



**T.C.
YALOVA ÜNİVERSİTESİ
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ**

**ENDÜSTRİ MÜHENDİSLİĞİ
ANABİLİM DALI**

**İşe Alım Sürecinde Makine Öğrenmesi ve Çok Kriterli Karar Verme
Teknikleri: Ampirik Bir Çalışma**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

İRFANE SEVNUR KORAL AYDIN

DANIŞMAN: DR. ÖĞR. ÜYESİ EYÜP ÇALIK

**YALOVA
OCAK 2023**



T.C.
YALOVA ÜNİVERSİTESİ
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ

ENDÜSTRİ MÜHENDİSLİĞİ
ANABİLİM DALI

İşe Alım Sürecinde Makine Öğrenmesi ve Çok Kriterli Karar Verme Teknikleri:
Ampirik Bir Çalışma

YÜKSEK LİSANS TEZİ

İRFANE SEVNUR KORAL AYDIN
195109011

DANIŞMAN: DR. ÖĞR. ÜYESİ EYÜP ÇALIK

YALOVA
OCAK 2023

ETİK BEYAN

Yalova Üniversitesi Lisansüstü Eğitim Enstitüsü Tez/Proje Yazım Kurallarına uygun olarak hazırladığım “İşe Alım Sürecinde Makine Öğrenmesi ve Çok Kriterli Karar Verme Teknikleri: Ampirik Bir Çalışma” başlıklı bu tez çalışmasında; tez içinde sunduğum verileri, bilgileri ve dokümanları akademik ve etik kurallar çerçevesinde elde ettiğimi, tüm bilgi, belge, değerlendirme ve sonuçları bilimsel etik ve ahlak kurallarına uygun olarak sunduğumu, tez çalışmasında yararlandığım eserlerin tümüne uygun atıfta bulunarak kaynak gösterdiğimi, kullanılan verilerde herhangi bir değişiklik yapmadığımı, bu tezde sunduğum çalışmanın özgün olduğunu bildirir, aksinin tespiti halinde doğabilecek her türlü hukuki sorumluluğu kabul ettiğimi taahhüt ve beyan ederim.

İmza

İrfane Sevnur KORAL AYDIN

ÖNSÖZ

Yüksek lisans eğitimim boyunca benden yardımlarını esirgemeyen, akademik anlamda bana her zaman destek olan ve zaman ayıran sayın danışman hocam **Dr. Öğr. Üyesi Eyüp Çalık’a** teşekkür ederim.

Çalışmanın yapıldığı firmada çalışan tüm yönetici, usta ve çalışanlara teşekkür ederim.

Hayatım boyunca her zaman yanımda olan ve desteğini hiçbir zaman esirgemeyen babam **Salih Koral** ve annem **Yasemin Koral’a** teşekkür ederim.

Her şeyi beraber başardığım hayat arkadaşım **Arş. Gör. Ömer Faruk Aydın’a** teşekkür ederim.

Son olarak varlığıyla hayatımızı güzelleştiren tüm varlığım olan kızım **Masal Vera Aydın’a** teşekkür ederim

Ocak – 2023

İrfane Sevnur KORAL AYDIN



İÇİNDEKİLER

ETİK BEYAN	i
ÖNSÖZ	iii
İÇİNDEKİLER	v
KISALTMALAR LİSTESİ.....	viii
ÖZET.....	xiv
ABSTRACT.....	xvi
1.GİRİŞ	1
1.1.Çalışmanın Amacı ve Kapsamı	2
2. GENEL KAVRAMLAR.....	3
2.1. İnsan Kaynakları (İK).....	3
2.1.1 İşe alım süreci	5
2.2. İşe Alım Sürecinde Analitik Yaklaşımlar	6
2.2.1.Çok kriterli karar verme yöntemi	6
2.2.2.Makine öğrenmesi	7
3.LİTERATÜR TARAMASI.....	10
4.YÖNTEM.....	14
4.1.Analitik Hiyerarşik Süreç (AHP)	14
4.2. Makine Öğrenmesi Yöntemleri	16
4.2.1. Gradient Boosting Tree (GBT) yöntemi.....	16
4.2.2. Random Forest yöntemi.....	16
4.2.3. Naive Bayes yöntemi.....	17
4.2.4. K-NN yöntemi	17
5.AMPİRİK ÇALIŞMA	18
5.1. Firma Hakkında Genel Bilgiler	18
5.2.Makine operatörünün İşe Alım Süreci	20
5.3. Makine Operatörünün İşe Alımında AHP Yöntemi.....	21
5.3.1 AHP yöntemi için kriterlerin belirlenmesi	21
5.3.2 Modelleme	22
5.4. Makine Operatörünün İşe Alımında Makine Öğrenmesi Yöntemi	26
5.4.1 Makine öğrenmesinde kullanılacak verilerin temini	26
5.4.2.Modelleme	28
5.4.2.1.Analizde kullanılacak değişkenlerin ve değişken türlerinin belirlenmesi	28
5.4.2.2.Verii önişleme ve veri indirgeme	30

5.4.2.3. Veri temizleme	32
5.4.3 Veri setinin RapidMiner yazılımına aktarılması ve algoritmaların çalıştırılması.....	33
5.4.4 Hedef değişkenin tanımlanması.....	33
5.4.5 Test ve eğitim verilerinin hazırlanması	34
5.4.6. Sınıflandırılma algoritmalarının uygulanması ve performans analizleri.....	35
5.4.6.1. Sınıflandırılma algoritmalarından GBT yöntemi ve performans sonuçları	37
5.4.6.2. Sınıflandırılma algoritmalarından random forest yöntemi ve performans sonuçları	40
5.4.6.3. Sınıflandırılma algoritmalarından naive bayes yöntemi ve performans sonuçları	42
5.4.6.4. Sınıflandırılma algoritmalarından K-NN yöntemi ve performans sonuçları	44
5.4.7. Sınıflandırılma algoritmalarının karşılaştırılması	46
6. SONUÇLAR VE ÖNERİLER	48
KAYNAKLAR.....	54
ÖZGEÇMİŞ	57



KISALTMALAR LİSTESİ

KISALTMALAR

AHP	: Analitik Hiyerarşi Süreci
AUC	: Area Under Curve
ÇKKV	: Çok Kriterli Karar Verme
GBT	: Gradient Boosted Tree
İK	: İnsan Kaynakları
K-NN	: K-Nearest Neighbours





TABLolar LİSTESİ

Tablo 2.1. Ölçüm Çeşitleri	8
Tablo 4.1. Değer Aralıkları	15
Tablo 5.1. Karşılaştırmalı Üstünlük Matrisi.....	22
Tablo 5.2. Normalleştirilmiş Üstünlük Matrisi	23
Tablo 5.3. Teknik Mülakat Alternatifleri Karşılaştırmalı Üstünlük Matrisi.....	23
Tablo 5.4. İk Değerlendirmesi İçin Karşılaştırmalı Üstünlük Matrisi	24
Tablo 5.5. Normalize Edilmiş Ağırlık Değerleri.....	25
Tablo 5.6. İşe Alım Seçim Kriterlerinin AHP Yöntemiyle Ağırlıklandırılması	26
Tablo 5.7. Hedef Değişken ve Ölçüm Şekli.....	28
Tablo 5.8. Öznitelikler ve Ölçüm Şekli.....	29
Tablo 5.9. Öznitelikler, Ölçek Çeşidi ve Ölçüm Şekli.....	31
Tablo 5.10. Eğitim ve Test Verisi Oranları	35
Tablo 5.11. GBT Yöntemi Çıktıları	39
Tablo 5.12. Random Forest Yöntemi Çıktıları.....	41
Tablo 5.13. Naïve Bayes Çıktıları	43
Tablo 5.14. K-NN Çıktıları	45
Tablo 5.14. Sınıflandırma Algoritmaları Değerleri.....	47
Tablo 6.1. İşe Alım Kriterlerinin AHP Yöntemi ile Ağırlıklandırılması	48
Tablo 6.2. AHP Yöntemiyle İşe Alım Kriter Sıralaması	49
Tablo 6.3. İşe Alım Kriterlerinin GBT Yöntemi ile Ağırlıklandırılması	50
Tablo 6.4. AHP Yöntemi ile GBT Yönteminin İşe Alım Kriter Ağırlıklarının Karşılaştırılması.....	51



ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 5.1. Firmada Gerçekleşen İşe Alım Süreci	20
Şekil 5.2. Temizlenmemiş Veri.....	32
Şekil 5.3. Veri Setinin RapidMiner Paket Programına Yüklenmesi	33
Şekil 5.4. Hedef Değişkenin Tanımlanması.....	34
Şekil 5.5. Hedef Değişken Ataması	34
Şekil 5.6. Process Tasarımı	35
Şekil 5.7. Cross Validation Modülü	36
Şekil 5.8. Apply Model ve Performance Modülü	37
Şekil 5.9. GBT Hiper Parametre Değerleri	38
Şekil 5.10. GBT Process Modellemesi.....	38
Şekil 5.11. GBT Modellemesi.....	39
Şekil 5.12. GBT Yöntemleri AUC Grafiği	40
Şekil 5.13. Random Forest Modellemesi	41
Şekil 5.14. Random Forest Yöntemleri AUC Grafiği.....	42
Şekil 5.15. Naive Bayes Modellemesi	43
Şekil 5.16. Naive Bayes AUC Grafiği	44
Şekil 5.17. K-NN Modellemesi.....	45
Şekil 5.18. K-NN AUC Grafiği.....	46
Şekil 5.19. Sınıflandırma Algoritmaları AUC Grafiği.....	47



İŞE ALIM SÜRECİNDE MAKİNE ÖĞRENMESİ VE ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME TEKNİKLERİ: AMPİRİK BİR ÇALIŞMA

ÖZET

Günümüzde pek çok alanda teknolojik gelişmeler yaşanmaktadır. Yaşanan bu teknolojik gelişmeler birçok verinin kaydedilip veri ambarlarının oluşmasına ve gerektiğinde bu verilerin analiz edilip, karar vermeyi destekleyen çalışmalar yapılmasına zemin hazırlamaktadır. Karar verme faaliyetinin en sık kullanıldığı alanlardan bir tanesi de işe alımdır. İnsan kaynakları işe alım sürecini yürüten organizasyonel yapıdır. Doğru çalışan ve doğru iş eşleşmesini yapılmaması organizasyonlarda birçok soruna neden olmaktadır. Günümüzde şirketler genel olarak nesnel niteliklerden uzak işe alım stratejisi izlemektedir. İzlenen bu subjektif yöntemler genellikle işe alımı kişisel deneyime maruz bırakmaktadır. Çok Kriterli Karar Verme Yöntemi genellikle işe alım sürecinde birçok sektör ve pozisyon için kullanılmaktadır. Çok Kriterli Karar Verme yöntemleri arasında en yaygın kullanılanlardan biri de AHP yöntemidir. Bu çalışmada bir tekstil firmasının mavi yaka makineci seçimi için kriter ağırlıklandırılması, çok kriterli karar verme yöntemlerinden biri olan AHP ve makine öğrenmesi yöntemlerinden GBT yöntemiyle yapılmıştır. 10 adet alternatif kriter arasında sıralama yapılmıştır. Firmanın insan kaynakları departmanından personellere ait veriler alınmıştır. Veriler temizlenerek kaliteli veri haline getirilmiştir. 269 adet veri sınıflandırma algoritmalarına tabi tutulmuş daha sonra uygun olan sınıflandırma yöntemi belirlenmiştir. Veriler RapidMiner paket programıyla analiz edilmiştir. GBT yöntemiyle 10 adet kriter ağırlıklandırılmıştır. Daha sonra GBT ile ağırlıklandırılan kriter ağırlıkları ile AHP’de bulunan kriter ağırlıkları karşılaştırılmıştır. Bu çalışma ile hem Çok Kriterli Karar Verme Yöntemlerinden AHP hem de makine öğrenmesi yöntemlerinden GBT kullanılarak yapılan ampirik bir çalışma olarak literatüre katkı sunulmaktadır.

Anahtar Kelimeler: İşe Alım, Makine Öğrenmesi, ÇKKV, AHP, GBT



MACHINE LEARNING AND MULTI-CRITERIA DECISION-MAKING TECHNIQUES IN RECRUITMENT: AN EMPIRICAL STUDY

ABSTRACT

Today, there are technological developments in many areas. These technological developments pave the way for the recording of big data, the creation of data warehouses, the analysis of these data when necessary, and the making of studies that support decision-making. One of the most frequently used areas of decision-making activity is recruitment. Human resources are the organizational structure that carries out the recruitment process. Failure to match the right employee and the right job causes many problems in organizations. Today, companies generally follow a recruitment strategy that is far from objective qualifications. These subjective methods followed often expose the recruitment process to personal experience. The Multi-Criteria Decision-Making Method is generally used for many sectors and positions in the recruitment process. One of the most widely used Multi-Criteria Decision-Making methods is the AHP method. In this study, criterion weighting for the selection of a blue-collar mechanic of a textile company was made with AHP, which is one of the multi-criteria decision-making methods, and the GBT method, which is one of the machine learning methods. A ranking was made among 10 alternative criteria. The data of the personnel were obtained from the human resources department of the company. The data has been cleaned and turned into quality data. 269 data were subjected to classification algorithms and then the appropriate classification method was determined. Data were analyzed with the RapidMiner package program. With the GBT method, 10 criteria were weighted. Then, the criteria weights weighted with GBT, and the criteria weights found with AHP were compared. This study contributes to the literature as an empirical study using both AHP from Multi-Criteria Decision-Making Methods and GBT from machine learning methods.

Keywords: Recruitment, Machine Learning, MCDM, AHP, GBT



1.GİRİŞ

Günümüz koşullarında organizasyonların tüm departmanları teknolojik gelişmelere açık olmak zorundadır. İnsan kaynakları departmanı organizasyonun destekleyici bir departmanı olmasına karşın organizasyonun en önemli yapıtaşını oluşturmaktadır. Organizasyonların verimliliği ve sürdürülebilirliği insan faktörünün ne kadar doğru kullanıldığı ile ilgilidir. Bu bağlamda insan kaynakları departmanının yaptığı temel işlevlerden biri de personel seçimini doğru bir şekilde yapmaktır. Günümüzde çalışan istekleri de işveren istekleri de farklıdır. Organizasyon içerisinde doğru personelin doğru iş tanımıyla eşleşmesi insan kaynakları departmanının temel görevidir. İnsan kaynaklarının uygun yapmadığı bir personel seçiminin birçok sonuçları vardır. Yanlış personel seçimi organizasyonlara zaman ve işgücü kaybı olarak geri dönmektedir.

Her sektörün ve pozisyonun dinamikleri farklıdır. İnsan kaynakları, personel seçimini genellikle seçim yapan kişinin deneyimlerine ve personele ihtiyaç duyan departman yöneticilerinin isteklerine göre yapmaktadır.

Bu durum personel seçimini nesnel olmaktan uzaklaştırmaktadır. Günümüzde tüm sektörler ve departmanlar iş kollarını teknolojik gelişmelerle uyumlaştırmaktadırlar.

Bu çalışmada ise insan kaynakları departmanının nesnel işe alım kavramından oldukça uzak olduğu görülmüştür. Firmada işe alım süreçleri kişilere bağlı olduğundan dolayı nesnel süreçlere ihtiyaç duyulmuştur. Bu durum çok kriterli karar verme ve tüm alanlarda kullanımı oldukça popüler olan makine öğrenmesi ile personel seçiminin sağlanmasını, kriterlerin ise her iki model için ağırlıklarının karşılaştırılmasını içermektedir.

Literatür taraması yapıldığında ulusal ve uluslararası yayınlarda çok kriterli karar verme modelinin işe alım sürecinde oldukça sık rastlanan örnekleri bulunmaktadır. Makine öğrenmesi ise uluslararası yayınlarda kullanılmaya başlanmış ve birçok sektör için çeşitli yayınlar yapılmıştır. Ulusal olarak ise işe alım sürecinde makine öğrenmesi kullanılmasıyla ilgili literatür çalışmaları yapılmış olsa da uygulama yapılan herhangi bir yayına rastlanmamaktadır. Çalışmanın yapıldığı firma 37 yıllık bir tekstil geçmişine sahip, İstanbul'da bulunan bir tekstil firmasıdır. Firmada işe alım süreci nesnel yöntemlerden uzak subjektif kararlar ile gerçekleştirilmektedir.

Bu çalışmada bu tekstil firmasında mavi yakalı makine operatörünün işe alımı için kriterler Çok Kriterli Karar Verme (ÇKKV) yöntemlerinden biri olan AHP metodu ve Makine Öğrenmesi Yöntemi olan GBT ile ağırlıklandırılmıştır. Daha sonra AHP metodu ile bulunan kriterler ile GBT ile bulunan kriterler karşılaştırılarak yorumlanmıştır.

Böylelikle bu çalışma kapsamında, **işe alım için Çok Kriterli Karar Verme ile Makine Öğrenmesinin birlikte kullanılabileceği ampirik bir uygulama ile gösterilmiştir.**

1.1.Çalışmanın Amacı ve Kapsamı

Çalışmada insan kaynakları süreçlerinden işe alım süreci ele alınmaktadır. Uluslararası ve ulusal bağlamda ÇKKV Yöntemlerinden AHP işe alım süreçlerinde yaygın olarak kullanılmaktadır. Fakat Makine Öğrenmesi konusunda uluslararası bağlamda işe alım süreçlerinde uygulama örnekleri olsa da ulusal bağlamda ampirik bir çalışmaya rastlanmamaktadır.

