

T.C.
SİNOP ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

DİSİPLİNLERARASI NÜKLEER ENERJİ VE ENERJİ SİSTEMLERİ ANABİLİM DALI

YÜKSEK LİSANS TEZİ

SİNOP İLİNDE DOĞAL GAZ TÜKETİM PROFİLİNİN ARAŞTIRILMASI VE
YAPAY SİNİR AĞLARIYLA MODELLENMESİ

YAZAR

Mehmet Erdem ÇELİK



DANIŞMAN

Doç. Dr. MURAT SARIKAYA

SİNOP – 2021

TEZ KABUL

Mehmet Erdem ÇELİK tarafından hazırlanan “Sinop İlinde Doğal Gaz Tüketim Profiline Araştırılması ve Yapay Sinir Ağlarıyla Modellenmesi” başlıklı bu çalışma, 25.02.2021 tarihinde yapılan savunma sınavı sonucunda başarılı bulunarak, jürimiz tarafından **YÜKSEK LİSANS tezi** olarak kabul edilmiştir.

Başkan	Dr. Öğr. Üyesi Çağrı Vakkas YILDIRIM Erciyes Üniversitesi / Havacılık ve Uzay Bilimleri Fakültesi	İmza
Üye	Doç. Dr. Murat SARIKAYA Sinop Üniversitesi / Mühendislik ve Mimarlık Fakültesi	İmza
Üye	Dr. Öğr. Üyesi Mustafa Kemal BALKİ Sinop Üniversitesi / Mühendislik ve Mimarlık Fakültesi	İmza

ETİK BEYANI

Tez Yazım Kurallarına uygun olarak hazırladığım 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, aksi bir durumda aleyhime doğabilecek tüm hak kayıplarını kabullendiğimi beyan ederim.

Mehmet Erdem ÇELİK

İÇİNDEKİLER

Sayfa

İÇİNDEKİLER	iv
SEMBOLLER VE KISALTMALAR LİSTESİ	v
ŞEKİLLER LİSTESİ.....	vii
TABLolar LİSTESİ.....	viii
ÖZET.....	ix
ABSTRACT.....	x
TEŞEKKÜR	xi
1. GİRİŞ	1
2. LİTERATÜR TARAMASI	3
3. FOSİL YAKITLAR	8
3.1. Doğal Gaz	9
3.1.1. Doğal Gaz'ın Yapısı ve Özellikleri	10
3.1.2. Doğalgazın Diğer Yakıtlara Göre Üstünlükleri.....	11
3.1.3. Dünya'da Doğalgaz Faaliyetleri ve Taşıma Yöntemleri	12
3.1.4. Türkiye'de Doğalgaz Faaliyetleri.....	16
3.1.5. Sinop İlinde Doğalgaz	17
4. TALEP TAHMİNİ	19
4.1. Talep Tahmini Kavramı.....	19
4.2. Talep Tahmin Prensipleri.....	19
4.2.1. İstatiksel Metotlarla Talep Tahmin Yöntemleri	20
5. YAPAY ZEKÂ	22
5.1. Biyolojik Sinir Ağı	22
5.2. Yapay Sinir Ağları.....	24
5.2.1. Yapay Sinir Ağları Bileşenleri	25
5.2.1. Yapay Sinir Ağları Avantajları.....	27
5.2.2. Yapay Sinir Ağları Dezavantajları	28
5.2.3. Yapay Sinir Ağları Güncel Kullanım Örnekleri.....	28
5.2.4. Yapay Sinir Ağlarının Sınıflandırılması.....	29
6. BULGULAR VE TARTIŞMA	34
6.1. Normalizasyon.....	36
6.2. Yapay Sinir Ağları ile Talep Tahmini	38
6.3. Çoklu Doğrusal Regresyon Analizi ile Talep Tahmini.....	46
6.4. Varyans Analizi	50
7. SONUÇ VE ÖNERİLER.....	52
KAYNAKÇA	54
ÖZGEÇMİŞ.....	58

SEMBOLLER VE KISALTMALAR LİSTESİ

SEMBOLLER

CH ₄	Metan
C ₂ H ₆	Etan
C ₃ H ₈	Propan
C ₄ H ₁₀	Bütan
CO ₂	Karbon Dioksit
O ₂	Oksijen
N ₂	Nitrojen
H ₂ S	Hidrojen Sülfid
Sm ³	Standart Metreküp
m ³	Metreküp
L	Litre

KISALTMALAR

Ark.	Arkadařları
BBS	Bağımsız Birim Sayısı
BSA	Biyolojik Sinir Ağları
BOTAŞ	Boru Hatları İle Petrol Taşıma Anonim Şirketi
BTE	Bakü-Tiflis-Erzurum doğal gaz boru hattı
ITG	Türkiye-Yunanistan doğal gaz enterkonneksiyonu
LM	Levenberg-Maquardt
LPG	Likit petrol gazı
MGM	Meteroloji Genel Müdürlüğü
TANAP	Trans Anadolu doğalgaz boru hattı
TBM	Tersiyer bütıl merkaptan
TL	Türk Lirası
THT	Tetrahydrothiophene
YSA	Yapay Sinir Ağları
ANOVA	Varyans analizi

ŞEKİLLER LİSTESİ

	Sayfa
Şekil 3.1. 2017 yılı enerji tüketim oranları	8
Şekil 3.2. 2016 yılı bölgesel rezerv miktarı	9
Şekil 3.3. TANAP projesi	14
Şekil 3.4. TürkAkım projesi	14
Şekil 3.5. 2018 yılı doğal gaz alım yaptığımız ülkeler ve miktarları	15
Şekil 3.6. Doğal gaz giriş noktaları	15
Şekil 3.7. 2000-2020 yılları arası tüketim profilleri	16
Şekil 3.8. Keşfi gerçekleştirilen Fatih sondaj gemisi	17
Şekil 3.9. 2019 yılı aylık doğal gaz tüketiminin aylara oranla değişim	18
Şekil 5.1. Biyolojik sinir sisteminin blok gösterimi	23
Şekil 5.2. Biyolojik sinir hücresi yapısı	23
Şekil 5.3. Örnek transfer fonksiyonu	26
Şekil 5.4. İleri beslemeli ağ için blok diyagram	29
Şekil 5.5. İleri beslemeli çok katmanlı yapay sinir ağları	30
Şekil 5.6. Geri beslemeli çok katmanlı	31
Şekil 5.7. Danışmanlı öğrenme yapısı	32
Şekil 5.8. Danışmansız öğrenme yapısı	33
Şekil 5.9. Destekleyici öğrenme	33
Şekil 6.1. Tablo 6.1'den elde edilen sıcaklıklara göre aylık tüketim	35
Şekil 6.2. Abone sayılarına göre aylık tüketim	36
Şekil 6.3. Önerilen yapay sinir ağının yapısı (3-10-1)	39
Şekil 6.4. Ağ yapısı ve ağın eğitimi.....	40
Şekil 6.5. R Performans Parametresi Değerleri Grafikleri 3-10-1 LOGSIG	41
Şekil 6.6. R performans grafikleri 3-8-1 LOGSIG	42
Şekil 6.7. R performans grafikleri 3-8-1 TANSIG	43
Şekil 6.8. R performans grafikleri 3-10-1 TANSIG	44
Şekil 6.9. Tahmini veriler ve gerçek verilerin karşılaştırılması	45
Şekil 6.10. Çoklu regresyondan elde edilen aylık tüketim ve hesaplanan aylık tüketim bilgileri karşılaştırılması	49
Şekil 6.11. Hataların dağılımı.....	50

TABLÖLER LİSTESİ

	<u>Sayfa</u>
Tablo 3.1. Doğal gaz bileşenleri	10
Tablo 3.2. Yakıtların ısı değeri	11
Tablo 5.1 YSA ve BSA benzerlikleri	24
Tablo 6.1. Kullanılacak olan veriler.....	34
Tablo 6.2. Sıcaklık, abone sayısı, birim fiyat ve aylık tüketim normalizasyon değeri	37
Tablo 6.3. YSA sonucu bulunan dermolize edilmiş tahmini aylık tüketim verileri	45
Tablo 6.4. YSA ile yapılan farklı ağ yapılarının karşılaştırılması	46
Tablo 6.5. Katsayılar ve güven aralığı	47
Tablo 6.6. Regresyon İstatistikleri	47
Tablo 6.7. Çoklu Regresyon Analizi Tahmin Sonuçlar	48
Tablo 6.8. Varyans Analizi	51

ÖZET

SİNOP İLİNDE DOĞAL GAZ TÜKETİM PROFİLİNİN ARAŞTIRILMASI VE YAPAY SİNİR AĞLARIYLA MODELLENMESİ

Bu tezde, yapay sinir ağları ve çoklu regresyon analiz yöntemleri kullanılarak Sinop ili için doğal gaz tüketim tahmini yapılmıştır. Doğal gaz tüketimini etkileyen faktörler olarak, sıcaklık, kullanıcı sayısı, birim fiyat dikkate alınmış ve aylık tüketim miktarı tahmin edilmeye çalışılmıştır. Yapay sinir ağlarında nöron sayıları ve aktivasyon fonksiyonu değerleri değiştirilip en uygun yöntem bulunmuştur. Tahmin çalışmalarında R^2 değerleri karşılaştırılmıştır. Ayrıca, varyans analizi (ANOVA) yapılarak giriş parametrelerinin doğalgaz tüketimi üzerindeki etkisi istatistiksel olarak araştırılmıştır. Sonuç olarak, yapay sinir ağları yönteminin çoklu regresyon analizi yöntemine kıyasla başarılı sonuçlar verdiği gözlemlenmiştir. Yapay sinir ağlarında, en başarılı sonucu veren ağ mimarisi olarak 3-10-1, transfer fonksiyonu olarak LOGSIS ve eğitim fonksiyonu olarak Levenberg-Maquardt bulunmuştur. Bu ağ yapısında R^2 değeri 0,99346 olarak hesaplanmıştır. Yapay sinir ağlarının Sinop ili için doğal gaz tüketim tahmininde kullanılabileceği görülmüştür.

Anahtar Kelimeler: Doğalgaz, Sinop İli, Doğalgaz Tüketim, Yapay Sinir Ağları.

ABSTRACT

RESEARCH OF NATURAL GAS CONSUMPTION PROFILE IN SINOP AND MODELING WITH ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

In this thesis, natural gas consumption is estimated for Sinop city by using artificial neural networks and multiple regression analysis methods. As factors affecting natural gas consumption, the temperature, number of users, unit price were taken into consideration and the monthly consumption amount was tried to be estimated. In artificial neural networks, the number of neurons and activation function values were changed and the most suitable method was found. R^2 values were compared in the prediction studies. Also, the effect of input parameters on natural gas consumption was statistically investigated by performing analysis of variance (ANOVA). As a result, it was observed that the artificial neural networks method gave successful results as compared to the multiple regression analysis method. In artificial neural networks, the most successful results were obtained from 3-10-1 as the network architecture, LOGSIS as a transfer function and Levenberg-Maquardt as a training function. In this network structure, the R^2 value was calculated as 0.99346. It has been seen that artificial neural networks can be used in natural gas consumption estimation for Sinop province.

Key Words: Natural Gas, Sinop Province, Natural Gas Consumption, Artificial Neural Networks.

TEŞEKKÜR

Tez çalışmam sırasında kıymetli bilgi, birikim ve tecrübeleri ile bana yol gösteren ve desteğini hiçbir zaman esirgemeyen değerli danışman hocam sayın Doç. Dr. Murat SARIKAYA' ya, ilgisini ve sonsuz sevgisini esirgemeyen annem Aynur ÇELİK' e, her zaman tecrübesi ile destek olan babam Şefik ÇELİK' e, beni daima motive eden sevgili kardeşim Gamze ÇELİK' e ve bilgisayar konusundaki bilgi ve tecrübelerini esirgemeyen kuzenim Mert ÇELİK' e çok teşekkür ederim.



Mehmet Erdem ÇELİK

1. GİRİŞ

Doğal gaz, kömür ve petrol uzun yıllar süresince sıcaklık ve basınç altında kalan canlı artıklarının, yapısal değişim gösterip günümüze kadar ulaşan enerji kaynaklarıdır. Yapısında karbon oranı yüksektir ve bu sebeple enerji verimi yüksektir. Doğal gaz çok eskilerden günümüze kadar ulaşan ve kullanımı halen birçok ülkede giderek artış gösteren bir enerji kaynağı olmayı sürdürmektedir. Doğal gaz, 1988 yılından itibaren Türkiye’de kullanılmaya başlanılmıştır. 2014 yılından itibaren ise Sinop ilinde kullanılmaya başlanılmıştır.

Ülkemizde son yıllarda doğalgaz ihtiyacı 55 milyar m³ civarına yükselmiştir ve bu artışa paralel olarak komşu ülkeler ile doğalgaz ithalatı için antlaşmalar yapılmıştır. Doğal gaza olan talebin yüksek olmasının sebepleri arasında özellikle ısıtma için konforlu olması, elektrik üretiminde verimli olması ve fiyatının nispeten uygun olması gibi birçok faktör bulunmaktadır. Talep arttığı için tek bir kaynaktan alım yetersiz kalmaktadır. Ayrıca, bazı bölgelerden taşıma maliyetleri yüksektir, bu nedenle diğer yakıtlara göre rekabet etmek zor olacağı için doğal gazın alım kaynaklarının çeşitlendirmesi ihtiyacı doğmuştur. Buna bağlı olarak birçok ülkeyle doğal gaz alım anlaşmaları yapılmak zorunda kalınmıştır. Son yıllarda yapılan keşifler sonucu ülkemizde özellikle Karadeniz bölgesinde yüksek miktarda doğalgaz rezervi bulunmuştur. Bu keşif ülkemiz için enerji çeşitlendirilmesi açısından oldukça önemlidir. 2020 yılında Fatih sondaj gemisi tarafından Sakarya bölgesinde yapılan keşifte de yüksek miktarda doğal gaz rezervi bulunmuştur. Ancak bu kaynak çıkarılana kadar doğal gazda dışa bağımlılığımız devam edeceği de bir gerçektir.

Yıllık doğal gaz ihtiyacımızı karşılamamız için ihtiyacımız olan doğalgazın tahminlerini yaparken yapılabilecek muhtemel hataların ülkemizi ekonomik açıdan zora sokacağı kesindir. Literatür taramasında da görüleceği üzere, doğal gaz talep tahmini konusunda birçok çalışma yapılmıştır. Doğal gaz tüketim tahmin yöntemlerinden bazıları; Zaman Serileri, Regresyon Modelleri, ARIMA Modelleri Bulanık Mantık, Yapay Sinir Ağları, Destek Vektör Mekanizmaları, Genetik Algoritmaları ve Optimizasyon gibi modeller olarak sıralayabiliriz. Sinop ilinin de doğalgaz ihtiyacı konusunda herhangi bir olumsuzlukla karşı karşıya kalmaması için tahminlerin yüksek doğruluk oranıyla yapılması gerekmektedir.

Bütün bunlar dikkate alınarak, bu tezde yapay sinir ağıları ve çoklu regresyon analizi ile doğal gaz tüketim tahmini yapılmıştır. Sinop şehir merkezi için gerçek veriler kullanılmış ve tahmin verileri ile gerçek veriler ile karşılaştırılmıştır. Ülkemizde hatta dünyada giderek artan nüfus ve bununla eşdeğer olarak artan enerji ihtiyacına bağlı olarak böyle bir çalışmanın yerel bazda faydalı olacağı düşünülmektedir. Çalışmada, Sinop Akmercan Doğal Gaz dağıtım şirketinden alınan doğal gaz tüketim verileri ve Sinop Meteoroloji bölge müdürlüğünden alınan sıcaklık verileri kullanılmıştır.



2. LİTERATÜR TARAMASI

Bu bölümde, çeşitli alanlarda yapay sinir ağlarının kullanıldığı literatürdeki bazı çalışmalar incelenmiş ve araştırmacıların elde ettiği sonuçlar özetlenmiştir.

Öksüz (2019), yaptığı çalışmada yapay sinir ağları kullanarak Denizli ili konut abonelerinin elektrik tüketiminin tahminini yapmıştır. Ocak-2008 ile Temmuz-2019 yılları arasındaki aylık veriler kullanılmıştır. Denizli ili için girdi değerlerinde abone sayısı, nüfus sayısı, elektrik birim fiyat, işsizlik ve sıcaklık esas alınmıştır. Çıktı olarak ise aylık tüketim değerleri kullanarak yapay sinir ağları yöntemi ile MATLAB' ın nntool komutu ile Denizli ili için tüketim tahmini yapılmıştır. Yapay sinir ağlarının yapılarının davranış biçimleri incelenmiş, gerçek veriler ile tahmin verileri arasında karşılaştırılmıştır. Korelasyon değeri 0,6094 ile uygun seviyede olduğunu gözlemlemiştir.

Ömürbek ve ark., (2019) çalışmalarında banka karlılık tahmin değerlerini elde etmeyi amaçlanmıştır. Çalışmalarında yedi adet bankanın verileri ele alınmıştır. Bu değerler kullanılarak yapay sinir ağı modeli kurulmuştur. Tahmin verileri ile gerçek veriler arası ortalama mutlak hata oranları hesaplanmıştır. Bu hata değerleri iyi ve çok iyi olarak isimlendirilmiştir. Bu değerler örnek alınarak ileriki dönemler için karlılık tahmini yapılmıştır. Oluşturulan modelin güvenlik oranı en az %88 olduğu için sonuçların güvenilir olduğu ve YSA'nın başarılı sonuçlar verdiği rapor edilmiştir.

Tekin (2019) yaptığı çalışmada farklı algoritma modelleri ve ağ mimarileri denenmiştir. Bu çalışma sonunda ileri beslemeli geri yayımlı, Levenberg Marquardt algoritması ve TANSIG aktivasyon fonksiyonunun kullanıldığı, girdi katmanında 12, gizli katmanda 10 nöronun bulunduğu ve tek çıktı üreten bir YSA modelinin verdiği sonuçların en başarılı olduğunu ortaya koymuştur.

Calp (2018), yaptığı çalışmada, işyerlerinde yapılan yemek miktarını veya ihtiyaç olunan personel miktarını yapay sinir ağları yardımı ile talep tahmini yapan bir ağ modeli tasarlamıştır. Model, gerçek verilerle test edilmiş ve sonuçlar verilmiştir. Yazar sonuçları incelendiğinde, yapay sinir ağları modelinin oldukça başarılı tahminler gerçekleştirebildiğini gözlemlemiştir. Model oluşturulurken gizli tabakadaki nöron sayısının seçiminin yüksek veya düşük seçilmesinin ağın performansını etkilediği gözlemlenmiştir. Genel olarak bakıldığında yapay sinir ağlarının oldukça başarılı olduğu görülmüştür.

Uygun (2015), yapay sinir ağıları tahmin konusunda çok başarılı sonuçlar ortaya koyduğunu ve doğrusal olmayan problemleri modelleyebilmesiyle ile diğer tahmin yöntemlerinin ilerisinde olduğunu belirtmiştir. Yazar, uygulama çalışmasında yapay sinir ağıları ile 6132 saatlik veri ile ağı eğitimi yapılmış ve 1314 saatlik veri ile doğrulama testi gerçekleştirmiştir. Test sonucunda tahmin verileri ile gerçek verileri kıyaslamıştır. Sonuçta, hata payının çok düşük olduğu gözlemlenmiştir. Ağı olumlu bir şekilde oluşturulduğu ve tahmin işlemlerinde kullanılmaya uygun olduğu ifade edilmiştir.

Taşkın (2018) yaptığı çalışmada Ankara ili için yapay sinir ağılarını kullanarak doğal gaz tüketim tahmini yapmıştır. Ağı girdi değerleri olarak nem, sıcaklık tahmini, minimum sıcaklık, maksimum sıcaklık hissedilen minimum sıcaklık, hissedilen maksimum sıcaklık, abone sayısı ve ısı değeri kullanılmıştır. Çıktı değeri olarak aylık tüketim verileri esas alınmıştır. Çalışmada kullanılan verilerin ilk iki yıla ait dataalarını yapay sinir ağını eğitmek için kullanılmıştır. Yazar, son bir yıllık datasını ise test ve doğrulama için kullanmıştır. Eğitim algoritması olarak Levenberg-Maquardt (LM) öğrenme algoritması seçilmiştir. Oluşturulan ağ modeli ileri beslemeli ve tek gizli tabakalı yapay sinir ağıdır. Çalışmada, MATLAB' ın yapay sinir ağıları modülü kullanılmıştır. Modelin başarısını ölçmek R^2 performans katsayısı incelenmiştir. Gizli tabakadaki nöron sayısı 2 ve Tanjant-sigmoid fonksiyonun en başarılı sonuçları verdiği gözlemlenmiştir. Ayrıca, R^2 sonucunun 0,9772 olduğu bulunmuştur. Bu değer göz önünde bulundurulduğunda sonuçların gerçek değerlere yakın olduğu ve yapay sinir ağıları ile doğal gaz tüketim tahmini yapmaya uygun olduğu sonucuna varılmıştır.

Aydın ve ark., (2018) yaptıkları çalışmada, sıcaklık faktörünü girdi olarak kullanarak YSA metodu ile elektrik tüketim tahmini yapmışlardır. 2012 Ocak ve 2016 Kasım tarihleri arasındaki verilerini MATLAB'ta LM algoritması kullanarak tahmin etmişlerdir. Hata oranları incelendiğinde ile sonuçların başarılı olduğu gözlemlenmiştir.

Ulucan ve ark., (2017) yaptıkları çalışmada konaklama işletmelerinde talep tahmini yöntemlerine ek olarak YSA ile talep tahmini yapılmıştır. Çalışmaların sonucuna göre YSA'nın talep tahmini için uygulanabilir olduğu gözlemlenmiştir.

