

ERZURUM TEKNİK ÜNİVERSİTESİ FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

YÜKSEK LİSANS TEZİ

**TÜRKİYE’NİN ULAŞTIRMA ENERJİ TALEBİNİN TAHMİN
EDİLMESİ**

Ahmet ÜNAL

Tez Danışmanı: Yrd. Doç. Dr. Muhammed Yasin ÇODUR

İnşaat Mühendisliği Anabilim Dalı

Ocak, 2018

ERZURUM

Her Hakkı Saklıdır

T.C.
ERZURUM TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
TEZ ONAYI FORMU

TÜRKİYE’NİN ULAŞTIRMA ENERJİ TALEBİNİN TAHMİN EDİLMESİ

Yrd. Doç. Dr. Muhammed Yasin ÇODUR danışmanlığında, Ahmet ÜNAL tarafından hazırlanan bu çalışma 02/01/2018 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından İnşaat Mühendisliği Ana Bilim Dalı Yüksek Lisans tezi olarak oy çokluğu/oy birliği ile kabul edilmiştir.

Başkan: Prof. Dr. Ahmet TORTUM *İmza*

Üye: Doç. Dr. Yalçın ALVER *İmza*

Üye: Yrd. Doç. Dr. Muhammed Yasin ÇODUR *İmza*

Yukarıdaki sonucu onaylıyorum.

.....

Doç. Dr. Arzu GÖRMEZ
Enstitü Müdürü

**ERZURUM TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

ETİK KURALLARA UYGUNLUK BEYANI

ETÜ Lisansüstü Eğitim ve Öğretim Yönetmeliğinin ilgili hükümleri uyarınca Yüksek Lisans Tezi olarak sunduğum ‘TÜRKİYE’NİN ULAŞTIRMA ENERJİ TALEBİNİN TAHMİN EDİLMESİ’ başlıklı bu tezin kendi çalışmam olduğunu, sunduğum tüm sonuç, doküman, bilgi ve belgeleri bizzat ve bu tez çalışması kapsamında elde ettiğimi, bu tez çalışmasıyla elde edilmeyen bütün bilgi ve yorumlara atıf yaptığımı ve bunları kaynaklar listesinde usulüne uygun olarak verdiğimi, tez çalışması ve yazımı sırasında patent ve telif haklarını ihlal edici bir davranışımın olmadığını, bu tezin herhangi bir bölümünü bu üniversite veya diğer bir üniversitede başka bir tez çalışması içinde sunmadığımı, bu tezin planlanmasından yazımına kadar bütün safhalarda bilimsel etik kurallarına uygun olarak davrandığımı ve aksinin ortaya çıkması durumunda her türlü yasal sonucu kabul edeceğimi beyan ederim.

02/01/2018

.....

Ahmet ÜNAL

ÖZET

YÜKSEK LİSANS TEZİ

TÜRKİYE’NİN ULAŞTIRMA ENERJİ TALEBİNİN TAHMİN EDİLMESİ

Ahmet ÜNAL

Erzurum Teknik Üniversitesi

Fen Bilimleri Enstitüsü

İnşaat Mühendisliği Ana Bilim Dalı

Danışman: Yrd. Doç. Dr. Muhammed Yasin ÇODUR

Enerji verimliliği politikaları, ekonomik büyüme ve sosyal kalkınma hedeflerinin sürdürülebilirliği ile doğrudan ilişkili olmasından dolayı, hassasiyetle göz önünde bulundurulması gereken konular arasındadır. Dünyada ki artan nüfus ve ülkelerin büyüyen ekonomisi ile birlikte enerjiye olan ihtiyaç ve talep hızla artmaktadır. Ayrıca ülkelerin gayri safi yurtiçi hasıllarının artması (GSYİH) ve bununla birlikte yaşam standartlarındaki artış ulaştırma sektöründeki enerji talebini artırmaktadır. Türkiye’de ulaşım sektörünün enerji tüketimi açısından yaklaşık % 19’luk bir paya sahip olması bu durumun önemini artırmaktadır. Ulaştırma sistemlerini daha verimli bir şekilde tasarlamak, planlamak ve kullanmak için gelecekteki enerji talebi büyük önem arz etmektedir. Bununla birlikte enerji politikalarına yön verebilmek için gelecek adına güvenilir ve doğru tahminlere ihtiyaç duyulmaktadır. Bu çalışmada, ulaştırma sektöründe enerji talebi tahmininde yapay sinir ağları kullanılarak modelleme yapılmıştır.

Bu çalışmada 1975 ve 2016 yılları arasındaki GSYİH, petrol fiyatı, nüfus, araç-km, ton-km ve yolcu-km verileri, Türkiye’nin ulaştırma sektöründeki enerji talebini tahmin etmek için kullanılmıştır. Çalışmada farklı senaryolara göre 7 ayrı model kurulmuştur. Çalışma sonucunda modeller içinden birinci modelin en düşük hata değerlerine ve en yüksek R2 değerine sahip olduğu belirlenmiştir. Bu model ile Türkiye’nin ulaştırma enerji talebi 2020, 2023, 2025 ve 2030 yılına kadar tahmin edilmiştir. Ayrıca daha önceden literatürde yapılan tahmin çalışmalarıyla karşılaştırılmış ve kurulan modelin ulaştırma enerji talebini tahmin etme başarısı test edilmiştir.

2018, 60 sayfa

Anahtar Kelimeler: Ulaştırma, Enerji talebi tahmini, Yapay sinir ağları, Petrol fiyatları

ABSTRACT

M.Sc. Thesis

PREDICTION OF TURKEY’S DEMAND FOR TRANSPORTATION ENERGY

Ahmet ÜNAL

Erzurum Technical University

Graduate School of Natural and Applied Sciences

Department of Civil Engineering

Supervisor: Assist. Prof. Dr. M. Yasin ÇODUR

Energy efficiency policies are among the issues that need to be taken into careful consideration due to their direct relevance to the sustainability of economic growth and social development objectives. Along with the growing population in the world and the growing economy of countries, the need and demand for energy is rapidly increasing. In addition, the increase in the gross domestic product (GDP) of the countries and the rising trend in living standards of the people increase the demand for in the transportation sector. The fact that transportation sector has a share of about 19% in terms of energy consumption in Turkey increases the significance of this situation. Future energy demand is of great importance in order to design, plan and use transportation systems more efficiently. However, reliable and accurate predictions are needed to be able to shape energy policies’ future. In this study, modelling has been conducted using artificial neural networks to estimate the energy demand in transportation sector.

In this study, in order to estimate the energy demand in Turkey's transport sector, GDP rates between the years 1975 and 2016, oil prices, population, vehicle-km and tonne-km and passenger-km data has been examined. Seven different models were set up for different scenarios in the study. As a result of the study, it has been determined that the first model has the lowest error value and the highest R2 value among the others. With this model, Turkey's demand for transport energy until the years 2020, 2023, 2025 and 2030 has been estimated. It was also compared with prediction studies previously done in the literature and the success of estimating the transport energy demand of the established model was tested.

2018, 60 pages

Keywords: Transportation, prediction of energy demand, Artificial neural network, Oil prices

TEŞEKKÜR

Bu tez çalışması Erzurum Teknik Üniversitesi İnşaat Mühendisliği Bölümünde yapılmıştır. Tez çalışması boyunca desteğini esirgemeyen danışman hocam Yrd. Doç. Dr. Muhammed Yasin Çodur Beyefendiye teşekkürlerimi sunarım. Çalışmam süresince deneyimlerinden faydalandığım Prof. Dr. Ahmet Tortum ve Yrd. Doç. Dr. Ahmet Atalay'a teşekkürü bir borç bilirim.

Tez yazım sürecinde yardımlarını ve yapıcı yorumlarını esirgemeyen, Prof. Dr. Songül Duman'a, Doç. Dr. Güven Turgut'a ve İstanbul Teknik Üniversitesi'nden arkadaşlarım ve aynı zamanda meslektaşlarım Faruk Gürbüz ve Fatih Yılmaz'a, sonsuz teşekkür ederim.

Çalışmalar boyunca kendilerine karşı sorumluluklarımı aksattığım, bugünlere gelmemde büyük hak sahibi olan babam Mustafa Ünal'a, annem Ayşe Ünal'a ve kız kardeşime teşekkür ederim.

Ahmet ÜNAL

2018

İÇİNDEKİLER

	<u>Sayfa</u>
ÖZET.....	V
ABSTRACT	VI
İÇİNDEKİLER.....	VIII
ŞEKİLLER DİZİNİ.....	X
ÇİZELGELER DİZİNİ	XI
SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ.....	XII
1. GİRİŞ	1
2. ÖNCEKİ ÇALIŞMALAR	4
3. MATERYAL VE YÖNTEM.....	10
3.1. Çalışma Alanı.....	10
3.1.1. Nüfus.....	10
3.1.2. Ekonomik özellikleri.....	10
3.1.3. Türkiye'nin ulaşım özellikleri.....	11
3.2. Veriler	11
3.3. Yapay Sinir Ağları	16
3.3.1. Yapay sinir ağları tarihçesi	16
3.3.2. Yapay sinir ağları temel kavramlar	16
3.4. Öğrenme Algoritmalarına Göre Yapay Sinir Ağları.....	18
3.4.1. Danışmanlı öğrenme	18
3.4.2. Danışmansız öğrenme	18
3.4.3. Destekleyici öğrenme.....	19
3.5. Öğrenme Zamanına Göre Yapay Sinir Ağları	19
3.5.1. Statik öğrenme	19
3.5.2. Dinamik öğrenme.....	19
3.6. Yapay Sinir Ağları ile İlgili Temel Kavramlar	19
3.7. Yapay Sinir Ağlarının Temel Bileşenleri.....	21
3.7.1. Mimari yapı.....	21
3.8. Yapay Sinir Ağ Modeli	23

İÇİNDEKİLER (devam)

	<u>Sayfa</u>
3.9. Yapay Sinir Ağları Uygulaması	23
3.10. Normalizasyon Yöntemleri	23
3.10.1. İstatiksel veya z-score normalizasyonu	24
3.10.2. Min-Max normalizasyonu.....	25
3.10.3. Medyan normalizasyonu	26
3.10.4. Sigmoid normalizasyonu	26
3.10.5. D Min Max normalizasyonu	26
3.11. Çalışmada Kullanılan Modellerin Ağ Mimarisinin Belirlenmesi	27
3.12. Hatalar	27
3.12.1. Ortalama hata kareleri kökü (RMSE/OHKK).....	28
3.12.2. Ortalama mutlak hata yüzdesi (MAPE/OMHY).....	28
3.12.3. Ortalama mutlak hata (MAE/OMH).....	28
3.12.4. Ortalama karesel hata (MSE/OKH).....	29
4. ARAŞTIRMA BULGULARI VE TARTIŞMA	30
4.1. Modellerin Uygulanması.....	30
4.1.1. Model 1	30
4.1.2. Model 2	33
4.1.3. Model 3	36
4.1.4. Model 4	39
4.1.5. Model 5	42
4.1.6. Model 6	45
4.1.7. Model 7	48
5. SONUÇ VE ÖNERİLER.....	52
KAYNAKLAR.....	57
ÖZGEÇMİŞ	60

ŞEKİLLER DİZİNİ

<u>Şekil</u>	<u>Sayfa</u>
3.1 Tipik bir sinir hücresi	18
3.2 İleri beslemeli yapay sinir ağı modeli	22
3.3 Geri beslemeli yapay sinir ağı modeli	23
4.1 Model 1'e ait ağ yapısı	32
4.2 Model 1'e ait grafikler	33
4.3 Model 2'ye ait ağ yapısı	35
4.4 Model 2'ye ait grafikler	36
4.5 Model 3'e ait ağ yapısı	38
4.6 Model 3'e ait grafikler	39
4.7 Model 4'e ait ağ yapısı	41
4.8 Model 4'e ait grafikler	42
4.9 Model 5'e ait ağ yapısı	44
4.10 Model 5'e ait grafikler	45
4.11 Model 6'ya ait ağ yapısı	47
4.12 Model 6'ya ait grafikler	48
4.13 Model 7'e ait ağ yapısı	50
4.14 Model 7'ye ait grafikler	51
5.1 Modellere ait sonuçlar	54
5.2 Benzer çalışmalarla sonuçların karşılaştırılması	55

ÇİZELGELER DİZİNİ

<u>Çizelge</u>	<u>Sayfa</u>
2.1 Önceki çalışmalara ait literatür özeti.....	8
3.1 Verilerin yıllara göre değerleri.....	14
3.2 Verilerin tercih edilme sebepleri	15
3.3 Yapay sinir ağları terminolojisi.....	20
3.4 Yapay sinir ağları ve İstatistiksel terminolojiler	21
4.1 Model 1'e ait normalizasyon değerleri.....	31
4.2 Model 2'ye ait normalizasyon değerleri.....	34
4.3 Model 3'e ait normalizasyon değerleri.....	37
4.4 Model 4'e ait normalizasyon değerleri.....	40
4.5 Model 5'e ait normalizasyon değerleri.....	43
4.6 Model 6'ya ait normalizasyon değerleri.....	46
4.7 Model 7'ye ait normalizasyon değerleri.....	49
5.1 Modellerin R^2 değerleri	52
5.2 Enerji talebi tahmin modelleri için hata sonuçları	52
5.3 Model 1 ile tahmin edilen ulaştırma enerji talebi ile ilgili göstergeler	53

SİMGELER ve KISALTMALAR DİZİNİ

LEAP	Uzun menzilli alternatif planlama
EDB	Çevre veri tabanı
CO	Karbonmonksit
CO ₂	Karbondioksit
NO _x	Azotoksitler
PM ₁₀	Partikül madde
SO ₂	Kükürtdioksit
Pb	Kurşun
GSMH	Gayrisafi milli hasıla
GAEDM	Genetik algoritma enerji tahmin modeli
ETKB	Enerji Tabii Kaynaklar Bakanlığı
GSYİH	Gayrisafi yurtiçi hasıla
TCMB	Türkiye Cumhuriyeti Merkez Bankası
GM	Gri tahmin modeli
YSA	Yapay sinir ağları
MLP	Çok katmanlı algılayan model
Anfis	Adaptif bulanık ağ çıkarım sistemi
TÜİK	Türkiye İstatistik Kurumu
OECD	Avrupa ekonomik işbirliği örgütü
TCDD	Türkiye Cumhuriyeti Devlet Demiryolları

1. GİRİŞ

Herhangi bir hareketi (aksiyonu) yapan ya da yapmaya hazır olan kabiliyete ‘Enerji’ denilmektedir. Kısaca iş yapabilme yeteneği olarak da tanımlanabilir. Tıpkı uzunluklar gibi skaler bir büyüklüktür. Potansiyel, kinetik, ısı, elektrik, kimyasal, nükleer ve ses enerjisi olmak üzere 8 farklı çeşidi bulunmaktadır. Günümüzde dünyada enerji üretiminde kullanılan öncelikli kaynaklar; petrol, doğalgaz ve kömür gibi yenilenemeyen enerji kaynaklarıdır. Doğalgazın diğer enerji kaynaklarına kıyasla çevreye daha az zarar veriyor olmasından dolayı enerji üretimindeki payı her geçen gün artmaktadır. Dünyada kullanılan enerji kaynaklarını tüketim miktarlarına göre sıraladığımızda ilk sırada toplam enerji kaynaklarının %37’sini oluşturan petrol bulunmaktadır. İkinci sırada üretimi ve tüketimi her geçen gün azalan maden kömürü, üçüncü sırada ise üretimi ve tüketimi hızla artan doğalgaz bulunmaktadır.

Bugün itibarıyla dünya enerji ihtiyacının önemli bir bölümünü karşılamakta olan fosil yakıt rezervlerinin kullanım hızı sürekli artmaktadır. Buna karşılık fosil yakıt rezervlerinde sürekli bir artış meydana gelmektedir. Mevcut kullanım koşullarının aynı düzeyde ilerlemesi halinde petrol rezervlerinin uzun vadede talebi karşılayamayacağı tahmin edilmektedir. Petrol rezervlerine de benzer olarak doğalgaz kaynaklarının da gelecekte talebin karşılanmasında yeterli olmaması öngörülmektedir (Atılğan 2000; Varınca ve Gönüllü 2006).

Hızla tüketilen enerji kaynaklarının yerine alternatif enerji kaynakları bulma konusunda çalışmalar yapılırken bir yandan da mevcut kaynakları etkili bir şekilde kullanım konusunda çaba gösterilmektedir. Bu çabalar her şeyden önce mevcut kullanım konusunda herhangi bir kısıtlama yapmadan kaynakları en etkili bir biçimde kullanma ile ilgili olmaktadır.

Enerji verimliliği politikaları, bir taraftan ekonomik büyüme ve sosyal kalkınma hedeflerinin sürdürülebilirliği ile doğrudan ilişkili olması diğer taraftan ise toplam sera gazı salınımlarının azaltılmasında oynadığı kilit rol nedeniyle, hassasiyetle ele alınması gereken alanların başında gelmektedir. Enerji tasarrufu ve enerji verimliliği, enerji arz güvenliğinin sağlanması, dışa bağımlılık risklerinin azaltılması, çevrenin korunması ve iklim değişikliğine karşı mücadelenin etkinliğinin artırılmasının sağlanması gibi ülkemizin 2023 yılında lider ülke olmasında ve enerji politikalarımızın en önemli bileşenlerinden birisi olmasından ötürü büyük önem arz etmektedir (ETKB, 2017).

Her dönem zamanın koşullarına göre bir enerji kaynağı önem kazanırken diğer enerji kaynağı önemini yitirmiştir. Önceki zamanlarda maden kömürü petrole göre daha fazla enerji kaynağı iken enerji sektöründe petrol kullanımı maden kömürü kullanımını geçmiştir, son yıllarda ise bu enerji kaynaklarının haricinde doğalgaz kullanımı önem kazanmıştır. Bu enerji kaynakları genelde yenilenemeyen enerji kaynakları olduğundan eninde sonunda tükenecektir. Dünya genelinde bu soruna çözümler üretmek amacıyla alternatif enerji kaynakları kullanılmaktadır. Genelde temiz enerji türlerinden olan bu enerji kaynakları şunlardır:

- Güneş enerjisi
- Hidrojen enerjisi
- Rüzgâr enerjisi
- Jeotermal enerji
- Dalga enerjisi
- Hidroelektrik enerji
- Gel-git enerjisi
- Nükleer enerji

Gelişmiş ve gelişmekte olan ülkelerin ekonomilerinde etkili olan alan sanayi sektörüdür. Sanayi sektörünün en önemli temel girdisi enerji koludur. Enerjinin inşaat, ulaşım, madencilik gibi alanların da vazgeçilmez kaynağı olmasından dolayı etkili ve verimli kullanımı büyük önem arz etmektedir. Enerji talebinin artan nüfus, sanayileşme, teknoloji ile beraber hızlı bir şekilde artması ve bu talebin sağlanmasında yetersiz kalınması özellikle petrol fiyatlarında kısa süreler içerisinde dalgalanmaların yaşanmasına sebep olmaktadır. Bu olumsuzluklara rağmen enerjinin hayatımızın önemli bir parçası olması enerjinin doğru kullanılması gerekliliğini ve enerjinin kullanımına yönelik etkili ve gerçeğe uygun politikalar yapılmasını mecbur kılmaktadır.

Enerji kaynaklarına sahip olmayan ve enerji ihtiyaçlarını ithal etmek zorunda kalan ülkeler, kendileri bakımından stratejik olmaktan çıkıp, 'kritik' bir önem kazanmış olan enerji kaynaklarının arz güvenliğinin, ulusal güvenlik ile aynı manada görülmesi nedeniyle enerji hammaddelerinin arz güvenliğini sağlamak için farklı yollar izlemektedirler. Bu ülkeler elde edemedikleri bu enerji kaynaklarının taşınmasını sağlayan hatların kendi ülkelerinden geçmesini istemektedirler. Son yıllarda dünya üzerinde bu hatlara sahip olmak için büyük bir mücadele yaşanmaktadır ve yaşamaya da devam edecektir (Es, 2013).

Gelecek olayların öngörülmesi kabiliyeti 'tahmin' olarak isimlendirilmektedir. Bu tahmin bazen geçmişteki bazı verileri matematiksel olarak analiz ederken kimi zamanda kişisel

öngörülere dayalı olarak yapılmaktadır. Tahmin etme çalışmalarında kullanılan yöntemler incelendiğinde hiçbir zaman tek bir yöntemin kesin doğru olduğu söylenemez. Bir ürün için gelecek tahmininde kullanılan en iyi yöntem, başka bir ürün tahmini için olumsuz sonuç verebilir.

Enerji politikalarının yaşamsal bir gerekliliği de enerji talep tahminlerinin sağlıklı yapılmasıdır. Enerji talep tahminlerinin dayandırılması gereken temel parametrelerin başlıcaları ekonomik büyüme (sermaye birikimi, istihdam, iş veriminde artış vb.), nüfus (çoğalma oranı, etkin çalışan nüfus vb.), enerji fiyatları, teknolojik gelişmeler, enerji politikaları (vergi politikaları, teşvikler vb.) ve enerji tasarrufuna yönelik tüketici davranışlarıdır. Bunların bilimsel ve gerçekçi yöntemlerle öngörülmesi ve gerek dünyadaki gerek ülkedeki gelişmeler doğrultusunda sürekli güncellenmesi ve gerektiğinde revize edilmesi ise doğru bir enerji politikasının da gerekliliğidir.