Çalışmanın araştırma sorusu;

- Makine öğrenmesi yöntemleri ve AHP yöntemi ile personel seçimi için kriter ağırlıklandırılması yapılarak birlikte kullanılabilir mi?

Çalışmanın temel amacı hem makine öğrenmesiyle işe alım sürecini inceleyen ampirik bir çalışma oluşturmak hem de makine öğrenmesiyle bulunan kriter ağırlıklarının AHP yöntemiyle bulunan kriter ağırlıkları ile karşılaştırılmasını sağlamaktır.

2. GENEL KAVRAMLAR

2.1. İnsan Kaynakları (İK)

Bir organizasyonun temel yapıtaşı insandır. Organizasyonun verimliliğini belirleyen yine insan faktörüdür. Bu yapıyı yöneten ise insan kaynakları departmanı olarak düşünülebilir. İşletmelere rekabet avantajı sağlayan insan kaynakları yönetimi, işletmelerde işgücü oluşturan ve oluşturduğu bu işgücü sayesinde işletme amaçlarını etkin bir şekilde gerçekleştiren yapıdır [1].

Snow, insan kaynakları yönetim politikalarını iki şekilde sınıflandırmıştır.

- Organizasyon içinden çalışan seçip uygun pozisyon için gelişim göstermesini sağlayan organizasyon yapısı politikaların ilkidir. Bu süreç; personeli kendi adayları içerisinde seçip yetiştiren organizasyon olarak düşünülebilir.
- Politikaların diğeri ise çalışanları ihtiyaçlarına göre belirleyen onların yetişmesine katkı sağlamayan, sonuç odaklı organizasyon şeklinde düşünülebilir.

Bu bağlamda, şirketlerin İK politikalarında baz aldıkları stratejiler değişkenlikler göstermektedir. Bazı şirketler kendi çalışanını yetiştirme yoluna gitmektedir. Bazı şirketler ise hazır yetiştirilmiş personeli istihdam etmek istemektedir. İnsan Kaynakları politikalarının çeşitli sonuçları ortaya çıkmaktadır. Kendi çalışanını kendi yetiştirme yoluna giden İK Politikasının organizasyona etkileri şu şekildedir;

- Daha sadakatli çalışana sahip olmaktadır.
- Kurum kültürünü çalışana benimsetmektedir.
- Personelin uzmanlaşma sürecinde hata yapma olasılığı oldukça fazladır.

Diğer İK Politikası ise çalışanları ihtiyaçlarına göre belirleyen onların yetişmesine katkı sağlamayan yapının etkileri şu şekildedir;

- Sonuç odaklı bir organizasyon yapısı hakimdir.
- Maliyet yüksektir.
- Hata oranı düşüktür.

İnsan kaynakları temel olarak organizasyonda pek çok işleve sahiptir. Bu işlevler şu şekilde sıralanabilir.

- Şirkette çalışan yapısını belirlemektedir.
- Başvurular arasından uygun adayların seçimini yapmakta ve adayları organizasyona entegre etmektedir.
- Çalışanların özlük işlerini ve evrak takibini yapmaktadır.
- Personelin aylık bordro hesaplamasını yapmaktadır.
- Organizasyon içine yeni katılan personelin işe alım süreçlerinin yürütülmesini sağlamaktadır.
- Oryantasyon süreçlerinin kontrol edilmesini sağlamaktadır.
- Çalışan personelin performans değerlendirme süreçlerini yürütmekte ve değerlendirmelerini yapmaktadır.

İnsan kaynaklarının en önemli işlevlerinden birisi çalışan seçimi yapmaktır. Çalışan seçimi yaparken doğru işi doğru personel ile eşleştirmek zorundadır. Aksi durumda işgücü, zaman ve maliyet gibi kayıplar hem işveren hem de çalışan için söz konusu olacaktır. İşe alım süreci zor ve özen gerektiren bir süreçtir. Bu süreçte kişiler aday havuzundan seçilip değerlendirilir. Aday havuzu oluşturulurken birçok işe alım kanalı kullanılmaktadır. Bunlardan bazıları aşağıdaki gibidir.

- Şahsi Başvurular
- Elektronik Başvurular
- Referans Aracıyla Başvurular

Değerlendirme süreci tamamen subjektif süreçlere dayanmaktadır. Subjektif süreçler de hataları beraberinde getirmektedir. İnsan kaynaklarında oluşan işe alım süreçleri ya departmandaki ihtiyaca yönelik ya da yöneticilerin istekleri doğrultusunda şekillenmektedir. Oysa işe alım süreci karmaşık bir süreçtir ve yalnızca ihtiyaç dahilinde yönlendirme şeklinde basite indirgenemez. Kişisel özellikler, iş deneyimi gibi özellikler bir çalışanın hem performansını hem de sadakat sürecini etkilemektedir. Organizasyonel süreçlerin objektif olması başarıyı beraberinde getiren bir olgudur.

En doğru çalışan seçimi, işe alım sağlayanın görüşlerinin nesnel olmasıyla mümkündür.

2.1.1 İşe alım süreci

İşe alım süreci, iş başvurusunda bulunan kişilerin organizasyonda çalışabilmek için geçtiği süreçtir. Organizasyonlarda insan kaynakları bu süreci yürütmektedir. İnsan kaynakları, çalışan seçimi yaparken doğru işi doğru personel ile eşleştirmek zorundadır.

İşe alım süreci başlıca aşağıdaki unsurlardan oluşmaktadır.

- Organizasyonda ihtiyaç duyulan pozisyon belirlenmektedir.
- Aranılan pozisyona uygun nitelikler belirlenmektedir.
- Organizasyon yapısı içinden uygun aday arayışı yapılmaktadır.
- Organizasyon içerisinden uygun aday temin edilemiyorsa, doğru aday arayışına gidilmektedir.
- Başvurular işe alım kanalından toplanmakta, uygun adaylar belirlenmektedir.
- Oluşan bu aday havuzundan uygun pozisyon uygun aday eşleşmesi yapılmaktadır.

Uygun aday ve uygun pozisyon eşleşmesini insan kaynaklarının olduğu organizasyon yapısında işe alım yetkilisi sağlarken, insan kaynakları departmanının olmadığı organizasyonlarda ise aday seçimini yetkili kişiler yapmaktadır. Adayın değerlendirilmesinin ortalama işletmelerde 1 ay kadar sürmesi beklenmektedir. Firmaya bağlı olarak süreler değişmektedir. Bu çalışmadaki firmada ise makineci işe alım süreci ortalama 2-3 hafta kadar sürmektedir.

İşe alım süreçleri, nesnel işe alım süreci ve öznel işe alım süreci olarak ikiye ayrılır. İşe alım sürecinde nesnellik, işverenin önceden belirlenmiş kriterlerinin tüm adaylara tutarlı bir şekilde uygulanması şeklinde tanımlanabilir. Nesnel seçime en güzel örneklerden bir tanesi sonucu sabit bir algoritmayla belirlenen bir testtir. Öznel seçim ise, işe alım yöneticisinin aday hakkında o anda mevcut olan tüm bilgileri yorumlamasına dayanmaktadır [2]. Firmada işe alım süreci incelendiğinde ise başvuru formunun değerlendirilmesi, İK değerlendirilmesi ve teknik mülakat şeklinde oldukça basit ve nesnellikten uzak bir işe alım politikası göze çarpmaktadır. Tüm alanlarda

yaygın olan teknolojinin insan kaynakları departmanı için de kullanılması gerekmektedir.

2.2. İşe Alım Sürecinde Analitik Yaklaşımlar

Günümüzde teknolojik gelişmelerin yoğun olarak yaşandığı bilinmektedir. Teknoloji tüm süreçleri objektif hale getirmeye başlamıştır. Süreçler objektif hale getirilirken çeşitli yöntemler kullanılmaktadır. ÇKKV sık kullanılan yöntemlerden biridir. Birçok sektör ve pozisyonda çalışan seçiminde literatürde ÇKKV kullanılan örnekler mevcuttur. Günümüzde işe alım süreçlerinde yaygınlaşmaya başlayan diğer bir yöntem ise makine öğrenmesi yöntemidir.

İşe alım süreçlerinde yaygın olarak kullanılan yöntemlerden biri Çok Kriterli Karar Verme Yöntemlerinden biri olan AHP yöntemidir. Hem farklı sektörler hem de farklı departmanlar için ulusal ve uluslararası literatürde AHP yöntemi kullanılan birçok örnek bulunmaktadır. Uluslararası literatürde bir başka yöntem olan makine öğrenmesi yönteminin kullanıldığı örnekler bulunmaktadır. Bu iki yöntem de süreçlerin objektif olarak değerlendirilmesine katkı sağlayan yöntemler olarak çalışmada ele alınmaktadır.

2.2.1.Çok kriterli karar verme yöntemi

Çok kriterli karar destek sistemleri, süreci bulunan kriterlere göre modelleme ve kararın faydasını optimum düzeyde tutma şeklinde analiz etme sürecine dayanmaktadır. Çok Kriterli Karar Verme Yöntemi genel olarak “Karar verici kişilerin çeşitli kaynaklardan elde ettikleri birbirinden çeşitli verileri yeterli ve sistemli bir şekilde analiz edip değerlendirebilmeleri için geliştirilen yöntemler” şeklinde tanımlanmaktadır [3].

Temel olarak;

- Amaçların belirlenmesini,
- Kriterlerin belirlenmesini,
- Alternatiflerin belirlenmesini,
- Alternatiflerin karara göre değerlendirilmesini içermektedir.

Çok kriterli karar verme yöntemi günümüzde pek çok alanda kullanılmaktadır. Bu alanlar sosyal, kültürel, finansal ve politik olarak örneklendirilebilmektedir. Bu yöntem, genel olarak çalışan seçimlerinin veri seti olmadan objektif bir şekilde yapılmasını sağlamaktadır.

Bir karar verilecek ise ve bu karara ait kriter önceliği bilinmiyorsa ÇKKV uygulanır. Bu bağlamda, işe alım süreci organizasyon için nesnel kriterlere dayandırılmış olmaktadır. Somut sonuçlara dayandırılmış işe alım kriterleri, işe alım sürecinin objektif ilerlemesine büyük oranda katkı sağlayacaktır.

Ulusal ve uluslararası alanda pek çok çalışmada ÇKKV yöntemi kullanılmıştır. İnsan kaynakları alanında ise birçok pozisyon ve sektör için ÇKKV yöntemi ile kriter ağırlıklandırılması yapılmış çalışmalar mevcuttur.

2.2.2.Makine öğrenmesi

Teknoloji günümüzde her alana yayılmıştır. Teknolojinin hayatımızda bu kadar entegre olmasıyla birlikte birçok veri kaynağı ortaya çıkmaktadır. Veriler her alanda kayıt altına alındığında bu verilerin yararlı bir bilgi dönüşüm evresi zamanla ortaya çıkmıştır. Bilgiye ortak bir yerden herkesin erişimi makine öğrenmesini kullanışlı kılmaktadır. İnternetin de varlığıyla verilerin kayıt altında tutulması oldukça kolaylaşmıştır. Organizasyonlar genel olarak ortak işlerinin yürümesi için bulut bilişim sistemlerine ihtiyaç duymaktadır. Bulut bilişim sistemleri genel olarak yetki alanlarına göre organizasyondaki personele değişim, kayıt ya da görüntüleme hakkı tanımaktadır. Her birimin ve her yetkili personelin kayıt yapıldığı düşünüldüğünde her işletmede devasa bir veri kaynağı oluşmaktadır. Makine öğrenmesini genel olarak verilerin kullanılmasıyla büyük verilerden anlamlı bir sonuç çıkartılabilecek olan veri kümelerinin oluşturulmasını, verinin temizlenmesini, veri setlerinin analizinin yapılmasını ve son olarak veri setinden çıkan sonuçların yorumlanmasını içeren bir süreç olarak yorumlamak mümkündür. Makine öğrenmesinde temel amaç verilerden yapılan çıkarımın herhangi bir müdahale olmadan otomatik yapılmasıdır. Makine öğrenmesinde modeller iki ana başlık altında toplanmaktadır [4].

- **Tahmin edici modelleme:** Tahmin edici modellerde, sonuçları bilinen verilerden hareket edilerek bir model geliştirilmesi ve kurulan bu modelden

yararlanılarak sonuçları bilinmeyen veri kümelerinin sonuç değerlerinin tahmin edilmesi amaçlanmaktadır.

- **Tanımlayıcı modelleme:** Tanımlayıcı modellerde ise karar vermeye rehberlik etmede kullanılabilecek mevcut verilerdeki örüntülerin tanımlanması sağlanmaktadır [5].

Sınıflandırma modelinde kullanılan başlıca teknikler şunlardır.

- Karar Ağaçları (Decision Trees)
- Yapay Sinir Ağları (Artificial Neural Networks)
- Genetik Algoritmalar (Genetic Algorithms)
- K-En Yakın Komşu (K-Nearest Neighbor)
- Bellek Temelli Nedenleme (Memory Based Reasoning)
- Naive-Bayes

Bu yöntemlerden en yaygın olan yöntem ise karar ağacı yöntemidir. Yöntem uygulanmasının kolay olması, anlaşılır olması, güvenilirlik seviyesinin yüksek olması sebebiyle en yaygın olarak kullanılan makine öğrenmesi yöntemidir [6].

Makine öğrenmesi yönteminin ilk aşaması sorunun belirlenmesidir. Bu sorunu çözmeye yönelik olabilecek kaynaktan veri bulunması sağlanmaktadır. Verinin kalitesi makine öğrenmesine doğrudan etki etmektedir. Doğru veri setiyle çalışmak makine öğrenmesinde temel husustur. Doğru veri seti ile çalışıldığına emin olunduktan sonra verilerin değişken türleri ve ölçüm şekilleri belirlenir. Ölçüm çeşitleri ise kategorik ve sayısal olarak iki temel gruba ayrılmaktadır.

Tablo 2.1. Ölçüm Çeşitleri

Kategorik	Sayısal
Nominal	Oransal
Ordinal	Aralık

Veri, doğru sonuç elde edebilmek adına doğru yöntemler ile temizlenmekte ya da ayıklanmaktadır. Bu veri temizleme ve veri ayıklama işleminden sonra ise kaliteli veriler elde edilmektedir. Kaliteli veriler makine öğrenmesinde kullanılan sonuç elde

etmeye yönelik veri temizleme ve veri ayıklama işleminden geçirilmiş veri çeşidi olarak tanımlanmaktadır. Kaliteli veri makine öğrenmesinde ulaşılan sonuçlar için önem arz etmektedir. Bu süreçte karşılaşacağımız veri türleri şu şekildedir.

- Eksik Veri
- Gürültülü Veri
- Aykırı Veri

Eksik verilerin tamamlanması için genellikle istatistiksel yöntemlerden faydalanılmaktadır. Aykırı veriler ve gürültülü verilerde ise genel olarak kümeleme algoritmalarından faydalanılmaktadır. Veri setinin analiziyle devam eden bu süreç çıkan sonuçların yorumlanması ile sonuçlanmaktadır. Makine öğrenmesi yöntemi bankacılık ve pazarlama gibi birçok alanda kullanılmaktadır. Teknolojinin kullanılmasıyla birlikte birçok alanda veriler sistemlerin içinde tutulmaktadır. Değerli olan bu verilerden anlamlı sonuçlar çıkarılmasına bankacılık ve pazarlama alanında yaygın olarak rastlanmaktadır [7].

Uluslararası yayınlarda işe alım süreçlerinde kullanılmaya başlanan makine öğrenmesi yöntemi ulusal olarak varlığını henüz ampirik bir çalışma olarak gösterememiştir.

3.LİTERATÜR TARAMASI

Bir organizasyonun en temel yapı taşı insandır. Bundan dolayı doğru personel doğru iş eşleşmesinin sağlanması insan kaynakların en önemli işlevlerinden bir tanesidir. Günümüzde işe alım süreci genel olarak subjektif yaklaşımlara dayandırılmaktadır. Bu yaklaşım biçimi kişilere bağlı olduğundan çoğunlukla doğru sonuçlar vermemektedir. Günümüzde teknoloji oldukça yaygındır. Teknoloji tüm süreçlere bir yenilik getirdiği gibi işe alım süreçlerine de birçok yenilik getirmiştir. Bu yenilikler öncelikle matematiksel temellere dayanmış günümüzde ise yapay zekâ süreçlerine evrilmiştir. Matematiksel temelli süreçlerden yapay zekâ temelli süreçlere geçiş oldukça hızlı gerçekleşmektedir. ÇKKV, matematiksel temelli bir yöntemdir. Makine öğrenmesi ise kullanılan verilerden anlamlı sonuçlar çıkaran bir sistemdir [8].

Literatür taraması yapıldığında hem ÇKKV hem de makine öğrenmesi ile ilgili çeşitli çalışmalara rastlanmaktadır. İnsan kaynaklarında yapılan literatür taramaları incelendiğinde ÇKKV Yönteminin yaygın olarak kullanıldığı görülmektedir.

Yapılan literatür çalışmalarında genellikle işe alım süreçlerinde AHP tabanlı yöntemler kullanıldığı görülmüştür.

