

ÇUKUROVA ÜNİVERSİTESİ

FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

DOKTORA TEZİ

**Türkiye'nin Havayolu Taşıyıcı Modellerine Göre Yolcu  
Talebinin Çoklu Doğrusal Regresyon, ANFIS ve YSA  
Teknikleri ile Tahminlenmesi**

**Fatma Şeyma YÜKSEL**

*Endüstri Mühendisliği Anabilim Dalı*

Aralık, 2023

ÇUKUROVA ÜNİVERSİTESİ  
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

DOKTORA TEZ ONAYI

**Türkiye'nin Havayolu Taşıyıcı Modellerine Göre Yolcu  
Talebinin Çoklu Doğrusal Regresyon, ANFIS Ve YSA  
Teknikleri İle Tahminlenmesi**

**Fatma Şeyma YÜKSEL**

*Endüstri Mühendisliği Anabilim Dalı*

Bu Doktora Tezi 12/12/2023 Tarihinde Aşağıdaki Jüri Üyeleri Tarafından Değerlendirilmiş ve Oy Birliği ile Kabul Edilmiştir.

Jüri : Doç.Dr. Z.Figen ANTMEN (Danışman) .....  
: Prof. Dr. Ali KOKANGÜL .....  
: Doç.Dr. Esra KARAKAŞ .....  
: Doç.Dr. Yusuf KUVVETLİ .....  
: Dr.Öğr. Üyesi Pırl TEKİN .....

**Bu Tez Fen Bilimleri Enstitüsü, Endüstri Mühendisliği Anabilim Dalında Hazırlanmıştır.**

**Tez No:**

**Prof. Dr. Sadık DİNÇER**

**Enstitü Müdürü**

**Not:** Bu tezde kullanılan özgün ve başka kaynaktan yapılan bildirişlerin, çizelge ve fotoğrafların kaynak gösterilmeden kullanımı, 5846 sayılı Fikir ve Sanat Eserleri Kanunundaki hükümlere tabidir.

## İÇİNDEKİLER

ÖZ .....	I
ABSTRACT.....	II
TEŞEKKÜR.....	III
ÇİZELGELER DİZİNİ .....	IV
ŞEKİLLER DİZİNİ.....	VI
SİMGELER VE KISALTMALAR.....	X
1. GİRİŞ .....	1
1.1. Problemin Tanımı.....	1
1.2. Çalışmanın Amacı ve Araştırma Soruları .....	2
1.3. Çalışmanın Önemi ve Özgün Katkısı.....	3
1.4. Çalışmanın Organizasyonu .....	4
2. HAVAYOLU TAŞIMACILIĞI.....	5
2.1. Dünyada Havayolu Taşımacılığının Genel Durumu .....	5
2.2. Türkiye’de Havayolu Taşımacılığının Genel Durumu ve Gelişimi .....	5
2.3. Havayolu İş Modelleri.....	7
2.4. Havayolu Taşımacılığında Tahminlemenin Yeri ve Önemi.....	9
3. ÖNCEKİ ÇALIŞMALAR.....	11
3.1. Havayolu Yolcu Talep Tahmini Çalışmalarının Bibliyometrik Analizi .....	19
3.1.1. Havayolu yolcu talep tahmininin bilimsel haritalandırılması .....	20
3.1.2. Tematik Ağ Analizi.....	27
4. MATERYAL VE METOD .....	31
4.1. Havayolu Yolcu Talebini Etkileyen Faktörler .....	31
4.2. Veri Kaynakları.....	34
4.3. Veri Normalleştirme.....	34
4.4. Çoklu Doğrusal Regresyon .....	35
4.5. Uyarlanabilir Ağ Tabanlı Bulanık Çıkarım Sistemi (ANFIS).....	35
4.6. Yapay Sinir Ağları (YSA).....	39
4.6.1. Yapay sinir ağlarının tarihçesi.....	40
4.6.2. Yapay sinir ağlarının kullanım alanları .....	41
4.6.3. Yapay sinir ağlarının güçlü ve zayıf yönleri .....	42
4.6.4. Yapay sinir ağı türleri.....	43
4.6.5. Yapay sinir ağı elemanları.....	45
4.7. İstatistiksel Performans Değerlendirme Kriterleri.....	47
5. BULGULAR.....	49

5.1. Çoklu Doğrusal Regresyon Yaklaşımı Kullanılarak Türkiye’de Havayolu Taşımacılığı Talep Tahmini .....	49
5.1.1. Model Özellikleri ve Tahmin Prosedürleri.....	50
5.1.2. Çoklu Doğrusal Regresyon Modelleme Sonuçları.....	56
5.2. Uyarlanabilir Ağ Tabanlı Bulanık Çıkarım Sistemi (ANFIS) Yaklaşımı Kullanılarak Türkiye’de Havayolu Taşımacılığı Talep Tahmini .....	62
5.2.1. ANFIS Modelleme Sonuçları.....	68
5.3. Yapay Sinir Ağları Yaklaşımı Kullanılarak Türkiye’de Havayolu Taşımacılığı Talep Tahmini .....	75
5.3.1. YSA modelleme sonuçları .....	81
5.3.2. Havayolu Taşımacılığını Etkileyen Faktörlerin Katkı Değerlerinin Karşılaştırılması.....	89
6. TARTIŞMA .....	91
6.1. Düşük Maliyetli Yerel Taşıyıcılar İçin Ücretli Yolcu Sayısı Tahmini İçin Kurulan Modellerin Karşılaştırılması Ve En İyi Performans Modelinin Seçimi .....	91
6.2. Geleneksel Yerel Taşıyıcılar İçin Ücretli Yolcu Sayısı Tahmini İçin Kurulan Modellerin Karşılaştırılması Ve En İyi Performans Modelinin Seçimi .....	93
6.3. Geleneksel Yerel Taşıyıcılar İçin Gelir Yolcu KM Değerini Tahmini İçin Kurulan Modellerin Karşılaştırılması ve En İyi Performans Modelinin Seçimi .....	95
6.4. Düşük Maliyetli Yerel Taşıyıcılar İçin Arz Edilen Koltuk KM Tahmini İçin Kurulan Modellerin Karşılaştırılması Ve En İyi Performans Modelinin Seçimi .....	97
6.5. Geleneksel Yerel Taşıyıcılar İçin Arz Edilen Koltuk KM Değeri Tahmini İçin Kurulan Modellerin Karşılaştırılması Ve En İyi Performans Modelinin Seçimi .....	99
6.6. Türkiye’nin Havayolu Taşımacılığı Talebini Etkileyen Faktörlerin İncelenmesi.....	101
7. SONUÇLAR ve ÖNERİLER.....	111
KAYNAKLAR .....	113
ÖZGEÇMİŞ .....	125
EKLER.....	127
EK 1- Düşük Maliyetli Taşıyıcı Modelleri için Kullanılan Veriler (PAX).....	129
EK 2- Geleneksel Taşıyıcı Modelleri için Kullanılan Veriler (PAX) .....	130
EK 3- Geleneksel Taşıyıcı Modelleri için Kullanılan Veriler (RPK) .....	131
EK4- Geleneksel Taşıyıcı Modelleri için Kullanılan Veriler (ASK) .....	133
EK5- Düşük Maliyetli Taşıyıcı Modelleri için Kullanılan Veriler (ASK).....	135

---

**Türkiye'nin Havayolu Taşıyıcı Modellerine Göre Yolcu Talebinin Çoklu Doğrusal Regresyon, ANFIS ve YSA Teknikleri ile Tahminlenmesi**

---

**Fatma Şeyma YÜKSEL**

*Danışman: Doç. Dr. Z. Figen ANTMEN*

*Endüstri Mühendisliği Anabilim Dalı*

**ÖZ**

Havayolu yolcu taleplerin tahmini, hava taşımacılığı operasyonlarının planlanmasındaki en önemli konudur. Bu çalışmada; Türkiye'nin iç hat havayolu taşımacılığı talebini tahmin edebilmek için iki yapay zeka tabanlı model yaklaşımı ile bir ekonometrik model yaklaşımı önerilip, test edilip karşılaştırılmıştır. Yapay zeka tabanlı tahmin yöntemi olarak Uyarlanabilir Ağ Tabanlı Bulanık Çıkarım Sistemi ve Yapay Sinir Ağları yaklaşımları, ekonometrik model olarak ise geleneksel Çoklu Doğrusal Regresyon analizi kullanılmıştır. Modellerde, 2000-2019 yılları arasındaki veriler kullanılmıştır. Modellerin temel girdi değişkenleri nüfus, kişi başı Gayri Safi Yurtiçi Hasıla, jet yakıt fiyatı, dolar kuru, enflasyon, işsizlik, turizm yatak kapasitesi, sanayi üretim endeksi ve kukla değişkendir. Çalışma sonucunda geleneksel ve düşük maliyetli havayolu taşıyıcılarının yolcu talebi tahmininde en iyi tahmin sonuçlarını yapay zeka tabanlı tahmin yöntemleriyle kurulan modellerin verdiği tespit edilmiştir. Bu yöntemlerle kurulan modellerin havayolu yolcu talebini tahmin etmekte başarılı yöntemler olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

**Anahtar Kelimeler:** Hava taşımacılığı, Yolcu Talep Tahmini, Yapay Sinir Ağları, Uyarlanabilir Ağ Tabanlı Bulanık Çıkarım Sistemi, Çoklu Doğrusal Regresyon.

CUKUROVA UNIVERSITY  
INSTITUTE OF NATURAL AND APPLIED SCIENCES

PhD THESIS

---

**Estimation of Passenger Demand in Turkey According to  
Airline Carrier Models Using Multiple Linear Regression,  
ANFIS and YSA Techniques**

---

Fatma Şeyma YÜKSEL

*Advisor: Assoc. Prof. Dr. Z. Figen ANTMEN*

*Department of Industrial Engineering*

**ABSTRACT**

Forecasting airline passenger demand is the most important issue in planning air transportation operations. In this study, two artificial intelligence-based model approaches and an econometric model approach are proposed, tested and compared to forecast Turkey's domestic airline transportation demand. Adaptive Network-Based Fuzzy Inference System and Artificial Neural Networks approaches are used as AI-based forecasting methods, while traditional Multiple Linear Regression analysis is used as the econometric model. Data between 2000 and 2019 were used in the models. The main input variables of the models are population, Gross Domestic Product per capita, jet fuel price, dollar exchange rate, inflation, unemployment, tourism bed capacity, industrial production index and dummy variable. As a result of the study, it has been determined that the models built with artificial intelligence-based forecasting methods give the best forecasting results in forecasting passenger demand of traditional and low-cost airline carriers. It is concluded that the models built with these methods are successful methods for forecasting airline passenger demand.

**Keywords:** Air transportation, Passenger Demand Forecasting, Artificial Neural Networks, Adaptive Neural Fuzzy Inference System, Multiple Linear Regression

## TEŞEKKÜR

Lisansüstü eğitim hayatım süresince engin bilgisi ve deneyimlerinden faydalandığım, ilgisini ve hoşgörüsünü hiçbir zaman esirgemeyen, öğrencisi olduğum değerli danışman hocam, Sayın Doç. Dr. Z. Figen ANTMEN' e sonsuz teşekkürlerimi sunarım.

Görüş ve önerileriyle çalışmama önemli katkılar sağlayan saygıdeğer tez izleme komitesi üyelerim Sayın Prof. Dr. Ali KOKANGÜL ve Sayın Doç. Dr. Esra KARAKAŞ'a teşekkürlerimi sunarım. Ayrıca tez savunma jürimde yer alan değerli hocalarım, Doç. Dr. Yusuf KUVVETLİ, Dr. Öğretim Üyesi Pırıl TEKİN ve Dr. Öğretim Üyesi Nuşin UNCU'ya değerli katkı, öneri ve yorumları için en içten teşekkürlerimi sunarım.

Çok değerli arkadaşlarım Nilgün KAYADELEN, Olcay KALAN ve Melek IŞIK'a destekleri için yürekten teşekkür ediyorum. Ayrıca lisansüstü eğitim hayatım boyunca her zaman destek olan çalışma arkadaşlarım Tevhide ŞAHBAZ ve Mustafa KARAKUŞ'a çok teşekkür ediyorum.

Hayatım boyunca beni hiçbir konuda yalnız bırakmayan ve her konuda benden maddi manevi desteklerini esirgemeyen babam Tacettin DÖNMEZ, annem Dilek DÖNMEZ ve kardeşlerim Esra DÖNER, Alperen DÖNMEZ ve Muhammed DÖNER'e sonsuz teşekkürlerimi sunarım. Ayrıca yine bu süreçte bana destek olan kayınvalidem Perihan YÜKSEL, kayınbabam Mustafa YÜKSEL ve Fatmagül BARLIK'a çok teşekkür ederim.

Son olarak bu süreçte, beni her konuda destekleyen, bana inanan ve güvenen sevgili eşim Kürşat YÜKSEL'e ve çocuklarıma sonsuz teşekkürlerimi sunarım.

## ÇİZELGELER DİZİNİ

Çizelge 3.1. Kullanılan yöntemlere göre havayolu yolcu talep tahmini çalışmaları.....	17
Çizelge 3.2. Veri aralığı ve kullanılan değişkenlere göre havayolu yolcu talep tahmini çalışmaları.....	18
Çizelge 3.3. Havayolu yolcu talebi tahminine ilişkin yayınları bulmak için kullanılan arama konuları .....	20
Çizelge 3.4. Türüne göre alınan belgelerin özeti .....	20
Çizelge 3.5. En İlgili Yayıncılar .....	22
Çizelge 3.6. En İlgili Kaynaklar/Dergiler .....	23
Çizelge 3.7. En çok alıntı yapılan yayınların sıralaması .....	24
Çizelge 3.8. Havayolu yolcu talep tahmininde ülke işbirliği kümeleri.....	25
Çizelge 3.9. En sık kullanılan anahtar kelimelerin sıralaması .....	26
Çizelge 4.1. Çalışmanın bağımlı ve bağımsız değişkenlerinin ölçü birimleri ve veri kaynakları .....	34
Çizelge 4.2. YSA gelişiminin kronolojik gelişimi .....	41
Çizelge 5.1. Tüm bağımsız değişkenler için korelasyon matrisi .....	52
Çizelge 5.2. Seçili bağımsız değişkenler için korelasyon matrisi .....	52
Çizelge 5.3. Tüm bağımsız değişkenler için korelasyon matrisi .....	53
Çizelge 5.4. Seçili bağımsız değişkenler için korelasyon matrisi .....	53
Çizelge 5.5. Tüm bağımsız değişkenler için korelasyon matrisi .....	54
Çizelge 5.6. Seçili bağımsız değişkenler için korelasyon matrisi .....	54
Çizelge 5.7. Tüm bağımsız değişkenler için korelasyon matrisi .....	55
Çizelge 5.8. Seçili bağımsız değişkenler için korelasyon matrisi .....	55
Çizelge 5.9. Tüm bağımsız değişkenler için korelasyon matrisi .....	56
Çizelge 5.10. Seçili bağımsız değişkenler için korelasyon matrisi .....	56
Çizelge 5.11. Türkiye'nin havayolu yolcu talebi için Regresyon modeli istatistiksel değerleri.....	57
Çizelge 5.12. Türkiye'nin yurtiçi havayolu yolcu talep tahmini ÇDR model performansları.....	60
Çizelge 5.13. Türkiye'nin yurtiçi havayolu taşımacılığı talep tahmini ANFIS model performansları.....	72
Çizelge 5.14. DMT-PAX YSA tahmin modeli ağırlıkları .....	81
Çizelge 5.15. THY-PAX YSA tahmin modeli ağırlıkları .....	82
Çizelge 5.16. THY-RPK YSA tahmin modeli ağırlıkları .....	82
Çizelge 5.17. PGS-ASK YSA tahmin modeli ağırlıkları .....	82
Çizelge 5.18. PGS-ASK YSA tahmin modeli ağırlıkları .....	83
Çizelge 5.19. YSA tahmin modellerinin R değerleri .....	83

Çizelge 5.20. Türkiye'nin yurtiçi havayolu taşımacılığı talep tahmini YSA model performansları.....	86
Çizelge 5.21. Giriş değişkenlerinin katkıları .....	89
Çizelge 6.1. DMT-PAX tahmin modellerinin karşılaştırılması .....	91
Çizelge 6.2. DMT-PAX tahmin modelleri için tahmin doğrulukları sıralaması.....	92
Çizelge 6.3. THY-PAX tahmin modellerinin karşılaştırılması.....	93
Çizelge 6.4. THY-PAX tahmin modelleri için tahmin doğrulukları sıralaması.....	94
Çizelge 6.5. THY-RPK tahmin modellerinin karşılaştırılması .....	95
Çizelge 6.6. THY-RPK tahmin modelleri için tahmin doğrulukları sıralaması.....	96
Çizelge 6.7. PGS-ASK tahmin modellerinin karşılaştırılması.....	98
Çizelge 6.8. PGS-ASK tahmin modelleri için tahmin doğrulukları sıralaması .....	98
Çizelge 6.9. THY-ASK tahmin modellerinin karşılaştırılması.....	100
Çizelge 6.10. THY-ASK tahmin modelleri için tahmin doğrulukları sıralaması.....	100
Çizelge 6.11. Türkiye'nin havayolu taşımacılığı talep tahmini için kurulan modellerde kullanılan bağımsız değişkenlerin karşılaştırılması .....	102

## ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 2.1.	Türkiye'nin iç hat, dış hat ve toplam yolcu sayılarının yıllar içerisinde karşılaştırılması.....	6
Şekil 3.1.	Yıllık bilimsel yayın sayısı .....	21
Şekil 3.2.	Toplam yayın sayısına göre ülkelerin sıralaması .....	21
Şekil 3.3.	Yazarların havayolu yolcu talep tahmini alanında yayımladığı toplam bilimsel yayın sayısı.....	22
Şekil 3.4.	Yazarlara göre toplam bilimsel yayın sayısı frekans tablosu.....	22
Şekil 3.5.	Havayolu yolcu talep tahmini alanında ülke işbirliği çalışmaları ağı .....	25
Şekil 3.6.	Havayolu yolcu talep tahmininde anahtar kelime ilişki ağı .....	26
Şekil 3.7.	Havayolu yolcu talebi tahmininin tematik ağı .....	27
Şekil 3.8.	Havayolu yolcu talebi tahmininin tematik ağı .....	28
Şekil 4.1.	Türkiye havayolu PAX değeri ve GSYİH değerinin büyüme oranlarının karşılaştırılması .....	32
Şekil 4.2.	ANFIS yapısı .....	36
Şekil 4.3.	Yapay sinir nöronu .....	39
Şekil 4.4.	YSA yapısı.....	40
Şekil 4.5.	YSA türlerinin sınıflandırılması.....	43
Şekil 5.1.	Havayolu yolcu talep tahmini için ekonometrik analiz adımları .....	51
Şekil 5.2.	Tüm tahmin modelleri için hata dağılım grafikleri .....	59
Şekil 5.3.	Türkiye'nin düşük maliyetli havayolu taşıyıcıları için PAX değeri talep tahmin ÇDR modelinin gerçek ve tahmini değerlerinin karşılaştırılması .....	61
Şekil 5.4.	Türkiye'nin geleneksel havayolu taşıyıcıları için PAX değeri talep tahmin ÇDR modelinin gerçek ve tahmini değerlerinin karşılaştırılması .....	61
Şekil 5.5.	Türkiye'nin geleneksel havayolu taşıyıcıları için RPK değeri talep tahmin ÇDR modelinin gerçek ve tahmini değerlerinin karşılaştırılması .....	61
Şekil 5.6.	Türkiye'nin düşük maliyetli havayolu taşıyıcısı için ASK değeri talep tahmin ÇDR modelinin gerçek ve tahmini değerlerinin karşılaştırılması .....	62
Şekil 5.7.	Türkiye'nin geleneksel havayolu taşıyıcısı için ASK değeri talep tahmin ÇDR modelinin gerçek ve tahmini değerlerinin karşılaştırılması .....	62
Şekil 5.8.	Türkiye havayolu taşımacılığı talep tahmini için ANFIS süreci.....	64
Şekil 5.9.	DMT-PAX ve THY-PAX tahmin modelleri için ANFIS mimarisi .....	64
Şekil 5.10.	THY-RPK tahmin modeli için ANFIS mimarisi .....	65
Şekil 5.11.	PGS-ASK ve THY-ASK tahmin modeli için ANFIS mimarisi.....	65
Şekil 5.12.	DMT-PAX ANFIS modeli eğitim aşamasında gerçek ve tahmini değerlerin karşılaştırılması .....	66

Şekil 5.13. THY-PAX ANFIS modeli eğitim aşamasında gerçek ve tahmini değerlerin karşılaştırılması .....	66
Şekil 5.14. THY-RPK ANFIS modeli eğitim aşamasında gerçek ve tahmini değerlerin karşılaştırılması .....	67
Şekil 5.15. PGS-ASK ANFIS modeli eğitim aşamasında gerçek ve tahmini değerlerin karşılaştırılması .....	67
Şekil 5.16. THY-ASK ANFIS modeli eğitim aşamasında gerçek ve tahmini değerlerin karşılaştırılması .....	68
Şekil 5.17. DMT-PAX ANFIS modeli test aşamasında gerçek ve tahmini değerlerin karşılaştırılması .....	69
Şekil 5.18. THY-PAX ANFIS modeli test aşamasında gerçek ve tahmini değerlerin karşılaştırılması .....	69
Şekil 5.19. THY-RPK ANFIS modeli test aşamasında gerçek ve tahmini değerlerin karşılaştırılması .....	69
Şekil 5.20. PGS-ASK ANFIS modeli test aşamasında gerçek ve tahmini değerlerin karşılaştırılması .....	70
Şekil 5.21. THY-ASK ANFIS modeli test aşamasında gerçek ve tahmini değerlerin karşılaştırılması .....	70
Şekil 5.22. DMT-PAX ANFIS modelinde elde edilen yüzey örnekleri .....	71
Şekil 5.23. THY-PAX ANFIS modelinde elde edilen yüzey örnekleri .....	71
Şekil 5.24. THY-RPK ANFIS modelinde elde edilen yüzey örnekleri .....	71
Şekil 5.25. PGS-ASK ANFIS modelinde elde edilen yüzey örnekleri .....	72
Şekil 5.26. THY-ASK ANFIS modelinde elde edilen yüzey örnekleri .....	72
Şekil 5.27. Türkiye'nin düşük maliyetli havayolu taşıyıcıları için PAX değeri talep tahmin ANFIS modelinin gerçek ve tahmini değerlerinin karşılaştırılması .....	73
Şekil 5.28. Türkiye'nin geleneksel havayolu taşıyıcıları için PAX değeri talep tahmin ANFIS modelinin gerçek ve tahmini değerlerinin karşılaştırılması .....	74
Şekil 5.29. Türkiye'nin geleneksel havayolu taşıyıcıları için RPK değeri talep tahmin ANFIS modelinin gerçek ve tahmini değerlerinin karşılaştırılması .....	74
Şekil 5.30. Türkiye'nin düşük maliyetli taşıyıcısı için ASK değeri talep tahmin ANFIS modelinin gerçek ve tahmini değerlerinin karşılaştırılması .....	74
Şekil 5.31. Türkiye'nin geleneksel taşıyıcısı için ASK değeri talep tahmin ANFIS modelinin gerçek ve tahmini değerlerinin karşılaştırılması .....	75
Şekil 5.32. Türkiye havayolu taşımacılığı talep tahmini için YSA süreci .....	76
Şekil 5.33. DMT-PAX tahmin modeli için YSA mimarisi .....	77
Şekil 5.34. THY-PAX tahmin modeli için YSA mimarisi .....	77
Şekil 5.35. THY-RPK tahmin modeli için YSA mimarisi .....	78

