekniği makine öğrenimi algoritmaları tasarlanırken kullanılan denetimli öğrenme alanı yaklaşımıdır (Sakarkar vd., 2021: 38). Regresyon analizi genellikle tahmin ve öngörü için kullanılmaktadır ve uygulamaları makine öğrenimi alanıyla büyük örtüşmelere sahiptir (Maulud ve Abdulazeez, 2020: 140). Ayrıca regresyon analizi iki veya daha fazla değişken arasında ki sebep-sonuç ilişkisini belirlemek ve bu ilişkileri kullanarak tahmin yapmak için gerçekleştirilmektedir. Başka bir ifade ile regresyonun temel amacı bağımlı değişkenleri bir dizi bağımsız değişken kullanarak tahmin etmek için etkili bir model oluşturmaktır (Kadam vd., 2020: 827).

Regresyon algoritmalarından bazıları Doğrusal, Polinom, Lasso ve Ridge Regresyon gibi türlerdir; bunlar aşağıda kısaca açıklanmaktadır.

2.4.1.1.1. Doğrusal Regresyon

Makine öğrenimi modelleme tekniklerinden iyi bilinen bir regresyon tekniğidir. Bu teknikte bağımlı değişken sürekli (örneğin maaş, ağırlık, alan vb.), bağımsız değişken(ler) sürekli veya kesikli olabilir ve regresyon doğrusunun şekli doğrusaldır. Doğrusal regresyon bağımlı değişken (Y) ile bir veya daha fazla bağımsız değişken (X) arasında bir ilişki oluşturmaktadır (Sakarkar vd., 2021: 38).

Doğrusal regresyon öncelikle verilerin elde edilmesi ve ardından verilerin incelenmesi aşamalarından oluşmaktadır. Sonrasında verileri kesme işlemi yapılmakta ardından modeli oluşturmak için veriler bölünmekte ve eğitilmektedir. Son olarak modelin doğruluğu değerlendirilmektedir (Kadam vd., 2020: 827). Bir regresyon algoritması genellikle çıktısının kök ortalama kare hatasının hesaplanmasıyla değerlendirilmektedir (Sakarkar vd., 2021: 38).

Doğrusal regresyon basit doğrusal regresyon ve çok değişkenli doğrusal regresyon olmak üzere ikiye ayrılmaktadır.

2.4.1.1.1.1. Basit Doğrusal Regresyon

Basit doğrusal regresyon sonuçların tahmini için kullanılan en basit regresyon modellerinden biridir. Bağımsız değişken ile bağımlı değişken arasındaki ilişkiyi modellemektedir. Basit doğrusal

regresyon durumunda bir bağımsız değişken ve bir bağımlı değişken söz konusudur (Acharya vd., 2019: 2). Basit doğrusal regresyon aşağıdaki denklem ile tanımlanmaktadır (Hope, 2019: 69):

$$y = c + \beta x + \varepsilon$$

Burada;

y = Bağımlı değişken

x = Bağımsız değişken

c = Sabit terim (Bağımsız değişken sıfır olduğunda bağımlı değişkenin değerini tanımlar.

β = Eğim katsayısı (Bağımsız değişkendeki bir değişimin bağımlı değişkendeki değişime oranını tanımlar.

ε = Hata terimi (Gürültü)

Verilen bir veri setinde doğrusal regresyon c ve β değerlerini doğru ile veri noktaları arasındaki kareler toplamını minimize ederek bulmaktadır. Bu minimizasyon problemini birçok farklı şekilde çözmek mümkündür ancak "En Küçük Kareler Yöntemi (EKK)" en yaygın olanıdır. Bu durum EKK yönteminin kısmen hızlı olmasından ancak esas olarak birkaç varsayım altında EKK'nin c ve β için mümkün olan en iyi tahminleri bulma garantisine sahip olmasındandır (Hope, 2019: 69).

2.4.1.1.1.2. Çoklu Doğrusal Regresyon

Çoklu doğrusal regresyon bir bağımlı değişkenin sonucunu tahmin etmek için birden fazla bağımsız değişken kullanan istatistiksel bir tekniktir. Çoklu doğrusal regresyonun amacı bağımlı ve bağımsız değişkenler arasındaki ilişkiyi modellemektir (Zang vd., 2019: 1833): Aşağıdaki model n adet bağımsız değişkenli $(x_1, x_2, \dots, x_n)$ bir çoklu doğrusal regresyon modelini tanımlamaktadır (Hope, 2019: 69):

$$y = c + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_n x_n + \varepsilon$$

Burada bağımlı değişken sabit terim ile tüm bağımsız değişkenlerin toplamının her birinin kendi katsayısı ile çarpılması ve gürültü eklenmesiyle hesaplanmaktadır. Çoklu regresyon birden fazla bağımsız değişken kombinasyonunun bir bağımlı değişkeni nasıl açıklayabileceğine olanak tanıdığı için ve sonuçları karşılaştırmalı olarak yorumlamanın da oldukça kolay olduğu için son derece güçlüdür. Ayrıca çoklu doğrusal regresyonun tahmin edilmesinde de EKK yöntemi neredeyse aynı derecede etkili bir şekilde çalışmaktadır (Hope, 2019: 69).

Burada ε hata terimi, c sabit katsayı, $\beta_1 - \beta_n$ kısmi regresyon katsayılarıdır. b_i , $1 \leq i \leq n$ olmak üzere diğer değişkenler sabit tutulduğunda x_i 'deki (bağımsız değişken/lerdeki) bir birimlik değişikliğe karşılık bağımlı bir değişkenin (y) ortalamasının nasıl değiştiğini temsil etmektedir (Zang vd., 2019: 1833).

2.4.1.1.2. Polinom/Çok Terimli Regresyon

Polinom regresyon bağımsız değişken X ile bağımlı değişken Y arasındaki ilişkinin doğrusal olmadığı ancak X 'in n . polinom derecesi olduğu bir regresyon analizi biçimidir. Polinom regresyonunun denklemi aynı zamanda doğrusal regresyon (1. derece polinom regresyonu) denkleminin türetilmesiyle elde edilmektedir. Basit bir ifadeyle eğer veriler doğrusal dağılmıyorsa ve bunun yerine n . dereceden bir polinom şeklindeyse istenilen çıktıyı elde etmek için aşağıda ki şekilde tanımlanan polinom regresyonu kullanılmaktadır (Sarker, 2021: 8):

$$y = \beta_0 + \beta_1 x + \beta_2 x^2 + \dots + \beta_n x^n + e$$

Burada, y tahmin edilen/hedeflenen çıktı β_0 sabit teri, $\beta_1, \dots, \beta_n$ regresyon katsayıları, x ise bağımsız/girdi değişkenidir. Basit bir ifadeyle veriler doğrusal olarak dağılmamışsa bunun yerine n . derece polinom ise istenen çıktıyı elde etmek için polinom regresyonun kullanılacağı belirtilebilir (Sarker, 2021: 8).

2.4.1.1.3. LASSO ve Ridge Regresyon

Regresyon analizi parametre tahmini ve değişken seçimi olmak üzere iki ana problemle ilgilenmektedir. Parametre tahmini genellikle sıradan EKK regresyon tahmin yöntemi kullanılarak gerçekleştirilmektedir. Değişken seçimi ise regresyon analizinin bir diğer önemli parçasıdır. Daha fazla bağımsız değişken içeren bir model modelleme yanlışlıklarını azaltabilir. Ancak bu daha az doğru tahminlere ve tahmin prosedürünün etkinliğini etkileyebilir. Bu nedenle en önemli değişkenlerin seçilmesi oldukça önemlidir (Muthukrishnan ve Rohini, 2016: 18).

Klasik doğrusal regresyon modelinin varsayımları göz önüne alındığında sıradan EKK tahmincileri doğrusal tahminciler sınıfında minimum varyansa sahiptir; yani bunlar BLUE (en iyi doğrusal sapmasız tahmin edicilerdir (Gujarati ve Porter, 2009: 60). Ayrıca açıklayıcı değişkenler arasında tam doğrusal ilişki(ler) veya çoklu doğrusal bağlantı bulunmaması da klasik doğrusal regresyon modelinin önemli varsayımları arasındadır. Uygulamada tam çoklu doğrusal bağlantı durumları nadir görülse de tam doğrusal bağlantıya yakın veya yüksek çoklu doğrusal bağlantı durumları sıklıkla ortaya çıkmaktadır. Bu nedenle uygulamada çoklu doğrusallık terimi iki veya daha fazla değişkenin yüksek oranda doğrusal olarak ilişkili olabileceği durumları ifade etmektedir.

Tam çoklu doğrusal bağlantı durumlarında bireysel regresyon katsayıları veya bunların standart hataları tahmin edilemez. Ancak yüksek çoklu doğrusal bağlantı durumlarında bireysel regresyon katsayıları tahmin edilebilir ve sıradan EKK tahmin edicileri en iyi doğrusal sapmasız özelliğini korumaktadır (Gujarati ve Porter, 2009: 266). Bu durumda çoklu doğrusal bağlantı sorununu düzeltmek amacıyla faktör veya temel bileşenler analizi ve Ridge regresyonu (Gujarati ve Porter, 2009: 266) gibi çok değişkenli istatistiksel yöntemleri ile makine öğrenimi tekniklerinden LASSO regresyonu gibi norm-tabanlı cezalı tahminciler kullanılmaktadır (Göv ve Kaya, 2022: 31).

LASSO (En küçük Mutlak Küçültme ve Seçim Operatörü) ve Ridge regresyonu aşırı öğrenmeyi önleme ve modelin karmaşıklığını azaltma yetenekleri ile çok sayıda niteliğin/özelliğin varlığında öğrenme modelleri oluşturmak için kullanılan güçlü teknikler olarak bilinmektedir (Sarker, 2021: 8).

İlk olarak Hoerl ve Kennard (1970) tarafından önerilen Ridge regresyonu çoklu bağlantıdan etkilenen verileri analiz etmek için kullanılan bir yöntemdir. Verilerde çoklu doğrusal bağlantı sorunu varsa EKK tahminleri yansızdır, ancak varyanslar büyüktür; dolayısıyla gerçek değerden uzaktırlar. Ridge regresyonu, ridge katsayıları biraz farklı bir miktarı minimize ederek tahmin edilmediği sürece EKK ile aynıdır. Net etkinin daha güvenilir tahminler vereceği umulmaktadır. Ridge katsayıları cezalandırılmış bir artık kareler toplamını en aza indirmektedir. Ridge tahmini aşağıdaki şekilde ifade edilmektedir (Muthukrishnan ve Rohini, 2016: 19):

$$\hat{\beta}^{ridge} = \arg \min_{\beta} \left\{ \sum_{i=1}^N \left(y_i - \beta_0 - \sum_{j=1}^p x_{ij} \beta_j \right)^2 + \lambda \sum_{j=1}^p \beta_j^2 \right\}$$

Burada $\lambda \geq 0$ küçültme miktarını kontrol eden bir ayar parametresidir. Katsayılar sıfıra doğru küçültülür.

Ridge problemi şu şekilde de yazılabilmektedir:

$$\hat{\beta}^{ridge} = \arg \min_{\beta} \sum_{i=1}^N \left(y_i - \beta_0 - \sum_{j=1}^p x_{ij} \beta_j \right)^2$$

Kısıtlar;

$$\sum_{j=1}^p \beta_j^2 \leq t$$

Burada λ ile t arasında birebir ilişki bulunmaktadır. Çoklu doğrusal regresyon katsayı tahminleri model değişkenlerinin bağımsızlığına bağlıdır. Eğer değişkenler arasında korelasyon ve tasarım matrisi X içinde yaklaşık lineer bağımlılık varsa X matrisi tekil $(X^T X)^{-1}$ hale gelir. Bu durumda EKK tahmini geçerli olmayabilir veya belirsiz hale gelebilir. Tekil matris durumunda tersini almak mümkün olmayacağından tahminler güvenilir olmaz. Bu tür durumlarla başa çıkmak için ridge regresyonu gibi düzenleme yöntemleri kullanılabilir. Bu nedenle EKK tahmini şu şekilde ifade edilebilir:

$$\hat{\beta} = (X^T X)^{-1} X^T y$$

Belirlenen bağımlı değişken y üzerindeki rastgele hatalardan etkilenen EKK tahmini büyük bir varyansa yol açar. Bu duruma "çoklu doğrusal bağlantı" (multicollinearity) denilmektedir.

Ridge regresyonu katsayıları tahmin ederken aşağıdaki şekilde bir ceza terimi ekleyerek bu sorunu ele alır:

$$\hat{\beta} = (X^T X + hI)^{-1} X^T y$$

Burada h ridge regresyonunun parametresidir ve I birim matrisini temsil etmektedir. Ridge regresyonunda bu parametre h büyüdükçe katsayı değerleri sıfıra daha yakın hâle gelmekte bu da modelin karmaşıklığını azaltarak daha güvenilir tahminler sağlamaktadır. Küçük pozitif değerler h (ridge regresyonu parametresi) problemin koşullandırılmasını iyileştirmekte ve katsayı tahminlerinin varyansını azaltmaktadır. Hoerl ve Kennard (1970) ridge trace kullanarak uygun bir h değerinin belirlenebileceğini önermiştir. Ridge tahminleri gelecekteki gözlemleri EKK yöntemine göre daha iyi tahmin eden bir denklem sunmaktadır. Sapmalı olmasına rağmen ridge tahminlerinin küçültülmüş varyansı genellikle EKK yöntemine kıyasla minimum ortalama karesel hata ile sonuçlanmaktadır. Ridge regresyonunun varsayımları en küçük kareler regresyonu ile aynıdır; ancak Ridge regresyonunda normalite varsayımı yapılmamaktadır. Ridge regresyonu katsayıları küçülterek değişkenliği azaltmakta ve genellikle sadece küçük bir sapma artışı ile daha yüksek tahmin doğruluğu sağlamaktadır. Katsayıları neredeyse sıfıra kadar küçültür; ancak tam olarak sıfıra indirmemektedir. Bu nedenle değişken seçimi için uygun değildir. Tahmin edici sayısı büyük olduğunda ridge regresyonu kolayca yorumlanabilir seyrek bir model sunmamaktadır (Muthukrishnan ve Rohini, 2016: 19).

Tibshirani (1996) tarafından geliştirilen LASSO regresyon, regresyon analizinde yüksek çoklu doğrusal bağlantı sorununu düzelterek parametre tahmini ve değişken (model) seçimini aynı anda gerçekleştiren bir yöntemdir. LASSO, L1-ceza fonksiyonu ile cezalandırılmış en küçük kareler regresyonunun özel bir hâlidir. LASSO tahmini aşağıdaki şekilde tanımlanabilmektedir (Muthukrishnan ve Rohini, 2016: 19):

$$\hat{\beta}^{lasso} = \arg \min_{\beta} \left\{ \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \left(y_i - \beta_0 - \sum_{j=1}^p x_{ij} \beta_j \right)^2 + \lambda \sum_{j=1}^p |\beta_j| \right\}$$

Bu denklem aşağıdaki şekilde de yazılabilir:

$$\hat{\beta}^{lasso} = \arg \min_{\beta} \sum_{i=1}^N \left(y_i - \beta_0 - \sum_{j=1}^p x_{ij} \beta_j \right)^2$$

Kısıtlar;

$$\sum_{j=1}^p |\beta_j| \leq t$$

LASSO her bir katsayıyı bir sabit bir sayı olan λ ile dönüştürerek sıfırda kesme işlemi yapar. Bu nedenle LASSO regresyon için ileriye dönük bir değişken seçimi yöntemidir. LASSO regresyonu katsayıların mutlak değerleri toplamının bir sabitten daha az olması şartıyla artıkların kareler toplamını minimize etmektedir. Bu kısıtlama nedeniyle LASSO regresyon genellikle katsayıların büyüklüğünün tam olarak sıfır olmasını sağlamaktadır. Eğer bağımsız değişkenler arasında yüksek bir korelasyon varsa LASSO yalnızca birini seçmekte ve diğerlerini sıfıra indirgemektedir. Bu durum bazı katsayıları tam olarak sıfıra çekerek tahminlerin değişkenliğini azaltmaktadır. Böylelikle LASSO regresyon modelin karmaşıklığını azaltarak yorumlanabilir modeller oluşturmaktadır (Muthukrishnan ve Rohini, 2016: 19; Tibshirani, 1996: 267).

2.4.1.2. Sınıflandırma Problemlerine Yönelik Makine Öğrenimi Algoritmaları

2.4.1.2.1. Lojistik Regresyon

Lojistik regresyon bir sınıflandırma problemini çözmek için kullanılmaktadır. Lojistik regresyon bir olayın gerçekleşip gerçekleşmeyeceği olasılığını (0 ve 1 cinsinden) girdi değişkenlerinin değerlerine dayalı olarak vermekte ve binom/ikili/iki terimli bir sonuç sağlamaktadır. Örneğin bir tümörün kötü huylu mu yoksa iyi huylu mu olduğunun tahmin edilmesi ya da bir e-postanın spam olarak sınıflandırılıp sınıflandırılmadığının belirlenmesi lojistik regresyonun ikili sonuçlarına örnek olarak gösterilebilir. Lojistik regresyon aynı zamanda çoklu sonuçlar da verebilmektedir; örneğin tercih edilen yemek türünün tahmin edilmesi: Çin, İtalyan, Meksika usulü gibi. Ayrıca düşük, orta veya yüksek gibi 3 veya daha fazla sıralı bağımlı değişken türü olabilmektedir. Dolayısıyla lojistik regresyon kategorik olan hedef/çıktı değişkeninin tahmini ile ilgilenmektedir. Lojistik regresyon uygulanmasının basitliği, hesaplama etkinliği, eğitim

açısından etkinliği ve düzenlileştirme kolaylığı açısından bazı avantajları vardır. Girdilerin özellikleri için ölçeklendirme gerektirmemektedir. Bu algoritma endüstri ölçeğinde sorunları çözmek için yaygın olarak kullanılmaktadır. Lojistik regresyon verideki küçük gürültülerden ve çoklu doğrusal bağlantıdan etkilenmez. Lojistik regresyonun doğrusal karar yüzeyi nedeniyle doğrusal olmayan problemleri çözme yeteneğinin olmaması, aşırı uyum gösterme eğiliminde olması ve tüm bağımsız değişkenler belirlenmedikçe iyi çözüm üretmemesi gibi bazı dezavantajları da bulunmaktadır (Ray, 2019: 36-37).

Lojistik regresyon kategorik bağımlı değişken ile bağımlı değişken üzerindeki etkisi istatistiksel olarak kontrol edilen ortak değişkenler (kovaryant)/girdiler arasındaki ilişkiyi modellemektedir. Lojistik modelde bir olayın logaritmik olasılıkları ile bağımsız değişkenlerin doğrusal bir kombinasyonu vardır. İkili lojistik regresyonlar iki durumlu bağımlı değişkenin bir özelliğinin mevcut olma olasılığını kovaryatların değerlerine göre tahmin etmektedir. Şöyle ki Y bir ikili bağımlı değişkenidir; burada $Y_i = 1$ özelliğinin mevcut olduğunu $Y_i = 0$ özelliğinin mevcut olmadığı anlamına gelmektedir. $[Y_1, Y_2, \dots, Y_n]$ verileri ise bağımsızdır. π_i başarı olasılığını temsil etmektedir. $x = (x_1, x_2, \dots, x_p)$ kesikli, sürekli veya kesikli ve sürekli değişkenlerin kombinasyonu olarak bağımsız değişkenlerin bir setidir. O halde π_i için lojistik fonksiyon aşağıdaki denklem ile tanımlanmaktadır:

$$\begin{aligned} \text{logit}(\pi_i) &= \log\left(\frac{\pi_i}{1 - \pi_i}\right) = \beta_0 + \beta_{1x_{i1}} + \beta_{2x_{i2}} + \dots + \beta_{px_{ip}} \\ \pi_i &= \frac{\exp(\beta_0 + \beta_{1x_{i1}} + \beta_{2x_{i2}} + \dots + \beta_{px_{ip}})}{1 + \exp(\beta_0 + \beta_{1x_{i1}} + \beta_{2x_{i2}} + \dots + \beta_{px_{ip}})} = \frac{\exp(x'_i \beta)}{1 + \exp(x'_i \beta)} = \Lambda(x'_i \beta) \end{aligned}$$

Burada π_i bir örneğin ikili bağımlı değişkeninin belirli bir kategorisinde bulunma olasılığını genellikle başarı olasılığını; $(1 - \pi_i)$ ise diğer kategoride bulunma yani başarısızlık olasılığını temsil etmektedir. $0 \leq \pi_i \leq 1$ arasında bir değerdir. $\Lambda(\cdot), \lambda(z) = e^z / (1 + e^{-z})$ ile lojistik dağılımın kümülatif dağılım fonksiyonunu temsil etmektedir. β tahmin edilmesi gereken parametreler vektörünü temsil etmektedir. Bu ifade $\frac{\pi_i}{1 - \pi_i}$ odds oranı veya görece risk olarak adlandırılmaktadır (Joshi ve Dhakal, 2021: 3-4).

Karekök hataların toplamını en aza indiren parametreleri seçmek yerine, lojistik regresyon analizi ile tahmin örnek değerlerin gözlem olasılığını en yükseğe çıkaran parametreleri seçmektedir (Erdi vd., 2021: 433).

2.4.1.3. Çalışmada Kullanılan Makine Öğrenimi Algoritmaları

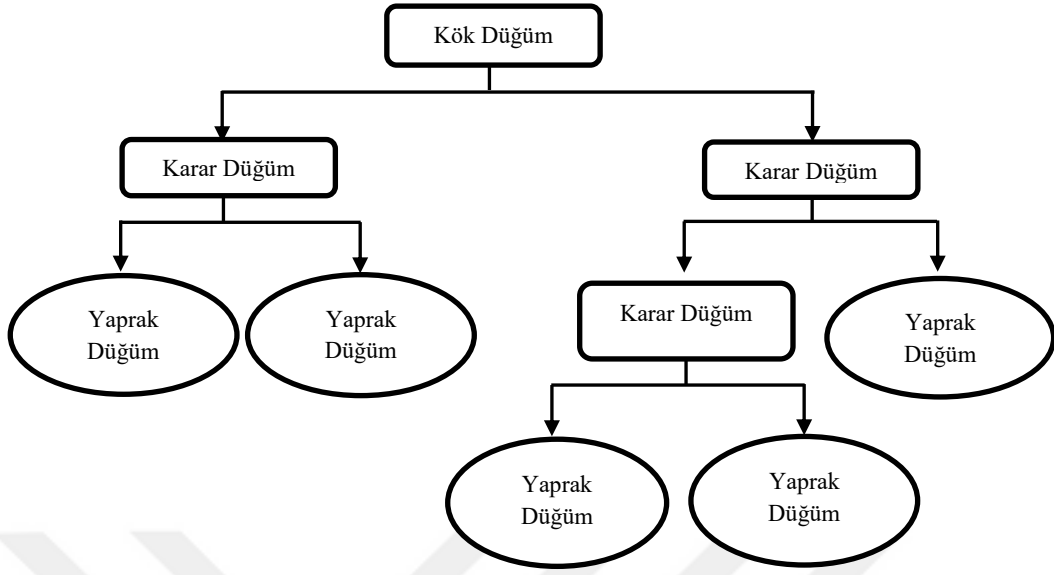
Çalışmada kullanılan makine öğrenimi algoritmaları veri setinin özelliklerine uygun olarak seçilmiş ve analizin hedeflerine en iyi şekilde hizmet edecek yöntemlerden oluşmaktadır. Bu algoritmalar sınıflandırma ve regresyon problemleri gibi farklı görevlerde güçlü performanslar sergilemekte ve model doğruluğunu artırmaya yönelik çeşitli stratejiler sunmaktadır. Tez çalışmasında regresyon problemlerine yönelik algoritmaların kullanılması çalışmanın hedeflediği analizlerin doğası gereği süreklilik arz eden sonuçlara ulaşmayı amaçlamasından kaynaklanmaktadır. Regresyon tabanlı makine öğrenimi algoritmaları, bağımlı bir değişkenin bağımsız değişkenlerle olan ilişkisini modellemek ve bu ilişkiye dayanarak sayısal değerler tahmin etmek için tasarlanmıştır. Çalışmada ele alınan veri setinin özellikleri ve analiz ihtiyaçları bağımlı değişkenlerin süreklilik göstermesi nedeniyle regresyon problemlerine yönelik algoritmaların kullanılmasını gerekli kılmıştır. Ayrıca regresyon algoritmaları, model performansının ölçülmesi ve genel tahmin doğruluğunun artırılması açısından uygun bir yapı sağlamaktadır. Bu nedenle, tez kapsamında regresyon odaklı algoritmaların kullanımı, çalışmanın amacına uygun, güçlü ve geliştirilebilir çözümler geliştirilmesine olanak tanımıştır. Aşağıdaki başlıklarda çalışmada kullanılan bu algoritmaların temel özellikleri ve kullanım amaçları detaylı olarak açıklanmaktadır.

2.4.1.3.1. Karar Ağaçları

Karar ağacı algoritması örnek uzayının özyinelemeli bir şekilde bölünmesiyle ifade edilen bir sınıflandırıcıdır. Karar ağacı kök olarak adlandırılan ve gelen kenarları olmayan bir düğümle başlayan köklü bir ağaç şeklinde düzenlenmiş düğümlerden oluşmaktadır. Diğer tüm düğümler ise tam olarak bir gelen kenara sahip olan iç düğümler (test düğümleri) olarak adlandırılmaktadır. Diğer tüm düğümler ise yapraklar (diğer adıyla terminal ya da karar düğümleri) olarak tanımlanmaktadır. Bir karar ağacında her bir iç düğüm örnek uzayını girdi öznitelik (özellik) değerlerinin belirli bir ayrık fonksiyonuna göre iki ya da daha fazla alt uzayına böler. En basit ve en yaygın durumda her bir iç düğüm tek bir özelliği inceler, böylece örnek uzayı özelliğin değerine göre bölünür. Sayısal özellikler durumunda ise koşul bir aralığı ifade eder. Her bir yaprak düğüm en uygun hedef değeri temsil eden bir sınıfa atanır. Alternatif olarak yaprak düğüm hedef özelliğinin belirli bir değeri alma olasılığını gösteren bir olasılık vektörü içerebilir. Örnekler kök düğümden başlayarak yaprak düğüme ulaşana kadar yapılan testlerin sonuçlarına göre ağaç boyunca ilerleyerek sınıflandırılır (Rokach ve Maimon, 2009: 149).

Şekil 7’de bir karar ağacının yapısını göstermektedir (Jijo ve Abdulazeez, 2021: 21):

Şekil 7: Karar Ağacı Yapısı



Kök düğüm ağacın en üst düğümüdür. Bir karar ağacı her düğümün bir özelliği temsil ettiği, her dalın bir karar (veya kural) içerdiği ve her yaprağın bir sonuç (sürekli veya kategorik bir değer) sunduğu bir yapıdır. Karar ağaçları, insan düşünme sürecini taklit ettikleri için verileri anlamak ve anlamlı yorumlar yapmak açısından oldukça basittir. Temel yaklaşım verilerin tamamı için böyle bir ağaç oluşturmak ve her yaprak düğümünde tek bir sonuca ulaşmaktır (Akbulut vd., 2025: 473).

2.4.1.3.2. Random Forest (Rastgele Orman)

Breiman (2001) tarafından öne sürülen Random Forest (Rastgele Orman) algoritması sınıflandırma ve regresyon ağaçları (CART) modellerinin daha da geliştirilmiş halidir. CART modellerinin kullanımı basittir, parametrik değildir ve sınıflandırmada veya regresyonda kullanılabilir. Bir CART modelinin çıktısı genellikle bir karar ağacı olarak adlandırılmaktadır (Rigatti, 2017: 32). Karar ağaçlarında eğitim örneklerinden oluşturulan tek bir ağaç incelenirken Random Forest'ta eğitim seti alt kümelere ayrılarak ve her bir alt kümeden farklı karar ağaçları oluşturulmaktadır (Jo, 2021: 160).

Random Forest aynı olayın tekrar eden tahminlerini üretmek için birden fazla karar ağacı algoritmasını birleştiren bir topluluk tekniğidir. Karar ağaçları sınıflandırma ve regresyon ağaçları olarak ikiye ayrılmaktadır. Bir regresyon ağacı kökten terminal düğüme kadar hiyerarşik olarak düzenlenmiş bir dizi kısıtlama veya koşulu temsil etmektedir. Random Forest'ı oluşturmak için veri setinden yinelenmeli bölme işlemi yapılmakta ve çoklu regresyonlar üretilmektedir. Kök düğümünden itibaren ağacın her iç düğümünde veri bölme süreci daha önce belirlenmiş bir durdurma koşuluna ulaşılan kadar tekrarlanmaktadır. Her terminal düğüm yalnızca o düğümde geçerli olan basit bir regresyon modeli ile ilişkilendirilmektedir. Ağacın indüksiyon süreci tamamlandığında yapının

karmaşıklığını azaltarak ağacın genelleme kapasitesini artırmak amacıyla budama uygulanabilmektedir. Düzgümlerdeki vaka sayısı budama kriteri olarak alınabilmektedir.

Breiman vd. (1984) tarafından açıklandığı üzere regresyon ağacının indüksiyonu ilk olarak optimal bölme ölçüm vektörlerinin seçilmesini içermektedir. Süreç bağımlı değişkeni veya ana düğümü (kök), alt düğümlerin ana düğümden daha saf olduğu ikili parçalara bölerek başlamaktadır. Bu süreç boyunca regresyon ağacı ortaya çıkan ağacın saflığını en üst düzeye çıkaran optimum bölmeyi (s^*) bulmak için tüm aday bölmeleri araştırmaktadır (Rodriguez-Galiano vd., 2014: 191).

$$\Delta i(s, t) = i(t) - p_L i(t_L) - p_R i(t_R)$$

Bu eşitlikte düğüm t deki s aday bölmesi, düğüm t s aday bölmesi tarafından p_L oranı ile sol alt düğümü t_L ve p_R oranı ile sağ alt düğümü t_R olarak bölünmektedir. $i(t)$ bölmeden önce ki safsızlık ölçüsünü, $i(t_L)$ ve $i(t_R)$ bölmeden sonra ki safsızlık ölçüsünü temsil etmektedir. $\Delta i(s, t)$ ise bölmeden kaynaklanan safsızlık azalmasını ölçmektedir. Safsızlığı ölçmek için birçok yaklaşım bulunmakta olup bunlardan en yaygın kullanılan ölçüm Gini Endeksidir (Rodriguez-Galiano vd., 2014: 191).

$$I_G(t_{X(x_i)}) = 1 - \sum_{j=1}^m f(t_{X(x_i)}, j)^2$$

Burada $f(t_{X(x_i)}, j)$ t düğümü olarak j yaprağına/terminal düğüme ait x_i değerine sahip örneklerin oranını temsil etmektedir. Karar ağacının bölme kriteri en düşük Gini Safsızlık İndeksi (I_G) değerine sahip olan özneteliğin seçilmesine dayanmaktadır. Kurala dayalı bir yaklaşım kullanarak her bir karar ağacı algoritmasının tahminlerini birleştirmektedir. Topluluk öğrenme tekniklerinin arkasındaki felsefe doğruluğunun diğer makine öğrenme algoritmalarından daha yüksek olduğu önermesine dayanmaktadır; çünkü tahminlerin kombinasyonu herhangi bir kurucu modelden daha doğru performans göstermektedir Random Forest algoritması aşağıda belirtilen bazı özelliklere sahiptir (Rodriguez-Galiano vd., 2014: 191):

- Karmaşık desenleri öğrenebilir ve bağımlı ve bağımsız değişkenler arasındaki herhangi bir doğrusal olmayan karmaşık ilişkiyi dikkate alabilir.
- Kullanılan veri seti hakkında dağılım varsayımlarının olmaması nedeniyle analize farklı veri türlerini entegre edebilir.
- Büyük veri tabanlarında verimli bir şekilde çalışır.
- Değişken silmeden binlerce girdi değişkenini yönetebilir.
- Tahminlerde hangi değişkenlerin önemli olduğuna dair tahminler sunar.
- Tahmin hatasının içsel olarak tarafsız bir tahminini üretir.
- Aşırı uçları tespit etmekte kullanılabilecek durum çiftleri arasındaki yakınlıkları hesaplar.

- Aşırı uçlara ve yanıltıcı verilere karşı nispeten dayanıklıdır.
- Diğer makine öğrenimi yöntemlerine (örneğin, sınır ağları veya destek vektör makineleri) kıyasla hesaplama açısından uygulaması daha basittir.

Regresyon için Random Forest K sayıda karar ağaçları oluşturur ve sonuçların ortalamasını alır. Bu tür K ağaç $\{T(x)\}_1^K$ yetiştirildikten sonra tanımlanan Random Forest regresyon tahmincisi aşağıdaki gibidir (Rodriguez-Galiano vd., 2014: 191).

$$\hat{f}_{rf}^K(x) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K T(x)$$

Farklı regresyon ağaçlarının birbirleriyle olan korelasyonunu önlemek için Random Forest ağaçların çeşitliliğini artırmak amacıyla onları bagging (torbalama) adı verilen bir yöntemle oluşturulan farklı eğitim verisi alt kümelerinden büyütmektedir. Torbalama orijinal veri kümesini rastgele tekrar örnekleyerek eğitim verileri oluşturma tekniğidir; bu süreçte seçilen verilerin silinmediği yani yerine koyma ile örnekleme yapılmaktadır. Random Forest ağaç yapısındaki sınıflandırıcılardan oluşan bir topluluk olan $\{h(x, \theta_k), k = 1, 2, \dots, K\}$ biçiminde tanımlanan bir sınıflandırıcıdır. Burada θ_k bağımsız ve aynı dağılıma sahip rastgele vektörlerdir. Bu yöntem sayesinde bazı veriler birden fazla kez kullanılabilirken diğerleri hiç kullanılmayabilir. Ayrıca bu yöntem modelin genel doğruluğunu artırmakta ve aşırı uyum riskini azaltmaktadır (Breiman, 2001: 6).

Random Forest birden fazla karar ağacını oluştururken daha doğru ve güvenilir bir tahmin elde etmek için onları birleştirmekte ve bir karar ağacı veya bir bagging (torbalama) sınıflandırıcısı olarak aynı hiper parametreye sahiptir. Bir düğümü parçalara ayırırken en önemli özelliği aramak yerine rastgele bir özellik alt kümesi arasında en iyi özelliği aramaktadır. Bu genellikle daha iyi bir modelle sonuçlanan geniş bir çeşitlilikle sonuçlanmaktadır. Bu nedenle Random Forest bir düğümün bölünmesi için algoritma tarafından özelliklerin sadece rastgele bir alt kümesi dikkate alınmaktadır (Erdi vd., 2021: 434).

Random Forest bir ağaç büyütürken tüm girdi değişkenleri setinden rastgele seçilen bir özellik alt kümesi içindeki en iyi değişkeni veya bölme noktasını kullanmaktadır. Bu yöntem ağaçlar arasındaki korelasyonu azaltarak genelleme hatasını düşürmektedir (Rodriguez-Galiano vd., 2014: 192).

2.4.1.3.3. Destek Vektör Makineleri

Destek vektör makineleri iki gruplu sınıflandırma problemleri için kullanılabilen bir grup denetimli öğrenme yöntemidir (Cortes ve Vapnik, 1995: 273). Destek vektör makineleri algoritması sınıflandırma ve regresyon amacıyla kullanılmakta, verileri analiz edebilmekte ve örüntüleri tanıyabilmektedir. Destek vektör makineleri problem hakkında ön bilgiye sahip değildir ancak eğitim sırasında öğrenmektedir. Destek vektör makinelerinin en büyük avantajı genelleme yeteneğinin olmasıdır. Bu özelliği onu bu alanda mevcut olan diğer modellerin çoğundan daha iyi yapmaktadır. Girdi verilerini alır ve verilen her girdi için girdiyi hangi iki olası sınıfın oluşturduğunu tahmin eder (Mehra ve Gupta, 2013: 574). Bu algoritma destek vektörleri tarafından belirlenen iki sınıf arasında bir hiper düzlem veya en iyi uyum doğrusu bulmaya çalışır. Destek vektörleri hiper düzleme en yakın olan ve kaldırıldığında hiper düzlemin konumunu değiştirebilecek veri noktalarıdır. Destek vektör makineleri, veri noktaları ile hiper düzlem arasındaki mesafeyi veya marj değerini mümkün olabildiğince geniş tutarak sınıflandırmanın doğruluğunu artırmayı amaçlamaktadır. Veri noktaları ile hiper düzlem arasındaki marj değeri ne kadar büyükse verilerin doğru bir şekilde sınıflandırıldığına dair güven o kadar yüksektir. En iyi uyum doğrusu marjı maksimize etmeyi hedefleyen bir optimizasyon prosedürü ile öğrenilmektedir (Panesar, 2019: 143).

Doğrusal olarak ayrılabilen ve doğrusal olarak ayrılamayan iki çeşit destek vektör makinesi vardır. Doğrusal destek vektör makinesi doğrusal olarak ayrılabilen (yani bir veri kümesi tek bir düz çizgi kullanılarak iki sınıfa ayrılabilirse) veriler olup kullanılan sınıflandırıcı doğrusal destek vektör makineleri sınıflandırıcısı olarak adlandırılmaktadır. Doğrusal olmayan destek vektör makinesi ise doğrusal olarak ayrılamayan (yani bir veri kümesi düz bir çizgi kullanılarak sınıflandırılmıyorsa) veriler olup kullanılan sınıflandırıcı doğrusal olmayan destek vektör makineleri sınıflandırıcısı olarak tanımlanmaktadır (Sakarkar vd., 2021: 86). Kısacası doğrusal olarak ayrılabilen destek vektörleri düz bir hiper düzlem ile kolayca ayrılabilirken doğrusal olarak ayrılamayan destek vektörlerinde bu durum mümkün değildir (Mehra ve Gupta, 2013: 574).

Destek vektör makineleri ile sınıflandırmada genellikle $\{-1, +1\}$ şeklinde sınıf etiketleri ile gösterilen iki sınıfa ait örneklerin eğitim verisi ile elde edilen bir karar fonksiyonu yardımıyla birbirinden ayrılması amaçlanmaktadır. İlgili karar fonksiyonu yardımıyla eğitim verisini en iyi şekilde ayırabilecek hiper düzlem bulunur (Kavzoğlu ve Çölkesen, 2010: 75).

Doğrusal olarak ayrılabilen iki sınıflı bir sınıflandırma probleminde destek vektör makinelerinin eğitimi için k sayıda örnekten oluşan eğitim verisinin $\{x_i, y_i\}, i = 1, 2, 3, \dots, k$ olduğu kabul edilirse en iyi hiper düzleme ait eşitsizlikler aşağıdaki gibi tanımlanmaktadır (Kavzoğlu ve Çölkesen, 2010: 75):

$$w \cdot x_i + b \geq +1 \quad \forall y = +1 \text{ için}$$

$$w \cdot x_i + b \leq -1 \quad \forall y = -1 \text{ için} \quad (53)$$

Burada $x \in R^N$ olup N boyutlu bir uzayı, $y \in \{-1, +1\}$ sınıf etiketlerini, w ağırlık vektörünü (hiper düzlemin normali) ve b eğilim değerini göstermektedir. Optimum hiper düzlemin belirlenebilmesi için bu düzleme paralel ve sınırlarını oluşturacak iki hiper düzlemin belirlenmesi gerekmektedir. Bu hiper düzlemleri oluşturan noktalar destek vektörleri olarak adlandırılmakta ve bu düzlemler $w \cdot x_i + b = \pm 1$ şeklinde ifade edilmektedir (Kavzoğlu ve Çölkesen, 2010: 75). Hiper düzlemin belirlenmesi için $\|w\|$ ifadesi en küçük olmalıdır. Böylece iki sınıflı doğrusal bir problemin çözümü için kullanılacak karar fonksiyonunu ifadesi aşağıdaki gibi tanımlanabilir:

$$f(x) = \text{sign}(\sum_{i=1}^k y_i \lambda_i (x \cdot x_k) + b) \quad (54)$$

Verilerin doğrusal olarak ayrılamadığı durumlarda ise destek vektör makineleri çekirdek (kernel) fonksiyonlarını kullanarak veriyi daha yüksek boyutlu bir uzaya dönüştürür. Çünkü daha yüksek boyutlu özellik uzayında girdi verilerini ayırmak daha kolaydır. Bu sayede veriler bu uzayda doğrusal olarak ayrılabilir hale gelmektedir Yaygın olarak kullanılan çekirdek fonksiyonları aşağıdaki gibidir (Mehra ve Gupta, 2013: 574):

Bir çekirdek fonksiyonu $\phi: X \rightarrow F$, girdi uzayından özellik uzayı F 'e bir eşlemedir ve örüntüleri daha kolay ayrıştırılabildiği $w^T \phi(x_i) + b = 0$ ve sırasıyla w ağırlık vektörü (ayırıcı hiper düzleme dik) ve b eğilim olmak üzere türetilcek hiper düzlem değerini göstermektedir. Ayırıcı hiper düzlemin maksimum marjı $2/\|w\|$ 'dir.

Doğrusal Çekirdek:

$$k(x, y) = x \cdot y + c \quad (55)$$

Polinom Çekirdek:

$$k(x, y) = (ax^T + c)^d \quad (56)$$

RBF (Gaussian Radial Basis Function) Çekirdek:

$$k(x, y) = \exp - \frac{\|x-y\|^2}{2\sigma^2} \quad (57)$$

Sigmoid Çekirdek:

$$k(x_i, x_j) = \tanh(\gamma x_i^T x_j + r) \quad (58)$$

2.4.1.3.4. Ekstra Ağaçlar

Ekstra ağaçlar algoritması rastgele orman algoritmasının hesaplama açısından daha verimli ve yüksek derecede rastgeleleştirilmiş bir uzantısı olarak Geurts vd. (2006) önerilmiştir. Rastgele orman ve ekstra ağaçların yüksek boyutlu girdi ve çıktılarla birçok regresyon görevinde en gelişkin performans sergiledikleri bildirilmiştir (John vd., 2016: 727).

Ekstra ağaçlar algoritması klasik yukarıdan aşağıya prosedüre uygun olarak budanmamış karar veya regresyon ağaçlarından oluşan bir topluluktan meydana gelmektedir. Ekstra ağaçlar algoritmasının diğer ağaç tabanlı topluluk yöntemleri ile arasında iki temel fark bulunmaktadır. Bunlardan ilki kesme noktalarını tamamen rastgele seçerek düğümleri bölmesi ikincisi ise ağaçları oluşturmak için tüm öğrenme örneğini (bootstrap örnekleme yerine) kullanmasıdır. Ekstra ağaçlar algoritmasının her düğümde rastgele seçilen özellik sayısını temsil eden K ve bir düğümün ayrılması için gereken minimum örneklem boyutunu ifade eden n_{min} olmak üzere iki temel parametresi vardır. Algoritma, orijinal (tam) öğrenme örnekleme ile birden çok kez çalıştırılarak bir topluluk modeli oluşturur (bu topluluktaki ağaç sayısı M olarak adlandırılır). Ağaçların tahminleri, sınıflandırma problemlerinde çoğunluk oyu, regresyon problemlerinde ise aritmetik ortalama yöntemiyle birleştirilerek nihai tahmin elde edilmektedir. Yanlı-varyans açısından bakıldığında ekstra ağaçların mantığı kesim noktalarının ve özelliklerin açık bir şekilde rastgeleleştirilmesiyle topluluk ortalamasının birleştirilmesinin, diğer yöntemlerin kullandığı daha zayıf rastgeleştirme şemalarından daha güçlü bir şekilde varyansı azaltabileceği düşüncesine dayanmaktadır. Bootstrap örnekleri yerine orijinal öğrenme örneğinin tamamının kullanılması ise sapmayı en aza indirmek için tercih edilmektedir. Hesaplama açısından ağaç oluşturma prosedürünün karmaşıklığı, dengeli ağaçlar varsayılırsa öğrenme örnekleme boyutuna göre $N \log N$ mertebesindedir ve bu durum diğer ağaç oluşturma prosedürleriyle benzerdir. Ancak düğüm ayırma prosedürünün basitliği göz önüne alındığında diğer topluluk tabanlı yöntemlerde kesim noktalarının optimize edilmesi için kullanılan sabit faktörün çok daha küçük olması beklenmektedir. Parametrelerin etkileri şu şekildedir: K , özellik seçimi sürecinin gücünü; n_{min} , ortalama çıktı gürültüsünün gücünü; M , topluluk modeli birleşmesiyle varyans azaltmanın gücünü belirler. Bu parametreler problem özelliklerine göre manuel olarak veya otomatik bir şekilde (örneğin çapraz doğrulama yoluyla) ayarlanabilir. Ancak yöntemin hesaplama avantajlarının ve özzerkliğinin en üst düzeye çıkarılması amacıyla bu parametreler için varsayılan ayarların kullanılması tercih edilmektedir (Geurts vd., 2006: 5-6).

2.4.1.3.5. Gradyan Artırma Makineleri

Gradyan artırma makineleri sınıflandırma veya regresyon modellerinde gözlemlenen değerler ile tahmin edilen değerler arasındaki uyumun iyileştirilmesi amacıyla kayıp fonksiyonun türevleriyle model optimizasyonuna imkân veren bir makine öğrenimi algoritmasıdır (Tütüncü ve Gürsaka, 2023: 17). Model optimizasyonunda kullanılan regresyon modellerinde kayıp fonksiyonu için en küçük karesel hata, en küçük mutlak sapma ve Huber kaybı kullanılırken sınıflandırma modellerinde çok sınıflı lojistik olabilirlik kullanılmaktadır (Friedman, 2001: 1189). Gradyan artırma makineleri boosting (artırma) tekniğine dayanan karar ağacı tabanlı bir topluluk öğrenme algoritmasıdır (Duman ve Başaraner, 2022: 203). Boosting 1990'ların ortalarında makine öğreniminden ileri gelen sınıflandırma veya regresyon problemlerinde kullanılan ve son yıllarda gerçek dünya verilerini modellemedeki anlayışı ve etkinliği açısından büyük ilerleme kaydeden bir istatistiksel metodolojidir. Metin madenciliği, görüntü segmentasyonu, dil çevirisi, biyoenformatik, nörobilim ve finans alanlarında başarılı uygulamaları bulunmaktadır. Boosting'in birçok ayırt edici özelliği bulunmaktadır. İlk olarak zayıf öğrenicilerin doğrusal kombinasyonu aracılığıyla bir topluluk yöntemi olarak çalışmaktadır. İkinci olarak optimizasyon (genellikle dışbükey) gradyan azalma (tekrarlamalı-iteratif) algoritmalarıyla yakından bağlantılıdır. İlk özellik bagging (torbalama) ve rastgele ormanlar gibi diğer makine öğrenimi algoritmalarıyla ortak bir özellik taşıırken ikinci özellik optimizasyon için çeşitli programlama yöntemleriyle ilişkilidir. Boosting'in üçüncü özelliği düzenlemeyi sağlamak için erken durdurma kuralıdır. Bu özellik, düzenlemeyi sayısal optimizasyonla birleştirerek boosting'i çok özel hale getirmektedir. Dördüncü özellik ise bir önceki iterasyonun sonucuna göre veri örneklerinin (birimlerinin) yeniden ağırlıklandırılmasıdır. Bu özellik, optimizasyonun kayıp fonksiyonunun gradyanının biçiminin bir sonucudur (Bühlmann ve Yu, 2010: 69).

Boosting herhangi bir öğrenme algoritmasının doğruluğunu (performansını) artırmak için kullanılan genel bir yöntemdir. Teorik olarak boosting, rastgele tahminden sadece biraz daha iyi olması gereken sınıflandırıcıları tutarlı bir şekilde üreten herhangi bir “zayıf” öğrenme algoritmasının hatasını önemli ölçüde azaltmak için kullanılabilir. Teorik sonuçların vaat ettiği potansiyel faydalara rağmen boosting'in uygulamadaki gerçek değeri ancak yöntemin makine öğrenimi problemleri üzerinde test edilmesiyle değerlendirilebilir (Freund ve Schapire, 1996: 1).

Tipik olarak bir boosting algoritmasında ağaçlar, tüm ağaçlar arasında ortalama tahmini elde etmek için paralel olarak büyütülmekte ve burada her ağaç orijinal verilerin bir örneği üzerine inşa edilmektedir. Ancak gradyan artırmada tahminler farklı bir teknik kullanılarak yapılmaktadır. Gradyan artırma algoritması ağaç oluşturma sürecini paralelleştirmek yerine artırma tahminleri elde etmek için sıralı bir yaklaşım benimsemektedir. Gradyan artırma algoritmasında her karar ağacı bir önceki karar ağacının hatasını tahmin etmekte ve böylece hatayı iyileştirmektedir. Burada gradyan, bir model oluşturulduktan sonra elde edilen hata veya kalıntı anlamına gelmekte; boosting

ise iyileştirmeyi ifade etmektedir. Dolayısıyla gradyan artırma algoritması hatayı kademeli olarak iyileştirmenin (azaltmanın) bir yoludur. Gradyan artırma algoritmasının temel basamakları aşağıdaki gibidir (Ayyadevara, 2018: 117-119):

- Tahminler basit bir karar ağacı ile başlatılır ve bu genellikle veri setindeki hedef değişkenin ortalaması olarak belirlenir. Sonrasında kalıntılar (gerçek gözlem değerleri ile tahmin edilen değerler arasındaki fark) hesaplanır (Gönen Halıcı, 2024: 46).

$$R_0 = Y - F_0(x) \quad (59)$$

- Tüm bağımsız değerlere dayanarak kalıntıları tahmin eden başka bir sığ karar ağacı oluşturulur. Her ağaç veri setindeki hataların bir kısmını düzeltmeye odaklanması nedeniyle zayıf ağaç tahminci olarak tanımlanır (Gönen Halıcı, 2024: 46).

$$Tahminci_m(x) = \underset{h}{\operatorname{argmin}} \sum_{i=1}^N L(y_i, F_{m-1}(x_i) + ah(x_i)) \quad (60)$$

- Her ağaçta gerçek gözlem değerleri ile tahmin edilen değerler arasındaki kalıntılar ağırlıklı olarak kullanılır ve tekrar tahmin yapılır. Her ağacın yaptığı tahminler bir araya getirilerek de toplam tahmin yapılır. Her aşamada eklenen ağaçların modelin geneline olan katkısının kontrol edilmesi için bir öğrenme oranı belirlenir ve hesaplamaya dahil edilir (Gönen Halıcı, 2024: 46) Orijinal tahmin, öğrenme oranıyla çarpılan yeni tahminle güncellenir.

$$\gamma_m = \underset{\gamma}{\operatorname{argmin}} \sum_{i=1}^N L(y_i, F_{m-1}(x_i) + a_\gamma Tahminci_m(x)) \quad (61)$$

$$F_m(x) = F_{m-1}(x) + a_\gamma Tahminci_m(x) \quad (62)$$

- Belirli bir iterasyon sayısı veya hata eşiği sağlandığında model durur ve son tahmin elde edilir (Gönen Halıcı, 2024: 46)
-

$$F_M(x) = F_0(x) + \sum_{m=1}^M \gamma_m Tahminci_m(x) \quad (63)$$

Formüllerde; M toplam iterasyon sayısını, N veri setindeki örnek sayısını, $L(y, F(x))$ kayıp fonksiyonu, $F(x)$ toplam tahmin fonksiyonunu, a ise öğrenme oranını temsil etmektedir. Denklemler gradyan artırma makinelerinin temel iteratif optimizasyon sürecini göstermektedir. Algoritma her iterasyonda önceki tahminin hatalarını düzelterek devam etmektedir (Gönen Halıcı, 2024: 47).

2.4.1.3.6. Hafif Gradyan Artırma Makineleri (LightGBM)

Gradyan artırmalı karar ağaçları makine öğrenimi alanında sıklıkla kullanılan verimli, doğru ve yorumlanabilir bir algoritmadır. Gradyan artırmalı karar ağaçları çok sınıflı sınıflandırma, tıklama tahmini ve sıralama öğrenimi gibi çeşitli makine öğrenimi görevlerinde en gelişkin performanslar sergilemektedir. Ancak büyük veri ortamında özellikle yüksek boyutlu özelliklere ve büyük örneklem sayılarına sahip veri setlerinde gradyan artırmalı karar ağaçlarının doğruluk ve verimlilik arasındaki dengeyi sağlamakta zorluk yaşadığı belirtilmiştir. Bu zorlukların üstesinden gelinebilmesi amacıyla Hafif Gradyan Artırma Makineleri (LightGBM) algoritması geliştirilmiştir. LightGBM, gradyan artırmalı karar ağaçları algoritmasının “Gradyan Tabanlı Tek Taraflı Örneklem” ve “Özel Değişken Paketi” gibi yenilikçi optimizasyonlarla genişletilmiş bir versiyonudur. Bu optimizasyonlar bilgi kazancını tahmin etmek için veri örneklem sayısını ve özellik sayısını azaltırken algoritmanın doğruluğunu korumayı hedeflemektedir (Ke vd., 2017: 1-2). Gradyan tabanlı tek taraflı örneklemenin çok daha küçük veri örneklem sayısı ile daha iyi bir tahmin elde edilebilmekte; özel değişken paketi ile de model özellik sayısının azaltılması için özel özellikler kullanılmakta ve böylece tahmin hızı iyileştirilmektedir. Bu optimizasyonlar sayesinde LightGBM diğer makine öğrenimi algoritmalarının çoğundan hem hız hem de doğruluk açısından daha iyi performans göstermektedir (Ge vd., 2020: 234). LightGBM, geleneksel gradyan artırmalı karar ağaçları uygulamalarına göre eğitim sürecini 20 kata kadar hızlandırabilmekte ve neredeyse aynı doğruluk seviyesini sağlayabilmektedir (Ke vd., 2017: 1).

LightGBM algoritmasının çalışma basamakları aşağıdaki gibidir (Kaya Akçelik, 2024: 8):

- Veri setindeki özellikler gruplandırılır ve veri örneklem işlemi optimize edilir.
- LightGBM, yaprak bazlı büyütme yöntemini kullanarak her iterasyonda yeni ağaçlar oluşturur.
- Her yeni ağaç, mevcut modelin hatalarını azaltmak için optimize edilir ve model iterasyonlar boyunca güncellenir.
- LightGBM'nin yaprak bazlı büyütme yöntemi, her aşamada yeni ağaçlar oluşturur. Mevcut modelin hatalarını azaltmak için her yeni ağaç optimize edilir ve model iterasyonlar boyunca güncellenir.