Akın (2017), yaptığı çalışmada Konya iline ait günlük doğal gaz tüketim talep tahmini yapmıştır. Girdi parametreleri; doğal gaz kullanan abone sayısı, sıcaklık, nem, rüzgâr hızı, yağış miktarı, gün öncesi sıcaklıkları ve gün öncesi sıcaklık farkları ve diğer önemli parametreler (derece gün, hissedilen sıcaklık, windchill) ve doğal gaz fiyatını temel almıştır. Çalışmada Levenberg Marquardt (LM) algoritmasını tahmin konusundaki başarısından dolayı öğrenme

algoritması olarak tercih edilmiştir. Çalışmada, gizli tabakada aktivasyon fonksiyonu LOGSIS ve çıkış tabakasında Pure-linear aktivasyon fonksiyonları kullanılmıştır. Çıkış değeri ise girdileri kullanarak, öğrenme sonucu aktivasyon fonksiyonu tarafından belirlenen çıktıdır. Çalışmadaki 2005-2015 yılları arasındaki verileri Sm^3 biriminden doğal gaz tüketim miktarlarından oluşmaktadır. Bu çalışma kapsamında, 2005-2015 yıllarına arasındaki 11 yıllık verinin ilk 10 yıllık bölümü ağı eğitimi için, 1 yıllık veri ise (2015 yılı) ağı testi için kullanılmıştır. Yapay sinir ağı ile elde edilen sonuçlar, basit ve çoklu doğrusal regresyon modelleriyle karşılaştırılmıştır. Basit doğrusal regresyon modelinde $R^2 = 0,779$, çoklu doğrusal regresyon modelinde $R^2 = 0,967$, yapay sinir ağıyla üretilen model sonucu $R^2 = 0,9940$ değerini almıştır. R değerleri incelendiğinde yapay sinir ağlarının diğer yöntemlere göre daha başarılı olduğu gözlemlenmiştir.

Pabuçcu ve ark., (2016), yaptıkları çalışmada AB ülkelerinin ve Türkiye'nin 1990-2030 yılları arasında girdi değeri nüfus sayısı, enerji üretimi, enerji tüketimi, ulaşım için harcanan enerji ve sera gazı emisyon oranları baz almışlardır. Böylelikle, 2020-2030 yılları arası sera gazı emisyon oranları YSA modeli kullanılarak tahmin edilmiştir.

Altıntaş (2015), yaptıkları çalışmalar sonucunda oluşturulan YSA modeli ile tahmin edilen sıcaklık değeri ile gerçek değerler benzerlik gösterdiğini tespit etmiştir. Modellerinde, R^2 değeri 0,97 oranına ulaşmıştır. Bu değere göre tahminlerin başarılı olduğu sonucuna varmıştır.

Şahin (2014), yaptığı çalışmada YSA eğitiminde 17 veri eğitim için, 7 veri ise test için kullanmıştır. 3-4-5-3-1 ağına yüzde değeri (R^2) eğitim için 0,99999, test için 0,991702; istatistiksel hata değeri (RMS) eğitim için 0,000016, test için 0,00179 ve ortalama yüzde hata oranı (MAPE) değeri eğitim için 0,0604924, test için 0,439134 olarak gözlenmiştir. Çıkan sonuçlara göre, bu kadar az veriyle yüzey pürüzlülüğü tahmininin başarılı sonuçlar verdiği tespit edilmiştir.

Akgül ve ark., (2013) yaptıkları çalışmada Türkiye için doğalgaz tüketim tahmini yapmışlardır. Zaman serisi analizi ve YSA modelleri kullanılmıştır. Test ve eğitim verileri için en küçük MSE (Mean Squared Error) değerleri baz alınarak uygun modeller seçilmiştir. Sonuç olarak uygun ağ yapısı seçilip yeterli veri olduğu durumda YSA'nın başarılı sonuçlar verdiği gözlemlenmiştir.

Erdoğan ve ark., (2012) çalışmalarında YSA kullanarak beyaz eşyalar için günlük talep tahmini yapılmıştır. YSA modeli MATLAB programı kullanılarak yapılmıştır. Çalışma sonucunda YSA'nın talep tahmini için uygun olduğu bulunmuştur.

Demirceylan (2012), yaptığı çalışmada 2007-2011 Şubat ayına kadar olan veriler kullanılmıştır. Yapay sinir ağı tahmin modeli Alyuda NeuroIntelligence programı yardımıyla yapılmıştır. Bu programda 18:46:1 yapılı yapay sinir ağı kullanılmıştır. Bu ağ yapısı en uygun algoritma olan hızlı yayılım algoritması ile eğitildikten sonra doğrulanıp test edilmiştir. Bu çalışmada aynı veriler kullanılarak çoklu doğrusal regresyon analizi yapılmıştır. Çoklu regresyon analizin de Microsoft Excel 2010 programı kullanılarak yapılmıştır. Yapılan her iki yöntemi karşılaştırmıştır ve yapay sinir ağlarına ait hata değeri daha düşük olduğu gözlemlenmiştir. Yapay sinir ağına ait R^2 değeri %100'e daha yakındır. Bu yüzden yapay sinir ağı daha iyi sonuçlar vermiştir.

Selahattin ve ark., (2012), çalışmalarında YSA'nın, veriler arasındaki doğrusal olmayan ilişkileri öğrenebilir ve genelleme yaparlar ve bu özellikleri sayesinde daha önce hiç karşılaşmadığı soruları cevaplayabileceğini vurgulamışlardır. Bu özelliklerinden dolayı yapay sinir ağları, tahmin etmede etkili bir yöntem olarak kullanılabileceği rapor edilmiştir.

Karahan (2011), yaptığı çalışmada Malatya iline ait kuru kayısının ihracat talep tahminini yapılmak üzere oluşturulan YSA modelini ayrıntılı olarak tanıtmıştır. Talep tahmin yöntemlerinden yapay sinir ağı modelini kullanılarak, Malatya ili kuru kayısı ürününe ait ihracat talep tahmini yapılmıştır. Yapılan araştırma sonucuna göre yapay sinir ağlarının uygulanabilir sonuçlar verdiği gözlemlenmiştir.

Yücesoy (2011), yaptığı çalışmada yapay sinir ağları kullanılarak temizlik kâğıtları sektöründeki yıllık temizlik kâğıt satışları ile ilgili model uygulanmıştır. Ayrıca regresyon analizi ve yapay sinir ağları yöntemleri ile talep tahmini yöntemi karşılaştırılmıştır. Yapay sinir ağları yönteminin etkili bir yöntem olduğu çalışmada vurgulanmıştır.

Karlık ve ark., (2009) çalışmalarında İstanbul ili için doğal gaz tüketim tahmini yapmışlardır. Araştırmalarında, Conjugate Gradient Descent Algoritması kullanmışlardır. Yapılan çalışmada hata oranlarına bakıldığında YSA'nın doğalgaz tüketim tahmini yapılmasında uygun olduğu gözlemlenmiştir.

Marzano ve ark., (2005), yaptığı çalışmada önceden kullanılmış regresyon analizine ek olarak ileri beslemeli yapay sinir ağlarını bulutların yağış oranlarını belirlemek için kullanmışlardır. Elde ettikleri sonuçlara göre yapay sinir ağlarının oldukça etkili olduğunu ortaya konulmuştur. Çevik (2009), Isparta ili ve ilçelerinin aylık yağış değerleri inceleyerek, Isparta ilinin aylık yağış miktarı üzerinde etkili olan istasyonlar sıralanmıştır. Bu sıralamaya göre, 2 girdi olan (Senirkent ve Uluborlu) YSA2 modeli, 3 girdi olan (Senirkent, Uluborlu ve Eğirdir) YSA3 modeli ve 4

girdili (Senirkent, Uluborlu, Eğirdir ve Yalvaç) YSA4 modelleri geliştirilmiştir. Bu modeller incelenmiştir ve en başarılı sonuç dört parametrelili olan YSAL4 (4,3,1) modelinden elde edilmiştir. Bu dört girdili ağ modeli %83 oranında yaklaşım sağladığı görülmüştür. Böylece bu modelin Isparta ili için yağış tahmininde güvenli bir yöntem olduğu gözlemlenmiştir.

Adıyaman (2007), yaptığı tez çalışmasında Türkiye’de kuyumculuk sektöründe faaliyet gösteren bir şirketin İstanbul ili içinde yedi adet satış mağazasının verilerini esas alarak ürünler için talep tahminini yapmaya çalışmıştır. 1997-2006 yılları arası aylık altın satış verileri ayarlar ve gram bazında değerlendirildikten sonra düşük işçilik ve yüksek işçilik olmak üzere iki bölüme ayrılmıştır. Satışların aynı birimden üzerinde değerlendirilmesi için bütün satış verileri kuyumculuğa özel ölçü birimi olan HAS ölçü birimine çevrilmiştir. Yapay sinir ağlarının uygun mimarisini elde etmek için parametre analizi yapılmış ve en uygun ağ yapısı elde edilmiştir. 1997-2005 yılları arasındaki 8 yıllık veriyi ağı eğitmek ve doğrulama yapılması için ayrılmış, 2006 yılındaki verileri ise ağın testi için kullanılmıştır. Yapılan tahmin sonucunda yüksek işçilik için ürünleri %98,7 oranında bir başarı elde edilirken, düşük işçilik için ürünler için %97,7 oranında başarı sağlamıştır. Ortalama başarı oranı ise %98,2 olarak gerçekleşmiştir. Bu sonuçların oldukça başarılı olduğu gözlemlenmiştir.

Çuhadar ve ark., (2009), zaman serisi yöntemlerinden Üstel Düzleştirme ve Box-Jenkins yöntemleri ile farklı özellikteki YSA modellerinin tahmin başarılarını karşılaştırılarak en yüksek doğruluğu veren modelin belirlenmesi ve bu model yardımıyla Antalya iline yönelik aylık dış turizm talebi tahminlerinin yapılmasını amaçlamışlardır. Uygulanan yöntemlerden elde edilen tahmin sonuçlarına göre en başarılı tahmin metodunun YSA olduğu rapor edilmiştir.

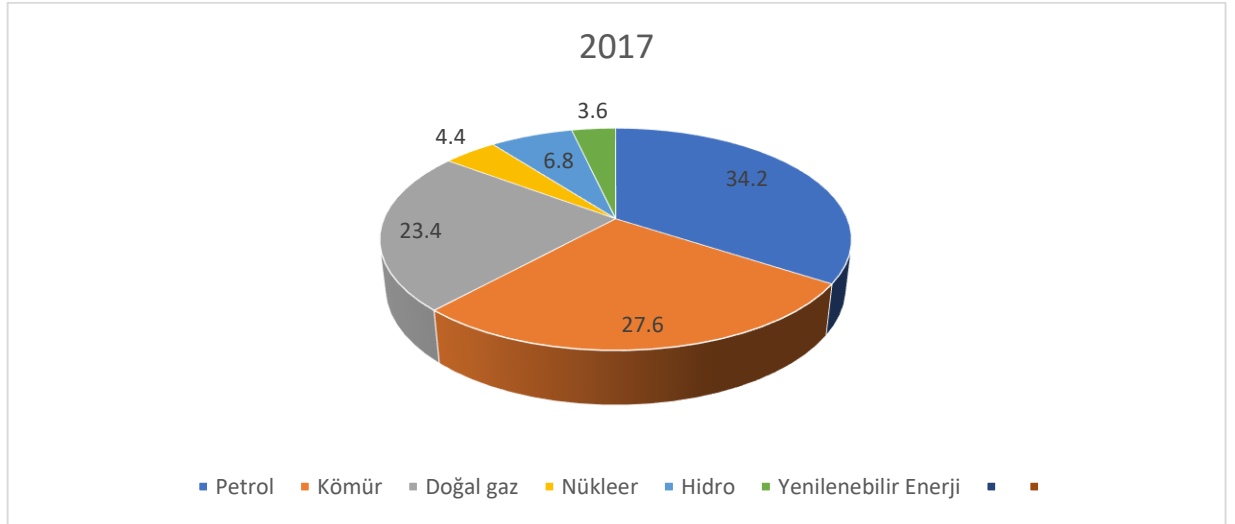
Literatür taraması değerlendirildiğinde yapay sinir ağlarının doğal gaz tüketim tahmininde, banka karlılık tahmininde, konaklama işletme talep tahminine kadar birçok alanda kullanılabileceği görülmektedir. Literatürde, Sinop ili için doğal gaz tüketim tahmini için yapılan bir çalışmaya rastlanılmamıştır. Sinop ilinde yapay sinir ağları, regresyon analizi kullanılarak doğal gaz tüketim tahmini yapılması doğal gazın yeterli kadar temin edilmesi ve buna bağlı oluşabilecek problemlerin önüne geçilmesi için oldukça önemli olacaktır. Dolayısıyla, tüm bunlar dikkate alınarak, bu tez çalışmasında Sinop ilinin doğal gaz tüketim profilinin çıkarılması için yapay sinir ağları, çoklu regresyon analizi ve ANOVA analizi gibi modelleme ve istatistiksel yöntemler kullanılmış ve elde edilen bulgular sunulmuştur.

3. FOSİL YAKITLAR

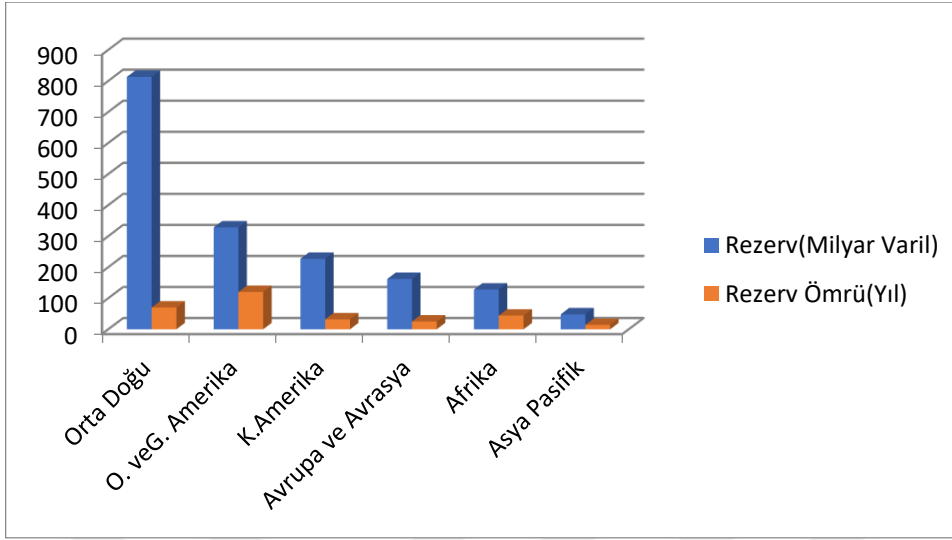
Fosil yakıtlar milyonlarca yıl toprak altında kalan bitki ve hayvan artıklarının belirli sıcaklık ve basınç altında kalması üzerine oluşmuşlardır. Günümüzde artan nüfus ve enerji ihtiyacına bağlı olarak fosil yakıt rezervleri hızlı bir şekilde azalma göstermektedir. Şekil 3.1’ de enerji tüketim oranları gösterilmiştir. Grafik incelendiğinde diğer enerji kaynaklarına oranla fosil yakıtların tüketim oranlarının yüksek olduğu görülmektedir. Dünyadaki enerji ihtiyacının %81’i fosil yakıtlardan karşılanmaktadır. BOTAŞ (BOTAŞ, 2016) tarafından yapılan araştırma sonuçlarına göre 2040 yılında etkin olarak kullanılacak enerji kaynağı fosil yakıtlardır.

Dünya üzerinde ispatlanmış olan petrol yaklaşık olarak 1,7 trilyon varil değerine yakındır ve bu miktar 52 yıl boyunca yetebilecek kapasitededir. Petrol rezervinin %60’ı kara, %37’si deniz ve %3’ü buzullarda yer almaktadır. Rezerv üretim oranları incelendiğinde Amerika ilk sıradadır. Doğal gaz 61 yıl ve kömür 122 yıl süresince ihtiyacı karşılayacak kapasitedir. Gelişen teknoloji ile her geçen gün yeni kaynaklar bulunmakta ve kaynaklara ulaşmak kolaylaşmaktadır (Başkanlığı, 2016).

Fosil yakıtların avantajlarından bahsederek bitki ve hayvan kalıntılarının uzun yıllar sıcaklık ve basınç etkisi ile toprak altında kalmasıyla ilişkili olarak karbon oranı yüksektir bu nedenle enerji verimi yüksektir ve az miktarı yüksek enerji verebilir. Doğada hazır olarak bulunurlar, hava koşullarından etkilenmezler (Anonim, 2020).



Şekil 3.1. 2017 yılı enerji tüketim oranları (BP, 2017)



Şekil 3.2. 2016 yılı bölgesel rezerv miktarı (BP, 2016)

Şekil 3.2’de grafik incelendiğinde en yüksek rezerv miktarı sırası ile Orta Doğu, Orta ve Güney Amerika, Kuzey Amerika olduğu görülebilir.

3.1. Doğal Gaz

Doğalgaz, geçmişten günümüze kullanımı artarak devam eden fosil kaynaklı bir enerji kaynağıdır. Isınma, mutfak, sıcak su, sanayi, otomotiv, elektrik üretimi vb. gibi birçok alanda kullanılır. Doğalgaz ilk olarak M.Ö. 900’lerde Çin’de kullanılmaya başlandığı, M.S. 950-1150’de kullanım amaçlı bambu kamışları ile taşınmıştır. 17.yy civarında İtalya doğal gaz ile ısınma ve aydınlatma amacı ile kullandıklarına gösteren kalıntılar bulunmuştur. Amerika ilk gazı 1800’lerin başında Charleston bölgesindeki çevresindeki doğal gaz rezervlerinden bulunmuştur. 1920’lerde boru hattı ile iletimin artması ile doğal gaz kullanımındaki artış, özellikle II. Dünya Savaşı’ndan sonra sürekli devamlılık göstermiştir. 1900’lerin ikinci döneminden itibaren dünyanın pek çok bölgesinde ve özellikle Rusya’da yüksek miktarda gaz rezervlerinin keşfi ile kullanım daha da artmıştır. Bu tarih itibari ile Dünya çapında doğalgaz piyasası gelişim göstermeye başlamıştır. Teknolojinin gelişim göstermesi ile doğal gaz sıvılaştırılmıştır. Doğal gazın nakli 60’lı yıllardan sonra ivme kazanmıştır. 70’li yıllardaki petrol krizi sonrası doğal gaz talebi artış göstermiştir. Sanayisi gelişmiş olan Avrupa ülkeleri doğalgazı

daha fazla kullanmaya başlamıştır. Çelik borulara göre dayanımı yüksek olan boruların ortaya çıkması ile doğalgaz kullanımını katlanarak arttırmıştır (Bayraç, 2018).

Doğal gaz günümüzde konutlarda ısıtma, yemek pişirme, sıcak su ihtiyacını karşılamada ek olarak otellerde, hastanelerde, alışveriş merkezlerinde, fabrikalarda, elektrik üretiminde, motorlu taşıtlarda vb. gibi birçok alanda kullanılmasına rağmen özellikle ısınma ihtiyacında diğer yakıt türlerine göre birçok avantajı olması sebebi ile ön plana çıkmaktadır. Düşük emisyon oranlarına sahip olması, çevre dostu olması, yüksek ısıl değere sahip olması, depo ihtiyacının olmaması gibi birçok avantaja da sahiptir.

3.1.1. Doğal Gaz'ın Yapısı ve Özellikleri

Doğal gaz yapı olarak renksiz, kokusuz, yanıcı, havadan hafif bir gazdır. Ayrıca yandığında büyük bir ısı kaynağı oluşturur. Kömür gibi bir yakıta kıyasla emisyon oranları oldukça düşüktür. Kokusuz bir gazdır ve kaçak durumunda olması halinde kokulandırmak için yaygın kullanım % 70 THT (tetrahidrotiyofen) ve %30 TBM (tersiyerbütülmerkaptan) karışımından oluşur. Bu koku genel olarak “çürük yumurta kokusu” olarak tanımlanabilir. Aşağıdaki tablolarda doğalgazın yapı bileşenleri ve diğer yakıtlara göre ısıl değerleri karşılaştırılmıştır. Tablo 3.1’de doğal gaz bileşenleri gösterilmiştir. Tablo 3.2’de yakıt türlerini ısıl değerleri gösterilmiştir.

Tablo 3.1. Doğal gaz bileşenleri

	Doğal gaz Bileşenleri	
Metan	CH ₄	%70-%90
Etan	C ₂ H ₆	%0-%20
Propan	C ₃ H ₈	
Bütan	C ₄ H ₁₀	
Karbon Dioksit	CO ₂	0-8%
Oksijen	O ₂	0-0.2%
Nitrojen	N ₂	0-5%
Hidrojen Sülfid	H ₂ S	0-5%
Seyrek Gazlar	A,He,Ne,Xe	Trace

Tablo 3.2.Yakıtların ısııl değerleri

Yakıt Tipi		Birim		
			Üst Isıl Değer	Alt Isıl Değer
Gaz Yakıtlar	Kömür Gazı	Kcal/m ³	4300	3900
	LPG	Kcal/kg	11800	10600
	LPG	Kcal/litre	6000	5400
	Doğal Gaz	Kcal/ m ³	9155	8200
Sıvı Yakıtlar	Benzin	Kcal/kg	11200	10500
	Benzin	Kcal/litre	8400	7900
	Mazot	Kcal/kg	10900	10100
	Mazot	Kcal/litre	9200	8500
	Hafif Fuel -Oil	Kcal/kg	10400	9800
	Hafif Fuel -Oil	Kcal/litre	9700	9100
	Ağır Fuel -Oil	Kcal/kg	10100	9400
	Ağır Fuel -Oil	Kcal/litre	9900	9200
Katı Yakıtlar	Taş Kömürü (maks)	Kcal/kg	7300	7100
	Taş Kömürü(ort)	Kcal/kg	6400	6100
	Linyit Yüksek Kalite	Kcal/kg	5100	4800
	Linyit Düşük Kalite	Kcal/kg	3200	2500
	Petrol Koku	Kcal/kg	8000	7900
	Endüstriyel Kok	Kcal/kg	6700	6500
	Odun	Kcal/kg	3800	3400

3.1.2. Doğalgazın Diğer Yakıtlara Göre Üstünlükleri

- Doğalgaz (CNG) araç motorlarında kullanılabilir verimi yüksektir.
- Kokusu yoktur sızıntı olması durumunda fark edilmesi için özel olarak kokulandırılmıştır.
- Doğal gaz ile çalışan bir motor diğer yakıtlara oranla daha dayanıklı ve daha uzun ömürlüdür.
- Doğal gaz boru hatları ile taşındığından araç maliyetini ve araçların yoldaki kaza ihtimalini ortadan kaldırmıştır.