Şekil 5.36. PGS-ASK tahmin modeli için YSA mimarisi.....	78
Şekil 5.37. THY-ASK tahmin modeli için YSA mimarisi.....	79
Şekil 5.38. DMT-PAX YSA modeli regresyon grafikleri.....	84
Şekil 5.39. THY-PAX YSA modeli regresyon grafikleri .....	84
Şekil 5.40. THY-RPK YSA modeli regresyon grafikleri.....	85
Şekil 5.41. PGS-ASK YSA modeli regresyon grafikleri .....	85
Şekil 5.42. THY-ASK YSA modeli regresyon grafikleri .....	86
Şekil 5.43. Türkiye'nin düşük maliyetli havayolu taşıyıcıları için PAX değeri talep tahmin YSA modelinin gerçek ve tahmini değerlerinin karşılaştırılması .....	87
Şekil 5.44. Türkiye'nin geleneksel havayolu taşıyıcıları için PAX değeri talep tahmin YSA modelinin gerçek ve tahmini değerlerinin karşılaştırılması .....	88
Şekil 5.45. Türkiye'nin geleneksel havayolu taşıyıcıları için RPK değeri talep tahmin YSA modelinin gerçek ve tahmini değerlerinin karşılaştırılması .....	88
Şekil 5.46. Türkiye'nin düşük maliyetli havayolu taşıyıcıları için ASK değeri talep tahmin YSA modelinin gerçek ve tahmini değerlerinin karşılaştırılması .....	88
Şekil 5.47. Türkiye'nin geleneksel havayolu taşıyıcıları için ASK değeri talep tahmin YSA modelinin gerçek ve tahmini değerlerinin karşılaştırılması .....	89
Şekil 6.1. Türkiye'nin düşük maliyetli havayolu taşıyıcıları için PAX değeri talep tahmin modellerinin gerçek ve tahmini değerlerinin karşılaştırılması.....	92
Şekil 6.2. DMT-PAX ÇDR, ANFIS ve YSA modellerinin tahmin hatalarının karşılaştırılması.....	93
Şekil 6.3. Türkiye'nin geleneksel havayolu taşıyıcıları için PAX değeri talep tahmin modellerinin gerçek ve tahmini değerlerinin karşılaştırılması.....	94
Şekil 6.4. THY-PAX ÇDR, ANFIS ve YSA modellerinin tahmin hatalarının karşılaştırılması.....	95
Şekil 6.5. Türkiye'nin geleneksel havayolu taşıyıcıları için RPK değeri talep tahmin modellerinin gerçek ve tahmini değerlerinin karşılaştırılması.....	96
Şekil 6.6. THY-RPK ÇDR, ANFIS ve YSA modellerinin tahmin hatalarının karşılaştırılması.....	97
Şekil 6.7. Türkiye'nin düşük maliyetli havayolu taşıyıcıları için ASK değeri talep tahmin modellerinin gerçek ve tahmini değerlerinin karşılaştırılması.....	99
Şekil 6.8. DMT-PAX ÇDR, ANFIS ve YSA modellerinin tahmin hatalarının karşılaştırılması.....	99
Şekil 6.9. Türkiye'nin geleneksel havayolu taşıyıcıları için ASK değeri talep tahmin modellerinin gerçek ve tahmini değerlerinin karşılaştırılması.....	101
Şekil 6.10. THY-ASK ÇDR, ANFIS ve YSA modellerinin tahmin hatalarının karşılaştırılması.....	101

Şekil 6.11. Türkiye nüfusu ile iç hat yolcu sayısının karşılaştırılması.....	103
Şekil 6.12. Türkiye'nin kişi başı reel GSYİH değeri ile iç hat yolcu sayısının karşılaştırılması.....	104
Şekil 6.13. Türkiye'nin işsizlik oranı ile iç hat yolcu sayısının karşılaştırılması.....	105
Şekil 6.14. Türkiye'nin enflasyon oranı ile iç hat yolcu sayısının karşılaştırılması.....	106
Şekil 6.15. Türkiye'nin turizm yatak kapasitesi ile iç hat yolcu sayısının karşılaştırılması.....	107
Şekil 6.16. Türkiye'nin sanayi üretim endeksi ile geleneksel havayolu taşıyıcısı iç hat yolcu sayısının karşılaştırılması.....	108



## SİMGELER VE KISALTMALAR

YSA	: Yapay Sinir Ağları
ANFIS	: Uyarlanabilir Ağ Tabanlı Bulanık Çıkarım Sistemi
PAX	: Ücretli Yolcu-KM
RPK	: Gelir Yolcu-KM
ASK	: Arz Edilen Koltuk-KM
RMSE	: Ortalama Kare Hata
MAE	: Ortalama Mutlak Hata
MAPE	: Ortalama Mutlak Yüzde Hata
MSE	: Ortalama Kare Hata
ICAO	: Uluslararası Sivil Havacılık Örgütü
ÇDR	: Çoklu Doğrusal Regresyon
FTK	: Yük Ton-KM
R <sup>2</sup>	: Belirleme Katsayısı
GSYİH	: Gayri Safi Yurtiçi Hasıla
ICAO	: Uluslararası Sivil Havacılık Örgütü
SSA	: Tekil Spektrum Analizi
IPSO	: Parçacık Sürüsü Optimizasyonu
MLP	: Çok Katmanlı Algılayıcı
DHMİ	: Devlet Hava Meydanları İşletmesi
DTGM	: Statik Nemli Trend Gri Model
SDTGM	: Dinamik Nemli Trend Gri Model
VDM	: Değişken Mod Ayırıştırma
ARMA	: Otoregresif Hareketli Ortalama Model
BOA	: Kelebek Optimizasyon Algoritması
FPA	: Çiçek Tozlaşma Algoritması
ABC	: Yapay Arı Kolonisi Algoritması
CSA	: Karga Arama Algoritması
KH	: Krill Sürü Algoritması
TÜİK	: Türkiye İstatistik Kurumu
IATA	: Uluslararası Sivil Hava Taşımacılığı Birliği
SHGM	: Sivil Havacılık Genel Müdürlüğü
THY	: Türk Hava Yolları
PGS	: Pegasus Hava Yolları
FCM	: Bulanık C-Ortalama Kümeleme

ART	: Adaptif Rezonans Teorisi
DMT-PAX	: Düşük maliyetli yerel taşıyıcılar için ücretli yolcu sayısı tahmin modeli
THY-PAX	: Geleneksel yerel taşıyıcı için ücretli yolcu sayısı tahmin modeli
THY-RPK	: Geleneksel yerel taşıyıcı için gelir yolcu kilometre değeri tahmin modeli
PGS-ASK	: Düşük maliyetli yerel bir taşıyıcı için arz edilen koltuk kilometre tahmin modeli
THY-ASK	: Geleneksel yerel taşıyıcı için arz edilen koltuk kilometre tahmin modeli
KBGSYİH	: Türkiye reel kişi başı GSYİH
NFS	: Türkiye nüfus büyüklüğü
İSOR	: Türkiye işsizlik oranı
ENFOR	: Türkiye enflasyon oranı
TURİZM	: Türkiye turizm yatak kapasitesi
SANAYİ	: Türkiye sanayi üretim endeksi
DOLAR	: Dolar Kuru
JETY	Jet Yakıt Fiyatı
X1	: Kukla Değişken
VIF	: Varyans Enflasyon Faktörü
MF	: Üyelik Fonksiyonları

## 1. GİRİŞ

Teknolojik, ekonomik ve toplumsal gelişmelerle beslenen havayolu taşımacılığı endüstrisi, her geçen gün yurtiçi ve uluslararası taşımacılık sisteminin temel taşı haline gelmektedir. Sağladığı hız ve konfor sayesinde ulaştırma türleri içerisinde en yüksek gelişim havayolu taşımacılığında görülmektedir. Uluslararası ticaretlerin artması ve insanların turizm amaçlı dünyanın farklı bölgelerine seyahat etmek istemeleri havayolu taşımacılığının önemini artırmaktadır. Hava taşımacılığı, aynı zamanda küresel ölçekte ticaret ve turizmi güçlendirerek ekonomide ve yaşam kalitesinde büyümenin hayati bir sağlayıcısı konumundadır.

Sivil havacılıkta son dönemde yaşanan hızlı büyümeye karşın; hava taşımacılığı faaliyetleri çok daha uzun zamandan beri hem askeri hem de sivil amaçlarla gerçekleştirilmektedir. Ancak havacılık tarihindeki dönüm noktası, günümüzün küresel hava taşımacılığı sisteminin temelini oluşturan Chicago Sözleşmesi olarak bilinmektedir. Havayolu sektörü, geçtiğimiz on yıllarda hem Türkiye'de hem de dünya çapında önemli ölçüde gelişmiştir.

Türkiye coğrafi konumunun kıtalararası doğal bir geçiş noktası olması nedeniyle, hava taşımacılığında önemli ve stratejik bir ülkedir. Türkiye'de 2001'de ilk adımları atılan ve 2004'te büyük çapta tamamlanan serbestleşme sürecine kadar istenen düzeye gelemeyen havayolu taşımacılığı, süreç sonrasında büyümeye başlamıştır. Günümüzde uçak ve yolcu trafiği bakımından dünyada ve Avrupa'da en hızlı gelişme gösteren birkaç ülke içinde yer almaktadır (Efendigil ve Eminler, 2017).

Gelecekteki yolcu seyahat talebini tahmin etmek, havayolu yönetimi için en kritik alanlardan biri olarak kabul edilmektedir. Havayolu yöneticileri, talebi karşılamak için gerekli olan hizmetlerin arzını planlamak için talebi tahmin etmek istemektedirler (Doganis, 2009). Bu nedenle, yolcu taşımacılığı talebini tahmin etmek, havayolları kadar yatırımcılar için de kritik öneme sahiptir çünkü yatırım verimliliği, yapılan tahminin doğruluğundan ve yeterliliğinden büyük ölçüde etkilenmektedir (Blinova, 2007). Havayolu taşımacılığı tahminleri, bir havayolunun filo planlamasında, rota ağı geliştirilmesinde ve havayolunun yıllık işletim planının hazırlanmasında da kullanılabilir (Ba-Fail ve ark, 2000). Ayrıca, hava yolculuğu talebini analiz etmek ve tahmin etmek, havayolu işinin talep tarafının objektif bir değerlendirmesi yoluyla bir havayolunun riskini azaltmasına yardımcı olabileceği düşünülmektedir (Ba-Fail ve ark, 2000).

### 1.1. Problemin Tanımı

Gelecekteki yolcu seyahat talebini tahmin etmek, havayolu yönetimi için en kritik alanlardan biri olarak kabul edilmektedir. Hava taşımacılığı endüstrisinde, birçok hizmet sağlayıcı ICAO hava trafik tahmini el kitabını takip etmektedir. Bu tahmin kılavuzu ilk olarak 1985 yılında geleneksel modelleme teknikleri kullanılarak geliştirilmiştir (Alekseev ve Seixas 2009). Kılavuz bir dizi kantitatif yolcu seyahat talebi tahmini yaklaşımı önermektedir: zaman serisi analizi ve

ayrıştırma yöntemleri (üstel düzeltme, Box-Jenkins, uyarlamalı filtreleme ve spektral analiz). ICAO, neden-sonuç ilişkisini ortaya çıkaran nedensel tahmin yöntemlerini yaygın olarak kullanmaktadır. Kılavuz, bağımlı değişken ile açıklayıcı arasındaki ilişkinin bu değişkenlerle önemli ölçüde ilişkili olup olmadığını değerlendirmek için tasarlanmıştır (ICAO, 2006). Başarılı bir şekilde kullanıldığında, nedensel yöntemler hava taşımacılığı pazarındaki “inişleri ve çıkışları” tahmin edebilmektedir.

Regresyon analizi, birçok kişi tarafından sivil havacılık yolcu talebini tahmin etmek için açık ara en önemli yöntem olarak kabul edilmektedir. Regresyon analizi, tahminin sadece ögenin tarihsel değerlerine değil, aynı zamanda nedensel bir ilişkisi olduğu düşünülen diğer değişkenlere de dayandırmaktadır. Çoklu regresyon analizi (ÇDR), basit regresyon analizinde kullanılan tek değişkenin aksine, tek bir bağımsız değişkenden daha fazlasını dikkate almaktadır. Bir fiyat-gelir yapısına sahip çoklu regresyon analizinin kullanımına normalde "ekonometrik analiz" veya "ekonometrik modelleme" denir (ICAO, 2006). Havayolu taşımacılığı talebi tahminiyle ilgili literatür incelendiğinde birincil olarak çoklu doğrusal regresyon kullanan ekonometrik modelleme yaklaşımlarının sayısının oldukça fazla olduğu görülmektedir (Srisaeng, 2015). Bununla birlikte, daha yakın zamanlarda, literatürde yapay zeka tabanlı tahmin yöntemi önerilmiştir.

Bu çalışmada; Türkiye'nin iç hat havayolu taşımacılığı talebini tahmin edebilmek için iki yapay zeka tabanlı model yaklaşımı ile bir ekonometrik model yaklaşımı önerilmiş ve test edilmiştir. Yapay zeka tabanlı tahmin yöntemi olarak ANFIS ve YSA yaklaşımları, ekonometrik model olarak ise geleneksel ÇDR analizi kullanılmıştır. En doğru ve güvenilir tahmin yaklaşımını belirlemek için istatistiksel performans göstergeleri kullanılmıştır.

## 1.2. Çalışmanın Amacı ve Araştırma Soruları

Havayolları için yolcu talebini tahmin etmenin kritik önemi olmasına rağmen, Türkiye'nin havayolu yolcu talebini tahmin etmek için ekonometrik modeller ile yapay zekâ tabanlı yöntemleri önerip analiz eden yeterli çalışma bulunmamaktadır. Bu modellemenin amacı, Türkiye'nin yurtiçi havayolu taşımacılığı talebini tahmin etmek için güvenilir ve öngörü yeteneği yüksek modeli belirlemektir. Bu amaca yönelik aşağıdaki araştırma sorusu önerilmiştir:

*Türkiye'nin havayolu taşımacılığı talebini tahmin etmek için hangi tahmin yöntemleri mevcuttur ve uygulanabilirlik ve kapasite bakımından nasıl farklılık göstermektedirler?*

Daha önce belirtildiği gibi, yapay zekâ tabanlı modelleme teknikleri son on yılda farklı disiplinlerde daha popüler hale gelmektedir (Kar ve ark, 2014). Bu yeni yaklaşımın popülaritesi, bu modellerin sağlamlığı ve yüksek tahmin yeteneklerinden kaynaklanmaktadır. Bu modellerin esnek davranışları, çok amaçlı kriterleri basit bir şekilde ele alabilmektedir (Yetilmezsoy ve ark, 2011). YSA, ulaşım (Jimenez ve ark, 2014); bankacılık (Venkatesh ve diğerleri 2014); enerji talebi tahmini (An ve ark, 2013; Jarimillo-Morán et al. 2013); turizm talep tahmini (Claveria ve Torra, 2014; Palmer ve ark, 2006); trafik kazası tahmini (Akgüngör ve Doğan, 2009; Kunt ve ark, 2011);

ve ekonomi (Choudhary ve Haider, 2012) gibi farklı çalışma alanlarında kullanılmaktadır. ANFIS yaklaşımı; taşıma modu seçimi (Andrade ve ark, 2007); ekonomi (Fang, 2012; Giovanis, 2012); elektrik talep tahmini (Zahedi ve ark, 2013); finansal piyasa tahmini (Bagheri ve ark, 2014; Kablan, 2009); altın fiyatı tahmini (Makridou ve ark, 2013); petrol tüketimi tahmini (Senvar ve ark, 2013); borsa tahmini (Atsalakis ve Valavanis 2009; Chen ve ark, 2013; Cheng ve ark, 2013; Svalina ve ark, 2013; Wei, 2013); turizm talebi tahmini (Atsalakis ve ark, 2014; Chen ve ark, 2010; Hadavandi ve ark, 2011); ve tedarik zincirlerinde sipariş politikası (Latif ve ark, 2014) gibi farklı çalışma alanlarında kullanılmıştır. Yapay zekâ tabanlı YSA ve ANFIS yöntemlerinin havayolu taşımacılığı talep tahmini için kullanılmasıyla ilgili aşağıdaki araştırma sorusu önerilmiştir:

*Yapay zeka tabanlı tahmin modelleri, geleneksel ÇDR yaklaşımına kıyasla yolcu talebi tahmininde doğruluk ve güvenilirlik açısından nasıl performans göstermektedir?*

Hava yolculuğu talebini etkileyen faktörler karmaşıktır (Doganis 2009; Vasigh ve ark, 2008). Her faktör, hava yolculuğu talebini artırabilecek veya azaltabilecek unsurlardan oluşmaktadır. Tez çalışmasının ikinci bir amacı, havayolu taşımacılığına olan talebi etkileyebilecek faktörlerin daha iyi anlaşılmasını sağlamak için Türkiye'nin yurtiçi havayolu taşımacılığı talebinin belirleyicilerini keşfetmektir. Literatür incelendiğinde yolcu talebi tahminiyle ilgili çalışmalar olsa da faktörlerle ilgili kapsamlı bir çalışmaya rastlanmamıştır. Bu nedenle, Türkiye'nin yurtiçi havayolu taşımacılığı talebini etkileyebilecek faktörlerin daha iyi anlaşılması için aşağıdaki araştırma sorusu sorulmuştur:

*Türkiye'nin yurtiçi havayolu taşımacılığı talebinin başlıca belirleyicileri nelerdir?*

### **1.3. Çalışmanın Önemi ve Özgün Katkısı**

Doğru bir tahmin, havayollarına karar vermelerinde ve gelecek için planlama yapmalarında yardımcı olmaktadır. Tahminler, yönetime mevcut değişkenleri o anda değiştirme yetkisi vermektedir. Tahminler ayrıca, olumlu bir uygulanabilirlik senaryosu elde etmek için bir firma yönetiminin geleceği tahmin etmesine yardımcı olacaktır (Hadavandi ve ark, 2011). Talep tahmini, sermaye yatırımını, altyapıyı planlarken ve hava taşımacılığı ile ilgili firmaları ölçeklendirebilmek için oldukça önemlidir (Fernandes ve Pacheco, 2010). Bu nedenle tahmin, havayolu yönetiminin en önemli alanı olarak kabul edilir. Yolcu taşımacılığı talebini tahmin etmek, havayolları için olduğu kadar yatırımcılar için de kritik öneme sahiptir çünkü yatırım verimliliği, gerçekleştirilen tahminin doğruluğu ve yeterliliğinden önemli ölçüde etkilenmektedir. (Blinova, 2007). Ayrıca, hava yolculuğu talebini tahmin etmek ve analiz etmek, havayolu işinin talep tarafının objektif değerlendirmeleri yoluyla, havayollarına risklerini azaltmada yardımcı olabilmektedir (Ba-Fail ve ark, 2000). Dolayısıyla, herhangi bir firmanın sürdürülebilir başarısı, yönetim ve karar vericilerin geleceği öngörebilme ve uygun tepki stratejilerini tanımlayıp uygulayabilme becerisiyle yakından ilişkilidir (Sivrikaya ve Tunç 2013).

Havayolları için yolcu talebini tahmin etmenin kritik önemi ışığında, Türkiye'nin yurtiçi havayolu taşımacılığı talebini tahmin etmek için geleneksel ÇDR, ANFIS ve YSA yaklaşımlarıyla modeller kurulup analiz edilerek literatüre katkı sağlanmak hedeflenmektedir. Türkiye'nin havayolu taşımacılığı yolcu talep tahminiyle ilgili daha önce literatürde rastlanan çalışmalarda bağımlı değişken olarak ücretli yolcu (PAX) değeri kullanılmıştır. Bu tez çalışmasında kurulan modellerde bağımsız değişken olarak gelir yolcu-km (RPK) ve arz edilen koltuk-km (ASK) değerleri de kullanılarak literatüre katkı sağlamaya çalışılmıştır. Kurulan modeller havayolu iş modellerine göre ayırım yapılarak kurularak bu alanda yine literatüre katkı sağlamayı hedeflemektedir. Modellerde bağımsız değişken olarak literatürde daha önce kullanımına rastlanılmayan sanayi üretim endeksinin talebe etkisi ortaya koyulmaya çalışılmıştır. Literatürde kullanılan bağımsız değişkenlerden olan reel faiz oranı, Türkiye havayolu taşımacılığı talebi için enflasyon oranı olarak bağımsız değişkenlere eklenmiştir. Enflasyon oranı reel faiz oranıyla ilişkili olsa da talebe etkisi farklı olacaktır. Sanayi üretim endeksi ve enflasyon oranının bağımsız değişken olarak kullanılmasının literatüre katkı sağlayacağı düşünülmektedir.

#### **1.4. Çalışmanın Organizasyonu**

Çalışmanın adımları ve organizasyonu aşağıda verilmektedir:

- İkinci bölümde; havayolu taşımacılığı genel durumu, Türkiye'deki havayolu taşımacılığı, havayolu taşıyıcı iş modelleri ve havayolu taşımacılığında talep tahminin önemi hakkında bilgiler verilmektedir.
- Üçüncü bölümde; havayolu taşımacılığı hakkında daha önce yapılmış olan çalışmalara yer verilmiştir.
- Dördüncü bölümde; tahmin modellerinde kullanılacak faktörlerden, kullanılan veri setlerinden ve kullanılan yöntemlerden bahsedilmektedir.
- Beşinci bölümde; seçilen yöntemlerle kurulan modellerin uygulama çalışmalarına yer verilmiştir.
- Altıncı bölümde; uygulama modellerinin sonuçları karşılaştırılıp, tartışılmıştır.
- Yedinci bölümde; çalışmanın sonuç ve önerilerine yer verilmiştir.

## **2. HAVAYOLU TAŞIMACILIĞI**

### **2.1. Dünyada Havayolu Taşımacılığının Genel Durumu**

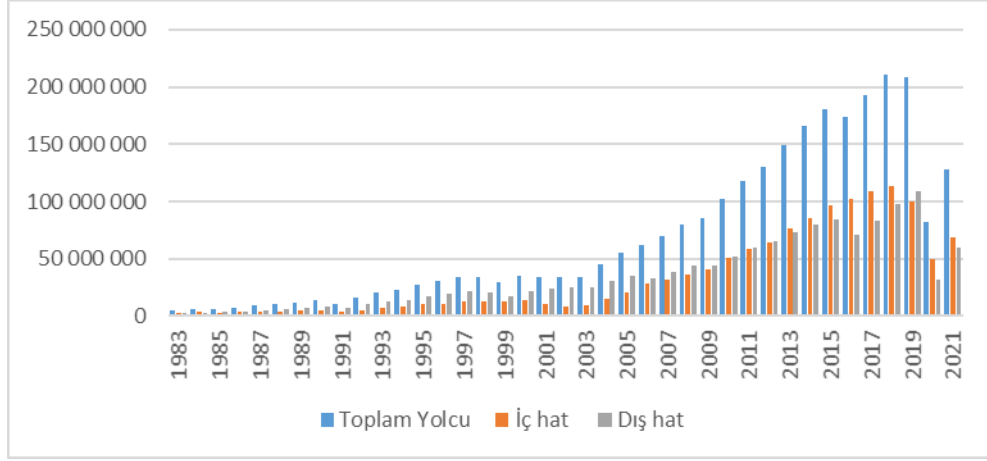
Hava taşımacılığı küresel ekonominin ayrılmaz bir bileşenidir. Havacılık sektörü dinamiktir ve ekonomik büyümeyi desteklemektedir. Hava taşımacılığı, İkinci Dünya Savaşı'ndan sonra büyük ve hızlı bir gelişim göstermiş, teknolojik ve yapısal değişimlerle kısa sürede bir ulaştırma sektörü haline gelmiştir. Yolcu ve yük taşımacılığı, özellikle ulaşımda sağladığı hızla önemli ilerlemeler kaydetmiştir. Dünya ticaret hacmindeki artış, ekonomik büyümeler, turizm sektöründeki gelişmeler, artan nüfus, küreselleşme ve hava taşımacılığı ile daha hızlı seyahat fırsatı gibi faktörler sektörün büyümesini destekleyen ana faktörlerdir.