2.4.1.3.7. Aşırı Gradyan Artırma (XGBoost)

Aşırı gradyan artırma (XGBoost) algoritması, karar ağacı tabanlı gradyan artırma yönteminin yüksek performanslı ve optimize edilmiş bir uygulamasıdır. Veri bilimcileri tarafından birçok makine öğrenimi problemlerinde en gelişkin sonuçların elde edilmesi amacıyla yaygın olarak kullanılan ölçeklenebilir bir ağaç güçlendirme sistemidir. İlk olarak Chen ve Guestrin (2016) tarafından geliştirilen XGBoost'un etkisi makine öğrenimi ve veri madenciliğine yönelik

yarıřmalarda geniř apta kabul grmüřtür (Chen ve Guestrin, 2016: 785). Olduka leklenebilir, esnek ve ok ynlü bir ara olan XGBoost kaynakları doėru bir řekilde kullanmak ve nceki gradyan artırma yntemlerinin sınırlamalarını ařmak iin tasarlanmıřtır. XGBoost ile diėer gradyan artırma yntemleri arasındaki temel fark ařırı ėrenmeyi (overfitting) kontrol etmek iin yeni bir dzenleme tekniėi kullanmasıdır. Bu nedenle model ayarlama srecinde hem daha hızlı hem de daha saėlamdır (Al Daoud, 2019: 6).

XGBoost son derece verimli ve hesaplama aısından etkilidir. Karar aėalarından belirgin řekilde daha yksek bir doėruluėa sahiptir ancak karar aėalarının yorumlama yeteneėinden yoksundur. XGBoost'ta temel ėrenenlere ihtiya vardır. Algoritma, tahmini gerekleřtiren bir topluluk ėrenimi oluřturmak iin temel ėrenenleri eėitir ve eklemeye devam etmektedir (Gayathri vd., 2022: 5). Yeni nesil topluluk ėrenme algoritmalarından XGBoost, algoritmanın eėitilmesi sırasında ortaya ıkan ařırı ėrenme problemini ortadan kaldırarak modelin genel performansını artırmaktadır. XGBoost'un bařarısındaki etken kayıp fonksiyonu ve model karmařıklıėını kontrol eden bir dzenleřtirme teriminden oluřan ama fonksiyonudur. Bu, paralel hesaplamalara ve optimum hesaplama hızının korunmasına olanak tanımaktadır. Kayıp fonksiyonu, modelin yaptıėı her bir tahmin deėerinin gerek deėerinden olan farkını hesaplamaktadır. Dzenleřtirme terimi ise modelin karmařıklıėını kontrol etmekte ve bu da modeldeki ařırı ėrenme sorununu ortadan kaldırmaktadır (Üřtner vd., 2020: 100; Mohamed Abdi, 2020: 7). Hedef deėerlerdeki ve tahmin edilen deėerlerdeki deėiřim yani model tahminleri ile gerek deėerler arasındaki fark ama fonksiyonu kullanılarak hesaplanmaktadır (Gayathri vd., 2022: 5).

2.4.1.3.8. Histogram Tabanlı Gradyan Artırma

Gradyan artırma algoritmaları karar aėalarını kullanmaktadır. Sınıflandırma ve regresyon iin olduka poplerdirler. Gradyan artırma algoritmalarının temel sorunu zellikle on binlerce satır veri ieren veri setlerinde model eėitiminin olduka uzun srmesidir. Bu kapsamda histogram tabanlı gradyan artırma modelleri, modelleri gradyan artırma yaklařımlarından daha hızlı eėitmek iin geliřtirilmiřtir (Karakuř ve Altuntař, 2023: 337).

Histogram tabanlı gradyan artırma regresyonu, gradyan artırmada kullanılan karar aėalarını daha hızlı eėitmek iin kullanılan bir yntemdir. Bir topluluėa eklenen aėaların eėitim srecini nemli lde hızlandırmak iin aralıklara ayırma veya sayısal deėerlerin ayrık hale getirilmesi iřlemleri kullanılabilir. Bu durum histogram tabanlı gradyan artırma ynteminin girdi deėiřkenleri iin algoritmasını uygulamasını saėlamaktadır. Bir topluluėa eklenen aėaların her biri toplulukta halihazırda var olan modellerin tahmin hatalarını dzeltmeye alıřmaktadır. Histogram tabanlı gradyan artırma regresyonu diėer tekniklerle birlikte uygulanmaktadır. rneėin histogram yaklařımının temelini oluřturan gradyan artırmanın deneysel bir uygulamasını saėlayan bir ktphane olan scikit-learn ile uygulanabilir. zellikle histogram tabanlı gradyan artırma

sınıflandırıcı ve histogram tabanlı gradyan artırma regresyon sınıflarını içermektedir (Gayathri vd., 2022: 5).

Histogram tabanlı gradyan güçlendirme regresyon ağacı, sayısal ve kategorik özellikleri işleme yeteneği ile öne çıkmaktadır. Histogram tabanlı yaklaşımı sayesinde diğer gradyan artırma algoritmalarına kıyasla daha yüksek bir hız sunar ve büyük veri kümeleriyle başa çıkabilir. Ancak aykırı değerlere hassasiyet gösterebilir, topluluk içinde bulunan ağaç sayısı aşırı arttığında aşırı öğrenme eğilimi gösterebilir ve histogramların kullanımı nedeniyle daha fazla bellek gereksinimi duyabilir (Can, 2024: 37).

2.4.1.3.9. K-En Yakın Komşu (KNN)

K-En Yakın Komşu (KNN) algoritması hem sınıflandırma hem de regresyon problemlerinde kullanılan, parametrik olmayan ve basit yapılı bir makine öğrenimi yöntemidir. KNN tekniği, mevcut verilere benzer verileri aramak için bir veri tabanından yararlanmaktadır. Bulunan bu verilere mevcut verilerin en yakın komşuları denir. Bu algoritma bir veri noktasının sonucunu (sınıfını ve değerini) veri setindeki en yakın K komşusuna dayanarak tahmin etmektedir (Imandoust ve Bolandraftar, 2013: 607-608; Balcıoğlu ve Sezen, 2024: 1805).

KNN algoritmasında uygulanan temel adımlar aşağıdaki gibidir (Çakmak ve Erdal, 2024: 1334):

- **Veri Kümesinin Hazırlanması:** Algoritma veriler üzerinde çalışır. Her bir veri noktası özellik vektörlerine ve etiketlerine sahiptir.
- **Mesafe Hesaplama:** Yeni bir veri noktası geldiğinde bu noktanın tüm eğitim veri noktalarına olan mesafesi hesaplanır. Genellikle Öklidyen mesafesi kullanılır, ancak Manhattan veya Minkowski mesafesi gibi diğer mesafe metrikleri de kullanılabilir.

Öklidyen mesafesi, iki veri noktası arasındaki en kısa doğrusal mesafeyi hesaplar ve Eşitlik (64) ile gösterilmektedir:

$$d(p, q) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (p_i - q_i)^2} \quad (64)$$

Manhattan mesafesi, koordinat eksenlerine paralel yolların toplam uzunluğunu Eşitlik (65) ile hesaplamaktadır:

$$d(p, q) = |p_i - q_i| \quad (65)$$

Minkowski mesafesi, genelleştirilmiş bir mesafe hesaplama yöntemidir ve Eşitlik (66)'da verilmektedir:

$$d(p, q) = (\sum_{i=1}^n |p_i - q_i|^p)^{1/p} \quad (66)$$

Burada p ve q veri noktalarını, p_i ve q_i ise veri noktalarının i . özellik değerlerini belirtmektedir.

- **K Komşusunun Seçimi:** Hesaplanan mesafelerden en küçük olan K tanesi seçilir. Bu komşular yeni veri noktasının en yakın K komşusu olarak belirlenir.
- **Tahmin Yapma:** Regresyon problemlerinde K komşusunun ortalama değeri alınarak tahmin yapılır. KNN regresyon için kullanılan karar kuralı Eşitlik (67) ile hesaplanmaktadır:

$$\hat{y} = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K y N_k(x_i) \quad (67)$$

Burada $\hat{y}$, yeni veri noktasının tahmin edilen değerini, $y N_k(x_i)$ ise K komşusunun gerçek değerlerini temsil etmektedir.

KNN algoritmasının en önemli avantajları basit ve sezgisel bir yapıya sahip olmasıdır. Bu özellik algoritmanın kolayca uygulanmasını sağlamaktadır. Parametrik olmayan bir yöntem olduğu için veri dağılımına dair herhangi bir varsayım gerektirmez ve doğrusal olmayan veri yapılarıyla etkili bir şekilde çalışabilmektedir. Ayrıca algoritma büyük veri setlerinde bile sınıflandırma ve regresyon problemlerinde rekabetçi bir performans sunmaktadır. Bunların yanı sıra algoritmanın doğru bir şekilde uygulanması durumunda özellikle büyük veri setlerinde etkili sonuçlar elde edilebilmektedir. Belirtilen bu avantajlara rağmen KNN algoritmasının bazı önemli dezavantajları da bulunmaktadır. İlk olarak algoritmanın her tahmin için tüm veri kümesiyle mesafe hesaplama yapması gerektiğinden büyük veri setlerinde yavaş çalışabilir ve yüksek hesaplama maliyeti gerektirir. KNN algoritma veri setindeki gürültü ve aykırı değerlerden kolayca etkilenebilir. Bu da tahmin doğruluğunu olumsuz etkileyebilir. Ayrıca özellik sayısının artması durumunda algoritmanın performansı düşebilir. Son olarak doğru sonuçlar elde etmek için uygun K değerinin belirlenmesi zordur ve yanlış bir K seçimi modelin performansını olumsuz etkileyebilir. Bu nedenle KNN algoritması kullanılırken veri ön işleme ve hiper parametre ayarlamasına dikkat edilmesi gerekmektedir (Imandoust ve Bolandraftar, 2013: 608).

2.4.1.3.10. Bagging (Torbalama)

Bagging algoritması, Breiman (1996) tarafından önerilen ve tahminle ilişkili varyansın azaltılması ve böylece tahmin modellerinin doğruluğunun artırılması amacıyla sınıflandırma ve

regresyon yöntemiyle kullanılabilen bir topluluk öğrenme tekniğidir (Breiman, 1996: 123; Sutton, 2005: 305). Bu yöntem varyansı azalttığı için aşırı öğrenme sorununun önüne geçilmesine yardımcı olmaktadır. Temelde bir eğitim verisinin farklı kombinasyonlarının üretilerek birden fazla eğitim örneğinin oluşturulması amaçlanmaktadır (Atasever ve Özkan, 2012).

Bagging algoritmasının temel adımları aşağıdaki gibidir (Sutton, 2005: 305):

Bootstrap (Tekrarlı Örneklem) Örneklemesi: Orijinal veri kümesinden tekrarlı örneklem yöntemiyle birden fazla alt veri kümesi oluşturulur. Her alt veri kümesi, orijinal veri kümesinin boyutuna eşit olabilir veya daha küçük bir alt küme oluşturulabilir.

Tahmin Modellerinin Eğitilmesi: Her bootstrap alt veri kümesi üzerinde bağımsız bir tahmin modeli eğitilir. Regresyon problemlerinde genellikle karar ağaçları gibi yöntemler tercih edilir.

Model Sonuçlarının Birleştirilmesi: Her bir modelin tahmin sonucu alınır. Bu modellerin sonuçları regresyon problemlerinde aritmetik ortalama hesaplanarak; sınıflandırma problemlerinde ise çoğunluk oylaması yöntemiyle nihai sınıf etiketi belirlenerek birleştirilir.

Genel Tahminin Elde Edilmesi: Ortalamaya dayalı bu süreç sayesinde modelin varyansı azaltılarak daha kararlı ve genelleştirilebilir bir tahmin sağlanmaktadır.

2.4.1.3.11. AdaBoost (Uyarlanabilir Güçlendirme)

AdaBoost algoritması hatalarından öğrenerek zayıf sınıflandırıcıları iyileştirmek için yinelemeli bir yaklaşım kullanan bir topluluk öğrenme sürecidir. Bu yöntem Freund vd. tarafından geliştirilmiştir ve “meta öğrenme” olarak da bilinmektedir. Paralel birleştirme kullanan rastgele ormandan farklı olarak Adaboost “sıralı birleştirme” kullanır. Yüksek doğrulukta iyi bir sınıflandırıcı elde etmek için kötü performans gösteren birçok sınıflandırıcıyı birleştirerek güçlü bir sınıflandırıcı oluşturur. Bu anlamda AdaBoost, sınıflandırıcının verimliliğini önemli ölçüde artırarak uyarlanabilir bir sınıflandırıcı olarak adlandırılır, ancak bazı durumlarda aşırı uyumları tetikleyebilir. AdaBoost, ikili sınıflandırma problemlerinde karar ağaçlarının, temel tahmin edicinin performansını artırmak için en iyi şekilde kullanılır, ancak gürültülü verilere ve aykırı değerlere karşı hassastır (Sarker, 2021: 7).

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

3. LİTERATÜR ARAŞTIRMASI

Bilgi ölçümü bireysel bir firma veya ulusal (makroekonomik) olmak üzere iki düzeyde incelenebilmektedir. Bir organizasyonda bilgi ekonomisinin ölçümü entelektüel veya bilgi sermayesinin stoklarını ve bilgi stoklarındaki değişim akışlarını ölçen finansal ve finansal olmayan göstergelerin bir kombinasyonunu içermektedir. Firmaların bilgi kapasitesi Balanced Scorecard (Kaplan ve Norton, 1996), Intangible Asset Monitor (Sveiby, 1997), Skandia Navigator (Edvinsson ve Malone, 1997), Technology Broker (Brooking, 1996), Citation-Weighted Patents (Bontis, 1996), Value Chain Scoreboard (Lev, 2001) gibi araçlar kullanılarak temsil edilmektedir. Ancak bilginin doğası gereği bu tür tüm ölçümler, doğrudan ölçümlere ek olarak dolaylı tahminleri de içermektedir. Bu nedenle bu değerlendirme yöntemlerinden hiçbiri mükemmel değildir. Ancak organizasyonlar mevcut koşullar altında en uygun olacak ölçüm aracını bulmaya çalışmaktadırlar. Makro düzeyde yeni bilginin yaratılması ve bunun üretim fonksiyonundaki zenginlik ile bağlantısını yakalayan ekonomik modeller geliştirilmiştir (Katuščáková, 2023: 90). Machlup (1962) tarafından yürütülen çalışma bilgi ekonomisi yolunda bir dönüm noktası olmuştur; bu çalışmada bilgi tanımlanmış, ekonomiye katkısı ölçülmeye çalışılmış ve politika sorunları belirlenmiştir. Machlup'un bilgi tanımı, tüm bilgi türlerini entegre etmekte ve bilginin hem yaratılmasının (keşfetme, icat etme, tasarlama, planlama) hem de dağıtılmasının (yayma ve iletişim kurma) önemli olduğunu vurgulamaktadır. Machlup, bilginin her zaman ekonomik analizlerde bir rol oynadığını vurgulayarak teknik bilgideki artışın ve bunun sonucunda verimlilik artışının ekonomik büyümeyi analiz ederken çok önemli faktörler olduğunu belirtmiştir. Machlup (1962) çalışmasında ki amacı hesaplamaların istatistiksel doğruluğu değil ekonomik mantığa uymasa bile bilginin ekonominin önemli bir parçası olduğu yönündeki genel bir mesaj vermektir. Machlup (1962) çalışmasında eğitim (evde, işte, ilkökul ve ortaokul, lise ve üniversite vb.); AR-GE (temel ve uygulamalı araştırma); basım ve yayıncılık (kitap, süreli yayın, gazete vb.); bilgi makineleri (telefon, telgraf, daktilo, elektronik bilgisayar vb.); kişisel hizmetler (hukuk, mühendislik ve mimarlık, muhasebe ve denetim, tıp); finansal hizmetler; fotoğrafçılık; sahne, podyum (tiyatro ve konser, sinema filmi vb.); radyo ve televizyon, reklamcılık; telekomünikasyon medyası (telefon, telgraf, posta hizmeti); sözleşmeler (çek mevduat bankacılığı, menkul kıymet brokerleri, sigorta acenteleri, emlak acenteleri); toptan acenteler; çeşitli iş hizmetleri; hükûmet (federal, eyalet ve yerel) alanlarını analiz etmiştir. Analizlerinde meslek gruplarına odaklanmış; beyaz ve mavi yakalı çalışanları ayırt etmiştir. Çalışmanın sonuçları bilgi ekonomisinin 1958'de GSYİH'nın %29'unu; bilgi üreten işçilerin ise milli gelirin yaklaşık %27'sini oluşturduğunu göstermektedir.

Porat (1977) tarafından yapılan çalışmada bilginin yaratılmasına, fikirlerin iletilmesine, bilginin işlenmesine ve sembollerin bir formdan diğerine dönüştürülmesine önemli katkılarda bulunan farklı bilgi işçisi türleri tanımlanmıştır. Bunlara örnek olarak araştırma görevlileri, mühendisler, tasarımcılar, teknik ressamalar, yöneticiler, sekreterler, memurlar, reklam yöneticileri, iletişim görevlileri vb. verilebilir. Porat (1977) çalışmasında bilgiyi tanımlamış, birincil ve ikincil bilgi sektörleri için Ulusal Gelir ve Ürün Hesapları üzerine girdi-çıktı matrisleriyle bir set oluşturmuş; hem birincil hem de ikincil bilgi sektörlerinin bilgiyle ilgili mesleklerini belirtmiştir. Oluşturduğu matris temelinde 1967'de birincil bilgi sektörünün nihai talebin (GSYİH) %21,9'unu, ikincil bilgi sektörünün GSYİH'nin %3,4'ünü ve bilgi dışı sektörün GSYİH'nin %74,6'sını oluşturduğunu bulmuştur. Ayrıca 1955'ten itibaren bilgi sektörünün baskın hale geldiğini 1901'de işgücünün %15; 1970'te %40 olduğunu tespit etmiştir. 1967'de bilgi işçilerinin tüm işgücü gelirin %53'ünden fazlasını kazandığını belirtmiştir. Bu durumu ABD'nin bilgi temelli bir ekonomi olarak ortaya çıktığının bir kanıtı olarak görmüştür (Porat, 1977).

Bilgi ekonomisine geçişle ilgili argümanlar oldukça güçlü ve görünür hale geldiğinde uluslararası ekonomik örgütler ekonomilerin görece bilgi yoğunluğunu ölçmek için olası göstergeler üzerine tartışmalara başlamıştır (Karahan, 2012: 22). Bu göstergeler bilgi süreçlerinin neden-sonuç ilişkilerini veya girdileri ve çıktılarını yakalamayı amaçlamaktadır. Bilgi ekonomisinin tanımlanması için geniş bir istatistiksel gösterge ve ölçüt sistemi geliştirilmiştir. Bilgi ekonomisinin ölçülmesi bilgi başlığı altında toplanan ve bilginin ve bilgi ekonomisinin bazı boyutlarını yakalayabilen mevcut istatistiklerden oluşan bir gösterge seti kullanılarak başlamıştır. Bu tür bir ölçüm yöntemi kapsamlı ve karmaşık bir süreçtir ve bilginin temel kavramının algısı bile net değildir; bu da göstergelerle yapılan ölçümler konusunda uluslararası düzeyde birçok tartışmaya yol açmaktadır. Bugün göstergelerin seçilmesinde ve her bir göstergenin bilgi endeksinin hesaplanmasındaki ağırlığının belirlenmesinde farklı yaklaşımlar uygulandığı görülmektedir. Zamanla hangi göstergelerin bilgi ekonomisinin gerçek özelliklerini daha doğru bir şekilde yansıttığı ve hangilerinin sorunlu olduğu giderek daha net hale gelmektedir (Katuščáková, 2023: 91).

Literatürde bilgi ekonomisi göstergelerinin tanımlanması, ölçülmesi ve karşılaştırmalı olarak ülkelerin performanslarının incelenmesine ilişkin yapılan araştırmaların sayısı son zamanlarda artış göstermektedir. Bu kapsamda ele alınan çalışmalarda bilgi ekonomisi olarak değerlendirilen ABD, AB Ülkeleri, Japonya gibi gelişmiş ülkelerle bilgi ekonomisine geçiş sürecinde olan gelişmekte olan ülkeler bilgi ekonomisi göstergeleri açısından yaygın olarak mevcut durum analizleri ve karşılaştırmalı analizler yapıldığı görülmektedir (Machlup ve Kronwinkler, 1975; Bashir, 2013a; Şanlısoy, 2015; Kavak Çeken, 2016; Rodriguez-Pose ve Wilkie, 2016; Parcero ve Ryan 2016; Thelen, 2019; Zecevic vd. 2019). Bilgi ekonomisi ile ekonomik büyüme ve diğer makroekonomik değişkenler arasındaki ilişkilerin ekonometrik yöntemler ile incelendiği çalışmalarda mevcuttur (Shiu ve Heshmati, 2006; Karagiannis, 2007; Dima vd., 2018; Gelgeç ve Hatırlı, 2018; Sarıdoğan

ve Kaya, 2019; Abbasinejad ve Zahedi Khoozani, 2021). Diğer taraftan (Yılmaz ve Kaya, 2005; Turanlı vd., 2006; Berberoğlu, 2010; Büyükköz, 2010; Özbek ve Atik, 2013; Hossain, 2015; Hadad, 2018, Ünlü, 2019) ülkelerin bilgi ekonomisi performanslarının çok değişkenli istatistiksel yöntemler (K-Ortalamalar Kümeleme Analizi, Hiyerarşik Kümeleme Analizi, Bulanık C-Ortamalar Analizi, Faktör Analizi, Tek Yönlü Varyans Analizi (ANOVA)) ile karşılaştırmalı olarak analiz edildiği sınırlı sayıdaki çalışmalara rastlamak da mümkündür. Söz konusu çalışmalarda Türkiye'nin dahil olduğu analizlerde karşılaştırılan ülke veya ülke grubu genellikle adaylık süreci devam eden AB ülkeleridir. Bu nedenle aday ülke konumundaki Türkiye'nin AB ülkelerine kıyasla bilgi ekonomisi performansının belirlenmesi önemlidir. Öte yandan küresel piyasalarda rekabet avantajı olan ve endüstriyel lider olarak tanımlanan gelişmiş ülkelerin bilgi ekonomisi olarak görüldüğü gerçeğinden yola çıkarak Türkiye'nin yeni ekonomik düzende konumunun belirlenmesi ve bu bağlamda bilgi ekonomisine geçiş sürecindeki yol haritasının gözden geçirilmesi de önem arz etmektedir. Bu kapsamda İnce ve Ünlü (2022) tarafından ele alınan çalışmada Türkiye'nin AB uyum sürecinde bilgi ekonomisi performansı AB ülkeleri ile karşılaştırmalı olarak değerlendirilmesi amaçlanmıştır. Bu amaç doğrultusunda çalışmada bilgi ekonomisini temsil eden 13 gösterge ile 2008 ve 2018 yıllarına ilişkin veriler kullanılarak istatistiksel analizlerden (faktör analizi, hiyerarşik kümeleme analizi ve diskriminant analizi) yararlanılmıştır. Analizler neticesinde Türkiye'nin bilgi ekonomisi performansı açısından AB ülkeleri arasında en çok Bulgaristan, Romanya, Hırvatistan ve Güney Kıbrıs Rum Yönetimi ile benzerlik gösterdiği sonucuna ulaşılmıştır. Ayrıca ilgili çalışmada Türkiye'nin bilgi ekonomisi performansı açısından AB'nin gelişmiş ülkeleri düzeyine erişebilmesi için gerekli reformların uygulanması ve AR-GE, BİT sektörü, patentler/fikri ve sınai mülkiyet hakları, yüksek teknoloji ihracatı ve beşerî sermaye alanlarına yönelik yatırımların artırılması gerektiği belirtilmiştir. Literatür araştırması AR-GE yatırımı, yenilik faaliyetlerinin etkinliği ve BİT'in etkisiyle bilgiye dayalı ekonomiler olma yolundaki başarıların performanslarının değerlendirilmesini vurgulamaktadır ancak bu modeller bilgiye dayalı ekonomi ve endüstriyel ekonominin kombinasyonunu (ülkenin yapısı ve uzmanlaşması) dikkate almamıştır. Endüstriyel yapı ve bölgesel ekonomide uzmanlaşmanın Mutanov vd. (2020) tarafından dikkate alındığı çalışmada petrol ihraç eden ülkeleri temsilen Kazakistan Cumhuriyeti'ne odaklanılarak doğal kaynak zengini ekonomilerin bilgiye dayalı bir ekonomi yoluyla ekonomik büyümeyi teşvik etme konusunda karşılaştıkları zorluklar ele alınmaktadır. İlgili çalışmada bilgi ekonomisi göstergeleri (devlet kurumları, ekonomik teşvikler, BİT ve AR-GE) kapsamında GSYİH'nın verimliliği değerlendirilmektedir. Özellik seçimi bir panel regresyon modeli aracılığıyla gerçekleştirilmiş ve durum ölçütlerinin bilgiye dayalı performansının değerlendirilmesi amacıyla VZA yaklaşımı çerçevesinde Malmquist Verimlilik Endeksi kullanılmıştır. Araştırmanın veri seti Kazakistan bölgeleri için 2007-2017 yılları arasındaki devlet kurumlarının resmi istatistiki verilerinden elde edilmiştir. Analiz sonuçları Endüstri 4.0 bağlamında bilgi ekonomilerinin performansının etkililiğini artırmayı amaçlayan farklılaştırılmış yaklaşımlar geliştirme ihtiyacına işaret etmektedir.

Madbouly vd. (2021) tarafından yapılan farklı bir çalışmada büyük ölçüde petrol ve doğalgaza bağımlı olan Körfez Arap ülkeleri (Bahreyn, Kuveyt, Umman, Katar, Suudi Arabistan ve Birleşik Arap Emirlikleri) için bilgi ekonomisi performanslarını 2010-2017 yılları için KAM çerçevesinde performans (makroekonomik ortam), kurumlar, eğitim ve insan kaynakları, yenilik sistemi, bilgi altyapısı endeksi boyutlarında analiz etmeyi amaçlamaktadır. KAM'ın yaygın olarak kullanılmasına rağmen dünya bankası veri bankasında mevcut olan son verilerin 2012 yılına ait olması çalışmanın sınırlılığını belirtmektedir. Araştırmacılar bu sınırlılığı ortadan kaldırmak için Dünya Ekonomik Forumu tarafından yıllık olarak yayınlanan küresel rekabet edebilirlik raporundan beş boyutla ilgili verileri derleyerek endeks hesaplaması yapmışlardır. Araştırmaya konu olan ülkeler için bilgi ekonomisi endeksi'nin sonuçlarına göre hesaplanan değerler 4,67 ile 4,97 arasında değişmektedir. 2010 yılında 4,67 olarak tespit edilen bu oran 2014 yılında maksimuma (4,97) ulaşmış ardından kademeli olarak 2017'de 4,77'ye düşmüştür. Çalışmanın ele alındığı dönemde 2010, 2014 ve 2017 yıllarında Birleşik Arap Emirlikleri'nin; 2011, 2012, 2013, 2015 ve 2016 yıllarında ise Katar'ın en yüksek bilgi ekonomisi endeksi skoruna ulaştığı sonucuna ulaşılmıştır. Bulgular makroekonomik istikrar ve ekonomik anlamda güçlü kurumların söz konusu ülkeler için bilgi ekonomisi endeksinde bu boyutları üst sıralara yerleştirdiğini inovasyon boyutunda ise geride kaldığını ortaya koymaktadır. AR-GE harcamaları ve üniversite-sanayi iş birliğindeki ilerlemeye rağmen ilgili ülkelerin inovasyon kapasitesini ve bilimsel araştırma kalitesini artırması gerekmektedir. Bilim insanı bulunabilirliği, patent başvuruları ve fikri mülkiyetin korunması gibi alanlarda daha fazla çaba gösterilmesi gerektiği vurgulanmaktadır.

Literatürde bilgi ekonomisinin etkinliğinin ölçülmesi amacıyla VZA sıklıkla kullanılan yöntemlerden biridir. Mevcut çalışmalarda AR-GE harcamaları, eğitim harcamaları, internet kullanımı, yüksek teknoloji ihracatı, yükseköğretimde okullaşma oranı, kadın istihdamının payı, patentler, faydalı model başvuruları, bilgi yoğun sektörlerde istihdam oranı gibi temel göstergeler en çok kullanılan değişkenler olduğu karşımıza çıkmaktadır.

Tan vd. (2007), VZA kullanarak 12 Asya Pasifik ülkesinin bilgiye dayalı ekonomiler geliştirme performansını değerlendirmektedir. Analiz sonuçları Hindistan, Endonezya, Tayland ve Çin anakarasının diğer sekiz ülkeye kıyasla nispeten verimsiz olduğunu ortaya koymaktadır. Bu ülkelerin verimsizliğinin temel nedeni beşerî sermaye kaynaklarının gelişmiş ülkelere kayması olarak görülmektedir. Düşük puan alan ülkeler (Çin hariç) için bilginin yayılması zayıf bir noktadır. Ayrıca Hindistan ve Çin bilgi inovasyonu ve dış bağlantı konusunda zorluklarla karşılaşmaktadır. Tan ve Hooy (2007) tarafından yapılan farklı bir çalışmada ise gelişmiş (ABD, Finlandiya, Japonya, Kore, Singapur) ve gelişmekte olan ekonomiler (Çin, Malezya, Filipinler, Tayland) olarak sınıflandırılan dokuz ülkenin bilgi ekonomisine geçişlerindeki performansları radar grafikleri ve VZA kullanılarak değerlendirilmektedir. İlgili çalışmada gelişmiş ülkelerin gelişmekte olan ülkelere kıyasla daha yüksek bilgi stokuna ve daha iyi kaynak ortamlarına sahip olduğu tespit edilmiştir. Radar grafikleri gelişmiş ülkeler ile gelişmekte olan ülkeler arasında önemli bir bilgi

açığı olduğunu ortaya koymaktadır. Gelişmiş ülkeler daha yüksek teknoloji yayılımı ve yaratımına sahiptir; dolayısıyla daha fazla bilgi biriktirdiği ve daha iyi bir kaynak ortamı şekillendirdiği söylenebilmektedir. Çin'in özellikle BİT alanındaki büyük kaynak yatırımlarına rağmen geniş işgücü ve kaynak dağılımı sorunları gibi zorluklar nedeniyle geride kaldığı; Malezya, Filipinler ve Tayland gibi diğer ülkelerin de küçük ekonomiler olarak kaynak kısıtlamaları nedeniyle geride kaldığı sonucunu vermektedir. Bununla birlikte VZA sonuçları Finlandiya, Malezya, Singapur ve Güney Kore gibi daha küçük ülkelerin ABD ve Japonya gibi daha büyük ekonomilerin yanı sıra kişi başına GSMH'ya dayalı bilgi çıktıları üretmede daha etkin olduğunu ortaya koymaktadır.

Yaylalı vd. (2007) Türkiye ve AB ülkelerinin bilgi ekonomisi performanslarını karşılaştırmalı olarak VZA yöntemiyle değerlendirmektedir. Performans daha düşük girdi ile elde edilen daha yüksek çıktı açısından değerlendirilmektedir. Bilgi ekonomisi performansının ölçülmesi amacıyla ele alınan değişkenlerin belirlenmesinde Dünya Bankası ve Eurostat veri tabanından faydalanılmaktadır. Girdi değişkeni olarak 6 (Bilgi, iletişim ve teknoloji harcamaları, İşletmelerin AR-GE harcamaları, Kamu AR-GE harcamaları, Fen ve mühendislik bölümü mezunları sayısı, Kamu eğitim harcamalarının GSYİH içindeki payı, İnsani gelişme endeksi); çıktı değişkeni olarak 6 gösterge (Yüksek teknoloji ürünlerinin ihracat içerisindeki payı, Amerikan Patent Enstitüsü'ne kayıtlı patent sayısı, Bilgi yoğun hizmetlerde çalışanların toplam istihdama oranı, Cep telefonu aboneliği sayısı, İnternet erişimli işletmelerin yüzdesi, İnternet kullananların sayısı) kullanılmıştır. Araştırmada kullanılan VZA CCR modeline göre Almanya, Çek Cumhuriyeti, Danimarka, Estonya, Finlandiya, Hollanda, İrlanda, İsveç, İtalya, Kıbrıs, Lüksemburg, Macaristan, Malta, Portekiz, Slovenya, Yunanistan, Bulgaristan, Romanya ve Türkiye %100 performans; BCC modeli göre Avusturya, Belçika ve Slovakya'nın %100 performans sergilediği sonucuna ulaşılmıştır. Her iki modelde ise Fransa, Birleşik Krallık, İspanya, Polonya, Letonya ve Litvanya'nın %100 performansa ulaşamadığı görülmektedir.

Roman (2010), 2003-2005 yılları arasında Romanya ve Bulgaristan'ın NUTS2 bölgelerinde araştırma ve geliştirme etkinliğini ölçmek amacıyla VZA yöntemini kullanmıştır. Analizde 2 girdi (AR-GE harcamaları, toplam araştırmacı) ve 3 çıktı (patent sayısı, yüksek teknolojik ürünlerinin ihracat içerisindeki payı, bilimsel yayın sayısı) değişkeni kullanılmıştır. Analiz sonuçları bölgeler arasında AR-GE etkinliğinde önemli değişkenlikler olduğunu ortaya koymaktadır. VRS varsayımı altında üç bölge teknik olarak etkin olarak bulunmuştur. Ayrıca bilgi üretiminde her iki ülkenin ölçeğe göre azalan getiri gösterdiği; Bulgaristan bölgelerinin Romanya'ya göre AR-GE faaliyetlerinde daha etkin olduğu belirlenmiştir. Her iki ülkedeki daha büyük bölgelerin genellikle daha düşük etkinlik seviyelerinde olduğu çıkarımı yapılabilmektedir.

Afzal ve Lawrey (2012) 2005-2010 yılları arasında Güneydoğu Asya Ülkeleri Birliği (ASEAN) ülkelerinin (Endonezya, Malezya, Filipinler, Singapur, Tayland) bilgiye dayalı ekonomiler geliştirmedeki göreceli etkinliklerini değerlendirmektedir. OECD tarafından ortaya atılan

bilgiye dayalı ekonomi kavramı bilgi ve enformasyonun üretimi, dağıtımı ve kullanımına dayanmaktadır. OECD'nin yanı sıra APEC ve WBI gibi kuruluşlar farklı ekonomilerin bilgi ekonomilerini karşılaştırmak için bilgi edinme, bilgi üretimi, bilgi dağıtımı ve bilgi kullanımı olmak üzere dört boyuta odaklanan çerçeveler geliştirilmiştir. Mevcut metodolojilerin KBE göstergelerini bu boyutlar altında açıkça kategorize etmediği veya bilgi girdilerini çıktılara dönüştürme verimliliğini ölçmediğinden hareketle ilgili çalışma politika odaklı bir KBE çerçevesi oluşturarak mevcut çerçevelerden ilgili göstergeleri seçerek VZA Pencere Analizi kullanarak ülkelerin zaman içindeki girdi-çıktı verimliliklerini değerlendirerek bu boşluğu ele almaktadır. Söz konusu çalışmada bilgi edinme boyutunda 4 girdi (Ticari açıklık, GSYİH'nın %'si olarak doğrudan yabancı yatırım iç akışları, Yasal ve düzenleyici kalite, Şeffaflık) ve 1 çıktı değişkeni (GSYİH'nın büyüme oranı); bilgi üretimi boyutunda 2 girdi (AR-GE harcamalarının GSYİH içindeki payı, Fikri mülkiyet hakları) ve 1 çıktı (Bin kişi başına düşen bilimsel yayın sayısı); bilgi dağıtımı boyutunda 2 girdi (Eğitim harcamalarının GSYİH içindeki payı, Ortaokul net kayıt oranı) ve 1 çıktı (100 kişi başına düşen PC penetrasyon sayısı); bilgi kullanımı boyutunda 2 girdi (Üniversiteden sanayiye bilgi transferi oranı, GSYİH'nın %'si olarak doğrudan yabancı yatırım girişleri) ve 1 çıktı değişkeni (Yüksek teknolojik ürünlerinin ihracat içerisindeki payı) kullanılmıştır. Ortalama etkinlik puanları ele alındığında bilgi edinme boyutunda Endonezya; bilgi üretim boyutunda Tayland; bilgi dağıtım boyutunda Singapur, bilgi kullanım boyutunda ise Filipinler'in en iyi performans gösteren ülke olduğu bulgusuna ulaşılmıştır.

Yakıcı Ayan ve Pabuçcu (2018) Türkiye'nin de aralarında bulunduğu AB ülkelerinin bilgi ekonomisi açısından göreceli etkinliklerini 2016 yılı verilerini kullanarak bağlam bağımlı VZA yoluyla değerlendirmektedir. Analizde dört çıktı (100 kişiye düşen mobil iletişim aboneliği ve penetrasyon sayısı, yüksek teknolojik ürünlerinin ihracat içerisindeki payı, 100 kişiye düşen internet bağlantı sayısı, patent başvurusu) ve üç girdi (İnsani Gelişmişlik Endeksi, AR-GE harcamalarının GSYİH içindeki payı, yıllık GSYİH büyümesi) değişkeni kullanılmıştır. Analiz sonuçları Almanya'nın Fransa, İngiltere, Malta ve Hollanda gibi diğer ülkelerin açık bir şekilde önünde olduğunu göstermiştir. Türkiye'nin ise en az verimli olan ülke olduğu sonucuna ulaşılmıştır. Çalışmanın bir diğer sonucu da ülkelerin patent başvurularının ve yüksek teknolojik ürünlerinin ihracat içerisindeki payının diğer bilgi ekonomisi çıktılarına göre daha verimsiz olduğu yönünde bulunmuştur.

Prokop vd. (2018) tarafından yapılan çalışma VZA yardımıyla bilgi temelli ekonominin hangi belirleyicilerinin istenen makroekonomik etkileri sağladığını tespit etmeyi amaçlamaktadır. Bu belirleyiciler ekonomik teşvik ve kurumsal rejim (kamu AR-GE harcamaları); eğitilmiş ve nitelikli çalışanlar (Yükseköğrenim mezunu kişi sayısı (15-74 yaş)); etkin bir inovasyon sistemi (BİT sektöründe toplam çalışan sayısı); bilgi altyapısı (bilim ve teknoloji alanında çalışan sayısı (15-74 yaş)) olmak üzere dört temel boyutta ele alınmaktadır. İlgili çalışma Eurostat'ın 28 AB ülkesi için 2011-2015 yıllarını kapsayan verilerini analiz etmektedir. Analizlerde KVB'nin

etkinliğinin ölçülmesi, etkin olmayan KVB'ndeki girdilerin (daha) etkin hale getirilmesi için nasıl değiştirileceğine dair çıkarımlar sağlanması ve ekonomik kalkınma sürecinde bilginin (ve birikmiş bilgi stokunun) öneminin gösterilmesi amacıyla ölçeğe göre değişken getiri varsayımı altında girdi odaklı Model 1 ve Model 2 kullanılmıştır. Model 2 de belirtilen göstergelere ek olarak bilgi stoku değişkeni kullanılmıştır. Bilgi stoku 2006 ve 2010 yılları arasında ABD patent ve marka ofisi (USPTO) tarafından verilen patent sayısı verilerini temsil etmektedir. Buna göre Model 1'in sonuçları 28 AB ülkesinden sadece sekizinin etkin olduğunu göstermektedir. Bu ülkeler Almanya, İrlanda, Fransa, İtalya, Lüksemburg, Malta, Avusturya ve Birleşik Krallık'tır. Model 2'ye göre ise 15 ülke etkin olarak değerlendirilmiştir. Bu ülkeler Almanya, İrlanda, Estonya, Fransa, İtalya, Kıbrıs, Letonya, Litvanya, Lüksemburg, Malta, Avusturya, Polonya, Portekiz, Slovakya ve İngiltere'dir. Ayrıca bilgi stokunun ekonomik kalkınma sürecinde önemli bir rol oynadığı görülmektedir.

Son yıllarda yapay zekâ ve makine öğrenimi yöntemleri de bilgi ekonomisinin performansını ölçmede kullanılmaya başlanmıştır. Bu kapsamda Andres vd. (2021) gelişmiş ve gelişmekte olan ülkelerin bilgi ekonomisi endeksini tahmin etmek için derin öğrenme sinir ağı yaklaşımını kullanmışlardır. Çalışma 1995-2017 yıllarını kapsamaktadır. Çalışmanın ele alındığı zaman aralığında 71 ülke için bilgi ekonomisi endeks tahminlerinin $0,382 \pm 0,065$ 'lik bir ortalama ile ikinci dereceden hata; $0,299 \pm 0,044$ 'lük bir ortalama mutlak hata verdiği belirlenmiştir. Bununla birlikte farklı ekonomik gelişme düzeylerinde ülkeler arasında küçük bir fark olduğu bulunmuştur. 2000 öncesi dönem için bilgi ekonomisi endeksi tüm ülkeler için yükselme; 2000 sonrasında ise düşme eğiliminde olduğu sonucuna ulaşılmıştır. Çalışmada ülkeler arasındaki bilgi ekonomisi endeks farklılıklarının yakın nedenlerini değil derin nedenlerini anlamaya yardımcı olmak için bilgi ekonomisi endeksi bileşenleri hakkında daha fazla araştırma yapılması gerektiği sonucuna varılmıştır. Bu tür araştırmaların, bilgi ekonomisi endeksi farklılıklarına göre ayarlanan ekonomik büyümenin dikkatli bir şekilde incelenmesiyle başlangıç noktası olabileceğine vurgu yapılmıştır. Kısa vadede, düşük bilgi ekonomisi endeksi ekonomilerinin marjinal faydaları, yüksek KEI ekonomilerine göre muhtemelen daha yüksektir.

de la Paz-Marín, Mónica vd. (2015) tarafından yapılan çalışma 2007-2009 yılları arasında 54 ülkeyi bilgi ekonomisine doğru ilerlemelerine göre sınıflandırmak amacıyla bir yaklaşım sunmaktadır. Bu amaçla doğrultusunda ülkelerin genellikle bilgi ekonomilerini karakterize etme noktasında kullanılan değişkenlere göre gruplandırılacak homojen kümeler elde edilmesi için hiyerarşik bir kümeleme gerçekleştirilmiştir. Ardından politika yapıcılar ve paydaşlar için bir izleme ve kıyaslama aracı olarak ülkelerin bilgi ekonomisine geçiş aşamalarına göre sınıflandırılmasına yönelik bir model elde edilmesi için makine öğrenimi algoritmalarından üç sıralı sınıflandırma yöntemi kullanılmıştır. Böylece çalışmanın ele alındığı dönemleri kapsayan 54 ülkenin (Avrupa ve Avrupa olmayan OECD üye ülkeleri ile Çin ve Hong Kong dahil edilmiştir.) oluşturduğu 162 örüntüden oluşan bir veri seti kullanılmış ve gelişmiş, gelişmeyi takip eden, orta

düzey ve erken dönem bilgi ekonomileri olmak üzere dört küme elde edilmiştir. Kümeler elde edildikten sonra makine öğrenmesi algoritmalarından sıralı yöntemlerin doğruluğu karşılaştırılmış ve en iyi performans gösteren model seçilerek kümelerin ordinal tanımını doğrulamak için kullanılmıştır. Bu modeller Destek vektör makineleri algoritması bağlamında Destek Vektör Sıralı Regresyon Kapalı Sıra Kısıtlamalarıyla (SVORIM), Açık Sıra Kısıtlamalarıyla Destek Vektör Ordinal Regresyonu (SVOREX) ile Lojistik Regresyondur. Bu araştırmanın sonuçları sıralı sınıflandırıcıların çok iyi performans gösterdiğini ve ülkelerin sınıflandırılması için en iyi performans gösteren yöntemin yüksek doğru sınıflandırma oranı ve düşük ortalama mutlak hata değerleriyle SVORIM olduğunu göstermiştir. SVORIM modeli bilgi ekonomisine geçiş aşamasını değerlendirmek ve bir ülkenin hangi kümeye girdiğini, daha iyi veya daha kötü performans sergileyen bir kümeye girip girmediğini analiz etmek için kullanılabilir. Bu çalışma kümelerin sıralanmasının doğru sınıflandırmalar sağladığını ve hiyerarşik kümelenme tarafından tanımlanan kümelerin ordinal doğasını destekleyen ilk varsayımı doğrulamıştır. Bu iddiayı desteklemek için tamamlayıcı ekonomik ve metodolojik gerekçeler sunulmuş olup bu kümeler Dünya Bankası'nın sınıflandırmasıyla benzer bir sınıflandırma üretmiştir.

Gerek türkçe ve gerekse de yabancı literatürde bilgi ekonomisi ile ilgili çok sayıda çalışma bulunmaktadır. Buna karşın ülkelerin bilgi ekonomisi göstergelerinin belirli yıllar arasındaki etkinlik değişiminin farklı yöntemlerle değerlendirildiği az sayıda çalışmaya rastlanmıştır. Literatür araştırması bilgi ekonomisi alanındaki çalışmaların genellikle AR-GE harcamaları, eğitim düzeyi, internet kullanımı ve yüksek teknoloji ihracatı gibi belirli göstergelere odaklandığını göstermektedir. Bazı çalışmalar yalnızca belirli girdileri ve çıktıları ele almakta ve bilgi ekonomisini bütüncül bir yaklaşımla değerlendirmemektedir. Bununla birlikte ülkelerin bilgi ekonomisi göstergeleri açısından etkinlik değişimini zaman içinde izleyen çalışmalar oldukça sınırlıdır. Çalışmalarda genellikle yatay kesit verileri kullanılmış ve çoğunlukla belirli ülkeler veya sektörler odak noktası olmuştur. Bu durum bilgi ekonomisinin zaman içindeki dönüşümünü ve ülkeler arasındaki değişkenlikleri anlamada önemli bir boşluk yaratmaktadır. Ayrıca mevcut çalışmaların büyük bir kısmı bilgi edinimi, üretimi, dağıtımı ve kullanımı gibi kritik süreçleri doğrudan dikkate almadan yalnızca ekonomik çıktılar üzerinden değerlendirme yapmaktadır.

Bu tez çalışması, bilgi ekonomisi göstergelerinin ülkeler bazında zaman içindeki değişimini analiz eden kapsamlı bir model sunarak literatürdeki önemli bir boşluğu doldurmayı hedeflemektedir. Önceki çalışmalarda genellikle tek bir analiz yöntemi tercih edilirken bu tez çalışmasında etkinliği ölçmede VZA, ÇKKV yöntemleri ve makine öğrenimi algoritmaları gibi alternatif yöntemler bütünleşik olarak kullanılmaktadır. Kullanılan yöntemler farklı disiplinlerden gelen yaklaşımları birleştirerek ülkelerin bilgi ekonomisindeki konumlarını daha iyi anlamak ve karşılaştırmak için oldukça detaylı bir çerçeve sunmaktadır. Dolayısı ile bu tezin ülkelerin bilgi ekonomisi göstergeleri açısından performanslarının ölçülmesi konusunda literatüre kapsamlı ve yöntem bilimi açısından özgün bir çalışma olarak katkı yapacağı düşünülmektedir.

DÖRDÜNCÜ BÖLÜM

4. UYGULAMA

4.1. Araştırmanın Amacı ve Önemi

Bilgi ekonomisi göstergelerine yönelik talep kısmen bilgi uçurumu konusundaki artan endişelerden kaynaklanmaktadır. Bu uçurum çoğunlukla bu bilgiyi üreten gelişmiş ülkeler ile gelişmekte olan ülkeler arasındaki bilgi stoku, BIT altyapısı, nitelikli işgücü gibi faktörler konusundaki farktan kaynaklanmaktadır. Ancak bu tür istatistiksel göstergelerin geliştirilebilmesi için önce konuya dair bir çerçeveye ihtiyaç vardır. Bu çerçeve ilgili istatistiksel göstergelerin gruplandırılmasını, organize edilmesini ve böylece mantıklı bir şekilde analiz edilmesini sağlayacaktır. Ayrıca mevcut göstergelerdeki herhangi bir eksiklik çerçevenin tüm ögeleri için kapsamlı ve ilgili istatistiksel göstergelerin bulunup bulunmadığının değerlendirilmesiyle kolayca tespit edilebilir. Şu ana kadar bir bilgi ekonomisinin ölçülmesine yönelik uluslararası düzeyde kabul edilmiş bir çerçeve bulunmamaktadır. Bilgi ekonomileri yeni fikirlerin üretilmesi için bilginin ve teknolojik ilerlemenin ekonomik büyümeye nicel olarak katkıda bulunduğu bir çerçeveye ihtiyaç duymaktadır. Bu nedenle farklı uluslararası kalkınma örgütleri ve bireysel ülkelerin istatistik departmanları ülkeler arasındaki bilgi ekonomisi performansını nicel olarak ölçmek ve rekabetçiliklerini belirlemek amacıyla kapsamlı bir bilgi ekonomisi çerçevesi oluşturmaya çalışmaktadırlar. Bu bağlamda bilgiye dayalı ekonomilerin kalkınma seviyesinin değerlendirilmesi için OECD, WBI ve APEC tarafından bir dizi değişken önerilmiştir. Bu çerçevelerin ortak bir özelliği bilgi ekonomilerinin her birinin sahip olması gereken ortamı temel bir şekilde analiz etmeleri ve başarılı bir bilgi ekonomisinin bilgi edinme, bilgi üretimi, bilgi dağıtımı ve bilgi kullanımı olmak üzere dört temel boyuta sahip olması gerektiğidir (Bashir, 2013b: 477-478).

Bu tez çalışması Dünya Bankası, OECD, APEC ve ABS tarafından geliştirilen mevcut bilgi ekonomisi çerçevelerini inceleyerek başlamaktadır. Bu tez çalışmasının temel amacı ülkelerin bilgi ekonomisi göstergeleri çerçevesinde görece etkinliklerinin belirlenmesi ve bu performansların detaylı bir şekilde analiz edilmesidir. Bu bağlamda Türkiye ve verilerine ulaşılabilen 45 ülke analize dahil edilmiştir. Bu temel amaç doğrultusunda tez çalışması ile aşağıdaki hedefler belirlenmiştir:

- Bilgi ekonomisinin temel unsurlarının tanımlanması ve bu unsurların ülkelerin etkinlik ve rekabet gücü üzerindeki etkilerini anlamaya yönelik önemli katkılar sunulması,

- Bilgi ekonomisinin bilgi edinimi, üretimi, dağıtımı ve kullanımı gibi farklı boyutları ayrıntılı olarak analiz edilerek literatüre hem teorik hem de ampirik katkılar sağlanması,
- Özellikle gelişmekte olan ülkeler açısından bilgiye dayalı ekonomik yapıya geçiş sürecinde hangi alanlara odaklanması gerektiği belirlenerek ülkelerin bilgi ekonomisi göstergelerini iyileştirmeleri için somut öneriler sunulması,
- Türkiye'nin bilgi ekonomisi açısından küresel konumunun analiz edilmesi ve gelişmiş ülkelerle rekabet edebilirlik düzeyinin belirlenmesidir.

4.2. Araştırmada Kullanılan Yöntemler

Mevcut bilgi ekonomisi endeksi çerçevelerinde bilgi edinme, üretim, dağıtım veya yayma ve kullanma boyutlarını kıyaslamak için üzerinde anlaşmaya varılmış nicel ölçüm teknikleri bulunmamaktadır. Parametrik olmayan bir teknik olan VZA veri mevcudiyetine ve ABS varsayımlarına dayalı olarak bilgi ekonomisi endeksi çerçevelerindeki girdi-çıktı göstergelerini araştırmak için kullanılmıştır. Bu çalışmada VZA, ÇKKV yöntemleri ve makine öğrenimi algoritmaları bir arada kullanılarak kapsamlı bir analiz gerçekleştirilmiştir. Bu bağlamda çalışmada öncelikle bilgi ekonomisi göstergelerinin bilgi edinimi, bilgi üretimi, bilgi dağıtımı ve bilgi kullanımı boyutlarındaki performanslarının değerlendirilmesi amacıyla ülkeler ve yıllar bazında iki farklı açıdan etkinlik analizleri VZA yöntemiyle yapılmıştır. VZA analizlerinin ardından ülkelerin ve yılların göreceli etkinliklerini değerlendirmede bilgi ekonomisi performansı içinde alt boyutların önem derecelerinin belirlenmesi amacıyla ÇKKV yöntemleri arasında yer alan entropi ağırlık yöntemi kullanılmıştır. Kriterlerin önem düzeyleri belirlendikten sonra ülkeler ve yıllar için ayrı ayrı genel sıralamalar elde edilmesi amacıyla GİA yöntemi uygulanmıştır. VZA ve ÇKKV yöntemlerinin ardından ise VZA yöntemi ile hesaplanmış olan etkinlik puanlarının tahmin edilmesi için makine öğrenimi algoritmalarından yararlanılmıştır.

4.2.1. Ülkeler İçin Analizler (KVB: Yıl)

Ülkeler için yapılan VZA'larda her bir ülkenin 2007-2020 yılları arasındaki bilgi ekonomisi performansları değerlendirilmiştir. Bu yaklaşımda her bir ülke için ayrı bir değerlendirme yapılmış ve her analizde her bir yıl için bir göreceli etkinlik puanı hesaplanmıştır. Analizler her ülke için bir kere olmak üzere 45 kez tekrarlanarak gerçekleştirilmiştir. Her bir ülkenin girdi ve çıktı değişkenleri yıllara göre ayrı ayrı kullanılarak ülke bazlı etkinlik değerlendirmeleri yapılmıştır. Bu doğrultuda bir ülkenin yıllar içerisindeki etkinlik durumları belirlenmiştir. Böylelikle ülkelerin zaman içinde bilgi ekonomisi kaynaklarını nasıl yönettiği, hangi yıllarda daha etkin çalıştığı ve hangi dönemlerde performans düşüşü yaşadığı ortaya konmuştur.

Ülkeler için yapılan VZA analizlerinin ardından yılların birbirlerine göre etkinliğini değerlendirmek amacıyla bilgi ekonomisinin alt boyutlarının önem dereceleri belirlenmiştir. Bu

aşamada entropi ağırlık yöntemi kullanılarak bilgi ekonomisi performansı içinde alt boyutların ağırlıkları hesaplanmış (Burada bilgi ekonomisinin alt boyutları kriterler yıllar ise alternatifler olarak ele alınmıştır.) ardından GİA yöntemi ile yıllar, bütün ülkeler üzerinden ortalama performanslarına göre sıralanmıştır. Böylece bilgi ekonomisinin farklı boyutlarının yıllara göre etkisi analiz edilmiş ve hangi yılların daha başarılı olduğu tespit edilmiştir.