Enerji politikalarının belirlenmesi sürecindeki en yaşamsal gerekliliklerinden bir diğeri, son yıllarda ülkemizde dikkate alınmayan planlamadır. Planlama; gereksinime yönelik olarak kaynakların, üretimin ve tüketimin düzenlenmesidir. Bu düzenleme tüketimin doğru tahmini ve bu tahmine uygun üretimi sağlayacak tesislerde kullanılacak enerji ve finans kaynaklarının saptanmasıyla mümkündür (Pamir, 2003).

Bu çalışma beş bölümden oluşmaktadır: Giriş kısmında enerjinin tanımı yapılarak enerji ile ilgili kavramlar anlatılmış; önceki çalışmalar bölümünde ulaştırma enerji talebi tahmini ile ilgili yapılmış çalışmalar anlatılmıştır. Materyal-yöntem bölümünde ise çalışma kapsamında kullanılan veriler ve verilerin kaynağı açıklanmıştır. Ayrıca aynı kısımda yöntem olarak yapay sinir ağları anlatılmıştır. Dördüncü bölüm olan araştırma bulguları ve tartışma kısmında geliştirilen modeller, bunun sonucunda ortaya çıkan tahmin değerleri ile ilgili bilgiler verilmiş, ardından modellerin sonuçları birbirleri ile karşılaştırılarak tartışılmıştır. Son kısımda sonuçlara ait değerler açıklanmış ve bunlara bağlı olarak önerilere yer verilmiştir.

2. ÖNCEKİ ÇALIŞMALAR

Ulaştırmadan kaynaklı enerji ihtiyacına yönelik çalışmalar geçmişten günümüze literatürde yer almaktadır. Bu çalışmalarda özellikle ulaştırma enerjisinin tahmini ile ilgili çalışmalar öne çıkmaktadır. Tahmin çalışmalarında geleneksel yöntemlere göre daha doğru sonuçlar veren yapay zekâ yaklaşımları daha fazla kullanılmakta olup aşağıda yapılmış çalışmalar anlatılmıştır.

Bose (1996), Delhi kentinde yolcu taşımacılığının basit bir modeli, Uzun Menzilli Enerji Alternatif Planlama (LEAP) adı verilen bir bilgisayar tabanlı yazılım ve ilgili çevre veri tabanı (EDB) modeli kullanılarak geliştirdi. LEAP'nin hiyerarşik yapısı, yolcu seyahat talebi, mod demiryolu / yol) trafik modellerini, araç türünü ve doluluk oranını (araç başına kişi sayısı) temsil eder. Ulaşım talebi ve enerji tüketimi hesaplamaları temelinde, araç tipleri için yakıt tüketimi değerleri ile birlikte Delhi'de ulaşım veri tabanı oluşturmuştur. Delhi'deki gerçek araç tiplerine ve sürüş koşullarına karşılık gelen emisyon faktörlerini EDB'ye dahil edip ve CO, HC, NO_x, SO₂, Pb ve TSP'nin toplam emisyonunu tahmin etmek için enerji tüketim değerleriyle ilişkilendirmiştir. LEAP modeli, sırasıyla toplam enerji talebini ve 1990/91 yılına ait taşıt emisyonlarını tahmin etmekte ve gelecek için ekstrapolasyon ile 1994/95, 2000/01, 2004/05 ve 2009/10'a ait değerler tahmin etmek için kullanmıştır. Modeli, Delhi ulaştırma sektöründe toplam enerji ihtiyacını azaltacak ve aynı zamanda emisyonu azaltacak farklı kentsel ulaştırma politikası girişimlerinin etkisini incelemek için beş alternatif senaryo altında yürütmüştür. Asıl hedef, yakıt tüketiminin gelecekteki büyümesini ve hava kirliliğini sınırlayan optimal bir nakliye politikasına ulaşmaktır.

Ceylan ve Öztürk (2004), çalışmalarında genetik algoritma yaklaşımını kullanarak Türkiye'deki toplam enerji talebini tahmin etmişlerdir. Çalışmada 1970-2001 yılları arasındaki gayrisafı milli hasıla (GSMH), nüfus, ithalat ve ihracat verilerine ait değerler kullanılarak enerji talebini tahmin etmek için genetik algoritma enerji talep modelinin (GAEDM) iki formu geliştirilmiştir. Bu farklı senaryolara göre 2002-2025 yılları arasındaki toplam enerji talebi tahmin edilmiştir. GAEDM modelinin tahmin hataları, Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı (ETKB) projeksiyonuyla karşılaştırıldığında GAEDM'nin daha düşük tahmin hatalarına sahip olduğunu tespit etmişlerdir.

Haldenbilen ve Ceylan (2005), çalışmalarında enerji talebini tahmin etmek amacıyla genetik algoritma yaklaşımından faydalanarak üç farklı model oluşturmuşlardır. 1970-2000 yılları arasındaki Gayri safi Yurtiçi Hasıla (GSYİH), nüfus ve taşıt-km verilerini kullanarak ikinci dereceden, lineer ve üstel olmak üzere üç farklı model oluşturmuşlardır. İkinci dereceden fonksiyon ile oluşturulan model ile en iyi sonuçlar elde edilmiş ve bu model ile 2020 yılına kadarki enerji talebini tahmin etmişlerdir.

Ceylan vd. (2008), meta-heuristik yaklaşımdan faydalanarak Türkiye'nin ulaşım enerjisini tahmin çalışması yapmışlardır. Çalışmalarında GSYİH, nüfus ve taşıt-km verilerini kullanmışlardır. Çalışmalarda kullanılan veriler 1970-2005 yıllarına ait olup bu veriler Türkiye Cumhuriyeti Merkez Bankasından (TCMB) alınmıştır. Enerji talebine ait tahmin değerlerini doğrusal, kuadratik ve üstel olmak üzere 3 farklı yaklaşım yöntemini kullanarak tahmin etmişlerdir. Üstel yaklaşım yönteminin bu üç yaklaşım türü içerisinde en doğru sonucu verdiğini tespit etmişlerdir.

Lu vd. (2009), çalışmalarında, 2007-2025 yılları arasında Tayvan'da motorlu araç sayısı, araçların enerji tüketimi ve CO₂ emisyonlarının gelişim eğilimlerini yakalamak için gri tahmin modeli GM (1,1) kullanmışlardır. Buna ek olarak, farklı ekonomik kalkınma senaryolarının simülasyonu, ekonomik büyümenin etkisini yansıtacak şekilde gri tahmin modelinde geliştirme katsayısının 'a' değerini değiştirmişlerdir. Böylece geliştirme katsayısı, trafik CO₂ reduksiyon potansiyelini gerçekleştirmek ve CO₂ salımını sağlamak için faydalı bir referans olarak keşfedilmiştir. Çalışmanın sonucu olarak, önümüzdeki 18 yıl boyunca karayolu taşımacılığı sisteminin yaydığı araç filosu, enerji talebi ve CO₂'nin yıllık% 3,64,% 3,25 ve% 3,23 oranlarında artmaya devam ettiğini tespit etmişlerdir. Ayrıca, farklı ekonomik kalkınma senaryolarının simülasyonu, 2025 yılında izin verilen araçların alt ve üst sınır değerlerinin sırasıyla 30,2 ve 36,3 milyon araç olduğunu ortaya koymuşlar; trafik yakıt tüketimi 25,8 milyon kilolitre ile 31,0 milyon kilolitre arasında olacağını tahmin etmişlerdir.

Shabbir ve Ahmad (2010), Rawalpindi ve İslamabad'da kentsel ulaşım, hava kirleticileri ve enerji taleplerinin emisyon durumlarını analiz etmek için çalışılmıştır. LEAP modelini kullanarak Ravalpindi ve İslamabad'daki kentsel ulaşım hava kirliliğini ve enerji talebini tahmin etmişlerdir. Yolcu taşımacılığının basit bir modeli, LEAP adı verilen bilgisayara dayalı bir yazılım kullanarak geliştirildi. LEAP modeli, toplam enerji talebini ve 2000 baz yılı araç

emisyonlarını tahmin etmek için kullanıldı ve gelecek tahminler için 2030 yılına kadar ekstrapolasyona tabi tutuldu. Taşıt talebi, enerji tüketimi ve toplam emisyon hesaplamaları, Rawalpindi ve İslamabad'daki ulaştırma veri tabanı ile gerçek araç tiplerine karşılık gelen NO_x, SO₂ ve PM₁₀ emisyon faktörleri ve araç türleri için yakıt tüketim değerleri ile birlikte oluşturulmuştur. Temel senaryonun yanı sıra, model, Rawalpindi ve İslamabad'daki nakliye sektöründe enerji talebini ve emisyonları azaltacak farklı kentsel ulaştırma politikası girişimlerinin etkisini incelemek için üç alternatif senaryo altında yürütülmüştür. Çalışmanın ana amacı yakıt tüketiminin gelecekteki büyümesini ve hava kirliliğini sınırlayan en uygun bir ulaştırma politikasına ulaşmaktır. Çalışmalarında Ravalpindi ve İslamabad kentleri için 2030 yılı ulaştırma sektöründeki enerji talebini tahmin etmişlerdir.

Ekonomou (2010), çalışmasında uzun vadeli enerji tüketiminin tahmin edilebilmesi amacıyla yapay sinir ağlarını (YSA) kullanmıştır. Çok katmanlı algılayan model (MLP), en iyi genelleme kabiliyetine sahip olanı seçmek için birkaç olası mimariyi test etmek için kullanılmıştır. Eğitim, onaylama ve test etme sürecinde uzun vadeli enerji tüketimini etkileyen gerçek kayıtlı girdi ve çıktı verileri kullanılmıştır. Gelişmiş YSA modeli, 2005-2008, 2010, 2012 ve 2015 Yunanistan enerji tüketiminin tahmini için kullanılmıştır. 2005-2008 yılları için üretilen YSA sonuçları doğrusal regresyon yöntemi, destek vektör makinesi yöntemi ve gerçek enerji tüketim kayıtlarıyla büyük bir doğruluğa sahip sonuçlar ile karşılaştırılmıştır. Önerilen yaklaşım enerji politikalarının etkili bir şekilde uygulanmasında faydalı olabilir, çünkü enerji tüketiminin doğru tahminleri aynı zamanda arz güvenliğini korurken sermaye yatırımını, çevre kalitesini, gelir analizi, pazar araştırma yönetimini etkilemektedir. Dahası, bugüne kadar etkili bir şekilde karşı karşıya kalınmamış olan Yunanistan'ın uzun vadeli enerji tüketimi tahmin problemi için doğru bir araç oluşturduğunu belirlemişlerdir.

Kankal vd. (2011), çalışmalarında, YSA ve regresyon analizi yöntemlerini kullanarak sosyo-ekonomik ve demografik değişkenlere (GSYİH, nüfus, ithalat ve ihracat miktarı ve istihdam) dayalı gelecekte tahminlerin yapılması için Türkiye'de enerji tüketiminin modellenmesi ile ilgili çalışmışlardır. Bu amaçlarına yönelik olarak analizlerinde farklı göstergeler içeren dört farklı model kullanılmıştır. Analizlerin sonucu olarak, bu araştırma, Türkiye için enerji tüketimini verimli bir şekilde tahmin edebilmek için Model 2'yi (dört bağımsız değişken olan GSYİH, nüfus, ithalat ve ihracat miktarı) uygun bir YSA model olarak

önermektedir. Önerilen model, enerji tüketimini regresyon modellerinden ve diğer üç YSA modelinden daha iyi tahmin etmiştir. Böylece, Türkiye'nin gelecekteki enerji tüketimi, bu model vasıtasıyla farklı senaryolarda hesaplanmaktadır. YSA'nın tahmin ettiği sonuçları resmi tahminlerle karşılaştırmışlardır. Sonuç olarak, analiz edilen tüm senaryolarda, ETKB projeksiyonlarına kıyasla daha düşük enerji tüketimi tahminleri sağladığı tespit edilmiştir. Bu senaryolar ile 2014 yılında Türkiye'nin gelecekteki enerji tüketiminin 117,0 ila 175,4 milyon ton petrol eşdeğeri arasında değişeceği sonucuna varmışlardır.

Limanond vd. (2011), Tayland'ın ulaştırma sektöründeki 2010-2030 yılları için ulaştırma enerji talebini yapay sinir ağları ve lineer regresyon modellerini kullanarak tahmin etmişlerdir. Çalışmada oluşturdukları modellerde 1989 ve 2008 yılları arasındaki 20 yıllık geçmişe dayanan verileri temel almışlar ve 2010-2030 yılları için gelecekteki ulaşım enerji tüketimindeki eğilimleri projelendirmek için kullanmışlardır. Çalışmanın sonucunda projeksiyon sonuçlarının 54,84-59,05 milyon ton petrol eşdeğeri olduğu ve bu sonuçların da 2008 yılının 2,5 katına tekabül ettiğini tespit etmişlerdir.

Al-Ghandoor vd. (2012), çalışmalarında Adaptif Ağ Tabanlı-Bulanık Çıkarım Sistemi (ANFIS) ve çift üstel yumuşatma tekniklerini kullanarak Ürdün'ün taşımacılık enerji talebinin modellenmesi ve tahmin edilmesi için yeni bir yaklaşım üzerinde çalışmışlardır. ANFIS modeli, yıllık araç sayısı, araç sahibi olma seviyesi, gelir seviyesi ve Ürdün'teki yakıt fiyatlarına dayalı sosyo-ekonomik ve nakliye ile ilgili göstergeleri kullanarak geliştirmişlerdir. Önümüzdeki yirmi yıl boyunca ulaşım enerjisi talebini tahmin etmek için ulaşım endikatörlerini, gelişmiş ANFIS modelini besleyecek şekilde tahmin etmek için üstel yumuşatma tekniği kullanmışlardır. Test verileri kullanılarak doğrulanmış ve % 97 gibi çok doğru sonuçlar vermiştir. Sonuçlara göre ulaştırma enerji talebinin 2010'dan 2030'a kadar % 4,9 yr⁻¹ oranında artması beklenmektedir. Buna ek olarak, birtakım politika boşlukları, motor hacmi ve araç yaşı bakımından filonun düşük verimlilik kompozisyonuna katkıda bulunan unsurlar olarak tanımlanmaktadır. Bu çalışmanın sonuçlarının, gelecekte ulaşım enerji politikaları için uygulanabilir ve üretken planlamanın geliştirilmesinde yararlı olacağı beklenmektedir.

Başkan vd. (2012), GSYİH, nüfus ve taşıt-km verilerinden faydalanarak karınca koloni optimizasyonu yöntemi ile Türkiye'nin ulaşım enerji talebi için tahmin modellerini geliştirmişlerdir. En iyi modelin sonucu olarak 2025 yılı Enerji ve Tabii Kaynaklar

Bakanlığı'nın yapmış olduğu çalışmayla kıyaslandığında %28 daha düşük olarak tahmin etmişlerdir.

Sönmez vd. (2017), çalışmada ulaştırma enerjisini tahmin etmek için üç farklı matematiksel model önermişlerdir. Yapay arı algoritmasını kullanarak Türkiye'nin ulaştırma enerji talebini tahmin etmek için GSMH, nüfus, yıllık taşıt-km verileri kullanılmıştır. Ulaştırma enerji talebi tahmini için matematiksel ifadelerin doğrusal, üstel ve kuadratik biçimleri oluşturulmuştur. Modelin eğitim ve test aşamalarında 1970 yılından 2013 yılına kadar 44 yıllık verilerden faydalanılmıştır. Modellerin performansları 6 farklı global hata ölçümü ile karşılaştırılarak değerlendirilmiştir. Geliştirilen modeller ile tahmin etme çalışmasında iki farklı senaryo oluşturulmuştur. Çalışmada 2014 yılından 2030 yılına kadar olan 21 yıllık süre için Türkiye'nin ulaştırma enerji talebi tahmin edilmiş ve Türkiye'nin enerji talebinin 2013 yılından 2034 yılına kadar 2 kat artacağı sonucuna ulaşılmıştır. Önceki çalışmalara ait kısa bir özet Çizelge 2.1'de gösterilmiştir.

Çizelge 2.1 Önceki çalışmalara ait literatür özeti

Yazarlar	Değişkenler	Data Yılları	Enerji Türü
Bose ve Srinivasachary (1997)	Taşıt sayısı Ortalama seyahat mesafesi, , ulaştırma modu mod doluluğu, yakıt verimliliği	1981-1989	Yolcu Taşımacılığı Enerji Talebi
Wohlgemuth (1997)	Gayrisafi milli hasıla, nüfus, taşıt sayısı	1989-2008	Ulaştırma Enerji Talebi
Sözen vd. (2005)	Nüfus, kapasite, ithalat, ihracat	1975-2003	Enerji Talebi
Haldenbilen ve Ceylan (2005)	Gayrisafi yurtiçi hasıla, nüfus, taşıt-km	1970-2000	Ulaştırma Enerji Talebi
Murat ve Ceylan (2006)	Gayrisafi yurtiçi hasıla, nüfus, taşıt-km	1970-2001	Ulaştırma Enerji Talebi
Sözen ve Arcaklıoğlu (2007)	Nüfus, ekonomik göstergeler	1968-2005	Enerji Talebi
Gem ve Roper (2009)	Gayrisafi yurtiçi hasıla, nüfus, ithalat, ihracat	1980-2007	Toplam Enerji Talebi
Lu vd. (2009)	Karayolu ulaşımı enerji tüketimi	1990-2006	Karayolu ulaşımı enerji tüketimi
Shabbir and Ahmad (2010)	Taşıt sayısı, Ortalama seyahat mesafesi, ulaştırma modu mod doluluğu, yakıt verimliliği	2000	Şehir içi yolcu taşımacılığı enerji talebi
Kankal vd. (2011)	Gayrisafi yurtiçi hasıla, ithalat, ihracat	1980-2007	Enerji Talebi
Geem (2011)	Petrol fiyatları, kayıtlı taşıt sayısı, yolcu taşımacılığı miktarı	1990-2008	Ulaştırma enerji talebi
Limanond vd. (2011)	Gayrisafi yurtiçi hasıla, Nüfus, taşıt sayısı	1989-2008	Ulaştırma enerji talebi
Sönmez vd. (2017)	Gayrisafi yurtiçi hasıla, nüfus, taşıt-km	1970-2013	Ulaştırma Enerji Talebi

Bu alıřmada kullanılan girdi deęiřkenleri belirlenirken nceki alıřmalardan faydalanılmıřtır. Bu alıřmalar incelendięinde GSYİH, GSMH, nfus, tařıt-km, ton-km, ithalat ve ihracat miktarları ve istihdam gibi verilerden bazıları kullanılmıř ancak ulařtırma enerji talebi miktarı tahmin edilirken petrol fiyatları dikkate alınarak karřılařtırılmamıřtır. Petrol fiyatının baęımsız deęiřken olarak kullanıldıęı modeller ile GSYİH'ın baęımsız deęiřken olarak kullanıldıęı yedi farklı modelin karřılařtırılması alıřmanın farklılıęını ortaya koymaktadır.

3. MATERYAL ve YÖNTEM

Bu kısımda ilk olarak çalışma kapsamında kullanılan veriler açıklanmıştır. Daha sonra yapay sinir ağları ile ilgili bilgiler, genel kavramlar ve temel bileşenler anlatılmıştır. Ardından normalizasyon yöntemlerine değinilmiştir. Hata kavramları ve hesaplama yöntemleri ile devam edilerek bu bölüm bitirilmiştir.

3.1. Çalışma Alanı

Türkiye Cumhuriyeti Devletinin toprakları Kuzey yarımkürede Avrupa ile Asya kıtalarının geçiş güzergâhı üzerinde tepeden bakıldığında doğu-batı doğrultusunda dikdörtgene benzer bir alan üzerinde bulunmaktadır. Güneyinde Akdeniz, kuzeyinde Karadeniz ve bu iki denizi Boğazlar aracılığı ile birbirine bağlayan Marmara Denizi ve batısında Ege denizi bulunmaktadır. Eski uygarlıkların ilk yerleşim yerlerinden olan Akdeniz Bölgesi ve Balkanlar ve Orta Asya ülkelerini birbirine bağlayan bir geçiş güzergâhında olan Türkiye toprakları birçok uygarlığın yerleşimine ve gelişimine ev sahipliği yapmıştır. (The Economist, 2011).

3.1.1. Nüfus

2016 yılı sonu itibarıyla yapılan nüfus sayım sonuçlarına göre Türkiye'nin nüfusu 79814871'dir. Bu nüfusun yaklaşık %50,2'sini (40043650) erkekler, yüzde 49,8'ini kadınlar (39771221) oluşturmaktadır. Türkiye nüfusunun en önemli özelliklerinden birisi de genç nüfus oranının yüksek olmasıdır. Çocuk nüfusu olarak da ifade edilen (0-14 yaş arası) nüfus ise toplam nüfusun %24,27'sini oluşturmaktadır. Fakat bu oran günden güne azalmakta Türkiye toplumunda yaşlı nüfus oranı artmaktadır (TÜİK, 2016).

Günümüzde Türkiye'de köylerden şehirlere değil genellikle kasabalardan büyükşehirlere doğru bir göç dalgası yaşanmaktadır. Yirminci yüzyılın son çeyreğinin başlarında çoğunlukla ekonomik gerekçelere dayalı olarak meydana gelen göç dalgası, 1980 sonrası terör saldırılarından dolayı bozulan huzur ve refah kaynaklı meydana gelmeye başlamıştır. Güneydoğu ve Doğu illerinden meydana gelen göç hareketleri özellikle büyükşehirlerde belediyeçilik hizmetlerinin aksamasına yol açmıştır (TÜİK, 2016).