Havayolu sektörünün büyümesine bağlı olarak sektördeki rekabet koşulları da zaman içinde değişmektedir. Hızlı ulaşım, kaliteli hizmet ve uygun fiyat gibi rekabet araçları müşterilerin tercihlerini belirlemede önemli unsurlar arasında yer almaktadır. Sektördeki rekabet ortamı ve koşullarının değişmesi sonucunda havayolu işletmeleri müşterilerinin taleplerini karşılayabilecek şekilde faaliyetlerini sürdürmektedir.

### **2.2. Türkiye’de Havayolu Taşımacılığının Genel Durumu ve Gelişimi**

Türkiye’de havacılık sektörü ülke ekonomisine önemli bir ekonomik destek sağlamaktadır. Türk Hava Yolları, 1958’den 1983’e kadar Türkiye’nin tek hava yolu şirketi olarak çalışmaktaydı. 1983’ten sonra Türk Hava Yolları, filosunu modernizasyon ve standardizasyon programı çerçevesinde geliştirmeye, hizmet standartlarını yükseltmeye ve uluslararası hatlara yöneltmeye başlamıştır. Serbestleşme sonrası Türkiye’de özel hava yolu şirketlerinin kurulmasına ve işletilmesine izin verilmiştir. Ancak bazı özel havayolları, işletme sermayesi sıkıntısı, eski uçaklarla çalışma, bakım, onarım ve diğer altyapı olanaklarının yetersizliği, operasyonları için kalifiye eleman temininde zorluklar gibi sorunlarla karşı karşıya kalmıştır (Ekinci, 2011). Türk havayolları sektörüne ağırlıklı olarak iki taşıyıcı, yani Türk Hava Yolları ve Pegasus Hava Yolları hakimdir. Türk Hava Yolları (AnadoluJet ile birlikte) 2018 yılında iç hat yolcu taşımacılığında pazarın %59’una hizmet vermiştir.

Son on yılda (2009-2019) iç ve dış hat toplam trafiği 2,43 kat artmıştır (Şekil 2.1.). Bu değerlendirme için Covid-19 pandemisinden kaynaklı yaşanan düşüş göz önünde bulundurulmamıştır.



Şekil 2.1. Türkiye'nin iç hat, dış hat ve toplam yolcu sayılarının yıllar içerisinde karşılaştırılması

Türkiye, Asya ve Avrupa kıtaları arasında stratejik olarak önemli bir hava sahasına sahiptir. Bu stratejik coğrafi konum, Asya, Avrupa ve Orta Doğu arasında akan hava yollarının önemli bir bölümünün kontrolünü güvence altına almaktadır. Türkiye, dünyada uluslararası hava yolculuğu için önemli bir merkez olmayı hedefleyen Atatürk Uluslararası Havalimanı'nı 2018 sonunda toplam yolcu kapasitesini artırmak için İstanbul Havalimanı ile değiştirmiştir.

Havacılık sektörü sayesinde ülkelerin ulaşılabilirliği artmaktadır. Ülkelerin ulaşılabilirlikleri arttıkça ülkelerin dış yatırımcılar için cazibe ve güvenilirlik seviyeleri de artmaktadır. Bunun yanı sıra, ürünlerin, en hızlı ve güvenilir şekilde, stok maliyeti olmadan küreselleşebilmesinde havacılık sektörünün rolü vazgeçilmezdir. Coğrafi konumu itibariyle stratejik bir öneme sahip olan ülkemiz bu avantajlı konumu sayesinde Doğu ve Batı arasındaki ticari hareketliliği de kullanarak cazibe merkezi olmaya elverişlidir. Ulaştırma ise bu yolu açan temel ve öncü sektördür. Türkiye'de havacılık sektörü büyümeyi sürdürmektedir. Ülkemizde faaliyet gösteren havayolu işletmeleri tarafından 2018 yılında 210 milyondan fazla yolcu taşınmış olup, bu sayı dünya genelinde taşınan yolcuların yaklaşık olarak %3'üne karşılık gelmektedir. ICAO'nun 2018 Yılsonu Raporuna göre Türkiye Dünya'da RPK (Ücretli Yolcu-Kilometre) sıralamasında 12. sırada, RTK (Ücretli Ton-Kilometre) sıralamasında 10. sırada, FTK (Yük Ton-Kilometre) sıralamasında ise 11. sırada yer almıştır.

IATA tahminlerine göre 2036 yılına kadar yolcu sayısı bakımından Türkiye'nin Dünya'da 9. sıraya yükseleceği tahmin edilmektedir. 20 yıllık süreçte yolcu sayısını 119 milyon artırarak en hızlı büyüyen 5. pazar olacağı beklenmektedir.

Türkiye'de 2019 yılı ağustos ayı itibarıyla 538 adet uçak, 197 adet hava taksi, 287 adet balon, 369 adet genel havacılık işletmelerinde kullanılan ve 62 adet zirai ilaçlama işletmelerinde kullanılan toplam 1.453 hava aracı bulunmaktadır. Ülkemizde bulunan uçakların hangi firmalara ait olduğu Şekil 1'de gösterilmektedir.

Ülkemizde faaliyette olan 58 sivil havalimanı bulunmaktadır. 37'sinde uluslararası uçuşlar gerçekleştirilebilmektedir. Bunların 18'i aynı zamanda askerî amaçla da kullanılmaktadır. Ülkede ayrıca yalnızca askerî amaçla kullanılan 18 havalimanı vardır. Açılması planlanan ve inşaatı hali hazırda devam eden 9 tane havalimanınız bulunmaktadır.

### **2.3. Havayolu İş Modelleri**

Havayolu taşımacılığı gerek hızı gerekse sahip olduğu teknolojik olanakları sebebiyle üzerinde yüzyılı aşkın bir süredir çalışılan ve araştırmacıların ilgisini çeken bir sektördür. Sağladığı hız ve konfor ile ulaştırma türleri içinde en yüksek gelişme hava ulaştırmasında görülmüştür. Ekonomik krizler, bölgesel savaşlar ve terör olayları sebebi ile zaman zaman yaşanan duraklamalara karşın, sosyo-ekonomik gelişmelerin sonucu olarak, dünya ticaret hacmindeki ve turizm sektöründeki büyümeler, küreselleşme, ayrıca insanların daha hızlı ve daha konforlu yolculuğu tercihleri gibi sebeplerle tüm dünyada havayolu taşımacılığı, diğer taşımacılıklara göre daha hızlı bir gelişme göstermiştir. Bu hızlı gelişmede uzun ve kıtalararası mesafelerde havayolu ulaşımının çok büyük bir avantaja sahip olmasının da rolü vardır.

Bununla birlikte ekonomik ve politik gelişmelere en duyarlı olanı da hava ulaştırmasıdır. Değişen iş koşulları gibi havayolu sektöründe de değişim ve yeni gelişmelerin yaşanması kaçınılmazdır. Rekabetin yoğun olduğu ve işletme maliyetlerinin sürekli yükseldiği havayolu sektöründe rekabet avantajı sağlayabilmek adına farklı havayolu modelleri ortaya çıkmıştır: Geleneksel hava yolu modeli, düşük bütçeli havayolu modeli, havayolu içinde havayolu modeli ve charterlar.

#### ***Geleneksel Havayolu modeli***

Bu model bakım, uçuş işletme, ikram, yer hizmetleri, satış-rezervasyon, yolcu hizmetleri, kargo gibi hizmetlerin tümünü bir bütünlük içinde kendi bünyesinde toplayan havayolu modelidir. Bu modele örnek olarak Türk Hava Yolları verilebilir.

Geleneksel havayolu modeli, hem iş için seyahat eden yolcuların sayısının çok olduğu varsayımına, hem de bu yolcuların uçuş zamanı, uçuş sıklığı, vs. uyumuna daha duyarlı ve bilet ücretlerine daha duyarsız olduğu gerçeğine dayanmaktadır. Bu modeli benimsemiş taşıyıcılar, bu varsayımına dayanarak; kabin içi servis, filo, ücretlendirme, bir iş birliği çeşidi olan kod paylaşımları gibi pahalı süreçler ve sistemler geliştirmişlerdir. Bunlar genellikle devletin bütünüyle ya da kısmen sahibi olduğu ya da eskiden böyle olan ulusal bayrak taşıyıcılarıdır. Bu havayolu şirketlerinin çoğu iş modellerini karmaşık ve maliyetli bir hale getiren işçi anlaşmaları, bilgisayar sistemleri, dağıtım anlaşmaları gibi eskiden alınmış kararlarının yükünü de taşımaktadırlar.

Bu taşıyıcılar genellikle kısa ve uzun menzilli değişik uçak tiplerinden oluşan karışık bir filo ile hizmet verirler. Geleneksel taşıyıcılar için kısa mesafeli uçuşun birincil amacı daha karlı

olmasına rağmen uzun mesafeli uçuşları beslemektir: kar değil, büyümüş pazar payı başarı işareti olarak algılanmaktadır (Pillet, 2005).

Geniş bir uçuş ağına sahip olma eğiliminde olan geleneksel havayolu şirketleri, genellikle topla-dağıt (hub and spoke) ağ yapısı ile hizmet verirler. Topla-dağıt ağ yapısında bir “merkez havaalanı” (hub) seçilmekte ve bunun etrafında merkez havaalanına bağlanan “çevre havaalanları” (spokes) belirlenmektedir. Çevre havaalanlarından merkez havaalanına taşınan yolcular, buradan asıl gitmek istedikleri çevre havaalanlarına dağıtılmaktadır. Topla-dağıt ağ yapısı sayesinde geleneksel havayolu şirketleri faaliyetlerini daha geniş bir alana yayabilmişlerdir.

### ***Düşük maliyetli taşıyıcı modeli***

Düşük maliyetli taşıyıcılar ya da daha doğru ifadesiyle düşük maliyetli ve düşük ücretli taşıyıcılar, varlıkların mümkün olduğunca verimli bir biçimde kullanımına, maliyetlerin düşük tutulmasına ve düzenli müşteriyi elde tutmak için ek hizmetlerin yokluğunun cana yakın, güvenilir müşteri hizmetleriyle giderilmesine dayanan bir is modelini kullanmaktadırlar (Pillet, 2005).

Müşteriye değer sunmak kadar, havayolundan kara geçmeye de dayanan is modeli, düşük ücret ve yüksek frekans (uçuş sıklığı) kombinasyonuna dayandığından “en düşük maliyet” anahtar bir rekabet avantajı teşkil etmektedir. Havayolu şirketlerinde maliyetler ürün veya hizmetin fiyatını belirlemede etkin olmakla birlikte, şirketin rekabet gücünün de önemli bir göstergesidir. Bir havayolu şirketinde maliyet sınıflandırması, farklı amaçlar için çeşitli şekillerde yapılabilmektedir.

Düşük maliyetli taşıyıcıları diğer havayolu şirketlerinden ayıran özellikleri; hizmet giderleri, operasyon giderleri ve sabit giderlerde önemli tasarruflar sağlamalarıdır. Topla-dağıt ağ yapısı ile hizmet veren geleneksel havayolu şirketlerinin aksine düşük maliyetli taşıyıcılar, yalnızca talebin yüksek olduğu hatlarda noktadan noktaya doğrusal ağ yapısı ile hizmet verirler. Ekstrasız düşük maliyetli taşıyıcıların ana özellikleri aşağıda özetlenmiştir:

- Doğrudan satış
- Kapsamlı dış kaynak kullanımı
- Yüksek yoğunluklu oturma düzeni
- Uçuş esnasında yemek hizmeti sunmamak
- Yalnızca noktadan noktaya trafiğe yoğunlaşma
- İkincil havaalanları kullanımı
- Kısa mesafeye odaklanma
- Kısa tur süreleri ve yüksek uçak kullanım oranı
- Tek tip filo yapısı
- Tek sınıflı kabin

### ***Havayolu içinde Havayolu Modeli***

Düşük maliyetli taşıyıcıların sektörde faaliyet göstermeye başlamasıyla birlikte önlem almaya zorlanan geleneksel havayolu şirketleri birtakım stratejiler geliştirmişlerdir. Bunlar içinde en yaygın uygulama geleneksel havayolu şirketlerinin kendi düşük maliyetli havayolu şirketlerini (havayolu içinde havayolu) kurmaları olmuştur. THY'nin Anadolu Jet'i gibi. Ancak düşük maliyetli iştirak ile ana firmanın aynı alanda faaliyet göstermeleri sırasında çoğu zaman havayolu içinde havayolunun, ana firmanın satışlarını olumsuz etkilediği de görülmüştür.

### ***Charter Modeli***

Charter taşıyıcıları da sadece kiralama yoluyla hizmet veren tarifesiz havayolu işletmeleri olarak tanımlamıştır. Buna göre tarifesiz taşıyıcılar, charter taşıyıcılarını kapsamaktadır. Aynı zamanda bu iki terim birbirlerinin yerine de kullanılmakla birlikte aslen tarifesiz terimi kamu hukuku, charter ise tarafların aralarındaki sözleşmeye dayanması bakımından bir özel hukuk terimidir.

Charter havayolu şirketleri genellikle, birincil olarak kısa ya da uzun mesafeli noktadan noktaya “dolmuş” hizmetinin bir parçasıdır. Uçuş genellikle tatil paketleriyle birlikte sunulmaktadır. Kısa mesafeli hatlarda düşük maliyetli havayolu şirketleriyle, daha uzun mesafeli hatlarda ise geleneksel taşıyıcılarla rekabet etmektedirler.

## **2.4. Havayolu Taşımacılığında Tahminlemenin Yeri ve Önemi**

Havayolu trafiği, ticari faaliyetlerin sayısı ile yüksek oranda ilişkili olduğundan, çoğu zaman ülkenin tüm endüstrisinin performansı için önemli bir göstergesi olarak kabul edilmektedir. Hava yolculuğu talep tahmini, özünde, gelecekteki hava trafiği hakkında dikkatlice oluşturulmuş bir tahmindir.

Birincil kullanımı, gelecekteki ihtiyaçları öngörmek ve karar destek sistemi için girdiler üretmektir. Kapsam, zaman ölçeği, yapı ve ayrıntı açısından büyük ölçüde farklılık gösterecek, ancak hepsinin belirli ortak özelliklere sahip olduğu çeşitli alternatif yöntemlerden herhangi biri kullanılabilir. Temel olarak, tahminler, belirli ölçülebilir tarihsel olay veya koşulları varsayımları için geçmiş ve gelecek arasındaki ilişki hakkındaki varsayımlara dayanır. Bu tarihsel faktörlerin, genellikle bir tür matematiksel veri formülasyonu yoluyla analizi, tahmincinin beklentileri bir havacılık faaliyeti ölçüsü veya indeksi cinsinden ifade etmesine olanak tanır.

Tahminin çıktıları, uçak hareketleri, gelir yolcu sayısı, navlun ton-mil ve filodaki uçak sayısı, uçak operasyonlarının sayısı veya filo kompozisyonundaki uçak türleri gibi havacılık faaliyetinin ölçütleridir. Tahmin ufku, yine tahminin amacına bağlı olarak birkaç aydan 20 yıla kadar değişebilmektedir. Örneğin havayolları, günlük olarak rezervasyon sınıfları için en uygun kapasiteyi tahsis etmek için yolcu talebinin kısa vadeli projeksiyonlarını kullanmaya devam ediyor. Öte yandan, havaalanı planlamacıları, arazi edinimi ve havaalanı geliştirme ile ilgili önemli

kararların temeli olarak, 20 yıllık bir süreye kadar çok uzun vadeli tahminler kullanır. Bu uç noktalar arasında, havalimanı tesislerinde deęişiklik ve iyileřtirmelerin planlanması için 5 veya 10 yıllık tahmin ufukları yaygındır.

Bir havayolu řirketi tarafından tanımlanan ve uygulanan iş modelinden bağımsız olarak, bu tez yolcu talebinin tahmin edilmesinin havayolu yönetimi için en kritik gereklilik olduğunu savunmuştur. Havayolu yöneticileri için hava yolculuęu talebini tahmin etmenin önemi yapılan önceki çalışmalardan özetle ařağıdaki gibi sıralanabilmektedir:

- Sermaye yatırımı ve altyapısını planlarken ve ölçeklendirirken ve hava taşımacılıęıyla ilgili firmaları ölçeklendirirken talep tahmini şarttır (Fernandes & Pacheco 2010).
- Bir havayolunun bu talebi karşılaması için gerekli olan hizmet tedarikinin planlanması için gereklidir (Doganis 2009).
- Yolcu taşımacılıęı talebinin tahmin edilmesi hem havayolları hem de yatırımcılar için kritik öneme sahiptir, çünkü yatırım verimlilięi yapılan tahminin doęruluęundan ve yeterlilięinden büyük ölçüde etkilenmektedir (Blinova 2007).
- Hava trafik tahminleri aynı zamanda havayollarının filo planlaması, rota aęı geliştirme konusundaki önemli girdilerden biridir ve ayrıca havayolunun yıllık işletme planlarının hazırlanmasında da kullanılmaktadır (Ba-Fail ve ark. 2000).

### 3. ÖNCEKİ ÇALIŞMALAR

Havayolu taşımacılığı endüstrisinde yapılan tahminleme çalışmaları bu bölümde özetlenmiştir.

Weatherford ve ark (2002), çalışmalarında havayolu endüstrisine ilk YSA tahmin modeli uygulanmıştır. YSA yöntemi geleneksel tahmin yöntemleriyle karşılaştırılmıştır. Çalışmaları sinir ağlarının geleneksel tahmin yöntemlerinden çok daha başarılı tahminler yapabildiği saptanmıştır.

Alekseev ve Seixas (2002), çalışmada havayolu yolcu talep tahmini için yapay sinir ağlarına dayalı modeller geliştirilmiştir. Sinirsel modellemenin bu alanda kullanılan geleneksel ekonometrik yaklaşımlardan daha iyi performans gösterebildiği saptanmıştır. Geliştirilen model Brezilya'nın havayolu yolcu talebi tahmini için çalıştırılmıştır. Havayolu yolcu talebinin tahminine uygulanan sinirsel modelleme yaklaşımının oldukça verimli olduğu kanıtlanmıştır.

BaFail (2004), çalışmada Suudi Arabistan'daki yerli ve yabancı havayolu yolcularının sayısı tahmin edilmiştir. Yöntem olarak sinir ağı tekniği kullanılmıştır. 1975'ten 1986'ya kadar olan yıllık veriler kullanılmış ve 16 değişkene kategorize edilmiştir. Tahmin, modeli geliştirmek için bazı geçmiş verileri kullanan ve ardından bir değerlendirme aşamasına geçen Model Quest Miner paketi kullanılarak elde edilmiştir. Yolcu sayısı modelinin geliştirilmesi için kullanılan süre 18 yıl, değerlendirme için kullanılan süre ise 6 yıldır. Her model için çıktı örnekleri sunulmuştur. Sonuçlar, petrol gayri safi yurtiçi hasılasının, nüfus büyüklüğünün ve kişi başına düşen gelirin, Suudi Arabistan havayolu sektörlerinde yolcu sayısını etkileyen en fazla katkı sağlayan değişkenler olduğunu göstermiştir.

Andreoni ve Postorino (2006), çalışmada talep trendini ve havalimanında başlatılan farklı politikaların neden olduğu etkileri yakalamak için İtalya'nın güneyinde yer alan Reggio Calabria bölgesel havalimanına ilişkin talep seviyelerini tahmin etmek için hem tek değişkenli hem de çok değişkenli zaman serisi modelleri önerilmiştir. Tek değişkenli ve ARIMAX modelleri arasındaki karşılaştırma, bazı tepe noktaları olduğunda tek değişkenli modeller ARIMAX modelinden daha iyi uyum sağlasa bile her iki modelin de tatmin edici sonuçlar verdiğini göstermiştir.

Grosche ve ark. (2007), çalışmada şehir çiftleri arasındaki hava yolcu hacminin tahmini için iki yerçekimi modeli sunulmuştur. Modeller, hava hizmeti özelliklerini tanımlayan değişkenler yerine, şehir çiftlerinin genel ekonomik faaliyetini ve coğrafi özelliklerini tanımlayan değişkenleri içermektedir. Kalibrasyon için Almanya ile 28 Avrupa ülkesi arasındaki uçuşların rezervasyon verileri kullanılmıştır. Her iki model de gözlemlenen verilere iyi bir uyum gösterilmiş ve istatistiksel olarak test edilip ve doğrulanmıştır. Geleneksel olarak, hizmetle ilgili faktörler veya yolcu geliri gibi ek değişkenler açıklayıcı modellemede kullanılmış, ancak yeni pazarlarda genellikle hizmetle ilgili faktörler mevcut olmadığından bir alternatifte ihtiyaç olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Alekseev ve Seixas (2009), çalışmada havayolu yolcu analizi için bir yapay sinirsel tahmin modeli geliştirilmiştir. Nöral işlemenin geleneksel ekonometrik yaklaşımdan daha iyi performans gösterdiği ve sadece küçük örneklerin olduğu durumlarda bile zaman serisi davranışı üzerinde genelleme sunduğu bulunmuştur. Brezilya hava taşımacılığı yolcu trafiğini tahmin etmek için uygulanan sinirsel modelleme yaklaşımının oldukça verimli olduğu kanıtlanmıştır. Sinirsel modelleme, endüstrinin hızlı büyüme ve yapısal değişimden geçtiği bir zamanda önemli olan klasik modellemeye göre gelişmiş tahmin doğruluğu sunduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Abdelghany ve Guzvha (2010), çalışmada havalimanı kısa vadeli talep tahmini için bir zaman serisi modelleme yaklaşımı sunulmuştur. Modelde, mevsimsellik, yakıt fiyatı, havayolu stratejileri, olaylar ve finansal koşullar gibi çeşitli dış faktörlerin havalimanı faaliyet seviyelerini nasıl etkilediğini değerlendirilmiştir. Modelleme çerçevesi, Philadelphia Uluslararası havaalanındaki yerel trafik bir vaka çalışması olarak kullanılarak gösterilmiştir ve yerel ABD pazarlarındaki en büyük 100 havaalanı için doğrulanmıştır. Doğrulama sonuçları, talebin basit bir zaman serisi modeliyle bile kabul edilebilir bir doğrulukla tahmin edilebileceğini göstermiştir.

Yun ve ark (2011), çalışmalarında havayolu yolcu talebini etkileyen temel faktörleri belirlemek için sentetik bir gri insidans derecesi yöntemi önermiştir. Tatmin edici tahmin sonuçlarına ulaşmak için çoklu regresyon kullanılmıştır. Gri insidans analizi, sistemin her bir faktörü arasındaki etki derecelerini veya sistemin ana davranışına faktörünün katkısını ölçmek için nicel olarak gri insidans derecesi aracılığıyla sistemin dinamik gelişim sürecini analiz eden bir yöntemdir. Modelde kişi başına gayri safi yurtiçi hasıla, kentsel yerleşik nüfus, Çinli giden ziyaretçi sayısı ve demiryolu yolcu trafiği dahil olmak üzere hava yolcu talebini etkileyen temel faktörleri belirlemek için sentetik gri insidans derecesi kullanılmıştır. Daha sonra, bu faktörlerle iyi bir uyum doğruluğu elde etmek için çoklu bir regresyon modeli oluşturulmuştur. Çalışmada 2010-2014 yılları arası havayolu yolcu talebi tahmin edilmiştir. Sonuç olarak Çin'in havayolu yolcu talebinin önümüzdeki beş yıl içinde bir gelişme göstereceği belirlenmiştir.

Srinidhi ve Manrai (2014), havayolu yolcu talebinin uluslararası rotalardaki talebi tahmin etmeyi ve hizmet konumlandırma matrisini tasarlayarak hizmetlerini konumlandırması için bir çerçeve sağlamayı amaçlamıştır. Kullanılan başlıca metodolojiler regresyon, zaman serisi analizi ve Holts'un üstel yumuşatma yöntemidir. Hindistan için havayolu talebinin doğrudan ve dolaylı itici güçlerini yakalayan iki ekonometrik model formüle edilmiştir. Tahminler 2014-2020 yılları arasında kapsamaktadır. Bu çalışmanın, rota planlamasında ve önemli politika kararlarının formüle edilmesinde herhangi bir havayolu için faydalı olacağı ortaya konmuştur. Hindistan için iki talep itici güç modeli geliştirerek mevcut literatüre katkıda bulunulmuştur.