- Demirelöz [9]; Satış personelinin belirlenmesinde AHP yöntemi uygulanmıştır. Çalışmada personel seçim kriterleri belirlenmiştir. Aynı ulusal ve uluslararası pazarda faaliyet gösteren bir firmada satış personelinin zamanda seçim kriterleri personel seçiminde kullanılmaktadır.
- Navimipour [10]; Personel seçim modelini AHP yöntemiyle oluşturmuştur.
- Chen [11], AHP yöntemini personel performansı değerlendirmesinde kullanmıştır.
- Hong ve Ismail [12] ise AHP ve ELEKTRE yöntemiyle personel seçim modelini oluşturmuşlardır.
- Çakır ve Akar [13], Bulanık AHP yöntemiyle lojistik sektöründe personel seçimin konu almışlardır.
- Ilgaz [14] ise çalışmasında TOPSIS ve AHP ile personel seçimi yapmıştır. Çalışmada lojistik sektöründe operasyon uzmanı seçim kriterleri AHP Yöntemiyle ağırlıklandırılmış ve TOPSIS Yöntemiyle seçim yapılmıştır.

- Öztürk [15], çalışmasında, sağlık sektöründe kurye alımı için TOPSIS ve AHP Yöntemini kullanmaktadır. AHP ile alt ve ana kriterlerin ağırlıkları belirlenmiştir. TOPSIS yöntemiyle ise adaylar sıralanmıştır. En yüksek önem içeren kriter belirlenmiştir.

Belirtildiği üzere AHP yöntemi işe alım sürecinde oldukça sık kullanılan bir yöntemdir. Çeşitli sektörlerde ve çeşitli pozisyonlarda kullanılmaktadır. İşe alım sürecinde kullanılan diğer bir yöntem ise Makine Öğrenmesi yöntemidir.

- Chen ve Chien [16], yaptığı çalışmayı Tavyan'da bulunan yüksek teknoloji firmasıyla gerçekleştirmiştir. Ampirik çalışmanın yapıldığı sektör yarı iletken teknolojisi sanayisidir. Çalışma alanında nadir rastlanan bir örnek oluşturmaktadır. Firmada çalışan mühendislerin verimini arttırmak üzerine yapılan bir çalışmadır. Karar ağacı yöntemi kullanılmıştır. Karar ağacı kullanılmasının önemi nedenlerinden biri de verilerin kategorik olmasından kaynaklanır. İç kanal alımlarının daha başarılı olduğu görülmüştür. Şirket yöneticileriyle başarılı stratejiler belirlenmiştir. Doğrulanmış sonuçlara ulaşılmıştır. Bu sonuçlar ise işe alım sürecinde iş yükünü azaltmaktadır.
- Bir başka çalışmada yaklaşım etki alanına dayalı veri madenciliğidir. Veri seti 266 adet katılımcıyı içermektedir. Karar Ağacı Tabanlı Personel Seçim Kuralları Çıkarma Aşaması önceden işlenmiş veri seti kullanılarak dört karar ağacı (C4.5, Rasgele Ağaç, REP Ağacı ve CART) oluşturulmuştur. Karar ağacı algoritmalarının oluşturulması ve her algoritmanın değerlendirilmesi sırasında WEKA 3.7.13 veri madenciliği aracı kullanılmıştır. C4.5 karar ağacı yönteminin en doğru karar ağacı modelini oluşturduğu keşfedilmiş, bu nedenle C4.5 karar ağacı modelinden 26 seçim kuralı çıkarılmıştır. Bu çalışma modeli 4 farklı özelliğe (doğruluk, hata oranı, kesinlik ve geri çağırma) dayalı olarak en yüksek olarak sıralanmıştır. Modeller, sırayla azalan sırada listelenmiştir [17].
- Başka bir çalışmada ise; Bankacılık ve finans sektöründe işe alım ile ilgili çalışılmıştır. Karar ağacı yöntemi kullanılmıştır. MADM Modellemesiyle oluşturulmuştur [18].

- Literatür çalışmasının gözden geçirildiği ve birçok yayının tarandığı Safarishahrbijari [19], anahtar kelimeleri kullanılarak literatür gözden geçirilmiştir. Bulunan sonuçlar 1980 ve 2015 tarihi arasında sınırlandırılmış güvenilir dergi veri tabanlarında aranmıştır. Tam metin incelemesi yapılmıştır. Makaleler ülke, endüstri, kapsam, yıl ve modelleme tekniklerine göre sınıflandırılmıştır. Önceki işgücü modellerinin metodolojik olarak güçlü yönlerini ve zorluklarını araştırmak ve gelecekteki modelleri geliştirmek için yöntemleri tartışmaktadır.
- Kulkarni [20], tarafından yapılan çalışmada performanslar, işe alım tahmini için nitelikler olarak dikkate alınarak, Rastgele ağaç ve J48 sınıflandırma modelleri kullanılmıştır. Sınıflandırılma kuralları oluşturulmuştur. Rastgele Ağaç ve J48 sınıflandırma modelleri, 10 çapraz doğrulama katmanı kullanılarak oluşturulmuştur. Karar Ağacı konseptini kullanarak sınıflandırma modelleri oluşturmak için iki algoritma – Random Tree ve J48 kullanılmıştır. Bu iki sınıflandırma modeli arasında, Random Tree sınıflandırma modeli, J48 sınıflandırma modeline kıyasla daha iyi bulunmuştur.
- Shehu [21], Veri madenciliği yaklaşımıyla bir sistem geliştirilmiştir. Sistem için bir web tabanı kullanılmıştır. Firma bazlı değil, bir internet sitesiyle ampirik bir çalışma veri madenciliği işe alım çerçevesinde gerçekleştirilmiştir.
- Çalık [22], çalışmasında Çok Kriterli Karar Verme Teknikleri ile Makine Öğrenmesi yöntemlerinin işgören seçiminde birlikte nasıl kullanılabileceğini irdelediği çalışmasında iki yaklaşımın sentezlendiği uluslararası yayınlar hakkında bilgi vermiş ve bu konuda ulusal bir yayınının olmadığını vurgulamıştır. Yaptığı çalışma ile Çok Kriterli Karar Verme ile Makine Öğrenmesi yöntemlerinin birlikte kullanılabileceği 4 temel alternatif sonucuna ulaşmıştır. Çalık bu çalışma ile insan kaynakları alanında yapılan işe alım süreçlerinde veri ve tahmine dayalı yaklaşım için belirlenen 4 temel alternatifin sonraki çalışmalara ışık tutmasına temel oluşturmaktadır.
- Demir ve Çalık [23], ise çalışmasında makine öğrenmesi yöntemlerinden biri GBT yöntemi hazır bir veri seti kullanılarak analiz edilmektedir. Çalışma hazır bir veri seti kullanılmasına rağmen işe alım sürecinde makine öğrenmesi yönteminin ulusal bağlamdaki boşluğunu doldurmaktadır.

Literatürde görüldüğü üzere pek çok çalışma incelemesi yapılmıştır. Yapılan bu incelemede Çok Kriterli Karar Verme Yöntemiyle işe alımın sağlandığı birçok ulusal ve uluslararası yayın olduğu gözlenmiştir. Makine Öğrenmesi alanında ise işe alım sürecinde uluslararası alanda çalışmalar yapılmaya başlanmış olsa da ulusal alanda herhangi bir ampirik çalışma örneği bulunmamaktadır. Demir ve Çalık, makine öğrenmesini işe alım süreçlerinde hazır bir veri setiyle kullanarak ulusal bağlamda bir çalışma oluşturmuşlardır [23].



4.YÖNTEM

İnsan kaynaklarının temel amaçlarından biri doğru personel doğru iş eşleştirmesini yapmaktır. Günümüzde birçok süreç nesnel ilerleyebilmektedir. İnsan kaynaklarında ise personel seçimi genel anlamda subjektif yöntemlerle ilerlemektedir. Çalışmada çok kriterli karar verme yöntemlerinden biri olan AHP yöntemi ile makine öğrenmesi yöntemi birlikte kullanılarak bir tekstil firmasında mavi yaka makine operatörü seçimi yapabilmek için seçim kriterleri ağırlıklandırılmıştır. AHP yöntemi bir Çok Kriterli Karar Verme Modelidir. Yöntemde matematiksel işlemler yapılarak kriter ağırlıkları bulunmaktadır. Çalışmada kullanılan diğer yöntem ise Makine Öğrenmesi Yöntemidir. Yöntem veri analizini temel almaktadır. Makine öğrenmesinde yüklenen verilerden bir sonuç çıkarılması amaçlanmaktadır.

4.1.Analitık Hiyerarşik Süreç (AHP)

1977 yılında Thomas L. Saaty tarafından geliştirilen çok kriterli karar verme tekniklerinden biridir “AHP karar almada, grup veya bireyin önceliklerini de dikkate alan, nitel ve nicel değişkenleri bir arada değerlendiren çok kriterli karar verme yöntemidir [24].” AHP yönteminde kullanılan adımlar aşağıda belirtilmiştir.

- Amaç belirlenmektedir.
- Amaç doğrultusunda kriterler belirlenmektedir.
- Kriterlerin belirlenmesi için uzman görüşlerine başvurulmaktadır.
- Amaç, kriterler ve alternatifler belirlendikten sonra ikili karşılaştırma karar matrisleri oluşturulur.
- Kriter ağırlıkları hesaplanır.
- Alternatif matrisler hesaplanır.
- Kriter ağırlıkları ile alternatif matris ağırlıkları çarpılır.
- Kriter ağırlıklarına göre kriterler önem derecelerine göre sıralanır.

Karar matrisleri oluştururken uzman görüşüne başvurmak önemli bir kriterdir. AHP yöntemi, kriterlerin ağırlıklarının belirmesinde sıkça kullanılan bir yöntemdir. Bu yöntemde uzmanlardan temel kriterleri belirlemesi ve bu kriterleri ağırlıklandırması beklenmektedir. Uzmanlardan belirledikleri kriterleri belirlenen puan skalasında

değerlendirmesi istenmektedir. Konu ile ilgili uzman sayısının yeterli olması gerekmektedir. Uzmanlardan alınan ikili karşılaştırma değerleri 1-9 skalasında en doğru sonucu vermektedir.

Uzmanlardan cevaplar yüz yüze alınmalıdır. Uzmanlar konuya hâkim ve konu hakkında uzman kişiler olmalıdır. Uzmanlardan alınan ikili karşılaştırma değerleri birçok değer aralığında sıralanabilmektedir. Bu değer aralıkları 1-9 arasında en doğru sonucu vermektedir.

Tablo 4.1. Değer Aralıkları

Değer	Tanımları
1	Eşit Derece Önemli
3	Orta Derece Önemli
5	Kuvvetli Derece Önemli
7	Çok Kuvvetli Derece Önemli
9	Kesin Derecede Önemli
2,4,6,8	Ara Değerler

Daha sonra uzmanların puanlamalarının geometrik ortalaması alınarak karşılaştırma matrisleri oluşturulmaktadır. Bu bağlamda kriterlerin ağırlıkları bulunmaktadır. Çok Kriterli Karar Verme Modeli olan AHP’de tutarlılık değeri çok önemli bir unsur olarak ele alınmaktadır. Tutarsız olan verilerin modelde kullanılmaması gerekmektedir. Tutarsızlık üst sınırı ise **0,10** olarak belirtilmektedir. Bu sınırı aşan karşılaştırmaların kullanılması tutarlılık açısından otoriteler tarafından doğru kabul edilmemektedir. Bu durum, yapılan modellemede ciddi sorunlar doğurabilmektedir. Bu bağlamda tutarlılık değerinin hesaplanması karar veren uzmanların kararlarının ne kadar tutarlı olduğunu bildirmektedir. AHP yönteminin birçok alanda kullanılmasına rastlamak mümkündür. Bir karar verilmesi bekleniyor ise ve bu karara ait kriterlerin sıralaması bilinmiyorsa Çok Kriterli Karar Verme Yöntemi uygulanır. Anlaşılması ve uygulanabilirliği basit bir yöntemdir. Karar vermede subjektif değerlere objektiflik sağlamaktadır. AHP yöntemi, birçok alanda kullanıldığı gibi insan kaynakları alanında da kullanılmaktadır. Seçim kriterlerinin belirlenmesi ve ağırlıklandırılmasının ardından, organizasyon için

somut seçim verileri elde edilmektedir. Bu bağlamda, işe alım organizasyon için nesnel kriterlere dayandırılmış olmaktadır. Somut sonuçlara dayandırılmış işe alım kriterleri, işe alım sürecinin objektif ilerlemesine büyük oranda katkı sağlayacaktır. ÇKKV sadece AHP yöntemini içermemektedir. Çalışmada AHP yönteminin kullanılmasının temel sebepleri ise kullanımın yaygın olması, kriter ağırlıklarına ulaşılabilmesi ve en önemlisi mevcut olan uzman görüşlerinin hangi doğrultuda olduğunun belirlenmesidir.

4.2. Makine Öğrenmesi Yöntemleri

Çalışma kapsamında 2 tane topluluk yöntemlerinden 2 tane de tekil yöntemlerden olmak üzere yaygın kullanılan 4 tane makine öğrenmesi algoritması kullanılmıştır. Bu kısımda bu yöntemler ile ilgili temel açıklamalar verilmiştir.

4.2.1. Gradient Boosting Tree (GBT) yöntemi

Gradient Boosting Tree Yöntemi ise karar ağaçlarının sonuçlarını Gradient Descent algoritmasını kullanarak yorumlamayan karar ağacı yöntemidir. Bu yaklaşımda veri seti alt kümelerle bölünmemektedir. Ana karar ağacı oluşturulmaktadır. Bu oluşturulan karar ağacının hatalarında birçok karar ağacı türetilmektedir.

Karar ağaçlarında yaygın yapılan bir uygulama ise ağaç budama yöntemidir. Sınıflandırma algoritmasının gereksiz ve tekrar eden dallarının sınıflandırma algoritmasından çıkarılması işlemidir. Ağaç budama yöntemi ile karar ağaçları anlaşılır ve sade hale gelmektedir [25].

4.2.2. Random Forest yöntemi

Random Forest Yöntemi, rastgele orman adıyla bilinen bir sınıflandırma algoritmasıdır. Random Forest yönteminde birçok karar ağacı oluşmaktadır. Karar ağaçları Bootstrap Tekniği ile veri setinden örneklem seçmektedir. Karar düğümleri ise belirlenen sayıda değişken seçilmesiyle oluşmaktadır. Veri seti bütün olarak ele alınmakta ve bu doğrultuda model kurulabilmektedir. Modelin performansı Out-Of-Bag (OOB) hata oranı ile ölçülebilmektedir [26].

4.2.3. Naive Bayes yöntemi

Naive Bayes Yöntemi, olasılık temelli bir yaklaşım olarak bilinmektedir. Temeli 18. yy'a dayanan bir yöntemdir. Aynı zamanda sınıflandırma algoritması çalışma prensibi Bayes İlkelerine dayanmaktadır. Algoritmanın çalışma prensibi ise bir eleman için her durumun olasılığının hesaplanmasıyla başlamaktadır. Bunu olasılık değeri en yüksek olana göre sınıflandırma takip etmektedir. Veri Setinde az miktarda değer bulunuyorsa Naive Bayes Yöntemi sınıflandırma algoritmasından fayda sağlanmaktadır. Veri setinde veriler sınıflandırılmamış tanımlayıcı bir modelleme örneğidir. Naive Bayes Yöntemi, tanımlayıcı modeller için yaygın kullanılan bir algoritmadır. Bu bağlamda RapidMiner paket programında veri sınıflandırılmasının belirlenmesi için Naive Bayes Yöntemi sınıflandırma algoritması olarak kullanılmaktadır [27].

4.2.4. K-NN yöntemi

Sınıflandırma algoritmalarından biri olan K-NN Yöntemi yaygın olarak kullanılan gözetimli algoritmadır. Veri Seti üzerinde basit çıkarımlar ile tahmin yapma özelliğini sahiptir. Hem regresyon hem sınıflandırma problemleri üzerinde çalışabilmektedir.

K-NN Algoritması eğitim verisi içermektedir. K-NN algoritmasının uzaklık değerinin ölçümünde Öklid Uzaklığı kullanılmaktadır.

Aynı zamanda Manhattan ve Minkowski uzaklıkları da bu sınıflandırma algoritmasında kullanılabilmektedir.

K-NN yönteminin avantajları aşağıda belirtilmiştir.

- K-NN yöntemi uygulaması basit bir sınıflandırma yöntemidir.
- K-NN yöntemi gürültülü verilere rağmen etkili sonuçlar vermektedir.
- K-NN yönteminde doğru sonuçlar alınabilmesi için eğitim verisi fazla olmalıdır.

Her sınıflandırma algoritmasının avantajlarının yanında dezavantajları da bulunmaktadır. K-NN yönteminin dezavantajları aşağıda belirtilmiştir.

- K-NN yönteminde maliyet yüksek bir değerde bulunmaktadır.
- K-NN yöntemi başlangıç parametresine ihtiyaç duymaktadır [28].

5.AMPİRİK ÇALIŞMA

5.1. Firma Hakkında Genel Bilgiler

Uygulamanın yapıldığı firma 37 yıllık bir tarihçeye sahip olan bir tekstil firmasıdır. Firma İstanbul'da bulunmaktadır. Tekstil firması sektörde önemli bir konuma sahiptir. Yaklaşık 2000 mavi ve beyaz yaka çalışanı bulunmaktadır. Yabancı müşterilere hizmet veren firma giyim konusunda özelleşmiştir. Tüm ürün gruplarının ihtiyaçlarını karşılayabilmektedir. Özelleşmiş bir ürün grubu yoktur. Çalışılan ürün grupları şu şekildedir.