3.1.2. Ekonomik özellikleri

Türkiye Cumhuriyeti, GSYİH (SAGP) 13. sırada ve GSYİH (nominal) sıralamasında 17. sırada bulunmaktadır. OECD ile G-20 gibi büyük kuruluşların kurucu üyesi olup, aynı zamanda bu kuruluşlar için büyük bir önem arz etmektedir (OECD, 2016).

Uzun yıllardır Avrupa Birliği kapısında bekleyen Türkiye Cumhuriyetinin 1995 yılında yapılan Gümrük Birliği antlaşması ile ekonomisi liberalleşme yönünde ilerlemiş ve bu gümrük birliği anlaşması Türkiye'nin dış ticaret ekonomisinin önemli kaynakları arasından birisi haline gelmiştir .

Türkiye'nin 2014 yılına ait ihracat miktarı, 2013 yılına göre %4 artarak 157,6 milyar dolar (\$) olmuştur. İhracat miktarının en fazla olduğu ülkeler sırasıyla Almanya, Irak, Birleşik Krallık, İtalya ve Fransa olmuştur. Ancak 2014 yılında toplam ithalatın 242,2 milyar \$ olması nedeniyle dış ticaret açığı 84,5 milyar \$ olarak hesaplanmıştır. Dış ticaret açığının 2013 yılında 99,8 milyar dolar olması bu rakamın 2014 yılında daha az düzeyde meydana gelmiş olması ülkemiz açısından sevindirici bir gelişme olmuştur. Türkiye'yi yaptığı ithalat miktarı açısından incelediğimizde Çin, Almanya ve Rusya ilk üç sırada bulunmaktadır.

Otomotiv sanayisi açısından Türkiye çok önemli bir konumda bulunmaktadır. Türkiye 2013 yılında en çok otomobil üreten ülkeler sıralamasında 17. Sırada bulunmaktadır. Gemi inşası sektöründe ise gemi yapımından 1,2 milyar dolarlık bir gelir elde ederek ekonomisine ciddi oranda katkı sağlamıştır. Ülkenin bu alanda en fazla ihracat gerçekleştirdiği ülkeler ise sırasıyla Malta, Norveç, Birleşik Krallık ve Marshall adalarıdır.

3.1.3. Türkiye'nin ulaşım özellikleri

Türkiye Cumhuriyeti Devleti toprakları içerisinde toplam 10984 km'lik demiryolu ağı bulunmakta ve bu ağın 2336 km'lik kısmı ise elektrikli hatlardan oluşmaktadır. Bu ağların içerisinde günlük yolcu trenlerinin kullanıldığı hatlar da bulunmaktadır. Türkiye Cumhuriyeti Devlet Demiryolları yüksek hızlı tren hatları yapımına öncelik vermiş, 2023 yılına kadar 10000 kilometrelik bir demiryolu ağı yapımını hedeflemektedir. Kasım 2017 tarihi itibarıyla Ankara-İstanbul, Ankara-Eskişehir, Eskişehir-Konya ve Ankara-Konya olmak üzere 4 farklı yüksek hızlı tren güzergâhı bulunmaktadır (Uysal, 2014).

3.2. Veriler

Önceki çalışmalar kısmında ifade edildiği gibi enerji talebi tahmini ile ilgili yapay zekâ tekniklerinin kullanıldığı birçok çalışma bulunmaktadır. Genel olarak çalışmalarda kullanılan veriler birbirlerine benzer olarak GSYİH, nüfus, taşıt-km, ithalat ve ihracat gibi değişkenler, kullanılan ortak değişkenlerdendir. Ancak bu çalışmada yukarıda bahsedilen değişkenlerden farklı olarak petrol fiyatları da değişken olarak kullanılmıştır. Çalışmada yapay sinir ağı yöntemi ile 7 farklı model oluşturulmuş olup, modellerde kullanılan verilere ilişkin bilgiler aşağıda ifade edilmiştir.

Gayrisafi yurtiçi hâsıla: Bir dönemde ülkede hem yerli hem de yabancı üretim faktörleri kullanarak) Yurt içinde üretilmiş nihai mal ve hizmetlerin parasal değeridir. GSMH ile GSYİH kapsadığı coğrafi alan bakımından farklılık gösterir. Üretimin hangi ulusun yurttaşlarınca gerçekleştirildiği değil hangi sınırlar içinde yapıldığını gösterir (wikipedia).

Petrol fiyatları: Ekonomik faaliyetlerin birçoğu doğrudan veya dolaylı olarak enerjiye bağlı olarak gerçekleşir. Enerji kaynakları içinde petrolün kullanım alanının büyüklüğü ise petrol piyasasını ön plana çıkarmaktadır (Solak, 2012). Petrol piyasasında oluşan değişken özelliğın başlıca sebepleri artan talep ve arzın güçlü bir şekilde ülkelerin politik ve ekonomik istikrarına bağlı olması, üretimin ağırlıklı olarak askeri çatışmalar, doğal felaketler, spekülâtörlerin varlığı gibi dış etkenler ile yoğun ilişkisidir (Barunik ve Malinska, 2015). Petrol fiyatları ile ekonomik faaliyetler arasındaki ilişki farklı işleyiş kanalları ile ortaya çıkmaktadır. Bunlardan ilki olan reel balans kanalına göre, petrol fiyatlarındaki artış ile fiyatlar genel seviyesi yükselir ve toplam talebi azaltarak enflasyonist bir sürece neden olur. Enflasyonist ortamda reel varlıkların satın alma gücünün azalmasıyla bireylerin gelirleri üzerindeki olumsuz etki oluşarak reel balans düzeyi düşmüş olur. Azalan reel balanslar ise parasal aktarım mekanizması yoluyla resesyonist etkilere yol açabilecektir. İkinci kanal maliyet kanalıdır ve temel girdi olan petrol fiyatındaki artış üretim maliyetlerini artırdığı için reel üretimi düşmesine neden olmaktadır. Üçüncü tür etkiyi vurgulayan talep yönlü kanal, petrol fiyatlarındaki değişimin tüketim ve yatırım üzerindeki etkilerini ortaya koymaktadır. Petrol fiyatlarındaki artışların tüketilebilir gelir üzerinde yaratacağı negatif etkilere bağlı olarak tüketim düzeyinin azalacağını ifade eden bu kanal, yaşanan petrol şokunun süresine paralel olarak yıkıcı etkileri de o kadar şiddetlenecektir.

Taşıt-kilometre: Bir karayolu taşıtının bir kilometre mesafedeki hareketiyle elde edilen ölçümlere ait değerdir. Örnek verecek olursak 20 km uzunluğundaki yol kesiminden geçen trafik miktarı 100 ise bu yol kesimine ait günlük taşıt-km değeri 2000 olur. Taşıt-km değeri yollarımız üzerindeki taşıt hareketliliğini ve yollarımızın ne kadar kullanıldığını anlamamıza yardımcı olmaktadır. Trafik sayım ve sınıflandırma bilgileri dikkate alınarak KGM sorumluluğundaki yollarda gerçekleşen Taşıt-km değerleri taşıt sınıflarına göre yıllık bazda hesaplanmaktadır (KGM, 2017).

Ton-kilometre: Bir ton yükün bir kilometre mesafeye taşınmasıyla elde edilen trafik ölçümüne ait değer olarak ifade edilmektedir (KGM, 2017).

Yolcu-kilometre: Bir yolcunun bir kilometre mesafeye taşınmasıyla elde edilen trafik ölçümüne ait değerdir (KGM, 2017).

Bu ölçümlere ait değerler taşıma sistemlerinin birbirleri ile mukayese edilmesinde kullanılır. Bütün taşıma sistemleri aynı birime dönüştürülerek kıyaslama yapılabilir. Örneğin Karayolunun yük taşımadaki (ton-km) payı %92 ve yolcu taşımadaki (yolcu-km) payı %95'dir.

Çalışmada kullanılan değişkenlerin 1975 yılından 2015 yılına kadar değerlerine ait bilgiler Çizelge 3.1'de gösterilmiştir. 1975 yılında GSYİH'nin 44,634 milyar dolar, nüfusun 39185637 ve taşıt-km değerinin 13432 olduğu ve bu değerlerin 2015 yılında sırasıyla 717880 milyar dolar, 78665830 ve 52349 olduğu görülmektedir. Çalışmada kullanılan değişkenlerin belirlenmesinde literatürdeki çalışmalardan faydalandığı ifade edilmişti. Ancak kullanılan değişkenlerin kullanılma sebepleri ile ilgili genel açıklamalar ise Çizelge 3.2'de gösterilmiştir.

Çizelge 3.1 Verilerin yıllara göre değerleri

Yıllar	GSYİH (10 ⁶)\$	Nüfus (DB)	Ton- Km	Taşıt- Km	Yolcu- Km	Petrol Fiyatları(\$)	Enerji (MTPE)
1975	44634	39185637	29424	13432	68395	10.9	5148
1980	68789	43905790	37507	15343	73127	33	5230
1985	67235	49178079	45634	18667	91566	29.9	6195
1990	150676	53994605	65710	27041	134991	20.7	8723
1991	150028	54909508	61969	26056	131029	23.2	8304
1992	158459	55811134	67704	28514	142173	17	8545
1993	180170	56707454	97843	30807	146029	16.6	10419
1994	130690	57608769	95020	31251	140743	13.4	9907
1995	169486	58522320	112515	34833	155202	16.6	11066
1996	181476	59451488	135781	41015	167871	18.3	11777
1997	189835	60394104	139789	46384	180967	23.4	11338
1998	269287	61344874	152210	49947	186159	15.1	10760
1999	249751	62295617	150974	49866	175236	10.3	11350
2000	266568	63240157	161552	56151	185681	24.5	12007
2001	196005	64182694	151421	52631	168211	23.4	11999
2002	232535	65125766	150912	51664	163327	18.6	11404
2003	303005	66060121	152163	52349	164311	27.7	12395
2004	392166	66973561	156853	57767	174312	30.4	13774
2005	482980	67860617	166831	61129	182152	38.3	13849
2006	530900	68704721	177399	64577	187593	57.2	14982
2007	647140	69515492	181330	69609	209115	71	17265
2008	730325	70344357	181935	69771	206098	97	15976
2009	614570	71261307	176455	72432	212464	62	15895
2010	731145	72310416	190365	80124	226913	79	15136
2011	774775	73517002	203072	85495	242265	104	15852
2012	788863	74849187	216123	93989	258874	121.7	20753
2013	823257	76223639	224048	99431	268178	112.5	22772
2014	798782	77523788	234492	102988	276073	106.89	24351
2015	717880	78665830	244329	113274	290734	51.1	24740

Çizelge 3.2 Verilerin tercih edilme sebepleri

Değişken Adı	Kaynağı	Değişken olarak kullanılma sebebi
GSYİH	TÜİK	Veriler TÜİK tarafından açıklanan büyüme hızları dikkate alınarak uyumlaştırılmıştır. GSYİH değeri ülkelerin ekonomik büyümesine bağlı olarak değiştiği için bu değişimin enerji talebini de etkileyeceği düşünülerek bağımsız değişken olarak seçilmiştir.
Nüfus	Dünya Bankası	Nüfus miktarı ülkelerin ihtiyaç duyduğu enerji miktarını şüphesiz ki etkilemektedir. Türkiye gibi nüfusu artan ülkelerin enerjiye olan ihtiyacı da artmaktadır. Bu sebeple nüfus değerleri de bağımsız değişkenlerden birisi olarak seçilmiştir.
Taşıt-km	KGM	Taşıt-km değerleri bir ülkenin ulaşım ağı ve ülkedeki insanların ulaşımındaki tercihleri hakkında bilgi sahibi olunmasına katkı sağladığı için seçilmiştir.
Ton-km	KGM	Ton-km özellikle nakliyat sektörünün ülke içerisindeki ağırlığını anlamak için önemli bir parametre olmasından ötürü bağımsız değişken olarak seçilmiştir.
Yolcu-km	KGM	Yolcu-km değerleri ise ülke içerisinde insanların seyahat durumları ile ilgili bilgi vermesinden ötürü bağımsız değişken olarak seçilmiştir.
Petrol fiyatları	TÜİK	Petrol fiyatlarının yüksek veya düşük olması insanların ulaşımındaki tercihlerini belirleyen etkenlerden olmaktadır. Petrol fiyatlarının artması insanların ulaşımındaki enerji taleplerinin düşmesine neden olmaktadır.
Ulaştırma Enerji Talebi	TÜİK	Bağımlı değişkeni ifade eden ulaştırma enerji talebi bağımsız değişkenler aracılığıyla tahmin edilmiştir.

3.3. Yapay Sinir Ağları

Bu kısımda yapay sinir ağlarının tarihsel gelişim süreci, temel kavramları, ağ yapıları ve yapay sinir ağlarının eğitim algoritmaları açıklanmıştır.

3.3.1. Yapay sinir ağları tarihçesi

Yapay sinir ağları ile ilgili çalışmalar 20. yüzyılın ilk yarısında başlamış ve günümüze kadar büyük bir hızla devam etmektedir. Bu çalışmaları 1970 yılı öncesi ve sonrası olmak üzere iki kısma ayırmak yapay sinir ağlarının tarihsel sürecini incelerken faydalı olacaktır. Çünkü 1970'li yılların ardından imkânsız görünen birçok problem yapay sinir ağları kullanılarak çözüme kavuşturulmuştur.

Yapay sinir ağları ile yapılan ilk çalışmadan yukarıdaki kısımda daha önce bahsedilmişti. Bu çalışmanın ardından yapılan bazı çalışmalar tarihsel süreç içerisinde akışına uygun olarak aşağıda gösterilmiştir:

1949- Hebb öğrenme prosedürünü bilgisayarlar tarafından gerçekleştirecek şekilde geliştirmişlerdir.

1957- Perception'un geliştirilmesi

1959- Widrow ve Hoff Adaline öğrenme algoritmasını geliştirmişlerdir.

1965- İlk makine öğrenme kitabının yayınlanması

1969- Bazı gelişmiş öğrenme algoritmalarının geliştirilmesi (Grosberg, 1969)

1969- Tek katmanlı algılayıcıların yetersizliklerinin ispatlanması

1970- Fukushima tarafından Neocognition modeli tanıtılmıştır.

1972- Korelasyon matris belleğinin geliştirilmesi

1974- Geriye yayılım modelinin geliştirilmesi

1978- ART modelinin geliştirilmesi

1982- Çok katmanlı algılayıcıların geliştirilmesi

1984- Boltzman makinesinin geliştirilmesi

1988- RBF-PNN modelinin geliştirilmesi

1991- GRNN modelinin geliştirilmesi

3.3.2. Yapay sinir ağıları temel kavramlar

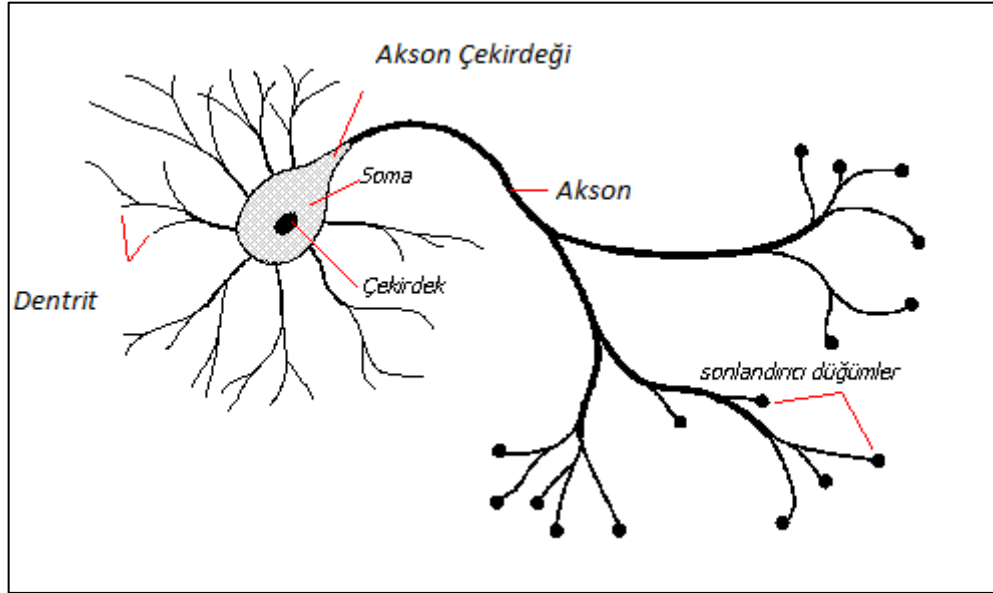
İlk ilkel hesap makinelerinden bu yana tasarımcılar ve kullanıcılar bilgisayarları otomatik hesaplayıcı rolünün ötesinde, düşünen makineler haline getirme çalışmaları içerisinde. Maalesef düşünen makine ile kastedilen tartışmaya açıktır. En çok kullanılan “yapay zekâ” ifadesi üzerine yapılan farklı tanımlamalar biraz ürkütücüdür. Makinelerin insan gibi düşünebilme sürecinin gerçekleştirilebilmesi için pek çok metot bulunmaktadır. Yapay sinir ağıları bu yaklaşımlardan bir tanesidir (Cura, 2004).

Yapay sinir ağıları, beynin fizyolojisine benzer olarak oluşturulan bilgi işleme modelleri olarak tarif edilmektedir. Literatürdeki yapılmış çalışmalar incelendiğinde 100’den fazla yapılmış yapay sinir ağıları çalışmaları bulunmaktadır. Bazı bilim insanları, beynin problem çözme güçlü düşünme ve hatırlama gibi yeteneklerini bilgisayara transfer etmek istemişlerdir. Bazı araştırmacılar ise, beynin fonksiyonlarını tam anlamıyla olmasa da kısmen yerine getiren modeller oluşturmaya çalışmıştır (Anderson, 1995).

YSA’na ait öğrenme özelliği, YSA ile ilgili çalışan insanların dikkatini cezbeden önemli etkenlerden birisidir. Çünkü herhangi bir olay hakkında girdi ve çıktı değerleri arasındaki ilişkiyi, ister doğrusal olsun ister parabolik olsun veya olmasın, elde bulunan mevcut örneklerden yararlanarak daha önce hiç görülmemiş olayları, önceki örneklerden esinlenerek hedeflenen olaya ilişkin çözümler oluşturabilme özelliği YSA’lardaki davranışın esasını oluşturmaktadır (Barnard 1992).

Biyolojik sinir ağının temel inşa bloğu olan basit bir sinir hücresi nöron olarak adlandırılır. Şekil 3.1’de şematik diyagramı gösterilen tipik bir sinir hücresi soma olarak adlandırılan hücre gövdesi, akson ve dendritler olmak üzere üç ana bölümden oluşur. Dendritler dendritik ağaç biçimindedir, nöron gövdesi civarında uzun çalılar görünümündedir. Dendritler

üzerinden girişler alınır, soma tarafından girişler işlenir. Nörondaki sinyalleri taşıyan uzun bir sinirsel bağlantı halindeki “akson” ise, işlenen girişleri çıkışa aktarır. Akson dendrit bağlantısı ise “sinaps” olarak adlandırılır. Sinaps nöronlar arasında elektrokimyasal bağlantıyı sağlamaktadır.



Şekil 3.1 Tipik bir sinir hücresi

3.4. Öğrenme Algoritmalarına Göre Yapay Sinir Ağları

Yapay sinir ağları kullanılarak eldeki verilere uygun çıktı üretebilmesinin yolu ağın öğrenilmesine bağlıdır.. Bu öğrenme işlemi ile ilgili olarak da birden fazla yöntem bulunmaktadır. Yapay sinir ağları öğrenme algoritmalarına göre takviyeli, danışmanlı, danışmansız öğrenme olmak üzere 3'e ayrılmaktadır.

3.4.1. Danışmanlı öğrenme

Danışmanlı öğrenme aşamasında ağa verilen giriş değerleri ile birlikte çıktı değerleri de verilmektedir. Ağa verilen girdiler, istenen çıktıları oluşturmak amacıyla kendi ağırlıklarını sürekli yenilemektedir. Ağın çıktı değerleri ile beklenen çıktılar arasındaki hata değerleri arasındaki fark hesaplanarak ağın yeni ağırlıkları bu hata payına göre hesaplanmaktadır.

Hata payı hesaplanırken ađın bütn çıktı deęerleri ile beklenen çıktı deęerleri arasındaki fark hesaplanmaktadır. Bu hesaplanan fark deęerine göre her nörona karşılık gelen hata payı hesaplanmaktadır. Ardından her nöron kendine karşılık gelen ağırlık deęerini güncellemektedir.

3.4.2. Danışmansız öğrenme

Danışmansız öğrenme algoritmasında yapay sinir ađına öğrenme esnasında sadece örnek girdiler verilmektedir. Beklenen çıktı deęeri ile ilgili herhangi bir bilgi verilmemektedir. Girişte verilen bilgilere göre yapay sinir ađı her bir örneęi kendi arasında kendi kurallarını oluşturarak işlem yapmaktadır. Ađ bağlantı ağırlıklarını aynı özellikte olan dokuları ayırabilecek şekilde düzenleyerek öğrenme işlemini tamamlamaktadır.

3.4.3. Destekleyici öğrenme

Bu öğrenme yaklaşımında ađın her iterasyonu sonucunda elde ettięi sonucun iyi veya kötü olup olmadığına dair bilgi verilmektedir. Ađ bu bilgilere göre kendini yeniden düzenlemektedir. Bu sayede ađ herhangi bir girdi dizisiyle hem öğrenerek hem de sonuç çıkararak işlemeye devam etmektedir.

3.5. Öğrenme Zamanına Göre Yapay Sinir Ağları

Yapay sinir ağları öğrenme zamanına göre statik ve dinamik öğrenme olmak üzere iki gruba ayrılmaktadır.