4.2.2. Yıllar İçin Analizler (KVB: Ülke)

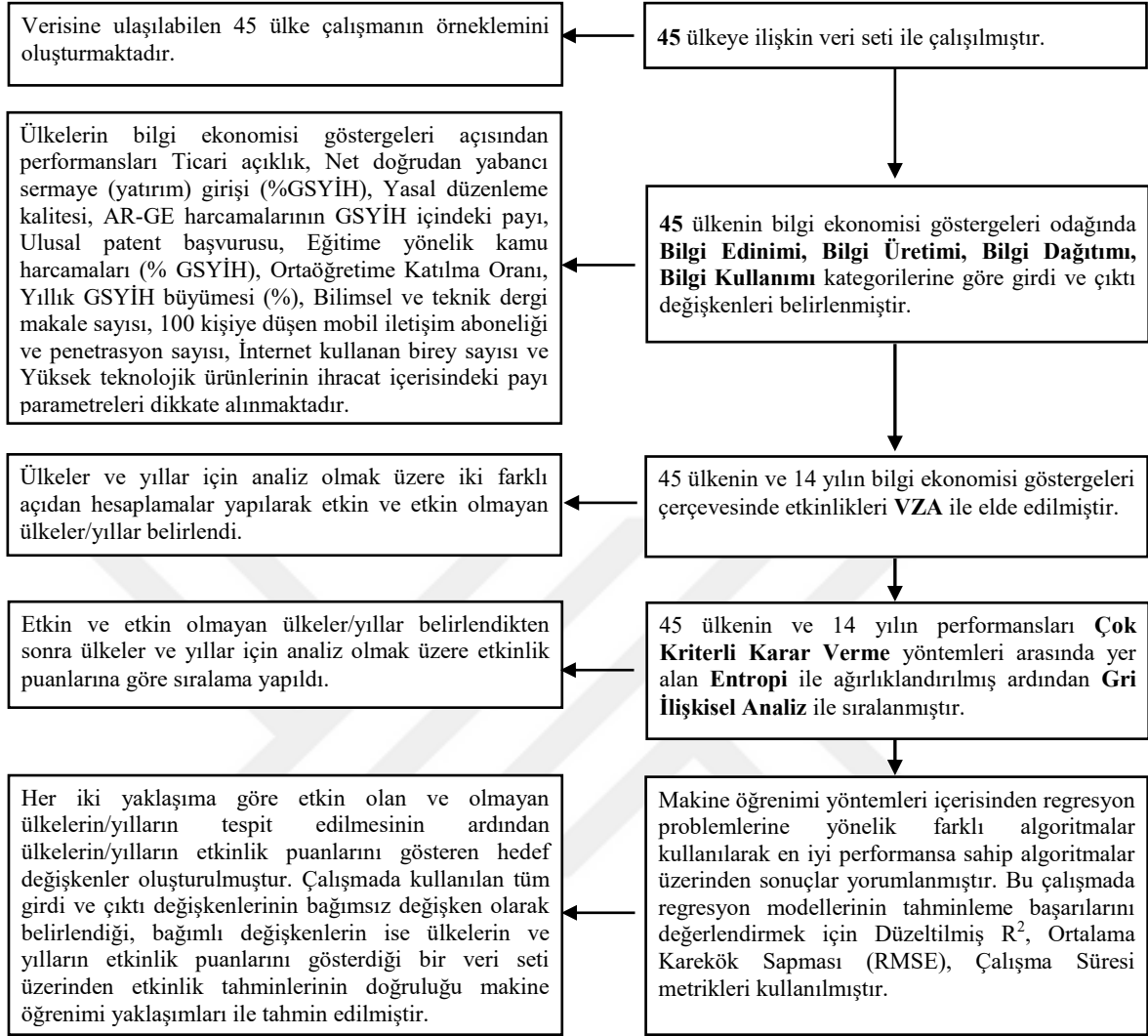
Yıllar için yapılan VZA’larda belirli bir yıl içerisindeki tüm ülkelerin bilgi ekonomisi performansları karşılaştırılmıştır. Bu yaklaşımda her bir yıl için bir adet olmak üzere 14 ayrı VZA yapılmış ve her analizde her bir ülke için bir göreceli etkinlik puanı hesaplanmıştır. Belirli bir yılda tüm ülkelerin girdi ve çıktı değişkenleri kullanılarak o yıl içerisinde hangi ülkelerin etkin olduğu hangilerinin ise etkinlik açısından geride kaldığı belirlenmiştir. Bu yaklaşım yıl bazında kıyaslama yapılmasını sağlayarak belirli bir yıl içerisindeki ülkeler arasındaki göreceli performans farklarını ortaya koymuştur.

Yıllar için yapılan VZA analizlerinin ardından ülkelerin birbirlerine göre etkinliğini değerlendirmek amacıyla bilgi ekonomisi performansı içinde alt boyutların önem derecelerini belirlemek için entropi ağırlık yöntemi kullanılmıştır. Bu yöntemde bilgi ekonomisinin alt boyutları kriterler ülkeler ise alternatifler olarak ele alınmıştır. Alt boyutların önem düzeyleri belirlendikten sonra bilgi ekonomisi performansı açısından ülkelerin genel performans sıralamasını elde etmek amacıyla GİA yöntemi uygulanmıştır. Böylece ülkelerin bilgi ekonomisi açısından birbirlerine göre konumları belirlenmiş ve genel bir değerlendirme yapılmıştır.

Bu çalışmada VZA ve ÇKKV yöntemlerinin ardından son olarak makine öğrenimi algoritmaları uygulanmıştır. Bu tür algoritmalar geniş veri setleri üzerinde yüksek doğrulukla tahminler yapabilme yeteneğine sahip oldukları için bilgi ekonomisi boyutlara ayrılmadan (bir bütün olarak) etkinlik tahmini denemeleri yapılmıştır. Bu denemelerde ki amaç algoritmanın girdi ve çıktıları gördüğünde karar verme biriminin etkinlik puanını doğru şekilde tahmin edip edemeyeceğinin belirlenmesidir. Böylece sadece belirli bir ülkenin diğer ülkelere göre veya belirli bir yılın diğer yıllara göre etkin olup olmama durumunun belirlenmesi değil, VZA ve süper etkinlik yöntemi ile daha önce hesaplanmış olan etkinlik puanlarının tahmin edilmesi hedeflenmiştir. Bu kapsamda makine öğrenimi algoritmalarından çeşitli regresyon modelleri denenerek etkinlik puanları yeniden tahmin edilmeye çalışılmış ve en iyi performansı gösteren model üzerinden sonuçlar yorumlanmıştır.

Şekil 8’de tez çalışmasında kullanılan uygulamalara ilişkin akış diyagramı gösterilmektedir.

Şekil 8: Uygulamaya İlişkin Akış Diyagramı



Kaynak: Yazar tarafından hazırlanmıştır.

4.2.3. Araştırmada Kullanılan Veri Toplama Araçları

Türkiye'nin de içinde bulunduğu araştırmaya dâhil edilen ülkelerin 2007-2020 yılları arasında ilişkin verileri Dünya Bankası ve OECD veri tabanından elde edilmiştir.

4.2.4. Karar Verme Birimlerinin Seçimi

Çalışmada bilgi ekonomisi göstergeleri açısından verilerine ulaşılabilen gelişmiş ve gelişmekte olan ülkelerin performanslarının değerlendirilmesi amaçlanmıştır. Çalışmada değerlendirmeye alınan ülkeler Arjantin, Brezilya, Romanya, Kolombiya, Rusya, Güney Afrika, Tayland, Şili, Estonya, İsrail, Türkiye, Polonya, Meksika, İtalya, Slovakya, Çekya, Macaristan, Portekiz, İspanya, Birleşik Krallık, Belçika, Avusturya, Hollanda, İsveç, Almanya, Norveç, İzlanda, Finlandiya, Kanada, Danimarka, Bulgaristan, Hırvatistan, Kıbrıs, Letonya, Litvanya, Malta

Cumhuriyeti, Kosta Rika, Belarus, Kazakistan, Guatemala, Kırgızistan, Mısır, Luxembourg, Fransa Ermenistan'dır.

4.2.5. Girdi ve Çıktıların Seçimi

Ülkelerin bilgi ekonomisi göstergeleri bakımından performanslarının incelendiği bu çalışmada girdi ve çıktı değişkenlerinin belirlenmesi önemli bir aşamadır. Literatüre ve teorik temellere dayanarak çalışmada kullanılacak girdi ve çıktı değişkenleri aşağıdaki tabloda verilmektedir.



Tablo 14: Modelde Kullanılan Girdi ve Çıktılar

Bilgi Ekonomisi Alt Boyutları	Girdi Değişkenleri	Veri Kaynağı	Kaynak
Bilgi Edinimi	Ticari açıklık = (İhracat + İthalat / GSYİH)	Dünya Kalkınma Göstergeleri Veri Tabanı. Dünya Bankası: https://data.worldbank.org/indicator/NE.TRD.GNFS.ZS	Afzal & Lawrey (2012; 2014); Karahan (2012); Bashir (2013); Parcero ve Ryan, (2016); Abbasinejad ve Zahedi Khoozani (2021); Hossain, A. (2015).
	Net doğrudan yabancı sermaye (yatırım) girişi (%GSYİH)	Dünya Kalkınma Göstergeleri Veri Tabanı. Dünya Bankası: https://data.worldbank.org/indicator/BX.KLT.DINV.WD.GD.ZS	
	Yasal düzenleme kalitesi	Dünya Geneli Yönetişim Göstergeleri Veri Tabanı. Dünya Bankası: https://data.worldbank.org/indicator/RQ.EST	
Bilgi Üretimi	AR-GE harcamalarının GSYİH içindeki payı	Dünya Kalkınma Göstergeleri Veri Tabanı. Dünya Bankası: https://data.worldbank.org/indicator/GB.XPD.RSDV.GD.ZS UNESCO İstatistik Enstitüsü: http://data.uis.unesco.org/index.aspx?queryid=3684#	Afzal & Lawrey (2012; 2014); Karahan (2012); Bashir (2013); Yakıcı Ayan ve Pabuçcu (2018); Roman (2010); Abbasinejad ve Zahedi Khoozani (2021); Hossain, A. (2015).
	Ulusal patent başvurusu	Dünya Kalkınma Göstergeleri Veri Tabanı. Dünya Bankası: https://data.worldbank.org/indicator/IP.PAT.RESD	
Bilgi Dağıtımı	Eğitime yönelik kamu harcamaları (% GSYİH)	Dünya Kalkınma Göstergeleri Veri Tabanı. Dünya Bankası: https://data.worldbank.org/indicator/SE.XPD.TOTL.GD.ZS	Afzal & Lawrey (2012; 2014); Karahan (2012); Bashir (2013); Parcero ve Ryan, (2016); Abbasinejad ve Zahedi Khoozani (2021); Hossain, A. (2015).
	Ortaöğretime Katılma Oranı	Dünya Kalkınma Göstergeleri Veri Tabanı. Dünya Bankası: https://data.worldbank.org/indicator/SE.SEC.ENRR	
Bilgi Kullanımı	AR-GE harcamalarının GSYİH içindeki payı	Dünya Kalkınma Göstergeleri Veri Tabanı. Dünya Bankası: https://data.worldbank.org/indicator/GB.XPD.RSDV.GD.ZS UNESCO İstatistik Enstitüsü: http://data.uis.unesco.org/index.aspx?queryid=3684#	Afzal & Lawrey (2012; 2014); Karahan (2012); Bashir (2013); Parcero ve Ryan, (2016); Abbasinejad ve Zahedi Khoozani (2021); Hossain, A. (2015).
	Net doğrudan yabancı sermaye (yatırım) girişi (% GSYİH)	Dünya Kalkınma Göstergeleri Veri Tabanı. Dünya Bankası: https://data.worldbank.org/indicator/BX.KLT.DINV.WD.GD.ZS	
Bilgi Ekonomisi Alt Boyutları	Çıktı Değişkenleri	Veri Kaynağı	Kaynak
Bilgi Edinimi	Yıllık GSYİH büyümesi (%)	Dünya Kalkınma Göstergeleri Veri Tabanı. Dünya Bankası: https://data.worldbank.org/indicator/NY.GDP.MKTP.KD.ZG	Afzal & Lawrey (2012; 2014); Karahan (2012); Bashir (2013); Yakıcı Ayan ve Pabuçcu (2018).
Bilgi Üretimi	Bilimsel ve teknik dergi makale sayısı	Dünya Kalkınma Göstergeleri Veri Tabanı. Dünya Bankası: https://data.worldbank.org/indicator/IP.JRN.ARTC.SC	Afzal & Lawrey (2012; 2014); Karahan (2012); Bashir (2013); Roman (2010); Parcero ve Ryan, (2016); Abbasinejad ve Zahedi Khoozani (2021); Hossain, A. (2015).
Bilgi Dağıtımı	100 kişiye düşen mobil iletişim aboneliği ve penetrasyon sayısı	Dünya Kalkınma Göstergeleri Veri Tabanı. Dünya Bankası: https://data.worldbank.org/indicator/IT.CEL.SETS.P2	Afzal & Lawrey (2012; 2014); Karahan (2012); Bashir (2013); Yakıcı Ayan ve Pabuçcu (2018); Yaylalı vd. (2007); Parcero ve Ryan, (2016); Abbasinejad ve Zahedi Khoozani (2021); Hossain, A. (2015).
	İnternet kullanan birey sayısı	Dünya Kalkınma Göstergeleri Veri Tabanı. Dünya Bankası: https://data.worldbank.org/indicator/IT.NET.USER.ZS	
Bilgi Kullanımı	Yüksek Teknolojik Ürünlerinin İhracat İçerisindeki Payı	Dünya Kalkınma Göstergeleri Veri Tabanı. Dünya Bankası: https://data.worldbank.org/indicator/TX.VAL.TECH.MF.ZS	Afzal & Lawrey (2012; 2014); Karahan (2012); Bashir (2013); Yakıcı Ayan ve Pabuçcu (2018); Yaylalı vd. (2007); Roman (2010); Parcero ve Ryan, (2016); Hossain, A. (2015).

Kaynak: Yazar tarafından hazırlanmıştır.

Bu modeller ve çerçeveler bilgi ekonomisinin sahip olması gereken ortamın temel analizini vermesi ve başarılı bir bilgi ekonomisinin bilgi edinimi, bilgi üretimi, bilgi dağıtımı ve bilgi kullanımı olmak üzere dört temel boyutta ele alınması gerektiğini iddia etmesi bakımından ortak bir özelliğe sahiptir (Afzal ve Lawrey, 2012: 14).

Tablo 14’te belirtilen değişkenlerin çoğu bilgi ekonomisini ve bunun girişimcilik faaliyetleri ve ekonomik kalkınma üzerindeki etkisini tanımlamaktadır (Kassicieh, 2010). Çalışmada geniş bir literatür taraması ile bilgi ekonomisinin belirli boyutları (bilgi edinimi, bilgi üretimi, bilgi dağıtımı ve bilgi kullanımı) vurgulanmış ve ilgili değişkenler bu boyutlar altında gruplandırılmıştır. Çalışmada kullanılan girdi ve çıktı değişkenleri aşağıdaki başlıklarda açıklanmaktadır.

4.2.5.1. Bilgi Edinimi Boyutu

Gelişmekte olan birçok ülkede bilgi ve teknoloji yabancı kaynaklardan beslenmekte ve doğrudan yabancı yatırımlar, ticari açıklık ve lisans anlaşmaları ile teşvik edilen ekipman ve diğer malların ithalatı yoluyla ülkeye girmektedir (The World Bank 2007’den aktaran: Poorfaraj vd., 2011: 22). Dolayısıyla bilgi edinimi bir ekonominin ticarete ve doğrudan yabancı yatırımlarda tamamen dünyaya açık hale getirilmesiyle mükemmel bir şekilde sağlanabilir (Karahana, 2012: 30). Başka bir ifadeyle bilgi uluslararası çevrelerden elde edildiği için bu boyutta yer alan değişkenler, ülkelerin uluslararası çevrelerle olan etkileşimini ve bu çevrelerden bilgi edinme potansiyelini yansıtır. Yabancı yatırımlar, ticari açıklık ve lisans anlaşmaları gibi faktörler bu uluslararası bilgi akışının sağlanmasında önemli rol oynar. Bu nedenle bilgi edinimi boyutunda yıllık GSYİH büyümesi çıktı değişkeni olarak ele alınırken ticari açıklık, net doğrudan yabancı sermaye (yatırım) girişi, yasal ve düzenleyici kalite girdi değişkenleri olarak kabul edilmektedir.

Bilgi Edinimi Boyutu Girdi Değişkenleri

- 1. Ticari açıklık:** GSYİH’nın payı olarak ölçülen mal ve hizmet ihracatı ve ithalatının toplamıdır.
- 2. Net doğrudan yabancı sermaye (yatırım) girişi (% GSYİH):** Doğrudan yabancı yatırım yatırımcının ekonomisinden farklı bir ekonomide faaliyet gösteren bir işletmede kalıcı bir yönetim hissesi (oylama hissesinin yüzde 10’u veya daha fazlası) elde etmek için net yatırım girişidir. Ödemeler dengesinde gösterildiği gibi öz sermaye, kazançların yeniden yatırılması, diğer uzun vadeli sermaye ve kısa vadeli sermayenin toplamıdır. Bu değişken, rapor veren ekonomide yabancı yatırımcılardan net girişleri (yeni yatırım girişleri daha az yatırımdan vazgeçme) gösterir ve GSYİH’ya bölünür.
- 3. Yasal düzenleme kalitesi:** Hükûmetin özel sektör gelişimine izin veren ve teşvik eden sağlam politikalar ve düzenlemeler oluşturma ve uygulama becerisine ilişkin algıları

yakalar. Tahmin, standart normal dağılımın birimleri cinsinden, yani yaklaşık -2,5 ile 2,5 arasında değişen toplam göstergede ülkenin puanını verir.

Bilgi Edinimi Boyutu Çıktı Değişkeni

- 1. Yıllık GSYİH büyümesi (%):** Sabit yerel para birimine dayalı piyasa fiyatlarında GSYİH'nın yıllık yüzde büyüme oranıdır. Topamlar, ABD doları cinsinden ifade edilen 2015 sabit fiyatlarına dayanmaktadır. GSYİH, ekonomideki tüm yerleşik üreticiler tarafından eklenen brüt değerin toplamı artı herhangi bir ürün vergisi ve eksi ürünlerin değerine dâhil olmayan sübvansiyonlardır. Üretilmiş varlıkların amortismanı veya doğal kaynakların tükenmesi ve azalması için kesintisiz hesaplanır.

4.2.5.2. Bilgi Üretimi Boyutu

Bilgi üretimi yenilikçi fikirlerin ve teknolojilerin geliştirilmesine yönelik Ar-Ge yatırımlarını kapsar. Dolayısıyla bilimsel AR-GE'ye yatırım yapmak için bilgi üretimi gereklidir. AR-GE harcamalarının GSYİH içindeki payı ve ulusal patent başvuru sayısı bilgi üretimi boyutunun girdi göstergeleridir. Bu boyutta çıktı göstergesi olarak “bilimsel ve teknik dergi makale sayısı” seçilmiştir.

Bilgi Üretimi Boyutu Girdi Değişkenleri

- 1. AR-GE harcamalarının GSYİH içindeki payı:** GSYİH'nın yüzdesi olarak ifade edilen araştırma ve geliştirmeye (AR-GE) yönelik yurt içi harcamalar ticari işletme, kamu, yükseköğrenim ve kâr amacı gütmeyen özel kuruluşlar olmak üzere dört ana sektördeki hem sermaye hem de cari harcamaları içermektedir. AR-GE; temel araştırma, uygulamalı araştırma ve deneysel araştırmayı kapsamaktadır.
- 2. Ulusal patent başvurusu:** Patent başvuruları, bir buluş için münhasır haklar için Patent İşbirliği Anlaşması prosedürü yoluyla veya ulusal bir patent ofisi ile yapılan dünya çapındaki patent başvurularıdır - bir şeyi yapmanın yeni bir yolunu sağlayan veya bir soruna yeni bir teknik çözüm sunan bir ürün veya süreç. Bir patent buluş için patent sahibine sınırlı bir süre için genellikle 20 yıl koruma sağlamaktadır.

Bilgi Üretimi Boyutu Çıktı Değişkeni

- 1. Bilimsel ve teknik dergi makale sayısı:** Bilimsel ve teknik dergi makaleleri fizik, biyoloji, kimya, matematik, klinik tıp, biyomedikal araştırma, mühendislik ve teknoloji ve yer ve uzay bilimleri alanlarında yayınlanan bilimsel ve mühendislik makalelerinin sayısını ifade etmektedir. Makaleler kesirli sayı esasına göre sayılmıştır, yani birden fazla

ülkeden/ekonomiden iş birliği yapan kurumların yer aldığı makaleler için her ülke/ekonomi, katılımcı kurumlarının oranına göre kesirli kredi almaktadır. Burada Uluslararası katılımcıların olduğu makaleler katılımcı sayısına bölünerek sayılmıştır. Örneğin farklı ülkelerden 3 yazarlı ise Türkiye için bu makale 1 değil 1/3 olarak sayılmıştır. O yüzden küsuratlı rakamlar olabilmektedir.

4.2.5.3. Bilgi Dağıtımı Boyutu

Bilgi dağıtımı, bilgi ve iletişim teknolojileri yoluyla her türlü bilginin yayılmasını ve bilginin eğitim yoluyla iletilmesini içermektedir. Bilgi birikimi yalnızca bilgi etkin bir şekilde dağıtılır ve kullanılırsa zenginlik yaratılmasına yol açmaktadır. Bilgi dağıtımı boyutunda eğitime yönelik kamu harcamaları ve ortaöğretime katılma oranı girdi göstergeleri iken internet kullanan birey sayısı, 100 kişiye düşen mobil iletişim aboneliği ve penetrasyon sayısı çıktı göstergelerini ifade etmektedir.

Bilgi Dağıtımı Boyutu Girdi Değişkenleri

- 1. Eğitime yönelik kamu harcamaları (%GSYİH):** Eğitime yönelik genel devlet harcamaları (cari, sermaye ve transferler) GSYİH'nın yüzdesi olarak ifade edilmektedir. Uluslararası kaynaklardan hükûmete yapılan transferlerle finanse edilen harcamaları içermektedir. Genel hükûmet genellikle yerel, bölgesel ve merkezi hükûmetleri belirtmektedir.
- 2. Ortaöğretime Katılma Oranı:** Brüt kayıt oranı yaşa bakılmaksızın toplam kaydın, gösterilen eğitim düzeyine resmi olarak karşılık gelen yaş grubunun nüfusuna oranıdır. Orta öğretim, ilköğretim düzeyinde başlayan temel eğitimin sağlanmasını tamamlar ve daha uzmanlaşmış öğretmenler kullanarak daha fazla konu veya beceri odaklı eğitim sunarak yaşam boyu öğrenme ve insani gelişmenin temellerini atmayı amaçlamaktadır. Yaştan bağımsız olarak ortaöğretime kayıtlı öğrenci sayısının resmi olarak ortaöğretime karşılık gelen yaş grubundaki nüfusa bölünmesi ve 100 ile çarpılmasıyla hesaplanmaktadır. O yüzden oran 100'den büyük olabilmektedir.

Bilgi Dağıtımı Boyutu Çıktı Değişkenleri

- 1. 100 kişiye düşen mobil iletişim aboneliği ve penetrasyon sayısı:** Mobil cep telefonu abonelikleri, hücresel teknolojiyi kullanarak genel aktarmalı telefon şebekesine (PSTN) erişim sağlayan bir genel mobil telefon hizmetine yapılan abonelik sayısını ifade etmektedir. Gösterge, faturalı aboneliklerin sayısını içerir (ve ikiye ayrılır); ve aktif ön ödemeli hesapların sayısı (yani son üç ayda kullanılmış olanlar). Gösterge, sesli iletişim sunan tüm mobil-hücresel abonelikler için geçerlidir. Veri kartları veya USB modemler

aracılığıyla yapılan abonelikler hariçtir; genel mobil veri hizmetlerine abonelikler; özel trunk mobil radyo; tele nokta; radyo çağrı ve telemetri hizmetleri.

2. **İnternet kullanan birey sayısı:** Nüfusun yüzdesi olarak internet kullanıcıları, son 3 ay içinde İnternet'i (herhangi bir yerden) kullanmış kişilerdir. İnternet bir bilgisayar, cep telefonu, kişisel dijital asistan, oyun makinesi, dijital TV vb. aracılığıyla kullanılabilir.

4.2.5.4. Bilgi Kullanımı Boyutu

Bilgi kullanımı bilginin ekonomik üretkenlik ve toplumsal fayda sağlamak amacıyla uygulanmasını ifade eder. Bilginin kullanılması teknolojik AR-GE yoluyla bilginin özümsemesi ve bilimsel formdan teknolojik forma aktarılmasını kapsamaktadır (Karahana, 2012: 30). Dünya Bankası Enstitüsü (1999), etkili bir yenilik sisteminin araştırma ve AR-GE harcamalarına, doğrudan yabancı yatırım girişlerine ve üniversiteler ile sanayi arasındaki bilgi paylaşımına bağlı olduğunu belirtmiştir. Bu değişkenler genellikle ulusal bir yenilik sisteminde yerli bilgi yoğun ürünler üretmek için bilgi kullanım girdileri olarak kabul edilmektedir (Poorfaraj vd., 2011'den aktaran Bashir, 2013b: 479). Bu boyutta AR-GE harcamalarının GSYİH içindeki payı, Net doğrudan yabancı sermaye (yatırım) girişi girdi değişkeni, yüksek teknolojik ürünlerinin ihracat içerisindeki payı ise çıktı göstergesi olarak ele alınmaktadır.

Bilgi Kullanımı Boyutu Girdi Değişkenleri

1. **AR-GE harcamalarının GSYİH içindeki payı:** İlgili değişkenin bilgi üretimi boyutunda da girdi değişkeni olarak kullanıldığı için tanımı daha önce yukarıda verilmiştir.
2. **Net doğrudan yabancı sermaye (yatırım) girişi (% GSYİH):** Benzer şekilde ilgili değişkenin bilgi edinimi boyutunda da girdi değişkeni olarak kullanıldığı için tanımı daha önce yukarıda açıklanmıştır.

Bilgi Kullanımı Boyutu Çıktı Değişkeni

1. **Yüksek Teknolojik Ürünlerinin İhracat İçerisindeki Payı:** Yüksek teknoloji ihracatı, havacılık, bilgisayar, ilaç, bilimsel aletler ve elektrikli makineler gibi yüksek AR-GE yoğunluğuna sahip ürünlerdir.

4.3. Veri Zarflama Analizi Tahminleri

Bu tez çalışmasında bilgi ekonomisi göstergelerinin bilgi edinimi, bilgi üretimi, bilgi dağıtımı ve bilgi kullanımı boyutlarındaki performanslarının değerlendirilmesi amacıyla ülkelere (KVB: Yıl, Ülke: Sabit) ve yıllara (KVB: Ülke, Yıl: Sabit) göre olmak üzere iki farklı açıdan klasik VZA

ve süper etkinlik modeli uygulanmıştır. Burada temel amaç girdiyi azaltmak değil sabit bir girdi ile mümkün olduğunca fazla çıktı üretmek yani çıktıyı maksimize etmek olduğu için tüm analizlerde çıktıya yönelik modeller tercih edilmiştir. Süper etkinlik modeli etkin olan birimleri kendi aralarında sıralamak için kullanılmaktadır. Etkin olmayan birimlerin puanları ise klasik VZA ile aynı çıkmaktadır. Ancak etkin olan birimlerin puanları klasik VZA’da sürekli 1 iken süper etkinlik modelinde 1’den büyük olan ayrı ayrı değerler olabilmekte ve kendi aralarında sıralanabilmektedir. Analizler 2007-2020 yılları arasında 45 ülke ve 14 yılın verileri dikkate alınarak gerçekleştirilmiştir. Çalışmanın temel amacı Türkiye dahil olmak üzere verilerine ulaşabilmenin mümkün olduğu ülkelerin bilgi ekonomisi göstergeleri alt boyutlarında göreceli etkinliklerinin belirlenmesi ve bu performansların detaylı bir şekilde analiz edilmesidir. Çalışmada bilgi edinimi boyutunda yasal düzenleme kalitesi, net doğrudan yabancı sermaye (yatırım) girişi (% GSYİH), yıllık GSYİH büyümesi (%); bilgi kullanımı boyutunda ise net doğrudan yabancı sermaye (yatırım) girişi (% GSYİH) değişkenlerinde negatif veriler mevcut olduğu için ilgili boyutlarda Babazadeh ve Pourmahmoud (2018) tarafından geliştirilmiş olan DDF’ye dayalı bir VRS radyal süper etkinlik VZA modeli uygulanırken; bilgi üretimi ve bilgi dağıtımı boyutları için çıktıya yönelik klasik VZA modeli uygulanmıştır. Her iki modelin seçimi analiz edilen boyutların özellikleri ve çalışmanın kapsamına uygun olarak belirlenmiştir. Ayrıca bilgi ekonomisi performanslarının daha geniş bir perspektiften değerlendirilmesi için dört boyut birleştirilerek toplu bir analiz de gerçekleştirilmiştir. Bu analiz için de Babazadeh ve Pourmahmoud (2018) tarafından geliştirilmiş olan süper etkinlik modelinin versiyonu tercih edilmiştir. Analizlerin güvenilir ve doğru sonuçlar üretmesi adına VZA’nın temel kuralı dikkate alınmıştır. Bu kurala göre KVB’nin sayısının, girdi ve çıktı değişkenlerinin toplamının en az iki katı olması gerekmektedir. Bu bağlamda çalışmaya dahil edilen 45 ülke ve 14 yıl yöntemin temel varsayımlarını karşılamakta ve analiz sonuçlarının doğruluğunu desteklemektedir.

Klasik VZA BCC-O modeli çözümleri DEA Solver programı; DDF’ye dayalı VRS radyal süper etkinlik modeli çözümleri ise Excel Open Solver eklentisi kullanılarak hesaplanmıştır. Bu kapsamda etkinlik analizleri bilgi ekonomisinin her bir boyutunda en iyi performansı gösteren ülkelere ve yıllara göre yapılmış ve sonuçlar hem boyutlar bazında hem de toplu olarak sunulmuştur. Söz konusu analizler bilgi ekonomisi süreçlerinde ülkelerin güçlü ve zayıf yönlerini belirlemenin yanı sıra performans farklılıklarını daha detaylı bir şekilde ortaya koymayı hedeflemektedir. Bu doğrultuda Tablo 15’te belirli bir ülkenin 2007-2020 yılları arasında bilgi edinimi performansı açısından etkinlik puanları Babazadeh ve Pourmahmoud (2018) tarafından geliştirilmiş olan süper etkinlik modeli (Eşitlik 35’te verilmektedir.) ile değerlendirilmiştir. Bu nedenle etkinlik puanlarının 1’den büyük olması ilgili ülkenin referans setindeki diğer birimlere kıyasla daha etkin olduğunu göstermektedir. Bir ülkenin yıllara göre göreceli etkinlik analizini sunmaktadır.

Uygulama bölümünde verilen tüm tablolarda bazı gelişmekte olan 13 ülkenin etkinlik puanları verilmiş ve bulgular sadece 13 ülkeye göre yorumlanmıştır. EK (1)'de çalışmaya dahil edilen tüm ülkelerin etkinlik puanları sunulmuştur. Diğer tüm ülkeler EK (1)'deki bilgiler kullanılarak benzer şekilde yorumlanabilecektir.

Tablo 15: Bilgi Edinimi Açısından Yılların Etkinlik Puanları

Yıl (KVB)	Ülke*												
	AR	BR	RO	CO	ZA	TH	CL	TR	PL	MX	SK	CZ	HU
2007	1,0579	1,1371	1,1588	1,0600	1,1000	0,9284	0,9420	0,9277	1,2168	1,0563	1,1221	1,1929	0,9804
2008	0,8448	0,8802	1,1063	0,8115	0,8160	0,6148	0,8013	0,8355	1,1005	0,9750	0,8777	1,0370	0,9238
2009	0,8038	1,0336	1,1861	1,1501	1,0207	0,7663	0,5936	1,0144	1,1115	1,1097	1,2146	1,1820	1,3414
2010	1,0906	1,1857	0,9534	1,2224	1,1574	1,0814	1,0337	1,1725	0,8993	1,0989	1,1421	0,9255	0,9695
2011	0,9809	0,8732	1,0424	1,0080	1,0058	0,9567	1,0082	1,1039	0,9631	1,0956	0,7760	0,9925	0,7073
2012	0,8916	0,7805	1,0312	0,8247	0,9551	1,0662	1,0390	0,8109	0,9106	1,1809	0,7702	0,9689	0,6756
2013	0,9987	0,8718	0,9704	0,8928	0,8905	0,6974	0,8681	0,9645	1,1047	0,8031	0,7780	0,9832	0,7529
2014	1,2020	0,9179	0,9761	0,8531	0,9156	0,8895	0,7798	0,8722	0,8344	0,9252	1,1279	1,0524	0,9050
2015	1,1974	0,9715	0,9043	0,7734	1,0247	0,8908	0,9205	0,8576	0,9288	0,8626	1,1075	1,2746	0,8615
2016	1,1367	1,0611	0,8564	0,7805	0,9910	1,0558	1,0094	1,0739	0,7722	0,8128	0,6856	1,0681	0,9318
2017	0,9973	1,0602	1,1438	0,8113	1,0705	1,0078	1,0455	1,1749	1,1081	0,8428	0,8727	0,9702	0,9087
2018	0,6132	1,1373	1,0153	0,8254	1,0899	1,0979	1,1360	0,9572	1,0041	0,9880	0,9241	0,8362	1,1785
2019	0,8051	0,8690	0,9359	0,7589	0,9780	1,1224	1,0386	0,9869	0,9605	1,1475	0,8410	0,8506	1,0473
2020	0,7735	1,1077	1,2898	1,0522	1,1404	1,1903	1,3273	1,0314	0,8514	1,0350	1,2262	0,8370	1,1379

*Kısaltmalar listesinde yer alan ülke adlarının kısaltmaları kullanılmıştır.

Tablo 15'e göre Arjantin 2007, 2010, 2014, 2015 ve 2016 yıllarında; Brezilya 2007, 2009, 2010, 2016, 2017, 2018 ve 2020 yıllarında; Romanya 2007, 2008, 2009, 2011, 2012, 2017, 2018 ve 2020 yıllarında; Kolombiya 2007, 2009, 2010, 2011 ve 2020 yıllarında; Güney Afrika 2007, 2009, 2010, 2011, 2015, 2017, 2018 ve 2020 yıllarında; Tayland 2010, 2012, 2016, 2017, 2018, 2019 ve 2020 yıllarında; Şili 2010, 2011, 2012, 2016, 2017, 2018, 2019 ve 2020 yıllarında; Türkiye 2009, 2010, 2011, 2016, 2017 ve 2020 yıllarında; Polonya 2007, 2008, 2009, 2013, 2017 ve 2018 yıllarında; Meksika 2007, 2009, 2010, 2011, 2012, 2019 ve 2020 yıllarında; Slovakya 2007, 2009, 2010, 2014, 2015 ve 2020 yıllarında; Çekya 2007, 2008, 2009, 2014, 2015 ve 2016 yıllarında; Macaristan 2009, 2018, 2019 ve 2020 yıllarında etkin bulunmuştur. Dolayısıyla Romanya, Güney Afrika ve Şili'nin çalışmanın ele alındığı dönemlerde en çok etkin yıla sahip ülkeler olduğu belirtilebilir. Ayrıca Arjantin 2014; Brezilya, Kolombiya, Güney Afrika ve Şili 2010; Romanya, Tayland ve Slovakya 2020; Türkiye 2017; Polonya 2007; Meksika 2012; Çekya 2015; Macaristan 2009 yılında en yüksek etkinlik puanına sahiptir. Buna rağmen Şili 2009 yılında 0,5936 gibi düşük bir skorla en az etkin ülke olarak değerlendirilebilir. Türkiye için değerlendirme yapmak gerekirse Türkiye bazı yıllarda etkin bulunmasa da genel olarak ortalama üstü bir performans sergilemiştir. Türkiye'nin 2017 yılında 1,1749 gibi yüksek bir etkinlik skoruna ulaştığı gözlenmektedir.

Böylelikle Türkiye'nin en etkin değerlendirildiği yılın 2017; en az etkin olarak değerlendirildiği yılın ise 2012 olduğu belirtilebilir.

Tablo 16'da bilgi edinimi performansı açısından 2007-2020 yılları arasında belirli bir yıl için ülkelerin etkinlik puanları Babazadeh ve Pourmahmoud (2018) tarafından geliştirilmiş olan süper etkinlik modeli (Eşitlik 35'te verilmektedir.) ile hesaplanmıştır. Tablo 16 belirli bir yıl için ülkelerin göreceli etkinlik puanlarını sunmaktadır. EK (2)'de çalışmaya dahil edilen tüm ülkelerin etkinlik puanları sunulmuştur. Diğer tüm ülkeler EK (2)'deki bilgiler kullanılarak benzer şekilde yorumlanabilecektir.

Tablo 16: Bilgi Edinimi Açısından Ülkelerin Etkinlik Puanları

Ülke* (KVB)	Yıl													
	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020
AR	1,0755	1,0884	1,1137	1,1387	1,1080	1,1182	1,0892	1,0907	1,0360	1,0228	1,0211	1,0090	1,0108	1,0089
BR	1,0365	1,0552	1,0457	1,0363	1,0365	1,0327	1,0155	1,0237	0,9885	1,0039	1,0022	1,0227	1,0189	0,9968
RO	0,9896	1,0753	0,9857	0,9717	0,9845	0,9904	0,9769	0,9919	0,9811	0,9254	0,9750	0,9093	0,9809	0,9542
CO	0,9941	0,9861	0,9941	0,9996	0,9904	1,0147	0,9949	1,0345	0,9844	0,9767	0,9684	0,9953	0,9941	0,9913
ZA	0,9900	0,9899	0,9931	0,9934	0,9921	0,9964	0,9844	0,9936	0,9987	0,9705	0,9481	0,9579	0,9945	0,9811
TH	0,9640	0,9893	0,9939	0,9578	0,9921	1,0394	0,9613	0,9910	0,9722	0,9676	0,9261	0,8658	0,9931	0,9588
CL	0,9721	0,9485	0,9706	0,9416	0,9355	0,9898	0,9382	0,9607	0,9491	0,9295	0,9323	0,9671	0,9765	0,9627
TR	0,9910	0,9902	0,9942	0,9974	1,2865	1,0044	1,0745	1,0224	1,0840	0,9780	1,0745	0,9522	0,9935	0,9737
PL	0,9753	0,9934	0,9975	0,9496	0,9729	0,9862	0,9831	0,9819	0,9776	0,8915	0,8717	0,9826	0,9770	0,9269
MX	0,9884	0,9888	0,9902	0,9749	0,9861	0,9966	0,9661	0,9913	0,9815	0,9243	0,9010	0,8938	0,9843	0,9527
SK	0,9510	0,9842	0,9863	0,9539	0,9555	0,9844	0,9543	0,9948	0,9896	0,8480	0,8073	0,7936	0,9623	0,9142
CZ	0,9518	0,9831	0,9840	0,9016	0,9772	0,9732	0,9317	0,9744	0,9968	0,8419	0,8342	0,7620	0,9540	0,8867
HU	0,8628	0,7174	1,0004	1,0426	0,9400	0,9603	0,9906	0,9596	1,0099	0,6957	0,9405	1,2330	0,7468	0,6331

*Kısaltmalar listesinde yer alan ülke adlarının kısaltmaları kullanılmıştır.

Tablo 16'ya göre 2007, 2016 ve 2019 yıllarında Arjantin ve Brezilya; 2008 yılında Arjantin, Brezilya ve Romanya; 2009, 2010 ve 2018 yıllarında Arjantin, Brezilya ve Macaristan; 2011, 2013 ve 2017 yıllarında Arjantin, Brezilya ve Türkiye; 2012 yılında Arjantin, Brezilya, Kolombiya, Tayland ve Türkiye; 2014 yılında Arjantin, Brezilya, Kolombiya ve Türkiye; 2015 yılında Arjantin, Türkiye ve Macaristan; 2020 yılında ise sadece Arjantin'in etkin olduğu bulgusuna ulaşılmıştır. Ayrıca 2007-2020 yılları arasında Arjantin'in 1'in üzerinde etkinlik puanları ile sürekli etkin olarak değerlendirildiği dikkat çekmektedir. Arjantin özellikle 2007-2010 yılları arasında etkinliğini artırarak bilgi edinimi boyutundaki başarısını göstermektedir. 2012 yılında en fazla ülkenin 2020 yılında ise en az ülkenin etkin olarak değerlendirildiği dikkat çekmektedir. Buna ek olarak 2007, 2008, 2009, 2010, 2012, 2013, 2014, 2016 ve 2020 yıllarında en etkin bulunan ülkelerin Arjantin; 2011, 2015, 2017 yıllarında Türkiye; 2018 yılında Macaristan; 2019 yılında ise Brezilya'nın olduğu görülmektedir. En az etkin bulunan ülkelerin ise 2007, 2008, 2012, 2014, 2016, 2019 ve 2020 yıllarında Macaristan; 2009, 2011 ve 2015'te Şili; 2010, 2013 ve 2018'de Çekya; 2017'de ise

Slovakya'nın olduğu tespit edilmiştir. Türkiye için değerlendirme yapılacak olursa 2007-2010 yılları arasında Türkiye etkinsiz olarak değerlendirilmiştir. 2011 yılında ise mevcut ülkeler arasında en yüksek performansı sergilemiştir. Ancak sonraki bazı yıllarda özellikle 2016, 2018 ve 2020'de etkinlik puanları oldukça düşük çıkmıştır.

Tablo 17'de belirli bir ülkenin 2007-2020 yılları arasında bilgi üretimi performansı açısından etkinlik puanları çıktıya yönelik BCC modeli (BCC-O) ile değerlendirilmiştir. Bu nedenle etkinlik puanının 1 olması ilgili ülkenin referans setindeki diğer birimlere kıyasla tam etkin olduğunu göstermektedir. Bu model ölçeğe göre değişken getiri varsayımına dayalı olup bilgi üretiminde kaynak kullanımının ne ölçüde etkin olduğunu ortaya koymaktadır. Tablo 17 bir ülkenin yıllara göre göreceli etkinlik analizini sunmaktadır. EK (3)'te çalışmaya dahil edilen tüm ülkelerin etkinlik puanları sunulmuştur. Diğer tüm ülkeler EK (3)'teki bilgiler kullanılarak benzer şekilde yorumlanabilecektir.

Tablo 17: Bilgi Üretimi Açısından Yılların Etkinlik Puanları

Yıl (KVB)	Ülke*												
	AR	BR	RO	CO	ZA	TH	CL	TR	PL	MX	SK	CZ	HU
2007	0,9998	0,9999	0,5026	0,9998	0,3726	0,9999	0,9998	1	1	1	1	0,8818	1
2008	0,7337	0,8927	0,6727	0,9999	0,3977	1	0,4159	1	1	0,9649	1	1	1
2009	0,7265	1	0,8694	1	0,4461	1	0,6862	1	0,9297	0,7817	0,9124	0,9436	0,8969
2010	0,7713	1	0,9805	1	0,4909	0,7033	0,9999	0,99	0,9049	0,6906	0,8439	1	0,8808
2011	0,8091	0,851	0,9374	1	0,5342	1	0,8326	0,9473	0,9134	0,6346	0,8423	0,9045	0,9442
2012	0,8176	0,9242	0,9624	0,8263	0,5766	0,7868	0,9923	0,9268	0,8706	0,6267	1	0,8376	0,934
2013	0,8429	0,8132	1	0,7225	0,6186	0,9595	0,9187	1	0,9306	0,6583	0,821	0,8352	0,8722
2014	0,8936	0,9712	1	0,7723	0,6428	0,9946	0,6399	0,9766	0,9449	0,7017	0,8796	0,9165	0,9371
2015	0,8985	1	1	0,6645	0,6871	0,9191	0,674	0,9927	0,9506	0,7244	0,8908	1	0,9259
2016	0,8774	0,8076	0,9185	0,7578	0,7507	0,9041	0,7391	0,9789	1	0,7487	0,9941	1	0,9483
2017	1	1	0,9365	0,8788	0,8091	0,8852	0,7528	0,9085	1	0,7979	1	1	1
2018	1	0,9954	0,8863	0,8049	0,8579	0,952	0,8283	0,8468	0,9841	0,8432	0,9096	1	1
2019	1	0,9158	1	0,9061	1	1	0,8771	0,8997	0,9748	1	1	1	1
2020	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0,9704	1	1

*Kısaltmalar listesinde yer alan ülke adlarının kısaltmaları kullanılmıştır.

Tablo 17 belirli bir ülkenin bilgi üretimi açısından yıllar boyunca sergiledikleri etkinlik performanslarını detaylandırmaktadır. Etkinlik puanları 0 ile 1 arasında yer almakta 1 olan değerler tam etkinliği ifade etmektedir. Bu kapsamda Tablo 17'ye göre Arjantin 2017, 2018, 2019 ve 2020 yıllarında; Brezilya 2009, 2010, 2015, 2017 ve 2020 yıllarında; Romanya 2013, 2014, 2015, 2019 ve 2020 yıllarında; Kolombiya 2009, 2010, 2011 ve 2020 yıllarında; Güney Afrika 2019 ve 2020 yıllarında; Tayland 2008, 2009, 2011, 2019 ve 2020 yıllarında; Şili sadece 2020 yılında; Türkiye 2007, 2008, 2009, 2013 ve 2020 yıllarında; Polonya 2007, 2008, 2016, 2017 ve 2020 yıllarında; Meksika 2007, 2019 ve 2020 yıllarında; Slovakya 2007, 2008, 2012, 2017 ve 2019 yıllarında;

Çekya 2008, 2010, 2015, 2016, 2017, 2018, 2019 ve 2020 yıllarında; Macaristan ise 2007, 2008, 2017, 2018, 2019 ve 2020 yıllarında etkin bulunmuştur. Çekya'nın çalışmanın ele alındığı dönemde daha fazla yılda etkin bulunduğu sonucuna ulaşılmıştır. Şili ise en az yılda (sadece 2020) etkin bulunmuştur. Türkiye için değerlendirme yapmak gerekirse Türkiye'nin 2018 yılında en düşük etkinlik skoruna sahip olduğu gözlenmektedir. 2020 yılında ise Türkiye'nin bilgi üretimi süreçlerinde ki iyileşmeden dolayı tam etkinlik seviyesinde olduğu görülmektedir.

Tablo 18'de bilgi üretimi performansı açısından 2007-2020 yılları arasında belirli bir yıl için ülkelerin etkinlik puanları BCC-O modeli ile değerlendirilmiştir. Tablo 18 belirli bir yıl için ülkelerin göreceli etkinlik puanlarını göstermektedir. EK (4)'te çalışmaya dahil edilen tüm ülkelerin etkinlik puanları sunulmuştur. Diğer tüm ülkeler EK (4)'teki bilgiler kullanılarak benzer şekilde yorumlanabilecektir.

Tablo 18: Bilgi Üretimi Açısından Ülkelerin Etkinlik Puanları

Ülke* (KVB)	Yıl													
	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020
AR	0,4392	0,5346	0,6841	0,7531	0,6553	0,5902	0,6475	0,8094	0,7342	0,4711	0,8124	0,5725	0,4476	0,3632
BR	0,7651	0,8500	0,9029	0,9155	0,8941	0,9148	0,8868	0,8728	0,8625	0,8920	1	1	1	1
RO	0,4005	0,4926	0,6289	0,6096	0,5091	0,5707	0,6162	0,5903	0,5373	0,4637	0,4223	0,3849	0,4214	0,4084
CO	0,7468	1	1	1	1	1	0,9489	0,9786	0,8094	0,5622	0,5839	0,5591	0,5659	0,7331
ZA	0,4115	0,4698	0,5629	0,5786	0,7205	0,7979	0,7832	0,6505	0,6091	0,8021	0,6702	0,5483	0,5804	0,6341
TH	0,7140	0,7949	0,7405	0,3769	0,5575	0,4274	0,3916	0,4297	0,4181	0,4222	0,4292	0,3725	0,3381	0,3479
CL	0,5234	0,4557	0,6920	0,6873	0,7229	0,7884	0,7656	0,6596	0,6778	0,8169	0,6136	0,4976	0,4980	0,6170
TR	0,9591	0,9147	0,8784	0,8381	0,7657	0,7003	0,7479	0,7351	0,7371	0,7354	0,6476	0,5859	0,5996	0,6136
PL	1	1	0,9239	0,8325	0,7499	0,6479	0,6866	0,6876	0,6647	0,7212	0,6520	0,5742	0,5393	0,5195
MX	1	1	0,9078	0,7954	0,7236	0,7321	0,7468	0,7412	0,7624	0,8437	1	1	1	1
SK	0,5988	0,8879	0,7938	0,6308	0,7369	1	0,9252	1	0,9397	1	0,9992	0,5670	0,5393	0,5100
CZ	0,6973	0,7970	0,7845	0,7823	0,8375	0,7871	0,6690	0,8377	0,9122	0,9711	0,7770	0,6074	0,4559	0,4744
HU	0,4659	0,5285	0,4610	0,4739	0,4908	0,4717	0,4559	0,5959	0,5497	0,4888	0,4963	0,4220	0,3522	0,3628

*Kısaltmalar listesinde yer alan ülke adlarının kısaltmaları kullanılmıştır.

Tablo 18'de verilen bilgiler doğrultusunda 2007 yılında Polonya ve Meksika; 2008 yılında Kolombiya, Polonya ve Meksika; 2009, 2010 ve 2011 yıllarında Kolombiya; 2012 yılında Kolombiya ve Slovakya; 2014 ve 2016 yıllarında Slovakya; 2017, 2018, 2019 ve 2020 yıllarında Brezilya ve Meksika'nın etkinlik skorunda 1 değerini alarak tam etkinlik seviyesine ulaştığı görülmektedir. 2013 ve 2015 yıllarında ise etkin olan hiçbir ülkenin olmadığı dikkat çekici olmuştur. Türkiye için bilgi üretimi açısından değerlendirme yapılacak olursa 2007-2020 yılları arasında Türkiye'nin etkin olarak değerlendirildiği herhangi bir yıl bulunmamaktadır.

Tablo 19'da belirli bir ülkenin 2007-2020 yılları arasında bilgi dağıtım performansı açısından etkinlik puanları BCC-O modeli ile değerlendirilmiştir. Tablo 19 bir ülkenin yıllara göre

görelî etkinlik analizini sunmaktadır. EK (5)'te çalışmaya dahil edilen tüm ülkelerin etkinlik puanları sunulmuştur. Diğer tüm ülkeler EK (5)'teki bilgiler kullanılarak benzer şekilde yorumlanabilecektir.

Tablo 19: Bilgi Dağıtım Açısından Yılların Etkinlik Puanları

Yıl (KVB)	Ülke*												
	AR	BR	RO	CO	ZA	TH	CL	TR	PL	MX	SK	CZ	HU
2007	1	1	0,8453	0,9999	0,9052	0,9999	1	0,9468	0,7649	0,9999	1	0,9638	0,9007
2008	1	0,9084	0,9839	1	1	1	0,7767	1	0,8373	0,9788	1	1	1
2009	1	0,8993	1	0,7581	0,8974	0,8343	0,9998	1	0,9424	0,9999	0,8493	1	0,9852
2010	1	0,8655	1	0,7579	0,9845	0,9876	0,9368	1	1	1	0,9111	1	1
2011	1	1	0,9957	0,7768	0,9483	0,7993	1	0,9622	1	1	0,9235	0,9908	1
2012	1	1	1	0,8878	0,8663	0,8877	1	1	1	1	0,9699	1	1
2013	1	1	0,9821	0,8419	0,9681	1	0,9876	0,9446	1	1	0,9994	0,9923	1
2014	0,9669	1	0,9819	0,9595	0,9244	0,7635	0,977	0,9478	1	0,9392	0,9997	1	1
2015	0,9811	0,9959	0,9961	1	1	0,8057	0,9723	0,9523	0,9867	0,9262	0,9116	0,9448	0,9139
2016	1	0,961	1	0,9999	1	0,9324	0,9957	0,9546	1	0,9426	0,9995	0,9503	0,9564
2017	1	0,9531	1	1	0,9756	0,9448	0,9796	0,9709	1	0,9579	1	1	0,9368
2018	1	0,938	1	1	1	0,9676	1	0,9911	0,9906	1	1	1	0,9362
2019	1	0,9432	0,9983	1	1	1	0,9945	0,9924	1	1	1	1	1
2020	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1

*Kısaltmalar listesinde yer alan ülke adlarının kısaltmaları kullanılmıştır.

Tablo 19'a göre Arjantin 2007, 2008, 2009, 2010, 2011, 2012, 2013, 2016, 2017, 2018, 2019 ve 2020 yıllarında; Brezilya 2007, 2011, 2012, 2013, 2014 ve 2020 yıllarında; Romanya 2009, 2010, 2012, 2016, 2017, 2018 ve 2020 yıllarında; Kolombiya 2008, 2015, 2017, 2018, 2019 ve 2020 yıllarında; Güney Afrika 2008, 2015, 2016, 2018, 2019 ve 2020 yıllarında; Tayland 2008, 2013, 2019 ve 2020 yıllarında; Şili 2007, 2011, 2012, 2018 ve 2020 yıllarında; Türkiye 2008, 2009, 2010, 2012 ve 2020 yıllarında; Polonya 2010, 2011, 2012, 2013, 2014, 2016, 2017, 2019 ve 2020 yıllarında; Meksika 2010, 2011, 2012, 2013, 2018, 2019 ve 2020 yıllarında; Slovakya 2007, 2008, 2017, 2018, 2019 ve 2020 yıllarında; Çekya 2008, 2009, 2010, 2012, 2014, 2017, 2018, 2019 ve 2020 yıllarında; Macaristan 2008, 2010, 2011, 2012, 2013, 2014, 2019 ve 2020 yıllarında etkin bulunmuştur.

Tablo 20'de bilgi dağıtım performansı açısından 2007-2020 yılları arasında belirli bir yıl için ülkelerin etkinlik puanları BCC-O modeli ile değerlendirilmiştir. Tablo 20 belirli bir yıl için ülkelerin görelî etkinlik puanlarını vermektedir. EK (6)'da çalışmaya dahil edilen tüm ülkelerin etkinlik puanları sunulmuştur. Diğer tüm ülkeler EK (6)'daki bilgiler kullanılarak benzer şekilde yorumlanabilecektir.