- Bluz
- Tişört (Basic Grup)
- Şort
- Pantolon
- İç giyim
- Elbise
- Çocuk giyim (Çocuk grup)

Üretim çeşidinin belirlenmesinde temel unsur maliyet ve termin süresidir. İç üretimde maliyeti yüksek olacak ürün anlaşmalı fason firmalarda yapılmaktadır. Eğer bir ürünün terminini (teslim edilme tarihi) yakın ise ve bu ürün yapılan hesaplamalar sonucunda terminine geç kalıyor ise bu ürün yine anlaşmalı fason firmalarda yapılmaktadır. Firma politikası gereği ürün gerek dış üretim yapılsın gerek iç üretim yapılsın ütü, kalite kontrol ve final işlemleri mutlaka firma bünyesinde gerçekleştirilmektedir.

Firmada işlemler müşterinin siparişiyle başlamakta sipariş teslimine kadar devam etmektedir. Firmada bulunan bölümler şu şekilde sıralanmıştır.

- **Kumaş Depo:** Kumaşların geldiği, depolandığı ve kalite kontrollerinin yapıldığı kısımdır.
- **Aksesuar Depo:** Kumaş dışındaki tüm ürünlerin geldiği ve depolandığı alandır.

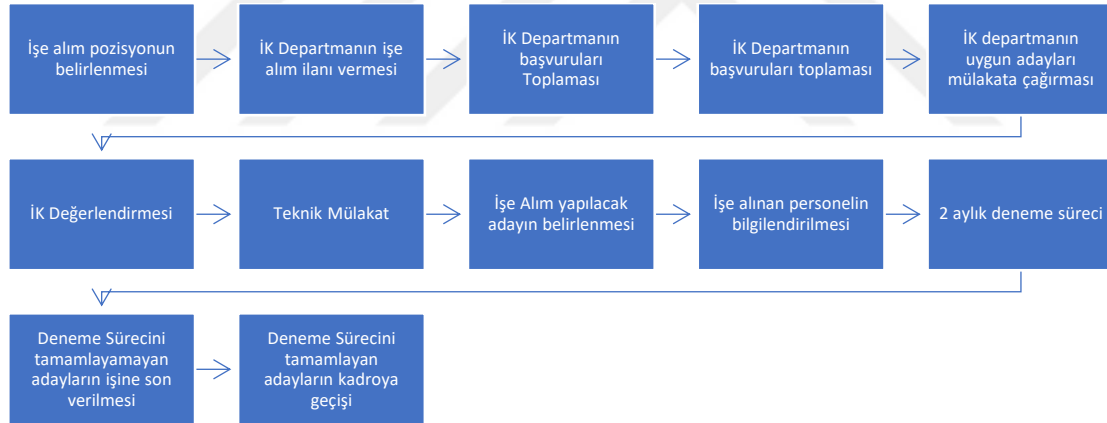
- **Modelhane:** Kalıpların oluşturulduğu, modellerin çizildiği ve numune dikiminin yapıldığı alandır.
- **Kesimhane:** Kumaşların serildiği, modelhaneden gelen kalıplar doğrultusunda kesildiği, takımlandığı ve tasniflendiği yerdir.
- **Dikimhane:** Ürünlerin ve kumaşların tüm süreçlerini geçirdikten sonra geldiği, dikime hazır olan ürünlerin banda alındığı yerdir. Dikimhanede 3 ana hat 8 adet ara hat bulunmaktadır. Ürünler yalın üretim sistemiyle üretilmektedir. Ürün grupları değiştikçe hat ilerleyişi de değişmektedir. Bu yüzden her çalışan adet takibiyle ve zaman etütleriyle çalışmaktadır. Firma her geçen gün daha çok sipariş almaktadır. Yeterli ekipman firmada işveren tarafından sağlanmıştır. Fakat nitelikli işgücünü bulabilmek tüm iş kollarında olduğu gibi bu firmada da güçtür.

Firmada dikim bölümünde 3 dikim ustası ve 1 şef ile ütü paket bölümünde 4 ütü paket ustası ve 1 şef görev almaktadır. Yönetim ekibinde ise bir üretim mühendisi ve veri giriş elemanı bir de üst düzey yönetici bulunmaktadır. Bantların her birinde overlok, reçme, singer, kalite kontrol ve ütü elemanı bulunmaktadır. Bantların kişi sayısı ise kurulan modelin niteliğine göre değişmektedir. Overlok, reçme, singer ve ütü, makine bilgisine dayanırken, kalite kontrol gözlem niteliğine dayanmaktadır. Firmada makineci alımı insan kaynakları ve teknik ekibin iş birliği ile yapılmaktadır. Ancak somut bilgilere dayalı olmayan bu süreç sonucunda uygun iş uygun eleman eşleştirmesi genellikle başarısız sonuçlar oluşturmaya başlamıştır. Hem işveren beklentisi hem çalışan beklentisi günümüzde farklılaşmıştır. Süreç olarak tüm süreçler somut verilere dayandırılmakta işe alım süreçleri ise subjektif olarak yapılmaktadır. Çalışmanın yapıldığı bölüm dikimhane bölümüdür. Firma Cortex adı verilen bir bulut bilişim sistemi kullanmaktadır. Cortex sisteminde çalışanların tüm bilgileri kaydedilmektedir. Kaydedilen bu bilgiler mavi yaka çalışanlar hakkında toplanmış, makine öğrenmesi yöntemiyle de kriterler ağırlıklandırılmıştır. Diğer bir yöntem ise AHP yöntemiyle makineci seçimi için kriterlerin ağırlıklandırılması yöntemidir. Bu bağlamda işe alım kriterleri hem çok kriterli karar verme yöntemiyle hem de makine öğrenmesi yöntemiyle ağırlıklandırılmıştır.

5.2.Makine Operatörünün İşe Alım Süreci

37 yıllık bir tarihçeye sahip olan tekstil firması İstanbul’da bulunmaktadır. Tekstil firması sektörde önemli bir konuma sahiptir. Değişen ve giderek globalleşen pazarda firmalar en iyi makine operatörleriyle çalışmak zorundadır. Firma izlediği strateji gereği geleneksel bir firma olarak düşünülebilir.

Firmada, makineci işe alım süreci ortalama 2-3 hafta kadar sürmektedir. Firmada işe alım süreci teknik ve İK değerlendirmesi olarak iki ayrı süreçten geçirilmektedir. Fakat yapılan değerlendirmeler subjektif nitelik teşkil etmektedir. Ret ya da kabul şeklinde değerlendirilmektedir. İşletmenin işe alım politikasında iki ay deneme süresi vardır. Bu bilgi çalışana işe başlamadan önce verilmektedir. Deneme sürecinde başarısız olan çalışanlar işe alım için uygun bulunmayan aday olarak nitelendirilmektedir. İşe alım süreci adayın oryantasyonu ve işe entegrasyonu ile devam etmektedir. Makinecilerin işe alımları düzenli olarak şirketin üst yönetimine rapor edilmektedir. Firmada gerçekleşen işe alım süreci aşağıdaki şekilde gösterilmektedir.



Şekil 5.1. Firmada Gerçekleşen İşe Alım Süreci

Son iki yıla ait firmanın işgücü devir oranı verilerine ulaşmak mümkündür. Daha önceki yıllara ait veriler ise güncel olarak tutulmadığından ve giriş çıkış operatörlerinin bilgisine net olarak ulaşılamadığından bu verilerin güvenilirliğinden söz etmek mümkün değildir. Firmanın 2022 devir oranı 18,60 iken 2023 yılının ilk ayında bu oran 22,35 olarak hesaplanmaktadır. Bu oranın yüksek olması firmada doğru işe alım stratejilerinin uygulanmadığının bir göstergesidir.

Firma her geçen gün büyümekte olan global pazarda söz sahibi olan giyim markalarının ürünlerinin dikimini gerçekleştirmektedir. Bu yüzden mavi yaka makine

operatörüne ihtiyaç duymaktadır. Bu işe alım süreci oldukça subjektif nitelikler ile gerçekleştirilmektedir. Doğru iş ve doğru personel seçiminin olmadığı bir durum ortaya çıktığı için 2 aylık deneme sürecini tamamlayamayan makine operatörünün işine son verilmektedir. Yanlış işe alım yapılmasından dolayı hem çalışan hem iş yeri maddi ve manevi kayba uğramaktadır. Subjektif yapılan işe alım süreci birçok sorunu da beraber getirmektedir.

Görüldüğü üzere işe alım firmada oldukça basit ve geleneksel olarak yürütüldüğünden genel anlamda başarısızlıkla sonuçlanmaktadır. Doğru iş ve doğru personel seçiminin olmadığı bir durum ortaya çıktığında 2 aylık deneme sürecini tamamlayamayan makine operatörünün işine son verilmektedir. Yanlış işe alım yapılmasından dolayı hem çalışan hem de iş yeri maddi ve manevi kayba uğramaktadır.

İşe alım süreçlerinin nesnelleştirilmesi önemli bir konudur. Çalışmada nesnelleştirme bağlamında Çok Kriterli Karar Verme ve Makine öğrenmesi yöntemlerinden GBT yöntemi kullanılmaktadır.

5.3. Makine Operatörünün İşe Alımında AHP Yöntemi

5.3.1 AHP yöntemi için kriterlerin belirlenmesi

AHP yöntemi, kriterlerin ağırlıklarının belirmesinde kullanılmaktadır. Bu yöntemde uzmanlardan temel kriterleri belirlemesi ve bu kriterleri ağırlıklandırması beklenmektedir. Firmada kriterlerin belirlenmesinde üç uzman görüşüne başvurulmuştur. Belirlenen kriterler aşağıda belirtilmiştir.

Ana Kriterler

- Teknik Mülakat
- İK Değerlendirmesi

Alternatif Kriterler

- İş Deneyimi
- Öğrenim Durumu
- Medeni Durum
- Yaş Aralığı

- İşe Alım Kanalı
- Reçme Bilgisi
- Singer Bilgisi
- Overlok Bilgisi
- Kalite Kontrol Bilgisi
- Ütü Bilgisi

Çok kriterli karar verme yöntemi olan AHP için üç uzman görüşü alınarak ana kriterler ve alternatif kriterler belirlenmiştir.

5.3.2 Modelleme

Doğru personel ve doğru pozisyon eşleşmesi organizasyonlar için önemli bir süreçtir. Yanlış yapılmış bir işe alım hem organizasyon hem de personel için birçok kaybı beraberinde getirmektedir. Bu kayıplar hem personel hem de organizasyon bağlamında zaman kaybı ve maddi kayıplar olarak sınıflandırılabilir. Firmada yapılan işe alım süreçleri kişilere bağlı ve subjektif olarak gerçekleştirilmektedir. Çalışmadaki temel amaçlardan biri ise bir organizasyonda yapılan işe alım süreçlerini nesnel bir boyuta taşıyabilmektir. Bu bölümde makine operatörünün işe alım sürecinde seçim kriterlerinin AHP ile ağırlıklandırılması ele alınmaktadır.

Firmada kriterlerin belirlenmesinde üç uzman görüşüne başvurulmuştur. İki ana kriter ve on alternatif kriter AHP metoduyla şu şekilde ağırlıklandırılmıştır.

Bu doğrultuda 3 adet uzmana ana kriterlerin ayrı ayrı puanlaması yaptırılmıştır. Bu kriterlerin ortalamaları geometrik ortalama ile bulunmuştur. Daha sonra karşılaştırılmış üstünlük hesaplanmıştır.

Tablo 5.1. Karşılaştırılmalı Üstünlük Matrisi

	Teknik Mülakat	İK Değerlendirmesi
Teknik Mülakat	1	7
İK Değerlendirmesi	0,14	1
Toplam	1,14	8

Normalleştirilmiş üstünlük matrisi ise aşağıda verilmiştir.

Tablo 5.2. Normalleştirilmiş Üstünlük Matrisi

	Teknik Mülakat	İK Değerlendirmesi	Kriter Ağırlıkları
Teknik Mülakat	0,875	0,875	0,875
İK Değerlendirmesi	0,125	0,125	0,125

Ana kriterlerin kriter ağırlıkları normalleştirilmiş üstünlük matrisi ile bulunmuştur. Teknik Mülakat kriter ağırlığı 0,875 ve İK Değerlendirmesi kriter ağırlığı ise 0,125 olarak bulunmuştur. Teknik Mülakat ve İK Değerlendirmesi için Lamda Max değeri ise 2 olarak bulunmuştur. Consistency İndeks değeri ise 0'dır. 0,10 değerinden küçük olduğu için kriterler kullanılabilir.

Sonraki adımda ise alternatiflerin ağırlıklandırılması işlemine geçilmiştir. Alternatiflerin değerlendirilmesi 3 ayrı uzman tarafından 1-9 arasında bir skala baz alınarak yapılmıştır. Sonuçların geometrik ortalaması alınarak Karşılaştırmalı Üstünlük Matrisi oluşturulmuştur.

Tablo 5.3. Teknik Mülakat Alternatifleri Karşılaştırmalı Üstünlük Matrisi

Teknik Mülakat	Reçme	Singer	Overlok Bilgisi	Kalite Kontrol Bilgisi	Ütü Bilgisi
Reçme Bilgisi	1	3	5	7	7
Singer Bilgisi	0,33	1	9	9	9
Overlok Bilgisi	0,20	0,11	1	9	9
Kalite Kontrol Bilgisi	0,14	0,11	0,11	1	7
Ütü Bilgisi	0,14	0,11	0,11	0,14	1

Uzman görüşlerine başvurarak alternatiflerin geometrik ortalaması alınarak teknik mülakat alternatifleri için karşılaştırmalı üstünlük matrisi yukarıdaki tabloda verilmiştir.

Tablo 5.4 İK Değerlendirmesi için Karşılaştırmalı Üstünlük Matrisi

İK değerlendirmesi	İş Deneyimi	Öğrenim Durumu	Medeni Durum	Yaş Aralığı	İşe Alım Kanalı
İş Deneyimi	1	3	5	5	3
Öğrenim Durumu	0,33	1	2	3	2
Medeni Durum	0,20	0,50	1	2	2
Yaş Aralığı	0,20	0,33	0,50	1	2
İşe Alım Kanalı	0,33	0,50	0,50	0,50	1

Uzman görüşlerine başvurarak alternatiflerin geometrik ortalaması alınarak teknik mülakat alternatifleri için karşılaştırmalı üstünlük matrisi yukarıdaki tabloda verilmiştir.

Alternatiflerin normalize edilmiş ağırlık değerleri aşağıda belirtilmiştir.

Tablo 5.5 Normalize Edilmiş Ağırlık Değerleri

Kriter	N. Ağırlık
İş Deneyimi	0,4673
Öğrenim Durumu	0,2064
Medeni Durum	0,1351
Yaş Aralığı	0,1004
İşe Alım Kanalı	0,0908
Reçme Bilgisi	0,4101
Singer Bilgisi	0,3244
Overlok Bilgisi	0,1637
Kalite Kontrol Bilgisi	0,0724
Ütü Bilgisi	0,0294

- İK Değerlendirmesinin alternatifleri için Lamda Max değeri **5,27** olarak bulunmaktadır.
- Teknik Mülakat içinse Lamda Max değeri **5,07** olarak bulunmaktadır.
- İK Değerlendirmesi Consistency İndeks değeri **0,068** dir.
- Sabit değeri olan 1,115 değerine bölüldüğünde 0,06 bulunmaktadır. Bu değer 0,10 değerinden küçüktür bu yüzden bu alternatifler kullanılabilir.
- Teknik Değerlendirmede ise Lamda Max değeri 5,07 olarak bulunmaktadır. Teknik Değerlendirmede Consistency İndeks değeri **0,018**’dir.
- Sabit değeri olan 1,115 değerine bölüldüğünde 0,016 bulunmaktadır. Bu değer 0,10 değerinden küçüktür bu yüzden bu alternatifler kullanılabilir.
- Tutarlılık analizlerinde hem ana kriterler hem de alternatifler için değerler 0,10 altında çıkmıştır. Bu bağlamda hem ana kriterler hem de alternatifler model olarak kullanılabilir.

İşe alım sürecinde seçim kriterlerinin ana kriter ağırlıkları ile çarpıldığındaki ağırlıkları aşağıdaki tabloda belirtilmiştir.

Tablo 5.6. İşe Alım Seçim Kriterlerinin AHP Yöntemiyle Ağırlıklandırılması

Kriter	Kriter Ağırlıkları
Reçme Bilgisi	0,35
Singer Bilgisi	0,28
Overlok Bilgisi	0,14
Kalite Kontrol Bilgisi	0,06
İş Deneyimi	0,058
Öğrenim Durumu	0,02579
Ütü Bilgisi	0,02576
Medeni Durum	0,016
Yaş Aralığı	0,012
İşe Alım Kanalı	0,011

5.4. Makine Operatörünün İşe Alımında Makine Öğrenmesi Yöntemi

Makine Öğrenmesi, büyük verilerden anlamlı bir sonuç çıkartılabilecek olan veri kümelerinin oluşturulmasını, verinin temizlenmesini, veri setlerinin analizin yapılmasını ve son olarak veri setinden çıkan sonuçların yorumlanmasını içeren bir süreç olarak yorumlanmaktadır. Firmada veriler Cortex adlı bulut bilişim sisteminde saklanmaktadır. İnsan kaynakları, personel bilgilerini sisteme girmekte ve arşivlemektedir. Bulut bilişim sistemi olan Cortex'den veri çıktıları alınabilmektedir. Çalışmada firmadan alınan personel verileriyle mavi yaka makine operatörü seçimi için temel kriter ağırlıklandırılması yapılmaktadır.

5.4.1 Makine öğrenmesinde kullanılacak verilerin temini

Çalışmada İstanbul'da bulunan bir tekstil firmasında mavi yaka makine operatörünün seçim sürecinde makine öğrenmesi yöntemiyle kriter ağırlıklandırılması yapılmaktadır. Firmada bulunan bulut bilişim sistemi olan Cortex'den mavi yaka çalışan personelin veri çıktısı alınmıştır. 280 Adet personel verisini içeren çıktıda birçok kriter bulunmaktadır.