3.5.1. Statik öğrenme

Statik öğrenme kuralıyla çalışan yapay sinir ağları kullanmadan önce ilk olarak eğitilmektedir. Eğitim tamamlandıktan sonra ađ istenilen şekilde kullanılabilir. Ancak bu kullanım sırasında ađın üzerindeki ağırlıklarda herhangi bir deęişiklik olmamaktadır.

3.5.2. Dinamik öğrenme

Dinamik öğrenme kuralı ise yapay sinir ağlarının çalıştığı süre boyunca öğrenmesini öngörerek tasarlanmaktadır. Yapay sinir ağlarının eğitim aşaması bittikten sonra da daha sonraki kullanımlarında akışların onaylanmasına göre ağırlıklarını deęiştirerek çalışmaya devam etmektedirler.

3.6. Yapay Sinir Ağları ile İlgili Temel Kavramlar

Yapay sinir ağı; insan beyninin sinir hücrelerinden oluşmuş katmanlı ve paralel olan yapısının tüm fonksiyonlarıyla beraber sayısal dünyada gerçeklemeye çalışılan modellenmesidir. Sayısal dünya ile belirtmek istenen donanım ve yazılım olarak ifade edilebilir. Başka bir deyişle yapay sinir ağı hem donanımsal hem de yazılım ile modellenebilir. Bu bağlamda, yapay sinir ağları ile elektronik devreler yardımıyla kurulmaya çalışılmış ancak bu çalışma yavaş yavaş yazılım sahasına bırakmıştır. Böyle bir kısıtlamanın sebebi; elektronik devrelerin esnek ve dinamik olarak değiştirilmemesi ve birbirinden farklı olan ünitelerin bir araya getirilmemesi olarak ifade edilmektedir.

İlk yapay sinir ağı modeli 1943 yılında bir sinir hekimi olan Warren McCulloch ve bir matematikçi olan Walter Pitts tarafından Sinir Aktivitesinde Düşüncelere Ait Bir Mantıksal Hesap isimli çalışma ile ortaya çıkarılmıştır. Sinir sistemi elemanlarının yapay sinir ağı modelindeki terminolojisi aşağıdaki Çizelge 3.3’de belirtilmiştir.

Çizelge 3.3 Yapay sinir ağları terminolojisi

Sinir Sistemi	Yapay sinir ağı
Nöron	İşlem elemanı
Dentrit	Toplama fonksiyonu
Hücre gövdesi	Aktivasyon fonksiyonu
Akson	Eleman çıkışı
Sinaps	Ağırlıklar

Yapay sinir ağları ile istatistiksel modeller benzer veya özdeş olmalarına rağmen kullanılan terminolojiler farklılık göstermektedir. Aşağıdaki Çizelge 3.4’de bazı YSA ve istatistik terminolojilerde aynı kavramları belirten bazı terimler gösterilmiştir.

Çizelge 3.4 Yapay sinir ağları ve İstatistiksel terminolojiler

Yapay Sinir Ağları Terminolojisi	İstatistik Terminolojisi
Yapay Sinir Ağı	Model
Ağırlık	Parametre
Girdi	Bağımsız değişken
Çıktı	Tahmini değer
Hedef	Bağımlı değişken
Hata	Artık
Hata çizgisi	Güven aralığı

3.7. Yapay Sinir Ağlarının Temel Bileşenleri

Yapay sinir ağları aşağıda ifade edilen bileşenlerden oluşmaktadır:

- i) Mimari Yapı
- ii) Öğrenme Algoritması
- iii) Aktivasyon Fonksiyonu

Bu bileşenler tahmin performansını doğrudan etkilemekte olduğu için karar noktasında verinin yapısına uygun olan tercih edilmelidir.

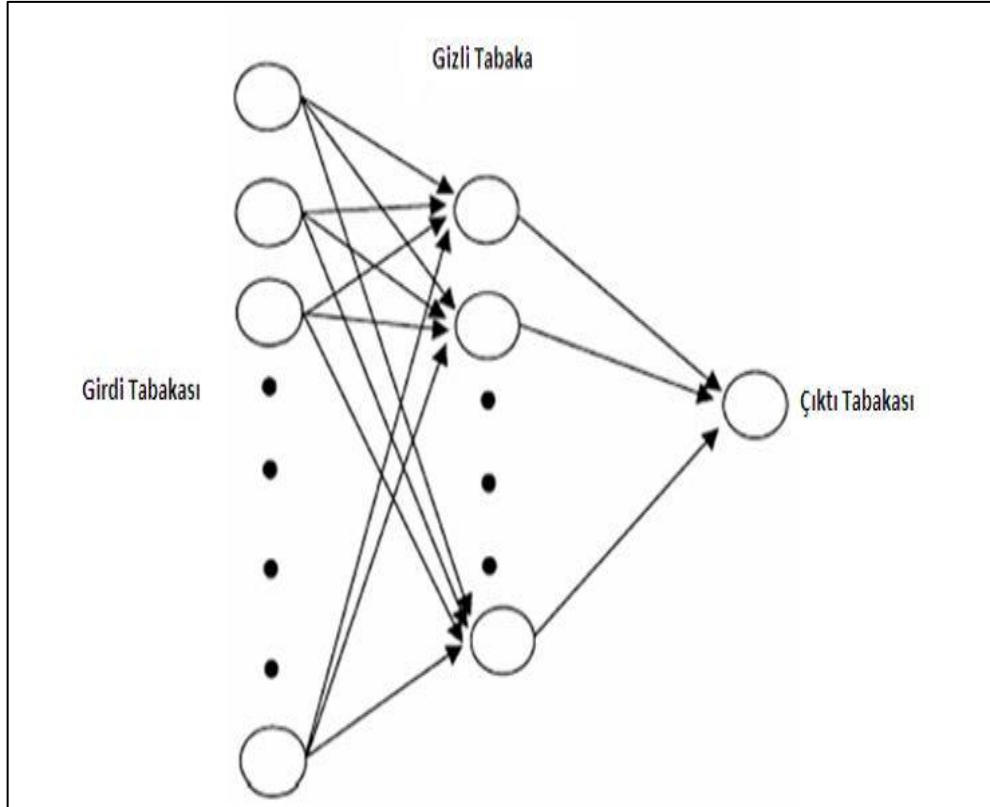
3.7.1. Mimari yapı

Girdi tabakası, gizli tabaka ve çıktı tabakalarından oluşan 3 tabakalı (ya da katmanlı) ileri beslemeli bir sinir ağı modeli görülmektedir.

3.7.1.1 İleri beslemeli YSA modeli

İleri beslemeli YSA modellerinde nöronlar katmanlar şeklinde düzenlenmektedir. Ardından her bir katmandaki hücrelerin çıkışları ardından gelen katmana ağırlıkları üzerinden giriş değeri olarak verilmektedir. Giriş katmanı, dışarıdan aldığı bilgiler üzerinde hiçbir değişiklik yapmadan orta (gizli) katmana iletmektedir. Bu iletilen bilgiler; orta ve çıkış katmanında işlenerek YSA'nın çıkışı belirlenmektedir. Bu yapısı ile ileri beslemeli ağlar doğrusal olmayan statik bir işlevi gerçekleştirmektedir. İleri beslemeli 3 katmanlı YSA'nın

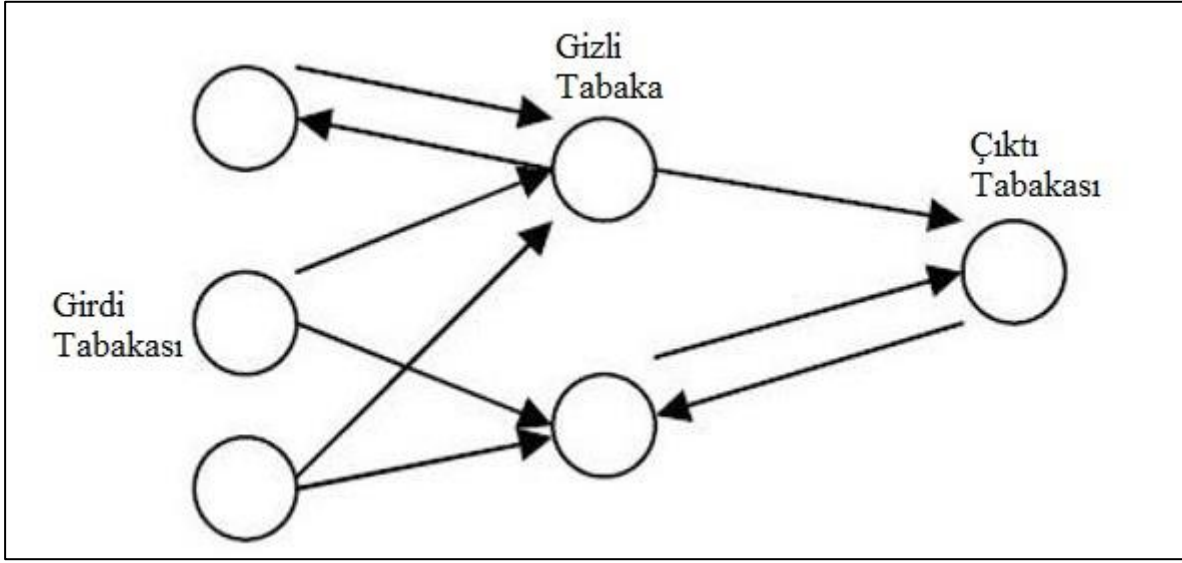
ortam katmanında yeterli sayıda hücre olmak kaydıyla herhangi bir sürekli fonksiyonu istenilen doğrultuda yaklaştırabileceği gösterilmektedir. Herhangi bir problemi çözmek amacıyla kullanılan YSA'da katman sayısı ve orta katmandaki hücre sayısı gibi kesin belirlenmemiş bilgilere rağmen nesne tanıma ve sinyal işleme gibi alanların yanı sıra ileri beslemeli YSA sistemlerin denetiminde yaygın olarak kullanılmaktadır.



Şekil 3.2 İleri beslemeli yapay sinir ağı modeli

3.7.1.2 Geri Beslemeli Yapay Sinir Ağları

Geri beslemeli yapay sinir ağlarında en az bir hücrenin çıkışı kendisine ya da diğer hücreler giriş olarak verilmekte ve genellikle geri besleme bir geciktirme elemanı üzerinden yapılmaktadır. Geri besleme bir katmandaki hücreler arasında olduğu gibi katmanlar arasındaki hücreler arasında da olabilmektedir. Bu yapısı ile geri beslemeli yapay sinir ağları doğrusal olmayan dinamik bir davranış göstermektedir. Dolayısıyla geri beslemesi yapılış şekline göre farklı yapıda ve davranışta geri beslemeli YSA yapıları elde edilebilmektedir. Aşağıdaki şekilde iki katmanlı ve çıkışlarından giriş katmanına geri beslemeli bir YSA yapısı görülmektedir.



Şekil 3.3 Geri beslemeli yapay sinir ağı modeli

3.8. Yapay Sinir Ağ Modeli

Tek yönlü işaret kanalları ile birbirine bağlanan işlemsel elemanlardan oluşmaktadır. Çıkış işareti tek olup kopyalanabilmektedir. Daha önce öğrendiği bilgiyi eksik veya bozuk giriş verildiği zaman bile yeniden üretebilmektedir. Lineer olmayan bir karakteristiğe sahip olmaları nedeniyle gerçek dünya problemlerine daha doğru çözümler getirebilmektedirler.

3.9. Yapay Sinir Ağları Uygulaması

Yapay sinir ağlarından yaygın bir şekilde faydalandığı tahmin özelliği, girdi değerleri kullanılarak bir çıktıyı tahmin etmek üzere kullanılmaktadır. Çalışmada kullanılan yapay sinir ağı; ağa sunulan bağımsız değişkenlerden yararlanarak bu bilgilere karşılık gelen çıktı değeri tahmin edilmektedir.

Bu çalışmada ulaştırma enerji talebinin tahmini için 7 farklı senaryo ışığında modeller oluşturulmuştur. Bu 7 farklı model bağımsız değişkenlerin kendi aralarında değiştirilmesi ile elde edilmiştir. Çalışmada oluşturulan her bir modelde değişken olarak hangi verilerin kullanıldığı 4.1. modellerin uygulanması kısmında açıklanmıştır. Çalışmada kullanılan veriler ile doğru sonuca ulaşabilmek amacıyla normalizasyon işlemi yapılmış ve buna ait açıklamalar 3.10. normalizasyon yöntemleri kısmında açıklanmıştır.

3.10. Normalizasyon Yöntemleri

Yapay sinir ağlarında, ağ giriş ve çıkışlarına belirli ön işlem adımları uygulanarak yapay sinir ağlarına sunulan verilerin eğitimi daha verimli hale getirilmektedir. Ağ giriş işlem fonksiyonları ağ kullanımını daha iyi bir forma dönüştürmektedir. Normalleştirme işlemi ham verilere uygulanarak bu verilerin eğitimi için uygun veri setinin hazırlanmasına yardımcı olmaktadır. Yapay sinir ağlarının eğitimi ham veri setine Normalizasyon uygulanmadan hem çok yavaş olabilmekte hem de doğru sonuca ulaşılmamasına sebebiyet verebilmektedir. Normalizasyon işleminde farklı farklı teknikler kullanılabilir. Normalizasyon teknikleri olarak kullanılan birçok yöntem bulunmaktadır. Bu yöntemlere min kuralı, max kuralı, medyan, sigmoid ve Z-score gibi kurallara gösterilebilmektedir (Jayalakshmi ve Santhakumaran, 2011).

Çok katmanlı yapay sinir ağı modelinin girdi ve çıktılarının normalize edilmesi ağın performansını önemli ölçüde etkilemektedir. Çünkü normalizasyon, veri setindeki değerlerin dağınık yapısını düzenli hale getirmektedir. Çalışmada da olduğu gibi yapay sinir ağlarının girdi değerleri arasında aşırı büyük veya aşırı küçük değerler olabilmektedir. Bu durum ağı yanlış yönlendirebileceği gibi istenilmeyen sonuçların çıkmasına da neden olabilmektedir. Bütün girdi değerlerinin belirli bir aralıkta (genellikle 0-1 aralığında) ölçeklendirilmesi hem farklı ortamlardan gelen bilgilerin aynı ölçek üzerinde indirgenmesine hem de yanlış girilen çok büyük ve çok küçük değerlerin etkisinin ortadan kalkmasına yardımcı olmaktadır. Bazı bilim adamları ise kendilerine münhasır ölçeklendirme yöntemleri de kullanabilmektedir. Ayrıca her bir problemin çözümü için ayrı bir ölçeklendirme yöntemi de kullanılabilir. Çok katmanlı yapay sinir ağı ile ilgili çalışma yapanlar, ellerindeki verileri normalize edecek yaklaşımı kendileri belirleme imkânına sahiptirler. Bu konuda dar bir kalıbın içine hapsetmek çalışmanın salahiyeti açısından uygun olmayacaktır (Öztemel, 2003).

Normalizasyon teknikleri ile ilgili açıklamalar aşağıda verilmiştir.

3.10.1. İstatiksel veya z-score normalizasyonu

Aynı veri seti üzerindeki bazı değerlerin 0'dan küçük bazı değerlerin 0'dan çok büyük değerler içermesi, bu veriler arasındaki uzaklıkların istenilen doğru sonuca ulaşılmasını kısmen engelleyeceği, özellikle uç verilerin sonuçlar üzerinde daha etkili olacağını göstermektedir. Verilerin normalizasyonu olarak ifade edilen normalleştirme işlemiyle, eğitim veri setindeki

her bir deęişkenin, modelin sonuca ulaşmasında eşit miktarda katkıda bulunması sağlanmış olur. Her bir deęişkene karşı gelen sütunlara ait istatistiksel deęerler belirlenmiş olur. Daha sonra, veriler arasındaki uzaklıklar ortadan kaldırılarak verilerin uç noktaları arasındaki fark azaltılmış olur.(Yüksek vd., 2007).

$$x' = \frac{x_i - \mu_i}{\sigma_i} \quad (3.1)$$

Bu eşitlikte;

x' = Normalize edilmiş veriyi,

x_i = Girdi deęerini,

μ_i = Girdi setinin ortalamasını,

σ_i = Girdi setinin standart sapmasını, ifade etmektedir.

3.10.2. Min-Max normalizasyonu

Min-Max yöntemi, verileri doğrusal olarak normalize eder. Minimum; bir verinin alabileceęi en düşük deęer iken, maksimum; verinin alabileceęi en yüksek deęeri ifade eder. Bir veriyi Min-Max yöntemi ile 0 ile 1 aralığına indirgemek için (3.2) numaralı eşitlik kullanılır.

$$x' = \frac{x_i - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (3.2)$$

Bu eşitlikte;

x' = Normalize edilmiş veriyi,

x_i = Girdi deęerini,

x_{min} = Girdi seti içerisinde yer alan en küçük sayıyı,

x_{max} = Girdi seti içerisinde yer alan en büyük sayıyı, ifade etmektedir.

3.10.3. Medyan normalizasyonu

Bu yöntem her girdinin medyan değerini alarak, her örneklem için medyan normalize yöntemini kullanılır. Medyan aşırı sapmalardan etkilenmez (Jayalakshmi ve Santhakumaran, 2011). Bu yöntem için (3.3) numaralı eşitlik kullanılır.

$$x' = \frac{x_i}{\text{median}(a_i)} \quad (3.3)$$

Bu eşitlikte;

x' = Normalize edilmiş veriyi,

x_i = Girdi değerini,

$\text{median}(a_i)$ = Girdi setinin medyanını ifade etmektedir.

3.10.4. Sigmoid normalizasyonu

Sigmoid normalizasyonu fonksiyonu verileri 0 ile 1 veya -1 ile 1 arasında sınıflandırır. Bir kaç tane doğrusal olmayan sigmoid fonksiyon çeşidi vardır. Tanjant sigmoid fonksiyonu süreçleri hızlandırmada iyi bir seçim olabilir (Jayalakshmi ve Santhakumaran, 2011). Bu yöntem için (3.4) numaralı eşitlik kullanılır.

$$x' = \frac{e^{x_i} - e^{-x_i}}{e^{x_i} + e^{-x_i}} \quad (3.4)$$

3.10.5. D Min Max normalizasyonu

Öncelikle modelin uygulanması için aşağıda verilen denklem ile tüm veriler 0,1 ile 0,9 arasında normalize edilmiştir. Normalizasyon yapılarak veriler boyutsuz hale getirilmiş olur (Doğan vd., 2007). Bu yöntem için (3.5) numaralı eşitlik kullanılır.

$$x' = 0.8 \times \frac{x_i - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} + 0.1 \quad (3.5)$$

Bu eşitlikte;

x' = Normalize edilmiş veriyi,

x_i = Girdi değerini,

x_{min} = Girdi seti içerisinde yer alan en küçük sayıyı,

x_{max} = Girdi seti içerisinde yer alan en büyük sayıyı, ifade etmektedir.

Bu çalışmada bir her bir sütunun içerisindeki en büyük ve en küçük değerler ele alınmış ve diğer bütün veriler, bu değerlere göre normalleştirilmiştir. Buradaki amaç en küçük değeri -1 ve en büyük değeri 1 olacak şekilde normalleştirmek ve diğer bütün verileri bu (1,-1) aralığına yaymaktır. Sonuç olarak çalışma kapsamında oluşturulan normalizasyon değerleri (1,-1) arasındadır.

3.11. Çalışmada Kullanılan Modellerin Ağ Mimarisinin Belirlenmesi

Bir yapay sinir ağının yapısı ve sinir hücrelerinin sayısı değişiklik gösteriyorken; yapay sinir ağının oluşum süreci ile ilgili olarak herkes tarafından kabul edilmiş genel bir görüş bulunmamaktadır. Gerekli gizli katman sayısından daha az gizli katman sayısı bulunan yapay sinir ağı yapısı karmaşık problemlerin çözümünde etkili olamamaktadır. Çok fazla gizli katman sayısı bulunması halinde ise yapay sinir ağları kararsız sonuçlar çıkmasına sebep olmaktadır. Girdi katmanı için herhangi bir sorun bulunmamaktadır çünkü girdi katmanı sistem içerisindeki girdi katmanı sayısına eşittir. Çıktı katmanı içinde herhangi bir problem bulunmamaktadır; burada da herhangi bir sorun bulunmamaktadır. Çıktı katmanının da sistem içerisindeki çıktı sayısı ile aynı olması gereği bu sorunu ortadan kaldırmaktadır. Burada esas mesele gizli katmanda kaç tane nöronun olacağıdır ki bu da tam olarak bilinmemektedir. Ancak deneme yanılma yönetimi uygulanarak karar verilmektedir (Detienne ve ark., 2003).

Ulaştırma enerji talebi tahminine ait değerlerin tahmin edilebilmesi için 7 farklı senaryoya göre geliştirilen ağ modellerinin 6 tanesinde 3 girdi 1 çıktı değeri, diğer bir tanesinde ise 4 girdi 1 çıktı değeri alınarak bağlanmıştır. Ancak ağın ara katmanındaki değerler birbirinden farklı olmaktadır. Bu duruma bağlı olarak ağı ait mimari her bir model için aşağıda gösterilmiştir.

Ulaştırma enerji talebi tahminine yönelik yapılan modelleme çalışmalarında verilerin %70'i eğitim aşamasında, %15'i onay aşamasında ve %15'i de test aşamasında kullanılarak modelleme çalışması yapılmıştır.