Xiao ve ark (2014), çalışmada kısa vadeli hava yolcu trafiği tahmini için tekil spektrum analizini (SSA), uyarlanabilir ağ tabanlı bulanık çıkarım sistemini (ANFIS) ve geliştirilmiş parçacık sürüsü optimizasyonunu (IPSO) birleştiren yeni bir hibrit yaklaşım önerilmiştir. SSA, hava taşımacılığı talebinin eğilimini ve mevsimselliğini belirlemek ve çıkarmak için kullanılmıştır.

Talebin düzensizliği ve değişkenliği ile başa çıkmak için ANFIS ve IPSO dahil olmak üzere yapay zeka teknolojileri kullanılmıştır. Önerilen yöntemin, hava yolcu trafiğini analiz etme, modelleme ve tahmin etmede özellikle yararlı olduğu gösterilmiştir. Uygulanabilir bir alternatif olarak kabul edilebileceği önerilmiştir.

Srisaeng ve ark (2015a), çalışmalarında Avustralya'nın iç hat yolcu talebini modellemek için yapay sinir ağı kullanmıştır. Kurulan modelle havayolu endüstrisinde kritik bir konu olan yolcu talebinin tahmin edilmesini kolaylaştırmak amaçlanmıştır. Avustralya'nın iç hat yolcu talebini (PAX) ve gerçekleşen gelir/yolcu kilometresini tahmin etmek için iki YSA modeli oluşturulmuştur. 1992'den 2014'e kadar üç aylık veriler kullanılmıştır. Çok katmanlı algılayıcı (MLP) mimarisine sahip bir yapay sinir ağı kullanılmıştır. Çalışmalarında girdi değişkenleri olarak reel faiz oranları ve turizm verileri ilk kez dahil edilmiştir. Kullanılan model Avustralya'nın bölgesel veya uluslararası hava yolculuğu talebini tahmin etmekte kullanılabileceği önerilmiştir.

Srisaeng ve ark (2015b), çalışmada Avustralya'nın düşük maliyetli taşıyıcı (LCC) üç aylık yolcu talebini tahmin etmek için kullanılabilecek klasik doğrusal regresyon ve yapay sinir ağı (ANN) modellerini önerilip, ampirik olarak test edilmiştir. Klasik lineer regresyon ile ekonometrik modeller geliştirilmiştir. Düşük maliyetli taşıyıcılar için yolcu tahmini yapabilecek istatistiksel ilişkiler test edilmiştir. Modellemelerin karşılaştırılması ile YSA performansının daha iyi tahminler sunduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Srisaeng ve ark (2015c), çalışmalarında Avustralya'nın iç hat yolcu talebi ve gerçekleştirilen gelir/yolcu kilometresi tahmini için ilk kez genetik algoritma modeli önerip, deneysel olarak test etmiştir. Genetik algoritmalar hava yolculuğu talebini tahmin etmek için potansiyel olarak kullanılabilecek alternatif bir yapay zeka tabanlı tahmin yaklaşımıdır. Kullanılan veri seti 1992 yılının 4. çeyreği ile 2014 yılının 2. çeyreği arasındaki dönemi kapsamaktadır. Genetik algoritma modelinin ağırlık faktörlerini tahmin etmek için 74 eğitim veri seti ve model sağlamlığını test etmek için 13 örnek dışı veri seti kullanılmıştır. Kurulan modellerin doğrusal modellere kıyasla daha doğru ve güvenilir olduğu tespit edilmiştir. Gelecekteki araştırmalara hava yolculuğu talebini tahmin etmek için modeller ampirik olarak test edilmesi önerilmiştir.

Mohie El-Din ve ark (2015), çalışmada Mısır'dan Suudi Arabistan'a hava yolcu talebini tahmin etmek için geri yayılım sinir ağını kullanılmıştır. Hava yolcularını etkileyen faktörler, görsel gen geliştirici paketi kullanılarak 2000-2010 yılları arasındaki yıllık veriler üzerinde geri yayılım sinir ağı uygulanarak belirlenmiş, değerlendirilip ve analiz edilmiştir. Sonuçlar, seçilen tüm girdi değişkenlerinin tahmin doğruluğunu sağlayamadığını, bazı girdi değişkenlerinin tahmin doğruluğu üzerinde hiçbir etkisinin olmadığını ve diğerlerinin doğruluğu sağlamak için gerekli olduğunu göstermiştir.

Kim ve Shin (2016), çalışmalarında kısa vadeli dalgalanmaları belirlemek için arama sorgularından elde edilen büyük verileri kullanarak kısa vadeli hava yolcu talebine ilişkin bir tahmin modeli geliştirmeyi amaçlamaktadır. Modelin tahmin doğruluğunu artırmak için bu çalışma,

hangi deęişkenlerin kısa vadeli dalgalanmalarla iliřkili olduęunu belirlemeye ve bunların etkilerini modele yansıtmaya alıřmıřtır. Önerilen model Seul yakınlarındaki Incheon Uluslararası Havalimanı'ndaki yolcu sayısını tahmin etmede kullanılmıřtır. Haziran 2010 ile Aęustos 2014 arasındaki veriler kullanılmıřtır. Arama motorundan elde edilen büyük verileri kullanan tahmin modellerinin, kısa vadeli hava yolcu talebini tahmin etmede umut verici bir olduęu sonucuna ulařılmıřtır.

Ghomi ve Forghani (2016), alıřmada Türkiye'deki büyük havayollarının yaklaşık son beř yıllık günlük iř ve ekonomi kabin PAX sayısı verileri için tahmin performansı karřılařtırılmıřtır. Bu alıřmada kullanılan veriler, Türkiye'deki büyük bir havayolu řirketine ait olup, bir uçuř için son beř yıllık günlük yolcu verilerini içermektedir. Rezervasyon sistemlerinde satıřa açık olan 355 gün boyunca o uçuř için beklenen yolcu sayısını tahmin etmek için kullanılmıřtır. Tahmin için iki teknik, Box-Jenkins ve yapay sinir aęları kullanılmıřtır. Son olarak, bu yöntemler karřılařtırılmıřtır. Box-Jenkins yöntemleri YSA'lardan daha iyi performans gösterdięi sonucuna ulařılmıřtır.

Dantas ve ark (2016), alıřma daha doęru talep tahminleri elde etmek için kombine Bootstrap toplama (Bagging) ve Holt Winters yöntemlerinin hava tařımacılıęı endüstrisine uygulama alanlarını genişletmeyi amaçlamıřtır. Ele alınan dönem, Ocak 2003'ten Aralık 2014'e kadar olan verilerdir. Gelecekteki hava tařımacılıęı talebini tahmin etmek için Bootstrap toplama (Bagging) yöntemi ile üstel yumuřatma yöntemi Holt Winters'in bir kombinasyonunu hava endüstrisine ilk kez uygulanmıřtır. Birleřik metodoloji Bagging Holt Winters olarak belirlenmiřtir. Elde edilen sonuçlar, metodolojinin tahmin doęruluęunu iyileřtirebileceęini kanıtlamıřtır.

Srisaeng ve Baxter (2017), Avustralya'nın gelen uluslararası hava yolculuęu talebini tahmin etmek için bir YSA modeli kullanmıřtır. alıřmada 1993'ten 2016'ya kadar yıllık veriler kullanılmıřtır. Modelde, dünya GSYİH, dünya nüfus artıřı, dünya jet yakıtı fiyatları, dünya uçak bilet getirileri, Avustralya'nın turizm çekicilięi, giden uçuřlar, Avustralya'nın iřsizlik seviyeleri, Avustralya ve ABD döviz girdi parametreleri ve 3 kukla deęiřken kullanılarak geliřtirilmiřtir. YSA, ok katmanlı algılayıcı (MLP) mimarisini kullanmıř ve ileri geri besleme yayılım algoritması ile aktivasyon fonksiyonları olarak sigmoid ve doęrusal fonksiyonlar kullanılmıřtır. Veriler eęitim, test ve model doęrulama olarak rastgele üç gruba ayrılarak geliřtirilmiřtir. Sonuç olarak YSA modelinin yüksek bir tahmin yeteneęi saęladıęı ortaya konulmuřtur.

Olayini ve ark (2018), alıřmada Nijerya'da 2018 yılı i hat yolcu talebini tahmin etmek için iki yıllık tek hareketli ortalama ve 0,9 yumuřatma sabiti ile basit üstel yumuřatma uygulanmıřtır. alıřma, 2010 yılından 2017 yılına kadar olan dönemler arasındaki i hava yolcu talebi verilerine dayandırılmıřtır. Bu alıřmanın amacı, havayolu yolcu arzından fazla havayolu yolcu talebinin veya talepten fazla hava tařımacılıęı arzının olması sorunlarının önlenmesine yardımcı olmaktır. Nijerya'nın hava tařımacılıęına dahil olan dięer paydařların planlama sürecinde faydalı olunmuřtur.

Adeniran ve Stephens (2018), çalışmada Nijerya'daki uluslararası hava yolcu talebi için farklı tahmin yöntemlerini değerlendirme dinamikleri incelenmiştir. Tüm tek hareketli ortalamalar üstel yumuşatma ile karşılaştırılarak en uygun tahmin yöntemi belirlenmiştir. 2018 yılı dış hat yolcu talebini iki, dört ve altı yıllık tek hareketli ortalama kullanarak ve ,7, 0,8 ve 0,9 yumuşatma sabitleri ile basit üstel yumuşatma kullanarak tahmin edilmiştir. Sabit 0.8 ile üstel düzeltmenin Ortalama Kare Sapma (MSE)'sının, diğer tahminlerin MSE'si ile karşılaştırıldığında daha düşük bir MSE'ye sahip olması nedeniyle en iyi 2018 yılı tahminini verdiği sonucuna ulaşılmıştır.

Kalathilparmbil ve Şahin (2019), çalışmada Türkiye'deki havayolu taşımacılığı üzerine tahminleme çalışması yapılmıştır. Devlet Hava Meydanları İşletmesi (DHMI)'nin Türkiye genelindeki havalimanları için yayımladığı istatistikler doğrultusunda 2002-2017 yıllarına ait iç hat, dış hat ve toplam olmak üzere uçak, yolcu ve yük trafiğinden oluşan bir veri seti hazırlanmıştır. Bu veri seti yardımıyla çalışmada, hızla büyüyen hava taşımacılığı için 2018-2023 yılları arasındaki uçak, yolcu ve yük trafik sayılarının eğri uydurma yöntemi kullanılarak tahmin edilmesi amaçlanmıştır. Ayrıca çalışmada farklı eğri uydurma yöntemleri denenmiş ve uygulanabilirlikleri araştırılmıştır. Elde edilen tahmin sonuçları 2019 ve 2020 yılları için DHMI'nin tahminleri ile karşılaştırılmış ve sonuçların birbirine yakın olduğu gözlenmiştir.

Carmona-Benítez ve Nieto (2020), çalışma hava taşımacılığı endüstrisinde yolcu taleplerini (pax) tahmin etmek için dinamik bir mevsimsel sönümlenme faktörü ile Nemli Trend Gri Modelini (DTGM) geliştiren yeni bir model önermiştir. Veriler, 1993'ten 2017'ye kadar havalimanları arasında seyahat eden toplam yolcu sayısını içermektedir. Yolcu büyümesini tahmin etmek için dinamik nemli trend gri modeli (SDTGM) adı verilen yeni bir model önerilmiştir. Bu model, Carmona-Benítez ve ark. (2013) tarafından önerilen statik nemli trend gri modelinin (DTGM) geliştirilmiş halidir.

Jin ve ark (2020), çalışmalarında kısa vadeli tahmin için değişken mod ayrıştırma (VMD), otoregresif hareketli ortalama model (ARMA) ve çekirdek aşırı öğrenmeden oluşan hibrit bir VMD-ARMA/KELM-KELM yaklaşımı önermiştir. İlk olarak, karmaşıklıklarını azaltmak için orijinal verileri birkaç mod işlevine ayrıştırmak için VMD benimsenmiştir. Ardından, tüm modları kararlı ve kararsız seriler olarak sınıflandırmak için birim kök testi (ADF testi) kullanılmıştır. Son olarak, nihai sonuç, tüm bileşenlerin tahmin sonuçlarını içeren başka bir KELM modeli ile entegre edilmiştir. Önerilen yaklaşımın fizibilitesini ve sağlamlığını kanıtlamak ve doğrulamak için, performansı test etmek için Pekin, Guangzhou ve Pudong havaalanlarının yolcu talepleri modele tanıtılmıştır. Deneysel sonuçlar, yeni yaklaşımın hem doğruluk hem de sağlamlık analizi açısından diğer kıyaslama modellerinden daha belirgin bir avantaja sahip olduğunu göstermiştir. Bu nedenle, bu yaklaşımın hava yolcu talebi tahmini için ikna edici bir araç olarak kullanılabilceği önerilmiştir.

Ramadhani ve ark (2020), bu çalışmada Endonezya'daki havayolu yolcularının gelecekteki değerlerini tahmin etmek için iki farklı tahmin yaklaşımı uygulamıştır. Toplanan veriler, minimum

yanlışıyla sonuçlanan en uygun modeli bulmak için her iki yöntemden birkaç kombinasyonla işlenmiştir. Nihai model hataları, ilgili firmanın kullandığı yöntemlerden biri olan ARIMA modeli ile karşılaştırılmıştır. Sonuç, her iki yol için de sinir ağı yaklaşımının tahmin edilen değerlere minimum hata verdiğini göstermiştir. Haftalık ve hatta günlük yolcu talebi, daha tatmin edici stratejiler yapmak için daha belirli bir zaman aralığının değerlerini tahmin etmek için de kullanılabilirliği önerilmiştir.

Srisaeng ve Baxter (2021), çalışmalarında Avustralya'ya giden uluslararası havayolu yolcu talebini tahmin etmek için ANFIS modelini ilk kez uygulayarak test etmeyi amaçlamıştır. Avustralya'nın coğrafi konumu nedeniyle havayolu endüstrisinin ülkeyi tüm dünyayla ilişkilendirmede önemli bir rol oynadığı düşünülmektedir. Kurulan modelde, dünya geneli için gayri safi yurtiçi hasıla, dünya nüfusu, dünya uçak bilet getirileri, dünya jet yakıtı fiyatları, Avustralya'ya giden uçuşlar, Avustralya'nın işsizlik sayıları, Avustralya'nın (AUD/USD) döviz kuru, Avustralya'nın giden turist harcamaları ve dört giriş parametresi kullanılarak geliştirilmiştir. 1994'ten 2019'a kadar olan yıllık veriler kullanılmıştır. İdeal ANFIS modellerini oluşturmak için hibrit öğrenme algoritması ve çıkarmalı kümeleme bölme yöntemi kullanılmıştır. Çalışmalarında, önerilen ANFIS modeli hava yolculuğu talebini tahmin etmek için başarılı olduğu sonucuna varılmıştır.

Korkmaz ve Akgüngör (2021), çalışmada havayolu yolcu talebini tahmin etmek için Kelebek Optimizasyon Algoritması (BOA), Çiçek Tozlaşma Algoritması (FPA), Yapay Arı Kolonisi Algoritması (ABC), Karga Arama Algoritması (CSA), Krill Sürü Algoritması (KH) olmak üzere beş farklı meta-sezgisel algoritma ile farklı tahmin modelleri geliştirilmiştir. Modellere girdi parametresi olarak Akaryakıt Fiyatı, Kişi Başına Gayri Safi Yurtiçi Hasıla, Koltuk Kapasitesi ve Yıllık Yakıt Tüketimi verileri girilmiştir. Modeller Türkiye havayol yolcu talebi için çalıştırılmıştır. Hava taşımacılığı yolcu talebi iki senaryo kullanılarak incelenmiştir. Birinci senaryoda model parametrelerinin izdüşüm değerleri En Küçük Kareler yöntemi kullanılarak belirlenmiştir. İkinci senaryoda, farklı kuruluşların projeksiyon verilerinden model parametreleri için projeksiyonlar elde edilmiş ve ulaşım talebi tahmin edilmiştir. Performans karşılaştırmasında, en başarılı optimizasyonun CSA yaklaşımı olduğu bulunmuştur. Bu çalışmanın sonucunda, mevcut yatırım planlarının değerlendirilmesine ve talepleri karşılayacak stratejik planların geliştirilmesine katkı sağlayacağı ortaya konulmuştur.

Srisaeng ve Baxter (2022), çalışmada Osaka'nın Kansai Uluslararası Havalimanı'ndaki uluslararası yolcu talebini tahmin etmek için bir ANFIS modeli sunulmuştur. Havayolu yolcu taşımacılığı talep tahmini havalimanları için planlama ve tasarım operasyonlarının en önemli belirleyicisidir. Çalışma verileri 1994-2018 yılları arasında kapsamaktadır. Girdi parametreleri üçü kukla değişken olmak üzere dokuz adettir. Sonuçlar, modelin Kansai Uluslararası Havalimanı'nın uluslararası yolcu talebini başarılı bir şekilde tahmin ettiğini ortaya koymuştur.

Havayolu taşımacılığı endüstrisinde yapılan tahminleme çalışmalarında kullanılan yöntem, veri aralığı ve değişkenlere göre gruplandırılması Çizelge 3.1. ile Çizelge 3.2.'de verilmektedir.

Çizelge 3.1. Kullanılan yöntemlere göre havayolu yolcu talep tahmini çalışmaları

Yazar	Yıl	Kullanılan Yöntem
Alekseev ve Seixas	2002	YSA
BaFail	2004	YSA
Grosche ve ark	2007	Gravity Model
Alekseev ve Seixas	2009	YSA
Abdelghany ve Guzhva	2010	Zaman serisi
Yun ve ark	2011	Gri İnsidans Analizi/Çoklu Regresyon
Srinidhi ve Manrai	2014	Regresyon, Zaman Serisi Analizi –Holts Üstel Yumuşatma
Xiao ve ark	2014	ANFIS, PSO, Tekil Spektrum Analizi
Srisaeng ve ark	2015a	YSA
Srisaeng ve ark	2015b	Genetik Algoritma
Mohie El-Din ve ark	2015	Geri Yayılım Sinir Ağı
Kim ve Shin	2016	Regresyon analizi
Ghomi ve Forghani	2016	YSA, Box Jenkins
Dantas ve ark	2016	Bagging Holt Winters yöntemi
Srisaeng ve Baxter	2017	YSA
Olaniyi ve ark	2018	Zaman serisi
Adeniran ve Stephens	2018	tek hareketli ortalama, basit üstel yumuşatma
Kalathilparmbil ve Şahin	2019	Eğri uydurma yöntemi
Ramadhani ve ark	2020	YSA, ARIMA
Jin ve ark	2020	Değişken Mod Ayrıştırma (VMD), Otoregresif Hareketli Ortalama Model (ARMA) Ve Çekirdek Aşırı Öğrenmeden Oluşan Hibrit Bir VMD-ARMA/KELM-KELM Yaklaşımı Önermektedir. Makine (KELM)
Carmona-Benítez ve Nieto	2020	SARIMA Nemli Trend Gri Tahmin Modeli (SDTGM)
Korkmaz ve Akgüngör	2021	Çiçek Tozlaşma Algoritması (FPA), Yapay Arı Koloni Algoritması (ABC), Karga Arama Algoritması (CSA), Krill Sürü Algoritması (KH) ve Kelebek Optimizasyon Algoritması (BOA)
Srisaeng ve Baxter	2021	ANFIS
Srisaeng ve Baxter	2022	ANFIS

Çizelge 3.2. Veri aralığı ve kullanılan değişkenlere göre havayolu yolcu talep tahmini çalışmaları

Yazar	Yıl	Veri yıl aralığı	Değişkenler(girdi)
Alekseev ve Seixas	2002	1978-1998	Gsyih (Brezilya Gayri Safi Yurtiçi Hasıla), Ypd (Bilet Getirisi, Brezilya Para Biriminde Taşınan Kilometreler İçin Ortalama Bilet Fiyatları) Ve Kukla Değişken
BaFail	2004	1975-1986	-
Grosche ve ark.	2007	-	Uzaklık, Nüfus, Havza
Alekseev ve Seixas	2009	1978-1998	-
Abdelghany ve Guzhva	2010	1998-2008	Mevsimsellik, Yakıt Fiyatı, Havayolu Stratejileri, Olaylar Ve Finansal Koşullar
Yun ve ark	2011	2010-2014(tahmin edilen)	Kişi Başına Gayri Safi Yurtiçi Hasıla, Kentsel Yerleşik Nüfus, Çinli Giden Ziyaretçi Sayısı Ve Demiryolu Yolcu Trafiği
Srinidhi ve Manrai	2014	1991-2010(modellemede kullanılan) 2014-2020(tahmin)	Uçak Bilet Ücreti, Şehir Nüfusları, Uzaklık, Hava Servis Kalitesi, Gelir.
Xiao ve ark	2014	2004-2012/temmuz 2011-Aralık 2012	-
Srisaeng ve ark	2015a	1992-2014	Avusturalya Gerçek Gsyih, İşsizlik Oranları, Nufus Büyüklüğü, Turistik Konaklama Yatak Kapasitesi, Reel Faiz Oranları, İç Hat Rpk, Gerçek En İyi İndirimli Ekonomi Bilet Fiyatları, Jet Yakıt Fiyatları, 3 Kukla Değişken
Srisaeng ve ark	2015b	1992-2014	-
Mohie El-Din ve ark	2015	2000-2007/2000-2010	Mısır'da GSMH, Mısır'daki ekonomik büyüme oranı ve Mısır'daki döviz kuru
Kim ve Shin	2016	2010-2014/Eylül 2014 - Nisan 2015	-
Ghomi ve Forghani	2016	son beş yıllık günlük yolcu verileri, gelecek 12 ayın tahmini	PAX
Dantas ve ark	2016	2003-2014/2007-2014	-
Srisaeng ve Baxter	2017	1993-2016	Dünya Reel GSYİH, Dünya Nüfusu, Jet Yakıtı Fiyatları, Uçak Bilet Ücretleri, İşsizlik Oranları, Döviz Kuru, Avustralya'nın Turizm Verileri, Avustralya'nın Giden Yolcu Sayısı, 3 Kukla Değişken
Olaniyi ve ark	2018	2010-2017	-
Adeniran ve Stephens	2018	2001-2017/2018	-
Kalathilparmbil ve Şahin	2019	2002-2017/2018-2023	Uçak, yolcu ve yük trafiği
Ramadhani ve ark	2020	2014-2019	-
Jin ve ark	2020	2006-2015/2015-2017	-

Çizelge 3.2. (devam)

Olaniyi ve ark	2018	2010-2017	-
Adeniran ve Stephens	2018	2001-2017/2018	-
Carmona-Benítez ve Nieto	2020	1993-2017	Seyahat eden toplam yolcu
Korkmaz ve Akgüngör	2021	2002-2017/2017-2035	Kişi başına GSYİH (\$), jet yakıtı fiyatı (\$/varil), yıllık yakıt tüketimi (varil/yıl) ve koltuk kapasitesi
Srisaeng ve Baxter	2021	1994-2019	Dünya reel GSYİH, Dünya nüfusu, jet yakıtı fiyatları, uçak bilet ücretleri, işsizlik oranları, turist harcamaları, döviz kuru, Avustralya'nın turizm verileri, Avustralya'nın giden yolcu sayısı, 4 kukla değişken

### 3.1. Havayolu Yolcu Talep Tahmini Çalışmalarının Bibliyometrik Analizi

Günümüzde bilgi teknolojilerindeki gelişmeler ulaşılabilir bilgi miktarını artırmaktadır. Elde edilen bilgilerin ayıklanması, kaynak güvenliği ve güncelliği oldukça büyük önem taşımaktadır. Bu nedenle veri ile yığınsal olarak çalışmaktansa verileri sınıflandırmak onları daha iyi analiz etme ve ihtiyaç duyulan doğru, güvenilir ve yeterli bilgiye ulaşma imkanı tanımaktadır. Bu amaçla kullanılacak yöntemlerden biri de bibliyometrik analizdir. Bibliyometrik çalışmalar, bir bilim dalıyla ilgili mevcut alan yazınındaki çalışmaların mevcut durumunu, yönelimini ve gelişimini ortaya koyan çalışmalardır (Üstdiken ve Pasadeos, 1993). Bibliyometrik çalışmalar ele alınan konudaki çalışmaları atıf, kişi, konu ve ülkelerin dağılımı veya kitap, makale gibi yayın türü dağılımına göre matematiksel veya istatistiksel olarak analiz ederek inceleme imkanı vermektedir.