Kriterler ve kriterlerin açıklaması aşağıda verilmiştir.

- **Personel ID:** Personel için verilen personele özgü olan değerdir. Sistem atamasıyla elde edilmektedir.
- **Bölüm:** Personelin hangi bölümde çalıştığını belirtmektedir.

- **Cinsiyet:** Personelin cinsiyetini belirtmektedir.
- **Yaş aralığı:** Personelin yaş aralığını belirtmektedir.
- **Öğrenim Durumu:** Personelin öğrenim durumunu belirtmektedir.
- **Medeni Durum:** Personelin medeni durumunu belirtmektedir.
- **İş Deneyimi:** Personelin iş deneyimini belirtmektedir.
- **İşe Alım Kanalı:** Personelin işe hangi yolla alındığını belirtmektedir.
- **İş Verimliliği:** Personelin firmaya ne kadar fayda sağladığını ifade etmektedir.
- **Sadakat yılı:** Personelin firmada ne kadar süredir çalıştığını ifade etmektedir. Firma farklı kıdem yılları için personele çeşitli ayrıcalıklar tanımaktadır.
- **Ütü Bilgisi:** Personelin ütü bilgisine sahip olup olmadığını belirtmektedir
- **Reçme Bilgisi:** Personelin reçme bilgisine sahip olup olmadığını belirtmektedir. Kullanımı zor bir makinedir. Karmaşık düzeyde tekstil işlemleri gerçekleştirebilmektedir.
- **Singer Bilgisi:** Personelin singer bilgisine sahip olup olmadığını belirtmektedir. Singer bilgisi sektörde düz makine bilgisi olarak bilinmektedir. Singer bilgisi ile temel düzeyde tekstil işlemleri gerçekleştirilebilmektedir.
- **Overlok Bilgisi:** Personelin overlok bilgisine sahip olup olmadığını belirtmektedir. Overlok bilgisi ile temel ve orta düzeyde tekstil işlemleri gerçekleştirilebilmektedir.
- **Kalite Kontrol Bilgisi:** Personelin kalite kontrol bilgisine sahip olup olmadığını belirtmektedir. Kalite kontrol görsel ve teknik yetkinlik gerektirmektedir. Kalite Kontrol firmada son kontrol ve ara kontrol olmak üzere iki seviyeye ayrılmaktadır. Dikimden çıkan ürün son kontrol işlemine girer ve kolilenme işlemine alınır. Bu

yüzden kalite kontrol bilgisi görsel açıdan tam yetkin, teknik detaylara hâkim personel tarafından yapılmalıdır.

- **Pozisyon Uygunluğu:** Personellerin işe alım sağlanan pozisyon için uygunluğunu ifade etmektedir. Firma işe alım sağlanması sonucunda 2 ay (Yasal olarak belirtilen deneme süresince) bitiminde istihdam sağlamaya devam etme kararı vermekte ya da personelin işine son vermektedir. Çalışan personel deneme sürecinin bitiminde işe alındığı pozisyon için verimlilik göstermiş ise firma kadrosuna geçmektedir. Çalışan personel deneme sürecinin bitiminde işe alındığı pozisyon için verimlilik göstermemiş ise iş akdi sonlandırılmaktadır.

5.4.2.Modelleme

Doğru personel ve doğru pozisyon eşleşmesi organizasyonlar için önemli bir süreçtir. Yanlış yapılmış bir işe alım hem organizasyon hem de personel için birçok kaybı beraberinde getirmektedir. Bu kayıplar hem personel hem de organizasyon bağlamında zaman kaybı ve maddi kayıplar olarak sınıflandırılabilir. Firmada yapılan işe alım süreçleri tamamen kişilere bağlı ve subjektif olarak gerçekleştirilmektedir. Çalışmadaki temel amaçlardan biri ise bir organizasyonda yapılan işe alım süreçlerini nesnel bir boyuta taşıyabilmektir. Önceki bölümde AHP ile ağırlıklandırılan seçim kriterleri bu bölümde makine öğrenmesi yöntemi ile hesaplanmaktadır.

5.4.2.1.Analizde kullanılacak değişkenlerin ve değişken türlerinin belirlenmesi

Cortex bulut bilişim sisteminde 15 adet kategori bulunmaktadır. Verilerden 14 adet öznitelik 1 adet hedef değişken belirlenmiştir.

Hedef değişken tablosu aşağıda belirtilmiştir.

Tablo 5.7. Hedef Değişken ve Ölçüm Şekli

Hedef Değişken	Ölçek	Ölçüm Şekli
Pozisyon Uygunluğu	Binominal	Uygun:1/Uygun değil:2

Öznitelikler tablosu aşağıda belirtilmiştir.

Tablo 5.8. Öznitelikler ve Ölçüm Şekli

Öznitelikler	Ölçek	Ölçüm şekli
İş Deneyimi	Polinomial	0-1+yıl:1 2-5+ yıl:2 6-9+yıl:3 10+yıl:4
Öğrenim Durumu	Polinomial	İlkokul:1 Ortaokul:2 Lise:3 Üniversite:4
Medeni Durumu	Polinomial	Evli:1 Bekar:2 Dul:3
Yaş Aralığı	Polinomial	18-25 yaş:1 26-35 yaş:2 36-45 yaş:3 45+ yaş:4
İşe Alım Kanalı	Binominal	Referans:2 Başvuru:1
Reçme Bilgisi	Binominal	Evet:1 Hayır:2
Singer Bilgisi	Binominal	Evet:1 Hayır:2
Overlok Bilgisi	Binominal	Evet:1 Hayır:2
Ütü Bilgisi	Binominal	Evet:1 Hayır:2
Kalite Kontrol Bilgisi	Binominal	Evet:1 Hayır:2
Cinsiyet	Binominal	Erkek:1 Kadın:2
Sadakat yılı	Polinomial	0-1yıl:1 2-5+ yıl:2 5+yıl:3
Bölüm	Polinomial	Dikim:1 Ütü -Paket:2
İş verimliliği	Polinomial	İyi:1 Orta:2 Kötü:3
Personel Id	Nominal	Sayısal (Sistem Ataması)

5.4.2.2. Veri önışleme ve veri indirgeme

Firmada bulunan bulut bilişim sisteminden biri olan Cortex'den 280 adet çalışan mavi yaka personel hakkında veri alınmıřtır. Çalışmanın temel amacı firmada işe alım süreçlerinde nesnelliği sağlamak aynı zamanda çok kriterli karar yöntemlerden biri olan AHP ile hesaplanan kriter ağırlıkları ile Makine Öğrenmesiyle hesaplanan kriter ağırlıklarının karşılaştırılmasını sağlamaktır. Çalışmanın hedefi işe alım sürecinde, yaygın bir sistem olan makine öğrenmesi yönteminin kriter ağırlıklarının etkisini gözlemlenmesi ve Çok Kriterli Karar Verme yöntemlerinden bir yöntemin sonuçları ile karşılaştırılmasının yapılmasıdır. Veri setinde bulunan 16 adet öznelikten bir adet hedef değişken tanımlanmıştır. Veri setinde 10 adet öznelik AHP kriter ağırlıklarıyla karşılaştırılacağı için seçilmiştir. Personel ID sistem ataması tarafından sağlandığı için bir öznelik olarak kullanılması doğru bir değerlendirme olamaz. Öznelikler aşağıdaki tabloda belirtilmiştir.

Tablo 5.9. Öznitelikler, Ölçek Çeşidi ve Ölçüm Şekli

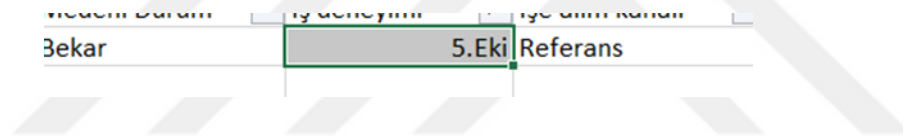
Öznitelikler	Ölçek	Ölçüm şekli
İş Deneyimi	Polinomial	0-1+yıl:1 2-5+ yıl:2 6-9+yıl:3 10+yıl:4
Öğrenim Durumu	Polinomial	İlkokul:1 Ortaokul:2 Lise:3 Üniversite:4
Medeni Durumu	Polinomial	Evli:1 Bekar:2 Dul:3
Yaş Aralığı	Polinomial	18-25 yaş:1 26-35 yaş:2 36-45 yaş:3 45+ yaş:4
İşe Alım Kanalı	Binominal	Referans:2 Başvuru:1
Reçme Bilgisi	Binominal	Evet:1 Hayır:2
Singer Bilgisi	Binominal	Evet:1 Hayır:2
Overlok Bilgisi	Binominal	Evet:1 Hayır:2
Ütü Bilgisi	Binominal	Evet:1 Hayır:2
Kalite Kontrol Bilgisi	Binominal	Evet:1 Hayır:2

5.4.2.3. Veri temizleme

Veri setinin makine öğrenmesinde kullanılabilmesi için verinin kaliteli olması gerekmektedir. Veri Setinin kalitesiz olması hem yapılan araştırmanın niteliğini düşüren hem de araştırma maliyetini artıran bir unsur olarak öne çıkmaktadır. Ham veriyi niteliksiz yapan temel unsurlar şunlardır.

- Tekrarlayan Değerler
- Eksik Değerler
- Aykırı Değerler
- Gürültülü Değerler

Veri setine ait kirli veri görselleri aşağıda verilmiştir.



İş Deneyimi	İş Deneyimi	İş Deneyimi
Bekar	5.Eki	Referans

Şekil 5.2. Temizlenmemiş Veri

Verilen görselde İş Deneyiminde 5.Eki şeklinde bir değer elde edilmiştir. Bu veri herhangi bir yöntem ile düzeltilemeyeceği için veri setinden silinmiştir. Veri setinden veri temizlenmesi yapıldıktan sonra 269 adet kaliteli veri elde edilmiştir. Elde edilen bu kaliteli veriler RapidMiner Studio programının yardımıyla makine öğrenmesi yöntemlerinde kullanılmıştır.

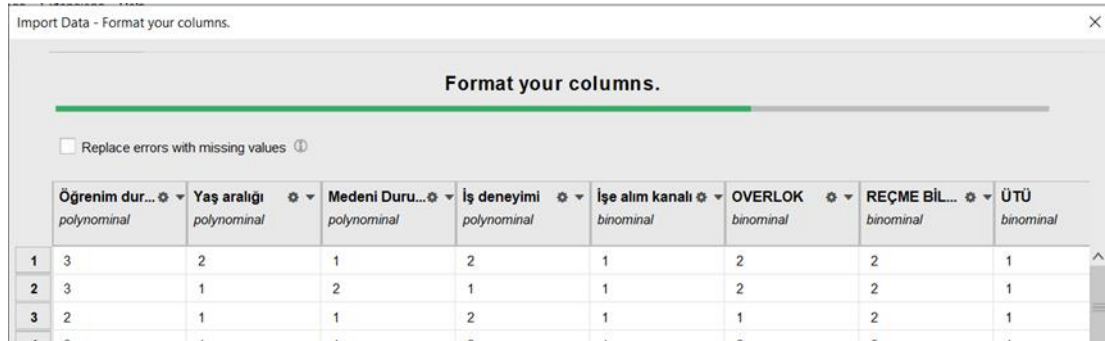
RapidMiner Studio, makine öğrenmesi ihtiyacına yönelik kullanıma sunulan bir paket programdır. Program günümüz ihtiyaçlarına yönelik olarak tasarlanmış görsel öğeleri barındıran, oldukça hızlı ve karşılaştırmalı sonuçlar verebilen bir paket programdır. Çalışmada bu özelliklerinden dolayı RapidMiner Studio paket programı kullanılmaktadır.

5.4.3 Veri setinin RapidMiner yazılımına aktarılması ve algoritmaların çalıştırılması

İşe alım sürecinde hedef değişkenin sınıf değişkeni olmasından dolayı, makine öğrenmesi algoritmalarını sınıflandırma yaklaşımıyla modellemek ve sonuçlarını almak için RapidMiner Studio paket programı kullanılmaktadır. Bu bağlamda daha önce değinildiği gibi, bu çalışmada iki tanesi tekil iki tanesi topluluk olmak üzere dört yaygın sınıflandırılma algoritması kullanılmaktadır. Bu algoritmalar aşağıda belirtilmiştir.

- Gradient Boosting Tree Yöntemi
- Random Forest Yöntemi
- K-NN Yöntemi
- Naive Bayes Yöntemi

Veri setinin modellenmesinde kullanılan dört sınıflandırılma algoritmasından sonuçlar alınmaktadır. Alınan sonuçlar dört sınıflandırma modeli için karşılaştırılmıştır. Öncelikle veri seti, yazılımın Import Data kısmından yüklenerek özniteliklerin veri tiplerinin uygun hale getirilmesi işlemi uygulanmıştır.



	Öğrenim dur... polynominal	Yaş aralığı polynominal	Medeni Duru... polynominal	İş deneyimi polynominal	İşe alım kanalı binominal	OVERLOK binominal	REÇME BİL... binominal	ÜTÜ binominal
1	3	2	1	2	1	2	2	1
2	3	1	2	1	1	2	2	1
3	2	1	1	2	1	1	2	1

Şekil 5.3. Veri Setinin RapidMiner Paket Programına Yüklenmesi

Veri seti RapidMiner Studio programına yüklendikten sonra özniteliklerin veri tipleri uygun hale getirilmiştir. Yapılan işlem sonucunda veri seti yazılımın Local Repository kısmında kullanıma hazır hale gelmiştir.

5.4.4 Hedef değişkenin tanımlanması

Veri Setinde hedef değişken Pozisyon Uygunluğu olarak tanımlanmaktadır. Sınıflandırma algoritmalarında hedef değişken, Label Değişken olarak programda

belirlenmektedir. Veri Seti RapidMiner paket programına aktarıldığında hedef değişken aşağıda belirtildiği şekilde etiketlenmiştir.

Şekil 5.4. Hedef Değişkenin Tanımlanması

Set Role modülüyle Hedef değişken ataması RapidMiner programında gerçekleştirilmiştir.

Row No.	Pozisyona 1l...	Öğrenim du...	Yaş aralığı	Medeni Dur...	İş deneyimi	İşe alım kanalı	OVERLOK	REÇME BİL...	ÜTÜ	K.kontrol
1	1	3	2	1	2	1	2	2	1	2
2	2	3	1	2	1	1	2	2	1	2
3	1	2	1	1	2	1	2	2	1	1
4	1	2	1	1	2	1	2	2	1	2
5	1	2	1	1	2	1	2	2	1	2

Şekil 5.5. Hedef Değişken Ataması

5.4.5 Test ve eğitim verilerinin hazırlanması

Makine Öğrenmesi Yönteminde veriler yöntemi eğitmektedir. Yani geçmiş dönemdeki kaydedilen veri sisteme bir neden sonuç ilişkisi kazandırmaktadır. Daha sonra bu veri setiyle eğitilmiş olan Makine Öğrenmesi Yöntemi yeni gelecek olan veriye karşı bir sonuç oluşturmaktadır. Bu sonuçların doğruluğu ise test verisiyle sağlanmaktadır. Bu bağlamda verileri iki ana grupta toplamak mümkündür.

- Eğitim Verisi: Veri setinin Makine Öğrenmesi Yöntemini eğittiği ve neden sonuç ilişkisi kazandıran veridir.

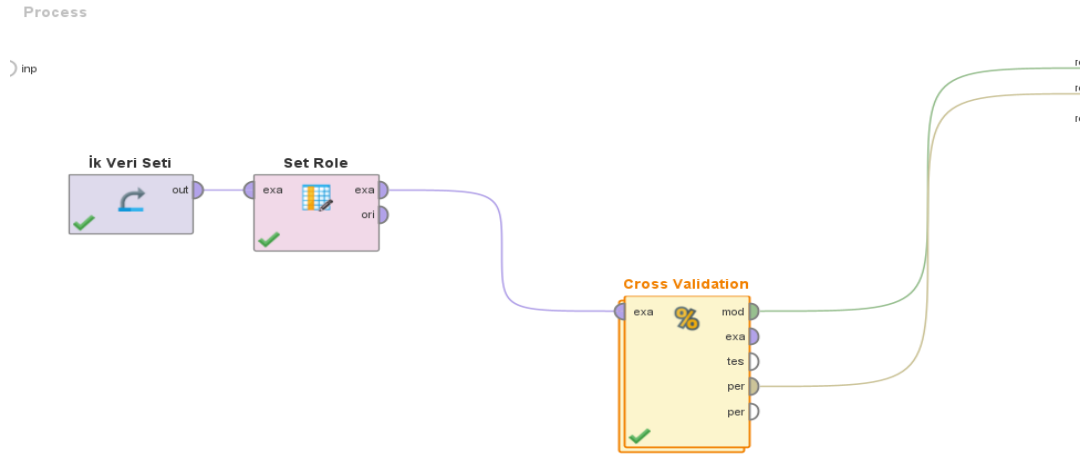
- Test Verisi: Veri setinde eğitim verisinin kazandırdığı neden sonuç ilişkisini test eden veridir.

Veri setinde Eğitim ve Test verisi oranları şu şekildedir.