- Doğal gaz havadan hafiftir sızıntı ihtimaline karşı diğer yakıtlar gibi hemen havaya karışmazlar diğer yakıt türleri gibi zeminde birikmez patlayıcı ve yanma ihtimali düşüktür. Tutuşma riski düşük bir yakıttır. Gaz/hava karışım oranı hacimsel olarak % 5~15 arasında olduğunda tutuşabilir. Evlerde kullanılan doğalgaz menfez açılmasının sebebi doğalgazın uçucu bir gaz olmasıdır.
- Doğal gaz özellikle Avrupa ülkelerinde otobüs, taksi vb. birçok araçta kullanılmıştır.
- Motorda gürültüsü diğer yakıt türlerine çalışan motorlarla karşılaştırıldığında %25 daha azdır.
- Doğal gazın emisyon oranları diğer fosil yakıtlara oranla düşüktür. Zemin suyunu ve havayı kirletmez.
- Diğer fosil yakıtlarla karşılaştırdığımız zaman çevre dostu ve ekonomik yakıt türüdür.
- Doğalgaz ek olarak konutlarda ısıtma, mutfak ve sıcak su için kullanıldığı zaman diğer fosil yakıtlara göre daha çok avantajlıdır.
- Depolama gerektirmez ve tüketimi sayaçlar yardımı ile kontrol edilir.

3.1.3. Dünya’da Doğalgaz Faaliyetleri ve Taşıma Yöntemleri

Doğalgazın yüksek basınç altında depolanabilir ve taşınabilir olması sayesinde Dünya çapında alternatif bir enerji kaynağı olmasına imkân tanımıştır. Ayrıca ekonomik bir enerjidir. 1900’lü yılların son zamanlarında kısa mesafelere taşınan doğal gaz artan enerji ihtiyacına bağlı olarak ve ekonomik, temiz enerji olması uzun mesafelere yüksek basınç ile taşınmaya başlanmıştır.

Doğalgazın şehirlerarası iletimi (40-70) bar arası yapılır. Şehir girişinde istasyonlarda 14-19 bar arası düşürülür. Şehir içerisinde 4 bar’a düşürülür. Bina girişindeki servis kutusuna 300 mbar veya 21 mbar olarak giriş yapar evimizdeki kullandığımız doğalgaz 21 mbar’dır. Ayrıca kıtalar arası sıvılaştırılıp taşınması gemiler aracılığıyla gerçekleştirilir. Sıvı doğal gaza LNG (Liquified Natural Gas) ismi verilir (Yılmaz, 2010). Aşağıda ülkemize doğal akışının sağlandığı doğal gaz boru hatları ile ilgili çeşitli bilgiler verilmiştir.

- Rusya – Türkiye Doğal Gaz Boru Hattı (Batı Hattı)
BOTAŞ'ın yıllık 4 milyar m³ Rusya'dan gaz alımını sağlamaktadır. Doğal gaz iletimini gerçekleştiren gaz boru hattı 845 km uzunluğuna sahiptir. Ülkemize Bulgaristan Malkoçlar' dan girip, Hamitabat, Ambarlı, İstanbul, İzmit, Bursa, Eskişehir güzergâhını izleyerek başkente gelmektedir. Gaz hattı güzergâhında Kırklareli, Ambarlı, Eskişehir'de kompresör istasyonları ve Malkoçlar' da ana ölçüm istasyonu bulunmaktadır (BOTAŞ, 2018).
- Mavi Akım Gaz Boru Hattı
Rusya'dan Karadeniz üzerinden Türkiye'ye gaz naklini gerçekleştiren boru hattıdır. Yılda 16 milyar m³ gaz transferi sağlar. Mavi Akım Hattı Rusya sınırında 370 km, Türkiye deniz sınırında 390 km boyunda 2 hat ve Türkiye topraklarında 501 km boyunda tek bölüm şeklinde 3 kısımdan oluşur.
- Doğu Anadolu Doğal Gaz Ana İletim Hattı (İran – Türkiye)
Yılda 11 milyar m³ gaz ihtiyacını karşılamaktadır. Gaz hattı 1.492 km boyundadır. Ağrı'dan başlayıp, Erzurum, Sivas ve Kayseri'den Ankara'ya gelip, Kayseri üzerinden Konya'da son bulur. Günümüzde aktiftir.
- Bakü-Tiflis-Erzurum Doğal gaz Boru Hattı (BTE)
Senede 6.6 milyar m³ gaz taşır. Topraklarımızda uzunluğu 226 km'dir
- Türkiye-Yunanistan Doğal Gaz Enterkonneksiyonu (ITG)
Gaz alımı yok.
- Trans-Anadolu Doğal Gaz Boru Hattı (TANAP) Projesi
Yılda 6,6 milyar m³ gaz arzı sağlanmaktadır (Azeri gazı). Şekil 3.3'de gaz iletim hattı gösterilmiştir.



Şekil 3.3. TANAP projesi (BOTAŞ, 2018)

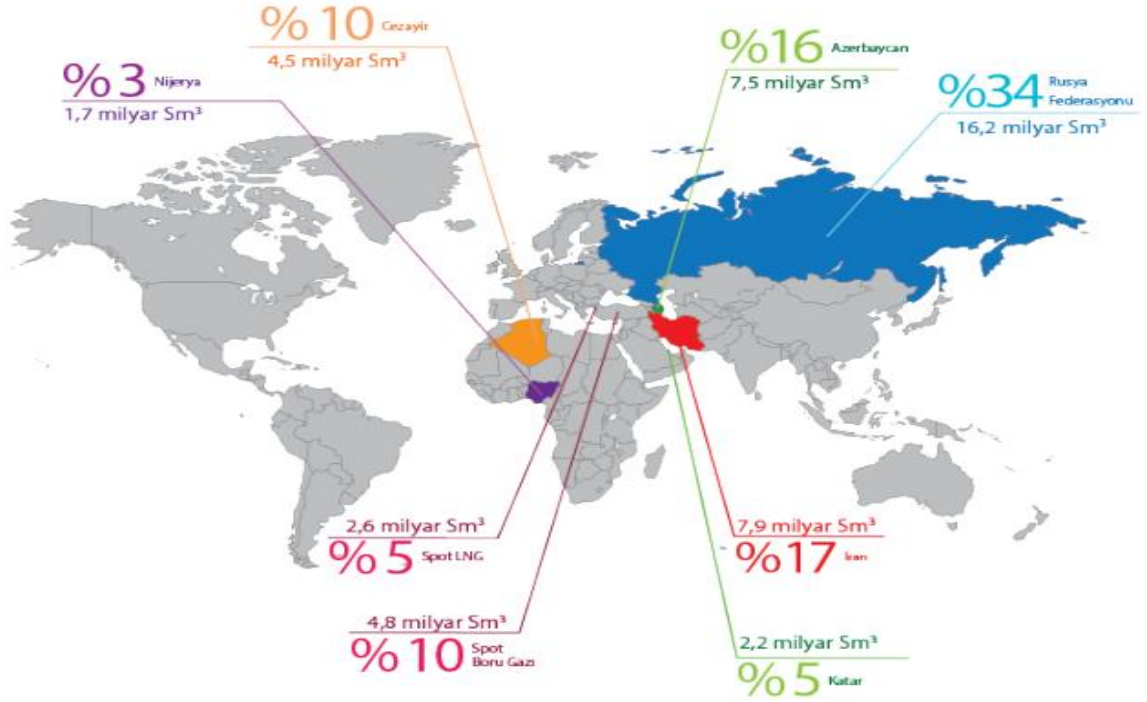
- TürkAkım Gaz Boru Hattı Projesi

TürkAkım Projesi, yıllık olarak 15,75 milyar metreküp doğalgaz iletim kapasitesine sahip iki paralel boru hattından oluşmuştur (Anonim, 2020). 2020 yılı itibari ile vanalar açılmıştır. Şekil 3.4’de doğalgaz boru hattı gösterilmiştir.



Şekil 3.4. TürkAkım projesi (BOTAŞ, 2018)

Ülkemiz doğalgaz konusunda dışa bağımlı olduğundan doğal gazı büyük oranda ithal etmektedir. Şekil 3.5’de ithal edilen ülkeler gösterilmiştir. Şekil 3.6’da ise ülkemize doğal gaz giriş noktaları gösterilmiştir.



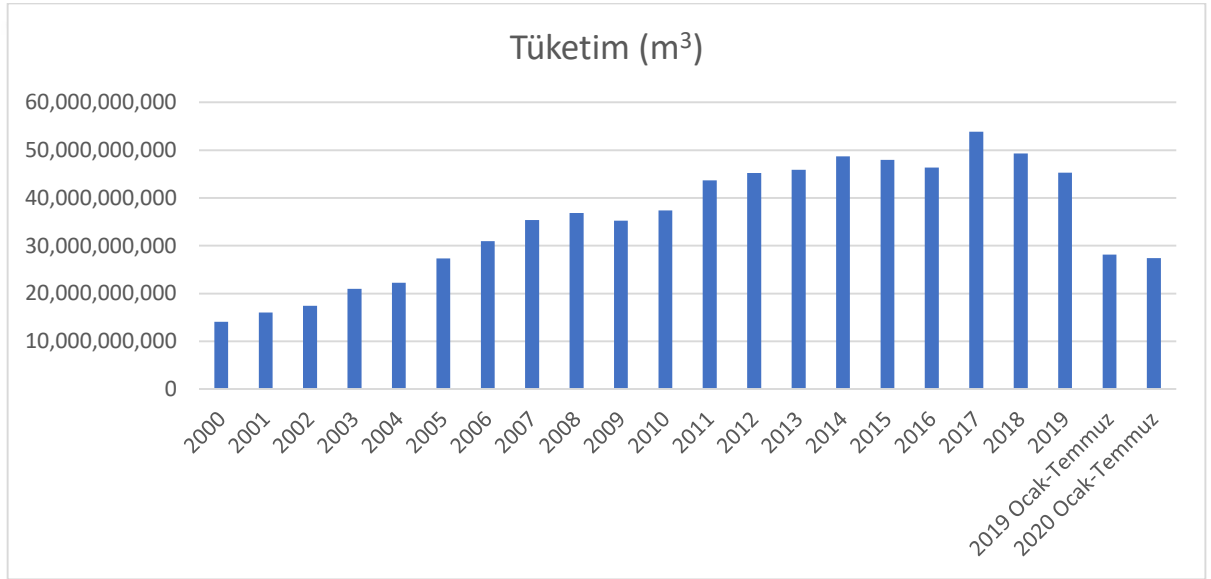
Şekil 3.5. 2018 yılı doğal gaz alım yaptığımız ülkeler ve miktarları (BOTAŞ, 2018)



Şekil 3.6. Doğal gaz giriş noktaları (BOTAŞ, 2018)

3.1.4. Türkiye’de Doğalgaz Faaliyetleri

Ülkemizde sanayinin gelişmesi, nüfus artışı ile hayat standartlarını yükselmesi bizleri alternatif enerji kaynaklarının kullanımına yöneltmiştir. Ülkemizde yeterli kaynak bulunmadığı için Rusya, Azerbaycan, İran, Cezayir vb. ülkelerle ileriye yönelik doğalgaz anlaşmaları imzalamıştır. Tablo 3.3’te görüldüğü gibi 2017 yılından sonra doğal gaz tüketiminde düşüş olduğu gözlemlenmiştir. Düşüş sebebi alternatif enerji kaynaklarının daha fazla kullanılmaya başlanması ve yakıt fiyatlarındaki artıştan olduğu düşünülebilir.



Şekil 3.7. 2000-2020 yılları arası tüketim profilleri (EPDK, 2020)

2009 yılında yaşanan küresel krizin etkisiyle ülkemizde doğal gaz tüketiminde bir miktar azalma gözlemlenmiştir Bu sonraki yıllarda tekrar artışa geçmiştir. Ülkemizin doğal gaz tüketim profili incelendiğinde birincil enerji kaynağı olarak doğal gaz kullanılmasının temel sebebi elektrik sektöründeki payının yüksek olmasındandır. EPDK’nın 26.01.2017 tarih ve 6884 sayılı Kararı çerçevesinde, Ülkemiz 2017 yılı doğal gaz tüketim tahmini 46 milyar m³ olarak belirlenmiştir (BOTAŞ, 2016).

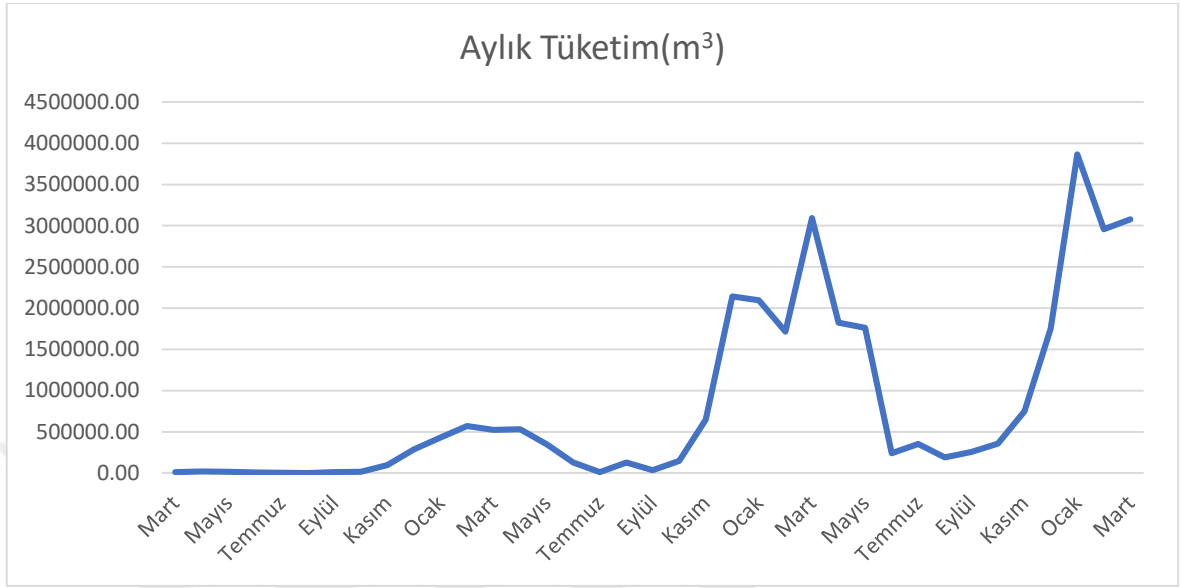
2020 yılında yapılan açıklamaya göre Karadeniz'de 320 milyar metreküp doğal gaz bulunmuştur. Bu doğal gaz Türkiye'nin 10 yıllık gaz ihtiyacını karşılayacak kapasitededir. Yapılan ikinci bir açıklamaya göre Karadeniz'deki Tuna 1 bölgesinde 85 milyar metreküp daha doğal gaz rezervi bulunmuştur. Bu açıklamayla birlikte toplam doğalgaz rezervinin 320 milyar metreküpten 405 milyar metreküpe ulaşmıştır. Bu keşif ülkemiz için sevindirici ve gurur vericidir. Doğal gazın çıkarılıp kullanılmaya başlanması ile ülkemizin dışa bağımlılığının azalacağı ve ülkemizdeki doğalgaz fiyatlarının daha makul seviyelere ineceği beklenmektedir (Altuncu, 2020). Şekil 3.7'te araştırma faaliyetlerine katılan Fatih sondaj gemisi gösterilmiştir.



Şekil 3.8. Keşfi gerçekleştirilen Fatih sondaj gemisi

3.1.5. Sinop İlinde Doğalgaz

Akmercan Sinop Doğal Gaz Dağıtım Sanayi ve Ticaret A.Ş.'ne 11/06/2014 tarihinden itibaren 30 yıl süreyle, Sinop merkez Gerze ve Boyabat ilçelerinin sınırlarında yer alan dağıtım bölgesinde doğal gaz dağıtım faaliyeti yapmak üzere, 4646 sayılı Doğal Gaz Piyasası Kanunu ve ilgili mevzuat uyarınca Enerji Piyasası Düzenleme Kurulu'nun 11/06/2014 tarihli ve 5052-3 sayılı Kararı ile verilmiştir (Anonim, 2014).



Şekil 3.9. 2019 yılı aylık doğal gaz tüketiminin aylara oranla değişim

Tablo 3.4'te Sinop Akmercan doğal gaz dağıtım şirketinden alınan veriler incelendiğinde beklenildiği gibi aylık tüketim miktarı kış aylarında artış, yaz aylarında ise düşüş göstermektedir. Mart ayında 3094831,54 m³ ile en yüksek doğal gaz tüketimi gözlenirken, Haziran ayında 239738,21 m³ ile en düşük doğal gaz tüketimi olduğunu görmekteyiz. Haziran ayında gaz tüketimi Mart ayına göre %92 oranında düşüş göstermiştir. En yüksek değer en düşük değerin 12.9 katıdır. Bu sonuca göre sıcaklık değerinin doğal gaz tüketiminde en etkili parametrelerden biri olduğunu söyleyebiliriz.

4. TALEP TAHMİNİ

4.1. Talep Tahmini Kavramı

Talep en indirgenmiş tanımıyla satın alma isteği olarak tanımlanabilir. Talep tahmini belirli ilkelere ve metotlara göre yapılır. Ancak hangi metot uygulanırsa uygulansın, yapılan tüm talep tahminlerinin belli bir doğruluk derecesi söz konusudur ve hiçbir tahmin %100'lük bir doğruluk oranına sahip olamaz. Ülkemiz doğalgaz konusunda dışa bağımlı olması ve doğal gaz tüketim tahmini yapılması alım fiyatlarını belirleyeceği gibi doğal gaz alım anlaşmalarında sözleşmeye bağlı olan tüketimin miktarının aşılması ya da eksikliği durumunda cezai yaptırımların uygulanması nedeniyle, ülkenin genel enerji politikaları açısından da doğal gaz talep tahmin politikaları da oldukça önemli yere sahiptir (Adıyaman, 2007).

Talep tahmin dönemleri genellikle dört şekilde yapılır

- **Çok kısa süreli tahminler:** Günlük ve haftalık olarak yapılan tahminlerdir. Örnek olarak günlük çalışma programı hazırlama verilebilir.
- **Kısa süreli tahminler:** 1-6 aya kadar süresi değişim gösteren tahminlerdir.
- **Orta süreli tahminler:** 6 ay ve 5 yıl arasını kapsayan tahminlerdir. Temin zamanı belli olmayan veya uzun olan malzeme alışlarını planlama, sermayeyi ve nakit bütçeleri hazırlama amacıyla yapılır.
- **Uzun süreli tahminler:** 5 yıl ve üzeri zaman aralığını kapsayan tahminlerdir. Tesis kapasitesi artırılması gibi (Adıyaman, 2007).

4.2. Talep Tahmin Prensipleri

- Miktar veya çeşitleri yönünden büyük olan grup için yapılan tahminler diğerlerine göre daha hassastırlar.
- Tahmin sınırları içindeki zaman aralığı azaldıkça duyarlılık artar.
- Bütün talep tahmin araştırmasında sapmalar hesaplanmalıdır.
- Sonuçlar uygulanmadan önce kullanılan yöntemin güvenilirlik testi yapılmalıdır.

4.2.1. İstatiksel Metotlarla Talep Tahmin Yöntemleri

Talep tahmininin tutarlılığında doğru veriler ve uygun hesaplama yönteminin kullanılması doğru sonuç için önemlidir. Yöntemlerden birkaçı aşağıda kısaca açıklanmıştır.

4.2.1.1. Basit Doğrusal Regresyon Analizi

Aralarında neden sonuç ilişkisi olan iki veya üzeri değişkenin aralarındaki durum ilişkisini ve bu ilişkiden yararlanarak konu ile ilgili tahminler yapmak için kullanılır.

Regresyon modeli;

α : Sabit Değer

β : Regresyon Katsayısı

X: Bağımsız Değişken

Y: Bağımlı Değişken (Gerçek değer)

e: Hata katsayısı (Regresyon doğrusuna olan uzaklık gerçek değer ile teorik değer arasındaki fark olarak tanımlayabiliriz)

Y1: Teorik değer

$$Y = \alpha + \beta X + e \quad (5.1)$$

$$e = Y - Y1 \quad (5.1a)$$

Basit regresyon denklemi yukarıda verilmiştir. Verilen değerler ile hesaplanan hata terimleri pozitif, negatif veya sıfır değerine sahip olurken bu farkların toplamlarının sıfır olduğunu görüyoruz.

$$\sum_{i=1}^n e = \sum_{i=1}^n (Y - Y1) \quad (5.2)$$

Y; Bağımlı değişken, regresyon analizinde ortaya konulan ya da tahmin edilen değişkendir. Bu değişkenin bağımsız değişken ile arasında ilişki olduğu ifade edilir.

X; Bağımsız değişken, bağımlı değişkenin değerini tahmin etmek için kullanılır.

a; sabit olup X=0 olduğunda Y'nin değeridir.

β ; ise regresyon katsayısı olup, X'in kendi cinsinden 1 birim değişmesine karşılık Y'de kendi cinsinden ortaya çıkan değişme miktarını ifade eder.

e ; tesadüfi hata terimi olup ortalaması sıfır varyansı σ^2 olan normal dağılış gösterdiği varsayılır.

Bu hipotez parametre tahminleri için değil katsayıların önemini belirlemek için gereklidir.

Tek değişkenli regresyon analizi, bağımlı ve bağımsız değişkenlerin aralarındaki doğrusal ilişkiyi ifade eden bir doğrunun denkleminde ulaştırır.

4.2.1.2. Çoklu Doğrusal Regresyon Analizi ve Parametre Tahmini

Bazı durumlarda bir çıktıyı etkileyen birden çok faktör olabilir. Bu durumda basit regresyon analizi yetersiz kalmaktadır. Çoklu regresyonun amacı bağımlı değişkene etki eden birçok bağımsız değişkenin sonuçlarını incelemek ve bunlar sayesinde bağımlı değişkeni tahmin etmektir. Çok değişkenli regresyon analizi fen ve mühendislik alanlarının yanı sıra sosyal bilimler, ekonomik, psikolojik gibi birçok alanda da kullanılmaktadır.

$$Y = \alpha + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \dots + e \quad (5.3)$$

Çoklu doğrusal regresyonda; bağımsız değişkenleri dahil ederken, korelasyon katsayısı (R) ve determinasyon katsayısına (R^2) bakılır ve ayrı ayrı veya topluca anlamlılık testi (F Testi) yapılır. İlk olarak, değişkenlerin aralarında ilişkili olup olmadığına ve yönüne R değerlerine bakılarak karar verilir. R değeri pozitif veya negatif tarafta 1'e ne kadar yakınsa aradaki ilişki o kadar güçlüdür. Daha sonra değişkenler bağımlı ve bağımsız değişkenlere ayrılır, R^2 değerlerine göre bağımlı değişkendeki değişimin ne kadarının bağımsız değişkenlerce açıklanabileceği açıkça görülür ve regresyon analizi gerçekleştirilir (Yüzük, 2019).