Tablo 20: Bilgi Dağıtımı Açısından Ülkelerin Etkinlik Puanları

Ülke* (KVB)	Yıl													
	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020
AR	0,7110	0,7870	0,8037	0,8437	0,9098	0,8692	0,9178	0,9003	0,9136	0,9372	0,9137	0,8920	0,8675	0,8652
BR	0,4464	0,5333	0,5744	0,6235	0,7490	0,7479	0,7778	0,8704	0,8046	0,7767	0,7537	0,7404	0,7668	0,8370
RO	0,7218	0,8309	0,8620	0,9483	1	0,9778	0,8745	0,8206	0,8488	0,9128	0,8666	0,8934	0,9121	0,9522
CO	0,5648	0,6829	0,6102	0,6170	0,6547	0,6776	0,6947	0,7949	0,8091	0,8329	0,8646	0,8524	0,8120	0,8163
ZA	0,5912	0,6137	0,5830	0,5944	0,7730	0,7393	0,8150	0,8912	1	0,9062	0,9358	0,9764	0,9599	0,9976
TH	0,6555	0,7511	0,7014	0,6970	0,7455	0,7589	0,8395	0,8538	0,9381	1	1	1	1	0,9953
CL	0,9999	0,6624	0,6696	0,7867	0,8952	0,8702	0,8201	0,8645	0,8635	0,9355	0,9090	0,9543	0,9271	0,9289
TR	0,6318	0,6544	0,6494	0,6908	0,6521	0,6507	0,5802	0,6099	0,6188	0,6595	0,6866	0,7339	0,7662	0,9363
PL	0,7356	0,7792	0,7903	0,8308	0,8619	0,8625	0,8822	0,9283	0,9043	0,9123	0,8802	0,8676	0,8699	0,8736
MX	0,4642	0,4891	0,4970	0,5548	0,5619	0,5612	0,5944	0,5892	0,6224	0,6640	0,6786	0,7047	0,7225	0,7500
SK	1	1	0,9637	1	1	0,9569	1	1	0,9649	1	0,9987	0,9985	1	1
CZ	0,9574	1	0,8752	0,9942	0,9536	0,8719	0,8567	0,8777	0,8134	0,8487	0,8609	0,8820	0,8862	0,8637
HU	0,7667	0,8422	0,8122	0,8457	0,8575	0,8058	0,7944	0,8163	0,7551	0,8177	0,7899	0,7871	0,8398	0,8845

*Kısaltmalar listesinde yer alan ülke adlarının kısaltmaları kullanılmıştır.

Tablo 20’de verilen bilgiler doğrultusunda 2007, 2010, 2013, 2014 ve 2020 yıllarında Slovakya; 2008 yılında Slovakya ve Çekya; 2011 yılında Romanya ve Slovakya; 2015 yılında Güney Afrika; 2016 ve 2019 yıllarında Tayland ve Slovakya; 2017 ve 2018 yıllarında Tayland’ın etkinlik skorunda 1 değerini alarak tam etkinlik seviyesine ulaştığı görülmektedir. 2009 ve 2012 yıllarında ise etkin olan hiçbir ülkenin olmadığı dikkat çekici olmuştur. Türkiye için bilgi dağıtımı açısından değerlendirme yapılacak olursa 2007-2020 yılları arasında Türkiye’nin etkin olarak değerlendirildiği herhangi bir yıl bulunmamaktadır.

Tablo 21’de belirli bir ülkenin 2007-2020 yılları arasında bilgi kullanımı performansı açısından etkinlik puanları Babazadeh ve Pourmahmoud (2018) tarafından geliştirilmiş olan süper etkinlik modeli (Eşitlik 35’te verilmektedir.) ile sunulmuştur. Tablo 21 belirli bir ülkenin yıllara göre göreceli etkinlik puanlarını göstermektedir. EK (7)’de çalışmaya dahil edilen tüm ülkelerin etkinlik puanları sunulmuştur. Diğer tüm ülkeler EK (7)’deki bilgiler kullanılarak benzer şekilde yorumlanabilecektir.

Tablo 21: Bilgi Kullanımı Açısından Yılların Etkinlik Puanları

Yıl (KVB)	Ülke*												
	AR	BR	RO	CO	ZA	TH	CL	TR	PL	MX	SK	CZ	HU
2007	1,0277	1,0525	0,2412	1,0135	0,7990	1,0140	1,1120	1,0131	1,0449	0,6297	1,0011	0,9176	1,0726
2008	1,2145	0,8708	0,3086	0,9582	0,7568	1,0077	0,3554	1,0494	1,0549	0,7871	0,9914	1,0392	0,9833
2009	0,9752	1,1171	0,9096	1,0136	0,8543	1,0856	0,5774	0,8413	1,0281	1,0518	1,0932	1,0240	1,0591
2010	0,6037	0,7566	1,0784	1,1102	1,0075	0,7192	0,8377	1,0516	0,9968	0,9343	0,9359	1,0166	1,0723
2011	0,5637	0,7987	1,0351	0,9586	0,9929	1,1198	0,4684	0,8998	0,8941	0,9081	0,9004	1,0694	0,8843
2012	0,3459	0,8430	0,9309	0,8947	1,0187	0,2440	0,3544	0,8800	0,9059	1,1903	0,9201	0,7772	0,8232
2013	0,6090	0,6777	0,9765	0,9051	1,0016	0,7867	0,4180	1,0507	1,1658	0,7964	1,0343	0,6748	0,8240
2014	0,8300	0,4511	1,0755	0,7262	0,9507	0,8885	0,3434	1,0858	0,9709	0,8251	1,0993	0,6277	0,7758
2015	0,9988	0,7710	0,8000	0,9701	1,2391	0,7301	0,3655	1,0185	1,0054	0,6907	0,9636	1,0491	0,8533
2016	1,2496	1,0746	0,7427	1,0443	0,9450	0,8777	0,7476	0,8721	1,0288	0,8424	1,0111	0,6324	0,7274
2017	1,0043	0,9813	0,7262	0,9607	0,9625	0,7026	1,0280	0,9872	1,0540	0,9460	1,0358	0,7315	0,8877
2018	0,8237	0,9452	0,7276	0,7289	0,9165	0,5388	0,9570	0,7745	0,9510	0,9391	0,9474	0,8615	1,0219
2019	1,0803	0,8028	0,8211	0,8523	1,0465	0,7347	0,9017	0,9299	0,8815	1,1246	0,9109	0,8175	0,4335
2020	0,9008	0,7989	1,0262	1,2472	0,8135	1,4164	1,6114	1,0667	0,8814	1,0746	0,9928	1,1521	0,0733

*Kısaltmalar listesinde yer alan ülke adlarının kısaltmaları kullanılmıştır.

Tablo 21'e göre Arjantin 2007, 2008, 2016, 2017 ve 2019 yıllarında; Brezilya 2007, 2009 ve 2016 yıllarında; Romanya 2010, 2011, 2014 ve 2020 yıllarında; Kolombiya 2007, 2009, 2010, 2016 ve 2020 yıllarında; Güney Afrika 2010, 2012, 2013, 2015 ve 2019 yıllarında; Tayland 2007, 2008, 2009, 2011 ve 2020 yıllarında; Şili 2007, 2017 ve 2020 yıllarında; Türkiye 2007, 2008, 2010, 2013, 2014, 2015 ve 2020 yıllarında; Polonya 2007, 2008, 2009, 2013, 2015, 2016 ve 2017 yıllarında; Meksika 2009, 2012, 2019 ve 2020 yıllarında; Slovakya 2007, 2009, 2013, 2014, 2016 ve 2017 yıllarında; Çekya 2008, 2009, 2010, 2011, 2015 ve 2020 yıllarında; Macaristan ise 2007, 2009, 2010 ve 2018 yıllarında etkin bulunmuştur. Dolayısıyla Türkiye ve Polonya'nın çalışmanın ele alındığı dönemlerde en çok etkin yıla sahip ülkeler olduğu söylenebilir. Ayrıca Arjantin 2016; Brezilya 2009; Romanya 2010; Kolombiya, Tayland, Şili ve Çekya 2020; Güney Afrika 2015; Türkiye ve Slovakya 2014; Polonya 2013; Meksika 2012; Macaristan 2007 yılında en yüksek etkinlik puanına sahiptir. Türkiye için değerlendirme yapmak gerekirse Türkiye bazı yıllarda düşük performans sergilemiş olsa da genel olarak dalgalı bir seyir izlemiştir. Türkiye'nin 2014 yılında en yüksek 2018 yılında ise en düşük göreceli etkinlik skoruna ulaştığı görülmektedir. Bu durumda Türkiye'nin AR-GE harcamalarını artırmasına rağmen bu yatırımları teknoloji odaklı ihracata dönüştürme konusunda sınırlı bir başarı elde ettiği belirtilebilir.

Tablo 22'de bilgi kullanımı performansı açısından 2007-2020 yılları arasında belirli bir yıl için ülkelerin etkinlik puanları Babazadeh ve Pourmahmoud (2018) tarafından geliştirilmiş olan süper etkinlik modeli (Eşitlik 35'te verilmektedir.) ile hesaplanmıştır. Tablo 22 belirli bir yıl için ülkelerin göreceli etkinlik puanlarını vermektedir. EK (8)'de çalışmaya dahil edilen tüm ülkelerin

etkinlik puanları sunulmuştur. Diğer tüm ülkeler EK (8)'deki bilgiler kullanılarak benzer şekilde yorumlanabilecektir.

Tablo 22: Bilgi Kullanımı Açısından Ülkelerin Etkinlik Puanları

Ülke* (KVB)	Yıl													
	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020
AR	0,9776	0,9919	0,9920	0,9563	0,9864	0,9930	0,9900	0,9984	0,9833	0,9879	0,9177	0,9128	0,9922	0,9489
BR	0,9393	0,9853	0,9846	0,8948	0,9721	0,9858	0,9613	0,9805	0,9516	0,9162	0,8367	0,7939	0,9706	0,9178
RO	0,9685	0,9687	0,9889	0,9697	0,9931	0,9982	0,9955	0,9973	0,9846	0,9562	0,9206	0,9098	0,9841	0,9555
CO	0,9899	0,9841	0,9898	0,9890	0,9809	0,9937	0,9827	0,9888	0,9796	0,9587	0,9542	0,9428	0,9782	0,9633
ZA	0,9599	0,9837	0,9863	0,9562	0,9932	0,9987	0,9865	0,9944	0,9893	0,9774	0,8938	0,8847	0,9913	0,9432
TH	1,0066	1,0157	1,0127	0,9504	1,0140	0,9938	0,9865	1,0012	0,9871	1,0253	0,9612	0,9200	0,9898	0,9581
CL	0,9780	0,9484	0,9699	0,9490	0,9417	0,9663	0,9483	0,9675	0,9510	0,9396	0,9454	0,9332	0,9770	0,9606
TR	0,9622	0,9884	0,9896	0,9428	0,9849	0,9955	0,9867	0,9928	0,9744	0,9571	0,8638	0,8265	0,9860	0,9282
PL	0,9657	0,9886	0,9837	0,9360	0,9757	0,9955	0,9941	0,9822	0,9652	0,9273	0,8477	0,7919	0,9740	0,9059
MX	0,9856	0,9963	0,9943	0,9688	0,9902	1,0072	0,9849	0,9964	0,9863	0,9996	0,9621	0,9582	0,9843	0,9757
SK	0,9721	0,9795	0,9912	0,9543	0,9635	0,9950	0,9895	1,0031	0,9693	0,9178	0,8577	0,8582	0,9840	0,9430
CZ	0,9199	0,9835	0,9813	0,8720	0,9861	0,9783	0,9434	0,9754	0,9675	0,8782	0,8100	0,8002	0,9584	0,8882
HU	0,8882	0,8162	1,0125	1,0804	0,9611	0,9710	1,0088	0,9566	1,0096	0,7576	0,9033	1,0370	0,7342	0,7354

*Kısaltmalar listesinde yer alan ülke adlarının kısaltmaları kullanılmıştır.

Tablo 22'ye göre 2007, 2008, 2011 ve 2016 yıllarında Tayland; 2009 yılında Tayland ve Macaristan; 2010, 2013, 2015 ve 2018 yıllarında Macaristan; 2012 yılında Meksika; 2014 yılında Tayland ve Slovakya'nın etkin olduğu bulgusuna ulaşılmıştır. 2017, 2019 ve 2020 yıllarında ise etkin olan hiçbir ülkenin olmadığı dikkat çekici olmuştur. Türkiye genelde 1'e yakın etkinlik puanı sergilemiş ancak tam etkinlik seviyesine ulaşamamıştır. Dolayısıyla bilgi kullanımı süreçlerinde dönemsel olarak Türkiye etkinlikten uzak kalmıştır.

Bu çalışmada ayrıca bilgi ekonomisi göstergeleri boyutlara ayrılmadan ülkelere ve yıllara göre olmak üzere VZA gerçekleştirilmiştir. Her iki yaklaşımla yapılan analizlerde ticari açıklık, net doğrudan yabancı sermaye girişi (%GSYİH), yasal düzenleme kalitesi, AR-GE harcamalarının GSYİH içindeki payı, ulusal patent başvurusu, eğitime yönelik kamu harcamalarının GSYİH içindeki payı, ortaöğretime katılma oranı göstergeleri girdi; yıllık GSYİH büyümesi (%), bilimsel ve teknik dergi makale sayısı, 100 kişiye düşen mobil iletişim aboneliği ve penetrasyon sayısı ve internet kullanan birey sayısı yüksek teknolojik ürünlerinin ihracat içerisindeki payı göstergeleri ise çıktı değişkenleri olarak kullanılmıştır.

Bu doğrultuda Tablo 23'te belirli bir ülkenin bilgi ekonomisi göstergeleri üzerinden 2007-2020 yılları arasındaki etkinlik analizi gösterilmektedir. Analiz Babazadeh ve Pourmahmoud (2018) tarafından geliştirilmiş olan süper etkinlik modeli (Eşitlik 35'te verilmektedir.) ile

incelenmiştir. EK (9)'da çalışmaya dahil edilen tüm ülkelerin etkinlik puanları sunulmuştur. Diğer tüm ülkeler EK (9)'daki bilgiler kullanılarak benzer şekilde yorumlanabilecektir.

Tablo 23: Bilgi Ekonomisi Göstergeleri Açısından Yılların Etkinlik Puanları

Yıl (KVB)	Ülke*												
	AR	BR	RO	CO	ZA	TH	CL	TR	PL	MX	SK	CZ	HU
2007	1,1243	1,0631	0,9928	1,0419	0,9952	1,0406	1,0584	1,0069	1,0224	1,0127	1,1208	1,0374	0,9946
2008	1,1302	1,0910	1,1334	1,0528	0,9947	1,0520	0,9948	1,0044	1,0275	1,0126	1,1428	1,0814	1,0121
2009	1,1344	1,0927	1,0205	1,0656	0,9962	1,0395	1,0077	1,0050	1,1408	1,0072	1,1016	1,0373	1,0229
2010	1,2209	1,0678	1,0210	1,0506	0,9962	1,0720	1,0132	1,0946	1,0078	1,0069	1,1387	1,0483	1,1136
2011	1,1296	1,0707	1,0547	1,0465	1,0008	1,0213	1,0228	1,3326	1,0009	1,0091	1,0829	1,0233	1,0249
2012	1,1403	1,0733	1,0358	1,0529	1,0041	1,1418	1,0526	1,0281	1,0011	1,0093	1,0382	1,0097	1,0015
2013	1,1323	1,0665	1,0083	1,0387	0,9991	0,9970	1,0058	1,1340	1,0086	1,0019	1,0810	1,0032	1,0302
2014	1,1396	1,0806	1,0031	1,0541	1,0054	1,0040	1,0042	1,0778	1,0133	1,0025	1,0577	1,0031	1,0050
2015	1,1793	1,1159	0,9962	1,0021	1,0693	1,0407	1,0512	1,1149	1,0571	1,0005	1,0647	1,0260	1,0278
2016	1,0910	1,1112	1,1185	1,0229	1,0063	1,1837	1,0878	1,0096	1,0120	1,0290	1,0565	1,0022	0,9972
2017	1,0939	1,1050	0,9914	1,0284	1,0211	1,1872	1,0741	0,9977	1,0082	1,0195	1,0412	1,0069	0,9958
2018	1,0615	1,1257	0,9923	1,0313	1,0556	1,2609	1,0694	0,9690	1,0873	1,0190	1,0195	1,0057	1,2536
2019	1,0860	1,0958	1,0159	1,0333	1,0592	1,2472	1,0600	0,9959	0,9956	1,0192	1,0384	1,0030	0,9956
2020	1,0841	1,1045	1,0041	1,0222	1,0827	1,2253	1,0245	1,0263	1,0110	1,0152	1,0866	0,9989	0,9978

*Kısaltmalar listesinde yer alan ülke adlarının kısaltmaları kullanılmıştır.

Tablo 23'e göre Arjantin, Brezilya, Kolombiya, Tayland (2009 hariç), Şili, Polonya (2019 hariç), Meksika ve Slovakya'nın 2007-2020 yılları arasında sürekli etkin olduğu belirlenmiştir. Bu ülkelerin ilgili yıllar için bilgi ekonomisi göstergelerini etkin kullandığı ve bilgi ekonomisinin bu ülkeler tarafından daha etkili bir şekilde benimsendiği sonucuna ulaşılmıştır. Arjantin 2010 yılında; Brezilya, Tayland ve Macaristan'ın 2018 yılında, Romanya, Slovakya ve Çekya 2008 yılında; Kolombiya ve Polonya 2009 yılında; Güney Afrika 2020 yılında; Şili ve Meksika 2016 yılında; Türkiye ise 2011 yılında en yüksek etkinlik puanına sahip olduğu tespit edilmiştir. Genel olarak Tablo 24'te çoğu ülke için etkinlik durumlarının yıldan yıla değişkenlik göstermediği genellikle belirli bir istikrar içerisinde olduğu görülmektedir. Farklı bir ifade ile Türkiye dahil diğer ülkelerin bilgi ekonomisi göstergelerine yönelik etkinlik durumlarının yıllar içerisinde olumlu yönde gelişim gösterdiği söylenebilir.

Tablo 24 bilgi ekonomisi göstergeleri kapsamında belirli bir yıl için ülkelerin etkinlik puanlarını göstermektedir. Etkinlik puanları Babazadeh ve Pourmahmoud (2018) tarafından geliştirilmiş olan süper etkinlik modeli (Eşitlik 35'te verilmektedir.) ile hesaplanmıştır. EK (10)'da çalışmaya dahil edilen tüm ülkelerin etkinlik puanları sunulmuştur. Diğer tüm ülkeler EK (10)'daki bilgiler kullanılarak benzer şekilde yorumlanabilecektir.

Tablo 24: Bilgi Ekonomisi Göstergeleri Açısından Ülkelerin Etkinlik Puanları

Ülke*	Yıl													
	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020
AR	1,2774	1,2656	1,2493	1,1755	1,0427	1,0150	1,1515	1,2379	1,2708	1,2736	1,2418	1,0697	1,2263	1,2065
BR	1,2441	1,0159	1,4692	1,2329	1,0577	1,1449	1,1851	1,1131	1,1397	1,2203	1,1874	1,2249	1,0713	1,2533
RO	1,2882	1,2997	1,2476	1,1302	1,1465	1,1882	1,0616	1,1095	1,0628	1,1157	1,1608	1,0392	1,1370	1,3055
CO	1,2658	1,2161	1,2266	1,3842	1,1178	1,0903	1,0576	1,0595	1,1699	1,1147	1,1073	1,1966	1,1532	1,3397
ZA	1,1813	1,1027	1,1409	1,1674	1,0683	1,1437	1,0883	0,9736	1,2586	1,2713	1,0927	1,0689	1,3202	1,2154
TH	1,2001	1,0721	1,1791	1,1345	1,1871	1,0987	1,1411	1,0516	1,0039	1,1031	1,0960	1,1226	1,1671	1,4516
CL	1,3418	0,9638	1,1109	1,1725	1,1192	1,1667	1,0486	0,9582	1,0406	1,0883	1,0908	1,1810	1,1190	1,6300
TR	1,1348	1,2487	1,1945	1,3166	1,1290	1,0892	1,0929	1,0993	1,0994	1,1799	1,1903	1,0295	1,0150	1,4601
PL	1,2396	1,2374	1,2237	1,0832	1,1007	1,1874	1,1720	1,1612	1,0852	1,0950	1,2443	1,0666	1,0971	1,1618
MX	1,2071	1,0538	1,2315	1,2049	1,1215	1,2012	1,1587	1,0744	1,0580	1,0039	1,0699	1,2747	1,2067	1,3107
SK	1,3102	1,2928	1,3886	1,1928	0,9693	1,1463	1,1296	1,2053	1,1625	1,0479	1,2552	1,1532	1,1174	1,3666
CZ	1,2706	1,3043	1,2573	1,2302	1,1762	1,1748	1,0311	1,2306	1,1996	1,2714	1,2455	1,1858	1,1871	1,2307
HU	1,0779	1,2625	1,4490	1,1554	1,1384	1,2079	1,1095	1,1984	1,0061	1,1745	1,0721	1,2185	1,2699	1,2663
*Kısaltmalar listesinde yer alan ülke adlarının kısaltmaları kullanılmıştır.														

Tablo 24 incelendiğinde 2007-2020 yılları arasında hemen hemen tüm ülkelerin etkin olduğu değerlendirilmiştir. Ancak belirli yıllarda bazı ülkeler etkinlik seviyesine ulaşamamıştır. Bunlar 2008 yılında Şili; 2011 yılında Slovakya; 2014 yılında Güney Afrika ve Şili olmak üzere 1'in altında etkinlik puanlarıyla dikkat çekmiştir. Bu sonuçlar ilgili yıllarda Şili, Güney Afrika ve Slovakya'da bilgi ekonomisine yönelik politika ve altyapılarında iyileştirmeye yönelik ihtiyaç olduğu belirtilebilir. Ayrıca ilgili yıllar için etkinlik durumları ülkeler arasında farklılık göstermese de bulgular genellikle yüksek bir etkinlik düzeyine işaret etmektedir. İlgili yıllar için en etkin ülkeler ise sırasıyla 2007 ve 2020 yıllarında Şili; 2008 yılında Çekya; 2009 ve 2013 yıllarında yılında Brezilya; 2010 yılında Kolombiya; 2011 yılında Tayland; 2012 yılında Macaristan; 2014, 2015 ve 2016 yıllarında Arjantin; 2017 yılında Slovakya; 2018 yılında Meksika; 2019 yılında Güney Afrika olarak bulunmuştur.

VZA ile elde edilen etkinlik puanları mutlak değil nispi yani göreceli ölçüler oldukları için bunlara dair ortalama, varyans vb. tanımlayıcı istatistikler tek başlarına anlamlı olmamaktadır. Bu nedenle araştırma periyodu olan 14 yıl için genel değerlendirmeler yapabilmek amacıyla ÇKKV yöntemlerinin kullanılması uygun görülmüştür. Bu amaçla öncelikle performans kriterlerinin ağırlıklandırılması için entropi yöntemi kullanılmış ve ardından ülkeler ve yıllar ayrı ayrı GİA yöntemi ile genel bir sıralamaya tabi tutulmuştur. Ülkeler için analiz 4 kriterli ve 45 alternatifli; yıllar için analiz ise 4 kriterli ve 14 alternatifli ÇKKV problemidir. Elde edilen bulgular ise aşağıda ki başlıklarda sunulmuştur.

4.4. Entropi Yöntemi ile Bilgi Ekonomisi Boyutlarının Önem Derecelerinin Belirlenmesi

Çalışmada bilgi edinimi, bilgi üretimi, bilgi dağıtımı ve bilgi kullanımı boyutları kriterler olarak belirlenmiş ve kriterlerin önem düzeylerinin hesaplanması için entropi ağırlık yöntemi kullanılmıştır. Yöntem uygulanırken kullanılacak karar matrisi ülkelerin bilgi ekonomisinin dört ayrı boyutuna dair ortalama VZA ve süper etkinlik puanlarından oluşturulmuştur. Tablo 25 karar matrisinin bir kısmını göstermektedir. Karar matrisinin tamamı ise EK (11)'de verilmektedir.

Tablo 25: Ülkeler İçin Karar Matrisi

Ülke*	Bilgi Edinimi	Bilgi Üretimi	Bilgi Dağıtımı	Bilgi Kullanımı
AR	0,9567	0,8836	0,9963	0,8734
BR	0,9919	0,9408	0,9617	0,8530
RO	1,0407	0,9047	0,9845	0,8143
CO	0,9160	0,8809	0,9273	0,9560
ZA	1,0111	0,6560	0,9621	0,9503
TH	0,9547	0,9360	0,9231	0,8476
CL	0,9674	0,8112	0,9729	0,7199
TR	0,9845	0,9620	0,9759	0,9658
PL	0,9833	0,9574	0,9659	0,9902
MX	0,9952	0,7981	0,9818	0,9100
SK	0,9618	0,9332	0,9689	0,9884
CZ	1,0122	0,9514	0,9887	0,8850
HU	0,9515	0,9528	0,9735	0,8208

*Kısaltmalar listesinde yer alan ülke adlarının kısaltmaları kullanılmıştır.

Karar matrisi genellikle ÇKKV yöntemlerinde kullanılan bir araçtır. Bu matris alternatiflerin belirli kriterlere göre değerlendirilmesini ve karşılaştırılmasını sağlamaktadır. Karar matrisinin oluşturulması ve analizi karar vericilerin en uygun seçeneği belirlemelerine yardımcı olmaktadır. Karar matrisi alternatiflerin satırlarda ve kriterlerin sütunlarda yer aldığı bir tablodur. Her hücre belirli bir alternatifin ilgili kritere göre performansını veya değerini göstermektedir.

Tablo 25 entropi ağırlık yöntemi çerçevesinde bilgi edinimi, bilgi üretimi, bilgi dağıtımı ve bilgi kullanımı boyutlarında belirlenen 13 ülkenin ortalama VZA ve süper etkinlik puanlarını göstermektedir. Romanya bilgi edinimi boyutunda; Türkiye bilgi üretimi boyutunda; Arjantin bilgi dağıtımı boyutunda; Polonya ise bilgi kullanımı boyutunda en yüksek değere sahip ülkeler olarak dikkat çekmektedir.

Karar matrisi belirlendikten sonra matrisin tüm elemanları Eşitlik (40) yardımıyla kendi sütun toplamalarına bölünerek karar matrisi normalize edilmiştir. Normalize edilen karar matrisinin bir kısmı Tablo 26'da sunulmaktadır. Normalize edilen karar matrisinin tamamı ise EK (12)'de verilmektedir.

Tablo 26: Ülkeler İçin Normalize Karar Matrisi

Ülke*	Bilgi Edinimi	Bilgi Üretimi	Bilgi Dağıtımı	Bilgi Kullanımı
AR	0,0214	0,0226	0,0229	0,0218
BR	0,0222	0,0241	0,0221	0,0213
RO	0,0233	0,0232	0,0226	0,0203
CO	0,0205	0,0226	0,0213	0,0239
ZA	0,0226	0,0168	0,0221	0,0237
TH	0,0214	0,0240	0,0212	0,0211
CL	0,0217	0,0208	0,0223	0,0180
TR	0,0221	0,0246	0,0224	0,0241
PL	0,0220	0,0245	0,0222	0,0247
MX	0,0223	0,0204	0,0225	0,0227
SK	0,0215	0,0239	0,0222	0,0247
CZ	0,0227	0,0244	0,0227	0,0221
HU	0,0213	0,0244	0,0223	0,0205
*Kısaltmalar listesinde yer alan ülke adlarının kısaltmaları kullanılmıştır.				

Normalize edilen karar matrisi her bir kriter için ülkelerin performansının aynı ölçekte karşılaştırılmasını sağlamaktadır. Tablo 26'ya göre bilgi edinimi boyutunda Romanya; bilgi üretimi boyutunda Türkiye; bilgi dağıtımı boyutunda Arjantin; bilgi kullanımı boyutunda ise Polonya'nın güçlü bir performans sergilediği görülmektedir. Normalizasyon işleminden sonra Eşitlik (41)'de gösterildiği üzere Tablo 26'da gösterilen normalize edilmiş değerler (p_{ij}) ile bu değerlerin logaritma değerleri ($\ln(p_{ij})$) birbirleriyle çarpılıp, toplanmalıdır. Eşitlik (41)'de yer alan sabit bir değer olan $\frac{-1}{\ln(m)}$ ise m alternatif sayısının logaritması alınarak hesaplanmaktadır. Uygulamada 45 ülke yer aldığından bu değer, $\frac{-1}{\ln(m)}$ formülü kullanılarak 0,2627 olarak hesaplanmıştır. Eşitlik (41) yardımıyla hesaplanan entropi değerlerinin (e_j) bir kısmı Tablo 27'de gösterilmektedir. Tüm ülkeler için elde edilen entropi değerleri EK (13)'te verilmektedir.

Tablo 27: Ülkeler İçin Entropi Değerlerinin Elde Edilmesi

Ülke*	Bilgi Edinimi	Bilgi Üretimi	Bilgi Dağıtımı	Bilgi Kullanımı
AR	-0,0824	-0,0857	-0,0864	-0,0834
BR	-0,0846	-0,0897	-0,0842	-0,0819
RO	-0,0876	-0,0872	-0,0856	-0,0792
CO	-0,0797	-0,0855	-0,0819	-0,0891
ZA	-0,0858	-0,0686	-0,0842	-0,0887
TH	-0,0822	-0,0894	-0,0817	-0,0816
CL	-0,0830	-0,0805	-0,0849	-0,0722
TR	-0,0841	-0,0912	-0,0851	-0,0898
PL	-0,0840	-0,0909	-0,0844	-0,0914
MX	-0,0848	-0,0795	-0,0855	-0,0859
SK	-0,0827	-0,0892	-0,0846	-0,0913
CZ	-0,0859	-0,0905	-0,0859	-0,0842
HU	-0,0820	-0,0906	-0,0849	-0,0796
Toplam	-1,1712	-1,2042	-1,1857	-1,1817
$1/\ln(45)=0,2627$				
e_j	0,9999	0,9963	0,9999	0,9990

*Kısaltmalar listesinde yer alan ülke adlarının kısaltmaları kullanılmıştır.

Tablo 27 bilgi ekonomisi göstergeleri açısından her bir kriterin bilgi içeriğini ölçmektedir. Kriterlerin entropi değerleri bilgi ekonomisi açısından hangi kriterin daha fazla ağırlığa sahip olduğunun anlaşılmasını sağlamaktadır. Örneğin bilgi edinimi kriterinin entropi değeri düşükse bu kriterin daha az değişkenlik gösterdiği ve ülkeler arasında daha homojen olduğu şeklinde yorumlanabilmektedir.

Entropi değerleri elde edildikten sonra Eşitlik (42)'den yararlanılarak farklılaşma dereceleri (d_j) hesaplanmıştır. Son olarak her bir kriterin farklılaşma derecesi, toplam farklılaşma derecesine oranlanarak Eşitlik (43)'te gösterildiği gibi kriter ağırlıkları (w_j) hesaplanmıştır. Bu kapsamda elde edilen sonuçlar aşağıda Tablo 28'de gösterilmektedir.

Tablo 28: Ülkeler İçin Entropi Yöntemiyle Hesaplanan Bilgi Ekonomisi Boyutlarının Önem Dereceleri

Ülke	Bilgi Edinimi	Bilgi Üretimi	Bilgi Dağıtımı	Bilgi Kullanımı
d_j	0,0001	0,0037	0,0001	0,0010
w_j	0,0285	0,7432	0,0237	0,2046

Entropi yöntemiyle belirlenen kriter ağırlıkları bilgi ekonomisi göstergeleri açısından hangi boyutların daha etkili olduğunu ortaya koymaktadır. Tablo 28'e göre kriter ağırlıkları incelendiğinde çalışmada ele alınan kriterler içerisinde en önemli kriterin bilgi üretimi olduğu bulunmuştur (0,7432). Bilgi kullanımı kriteri önem düzeyi bakımından ikinci (0,2046), bilgi

edinimi üçüncü (0,0285) ve bilgi dağıtımı ise dördüncü (0,0237) önemli kriterler olarak tespit edilmiştir. Bu çalışmada bilgi üretimi ve bilgi kullanımı boyutlarının daha yüksek ağırlık değerlerine sahip olması bu kriterlerin bilgi ekonomisi performansı açısından daha kritik olduğunu göstermektedir.

Ülkeler için bilgi ekonomisi boyutlarının önem dereceleri entropi yöntemiyle belirlendikten sonra aynı yöntemle yıllar için bu boyutların önem derecelerinin belirlenmesine geçilmiştir. Yöntem uygulanırken kullanılacak karar matrisi 14 yıla ait 45 ülke üzerinden alınmış olan etkinlik puanlarının ortalamaları ile oluşturulmuştur. Tablo 29’da yıllar için oluşturulan karar matrisi gösterilmektedir.

Tablo 29: Yıllar İçin Karar Matrisi

Yıl	Bilgi Edinimi	Bilgi Üretimi	Bilgi Dağıtımı	Bilgi Kullanımı
2007	0,9687	0,5895	0,7949	0,9551
2008	0,9609	0,6246	0,8054	0,9769
2009	0,9870	0,6285	0,8072	0,9833
2010	0,9432	0,6048	0,8376	0,9230
2011	0,9604	0,6240	0,8689	0,9777
2012	0,9889	0,6352	0,8593	0,9907
2013	0,9650	0,6229	0,8665	0,9667
2014	0,9912	0,6577	0,8860	0,9847
2015	0,9752	0,6409	0,8872	0,9659
2016	0,9291	0,6449	0,9036	0,9335
2017	0,9208	0,6203	0,9023	0,8762
2018	0,9349	0,5655	0,9071	0,8634
2019	0,9758	0,5171	0,9159	0,9751
2020	0,9441	0,5372	0,9207	0,9234

Tablo 29 entropi ağırlık yöntemi çerçevesinde bilgi edinimi, bilgi üretimi, bilgi dağıtımı ve bilgi kullanımı boyutlarında 14 yılın ortalama VZA ve süper etkinlik puanlarını göstermektedir. Tablo 29’a göre bilgi edinimi ve bilgi üretimi boyutlarında 2014 yılı; bilgi dağıtımı boyutunda 2020 yılı; bilgi kullanımı boyutunda ise 2012 yılının en yüksek değere sahip olduğu görülmektedir.

Tablo 29’da verilen karar matrisi belirlendikten sonra Eşitlik (40) yardımıyla yıllar için de karar matrisinin tüm elemanları kendi sütun toplamlarına bölünerek karar matrisi normalize edilmiştir. Normalize edilen karar matrisi Tablo 30’da sunulmaktadır.

Tablo 30: Yıllar İçin Normalize Karar Matrisi

Yıl	Bilgi Edinimi	Bilgi Üretimi	Bilgi Dağıtımı	Bilgi Kullanımı
2007	0,0720	0,0692	0,0654	0,0718
2008	0,0715	0,0734	0,0662	0,0735
2009	0,0734	0,0738	0,0664	0,0740
2010	0,0702	0,0710	0,0689	0,0694
2011	0,0714	0,0733	0,0714	0,0735
2012	0,0735	0,0746	0,0706	0,0745
2013	0,0718	0,0732	0,0712	0,0727
2014	0,0737	0,0773	0,0728	0,0741
2015	0,0725	0,0753	0,0729	0,0726
2016	0,0691	0,0758	0,0743	0,0702
2017	0,0685	0,0729	0,0742	0,0659
2018	0,0695	0,0664	0,0746	0,0649
2019	0,0726	0,0607	0,0753	0,0733
2020	0,0702	0,0631	0,0757	0,0695

Normalize karar matrisi yılların performansını standartlaştırılmış bir ölçekte ifade etmektedir. Bu işlem kriterlerin etkilerini daha eşit bir şekilde değerlendirme olanağı sunmaktadır. Tablo 30'a göre bilgi edinimi ve bilgi üretimi boyutunda 2014; bilgi dağıtımı boyutunda 2020; bilgi kullanımı boyutunda ise 2012 yıllarında güçlü bir performans sergilendiği görülmektedir. Normalizasyon işleminden sonra Eşitlik (41)'de gösterildiği üzere Tablo 30'da gösterilen normalize edilmiş değerler (p_{ij}) ile bu değerlerin logaritma değerleri ($\ln(p_{ij})$) birbirleriyle çarpılıp, toplanmalıdır. Eşitlik (41)'de yer alan sabit bir değer olan $\frac{-1}{\ln(m)}$ ise m alternatif sayısının logaritması alınarak hesaplanmaktadır. Uygulamada 14 yıl yer aldığından bu değer, $\frac{-1}{\ln(14)}$ formülü kullanılarak 0,3789 olarak hesaplanmıştır. Eşitlik (41) yardımıyla hesaplanan entropi değerleri (e_j) Tablo 31'de gösterilmektedir.

Tablo 31: Yıllar İçin Entropi Değerlerinin Elde Edilmesi

Yıl	Bilgi Edinimi	Bilgi Üretimi	Bilgi Dağıtımı	Bilgi Kullanımı
2007	-0,1895	-0,1849	-0,1783	-0,1892
2008	-0,1886	-0,1917	-0,1798	-0,1918
2009	-0,1917	-0,1924	-0,1800	-0,1926
2010	-0,1864	-0,1879	-0,1843	-0,1852
2011	-0,1885	-0,1915	-0,1885	-0,1919
2012	-0,1919	-0,1937	-0,1872	-0,1935
2013	-0,1891	-0,1913	-0,1882	-0,1906
2014	-0,1922	-0,1978	-0,1908	-0,1928
2015	-0,1903	-0,1947	-0,1910	-0,1905
2016	-0,1847	-0,1955	-0,1931	-0,1865
2017	-0,1836	-0,1908	-0,1930	-0,1792
2018	-0,1854	-0,1801	-0,1936	-0,1776
2019	-0,1904	-0,1701	-0,1947	-0,1916
2020	-0,1865	-0,1743	-0,1954	-0,1852
Toplam	-2,6388	-2,6368	-2,6379	-2,6382
$1/\ln(14)=0,3789$				
e_j	0,9999	0,9992	0,9996	0,9997

Entropi deęerleri elde edildikten sonra Eşitlik (42)'den yararlanılarak farklılaşma dereceleri (d_j) hesaplanmıştır. Son olarak her bir kriterin farklılaşma derecesi, toplam farklılaşma derecesine oranlanarak Eşitlik (43)'te gösterildięi gibi kriter aęırlıkları (w_j) hesaplanmıştır. Bu kapsamda elde edilen sonuçlar Tablo 32'de gösterilmektedir.

Tablo 32: Yıllar İçin Entropi Yöntemiyle Hesaplanan Bilgi Ekonomisi Boyutlarının Önem Dereceleri

Yıl	Bilgi Edinimi	Bilgi Üretimi	Bilgi Dağıtımı	Bilgi Kullanımı
d_j	0,0001	0,0008	0,0004	0,0003
w_j	0,0587	0,4968	0,2530	0,1915

Entropi yöntemiyle belirlenen kriter aęırlıkları bilgi ekonomisi göstergeleri açısından hangi boyutların daha etkili olduğunu ortaya koymaktadır. Tablo 32'ye göre kriter aęırlıkları incelendiğinde çalışmada ele alınan kriterler içerisinde en önemli kriterin bilgi üretimi olduğu bulunmuştur (0,4968). Bilgi dağıtımı kriteri önem düzeyi bakımından ikinci (0,2530), bilgi kullanımı üçüncü (0,1915) ve bilgi edinimi ise dördüncü (0,0587) önemli kriterler olarak tespit edilmiştir. Bu çalışmada bilgi üretimi ve bilgi dağıtımı boyutlarının daha yüksek aęırlık deęerlerine sahip olması bu kriterlerin bilgi ekonomisi performansı açısından daha kritik olduğunu göstermektedir.

Kriterlerin önem düzeyleri belirlendikten sonra ülkelerin ve yılların bilgi ekonomisi göstergeleri kapsamında bilgi edinimi, bilgi üretimi, bilgi dağıtımı ve bilgi kullanımı boyutları açısından performanslarının deęerlendirilebilmesi amacıyla GİA yönteminden yararlanılmıştır.

4.5. Gri İlişkisel Analiz Yöntemi ile Ülkelerin Bilgi Ekonomisi Performansları Açısından Sıralanması

GİA yönteminin ilk aşamasında Tablo 25'teki karar matrisinde yer alan verilerden yararlanılmıştır. Bu matrise referans seri eklenip kriterlerin yönleri de belirlendikten sonra GİA için Tablo 33'te gösterilen karar matrisinin bir kısmı elde edilmiştir. Ülkeler için referans serisi ve karşılaştırma matrisinin tamamı ise EK (14)'te verilmektedir. Uygulamada karar matrisinde yer alan her bir kriterin en iyi deęerleri dikkate alınarak referans seri belirlenmiştir.

Tablo 33: Ülkeler İçin Referans Serisi ve Karşılaştırma Matrisi

Ülke*	Bilgi Edinimi	Bilgi Üretimi	Bilgi Dağıtımı	Bilgi Kullanımı
Kriter Yönleri	max	max	max	max
Referans Seri	1,0605	0,9887	0,9979	1,0169
AR	0,9567	0,8836	0,9963	0,8734
BR	0,9919	0,9408	0,9617	0,8530
RO	1,0407	0,9047	0,9845	0,8143
CO	0,9160	0,8809	0,9273	0,9560
ZA	1,0111	0,6560	0,9621	0,9503
TH	0,9547	0,9360	0,9231	0,8476
CL	0,9674	0,8112	0,9729	0,7199
TR	0,9845	0,9620	0,9759	0,9658
PL	0,9833	0,9574	0,9659	0,9902
MX	0,9952	0,7981	0,9818	0,9100
SK	0,9618	0,9332	0,9689	0,9884
CZ	1,0122	0,9514	0,9887	0,8850
HU	0,9515	0,9528	0,9735	0,8208

*Kısaltmalar listesinde yer alan ülke adlarının kısaltmaları kullanılmıştır.

Yukarıda da ifade edildiği gibi Tablo 33, analizde kullanılan başlangıç karar matrisine referans serinin eklendiğini göstermektedir. Referans seri ülkelerin bilgi ekonomisi performansının değerlendirilmesi için karşılaştırma yapılabilecek ideal değerleri temsil etmektedir. Bu tablo gerçek verilerle ideal performans arasındaki farkların analizine imkân sağlamaktadır. Tablo 33'teki karşılaştırma matrisi, aynı zamanda Tablo 25'teki gerçek veri setinden oluşmuş olan matristir. Başlangıç karar matrisinden tek farkı, yüksek olması istenen sütunlardaki en büyük değerlerin eklenmesiyle oluşturulan referans serisi satırının Tablo 33'te yer almasıdır.

GİA Yöntemi'nin bir sonraki aşamasında Tablo 25'teki karar matrisinde yer alan veriler kullanılarak (45), (46) ve (47) numaralı eşitlikler yardımıyla normalizasyon işleminin uygulanmasıdır. Bu doğrultuda en büyüklenmesi istenilen kriterler için (45) numaralı eşitlik kullanılarak karşılaştırma serisi hesaplanmıştır. Bu eşitlik daha büyük değer daha iyidir kriterine göre normalize işlemi yapmaktadır. Yani yüksek bir değer o kriter için avantaj sağladığı durumlarda Eşitlik (45) kullanılmaktadır. Ülkelere ait normalize edilmiş karar matrisinin bir kısmı Tablo 34'te gösterilmektedir. Normalize edilen karar matrisinin tamamı ise EK (15)'de verilmektedir.

Tablo 34: Ülkeler İçin Normalize Edilmiş Karar Matrisi

Ülke*	Bilgi Edinimi	Bilgi Üretimi	Bilgi Dağıtımı	Bilgi Kullanımı
Kriter Yönleri	max	max	max	max
Referans Seri	1	1	1	1
AR	0,3261	0,7439	1	0,5678
BR	0,6086	0,9308	0,5283	0,4923
RO	1	0,8130	0,8393	0,3491
CO	0	0,7351	0,0575	0,8732
ZA	0,7626	0	0,5336	0,8524
TH	0,3101	0,9153	0	0,4723
CL	0,4117	0,5072	0,6801	0
TR	0,5494	1	0,7217	0,9095
PL	0,5394	0,9851	0,5844	1
MX	0,6353	0,4643	0,8015	0,7033
SK	0,3675	0,9059	0,6254	0,9931
CZ	0,7714	0,9654	0,8966	0,6109
HU	0,2849	0,9701	0,6890	0,3735

*Kısaltmalar listesinde yer alan ülke adlarının kısaltmaları kullanılmıştır.

Bu normalizasyon yöntemi farklı ölçekteki kriterlerin aynı standartta kıyaslanabilmesine olanak sağlamaktadır. Bu işlem, her bir değeri kriterin minimum değerinden farkının alınarak kriterin maksimum değeri ile minimum değeri arasındaki farkına bölerek normalize etmektedir. Böylelikle kriterlerin ağırlıkları ve etkileri karşılaştırılabilir hale gelmektedir. Normalizasyon işleminin ardından normalizasyon matrisi elde edilmiştir. Bu matriste tüm değerler 0 ve 1 arasında değerler alır. Tablo 34'te görüldüğü üzere ülkelere ait normalize edilmiş karar matrisinde tüm değerler 0 ve 1 arasında değerler almıştır. Bir alternatifi bir kriter için aldığı değerin 1'e yaklaşması iyi 0'a yakın olması ise iyi olmadığı anlamına gelmektedir (Gülçiçek Tolun ve Tümtürk, 2020: 28).

Normalize edilmiş karar matrisi elde edildikten sonra (49) numaralı eşitlik kullanılarak mutlak değerler tablosu oluşturulur. Mutlak değerler tablosu oluşturulurken normalize değerler ile referans değerler arasındaki uzaklıklar hesaplanmaktadır. Daha açık bir ifadeyle referans değerlerinden normalize değerler çıkartılarak bir kısmı Tablo 35'te verilmiş olan mutlak değerler elde edilmiştir. Mutlak değerlerin tamamı ise EK (16)'da verilmektedir.

Tablo 35: Ülkeler İçin Mutlak Değer Tablosu

Ülke*	Bilgi Edinimi	Bilgi Üretimi	Bilgi Dağıtımı	Bilgi Kullanımı
Referans Seri	1	1	1	1
AR	0,6739	0,2561	0	0,4322
BR	0,3914	0,0692	0,4717	0,5077
RO	0	0,1870	0,1607	0,6509
CO	1	0,2649	0,9425	0,1268
ZA	0,2374	1	0,4664	0,1476
TH	0,6899	0,0847	1	0,5277
CL	0,5883	0,4928	0,3199	1
TR	0,4506	0	0,2783	0,0905
PL	0,4606	0,0149	0,4156	0
MX	0,3647	0,5357	0,1985	0,2967
SK	0,6325	0,0941	0,3746	0,0069
CZ	0,2286	0,0346	0,1034	0,3891
HU	0,7151	0,0299	0,3110	0,6265

*Kısaltmalar listesinde yer alan ülke adlarının kısaltmaları kullanılmıştır.

Tablo 35 normalize edilmiş karar matrisi ile referans seri arasındaki farkları göstermektedir. Farkların büyüklüğü ülkelerin ideal duruma ne kadar yakın veya uzak olduğunu göstermektedir. Bu tablo ülkelerin performansında iyileştirilmesi gereken alanları belirlemek için kullanışlıdır.

Mutlak değer tablosu elde edildikten sonra Eşitlik (50)'den yararlanılarak gri ilişkisel katsayı matrisi oluşturulmuştur. Eşitlik (50)'de yer alan ζ parametresi ise literatürdeki birçok çalışmada olduğu gibi 0,5 olarak dikkate alınmıştır (Xiao vd., 2012: 1994). Hesaplamalar sonucu elde edilen gri ilişkisel katsayı matrisinin bir kısmı Tablo 36'da gösterilmiştir. Gri ilişkisel katsayı matrisinin tamamı ise EK (17)'de verilmektedir.

Tablo 36: Ülkeler İçin Gri İlişkisel Katsayı Matrisi

Ülke*	Bilgi Edinimi	Bilgi Üretimi	Bilgi Dağıtımı	Bilgi Kullanımı
AR	0,4259	0,6613	1	0,5364
BR	0,5609	0,8785	0,5146	0,4962
RO	1	0,7278	0,7568	0,4345
CO	0,3333	0,6537	0,3466	0,7978
ZA	0,6781	0,3333	0,5174	0,7721
TH	0,4202	0,8551	0,3333	0,4865
CL	0,4594	0,5036	0,6098	0,3333
TR	0,5260	1	0,6424	0,8467
PL	0,5205	0,9711	0,5461	1
MX	0,5782	0,4827	0,7158	0,6276
SK	0,4415	0,8416	0,5717	0,9864
CZ	0,6862	0,9353	0,8286	0,5624
HU	0,4115	0,9436	0,6166	0,4438

*Kısaltmalar listesinde yer alan ülke adlarının kısaltmaları kullanılmıştır.

Gri ilişkisel katsayılar her bir ülkenin her bir kritere göre referans seriyile olan yakınlık derecesini ifade etmektedir. Katsayılar genellikle 0 ile 1 arasında değer alır ve 1'e ne kadar yakınsa ülkenin performansı ideal duruma o kadar yakındır.

Yöntemin son aşamasında gri ilişkisel dereceler hesaplanarak ülkelerin bilgi ekonomisi göstergeleri açısından bilgi edinimi, bilgi üretimi, bilgi dağıtımı ve bilgi kullanımı kriterlerine göre performans sıralamaları yapılmıştır. Gri ilişkisel dereceler hesaplanırken gri ilişkisel katsayılar kriter ağırlıkları ile çarpılmıştır. Bu çalışmada Eşitlik (52)'den yararlanılarak Tablo 28'de gösterilen entropi yöntemiyle hesaplanan kriter ağırlıkları, Tablo 36'da gösterilen gri ilişkisel katsayılar ile çarpılıp toplanarak, her ülke için gri ilişkisel dereceler hesaplanmıştır. Son olarak da gri ilişkisel derecelerın sıralaması yapılmıştır. Sıralama büyük değerli gri ilişkisel derecesinden küçük derecelere doğru yapılmıştır. Hesaplanan gri ilişkisel değerler ve gri ilişkisel derecelerin sıralamasının bir kısmı Tablo 37'de gösterilmektedir. Ülkeler için gri ilişkisel dereceler ve sıralamaların tamamı ise EK (18)'de verilmektedir.

Tablo 37: Ülkeler İçin Gri İlişkisel Dereceler ve Sıralama

Ülke*	r_{0i}	Sıralama
PL	0,9541	7
TR	0,9466	9
SK	0,8534	12
CZ	0,8494	14
HU	0,8184	18
BR	0,7826	20
TH	0,7549	22
CO	0,6762	26
RO	0,6668	27
AR	0,6370	31
MX	0,5206	35
CL	0,4700	38
ZA	0,4373	41
*Kısaltmalar listesinde yer alan ülke adlarının kısaltmaları kullanılmıştır.		

2007-2020 yılları itibarıyla ülkelerin bilgi ekonomisi göstergeleri kapsamında bilgi edinimi, bilgi üretimi, bilgi dağıtımı ve bilgi kullanımı kriterleri açısından performansları değerlendirilmiştir. Tablo 37 gri ilişkisel katsayıların toplamından elde edilen ilişkisel dereceleri içermektedir. Dereceler, alternatiflerin genel performans sıralamasını belirtmektedir. Yüksek bir derece ilgili alternatifin bilgi ekonomisi performansında daha iyi bir konumda olduğunu ifade etmektedir. Tablo 37'ye göre Polonya'nın bilgi ekonomisi performansı açısından 7. sırada, Türkiye'nin 9. sırada, Güney Afrika'nın ise 41. sırada yer aldığı belirlenmiştir. Ancak Tablo 37'de bazı gelişmekte olan 13 ülkenin gri ilişkisel dereceler ve sıralamalarının verildiği dolayısıyla bulguların da sadece 13 ülkeye göre değerlendirildiği görülmektedir. Diğer tüm ülkeler için gri ilişkisel dereceler ve sıralamaları EK (18)'deki bilgiler kullanılarak benzer şekilde yorumlanabilir.

Ayrıca EK (18)'e göre bilgi ekonomisi performansı en yüksek olan ülkenin Belçika, en düşük performans gösteren ülkenin ise Kırgızistan olduğu söylenebilir. Buna ek olarak bilgi ekonomisi performansı sıralamasına göre ilk 10 ülke içerisinde Belçika'yı takiben sırasıyla Fransa, İtalya, Avusturya, İsrail, Birleşik Krallık, Polonya, Hollanda, Türkiye ve Norveç'in yer aldığı sonucuna ulaşılmıştır.

Ülkeler bakımından yılların performans değerlendirilmesi amacıyla da GİA yönteminden yararlanılmıştır. GİA yönteminin ilk aşaması olarak Tablo 29'daki karar matrisinde yer alan verilerden faydalanılmıştır. Bu matrise referans seri eklenip kriterlerin yönleri de belirlendikten sonra GİA için Tablo 38'de gösterilen karar matrisi elde edilmiştir.

Tablo 38: Yıllar İçin Referans Serisi ve Karşılaştırma Matrisi

Yıl	Bilgi Edinimi	Bilgi Üretimi	Bilgi Dağıtımı	Bilgi Kullanımı
Kriter Yönleri	max	max	max	max
Referans Seri	0,9912	0,6577	0,9207	0,9907
2007	0,9687	0,5895	0,7949	0,9551
2008	0,9609	0,6246	0,8054	0,9769
2009	0,9870	0,6285	0,8072	0,9833
2010	0,9432	0,6048	0,8376	0,9230
2011	0,9604	0,6240	0,8689	0,9777
2012	0,9889	0,6352	0,8593	0,9907
2013	0,9650	0,6229	0,8665	0,9667
2014	0,9912	0,6577	0,8860	0,9847
2015	0,9752	0,6409	0,8872	0,9659
2016	0,9291	0,6449	0,9036	0,9335
2017	0,9208	0,6203	0,9023	0,8762
2018	0,9349	0,5655	0,9071	0,8634
2019	0,9758	0,5171	0,9159	0,9751
2020	0,9441	0,5372	0,9207	0,9234

Referans seri yıllara göre bilgi ekonomisi performansının değerlendirilmesi amacıyla karşılaştırma yapılabilecek ideal değerleri temsil etmektedir.

GİA Yöntemi'nin bir sonraki aşamasında Tablo 29'daki karar matrisinde yer alan veriler kullanılarak (45), (46) ve (47) numaralı eşitlikler yardımıyla normalizasyon işleminin uygulanmasıdır. Bu doğrultuda en büyüklenmesi istenilen kriterler için (45) numaralı eşitlik kullanılarak karşılaştırma serisi hesaplanmıştır. Bu eşitlik daha büyük değer daha iyidir kriterine göre normalize işlemi yapmaktadır. Yani yüksek bir değer o kriter için avantaj sağladığı durumlarda Eşitlik (45) kullanılmaktadır.

Ülkelere ait normalize edilmiş karar matrisinin bir kısmı Tablo 34'te gösterilmektedir. Normalize edilen karar matrisinin tamamı ise EK (15)'de verilmektedir.

GİA yönteminde bir sonraki aşamada Tablo 29’da yer alan karar matrisindeki veriler kullanılarak avantaj sağlanması istenen kriterler için (45) numaralı eşitlik yardımıyla karşılaştırma serisi hesaplanmıştır. Bu eşitlik daha yüksek değerin daha iyi olduğu durumlarda normalizasyon işlemini gerçekleştirmektedir. Yani kriter için yüksek değerlerin avantaj sağladığı durumlarda Eşitlik (45) uygulanmıştır. Yıllar için normalize edilmiş karar matrisi Tablo 39’da sunulmaktadır.