Çalışmanın bu kısmında havayolu yolcu talep tahmini literatürünün bibliyometrik analiz yaklaşımıyla; gelişimsel büyüme modelini, sosyal ve entelektüel yapılarını, işbirliği ağlarının yapısını anlamayı amaçlamaktadır. Çalışmada, literatürün gidişatını geriye dönük olarak tanımlamak istenmektedir. Bir diğer amaç ise elde edilen bulgularla bu alanda çalışma yapacak araştırmacılara rehberlik eden bir çalışma ortaya koymaktır.

Havayolu yolcu talepleri tahmin çalışmalarını bulmak için Web of Science(WoS) ve Scopus veri tabanları kullanılmıştır. Yolcu talep tahminleri havayolu şirketlerinin planlama yapabilmesi için genellikle geçmiş verilerin toplanıp değerlendirilmesiyle yapılan çalışmalardır (Srisaeng 2015, Jin ve ark. 2020). Bu çalışmanın temel amacı, Havayolu yolcu talep tahmininde eğilimleri, gelişmeleri, işbirliği ağlarının doğasını anlamak ve ortaya çıkarmak için havayolu yolcu talep tahmin çalışmalarının bilimsel bir haritalamasını çıkarıp, analiz etmektir.

WoS ve Scopus, makaleler, kitap bölümleri ve konferans tutanakları dahil olmak üzere hakemli bilimsel verileri barındıran ana ve en büyük veritabanları olarak kabul edilmektedir. Seçilen veritabanları çok çeşitli bilimsel disiplinleri ve alt disiplinleri kapsayan bibliyometrik inceleme çalışmalarında yaygın olarak kullanılmıştır (Bakır ve ark, 2022; Zwane ve ark, 2022). Bu çalışmada metodoloji havayolu yolcu talep tahmin araştırmalarına göre oluşturulmuştur. Tüm

uygulanabilir bilimsel belgeleri bulabilmek için kapsamlı arama konuları tanımlanmıştır. Bibliyometrik analiz, bilimsel haritalamanın yanında araştırma konularının yapısal ve dinamik unsurlarını ortaya çıkarmak içinde yaygın olarak kullanılmaktadır (Zwane ve ark, 2022).

Sonuç olarak, bu çalışmada hedeflenen bilimsel haritalama ile yayın büyümesi ve eğilimleri(1), havayolu yolcu talep tahmini çalışmalarına katkıda bulunan yazarlar(2), çalışmaların daha çok yapıldığı ülkeler(3), işbirliği ağları(4), anahtar kelime oluşumları(5) temalarını değerlendirmektedir. Bu temaların arama konuları Çizelge 3.3.'te özetlenmiştir. Belge taraması tüm yılları kapsamaktadır, sınırlandırma yapılmamıştır.

Çizelge 3.3. Havayolu yolcu talebi tahminine ilişkin yayınları bulmak için kullanılan arama konuları

WoS ve Scopus Veritabanlarında Arama Konuları
"air transport" OR "airline passenger" OR "air passenger" AND "forecasting"
"air transport" OR "airline passenger" OR "air passenger" AND "prediction"

Çizelge 3.4., mükerrer verilerin ön işlenmesi ve filtrelenmesinden sonra alınan belgeleri özetlemektedir. Arama 887 veri ile sonuçlanmıştır. Alınan çalışmaların çoğunluğunu bilimsel makaleler oluşturmaktadır. Belgeler bibliyometrik haritalama yaklaşımıyla analiz edilip VOSviewer ve R-tabanlı Bibliometrix yazılımları ile görselleştirilmiştir. Çalışmaların mevcut durumunu değerlendirmek için farklı alt gruplara ayrılıp analiz edilmiştir. Bu alt gruplar; alanda araştırma yapan en aktif ülkeler, en çok atıf alan çalışmalar, en çok atıf alan ülkeler, ülkeler içerisindeki ortaklıklar, sık kullanılan anahtar kelimeler.

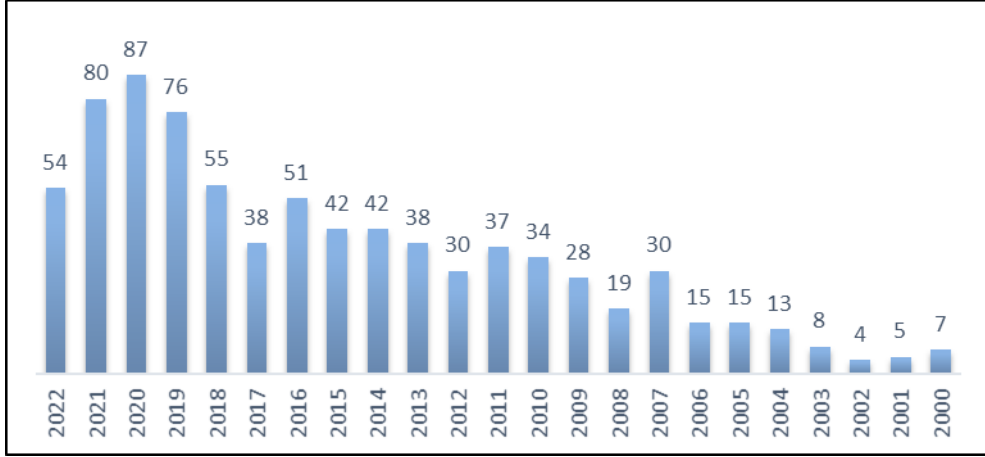
Çizelge 3.4. Türüne göre alınan belgelerin özeti

Belge Türü	Sayı
Makale	662
Konferans, bildiri	181
Kitap bölümü	14
Literatür değerlendirmesi	20
Diğerleri	10
Toplam	887

### 3.1.1. Havayolu yolcu talep tahmininin bilimsel haritalandırılması

#### *Bilimsel Yayın Sayısı*

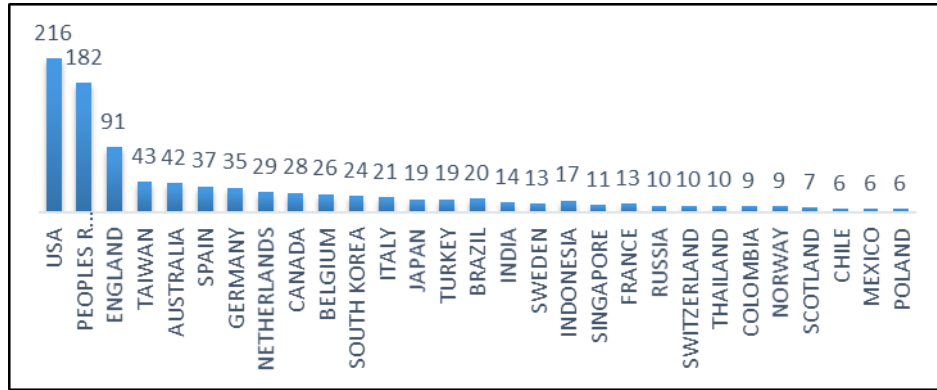
Havayolu yolcu talep tahmini alanında 1982 yılında ilk çalışma yapılmaya başlanmıştır. Bu alandaki çalışmaların 2022 yılına kadar olan yıllara göre değişimleri Şekil 3.1.'de verilmektedir. Grafik incelendiğinde en çok 2020 yılında bu alanda çalışma yapıldığı görülmektedir. Özellikle 2004 yılından sonra yayın sayısında önemli bir büyüme gözlenmiştir. Bu büyümenin havayolu taşımacılığı dünya genelinde büyümesiyle paralel olduğu söylenebilmektedir (IATA, 2021b).



Şekil 3.1. Yıllık bilimsel yayın sayısı

### ***En Çok Yayın Yapan Ülkeler***

Birçok ülke havayolu yolcu talep tahminiyle ilgili çalışmalar yapmıştır. Bu alanda en çok bilimsel yayını olan ülkeler Şekil 3.2.'de verilmektedir. Ülkeler, ilgili yazarın bağlı bulunduğu ülkeye göre sıralanmaktadır. En çok yayın sayısına sahip olan ülkenin Amerika Birleşik Devletleri(ABD) olduğu görülmektedir. ABD'yi ardından Çin, İngiltere, Tayvan ve Avustralya takip etmektedir. Çin ile ABD arasındaki farkın daha az olduğu gözlenirken, üçüncü sırada olan İngiltere'nin Çin ve ABD'nin yarısı kadar toplam yayın sayısına sahip olduğu görülmektedir. Bu durumda analiz edildiğinde Çin ve ABD'nin yüzölçümü ve nüfus fazlalığı etkisiyle havayolu taşımacılığının daha çok kullanılmasının etkisi olduğu söylenebilir. Havayolu taşımacılığında devlet denetiminin azalıp özelleşmesi de yine bu alanda yapılan çalışma sayılarının artmasını sağlamıştır.

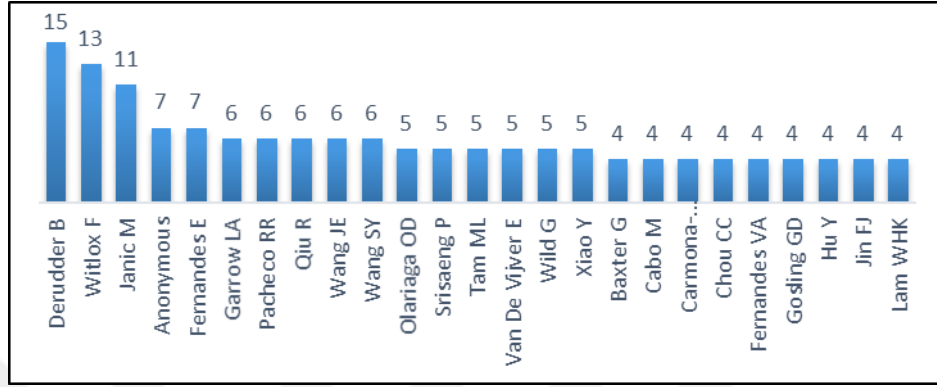


Şekil 3.2. Toplam yayın sayısına göre ülkelerin sıralaması

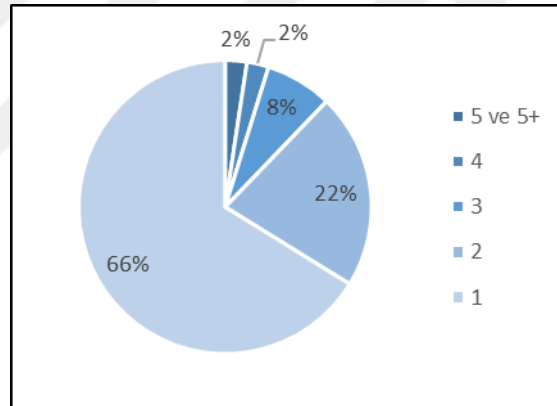
### ***En Çok Bilimsel Yayına Sahip Yazarlar***

Havayolu yolcu talep tahmini alanında yapılan çalışmalarda en çok yayın sayısına sahip olan yazarlar Şekil 3.3.'te verilmiştir. Çalışmada bulunan bilimsel yayınlarda 501 farklı yazar katkısı saptanmıştır. Alanda tek bir yayını bulunan yazar sayısı 331, iki bilimsel yayını bulunan yazar sayısı 108, üç bilimsel yayını olan yazar sayısı 37'dir. Havayolu yolcu talep tahmini alanında

bilimsel yayın yapan yazarların yayın sıklığına göre grafiği Şekil 3.4.'te verilmektedir. Ben Derudder toplam 15 bilimsel yayın sayısı ile alanda en çok yayın sayısına sahip olan yazardır. Derudder Belçika'da bulunan Katholieke Üniversitesinde görev yapmaktadır. Frank Witlox 13 bilimsel yayın sayısı ile ikinci sırada alanda en çok yayına sahip olan yazar olduğu görülmektedir. Witlox'da Belçika'da bulunan Ghent Üniversitesi'nde görev yapmaktadır.



Şekil 3.3. Yazarların havayolu yolcu talep tahmini alanında yayımladığı toplam bilimsel yayın sayısı



Şekil 3.4. Yazarlara göre toplam bilimsel yayın sayısı frekans tablosu

#### ***En Sık Kullanılan Kaynaklar/Dergiler***

Havayolu yolcu talep tahmini alanında yapılan çalışmaların en sık yayınlandığı yayıncılar Çizelge 3.5.'te gösterilmiştir. Bu alanda yapılan çalışmaların yer aldığı dergilerin çoğunlukla Elsevier bünyesinde olduğu görülmektedir.

Çizelge 3.5. En İlgili Yayıncılar

Yayıncılar	Toplam Yayın Sayısı
Elsevier	242
Springer Nature	58
Taylor & Francis	52
IEEE	37
Mdpi	31
Wiley	31
Sage	23
Kluwer Law Int	20

Atıfların ilgili yayının yayınlandığı dergiyle bağlantılı olduğu söylenebilir. Görünürlüğü yüksek olan dergilerin alacağı atıf sayısı daha fazla olacaktır. Bu nedenle havayolu yolcu talep tahmini alanında alakalı kaynaklar hakkındaki bilgiler Çizelge 3.6.'da gösterilmektedir. Tablo incelendiğinde; yüksek etki faktörüne sahip dergilerde çok sayıda bu alanda çalışma yayınlandığı görülmektedir. Etki faktörü bir akademik derginin o dergide yayınlanan güncel makalelere yapılan ortalama atıf sayısını yansıtan yapılmış olan çalışmaların yayınlandıkları dergilerde analiz edilmiştir. Bu analiz sonucunda en bir ölçüttür. Yüksek etki faktörlü dergilerde yayınlamak, açık erişim dergilerinde yayınlamak, uluslararası yazarlarla yayınlamak ve disiplinler arası dergilerde yayınlamak gibi stratejiler araştırma makalelerini geniş bir kitleye ulaştırmayı sağlayıp atıf sayısının artmasını sağlayacaktır.

Çizelge 3.6. En İlgili Kaynaklar/Dergiler

Kaynak/Dergi	Etki faktörü	Toplam yayın sayısı
Journal of Air Transport Management Sustainability	5,428	81
Journal of Transport Geography	3,889	21
Air Space Law	5,899	20
Transportation Research Record	0,4	17
Transportation Research Part A: Policy And Practice	2,019	16
Transportation Journal	6,615	14
	4,814	11

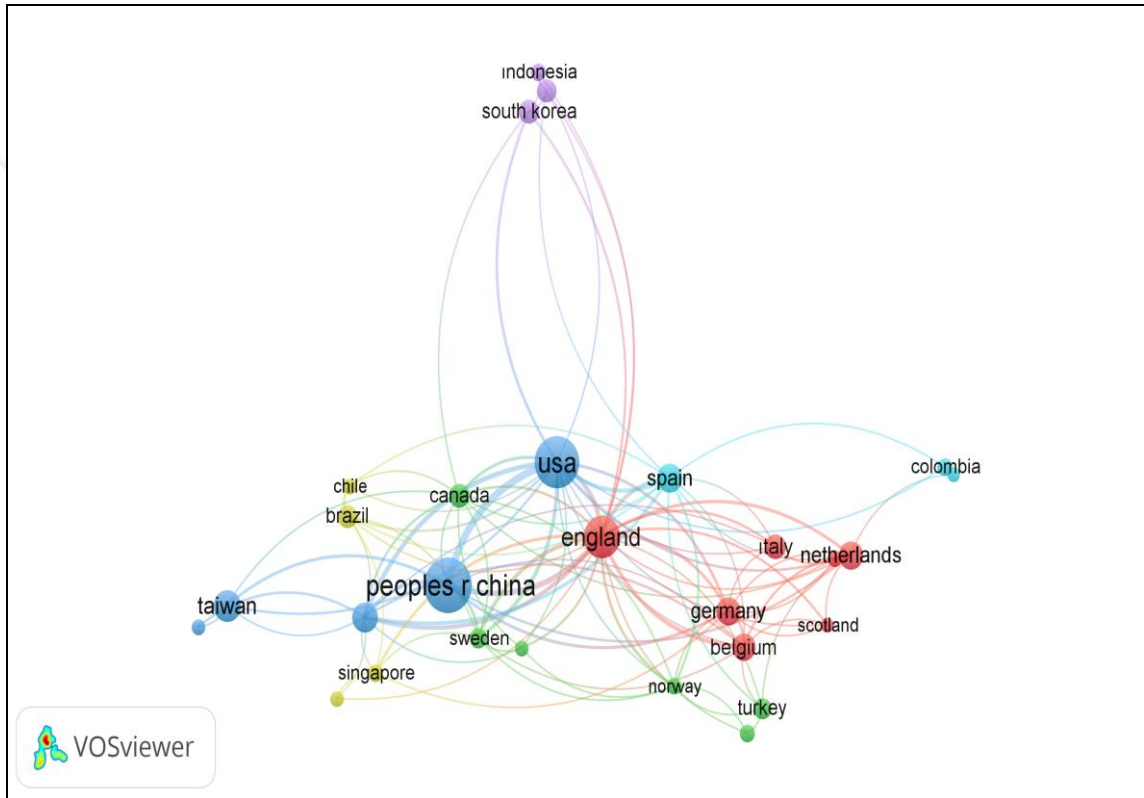
Havayolu yolcu talep tahmini alanında yapılan çalışmalardan en çok atıf alan çalışmalar hakkında kısa bilgiler Çizelge 3.7.'de verilmiştir. Wang ve arkadaşları (2011) çalışmalarında Çin'in hava ulaşım ağının genel yapısını ve şehir bazında yapısını incelemek için karmaşık ağ teorisini kullanılmıştır. Çin'deki hava taşımacılığı ağının hızlı gelişiminin kendine özgü bir model oluşturduğunu öne sürmüşlerdir. Çin özelindeki hava taşımacılığıyla ilgili çalışmalara referans olmuştur (Zhang ve ark. 2020, Wang ve ark. 2016). Epstein ve arkadaşları (2007) tarafından olası bir pandemi durumunda hem eşzamanlı küresel kısıtlamalar hem de sıralı, şehir şehir kısıtlamalarının hava taşımacılığına etkisi test edilmiştir. Özellikle yaşanan Covid-19 pandemisi sonrasında bu çalışma oldukça fazla sayıda atıf almıştır (Joo Ve ark. 2021, Borkowski ve ark. 2021). Grosche ve arkadaşları (2007) çalışmalarında şehir çiftleri arasındaki hava yolcu hacminin tahmini için iki model geliştirmişlerdir. Her iki model de istatistiksel olarak test edilip, doğrulanmıştır. Çalışma daha sonra yapılan birçok havayolu yolcu tahmini çalışmalarına referans olmuştur (Biolini ve ark. 2020, Dascon ve Olariaga 2021).

Çizelge 3.7. En çok alıntı yapılan yayınların sıralaması

Yazar(lar)	Yıl	Ülke	Yayın Adı	Yayın yeri	Anahtar Kelimeler	Atrif
Wang ve ark.	2011	Çin	Exploring the network structure and nodal centrality of China's air transport network: A complex network approach	Journal of Transport Geography	Air transport network, Complex network, Centrality, China	275
Epstein ve ark.	2007	ABD	Controlling Pandemic Flu: The Value of International Air Travel Restrictions	Plos ONE	-	190
Grosche ve ark.	2007	Almanya	Gravity models for airline passenger volume estimation	Journal of Air Transport Management	Passenger volume estimation; Gravity model; Forecasting	152
Iacus ve ark.	2020	İngiltere	Estimating and projecting air passenger traffic during the COVID-19 coronavirus outbreak and its socio-economic impact	Safety Science	COVID-19, Coronavirus Air passengers data, Human mobility, Scenario analysis	111
Hsu ve Wen	1998	Tayvan	Improved grey prediction models for the trans-pacific air passenger market	Transportation Planning and Technology	Grey theory, Grey model, Air passenger traffic, Prediction	95
Suryani ve ark.	2010	Endonezya	Air passenger demand forecasting and passenger terminal capacity expansion: A system dynamics framework	Expert Systems with Applications	Demand forecasting, System Dynamics, Simulation, Capacity expansion, Scenario	89
Suki	2014	Malezya	Passenger satisfaction with airline service quality in Malaysia: A structural equation modeling approach	Research in Transportation Business & Management	Tangibles, Customer satisfaction, Service quality, Structural equation modeling	81
Clewlöw ve ark.	2014	ABD	The impact of high-speed rail and low-cost carriers on European air passenger traffic	Transport Policy	High-speed rail, High-speed train, Air transport, Low-cost carriers, Climate	75
Chi ve Baek	2013	ABD	Dynamic relationship between air transport demand and economic growth in the United States: A new look	Transport Policy	Autoregressive distributed lag (ARDL) approach, Economic growth, Error correction model, US air travel and freight demand	71

### Ülke İşbirlikleri

Havayolu yolcu talep tahmini alanında yayınlanmış bilimsel belgelerden elde edilen ülke işbirliği ağı Şekil 3.5.'te gösterilmektedir. Şekilde yer alan ağ yapısı WoS ve Scopus veri tabanlarından elde edilen veriler VOSviewer'a yüklenerek elde edilmiştir. Birbirleriyle güçlü işbirliklerine göre ülkeler altı kümeye ayrılmıştır. Kırmızı renkle gruplandırılmış ilk kümede İngiltere'nin Almanya, İtalya ve Belçika dahil olmak üzere 7 ülkeyle işbirliği gösterilmektedir. Yeşil renk ile gruplandırılmış kümede Türkiye, Kanada ve Rusya'nın ülke işbirliği ağı gösterilmektedir. Tüm kümelerin ülke işbirlikleri Çizelge 3.8.'de verilmektedir.



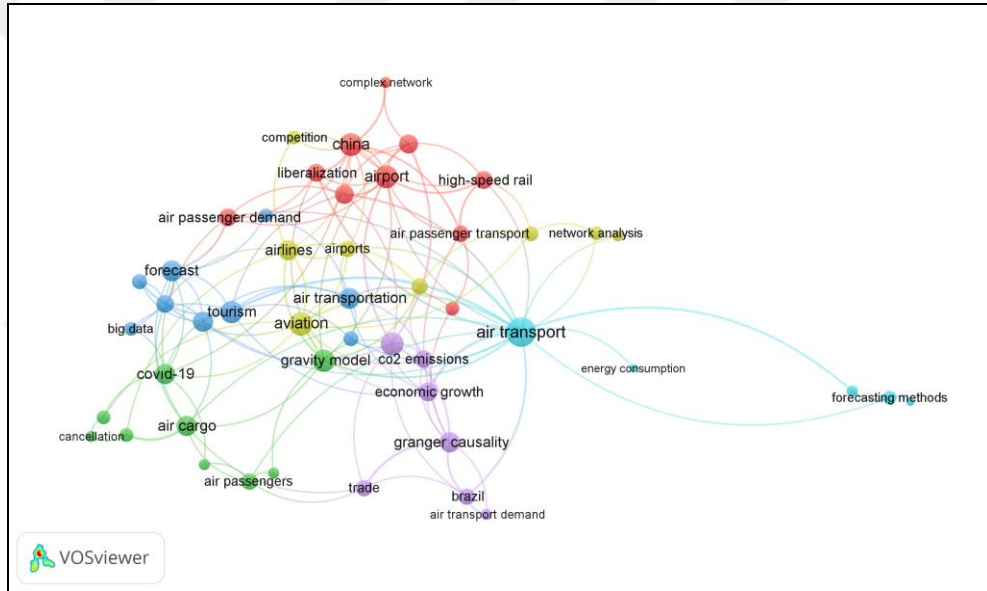
Şekil 3.5. Havayolu yolcu talep tahmininde ülke işbirliği çalışmalarını ağı

Çizelge 3.8. Havayolu yolcu talep tahmininde ülke işbirliği kümeleri

Cluster Color(Number of Members)	Collaborating countries
Red(7)	England, Belgium, France, Germany, Italy, Netherlands, Scotland
Green(6)	Canada, India, Norway, Russia, Sweden, Turkey
Blue(5)	Australia, China, Taiwan, Thailand, USA
Yellow(4)	Brazil, Chile, Singapore, South Africa
Purple(3)	Indonesia, Japan, South Korea
turquoise (3)	Colombia, Mexico, Spain

### Anahtar Kelime Analizi

Makalelerde anahtar kelimelerin birlikte bulunma sıklığını gösteren anahtar kelimelerin ilişki ağı, havayolu yolcu talep tahmini için Şekil 3.6.'da gösterilmiştir. Çizelge 3.9.'da, her kümedeki anahtar kelimelere ilişkin ayrıntılı bilgiler verilmektedir. Kırmızı renkli küme baskın 10 anahtar kelimeye sahiptir. Bu küme, tahminin önemli yönlerini ele alan farklı temaları yansıtmaktadır. Kırmızı kümede en sık geçen anahtar kelimeler “air passenger demand”, “air passenger transport”, “airport” ve “china” ‘dır. Bu kümedeki anahtar kelimeler ağırlıklı olarak Çin’in hava yolculuğu yapısı üzerine olan çalışmalardan oluşmaktadır (Zhang ve ark. 2020, Wang ve ark. 2016, Wang ve ark. 2011). Yeşil renkle sınıflandırılan kümede en sık geçen anahtar kelimeler “air cargo”, “gravity model”, “covid-19”, “air passenger”, ve “cancellation”’dır. Bu kümede yaşanan Covid-19 pandemisiyle artış gösteren çalışmalarda yer alan anahtar kelimelerden oluşmaktadır (Joo Ve ark. 2021, Borkowski ve ark. 2021).