Tablo 5.10. Eğitim ve Test Verisi Oranları

Veri Çeşidi	Oran
Eğitim Verisi	0,85
Test Verisi	0,15

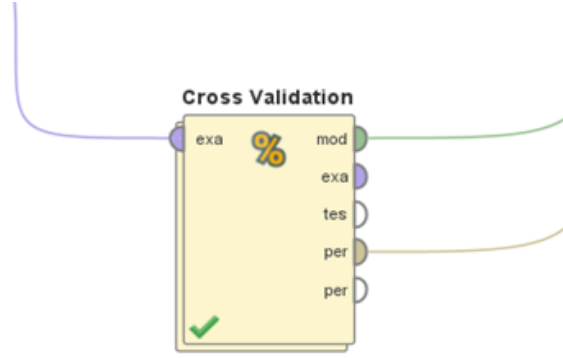
Veri setinin Process aşaması RapidMiner Paket programında aşağıdaki gibi tasarlanmıştır.



Şekil 5.6. Process Tasarımı

5.4.6.Sınıflandırılma algoritmalarının uygulanması ve performans analizleri

Bu amaçla 4 adet sınıflandırma algoritmasında da çapraz doğrulama ile eğitim ve test verisi olarak ayrılarak analizler gerçekleştirilmiştir. Çalışmanın bu aşamasında kullanılan temel modül Cross Validation olmaktadır.



Şekil 5.7. Cross Validation Modülü

Bu 4 adet yöntem için de aşağıdaki değerlere bakılmıştır.

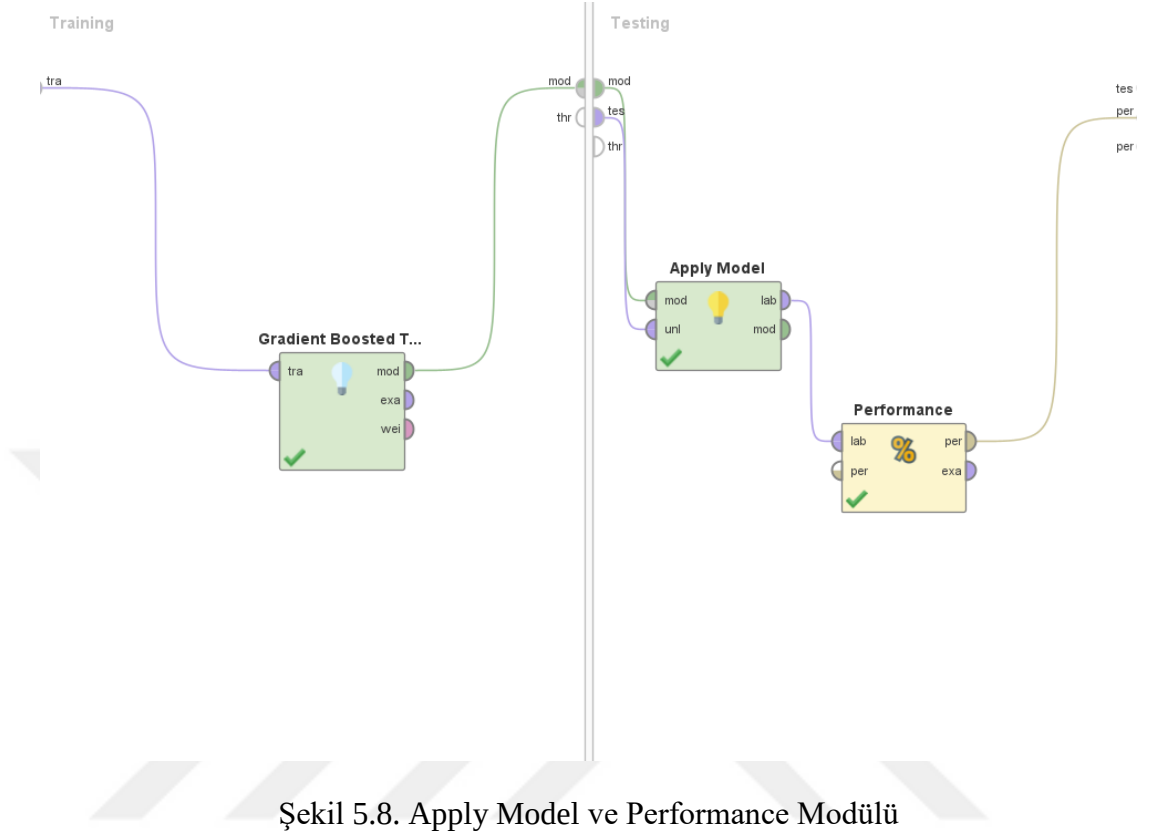
- Doğruluk (Accuracy)
- Duyarlılık (Recall)
- Kesinlik (Precision)
- F değeri
- Özgünlük
- AUC (Area Under Curve)

Veri sınıflandırılması için uygun yöntemin seçilmesi için yöntem çıktılarının yukarıda belirtilen değerlerinin dört yöntemle karşılaştırılması gerekmektedir. Veri setinin seçiminde Doğruluk Katsayısı önemli bir değerdir. Fakat tek başına sınıflandırma algoritmasının seçimi için yeterli değildir. Tüm bulunan katsayılar birlikte değerlendirilmelidir. Dört sınıflandırılma değerinden en iyi sonuçların elde edildiği yöntem, sınıflandırılma yöntemi olarak veri seti için kabul edilmektedir.

Makine öğrenmesi için kullanılan paket program RapidMiner Studio'da Operator kısmından Cross Validation ile veri setini hem test verisi hem de eğitim verisi olarak ikiye ayırıp model bağlantıları yapılmaktadır. Daha sonra Cross Validation'un içerisine girerek sırasıyla Karar Ağaçları, Naive Bayes ve K-NN algoritmalarını kullanarak veri seti için uygun olan sınıflandırma algoritmasının seçimi sağlanmaktadır.

Bu bağlamda ilk aşama olarak model öğrenmesi sağlanacaktır. Verinin belli bir kısmı alınarak model öğrenilecektir. Daha sonrasında seçilen algoritmalar ile öğrenilen

model ikinci aşamada test edilecektir. Bunun için RapidMiner programında Apply Model ve Performans sekmeleri kullanılmaktadır.



Şekil 5.8. Apply Model ve Performance Modülü

Dört sınıflandırma algoritması için sırasıyla modelleme Cross Validation modülünde gerçekleştirilerek elde edilen sonuçlar verilmiştir.

5.4.6.1. Sınıflandırılma algoritmalarından GBT yöntemi ve performans sonuçları

Veri seti sınıflandırma algoritmasının seçilmesi amacıyla model ilk olarak GBT Yöntemiyle analiz edilmiştir. GBT yönteminde optimum sonucu elde edebilmek için hiper parametreler aşağıda belirtilmiştir.

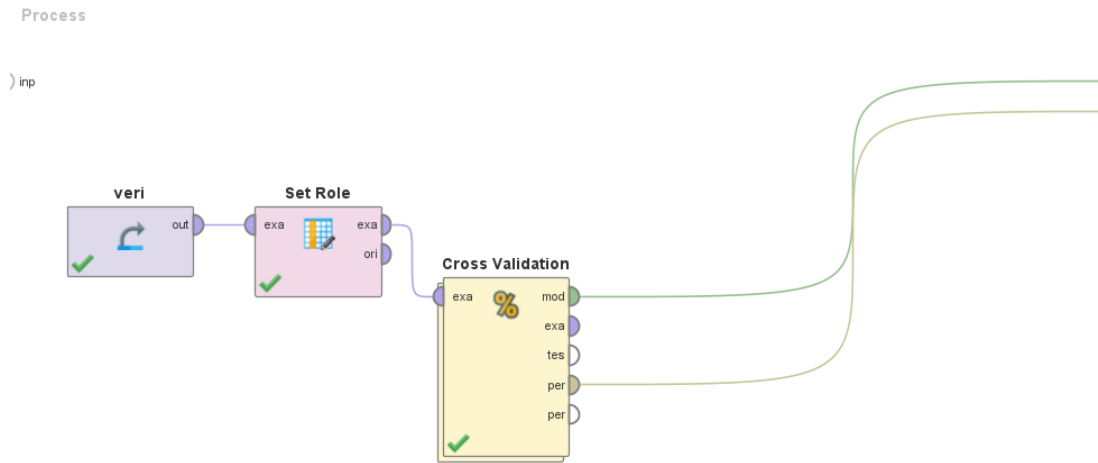
Parameters

Gradient Boosted Trees

number of trees	125	
☐ reproducible		
maximal depth	5	
min rows	10.0	
min split improvement	1.0E-5	
number of bins	20	
learning rate	0.01	

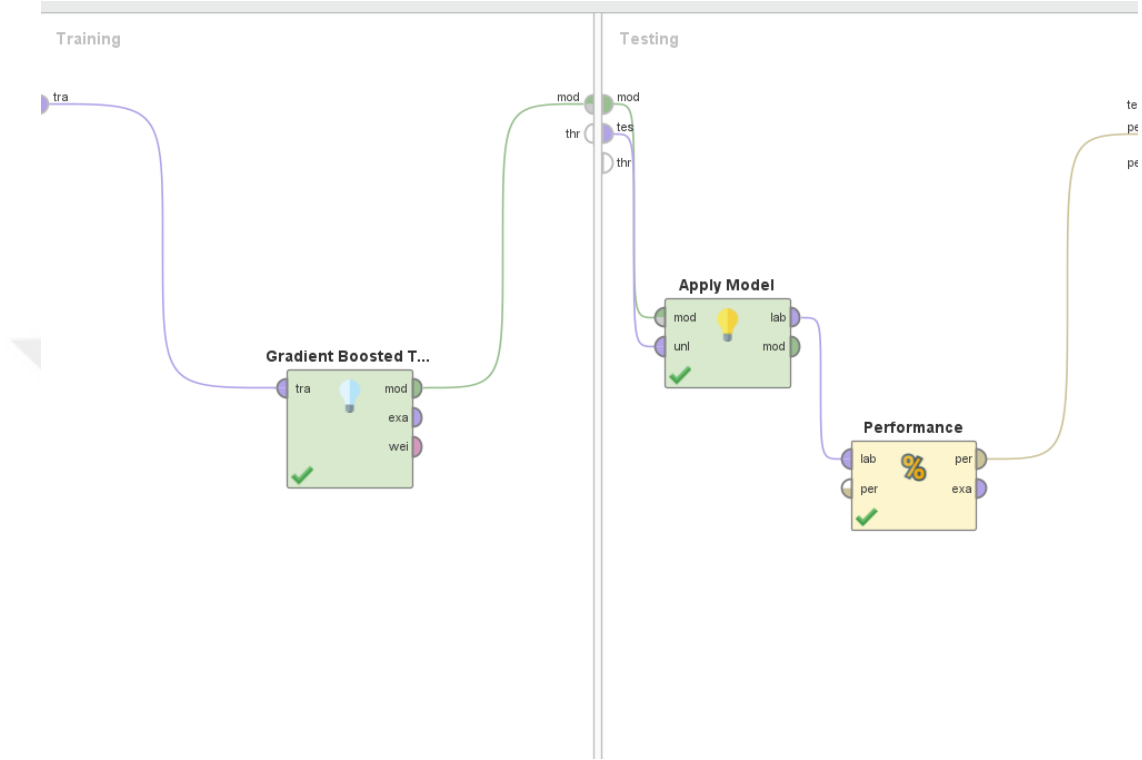
Şekil 5.9. GBT Hiper parametre Değerleri

Optimum hiper parametreler elde edildikten sonra GBT modellemesi yapılmıştır.



Şekil 5.10. GBT Proses Modellemesi

Bu bağlamda RapidMiner paket programında ilk aşamada GBT Yöntemi sınıflandırma algoritması olarak kullanılmaktadır. RapidMiner programında Cross Validation modülünün içerisinde GBT Yöntemi için model oluşturulur. Daha sonra RapidMiner programında Apply Model ve Performans sekmelerini kullanılmaktadır.



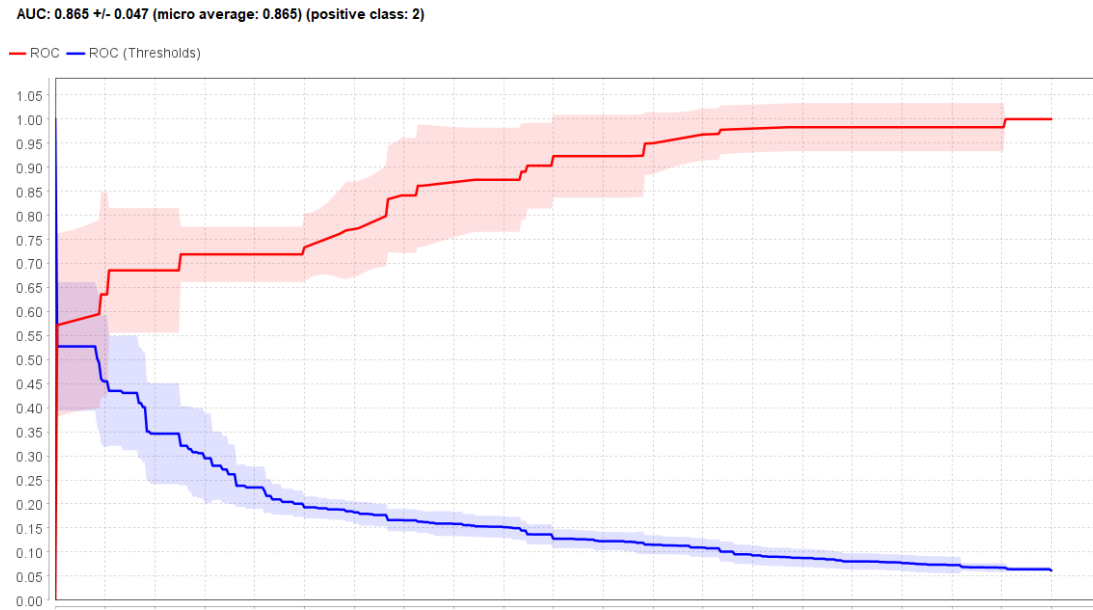
Şekil 5.11. GBT Modellemesi

RapidMiner paket Programında GBT Yöntemi sınıflandırma algoritması olarak yukarıda belirtildiği şekilde modellenmiştir. Performans çıktıları sınıflandırma algoritmasının başarı düzeyinin belirlenmesini sağlamaktadır. GBT sınıflandırılması için değerler aşağıdaki tabloda belirtilmiştir.

Tablo 5.11. GBT Yöntemi Çıktıları

Yöntem	Doğruluk	Kesinlik	Duyarlılık	F değeri	Özgünlük	AUC
GBT Yöntemi	88,86	79,42	66,30	69,68	94,90	0,865

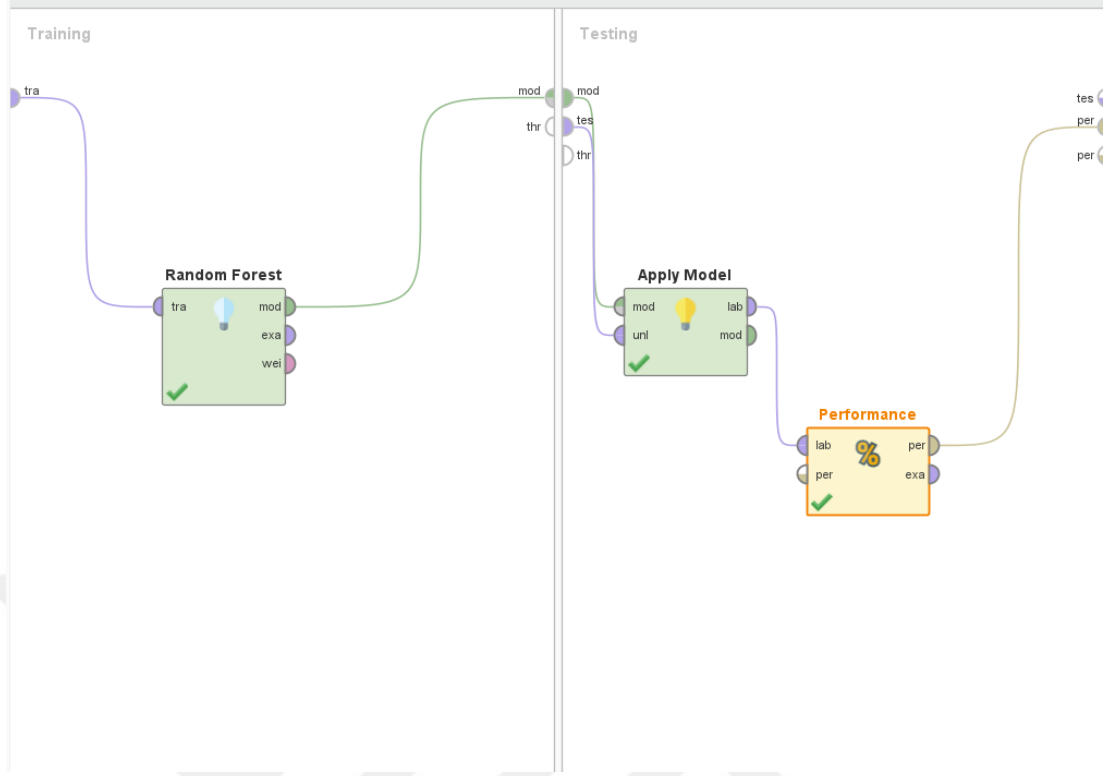
GBT Yönteminin AUC grafiği aşağıda belirtilmiştir. AUC değeri de 0,865 olarak bulunmuştur.