Tablo 39: Yıllar İçin Normalize Edilmiş Karar Matrisi

Yıl	Bilgi Edinimi	Bilgi Üretimi	Bilgi Dağıtımı	Bilgi Kullanımı
Referans Seri	1	1	1	1
2007	0,6805	0,5147	0	0,7201
2008	0,5690	0,7647	0,0835	0,8919
2009	0,9396	0,7920	0,0981	0,9421
2010	0,3182	0,6238	0,3393	0,4682
2011	0,5621	0,7604	0,5886	0,8977
2012	0,9664	0,8400	0,5118	1
2013	0,6273	0,7525	0,5694	0,8118
2014	1	1	0,7244	0,9531
2015	0,7723	0,8805	0,7341	0,8055
2016	0,1175	0,9088	0,8641	0,5509
2017	0,0000	0,7342	0,8539	0,1006
2018	0,2001	0,3443	0,8918	0
2019	0,7810	0	0,9616	0,8778
2020	0,3309	0,1430	1	0,4715

Tablo 39’da görüldüğü üzere yıllara ilişkin normalize edilmiş karar matrisinde de tüm değerler 0 ve 1 arasında değerler almıştır. Normalize edilmiş karar matrisi elde edildikten sonra (49) numaralı eşitlik kullanılarak mutlak değerler tablosu oluşturulmuştur. Hesaplanan mutlak değerler Tablo 40’da belirtilmektedir.

Tablo 40: Yıllar İçin Mutlak Değer Tablosu

Yıl	Bilgi Edinimi	Bilgi Üretimi	Bilgi Dağıtımı	Bilgi Kullanımı
Referans Seri	1	1	1	1
2007	0,3195	0,4853	1,0000	0,2799
2008	0,4310	0,2353	0,9165	0,1081
2009	0,0604	0,2080	0,9019	0,0579
2010	0,6818	0,3762	0,6607	0,5318
2011	0,4379	0,2396	0,4114	0,1023
2012	0,0336	0,1600	0,4882	0
2013	0,3727	0,2475	0,4306	0,1882
2014	0	0	0,2756	0,0469
2015	0,2277	0,1195	0,2659	0,1945
2016	0,8825	0,0912	0,1359	0,4491
2017	1	0,2658	0,1461	0,8994
2018	0,7999	0,6557	0,1082	1
2019	0,2190	1	0,0384	0,1222
2020	0,6691	0,8570	0	0,5285

Tablo 40 normalize edilmiş karar matrisi ile referans seri arasındaki farkları göstermektedir.

Mutlak değer tablosu elde edildikten sonra Eşitlik (50)'den yararlanılarak gri ilişkisel katsayı matrisi oluşturulmuştur. Hesaplamalar sonucu elde edilen gri ilişkisel katsayı matrisi Tablo 41'de gösterilmektedir.

Tablo 41: Yıllar İçin Gri İlişkisel Katsayı Matrisi

Yıl	Bilgi Edinimi	Bilgi Üretimi	Bilgi Dağıtım	Bilgi Kullanımı
2007	0,6101	0,5075	0,3333	0,6411
2008	0,5371	0,6799	0,3530	0,8223
2009	0,8923	0,7063	0,3566	0,8963
2010	0,4231	0,5706	0,4308	0,4846
2011	0,5331	0,6760	0,5486	0,8302
2012	0,9371	0,7576	0,5060	1
2013	0,5730	0,6689	0,5373	0,7265
2014	1	1	0,6447	0,9143
2015	0,6871	0,8072	0,6528	0,7199
2016	0,3617	0,8457	0,7863	0,5268
2017	0,3333	0,6529	0,7739	0,3573
2018	0,3846	0,4326	0,8221	0,3333
2019	0,6954	0,3333	0,9286	0,8036
2020	0,4277	0,3685	1	0,4862

Yöntemin son aşamasında gri ilişkisel dereceler hesaplanarak yılların bilgi ekonomisi göstergeleri açısından bilgi edinimi, bilgi üretimi, bilgi dağıtım ve bilgi kullanımı kriterlerine göre performans sıralamaları yapılmıştır. Gri ilişkisel dereceler hesaplanırken gri ilişkisel katsayılar kriter ağırlıkları ile çarpılmıştır. Bu çalışmada Eşitlik (52)'den yararlanılarak Tablo 32'de gösterilen entropi yöntemiyle hesaplanan kriter ağırlıkları, Tablo 41'de gösterilen gri ilişkisel katsayılar ile çarpılıp toplanarak, her yıl için gri ilişkisel dereceler hesaplanmıştır. Son olarak da gri ilişkisel derecelerın sıralaması yapılmıştır. Sıralama büyük değerli gri ilişkisel dereceden küçük derecelere doğru yapılmıştır. Hesaplanan gri ilişkisel değerler ve gri ilişkisel derecelerin sıralaması Tablo 42'de verilmektedir.

Tablo 42: Yıllar İçin Gri İlişkisel Dereceler ve Sıralama

Yıl	F_{0i}	Sıralama
2014	0,8937	1
2012	0,7509	2
2015	0,7444	3
2016	0,7412	4
2009	0,6651	5
2011	0,6649	6
2013	0,6410	7
2008	0,6161	8
2017	0,6081	9
2019	0,5953	10
2020	0,5543	11
2010	0,5101	12
2018	0,5093	13
2007	0,4950	14

Ülkeler itibarıyla yılların bilgi ekonomisi göstergeleri kapsamında bilgi edinimi, bilgi üretimi, bilgi dağıtımı ve bilgi kullanımı kriterleri açısından performansları değerlendirilmiştir. Tablo 42'ye göre 2007-2020 yılları itibarıyla bilgi ekonomisi performansının dalgalı bir seyir izlediği görülmektedir. Ayrıca 2014 yılı bilgi ekonomisi performansı açısından 1. sırada ve 2007 yılı ise 14. sırada yer almıştır.

Bu çalışmada VZA ile ülkelerin ve yılların bilgi ekonomisi göstergeleri çerçevesinde etkinlik tahminleri yapıldıktan sonra bu tahminlerin doğruluğunun test edilmesi ve etkinlik durumlarının daha güvenilir ve genelleştirilebilir bir şekilde öngörülmesi amacıyla makine öğrenmesi modelleri kullanılmıştır. Makine öğrenmesi yaklaşımları etkin ve etkin olmayan ülkeleri-yılları sınıflandırmada daha esnek ve dinamik bir analiz imkânı sunarak VZA sonuçlarının doğrulanması ve potansiyel iyileştirme alanlarının belirlenmesinde kritik bir rol oynamaktadır. Makine öğrenmesi modelleri ile yapılan analizlerin hem ülkelerin bilgi ekonomisi performansını daha derinlemesine anlamak hem de politika yapıcılar için ileriye dönük karar alma süreçlerine ışık tutmak amacıyla önemli katkılar sunulacağı düşünülmektedir. Çalışma kapsamında farklı makine öğrenmesi algoritmaları kullanılmış ve sonuçlar doğrultusunda en etkili tahmin yöntemleri belirlenmiştir. Çalışmada kullanılan makine öğrenmesi algoritmaları tahminleri aşağıdaki başlıkta detaylı olarak sunulmaktadır.

4.6. Makine Öğrenimi Algoritmaları Tahminleri

Ülkeler ve yıllar için olmak üzere iki farklı açıdan yapılan VZA yöntemi ile bilgi ekonomisi göstergeleri doğrultusunda etkinlik puanlarının tespit edilmesi amacıyla oluşturulan veri seti makine öğrenmesi yaklaşımları kullanılarak analiz edilmiştir. İlk etapta her ne kadar dört boyut için

ayrı ayrı makine öğrenimi algoritmalarının uygulanması düşünülse de makine öğrenimi yöntemlerinin çok geniş veri setlerinde başarılı sonuçlar verme kapasitesi göz önünde bulundurularak bu dört boyut birleştirilmiş ve tahminler bu şekilde yapılmıştır. Burada ki amaç sadece belirli bir ülkenin diğer ülkelere göre veya belirli bir yılın diğer yıllara göre etkin olup olmama durumunun belirlenmesi değil, VZA ve süper etkinlik yöntemi ile daha önce hesaplanmış olan etkinlik puanlarının tahmin edilmesidir. Veri setinde bilgi ekonomisinin temel performans göstergelerini temsil eden girdi ve çıktı değişkenleri bağımsız değişkenler olarak tanımlanmış, bağımlı değişkenler ise belirli bir ülkenin yıllar için etkinlik puanlarını ve belirli bir yılda ülkeler için etkinlik puanlarını belirten değişken olarak belirlenmiştir. Makine öğrenmesi modelleri etkinlik puanı tahminlerinin doğruluğunun test edilmesi ve bu doğrultuda model performanslarının değerlendirilmesi amacıyla kullanılmıştır. Çalışmada kullanılan 630 satırlık veri setinin %80'i (504 satır) eğitim için %20'si (126 satır) ise test için ayrılmıştır. Bu veri bölme stratejisi modellerin doğruluğunun değerlendirilmesi için yaygın olarak kullanılan bir yaklaşımdır. Eğitim seti modelin öğrenmesini sağlarken test seti modeli gerçek veri üzerinde sınamaktadır. Python programlama dili kullanılarak yapılan tahminlemeler Destek Vektör Makineleri, Ekstra Ağaçlar, Gradyan Artırma, LightGBM, Histogram Tabanlı Gradyan Artırma, K En Yakın Komşu, Bagging (Torbalama), Rastgele Orman, AdaBoost (Uyarlanabilir Güçlendirme) ve XGBoost algoritmaları ile yapılmıştır.

Tablo 43: Yılların Etkinlik Puanlarına Göre Makine Öğrenimi Algoritmalarının Performans Metrikleri

Algoritma	Adj. R-Squared (Düzeltilmiş R ²)	R-Squared (R ²)	RMSE (Ortalama Karekök Sapması)	Time Taken (Çalışma Süresi)
Destek Vektör Makineleri	0,76	0,78	0,0373	0,1163
Ekstra Ağaçlar	0,75	0,78	0,0379	0,2206
Gradyan Artırma Makineleri	0,73	0,76	0,0391	0,2726
LightGBM	0,73	0,76	0,0392	0,0541
Histogram Tabanlı Gradyan Artırma	0,72	0,75	0,0401	0,2288
K En Yakın Komşu	0,71	0,74	0,0406	0,0106
Bagging (Torbalama)	0,71	0,74	0,0410	0,0893
Rastgele Orman	0,70	0,73	0,0413	0,5578

Tablo 43'teki veriler çeşitli makine öğrenimi algoritmalarından regresyon modellerinin performansını karşılaştırmaktadır. Bu modeller herhangi bir ülkenin yıllar boyunca bilgi ekonomisi görelî performanslarının tahmin edilmesi için kullanılmıştır.

Tablo 43'e göre performans değerlendirmesi düzeltilmiş R², ortalama karekök sapması ve çalışma süresi olmak üzere üç temel metrik dikkate alınmıştır.

Düzeltilmiş R², modelin açıklayıcılık gücünü göstermekte ve veri setindeki bağımsız değişkenlerin sayısına göre ayarlanmaktadır. Bu metrikte, destek vektör makineleri modeli en

yüksek değere (%76) sahiptir, bu da modelin diğer modellere göre daha iyi performans gösterdiğini belirtmektedir.

Ortalama Karekök Sapması (RMSE), tahmin edilen değerler ile gerçek değerler arasındaki farkların karelerinin ortalamasının kareköküdür. Daha düşük RMSE daha iyi bir model performansı anlamına gelmektedir. Destek vektör makineleri modelinin RMSE değeri en düşük (0,0373) olduğu için en iyi sonuçlardan birini vermektedir.

Çalışma süresi, modellerin eğitilmesi için harcanan süreyi göstermektedir. K en yakın komşu en hızlı çalışan modeldir (0,0106 saniye); ancak açıklayıcılık gücü diğer bazı modellerin gerisindedir. Sonuç olarak eğitim ve test seti oranı dikkate alındığında modellerin yüksek performans göstermesi eğitim sürecinin iyi bir şekilde optimize edildiğini göstermektedir. Düzeltilmiş R^2 metriği baz alınarak en iyi tahminleri veren algoritma destek vektör makineleri olarak bulunmuştur. Eğitim süresi biraz uzun olsa da hem test setinde yüksek açıklayıcılık gücü hem de düşük hata oranı ile veri setine en iyi uyumu sağlayan algoritmadır.

Tablo 44: Ülkelerin Etkinlik Puanlarına Göre Makine Öğrenimi Algoritmalarının Performans Metrikleri

Algoritma	Adj. R-Squared (Düzeltilmiş R^2)	R-Squared (R^2)	RMSE (Ortalama Karekök Sapması)	Time Taken (Çalışma Süresi)
Ekstra Ağaçlar	0,32	0,40	0,0811	0,2180
Rastgele Orman	0,30	0,38	0,0822	0,5410
Gradyan Artırma Makineleri	0,26	0,35	0,0845	0,2872
AdaBoost (Uyarlanabilir Güçlendirme)	0,25	0,33	0,0853	0,1413
Histogram Tabanlı Gradyan Artırma Regresyon Modeli	0,23	0,32	0,0863	0,2360
XGBoost	0,23	0,31	0,0865	0,5459
LightGBM	0,20	0,29	0,0879	0,0589
Destek Vektör Makineleri	0,20	0,29	0,0881	0,0846

Tablo 44'teki veriler çeşitli makine öğrenimi algoritmalarından regresyon modellerinin performansını karşılaştırmaktadır. Bu modeller herhangi bir yılda ülkelerin bilgi ekonomisi performanslarının tahmin edilmesi için kullanılmıştır. Tablo 44'e göre de performans değerlendirmesi için düzeltilmiş R^2 , RMSE ve çalışma süresi olmak üzere üç temel metrik dikkate alınmıştır. Sonuç olarak düzeltilmiş R^2 metriği baz alınarak en iyi tahminleri veren algoritma ekstra ağaçlar (%32) olarak bulunmuştur. Eğitim süresi biraz uzun olsa da hem test setinde yüksek açıklayıcılık gücü hem de düşük hata oranı ile veri setine en iyi uyumu sağlayan algoritmadır.

SONUÇ VE ÖNERİLER

Bilgi ekonomisi günümüz küresel rekabet ortamında ülkelerin ekonomik kalkınma ve sürdürülebilir büyüme hedeflerine ulaşmalarında kritik bir rol oynamaktadır. Bilgi edinimi, bilgi üretimi, bilgi dağıtımı ve bilgi kullanımı ekonomik faaliyetlerin temel unsurlarını oluşturarak yenilikçi çözümler ve yüksek katma değerli üretim süreçlerinin geliştirilmesine olanak sağlamaktadır. OECD (1996) ve Dünya Bankası gibi kuruluşlar bilgi ekonomisini, bilginin ekonomik bir değer olarak ön plana çıktığı, bilgi ve iletişim teknolojilerinin üretim süreçlerinde etkin bir şekilde kullanıldığı bir paradigma olarak tanımlamaktadır (Chen ve Dahlman, 2005). Bu bağlamda ülkelerin bilgi ekonomisi göstergelerindeki performanslarının değerlendirilmesi hem ekonomik stratejilerin belirlenmesinde hem de politikaların şekillendirilmesinde önemli bir konu haline gelmiştir.

Bu tez çalışmasının temel amacı Türkiye dahil olmak üzere verilerine ulaşabilmenin mümkün olduğu ülkelerin bilgi ekonomisi göstergeleri çerçevesinde göreceli etkinliklerinin belirlenmesi ve bu performansların detaylı bir şekilde analiz edilmesidir. Çalışma bilgi ekonomisinin temel unsurlarını tanımlamak ve bu unsurların ülkelerin ekonomik etkinlik ve rekabet gücü üzerindeki etkilerini anlamaya yönelik önemli katkılar sunmayı hedeflemektedir. Literatürde ülkelerin bilgi ekonomisi performansını analiz eden çalışmaların sayısı sınırlı olmakla birlikte mevcut çalışmalar genellikle belirli bir metodolojik yaklaşımla ele alınmıştır. Bu nedenle bu tez çalışması bilgi ekonomisinin farklı boyutlarını bir arada değerlendirerek hem teorik hem de ampirik katkılar sağlamayı da hedeflemektedir. Ayrıca bilgi edinimi, üretimi, dağıtımı ve kullanımı gibi temel unsurları içeren bu kapsamlı analiz ülkelerin ekonomik rekabet gücünün artırılmasına yönelik stratejilere ışık tutmayı hedeflemektedir (OECD, 1996; Chen ve Dahlman, 2005). Bu bağlamda çalışmada VZA, entropi ağırlık, GİA yöntemi ve makine öğrenimi algoritmaları bir arada kullanılarak kapsamlı bir analiz gerçekleştirilmiştir. Çalışmada kullanılan yöntemler farklı disiplinlerden gelen yaklaşımları birleştirerek ülkelerin bilgi ekonomisindeki konumlarını daha iyi anlamak ve karşılaştırmak için bütünsel bir çerçeve sunmaktadır.

Çalışmada bilgi ekonomisinin belirli boyutları (bilgi edinimi, bilgi üretimi, bilgi dağıtımı ve bilgi kullanımı) vurgulanmış ve değişkenler bu boyutlar altında gruplandırılmıştır. Çalışma 2007-2020 yılları arasında 45 ülke ve 14 yılı kapsamaktadır. Çalışmada değerlendirmeye alınan ülkeler Arjantin, Brezilya, Romanya, Kolombiya, Rusya, Güney Afrika, Tayland, Şili, Estonya, İsrail, Türkiye, Polonya, Meksika İtalya, Slovakya, Çekya, Macaristan, Portekiz İspanya, Birleşik Krallık, Belçika, Avusturya, Hollanda, İsveç, Almanya, Norveç, İzlanda, Finlandiya, Kanada, Danimarka,

Bulgaristan, Hırvatistan, Kıbrıs, Letonya, Litvanya, Malta Cumhuriyeti, Kosta Rika, Belarus, Kazakistan, Guatemala, Kırgızistan, Mısır, Luxembourg, Fransa Ermenistan'dır. Türkiye'nin de içinde bulunduğu araştırmaya dâhil edilen ülkelerin 2007-2020 yılları arasına ilişkin verileri Dünya Bankası ve OECD veri tabanından elde edilmiştir.

Bu tez çalışmasında bilgi ekonomisi göstergelerinin bilgi edinimi, bilgi üretimi, bilgi dağıtımı ve bilgi kullanımı boyutlarındaki performanslarının değerlendirilmesi amacıyla ülkeler (KVB: Yıl, Ülke: Sabit) ve yıllar (KVB: Ülke, Yıl: Sabit) bazında iki farklı açıdan analizler gerçekleştirilmiştir. Her iki yaklaşıma göre yapılan analizler bilgi ekonomisinin farklı boyutlarını değerlendirmek ve ülkelerin bilgi edinimi, üretimi, dağıtımı ve kullanımı süreçlerindeki performanslarını detaylı bir şekilde anlamak için gerçekleştirilmiştir. Dolayısıyla her iki yaklaşımın birlikte kullanımı bilgi ekonomisinin daha geniş bir açıdan anlaşılmasına olanak tanımıştır. Bir başka deyişle burada ki amaç bir yandan bilgi ekonomisi açısından ülkelerin birbirlerine göre durumlarını diğer yandan ülkelerin zaman içindeki performanslarını inceleyebilmektir. Böylece ülkelerin bilgi ekonomisi performansı üzerinde hem kendi stratejileri ve politikalarından kaynaklanan hem de küresel etkileri görebilmek mümkün olmaktadır.

Bu çalışmada öncelikle bilgi ekonomisi göstergeleri odağında belirli bir ülkenin 2007-2020 yılları arasında olmak üzere ve ilgili yıllarda belirli bir yıl için ülkelerin göreceli etkinliklerinin değerlendirilmesi amacıyla bilgi edinimi, bilgi üretimi, bilgi dağıtımı ve bilgi kullanımı kategorilerine göre yapılan etkinlik analizleri VZA yöntemiyle değerlendirilmiştir. Bilgi edinimi ve bilgi kullanımı boyutlarındaki negatif veri sorunu nedeniyle Babazadeh ve Pourmahmoud (2018) tarafından geliştirilen DDF tabanlı bir VRS radyal süper etkinlik modeli; bilgi üretimi ve bilgi dağıtımı boyutlarında ise BCC-O modeli uygulanmıştır. Analizlerde bilgi edinimi boyutunda ticari açıklık, net doğrudan yabancı sermaye girişi (%GSYİH) ve yasal düzenleme kalitesi; bilgi üretimi boyutunda AR-GE harcamalarının GSYİH içindeki payı ve ulusal patent başvurusu, bilgi dağıtımı boyutunda eğitime yönelik kamu harcamalarının GSYİH içindeki payı ve ortaöğretime katılma oranı; bilgi kullanımı boyutunda ise net doğrudan yabancı sermaye girişi (%GSYİH) ve AR-GE harcamalarının GSYİH içindeki payı girdi değişkenleri olarak ele alınmıştır. Çıktı değişkenleri olarak da bilgi ediniminde yıllık GSYİH büyümesi (%), bilgi üretiminde bilimsel ve teknik dergi makale sayısı, bilgi dağıtımında 100 kişiye düşen mobil iletişim aboneliği ve penetrasyon sayısı ve internet kullanan birey sayısı, bilgi kullanımında ise yüksek teknolojik ürünlerinin ihracat içerisindeki payı göstergeleri kullanılmıştır. Söz konusu değişkenler kullanılarak yapılan VZA analizleri ile ilgili boyutlarda etkin ve etkin olmayan ülkeler ve ayrıca her bir boyutta ülkeler ve yıllar bazında en iyi performans gösteren birimler tespit edilmiştir.

VZA kullanılarak elde edilen etkinlik puanları mutlak değerlendirmeler yerine göreceli bir ölçüm sağlamaktadır. Bu nedenle ortalama, varyans gibi tanımlayıcı istatistikler tek başlarına anlamlı değildirler. Dolayısıyla bu tez çalışması kapsamında genel değerlendirmeler yapabilmek

için ÇKKV yöntemlerinden de faydalanılmıştır. Bu doğrultuda öncelikle performans kriterlerinin ağırlıkları entropi yöntemiyle hesaplanmış ve ardından ülkeler ile yıllar GİA yöntemi kullanılarak sıralanmıştır. Ülkelere yönelik analiz 4 kriterli ve 45 alternatifli bir ÇKKV problemine dayanırken yıllara yönelik analiz 4 kriterli ve 14 alternatifli bir yapı üzerinden gerçekleştirilmiştir. Elde edilen bulgular bilgi ekonomisi göstergeleri çerçevesinde ülkelerin rekabet avantajlarını nasıl geliştirebileceklerine dair faydalı bilgiler sunmaktadır.

Son olarak makine öğrenimi algoritmalarıyla etkinlik tahmini denemeleri yapılmıştır. Bu denemelerde ki amaç algoritmanın girdi ve çıktıları gördüğünde karar verme biriminin etkinlik puanını doğru şekilde tahmin edip edemeyeceğinin belirlenmesidir. Yapılan denemeler ülkelerin görelî performansını gösteren etkinlik puanlarını tahmin açısından çok başarılı olmasa da herhangi bir ülkenin yıllar boyunca görelî performansını gösteren etkinlik puanlarını tahmin açısından oldukça başarılı olmuştur.

Yıllar İçin Analiz Sonuçları (KVB: Ülke)

Bu aşamada her bir yıl için bir adet olmak üzere 14 ayrı VZA yapılmış ve her analizde her bir ülke için bir görelî etkinlik puanı hesaplanmıştır. Belirli bir yılda tüm ülkelerin girdi ve çıktı değişkenleri kullanılarak o yıl içerisinde hangi ülkelerin etkin olduğu hangilerinin ise etkinlik açısından geride kaldığı belirlenmiştir. Bu yaklaşım yıllar arasındaki rekabet farklarını ve performans dengesizliklerini değerlendirme fırsatı sunmuştur.

Bu doğrultuda bilgi edinimi boyutunda elde edilen etkinlik puanları, etkinlik puanı 1'den büyük olan ülkelerin bilgi edinimi girdilerini etkin bir şekilde kullandığını ve diğer ülkelere kıyasla üstün performans sergilediğini göstermektedir. 1 ve 1'in altındaki değerler ise ülkelerin bilgi edinimi girdilerini diğer ülkelere kıyasla daha az etkin kullandığını ve bu alanda gelişime ihtiyaç duyduğunu ifade etmektedir. Elde edilen etkinlik puanlarına göre 2012 ve 2014 yılında 45 ülkeden 11'i etkin bulunurken 2010 yılında ise sadece 4 ülke etkin çıkmıştır. Bu aşamada dikkat çekici bir diğer bulgu Arjantin ve Belarus'un tüm yıllar boyunca etkin çıkmış olmalarıdır. Bu bulgu söz konusu iki ülkenin daha az çaba ile daha fazla bilgiye ulaşabilme yeteneklerini göstermektedir. İlgili yıllarda etkin bulunan ülkeler bilgi edinimi için kullanılan girdiler ile çıktı arasında güçlü bir ilişki kurmayı başarmışlardır. Özellikle yüksek ticari açıklık ve yatırım çekiciliğinin bu başarıyı destekleyen temel faktörler olduğu belirtilebilir. İlgili yıllarda etkin olarak değerlendirilen ülkeler bilgi edinimi boyutunda yüksek ticari açıklık ve yabancı sermaye yatırımlarını etkili bir şekilde yönetirken yasal düzenleme kaliteleri ile ekonomik büyümelerini desteklemişlerdir. Bu sonuçlar literatürde ticari açıklığın ve yabancı yatırımların ekonomik büyümeyi olumlu etkilediğini belirten çalışmaları (Afzal, 2014) desteklemektedir. Etkin olmayan ülkeler her ne kadar girdilerin etkin kullanılamamış olmasını düşündürse de esasen mevcut girdilerle hedeflenen çıktı düzeylerine ulaşamamış olması ile ilişkilendirilmelidir. Belirli bir yıl için etkin bulunmayan ülkelere

özellikle ticari açıklık seviyelerinin düşük olması ve yabancı yatırımları çekmede yetersiz kalınması bu sonucun bir nedeni olarak gösterilebilir.

Bilgi üretimi boyutunda etkinlik ülkelerin bilgi üretimine yönelik kaynaklarını ne kadar etkin kullandığını ve bu kaynaklardan maksimum çıktıyı elde edip edemediğini ölçmeyi amaçlamıştır. VZA ile elde edilen etkinlik puanlarının 1 olduğu ülkeler etkin, 1'den küçük olduğu ülkeler ise etkin değil olarak değerlendirilmiştir. Elde edilen etkinlik puanları incelendiğinde 2008, 2012 ve 2018 yıllarında en fazla ülke (toplam 10'ar) etkin olarak değerlendirilmiştir. Ayrıca ilgili yıllarda İspanya ve Birleşik Krallık sürekli, Almanya ise 2007 yılı hariç diğer yılların tümünde etkin bulunmuştur. Bu durum söz konusu ülkelerin mevcut kaynakları ile diğer ülkelere nazaran daha fazla bilgi üretebilme yeteneklerini göstermektedir. Genel olarak ise ülkelerin çoğunluğu bilgi üretimi açısından tam etkinlik seviyesine ulaşamamış ancak belirli yıllarda bazı ülkeler etkin bulunmuştur. Tam etkinlik gösteren ülke sayısının sınırlı olması bilgi üretim süreçlerine yönelik iyileştirmelerin gerektiğini ortaya koymaktadır. İlgili yıllarda etkin bulunan ülkeler güçlü AR-GE altyapıları, patent sayılarında ve bilimsel yayın sayılarındaki üstünlük ve inovasyona yönelik büyük yatırımları sayesinde bilgi üretiminde etkin bir performans göstermiş olabilir. Özellikle yüksek eğitim seviyelerinin ve inovasyon sistemlerinin bu başarıda kritik bir rol oynadığı düşünülebilir. Bilgi üretimi boyutunda yapılan bu analiz ülkelerin ekonomik ve bilimsel kapasitesini artırmaya yönelik reformlarının önemini ortaya koymaktadır. İlgili yıllarda etkin bulunan ülkeler bilimsel ve teknolojik altyapıyı güçlendiren yatırımlar ve sürdürülebilir politikalarla öne çıkmaktadır. Buna karşılık etkin olmayan ülkelere yetersiz altyapı, sınırlı bilimsel üretim ve inovasyon eksikliği temel zorluklar olarak gösterilebilir. Özellikle bilimsel altyapı, teknik yetkinlik ve inovasyon kapasitesindeki eksiklikler düşük etkinlik puanlarının başlıca nedenleri arasında sayılabilir. Başka bir ifade ile etkin olarak değerlendirilmeyen ülkelerin bilgi üretimi girdilerini etkin bir şekilde kullanamadığı ve yeterli çıktıyı elde edemediği belirtilebilir.

Bilgi dağıtımı boyutunda elde edilen etkinlik puanlarına göre 2008 ve 2011 yıllarında 12'şer ülke etkin iken 2009, 2013 ve 2020 yıllarında ise en az sayıda (7'şer) ülke etkin bulunmuştur. İzlanda, Guatemala ve Luxembourg incelenen yıllar boyunca sürekli etkin çıkan ülkeler olarak dikkat çekmektedir. Bu bulgu söz konusu ülkelerin sahip oldukları olanaklarına oranla mobil iletişim aboneliği ve penetrasyon sayısı ile internet kullanan birey sayılarının yüksekliği ile açıklanabilir. İlgili yıllarda etkin bulunan ülkelerin en yüksek çıktıyı üretmiş olmaları ile değil, eğitime yönelik kamu harcamalarına ve ortaöğretime katılma oranlarına kıyasla gelişmiş BİT altyapıları, yüksek internet penetrasyonu, güçlü telekomünikasyon ağları ve bilgi paylaşım süreçlerini destekleyen politikaları sayesinde bilgi dağıtımında başarılı oldukları söylenebilir. Özellikle eğitim altyapıları, yüksek teknoloji adaptasyonu ve dijitalleşme süreçleri bu başarıda önemli bir rol oynamaktadır. İlgili yıllarda etkin olmayan ülkelere ise bilgiye erişim olanaklarının kısıtlı olması, altyapının yetersizliği ve bilgi paylaşımı süreçlerindeki eksiklikler, düşük etkinlik puanlarının temel nedenleri arasında gösterilebilir. Özellikle internet penetrasyonunun düşük

seviyelerde olması ve dijitalleşme süreçlerinin yavaş ilerlemesi bu ülkelerin etkinlik seviyelerini sınırlandırmış olabilir.

Bilgi kullanımı boyutunda belirli bir yıl için ülkelerin etkinlik analizi sonuçlarına göre 2008, 2009 ve 2016 yıllarında 45 ülkeden 8'er ülke etkin bulunurken 2015 yılında ise sadece 4 ülke etkin çıkmıştır. Kazakistan ve Guatemala'nın ilgili yıllar boyunca sürekli etkin çıktığı görülmüştür. Ancak burada şunu bir kez daha açıklamakta fayda vardır: bu iki ülke bilgi kullanımı açısından yüksek düzeyde çıktılar üretmeseler de bilgi kullanımı için kullandıkları girdileri çok düşük düzeyde olduğundan görece başarılı gibi görünmektedirler. Genel olarak ülkelerin çoğunluğu bilgi kullanımı açısından etkinlik düzeyine ulaşamamıştır. Bu durum bilgi kullanımındaki süreçlerin daha da optimize edilebileceğine işaret etmektedir. Bu amaçla ülkeler yüksek AR-GE yatırımları ve yabancı sermaye çekme kapasitesi ile teknoloji odaklı ihracatlarını artırabilmeleri yönünde çabalarını yoğunlaştırmalıdır. Yüksek AR-GE harcamaları, yenilikçi ürün geliştirme kapasitesini artırarak bu ülkelerin bilgi kullanımı sürecinde etkin olmalarını sağlayabilecektir.

2007-2020 yılları için diğer ülkeler arasında Türkiye'nin etkinlik puanları ilgili boyutlarda ele alındığında Türkiye, bilgi edinimi boyutunda zaman zaman diğer ülkelerle rekabet edebilir üst düzey bir performans göstermiştir. Elde edilen sonuçlara göre Türkiye 2011-2017 yılları arasında diğer ülkelere göre etkin bulunurken daha sonra ki yıllarda ise bilgi edinimi açısından daha zayıf bir görünüm sergilemiştir. Bilgi üretimi, dağıtımı ve kullanımı boyutlarında ise etkinlik açısından diğer ülkelerin gerisinde kaldığı görülmektedir. Bu durum Türkiye'nin bilgi ekonomisi performansında sürdürülebilir bir strateji geliştirmesi gerektiğine işaret etmektedir. Bilgi edinimindeki geçmişte göstermiş olduğu başarıyı diğer boyutlara taşıyacak politikalar ve stratejiler öncelikli hale getirilmelidir.

Yapılan VZA ve süper etkinlik analizlerinin ardından bilgi ekonomisi performansı içinde alt boyutların önem derecelerinin belirlenmesi için ÇKKV yöntemleri arasından yer alan entropi ağırlık yöntemi kullanılmıştır. Burada söz konusu alt boyutlar kriterler olarak belirlenmiştir. Entropi yöntemi her bir kriterin bilgi miktarını ölçerek kriterlere nesnel ağırlıklar atamayı sağlamaktadır. Elde edilen entropi kriter ağırlıkları ele alındığında ülkelerin birbirlerine göre etkinliklerini değerlendirmede en önemli kriterin bilgi üretimi (0,7432) olduğu sonucuna ulaşılmıştır. Bilgi dağıtımı kriteri önem düzeyi bakımından ikinci, bilgi kullanımı üçüncü ve bilgi edinimi ise dördüncü önemli kriterler olarak tespit edilmiştir. Bilgi üretimi kriterinin daha yüksek ağırlık değerlerine sahip olması bu kriterin ülkelerin bilgi ekonomisi performansı açısından daha kritik olduğunu göstermektedir. Dolayısıyla yenilikçilik ve AR-GE yatırımlarının bu süreçteki önemi bir kez daha vurgulanmıştır.

Daha sonra bilgi ekonomisi performansı açısından ülkelerin genel bir sıralamasını elde etmek amacıyla ÇKKV yöntemleri arasında yer alan Gri İlişkisel Analiz yöntemi tercih edilmiştir.

Böylelikle bilgi ekonomisi göstergeleri açısından ilgili kriterlere göre performansı en yüksek olan ülkenin Belçika; en düşük olan ülkenin ise Kırgızistan olduğu tespit edilmiştir. Bu bulgu ülkeler arasındaki bilgi ekonomisi farklarını ortaya koymaktadır. Belçika'yı takiben ise sıralamada ilk 10 ülke içerisinde sırasıyla Fransa, İtalya, Avusturya, İsrail, Birleşik Krallık, Polonya, Norveç ve Türkiye'nin yer aldığı belirlenmiştir.

Türkiye'nin bu sıralamadaki konumunun büyük ölçüde 2011-2017 yılları arasında ki bilgi edinimi performansından kaynaklandığı düşünülebilir. Ancak bilgi edinimi alt boyutunun ağırlığı düşük olduğu için Türkiye'nin diğer alt boyutlarında ki etkinlik puanlarının da tam etkinliğe yakın olacak şekilde oldukça yüksek çıkmış olması daha mantıklı bir gerekçe gibi görülebilir.

Ülkeler İçin Analiz Sonuçları (KVB: Yıl):

Bu aşamada her bir ülke için bir adet olmak üzere 45 ayrı VZA yapılmış ve her analizde her bir yıl için bir göreceli etkinlik puanı hesaplanmıştır. Her bir ülkenin girdi ve çıktı değişkenleri yıllara göre ayrı ayrı kullanılarak ülke bazlı etkinlik değerlendirmeleri yapılmıştır. Bu yaklaşıma göre yapılan analiz ülkelerin bilgi ekonomisi kaynaklarını hangi yıllarda daha etkin yönettiklerini ve hangi dönemlerde performans düşüklüğü yaşadıklarını göstermiştir.

Bu doğrultuda bilgi edinimi alt boyutu için yapılan analiz sonuçlarına göre İsrail, Birleşik Krallık, Belçika, Bulgaristan ve Mısır'ın çalışmanın ele alındığı dönemlerde en çok etkin yıla (toplam 9'ar yıl) sahip ülkeler olduğu belirtilebilir. Buna rağmen Estonya ve Macaristan'ın ise en az etkin yıla (toplam 3'er yıl) sahip ülkeler olduğu bulgusuna ulaşılmıştır. Ayrıca ülkelerin bilgi ediniminde ki etkinlik durumlarının dönemsel olarak dalgalı bir seyir izlediği ve birçok ülkenin 2008 yılında etkinlik puanlarında keskin bir düşüş olduğu görülmektedir. 2007-2008 yılları için düşüş o yılki küresel ekonomik kriz gibi dış faktörlerin etkisiyle açıklanabilir. Birçok ülkenin ise 2020 yılı Covid-19 döneminde beklenmedik şekilde etkin olduğu görülmektedir. Bu durum ülkelerin bilgi edinimine yönelik stratejilerini geliştirdiğine ve kaynaklarını daha verimli kullanmaya başladığına işaret etmektedir. Ülkelerin zaman zaman etkin bulunduğu dönemlerde bilgi ekonomisine yönelik girişimlerde bulunduğu ve kaynaklarını daha etkin bir şekilde kullandığı şeklinde yorumlanabilir. Ancak ülkeler her yıl bu performansı sürdürmekte başarılı bulunamamıştır. Bu başarısızlık bilgi ekonomisine yönelik bilgi edinimi süreçlerinde istikrarlı bir altyapının eksikliğine işaret edebilir. Ülkelerin etkin değerlendirildiği yıllar yabancı sermaye girişlerinde artış ve ticari açıklık politikalarındaki iyileşme durumlarıyla ilişkilendirilebilir.

Bilgi üretimi alt boyutu için elde edilen analiz bulgularına göre çalışmanın ele alındığı dönemlerde Belçika'nın en çok etkin yıla (toplam 9 yıl); Şili ve Kırgızistan'ın ise en az etkin yıla (toplam 1'er yıl) sahip ülkeler olduğu gözlenmiştir. Ülkelerin bilgi üretiminde ki etkinlik seviyelerinde 2020 yılı itibarıyla (Slovakya ve Letonya hariç) tam etkinlik seviyesine ulaştığı

dikkat çeken diğer bir sonuçtur. İlgili yıllarda etkin olarak değerlendirilen ülkelerin bilgi üretimi süreçlerinde zaman zaman etkinlik kaydedebildiğini ancak bu performansı her yıl sürdürmediğini göstermektedir. Dönemsel etkinlik gösteren ülkeler AR-GE harcamalarındaki artış dönemlerinde bilgi üretiminde etkinlik sağlamış ancak bu performans diğer yıllarda düşüş göstermiştir. Ülkelerin etkin bulunmadığı dönemlerde AR-GE harcamalarının yetersizliği ve ulusal patent başvurularındaki sınırlı sayı, bilimsel ve teknik makale üretiminde düşük performansa neden olabilir. Özellikle Türkiye, bilgi üretimi süreçlerinde ulusal AR-GE yatırımlarını artırmasına rağmen çıktı değişkeni olan bilimsel yayın üretiminde istenilen başarıyı elde edememiştir.

Bilgi dağıtımı boyutunda ülkelerin yıllara göre etkinlik analizi sonuçları incelendiğinde Arjantin'in en çok etkin yıla (toplam 12 yıl) sahip ülke olduğu belirlenmiştir. Rusya, Tayland, Almanya, Fransa ve Ermenistan'ın ise en az yılda (toplam 4'er yıl) etkin olarak değerlendirildiği görülmüştür. Bilgi dağıtımı açısından etkinlik puanlarının 2020 yılı itibarıyla Estonya, İtalya, Hollanda, Hırvatistan hariç diğer ülkelerin tam etkinlik seviyesinde oldukları belirlenmiştir. İlgili dönemlerde etkin olarak değerlendirilen ülkelerin bilgi dağıtımı süreçlerinde zaman zaman etkin performans sergileyebildiği ancak bu başarıyı her yıl sürdürmediği görülmektedir. Dönemsel etkinlik gösteren bu ülkeler etkin bulundukları yıllarda mobil iletişim ve internet kullanıcı oranındaki iyileşmelerin, eğitim harcamalarındaki artışların ve ortaöğretime katılım oranındaki iyileşmelerin bu başarıyı destekleyen faktörler olduğunu düşündürmüştür. Bilgi dağıtımı süreçlerinde ülkelerin etkin olmadığı yıllar ise bu ülkelerin eğitime yönelik kamu harcamalarının bilgi yayılımına dönüştürülmesindeki yetersizlikleriyle ilişkilendirilebilir.

Bilgi kullanımı boyutunda elde edilen etkinlik puanlarına göre Belçika'nın çalışmanın ele alındığı dönemlerde en çok etkin yıla (toplam 10 yıl) sahip ülke olduğu söylenebilir. Buna rağmen İsveç ve Ermenistan'ın en az etkin yıla (toplam 2'ser yıl) sahip ülkeler olduğu bulunmuştur. Belirli yıllarda etkinlik gösteren ülkeler yabancı sermaye girişleri ve AR-GE yatırımları sayesinde yüksek teknolojik ürün ihracatında başarı göstermiş olsa da bu başarıyı her yıl devam ettirememiştir.

Türkiye'nin 2007-2020 yılları arasındaki etkinlik puanları ilgili boyutlarda değerlendirildiğinde bilgi edinimi boyutunda genel olarak dalgalı bir performans sergilediği görülmüştür. Türkiye'nin bilgi edinimi boyutundaki en yüksek etkinlik skoruna 2017 yılında ulaştığı en düşük etkinlik skorunun ise 2012 yılında kaydedildiği görülmüştür. Bilgi üretimi süreçlerinde 2018 yılında en düşük etkinlik puanıyla karşılaşmış; sonraki yıllarda ise bu süreçlerde iyileşme olduğu ve 2020 yılında ise tam etkinlik seviyesinde olduğu tespit edilmiştir. Bilgi dağıtım süreçlerinde Türkiye 2013-2019 yılları arasında sürekli etkinsiz bulunmuştur. Bunun sebebi her ne kadar eğitime ayrılan kaynaklar ve ortaöğretime katılım oranları önemli ölçüde artmış olsa da mobil iletişim aboneliği ve penetrasyon sayısı ile internet kullanan birey sayısındaki artışın daha düşük düzeyde kalmış olması ile açıklanabilir. Türkiye'nin bilgi kullanımı boyutunda ise bazı yıllarda düşük performans göstermiş olmasına rağmen diğer boyutlara göre en fazla etkin yıla bu

boyutta sahip olduğu tespit edilmiştir. Ayrıca 2020 yılında Türkiye'nin tüm boyutlarda tam etkinlik seviyesinde olduğu belirlenmiştir. Dolayısıyla Türkiye'nin son yıllarda tüm boyutlarda istikrarlı bir gelişim yakaladığı ve iyileşme göstermekte olduğu söylenebilir. Bu durum son yıllarda yapılan yatırımların ve stratejik girişimlerin bilgi ekonomisine yansımalarını ortaya koymaktadır.

VZA ve süper etkinlik analizlerinin ardından bilgi ekonomisi performansı içinde alt boyutlarının önem derecelerinin belirlenmesi için entropi ağırlık yöntemi ve yılları performanslarına göre sıralamak için de GİA yöntemi kullanılmıştır. Entropi yönteminde alt boyutlar kriter yıllar ise alternatifler olarak tanımlanmıştır. Yapılan analiz sonucunda yılları birbirlerine göre değerlendirmede en önemli kriterin bilgi üretimi (0,4968) olduğu sonucuna ulaşılmıştır. Bilgi dağıtımı kriteri önem düzeyi bakımından ikinci, bilgi kullanımı üçüncü ve bilgi edinimi ise dördüncü önemli kriterler olarak tespit edilmiştir. Entropi yöntemiyle elde edilen ağırlıklar kullanılarak GİA yöntemi ile yıllar bütün ülkeler üzerinden ortalama performanslarına göre sıralanmıştır. Bu kapsamda 2014 yılının bilgi ekonomisi performansı açısından 1. sırada ve 2007 yılının ise 14. sırada yer aldığı bulgusuna ulaşılmıştır. Açık ki bunun sebebi bu yılın bilgi edinimi ve bilgi üretimi boyutlarında en yüksek ortalama etkinlik puanlarına ve diğer boyutlarda da maksimuma yakın değerlere sahip olmasıdır. Bu aşamada elde edilen sonuçlar kısmen küreselleşme ve teknolojik gelişmelerin bilgi ekonomisine etkisi ile açıklanabilir.

Bu çalışmada VZA ve ÇKKV yöntemlerinin ardından makine öğrenimi algoritmaları uygulanmıştır. Bu tip algoritmalar çok geniş veri setleri ile yüksek doğruluk dereceli tahminler yapabilme yeteneğine sahip oldukları için bilgi ekonomisi boyutlara ayrılmadan bir bütün olarak alınmıştır. Böylece algoritmanın uygulandığı değişken sayısı ve dolayısıyla veri miktarı büyük ölçüde artırılmıştır. Ülkeler ve yıllar için ayrı ayrı yapılan analizlerde ticari açıklık, net doğrudan yabancı sermaye girişi (%GSYİH), yasal düzenleme kalitesi, AR-GE harcamalarının GSYİH içindeki payı, ulusal patent başvurusu, eğitime yönelik kamu harcamalarının GSYİH içindeki payı, ortaöğretime katılma oranı göstergeleri girdi; yıllık GSYİH büyümesi (%), bilimsel ve teknik dergi makale sayısı, 100 kişiye düşen mobil iletişim aboneliği ve penetrasyon sayısı ve internet kullanan birey sayısı yüksek teknolojik ürünlerinin ihracat içerisindeki payı göstergeleri ise çıktı değişkenleri olarak kullanılmıştır. Bu kapsamda makine öğrenimi algoritmalarından çeşitli regresyon modelleri denenerek etkinlik puanları yeniden tahmin edilmeye çalışılmıştır. Bu şekilde çalışma kapsamında kullanılmış yöntemlerden elde edilen bulguların karşılıklı olarak birbirlerini doğrulayıp doğrulamadıkları kontrol edilmiştir. Bu yöntem VZA'dan elde edilen etkinlik puanlarının tahmin edilmesinde bir doğrulama mekanizması olarak kullanılabilir. Makine öğrenimi algoritmalarının uygulanması ayrıca çalışmanın metodolojik çeşitliliğini de artırarak analiz sonuçlarının güvenilirliğini kısmen pekiştirmiştir. Kullanılan algoritmalar arasında Destek Vektör Makineleri, Ekstra Ağaçlar, Gradyan Artırma, LightGBM, Histogram Tabanlı Gradyan Artırma, K En Yakın Komşu, Bagging (Torbalama), Rastgele Orman, AdaBoost (Uyarlanabilir Güçlendirme) ve XGBoost bulunmaktadır. Özellikle makine öğrenimi algoritmalarının VZA etkinlik skorlarını

tahmin etme sürecine entegrasyonu literatürde karar verme süreçlerini destekleyen yenilikçi bir analiz çerçevesi sunmaktadır. Bu çalışmada makine öğrenimi algoritmaları VZA ile elde edilen etkinlik puanlarının doğruluğunun test edilmesi amacıyla kullanılmıştır. Ülkeler ve yıllar için yapılan analizlerde düzeltilmiş R^2 , ortalama karekök sapması ve çalışma süresi olmak üzere üç temel metrik dikkate alınmıştır.

Yıllar boyunca etkinlik puanlarına göre yapılan analiz neticesinde en iyi uyumu sağlayan algoritmanın destek vektör makineleri olduğu; ülkelerin etkinlik puanları ile yapılan analiz neticesinde ise ekstra ağaçlar algoritması olduğu sonucuna varılmıştır. Ülkeler için etkinlik puanlarına dair uygulamada ümit verici sonuçlar elde edilmemiş olsa da yıllar için etkinlik puanları ile yapılan uygulama kabul edilebilir düzeyde doğruluk derecesine sahip tahminler üretmiştir. Bunun temel nedenleri ülkeler arasındaki ekonomik, sosyal ve teknolojik yapının heterojenliği ve girdilerin farklı etkileriyle algoritmanın genelleme yapabilme kapasitesinin sınırlı olması düşünülebilir. Buna karşılık bir ülkenin yıllar içindeki veri yapısı genellikle daha tutarlı eğilimler gösterdiği için makine öğrenimi algoritmaları bu düzenli yapıyı daha iyi öğrenebilmiş ve doğru tahminlerde bulunabilmiştir. Bu durum veri homojenliği ve düzenliliğinin tahmin doğruluğunu artırmada kritik bir faktör olduğunu göstermektedir. Özet olarak makine öğrenimi algoritmalarının VZA sonuçlarına entegre edilmesiyle elde edilen bulgular bilgi ekonomisi performansının değerlendirilmesinde doğruluk ve geçerlilik sağlamakta ve aynı zamanda karar vericilere uygulamaya yönelik değerli bilgiler sunmaktadır.

45 ülke üzerinden yapılan analizlerde Belçika bilgi edinimi, bilgi üretimi ve bilgi kullanımı boyutlarında dikkat çekici bir performans sergilerken ayrıca GİA sıralamasında da en üst sırada yer almıştır. Türkiye ise genel bilgi ekonomisi için yapılan GİA sıralamasında 9. sırada yer almış olsa da bilgi edinimi boyutu hariç diğer alt boyutlar açısından aynı performansı gösterememiştir. Türkiye bilgi üretimi ve dağıtım kategorilerinde hiçbir dönemde etkin bulunmamıştır. Bilgi kullanımı kategorisinde 2012 yılında 11. sırada iken 2018’de ise 30. sırada yer almıştır. Türkiye bilgi kullanımı girdilerinden AR-GE harcamalarının payı açısından bu iki yıl arasında önemli bir değişiklik göstermemiştir. Buna karşın net doğrudan yabancı sermaye girişlerinin yüksek teknolojik ürün ihracatına yansımaları açısından 2018 yılı çok daha iyi görünmektedir. Ancak söz konusu iyileşme mukayese edildiği bazı diğer ülkelerin gerisinde kalmış olduğu için 2018 yılında bilgi kullanımı etkinliği sıralamasında gerilemiştir. Ayrıca bilgi edinimi kategorisinde Türkiye 2009 yılında 16. sırada iken 2011 yılında 1. sırada yer almıştır. 2009 yılında ki bu düşük etkinliğin büyük ölçüde o yıl ki ekonomik büyüme oranı değerinden kaynaklandığı düşünülmektedir. 2011’deki ekonomik büyüme oranına bakıldığında önceki yıllara göre çok yüksek bir değerle karşılaşılmıştır. Bu da Türkiye’yi bilgi edinimi etkinliği açısından en üst sıraya taşımıştır.

Bu çalışmanın bilgi ekonomisi performansını ölçmek için bütünsel bir yöntem sunması açısından literatüre önemli katkı sağlayacağı düşünülmektedir. Tez çalışması sadece teorik bir

çerçeve sunmakla kalmayıp aynı zamanda bu çerçevenin uygulanabilirliğini ampirik verilerle de desteklemiştir. Bilgi ekonomisi göstergelerinin performans üzerindeki etkisini anlamaya yönelik geliştirilen bu yaklaşım gelecekte yapılacak araştırmalar için bir model niteliği taşımaktadır. Çalışma sonuçları politika yapıcılar ve yöneticiler için önemli pratik öneriler sunmaktadır. Özellikle eğitim, AR-GE yatırımları ve bilgi ve iletişim teknolojileri altyapısına yapılacak yatırımların, ülkelerin bilgi ekonomisindeki rekabet gücünü artırabileceği görülmüştür. Ayrıca bilgi ekonomisi göstergelerinin ölçümünde kullanılan yöntemlerin genişletilmesi ve daha fazla ülke verisinin dahil edilmesi, gelecekteki politikaların daha doğru şekillendirilmesine olanak tanıyabilir. Bu çalışmanın sınırlılıkları arasında kullanılan veri setinin kapsadığı yıllar ve ülkeler açısından sınırlı olması yer almaktadır. Ayrıca bazı ülkelerin eksik verileri nedeniyle analizlere dahil edilememesi sonuçların genelleştirilebilirliğini sınırlamaktadır. Ancak VZA yapısı gereği veri setine son derece hassastır. Göreli bir analiz yöntemi olduğu için veri setine yapılacak en küçük bir ilave veya değişikliğin bütün analiz bulgularını değiştirebilme olasılığı göz ardı edilmemelidir. Daha açık bir deyişle analize yeni bir ülkenin dahil edilmesi durumunda etkin sınır değişebilir, modele yeni değişken ya da kısıt eklenir ve dolayısıyla sonuçlar ciddi ölçüde değişebilir. Bu sebeple bu çalışmada özellikle VZA’da elde edilen bulguların sadece mevcut veri seti ile sınırlı olduğunun ifade edilmesi gerekir.

Çalışma kapsamında bazı şaşırtıcı bulunabilecek bulgular da elde edilmiştir. Bu durum şöyle açıklanabilir:

Örneğin VZA’da herhangi bir karar verme biriminin etkin olması için çıktılarının rakiplerinden daha yüksek olması değil mevcut olanaklarını yani girdilerini kullanarak mümkün olduğunca fazla çıktı üretmesi gerekmektedir. Dolayısıyla çok düşük çıktı üreten bir ülke çok yüksek bir çıktı üreten bir ülkeden daha etkin bulunabilmektedir. Diğer bir deyişle burada önemli olan en yüksek çıktıyı üretmek değil sabit miktarda girdi ile üretilebilecek en yüksek çıktı düzeyine ulaşmaktır.

Ayrıca zaman boyutu dikkate alındığında herhangi bir ülkenin etkinliğinin artmış olması kesin olarak kendisinin çok iyi olmasından değil diğer ülkelerin performanslarında kötüleşme olmuş olmasından da kaynaklanabilir. VZA göreli bir analiz yöntemi olduğu için söz konusu ülke yerinde saymış olsa bile, eğer diğer ülkelerin performansında herhangi bir düşüş olmuşsa etkinliği artmış gibi değerlendirilebilecektir.

Gelecekte yapılacak araştırmalar daha geniş veri setleri, farklı değişkenler ve farklı metodolojik yaklaşımlar kullanarak bilgi ekonomisinin bileşenleri ve bunların ülke ekonomilerine katkıları daha detaylı şekilde incelenebilir. Özellikle bilgi ekonomisinin sosyal refah, sürdürülebilir kalkınma ve inovasyon üzerindeki etkileri gibi konuların araştırılması bu alandaki literatüre önemli katkılar sağlayabilir. Ayrıca bu çalışmada kullanılan yöntemlerin farklı sektörler veya bölgesel düzeylere uygulanması bilgi ekonomisinin daha detaylı bir şekilde anlaşılmasına olanak tanıyabilir.