Şekil 3.6. Havayolu yolcu talep tahmininde anahtar kelime ilişki ağı

Çizelge 3.9. En sık kullanılan anahtar kelimelerin sıralaması

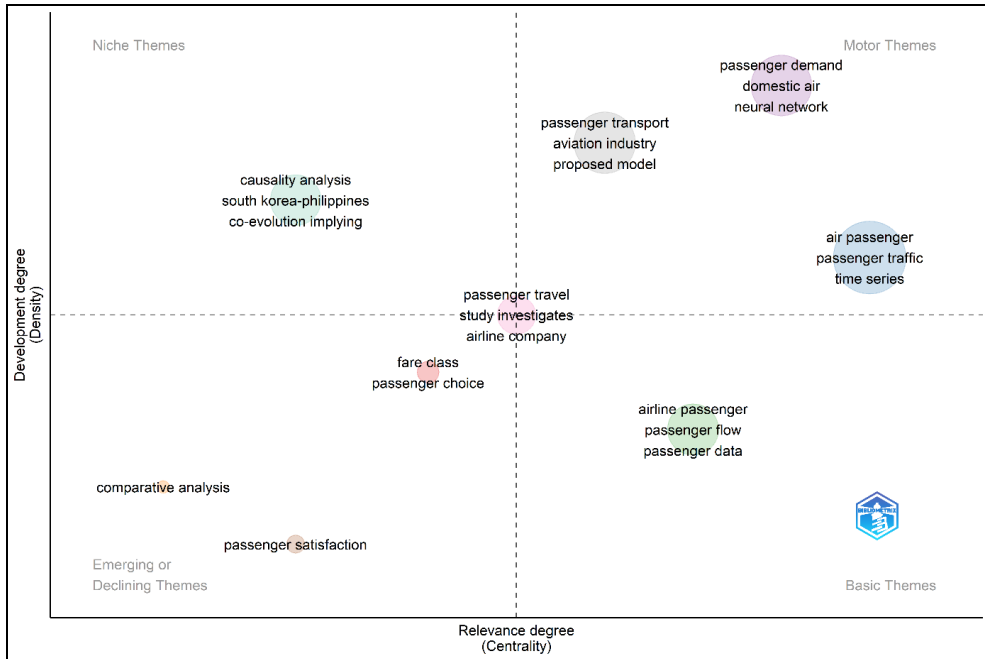
Küme Rengi(Üye Sayısı)	Baskın Kelimeler
Kırmızı(10)	air passenger demand, air passenger transport, airport, china
Yeşil(9)	air cargo, gravity model, covid-19, air passenger, cancellation
Mavi(9)	tourism, air passenger, forecast, big data, demand
Sarı(8)	airlines, aviation, airports, competition, network analysis
Mor(7)	air passenger traffic, air transport demand, brazil
Turkuaz(5)	air passenger forecasting, air transport, australia, forecasting methods

Mavi kümede görülme sıklığı yüksek olan anahtar kelimeler “tourism”, “air passenger”, “forecast”, “big data” ve “demand” ‘dır. Sarı kümede sık kullanılan anahtar kelimeler “airlines”, “aviation”, “airports”, “competition” ve “network analysis” ‘dır. Mor kümede görülme sıklığı yüksek olan anahtar kelimeler “air passenger traffic”, “air transport demand” ve “brazil” ‘dır.

### 3.1.2. Tematik Ağ Analizi

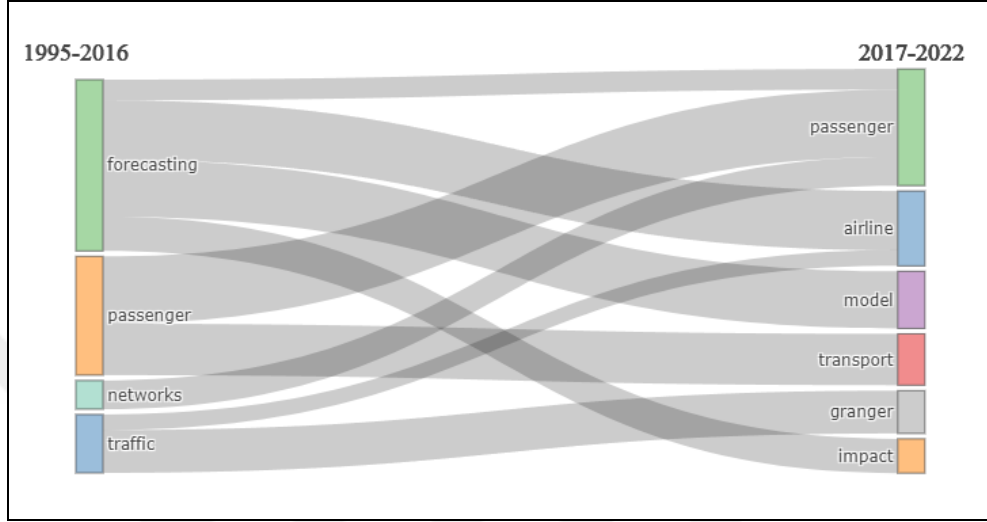
Havayolu yolcu talep tahmini çalışma konularının evrimini değerlendirmek için R tabanlı Bibliometrix ile tematik bir harita oluşturulmuştur. Şekil 3.7.'de verilen tematik grafikler dört çeyreğe bölünmüştür. Çeyreğin sağ üst köşesinde yer alan temalar motor temalardır (sıcak konular), yani bunlar diğer alt alanlarla güçlü bağlantıları olan iyi geliştirilmiş, sık kullanılan temalardır. Sol üst kısımda görünen temalar niş temalar olarak bilinmektedir. Bu temalar iyi kurulmuş temalardır ve havayolu yolcu talep tahmini araştırma alanında çok önemlidir. Sol alt kısımdaki temalar ortaya çıkan veya azalan olarak adlandırılmaktadır. Bu temalar düşük yoğunluk nedeniyle zayıf gelişmiş olarak kabul edilmektedir. Son olarak, sağ alt kısımda kalan temalar temel olarak adlandırılmaktadır. Uzman temalar olmasına rağmen bu alanda geliştirilmektedir.

Şekil 3.7.'de gösterildiği gibi, araştırma alanımızdaki sıcak konular yolcu talebi, yolcu taşımacılığı, sinir ağları, yolcu trafiği, zaman serileri, havacılık endüstrisi ve iç hat yolculuğudur. Havayolu yolcu talep tahmini alanında kullanım sıklığı azalan temalar; karşılaştırılmalı analiz, yolcu memnuniyeti, ücret sınıfları ve yolcu seçimidir. Dört tema grubunun ortasında bulunan konular zaman içerisinde tüm gruplara dahil edilen temalardır.



Şekil 3.7. Havayolu yolcu talebi tahmininin tematik ağı

Havayolu yolcu talep tahmini alanının zaman içerisindeki tematik evrimi Şekil 3.8.'de verilmektedir. Şekil incelendiğinde 1995-2016 yılları arasında sık tercih edilen temalar tahminleme, yolcu, ağlar ve trafik üzerine olduğu görülmektedir. 2017-2022 yılları arasında yapılan çalışmalarda ise havayolu, model, taşımacılık ve etki kavramları sık tercih edilen temalar olarak tespit edilmiştir.



Şekil 3.8. Havayolu yolcu talebi tahmininin tematik ağı

Mevcut çalışmada, 1982'den 2022 yılına kadar olan bilimsel yayınları göz önünde bulundurarak, havayolu yolcu tahmini araştırmalarının gelişimini ortaya koymaya çalışılmıştır. Alanda yayınlanan 662 adet araştırma makalesi, 181 adet konferans bildirisi, 14 kitap bölümü ve 20 literatür çalışması bulunmuştur (Çizelge 3.4.). Havayolu yolcu talep tahmin araştırmalarında artan bir trendin olduğu ve bugüne kadar en verimli yıl olduğu gözlemlenen 2020 yılında zirve yaparak 2004 yılından itibaren önemli bir büyüme görüldüğü ortaya konmuştur (Şekil 2). Gözlenen ilerlemeyle alana daha fazla ilgi gösterildiği ve tahmin araştırmalarını geliştirmek için çeşitli yolların araştırıldığı ortaya çıkmaktadır.

Havayolu yolcu talebi araştırmalarında en çok yayın sayısına sahip ülkeler arasında ABD ve Çin ilk sırada gelmektedir (Şekil 3.1.). Sonraki ülke ile toplam yayın sayılarının arasındaki fark dikkat çekicidir. Bu durumun ülke nüfusunun ve yüz ölçümünün fazlalığından dolayı daha fazla araştırma yapıldığı çıkarımı yapılabilmektedir (Wang ve ark. 2011). Toplam yayın sayısı ABD ve Çin de fazla olsa da en çok yayını olan yazarların farklı ülkelerden olduğu tespit edilmiştir. Toplam yayın sayısı en fazla olan ilk üç yazar Belçika ve Hollanda'dandır (Şekil 3.2.). Bu alanda bilimsel yayın yapmış yazarların %66'sının tek bir yayın yapmış olduğu gözlenmektedir. Yalnızca %2'si 5 ve üzeri toplam yayın sayısına sahiptir (Şekil 3.3.).

Havayolu yolcu talebi tahmini alanındaki bilimsel yayınların en fazla Elsevier yayıncısında olduğu görülmektedir (Çizelge 3.5.). Elsevier'dan sonra gelen yayıncı Springer olsa da aralarındaki fark büyüktür. Tarandığı indeksler, uygun dergi sayısının fazlalığı, işleme ücretleri vb. sebepler buna neden olabilmektedir. Yayınların görünürlüğünü sağlayan en önemli ölçüt aldıkları atıf sayılarıdır. Dergilerde bu atıf sayılarına göre etki faktörü almaktadırlar. Havayolu yolcu talebi alanındaki yayınların en çok “Journal of Air Transport Management” dergisinde olduğu gözlenmektedir (Çizelge 3.6.). Alanla ilgili dergide toplam 81 bilimsel yayın bulunmaktadır. Alanda yapılan toplam yayın sayısının neredeyse %10'u bu dergide yayınlanmıştır. Derginin etki faktörü 5,428'dir. Derginin bağlı olduğu yayıncı Elsevier'dır. Wang ve arkadaşlarının 2011'de yaptıkları çalışma ilgilenilen alanda en çok atıf sayısına sahip olan yayındır (Çizelge 3.7.). Çalışma 275 atıf sayısına sahiptir. Eptein ve arkadaşlarının 2007 yılında yaptıkları çalışma bu alanda en çok atıfa sahip olan ikinci yayındır. Bu yayının atıf sayısı 190'dır.

Bu çalışmadaki analiz ayrıca, alandaki çalışmaların uluslararası işbirliklerine sahip olduğunu göstermektedir (Şekil 3.4.). Ülke işbirliklerinin ülkelerin coğrafi konumlarından bağımsız olarak gerçekleştiği gözlenmektedir (Çizelge 3.8.). Örneğin Çin ve ABD coğrafi olarak uzak ülkeler olsa da ortak yayın sayısı oldukça fazladır. Bu durum alandaki yayın çeşitliliğini artırmaktadır.

Son olarak yazarların anahtar kelimelerine dayalı olarak altı farklı araştırma kümesi ortaya çıkarılmıştır. Şekil 3.5.'teki anahtar kelimelerin analizine göre, kırmızı kümenin baskın anahtar kelimelere sahip olduğu gözlenmektedir. “air passenger demand”, “air passenger transport”, “airport” ve “China” kırmızı kümenin elemanları olan anahtar kelimelerdir. Bu kümedeki anahtar kelimelerden “China” en çok yayın yapan ülkeler arasında da yer almaktadır. Bu durumda yazarların yayınlarında ülke verilerini sıkça kullandıklarını söylemek mümkündür. Turkuaz kümedeki en baskın kelime hava taşımacılığıdır. Hava taşımacılığı doğrudan yolcu talepleriyle ilgili bir konudur. Mavi kümeye bakıldığında en sık kullanılan anahtar kelimeler arasında turizm görülmektedir. Turizm talep tahmin çalışmaları özellikle son on yıllarda havayolu taşımacılığıyla ilgili bir çalışma konusu olmaya başlamıştır (Seetaram ve ark. 2014, Alvarez-Albel ve ark. 2017). Şekil 3.6.'de verilen tematik ağ analiziyle yolcu trafiği, yolcu talebi, yolcu taşımacılığı, sinir ağları, zaman serileri, iç hat yolculuğu ve havacılık endüstrisi sık kullanılan sıcak temalardır. Sıcak temalar arasında yer alan hava yolculuğu ile ilgili 182 adet, yolcu talebi ile ilgili 74 adet çalışma bulunmaktadır. Müşteri memnuniyeti temasında çalışma sayısı 3 iken karşılaştırmalı analiz ile ilgili çalışma sayısı 2'dir. Bu iki tema az yoğunluklu olan temalar arasındadır.



## 4. MATERYAL VE METOD

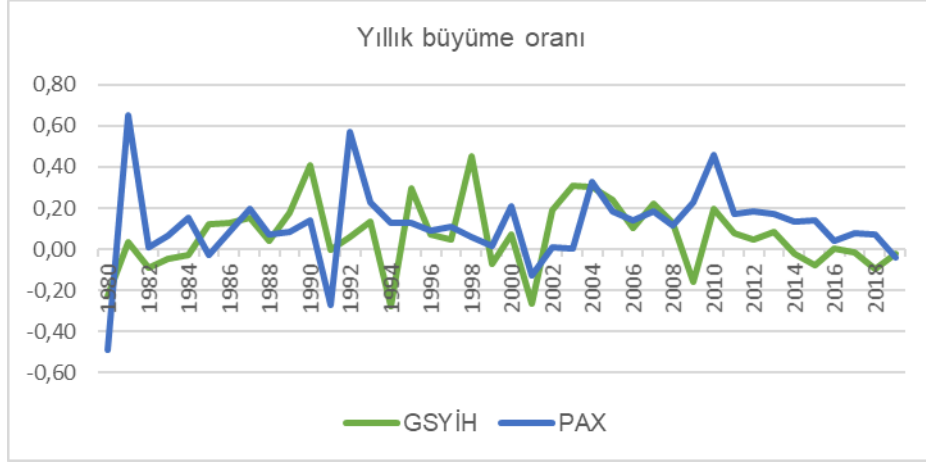
### 4.1. Havayolu Yolcu Talebini Etkileyen Faktörler

Havayolu yolcu talebini etkileyen faktörler oldukça karmaşıktır (Doganis, 2009; Vasigh ve ark, 2008). Her faktör, havayolu yolcu talebini artırabilen veya azaltabilen unsurlardan oluşmaktadır. Yolcu talep tahminini etkileyen bu faktörler iki geniş gruba ayrılmaktadır. Birinci grup, havayolu endüstrisinin dışında kalan faktörlerden oluşmaktadır. İkinci grup ise endüstrinin kendi içerisindeki faktörleri içermektedir (Ba-Fail ve ark, 2000).

Tatil amaçlı (boş zaman) seyahat edenler, belirli bir gelir veya bütçe kısıtlamasına tabi olarak, hava yolculuğundan ve ilgili tatil deneyimlerinin tüketiminden elde edilen faydayı veya memnuniyeti optimize etmeyi amaçlamaktadır. Boş zaman seyahati talebinin özellikleri, sosyoekonomik özelliklerle birlikte uçak yolculuğu maliyetlerini, diğer malların nispi fiyatını ve geliri içermektedir (Brons ve ark. 2002).

Hava yolculuğu talebinin birincil itici gücü ekonomik büyümedir (Belobaba ve Odoni, 2009; Wensveen, 2011). Boş zaman seyahatine olan talebi etkileyen en önemli sosyoekonomik değişken kişisel veya hane halkı gelirdir. Bunun nedeni, boş zaman gezilerinin yolcu tarafından ödenmesidir. Ayrıca daha yüksek ekonomik faaliyet seviyeleri, artan iş gereksinimleri ve tüketicilerin daha yüksek harcamaları nedeniyle hava taşımacılığı hizmetlerine olan talep artacaktır. Genel ekonomik kalkınma düzeyi ile hava taşımacılığı faaliyeti arasındaki güçlü ilişkiye ek olarak, hava trafiğindeki yıllık büyüme oranı, dünya ekonomik büyümesinin yıllık oranı ile de yakından ilgilidir (Srisaeng ve ark, 2015).

Ekonomik büyüme dönemlerinde ve tüketici güveni güçlü olduğunda hava yolculuğu talebi artmaktadır. Aksi durumda, ekonomiler durgunluğa düştüğünde veya gerileme yaşadığında, işsizlik büyümekte tüketici güveni azalmakta ve bireyler genellikle isteğe bağlı seyahat ve diğer lüks alımları ertelemektedir (Dempsey ve Gesell, 1997). Gelirin yolcu talebini etkisini ortaya koymak için GSYİH ve kişi başı GSYİH değerleri faktör olarak kullanılmıştır. Havayolu yolcu talebi ve ekonomik büyüme arasındaki ilişkiyi göstermek için, PAX değeriyle ölçülebilen Türkiye havayolu yolcu hava trafiğindeki yıllık büyüme oranları 1980-2019 dönemi için Şekil 4.1'de gösterilmektedir. Şekilde de görüldüğü üzere büyük oranda PAX değeri değişimleri Türkiye GSYİH değeri değişimlerini takip etmiştir.



Şekil 4.1. Türkiye havayolu PAX değeri ve GSYİH değerinin büyüme oranlarının karşılaştırılması

Bir tüketicinin hava yoluyla seyahat etme kararını etkileyen temel faktörlerden biri de hava yolculuğunun fiyatıdır. Eğlence amaçlı seyahat eden bireyler, iş amaçlı seyahat eden bireylere göre fiyat ve gelire karşı daha duyarlı olma eğilimindedir. Genellikle boş zaman yolcuları tipik olarak seyahatlerini önceden ayırtma eğilimindedir, daha az popüler zamanlarda seyahat etmeye hazırdır ve seyahat planlarını değiştirme olasılıkları daha düşüktür. Bu nedenle hava yolculuğu maliyetindeki düşüşler, hava trafiğinin büyümesini olumlu yönde etkileyebilmektedir (Hanlon, 2007; Holloway, 2008). Hava yolculuğunun fiyatının ölçülmesi farklı ücret sınıflarının varlığından dolayı karmaşıktır. Bu nedenle hava yolculuğunu etkileyen faktörler göz önünde bulundurulmuştur.

Boş zaman seyahati, insanların harcanabilir gelirlerini harcayabilecekleri diğer yollarla da rekabet eder. Son yıllarda ev bilgisayarları, yüksek çözünürlüklü televizyonlar ve tabletler de popülerliğini artırmış ve boş zaman yolcularının tek kullanımlık tüketimi için yarışmaktadır (Graham, 2000). Bu nedenle, hava yolculuğu için iş seyahatine kıyasla boş zaman seyahati havayolu ücretlerindeki değişikliklere daha duyarlı olma eğilimindedir (Brons ve ark, 2002).

Jet yakıt fiyatları hava yolculuğu talebi için bir başka etkili faktördür (Gesell 1993). Dünya petrol fiyatlarındaki keskin artışların dünya hava yolculuğu talebi üzerinde geçici olsa da önemli etkileri vardır. Küresel ekonomi üzerindeki olumsuz etkiye ek olarak, havayolları genellikle hava yolculuğu talebi üzerinde zararlı bir etkisi olan daha yüksek yakıt maliyetlerini karşılamak için havayolu ücretlerini artırmak zorunda kalmaktadır (Li, 2010). Dolar kurundaki değişimlerde jet yakıt fiyatlarıyla bağlantılı olarak havayolu ücretlerini etkileyebileceği düşünülmektedir.

Demografik değişikliklerinin etkisi yıllık nüfus üzerinden değerlendirilmiştir (Tsekeris, 2009). Nüfusun bir hava yolculuğu pazarının büyüklüğü üzerinde doğrudan bir etkisi vardır ve atlanırsa tahminlerde önyargıya neden olabilmektedir. Örneğin, hava trafiğindeki büyük artış, diğer etkilerden ziyade nüfustaki ani artışı yansıtabilmektedir. Ayrıca, istihdam oranı da hava yolculuğu talebini etkilemektedir (Doganis, 2009). Artan istihdam seviyeleri hava yolculuğu talebini olumlu yönde etkilerken, artan işsizlik seviyeleri hava yolculuğu talebini azaltma veya artırma eğilimindedir (McKnight 2010). Bunun nedeni belirli demografik grupların veya bireylerin yaşam

standardının ülkenin istihdam oranındaki artışlardan etkilenmesidir. İş kayıpları gelirden önemli düşümlere ve dolayısıyla bireyler ve aileleri için tüketimin düşmesine neden olmaktadır. İstihdam oranındaki değişimlerin etkisini değerlendirmek için işsizlik oranları kullanılmıştır.

Havayolu yolculuğu talep seviyeleri ile turizm talebi arasında güçlü bir ilişki bulunmaktadır. Hava taşımacılığı birçok faktörle turizm talebini etkileyebilmektedir. Fiyat temel faktörlerden biridir (Koo ve ark, 2013). Düşük maliyetli taşıyıcıların hızlı büyümesi ile ilişkili artan hava yolculuğu talebi turizmin büyümesine de yardımcı olmuştur (Davidson ve Ryley, 2010). Havayolu taşımacılığı hafta sonu, turistik şehir veya kısa mola turizminin gelişiminde önemli etkiye sahiptir (Graham ve Shaw, 2008). Arkadaş ve akraba ziyaretleri de havayolu yolcu talebini etkilemektedir (Bieger ve Wittmer 2006). Özellikle düşük maliyetli havayolu taşıyıcıları müşterilerin yalnızca uçak bileti satın alabilecekleri değil, aynı zamanda otel rezervasyonu yapabilecekleri, araba kiralayabilecekleri ve seyahat sigortası satın alabilecekleri yüksek verimli web siteleriyle hizmet vermektedirler. Bu durum özel eğlence nedenleriyle seyahat sıklıklarını da genişletmiştir (Olipra, 2012). Tüm bu nedenlerden dolayı çalışmaya, turistik konaklama altyapısını temsil etmesi için turizm yatak kapasitesi hava yolculuğu talep modellemesine faktör olarak dahil edilmiştir.