3.12. Hatalar

3.12.1. Ortalama hata kareleri kökü (RMSE/OHKK)

Ortalama hata kareleri toplamı kökü, ortalama hata kareleri kökü, ortalama hata kareleri karekökü vb. tanımlarla bilinen ve İngilizce açılımı 'root mean squared error' olan istatistiksel terimdir. Yapay sinir ağlarında modellerin performansını değerlendirmek için kullanılan bir indistir. Burada ölçüm değerleri ile model tahminleri arasındaki hata oranını belirlemek için kullanılır. Bu RMSE değerinin sıfır olması oluşturulan modelin mükemmel olması demektir. RMSE ve benzeri sayısal değerler genelde tahmin gibi sayısal işlemler için anlamlıdır. Sınıflandırma gibi işlemler için çok anlamlı olmayabilir. Örnek vermek gerekirse, confusion matrix, TP veya FP oranları gibi değerler sınıflandırma işlemi için çok daha anlamlı olacaktır.

$$RMSE = \left(\frac{\sum_{i=1}^n AE^2}{n} \right)^{0.5} \quad (3.6)$$

3.12.2. Ortalama mutlak hata yüzdesi (MAPE/OMHY)

Hataların mutlak değerlerinin ortalamasının, gerçek değerlerin yüzdesi olarak gösterilmesi ile ifade edilen hata türüdür. OMYH, hatayı gerçek değerlerin %'si olarak ifade etmektedir.

$$MAPE = 100 \frac{\sum_{i=1}^n \frac{|gerçek_i - tahmin_i|}{gerçek_i}}{n} \quad (3.7)$$

3.12.3. Ortalama mutlak hata (MAE/OMH)

Ortalama mutlak hata olarak tanımlanan istatistiksel terimdir. Yapay sinir ağlarında geliştirilen modelin performansını gösteren bir indistir. Bu değerlerin sıfıra yakın olması, modelin tahmin yeteneğinin o kadar iyi olması demektir.

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n AE \quad (3.8)$$

3.12.4. Ortalama karesel hata (MSE/OKH)

Bir tahmincisi ortalama karesel hata (OKH/MSE), çekirdek yoğunluğunu tahmin edilmektedir miktarı tahmincisi ve gerçek değerleri ima değerler arasındaki fark ölçmek için pek çok yollarından biridir. Ortalama karesel hata kaybı ya da ikinci dereceden kaybı beklenen değere karşılık gelen bir risk fonksiyonudur. Hata karelerinin ortalaması önlemler "hataları" Hata tahmincisi ima değeri tahmin edilebilir miktarı farklı olduğu miktardır. Çünkü rastgelelik ya da daha doğru bir tahmin üretmek olabilir tahmincisi bilgi için hesap değil, çünkü fark oluşur.

$$MSE = \left(\frac{\sum_{i=1}^n AE^2}{n} \right) \quad (3.9)$$

4. ARAŞTIRMA BULGULARI ve TARTIŞMA

Türkiye'nin gelecekteki ulaştırma enerji talebini tahmin etmek amacıyla farklı senaryolara göre 7 farklı modelin oluşturulduğundan üst kısımda kısaca bahsedilmiştir. Bu kısımda oluşturulan modellerin açıklaması, modellerde kullanılan girdi değişkenleri, modeller sonucunda tahmin edilen çıktı değişkeni, normalizasyon değerleri, modellere ait ağ yapıları, modellerin eğitim, test ve onay aşamalarının olduğu grafik ile modellerin hata değerleri açıklanmıştır.

4.1. Modellerin Uygulanması

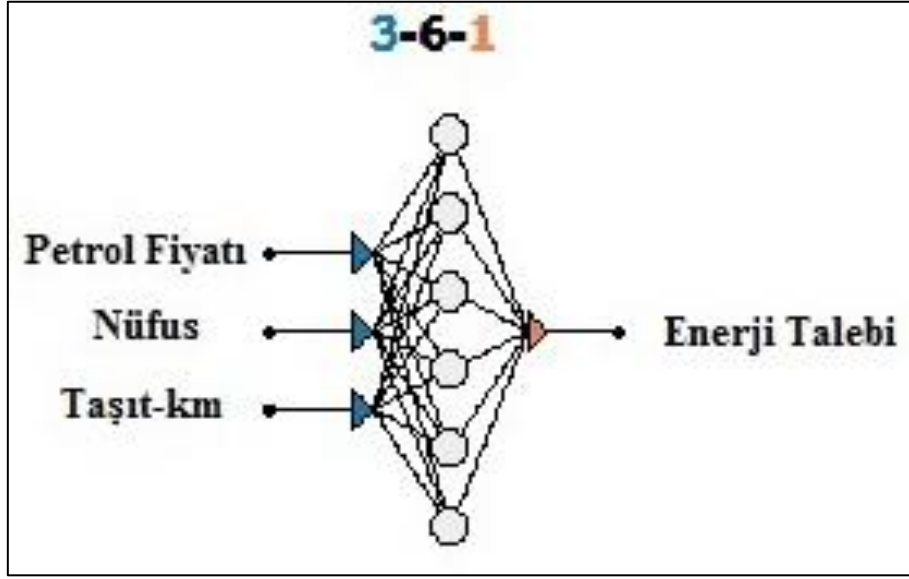
4.1.1. Model 1

Model 1'de girdi değişkenleri olarak petrol fiyatları, nüfus ve taşıt-km değerleri kullanılmış çıktı değişkeni olarak ise ulaştırma enerji talebi değeri elde edilmiştir. Modelin doğru sonuca ulaşabilmesi adına normalizasyon da yapılmış olup normalizasyon değerleri (-1 ve 1) aralığındadır. Model 1'e ait normalizasyon değerleri Çizelge 4.1'de verilmiştir.

Çizelge 4.1 Model 1'e ait normalizasyon değerleri

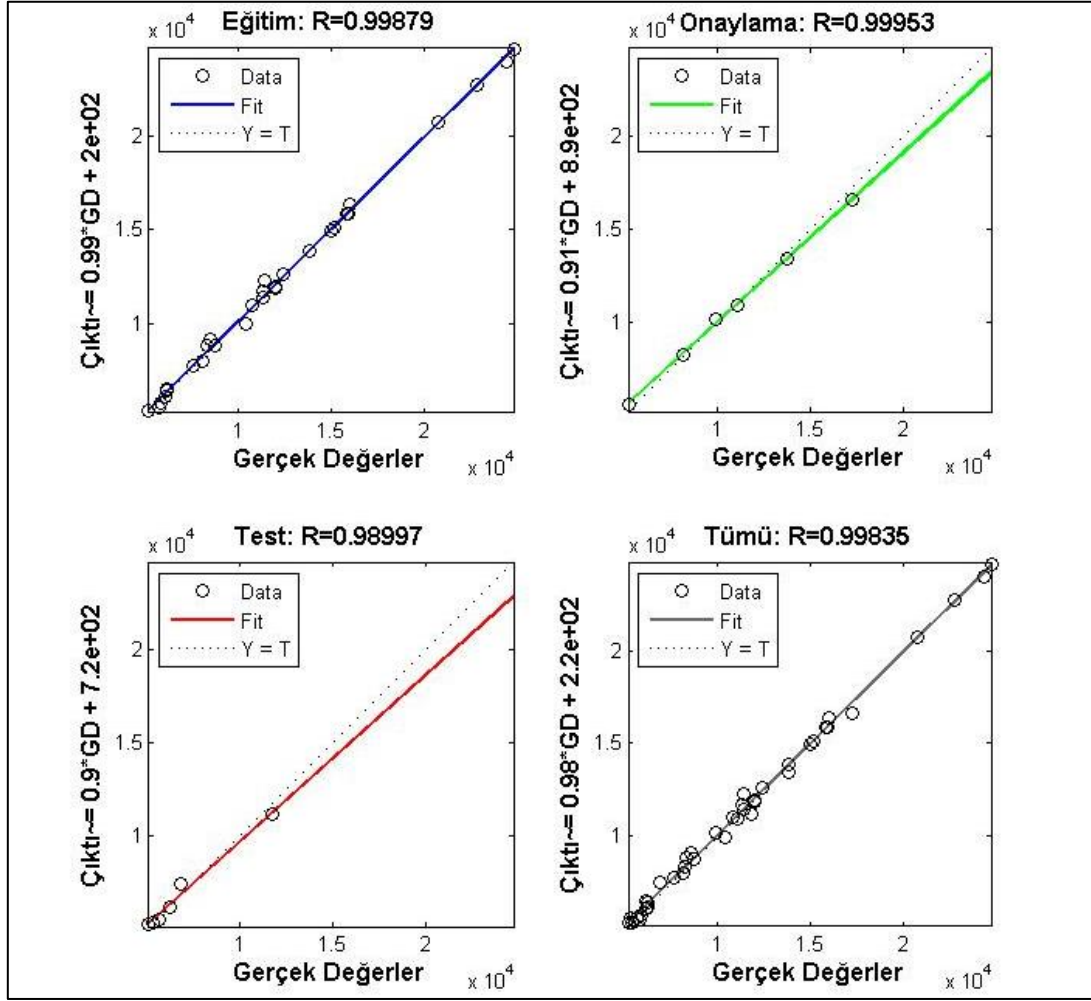
Petrol Fiyatları	Nüfus	Taşıt-km	Ulaştırma Enerji Talebi
-0.989228	-1	-1	0
-0.97307	-0.953645	-0.966046	0.030267
-0.94614	-0.907064	-0.916308	0.055329
-0.949731	-0.859805	-0.900162	0.050939
-0.859964	-0.811211	-0.951003	0.004287
-0.59246	-0.760885	-0.96172	0.004185
-0.500898	-0.708654	-0.94942	0.008779
-0.563734	-0.6549	-0.93664	0.025623
-0.561939	-0.60046	-0.923319	0.037158
-0.664273	-0.546479	-0.909517	0.049357
-0.648115	-0.4938	-0.895134	0.05344
-0.696589	-0.442685	-0.851425	0.085494
-0.872531	-0.392951	-0.808017	0.124439
-0.868941	-0.344438	-0.777228	0.152103
-0.888689	-0.296815	-0.735963	0.154655
-0.813285	-0.249803	-0.727389	0.182472
-0.768402	-0.203455	-0.74712	0.161086
-0.879713	-0.15778	-0.697883	0.173387
-0.886894	-0.112374	-0.65195	0.269038
-0.944345	-0.066715	-0.643056	0.242905
-0.886894	-0.020436	-0.571303	0.302062
-0.856373	0.026634	-0.447467	0.338352
-0.764811	0.074385	-0.339917	0.315945
-0.913824	0.12255	-0.268544	0.286443
-1	0.170713	-0.270167	0.316558
-0.745063	0.218561	-0.144268	0.350092
-0.764811	0.266309	-0.214779	0.349684
-0.850987	0.314083	-0.23415	0.319314
-0.687612	0.361416	-0.220428	0.369896
-0.639138	0.407689	-0.111897	0.440282
-0.497307	0.452626	-0.04455	0.44411
-0.157989	0.495387	0.024519	0.50194
0.089767	0.536459	0.125318	0.618467
0.556553	0.578448	0.128563	0.552675
-0.071813	0.624899	0.181867	0.54854
0.233393	0.678045	0.335951	0.5098
0.682226	0.739169	0.443541	0.546345
1	0.806655	0.61369	0.796499
0.834829	0.876283	0.722702	0.899551
0.734111	0.942146	0.793954	0.980145
-0.267504	1	1	1

Çalışma kapsamında kurulan model 1'e ait ağ yapısı 3-6-1 şeklinde olup şekil 4.1'de gösterilmiştir.



Şekil 4.1 Model 1'e ait ağ yapısı

Model 1'e ait sonuçlarda x eksenini gerçek değerleri, y eksenini ise çıktı değerlerini ifade etmektedir. Oluşturulan model 1'in sonucunda korelasyon katsayısı 'r' 0,99835 olarak çıkmıştır. Korelasyon katsayısının karesi (R^2) bu değer baz alınarak hesaplanmış ve Çizelge 5.1'de gösterilmiştir. Model 1'in eğitim, onaylama, test ve tümü aşamalarına ait sonuçlar Şekil 4.2'de gösterilmiştir.



Şekil 4.2 Model 1'e ait grafikler

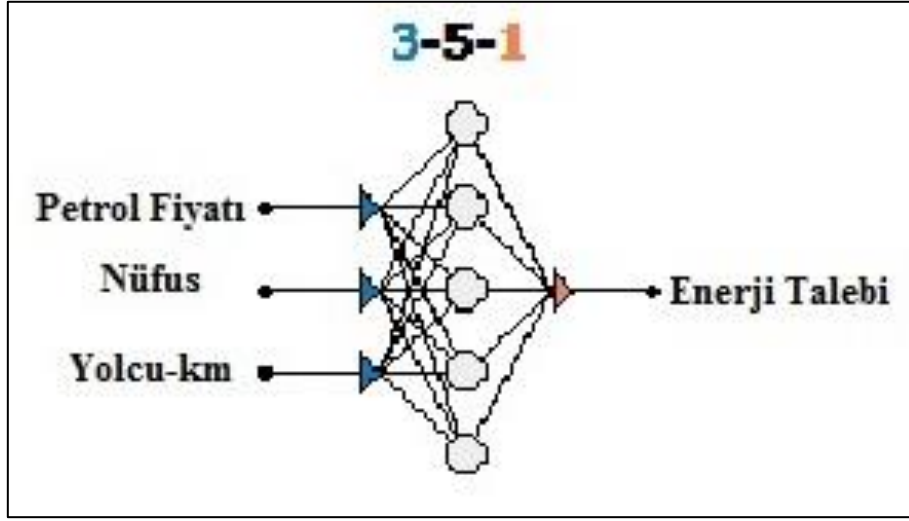
4.1.2. Model 2

Model 2 ile oluşturulan yapay sinir ağı yapısında girdi değişkenleri olarak petrol fiyatları, nüfus ve yolcu-km kullanılmış çıktı değişkeni olarak ise ulaştırma enerji talebi değeri tahmin edilmiştir. Model 2'ye ait normalizasyon değerleri Çizelge 4.2'de gösterilmiştir.

Çizelge 4.2 Model 2'ye ait normalizasyon değerleri

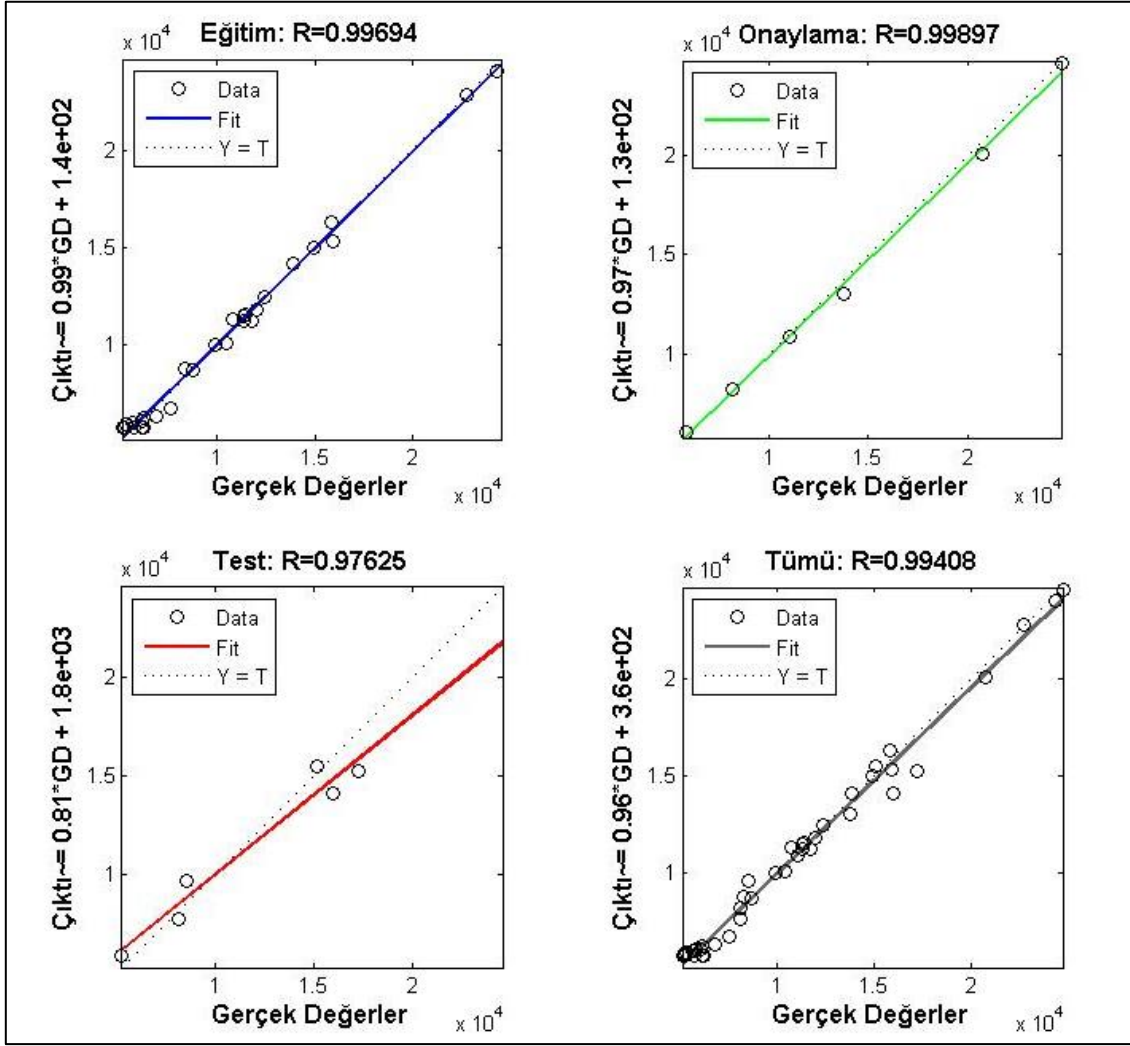
Petrol Fiyatları	Nüfus	Yolcu-km	Ulaştırma Enerji Talebi
-0.989228	-1	-1	0
-0.97307	-0.953645	-0.948682	0.030267
-0.94614	-0.907064	-0.844535	0.055329
-0.949731	-0.859805	-0.81861	0.050939
-0.859964	-0.811211	-0.93366	0.004287
-0.59246	-0.760885	-0.957434	0.004185
-0.500898	-0.708654	-0.927174	0.008779
-0.563734	-0.6549	-0.89552	0.025623
-0.561939	-0.60046	-0.862417	0.037158
-0.664273	-0.546479	-0.827794	0.049357
-0.648115	-0.4938	-0.791571	0.05344
-0.696589	-0.442685	-0.773391	0.085494
-0.872531	-0.392951	-0.607455	0.124439
-0.868941	-0.344438	-0.46202	0.152103
-0.888689	-0.296815	-0.411367	0.154655
-0.813285	-0.249803	-0.400951	0.182472
-0.768402	-0.203455	-0.43659	0.161086
-0.879713	-0.15778	-0.336347	0.173387
-0.886894	-0.112374	-0.301661	0.269038
-0.944345	-0.066715	-0.34921	0.242905
-0.886894	-0.020436	-0.219147	0.302062
-0.856373	0.026634	-0.105186	0.338352
-0.764811	0.074385	0.012616	0.315945
-0.913824	0.12255	0.059319	0.286443
-1	0.170713	-0.038936	0.316558
-0.745063	0.218561	0.05502	0.350092
-0.764811	0.266309	-0.102128	0.349684
-0.850987	0.314083	-0.146061	0.319314
-0.687612	0.361416	-0.137209	0.369896
-0.639138	0.407689	-0.047248	0.440282
-0.497307	0.452626	0.023275	0.44411
-0.157989	0.495387	0.072219	0.50194
0.089767	0.536459	0.265815	0.618467
0.556553	0.578448	0.238676	0.552675
-0.071813	0.624899	0.29594	0.54854
0.233393	0.678045	0.425913	0.5098
0.682226	0.739169	0.564008	0.546345
1	0.806655	0.713411	0.796499
0.834829	0.876283	0.797103	0.899551
0.734111	0.942146	0.86812	0.980145
-0.267504	1	1	1

Çalışma kapsamında kurulan model 2'ye ait ağ yapısı 3-5-1 şeklinde olup şekil 4.3'de gösterilmiştir.



Şekil 4.3 Model 2'ye ait ağ yapısı

Model 2'ye ait sonuçlarda x eksenini gerçek değerleri, y eksenini ise çıktı değerlerini ifade etmektedir. Oluşturulan model 1'in sonucunda korelasyon katsayısı 'r' 0,99408 olarak çıkmıştır. R^2 bu değer baz alınarak hesaplanmış ve Çizelge 5.1'de gösterilmiştir. Model 2'nin eğitim, onaylama, test ve tümü aşamalarına ait sonuçlar Şekil 4.4'de gösterilmiştir.