5. YAPAY ZEKÂ

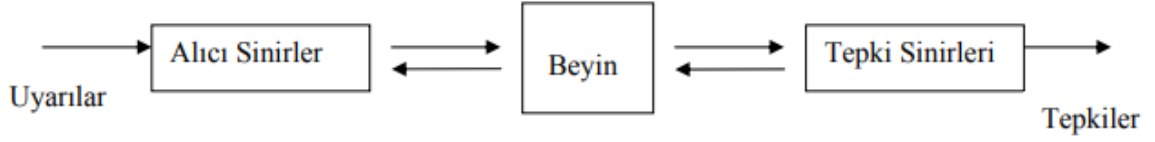
Son zamanlarda teknolojinin gelişmesi ile birlikte yapay zekâ terimi sıklıkla kullanılmaya başlanmıştır. Yapay zekâ; insan gibi davranışlar gösterme, matematiksel işlem yapabilme, konuşma ve konuşmayı tanıma gibi birçok yeteneğe sahip sistemlerin birleşmesidir. Diğer bir şekilde ifade edersek yapay zekâ bilgisayarların insanlara benzeyen özelliklere sahip olmasıdır. Örnek verecek olursak bilgisayarların insan gibi düşünebilmesidir. Yapay zekâ etkin kullanılan hesaplama yöntemlerinden ayrı bir yöntem kullanmaktadır. Bulunduğu ortama adapte olup buna göre karar verebilir, eksik veri ile çalışabilir, bilinmezliklerin olduğu durumlarda karar verebilen, hata sınırı yüksek olan bir hesaplama yöntemidir. Bu sayede birçok alanda başarılı bir şekilde kullanılabilmektedir. Yapay zekâ teknolojilerinde en önemli;

- **Uzman sistemler:** Problem çözümünde uzman gibi davranan sistemlerdir. Uzmanlık bilgisi ile donatılırlar. Bilgiler arasındaki ilişkileri temel alarak çıkarım mekanizmaları karar verir.
- **Yapay sinir ağları:** Girdi ve çıktı değerleri arasındaki ilişkiyi inceleyerek karar veren sistemlerdir.
- **Genetik algoritmalar:** Geleneksel optimizasyon teknolojisi ile çözülmeye uygun olmayan problemleri çözmek üzere tasarlanmıştır.
- **Bulanık önermeler mantığı:** Kesin olmayan durumlarda tercih edilen yöntemdir.
- **Zeki etmenler:** Bağımsız olarak çalışabilen farklı yapay zekâ metotlarını kullanabilen ayrıca esnek bir şekilde programlanabilmektedir (Öztemel, 2012).

5.1. Biyolojik Sinir Ağı

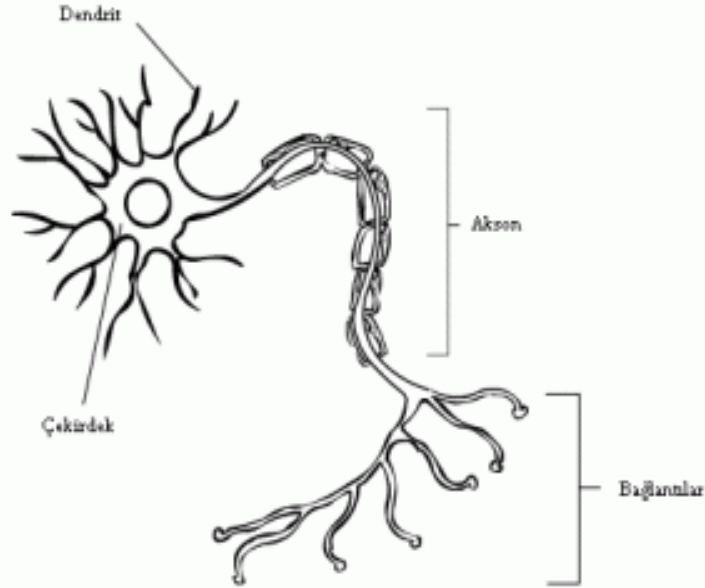
Yapay Sinir Ağlarını öğrenmek istiyorsak öncelikle Biyolojik Sinir Ağlarının nasıl çalıştığını anlamalıyız. Biyolojik Sinir Ağları beynimizdeki milyarlarca sinir ağının (nöron) bir araya gelmesi ile oluşmaktadır. Yapay Sinir Ağlarına giriş yapmadan önce kısaca BSA'dan bahsederek BSA dentrit, akson, çekirdek bağlantılar olmak üzere dört bölümden oluşur. Dentritte sinir uç kısmında bulunur ağaç köküne benzer bir yapısı vardır. Nöronlardan ya da duyu organlarından gelen frekansları çekirdeğe iletir. Çekirdek gelen verileri yapısında toplar ve akson tarafından işlenerek nöronun diğer ucunda bulunan bağlantılara iletir. Bağlantılar ise bu verileri diğer nöronlara iletir (Öksüz, 2019).

İnsan biyolojik sinir sistemindeki algılayıcı sinir uçlarıyla veri girişinden başlar, merkezi sinir sisteminde verinin işlenmesi sonucu tepki vermesi blok diyagramı olarak Şekil 5.1’de gösterilmiştir.



Şekil 5.1. Biyolojik sinir sisteminin blok gösterimi (Güzel, 2018)

Biyolojik Sinir Ağları, dışardan devamlı olarak veriyi alan, yorumlayan ve veriye uygun bir karar alan beyin bulunduğu 3 tabakadan oluşan sistemdir. Bu sistem Şekil 5.1’ de gösterilmiştir. Burada; çevreden gelen veriler elektriksel sinyallere dönüştürerek beyine ileten alıcı sinirlerdir. Beynin oluşturduğu sinyalleri çıktı olarak uygun tepkilere dönüştüren ise tepki sinirleridir. Alıcı ve tepki sinirleri arasında ileri ve geri besleme yaparak uygun tepkiler üreten merkezi sinir ağıdır (beyin) (Kargı, 2013).



Şekil 5.2. Biyolojik sinir hücresi yapısı (Boltürk, 2013)

Biyolojik sinir hücre yapısı Şekil 5.2’de gösterilmiştir. Sinir sisteminin temel parçaları Nöron adı verilen özel sinir hücreleridir. Bir sinir hücresi Dendrit’ler (Dendrite), Hücre Gövdesi (Soma), Akson’lar (Axon) ve Sinaps’lardan (Synapse) oluşur.

Tablo 5.1.YSA ve BSA benzerlikleri (Çevik, 2009)

Biyolojik Sinir Ağı	Yapay Sinir Ağı
Sinir sistem	Sinirsel hesaplama
Sinir	Düğüm (Sinir hücresi)
Sinaps	Sinirler arası bağlantı ağırlıkları
Dendrit	Toplama fonksiyonu
Hücre gövdesi	Aktivasyon işlevi
Akson	Sinir hücresi çıkışı

Biyolojik sinir ağının yapay sinir ağındaki karşılıkları yukarıdaki Tablo 5.1’de belirtilmiştir.

5.2. Yapay Sinir Ağları (YSA)

YSA’nın başarılı olma potansiyeli seçilmiş olan örneklerin durumu ile doğrudan orantılıdır. Çünkü YSA’nın öğrenmesi için seçilecek olan örneklerin seçilmesi ve bu örneklerin ağa tanıtılarak ağın istenilen verilere (çıktılara) göre eğitilmesiyle YSA’dan sonuç alınabilir ve örnek YSA’ya bütün yönleri ile tanıtılmazsa ağ yanlış sonuçlar üretebilir (Öztemel, 2012).

YSA’lar kendilerine verilen örneklerle yapılan eğitimlerde, örneklerden genellemeler yaparlar ve bu genellemelerle birlikte yeni örnekler hakkında bilgi de üretebilirler. Bunu kendi içinde olan organize etme ve kendi kendine eğitebilme yetenekleri sayesinde başarır. Burada önemli olan elde bulunan örnekleri, eğitim seti ve test seti olarak ikiye ayırmaktır. Bu sayede eğitimin ardından test seti ile YSA’nın performansını ölçmüş oluruz. Yapay sinir ağları günümüzde birçok probleme çözüm üretebileceğini kanıtlamıştır. Yapay sinir ağları aralarında hiyerarşik olarak bağlantılıdır ve paralel olarak çalışabilme özelliğine sahiptir yapay hücrelerden bir araya gelmiştir. Proses elemanları da denilen bu hücrelerin birbirlerine bağlandıkları ve her bağlantının bir değeri olduğu kabul edilmektedir (Çelik, 2011).

Yapay sinir ağları verimli çalışması için eğitilmeli ve test edilmelidir. Yapay sinir ağlarında, ağın eğitilmesi için örnekler ağa gösterilir ve ağ kendi çalışma şekline göre örnekteki olaylar

arasında bağlantı kurar. Ağın eğitimi için kullanılacak veriler iki ayrı gruba ayrılır. Bu verilerden ilki ağı eğitmek için diğeri ise ağın performansını ölçmek için kullanılır. Ağlar ilk olarak eğitim seti ile eğitilir. Eğitilen ağlar verilen örneklerle doğru cevaplar vermeye başlayınca eğitim işi tamamlanmış sayılır. İkinci adım adım daha önce görmediği örnekler ağı gösterilir ve ağın verdiği cevaplar kontrol edilerek ağın işleyişi test edilir. Eğer ağ ilk defa gördüğü örneklerle mantıklı cevaplar verirse ağın eğitimi tamamlanmıştır (Karahana, 2011).

5.2.1. Yapay Sinir Ağları Bileşenleri

Girdiler: Girdiler, hücreye dışarıdan gelen uyarıcılardır. Girdilere ağın öğrenmesini istediğimiz veriler girilebilir veya başka bir sinir hücresinden veriler gelebilir.

Ağırlıklar: Ağırlıklar (w), gelen verilerin hücrenin üzerindeki etkisini belirlenmesini sağlayan değerlerdir. Girilen veriler, bağlantılar üzerindeki ağırlık değerleri üzerinden ağı girer ve ağırlık değerleri YSA'da girdi olarak kullanılacak değerlerin kuvvetini gösterir. Ek olarak YSA içinde girdilerin hücreler arasında iletimini sağlayan tüm bağlantıların farklı ağırlık değerleri bulunur. Ağırlık değerlerinin büyük veya küçük olması girdilerin önemli, önemsiz olduğu anlamına gelmez. Ayrıca verilerin eksi veya artı olması onların etkisinin pozitif veya negatif olduğunu gösterir (Kargı, 2013).

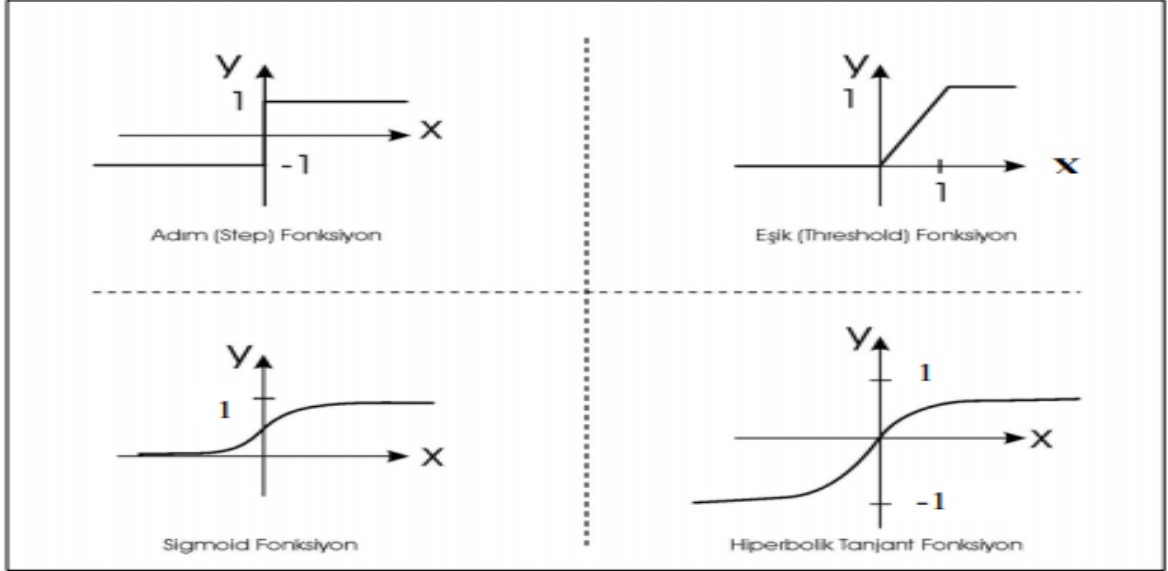
Toplama Fonksiyonu: Bir hücreye giren net girdi değerinin hesaplanması için kullanılan fonksiyondur. Net girdi, girişlerin ilişkin olduğu ağırlık değerleri ile çarpımlarının toplamı olarak ifade edilir.

$$S_j^\alpha = \sum_{k=1}^n w_{xj.y_k^i} \quad (5.1)$$

w_{xj} : x . girdi değeri, j gizli katman değerine bağlantısını sağlayan ağırlık değeri

y_x^i : girdi tabakasındaki x . değerin çıktısını gösterir.

Aktivasyon Fonksiyonu: Toplama fonksiyonundan hücreye gelen veriyi işleyerek veriye karşılık bir çıktı üretirler. Birçok aktivasyon fonksiyonu vardır ve tahmin yöntemlerinde deneme yanılma yöntemi ile uygun fonksiyon seçilebilir. Toplama fonksiyonuna benzer biçimde aktivasyon fonksiyonu da deneme-yanılma yöntemi ile seçim yapılır. Aktivasyon fonksiyonu seçerken göz önünde bulundurduğumuz diğer kısım ise fonksiyonun türevinin rahat alınabilmesi geri beslemeli ağlarda aktivasyon fonksiyonunun türevi de kullanıldığı için türevi kolay hesaplanabilen bir fonksiyon seçilir (Yazıcıoğlu, 2010). Yapay sinir hücresinde yaygın olarak kullanılan transfer fonksiyonları; doğrusal, adım, eşik, sigmoid (logaritmik sigmoid), LOGSIS ve hiperbolik tanjant (tanjant sigmoid) fonksiyonlardır. Şekil 5.3'te transfer fonksiyonları gösterilmiştir.



Şekil 5.3. Örnek transfer fonksiyonu (Kargı, 2013)

- Doğrusal aktivasyon fonksiyonu matematiksel formülü $F(x)=A*x$ A değeri sabit katsayıdır.
- Adım aktivasyon fonksiyonu sadece -1 ve 1 değerini verir.
- Sigmoid fonksiyonu doğrusal değildir bu sebeple YSA'da sık kullanılır. Çıktı değeri 0 ve 1 arasında bir değer üretir.
- Tanjant Hiperbolik Aktivasyon Fonksiyonu sigmoid benzeridir farklı olarak çıktı değerleri -1 1 aralığında değişir (Yazıcıoğlu, 2010).

$$y_j^\alpha = \frac{1}{1+e^{-(s_j^\alpha + \beta_j^\alpha)}} \quad (5.2)$$

β_j : Gizli tabakada yer alan j değeri elemana bağlanan eşik değer elemanın ağırlığı belirtir.

S_j : Net girdiyi gösterir. Bu ifadenin ağırlık değeri sigmoid fonksiyonun yönünü belirler. Eğitim aşamasında ağ bu değere kendisi karar verir. Gizli ve çıktı katmanların işlemci elemanlarının çıktıları, aynı şekilde kendilerine gelen net girdi değerinin hesaplanması ve sigmoid fonksiyonundan geçirilmesi sonucu bulunur (Kargı, 2013).

Çıktı: Aktivasyon fonksiyonundan çıkan değer hücresinin çıktısını oluşturur. Bu çıktı farklı yapay sinir ağına girdi olur veya dış ortama iletilir.

Kısaca özetlemek gerekirse nörona gelen veriler sırayla bu aşamaları tamamlayıp net çıktı değerine dönüştürülüp, diğer nöronlara iletilir. Nörona gelen çeşitli veriler, toplama fonksiyonu aracılığı ile toplanır ve net girdiye dönüştürülür. Net girdi, aktivasyon fonksiyonu ile işlenerek net çıktıya dönüşür (Boltürk, 2013).

5.2.1. Yapay Sinir Ağları Avantajları

- Daha önceki tecrübelerinden öğrenebilir, ilk eğitiminden sonra yeni verilere hemen cevap verir.
- Yapay sinir ağları girdi değerlerini değerlendirip bilinmeyen ilişkileri akıllıca anında ortaya çıkarabilir. Ağın bu özelliği, uygulanabilirlik bakımından önemlidir.
- Eksik bilgi ile çalışabilme özelliğine sahiptirler. Geleneksel yöntemler bu özelliğe sahip değildirler.
- Yapay sinir ağları lineer olmayan nöronların birleşmesinden oluşur. Lineer olmayan sistemlerde girdilerle çıktılar arasında bir orantı yoktur. Bu özellikleri etkin bir öğrenme yoluyla etkili bilgi edinmeye olanak sağlar.
- Verilen örneklerden yararlanarak yeni durumlara uyum sağlama özelliğine sahiptirler.
- YSA'lar nümerik veriler ile çalışmaktadır. Problemler tanıtımı yapılmadan önce nümerik verilere çevrilmek zorundadır.
- Verileri bünyesinde saklayabilir.
- Sınıflandırma yapabilir.

- Hata değerlerine karşı toleranslı olmalarından dolayı ağ yapısındaki bozulmaların da kademeli bozulmasına sebep olmaktadır.

5.2.2. Yapay Sinir Ağları Dezavantajları

- Sistem çözüme ulaşırken sistemin içinde neler olduğu bilinmez deneme yanılma şeklinde yapılır, bu sebeple sonuçlara olan güven azalabilir.
- Eğitilmek için zamana ihtiyaç vardır ve bu sebeple maliyet yüksektir.
- Farklı sistemlerde uygulaması zor olabilir.
- Eğitim süresi hakkında kesin bilgi yoktur.
- Paralel çalışma özelliğine sahiptir yani donanımına bağlıdır.
- YSA sadece sayısal değerler ile çalışır ve semboller sayısal verilere dönüştürülerek ağa giriş yapılır.

Avantaj ve dezavantajlarının değerlendirilmesi yapıldığında, literatürdeki incelenen birçok problemin başarılı sonuçlara ulaştığını görülmüştür. Sonuç olarak ağ konusunda ve problemlerin içerikleri konusunda bilgi sahibi olduğunda en uygun sonuca ulaşabilir.

5.2.3. Yapay Sinir Ağları Güncel Kullanım Örnekleri

Yapay Sinir Ağları günümüzde özelliklerinden dolayı yapay sinir ağları genellikle tahmin, sınıflandırma, veri ilişkilendirme, veri yorumlama, veri filtreleme ve yorumlama gibi birçok işlemlerde kullanılmaktadır. Kısaca bahsederek;

Tahmin: Ağ verilen girdi değerinden yararlanılarak karşılık gelen çıktı değerlerini tahmin etmek için kullanılır. Döviz kurlarının tahmininde çok yaygın olarak yapay sinir ağları kullanılmaktadır.

Sınıflandırma: Bu amaç için eğitilen YSA girdi verilerini sınıflama görevini üstlenirler. Makine hataları örnek verilebilir.

Veri ilişkilendirme: Bu amaç için eğitilen ağlar eksik olan verileri tamamlamak için kullanılır. Örnek olarak bir resmin tamamlanması bu yöntemle yapılır.

Veri filtreleme: Eğitilen ağlar veriler arasında en uygun verileri bulma görevini yerine getirirler. Telefon görüşmesindeki cızırtıyı gerçek konuşmalardan ayırt eden ağlar örnektir.

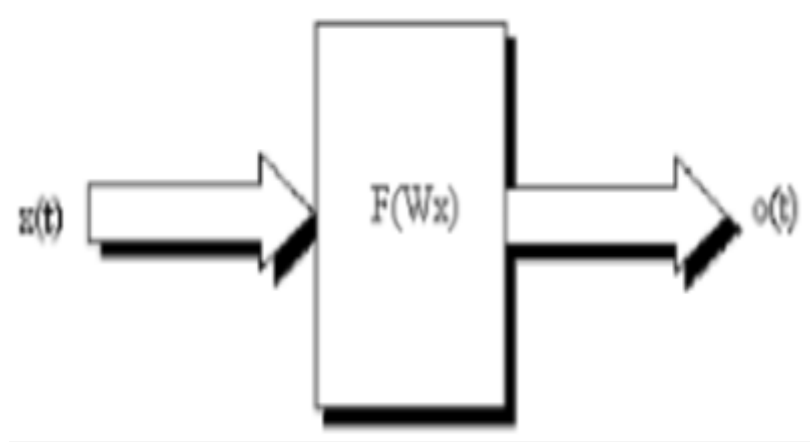
Biyoloji alanında beyni çalışma yapısını ve diğer sistemleri daha iyi tanıma, retina ve korneayı modelleme gibi örnekler verebiliriz. Çevresel alanda örnek verecek olursak numuneleri analiz etme, hava tahmini gibi örnekler verebiliriz. Finans alanında örnek verecek olursak sahte para sahte çek, evrak tanıma, imza değerlendirilmesi gibi birçok örnek verebiliriz. Üretim alanında örnek verecek olursak robot sistemlerini ve kontrol sistemlerini otomasyon, üretim işlem kontrolü, kalite kontrolü, montaj alanında parça seçimi gibi birçok alanda örnek verilebilir. Askeri alanda örnek verecek olursak radar sinyallerini yakalama. Gelişmiş silahlar tasarlama, hedef tanıma ve hedef izleme gibi birçok alanda kullanılabilir (Ağyar, 2015).