KAYNAKÇA

- Abbas, Muhammad vd. (2016), "Efficiency, Effectiveness and Performance Profile of Islamic and Conventional Banks in Pakistan", **Humanomics**, 32(1), 2-18.
- Abbasinejad, Hossein ve Zahedi Khoozani, Karim Zahedi (2021), "Calculating the Knowledge-Based Economy in 54 Selected Countries", **Iranian Economic Review**, 25(3), 567-585.
- Abdi, Abdulhakim Mohamed (2020), "Land Cover and Land Use Classification Performance of Machine Learning Algorithms in a Boreal Landscape Using Sentinel-2 Data", **GIScience & Remote Sensing**, 57(1), 1-20.
- Abed, Alyaa Razzaq (2022), "Knowledge Economy and the Future of Human Jobs", **World Economics and Finance Bulletin**, 10, 65-72.
- Acharya, S. Mohan vd. (2019), "A comparison of regression models for prediction of graduate admissions", **International Conference on Computational Intelligence in Data Science (ICCIDS)**, IEEE, <https://ieeexplore.ieee.org/document/8862140> (7.10.2024).
- Acsente, Diana (2010), "Literature Review: a Representation of How Future Knowledge Worker is Shaping the Twenty-first Century Workplace", **On the Horizon**, 18(3), 279-287.
- Afzal, Munshi Naser Ibne (2014), **Knowledge-based Economy (KBE): an Investigation of Theoretical Frameworks and Measurement Techniques in the South East Asian Region**, Yayınlanmış Doktora Tezi, University of Southern Queensland.
- Afzal, Munshi Naser Ibne ve Lawrey Roger (2012), "A Measurement Framework for Knowledge-based Economy (KBE) Efficiency in ASEAN: a Data Envelopment (DEA) Window Approach", **International Journal of Business and Management**, 7(18), 57-68.
- Ajayi, G. Olalere (2002), **African Response to the Information Communication Technology Revolution**, African Technology Policy Studies Network, 8. sayı/ATPS Special Paper, Kenya.
- Akan, Yusuf ve Çalmaşur, Gürkan (2011)., "Etkinliğin Hesaplanmasında Veri Zarflama Analizi ve Stokastik Sınır Yaklaşımı Yöntemlerinin Karşılaştırılması (TRA1 Alt Bölgesi Üzerine Bir Uygulama)", **Atatürk Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi**, 25(Özel), 13-32.
- Akbulut, Uğur vd., (2025), "Comparison of Different Machine Learning Techniques in River Flow Prediction", **Journal of the Faculty of Engineering and Architecture of Gazi University**, 40(1), 467-485.

- Akgöbek, Ömer vd. (2015), “Veri Zarflama Analizi Yaklaşımını Kullanarak Bir Eğitim Kurumunun Şubelerinin Performanslarını Ölçme”, **Sosyal Bilimler Araştırma Dergisi**, 4(3), 43-54.
- Al Daoud, Essam (2019), “Comparison between XGBoost, LightGBM and CatBoost Using a Home Credit Dataset”, **International Journal of Computer and Information Engineering**, 13(1), 6-10.
- Al-Rahbi, Ibrahim Abdullah (2008), “An Empirical Study of the Key Knowledge Economy Factors for Sustainable Economic Development in Oman”, Yayınlanmış Doktora Tezi, Victoria University.
- Alzubi, Jafar vd. (2018), “Machine Learning from Theory to Algorithms: an Overview” **Journal of Physics: Conference Series**, 1142, 1-15.
- Amavilah, Voxi Heinrich ve Andrés, Antonio Rodríguez, (2022), “Knowledge Economy and the Economic Performance of African Countries: A Seemingly Unrelated and Recursive Approach”, **Journal of the Knowledge Economy**, 15(1), 110-143.
- Andersen, Per ve Petersen, Niels Christian (1993), “A Procedure for Ranking Efficient Units in Data Envelopment Analysis”, **Management Science**, 39(10), 1261-1264.
- Anderson, Timothy R. (2004), “Benchmarking in sports: Bonds or Ruth: Determining the most dominant baseball batter using DEA”, William W. Cooper vd. (Ed.), **Handbook on data envelopment analysis**, 1. Baskı içinde (443-454), Springer, Boston, MA.
- Andreica, Madalina Ecaterina vd. (2010), “A New Portfolio Selection Method Based on Interval Data”, **Studies in Informatics and Control**, 19(3), 253-262.
- Andres, Antonio Rodríguez vd. (2021), “Using Deep Learning Neural Networks to Predict the Knowledge Economy Index for Developing and Emerging Economies”, **Expert Systems with Applications**, 184, 115514.
- Arslan, Necla ve Belgin, Önder (2020), “Efficiency Analysis of Science and Technology Parks Using Data Envelopment Analysis: Evidence from Turkey”, **Politeknik Dergisi**, 24(4), 1667-1674.
- Asia-Pacific Economic Cooperation (2000), **Towards Knowledge-Based Economies in APEC**, APEC Economic Committee, ...
- Atasever, Ümit Haluk ve Özkan, Coşkun (2012), “Arazi Örtüsünün Belirlenmesinde Torbalama-Karar Ağaçları Yönteminin Kullanımı”, **IV. Uzaktan Algılama ve Coğrafi Bilgi Sistemleri Sempozyumu (UZAL-CBS 2012)**, https://uzalcbs.org/wp-content/uploads/2016/11/2012_082.pdf (26.12.2024).

- Ayçin, Ejder (2020), **Çok Kriterli Karar Verme: Bilgisayar Uygulamalı Çözümler**, 2. Basım, Nobel Akademik Yayıncılık, Ankara.
- Aydemir, Canan Zeynep (2002), **Bölgesel Rekabet Edebilirlik Kapsamında İllerin Kaynak Kullanım Görece Verimlilikleri: Veri Zarflama Analizi Uygulaması**, DPT Yayınları, 2667, Ankara.
- Aydoğan K., Emel (2011), “Performance Measurement Model for Turkish Aviation Firms Using the Rough-AHP and TOPSIS Methods Under Fuzzy Environment”, **Expert Systems with Applications**, 38(4), 3992-3998.
- Ayyadevara, V Kishore (2018), **Pro Machine Learning Algorithms: A Hands-On Approach to Implementing Algorithms in Python and R**, Apress, USA.
- Azadeh, Ali vd. (2008), “A Fuzzy Mathematical Programming Approach to DEA Models”, **American Journal of Applied Sciences**, 5(10), 1352-1357.
- Babazadeh, Elnaz ve Pourmahmoud, Jafar (2018), “A Novel Radial Super-Efficiency DEA Model Handling Negative Data”, **Journal of Industrial Engineering and Management Studies**, 5(1), 43-65.
- Balcıoğlu, Yavuz Selim ve Sezen, Bülent (2024), “K-En Yakın Komşu (KNN) ve MLP Yöntemi ile Hibrit Bir Sistem: Trafik Akış Tahmini”, **Afyon Kocatepe Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi**, 26(4), 1801-1816.
- Banker, D. Rajiv vd. (1989), “An Introduction to Data Envelopment Analysis with Some of Its Models and Their Uses”, **Research in Governmental and Nonprofit Accounting**, 5(1), 125-163.
- Bashir, Muhammad (2013a), “Knowledge Economy Index (KEI) 2012 Rankings for Islamic Countries and Assessment of KEI Indicators for Pakistan”, **International Journal of Academic Research in Economics and Management Sciences**, 2(6), 28-43.
- _____ (2013b), “Knowledge-Based Economy (KBE) Frameworks and Investigation of KBE Input-output Indicators for Pakistan”, **Science**, 2(8), 476-481.
- Batagan, Lorena (2007), “Indicators for Knowledge Economy”, **Informatica Economica**, 11(4), 60-63.
- Baykul, Ayşegül (2016), **Teknoloji Geliştirme Bölgesi Yönetici Şirketlerinin Etkinliklerinin Veri Zarflama Analizi ile Değerlendirilmesi**, Yayımlanmış Doktora Tezi, Süleyman Demirel Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- Baysal, M. Emin vd. (2004), “Veri Zarflama Analizi ile TCDD Limanlarında Bir Etkinlik Ölçümü Çalışması”, **Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi**, 19(4), 437-442.

- Bell, Jason (2022), “What Is Machine Learning?”, Silvio Carta (Ed.), **Machine Learning and the City: Applications in Architecture and Urban Design**, 1. Baskı içinde (2019-216), John Wiley & Sons Ltd., USA.
- Berger, N. Allen ve Humphrey, B. David (1997), “Efficiency of Financial Institutions: International Survey and Directions for Future Research”, **European Journal of Operational Research**, 98(2), 175-212.
- Bohn, E. Roger (1994), “Measuring and Managing Technological Knowledge”, **Sloan Management Review**, 36(1), 61-73.
- Bozorg-Haddad, Omid vd. (2021), **A Handbook on Multi-attribute Decision-making Methods**, 1. Baskı, John Wiley & Sons, Hoboken.
- Breiman, Leo (1996), “Bagging Predictors”, **Machine Learning**, 24, 123-140.
- _____ (2001), “Random Forests”, **Machine Learning**, 45, 5–32.
- Brinkley, Lan (2006), **Defining the Knowledge Economy**, The Work Foundation, London.
- Bühlmann, Peter ve Yu, Bin (2010), Boosting, **Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics**, 2(1), 69-74.
- Cader, A. Hanas (2008), “The Evolution of the Knowledge Economy”, **Journal of Regional Analysis and Policy**, 38(2), 117-129.
- Can, Uğur (2024), “Eksik Veri Probleminin Çözümü”, **YBS Ansiklopedi**, 12(1), 24-60.
- Chang, K. C., ve Yeh, M. F. (2005), “Grey Relational Analysis Based Approach for Data Clustering”, **IEE Proceedings-Vision, Image and Signal Processing**, 152(2), 165-172.
- Charbuty, Bahzad Taha ve Abdulazeez, Adnan Mohsin (2021), “Classification Based on Decision Tree Algorithm for Machine Learning”, **Journal of Applied Science and Technology Trends**, 2(01), 20-28.
- Charnes, Abraham vd. (1978), “Measuring the Efficiency of Decision Making Units”, **European Journal of Operational Research**, 2(6), 429-444.
- Charnes, Abraham vd. (Ed.) (1994), **Data Envelopment Analysis Theory, Methodology And Applications**, 1. Baskı, Springer Science+Business Media, New York
- Chen, H. C. Derek ve Dahlman, J. Carl (2005), “The Knowledge Economy, the KAM Methodology and World Bank Operations”, **World Bank Institute Working Paper**, (37256).

- Chen, Tianqi ve Guestrin, Carlos (2016), “XGBoost: A Scalable Tree Boosting System”, Balaji Krishnapuram (Ed.), **In Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining**, Association for Computing Machinery (ACM), New York, 785-794.
- Choo, Eng-Ung vd. (1999), “Interpretation of Criteria Weights in Multicriteria Decision Making”, **Computers & Industrial Engineering**, 37(3), 527-541.
- Chu, Mei-Tai vd. (2008), “Measuring the Relative Performance for Leading Fabless Firms by Using Data Envelopment Analysis”, **Journal of Intelligent Manufacturing**, 19, 257-272.
- Clara, Viñas-Bardolet vd. (2020). “Knowledge Workers and Job Satisfaction: Evidence from Europe”, **Journal of the Knowledge Economy**, 11, 256-280.
- Cortes, Corinna ve Vapnik, Vladimir (1995), “Support-Vector Networks”, **Machine Learning**, 20, 273-297.
- Çakmak, Coşkun ve Erdal, Mürsel (2024), “Doğal Gaz Boru Hattı İnşaatı Maliyetlerinin Çoklu Doğrusal Regresyon ve K-En Yakın Komşuluk Yöntemleri ile Tahmini”, **Black Sea Journal of Engineering and Science**, 7(6), 1327-1337.
- Dahlman, J. Carl ve Utz, Anuja (2005), **India and the Knowledge Economy: Leveraging Strengths and Opportunities**, World Bank Publications, Washington.
- Daraio, Cinzia ve Simar, Léopold (2007), **Advanced Robust and Nonparametric Methods in Efficiency Analysis: Methodology and Applications**, Springer Science & Business Media, USA.
- Dastan, Hussen Maulud ve Abdulazeez, Adnan Mohsin (2020), “A Review on Linear Regression Comprehensive in Machine Learning”, **Journal of Applied Science and Technology Trends**, 1(2), 140-147.
- Daugélienė, Rasa (2007), “The Position of Knowledge Workers in Knowledge-based Economy: Migration Aspect”, **European Integration Studies**, 1, 103-112.
- de la Paz-Marín, Mónica vd. (2015), “Classification of Countries’ Progress Toward a Knowledge Economy Based on Machine Learning Classification Techniques”, **Expert Systems with Applications**, 42(1), 562-572.
- Demirci, Ayhan (2018), **Teori ve Uygulamalarla Veri Zarflama Analizi**, 1. Baskı, Gazi Kitabevi, Ankara.
- Deng, Hepu vd. (2000), “Inter-company Comparison Using Modified TOPSIS with Objective Weights”, **Computers & Operations Research**, 27(10), 963-973.
- Diakoulaki, Danae C. vd. (1995), “Determining Objective Weights in Multiple Criteria Problems: The Critic Method”, **Computers & Operations Research**, 22(7), 763-770.

- Dima, Alina Mihaela vd. (2018), "The Relationship Between the Knowledge Economy and Global Competitiveness in the European Union", **Sustainability**, 10(6), 1706.
- Dinçer İstanbullu, Figen ve Göral, Ramazan (2013), "VZA Temelli TOPSIS Metodu ile Konaklama Kapasitesinin Etkin Kullanımı Açısından İllerin Sıralanması", **Anemon Muş Alparslan Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi**, 5(2), 539-558.
- Drucker, F. Peter (1999), "Knowledge-worker Productivity: The Biggest Challenge", **California Management Review**, 41(2), 79-94.
- Duman, Hüseyin Safa ve Başaraner, Melih (2022), "Şekil Göstergeleri ve Topluluk Öğrenmesi Sınıflandırma Algoritmaları ile Bina Detaylarının Şekil Karmaşıklık Analizi", **Geomatik**, 7(3), 197-208.
- El Naqa, Issam ve Murphy, J. Martin (2015), "What Is Machine Learning?", Issam El Naqa vd. (Ed.), **Machine Learning in Radiation Oncology**, içinde (3-11), Springer International Publishing, Switzerland.
- Erdi, Bengisu vd. (2021), "Makine Öğrenmesi Algoritmaları ile Trol Hesapların Tespiti", **Düzce Üniversitesi Bilim ve Teknoloji Dergisi**, 9(1), 430-442.
- Ersoy, Nazlı (2022), "Kriter Ağırlıklandırma Yöntemlerinin ÇKKV Sonuçları Üzerindeki Etkisine Yönelik Gerçek Bir Hayat Uygulaması", **MANAS Sosyal Araştırmalar Dergisi**, 11(4), 1449-1463.
- Farhadi, Maryam vd. (2012), "Information and Communication Technology Use and Economic Growth", **PloS ONE**, 7(11), e48903.
- Farrell, M. J. (1957), "The Measurement of Productive Efficiency", **Journal of the Royal Statistical Society**, 120, 253-290.
- Feng, Cheng-Min ve Wang, Rong-Tsu (2000), "Performance Evaluation for Airlines Including the Consideration of Financial Ratios", **Journal of Air Transport Management**, 6(3), 133-142.
- Freund, Yoav ve Schapire, E. Robert (1996), "Experiments with a New Boosting Algorithm", Lorenza Saitta (Ed.), **Machine Learning: Proceedings of the Thirteenth International Conference**, Morgan Kaufmann, 96, USA, 148-156.
- Friedman, H. Jerome (2001), "Greedy Function Approximation: a Gradient Boosting Machine", **The Annals of Statistics**, 29(5), 1189-1232.
- Gayathri, Rajakumaran vd., (2022), "A Comparative Analysis of Machine Learning Models in Prediction of Mortar Compressive Strength", **Processes**, 10(7), 1-16.
- Ge, Dingling (2020), "Credit Card Fraud Detection Using LightGBM Model", Eng Hock Francis Tay (Ed.), **2020 International Conference on E-Commerce and Internet Technology: ECIT 2020**, China, 232-236.

- Gelgeç, Güler ve Hatırlı, Selim Adem (2018), “Bilgi Ekonomisi ve Büyüme Arasındaki İlişki: Türkiye Örneği”, **Süleyman Demirel Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi**, 23(1), 97-122.
- Geurts, Pierre vd., (2006), “Extremely Randomized Trees”, **Machine Learning**, 63, 3-42.
- Giokas, I. Dimitrios ve Pentzaropoulos, C. Georgios (2000), “Evaluating Productive Efficiency in Telecommunications: Evidence from Greece”, **Telecommunications Policy**, 24(8-9), 781–794.
- Godin, Benoît (2010), “The Knowledge Economy: Fritz Machlup’s Construction of a Synthetic Concept”, Riccardo Viale ve Henry Etzkowitz (Ed.), **The Capitalization of Knowledge: A Triple Helix of University-Industry-Government** 1. Baskı sayısı içinde (261-290), Edward Elgar Publishing, Birleşik Krallık.
- Golany, Boaz ve Roll, Yaakov (1989), “An Application Procedure for DEA”, **Omega**, 17(3), 237-250.
- Gönen Halıcı, Şeyma (2024), **Perakende Hazır Giyim Firmasında Makine Öğrenmesi Yöntemleriyle Satış Tahmini**, Yayınlanmış Yüksek Lisans Tezi, İstanbul Teknik Üniversitesi Lisansüstü Eğitim Enstitüsü.
- Göv, Abdullah ve Kapkara Kaya, Sevcan (2023), “Türkiye Örneğinde Çevresel Kalitenin Belirleyicileri: LASSO Yaklaşımı”, **Pamukkale Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi**, (54), 25-37.
- Gujarati N. Damodar ve Porter C. Dawn (2009), **Essentials of Econometrics**, 4. Baskı, McGraw-Hill/Irwin, New York.
- Hadad, Shahrazad, (2017), “Knowledge Economy: Characteristics and Dimensions”, **Management Dynamics in the Knowledge Economy**, 5(2), 203-225.
- Hammer, Michael (2004), “Why Don't We Know More About Knowledge?”, **MIT Sloan Management Review**, 45, 14-18.
- Hope, Thomas Matthew Hadley (2019), “Linear Regression”, Andrea Mechelli ve Sandra Vieira (Ed.), **Machine Learning Methods and Applications to Brain Disorders**, içinde (67-81), Elsevier, Hollanda.
- Hossain, Amzad (2015), “Evolution of Mutual Knowledge-based Economy in Regional Integration: an Experience from the Cooperation Council of Arab States of the Gulf”, **Journal of the Knowledge Economy**, 6, 790-817.
- Hou, Juchi (2010), “Grey Relational Analysis Method for Multiple Attribute Decision Making in Intuitionistic Fuzzy Setting”, **Journal of Convergence Information Technology**, 5(10), 194-199.

- Hsu, Chi-Sheng ve Lin, Jwu-Rong (2007), “Mutual Fund Performance and Persistence in Taiwan: a Non-Parametric Approach”, **The Service Industries Journal**, 27(5), 509-523.
- Hvidt, Martin (2015), “The State and the Knowledge Economy in the Gulf: Structural and Motivational Challenges”, **The Muslim World**, 105(1), 24-45.
- Imandoust, Sadegh Bafandeh ve Bolandraftar, Mohammad (2013), “Application of K-Nearest Neighbor (KNN) Approach for Predicting Economic Events: Theoretical Background”, **International Journal of Engineering Research and Applications**, 3(5), 605-610.
- Ishizaka, Alessio ve Nemery, Philippe (2013), **Multi-Criteria Decision Analysis: Methods and Software**, 1. Baskı, John Wiley & Sons, Chichester.
- İnan, E. Alpan (2000), “Banka Etkinliğinin Ölçülmesi ve Düşük Enflasyon Sürecinde Bankacılıkta Etkinlik”, **Bankacılar Dergisi**, 34, 82-97.
- İnce, Kevser ve Ünlü, Fatma (2022), “Türkiye’nin Avrupa Birliği’ne Uyum Sürecinde Göreceli Bilgi Ekonomisi Performansı: İstatistiksel Kanıtlar”, **Girişimcilik ve İnovasyon Yönetimi Dergisi**, 11(2), 55-85.
- Jo, Taeho (2021), **Machine Learning Foundations: Supervised, Unsupervised, and Advanced Learning**, Springer Nature, Switzerland.
- John, Vijay vd. (2016), “Real-Time Lane Estimation Using Deep Features and Extra Trees Regression”, Thomas Bräunl vd. (Ed.), **Image and Video Technology: 7th Pacific-Rim Symposium, PSIVT 2015**, Springer International Publishing, Switzerland, 721-733.
- Jordan, I. Michael ve Mitchell, M. Tom (2015), “Machine Learning: Trends, Perspectives, and Prospects”, **Science**, 349(6245), 255-260.
- Joseph, V. Roshan, (2022), “Optimal Ratio for Data Splitting”, **Statistical Analysis and Data Mining: The ASA Data Science Journal**, 15(4), 531-538.
- Joshi, D. Ram ve Dhakal, K. Chandra (2021), “Predicting Type 2 Diabetes Using Logistic Regression and Machine Learning Approaches”. **International Journal of Environmental Research And Public Health**, 18(14), 1-17.
- Kadam, S. Vidya vd. (2020), “Regression Techniques in Machine Learning & Applications: A Review”, **International Journal for Research in Applied Science & Engineering Technology (IJRASET)**, 8(10), 826-830.
- Karaemir, Çağlar (2013), **Eğitim Merkezlerinde Etkinlik Analizleri: Veri Zarflama Analizi Kullanarak Performans Analizi**, Yayımlanmış Yüksek Lisans Tezi, Ankara Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü.

- Karagiannis, Stelios (2007), “The Knowledge-Based Economy, Convergence and Economic Growth: Evidence from the European Union”, **The Journal of Economic Asymmetries**, 4(2), 65-85.
- Karakuş, Yasin ve Altuntaş, Volkan (2023), “Protein Complex Detection from Protein-Protein Interaction Networks with Machine Learning Methods”, **Pamukkale Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi**, 30(3), 333-342.
- Kasap, Yaşar (2010), “Türkiye Kömür İşletmelerinde Teknik Etkinlik ve Toplam Faktör Verimlilik Gelişimi”, **Dumlupınar Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi**, 22, 75-86.
- Kassicieh, Suleiman “Sul” K. (2010), “The Knowledge Economy and Entrepreneurial Activities in Technology-Based Economic Development”, **Journal of the Knowledge Economy**, 1, 24-47.
- Katuščáková, Marcela vd. (2023), “How to Measure Knowledge Economy”, **The Electronic Journal of Knowledge Management**, 21(2), 87-102.
- Kavak Çeken, Çiğdem (2016), “Türkiye’nin Bilgi Ekonomisi Performansı (2004-2014 Dönemi)”, **Dicle Üniversitesi Hukuk Fakültesi Dergisi**, 21(34), 99-139.
- Kavzoğlu, Taşkın ve Çölkesen, İsmail (2010). “Destek Vektör Makineleri ile Uydu Görüntülerinin Sınıflandırılmasında Kernel Fonksiyonlarının Etkilerinin İncelenmesi”, **Harita Dergisi**, 144(7), 73-82.
- Kaya Akçelik, Zeliha (2024), **Çok Sınıflı Medikal Görüntü Sınıflandırması İçin Melez Derin Öğrenme Yaklaşımları**, Yayınlanmış Yüksek Lisans Tezi, Fatih Sultan Mehmet Vakıf Üniversitesi Lisansüstü Eğitim Enstitüsü.
- Ke, Guolin vd., (2017), “LightGBM: A Highly Efficient Gradient Boosting Decision Tree”, **Advances in Neural Information Processing Systems**, 30, 1-9.
- Kıran, Berna (2008), **Kalkınmada Öncelikli İllerin Ekonomik Etkinliklerinin Veri Zarflama Analizi Yöntemi ile Değerlendirilmesi**, Yayınlanmış Yüksek Lisans Tezi, Çukurova Üniversitesi, Sosyal Bilimler Üniversitesi.
- Kiani, Adıqa Kausar (2009), “An Empirical Analysis of TFP Gains in an Agriculture Sub-sector Using Malmquist Index Approach: the Case of North West Frontier Province of Pakistan”, **African Journal of Science, Technology, Innovation and Development**, 1(2-3), 136-154.
- Kontodimopoulos, Nick vd. (2007), “The Effect of Environmental Factors on Technical and Scale Efficiency of Primary Health Care Providers in Greece”, **Cost Effectiveness and Resource Allocation**, 5(1), 1-11.
- Krejčí, Jana (2018), **Pairwise Comparison Matrices and their Fuzzy Extension. Multi-Criteria Decision Making with a new Fuzzy Approach**, Springer.

- Kumbhakar, C. Subal ve Lovell Knox, C.A. (2000), **Stochastic Frontier Analysis**, Cambridge University Press, Cambridge.
- Leleu, Herve (2006), “A Linear Programming Framework for Free Disposal Hull Technologies and Cost Functions: Primal and Dual Models”, **European Journal of Operational Research**, 168(2), 340-344.
- Li, Shuangjie vd. (2022), “Measuring the Efficiency of Energy and Carbon Emissions: A Review of Definitions, Models, and Input-Output Variables”, **Energies**, 15(3), 1-21.
- Li, Xiangxin vd. (2011), “Application of the Entropy Weight and TOPSIS Method in Safety Evaluation of Coal Mines”, **Procedia Engineering**, 26, 2085-2091.
- Lim, Byoungin vd. (2016), “Free Disposal Hull (FDH) Analysis for Efficiency Measurement: An Update to DEA”, **The Stata Journal**, 10(2), 1-8.
- Lin, Hong-Jen ve Lin, Winston T. (2007), “International E-Banking: ICT Investments and the Basel Accord”, **Journal of Comparative International Management**, 10(1), 23-39.
- Lin, Ruiyue ve Chen, Zhiping (2017), “A Directional Distance Based Super-Efficiency DEA Model Handling Negative Data”, **Journal of the operational Research Society**, 68(11), 1312-1322.
- Lorcu, Fatma (2008), **Veri Zarflama Analizi (DEA) ile Türkiye ve Avrupa Birliği Ülkelerinin Sağlık Alanındaki Etkinliklerinin Değerlendirilmesi**, Yayınlanmış Doktora Tezi, İstanbul Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- Machlup, Fritz (1962), **The Production and Distribution of Knowledge in the United States**, Princeton University Press, New Jersey.
- Machlup, Fritz ve Kronwinkler, Trude, (1975), “Workers Who Produce Knowledge: A Steady Increase, 1900 to 1970”, **Weltwirtschaftliches Archiv**, 111(4), 752-759.
- Madbouly, Araby vd. (2021), “Analysis for the Knowledge Economy in GCC Countries”, Allam Hamdan vd. (Ed.), **The Fourth Industrial Revolution: Implementation of Artificial Intelligence for Growing Business Success**, içinde (403-416), Springer Nature, Switzerland.
- Mahesh, Batta (2020), “Machine Learning Algorithms-a Review”, **International Journal of Science and Research (IJSR)**, 9(1), 381-386.
- Majeed, Muhammad Tariq ve Ayub, Tayba (2018), “Information and Communication Technology (ICT) and Economic Growth Nexus: A Comparative Global Analysis”, **Pakistan Journal of Commerce and Social Sciences (PJCSS)**, 12(2), 443-476.
- Maudos, Joaquín vd. (2002), “Competition and Efficiency in the Spanish Banking Sector: the Importance of Specialization”, **Applied Financial Economics**, 12(7), 505-516.

- Mehra, Neha ve Gupta, Surendra (2013), "Survey on Multiclass Classification Methods", **International Journal of Computer Science and Information Technologies**, 4(4), 572-576.
- Mehrara, Mohsen ve Rezaei, Abbas ali (2015), "Knowledge Economy Index (KEI) in Iran and Comparison with Other Countries of Region: the Vision 1404 Document" **International Journal of Applied Economic Studies**, 3(2), 1-7.
- Mirfakhr-al-Dini, H. Sayed ve Khatibi-Aghda, Abd-al-Nabi (2011), "Measuring the Performance of Sport Associations in Attracting Individuals to Sports Using Data Envelopment Analysis. A Case Study in the Yazd City (Iran) in 2008", **Australian Journal of Basic and Applied Sciences**, 5(10), 829-837.
- Mitchell, M. Tom (1997), **Machine Learning**, McGraw-Hill Science/Engineering/Math, New York.
- Mohamed, Maha Mohamed Alsebai vd. (2022), "Do Knowledge Economy Indicators Affect Economic Growth? Evidence from Developing Countries", **Sustainability**, 14(8), 1-37.
- Mohri, Mehryar vd. (2012), Foundations of Machine Learning, Dietterich, Thomas (Ed.), **Foundations of Machine Learning**, The MIT Press, Cambridge.
- Mok, Vincent vd. (2007) "Leverage, Technical Efficiency and Profitability: an Application of DEA to Foreign-invested Toy Manufacturing Firms in China", **Journal of Contemporary China**, 16(51), 259-274.
- Mutanov, Galymkair vd. (2020), "Measuring the Knowledge-based Performance Efficiency in the Oil-exported Countries", **Montenegrin Journal of Economics**, 16(3), 109-122.
- Muthukrishnan, R. ve Rohini, R. (2016), "LASSO: A Feature Selection Technique in Predictive Modeling for Machine Learning", **International Conference On Advances in Computer Applications (ICACA)**, IEEE, <https://ieeexplore.ieee.org/document/7887916> (9.10.2024).
- Muzam, John (2023), "The Challenges of Modern Economy on the Competencies of Knowledge Workers", **Journal of the Knowledge Economy**, 14(2), 1635-1671.
- Nancu, Dorinela (2015), "The Knowledge Assessment Methodology of Countries", **Ovidius University Annals, Economic Sciences Series**, 15(2), 156-165.
- Olszak, Celina M. ve Ziemba, Ewa (2011), "The Use of ICT for Economic Development in the Silesian Region in Poland", **Interdisciplinary Journal of Information, Knowledge, and Management**, 6, 197-216.
- Organisation For Economic Co-Operation and Development, (1996), **The Knowledge-Based Economy**, OECD/GD(96)102, Paris.

- Özbek, Aşır (2019), **Çok Kriterli Karar Verme Yöntemleri ve Excel ile Problem Çözümü**, 2. Baskı, Seçkin Yayıncılık, Ankara.
- Pamuçar, Dragan vd. (2018), “A New Model for Determining Weight Coefficients of Criteria in MCDM Models: Full Consistency Method (FUCOM)”, **Symmetry**, 10(9), 1-22.
- Panesar, Arjun (2019), **Machine Learning and AI for Healthcare**, Apress, Birleşik Krallık.
- Parcero, Osiris Jorge ve Ryan, James Christopher (2017), “Becoming a Knowledge Economy: the Case of Qatar, UAE, and 17 Benchmark Countries”, **Journal of the Knowledge Economy**, 8(4), 1146-1173.
- Pardalos, M. Panos ve Hearn, Donald (2000), **Multi-Criteria Decision Making Methods: A Comparative Study**, 1. Baskı, Springer US, Dordrecht.
- Pasiouras, Fotios (2008), “Bank Efficiency and Share Performance: Evidence from Greece”, **Applied Financial Economics**, 18(14), 1121-1130.
- Pereira, Arturo (2006), “Economies of scale in blood banking: a study based on data envelopment analysis”, **Vox Sanguinis**, 90(4), 308-315.
- Poorfaraj, Alireza vd. (2011), “Knowledge and Economic Growth: Evidence from Some Developing Countries”, **Journal of Education and Vocational Research**, 1(1), 21-25.
- Porat, Marc Uri (1977), “The Information Economy: Definition and Measurement”, **Superintendent of Documents, U.S. Government Printing Office, Washington, D.C**, <https://eric.ed.gov/?id=ED142205> (09.11.2024).
- Powell, W. Walter ve Snellman, Kaisa (2004), “The Knowledge Economy”, **Annual Review of Sociology**, 30(1), 199-220.
- Prokop, Viktor vd. (2018), “Effectiveness of Selected Knowledge-Based Determinants in Macroeconomics Development of EU 28 Economies”, Lee-Ming Tan vd. (Ed.), **Finance & Economics Readings**, 1. Baskı, Springer Nature, Singapur, 69-83.
- Radwan, Ismail ve Pellegrini, Giulia (2010), **Knowledge, productivity, and innovation in Nigeria: creating a new economy**, World Bank Publications, Washington.
- Ramanathan, Ramu (2003), **An Introduction to Data Envelopment Analysis**, 1. Baskı, Sage Publications, New Delhi.
- Ray, Susmita (2019), “A quick review of machine learning algorithms”, **International conference on machine learning, big data, cloud and parallel computing (COMITCon)**, IEEE, <https://ieeexplore.ieee.org/document/8862451> (14.10.2024).
- Reinhardt, Wolfgang vd. (2011), “Knowledge Worker Roles and Actions—Results of Two Empirical Studies”, **Knowledge and Process Management**, 18(3), 150-174.

- Rigatti, J. Steven (2017), "Random Forest", **Journal of Insurance Medicine**, 47(1), 31-39.
- Roberts, Joanne (2009), "The Global Knowledge Economy in Question", **Critical Perspectives on International Business**, 5(4), 285-303.
- Rodriguez-Galiano, Victor vd. (2014), "Predictive modeling of groundwater nitrate pollution using Random Forest and multisource variables related to intrinsic and specific vulnerability: A case study in an agricultural setting (Southern Spain)", **Science of the Total Environment**, 476-477, 189-206.
- Rodríguez-Pose, Andrés ve Wilkie, Callum (2016), "Putting China in Perspective: a Comparative Exploration of the Ascent of the Chinese Knowledge Economy", **Cambridge Journal of Regions, Economy and Society**, 9(3), 479-497.
- Rokach, Lior ve Maimon, Oded (2010), "Classification Trees", Oded Maimon, Lior Rokach (Ed.), **Data Mining and Knowledge Discovery Handbook**, 2. Baskı içinde 149-174, Springer, New York.
- Rolander, Nathan vd. (2003), "A Framework for MCDM Method Selection", **Georgia Institute of Technology, Project | ME 6101, Study Guides, Projects, Research of Mechanical Engineering**, <https://www.docsity.com/en/docs/a-framework-for-methods-selections-project-me-6101/6429778/> (7.10.2024).
- Roman, Monica (2010), **Regional Efficiency of Knowledge Economy in the New EU Countries: The Romanian and Bulgarian Case**, Munich Personal RePEc Archive, 23083, Romanya.
- Rooney, David vd. (2005), "Knowledge: Concepts, Policy, Implementation", David Rooney vd. (Ed.), **Handbook on the Knowledge Economy**, içinde (1-16), Edward Elgar Publishing, Birleşik Krallık.
- Roy, Bernard (1981), "The Optimisation Problem Formulation: Criticism and Overstepping", **Journal of the Operational Research Society**, 32(6), 427-436.
- Sakarkar, Gopal vd. (2021), **Machine Learning Algorithms Using Python Programming**, Nova Science Publishers, New York.
- Salmi, Jamil (2009), **The Challenge of Establishing World-Class Universities**, World Bank Publications, Washington.
- Sarafidis, Vasilis (2002), **An Assessment of Comparative Efficiency Measurement Techniques**, Europe Economics, 16, London.
- Sarıdoğan, Hasan Önder ve Kaya, Muhammed Veysel (2019), "Bilgi Ekonomisi ve Ekonomik Performans: Türkiye ve Avrupa Birliği Karşılaştırması", **Mehmet Akif Ersoy Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler**, 6(3), 916-935.

- Sarker, H. Iqbal (2021), "Machine Learning: Algorithms, Real-world Applications and Research Directions", **SN computer science**, 2(160), 1-21.
- Sarkis, Joe (2007), "Preparing Your Data for DEA", Joe Zhu ve Wade D. Cook (Ed.), **Modeling Data Irregularities and Structural Complexities in Data Envelopment Analysis**, 1. Baskı içinde (305-320), Springer, New York.
- Saygılı, Şeref (2003), **Bilgi Ekonomisine Geçiş Sürecinde Türkiye Ekonomisinin Dünyadaki Konumu**, Ekonomik Modeller ve Stratejik Araştırmalar Genel Müdürlüğü, Stratejik Araştırmalar Dairesi Başkanlığı, DPT Yayınları, 2675, Ankara.
- Shan, Zhiying vd. (2020), "Lightweight Optimization of Passenger Car Seat Frame Based on Grey Relational Analysis and Optimized Coefficient of Variation", **Structural and Multidisciplinary Optimization**, 62, 3429-3455.
- Shapira, Philip vd. (2006), "Knowledge Economy Measurement: Methods, Results and Insights from the Malaysian Knowledge Content Study", **Research Policy**, 35(10), 1522-1537.
- Shiu, Alice ve Heshmati, Almas (2006), **Technical Change and Total Factor Productivity Growth for Chinese Provinces: A Panel Data Analysis**, The Institute for the Study of Labor (IZA), 2133, Bonn, Germany.
- Singh, P. Vijay (2000), "The Entropy Theory as a Tool for Modeling and Decision-making in Environmental and Water Resources", **Water SA**, 26(1), 1-11.
- Škrinjaric, Tihana (2020), "Dynamic Portfolio Optimization Based on Grey Relational Analysis Approach", **Expert Systems with Applications**, 147, 1-15.
- Smith, Keith (2002), **What is the 'Knowledge Economy'? Knowledge Intensity and Distributed Knowledge Bases**, The United Nations University, Institute for New Technologies/UNU/INTECH, 2002-6, Maastricht.
- Sofyalioğlu, Çiğdem (2011), "Süreç Hata Modu Etki Analizini Gri Değerlendirme Modeli", **Ege Akademik Bakış**, 11(1), 155-164.
- Sokol, Martin (2004), "The 'Knowledge Economy': a Critical View", Philip Cooke ve Andrea Piccaluga (Ed.), **Regional Economies as Knowledge Laboratories**, içinde (216-231), Edward Elgar Publishing, Birleşik Krallık.
- Sowlati, Taraneh ve Paradi, C. Joseph (2004), "Establishing the "Practical Frontier" in Data Envelopment Analysis", **Omega**, 32(4), 261-272.
- Srdjevic, Bojan vd. (2004), "An Objective Multi-criteria Evaluation of Water Management Scenarios", **Water Resources Management**, 18(1), 35-54.
- Steinmueller, W. Edward (2002), "Knowledge-based Economies and Information and Communication Technologies", **International Social Science Journal**, 54(171), 141-153.

- Stiglitz, E. Joseph (1999), “Public Policy for a Knowledge Economy”, **Remarks at the Department for Trade and Industry and Center for Economic Policy Research**, 27(3), 1-30.
- Sundać, Dragomir ve Fatur Krmpotić, Irena (2011), “Knowledge Economy Factors and the Development of Knowledge-based Economy”, **Croatian Economic Survey**, (13), 105-141.
- Sutton, D. Clifton (2005), “Classification and Regression Trees, Bagging, and Boosting”, **Handbook of Statistics**, 24, 303-329.
- Şanlısoy, Selim (2015), “Türk Cumhuriyetlerinin Bilgi Ekonomisi Analizi”, **Optimum Ekonomi ve Yönetim Bilimleri Dergisi**, 2(2), 101-122.
- Tan, Hui Boon ve Hooy, Chee Woon (2007), “The Development of East Asian Countries Towards a Knowledge-Based Economy: a DEA Analysis”, **Journal of the Asia Pacific Economy**, 12(1), 17-33.
- Tan, Hui Boon, Hooy, Chee Woon, Islam, M. N. Sardar ve Manzoni, Alex (2007), “Modelling the Efficiency of Knowledge Economies in the Asia Pacific: a DEA Approach”, **International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management, IEEE**, <https://ieeexplore.ieee.org/document/4419542> (20.10.2022).
- Taymaz, Erol vd. (2008), “Türkiye imalat sanayiinde yapısal dönüşüm, Üretkenlik ve Teknolojik Değişme Dinamikleri”, **Economic Research Center Working Papers in Economics**, 8(04), Proje No: 106K050.
- Tezcan, Mediha (2006), “The Role of Education and ICT in Economy”, Oğuz Esen ve Ayla Ogus (Ed.), **In Proceedings of the International Conference on Human and Economic Resources**, İzmir Ekonomi Üniversitesi, İzmir, 335-344.
- Thakkar, J. Jitesh (2021), **Multi-Criteria Decision Making**, Springer Nature, Singapur.
- Thelen, Kathleen (2019), “Transitions to the Knowledge Economy in Germany, Sweden, and the Netherlands”, **Comparative Politics**, 51(2), 295-315.
- Tibshirani, Robert (1996), “Regression Shrinkage and Selection Via the LASSO”, **Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)**, 58(1), 267-288.
- Tocan, Madalina Cristina (2012), “Knowledge Based Economy Assessment”, **Journal of Knowledge Management, Economics and Information Technology**, 2(5), 1-14.
- Tolun G., Beran ve Tümtürk, Ayça (2020), “AHP ile Bütünleşik Gri İlişkisel Analiz Yöntemi ile Makine Seçimi: Tarım Makinaları Üretim İşletmesinde Bir Uygulama”, **Yönetim ve Ekonomi Dergisi**, 27(1), 21-34.

- Topçuoğlu, Özlem, (2015), **Özelleştirmenin Etkinlik ve Verimliliğe Yansıması: Çimento Sektörü Üzerine Bir Uygulama**, Yayınlanmış Doktora Tezi, Atatürk Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- Triantaphyllou, Evangelos vd. (1998), “Multi-criteria Decision Making: an Operations Research Approach”, John G. Webster, (Ed.), **Encyclopedia of Electrical and Electronics Engineering**, 1. Baskı içinde (175-186), John Wiley & Sons, New York.
- Tulkens, Henry (1993), “On FDH Efficiency Analysis: Some Methodological Issues and Applications to Retail Banking, Courts, and Urban Transit”, **Journal of Productivity Analysis**, 4(1), 183-210.
- Tütüncü, Toprak Enes ve Gürsakal, Sevda (2023), “Kredi Temerrüt Riskini Tahmin Etmede Makine Öğrenme Algoritmalarının Karşılaştırılması”, **Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi**, (50), 14-22.
- URL 1, www.istmer.com/veri-zarflama-analizinde-girdi-ve-cikti-secilmesi/#:~:text=Girdi%20ve%20%C3%A7%C4%B1kt%C4%B1lar%C4%B1m%C4%B1z%20aras%C4%B1nda%20pozitif,azal%C4%B1%C5%9F%2C%20%C3%A7%C4%B1kt%C4%B1lardaki%20azal%C4%B1%C5%9Fa%20yol%20a%C3%A7mal%C4%B1d%C4%B1r. (08.01.2025).
- Uzun, Berna vd. (2021), “Theoretical Aspects of Multi-criteria Decision-making (MCDM) Methods”, İlker Özşahin vd. (Ed.), **Applications of Multi-Criteria Decision-Making Theories in Healthcare and Biomedical Engineering**, 1. Baskı içinde (3-40), Academic Press, Birleşik Krallık.
- Üstüner, Mustafa (2020), “Hafif Gradyan Artırma Makineleri ile Tarımsal Ürünlerin Sınıflandırılması”, **Türk Uzaktan Algılama ve CBS Dergisi**, 1(2), 97-105.
- Van Biesebroeck, Johannes (2007), “Robustness of Productivity Estimates”, **The Journal of Industrial Economics**, 55(3), 529-569.
- Wang, Jiang-Jiang vd. (2009), “Review on Multi-criteria Decision Analysis Aid in Sustainable Energy Decision-making”, **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, 13(9), 2263-2278.
- Wierzbicka, Wioletta (2018), “Information Infrastructure as a Pillar of the Knowledge-based Economy—an Analysis of Regional Differentiation in Poland”, **Equilibrium. Quarterly Journal of Economics and Economic Policy**, 13(1), 123-139.
- World Bank Institute, (2007), **Building Knowledge Economies: Advanced Strategies for Development**, The World Bank, Washington.
- Wu, Hsin-Hung (2002), “A Comparative Study of Using Grey Relational Analysis in Multiple Attribute Decision Making Problems”, **Quality Engineering**, 15(2), 209-217.

- Xiao, Xiao-Cong vd., (2012), “Grey Relational Analysis on Factors of the Quality of Web Service”, **Physics Procedia**, 33, 1992-1998.
- Xing, Zhongwei (2018), “The Impacts of Information and Communications Technology (ICT) and E-commerce on Bilateral Trade Flows”, **International Economics and Economic Policy**, 15, 565-586.
- Yahşı, Necla (2019), **Teknoloji Geliştirme Bölgelerinin İstatistiksel Yöntemler ile Etkinlik Değerlendirilmesi**, Yayınlanmış Yüksek Lisans Tezi, Hacettepe Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü.
- Yakıcı Ayan, Tuba & Pabuçcu, Hakan (2018), “The Assessment of Knowledge Economy Efficiency: Comparing Turkey with the European Union Countries”, **Zbornik Radova Ekonomskog Fakulteta u Rijeci: Časopis za Ekonomsku Teoriju i Praksu**, 36(2), 443-464.
- Yakıcı Ayan, Tuba ve Değirmenci, Nurdan (2020), Negatif Verileri İşleyebilen Alternatif Bir Veri Zarflama Analizi Yaklaşımı ile Firma Etkinlik Ölçümü, Bener Güngör ve Ceyda Yerdelen Kaygın (Ed.), **Finansal Performans Araştırmalarında Güncel Yaklaşımlar**, 1. Baskı içinde (19-43), Nobel Akademik Yayıncılık, Ankara.
- Yavaş, Hilal Kuvvetli, (2014), “Bilgi Ekonomisi ve Türkiye”, **TISK Akademi**, 9(18), 48-74.
- Yaylalı, Muammer (2007), “Türkiye ve Avrupa Birliğine Üye Ülkelerin Bilgi Ekonomisi Performanslarının Veri Zarflama Analizi Metoduyla Karşılaştırılması”, **Marmara Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi**, 22(1), 1-25.
- Yusuf, Mudasiru Olalere (2005), “Information and Communication Technology and Education: Analysing the Nigerian National Policy for Information Technology”, **International Education Journal**, 6(3), 316-321.
- Zardari, Noorul Hassan vd. (2014), **Weighting Methods and their Effects on Multi-Criteria Decision Making Model Outcomes in Water Resources Management**, 1. Baskı, Springer International Publishing.
- Zecevic, Aleksandra (2019), “The Use of Information and Communication Technologies by Enterprises in the European Union Member Countries”, **Economic Horizons**, 21(3), 273-285.
- Zhang, Zhaobin vd. (2019), “Multiple Linear Regression for High Efficiency Video Intra Coding”, **International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)**, IEEE, <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/8682358> (7.10.2024).

EKLER

EK 1: Bilgi Edinimi Açısından Yılların Etkinlik Puanları

ÜLKELER	Arjantin	Brezilya	Romanya	Kolombiya	Rusya	Güney Afrika
2007	1,0579*	1,1371*	1,1588*	1,0600*	1,0493*	1,1000*
2008	0,8448	0,8802	1,1063*	0,8115	0,9203	0,8160
2009	0,8038	1,0336*	1,1861*	1,1501*	0,6730	1,0207*
2010	1,0906*	1,1857*	0,9534	1,2224*	0,9348	1,1574*
2011	0,9809	0,8732	1,0424*	1,0080*	0,9746	1,0058*
2012	0,8916	0,7805	1,0312*	0,8247	1,0515*	0,9551
2013	0,9987	0,8718	0,9704	0,8928	1,0539*	0,8905
2014	1,2020*	0,9179	0,9761	0,8531	1,0035*	0,9156
2015	1,1974*	0,9715	0,9043	0,7734	1,0536*	1,0247*
2016	1,1367*	1,0611*	0,8564	0,7805	0,9804	0,9910
2017	0,9973	1,0602*	1,1438*	0,8113	1,1326*	1,0705*
2018	0,6132	1,1373*	1,0153*	0,8254	1,1975*	1,0899*
2019	0,8051	0,8690	0,9359	0,7589	0,9445	0,9780
2020	0,7735	1,1077*	1,2898*	1,0522*	1,1838*	1,1404*
Ort. Etk.	0,9567	0,9919	1,0407	0,9160	1,0109	1,0111
ÜLKELER	Tayland	Şili	Estonya	İsrail	Türkiye	Polonya
2007	0,9284	0,9420	1,1658*	1,2306*	0,9277	1,2168*
2008	0,6148	0,8013	0,9296	0,7487	0,8355	1,1005*
2009	0,7663	0,5936	1,2789*	1,2735*	1,0144*	1,1115*
2010	1,0814*	1,0337*	0,8297	1,0600*	1,1725*	0,8993
2011	0,9567	1,0082*	1,1636*	0,9761	1,1039*	0,9631
2012	1,0662*	1,0390*	0,8862	0,8628	0,8109	0,9106
2013	0,6974	0,8681	0,9521	1,0668*	0,9645	1,1047*
2014	0,8895	0,7798	0,8431	1,1154*	0,8722	0,8344
2015	0,8908	0,9205	1,3121*	0,9496	0,8576	0,9288
2016	1,0558*	1,0094*	0,9405	1,0183*	1,0739*	0,7722
2017	1,0078*	1,0455*	0,9982	1,0403*	1,1749*	1,1081*
2018	1,0979*	1,1360*	0,9857	0,9716	0,9572	1,0041*
2019	1,1224*	1,0386*	0,8956	1,0134*	0,9869	0,9605
2020	1,1903*	1,3273*	0,8402	1,0660*	1,0314*	0,8514
Ort. Etk.	0,9547	0,9674	1,0015	1,0281	0,9845	0,9833
ÜLKELER	Meksika	İtalya	Slovakya	Çekya	Macaristan	Portekiz
2007	1,0563*	0,9789	1,1221*	1,1929*	0,9804	1,0620*
2008	0,9750	1,0198*	0,8777	1,0370*	0,9238	0,8417
2009	1,1097*	1,2375*	1,2146*	1,1820*	1,3414*	1,2063*
2010	1,0989*	1,0952*	1,1421*	0,9255	0,9695	1,1709*
2011	1,0956*	0,9762	0,7760	0,9925	0,7073	1,1279*
2012	1,1809*	0,9431	0,7702	0,9689	0,6756	0,6857
2013	0,8031	0,8579	0,7780	0,9832	0,7529	0,8094
2014	0,9252	1,0682*	1,1279*	1,0524*	0,9050	0,9313
2015	0,8626	0,9676	1,1075*	1,2746*	0,8615	1,1661*
2016	0,8128	1,0363*	0,6856	1,0681*	0,9318	0,9676
2017	0,8428	1,0799*	0,8727	0,9702	0,9087	1,0319*
2018	0,9880	0,9308	0,9241	0,8362	1,1785*	1,0156*
2019	1,1475*	0,8870	0,8410	0,8506	1,0473*	0,9578
2020	1,0350*	1,1304*	1,2262*	0,8370	1,1379*	1,0257*
Ort. Etk.	0,9952	1,0149	0,9618	1,0122	0,9515	1,0000

EK 1: Bilgi Edinimi Açısından Yılların Etkinlik Puanları (Devamı...)

ÜLKELER	İspanya	Birleşik Krallık	Belçika	Avusturya	Hollanda	İsveç
2007	1,1043*	1,2452*	1,0437*	1,0465*	1,1355*	1,1617*
2008	0,9387	0,8870	0,6690	0,9300	1,0209*	0,8522
2009	1,1389*	1,1722*	1,2195*	1,4399*	1,2034*	1,1463*
2010	1,0102*	1,0148*	1,1055*	1,1404*	1,0811*	1,2356*
2011	0,8947	0,9763	0,9393	1,1202*	0,9026	0,8455
2012	0,9758	1,0240*	0,8784	0,8273	0,9144	0,7926
2013	0,8353	0,9459	1,0087*	0,8012	0,8906	1,1056*
2014	1,0794*	1,0283*	1,2308*	0,8430	0,9802	1,1155*
2015	1,1182*	1,0709*	1,1027*	1,0254*	0,9342	0,9701
2016	0,9468	0,9874	0,8470	1,0557*	0,8884	0,9490
2017	0,9412	0,9901	1,0153*	0,9513	0,9800	0,8336
2018	0,8945	1,0660*	1,0118*	1,0380*	1,1953*	0,8897
2019	0,9743	1,0691*	1,0124*	0,9262	0,9934	0,6953
2020	1,1043*	1,2125*	0,9579*	1,0358*	1,1605*	0,8863
Ort. Etk.	0,9969	1,0493	1,0030	1,0129	1,0200	0,9628
ÜLKELER	Almanya	Norveç	İzlanda	Finlandiya	Kanada	Danimarka
2007	1,0615*	1,0495*	1,2689*	1,0633*	1,3011*	0,7966
2008	1,1350*	1,0148*	0,9837	0,9238	0,9024	0,6520
2009	1,4573*	1,1195*	1,0003*	1,1767*	1,1342*	1,0657*
2010	1,0861*	0,9679	1,0919*	0,9641	1,1741*	1,2309*
2011	1,0293*	0,8956	1,0034*	1,0519*	1,0066*	0,8008
2012	0,8903	1,1496*	0,9155	0,7340	0,8924	1,1235*
2013	0,8609	0,9986	1,0412*	0,9022	0,8780	0,8070
2014	1,0935*	0,9969	0,8782	0,7951	0,9163	0,8299
2015	0,8433	0,9547	0,9098	0,9614	0,8191	0,9463
2016	0,8973	1,2162*	1,0857*	1,1763*	0,9213	1,1809*
2017	0,8481	1,0355*	1,2840*	0,9700	1,0418*	0,9927
2018	0,6867	0,8953	0,9173	1,1031*	0,9480	0,8543
2019	0,8140	0,6649	0,9484	0,7893	0,8751	1,1960*
2020	0,7321	1,1412*	1,1805*	0,9844	1,2459*	0,7779
Ort. Etk.	0,9597	1,0072	1,0364	0,9711	1,0040	0,9467
ÜLKELER	Bulgaristan	Hırvatistan	Kıbrıs	Letonya	Litvanya	Malta Cumhuriyeti
2007	1,0442*	1,1031*	1,1023*	1,3167*	1,2463*	1,1287*
2008	1,0534*	0,9599	0,9568	0,9872	0,8995	0,7503
2009	1,2309*	1,0380*	1,0375*	1,2995*	1,3571*	0,9646
2010	1,1559*	1,0965*	0,9821	1,0581*	1,0144*	0,8009
2011	1,0227*	1,0001*	1,0091*	0,9657	1,1002*	0,8221
2012	0,9812	1,0304*	1,0077*	1,0719*	1,0023*	0,9245
2013	0,9835	0,9949	1,1792*	0,9271	0,9775	0,9922
2014	1,0192*	1,0489*	0,8711	0,8668	1,0946*	1,0387*
2015	0,9569	1,0994*	0,9189	0,9502	0,9134	1,0160*
2016	1,0077*	1,0592*	1,0503*	1,0302*	0,9354	0,9499
2017	0,9773	0,9951	0,9654	0,8941	0,9406	1,1039*
2018	0,9971	0,9377	1,2298*	1,0393*	0,9714	1,0332*
2019	1,1330*	0,9138	0,9326	0,9023	0,7855	1,2474*
2020	1,2835*	0,8135	0,9894	0,7866	0,6613	0,9366
Ort. Etk.	1,0605	1,0065	1,0166	1,0068	0,9928	0,9792

EK 1: Bilgi Edinimi Açısından Yılların Etkinlik Puanları (Devamı...)