Şekil 4.4 Model 2'ye ait grafikler

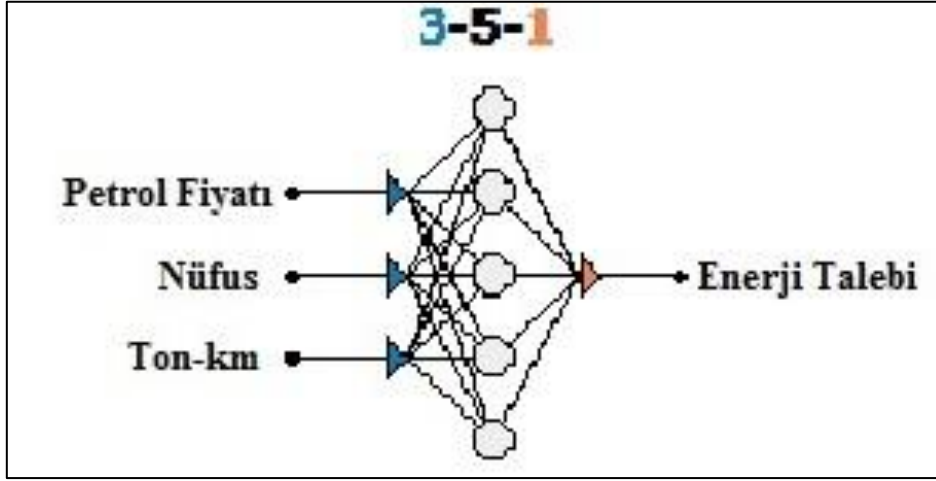
4.1.3. Model 3

Model 3 ile oluşturulan yapay sinir ağı yapısında girdi değişkenleri olarak petrol fiyatı, nüfus ve ton-km değerleri kullanılmış çıktı değişkeni olarak ise ulaştırma enerji talebi değeri tahmin edilmiştir. Modele ait normalizasyon değerleri Çizelge 4.3'de gösterilmiştir.

Çizelge 4.3 Model 3'e ait normalizasyon değerleri

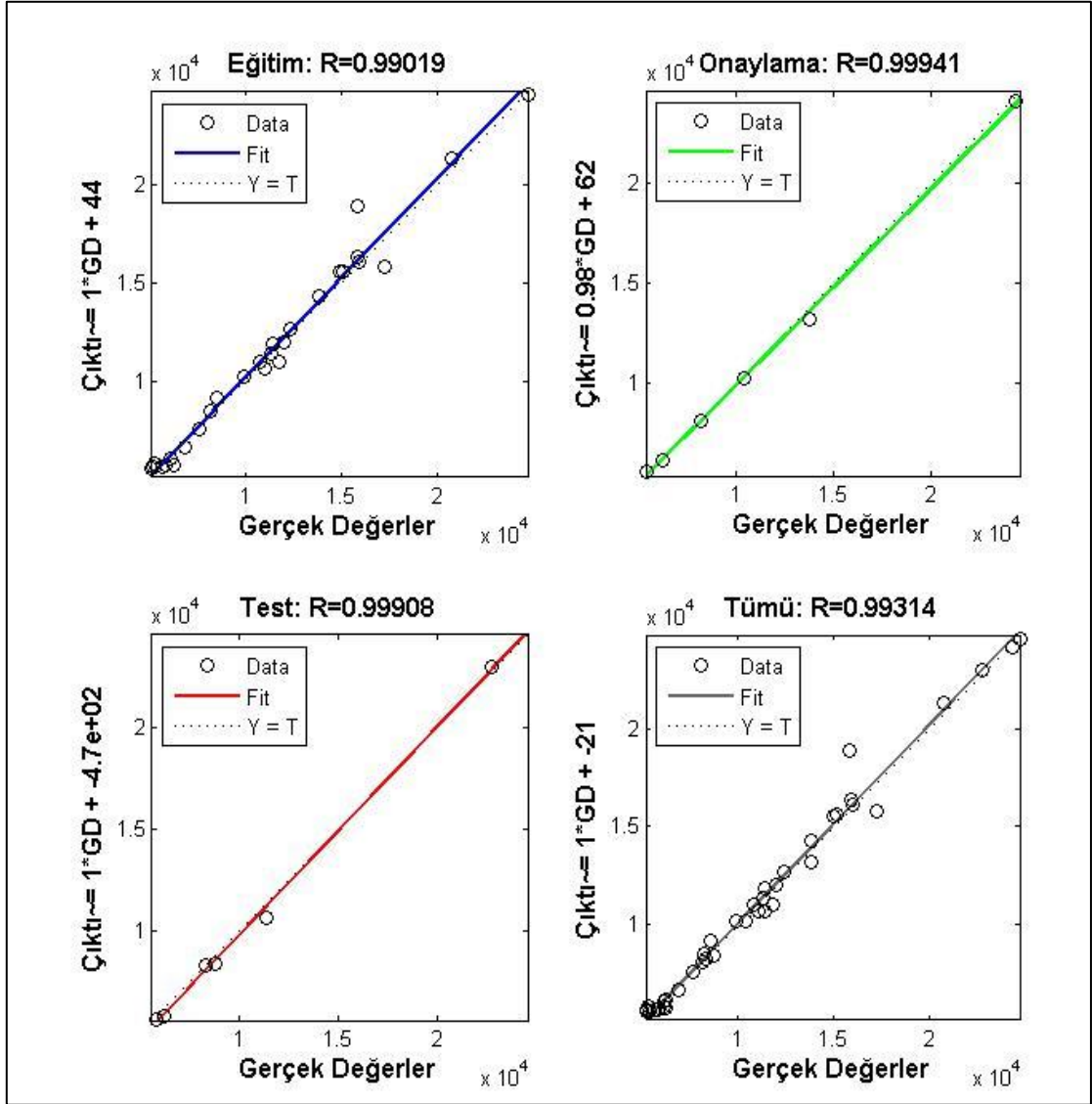
Petrol fiyatları	Nüfus	Ton-km	Ulaştırma Enerji Talebi
-0.989228	-1	-1	0
-0.97307	-0.953645	-0.959163	0.030267
-0.94614	-0.907064	-0.920067	0.055329
-0.949731	-0.859805	-0.888509	0.050939
-0.859964	-0.811211	-0.928387	0.004287
-0.59246	-0.760885	-0.924776	0.004185
-0.500898	-0.708654	-0.910816	0.008779
-0.563734	-0.6549	-0.896298	0.025623
-0.561939	-0.60046	-0.881203	0.037158
-0.664273	-0.546479	-0.865485	0.049357
-0.648115	-0.4938	-0.849143	0.05344
-0.696589	-0.442685	-0.771117	0.085494
-0.872531	-0.392951	-0.726316	0.124439
-0.868941	-0.344438	-0.664643	0.152103
-0.888689	-0.296815	-0.638771	0.154655
-0.813285	-0.249803	-0.662307	0.182472
-0.768402	-0.203455	-0.697122	0.161086
-0.879713	-0.15778	-0.64375	0.173387
-0.886894	-0.112374	-0.363263	0.269038
-0.944345	-0.066715	-0.389535	0.242905
-0.886894	-0.020436	-0.226719	0.302062
-0.856373	0.026634	-0.010195	0.338352
-0.764811	0.074385	0.027105	0.315945
-0.913824	0.12255	0.1427	0.286443
-1	0.170713	0.131198	0.316558
-0.745063	0.218561	0.229641	0.350092
-0.764811	0.266309	0.135357	0.349684
-0.850987	0.314083	0.130621	0.319314
-0.687612	0.361416	0.142263	0.369896
-0.639138	0.407689	0.18591	0.440282
-0.497307	0.452626	0.27877	0.44411
-0.157989	0.495387	0.37712	0.50194
0.089767	0.536459	0.413704	0.618467
0.556553	0.578448	0.419334	0.552675
-0.071813	0.624899	0.368335	0.54854
0.233393	0.678045	0.497787	0.5098
0.682226	0.739169	0.616044	0.546345
1	0.806655	0.737503	0.796499
0.834829	0.876283	0.811256	0.899551
0.734111	0.942146	0.908453	0.980145
-0.267504	1	1	1

Çalışma kapsamında kurulan model 3'e ait ağ yapısı 3-5-1 şeklinde olup Şekil 4.5'de gösterilmiştir.



Şekil 4.5 Model 3'e ait ağ yapısı

Model 3'e ait sonuçlarda x ekseni gerçek değerleri, y ekseni ise çıktı değerlerini ifade etmektedir. Oluşturulan model 1'in sonucunda korelasyon katsayısı 'r' 0,99314 olarak çıkmıştır. Ortalama hata kareleri kökü (R^2) bu değer baz alınarak hesaplanmış ve Çizelge 5.1'de gösterilmiştir. Model 3'ün eğitim, onaylama, test ve tümü aşamalarına ait sonuçlar Şekil 4.6'da gösterilmiştir.



Şekil 4.6 Model 3'e ait grafikler

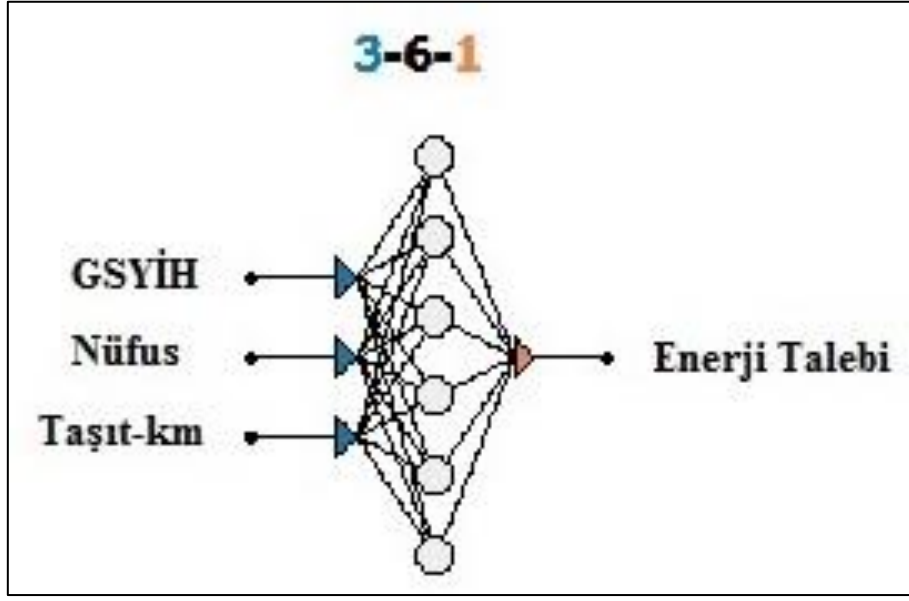
4.1.4. Model 4

Model 4 ile oluşturulan yapay sinir ağı yapısında girdi değişkenleri olarak GSYİH, nüfus ve taşıt-km değerleri kullanılmış çıktı değişkeni olarak ise ulaştırma enerji talebi değeri tahmin edilmiştir. Modele ait normalizasyon değerleri Çizelge 4.4'de gösterilmiştir.

Çizelge 4.4 Model 4'e ait normalizasyon değerleri

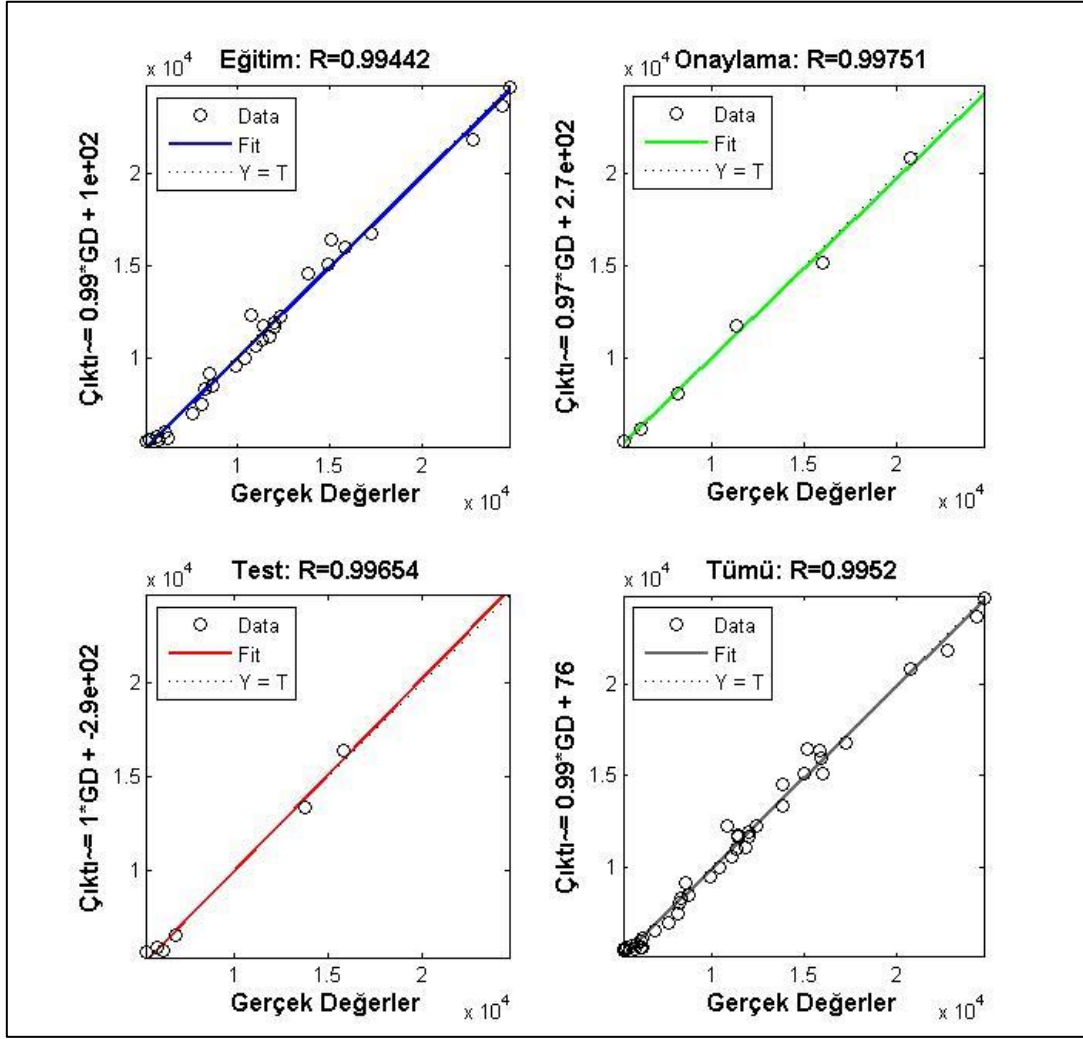
GSYİH	Nüfus	Taşıt-km	Ulaştırma Enerji Talebi
-1	-1	-1	0
-0.982929	-0.953645	-0.966046	0.030267
-0.963929	-0.907064	-0.916308	0.055329
-0.94731	-0.859805	-0.900162	0.050939
-0.885028	-0.811211	-0.951003	0.004287
-0.937955	-0.760885	-0.96172	0.004185
-0.932173	-0.708654	-0.94942	0.008779
-0.948853	-0.6549	-0.93664	0.025623
-0.95622	-0.60046	-0.923319	0.037158
-0.960556	-0.546479	-0.909517	0.049357
-0.941946	-0.4938	-0.895134	0.05344
-0.920131	-0.442685	-0.851425	0.085494
-0.890733	-0.392951	-0.808017	0.124439
-0.88128	-0.344438	-0.777228	0.152103
-0.839437	-0.296815	-0.735963	0.154655
-0.727617	-0.249803	-0.727389	0.182472
-0.729281	-0.203455	-0.74712	0.161086
-0.707625	-0.15778	-0.697883	0.173387
-0.651857	-0.112374	-0.65195	0.269038
-0.778953	-0.066715	-0.643056	0.242905
-0.679301	-0.020436	-0.571303	0.302062
-0.648503	0.026634	-0.447467	0.338352
-0.627031	0.074385	-0.339917	0.315945
-0.422948	0.12255	-0.268544	0.286443
-0.473129	0.170713	-0.270167	0.316558
-0.429932	0.218561	-0.144268	0.350092
-0.611183	0.266309	-0.214779	0.349684
-0.517351	0.314083	-0.23415	0.319314
-0.336339	0.361416	-0.220428	0.369896
-0.107316	0.407689	-0.111897	0.440282
0.125952	0.452626	-0.04455	0.44411
0.249041	0.495387	0.024519	0.50194
0.547619	0.536459	0.125318	0.618467
0.761291	0.578448	0.128563	0.552675
0.463959	0.624899	0.181867	0.54854
0.763398	0.678045	0.335951	0.5098
0.875467	0.739169	0.443541	0.546345
0.911654	0.806655	0.61369	0.796499
1	0.876283	0.722702	0.899551
0.937133	0.942146	0.793954	0.980145
0.729325	1	1	1

Çalışma kapsamında kurulan model 4'e ait ağ yapısı 3-6-1 şeklinde olup Şekil 4.7'de gösterilmiştir.



Şekil 4.7 Model 4'e ait ağ yapısı

Model 4'e ait sonuçlarda x ekseni gerçek değerleri, y ekseni ise çıktı değerlerini ifade etmektedir. Oluşturulan model 4'ün sonucunda korelasyon katsayısı 'r' 0,99520 olarak çıkmıştır. R^2 bu değer baz alınarak hesaplanmış ve Çizelge 5.1'de gösterilmiştir. Model 4'ün eğitim, onaylama, test ve tümü aşamalarına ait sonuçlar Şekil 4.8'de gösterilmiştir.



Şekil 4.8 Model 4'e ait grafikler

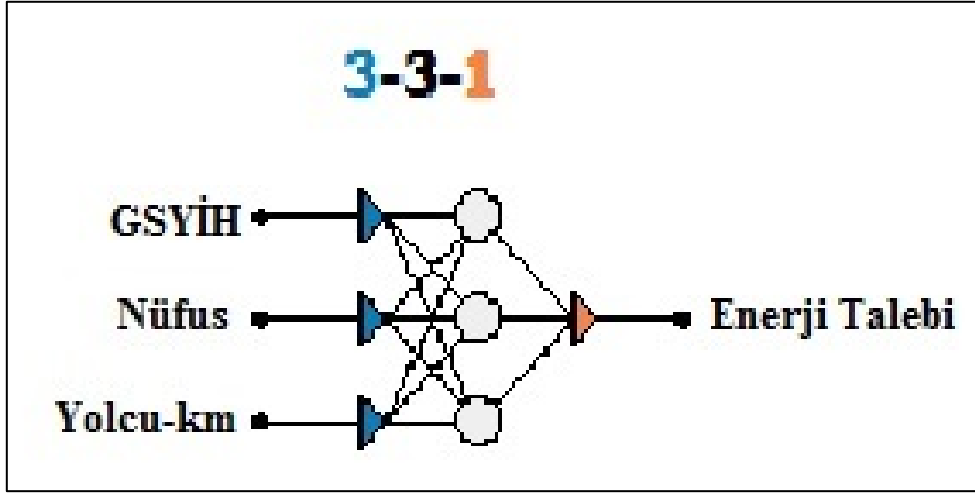
4.1.5. Model 5

Model 5 ile oluşturulan yapay sinir ağı yapısında girdi değişkenleri olarak GSYİH, nüfus ve yolcu-km değerleri kullanılmış çıktı değişkeni olarak ise ulaştırma enerji talebi değeri tahmin edilmiştir. Modele ait normalizasyon değerleri Çizelge 4.5'de gösterilmiştir.