5.2.4. Yapay Sinir Ağlarının Sınıflandırılması

Yapılarına göre sınıflandırma, öğrenme algoritmalarına göre ve öğrenme zamanına göre olmak üzere 3 ayrı şekilde sınıflandırılır. Yapay sinir ağları içerisindeki nöronların birbirine bağlantı şekline göre ileri ve geri beslemeli olarak ikiye ayırırız.

5.2.4.1. İleri beslemeli ağlar

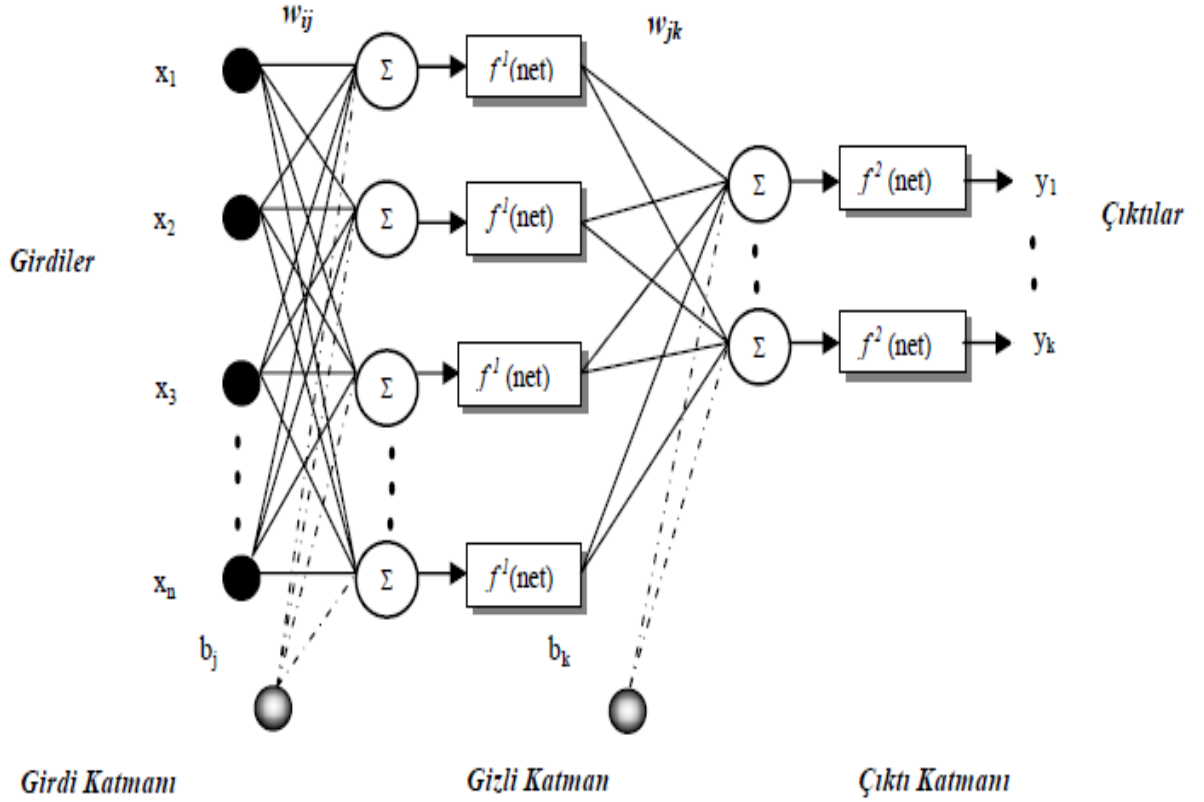
Bu tür ağlarda girdi katmanından çıktı katmanına direk bir akış vardır. Elemanlar arasında bir döngü yoktur. Yapay sinir ağına giren veri önce girişteki katmana sonra ara katmana ve çıkış katmanlarında işlenerek dış dünyaya çıkış yapar (Nasuhoğlu, 2019). Bu akışta geriye dönüş yoktur. Şekil 5.4'te ileri beslemeli blok diyagramı gösterilmiştir.



Şekil 5. 4.İleri beslemeli ağ için blok diyagram (Öztemel, 2012)

5.2.4.2. İleri Beslemeli Çok Katmanlı Ağlar

Yapay sinir ağının öğrenilmesi istediğimiz olayların girdi ve çıktı değerleri arasında doğrusal olmayan ilişkiler olduğunda tek katmanlı modeller ile öğrenme işlemi gerçekleşmesi yeterli değildir. Bu tür durumlarda olayın öğrenilmesi için daha gelişmiş bir modelle ihtiyaç vardır. Çok katmanlı ağlar bu modellerdendir. Bu ağlar üç katmandan oluşur. Girdi katmanı, dış dünyadan bilgileri alır ve bu katmanda herhangi bir veri işleme olmaz. Buradaki çıktı bir sonraki katmanda bulunan bütün süreç elemanlarına gönderilir. Ara (gizli) katmanlar, girdi katmanından gelen veriler işlenir. Tek ara katman ile birçok problem çözülebilir. Eğer ağın öğrenmesi istenilen problemin girdi ve çıktı arasında karmaşık bir ilişkiye sahipse fazla sayıda ara katman kullanılabilir. Çıktı katmanı, ara katmandan gelen bilgileri işleyerek ağı girdi katmanından sunulan girdi için ağın ürettiği çıktıyı bulur. Bu çıktı dış ortama iletilir. Şekil 5.5'te ileri beslemeli çok katmanlı yapay sinir ağları yapısı gösterilmiştir (Çelik, 2011).



Şekil 5.5. İleri beslemeli çok katmanlı yapay sinir ağları (Okkan & Mollamahmutoğlu, 2010)

$$y_m = f^2 \left\{ \sum_{j=1}^m \left[f^1 \left(\left(\sum_{i=1}^n x_i W_{ij} + W_j \right) \right) \right] W_{jm} + W_m \right\} \quad (5.3)$$

x_i : girdi değerleri

w_{ij} : girdi ve gizli katman arasındaki ağırlıklar

b_j : girdi ve gizli katman arasındaki bias

f_1 : girdi ve gizli katman arasındaki transfer fonksiyonu

f_2 : çıktı ve gizli katman arasındaki transfer fonksiyonunu

j : gizli katmandaki hücre sayısını,

n : girdi katmanındaki hücre sayısını,

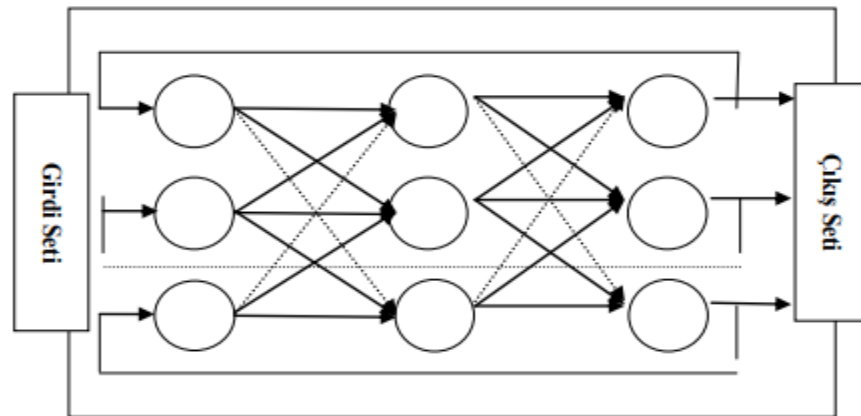
k : çıkış katmanındaki hücre sayısını,

w_{jk} : çıktı katmanı ile gizli katman arasındaki ağırlıkları,

b_k : çıktı katmanı ile gizli katman arasındaki eşik (bias) terimlerini göstermektedir. (Okkan & Mollamahmutoğlu, 2010)

5.2.4.3. Geri Beslemeli Ağlar

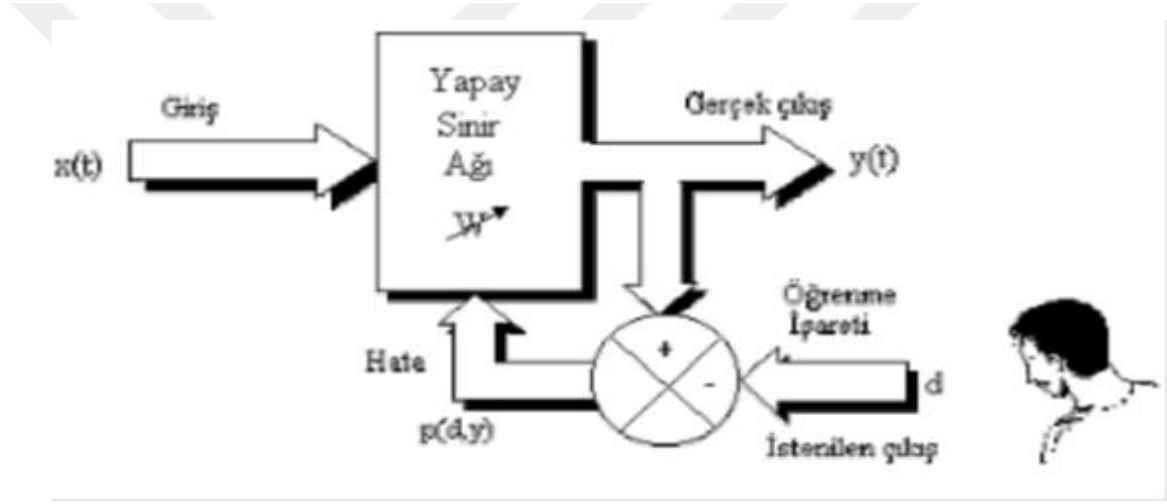
Bu tür ağlarda bağlantılar döngü içerisindedir. Ayrıca her tekrarda yeni veri girişi yapılabilir. Bu tip ağlarda geri besleme sebebi ile girdinin karşılığını yavaş bir şekilde oluşturur. Bu ağlarda eğitime süresi daha uzun olabilmektedir. Şekil 5.6'da geri beslemeli çok katmanlı YSA modeli gösterilmiştir.



Şekil 5.6. Geri beslemeli çok katmanlı YSA (Selahattin & Deveci, 2012)

5.2.4.4. Danışmanlı Öğrenme (Supervised Learning)

Danışmalı öğrenmede yönteminde yapay sinir ağına örnek olarak bir doğru çıkış verilir. İstenilen ve gerçek çıktılar arasındaki farka (hataya) göre işlemci elemanlar arası bağlantıların ağırlığını en uygun çıkışı elde etmek için sonradan düzenlenebilir. Bu nedenle danışmanlı öğrenme algoritmasının bir öğretmene veya “danışmana” ihtiyacı vardır. Widrow-Hoff tarafından geliştirilen delta kuralı ve Rumelhart ve McClelland tarafından geliştirilen genelleştirilmiş delta kuralı veya geri besleme (backpropagation) algoritması danışmanlı öğrenme algoritmalarına örnek olarak verilebilir. Şekil 5.7’de danışmanlı öğrenme yapısı gösterilmiştir (Tozkan, 2004).

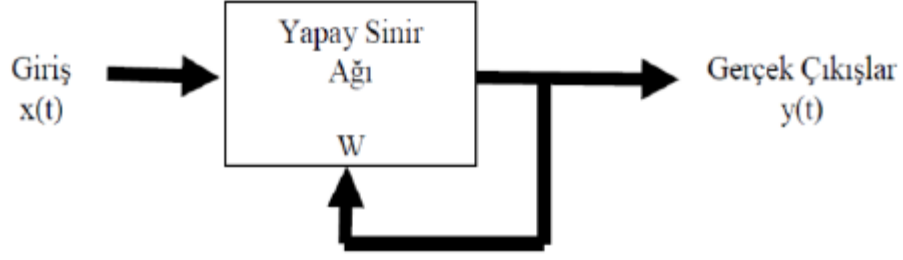


Şekil 5.7. Danışmanlı öğrenme yapısı (Tozkan, 2004)

Bu yöntemde eğitim seti içeriği performans açısından çok önem taşır.

5.2.4.5. Danışmansız Öğrenme (Unsupervised Learning)

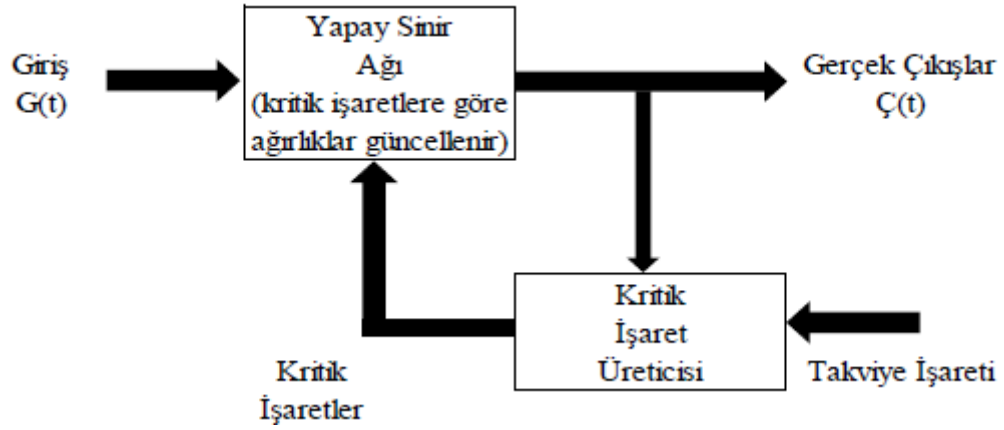
Bu yöntemde ağa girdi değeri verilir çıktı değeri verilmez. Verilen örnekteki veriler arasındaki ilişkiyi kendi başına öğrenmesi beklenir. Ağ, girdi değerlerini gruplandırmak için yapacağı değişikliklere kendi başına karar verir. Genellikle sınıflandırma problemlerinin çözümünde kullanılır. Öğrenme bittikten sonra çıktıların ne anlama geldiğini belirtmek için bir kullanıcıya ihtiyaç vardır. Şekil 5.8’de danışmansız öğrenme yapısı gösterilmiştir (Bayır, 2006).



Şekil 5.8. Danışmansız öğrenme yapısı (Sarı, 2016)

5.2.4.6. Destekleyici Öğrenme

Danışmanlı öğrenmeye yöntemine benzerdir. Danışmanlı öğrenmede yapıldığı gibi bir eğitici vardır. Fark olarak, eğitici her girdi seti için üretilmesi gereken çıktı setini ağı göstermek yerine, ağın kendisine gösterilen girdilere karşılık çıktısını üretmesini bekler. Öğretmen, üretilen çıktının doğru ya da yanlış olduğunu gösteren bir sinyal gönderir. Ağ, öğretmenden gelen bu sinyal ile bağlantılarının ağırlık değerlerini değiştirerek öğrenmeye devam ettirir. Şekil 5.9’da destekleyici öğrenme yöntemi gösterilmiştir (Kargı, 2013).



Şekil 5.9. Destekleyici öğrenme (Kargı, 2013)

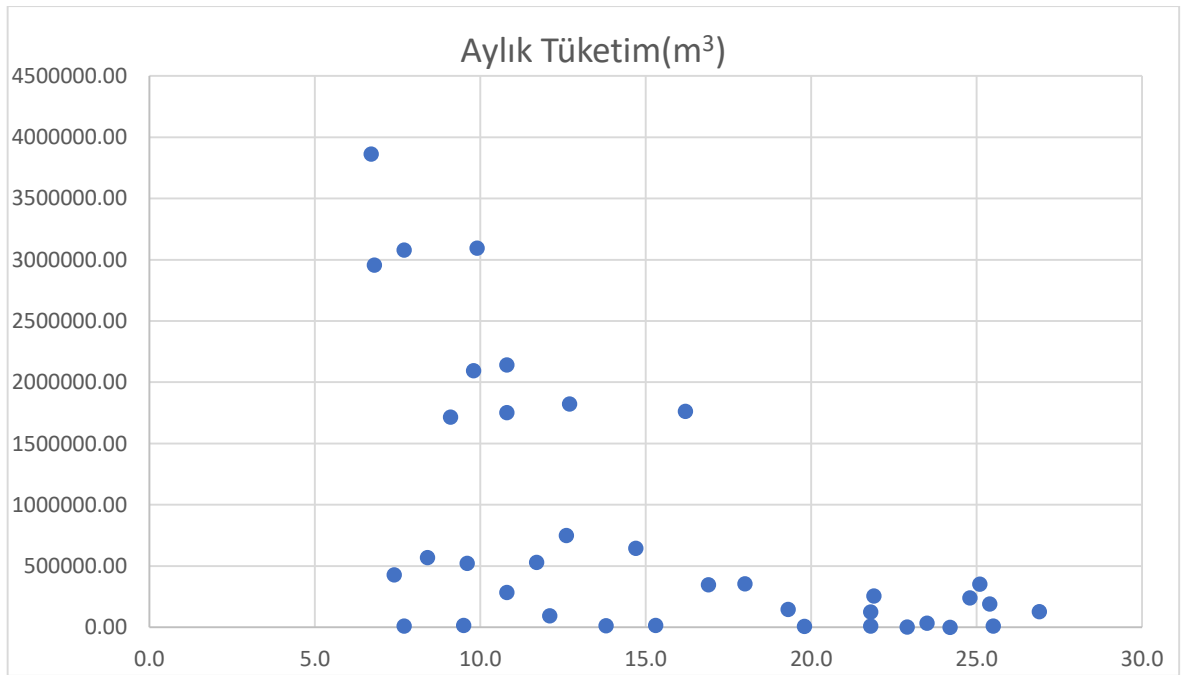
6. BULGULAR VE TARTIŞMA

Bu çalışmada Sinop ili için aylık doğalgaz tüketim tahmini yapay sinir ağları kullanılarak yapılmıştır. Aşağıdaki tabloda kullanılan sıcaklık verileri Sinop Meteoroloji Bölge Müdürlüğünden; kullanıcı sayısı, aylık tüketim ve birim fiyat verileri ise Akmercan Sinop doğalgaz şirketinden alınmıştır. Bu veriler kullanılarak Sinop ilinin doğal gaz tüketim profilinin çıkarılması için matematiksel ve istatistiksel yöntemlerden faydalanılmıştır. Tahmin yöntemlerinde YSA ve çoklu regresyon analizi yöntemleri kullanılmıştır. Tablo 6.1’de kullanılmış olan veriler gösterilmiştir.

Tablo 6.1. Kullanılacak olan veriler

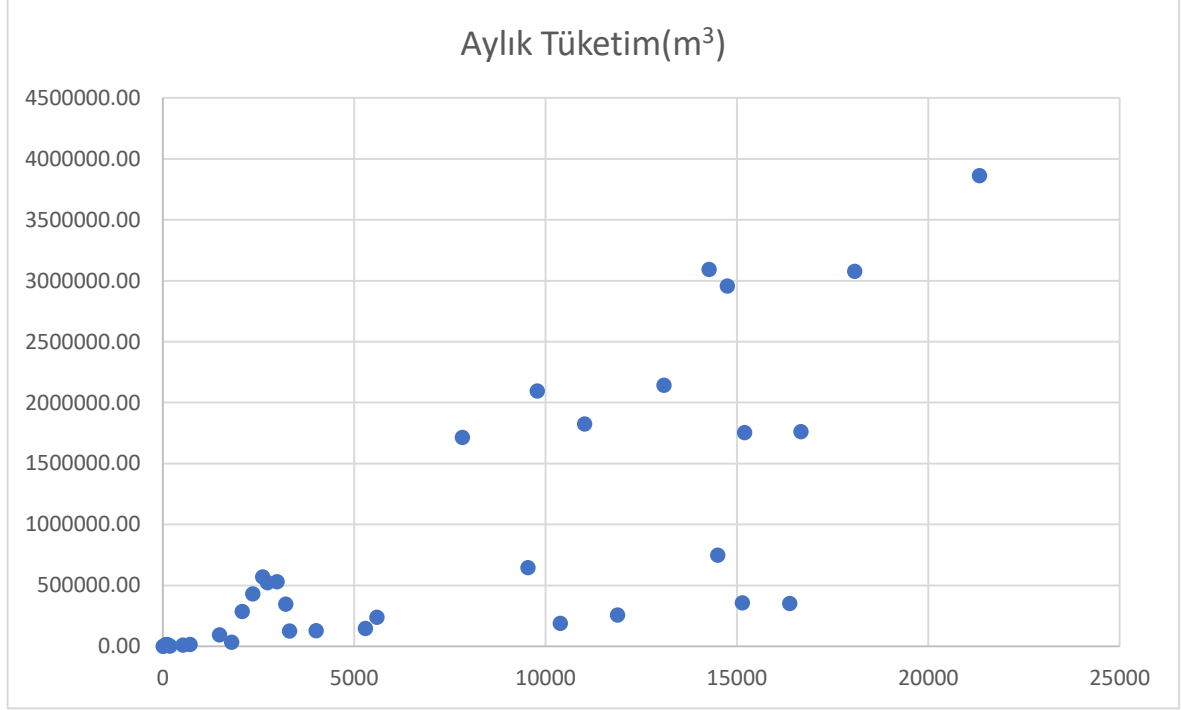
Yıllar	Aylar	Sıcaklık	Abone sayısı	Birim Fiyat (KDV Hariç)(TL/m ³)	Aylık Tüketim(m ³)
2017	Mart	7,7	58	0,964151061	12191,49
2017	Nisan	9,5	98	0,960211707	17530,78
2017	Mayıs	13,8	123	0,959695614	14309,57
2017	Haziran	19,8	154	0,956068757	8806,85
2017	Temmuz	22,9	187	0,95435476	2905,88
2017	Ağustos	24,2	8	0,954662522	166,25
2017	Eylül	21,8	531	0,953848136	11956,09
2017	Ekim	15,3	709	0,949994009	16012,22
2017	Kasım	12,1	1485	0,956258149	95634,1
2017	Aralık	10,8	2074	0,966693648	286339,17
2018	Ocak	7,4	2352	0,970883946	430288,16
2018	Şubat	8,4	2611	0,96581771	570379,61
2018	Mart	9,6	2733	0,965202186	523105,91
2018	Nisan	11,7	2986	0,967266559	530874,77
2018	Mayıs	16,9	3209	0,976660402	347943,78
2018	Haziran	21,8	3313	0,984917894	126772,41
2018	Temmuz	25,5	100	1,004458413	12383,63
2018	Ağustos	26,9	4006	1,077605716	128752,59
2018	Eylül	23,5	1799	1,181110174	34904,44
2018	Ekim	19,3	5295	1,310167991	147129,31
2018	Kasım	14,7	9539	1,298155804	646980,39

2018	Aralık	10,8	13096	1,273023485	2142770,61
2019	Ocak	9,8	9781	1,163754804	2096388,19
2019	Şubat	9,1	7830	1,166581479	1715500,21
2019	Mart	9,9	14273	1,162201789	3094831,54
2019	Nisan	12,7	11020	1,16773677	1824501,24
2019	Mayıs	16,2	16678	1,179086086	1762325,34
2019	Haziran	24,8	5597	1,196060344	239738,21
2019	Temmuz	25,1	16382	1,193522491	352426,04
2019	Ağustos	25,4	10383	1,353800572	190199,93
2019	Eylül	21,9	11887	1,538565017	256685,32
2019	Ekim	18	15141	1,546173841	356862,68
2019	Kasım	12,6	14501	1,546737282	750044,47
2019	Aralık	10,8	15205	1,546879326	1753929,06
2020	Ocak	6,7	21343	1,54714921	3863641,5
2020	Şubat	6,8	14752	1,554810116	2956613,49
2020	Mart	7,7	18083	1,557461604	3078699,48



Şekil 6.1. Tablo 6.1'den elde edilen sıcaklıklara göre aylık tüketim

Şekil 6.1’te verilen grafik Microsoft Excel kullanılarak oluşturulmuştur. Grafik incelendiğinde sıcaklık ile doğal gaz tüketim miktarı arasında doğru orantı olduğu görülmektedir. Şekil 6.1 yapay sinir ağları ile talep tahmini yaparken girdi değerlerinde sıcaklık faktörünün önemi ortaya koymaktadır.