Şekil 5.12. GBT Yöntemi AUC Grafiği

5.4.6.2. Sınıflandırılma algoritmalarından random forest yöntemi ve performans sonuçları

Bu bağlamda RapidMiner paket programında Random Forest Yöntemi sınıflandırma algoritması olarak kullanılmaktadır. RapidMiner programında Cross Validation modülünün içerisinde Random Forest Yöntemi sınıflandırma algoritması için model oluşturulmaktadır. Daha sonra RapidMiner programında Apply Model ve Performans sekmeleri kullanılmaktadır.



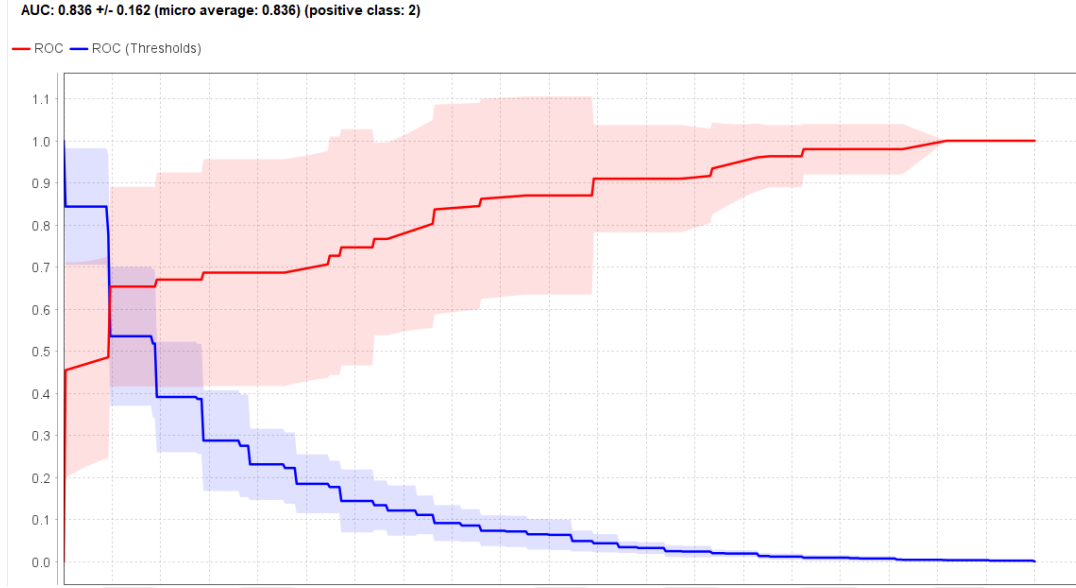
Şekil 5.13. Random Forest Modellemesi

RapidMiner paket Programında Random Forest Yöntemi sınıflandırma algoritması olarak yukarıda belirtildiği şekilde modellenmiştir. Performans çıktıları sınıflandırma algoritmasının belirlenmesini sağlamaktadır. Random Forest Yöntemi sınıflandırılması için değerler aşağıdaki tabloda belirtilmiştir.

Tablo 5.12. Random Forest Yöntemi Çıktıları

Yöntem	Doğruluk	Kesinlik	Duyarlılık	F değeri	Özgünlük	AUC
Random Forest Yöntemi	89,96	78,50	65,33	73,79	96,21	0,836

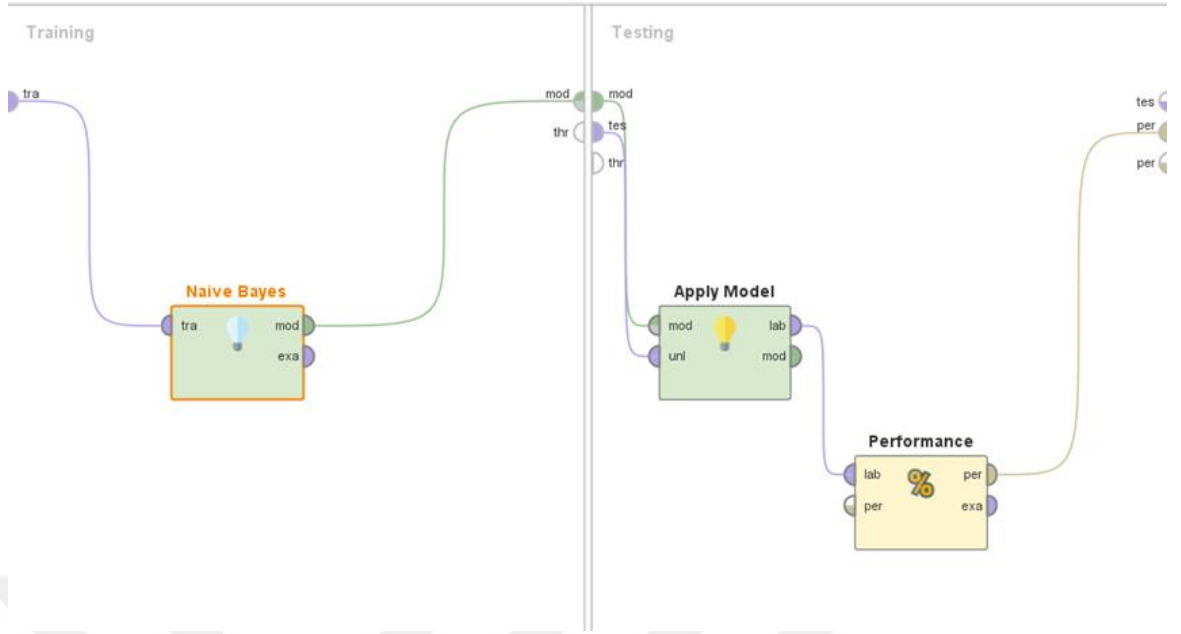
Random Forest Yönteminin AUC grafiği aşağıda belirtilmiştir. AUC değeri de 0,836 olarak bulunmuştur.



Şekil 5.14. Random Forest Yöntemi AUC Grafiği

5.4.6.3. Sınıflandırılma algoritmalarından naive bayes yöntemi ve performans sonuçları

Bu bağlamda RapidMiner paket programında Naive Bayes Yöntemi sınıflandırma algoritması olarak kullanılmaktadır. RapidMiner programında Cross Validation modülünün içerisinde Naive Bayes Yöntemi sınıflandırma algoritması için model oluşturulmaktadır. Daha sonra RapidMiner programında Apply Model ve Performans sekmeleri kullanılmaktadır.



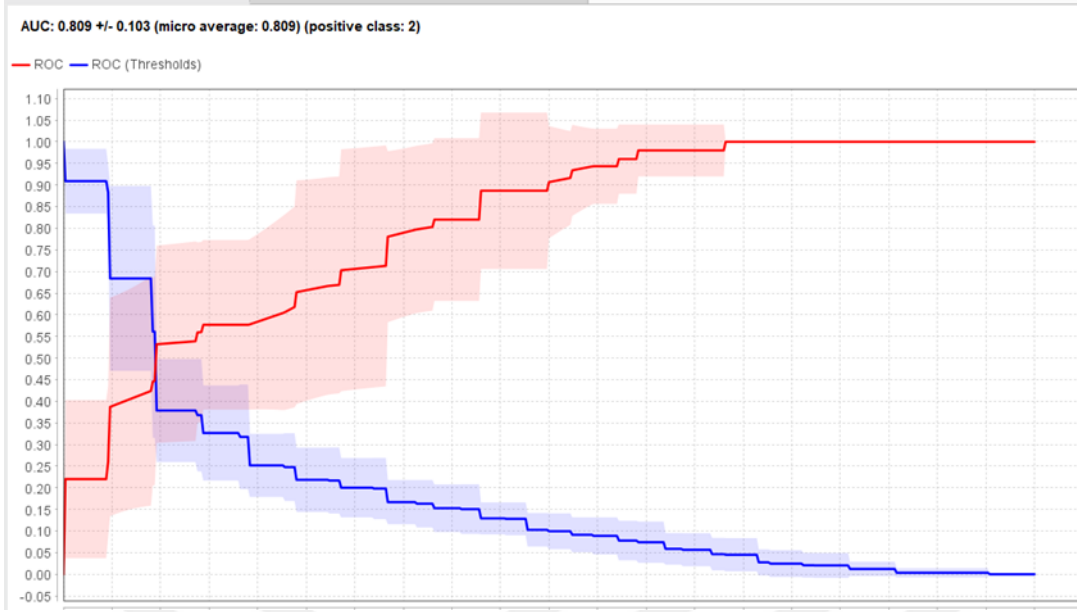
Şekil 5.15. Naive Bayes Modellemesi

RapidMiner paket Programında Naive Bayes Yöntemi sınıflandırma algoritması olarak yukarıda belirtildiği şekilde modellenmiştir. Performans çıktıları sınıflandırma algoritmasının belirlenmesini sağlamaktadır. Naive Bayes Yöntemi sınıflandırılması için değerler aşağıdaki tabloda belirtilmiştir.

Tablo 5.13. Naive Bayes Çıktıları

Yöntem	Doğruluk	Kesinlik	Duyarlılık	F değeri	Özgünlük	AUC
Naive Bayes Yöntemi	82,53	60,83	38,33	48,35	94,35	0,809

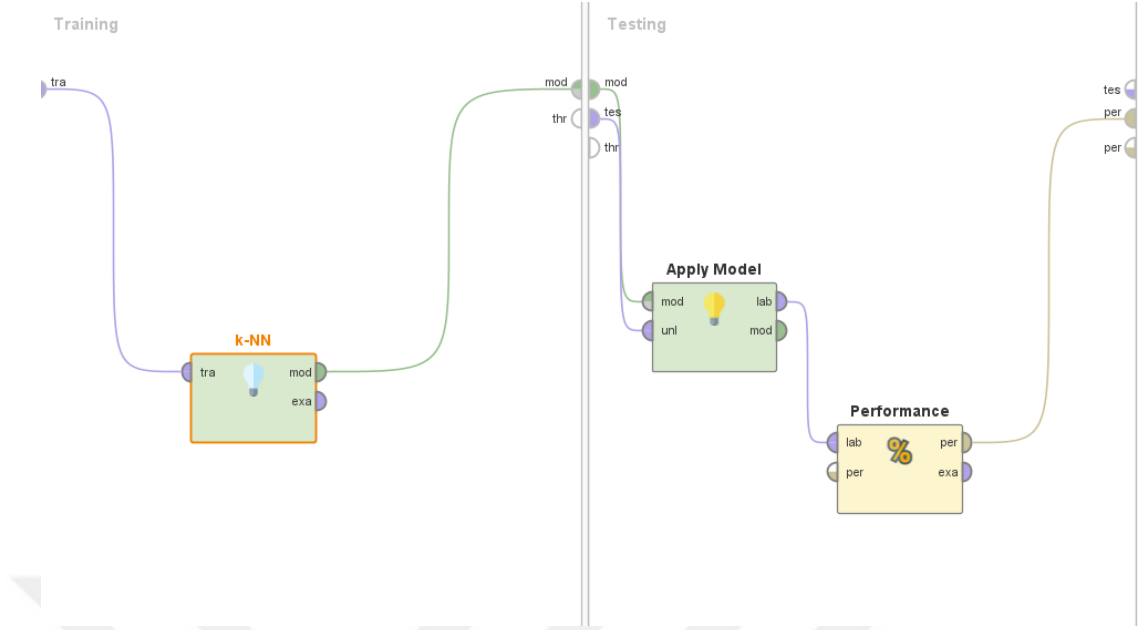
Naive Bayes Yönteminin AUC grafiği aşağıda belirtilmiştir. AUC değeri de 0,809 olarak bulunmuştur.



Şekil 5.16. Naive Bayes AUC Grafiği

5.4.6.4.Sınıflandırılma algoritmalarından K-NN yöntemi ve performans sonuçları

Bu bağlamda RapidMiner paket programında veri sınıflandırılmasının belirlenmesi için son olarak K-NN yöntemi sınıflandırma algoritması olarak kullanılmaktadır. RapidMiner programında Cross Validation modülünün içerisinde K-NN Yöntemi sınıflandırma algoritması için model oluşturulmaktadır. Daha sonra RapidMiner programında Apply Model ve Performans sekmeleri kullanılmaktadır.



Şekil 5.17. K-NN Modellemesi

RapidMiner paket Programında K-NN Yöntemi sınıflandırma algoritması olarak yukarıda belirtildiği şekilde modellenmiştir. Performans çıktıları sınıflandırma algoritmasının belirlenmesini sağlamaktadır. K-NN Yöntemi sınıflandırılması için değerler aşağıdaki tabloda belirtilmiştir.

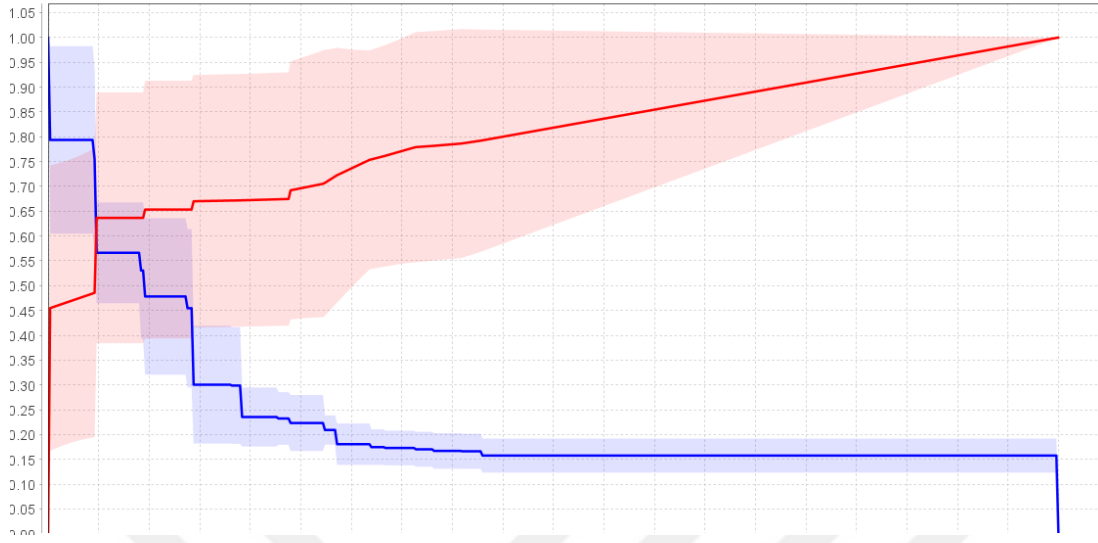
Tablo 5.14. K-NN Çıktıları

Yöntem	Doğruluk	Kesinlik	Duyarlılık	F değeri	Özgünlük	AUC
K-NN Yöntemi	88,86	77,98	61,40	70,00	96,21	0,803

K-NN Yönteminin AUC grafiği aşağıda belirtilmiştir. AUC değeri de 0,803 olarak bulunmuştur.

AUC: 0.803 +/- 0.168 (micro average: 0.803) (positive class: 2)

— ROC — ROC (Thresholds)



Şekil 5.18. K-NN AUC Grafiği

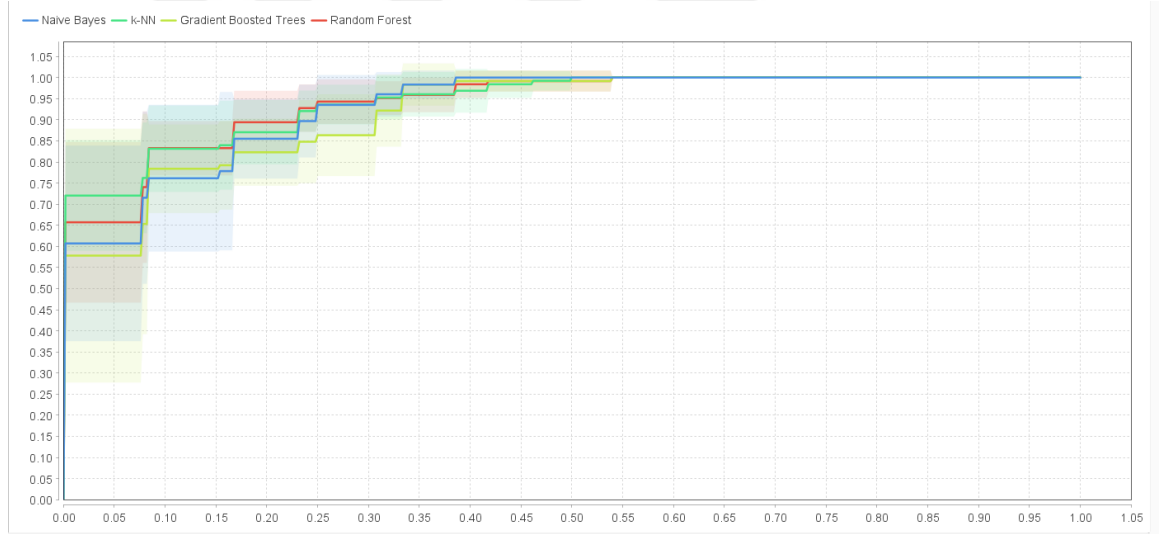
5.4.7.Sınıflandırılma algoritmalarının karşılaştırılması

Bu kısımda tek tek sonuçları verilen algoritmalar toplu bir şekilde çalıştırılarak karşılaştırılmıştır. Elde edilen sonuçlar Tablo 5.15'te ve AUC eğrisi Şekil 5.19'da verilmiştir. Bu değerler incelendiğinde Random Forest ve GBT yöntemlerinin birbirlerine yakın olarak en iyi değerleri ürettiği görülmekle beraber, AUC eğrisinde GBT yönteminin daha iyi sonuç verdiği görülmektedir.