Çizelge 4.5 Model 5'e ait normalizasyon değerleri

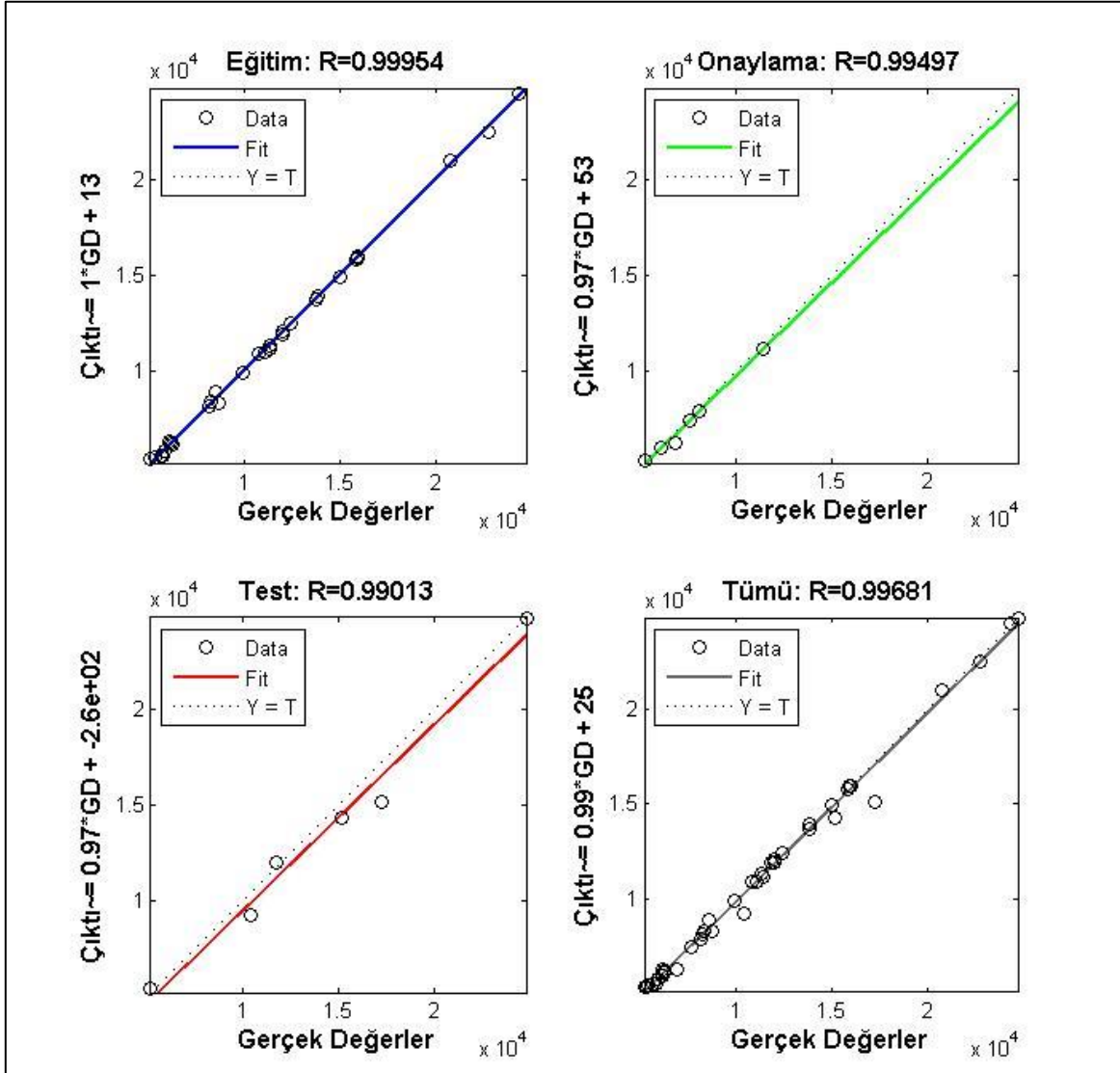
GSYİH	Nüfus	Yolcu-km	Ulaştırma Enerji Talebi
-1	-1	-1	0
-0.982929	-0.953645	-0.948682	0.030267
-0.963929	-0.907064	-0.844535	0.055329
-0.94731	-0.859805	-0.81861	0.050939
-0.885028	-0.811211	-0.93366	0.004287
-0.937955	-0.760885	-0.957434	0.004185
-0.932173	-0.708654	-0.927174	0.008779
-0.948853	-0.6549	-0.89552	0.025623
-0.95622	-0.60046	-0.862417	0.037158
-0.960556	-0.546479	-0.827794	0.049357
-0.941946	-0.4938	-0.791571	0.05344
-0.920131	-0.442685	-0.773391	0.085494
-0.890733	-0.392951	-0.607455	0.124439
-0.88128	-0.344438	-0.46202	0.152103
-0.839437	-0.296815	-0.411367	0.154655
-0.727617	-0.249803	-0.400951	0.182472
-0.729281	-0.203455	-0.43659	0.161086
-0.707625	-0.15778	-0.336347	0.173387
-0.651857	-0.112374	-0.301661	0.269038
-0.778953	-0.066715	-0.34921	0.242905
-0.679301	-0.020436	-0.219147	0.302062
-0.648503	0.026634	-0.105186	0.338352
-0.627031	0.074385	0.012616	0.315945
-0.422948	0.12255	0.059319	0.286443
-0.473129	0.170713	-0.038936	0.316558
-0.429932	0.218561	0.05502	0.350092
-0.611183	0.266309	-0.102128	0.349684
-0.517351	0.314083	-0.146061	0.319314
-0.336339	0.361416	-0.137209	0.369896
-0.107316	0.407689	-0.047248	0.440282
0.125952	0.452626	0.023275	0.44411
0.249041	0.495387	0.072219	0.50194
0.547619	0.536459	0.265815	0.618467
0.761291	0.578448	0.238676	0.552675
0.463959	0.624899	0.29594	0.54854
0.763398	0.678045	0.425913	0.5098
0.875467	0.739169	0.564008	0.546345
0.911654	0.806655	0.713411	0.796499
1	0.876283	0.797103	0.899551
0.937133	0.942146	0.86812	0.980145
0.729325	1	1	1

Çalışma kapsamında kurulan model 5'e ait ağ yapısı 3-3-1 şeklinde olup Şekil 4.9'da gösterilmiştir.



Şekil 4.9 Model 5'e ait ağ yapısı

Model 5'in eğitim, onaylama, test ve tümü aşamalarına ait sonuçlar Şekil 4.10'da gösterilmiştir. Model 5'e ait sonuçlarda x ekseni gerçek değerleri, y ekseni ise çıktı değerlerini ifade etmektedir. Oluşturulan model 5'in sonucunda korelasyon katsayısı 'r' 0,99681 olarak çıkmıştır. R^2 bu değer baz alınarak hesaplanmış ve Çizelge 5.1'de gösterilmiştir.



Şekil 4.10 Model 5'e ait grafikler

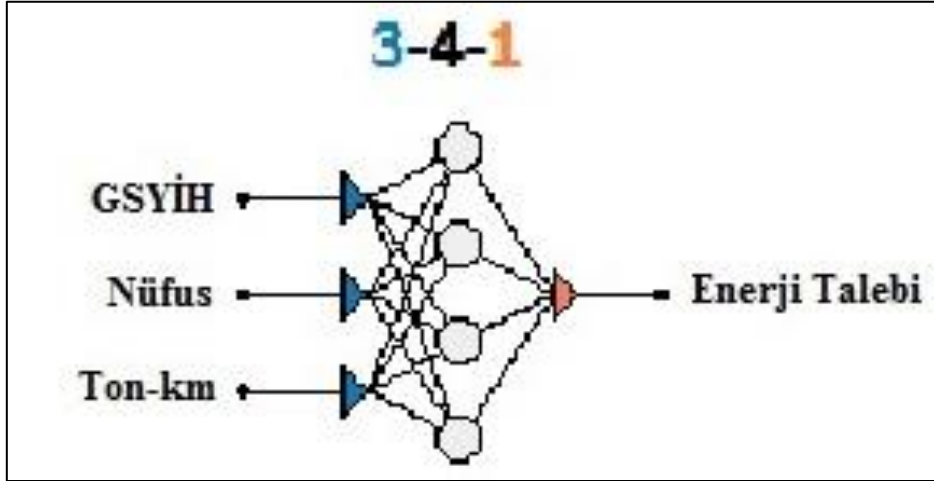
4.1.6. Model 6

Model 6 ile oluşturulan yapay sinir ağı yapısında girdi değişkenleri olarak GSYİH, nüfus ve ton-km değerleri kullanılmış çıktı değişkeni olarak ise ulaştırma enerji talebi değeri tahmin edilmiştir. Modele ait normalizasyon değerleri Çizelge 4.6'da gösterilmiştir.

Çizelge 4.6 Model 6'ya ait normalizasyon değerleri

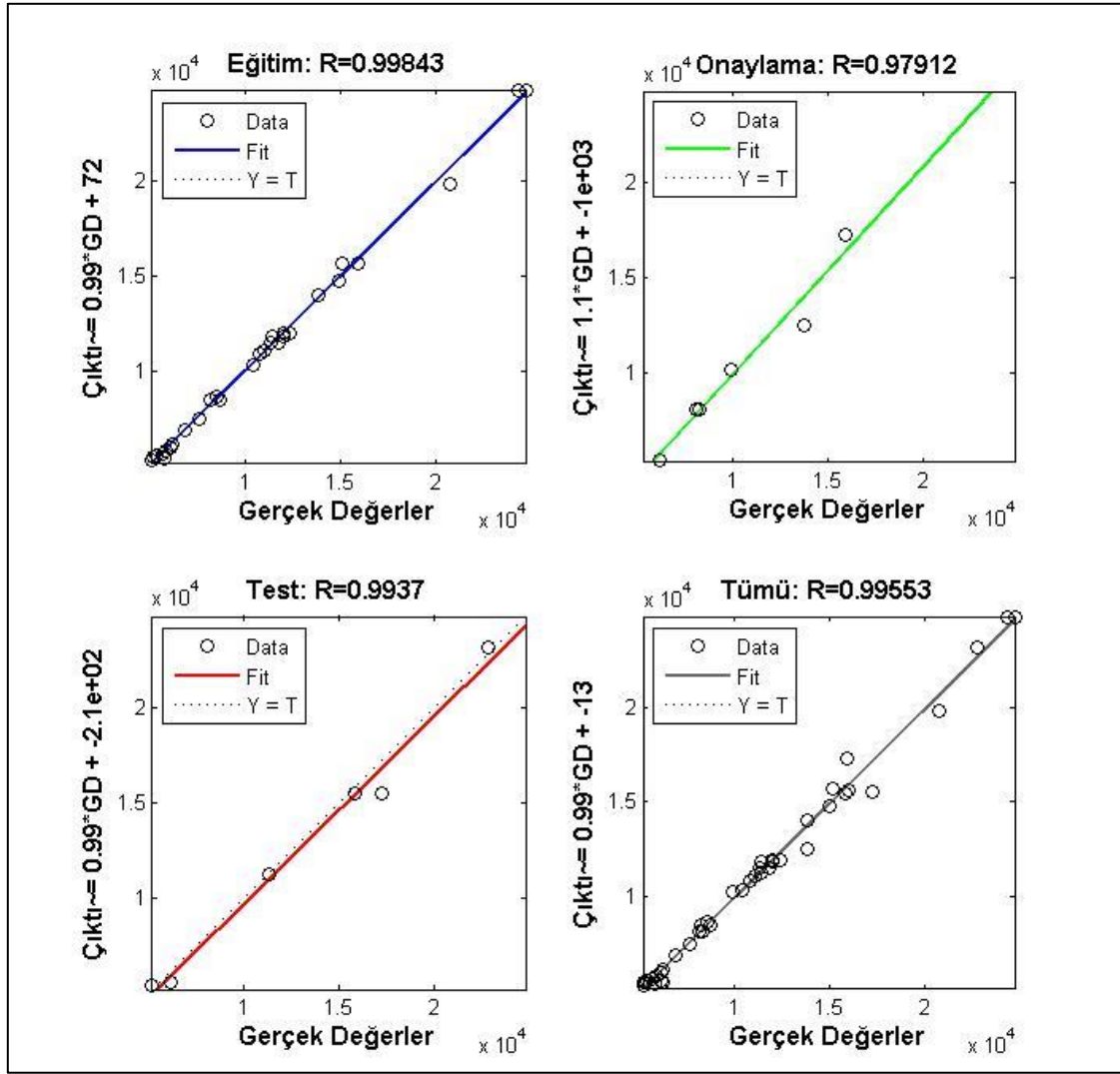
GSYİH	Nüfus	Ton-km	Ulaştırma Enerji Talebi
-1	-1	-1	0
-0.982929	-0.953645	-0.959163	0.030267
-0.963929	-0.907064	-0.920067	0.055329
-0.94731	-0.859805	-0.888509	0.050939
-0.885028	-0.811211	-0.928387	0.004287
-0.937955	-0.760885	-0.924776	0.004185
-0.932173	-0.708654	-0.910816	0.008779
-0.948853	-0.6549	-0.896298	0.025623
-0.95622	-0.60046	-0.881203	0.037158
-0.960556	-0.546479	-0.865485	0.049357
-0.941946	-0.4938	-0.849143	0.05344
-0.920131	-0.442685	-0.771117	0.085494
-0.890733	-0.392951	-0.726316	0.124439
-0.88128	-0.344438	-0.664643	0.152103
-0.839437	-0.296815	-0.638771	0.154655
-0.727617	-0.249803	-0.662307	0.182472
-0.729281	-0.203455	-0.697122	0.161086
-0.707625	-0.15778	-0.64375	0.173387
-0.651857	-0.112374	-0.363263	0.269038
-0.778953	-0.066715	-0.389535	0.242905
-0.679301	-0.020436	-0.226719	0.302062
-0.648503	0.026634	-0.010195	0.338352
-0.627031	0.074385	0.027105	0.315945
-0.422948	0.12255	0.1427	0.286443
-0.473129	0.170713	0.131198	0.316558
-0.429932	0.218561	0.229641	0.350092
-0.611183	0.266309	0.135357	0.349684
-0.517351	0.314083	0.130621	0.319314
-0.336339	0.361416	0.142263	0.369896
-0.107316	0.407689	0.18591	0.440282
0.125952	0.452626	0.27877	0.44411
0.249041	0.495387	0.37712	0.50194
0.547619	0.536459	0.413704	0.618467
0.761291	0.578448	0.419334	0.552675
0.463959	0.624899	0.368335	0.54854
0.763398	0.678045	0.497787	0.5098
0.875467	0.739169	0.616044	0.546345
0.911654	0.806655	0.737503	0.796499
1	0.876283	0.811256	0.899551
0.937133	0.942146	0.908453	0.980145
0.729325	1	1	1

Çalışma kapsamında kurulan model 6'ya ait ağ yapısı 3-4-1 şeklinde olup Şekil 4.11'de gösterilmiştir.



Şekil 4.11 Model 6'ya ait ağ yapısı

Model 6'nın eğitim, onaylama, test ve tümü aşamalarına ait sonuçlar Şekil 4.12'de gösterilmiştir. Model 6'ya ait sonuçlarda x eksenini gerçek değerleri, y eksenini ise çıktı değerlerini ifade etmektedir. Oluşturulan model 6'nın sonucunda korelasyon katsayısı 'r' 0,99553 olarak çıkmıştır. R^2 bu değer baz alınarak hesaplanmış ve Çizelge 5.1'de gösterilmiştir.



Şekil 4.12 Model 6'ya ait grafikler

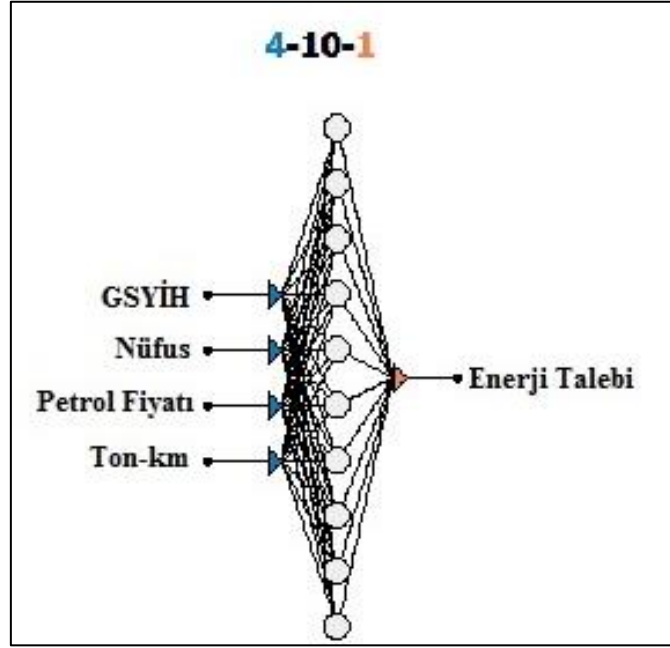
4.1.7. Model 7

Model 7 ile oluşturulan yapay sinir ağı yapısında girdi değişkenleri olarak GSYİH, petrol fiyatları, nüfus ve ton-km değerleri kullanılmış çıktı değişkeni olarak ise ulaştırma enerji talebi değeri tahmin edilmiştir. Modele ait normalizasyon değerleri Çizelge 4.7'de gösterilmiştir.

Çizelge 4.7 Model 7'ye ait normalizasyon değerleri

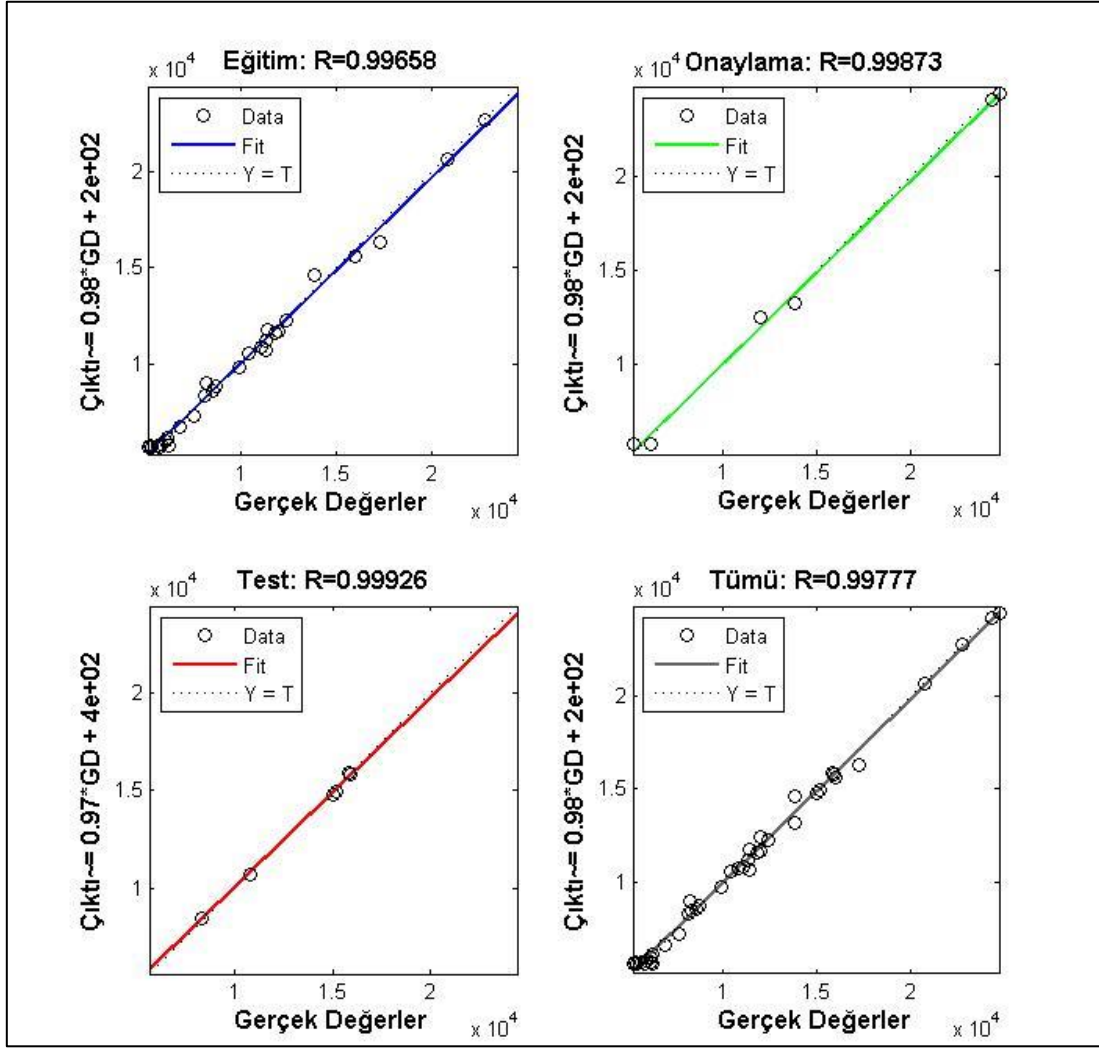
GSYİH	Petrol Fiyatları	Nüfus	Ton-km	Ulaştırma Enerji Talebi
-1	-1	-0.989228	-1	0
-0.982929	-0.953645	-0.97307	-0.959163	0.030267
-0.963929	-0.907064	-0.94614	-0.920067	0.055329
-0.94731	-0.859805	-0.949731	-0.888509	0.050939
-0.885028	-0.811211	-0.859964	-0.928387	0.004287
-0.937955	-0.760885	-0.59246	-0.924776	0.004185
-0.932173	-0.708654	-0.500898	-0.910816	0.008779
-0.948853	-0.6549	-0.563734	-0.896298	0.025623
-0.95622	-0.60046	-0.561939	-0.881203	0.037158
-0.960556	-0.546479	-0.664273	-0.865485	0.049357
-0.941946	-0.4938	-0.648115	-0.849143	0.05344
-0.920131	-0.442685	-0.696589	-0.771117	0.085494
-0.890733	-0.392951	-0.872531	-0.726316	0.124439
-0.88128	-0.344438	-0.868941	-0.664643	0.152103
-0.839437	-0.296815	-0.888689	-0.638771	0.154655
-0.727617	-0.249803	-0.813285	-0.662307	0.182472
-0.729281	-0.203455	-0.768402	-0.697122	0.161086
-0.707625	-0.15778	-0.879713	-0.64375	0.173387
-0.651857	-0.112374	-0.886894	-0.363263	0.269038
-0.778953	-0.066715	-0.944345	-0.389535	0.242905
-0.679301	-0.020436	-0.886894	-0.226719	0.302062
-0.648503	0.026634	-0.856373	-0.010195	0.338352
-0.627031	0.074385	-0.764811	0.027105	0.315945
-0.422948	0.12255	-0.913824	0.1427	0.286443
-0.473129	0.170713	-1	0.131198	0.316558
-0.429932	0.218561	-0.745063	0.229641	0.350092
-0.611183	0.266309	-0.764811	0.135357	0.349684
-0.517351	0.314083	-0.850987	0.130621	0.319314
-0.336339	0.361416	-0.687612	0.142263	0.369896
-0.107316	0.407689	-0.639138	0.18591	0.440282
0.125952	0.452626	-0.497307	0.27877	0.44411
0.249041	0.495387	-0.157989	0.37712	0.50194
0.547619	0.536459	0.089767	0.413704	0.618467
0.761291	0.578448	0.556553	0.419334	0.552675
0.463959	0.624899	-0.071813	0.368335	0.54854
0.763398	0.678045	0.233393	0.497787	0.5098
0.875467	0.739169	0.682226	0.616044	0.546345
0.911654	0.806655	1	0.737503	0.796499
1	0.876283	0.834829	0.811256	0.899551
0.937133	0.942146	0.734111	0.908453	0.980145
0.729325	1	-0.267504	1	1

Çalışma kapsamında kurulan model 7'e ait ağ yapısı 4-10-1 şeklinde olup Şekil 4.13'de gösterilmiştir.



Şekil 4.13 Model 7'e ait ağ yapısı

Model 7'nin eğitim, onaylama, test ve tümü aşamalarına ait sonuçlar şekil 4.14'de gösterilmiştir. Model 7'ye ait sonuçlarda x eksenini gerçek değerleri, y eksenini ise çıktı değerlerini ifade etmektedir. Oluşturulan model 7'nin sonucunda korelasyon katsayısı 'r' 0,9977 olarak çıkmıştır. R^2 bu değer baz alınarak hesaplanmış ve Çizelge 5.1'de gösterilmiştir.