Şekil 6.2. Abone sayılarına göre aylık tüketim

Şekil 6.2’te grafik Microsoft Excel kullanılarak oluşturulmuştur. Veriler Tablo 6.1’den alınmıştır. Abone sayılarına bakıldığında 2020 yılı Ocak ayı 21343 kişi ve 2017 Ağustos 8 kişi olduğu görülmektedir. Abone sayısının giderek yükselmesi doğal gaza olan talebin daha da artması anlamına geldiği için, önümüzdeki yıllar içerisinde arz-talep dengesinin sağlanması için doğal tüketimi için tahmin modellerinin oluşturulması faydalı olacaktır.

6.1. Normalizasyon

Normalizasyon işlemi, verinin salınımlarını engellemek ve sistem performansını artırmak için kullanılır. Genel olarak verilerin [0,1] veya [-1, +1] aralıklarından birine ölçeklendirilmesi işlemi olarak da tanımlanabilir. Bu tez çalışmasında [0,1] aralığında normalizasyon yapılmıştır. Normalizasyon denklemi aşağıda belirtilmiştir.

$$SF = \frac{SR_{\max} - SR_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad X_p = SR_{\min} + (X - X_{\min}) * SF \quad (6.1)$$

SF: Ölçekleme faktörü

SR_{max}: En büyük ölçekleme değeri

SR_{min}: En küçük ölçekleme değeri

X_{min}: En küçük değer

X_{max}: En büyük değer

X: Özellik vektörü

X_p: Ölçekleme sonucu elde edilen değer

Tablo 6.2. Sıcaklık, abone sayısı, birim fiyat ve aylık tüketim normalizasyon değerleri

Sıcaklık Normalizasyon	Abone Sayısı Normalizasyon	Birim Fiyat Normalizasyon	Aylık Tüketim Normalizasyon
0,04950495	0,002343567	0,023305032	0,003112545
0,138613861	0,00421842	0,016820153	0,004494536
0,351485149	0,005390204	0,015970572	0,003660777
0,648514851	0,006843215	0,010000119	0,002236484
0,801980198	0,00838997	0,007178574	0,00070911
0,866336634	0	0,007685205	0
0,747524752	0,02451371	0,00634458	0,003051615
0,425742574	0,032856808	0	0,004101481
0,267326733	0,069228966	0,010311892	0,024710356
0,202970297	0,096836185	0,027490584	0,074071374
0,034653465	0,109866417	0,034388562	0,111330313
0,084158416	0,122006093	0,026048634	0,147590789
0,143564356	0,127724397	0,025035372	0,135354733
0,247524752	0,139582845	0,028433698	0,13736558
0,504950495	0,150035154	0,043897639	0,090016761
0,747524752	0,154909773	0,057490943	0,03277002

0,930693069	0,004312163	0,089658122	0,003162277
1	0,18739161	0,210071629	0,033282558
0,831683168	0,083946567	0,380458426	0,008991436
0,623762376	0,247808765	0,592910609	0,038039084
0,396039604	0,446730724	0,573136407	0,1674177
0,202970297	0,613452074	0,531764128	0,554579549
0,153465347	0,458073588	0,351888392	0,542574186
0,118811881	0,366627607	0,356541603	0,443987304
0,158415842	0,668619639	0,349331852	0,801005595
0,297029703	0,516147176	0,358443418	0,472200512
0,47029703	0,781345207	0,377126416	0,456107255
0,896039604	0,261963909	0,405069072	0,062009446
0,910891089	0,767471291	0,400891313	0,091176924
0,925742574	0,486290134	0,664737619	0,049187239
0,752475248	0,556784626	0,968892848	0,06639594
0,559405941	0,709303961	0,981418329	0,092325279
0,292079208	0,679306304	0,982345853	0,194094221
0,202970297	0,712303726	0,982579683	0,453934009
0	1	0,98302396	1
0,004950495	0,69107101	0,995635178	0,765230019
0,04950495	0,847199438	1	0,796830064

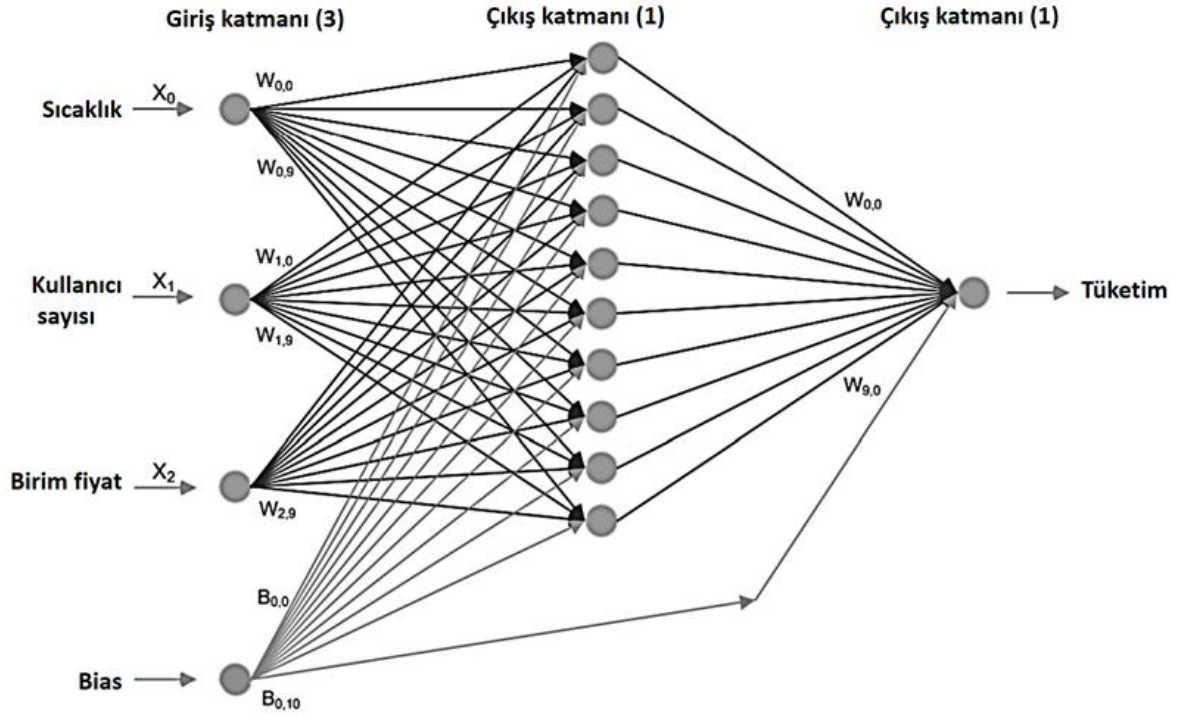
6.2. Yapay Sinir Ağları ile Talep Tahmini

Yukarıdaki tablo incelendiğinde doğal gaz tüketim miktarının artmasının nedenleri abone sayısındaki artış ve çevresel etkenlerdir. Özellikle kış aylarında havaların soğuması ile yakıt miktarında artış olmaktadır. Tüm bunlar dikkate alınarak YSA ile modelleme için taslak çalışma aşağıdaki gibi oluşturulmuştur.

Çalışmada 4 adet girdi parametresi ve 1 adet çıktı parametresi kullanılmıştır. Bunlar;

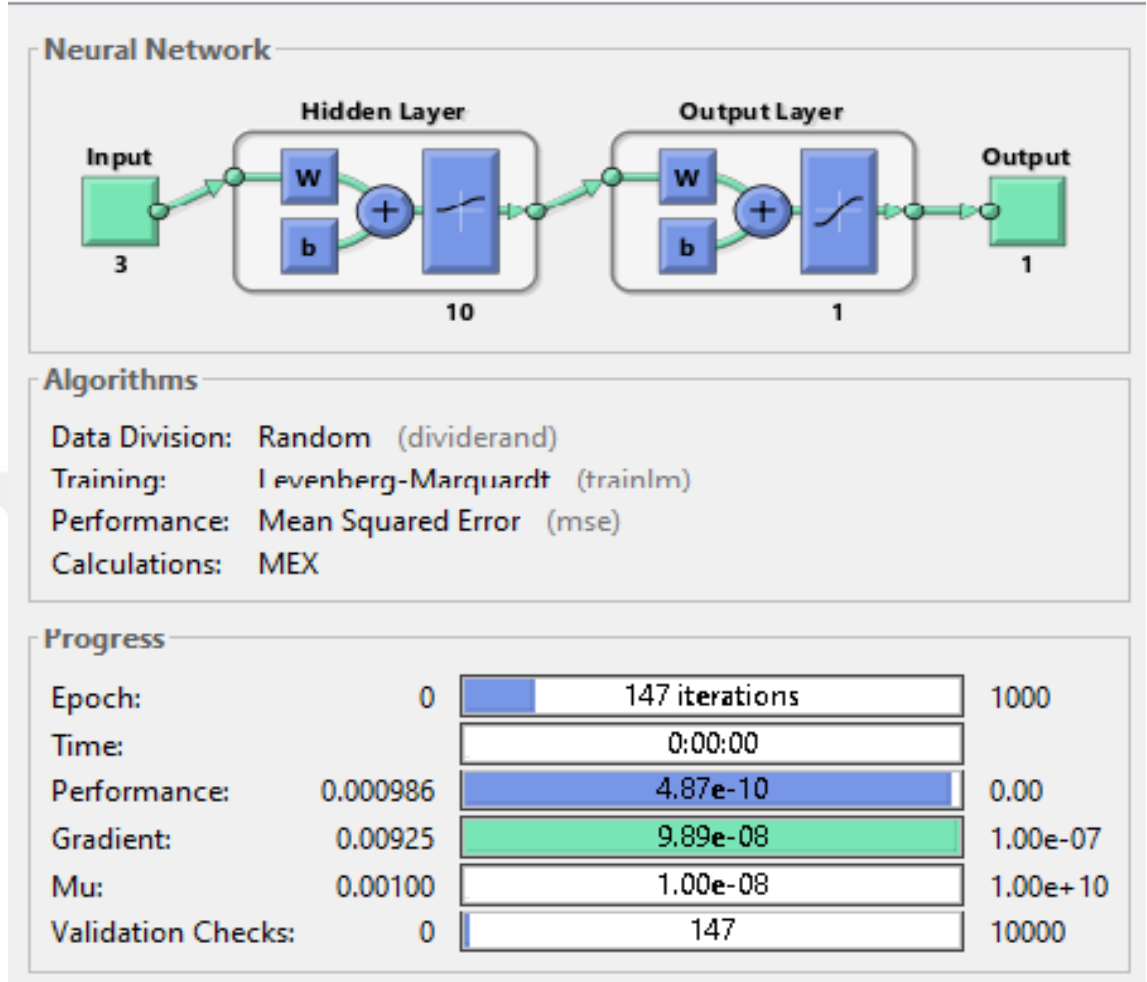
- Sıcaklık → Girdi
- Kullanıcı Sayısı → Girdi
- Birim Fiyat → Girdi

- Aylık Tüketim → Çıktı



Şekil 6 3. Önerilen yapay sinir ağının yapısı (3-10-1)

Doğal tüketim değerlerinin tahmin edilmesi için kullanılabilecek bir ağ yapısının modeli Şekil 6.3’ de verilmiştir. Ağ mimarisi 3-10-1 olan bu yapıda 3 giriş, 10 gizli katman nöron sayısı ve 1 çıktı bulunmaktadır.



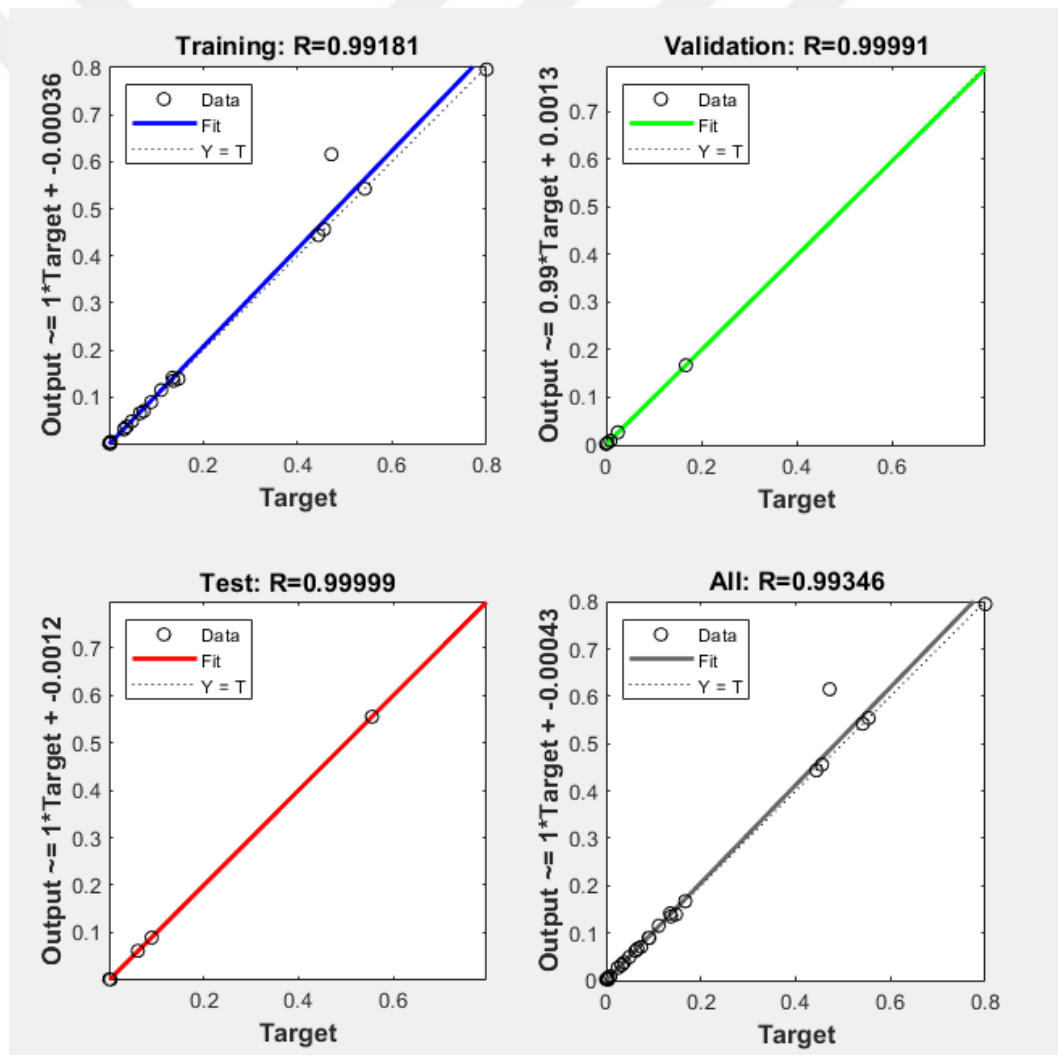
Şekil 6.4. Ağ yapısı ve ağı eğitimi

Bu veriler dikkate alınarak MATLAB programı aracılığıyla bir ağ yapısı oluşturulmuştur. Yukarıda veril Şekil 6.4'te MATLAB nntool komutu ile elde edilen ağı yapısını ve elde edilen çıktıları göstermektedir. Ağı yapısı yukarıda da bahsedildiği gibi üç katmandan oluşmuştur. Giriş-gizli-çıkış 3-10-1 şeklindedir. Transfer fonksiyonu LOGSIG algoritması ve eğitim algoritması Levenberg-Marguardt seçmemizin sebebi literatürde en fazla kullanılan ve yapay sinir ağlarında tahmin yapılırken başarılı sonuçlar vermesidir (Sarıkaya & Yılmaz, 2018). Verilerin %70'i eğitim, %15'i doğrulama, %15'i test için kullanılmıştır. R değeri çıktıları ve hedefler arasındaki korelasyonu ölçer. R değeri 1'e ne kadar yakınsa sonuç gerçek değere yakındır. R değeri 0'a yakınsa rastgele bir ilişki vardır. R^2 performans testi olarak tanımlanabilir (Taşkıner, 2018). Aşağıda R^2 değerinin hesaplandığı eşitlikler sunulmuştur.

$$R^2 = \frac{\text{Regresyon kareler toplamı}}{\text{Genel kareler toplamı}} \quad (7.2)$$

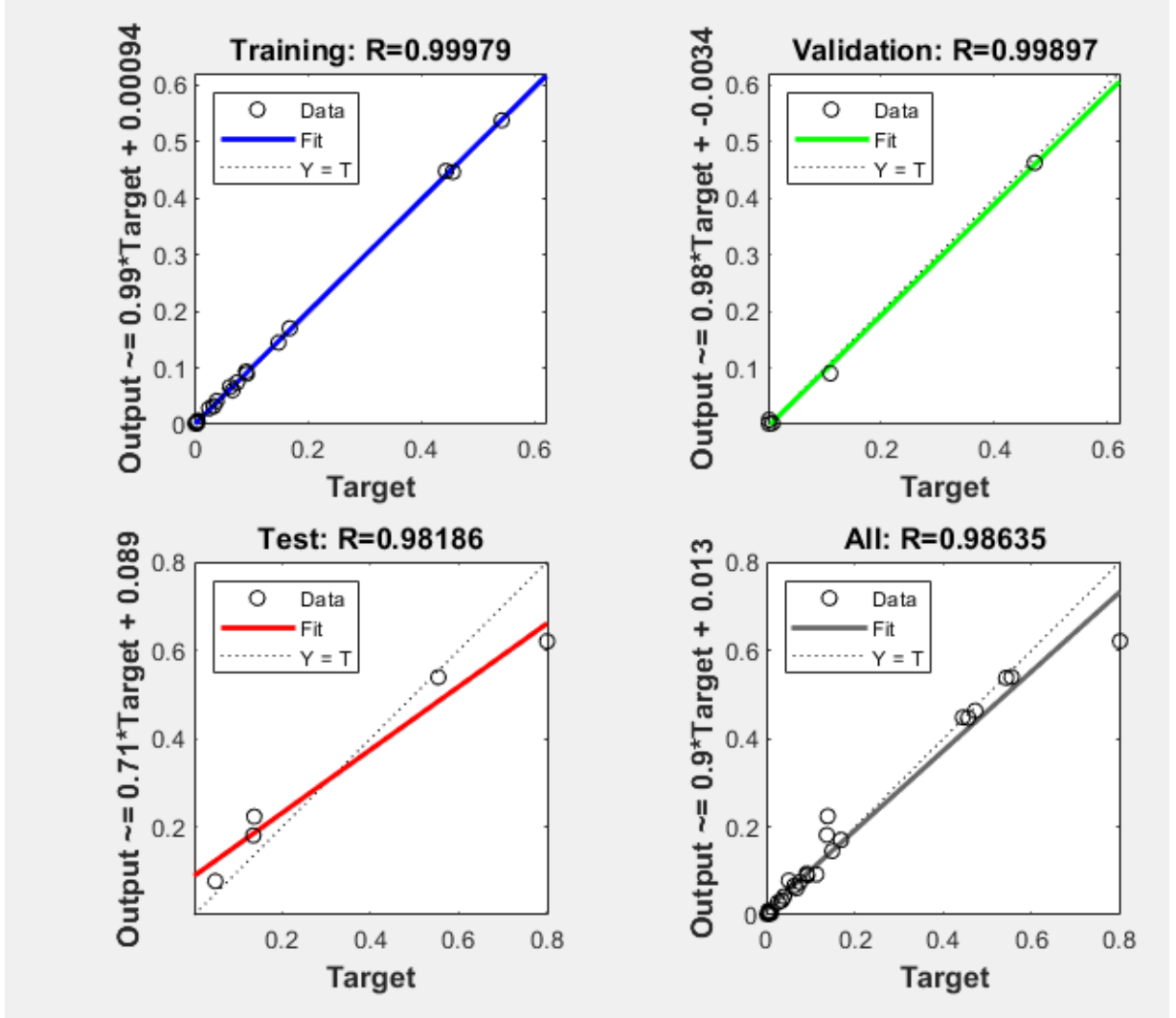
$$R^2 = 1 - \frac{\text{Hata kareleri toplamı}}{\text{Genel kareler toplamı}} \quad (7.3)$$

Bu çalışmada, verilerin eğitilmesinden sonra en iyi tahminsel modellerin elde edilmesi için en yüksek R^2 değeri, çeşitli aktivasyon fonksiyonları ve algoritmalar denenerek araştırılmıştır. Aşağıda kullanılan fonksiyon ve algoritmalarından elde edilen sonuçlar verilmiştir.