ÜLKELER	Kosta Rika	Belarus	Kazakistan	Guatemala	Kırgızistan	Mısır
2007	1,2677*	1,1895*	1,1296*	1,1766*	1,0816*	1,0525*
2008	0,7330	1,0883*	0,8277	0,7892	0,9363	1,0406*
2009	0,7878	1,0439*	0,7906	0,1649	0,8431	0,8068
2010	1,0168*	1,1192*	1,0582*	0,6836	0,5958	0,9404
2011	0,9328	0,8697	1,0168*	0,9481	0,7539	1,0848*
2012	0,9789	1,0391*	1,0175*	0,7135	0,7980	0,9665
2013	0,8737	0,9291	1,1340*	0,8627	1,0515*	0,9601
2014	0,9130	1,0766*	0,9904	0,9561	1,0514*	1,0105*
2015	1,0454*	0,9521	1,1152*	0,9771	1,1555*	1,0170*
2016	1,0744*	0,9346	0,9286	1,0022*	0,9651	1,1004*
2017	1,1100*	0,9515	1,0661*	1,1736*	1,1181*	0,8993
2018	0,9377	0,9457	1,1124*	1,0459*	0,9983	1,0152*
2019	1,0001*	1,0354*	0,9706	1,0678*	1,0107*	1,0612*
2020	1,1623*	0,9889	0,9150	1,1532*	1,1577*	1,0143*
Ort. Etk.	0,9881	1,0117	1,0052	0,9082	0,9655	0,9978
ÜLKELER	Luxembourg	Fransa	Ermenistan			
2007	1,2387*	1,0202*	1,2230*			
2008	1,0125*	0,8459	1,0442*			
2009	1,2313*	1,2847*	0,9820			
2010	1,0460*	1,1081*	0,9079			
2011	0,8384	1,0478*	0,8663			
2012	0,8320	0,9388	0,8975			
2013	0,7788	0,9155	0,9190			
2014	1,0838*	1,2420*	1,1364*			
2015	0,9022	0,9495	1,0868*			
2016	0,8932	1,0169*	0,8803			
2017	1,0629*	1,0207*	0,9920			
2018	0,8934	0,9704	0,8931			
2019	0,8697	0,9526	1,1343*			
2020	0,3230	0,9453	1,0932*			
Ort. Etk.	0,9290	1,0185	1,0040			

EK 2: Bilgi Edinimi Açısından Ülkelerin Etkinlik Puanları

ÜLKELER	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020
Arjantin	1,0755*	1,0884*	1,1137*	1,1387*	1,1080*	1,1182*	1,0892*	1,0907*	1,0360*	1,0228*	1,0211*	1,0090*	1,0108*	1,0089*
Brezilya	1,0365*	1,0552*	1,0457*	1,0363*	1,0365*	1,0327*	1,0155*	1,0237*	0,9885	1,0039*	1,0022*	1,0227*	1,0189*	0,9968
Romanya	0,9896	1,0753*	0,9857	0,9717	0,9845	0,9904	0,9769	0,9919	0,9811	0,9254	0,9750	0,9093	0,9809	0,9542
Kolombiya	0,9941	0,9861	0,9941	0,9996	0,9904	1,0147*	0,9949	1,0345*	0,9844	0,9767	0,9684	0,9953	0,9941	0,9913
Rusya	0,9913	0,9897	0,9893	0,9848	0,9877	1,0313*	0,9821	0,9982	1,0019*	0,9713	0,9890	0,9972	0,9990	0,9945
Güney Afrika	0,9900	0,9899	0,9931	0,9934	0,9921	0,9964	0,9844	0,9936	0,9987	0,9705	0,9481	0,9579	0,9945	0,9811
Tayland	0,9640	0,9893	0,9939	0,9578	0,9921	1,0394*	0,9613	0,9910	0,9722	0,9676	0,9261	0,8658	0,9931	0,9588
Şili	0,9721	0,9485	0,9706	0,9416	0,9355	0,9898	0,9382	0,9607	0,9491	0,9295	0,9323	0,9671	0,9765	0,9627
Estonya	0,9408	0,9479	0,9517	0,8374	0,9690	0,9686	0,9249	0,9640	0,9939	0,8386	0,8650	0,8406	0,9272	0,8497
İsrail	0,9762	0,9802	0,9977	0,9687	0,9759	0,9856	0,9699	0,9942	0,9784	0,9580	0,9428	0,9519	0,9814	0,9597
Türkiye	0,9910	0,9902	0,9942	0,9974	1,2865*	1,0044*	1,0745*	1,0224*	1,0840*	0,9780	1,0745*	0,9522	0,9935	0,9737
Polonya	0,9753	0,9934	0,9975	0,9496	0,9729	0,9862	0,9831	0,9819	0,9776	0,8915	0,8717	0,9826	0,9770	0,9269
Meksika	0,9884	0,9888	0,9902	0,9749	0,9861	0,9966	0,9661	0,9913	0,9815	0,9243	0,9010	0,8938	0,9843	0,9527
İtalya	0,9889	1,0119*	0,9948	0,9945	0,9861	0,9986	0,9922	0,9957	0,9970	0,9630	0,9348	0,9382	0,9900	0,9849
Slovakya	0,9510	0,9842	0,9863	0,9539	0,9555	0,9844	0,9543	0,9948	0,9896	0,8480	0,8073	0,7936	0,9623	0,9142
Çekya	0,9518	0,9831	0,9840	0,9016	0,9772	0,9732	0,9317	0,9744	0,9968	0,8419	0,8342	0,7620	0,9540	0,8867
Macaristan	0,8628	0,7174	1,0004*	1,0426*	0,9400	0,9603	0,9906	0,9596	1,0099*	0,6957	0,9405	1,2330*	0,7468	0,6331
Portekiz	0,9842	0,9825	0,9889	0,9628	0,9664	0,9604	0,9349	0,9735	0,9906	0,9141	0,8728	0,8883	0,9666	0,9529
İspanya	0,9850	0,9762	0,9952	0,9815	0,9829	0,9919	0,9692	0,9881	0,9917	0,9376	0,9108	0,9165	0,9873	0,9632
Birleşik Krallık	0,9828	0,9527	0,9936	0,9764	0,9862	0,9912	0,9829	0,9930	0,9931	0,9070	0,9067	0,9531	0,9966	0,9720
Belçika	0,9182	0,7792	0,9379	0,7595	0,7811	0,9799	1,0148*	1,0048*	1,0017*	0,7240	0,8377	0,8050	1,0113*	0,8918
Avusturya	0,9450	0,9941	0,9820	0,9901	0,9541	0,9814	0,9757	0,9906	1,0015*	1,0271*	0,8319	0,9017	0,9984	0,9540
Hollanda	0,8108	0,8811	0,9535	0,8471	0,7396	0,8829	0,6725	0,9309	0,7198	0,6891	0,6266	0,9928	0,9914	1,0896*
İsveç	0,9644	0,9503	0,9866	0,9711	0,9796	0,9869	0,9861	1,0059*	0,9876	0,9151	0,8629	0,8947	0,9701	0,9415
Almanya	0,9821	0,9968	0,9851	0,9594	0,9729	0,9830	0,9710	0,9915	0,9811	0,9220	0,8663	0,8584	0,9773	0,9418
Norveç	0,9764	0,9739	0,9915	0,9553	0,9773	0,9796	0,9954	0,9944	0,9863	1,0133*	0,9090	0,9413	0,9726	0,9782
İzlanda	0,9353	0,9647	0,9900	0,9510	0,9418	0,9658	0,9635	0,9751	0,9572	1,1592*	1,1579*	0,9475	1,0054*	0,9847
Finlandiya	0,9684	0,9604	1,0109*	0,9498	1,0117*	0,9851	1,0064*	0,9687	0,9517	0,9419	0,8786	0,9419	0,9602	0,9705
Kanada	0,9767	0,9755	0,9924	0,9801	0,9816	0,9882	0,9706	0,9847	0,9751	0,9404	0,9186	0,9357	0,9826	0,9687
Danimarka	0,9702	0,9948	0,9887	0,9828	0,9589	1,0145*	0,9768	0,9840	0,9850	0,8993	0,8463	0,8401	0,9876	0,9335
Bulgaristan	0,9123	0,9008	0,9681	0,9321	0,9696	0,9817	0,9433	0,9840	0,9583	0,9014	0,8186	0,8045	0,9698	0,9107
Hırvatistan	0,9698	0,9595	0,9766	0,9654	0,9811	0,9872	0,9760	0,9728	0,9922	0,9581	0,8840	0,8689	0,9567	0,9395
Kıbrıs	0,9552	0,7526	0,7664	0,6914	0,7069	0,7068	0,6772	0,6562	0,7508	1,0217*	0,7563	1,0177*	0,7881	0,9039
Letonya	0,9712	0,9735	0,9947	0,9368	0,9552	0,9978	0,9456	0,9768	0,9693	0,8970	0,8015	0,8430	0,9633	0,9066
Litvanya	0,9706	0,9836	0,9961	0,9110	0,9704	0,9921	0,9629	0,9927	0,9629	0,8719	0,7918	0,8283	0,9489	0,9065
Malta Cumhuriyeti	0,4344	0,5843	0,9376	0,6861	0,4512	0,8800	0,9517	1,2606*	1,1975*	0,7288	1,1178*	1,0106*	0,8435	0,7108
Kosta Rika	0,9705	0,9644	0,9818	0,9558	0,9561	0,9858	0,9502	0,9749	0,9725	0,9373	0,9216	0,9173	0,9759	0,9619
Belarus	1,2064*	1,2330*	1,1680*	1,1261*	1,1817*	1,1398*	1,0700*	1,0983*	1,0851*	1,0545*	1,0108*	1,0073*	1,0034*	1,0716*
Kazakistan	0,9702	0,9363	0,9608	0,9552	0,9652	1,0282*	0,9913	0,9943	0,9809	0,9008	0,9459	0,9713	0,9928	0,9618
Guatemala	0,9879	0,9997	1,0035*	0,9753	0,9915	0,9946	0,9831	1,0317*	0,9962	0,9841	0,9835	0,9928	1,0032*	0,9914
Kırgızistan	0,9725	0,9741	0,9961	0,9087	0,9367	0,9872	1,1739*	1,0090*	0,9269	0,9580	1,0001*	0,8979	0,9816	1,0201*
Mısır	0,9782	0,9858	1,1212*	0,9855	1,0097*	1,0046*	0,9973	1,0569*	1,0745*	1,1657*	1,1163*	1,1754*	1,1436*	1,1595*
Luxembourg	1,0685*	0,9260	0,8049	0,5639	0,8891	0,9724	0,6947	0,8643	0,5954	0,8540	1,0157*	0,9488	0,8720	0,6286
Fransa	0,9882	0,9872	0,9964	0,9864	0,9850	0,9934	0,9881	0,9976	0,9891	0,9549	0,9220	0,9273	0,9873	0,9762
Ermenistan	1,1986*	0,9780	0,9628	0,9551	0,9588	1,0857*	0,9701	0,9878	0,9891	0,9253	0,9916	0,9713	1,1900*	0,9647
Ort. Etk.	0,9687	0,9609	0,9870	0,9432	0,9604	0,9889	0,9650	0,9912	0,9752	0,9291	0,9208	0,9349	0,9758	0,9441

EK 3: Bilgi Üretimi Açısından Yılların Etkinlik Puanları

ÜLKELER	Arjantin	Brezilya	Romanya	Kolombiya	Rusya	Güney Afrika
2007	0,9998	0,9999	0,5026	0,9998	0,3529	0,3726
2008	0,7337	0,8927	0,6727	0,9999	0,9993	0,3977
2009	0,7265	1*	0,8694	1*	0,3699	0,4461
2010	0,7713	1*	0,9805	1*	0,3857	0,4909
2011	0,8091	0,851	0,9374	1*	0,4404	0,5342
2012	0,8176	0,9242	0,9624	0,8263	0,4226	0,5766
2013	0,8429	0,8132	1*	0,7225	0,4534	0,6186
2014	0,8936	0,9712	1*	0,7723	0,494	0,6428
2015	0,8985	1*	1*	0,6645	0,5678	0,6871
2016	0,8774	0,8076	0,9185	0,7578	0,6692	0,7507
2017	1*	1*	0,9365	0,8788	0,9999	0,8091
2018	1*	0,9954	0,8863	0,8049	1*	0,8579
2019	1*	0,9158	1*	0,9061	1*	1*
2020	1*	1*	1*	1*	1*	1*
Ort. Etk.	0,8836	0,9408	0,9047	0,8809	0,6539	0,6560
ÜLKELER	Tayland	Şili	Estonya	İsrail	Türkiye	Polonya
2007	0,9999	0,9998	1*	0,914	1*	1*
2008	1*	0,4159	0,7293	0,9332	1*	1*
2009	1*	0,6862	0,6946	0,953	1*	0,9297
2010	0,7033	0,9999	0,8229	1*	0,99	0,9049
2011	1*	0,8326	0,7924	1*	0,9473	0,9134
2012	0,7868	0,9923	1*	0,972	0,9268	0,8706
2013	0,9595	0,9187	0,8322	0,9999	1*	0,9306
2014	0,9946	0,6399	1*	1*	0,9766	0,9449
2015	0,9191	0,674	0,9325	0,9943	0,9927	0,9506
2016	0,9041	0,7391	1*	0,9856	0,9789	1*
2017	0,8852	0,7528	0,991	0,9764	0,9085	1*
2018	0,952	0,8283	1*	0,9728	0,8468	0,9841
2019	1*	0,8771	0,9426	1*	0,8997	0,9748
2020	1*	1*	1*	1*	1*	1*
Ort. Etk.	0,9360	0,8112	0,9098	0,9787	0,9620	0,9574
ÜLKELER	Meksika	İtalya	Slovakya	Çekya	Macaristan	Portekiz
2007	1*	1*	1*	0,8818	1*	1*
2008	0,9649	1*	1*	1*	1*	0,8311
2009	0,7817	0,9456	0,9124	0,9436	0,8969	0,6534
2010	0,6906	0,9486	0,8439	1*	0,8808	0,8113
2011	0,6346	1*	0,8423	0,9045	0,9442	0,8225
2012	0,6267	0,9951	1*	0,8376	0,934	0,8757
2013	0,6583	1*	0,821	0,8352	0,8722	0,9564
2014	0,7017	0,9761	0,8796	0,9165	0,9371	0,9939
2015	0,7244	0,9924	0,8908	1*	0,9259	1*
2016	0,7487	0,9646	0,9941	1*	0,9483	1*
2017	0,7979	1*	1*	1*	1*	0,9944
2018	0,8432	0,9826	0,9096	1*	1*	0,9789
2019	1*	0,9888	1*	1*	1*	1*
2020	1*	1*	0,9704	1*	1*	1*
Ort. Etk.	0,7981	0,9853	0,9332	0,9514	0,9528	0,9227

EK 3: Bilgi Üretimi Açısından Yılların Etkinlik Puanları (Devamı...)

ÜLKELER	İspanya	Birleşik Krallık	Belçika	Avusturya	Hollanda	İsveç
2007	0,7238	0,9291	1*	1*	1*	0,7899
2008	0,7113	0,9316	1*	0,9422	1*	0,7628
2009	0,7394	0,9514	1*	0,9725	1*	0,8086
2010	0,7723	0,9535	1*	0,9293	1*	0,8484
2011	0,8356	0,9673	1*	1*	0,9846	0,8707
2012	0,8931	1*	1*	0,9552	1*	0,9096
2013	0,9078	1*	1*	0,9557	0,9679	0,9343
2014	0,9529	0,9649	1*	0,9483	0,9726	1*
2015	0,9584	0,9743	0,9841	0,9781	0,978	0,9889
2016	1*	0,975	0,9862	0,963	0,9599	0,9836
2017	0,9999	0,9805	0,9551	0,9923	0,9624	0,965
2018	0,9667	0,9638	0,9595	1*	1*	1*
2019	1*	1*	0,9568	1*	0,9734	0,9999
2020	1*	1*	1*	1*	1*	1*
Ort. Etk.	0,8901	0,9708	0,9887	0,9740	0,9856	0,9187
ÜLKELER	Almanya	Norveç	İzlanda	Finlandiya	Kanada	Danimarka
2007	1*	0,9244	0,5389	0,8229	0,7826	1*
2008	0,9648	0,9999	0,6068	0,8426	0,8212	0,728
2009	0,9433	0,8181	0,6692	0,8733	0,8419	0,634
2010	0,9776	0,8687	0,7936	0,8736	0,8782	0,6938
2011	0,9733	0,9423	0,7894	0,9006	0,9052	0,7549
2012	0,9876	1*	0,9457	0,9203	0,9407	0,8009
2013	1*	0,9907	1*	0,9408	0,9751	0,8359
2014	1*	0,9847	0,8631	0,9868	0,9801	0,9529
2015	0,9916	0,8864	0,8869	0,9796	0,9968	0,9208
2016	1*	0,9106	1*	1*	0,9922	0,9261
2017	0,9925	0,9362	0,944	0,9689	1*	0,9666
2018	0,985	0,9843	1*	0,973	0,9987	0,9987
2019	0,994	0,9745	0,9622	0,9897	1*	1*
2020	1*	1*	1*	1*	1*	1*
Ort. Etk.	0,9864	0,9443	0,8571	0,9337	0,9366	0,8723
ÜLKELER	Bulgaristan	Hırvatistan	Kıbrıs	Letonya	Litvanya	Malta Cumhuriyeti
2007	1*	0,7629	0,9999	0,3078	1*	0,3256
2008	0,9247	0,8077	1*	0,4204	1*	0,7245
2009	0,9872	0,9018	0,8084	0,5118	0,9047	0,9999
2010	0,8621	0,9998	0,8662	0,5198	0,9999	0,4556
2011	0,8531	1*	0,8844	0,8145	0,9465	0,382
2012	0,8395	1*	1*	0,7472	0,8791	0,47
2013	0,8118	0,9296	1*	0,7724	0,8583	0,5434
2014	0,6765	1*	0,8465	0,7529	0,9205	0,5582
2015	0,6127	0,9181	0,9908	0,8989	0,9104	0,5907
2016	0,6558	0,8804	1*	1*	0,9029	1*
2017	0,7862	1*	1*	1*	1*	1*
2018	1*	1*	1*	0,9184	0,9771	1*
2019	1*	0,9754	0,9625	1*	0,9425	0,9782
2020	1*	1*	1*	0,963	1*	1*
Ort. Etk.	0,8578	0,9411	0,9542	0,7591	0,9459	0,7163

EK 3: Bilgi Üretimi Açısından Yılların Etkinlik Puanları (Devamı...)

ÜLKELER	Kosta Rika	Belarus	Kazakistan	Guatemala	Kırgızistan	Mısır
2007	0,9997	0,9621	0,0757	0,2551	0,1975	1*
2008	0,4521	0,7834	0,0801	0,3205	0,2547	1*
2009	0,377	0,8553	0,0916	0,4438	0,168	1*
2010	0,5063	0,7769	0,1067	0,4365	0,1798	0,8108
2011	0,3975	0,8003	0,1239	0,4136	0,2509	0,7961
2012	0,5498	0,7677	0,1479	0,5538	0,2683	0,8603
2013	0,4065	0,8088	0,2104	0,6748	0,3101	0,8575
2014	0,5368	1*	0,2982	0,6241	0,2694	0,7367
2015	0,5746	0,9999	0,3734	0,8182	0,2607	0,8146
2016	0,7345	1*	0,4873	1*	0,5415	0,8128
2017	0,7433	0,7896	0,5754	1*	0,5759	0,8529
2018	1*	0,8842	0,9999	0,9916	0,6557	0,9398
2019	0,8607	1*	1*	1*	0,8574	0,9507
2020	1*	1*	1*	1*	1*	1*
Ort. Etk.	0,6528	0,8877	0,3979	0,6809	0,4136	0,8880
ÜLKELER	Luxembourg	Fransa	Ermenistan			
2007	1*	1*	0,676			
2008	0,7068	1*	0,6241			
2009	0,7296	0,9768	0,7163			
2010	0,6818	0,9684	0,8119			
2011	0,8226	0,9886	0,9661			
2012	0,6934	0,9956	0,9032			
2013	0,841	1*	0,8849			
2014	0,8944	1*	0,8905			
2015	0,8363	1*	0,8755			
2016	0,8896	1*	0,8866			
2017	0,8353	0,9808	0,8307			
2018	0,931	0,9647	0,8458			
2019	1*	0,9601	1*			
2020	1*	1*	1*			
Ort. Etk.	0,8473	0,9882	0,8508			

EK 4: Bilgi Üretimi Açısından Ülkelerin Etkinlik Puanları

ÜLKELER	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020
Arjantin	0,4392	0,5346	0,6841	0,7531	0,6553	0,5902	0,6475	0,8094	0,7342	0,4711	0,8124	0,5725	0,4476	0,3632
Brezilya	0,7651	0,85	0,9029	0,9155	0,8941	0,9148	0,8868	0,8728	0,8625	0,892	1*	1*	1*	1*
Romanya	0,4005	0,4926	0,6289	0,6096	0,5091	0,5707	0,6162	0,5903	0,5373	0,4637	0,4223	0,3849	0,4214	0,4084
Kolombiya	0,7468	1*	1*	1*	1*	1*	0,9489	0,9786	0,8094	0,5622	0,5839	0,5591	0,5659	0,7331
Rusya	0,5359	0,6011	0,5136	0,5678	0,6228	0,5712	0,6213	0,8042	0,8898	1*	1*	1*	1*	1*
Güney Afrika	0,4115	0,4698	0,5629	0,5786	0,7205	0,7979	0,7832	0,6505	0,6091	0,8021	0,6702	0,5483	0,5804	0,6341
Tayland	0,714	0,7949	0,7405	0,3769	0,5575	0,4274	0,3916	0,4297	0,4181	0,4222	0,4292	0,3725	0,3381	0,3479
Şili	0,5234	0,4557	0,692	0,6873	0,7229	0,7884	0,7656	0,6596	0,6778	0,8169	0,6136	0,4976	0,498	0,617
Estonya	0,6319	0,6206	0,5393	0,5519	0,6655	1*	1*	1*	1*	0,9964	0,8103	0,7489	0,6417	0,7474
İsrail	0,4406	0,4822	0,4928	0,4429	0,4497	0,4653	0,4628	0,5503	0,4702	0,4603	0,3343	0,2239	0,2216	0,2101
Türkiye	0,9591	0,9147	0,8784	0,8381	0,7657	0,7003	0,7479	0,7351	0,7371	0,7354	0,6476	0,5859	0,5996	0,6136
Polonya	1*	1*	0,9239	0,8325	0,7499	0,6479	0,6866	0,6876	0,6647	0,7212	0,652	0,5742	0,5393	0,5195
Meksika	1*	1*	0,9078	0,7954	0,7236	0,7321	0,7468	0,7412	0,7624	0,8437	1*	1*	1*	1*
İtalya	0,9614	0,9967	0,977	0,9475	0,9591	0,948	0,9675	1*	1*	1*	1*	1*	1*	1*
Slovakya	0,5988	0,8879	0,7938	0,6308	0,7369	1*	0,9252	1*	0,9397	1*	0,9992	0,567	0,5393	0,51
Çekya	0,6973	0,797	0,7845	0,7823	0,8375	0,7871	0,669	0,8377	0,9122	0,9711	0,777	0,6074	0,4559	0,4744
Macaristan	0,4659	0,5285	0,461	0,4739	0,4908	0,4717	0,4559	0,5959	0,5497	0,4888	0,4963	0,422	0,3522	0,3628
Portekiz	1*	0,9047	0,7711	0,8834	0,9379	1*	1*	0,9843	0,7714	0,9206	0,821	0,5782	0,4888	0,5246
İspanya	1*	1*	1*	1*	1*	1*	1*	1*	1*	1*	1*	1*	1*	1*
Birleşik Krallık	1*	1*	1*	1*	1*	1*	1*	1*	1*	1*	1*	1*	1*	1*
Belçika	1*	1*	1*	1*	1*	1*	1*	0,958	0,8579	0,7584	0,6168	0,4842	0,4022	0,4244
Avusturya	0,2955	0,3316	0,3352	0,3086	0,3301	0,3087	0,3039	0,3131	0,2968	0,302	0,2417	0,218	0,2129	0,2007
Hollanda	0,8501	0,8221	0,7934	0,7867	0,7308	0,7525	0,7327	0,7268	0,7199	0,6713	0,5617	0,5346	0,5036	0,487
İsveç	0,4822	0,4968	0,5549	0,535	0,5468	0,4863	0,4615	0,5511	0,5204	0,5074	0,409	0,3619	0,345	0,3271
Almanya	0,971	1*	1*	1*	1*	1*	1*	1*	1*	1*	1*	1*	1*	1*
Norveç	0,3683	0,4175	0,4241	0,4524	0,4634	0,5279	0,466	0,4876	0,4489	0,4422	0,392	0,299	0,2823	0,3242
İzlanda	0,18	0,2773	0,2516	0,2915	0,305	0,3451	0,3586	0,3236	0,3452	0,3957	0,3286	0,2257	0,2045	0,2029
Finlandiya	0,3419	0,3645	0,3627	0,3557	0,3543	0,3415	0,3453	0,4068	0,4243	0,4301	0,3015	0,2114	0,1874	0,171
Kanada	1*	1*	1*	1*	1*	0,9975	0,993	1*	1*	0,9996	0,9654	0,9214	0,891	0,8541
Danimarka	0,3474	0,377	0,4031	0,3846	0,4088	0,4702	0,4798	0,5306	0,4861	0,4492	0,377	0,3099	0,2463	0,2641
Bulgaristan	0,5793	0,4852	0,538	0,4542	0,4367	0,5064	0,4402	0,5267	0,4031	0,4503	0,4791	0,4314	0,4281	0,3435
Hırvatistan	0,4607	0,5035	0,7319	0,6369	0,8313	0,8988	0,7776	0,9816	0,9923	0,9048	0,9272	0,8423	0,4658	0,722
Kıbrıs	1*	1*	1*	1*	1*	1*	1*	1*	1*	1*	1*	1*	1*	1*
Letonya	0,1225	0,1373	0,1456	0,1772	0,2855	0,2589	0,2349	0,4083	0,398	0,5049	0,4835	0,334	0,3323	0,2816
Litvanya	0,7858	1*	0,9292	0,7513	0,8665	0,7497	0,649	0,7644	0,8569	0,795	0,7773	0,5698	0,4729	0,4839
Malta Cumhuriyeti	0,1661	0,3038	0,2364	0,2194	0,2324	0,2457	0,2415	0,309	0,3102	0,3306	0,7288	1*	0,3727	0,3845
Kosta Rika	0,2956	0,3174	0,2914	0,3386	0,291	0,3399	0,2095	0,3243	0,3427	0,4082	0,3646	0,5969	0,4258	0,562
Belarus	0,0636	0,0529	0,0551	0,0447	0,0422	0,0393	0,0409	0,0838	0,0883	0,102	0,0915	0,0699	0,0961	0,0913
Kazakistan	0,0269	0,0272	0,0287	0,0487	0,0585	0,0571	0,0752	0,1221	0,1475	0,2292	0,3044	0,3565	0,326	0,4638
Guatemala	0,9999	1*	1*	1*	1*	1*	1*	1*	1*	1*	1*	1*	1*	1*
Kırgızistan	0,0143	0,0203	0,0131	0,0131	0,0203	0,0243	0,0282	0,0213	0,021	0,0578	0,0317	0,0363	0,051	0,0897
Mısır	0,6633	0,7518	0,7753	0,6715	0,6798	0,6804	0,6919	0,607	0,6574	0,5748	0,4189	0,3959	0,3807	0,4177
Luxembourg	0,2806	0,2123	0,2125	0,1824	0,2172	0,1866	0,2208	0,2554	0,2328	0,2205	0,1614	0,1334	0,1425	0,1318
Fransa	0,7624	0,7765	0,7765	0,7462	0,7539	0,7573	0,7447	0,7516	0,7339	0,7298	0,7173	0,7374	0,6878	0,6744
Ermenistan	0,1774	0,1025	0,1687	0,1504	0,2282	0,1983	0,2133	0,2181	0,213	0,1894	0,1668	0,1349	0,1211	0,2054
Ort. Etk.	0,5895	0,6246	0,6285	0,6048	0,6240	0,6352	0,6229	0,6577	0,6409	0,6449	0,6203	0,5655	0,5171	0,5372

EK 5: Bilgi Dağıtımı Açısından Yılların Etkinlik Puanları

ÜLKELER	Arjantin	Brezilya	Romanya	Kolombiya	Rusya	Güney Afrika
2007	1*	1*	0,8453	0,9999	0,9998	0,9052
2008	1*	0,9084	0,9839	1	0,9999	1
2009	1*	0,8993	1*	0,7581	1	0,8974
2010	1*	0,8655	1	0,7579	1	0,9845
2011	1*	1*	0,9957	0,7768	0,8717	0,9483
2012	1*	1*	1	0,8878	0,8808	0,8663
2013	1*	1*	0,9821	0,8419	0,9201	0,9681
2014	0,9669	1*	0,9819	0,9595	0,9295	0,9244
2015	0,9811	0,9959	0,9961	1	0,9517	1
2016	1*	0,961	1	0,9999	0,958	1
2017	1*	0,9531	1	1	0,9495	0,9756
2018	1*	0,938	1	1	0,9607	1
2019	1*	0,9432	0,9983	1	1	1
2020	1*	1*	1	1	1	1
Ort. Etk.	0,9963	0,9617	0,9845	0,9273	0,9587	0,9621

ÜLKELER	Tayland	Şili	Estonya	İsrail	Türkiye	Polonya
2007	0,9999	1*	1*	1*	0,9468	0,7649
2008	1*	0,7767	1*	1*	1*	0,8373
2009	0,8343	0,9998	1*	1*	1*	0,9424
2010	0,9876	0,9368	0,9536	1*	1*	1*
2011	0,7993	1*	0,9498	1*	0,9622	1*
2012	0,8877	1*	1*	1*	1*	1*
2013	1*	0,9876	0,9866	0,984	0,9446	1*
2014	0,7635	0,977	1*	1*	0,9478	1*
2015	0,8057	0,9723	1*	1*	0,9523	0,9867
2016	0,9324	0,9957	0,9817	1*	0,9546	1*
2017	0,9448	0,9796	1*	0,9608	0,9709	1*
2018	0,9676	1*	0,9929	0,9699	0,9911	0,9906
2019	1*	0,9945	1*	1*	0,9924	1*
2020	1*	1*	0,9899	1*	1*	1*
Ort. Etk.	0,9231	0,9729	0,9896	0,9939	0,9759	0,9659

ÜLKELER	Meksika	İtalya	Slovakya	Çekya	Macaristan	Portekiz
2007	0,9999	1*	1*	0,9638	0,9007	1*
2008	0,9788	0,976	1*	1*	1*	1*
2009	0,9999	0,9606	0,8493	1*	0,9852	0,9203
2010	1*	0,9697	0,9111	1*	1*	0,9719
2011	1*	0,9909	0,9235	0,9908	1*	1*
2012	1*	1*	0,9699	1*	1*	1*
2013	1*	1*	0,9994	0,9923	1*	0,943
2014	0,9392	0,9473	0,9997	1*	1*	0,9494
2015	0,9262	0,9465	0,9116	0,9448	0,9139	0,9556
2016	0,9426	1*	0,9995	0,9503	0,9564	0,9684
2017	0,9579	0,9809	1*	1*	0,9368	0,979
2018	1*	1*	1*	1*	0,9362	0,9938
2019	1*	1*	1*	1*	1*	1*
2020	1*	0,9998	1*	1*	1*	1*
Ort. Etk.	0,9818	0,9837	0,9689	0,9887	0,9735	0,9772

EK 5: Bilgi Dağıtımı Açısından Yılların Etkinlik Puanları (Devamı...)

ÜLKELER	İspanya	Birleşik Krallık	Belçika	Avusturya	Hollanda	İsveç
2007	1*	1*	0,8837	0,9995	1*	1*
2008	1*	1*	0,9385	0,9308	1*	0,9832
2009	1*	1*	0,9558	0,8833	0,9722	0,9783
2010	0,9749	0,9954	0,9796	0,9214	0,9682	0,969
2011	0,9825	0,993	1*	0,9768	0,9773	1*
2012	0,9383	1*	1*	1*	1*	1*
2013	0,934	1*	0,9746	0,9857	1*	1*
2014	0,9499	0,9966	1*	0,9746	0,9775	0,9992
2015	0,942	1*	1*	1*	0,9845	1*
2016	0,9446	1*	1*	0,969	0,9895	0,9845
2017	0,9666	0,9859	0,977	1*	0,9987	0,9898
2018	1*	1*	0,9878	1*	0,9843	0,9738
2019	1*	1*	1*	1*	1*	1*
2020	1*	1*	1*	1*	0,98	1*
Ort. Etk.	0,9738	0,9979	0,9784	0,9744	0,9880	0,9913

ÜLKELER	Almanya	Norveç	İzlanda	Finlandiya	Kanada	Danimarka
2007	1*	0,9274	0,9472	1*	0,9999	0,9828
2008	1*	1*	0,9653	1*	1*	1*
2009	0,9732	0,9744	0,9999	0,9997	1*	1*
2010	0,913	0,9933	0,9877	1*	1*	1*
2011	0,9049	1*	1*	1*	1*	0,9945
2012	0,9169	1*	0,9955	1*	0,963	1*
2013	0,9459	0,9925	0,9807	0,9974	1*	0,9856
2014	0,9597	1*	0,9914	0,9486	0,9754	0,9994
2015	0,9752	1*	0,9975	0,9452	0,998	0,9914
2016	0,9624	0,9999	1*	0,9563	0,9685	0,9959
2017	1*	0,99	0,9948	0,9531	0,9677	0,9977
2018	0,995	0,9895	1*	0,9673	0,9833	0,9997
2019	0,994	1*	1*	0,9745	1*	1*
2020	1*	1*	1*	1*	1*	1*
Ort. Etk.	0,9672	0,9905	0,9900	0,9816	0,9897	0,9962

ÜLKELER	Bulgaristan	Hırvatistan	Kıbrıs	Letonya	Litvanya	Malta Cumhuriyeti
2007	1*	1*	0,9439	0,9999	0,9329	0,7064
2008	0,9864	0,8898	0,9397	0,8832	0,9568	0,739
2009	1*	0,9076	0,8783	1*	1*	0,8075
2010	1*	0,9635	1*	1*	0,9999	0,8585
2011	0,9807	1*	1*	0,9292	0,9815	1*
2012	1*	1*	0,9999	1*	1*	1*
2013	0,9959	0,9798	0,9441	0,9406	0,9562	1*
2014	0,9592	0,9837	0,9531	0,9251	0,9414	1*
2015	0,955	0,9998	0,9478	0,9832	0,9479	1*
2016	1*	1*	0,9675	1*	1*	1*
2017	0,9731	1*	0,9788	1*	1*	1*
2018	0,9787	0,9918	1*	1*	1*	0,993
2019	0,9906	1*	1*	1*	1*	1*
2020	1*	0,9984	1*	1*	1*	1*
Ort. Etk.	0,9871	0,9796	0,9681	0,9758	0,9798	0,9360

EK 5: Bilgi Dağıtımı Açısından Yılların Etkinlik Puanları (Devamı...)

ÜLKELER	Kosta Rika	Belarus	Kazakistan	Guatemala	Kırgızistan	Mısır
2007	1*	0,583	0,6087	0,9999	0,9997	0,3641
2008	1*	0,6865	0,9999	1*	0,4972	0,4773
2009	0,8711	1*	0,654	1*	0,9998	0,9999
2010	0,8619	0,874	0,9998	0,9999	0,9999	1*
2011	0,9079	0,9714	0,9999	0,9413	1*	0,9149
2012	1*	0,9065	1*	0,9776	1*	1*
2013	1*	0,944	1*	1*	0,9813	1*
2014	0,9439	0,9912	0,977	0,8088	1*	0,9562
2015	0,954	1*	1*	0,873	0,993	0,9417
2016	1*	0,9709	0,9651	0,9465	0,9154	0,9627
2017	1*	1*	0,9987	1*	1*	1*
2018	1*	0,9943	1*	0,9898	1*	0,9193
2019	1*	1*	1*	1*	1*	0,989
2020	1*	1*	1*	1*	1*	1*
Ort. Etk.	0,9671	0,9230	0,9431	0,9669	0,9562	0,8947
ÜLKELER	Luxembourg	Fransa	Ermenistan			
2007	1*	0,8013	0,4809			
2008	1*	0,8361	0,3728			
2009	0,9939	0,8468	0,5667			
2010	0,9853	0,9113	1*			
2011	1*	0,9198	0,8476			
2012	1*	0,9648	0,8834			
2013	1*	0,9688	0,9015			
2014	1*	1*	0,9999			
2015	1*	0,9826	0,9403			
2016	1*	0,9999	0,9397			
2017	1*	0,9834	0,9567			
2018	0,9898	1*	1*			
2019	0,995	1*	1*			
2020	1*	1*	1*			
Ort. Etk.	0,9974	0,9439	0,8493			

EK 6: Bilgi Dağıtımı Açısından Ülkelerin Etkinlik Puanları

ÜLKELER	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020
Arjantin	0,711	0,787	0,8037	0,8437	0,9098	0,8692	0,9178	0,9003	0,9136	0,9372	0,9137	0,892	0,8675	0,8652
Brezilya	0,4464	0,5333	0,5744	0,6235	0,749	0,7479	0,7778	0,8704	0,8046	0,7767	0,7537	0,7404	0,7668	0,837
Romanya	0,7218	0,8309	0,862	0,9483	1*	0,9778	0,8745	0,8206	0,8488	0,9128	0,8666	0,8934	0,9121	0,9522
Kolombiya	0,5648	0,6829	0,6102	0,617	0,6547	0,6776	0,6947	0,7949	0,8091	0,8329	0,8646	0,8524	0,812	0,8163
Rusya	0,9055	1*	1*	1*	0,9348	0,9263	0,9492	1*	1*	1*	1*	1*	1*	1*
Güney Afrika	0,5912	0,6137	0,583	0,5944	0,773	0,7393	0,815	0,8912	1*	0,9062	0,9358	0,9764	0,9599	0,9976
Tayland	0,6555	0,7511	0,7014	0,697	0,7455	0,7589	0,8395	0,8538	0,9381	1*	1*	1*	1*	0,9953
Şili	0,9999	0,6624	0,6696	0,7867	0,8952	0,8702	0,8201	0,8645	0,8635	0,9355	0,909	0,9543	0,9271	0,9289
Estonya	0,8743	0,8524	0,8271	0,8421	0,9057	0,9443	0,9475	0,9678	0,9762	1*	0,9854	1*	0,9936	0,9597
İsrail	0,8608	0,8481	0,8379	0,8184	0,7963	0,7891	0,8091	0,8242	0,8752	0,9091	0,8984	0,908	0,9399	0,9497
Türkiye	0,6318	0,6544	0,6494	0,6908	0,6521	0,6507	0,5802	0,6099	0,6188	0,6595	0,6866	0,7339	0,7662	0,9363
Polonya	0,7356	0,7792	0,7903	0,8308	0,8619	0,8625	0,8822	0,9283	0,9043	0,9123	0,8802	0,8676	0,8699	0,8736
Meksika	0,4642	0,4891	0,497	0,5548	0,5619	0,5612	0,5944	0,5892	0,6224	0,664	0,6786	0,7047	0,7225	0,75
İtalya	1*	1*	0,9966	0,9569	1*	0,9141	0,9214	0,9424	0,9286	0,9105	0,8979	0,921	0,8816	0,8118
Slovakya	1*	1*	0,9637	1*	1*	0,9569	1*	1*	0,9649	1*	0,9987	0,9985	1*	1*
Çekya	0,9574	1*	0,8752	0,9942	0,9536	0,8719	0,8567	0,8777	0,8134	0,8487	0,8609	0,882	0,8862	0,8637
Macaristan	0,7667	0,8422	0,8122	0,8457	0,8575	0,8058	0,7944	0,8163	0,7551	0,8177	0,7899	0,7871	0,8398	0,8845
Portekiz	0,848	0,8614	0,7267	0,7274	0,7369	0,7092	0,74	0,7597	0,7603	0,7898	0,8021	0,8156	0,8087	0,8028
İspanya	0,7436	0,7421	0,752	0,797	0,7806	0,7577	0,7614	0,8013	0,8143	0,8343	0,8675	0,8862	0,9317	0,9803
Birleşik Krallık	0,9462	0,9302	0,9583	0,9313	1*	1*	0,9455	0,9518	0,9461	0,9653	0,9267	0,9298	0,9461	0,9591
Belçika	0,7773	0,7796	0,7922	0,8213	0,8826	0,8598	0,864	0,8821	0,8749	0,8812	0,8947	0,9007	0,9174	0,9251
Avusturya	0,8643	0,896	0,9285	0,9778	1*	1*	1*	1*	1*	0,9365	0,9393	0,9492	0,9467	0,9197
Hollanda	1*	1*	0,9986	0,9969	1*	0,9909	0,9886	0,9534	0,9441	0,9266	0,9536	0,9441	0,957	0,924
İsveç	0,9751	1*	1*	1*	1*	1*	0,9941	0,9625	0,9369	0,939	0,9538	0,9306	0,9682	0,9559
Almanya	0,9298	0,9325	0,9026	0,9489	0,9427	0,8861	0,9228	0,947	0,9576	0,9466	0,9716	0,9819	0,9784	0,9674
Norveç	0,9763	1*	0,9975	1*	0,9963	0,9913	0,9938	0,994	0,9907	0,9905	0,9811	0,9753	0,9899	0,981
İzlanda	1*	1*	1*	1*	1*	1*	1*	1*	1*	1*	1*	1*	1*	1*
Finlandiya	0,946	0,9777	0,9868	1*	1*	1*	0,9718	0,9498	0,9282	0,951	0,933	0,9459	0,9377	0,9325
Kanada	0,8919	0,9086	0,9065	0,8849	0,9175	0,8936	0,9098	0,9115	0,9292	0,9286	0,949	0,9689	0,9884	0,9811
Danimarka	0,981	0,9683	0,9669	0,9563	0,9735	0,983	0,993	0,9942	0,9882	0,9874	0,9929	0,9951	1*	0,9761
Bulgaristan	1*	0,9483	0,9333	0,9002	0,962	0,9582	0,8203	0,8082	0,8026	0,8523	0,8149	0,8144	0,8241	0,8367
Hırvatistan	0,8153	0,7009	0,7165	0,8282	0,8422	0,7404	0,7545	0,7646	0,7656	0,8001	0,7562	0,8139	0,8539	0,8229
Kıbrıs	0,8577	0,8513	0,7775	0,8334	0,8199	0,7999	0,8219	0,8658	0,8513	0,9332	0,9568	0,9741	0,9684	0,9656
Letonya	0,7371	0,7608	0,788	0,79	0,7802	0,8039	0,8421	0,8155	0,8758	0,927	0,878	0,8584	0,8837	0,9056
Litvanya	0,9985	1*	1*	0,9625	0,9801	0,9417	0,9189	0,921	0,9164	0,9435	0,9897	0,9083	0,8901	0,8815
Malta Cumhuriyeti	0,6228	0,638	0,7033	0,7219	0,8656	0,8461	0,8682	0,8842	0,8836	0,9364	0,8936	0,8913	0,9036	0,8788
Kosta Rika	0,4093	0,4346	0,3945	0,4504	0,5437	0,6491	0,8479	0,8916	0,9797	1*	1*	1*	1*	0,9197
Belarus	0,4649	0,5331	0,6659	0,6415	0,6824	0,6383	0,7076	0,7587	0,7642	0,8211	0,831	0,8696	0,8821	0,8787
Kazakistan	1*	1*	1*	0,8511	1*	1*	1*	1*	1*	1*	1*	1*	1*	0,9183
Guatemala	1*	1*	1*	1*	1*	1*	1*	1*	1*	1*	1*	1*	1*	1*
Kırgızistan	0,3058	0,4373	0,5163	0,6097	0,7388	0,7285	0,7117	0,8877	0,8698	0,8448	0,8607	0,8492	0,7961	0,8268
Mısır	0,3041	0,3773	0,5303	0,6176	0,6875	0,6976	0,6705	0,7322	0,7016	0,6923	0,7114	0,6548	0,8352	1*
Luxembourg	1*	1*	1*	1*	1*	1*	1*	1*	1*	1*	1*	1*	1*	1*
Fransa	0,775	0,8069	0,7968	0,8462	0,8539	0,8685	0,8708	0,8832	0,8084	0,8115	0,8268	0,8502	0,8616	0,8702
Ermenistan	0,713	0,4312	0,5324	0,9523	0,8648	1*	1*	1*	1*	1*	1*	1*	1*	1*
Ort. Etk.	0,7949	0,8054	0,8072	0,8376	0,8689	0,8593	0,8665	0,8860	0,8872	0,9036	0,9023	0,9071	0,9159	0,9207

EK 7: Bilgi Kullanımı Açısından Yılların Etkinlik Puanları

ÜLKELER	Arjantin	Brezilya	Romanya	Kolombiya	Rusya	Güney Afrika
2007	1,0277*	1,0525*	0,2412	1,0135*	0,6619	0,7990
2008	1,2145*	0,8708	0,3086	0,9582	1,0928*	0,7568
2009	0,9752	1,1171*	0,9096	1,0136*	0,2520	0,8543
2010	0,6037	0,7566	1,0784*	1,1102*	0,6681	1,0075*
2011	0,5637	0,7987	1,0351*	0,9586	0,8299	0,9929
2012	0,3459	0,8430	0,9309	0,8947	0,7790	1,0187*
2013	0,6090	0,6777	0,9765	0,9051	0,8291	1,0016*
2014	0,8300	0,4511	1,0755*	0,7262	0,8609	0,9507
2015	0,9988	0,7710	0,8000	0,9701	1,0885*	1,2391*
2016	1,2496*	1,0746*	0,7427	1,0443*	0,9788	0,9450
2017	1,0043*	0,9813	0,7262	0,9607	0,6733	0,9625
2018	0,8237	0,9452	0,7276	0,7289	1,3066*	0,9165
2019	1,0803*	0,8028	0,8211	0,8523	0,9712	1,0465*
2020	0,9008	0,7989	1,0262*	1,2472*	0,9673	0,8135
Ort. Etk.	0,8734	0,8530	0,8143	0,9560	0,8542	0,9503

ÜLKELER	Tayland	Şili	Estonya	İsrail	Türkiye	Polonya
2007	1,0140*	1,1120*	1,0088*	0,7629	1,0131*	1,0449*
2008	1,0077*	0,3554	0,9103	0,7916	1,0494*	1,0549*
2009	1,0856*	0,5774	0,7854	1,0782*	0,8413	1,0281*
2010	0,7192	0,8377	0,6629	1,0363*	1,0516*	0,9968
2011	1,1198*	0,4684	0,8995	0,9609	0,8998	0,8941
2012	0,2440	0,3544	0,7388	0,9213	0,8800	0,9059
2013	0,7867	0,4180	0,7820	0,9260	1,0507*	1,1658*
2014	0,8885	0,3434	1,0578*	1,0581*	1,0858*	0,9709
2015	0,7301	0,3655	1,3845*	0,9590	1,0185*	1,0054*
2016	0,8777	0,7476	1,0919*	0,8906	0,8721	1,0288*
2017	0,7026	1,0280*	0,9407	0,8421	0,9872	1,0540*
2018	0,5388	0,9570	0,8963	0,8775	0,7745	0,9510
2019	0,7347	0,9017	0,6567	0,8689	0,9299	0,8815
2020	1,4164*	1,6114*	0,6216	1,2334*	1,0667*	0,8814
Ort. Etk.	0,8476	0,7199	0,8884	0,9433	0,9658	0,9902

ÜLKELER	Meksika	İtalya	Slovakya	Çekya	Macaristan	Portekiz
2007	0,6297	1,0020*	1,0011*	0,9176	1,0726*	1,3464*
2008	0,7871	1,1430*	0,9914	1,0392*	0,9833	0,9314
2009	1,0518*	0,9637	1,0932*	1,0240*	1,0591*	0,7534
2010	0,9343	1,0659*	0,9359	1,0166*	1,0723*	0,5933
2011	0,9081	1,0264*	0,9004	1,0694*	0,8843	0,6360
2012	1,1903*	0,9651	0,9201	0,7772	0,8232	0,4796
2013	0,7964	0,8443	1,0343*	0,6748	0,8240	0,5898
2014	0,8251	0,8149	1,0993*	0,6277	0,7758	0,6612
2015	0,6907	0,9561	0,9636	1,0491*	0,8533	1,1273*
2016	0,8424	0,9922	1,0111*	0,6324	0,7274	0,7915
2017	0,9460	0,8106	1,0358*	0,7315	0,8877	0,6657
2018	0,9391	0,5890	0,9474	0,8615	1,0219*	0,7540
2019	1,1246*	0,6422	0,9109	0,8175	0,4335	0,7601
2020	1,0746*	1,3617*	0,9928	1,1521*	0,0733	1,0040*
Ort. Etk.	0,9100	0,9412	0,9884	0,8850	0,8208	0,7924

EK 7: Bilgi Kullanımı Açısından Yılların Etkinlik Puanları(Devamı...)

ÜLKELER	İspanya	Birleşik Krallık	Belçika	Avusturya	Hollanda	İsveç
2007	0,7682	0,9697	1,0320*	1,0729*	1,1470*	0,6823
2008	0,3864	0,9763	0,9594	1,0689*	1,0331*	0,5880
2009	0,9356	0,9703	1,1288*	1,0378*	1,0354*	0,8785
2010	0,3546	0,9564	0,8900	1,1821*	0,9705	1,1146*
2011	0,8439	1,0346*	0,7945	0,9150	0,6864	0,9137
2012	1,0778*	1,0311*	0,9555	0,9119	0,7477	0,8653
2013	0,7233	1,0377*	1,0539*	1,0809*	0,6738	0,9009
2014	0,9152	0,8576	1,0022*	1,0209*	0,7873	1,1204*
2015	1,0438*	0,8836	1,0281*	0,9867	0,5937	0,8183
2016	1,0748*	0,9909	1,0436*	1,0830*	0,6456	0,7438
2017	1,0105*	0,7155	1,0132*	0,6056	0,5641	0,4462
2018	0,7636	1,0440*	1,0039*	0,9640	1,0429*	0,8864
2019	0,9877	1,0292*	1,0178*	0,8255	0,7764	0,5946
2020	1,0824*	0,9432	1,1540*	0,8758	0,9541	0,5527
Ort. Etk.	0,8548	0,9600	1,0055	0,9736	0,8327	0,7933

ÜLKELER	Almanya	Norveç	İzlanda	Finlandiya	Kanada	Danimarka
2007	1,1798*	0,9828	1,0216*	1,0663*	0,3533	1,4066*
2008	0,9724	1,0107*	0,9226	1,0206*	0,5367	0,9218
2009	0,9639	0,8436	0,8271	1,3572*	1,4693*	1,0539*
2010	0,9932	0,9266	1,0684*	0,5368	0,8331	0,9884
2011	0,8410	1,0403*	0,4677	0,8741	0,9093	0,5130
2012	0,9132	0,9928	1,0000*	0,5456	0,9173	1,0826*
2013	0,9663	1,0977*	0,8236	0,8372	1,0685*	0,7799
2014	1,1702*	1,1223*	0,7409	0,6157	0,9046	0,6872
2015	0,9581	0,9752	0,6103	0,8695	1,0064*	0,8379
2016	1,0541*	1,2198*	0,7647	1,0241*	0,8949	0,4559
2017	0,4164	0,8424	1,1531*	0,9960	1,1535*	0,7201
2018	0,2622	0,8891	0,8141	1,2155*	0,9751	0,5911
2019	0,6367	1,0075*	0,9570	0,9248	1,0212*	0,8486
2020	0,2736	1,0277*	0,7788	0,8868	0,9867	0,6487
Ort. Etk.	0,8286	0,9985	0,8536	0,9122	0,9307	0,8240

ÜLKELER	Bulgaristan	Hırvatistan	Kıbrıs	Letonya	Litvanya	Malta Cumhuriyeti
2007	1,0335*	0,9008	1,0885*	0,5872	0,9544	1,0723*
2008	1,0278*	0,7172	1,0276*	0,5211	1,0415*	1,0212*
2009	1,1233*	0,8251	0,9183	1,0580*	1,0937*	1,1430*
2010	1,0094*	1,0082*	1,1971*	0,7270	1,0167*	0,9405
2011	1,0342*	1,0221*	0,8691	0,4153	0,6740	0,9564
2012	0,9983	1,0628*	0,8787	0,6189	0,8347	0,9560
2013	0,9845	0,9877	0,7706	0,7535	0,8118	1,0023*
2014	1,0085*	0,9283	0,7075	0,7855	0,9227	1,0055*
2015	0,9264	1,0787*	0,7916	0,9131	1,0384*	0,9297
2016	0,9865	1,2820*	0,8735	1,1691*	1,1014*	0,9764
2017	0,9769	0,9328	0,7963	0,9566	0,9603	0,9641
2018	1,0292*	0,7323	1,0136*	1,0993*	0,9309	0,9579
2019	1,0184*	0,3262	0,4549	0,7796	0,7000	0,9642
2020	1,0796*	0,7400	0,9894	0,9611	0,6555	0,9403
Ort. Etk.	1,0169	0,8960	0,8840	0,8104	0,9097	0,9879

EK 7: Bilgi Kullanımı Açısından Yılların Etkinlik Puanları (Devamı...)