Reel faiz oranları gibi kısa vadeli koşullar, hem bireysel havayollarının hem de toplam endüstrinin büyüme potansiyeli üzerinde güçlü bir etkiye sahiptir (Abed ve ark, 2001). Faiz oranları harcama ve tasarruf arasındaki dengeyi etkilemektedir (Cook, 2007). Dolayısıyla faiz oranları düşerse, bu mal ve hizmet talebini etkileyebilmektedir. Ayrıca, yüksek faiz oranları havayolu trafiğini azaltıcı bir etkiye sahip olabilecek ekonomik aktiviteyi de engellemektedir (Wensveen, 2011).

Ülkedeki artan üretim miktarıyla iş için seyahat etme sıklığı artacaktır. Bu nedenle iş amaçlı seyahat eden bireylerin eğilimlerini ortaya koyabilmek için sanayi üretim endeksindeki değişimler faktör olarak kullanılmıştır. Artan üretim endeksinin seyahat talebini olumlu yönde etkilemesi beklenmektedir. Sanayi üretim endeksindeki değişimin havayolu yolcu talebiyle ilgili yapılan daha önceki çalışmalarda kullanıldığına rastlanmamıştır.

Ülke ekonomisindeki olumsuzluklara karşı oldukça duyarlı olan turizm endüstrisi, dolaylı olarak havacılık endüstrisini de etkilemektedir. Boş zaman seyahatleri kriz zamanlarında olumsuz etkilenmektedir (Ayaz, 2016). Kukla değişken ülkede yaşanan ekonomik krizlerin etkisini modellere yansıtılabilmek için kukla değişken kullanılmıştır. Türkiye’de 2008 ve 2018-2019 yıllarında yaşanan ekonomik buhran dönemleri kukla değişken kullanılarak modellere dahil edilmiştir.

## 4.2. Veri Kaynakları

Modellerde 2000-2019 yılları arasındaki veriler yıllık ve üç aylık olarak kullanılmıştır. Kullanılan veri aralığına 2020 ve 2021 yılları yaşanan COVID-19 pandemisinden dolayı dahil edilmemiştir. Bu tezde geliştirilen ve deneysel olarak incelenen modellerde kullanılan veriler çeşitli kaynaklardan elde edilmiştir. Türkiye'nin reel GSYİH ve kişi başına reel GSYİH, işsizlik oranları, reel faiz oranı, nüfus büyüklüğü, turistik konaklama kuruluşlarında kaydedilen yatak kapasiteleri ve sanayi üretim endeksi ile ilgili veriler Türkiye İstatistik Kurumunun (TÜİK) veri tabanından elde edilmiştir. Dolar kuru verileri Türkiye Cumhuriyeti Merkez Bankası (TCMB) veri tabanından alınmıştır. Bağımlı değişken olarak kullanılan PAX, RPK ve ASK değerlerinin verileri havayolu taşıyıcı firmalarının faaliyet raporlarından ve Sivil Havacılık Genel Müdürlüğü (SHGM) veri tabanından elde edilmiştir. Jet yakıt fiyatları Uluslararası Hava Taşımacılığı Birliği (IATA) veri tabanından alınmıştır. Çizelge 4.1.'de, çalışmaya dahil edilen bağımlı ve bağımsız değişkenlerin, ölçüm birimlerinin ve veri kaynaklarının bir özeti sunulmuştur.

Çizelge 4.1. Çalışmanın bağımlı ve bağımsız değişkenlerinin ölçü birimleri ve veri kaynakları

Değişkenler	Veri ölçü birimi	Kaynak
Ücretli yolcu sayısı (PAX)	Milyon	SGHM, THY, PGS
Ücretli yolcu-km (RPK)	Milyon	SGHM, THY, PGS
Arz edilen koltuk-km (ASK)	Milyon	SGHM, THY, PGS
Nüfus büyüklüğü	Milyon	TÜİK
GSYH	Milyar dolar (\$)	TÜİK
Kişi başı GSYH	Dolar	TÜİK
Enflasyon oranı	Yüzde (%)	TÜİK
İşsizlik Oranı	Yüzde (%)	TÜİK
Jet yakıt fiyatı	Dolar (\$)	IATA
Dolar kuru	Türk Lirası (TL)	TCMB
Sanayi üretim endeksi değişimi	Yüzde (%)	TÜİK
Turizm yatak kapasitesi	Yatak sayısı	TÜİK

Kısaltma: THY=Türk Hava Yolları, PGS= Pegasus Hava Yolları

## 4.3. Veri Normalleştirme

Girdi ve çıktı verilerinin ölçeklendirilmesi, özellikle işlem parametrelerinin çalışma aralıkları çeşitliyse dikkate alınması gereken önemli bir konudur. Verilerin normalleştirilmesi, sistemin verimli bir şekilde eğitilmesine yardımcı olup, sonuçların belirli değişkenler tarafından çarpıtılmamasını sağlamaktadır (Baseri, 2011). Bu nedenle modellerde kullanılan tüm veriler eğitim aşamasına geçmeden önce normalleştirilmiştir. Veri normalleştirilmesi, istatistiksel olarak model performansının takibini kolaylaştırdığından dolayı tercih edilen bir prosedürdür (Ghassemzadeh ve ark, 2013). Veriler aşağıdaki denklem kullanılarak normalleştirilmiştir:

$$x_{norm} = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}}$$

Denklemden  $x_{norm}$  normalleştirilmiş değeri,  $x$  gerçek değeri,  $x_{min}$  veri setindeki minimum değeri ve  $x_{max}$  veri setindeki maksimum değeri göstermektedir. Denklem kullanılarak veriler, [0,1] gibi önceden belirlenmiş bir aralığa düşecek şekilde ölçeklendirilmektedir (Mitsa, 2010; Narang ve ark, 2017).

Veri normalleştirilmesinin birçok avantajı bulunmaktadır. Avantajlardan biri; daha büyük veri aralığı ile daha küçük veri aralığında olan değişkenleri karşılaştırmayı kolaylaştırmasıdır. Normalleştirme, modellerin eğitiminde tüm girdi parametrelerinin eşit öneme sahip olmasını sağlamaktadır. İkinci avantaj, hesaplama sırasında yaşanan sayısal zorluklardan kaçınmasıdır. Verileri normalleştirilmesinin bir başka avantajı, normalleşmenin nesnelere arasındaki benzerliğin keyfi etkilerini ortadan kaldırması ve aynı zamanda giriş sinyaline yanıt oranını artırmasıdır (Mittal ve ark, 2012).

#### 4.4. Çoklu Doğrusal Regresyon

Basit bir doğrusal regresyon modeline ek bağımsız değişkenler eklemek, çoklu bir doğrusal regresyon modeli oluşturmaktadır. Bağımlı değişken ile bağımsız değişkenler arasındaki en iyi ilişkiyi tahmin etmede çok yararlı olan doğrusal bir istatistiksel tekniktir (Tiryaki ve Aydın, 2014). ÇDR denklemi, basit doğrusal regresyonla aynı forma sahip olmasına rağmen daha fazla terim içermektedir:

$$Y_t = b_1X_1 + b_2X_2 + \dots + b_nX_n + C$$

$Y$  bağımlı değişken,  $X_n$  bağımsız değişken,  $b_n$  regresyon katsayıları ve  $C$  kesişme sabitidir.

ÇDR en küçük karelere dayanmaktadır. Model, gerçek ve tahmin değerlerinin varyasyonlarının karelerinin toplamını en aza indirecek şekilde uygulanmaktadır.

#### 4.5. Uyarlanabilir Ağ Tabanlı Bulanık Çıkarım Sistemi (ANFIS)

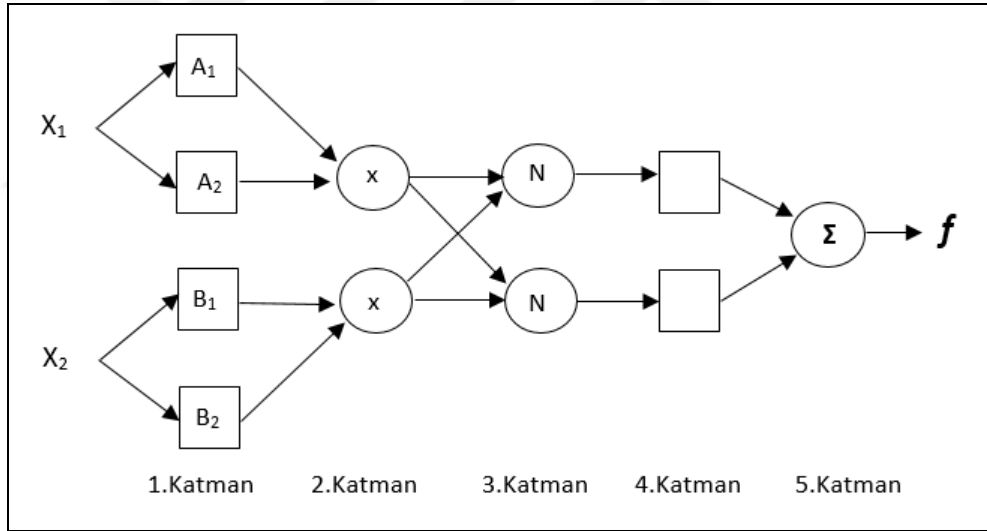
ANFIS, Takagi-Sugeno bulanık çıkarım sistemine dayanan bir tür yapay sinir ağıdır (Jang, 1993). ANFIS, öğrenme kurallarının birbirine bağlandığı çeşitli düğümlerden ve yönlü bağlantılardan oluşan uyarlanabilir bir ağıdır (Kaplan 2009). Bu ağ sonuç parametrelerinin ileriye, öncül parametrelerin geriye doğru hesaplandığı ileri beslemeli bir sinir ağına benzemektedir (Yetilmezsoy, 2011). Jang (1993) tarafından önerilen ANFIS, bulanık çıkarım sistemleri arasında en yaygın kullanılan sistemlerden biridir. İki tür bulanık çıkarım sisteminin geliştirilmiştir: Mamdani tipi ve Sugeno tipi. İki sistem (FIS) arasındaki temel fark, çıktı belirleme yöntemleridir. Sugeno tipi bulanık çıkarım sistemi ileriye doğru beslemeli beş katmandan oluşmaktadır. İlk gizli katman, girdi değişkenlerinin bulanıklaştırılması için kullanılır ve ikinci gizli katmanda, kuralın önceki bölümünü tanımlamak için T-norm operatörleri kullanılmaktadır. Üçüncü gizli katman,

kuralın gücünü normalleştirir ve dördüncü gizli katman, ilgili kural parametrelerinin hesaplandığı katmandır. Beşinci katman, tüm giriş sinyallerinin toplamı ile tek bir toplam çıktı düğümünü hesaplamaktadır. ANFIS, hipotez parametrelerini test etmek (üyelik fonksiyon parametreleri hakkında bilgi edinmek için) ve doğru parametreleri değerlendirmek için geri yayılım öğrenimini kullanmaktadır. Sugeno tipi bulanık çıkarım sistemi uyarlamayı kolaylaştırmak için bir sinir ağı modeli kullanmaktadır. Şekil 3.4.'te iki girdi, iki girdi kuralı ve bir çıktı kuralından oluşan bir ANFIS çerçevesi gösterilmektedir. Bu sistemin kuralı aşağıdaki denklemde verilmektedir:

$$\text{Eğer } X_1, A_1 \text{ ise ve } X_2, B_1 \text{ ise; } f = p_1 X_1 + q_1 X_2 + r_1$$

$$\text{Eğer } X_1, A_2 \text{ ise ve } X_2, B_2 \text{ ise; } f = p_2 X_1 + q_2 X_2 + r_2$$

$A_i$  ve  $B_i$  bulanık kümelerdir,  $f$  ise bulanık kural tarafından tanımlanan bulanık alanın çıktısıdır.  $p_i$ ,  $q_i$  ve  $r_i$  eğitim aşamasında belirlenen düzen kriterleridir. Şekil 4.2., bu katmandaki her düğümün bir bulanık küme olduğunu ve bu katmandaki herhangi bir düğümün çıktısının, bu bulanık kümedeki giriş değişkeninin üyelik düzeyine ait olduğunu göstermektedir.



Şekil 4.2. ANFIS yapısı (Jang, 1993)

Şekilde beş katmanlı ileri beslemeli ANFIS ağ mimarisine örnek verilmektedir. Katmanların açıklaması şu şekildedir:

*Bulanıklaştırma Katmanı(1. Katman):* Bu katmandaki her düğüm, bir girdi değişkeninin eşdeğer bir bulanık kümenin üyelik dereceleri ile bulanıklaştırılır. Bu katmandaki hücreler uyarlanabilir hücrelerdir ve hücre sayısı giriş değişkenlerinin sayısına eşittir. Kullanılabilen üyelik fonksiyonu çeşitleri şunlardır: Triangular, Trapezoidal, Gbell, Gaussian. Denklemde bu katmandaki hücre çıktılarının hesaplanması verilmektedir:

$$O_{1i} = \mu_{A_i}(x)$$

$x$ ,  $i$  düğümünün girdisidir.  $O_{1i}$  bulanık bir  $A_i$  kümesinin üyelik derecesidir.  $\mu_{A_i}$  yukarıda bahsedilen üyelik fonksiyonlarının herhangi bir formu olabilen üyelik fonksiyonudur. Örneğin *Gbell* üyelik fonksiyonu için aşağıdaki denklemle hesaplanır.

$$\mu_{A_i}(x) = \frac{1}{1 + \left[ \left( \frac{x - c_i}{a_i} \right)^2 \right]^{b_i}}$$

$a_i$ ,  $b_i$  ve  $c_i$  öncül parametrelerdir. Parametreler fonksiyonun şeklini kontrol eder.

*Kural Katmanı(2. Katman)*: Bu katmandaki her düğümün çıktısı, bir kuralın ateşleme gücüdür. Bu katmandaki her bir düğüm, Sugeno bulanık mantık çıkarım sistemine göre oluşturulan sayı ve kuralları temsil etmektedir. Bu katmandaki hücreler sabittir ve hücre sayısı kural sayısı kadardır (Haznedar ve ark, 2018). Katmandaki her düğüm, gelen sinyallerle çarpılır:

$$O_{2i} = w_i = \mu_{A_i}(x) \times \mu_{B_i}(x), \quad i = 1, 2.$$

*Normalleştirme Katmanı(3. Katman)*: Bu normalleştirilmiş bir katmandır. Her düğüm, N daire içine alınmış olarak etiketlenmiştir. Bu katmandaki her düğüm, kural katmanındaki tüm düğümleri girdi değeri olarak kabul eder ve her kuralın normalize edilmiş ateşleme katsayısını hesaplamaktadır (Güneşer, 2019). Aşağıdaki denklemde gösterildiği gibi tüm kuralın ateşleme katsayıları toplamına oranı ölçülür:

$$O_{3i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, \quad i = 1, 2.$$

*Durulaştırma Katmanı(4. Katman)*: Bu katman durulaştırma katmanıdır. Belirli bir kuralın ağırlıklı sonuç değerleri, durulaştırma katmanındaki her düğümde hesaplanır. Bu katmandaki hücreler adaptif hücrelerdir. Bu katmandaki her bir  $i$  düğümü, denklemde açıklandığı gibi bir düğüm işlevine sahip uyarlanabilir bir düğümdür. Hücrelerin çıktıları aşağıdaki denklem ile hesaplanmaktadır.

$$O_{4i} = w_i f_i = \bar{w}_i (p_i x + q_i y + r_i), \quad i = 1, 2, ..$$

$w_i$  3. Katmandaki normalleştirilmiş ateşleme gücüdür.  $p_i$ ,  $q_i$  ve  $r_i$  bu düğümün parametreleridir. Bu katmandaki parametreler, sonuç parametreleri olarak adlandırılmaktadır.

*Toplam katmanı(5. Katman):* Beşinci katman, tüm giriş sinyallerinin toplamı ile tek bir toplam çıktı düğümünü hesaplar. Burada 4. katmandaki her bir düğümün çıkış değeri toplanarak ANFIS modelinin genel çıktısını hesaplamaktadır:

$$O_{5i} = \sum \overline{w_i} f_i = \frac{\sum w_i f_i}{\sum w_i}, \quad i = 1,2.$$

Problem çözümü için uygulama aşamasında, ANFIS modelinin oluşturulması ve konfigürasyonu çözülmesi gereken temel problemlerden biridir. Girdi değişkenlerinin seçilmesi, girdi verilerinin bölümlenmesi, girdiler için üyelik fonksiyonlarının türü ve sayısının seçilmesi, kural katmanı oluşturularak kural sayısının belirlenmesi ve üyelik fonksiyonları parametrelerinin başlangıç değerlerinin belirlenmesi gibi tüm bu işlemler, ANFIS modelinin oluşturulmasını içermektedir (Tulun ve ark, 2021). ANFIS modelini oluşturmak için genellikle deneyime dayalı uzman bilgisi kullanılmaktadır. Bazı durumlarda uzman bilgisi ANFIS modeli için doğru seçimler yaparak en uygun kriterleri belirlemede yetersiz kalabilmektedir. Denemeler yapılarak en uygun kriterlerin seçilmesinin uygunluğu da göz önünde bulundurulmalıdır. Bu süreci otomatikleştiren ve bulanık modelin performansını ve yorumlanabilirliğini geliştirirken çalışma süresini önemli ölçüde azaltan birkaç yöntem vardır. Grid Partitioning (GP), Subtractive Clustering (SC) ve Fuzzy C-Means Clustering (FCM) yöntemleri yaygın olarak kullanılan bu yöntemlerden bazılarıdır (Olatunji ve ark, 2022). Bu yöntemlerin arkasındaki temel fikir, girdi-çıkı örnek verileri arasındaki ilişkiyi öğrenerek bulanık kuralları tahmin etmektir. Girdi verilerini bölümlenmek, genel olarak ANFIS'in kural sayısını ve üyelik fonksiyonlarını azaltarak hem öğrenme hem de uygulama aşamalarında modelin hızını ve performansını etkili bir şekilde artırmaktadır.

Daha önce de belirtildiği gibi, ANFIS yapısında, öncül ve sonuç parametreleri, her bir parametrenin eğitim verilerinin çıktı verilerini hesaplamak için kullanıldığı öğrenme algoritması için önemli faktörlerdir (Efendigil ve ark. 2009). Bir kuralın öncül kısmı bir alt uzayı tanımlarken, sonuç kısmı bu bulanık alt uzay içindeki çıktıyı belirtmektedir (Jang 1993). ANFIS, gözlemlenen ve tahmin edilen veriler arasında hata ölçütlerini en aza indirmeye çalışan geri yayılım ve hibrit yöntemler olmak üzere iki öğrenme algoritmasının kullanımına izin vermektedir (Yetilmezsoy ve ark, 2011). Hibrit öğrenme kuralında optimum parametreleri sağlayan iki yöntem vardır: gradyan yöntemi, en küçük kareler yöntemi. Ayrıca hibrit öğrenme algoritmasının öncül parametrelerinin değerleri sabitlendiğinde, sonuç parametrelerinin genel çıktıyı ifade eden doğrusal bir fonksiyon olarak oluştuğu gözlemlenebilmektedir (Yetilmezsoy ve ark, 2011).

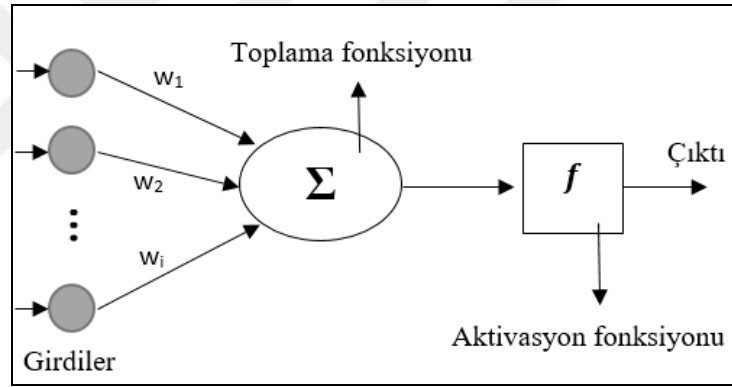
Hem sinir ağı hem de bulanık mantık modelleri yapay zeka tabanlı olarak sınıflandırılrsa da, ANFIS her iki modelin avantajlarına sahipken, iki modelin ayrı ayrı kullanılmasının dezavantajları ortadan kaldırılmıştır. Bu nedenle ANFIS, karmaşık ve doğrusal olmayan problemlerle başa çıkabilmektedir (Giovanis, 2012). ANFIS'in YSA'lara göre hedefe daha hızlı ulaşabileceği de

tartışılmaktadır (Kumar ve ark. 2011). Bu nedenle, karmaşık ve yüksek boyutlu bir sistemle uğraşırken, ANFIS'i kullanmak, karmaşık problemin üstesinden gelmek için YSA kullanmaktan daha pratik olduğu düşünülmektedir (Noori ve ark, 2009).

#### 4.6. Yapay Sinir Ağları (YSA)

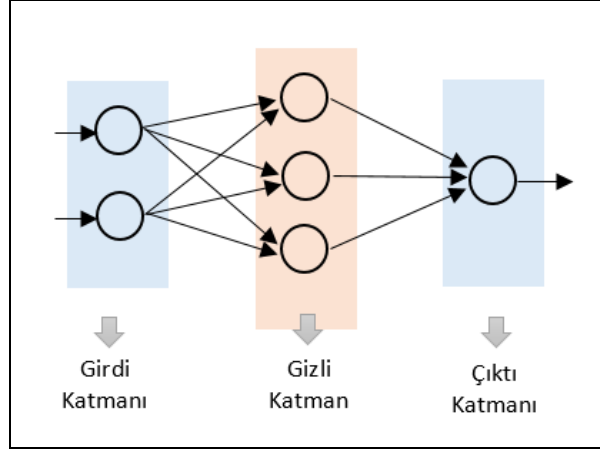
Yapay sinir ağları biyolojik sinir sistemlerinden ilham alan paralel çalışan basit elemanlardan oluşmaktadır. Elemanlar arasındaki bağlantılar büyük ölçüde ağın işlevini belirlemektedir. YSA, insan beyninin bilgiyi işleme şeklini simüle etmek için tasarlanmış biyolojik olarak ilham alan bilgisayar programlarıdır. YSA, programlamadan değil tıpkı insanların yaptığı gibi uygun öğrenme örnekleriyle deneyim yoluyla eğitilmektedir (Kunt ve ark, 2011).

Yapay sinir nöronu, insan sinir hücresini taklit etmektedir. Girdiler nöronlara ulaştıktan sonra ilgili bağlantı ağırlıkları ile çarpılıp, birleştirme fonksiyona aktarılmaktadır. Böylelikle nöronun net girdisi elde edilmektedir. Net girdi bir aktivasyon fonksiyonu yardımıyla işlenip net çıktı elde edilmektedir (Hamzaçebi, 2021). Nöron yapısı Şekil 4.3.'de verilmektedir.



Şekil 4.3. Yapay sinir nöronu (Hamzaçebi, 2021)

YSA, nöronların gruplanması ile oluşan sistemin genel adı olarak tanımlanmaktadır. Bu gruplandırma birbirine bağlı katmanlardan oluşmaktadır. Şekil 4.4.'de bir YSA yapısı gösterilmektedir. YSA; verilen alındığı girdi katmanı, ağ sonuçlarının verildiği çıktı katmanı ve bu iki katman arasında bir veya birden fazla katmandan oluşmaktadır.



Şekil 4.4. YSA yapısı

Birçok ağda gizli katmanlardaki nöronlar önceki katmandan aldıkları sinyali kendi fonksiyonunu yerine getirdikten sonra bir sonraki katmana taşımaktadırlar. Her ağdaki girdi ve çıktı setlerinin yapıları benzerdir yani girdiler ve bu girdilerden oluşan çıktılar bulunmaktadır. Ancak katman ve nöron sayılarının durumu araştırmanın konusu veya araştırmacının istekleri doğrultusunda biçimlendirilebilir. Tasarlanan her ağ için belli ya da sınırlı bir nöron veya katman sayısı bulunmamaktadır (Çakır, 2020).