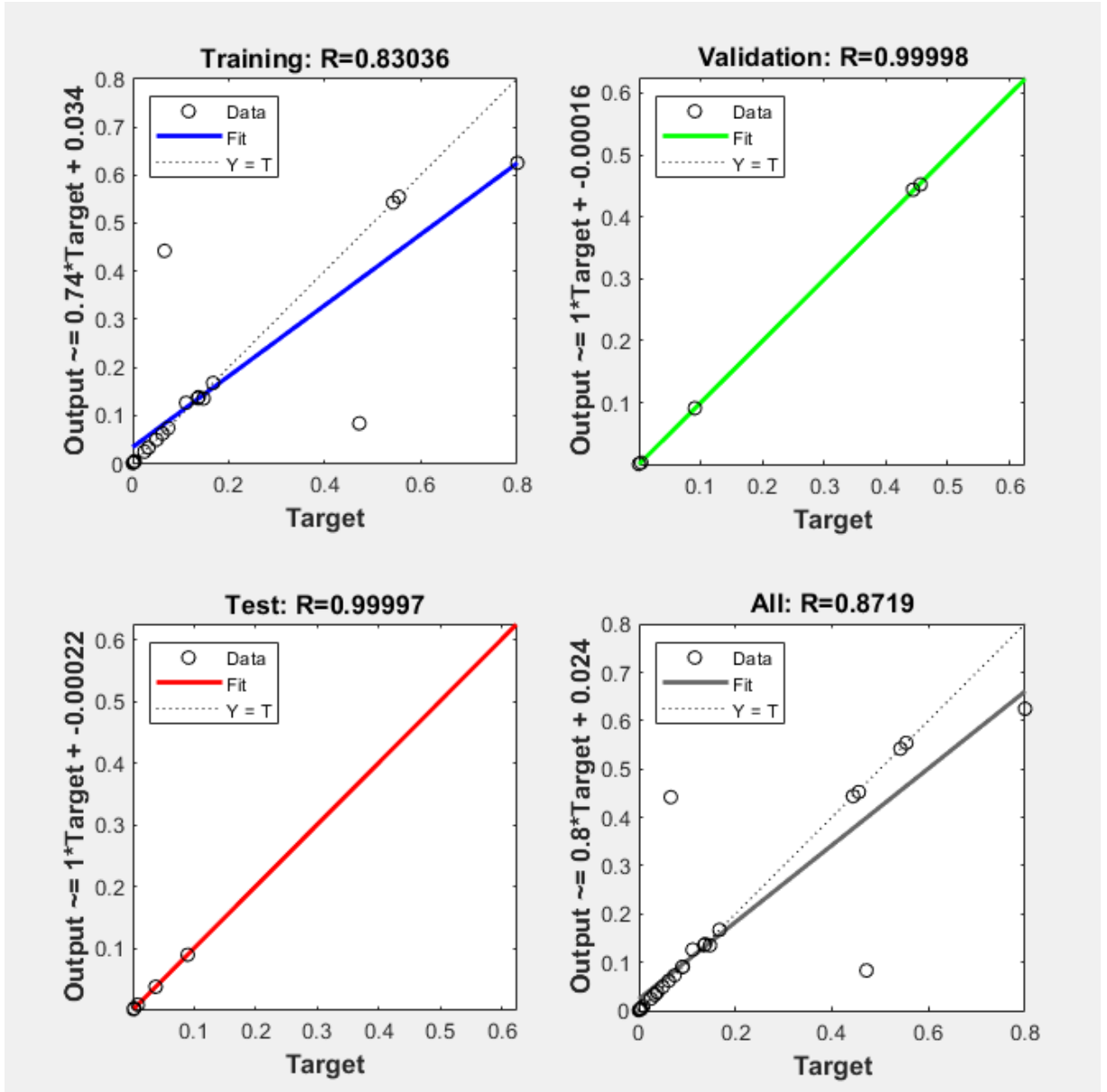
Şekil 6.5. R Performans Parametresi Değerleri Grafikleri 3-10-1 LOGSIG

Şekil 6.5'te grafik incelendiğinde, 3-10-1 ağ mimari yapısının LOGSIG aktivasyon fonksiyonu ve Levenberg-Maquardt algoritması sonuçları esas alınarak hesaplanan R değerleri görülmektedir. R^2 değerlerini hesapladığımızda eğitim (training) değeri 0,9836, doğrulama (validation) 0,9998, test değeri (test) 0,9999'dur. Yapılan çalışmalar sonucu $R^2 = 0,99346$ değeri ile 1'e oldukça yakın olduğu anlaşılmaktadır. Bu sonuçlara bakarak gerçek değerler ile tahmini değerlerin yakın olduğunu anlayabiliriz.



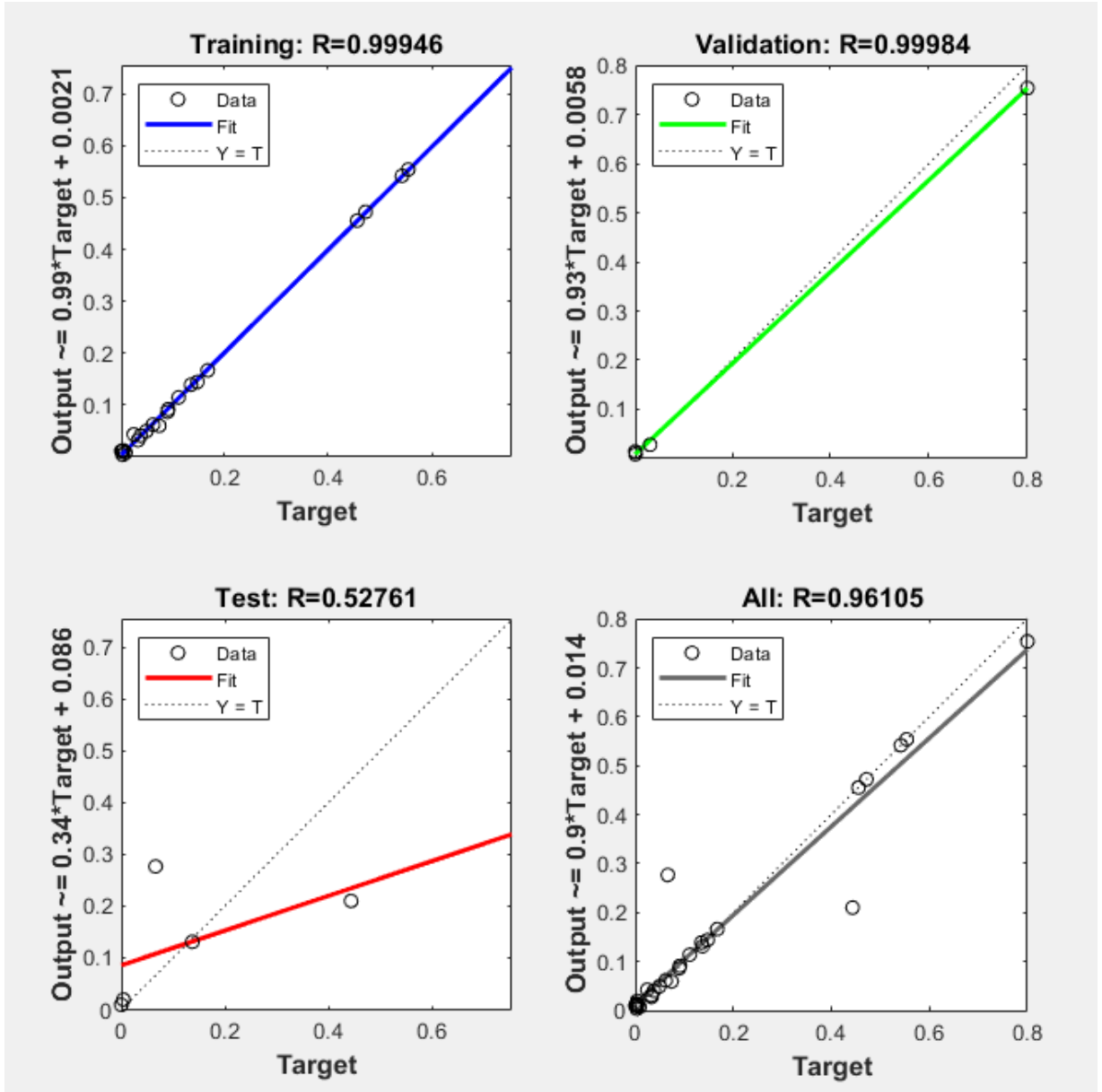
Şekil 6.6. R performans grafikleri 3-8-1 LOGSIG

Şekil 6.6'da grafik incelendiğinde, 3-8-1 ağ mimari yapısının LOGSIG aktivasyon fonksiyonu ve Levenberg-Maquardt algoritması ile iş birliğinde elde edilen tahmin modeli için R^2 değeri 0,9728 olarak hesaplanmıştır.



Şekil 6.7. R performans grafikleri 3-8-1 TANSIG

Şekil 6.7’de grafik incelendiğinde, 3-8-1 ağ mimari yapısının TANSIG aktivasyon fonksiyonu ve Levenberg-Maquardt algoritması ile iş birliğinde elde edilen tahmin modeli için R^2 değeri 0,7602 olarak hesaplanmıştır.



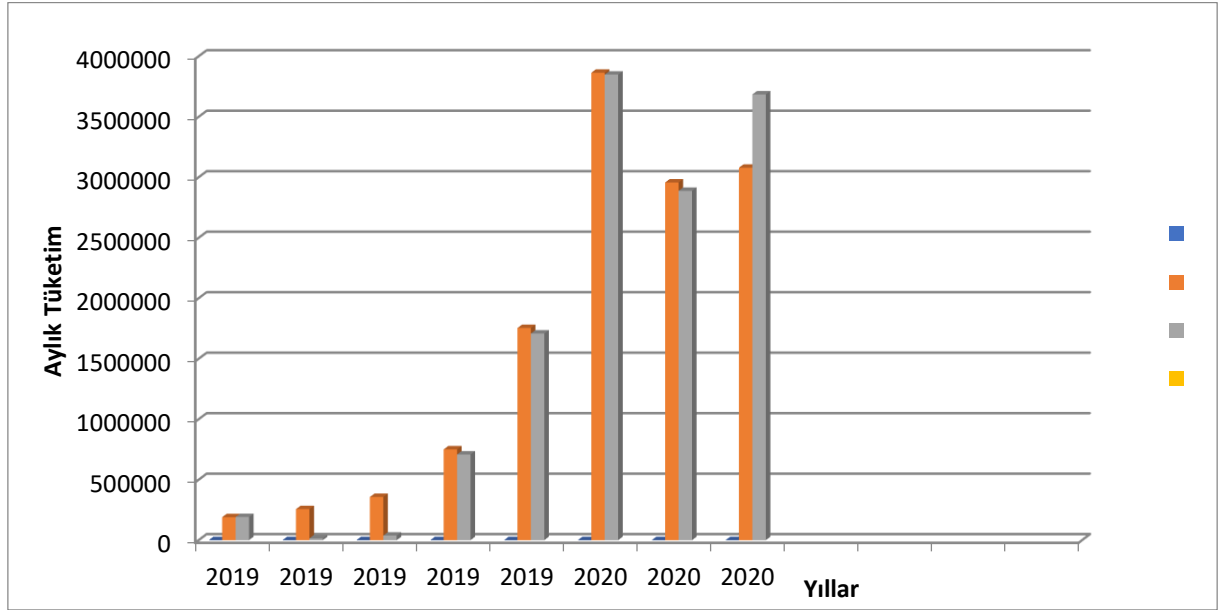
Şekil 6.8. R performans grafikleri 3-10-1 TANSIG

Şekil 6.8'deki grafik incelendiğinde, 3-10-1 ağ mimari yapısının TANSIG aktivasyon fonksiyonu ve Levenberg-Maquardt algoritması ile iş birliğinde elde edilen tahmin modeli için R^2 değeri 0,9236 olarak hesaplanmıştır.

Tablo 6.3'te YSA sonucuna göre bulunan tahmin verileri ve gerçek tüketim verileri karşılaştırılmıştır.

Tablo 6.3. YSA sonucu bulunan dermolize edilmiş tahmini aylık tüketim verileri

Yıllar	Aylar	Aylık Tüketim_sonuc_denormalized	Öngörülen Aylık Tüketim_denormalized
2019	Mayıs	1.762.325,34	1.852.200,38
2019	Haziran	239.738,21	238.380,41
2019	Temmuz	352.426,04	399.958,67
2019	Ağustos	190.199,93	191.354,19
2019	Eylül	256.685,32	15.027,88
2019	Ekim	356.862,68	37.879,95
2019	Kasım	750.044,47	707.723,11
2019	Aralık	1.753.929,06	1.708.247,29
2020	Ocak	3.863.641,50	3.848.303,50
2020	Şubat	2.956.613,49	2.887.070,86
2020	Mart	3.078.699,48	3.684.183,07



Şekil 6.9. Tahmini veriler ve gerçek verilerin karşılaştırılması

Şekil 6.9 incelendiğinde YSA sonucu elde edilen verilerin gerçek değerlere çok yakın olduğu görülmektedir.

Tablo 6.4. YSA ile yapılan farklı ağ yapılarının karşılaştırılması

Ağ mimari yapısı	3-10-1	3-8-1	3-10-1	3-8-1
Aktivasyon fonksiyonu	LOGSIG	LOGSIG	TANSIG	TANSIG
Eğitim algoritması	Levenberg-Marguardt	Levenberg-Marguardt	Levenberg-Marguardt	Levenberg-Marguardt
R ²	0,99346	0,9728	0,9236	0,7602

Tablo 6.4 incelendiğinde en başarılı YSA sonucunun, 3-10-1 ağ mimarisi yapısının LOGSIG aktivasyon fonksiyonunun Levenberg-Marguardt algoritması ile iş birliğinde ortaya çıktığı görülmektedir.

6.3. Çoklu Doğrusal Regresyon Analizi ile Talep Tahmini

Sinop ili için aylık doğalgaz tüketim tahmini için Microsoft Excel programını kullanılmıştır. Girdi değerleri olarak sıcaklık, abone, sayısı, birim fiyat değerleri esas alınmıştır. Çıktı değeri ise aylık tüketim değeridir. Bu değerler bağımsız ve bağımlı olarak ikiye ayrılır. 6.5’de genel regresyon eşitliği verilen denklemde X değeri bağımsız değişkeni, Y değeri ise bağımlı değişkeni temsil etmektedir. Bu çalışmada, ilk olarak Microsoft Excel kullanarak veri analizi bölümünde Regresyon analiz kısmı seçilmiştir. Daha sonra bağımlı ve bağımsız değişkenler sırayla seçilmiştir. Regresyon sonucu çıkan değerler ve regresyon denklemi aşağıda belirtilmiştir. Genel bir regresyon tablosunda model için katsayılar, T değeri ve P anlamlılık değeri bulunmaktadır.

$$Y = \alpha + \beta_1x_1 + \beta_2x_2 + \beta_3x_3+.....e \quad (6.5)$$

Tablo 6.5. Katsayılar ve güven aralığı

Girdiler	Gösterim	(Coef) Katsayılar	SE Coef	T	P
Sabit katsayı (Constant)	C	2052463,702	776686	36.4280	0.000
Sıcaklık	T	-66082,03346	14478	20.8255	0.000
Abone Sayısı	n	141,4814861	28	25.3176	0.000
Birim Fiyat (KDV Hariç) (TL/m3)	BF	-1034111,959	802988	1.5470	0.222

Denklem 6.5'te çoklu regresyon analizinin genel denklemi verilmiştir. Bu çalışmada doğalgaz tüketiminin matematiksel modelinde kullanılacak katsayılar Denklem 6.5'te yerine konularak Denklem 6.6 elde edilmiştir.

$$A. T=2052463,702-66082,03346*T-141,4814861*n-1034111,95*BF \quad (6.6)$$

Tablo 6.5 incelendiğinde katsayılar, standardize katsayı, T değeri ve P anlamlılık değeri görülebilir. P değeri 0.05 değerinden küçük ise regresyon analizinden bulunan katsayı istatistiksel olarak anlamlıdır. Buna göre %95 güven aralığında yapılan regresyon analizi neticesinde, girdi parametreleri arasından sıcaklık ve abone sayısı anlamlı olarak bulunurken, birim fiyatın ise istatistiksel olarak anlamsız olduğu tespit edilmiştir. Ayrıca gerçekleştirilen regresyon analizine ait istatistiklerde Tablo 6.6'da özetlenmiştir.

Tablo 6.6. Regresyon İstatistikleri

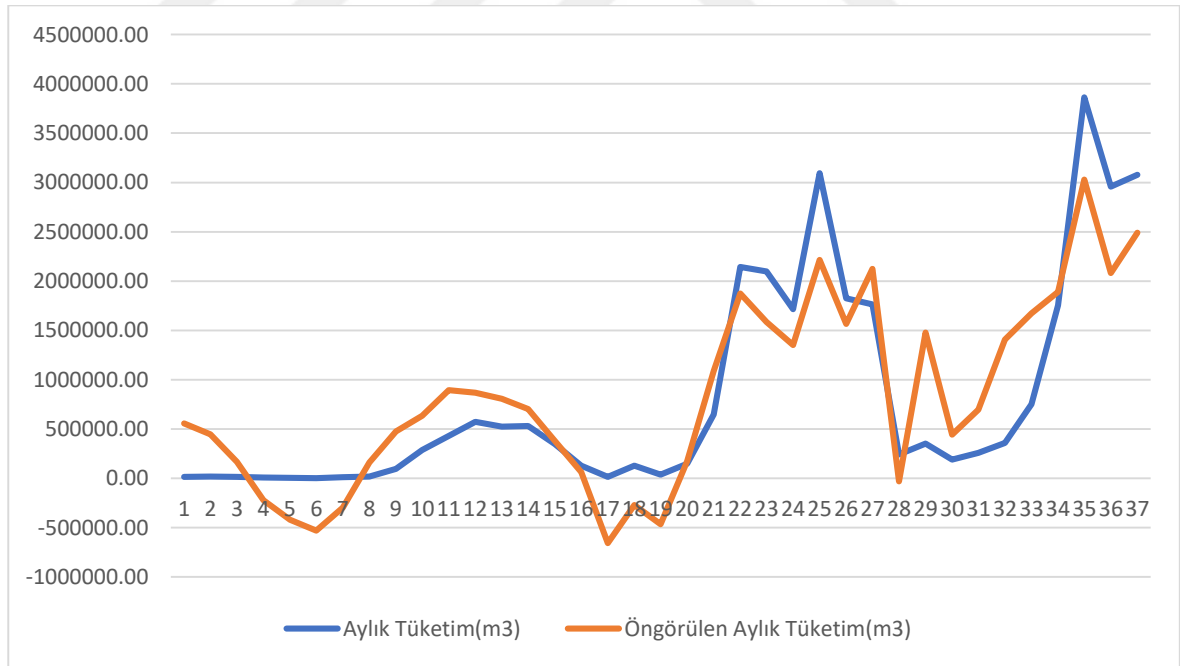
Regresyon İstatistikleri	
Çoklu R	0,87699385
R Kare	0,769118212
Düzenlenmiş R Kare	0,748128959
Standart Hata	541528,9467
Gözlem	37

Tablo 6.7. Çoklu Regresyon Analizi Tahmin Sonuçlar

Gözlem	Öngörülen Aylık Tüketim(m ³)	Aylık Tüketim(m ³)	Farklar
1	554797,8276	12191,49	-542606,3376
2	445583,1599	17530,78	-428052,3799
3	165501,1511	14309,57	-151191,5811
4	-222854,5474	8806,85	231661,3974
5	-421267,4973	2905,88	424173,3773
6	-532817,5872	166,25	532983,8372
7	-299383,7233	11956,09	311339,8133
8	159318,7975	16012,22	-143306,5775
9	474093,1157	95634,1	-378459,0157
10	632540,8802	286339,17	-346201,7102
11	892218,4099	430288,16	-461930,2499
12	868019,1365	570379,61	-297639,5265
13	806617,9584	523105,91	-283512,0484
14	701505,7113	530874,77	-170630,9413
15	379715,2233	347943,78	-31771,44331
16	62088,16266	126772,41	64684,24734
17	-657202,4603	12383,63	669586,0903
18	-272733,1233	128752,59	401485,7133
19	-467339,0472	34904,44	502243,4872
20	171364,5367	147129,31	-24235,22672
21	1088211,264	646980,39	-441230,8738
22	1875170,472	2142770,61	267600,138
23	1585237,429	2096388,19	511150,7611
24	1352541,375	1715500,21	362958,8355
25	2215770,052	3094831,54	879061,4876
26	1564777,294	1824501,24	259723,9456
27	2122255,962	1762325,34	-359930,6222
28	-31359,15614	239738,21	271097,3661

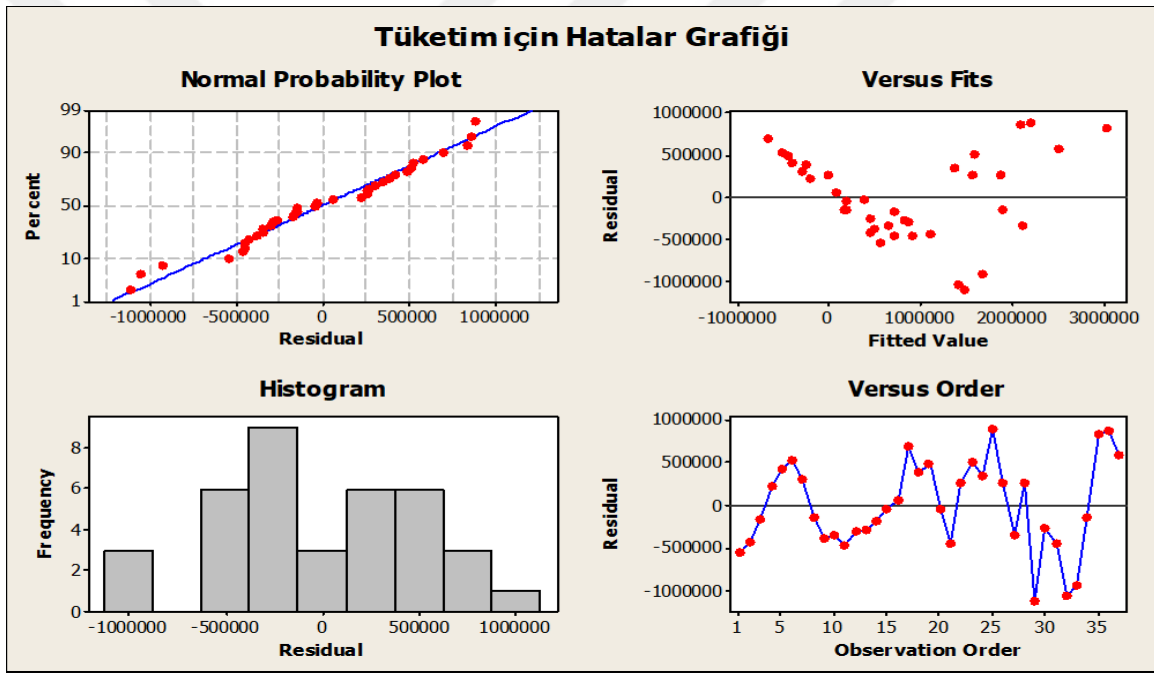
29	1477318,485	352426,04	-1124892,445
30	443000,96	190199,93	-252801,03
31	696009,11	256685,32	-439323,79
32	1406241,42	356862,68	-1049378,74
33	1671953,589	750044,47	-921909,1188
34	1890357,326	1753929,06	-136428,2659
35	3029427,934	3863641,5	834213,5656
36	2082393,022	2956613,49	874220,4682
37	2491452,086	3078699,48	587247,3937

Tablo 6.7’de Microsoft Excel ile yapılan çoklu regresyon analizi tahmin sonuçları gösterilmektedir. Tablo 6.1’de gösterilen aylık tüketim değerlerinden öngörülen tahmini tüketim değerleri çıkarılarak farklar bulunmuştur.