ÜLKELER	Kosta Rika	Belarus	Kazakistan	Guatemala	Kırgızistan	Mısır
2007	1,1089*	1,4396*	0,1815	0,1939	0,7873	1,8602*
2008	0,9709	0,3014	0,1130	0,6033	0,4395	1,0598*
2009	1,0244*	0,7368	0,5960	0,9465	0,5874	0,8908
2010	0,9924	0,4832	0,9248	1,0620*	0,5436	0,9648
2011	0,9671	0,6156	0,7090	0,6321	0,5377	1,0869*
2012	0,9263	0,9442	0,7986	0,6510	0,5913	0,9676
2013	0,9602	0,8334	0,9006	0,6857	0,5873	0,8174
2014	0,8759	1,0263*	0,9724	0,8573	0,7514	0,8417
2015	0,9304	1,0011*	1,1043*	0,8392	0,8685	0,7459
2016	1,0467*	1,0428*	0,9101	1,1725*	1,0932*	0,7089
2017	0,9675	0,9510	0,9163	0,9235	1,1746*	0,6519
2018	1,0536*	0,9176	1,0468*	1,0109*	0,9190	0,6253
2019	0,8600	1,0508*	1,0399*	0,9248	0,9943	0,7933
2020	1,1691*	1,0081*	1,0220*	1,0763*	1,0691*	0,9395
Ort. Etk.	0,9895	0,8823	0,8025	0,8271	0,7817	0,9253

ÜLKELER	Luxembourg	Fransa	Ermenistan
2007	1,0094*	1,1110*	0,7106
2008	0,6579	1,0103*	0,5921
2009	0,9234	0,7872	0,1968
2010	0,8308	1,0003*	0,4408
2011	0,8688	0,9384	0,3041
2012	1,0452*	0,9435	0,5173
2013	0,8561	0,9557	0,7003
2014	0,8688	1,2180*	0,6350
2015	0,8323	1,0161*	0,8461
2016	0,8567	1,0323*	0,6921
2017	1,0888*	0,9614	0,8162
2018	1,1009*	0,9300	0,9091
2019	0,9571	1,0065*	1,2753*
2020	1,0838*	0,8789	1,0238*
Ort. Etk.	0,9271	0,9850	0,6900

EK 8: Bilgi Kullanımı Açısından Ülkelerin Etkinlik Puanları

ÜLKELER	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020
Arjantin	0,9776	0,9919	0,9920	0,9563	0,9864	0,9930	0,9900	0,9984	0,9833	0,9879	0,9177	0,9128	0,9922	0,9489
Brezilya	0,9393	0,9853	0,9846	0,8948	0,9721	0,9858	0,9613	0,9805	0,9516	0,9162	0,8367	0,7939	0,9706	0,9178
Romanya	0,9685	0,9687	0,9889	0,9697	0,9931	0,9982	0,9955	0,9973	0,9846	0,9562	0,9206	0,9098	0,9841	0,9555
Kolombiya	0,9899	0,9841	0,9898	0,9890	0,9809	0,9937	0,9827	0,9888	0,9796	0,9587	0,9542	0,9428	0,9782	0,9633
Rusya	0,9383	0,9740	0,9799	0,9100	0,9801	0,9916	0,9671	0,9927	0,9790	0,9453	0,8403	0,8430	0,9828	0,9298
Güney Afrika	0,9599	0,9837	0,9863	0,9562	0,9932	0,9987	0,9865	0,9944	0,9893	0,9774	0,8938	0,8847	0,9913	0,9432
Tayland	1,0066*	1,0157*	1,0127*	0,9504	1,0140*	0,9938	0,9865	1,0012*	0,9871	1,0253*	0,9612	0,9200	0,9898	0,9581
Şili	0,9780	0,9484	0,9699	0,9490	0,9417	0,9663	0,9483	0,9675	0,9510	0,9396	0,9454	0,9332	0,9770	0,9606
Estonya	0,9258	0,9537	0,9536	0,8026	0,9725	0,9664	0,9465	0,9688	1,0037*	0,9348	0,8274	0,7806	0,9305	0,8624
İsrail	0,8767	0,9756	0,9810	0,8629	0,9760	0,9773	0,9442	0,9851	0,9566	0,8870	0,7867	0,8189	0,9493	0,9370
Türkiye	0,9622	0,9884	0,9896	0,9428	0,9849	0,9955	0,9867	0,9928	0,9744	0,9571	0,8638	0,8265	0,9860	0,9282
Polonya	0,9657	0,9886	0,9837	0,9360	0,9757	0,9955	0,9941	0,9822	0,9652	0,9273	0,8477	0,7919	0,9740	0,9059
Meksika	0,9856	0,9963	0,9943	0,9688	0,9902	1,0072*	0,9849	0,9964	0,9863	0,9996	0,9621	0,9582	0,9843	0,9757
İtalya	0,9342	1,0079*	0,9885	0,9056	0,9870	0,9973	0,9745	0,9917	0,9700	0,9407	0,8136	0,7614	0,9794	0,9186
Slovakya	0,9721	0,9795	0,9912	0,9543	0,9635	0,9950	0,9895	1,0031*	0,9693	0,9178	0,8577	0,8582	0,9840	0,9430
Çekya	0,9199	0,9835	0,9813	0,8720	0,9861	0,9783	0,9434	0,9754	0,9675	0,8782	0,8100	0,8002	0,9584	0,8882
Macaristan	0,8882	0,8162	1,0125*	1,0804*	0,9611	0,9710	1,0088*	0,9566	1,0096*	0,7576	0,9033	1,0370*	0,7342	0,7354
Portekiz	0,9359	0,9806	0,9817	0,8571	0,9682	0,9623	0,9262	0,9728	0,9733	0,9152	0,7981	0,7638	0,9647	0,9004
İspanya	0,9242	0,9698	0,9886	0,8802	0,9839	0,9916	0,9550	0,9854	0,9661	0,9191	0,8243	0,7761	0,9808	0,9060
Birleşik Krallık	0,9173	0,9580	0,9881	0,8722	0,9990	0,9931	0,9750	0,9876	0,9696	0,8455	0,8280	0,8476	0,9755	0,8860
Belçika	0,8567	0,7767	0,9267	0,6935	0,7851	0,9804	1,0113*	1,0032*	1,0000	0,7347	0,7248	0,6226	1,0045*	0,8634
Avusturya	0,8661	0,9924	0,9745	0,9259	0,9553	0,9788	0,9654	0,9888	0,9859	1,0157*	0,6546	0,5827	0,9848	0,8685
Hollanda	0,8108	0,8966	0,9524	0,8573	0,7787	0,9020	0,7019	0,9406	0,7216	0,7432	0,7830	1,1323*	1,0046*	1,0870*
İsveç	0,8960	0,9565	0,9788	0,8838	0,9900	0,9836	0,9724	0,9988	0,9607	0,8570	0,6672	0,6626	0,9502	0,8185
Almanya	0,9056	0,9976	0,9817	0,8662	0,9772	0,9787	0,9572	0,9896	0,9614	0,8754	0,6852	0,6719	0,9582	0,8206
Norveç	0,9082	0,9815	0,9816	0,8477	0,9891	0,9781	0,9853	0,9931	0,9672	1,0025*	0,8313	0,8379	0,9714	0,8911
İzlanda	1,1833*	1,0264*	0,9978	0,8710	0,9546	0,9653	0,9464	0,9736	0,9341	1,0276*	1,1714*	0,8829	1,2318*	0,9738
Finlandiya	0,9156	0,9701	1,0019*	0,8488	1,0035*	0,9758	0,9662	0,9593	0,9222	0,8689	0,6224	0,6140	0,9382	0,8483
Kanada	0,8909	0,9769	0,9840	0,8713	0,9814	0,9840	0,9404	0,9778	0,9463	0,9116	0,8012	0,7247	0,9686	0,8866
Danimarka	0,9120	1,0033*	0,9830	0,9116	0,9666	1,0065*	0,9660	0,9825	0,9687	0,8523	0,6671	0,6462	0,9768	0,8404
Bulgaristan	0,9321	0,9124	0,9697	0,9514	0,9769	0,9918	0,9758	0,9916	0,9595	0,9492	0,8833	0,8912	0,9780	0,9192
Hırvatistan	0,9508	0,9592	0,9757	0,9414	0,9863	0,9932	0,9852	0,9770	0,9886	0,9774	0,8804	0,8378	0,9578	0,9163
Kıbrıs	0,9824	0,9636	0,9562	0,9652	0,9547	0,9174	0,8972	0,8922	0,9009	0,8970	0,8986	0,9397	0,8799	0,9525
Letonya	0,9627	0,9823	1,0024*	0,9559	0,9632	0,9896	0,9811	0,9878	0,9808	1,0039*	0,9210	0,9033	0,9825	0,9543
Litvanya	0,9522	0,9833	0,9981	0,9350	0,9705	0,9953	0,9804	0,9942	0,9679	0,9517	0,8638	0,8406	0,9589	0,8968
Malta Cumhuriyeti	1,0708*	1,1851*	1,0735*	1,1304*	1,1163*	1,1168*	0,9960	1,0037*	0,8629	0,8994	1,1464*	1,2148*	0,9648	1,0113*
Kosta Rika	1,0994*	1,0942*	1,0280*	1,0797*	1,1755*	1,0486*	1,0987*	0,9830	0,9727	0,9779	0,9317	0,9424	0,9794	0,9539
Belarus	0,9436	0,9818	0,9821	0,9480	0,9555	0,9948	0,9798	0,9937	0,9810	0,9605	0,9110	0,8926	0,9882	0,9424
Kazakistan	1,0068*	1,0146*	1,0139*	1,0618*	1,0319*	1,0568*	1,0681*	1,0924*	1,2865*	1,2181*	1,0595*	1,0684*	1,0906*	1,1034*
Guatemala	1,0241*	1,0302*	1,0255*	1,0247*	1,0296*	1,0289*	1,0283*	1,0238*	1,0294*	1,0386*	1,0099*	1,0061*	1,0134*	1,0058*
Kırgızistan	0,9863	0,9696	0,9882	0,9709	0,9724	0,9947	0,9728	0,9896	0,9849	0,9943	1,0135*	0,9878	0,9891	1,0287*
Mısır	0,9781	0,9747	0,9851	0,9652	1,0048*	1,0010*	0,9919	0,9955	0,9797	0,9558	0,8932	0,8667	0,9793	0,9314
Luxembourg	1,0753*	0,9251	0,7951	0,6454	0,9013	0,9817	0,7047	0,8709	0,7117	0,7255	1,1215*	1,0341*	0,8899	0,8094
Fransa	0,9194	0,9965	0,9874	0,9069	0,9992	0,9953	0,9922	0,9991	0,9805	1,0217*	0,9295	0,9208	0,9709	0,8904
Ermenistan	0,9834	0,9616	0,9684	0,9658	0,9666	0,9913	0,9922	0,9926	0,9951	0,9627	0,9653	0,9684	1,0029*	0,9764
Ort. Etk.	0,9551	0,9769	0,9833	0,9230	0,9777	0,9907	0,9667	0,9847	0,9659	0,9335	0,8762	0,8634	0,9751	0,9234

EK 9: Bilgi Ekonomisi Göstergeleri Açısından Yılların Etkinlik Puanları

ÜLKELER	Arjantin	Brezilya	Romanya	Kolombiya	Rusya	Güney Afrika
2007	1,1243	1,0631	0,9928	1,0419	1,1223	0,9952
2008	1,1302	1,0910	1,1334	1,0528	1,1623	0,9947
2009	1,1344	1,0927	1,0205	1,0656	1,1689	0,9962
2010	1,2209	1,0678	1,0210	1,0506	1,1638	0,9962
2011	1,1296	1,0707	1,0547	1,0465	1,0981	1,0008
2012	1,1403	1,0733	1,0358	1,0529	1,1497	1,0041
2013	1,1323	1,0665	1,0083	1,0387	1,1217	0,9991
2014	1,1396	1,0806	1,0031	1,0541	1,1420	1,0054
2015	1,1793	1,1159	0,9962	1,0021	1,2222	1,0693
2016	1,0910	1,1112	1,1185	1,0229	1,2343	1,0063
2017	1,0939	1,1050	0,9914	1,0284	1,2814	1,0211
2018	1,0615	1,1257	0,9923	1,0313	1,2809	1,0556
2019	1,0860	1,0958	1,0159	1,0333	1,3478	1,0592
2020	1,0841	1,1045	1,0041	1,0222	1,3449	1,0827

ÜLKELER	Tayland	Şili	Estonya	İsrail	Türkiye	Polonya
2007	1,0406	1,0584	1,0056	0,9969	1,0069	1,0224
2008	1,0520	0,9948	1,0005	1,0037	1,0044	1,0275
2009	1,0395	1,0077	1,0001	1,0972	1,0050	1,1408
2010	1,0720	1,0132	1,0008	1,0019	1,0946	1,0078
2011	1,0213	1,0228	1,1320	1,0065	1,3326	1,0009
2012	1,1418	1,0526	1,0121	0,9996	1,0281	1,0011
2013	0,9970	1,0058	1,0183	1,0069	1,1340	1,0086
2014	1,0040	1,0042	1,0228	1,0366	1,0778	1,0133
2015	1,0407	1,0512	1,0705	1,0124	1,1149	1,0571
2016	1,1837	1,0878	1,0639	1,0376	1,0096	1,0120
2017	1,1872	1,0741	1,0607	1,0371	0,9977	1,0082
2018	1,2609	1,0694	1,0652	1,0342	0,9690	1,0873
2019	1,2472	1,0600	1,0672	1,0463	0,9959	0,9956
2020	1,2253	1,0245	1,0390	1,0723	1,0263	1,0110

ÜLKELER	Meksika	İtalya	Slovakya	Çekya	Macaristan	Portekiz
2007	1,0127	1,1570	1,1208	1,0374	0,9946	1,0206
2008	1,0126	1,1321	1,1428	1,0814	1,0121	1,0168
2009	1,0072	1,1121	1,1016	1,0373	1,0229	1,0019
2010	1,0069	1,1351	1,1387	1,0483	1,1136	1,0036
2011	1,0091	1,2283	1,0829	1,0233	1,0249	1,0029
2012	1,0093	1,1760	1,0382	1,0097	1,0015	1,0019
2013	1,0019	1,1674	1,0810	1,0032	1,0302	1,0013
2014	1,0025	1,1461	1,0577	1,0031	1,0050	1,0000
2015	1,0005	1,1389	1,0647	1,0260	1,0278	0,9967
2016	1,0290	1,1044	1,0565	1,0022	0,9972	0,9992
2017	1,0195	1,0995	1,0412	1,0069	0,9958	0,9979
2018	1,0190	1,0674	1,0195	1,0057	1,2536	0,9942
2019	1,0192	1,0442	1,0384	1,0030	0,9956	0,9926
2020	1,0152	1,0570	1,0866	0,9989	0,9978	0,9925

EK 9: Bilgi Ekonomisi Göstergeleri Açısından Yılların Etkinlik Puanları (Devamı...)

ÜLKELER	İspanya	Birleşik Krallık	Belçika	Avusturya	Hollanda	İsveç
2007	1,0372	1,2070	1,0097	1,0038	1,0751	1,0104
2008	1,0283	1,2078	1,0094	1,0171	1,0937	1,0470
2009	1,0345	1,2127	1,0109	1,0166	1,0760	1,0558
2010	1,0287	1,2072	1,0091	1,0286	1,1034	1,1322
2011	1,0387	1,2029	1,0077	1,0207	1,0345	1,0732
2012	1,0412	1,2104	1,0043	1,0217	1,0000	1,0513
2013	1,0397	1,1923	1,0320	1,0685	1,0473	1,0203
2014	1,0661	1,2025	1,0094	1,0686	1,0431	1,0256
2015	1,0825	1,1954	1,0145	1,1011	1,0316	1,0449
2016	1,0610	1,2041	0,9948	1,0795	1,0240	0,9975
2017	1,0568	1,2051	1,0183	1,0253	1,0380	0,9968
2018	1,0648	1,2035	0,9907	1,0270	1,1900	0,9777
2019	1,0715	1,2155	1,0185	1,0178	1,0258	0,9923
2020	1,0918	1,2290	0,9935	0,9906	1,1334	0,9937

ÜLKELER	Almanya	Norveç	İzlanda	Finlandiya	Kanada	Danimarka
2007	1,0928	1,0818	1,3626	1,0207	1,0768	1,0109
2008	1,0967	1,0860	1,2381	1,0427	1,0513	1,0169
2009	1,0433	1,0980	1,1894	1,0829	1,0569	0,9973
2010	1,1144	1,0765	1,1298	1,1292	1,0510	1,0159
2011	1,1514	1,0857	1,1169	1,1220	1,0585	0,9928
2012	1,1310	1,0858	1,0883	1,1243	1,0713	1,0211
2013	1,1867	1,0599	1,1402	1,0270	1,0702	1,0065
2014	1,2135	1,0569	1,0830	1,0246	1,0693	1,0291
2015	1,2036	1,0454	1,1099	1,0063	1,0710	1,0197
2016	1,1254	1,0356	1,2228	1,0001	1,0526	1,0057
2017	1,2142	1,0153	1,1181	0,9845	1,0689	1,0282
2018	1,1726	1,0241	1,1504	1,0001	1,0714	1,0272
2019	1,1592	1,0141	1,2548	0,9779	1,0753	1,0306
2020	1,1050	1,1122	1,1047	1,0065	1,0610	1,0360

ÜLKELER	Bulgaristan	Hırvatistan	Kıbrıs	Letonya	Litvanya	Malta Cumhuriyeti
2007	1,0386	1,0184	1,0958	1,0612	1,2155	1,1319
2008	1,0357	0,9995	1,1136	1,0345	1,1117	1,2262
2009	1,0358	1,0196	1,0724	1,0510	1,0954	1,2482
2010	1,0143	1,0233	1,0954	1,0109	1,0969	1,2146
2011	1,0109	1,0139	1,0343	1,0029	1,0603	1,2821
2012	1,0056	1,0037	1,0063	1,1616	1,0156	1,2079
2013	0,9970	1,0089	1,0060	1,0137	1,0122	1,0975
2014	0,9982	1,0013	1,0065	1,0099	1,0106	1,3082
2015	0,9965	1,0016	1,0042	1,0318	1,0046	1,3464
2016	1,0014	1,0179	1,1157	1,0494	1,0201	1,0520
2017	0,9981	1,0005	1,0379	1,0076	1,0438	1,1994
2018	0,9978	1,0011	1,1022	1,0038	1,0002	1,2392
2019	0,9983	1,0010	1,0532	1,0090	1,0003	1,1198
2020	0,9968	1,0000	1,0327	1,0043	1,0559	1,0182

EK 9: Bilgi Ekonomisi Göstergeleri Açısından Yılların Etkinlik Puanları (Devamı...)

ÜLKELER	Kosta Rika	Belarus	Kazakistan	Guatemala	Kırgızistan	Mısır
2007	1,1226	1,2281	1,1910	1,2999	1,0085	1,0007
2008	1,1435	1,2330	1,1926	1,2929	1,0457	1,0311
2009	1,2170	1,1715	1,1663	1,2432	1,0294	1,1456
2010	1,0991	1,1261	1,2109	1,2500	0,9992	1,0153
2011	1,2458	1,1859	1,2776	1,2925	1,0089	1,0428
2012	1,1684	1,1398	1,3281	1,2872	0,9998	1,0466
2013	1,1138	1,0835	1,3025	1,2619	1,1978	1,0123
2014	1,0295	1,1283	1,3269	1,2724	1,0192	1,0669
2015	1,0925	1,1051	1,3790	1,2631	1,0403	1,1056
2016	1,1317	1,1864	1,2581	1,2994	1,1122	1,1786
2017	1,1645	1,1034	1,1960	1,3182	1,0761	1,1677
2018	1,1066	1,1620	1,1894	1,2947	1,0533	1,1766
2019	1,0976	1,1153	1,1911	1,3366	1,0566	1,1779
2020	1,0225	1,1343	1,2396	1,3302	1,0487	1,1824

ÜLKELER	Luxembourg	Fransa	Ermenistan
2007	1,1491	1,0046	1,2349
2008	1,1225	1,0215	1,0709
2009	1,1646	1,0151	0,9981
2010	1,1263	1,0274	1,0175
2011	1,1231	1,0270	1,0120
2012	1,1641	1,0241	1,2052
2013	1,1613	1,0697	1,0606
2014	1,1447	1,0956	1,1581
2015	1,1777	1,0848	1,0525
2016	1,2343	1,1063	1,0505
2017	1,1767	1,1211	1,2142
2018	1,1833	1,1107	1,1334
2019	1,1421	1,0694	1,2302
2020	1,1361	1,0049	1,1056

EK 10: Bilgi Ekonomisi Göstergeleri Açısından Ülkelerin Etkinlik Puanları

ÜLKELER	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020
Arjantin	1,2774	1,2656	1,2493	1,1755	1,0427	1,0150	1,1515	1,2379	1,2708	1,2736	1,2418	1,0697	1,2263	1,2065
Brezilya	1,2441	1,0159	1,4692	1,2329	1,0577	1,1449	1,1851	1,1131	1,1397	1,2203	1,1874	1,2249	1,0713	1,2533
Romanya	1,2882	1,2997	1,2476	1,1302	1,1465	1,1882	1,0616	1,1095	1,0628	1,1157	1,1608	1,0392	1,1370	1,3055
Kolombiya	1,2658	1,2161	1,2266	1,3842	1,1178	1,0903	1,0576	1,0595	1,1699	1,1147	1,1073	1,1966	1,1532	1,3397
Rusya	1,1417	1,2863	1,2553	1,1303	1,0918	1,0985	1,1063	1,0782	1,2239	1,2224	1,1462	1,3069	1,2819	1,3521
Güney Afrika	1,1813	1,1027	1,1409	1,1674	1,0683	1,1437	1,0883	0,9736	1,2586	1,2713	1,0927	1,0689	1,3202	1,2154
Tayland	1,2001	1,0721	1,1791	1,1345	1,1871	1,0987	1,1411	1,0516	1,0039	1,1031	1,0960	1,1226	1,1671	1,4516
Şili	1,3418	0,9638	1,1109	1,1725	1,1192	1,1667	1,0486	0,9582	1,0406	1,0883	1,0908	1,1810	1,1190	1,6300
Estonya	1,3060	1,1029	1,3380	1,0989	1,1815	1,1242	1,0945	1,2285	1,3937	1,1065	1,0813	1,1310	1,0639	1,2129
İsrail	1,2973	1,0183	1,3237	1,1097	1,0615	1,1414	1,1348	1,2949	1,1707	1,0531	1,0542	1,0382	1,1959	1,1022
Türkiye	1,1348	1,2487	1,1945	1,3166	1,1290	1,0892	1,0929	1,0993	1,0994	1,1799	1,1903	1,0295	1,0150	1,4601
Polonya	1,2396	1,2374	1,2237	1,0832	1,1007	1,1874	1,1720	1,1612	1,0852	1,0950	1,2443	1,0666	1,0971	1,1618
Meksika	1,2071	1,0538	1,2315	1,2049	1,1215	1,2012	1,1587	1,0744	1,0580	1,0039	1,0699	1,2747	1,2067	1,3107
İtalya	1,2657	1,2347	1,3739	1,1624	1,1900	1,1889	1,1166	1,1321	1,0389	1,3211	1,1464	1,1641	1,1236	1,3867
Slovakya	1,3102	1,2928	1,3886	1,1928	0,9693	1,1463	1,1296	1,2053	1,1625	1,0479	1,2552	1,1532	1,1174	1,3666
Çekya	1,2706	1,3043	1,2573	1,2302	1,1762	1,1748	1,0311	1,2306	1,1996	1,2714	1,2455	1,1858	1,1871	1,2307
Macaristan	1,0779	1,2625	1,4490	1,1554	1,1384	1,2079	1,1095	1,1984	1,0061	1,1745	1,0721	1,2185	1,2699	1,2663
Portekiz	1,4349	1,2688	1,2146	1,1730	1,2016	1,0538	1,0016	1,0895	1,1916	1,1163	1,0564	1,0899	1,2080	1,2833
İspanya	1,2585	1,0472	1,2027	1,0470	0,9758	1,0782	0,9732	1,1497	1,1182	1,2748	1,0518	1,0791	1,2840	1,4011
Birleşik Krallık	1,2653	1,0983	1,3434	1,1154	1,0391	1,1920	1,1157	1,0302	1,1426	1,2026	1,0133	1,0666	1,2790	1,3709
Belçika	1,1545	1,0815	1,4457	1,1568	1,1298	1,2446	1,1644	1,3486	1,1457	1,0801	1,0297	1,0709	1,2663	1,3324
Avusturya	1,1873	1,1425	1,4520	1,2063	1,2919	1,1732	1,0959	1,1278	1,1635	1,1758	1,0989	1,1232	1,0782	1,3478
Hollanda	1,5024	1,3298	1,3188	1,1879	0,9972	1,2582	1,0999	1,0623	1,0671	1,0751	1,0971	1,2342	1,2608	1,2489
İsveç	1,2067	1,0897	1,1766	1,3107	1,1859	1,1295	1,1386	1,2294	1,1372	1,0286	1,0064	1,0746	1,1365	1,3372
Almanya	1,2726	1,2562	1,4663	1,1716	1,1058	1,0616	1,1185	1,2249	1,1403	1,2170	1,1511	1,0323	1,1343	1,5353
Norveç	1,2727	1,1322	1,2450	1,0741	1,2342	1,3048	1,1158	1,1312	1,0811	1,3336	1,1038	1,0428	1,0571	1,4632
İzlanda	1,3716	1,1139	1,1101	1,2133	1,2468	1,1793	1,2698	1,0534	0,9953	1,2243	1,3513	1,1141	1,2283	1,3455
Finlandiya	1,2886	1,1923	1,4238	1,1383	1,2587	1,2065	1,0318	1,0186	1,0158	1,1794	1,0830	1,3075	1,1175	1,3220
Kanada	1,3339	1,1474	1,5056	1,2258	1,0627	1,0386	1,1964	1,0861	1,1031	1,1272	1,1640	1,0699	1,2146	1,3761
Danimarka	1,4189	1,1135	1,4041	1,2778	1,0839	1,2872	1,0710	1,1411	1,2237	1,2247	1,0776	1,1647	1,2389	1,2267
Bulgaristan	1,2592	1,1361	1,2722	1,1646	1,1609	1,2245	1,0489	1,0235	1,0013	1,2154	0,9955	1,1220	1,3289	1,3299
Hırvatistan	1,4983	0,9599	1,1315	1,1065	1,2673	1,1965	1,0673	1,0744	1,1088	1,3113	1,2245	1,1503	1,1158	1,2238
Kıbrıs	1,2142	1,0487	1,0932	1,2534	1,0942	1,1361	1,1924	0,9698	1,0360	1,0894	1,0782	1,2878	1,1207	1,2103
Letonya	1,3269	1,0149	1,3759	1,1098	1,1807	1,1788	1,0055	0,9169	1,0685	1,2798	1,0951	1,1889	1,0997	1,1711
Litvanya	1,3588	1,1736	1,4320	1,1601	1,1576	1,1438	0,9830	1,1157	1,0869	1,1438	1,2120	1,1166	1,0599	1,1787
Malta Cumhuriyeti	1,3347	1,0898	1,1879	1,0526	1,1411	1,1249	1,0895	1,1804	1,1700	1,2318	1,2161	1,2164	1,3516	1,2196
Kosta Rika	1,3147	1,0394	1,1397	1,1633	1,0381	1,1005	1,1736	1,0344	1,0698	1,1166	1,1108	1,2784	1,1182	1,2252
Belarus	1,3464	1,1626	1,2976	1,1375	1,1761	1,0512	1,0709	1,1565	1,0819	1,1165	1,1205	1,0828	1,1308	1,1974
Kazakistan	1,2170	1,0999	0,9663	1,1700	1,1199	1,1687	1,1500	1,0286	1,3010	1,1118	1,0930	1,2239	1,2032	1,4433
Guatemala	1,2470	1,2711	1,2147	1,1702	1,0852	0,9493	1,1772	1,0751	1,0437	1,1725	1,2588	1,0674	1,1814	1,3424
Kırgızistan	1,1747	1,0618	1,1246	1,0999	1,0568	1,0999	1,1753	1,1588	1,2892	1,2843	1,2570	1,0382	1,2208	1,3641
Mısır	1,1186	1,1602	1,1744	1,1407	1,1470	1,1349	1,0861	1,0971	1,1443	1,1259	1,0675	1,0388	1,2288	1,3854
Luxembourg	1,3412	1,1609	1,2753	1,1156	1,1133	1,1889	1,0593	1,1698	1,0641	1,1876	1,1820	1,1009	1,1336	1,0915
Fransa	1,1080	1,0983	1,3339	1,1583	1,0709	1,0379	1,0763	1,2677	1,0463	1,1552	1,0828	1,0792	1,1969	1,5912
Ermenistan	1,2641	1,0609	1,0670	1,1220	1,1284	1,0209	1,0076	1,2618	1,0895	1,0028	1,0411	1,1415	1,2859	1,2853

EK 11: Ülkeler İçin Karar Matrisi

ÜLKE	Bilgi Edinimi	Bilgi Üretimi	Bilgi Dağıtımı	Bilgi Kullanımı
Arjantin	0,9567	0,8836	0,9963	0,8734
Brezilya	0,9919	0,9408	0,9617	0,8530
Romanya	1,0407	0,9047	0,9845	0,8143
Kolombiya	0,9160	0,8809	0,9273	0,9560
Rusya	1,0109	0,6539	0,9587	0,8542
Güney Afrika	1,0111	0,6560	0,9621	0,9503
Tayland	0,9547	0,9360	0,9231	0,8476
Şili	0,9674	0,8112	0,9729	0,7199
Estonya	1,0015	0,9098	0,9896	0,8884
İsrail	1,0281	0,9787	0,9939	0,9433
Türkiye	0,9845	0,9620	0,9759	0,9658
Polonya	0,9833	0,9574	0,9659	0,9902
Meksika	0,9952	0,7981	0,9818	0,9100
İtalya	1,0149	0,9853	0,9837	0,9412
Slovakya	0,9618	0,9332	0,9689	0,9884
Çekya	1,0122	0,9514	0,9887	0,8850
Macaristan	0,9515	0,9528	0,9735	0,8208
Portekiz	1,0000	0,9227	0,9772	0,7924
İspanya	0,9969	0,8901	0,9738	0,8548
Birleşik Krallık	1,0493	0,9708	0,9979	0,9600
Belçika	1,0030	0,9887	0,9784	1,0055
Avusturya	1,0129	0,9740	0,9744	0,9736
Hollanda	1,0200	0,9856	0,9880	0,8327
İsveç	0,9628	0,9187	0,9913	0,7933
Almanya	0,9597	0,9864	0,9672	0,8286
Norveç	1,0072	0,9443	0,9905	0,9985
İzlanda	1,0364	0,8571	0,9900	0,8536
Finlandiya	0,9711	0,9337	0,9816	0,9122
Kanada	1,0040	0,9366	0,9897	0,9307
Danimarka	0,9467	0,8723	0,9962	0,8240
Bulgaristan	1,0605	0,8578	0,9871	1,0169
Hırvatistan	1,0065	0,9411	0,9796	0,8960
Kıbrıs	1,0166	0,9542	0,9681	0,8840
Letonya	1,0068	0,7591	0,9758	0,8104
Litvanya	0,9928	0,9459	0,9798	0,9097
Malta Cumhuriyeti	0,9792	0,7163	0,9360	0,9879

EK 11: Ülkeler İçin Karar Matrisi (Devamı...)

ÜLKE	Bilgi Edinimi	Bilgi Üretimi	Bilgi Dağıtımı	Bilgi Kullanımı
Kosta Rika	0,9881	0,6528	0,9671	0,9895
Belarus	1,0117	0,8877	0,9230	0,8823
Kazakistan	1,0052	0,3979	0,9431	0,8025
Guatemala	0,9082	0,6809	0,9669	0,8271
Kırgızistan	0,9655	0,4136	0,9562	0,7817
Mısır	0,9978	0,8880	0,8947	0,9253
Luxembourg	0,9290	0,8473	0,9974	0,9271
Fransa	1,0185	0,9882	0,9439	0,9850
Ermenistan	1,0040	0,8508	0,8493	0,6900

EK 12: Ülkeler İçin Normalize Karar Matrisi

ÜLKE	Bilgi Edinimi	Bilgi Üretimi	Bilgi Dağıtımı	Bilgi Kullanımı
Arjantin	0,0214	0,0226	0,0229	0,0218
Brezilya	0,0222	0,0241	0,0221	0,0213
Romanya	0,0233	0,0232	0,0226	0,0203
Kolombiya	0,0205	0,0226	0,0213	0,0239
Rusya	0,0226	0,0167	0,0220	0,0213
Güney Afrika	0,0226	0,0168	0,0221	0,0237
Tayland	0,0214	0,0240	0,0212	0,0211
Şili	0,0217	0,0208	0,0223	0,0180
Estonya	0,0224	0,0233	0,0227	0,0222
İsrail	0,0230	0,0251	0,0228	0,0235
Türkiye	0,0221	0,0246	0,0224	0,0241
Polonya	0,0220	0,0245	0,0222	0,0247
Meksika	0,0223	0,0204	0,0225	0,0227
İtalya	0,0227	0,0252	0,0226	0,0235
Slovakya	0,0215	0,0239	0,0222	0,0247
Çekya	0,0227	0,0244	0,0227	0,0221
Macaristan	0,0213	0,0244	0,0223	0,0205
Portekiz	0,0224	0,0236	0,0224	0,0198
İspanya	0,0223	0,0228	0,0223	0,0213
Birleşik Krallık	0,0235	0,0249	0,0229	0,0240
Belçika	0,0225	0,0253	0,0225	0,0251
Avusturya	0,0227	0,0249	0,0224	0,0243
Hollanda	0,0228	0,0252	0,0227	0,0208
İsveç	0,0216	0,0235	0,0228	0,0198
Almanya	0,0215	0,0253	0,0222	0,0207
Norveç	0,0226	0,0242	0,0227	0,0249
İzlanda	0,0232	0,0219	0,0227	0,0213
Finlandiya	0,0218	0,0239	0,0225	0,0228
Kanada	0,0225	0,0240	0,0227	0,0232
Danimarka	0,0212	0,0223	0,0229	0,0206
Bulgaristan	0,0238	0,0220	0,0227	0,0254
Hırvatistan	0,0225	0,0241	0,0225	0,0224
Kıbrıs	0,0228	0,0244	0,0222	0,0221
Letonya	0,0226	0,0194	0,0224	0,0202
Litvanya	0,0222	0,0242	0,0225	0,0227
Malta Cumhuriyeti	0,0219	0,0183	0,0215	0,0246

EK 12: Ülkeler İçin Normalize Karar Matrisi (Devamı...)

ÜLKE	Bilgi Edinimi	Bilgi Üretimi	Bilgi Dağıtımı	Bilgi Kullanımı
Kosta Rika	0,0221	0,0167	0,0222	0,0247
Belarus	0,0227	0,0227	0,0212	0,0220
Kazakistan	0,0225	0,0102	0,0216	0,0200
Guatemala	0,0203	0,0174	0,0222	0,0206
Kırgızistan	0,0216	0,0106	0,0219	0,0195
Mısır	0,0224	0,0227	0,0205	0,0231
Luxembourg	0,0208	0,0217	0,0229	0,0231
Fransa	0,0228	0,0253	0,0217	0,0246
Ermenistan	0,0225	0,0218	0,0195	0,0172

EK 13: Ülkeler İçin Entropi Değerlerinin Elde Edilmesi

ÜLKE	Bilgi Edinimi	Bilgi Üretimi	Bilgi Dağıtımı	Bilgi Kullanımı
Arjantin	-0,0824	-0,0857	-0,0864	-0,0834
Brezilya	-0,0846	-0,0897	-0,0842	-0,0819
Romanya	-0,0876	-0,0872	-0,0856	-0,0792
Kolombiya	-0,0797	-0,0855	-0,0819	-0,0891
Rusya	-0,0858	-0,0685	-0,0840	-0,0820
Güney Afrika	-0,0858	-0,0686	-0,0842	-0,0887
Tayland	-0,0822	-0,0894	-0,0817	-0,0816
Şili	-0,0830	-0,0805	-0,0849	-0,0722
Estonya	-0,0852	-0,0876	-0,0860	-0,0844
İsrail	-0,0868	-0,0924	-0,0862	-0,0882
Türkiye	-0,0841	-0,0912	-0,0851	-0,0898
Polonya	-0,0840	-0,0909	-0,0844	-0,0914
Meksika	-0,0848	-0,0795	-0,0855	-0,0859
İtalya	-0,0860	-0,0928	-0,0856	-0,0881
Slovakya	-0,0827	-0,0892	-0,0846	-0,0913
Çekya	-0,0859	-0,0905	-0,0859	-0,0842
Macaristan	-0,0820	-0,0906	-0,0849	-0,0796
Portekiz	-0,0851	-0,0885	-0,0852	-0,0776
İspanya	-0,0849	-0,0862	-0,0849	-0,0821
Birleşik Krallık	-0,0882	-0,0918	-0,0865	-0,0894
Belçika	-0,0853	-0,0931	-0,0852	-0,0925
Avusturya	-0,0859	-0,0921	-0,0850	-0,0903
Hollanda	-0,0863	-0,0929	-0,0859	-0,0805
İsveç	-0,0827	-0,0882	-0,0861	-0,0776
Almanya	-0,0825	-0,0929	-0,0845	-0,0802
Norveç	-0,0855	-0,0900	-0,0860	-0,0920
İzlanda	-0,0874	-0,0838	-0,0860	-0,0820
Finlandiya	-0,0833	-0,0893	-0,0854	-0,0861

EK 13: Ülkeler İçin Entropi Değerlerinin Elde Edilmesi (Devamı...)

ÜLKE	Bilgi Edinimi	Bilgi Üretimi	Bilgi Dağıtımı	Bilgi Kullanımı
Kanada	-0,0853	-0,0895	-0,0860	-0,0874
Danimarka	-0,0817	-0,0849	-0,0864	-0,0799
Bulgaristan	-0,0888	-0,0839	-0,0858	-0,0932
Hırvatistan	-0,0855	-0,0898	-0,0853	-0,0850
Kıbrıs	-0,0861	-0,0907	-0,0846	-0,0841
Letonya	-0,0855	-0,0766	-0,0851	-0,0789
Litvanya	-0,0846	-0,0901	-0,0853	-0,0859
Malta Cumhuriyeti	-0,0838	-0,0733	-0,0825	-0,0913
Kosta Rika	-0,0843	-0,0684	-0,0845	-0,0914
Belarus	-0,0858	-0,0860	-0,0817	-0,0840
Kazakistan	-0,0854	-0,0467	-0,0830	-0,0783
Guatemala	-0,0792	-0,0706	-0,0845	-0,0801
Kırgızistan	-0,0829	-0,0482	-0,0838	-0,0768
Mısır	-0,0850	-0,0860	-0,0798	-0,0870
Luxembourg	-0,0806	-0,0831	-0,0865	-0,0871
Fransa	-0,0862	-0,0930	-0,0830	-0,0911
Ermenistan	-0,0853	-0,0834	-0,0768	-0,0699

EK 14: Ülkeler İçin Referans Serisi ve Karşılaştırma Matrisi

Ağırlık	0,0285	0,7432	0,0237	0,2046
ÜLKE	Bilgi Edinimi	Bilgi Üretimi	Bilgi Dağıtımı	Bilgi Kullanımı
Kriter Yönleri	max	max	max	max
Referans Seri	1,0605	0,9887	0,9979	1,0169
Arjantin	0,9567	0,8836	0,9963	0,8734
Brezilya	0,9919	0,9408	0,9617	0,8530
Romanya	1,0407	0,9047	0,9845	0,8143
Kolombiya	0,9160	0,8809	0,9273	0,9560
Rusya	1,0109	0,6539	0,9587	0,8542
Güney Afrika	1,0111	0,6560	0,9621	0,9503
Tayland	0,9547	0,9360	0,9231	0,8476
Şili	0,9674	0,8112	0,9729	0,7199
Estonya	1,0015	0,9098	0,9896	0,8884
İsrail	1,0281	0,9787	0,9939	0,9433
Türkiye	0,9845	0,9620	0,9759	0,9658
Polonya	0,9833	0,9574	0,9659	0,9902
Meksika	0,9952	0,7981	0,9818	0,9100
İtalya	1,0149	0,9853	0,9837	0,9412
Slovakya	0,9618	0,9332	0,9689	0,9884
Çekya	1,0122	0,9514	0,9887	0,8850
Macaristan	0,9515	0,9528	0,9735	0,8208
Portekiz	1,0000	0,9227	0,9772	0,7924
İspanya	0,9969	0,8901	0,9738	0,8548
Birleşik Krallık	1,0493	0,9708	0,9979	0,9600
Belçika	1,0030	0,9887	0,9784	1,0055
Avusturya	1,0129	0,9740	0,9744	0,9736
Hollanda	1,0200	0,9856	0,9880	0,8327
İsveç	0,9628	0,9187	0,9913	0,7933
Almanya	0,9597	0,9864	0,9672	0,8286
Norveç	1,0072	0,9443	0,9905	0,9985
İzlanda	1,0364	0,8571	0,9900	0,8536

EK 14: Ülkeler İçin Referans Serisi ve Karşılaştırma Matrisi (Devamı...)

Ağırlık	0,0285	0,7432	0,0237	0,2046
ÜLKE	Bilgi Edinimi	Bilgi Üretimi	Bilgi Dağıtım	Bilgi Kullanımı
Kriter Yönleri	max	max	max	max
Referans Seri	1,0605	0,9887	0,9979	1,0169
Finlandiya	0,9711	0,9337	0,9816	0,9122
Kanada	1,0040	0,9366	0,9897	0,9307
Danimarka	0,9467	0,8723	0,9962	0,8240
Bulgaristan	1,0605	0,8578	0,9871	1,0169
Hırvatistan	1,0065	0,9411	0,9796	0,8960
Kıbrıs	1,0166	0,9542	0,9681	0,8840
Letonya	1,0068	0,7591	0,9758	0,8104
Litvanya	0,9928	0,9459	0,9798	0,9097
Malta Cumhuriyeti	0,9792	0,7163	0,9360	0,9879
Kosta Rika	0,9881	0,6528	0,9671	0,9895
Belarus	1,0117	0,8877	0,9230	0,8823
Kazakistan	1,0052	0,3979	0,9431	0,8025
Guatemala	0,9082	0,6809	0,9669	0,8271
Kırgızistan	0,9655	0,4136	0,9562	0,7817
Mısır	0,9978	0,8880	0,8947	0,9253
Luxembourg	0,9290	0,8473	0,9974	0,9271
Fransa	1,0185	0,9882	0,9439	0,9850
Ermenistan	1,0040	0,8508	0,8493	0,6900
mak	1,0605	0,9887	0,9979	1,0169
min	0,9082	0,3979	0,8493	0,6900

EK 15: Ülkeler İçin Normalize Edilmiş Karar Matrisi

Ağırlık	0,0285	0,7432	0,0237	0,2046
ÜLKE	Bilgi Edinimi	Bilgi Üretimi	Bilgi Dağıtımı	Bilgi Kullanımı
Arjantin	0,3185	0,8221	0,9890	0,5610
Brezilya	0,5499	0,9189	0,7567	0,4985
Romanya	0,8703	0,8579	0,9099	0,3802
Kolombiya	0,0515	0,8176	0,5248	0,8136
Rusya	0,6749	0,4334	0,7361	0,5025
Güney Afrika	0,6760	0,4369	0,7592	0,7964
Tayland	0,3055	0,9109	0,4964	0,4820
Şili	0,3887	0,6995	0,8314	0,0914
Estonya	0,6130	0,8665	0,9441	0,6069
İsrail	0,7874	0,9830	0,9730	0,7750
Türkiye	0,5014	0,9547	0,8519	0,8436
Polonya	0,4932	0,9470	0,7843	0,9185
Meksika	0,5717	0,6773	0,8912	0,6731
İtalya	0,7009	0,9942	0,9043	0,7685
Slovakya	0,3524	0,9060	0,8045	0,9127
Çekya	0,6832	0,9368	0,9381	0,5967
Macaristan	0,2848	0,9393	0,8358	0,4003
Portekiz	0,6029	0,8883	0,8609	0,3133
İspanya	0,5826	0,8331	0,8376	0,5043
Birleşik Krallık	0,9265	0,9697	1,0000	0,8260
Belçika	0,6227	1,0000	0,8684	0,9652
Avusturya	0,6878	0,9752	0,8415	0,8677
Hollanda	0,7345	0,9948	0,9334	0,4366
İsveç	0,3587	0,8815	0,9553	0,3160
Almanya	0,3382	0,9961	0,7931	0,4242
Norveç	0,6500	0,9249	0,9501	0,9436
İzlanda	0,8417	0,7773	0,9467	0,5004

EK 15: Ülkeler İçin Normalize Edilmiş Karar Matrisi (Devamı...)

Ağırlık	0,0285	0,7432	0,0237	0,2046
ÜLKE	Bilgi Edinimi	Bilgi Üretimi	Bilgi Dağıtım	Bilgi Kullanımı
Finlandiya	0,4133	0,9070	0,8901	0,6796
Kanada	0,6294	0,9119	0,9447	0,7364
Danimarka	0,2532	0,8030	0,9885	0,4099
Bulgaristan	1,0000	0,7785	0,9273	1,0000
Hırvatistan	0,6454	0,9195	0,8768	0,6302
Kıbrıs	0,7119	0,9416	0,7993	0,5936
Letonya	0,6479	0,6114	0,8512	0,3683
Litvanya	0,5559	0,9275	0,8778	0,6721
Malta Cumhuriyeti	0,4664	0,5389	0,5837	0,9112
Kosta Rika	0,5248	0,4314	0,7924	0,9163
Belarus	0,6797	0,8291	0,4960	0,5882
Kazakistan	0,6371	0,0000	0,6311	0,3442
Guatemala	0,0000	0,4790	0,7914	0,4194
Kırgızistan	0,3765	0,0265	0,7191	0,2806
Mısır	0,5886	0,8296	0,3054	0,7198
Luxembourg	0,1367	0,7606	0,9967	0,7255
Fransa	0,7242	0,9992	0,6367	0,9024
Ermenistan	0,6293	0,7666	0,0000	0,0000

EK 16: Ülkeler İçin Mutlak Değer Tablosu

Ağırlık	0,0285	0,7432	0,0237	0,2046
ÜLKE	Bilgi Edinimi	Bilgi Üretimi	Bilgi Dağıtım	Bilgi Kullanımı
Arjantin	0,6815	0,1779	0,0110	0,4390
Brezilya	0,4501	0,0811	0,2433	0,5015
Romanya	0,1297	0,1421	0,0901	0,6198
Kolombiya	0,9485	0,1824	0,4752	0,1864
Rusya	0,3251	0,5666	0,2639	0,4975
Güney Afrika	0,3240	0,5631	0,2408	0,2036
Tayland	0,6945	0,0891	0,5036	0,5180
Şili	0,6113	0,3005	0,1686	0,9086
Estonya	0,3870	0,1335	0,0559	0,3931
İsrail	0,2126	0,0170	0,0270	0,2250
Türkiye	0,4986	0,0453	0,1481	0,1564
Polonya	0,5068	0,0530	0,2157	0,0815
Meksika	0,4283	0,3227	0,1088	0,3269
İtalya	0,2991	0,0058	0,0957	0,2315
Slovakya	0,6476	0,0940	0,1955	0,0873
Çekya	0,3168	0,0632	0,0619	0,4033
Macaristan	0,7152	0,0607	0,1642	0,5997
Portekiz	0,3971	0,1117	0,1391	0,6867
İspanya	0,4174	0,1669	0,1624	0,4957
Birleşik Krallık	0,0735	0,0303	0,0000	0,1740
Belçika	0,3773	0,0000	0,1316	0,0348
Avusturya	0,3122	0,0248	0,1585	0,1323
Hollanda	0,2655	0,0052	0,0666	0,5634
İsveç	0,6413	0,1185	0,0447	0,6840
Almanya	0,6618	0,0039	0,2069	0,5758
Norveç	0,3500	0,0751	0,0499	0,0564
İzlanda	0,1583	0,2227	0,0533	0,4996

EK 16: Ülkeler İçin Mutlak Değer Tablosu (Devamı...)

Ağırlık	0,0285	0,7432	0,0237	0,2046
ÜLKE	Bilgi Edinimi	Bilgi Üretimi	Bilgi Dağıtım	Bilgi Kullanımı
Finlandiya	0,5867	0,0930	0,1099	0,3204
Kanada	0,3706	0,0881	0,0553	0,2636
Danimarka	0,7468	0,1970	0,0115	0,5901
Bulgaristan	0,0000	0,2215	0,0727	0,0000
Hırvatistan	0,3546	0,0805	0,1232	0,3698
Kıbrıs	0,2881	0,0584	0,2007	0,4064
Letonya	0,3521	0,3886	0,1488	0,6317
Litvanya	0,4441	0,0725	0,1222	0,3279
Malta Cumhuriyeti	0,5336	0,4611	0,4163	0,0888
Kosta Rika	0,4752	0,5686	0,2076	0,0837
Belarus	0,3203	0,1709	0,5040	0,4118
Kazakistan	0,3629	1,0000	0,3689	0,6558
Guatemala	1,0000	0,5210	0,2086	0,5806
Kırgızistan	0,6235	0,9735	0,2809	0,7194
Mısır	0,4114	0,1704	0,6946	0,2802
Luxembourg	0,8633	0,2394	0,0033	0,2745
Fransa	0,2758	0,0008	0,3633	0,0976
Ermenistan	0,3707	0,2334	1,0000	1,0000
	1	1	1	1
	0	0	0	0
	0,5	0,5	0,5	0,5

EK 17: Ülkeler İçin Gri İlişkisel Katsayı Matrisi

Ağırlık	0,0285	0,7432	0,0237	0,2046
ÜLKE	Bilgi Edinimi	Bilgi Üretimi	Bilgi Dağıtım	Bilgi Kullanımı
Arjantin	0,4232	0,7376	0,9785	0,5325
Brezilya	0,5262	0,8605	0,6726	0,4993
Romanya	0,7941	0,7787	0,8473	0,4465
Kolombiya	0,3452	0,7327	0,5127	0,7285
Rusya	0,6060	0,4688	0,6546	0,5012
Güney Afrika	0,6068	0,4703	0,6750	0,7106
Tayland	0,4186	0,8487	0,4982	0,4912
Şili	0,4499	0,6246	0,7478	0,3550
Estonya	0,5637	0,7893	0,8994	0,5598
İsrail	0,7016	0,9671	0,9488	0,6897
Türkiye	0,5007	0,9170	0,7715	0,7617
Polonya	0,4966	0,9042	0,6986	0,8598
Meksika	0,5386	0,6078	0,8213	0,6046
İtalya	0,6257	0,9886	0,8393	0,6836
Slovakya	0,4357	0,8417	0,7189	0,8514
Çekya	0,6121	0,8878	0,8898	0,5535
Macaristan	0,4114	0,8917	0,7528	0,4547
Portekiz	0,5574	0,8174	0,7824	0,4213
İspanya	0,5450	0,7497	0,7548	0,5022
Birleşik Krallık	0,8719	0,9429	1,0000	0,7419
Belçika	0,5700	1,0000	0,7916	0,9349
Avusturya	0,6156	0,9527	0,7594	0,7908
Hollanda	0,6532	0,9897	0,8824	0,4702
İsveç	0,4381	0,8084	0,9179	0,4223
Almanya	0,4304	0,9923	0,7073	0,4647
Norveç	0,5882	0,8695	0,9092	0,8987
İzlanda	0,7595	0,6919	0,9037	0,5002

EK 17: Ülkeler İçin Gri İlişkisel Katsayı Matrisi (Devamı...)

Ağırlık	0,0285	0,7432	0,0237	0,2046
ÜLKE	Bilgi Edinimi	Bilgi Üretimi	Bilgi Dağıtım	Bilgi Kullanımı
Finlandiya	0,4601	0,8431	0,8198	0,6095
Kanada	0,5743	0,8501	0,9004	0,6548
Danimarka	0,4010	0,7174	0,9776	0,4587
Bulgaristan	1,0000	0,6930	0,8731	1,0000
Hırvatistan	0,5851	0,8613	0,8023	0,5749
Kıbrıs	0,6344	0,8954	0,7135	0,5517
Letonya	0,5868	0,5627	0,7707	0,4418
Litvanya	0,5296	0,8733	0,8036	0,6040
Malta Cumhuriyeti	0,4838	0,5203	0,5457	0,8491
Kosta Rika	0,5127	0,4679	0,7066	0,8566
Belarus	0,6095	0,7453	0,4980	0,5484
Kazakistan	0,5795	0,3333	0,5754	0,4326
Guatemala	0,3333	0,4897	0,7057	0,4627
Kırgızistan	0,4450	0,3393	0,6403	0,4100
Mısır	0,5486	0,7458	0,4185	0,6409
Luxembourg	0,3668	0,6762	0,9934	0,6455
Fransa	0,6445	0,9984	0,5792	0,8366
Ermenistan	0,5742	0,6818	0,3333	0,3333

EK 18: Ülkeler İçin Gri İlişkisel Dereceler ve Sıralama

ÜLKE	Gri İlişkisel Derece	Sıralama
Belçika	0,9695	1
Fransa	0,9453	2
İtalya	0,9123	3
Avusturya	0,9054	4
İsrail	0,9024	5
Birleşik Krallık	0,9011	6
Polonya	0,8786	7
Hollanda	0,8713	8
Türkiye	0,8699	9
Norveç	0,8684	10
Almanya	0,8616	11
Slovakya	0,8292	12
Kıbrıs	0,8133	13
Çekya	0,8116	14
Litvanya	0,8068	15
Kanada	0,8035	16
Hırvatistan	0,7934	17
Macaristan	0,7853	18
Finlandiya	0,7838	19
Brezilya	0,7726	20
Bulgaristan	0,7688	21
Tayland	0,7550	22
Estonya	0,7385	23
Portekiz	0,7281	24
İsveç	0,7214	25
Kolombiya	0,7156	26
Romanya	0,7128	27
Mısır	0,7110	28

EK 18: Ülkeler İçin Gri İlişkisel Dereceler ve Sıralama (Devamı...)

ÜLKE	Gri İlişkisel Derece	Sıralama
Belarus	0,6953	29
İspanya	0,6934	30
Arjantin	0,6923	31
Luxembourg	0,6686	32
Danimarka	0,6616	33
İzlanda	0,6596	34
Meksika	0,6102	35
Ermenistan	0,5992	36
Malta Cumhuriyeti	0,5871	37
Şili	0,5674	38
Kosta Rika	0,5544	39
Letonya	0,5435	40
Güney Afrika	0,5282	41
Guatemala	0,4848	42
Rusya	0,4837	43
Kazakistan	0,3664	44
Kırgızistan	0,3639	45

ÖZGEÇMİŞ

Özge GENÇER DUMAN, ilköğretim ve lise öğrenimini Tokat/Turhal'da tamamladı. 2007 yılında İnönü Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Ekonometri Bölümünü kazandı. 2011 yılında lisans eğitimini tamamlayarak 2012 yılında Atatürk Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Ekonometri Ana Bilim Dalı Yüksek Lisans programını kazandı. 2016 yılında yüksek lisans eğitimini tamamladı ve aynı yıl Erzurum Teknik Üniversitesinde öğretim görevlisi olarak çalışmaya başladı. 2017 yılında Karadeniz Teknik Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, Ekonometri Anabilim Dalında doktora programına başladı. Erzurum Teknik Üniversitesi Teknoloji Transferi Uygulama ve Araştırma Merkezinde çalışmaya devam etmektedir.