Şekil 4.14 Model 7'ye ait grafikler

5. SONUÇ ve ÖNERİLER

Çalışmada gelecekteki ulaştırma enerji talebini tahmin etmek amacıyla 7 farklı modelin oluşturulduğunu önceki kısımlarda ifade edilmişti. Bu kısımda oluşturulan modellere göre tahmin edilen ulaştırma enerji talebi çıktı değerinin ne derece doğru veya doğruya yakınlığı açıklanmıştır.

Oluşturulan modellerin sonuç R^2 değerleri Çizelge 5.1’de gösterilmektedir. Sonuçlara ait bu çizelge incelendiğinde Model 1’in en yüksek R^2 değerine sahip olduğu görülmektedir.

Çizelge 5.1 Modellerin R^2 değerleri

	Model 1	Model 2	Model 3	Model 4	Model 5	Model 6	Model 7
R^2	0.996702	0.988195	0.986672	0.990423	0.993630	0.99107	0.99554

Bu istatistiksel hata ölçümleri ışığında her bir modele ait yukarıda ifade edilen hata türlerinin sonuçları aşağıdaki Çizelge 5.2’de gösterilmiştir.

Çizelge 5.2 Enerji talebi tahmin modelleri için hata sonuçları

	Model 1	Model 2	Model 3	Model 4	Model 5	Model 6	Model 7
RMSE	0,039448	0,059422	0,051797	0,06552	0,057167	0,675169	0,153098
MAE	301,0301	490,8123	394,3331	603,4895	400,8166	755,897	621,5234
MAPE	0,029752	0,050125	0,03812	0,057756	0,040432	0,533395	0,060625
MSE	0,001556	0,003531	0,002683	0,004293	0,003268	0,455854	0,023439

Yukarıdaki kısımda da bahsedildiği üzere Model 1 olarak tarif edilen girdi parametreleri olarak petrol fiyatları, nüfus, taşıt-km verilerinin kullanıldığı model doğruya en yakın sonucu verdiği belirlenmiştir. Çalışma kapsamında oluşturulan 7 farklı senaryoya ait sonuçların hata değerleri de yukarıda verilen denklemler ışığında hesaplanarak yukarıdaki çizelge oluşturulmuştur.

Gelecekteki ulaştırma enerji talebini gerçeğe yakın olarak tahmin etmek için öncelikli olarak enerji talebini etkileyen parametrelerin tahmin edilmesi gerekmektedir. Yani model

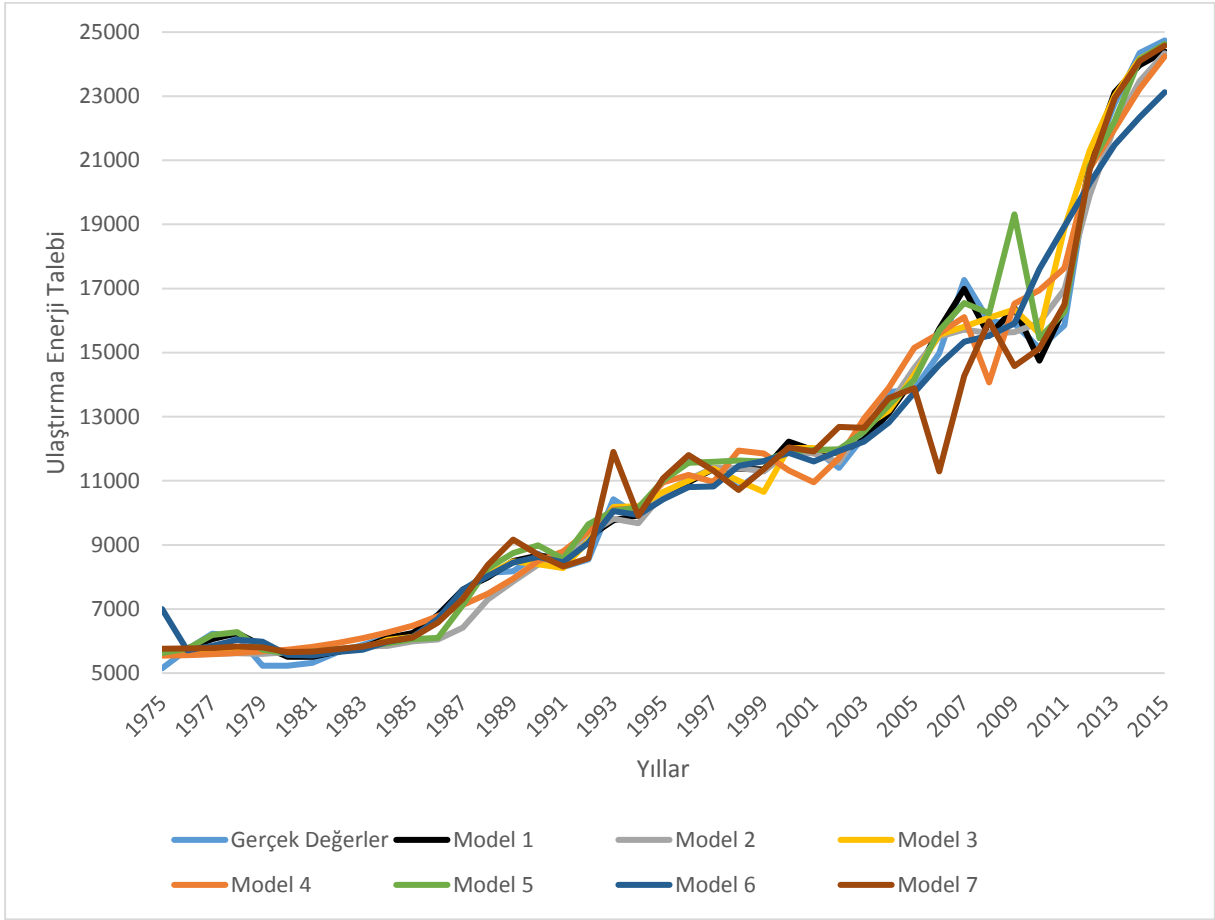
çıktısı olan ulaştırma enerji talebinin doğru tahmin edilmesi için oluşturulan 7 farklı senaryolara bağlı olarak modellerin girdilerine (GSYİH, petrol fiyatları, nüfus, yolcu-km, ton-km, taşıt-km) ait değerlerin tahmin edilmesi gerekmektedir. Bu parametreler ışığında tahmin 1975 yılından 2015 yılına kadar tahmin edilen ulaştırma enerji talebi değerlerine ait sonuçlar Şekil 5.1’de gösterilmiştir.

Bu çalışma kapsamında oluşturulan 7 farklı senaryoya ait sonuçlar incelenmiş ve en iyi sonucu veren Model 1’e göre önümüzdeki 15 yıllık dönem için ulaştırma enerji talebi değerleri tahmin edilmiştir.

Senaryo 1 ile oluşturulan model 1’e ait sonuçlar incelendiğinde nüfus artış hızının dakikada 7,82 kişi olduğu, petrol fiyatlarındaki artışın ise yıllık %7 olduğu tespit edilmiştir. Bu göstergelere göre nüfusun 2030 yılında 88 milyon, petrol fiyatının 94.52 \$/ton, taşıt-km değerinin ise 190 milyon seviyesine ulaşması beklenmektedir. Her bir modele ait ulaştırma enerji talebi değerlerine ait grafik Çizelge 5.3’de gösterilmiştir.

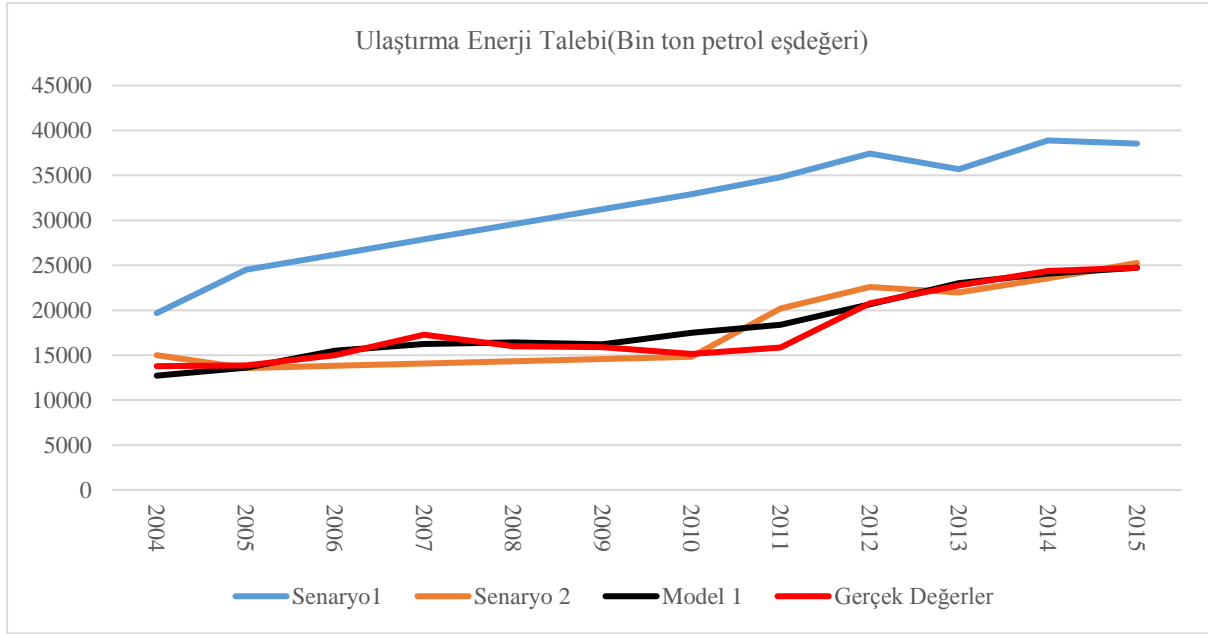
Çizelge 5.3 Model 1 ile tahmin edilen ulaştırma enerji talebi ile ilgili göstergeler

Yıllar	Petrol Fiyatları (\$)	Nüfus	Taşıt-km	Ulaştırma Enerji Talebi
2020	74,82	82076788	130612	24172
2023	82,28	84247088	147227	24237
2025	86,23	85569125	158927	24279
2030	94,52	88427604	190360	24398



Şekil 5.1 Modellere ait sonuçlar

Literatür özetinde de ulaştırma enerji talebi ile ilgili birçok çalışmanın bulunduğu ifade edilmiştir. Bu çalışmaların içerisinde yapay sinir ağları kullanılarak ulaştırma enerji talebi tahmini (Murat ve Ceylan; 2006) neticesinde elde edilen sonuçlarla o zamandan bu zamana dek gerçekleşen değerler ile bu çalışma neticesinde ortaya çıkan tahmin değerleri Şekil 5.2’de gösterilmiştir.



Şekil 5.2 Benzer çalışmalarla sonuçların karşılaştırılması

Murat ve Ceylan (2006) çalışmalarında Türkiye'nin ulaştırma enerji talebi ile ilgili 2 farklı senaryo oluşturarak enerji talebini tahmin etmişlerdir. Buldukları sonuçlar ile 2016 yılından 2015 yılına kadar gerçek enerji değerleri yukarıdaki şekilde gösterilmiş olup ayrıca bu çalışma kapsamında gerçeğe en yakın değerler verdiği belirlenen model 1'in sonuçları da bu değerler ile aynı şekil üzerinde gösterilmiştir. Şekil incelendiğinde model 1 neticesinde ortaya çıkan sonuçların diğer senaryolara nazaran gerçeğe daha yakın olduğu sonucunu gösterdiği görülmektedir.

Gelişmiş veya gelişmekte olan ülkelerin özellikle endüstri sektörü olmak üzere farklı birçok sektörde enerjiye duydukları ihtiyaç bilinen bir gerçektir. Kullanılan enerji miktarı ülkelerin ekonomik ve sosyal gelişme düzeyini belirlemede önemli bir parametredir. Türkiye'de özellikle son 15 yılda sanayi alanında gerçekleşen atılımlar gelişmiş ülkeler seviyesine çıkmayı amaçlarken bununla birlikte artan nüfusla meydana gelen kentleşme hareketi enerji ihtiyacını artırmakta ve enerjinin vazgeçilmez bir kaynak haline gelmesine neden olmaktadır.

Enerji sektörü ülkeler için kritik öneme sahip olduğundan bu konulara stratejik bakış açısıyla yaklaşmak gerekmektedir. Sadece enerji sektöründeki talebi karşılamak için

oluşturulacak enerji stratejileri kısa vadede olumlu sonuçlar verebilir ancak uzun vadede etkili olmayacaktır.

Bu çalışmada 7 farklı YSA modeli test edilmiştir. Bu 7 farklı modelin içerisinde Model 1’de kullanılan bağımsız değişkenlerin (petrol fiyatı, nüfus, taşıt-km ve ulaştırma enerji talebi) değerleri tahmin edilerek gelecekteki ulaştırma enerji talebi değerleri tahmin edilmiştir.

Modellerin uygunluğunu incelemek için çeşitli bağımsız değişkenler kullanılmıştır. Bu çalışmada minimum hata oranlarını ve yüksek R² değerlerini göz önüne alarak model 1’in doğruya en yakın sonuçları verdiğini tespit edilmişti. Model 1’de tahmin modelinde kullandığımız değişkenler; literatür özetinde ifade edilen çalışmalarda kullanılmayan değişkenlerden olmaması çalışmanın özgün yanını ortaya koymaktadır.

Türkiye birincil enerji kaynakları açısından dışarıya büyük oranda bağımlıdır. Kuşku yok ki Türkiye’deki nüfus artışının araç sahipliği miktarındaki artışta etkisi büyüktür. Araç sahipliğindeki bu artış; ulaştırma sektöründeki enerji talebini de artırmaktadır. Türkiye’de toplam enerji tüketiminin yaklaşık %25’i ulaştırma sektöründe kullanılmaktadır.

Birçok nedenlerle birlikte meydana gelen enerji tüketim miktarlarındaki bu artışlar yöneticilerin geleceğe yönelik planlama yapmaları açısından enerji talep tahmininin önemini göstermektedir. Bu çalışmada sunulan modelin sonuçlarının yöneticiler tarafından gelecekte Türkiye’deki enerji planlamasına yönelik çalışmalarda rehber olarak kullanılabilmesi çalışmanın bu açıdan da önemini göstermektedir.

Enerji verimliliğinde, yoğun enerji kullanan ağır sanayi sektörü ve enerji tüketiminin yanı sıra enerji tüketen ürünler üretmesi itibarıyla sanayi ve ulaştırma sektörleri en önemli sektörlerin başında gelmektedirler. Sanayi ve ulaştırma sektöründe enerji verimliliği yüksek ürün ve araçlar üretilmesi ülkemiz gibi enerjide dışarıya bağımlı ülkelerce belirli yasal altyapısı da oluşturularak zorunlu hale getirilmelidir.

KAYNAKLAR

Al-Ghandoor, A., Samhouri, I., Al-Hinti, I., Jaber, J., Al-Rawashdeh, M., 2012. Projection of future transport energy demand of Jordan using adaptive neuro-fuzzy technique. *Energy*, 38 (1), 128-135.

Anderson, J. A., 1995. *An Introduction to Neural Networks*. Cambridge, MA: MIT.

Atılgan, İ., 2000. Türkiye'nin Enerji Potansiyeline Bakış. *Gazi Üniversitesi Mühendislik-Mimarlık Fakültesi Dergisi*, 15(1), 31-47.

Barnard, E., 1992. Optimization for Training Neural Nets. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 3(2), 232-240.

Baskan, O., Haldenbilen, S., Ceylan, H., Ceylan H., 2012. Estimating transport energy demand using ant colony optimization, *Energy Sources Part B*, 7(2), 188-199.

Bose, R.K., 1996. Energy Demand and Environmental Implications in Urban Transport-Case of Delhi. *Atmos. Environ.* 30(3), 403-412.

Ceylan H., Ceylan H., Haldenbilen S., Baskan O., 2008. Transport Energy Modeling with Meta-Heuristic Harmony Search Algorithm, an Application to Turkey. *Energy Policy*, 36(7), 2527-2535.

Ceylan, H. ve Öztürk H.K., 2004. Estimating energy demand of Turkey based on economic indicators using genetic algorithm approach. *Energy Conversion and Management*, 45, 2525-2537.

Cura, T., 2004. Karar Verme Aracı Olarak Yapay Sinir Ağları ve Yapay Sinir Ağları ile Portföy Optimizasyonu. Doktora Tezi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, İstanbul Üniversitesi, İstanbul.

Detienne, K.B., Detienne D.H., Joshi, S.A., 2003. Neural Networks As Statistical Tools For Business Researchers. *Organizational Research Methods*, 6(2), 236- 265.

Ekonomou, L., 2010. Greek long-term energy consumption prediction using artificial neural networks. *Energy*, 35(2),512-517.

Enerji Tabii Kaynaklar Bakanlığı (ETKB) Enerji Verimliliği, 2017. <http://www.enerji.gov.tr/tr-TR/Sayfalar/Enerji-Verimliliği>

Es, H.A., 2013. Yapay Sinir Ağları ile Türkiye Net Enerji Tahmini. Yüksek Lisans Tezi, Gazi Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara.

Geem, W.Z., 2011. Transport energy demand modeling of South Korea using artificial neural network. *Energy Policy*, 39: 4644-2050.

Grossberg, S., 1969. Embedding Fields. a Theory of Learning with Physiological Implications. *Journal of Mathematical Psychology* 6:209-239.

Haldenbilen, S., ve Ceylan H., 2005. Transport Demand Estimation based on Genetic Algorithm Approach. *Transportation Planning and Technology*, 28(6), 403-426.

Jayalakshmi, T., Santhakumaran, A., 2011. Statistical Normalization and Back Propagation for Classification. *International Journal of Computer Theory and Engineering*, 3 (1), 1793-1801.

Kankal, M., Akpınar, A., Kömürcü M.I., Özşahin, T.S., 2011. Modeling and forecasting of Turkey's energy consumption using socio-economic and demographic variables. *Applied Energy*, 88:1927–1939.

KGM, 2017. <http://www.kgm.gov.tr/Sayfalar/KGM/SiteTr/Root/SSS/TrafikSayimi.aspx>

Limanond, T., Jomnonkwao, S., Srikaew, A., 2011. Projection of future transport energy demand of Thailand. *Energy Policy*, 39:2754–2763.

Lu, I.J., Lewis, C., Lin, S.J., 2009. The forecast of motor vehicle, energy demand and CO₂emission from Taiwan's road transportation sector. *Energy Policy*, 37(8), 2952-2961.

Murat, Y.Ş., Ceylan, H., 2006. Use of Artificial Neural Networks for Transport Energy Modelling. *Energy Policy*, Elsevier science, Pergamon press, 34 (17), 3165-3172.

- Öztemel, E., 2003. Yapay Sinir Ağları, Birinci Baskı, İstanbul: Papatya Yayıncılık.
- Pamir, A.N., 2003. Dünyada ve Türkiye’de Enerji, Türkiye’nin Enerji Kaynakları ve Enerji Politikaları. http://www.metalurji.org.tr/dergi/dergi134/d134_73100.pdf, Erişim Tarihi: 25.9.2008.
- Pao, Y., H., 1989. Adaptive Pattern Recognition and Neural Network. Reading, MA: Addison-Wesley.
- Shabbir, R., ve Ahmad, S.S, 2010. Monitoring urban transport air pollution and energy demand in Rawalpindi and Islamabad using leap model. *Energy*, 35(5), 2323-2332.
- Sönmez, M., Akgüngör, A.P, Bektaş, S., 2017 Estimating transportation energy demand in Turkey using the artificial bee colony algorithm, *Energy*, 122, 301–310.
- Sözen, A., Akçayol, M.A., Arcaklıoğlu, E., 2006. Forecasting net energy consumption using artificial neural network. *Energy Sources*, 1(2), 147-155.
- Sözen, A., Arcaklıoğlu, E., 2007. Prediction of net energy consumption based on economic indicators (GNP and GDP) in Turkey. *Energy Policy*, 35, 4981-4992.
- Varınca, K.B., Gönüllü, M.T., 2006. Türkiye’de Güneş Enerjisi Potansiyeli ve Bu Potansiyelin Kullanım Derecesi Yöntemi ve Yaygınlığı Üzerine Bir Araştırma. I. Ulusal Güneş ve Hidrojen Enerjisi Kongresi, 272–275, Eskişehir.
- Wohlgemuth, N., 1997. World transport energy demand modeling: methodology and elasticities. *Energy Policy*, 25(14–15), 109–1119.
- Yüksek, A.G., Bircan, H., Zontul, M., Kaynar, O., 2007. Sivas İlinde Yapay Sinir Ağları İle Hava Kalitesi Modelinin Oluşturulması Üzerine Bir Uygulama. *Cumhuriyet Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, 8(1), 97-112.

ÖZGEÇMİŞ

Yazar 1990 yılında Bursa'da doğdu. İlköğretim ve lise eğitimlerini Bursa'da tamamladı. Ardından yükseköğrenim eğitimine İstanbul Teknik Üniversitesi İnşaat Mühendisliği Bölümü'nde devam etti. Üniversiteden mezun olduktan sonra bir süre özel sektör ve ardından kamu kurumunda iş hayatını sürdürdü. 2016 Şubat ayından itibaren Erzurum Teknik Üniversitesi'nde araştırma görevlisi olarak çalışmakta olup aynı zamanda Atatürk Üniversitesi Hukuk fakültesinde lisans eğitimi almaktadır.