Şekil 6.10. Çoklu regresyondan elde edilen aylık tüketim ve hesaplanan aylık tüketim bilgileri karşılaştırılması

Şekil 6.10'da grafik incelendiğinde çoklu regresyon analizi kullanılarak elde edilen tahmini veriler ile gerçek verilerin kıyaslaması gösterilmiştir. Grafikte 25. Ay (2019 Mart) ele alındığında gerçek değer 3094831,54 m³ tahmini değer ise 2215770,052 m³ olarak hesaplanmıştır. Aradaki fark 879061,4876 m³ olduğu gözlemlenmiştir. Değişim trendi bazı aylar oldukça yakın eğilimler sergilerken özellikle tüketimin düşük olduğu aylar daha fazla fark gözlenmiştir. Ayrıca Minitab 17.0 programından elde edilen hatalar grafikleri de Şekil 6.11'de verilmiştir. Şekil 6.11 incelendiğinde, hataların normal bir dağılım gösterdiği bu grafik üzerinde de açıkça görülebilir.



Şekil 6.11. Hataların dağılımı

6.4. Varyans Analizi (ANOVA)

Varyans Analizi (Analysis of Variance), ANOVA analizi olarak da bilinen istatistiksel bir yöntemdir. Bu yöntemde en az iki değişkenden oluşan bağımsız değişkenlerin bağımlı değişkeni hangi derece etkilediği istatistiksel olarak araştırılır. Diğer bir deyişle, iki veya daha fazla ortalama arasındaki fark olup olmadığı ile ilgili hipotezi test etmek için kullanılır. Bu yöntemde ait çıktıları, serbestlik derecesi, kareler toplamı, kareler ortalaması, F değeri, P anlamlılık değeri

ve % katkı oranıdır. Tablo 6.8’de Minitab 17.0 programı yardımıyla gerçekleştirilen varyans analiz sonuçları görülmektedir.

Tablo 6.8. Varyans Analizi

Kaynak	Serbestlik derecesi	Kareler toplamı	Kareler ortalaması	F	P
Regresyon	3	3.21935E+13	1.07312E+13	36.4280	0.000
Sıcaklık	1	1.42514E+13	6.13488E+12	20.8255	0.000
Abone sayısı	1	1.74864E+13	7.45821E+12	25.3176	0.000
Birim fiyat	1	4.55716E+11	4.55716E+11	1.5470	0.222
Hata	33	9.72132E+12	2.94585E+11		
Toplam	36	4.19148E+13			

Tablo 6.8’deki varyans analizi sonuçları incelendiğinde, abone sayısı (F=25.3176) ve sıcaklığın (F=20.8255) tüketim üzerindeki baskın etkisi istatistiksel olarak da bulunmuştur. Ayrıca P anlamlılık değerlerinden görüleceği üzere, sıcaklık ve abone sayısının doğal gaz tüketimi değerleri üzerinde istatistiksel olarak anlamlı olduğu (P değeri 0,005’ den küçük olduğu için), birim fiyat girdisinin ise (p değeri 0,005’ den büyük olduğu için) istatistiksel olarak anlamsız olduğu tespit edilmiştir. Ayrıca birim fiyat girdisine ait olan düşük F değeri bu sonucu doğrular niteliktedir. Birim fiyat değeri farklı çalışmalarda yüksek veri değeri ve nüfus artışına bağlı olarak anlamlılık gösterebilir.

7. SONUÇ VE ÖNERİLER

Enerji kaynakları bakımından ülkemizde doğal gaz, hem elektrik üretimi hem de konut ve sanayideki kullanımı dikkate alındığında önemli bir yere sahiptir. Ancak, ülkemiz doğal gaz konusunda ihtiyacı karşılayacak yeterli kaynaklara sahip değildir. Bu sebeple doğalgazın önemli bir bölümü diğer ülkelerden ithal edilmektedir. Doğal gaz alım antlaşmaları dikkate alındığında yeterli miktarda doğalgaz alımı için talep tahmini oldukça önemlidir. Bu tezin önceki bölümlerinde de bahsedildiği gibi talep tahmini için kullanılabilecek çeşitli yöntemler mevcuttur. Bu çalışmada, ülkemizde doğal gazı son yıllarda kullanmaya başlayan Sinop ili için doğalgaz tüketiminin tahmini yapay sinir ağları ve çoklu regresyon analizi yöntemleri ile yapılmış ve sonuçlar karşılaştırılmıştır. Ayrıca diğer istatistiksel yöntemlerle de tüketime dair profil ortaya konulmaya çalışılmıştır.

Kullanılan veriler Sinop Meteoroloji Bölge Müdürlüğü ve Sinop Akmercan Doğalgaz Bölge Müdürlüğünden alınmıştır. Bu tez çalışmasının sonuçları aşağıdaki gibi özetlenebilir:

Çoklu regresyon analizi tahmini Microsoft Excel ve Minitab 17.0 programları kullanılarak yapılmıştır. Regresyon sonucuna göre R^2 değeri 0,7691 değeri bulunmuştur. Örneğin, 2020 Mart gerçek tüketim değeri 3078699,48 m³ iken tahmin değeri 2491452,086 m³ olarak tahmin edilmiştir. Ayrıca, Minitab programından elde edilen hatalar grafiklerinde de, hataların düzgün dağılım göstermesi regresyon analizinin de bu alanda kullanılabilirliğini göstermiştir.

Yapay sinir ağları tahmini için MATLAB programının nntool komutu kullanılmıştır. Girdi değerleri olarak sıcaklık, abone sayısı, birim fiyat kullanılmıştır. Çıktı olarak ise aylık tüketim değeri kullanılmıştır. Çalışmada gizli tabakadaki nöron sayısı ve transfer fonksiyonunun değiştirilip dört farklı model oluşturulmuştur. Ağ mimarisi 3-10-1 ile transfer fonksiyonu olarak LOGSIS kullanıldığında ve eğitim fonksiyonu olarak Levenberg-Maquardt algoritması seçildiğinde en başarılı sonucun ortaya çıktığı bulunmuştur. Çalışma sonucunda R^2 değeri 0,99346 değeri bulunmuştur. R^2 değerleri çoklu regresyon analizi yöntemiyle karşılaştırıldığında YSA'nın tahmin sonuçlarının gerçek değerlere daha yakın olduğu gözlemlenmiş ve YSA'nın Sinop ili için de doğalgaz talep tahmininde kullanıma uygun olduğu tespit edilmiştir. Çoklu regresyon analizi ile elde edilen sonuçlarda R^2 değerinin YSA'dan elde

edilen R^2 değerinden düşük olmasına rağmen yöntemin basit ve kullanışlı oluşu hızlı modellerin oluşturulması için daha avantajlı olarak değerlendirilmiştir. Ayrıca, Minitab programından elde edilen sonuçlara göre hataların normal dağılım göstermesi bu yönteminde kullanılabilirliğini arttırmaktadır. Çoklu regresyon analizi ile elde edilen katsayılardan abone sayısı ve sıcaklık istatistiksel olarak anlamlı bulunurken birim fiyat model içerisinde istatistiksel olarak anlamsızdır. Varyans analizi sonuçlarına göre, sıcaklık ve abone sayısının doğal gaz tüketimi değerleri üzerinde istatistiksel olarak anlamlı olduğu (P değeri 0,005' den küçük olduğu için), birim fiyat girdisinin ise (p değeri 0,005' den büyük olduğu için) istatistiksel olarak anlamsız olduğu tespit edilmiştir. Ayrıca birim fiyat girdisine ait olan düşük F değeri bu sonucu doğrular niteliktedir. Birim fiyat değerinde farklı çalışmalarda yüksek veri değeri ve nüfus artışına bağlı olarak anlamlılık gösterebileceği düşünülmektedir.

Bundan sonraki çalışmalar da, talep tahminleri için farklı yapay zekâ algoritmaları kullanılabilir. Ayrıca, girdi değerlerine ortalama en düşük sıcaklık, ortalama en yüksek sıcaklık, nem değerleri, bağıl nem değerleri ve diğer mevsimsel değişiklikler gibi parametreler eklenerek de tüketim profilinin bu girdilerden hangi düzeyde etkilendiği bulunabilir. Her ne kadar, matematiksel model performansı için önemli bir gösterge olan R^2 değeri bu çalışmada yüksek olarak bulunsa da, Sinop ilinde doğal gaz tüketimine ait mevcut verilerin sınırlı olmasından dolayı önümüzdeki yıllar içerisinde daha fazla girdi ile yapılacak bir tüketim modeli daha faydalı olacaktır. Son olarak, bu tür doğal gaz tüketim modellerinin yerel bazda oluşturulmasının yanı sıra, bölgesel bazda da oluşturulması doğal gazın güvenli arzının yanı sıra, sosyo-ekonomik değerlendirmeler ve yatırım planlamaları içinde yol gösterici olabilir.

KAYNAKÇA

- Adıyaman, F. (2007). Talep Tahmininde Yapay Sinir Ağlarının Kullanılması.
- Ağyar, Z. (2015). Yapay Sinir Ağlarının Kullanım Alanları ve Bir Uygulama. Mühendis ve Makina .
- Akgül, S., & Yıldız, Ş. (2013). Doğalgaz Tüketim Tahmini. Sosyal ve Beşeri Bilimler Dergisi, Cilt 5, No 1,.
- Akın, B. (2017). Yapay Sinir Ağlarıyla Konya Bölgesinde Kullanıcı Doğalgaz Tüketim Öngörüsü. İstanbul: İstanbul Teknik Üniversitesi.
- Altıntaş, V., Bahattin Akgül, M., & Abuşka, M. (2015). Yutucu plaka üzerine konik yayların yerleştirildiği güneş enerjili hava Kollektörünün ısı verim analizi ve yapay sinir ağlarıyla modellenmesi. İzmir: Makina Mühendisleri Odası.
- Altuncu, Ö. (2020, 10 18). <https://www.hurriyet.com.tr>. 11 03, 2020 tarihinde <https://www.hurriyet.com.tr/gundem/mavi-vatanin-bereketi-320-milyara-ilave-85-milyar-metrekup-dogalgaz-daha-bulundu-41639035> adresinden alındı
- Anonim. (2014, 6 11). 2020 tarihinde <https://www.akmercansinopgaz.com.tr/tr/kurumsal/lisans-bolgemiz/> adresinden alındı
- Anonim.(2014). 2020 tarihinde https://www.kuzka.gov.tr/Icerik/Dosya/www.kuzka.gov.tr_18_XN5K77RN_02-sinop.pdf adresinden alındı
- Anonim. (2016, 02 26). 10 18, 2020 tarihinde <http://www.sinop.gov.tr/sinop-merkeze-dort-mahalle-daha-eklendi> adresinden alındı
- Anonim. (2020). 02 15, 2020 tarihinde <https://www.enerji.gov.tr/tr-TR/Sayfalar/Dogal-Gaz-Boru-Hatlari-ve-Projeleri> adresinden alındı
- Anonim. (2020, 9 17). <https://www.termiksizgelecek.org/fosil-yakit-nedir-ve-nasil-olusur/> adresinden alındı
- Aydın, D., & Toros, H. (2018). Prediction of Short-Term Electricity Consumption by Artificial Neural Networks Using Temperature Variables. European Journal of Science and Technology No. 14, pp. 393-398, 394-397.
- Başkanlığı, S. G. (2016). Dünya ve Ülkemiz Enerji ve Tabii Kaynaklar Görünümü. Ankara: Türkiye Cumhuriyeti Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı Strateji Geliştirme Başkanlığı.

- Bayır, F. (2006). Yapay Sinir Ağları ve Tahmin Modellemesi Üzerine Bir Uygulama. İstanbul: T.C.İstanbul Üniversitesi.
- Bayraç, H. N. (2018). Uluslararası Doğalgaz Piyasasının Ekonomik Yapısı ve Uygulanan Politikalar. Eskişehir Osmangazi Üniversitesi İİBF Dergisi, 16.
- Boltürk, E. (2013). Elektirik Talebi0 Tahmininde Kullanılan Yöntemlerin Karşılaştırılması. İstanbul: İstanbul Teknik Üniversitesi.
- BOTAŞ. (2016). Sektör Raporu.
- BOTAŞ. (2018). Sektör Raporu. Ankara: BOTAŞ.
- BP. (2016). Annual Report Form 20-F . BP.
- BP. (2017). BP Statistical Review of World Energy.
- Calp, M. H. (2018). İşletmeler için Personel Yemek Talep Miktarının Yapay Sinir Ağları Kullanılarak Tahmin Edilmesi. Politeknik Dergisi,, 8-11. <https://dergipark.org.tr/tr/pub/politeknik/archive> adresinden alındı
- Cura, T. (2004). Karar Verme Aracı Olarak Yapay Sinir Ağları ve Yapay Sinir Ağları ile Portföy Optimizasyonu. İstanbul: İstanbul Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- Çelik, E. (2011). Görüntü İşlemeye Dayalı Avuç İçi İzinin Yapay Sinir Ağı İle Tanınması. İstanbul: Marmara Üniversitesi.
- Çetin, E. (2016). Yapay Zeka Uygulamaları. 3. Baskı. Seçkin .
- Çevik, E. (2009). Yapay sinir ağları metodu ile yağış tahmini. Isparta: Süleyman Demirel Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü.
- Çizmeci , H., Atila , Ü., & Karaş , İ. (2018). Yapay Sinir Ağları Kullanılarak Yükseköğretimde Öğrenci Adaylarının Başarı Durumlarının Tahmin Edilmesi. 20. Akademik Bilişim 2018 Konferansı Bildirileri – Karabük Üniversitesi (s. 183-185). Karabük: Hitit Üniversitesi, Bilgisayar Teknolojileri Bölümü, Çorum,Karabük Üniversitesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, Karabük.
- Çuhadar, M., Güngör, İ., & Göksu, A. (2009). Turizm Talebinin Yapay Sinir Ağları ile Tahmini ve zaman serisi yöntemleri ile karşılaştırılmalı analizi Antalya İline yönelik bir uygulama. Süleyman Demirel Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi Y.2009, C.14, S.1 s.99-114., 107/113.
- Demirceylen, S. (2012). Erzurum'da Doğal gaz Tüketim Miktarının Yapay Sinir Ağı Algoritması Kullanılarak Tahmin Edilmesi. Erzurum: Atatürk Üniversitesi.

- EPDK. (2020). Petrol Piyasası Sektör Raporu. Ankara: Enerji Piyasası Denetleme Kurulu.
- Erdoğan, E., & Özyürek, H. (2012). Yapay Sinir Ağları İle Fiyat Tahminlenmesi. Sosyal ve Beşeri Bilimler Dergisi, 89-91.
- Güzel, Y. (2018, 03 16). [https://medium.com. https://medium.com/@yasinguzel/yapay-zeka-ders-notlar%C4%B1-03-biyolojik-sinir-sistemi-ve-yapay-sinir-a%C4%9F%C4%B1-h%C3%BCcresi-6555add68d80](https://medium.com/@yasinguzel/yapay-zeka-ders-notlar%C4%B1-03-biyolojik-sinir-sistemi-ve-yapay-sinir-a%C4%9F%C4%B1-h%C3%BCcresi-6555add68d80) adresinden alındı
- Karahan, M. (2011). İstatistiksel Tahmin Yöntemleri: Yapay Sinir Ağları Metodu İle Ürün Talep Tahmini Uygulaması. Konya: Şelçuk Üniversitesi.
- Kargı, V. S. (2013). Yapay Sinir ağ modelleri ve bir tekstil firmasında uygulama. Bursa: T. C.Uludağ Üniversitesi.
- Karlık, B., & Kızılaslan, R. (2009). Yapay sinir ağları yöntemiyle İstanbul doğal gaz ihtiyacının tahmin edilmesi ve gaz tüketim hesaplama programının yazılması. İstanbul.
- Kılıç, G. (2015). Yapay Sinir Ağları ile Yemekhane Günlük Talep Tahmini. Denizli: T.C.Pamukkale Üniversitesi.
- Marzano, F., Fionda, E., & Ciotti, P. (2005). Neural-network approach to ground-based passive microwave estimation of precipitation intensity and extinction. Roma, Italy: Journal of Hydrology, 328, 121-131.
- Nasuhoğlu, H. (2019). Eczacılık Sektöründe Yapay Sinir Ağları ve Zaman Serileri Analizi ile Talep Tahmini. İstanbul: T.C. Maltepe Üniversitesi.
- Okkan, U., & Mollamahmutoğlu, A. (2010). Yiğitler Çayı Günlük Akımlarının Yapay Sinir Ağları ve Regresyon Analizi ile Modellenmesi. Dumlupınar Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi, 35-37.
- Öksüz, S. (2019). Yapay sinir ağları ile Denizli ili mesken aboneleri elektrik tüketim tahmini. Denizli: Pamukkale Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü.
- Ömürbek, V., Akçakanat, Ö., & Aksoy, E. (2019). Aktif Büyüklüklerine Göre Değerlendirilen Büyük Ölçekli Bankaların Yapay Sinir Ağları İle Kârlılıklarının Öngörüsü. İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi, 460-463.
- Öztemel, E. (2012). Yapay Sinir Ağları. İstanbul: Papatya Yayıncılık Eğitim Bilgisayar Sis. San. ve Tic. A.Ş.
- Pabuçcu, H., & Bayramoğlu, T. (2016). Yapay Sinir Ağları ile Co2 Emisyon Tahmini Türkiye Örneği. Gazi Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi 18/3 (2016) 762-778, 750-775.

- Saraç, T. (2004). Yapay Sinir Ağları”, Seminer Projesi,. Ankara: Gazi Üniversitesi Endüstri Mühendisliği Anabilim Dalı,.
- Sarı, M. (2016). Yapay sinir ağları ve bir Otomotiv firmasında satış talep tahmini uygulaması. Sakarya: T.C.Sakarya Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü.
- Sarıkaya, M., & Yılmaz, V. (2018). Optimization and predictive modeling using S/N, RSM, RA and ANNs for micro-electrical discharge drilling of AISI 304 stainless steel. Neural Computing and Applications, 1503-1517.
- Selahattin, Y., & Deveci, M. (2012). İstatiksel normalizasyon tekniklerinin yapay sinir ağının performansına etkisi. Erciyes Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi, Sayı: 40, ss. 167-187, 168-185.
- Şahin, İ. (2014). Yapay sinir ağları ile Al/SiC kompozit malzemenin yüzey pürüzlülüğünün tahmini. Ankara: Gazi Üniversitesi.
- Taşkın, B. (2018). Ankara ili Doğal gaz Tüketimin Yapay Sinir Ağları ile Öngörüsü. Ankara: İstanbul Teknik Üniversitesi.
- Tekin, B. F. (2019). Döviz kuru tahmininde yapay sinir ağları ve çoklu doğrusal Regresyon analizi performans karşılaştırılması. Sivas: Sivas Cumhuriyet Üniversitesi.
- Tozkan, S. (2004). Yapay Sinir Ağları. Elazığ: T.C. Fırat üniversitesi.
- Ulucan, E., & Kızılırmak, İ. (2017). Konaklama İşletmelerinde Talep Tahmin Yöntemleri: Yapay Sinir Ağları İle İlgili Bir Araştırma. Seyahat ve Otel İşletmeciliği Dergisi, 95-100.
- Uygun, İ. (2015). Yapay sinir ağları yardımıyla enerji sektöründe talep tahmini. İstanbul: Marmara Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Ekonometri Anabilim Dalı.
- Yazıcıoğlu, N. (2010). Yapay zeka ile talep tahmini. Bursa: T.C.Uludağ Üniversitesi.
- Yılmaz, H. (2010). Türkiye'de doğal gaz Kullanımı ve İstanbul ilinde doğal gaz Kullanıcıların İğdaş ile İlgili Memnuniyetlerinin İncelenmesi. Eskişehir: Eskişehir Anadolu Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- Yücesoy, M. (2011). Temizlik Kağıtları Sektöründe yapay sinir ağları ile talep tahmini. İstanbul: İstanbul Teknik Üniversitesi.
- Yüzük, F. (2019). Çoklu Regresyon Analizi ve Yapay Sinir Ağları ile Türkiye Enerji Talep Tahmini. Sivas.

ÖZGEÇMİŞ

1. Kişisel Bilgiler

Adı Soyadı

Mehmet Erdem ÇELİK

Doğum Tarihi



Doğum Yeri

E-posta Adresi

-

2. Eğitim Bilgileri

Lisans

Hitit Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Makine
Mühendisliği Bölümü (2010-2015)

Yüksek Lisans

Sinop Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü
Disiplinlerarası Nükleer Enerji ve Enerji Sistemleri
Anabilim Dalı

3. İş Deneyimi

09.2016-07.2017

Ada Mühendislik

07.2017-06.2019

Özdemir Mühendislik

07.2019-Halen

Çelik Mühendislik