Tablo 5.15. Sınıflandırma Algoritmaları Değerleri

Yöntem	Doğruluk	Kesinlik	Duyarlılık	F değeri	Özgünlük	AUC
Naive Bayes Yöntemi	82,53	60,83	38,33	48,35	94,35	0,809
GBT Yöntemi	88,86	79,42	66,30	69,68	94,90	0,865
K-NN Yöntemi	88,86	77,98	61,40	70,00	96,21	0,803
Random Forest Yöntemi	89,96	78,50	65,33	73,79	96,21	0,836

GBT Yöntemi aynı zamanda kriter ağırlıklandırılmasını da RapidMiner paket programında sunmaktadır. Bundan dolayı Makine Öğrenmesinde sınıflandırma algoritması GBT Yöntemi olarak seçilmiştir.



Şekil 5.19. Sınıflandırma Algoritmaları AUC Grafiği

6. SONUÇLAR VE ÖNERİLER

Çalışmada Çok Kriterli Karar Verme Yöntemlerinden AHP Yöntemi ile Makine Öğrenmesi Yöntemlerinden GBT Yöntemi kullanılarak makine operatörünün işe alım kriterlerinin ağırlıklandırılması yapılmıştır.

Çok Kriterli Karar Verme Yönteminde sadece AHP Yöntemi bulunmamaktadır. Çalışmada AHP Yönteminin kullanılmasının temel sebepleri kullanımının kolay ve anlaşılır olması, uzmanlar tarafından yapılan değerlendirmelerin daha kolay gerçekleştirilmesi ve literatürde konuyla ilgili yapılmış birçok çalışma bulunmasıdır. İK Değerlendirmesinin kriter ağırlığıyla, normalize edilen ağırlıklar çarpılarak kriter ağırlıkları bulunur. Teknik mülakatta ise kriter ağırlığıyla normalize edilen ağırlıklar çarpılarak kriter ağırlıkları bulunur. **Bu bağlamda Çok Kriterli Karar Verme Yöntemi olan AHP yöntemiyle uzmanların işe alım seçim kriterlerine verdikleri ağırlıklar belirlenmiştir. Kısacası AHP Yöntemi uzmanların makine operatörünün işe alım sürecinde kriterlerin önem derecelerini sıralamaktadır.**

AHP yöntemiyle kriter ağırlıkları aşağıda verilmiştir.

Tablo 6.1. İşe Alım Kriterlerinin AHP Yöntemiyle Ağırlıklandırılması

Kriter	Kriter Ağırlıkları
Reçme Bilgisi	0,359
Singer Bilgisi	0,284
Overlok Bilgisi	0,143
Kalite Kontrol Bilgisi	0,063
İş Deneyimi	0,058
Öğrenim Durumu	0,025
Ütü Bilgisi	0,025
Medeni Durum	0,016
Yaş Aralığı	0,012
İşe Alım Kanalı	0,011

AHP Yöntemiyle kriterlerin ağırlıklandırılmasında makine operatörünün işe alım sürecinde teknik kriterlerin öne çıktığı görülmektedir. Bu uzmanların değerlendirilmesiyle oluşmuş bir değerlendirmedir.

Tablo 6.2. AHP Yöntemiyle İşe Alım Kriter Sıralaması

Kriter	Kriter Sıralaması
Reçme Bilgisi	1
Singer Bilgisi	2
Overlok Bilgisi	3
Kalite Kontrol Bilgisi	4
İş Deneyimi	5
Öğrenim Durumu	6
Ütü Bilgisi	7
Medeni Durum	8
Yaş Aralığı	9
İşe Alım Kanalı	10

Çalışmada İstanbul’da bulunan bir tekstil firmasında makine operatörü işe alım süreci ele alınmıştır. İşe alım sürecinin objektifliğini sağlamak üzere ilk aşamada mevcut olan işe alım süreci incelenmektedir. Firmada yapılan işe alım süreçlerinin incelemesi sonucunda subjektif işe alım yapıldığı görülmüştür. İşe alım sürecinin objektifleştirilmesi amacıyla firmada iki adet yöntem uygulanmıştır. Yöntemlerden ilki Çok Kriterli Karar Verme Yöntemlerinden biri olan AHP yöntemidir. Yöntem üç adet uzman tarafından değerlendirilen işe alım süreci kriterlerinin ağırlıklandırılmasıyla neticelenmiştir. AHP Yöntemiyle uzmanların işe alım kriterlerine bakış açısı da objektif bir şekilde değerlendirilmiştir. İşe alım kriterlerinden teknik mülakat kriterleri öne çıkmaktadır.

Makine öğrenmesi yöntemlerinden GBT Yöntemiyle işe alım kriterleri değerlendirilmiştir. Makine Öğrenmesiyle işe alım yapılan makine operatörlerinden işe uygun ve işe uygun olmayanlar değerlendirilmiş, makine öğrenmesi metoduyla kriter ağırlıkları hesaplanmıştır.

Tablo 6.3. İŖe Alım Kriterlerinin GBT Yöntemi ile Ağırlıklandırılması

Kriter	Kriter Ağırlıkları
Overlok Bilgisi	0,224
Singer Bilgisi	0,185
İŖ Deneyimi	0,126
Reçme Bilgisi	0,112
Yaş Aralığı	0,110
Ütü Bilgisi	0,075
Öğrenim Durumu	0,069
İŖe Alım Kanalı	0,059
Kalite Kontrol Bilgisi	0,031
Medeni Durumu	0,005

Tablo 6.4. AHP Yöntemi ile GBT Yönteminin İşe Alım Kriter Ağırlıklarının Karşılaştırılması

Kriter	AHP Kriter Ağırlıkları	AHP Kriter Sıralaması	GBT Kriter Ağırlıkları	GBT Kriter Sıralaması
Reçme Bilgisi	0,359	1	0,112	4
Singer Bilgisi	0,284	2	0,185	2
Overlok Bilgisi	0,143	3	0,224	1
Kalite Kontrol Bilgisi	0,063	4	0,031	9
İş Deneyimi	0,058	5	0,126	3
Öğrenim Durumu	0,025	6	0,069	7
Ütü Bilgisi	0,025	7	0,059	6
Medeni Durum	0,016	8	0,005	10
Yaş Aralığı	0,012	9	0,110	5
İşe Alım Kanalı	0,011	10	0,059	8

AHP Yönteminde öne çıkan kriterler Teknik Değerlendirme kriterleridir. Reçme Bilgisi AHP Yönteminde en önemli kriterdir. Fakat GBT yönteminde Reçme Bilgisi öne çıkmamaktadır. AHP yönteminde yaş aralığı önemli bir kriter olarak öne çıkmamaktadır. GBT Yönteminde ise yaş aralığının önemli bir kriter olduğu görülmektedir. Kalite Kontrol Bilgisi AHP Yönteminde öne çıkan bir kriterdir fakat aynı durum GBT Yönteminde söz konusu değildir. AHP Yönteminde işe alım süreçleri yalnızca uzman görüşleriyle şekillenmektedir. Uzman görüşlerinde işe alım seçim kriterlerinde Teknik Değerlendirme detayları öne çıkmaktadır. GBT Yönteminde ise veri analizi yapılmış mevcut durum değerlendirilmiştir. GBT Yönteminde ise hem İK Değerlendirmesi hem de Teknik Değerlendirme detayları öne çıkmaktadır. Yapılan değerlendirmede kriterlerin homojen bir dağılım gösterdiği görülmektedir.

Çalık yaptığı çalışmada ÇKKV ve makine öğrenmesi yöntemlerinin birlikte kullanılmasında dört alternatif belirlemektedir. [22] Bu alternatiflerden ÇKKV ve makine öğrenmesi yöntemlerinin ayrı ayrı işgören seçiminde kullanılarak sonuçlarının birlikte ele alınarak ve/veya karşılaştırılarak kullanılması çalışmanın yapıtaşını oluşturmaktadır. Demir ve Çalık ise çalışmayı bir adım öteye taşıyarak bu alternatif yöntemi hazır veri setiyle somutlaştırmaktadır. [23] Bu bağlamda yapılan çalışma Çalık'ın yaptığı çalışmanın somutlaştırılmasının bir sonucu olarak ortaya çıkmaktadır.

ÇKKV Yöntemi olan AHP Yönteminde işe alım kriterleri uzman görüşleri doğrultusunda şekillenmektedir. GBT Yönteminde ise işe alım kriterleri veri analizine bağlı olarak şekillenmektedir. Buna bağlı olarak fiili durumda işe alınan makine operatörlerinin GBT Yöntemiyle analizinde Teknik Mülakat kriterleriyle İK Değerlendirmesinin homojen olarak dağıldığı görülmektedir. Uzman görüşlerinin değerlendirildiği AHP Yönteminde ise Teknik Mülakat kriterleri öne çıkmaktadır. Firmada işe alım süreçlerinde uzman görüşü ile fiili işe alım kriterleri farklılaşmalar görülmektedir. Aynı zamanda firmada bulunan uzman görüşüyle işe alım davranış ve sonuçları da farklıdır. Bu çalışmada AHP gibi ÇKKV Yöntemleri ile Makine öğrenmesi yönteminin birlikte kullanılmasının avantajı vurgulanmaktadır. Çalışmada makine öğrenmesi metoduyla fiili durum açıkça ortaya konmaktadır. Bu fiili durum işe alım süreçlerindeki subjektifliğin bir göstergesidir. Yönetici bakış açısı AHP ile belirtilmiş fakat GBT yöntemiyle aynı sonuçlara ulaşılamamıştır. Bu bağlamda bir karar destek sistem modeli oluşturulamamıştır. Literatürde oluşturulmuş olan ÇKKV

yöntemlerinin işe alım süreçlerinde kullanıldığı ulusal ve uluslararası yayınlarda yönetici bakış açısı değerlendirilmektedir. ÇKKV yönteminin dayanağı mevcut veri değil yönetici yargılarıdır. Bu nedenle GBT yöntemi yönetici yargılarının doğruluğunu sorgular niteliktedir. İki yöntemin sonuçlarının paralel çıkmamasındaki temel sebepler aşağıda belirtilmiştir.

- İşe alım süreçlerini yürüten yöneticilerin kısa periyotlarla değişmesi
- Firmanın tüm departmanlarının değişen teknolojik değişimlere ayak uydurmaması
- Yalın üretime tüm firmanın hızlı bir şekilde geçişi
- Firmaya katılan yeni müşteri kitlesi

Sonuç olarak firmada makine operatörü işe alım süreci incelenmiştir. Makine öğrenmesi yöntemlerinden GBT Yöntemi ve ÇKKV yöntemlerinden AHP Yöntemi ile işe alım kriterlerinin ağırlıklandırılarak karşılaştırılması yapılmıştır.

Çalışmanın diğer bir özgün yanı ise ulusal bağlamda işe alım süreçlerinde hem ÇKKV Yöntemlerinden AHP Yönteminin kullanılması hem de Makine Öğrenmesi Yöntemlerinden GBT Yönteminin de kullanılması ile işe alım süreçlerinde bu iki yöntemin birlikte kullanılabileceğinin ampirik olarak gösterilmesidir.

Çalışmanın gelecekte ulusal bağlamda farklı sektör ve işe alım süreçleri için bir zemin oluşturması beklenmektedir.

KAYNAKLAR

- [1] O. Erdil, L.H. Alpkın, "İnsan Kaynakları Uygulamalarıyla Örgütsel Kaynakları Uygulamalarıyla Örgütsel Araştırmaya Yönelik Bir İnceleme," *Dokuz Eylül Üniversitesi İktisadi İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 19(2), pp. 101-122, 2004.
- [2] V. Yakubovich, D. Lup, "Stages of the recruitment process and the referrer's performance effect," *Organization Science*, 17(6), pp. 710-723, 2006.
- [3] S.B. Ünalıık, "Çok Kriterli Karar Verme Yöntemi İle Yer Seçimi Kararı Üretiminde Coğrafi Bilgi Sistemlerinin Kullanımı," *Yapı Bilgi Modelleme*, 1(2), pp. 46-52, 2022.
- [4] T.G, Dietterich "Machine Learning," *Annual Review of Computer Science*, 4(1), pp. 255-306, 1990.
- [5] E. K. Doğan, A. Şentürk "Veri Madenciliği Yöntemleri İle İşveren Sektörünün Sınıflandırılması," *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, 32, pp. 227-234, 2021.
- [6] J. Han, J. Pei ve H. Tong, "Data Mining: concepts and techniques," *Morgan Kaufmann*, 2022.
- [7] R. Dass, "Data Mining in Banking and Finance: a note for bankers," *Indian Institute of Management Ahmadabad*, 2006
- [8] K. Khosravi vd., "A comparative assesment of flood susceptibility modelling using multi criteria decision-making analysis and machine learning methods," *Journal of Hydrology*, 573, pp. 311-323, 2019.
- [9] Ö. Kabadurmuş, D. Demirelöz, "Analitik Hiyerarşı Prosesi Yöntemi ile Lojistik Sektöründeki İdeal Satış Personeli Profiline Ulaşmak: Uluslararası Bir Lojistik Firma Örneği," *MANAS Sosyal Araştırmalar Dergisi*, 9(3), pp. 1788-1802, 2020.
- [10] P. Fouladi, N.J. Navimipour, "Human Resources Ranking in a Cloud-based Knowledge Sharing Framework Using the Quality Control Criteria," *Kybernetes*, 2017.
- [11] Y. Chen, C. Cheng, "A delphi-based Rough Sets Fusion Model for Extracting Payment Rules of Vehicle License Tax in the Government Sector," 37(3), pp. 2161-2174, 2010.
- [12] A. R. Afshari, M. Mojahed, RM. Yusuf, TS. Hong ve MY Ismail, "Personnel selection using ELECTRE," *Journal of Applied Sciences*, 2010.

- [13] G.S. Akar ve E. Çakır, "Lojistik sektöründe Bütünleştirilmiş Bulanık Ahp - Moora Yaklaşımıyla Personel Seçimi," *Journal of Management and Economics Research*, 14(2), pp.185-199, 2016 .
- [14] A. Ilgaz, "Lojistik Personel Seçim Kriterlerinin AHP VE TOPSİS Yöntemleri İle Değerlendirilmesi," *Süleyman Demirel Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 1(32), pp. 586-605, 2018.
- [15] D. Öztürk, M.K. Keleş, "AHP ve TOPSIS Yöntemleri Kullanılarak Motorlu Kurye Seçimi: İlaç Sektöründe Bir Uygulama," *Manisa Celal Bayar Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 18(2), pp. 275-291, 2020.
- [16] C. Cheien, L. Chen, " Data mining to improve personnel selection and enhance human capital: A case study in high-technology industry," *Expert systems with Applications*, 34(1), pp. 280-290, 2008.
- [17] M.A. Shehu, F. Saeed, "An adaptive personnel selection model for recruitment using domain-driven data mining," *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, 91(1), pp.117, 2016.
- [18] Y.C. Chuang, S.K. Hu, J.J. Liou ve G.H. Tzeng "A Data-Driven MADM Model for Personnel Selection and Improvement," *Technological and Economic Development of Economy*, 26(4), pp. 751-784, 2020.
- [19] A. Sfarishahbijari, " Workforce forecasting models: A systematic review," *Journal of Forecasting*, 37(7), pp. 739-753, 2018.
- [20] S.P. Algur, P. Bhat, N. Kulkarni, "Educational Data Mining: Classification Techniques for Recruitment Analysis," *International Journal of Modern Education and Computer Science*, 8(2), pp. 59, 2016.
- [21] V. Shehu, A. Besimi, "Improving Employee Recruitment Through Data Mining," *World Conference on Information Systems and Technologies*, 2018, pp.194-202.
- [22] E. Çalık, "İşgören Seçiminde Makine Öğrenmesi ve Çok Kriterli Karar Verme Yöntemlerinin Birlikte Kullanılmasının Değerlendirmesi," *Electronic Turkish Studies*, 16(5), 2021.
- [23] K. Demir ve E. Çalık, "İşgören Seçiminde İnsan Kaynakları Analitiği (İKA) Yaklaşımının Kullanılması," *İşletme Araştırmaları Dergisi*, 12(4), pp. 3747-3758, 2020.
- [25] J.H. Friedman, "Greedy function approximation: a gradient boosting machine" *Annals of Statistics*, pp. 1189-1232, 2001.
- [26] L. Breiman, "Random Forest," *Machine Learning*, 45(1), pp. 5-32, 2001.

- [27] G.I. Webb, E. Keogh ve R. Miikkulainen, "Naïve Bayes," *Encyclopedia of machine learning* 15, pp. 713-714, 2010.
- [28] B.W. Silverman, M.C. Jones, "E. fix and jl hodes (1951): An important contribution to nonparametric discriminant analysis and density estimation: Commentary on fix and hodes (1951)," *International Statistical Review/Revue Internationale de Statistique*, pp. 233-238, 1989.



ÖZGEÇMİŞ

İlk ve orta öğrenimini İstanbul’da tamamladı. 2012 yılında girdiği Yalova Üniversitesi Endüstri Mühendisliği Bölümünden 2017 yılında mezun oldu. 2019 yılında Lisansüstü Eğitim Fakültesinde öğrenimine devam etmektedir. 2017 yılından itibaren özel sektörde Endüstri Mühendisi olarak çalışmaktadır.

TEZDEN TÜRETİLEN YAYIN VE ESERLER

S.Aydın ve E.Çalık “İşe Alım Kriterlerinin GBT ve AHP Yöntemleri ile Ağırlıklandırılması: Ampirik Bir Çalışma,” *1st International Conference on Engineering, Natural and Social Sciences*, Konya/Türkiye, 2022, pp.238