Çalışmada kullanılacak olan değişkenlerin seçilip düzenlendikten sonra kullanılacak ağ modeli, kullanılacak katman sayısı, nöron sayısı vb. seçeneklerin belirlenmesi gerekmektedir. Katmanlarda bulunan nöron veya nöronların diğer katman veya katmanlardaki nöronlarla ilişkilendirilmesi ile ağ yapısı oluşturulacaktır (Tektaş ve Karataş, 2004). Her veri için bu yapının oluşturulması önemli bir adımdır. YSA'nın adımları aşağıdaki gibi sıralanmaktadır (Hu, 2002):

- Adım 1:** Problemin tanımlanması,
- Adım 2:** Problem değişkenlerinin belirlenmesi,
- Adım 3:** Verilen toplanması,
- Adım 4:** Verilen ön işlemden geçirilmesi,
- Adım 5:** Ağ yapısının tasarlanması,
- Adım 6:** Ağın eğitilmesi,
- Adım 7:** Ağın geçerliliğinin kontrol edilip hata tespitinin yapılması.

Gerçek değer ile çıktı değeri arasındaki hatanın minimize edecek ağ yapısının kurulması YSA'nın temel amacıdır. Bu nedenle hata ağa yayılarak çözüm üretilmeye çalışılacaktır.

#### 4.6.1. Yapay sinir ağlarının tarihçesi

YSA ile ilgili ilk çalışmalar 19. y.y.'ın sonları ile 20. y.y.'ın başlarında yapılmıştır. Yapılan ilk çalışma; Hermann von Helmholtz, Ernst Mach ve Ivan Pavlov gibi bilim insanları tarafından

geliştirilen disiplinler arası bir çalışmadır. Çalışmada öğrenme, sezme ve şartlanma teorileri vurgulanmıştır. 1943 yılında Warren McCulloch ve Walter Pitts, yapay sinir hücrelerinin hesaplama yapabildiğini göstermişlerdir. Bu kurulan model daha sonraki çalışmalarda değişikliğe uğrayarak birçok çalışmada kullanılmıştır. YSA'nın kronolojik olarak sıralanması Çizelge 4.2.'te özetlenmiştir.

Çizelge 4.2. YSA gelişiminin kronolojik gelişimi (Çakır, 2020).

1949	Hebb öğrenme kuralı bilgisayarlar tarafından uygulanabilecek şekilde geliştirildi.
1954	Farley ve Clark tarafından uyarılara adapte olabilen bir ağ modeli geliştirildi.
1957	Tek katmanlı algılayıcı geliştirildi.
1959	Adaline öğrenme algoritması geliştirildi.
1961	Sinirsel çağrışımlı bellek ile ilgili ilk çalışmalar yapıldı.
1965	"Learning Machines" kitabı yayınlandı.
1967-1969	İleri öğrenme algoritmaları geliştirildi.
1969	Tek katmanlı algılayıcılarının yetersizlikleri ispatlandı, bu durum YSA'nın gelişme hızının azalmasına yol açtı.
1970	Görsel işleme ve örüntü tanıma amaçlı "Neocognitron" modeli geliştirildi.
1972	"Linear associator" modeli geliştirildi. Korelasyon matris belleği geliştirildi.
1973	Doğrusal olmayan ve biyolojik modele daha yakın olan bir sinir modeli oluşturuldu.
1974	"Error back propagation" adı verilen öğrenme yöntemi geliştirildi.
1980	"Adaptif Rezonans Teorisi (ART)" geliştirildi.
1982	"Self Organizing Maps (SOM)" çalışması yayınlandı.
1982	Çok katmanlı algılayıcının ilk hali olan "Hopfield Ağları" geliştirildi.
1984	"Boltzmann Makinesi" geliştirildi.
1984	Danışmansız öğrenme ağları geliştirildi.
1985	Amerikan Ulusal Fizik Akademisi YSA çalışmalarını takip edip, destek verdi.
1986	"Geri yayılım algoritması" geliştirildi.
1987	Elektrik Elektronik Mühendisliği Enstitüsü ilk YSA konulu konferansı gerçekleştirdi.
1988	"Dairesel Tabanlı Fonksiyon" ağları geliştirildi.
1988	"Probalistik Ağlar" modeli geliştirildi.
1991	"Genel Regresyon Ağları" modeli geliştirildi.

#### 4.6.2. Yapay sinir ağlarının kullanım alanları

YSA geniş bir uygulama alanına sahiptir. Mühendislik, fen bilimleri, matematik, tıp, işletme, finans, istatistik vb. birçok alanda YSA kullanılan birçok çalışma bulunmaktadır. Literatürde de birçok çalışma YSA'ların farklı disiplinlerde kullanılmasına yönelik teorik ve uygulamaları konu edinmiştir. YSA genel olarak tahmin, sınıflandırma, kümeleme, tanıma-eşleştirme ve optimizasyon alanlarında kullanılmaktadır.

Sınıflandırma, herhangi bir nesnenin birden fazla sınıf içerisinde hangi sınıfa ait olduğunu belirleme işlemidir. El yazısı ya da baskı yazı karakterlerinin ayırt edilmesi, kredi verme işlemlerinde müşteri riskinin belirlenmesi gibi birçok sınıflandırma işleminde YSA kullanılmaktadır. Kümeleme birbirleri ile benzerlik gösteren nesnelerin bir gruba toplanması işlemidir. Kümelemenin sınıflandırmadan farkı, sınıflandırma işleminde sınıfların tanımı önceden bilinmektedir. Kümelemede ise eldeki veriye göre gruplandırılmalar yapılmaktadır. Örüntü tanıma ile bozuk ya da eksik örüntülerin YSA'ya tanıtılmış örüntülerle karşılaştırılarak doğrusunun elde edilmesi sağlanmaktadır. Yüz tanıma, retina tanıma gibi işlemler ile kimlik tanıma doğrulaması

amacıyla kullanılabilir. Birçok bilimsel ya da işletme ve endüstri problemleri, belirli kısıtlar altında bir amacın optimize edilmeye çalışıldığı problemler şeklinde ifade edilmektedir. YSA bu tür problemlerin çözümünde de kullanışlıdır. Örneğin gezgin satıcı problemi Hopfield ağı ile modellenilebilir ve çözülebilir.

Günlük yaşantımızda gelecekte gelecekle ilgili bilmek istediğimiz bir çok konu bulunmaktadır. Örneğin satışların ne kadar olacağı, nüfusun belli bir süre sonra hangi rakama ulaşacağı ya da belli bir mal veya hizmete talebin ne olacağı bilinmesi istenen durumlardır. Herhangi bir değişkenin gelecekteki alacağı değerler bilinmediği zaman değişkenin geçmişteki davranışlarından gelecekte alacağı değerler tahmin edilmeye çalışılır. YSA'nın tahminleme ve sınıflamadaki üstün başarısı finansal alanda da yaygın olarak kullanılmasını sağlamıştır (Trippi ve Turban, 1993). Döviz, petrol, hisse senedi vb. yatırım araçlarının değerlerinin tahminlenmesi, kurumların verilerine bakarak iflas tahminlerinin yapılması, müşterilerin kredi ödeme güçlerinin belirlenmesi ve kredi derecelendirmelerinin yapılması, firma veya kurumların risk analizlerinin yapılması gibi alanlarda YSA başarılı sonuçlar üretmektedir (Anderson, 1995; Coats ve Fant, 1991). YSA'nın etkin kullanıldığı alanlardan biride tıp alanıdır. Hastalıkların önceden tahmin edilmesi, hastalık sürecinin takip edilmesi, tanı ve tedavi edilmesi alanlarında başarıyla uygulanmaktadır (Demirhan ve ark, 2010).

#### **4.6.3. Yapay sinir ağlarının güçlü ve zayıf yönleri**

YSA uygulamalarının sahip olduğu bazı dezavantajlı ya da zayıf yönleri bulunmaktadır (Berry ve Linoff, 2000; Şen, 2004; Öztemel, 2012):

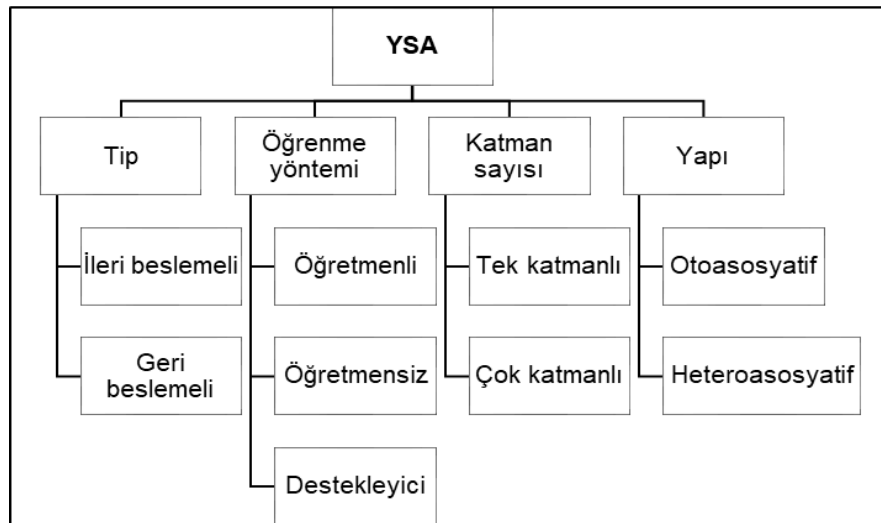
- Güvenilir sonuçlar elde edebilmek için veri sayısının fazla olması gerekmektedir.
- Giriş ve çıkış değişkenlerinin her birinin diğeri ile ikili ilişkilerinin bilinmesi mümkün değildir. Ağ yapısı içerisinde ilişkiler kara kutudur. YSA'nın nasıl çözüm ürettiği hala merak edilen bir konudur.
- Rastgelelikten fazla uyum sağlama görülebilmektedir.
- Sözel veriler işlenememektedir. Sadece sayısal veriler işlenebilir.
- Bir ağın nasıl oluşturulacağına dair net bilgiler yoktur.
- YSA paralel işlemciler ile çalışan sistemlerin seri işlemciler ile yapılması çok uzun süre almaktadır.
- YSA kabul edilebilir çözümler üretmektedir. Kesin sonuç üretmeyi garanti etmez.
- Katman sayısı, hücre sayısı, öğrenme katsayısı gibi ağın parametre değerleri için belirli bir sayı yoktur. Bu parametreler deneme yanılma yoluyla belirlenmektedir.
- Girdiler 0-1 aralığında tanımlanmalı ve bu ölçeğe çevrilmelidir.
- Sonuçlarda duyarlılık analizi yapılması imkansızdır.

YSA'nın avantajlı ya da güçlü yönleri bulunmaktadır (Zhang ve ark, 1998; Şen, 2004; Sharda ve Patil, 1992):

- YSA, gerçek problemlerin birçoğunun çözümünde kullanılabilir.
- Çözülmesi zor olan problemlere çözüm üretebilir.
- Makine öğrenmesi yapılabilir.
- Doğrusal olan veya olmayan çoklu giriş ve çoklu çıkış sistemlerini kolayca modelleyebilir.
- Geleneksel yöntemlerin bilgiyi işleme mantıklarından farklı kullanılmaktadır.
- Değişkenlerin dönüşümleri otomatik olarak yapılmaktadır.
- Yaygın olarak kullanılan alanlar bulunmaktadır.
- Ağ, daha önce görmediği veriler üzerine çıktı üretebilir.
- Ağın ağırlıkları ne kadar doğru beslenirse ağın performansı artmaktadır.
- Gözlem sayısının az olduğunda bile diğer modellere göre daha iyi sonuçlar verebilir.
- Çözüm yapılabilen program sayısı oldukça fazladır.
- Varsayım ya da ön şartları yoktur.
- YSA ön bilgiye gerek olmadan hem doğrusal hem doğrusal olmayan modelleme yapıp tahminlemeyi gerçekleştirebilirler.

#### 4.6.4. Yapay sinir ağı türleri

Birçok YSA türü bulunmaktadır. Tiplerine, katman sayılarına, yapılarına ve öğrenme algoritmalarına göre sınıflandırılabilirler (Hamzaçebi, 2021). Şekil 4.5.'te YSA türleri verilmektedir.



Şekil 4.5. YSA türlerinin sınıflandırılması (Hamzaçebi, 2021)

YSA'lar nöronlar arasında bulunan bağlantıların yapısına göre ikiye ayrılmaktadır: ileri beslemeli ve geri beslemeli ağlar.

*İleri beslemeli ağlar:* Girdi verilerinden çıktı verilerine doğru ilerlediği ağlardır. Bu ağ yapısında geri besleme bulunmamaktadır.

*Geri beslemeli ağlar:* Girdi veri akışlarının sadece ileri değil aynı zamanda geriye doğru da olabildiği ağ yapılarıdır. Ağ çıktısı bu ağ yapısında girdi olarak da kullanılabilir. Ağ çıktısı bu ağ yapısında girdi olarak da kullanılabilir.

YSA'nın en önemli yeteneği öğrenme özelliğidir. Haykin (1994), YSA'ların öğrenmesini çevre tarafından uyarılması sürecinde ağırlıkların düzenlenmesi işlemi olarak tanımlamıştır. YSA'nın veriler arasındaki ilişkileri öğrenmesi, probleme ait örneklerle ağ ağırlıklarının en uygun değerlerinin belirlenmesi olarak tanımlanmaktadır. Herhangi bir nöron ağırlığı ( $w$ ) için;

$$w_{yeni} = w_{eski} + \Delta w$$

Denklem öğrenmenin matematiksel olarak nasıl gerçekleştirdiğini göstermektedir.  $\Delta w$  belirli bir kurala göre hesaplanan mevcut ağırlık değerlerinin değişim miktarını göstermektedir. Ağırlık kümelerini bulmaya yardım eden birçok öğrenme algoritması bulunmaktadır. Bu algoritmalar üç ana sınıfta incelenmektedir: öğretmenli, öğretmensiz ve danışmanlı öğrenme algoritmaları.

*Öğretmenli öğrenme:* Ağ eğitiminde çıktıların istenen değerleri ağa tanıtılabiliyorsa, bu tip öğrenmeler öğretmenli öğrenmedir. Girdi ve çıktı verileri ağa verilir, ağ girdiyi işleyerek çıktısını üretir ve gerçek çıktı ile karşılaştırılmaktadır. Öğrenme metoduyla mevcut hata en aza indirilmeye çalışılmaktadır. Algılayıcı, Boltzmann makinesi en sık kullanılabilen öğretmenli öğrenme algoritmalarıdır.

*Öğretmensiz öğrenme:* Çıktıların istenilen değerleri ağa tanıtılmadan öğrenme yapılıyorsa bu tip öğrenme şekline öğretmensiz öğrenme denmektedir. Öğretmensiz öğrenme ile geçmiş veriler içindeki istatistiksel bilgilerin kullanılması amaçlanmaktadır. Bu öğrenme algoritmasında girdiler çıktı olarak da kullanılmaktadır. Çıktı ve girdi verileri arasındaki ilişkilerin ortaya çıkarılıp en uygununun bulunmasıyla ağ eğitilmektedir. Adaptif Rezonans Teorisi, Hopfield Ağı, Kohonen Ağı en çok kullanılan öğretmensiz öğrenme algoritmalarıdır.

*Destekleyici öğrenme:* Bu öğrenme algoritması girdi verilerinden ağın ürettiği çıktıya olumlu ya da olumsuz sinyal üretmek için ağırlıklarını düzenlemektedir. Ağın bu öğrenme türünde öğretmeni vardır ancak çıktıları sisteme tanıtılmamaktadır.

YSA, yapılarına göre ikiye ayrılmaktadır: otoasosyatif ve heteroasosyatif. Otoasosyatif ağlar, girdi nöronlarının aynı zamanda çıktı olarak kullanıldığı ağlardır. Hopfield ağları bu tür örnek verilebilmektedir. Heteroasosyatif ağlarda farklı girdi ve çıktı nöronları bulunmaktadır. Çok katmanlı algılayıcı Kohonen bu ağ türüne örnek verilebilmektedir.

YSA'lar temelde nöronlardan oluşmaktadır. Benzer nöronların oluşturduğu öbeklere katman adı verilmektedir. Örneğin girdi verilerinin oluşturduğu sinir hücrelerine girdi katmanı,

çıktıların oluşturduğu katmana ise çıktı katmanı adı verilmektedir. YSA'lar katman sayılarına göre adlandırılmaktadırlar: tek katmanlı YSA, çok katmanlı YSA.

#### 4.6.5. Yapay sinir ağı elemanları

Bir yapay sinir ağı nöronunda girdiler, ağırlıklar, birleştirme (toplayıcı) fonksiyonu, aktivasyon (transfer) fonksiyonu ve çıktı olmak üzere beş kısım bulunmaktadır (Haykin, 1999). Girdi katmanı verilerden bilgileri toplayan katmandır. Girdi katmanında verilerdeki girdi sayısı kadar nöron bulunmaktadır. Girdi katmanında veriler bir işleme uğramadan diğer katmana geçmektedirler. Bilgi işlemesi ara katmanlarda yapılmaktadır. Nöron ağırlıkları gelen bilginin etkisini ve önemini göstermektedir. Ağırlıklar negatif veya pozitif olabilmektedir. Negatif veya pozitif olması nöronun etkisinin ne yönde olacağını belirlemektedir (Caner ve Akarslan, 2009). YSA'da girilen veriler ağırlıklar ile nöronlara bağlanmaktadır. Net girdinin değeri farklı yöntemler ile hesaplanıp, aktivasyon fonksiyonunda işlenip çıktılar elde edilmektedir. Ağa verilen girdi ağırlıkları en uygun sonuca ulaşana kadar değiştirilmektedir. YSA eğitime başlandığında ağırlıklar rastgele belirlenmektedir. Eğitim verileri bu ağırlıklarla uygulanır. Eğitim sonunda çıktı değeri kabul edilebilir hata payına ulaşmış veya bu hatanın altında kalmışsa ağ eğitilmiş denmektedir. Aksi durumda işlemlerde başa dönülüp ağırlıklar yeniden hesaplanır. YSA'da gerçek değerler ile çıktı değerleri arasındaki farkın minimum olması çok önemlidir (Çakır, 2020).

Girdiler ile ağırlıkların çarpılması sonucunda NET girdi değerleri bulunmaktadır. NET ifadesi network (ağ) ifadesinin kısaltmasıdır. NET değerinin hesaplanmasında birden fazla yöntem kullanılmaktadır. Toplama yöntemiyle NET değerinin hesaplandığı denklem aşağıda verilmektedir:

$$NET = \sum_{i=1}^n X_i \cdot w_i$$

Bu denklem ile ilk girdiden n. girdiye kadar girdilerin her birinin kendilerine verilen rastgele ağırlık değerleriyle çarpımlarının toplanmasını ifade etmektedir. X değerleri girdileri, w değerleri ise ağırlıkları göstermektedir. Tüm yapay sinir ağı modelleri için aynı birleştirme fonksiyonu kullanılması zorunlu değildir. Hangi birleştirme fonksiyonun kullanılacağı deneme yanılma yoluyla bulunmaktadır.

Yapay nöronlarda birleştirme fonksiyonunda elde edilen NET değerleri aktivasyon fonksiyonuna iletilmektedir. Ağlarda yine genel kabul görmüş bir aktivasyon fonksiyonu bulunmamaktadır. Aktivasyon fonksiyonu birleştirme fonksiyon çeşidinden bağımsız olarak NET girdi değerini işleyip mevcut ağın üreteceği çıktıyı belirlemektedir.

Literatürdeki çalışmalarda en sık kullanılan aktivasyon fonksiyonlarından birisi Sigmoid (Logsig) fonksiyonudur (Demuth ve Beale, 2000; Öztemel, 2003). Doğrusal ve doğrusal olmayan fonksiyonların her ikisinde de sigmoid fonksiyonu dengelenmiş çıktılar üreterek modelleme yapabilmektedir (Öztemel, 2012). Ağırlıklı ortalama değeri bu fonksiyon ile 0-1 aralığında bir

değere dönüştürülmektedir. Sigmoid fonksiyonunun ağırlığı aşağıdaki denklem ile hesaplanmaktadır:

$$F(Net) = \frac{1}{1+e^{-Net}}$$

Ağ istenilen değeri verene kadar bu işlemler tekrarlanmaktadır. Bu tekrara ağı öğrenmesi denmektedir.

YSA'da en sık kullanılan bir diğer aktivasyon fonksiyonu Hiperbolik Tanjant (Tansig) fonksiyonudur (Demuth ve Beale, 2000). Bu fonksiyonda girdi değerleri (-1,1) aralığına dönüştürülmektedir (Vogl ve ark, 1988). Çıktı aralığı (-1,1) değerlerinde olması istenen uygulamalar için bu fonksiyon oldukça kullanışlıdır. Tansig fonksiyonunun ağırlığı aşağıdaki denklem ile hesaplanmaktadır:

$$F(net) = \frac{e^{Net} - e^{-Net}}{e^{Net} + e^{-Net}}$$

Bir diğer sık kullanılan aktivasyon fonksiyonu doğrusal fonksiyondur (purelin). Bu fonksiyonda girdilerden üretilen Net Girdi direk çıktı olarak üretilir (Debes ve ark, 2005). Model doğrusal olduğunda tercih edilen bir fonksiyondur. Purelin fonksiyonunun ağırlığı aşağıdaki denklem ile hesaplanmaktadır:

$$F(Net) = Net$$

Hem birleştirme hem de aktivasyon fonksiyonları için ağı proses elemanlarının aynı fonksiyonu kullanma zorunluluğu bulunmamaktadır (Öztemel, 2012). En iyi fonksiyon araştırmacının denemeleriyle bulunmaktadır.

Ara katmanlardaki nöron sayılarının ağ işlemlerini karmaşıklştırırsa da daha iyi sonuçlar üretmesini kolaylaştıracaktır. Çıktı katmanı ara katmanda işlenip bilgiye dönüşen verinin geçeceği son katmandır. Çıkış katmanından sonra veri bilgi olarak ağdan çıkacaktır (Diler, 2003). Çıktı katmanında aktivasyon fonksiyonu ile tanımlanan çıktı değerleri bulunaktadır. Yapay sinir hücreleri için bilgi üretilmiş ve üretilen bilgi dışarıya veya başka bir hücreye tekrar bilgi olarak çıkabilecektir. Bir sinir hücresinden sadece bir tane uygun çıktı elde edilebilmektedir. Sürecin tamamlanabilmesi için diğer süreç elemanlarına giden bilgi hep aynı olacaktır. Süreç tamamlandığında ağ görevini tamamlayıp, üretmesi gereken bilgileri üretmiş olacaktır.

#### 4.7. İstatistiksel Performans Değerlendirme Kriterleri

Modellerin doğruluğunu ve güvenilirliğini ölçmek için uyum iyiliği istatistiklerini kullanmıştır. Uyum iyiliği istatistikleri, birden fazla çalışmadaki sonuçları karşılaştırırken, tek bir çalışmada rakip modelleri incelemek için veya aynı zamanda seviye hakkında geri bildirim sağlamak için kullanılabilir (Kunt ve ark, 2011). Tahmin modellerinin performansını değerlendirmek için 5 istatistiksel ölçüt kullanılmıştır: Ortalama Kare Hata (RMSE), Ortalama Mutlak Hata (MAE), Ortalama Mutlak Yüzde Hata (MAPE), Ortalama Kare Hata (MSE) , ve belirleme katsayısı ( $R^2$ ).

Performans ölçümü için kullanılan ölçütlerden ilki belirleme katsayısı ( $R^2$ )'dir.

$$R^2 = 1 - \frac{\left[ \sum_{i=1}^N (t_i - td_i)^2 \right]}{\left[ \sum_{i=1}^N (t_i - \bar{td}_i)^2 \right]}$$

MAE, tahminlerin nihai sonuçlara ne kadar yakın olduğunu ölçmek için kullanılan bir niceliktir (Waters 2014). MAE ölçütünün hesaplaması denklemdedir:

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left[ \left| \frac{t_i - td_i}{t_i} \right| \right]$$

MAPE, her dönem için belirlenen ortalama mutlak yüzde hatalarının ortalamasıdır (Aury ve ark, 2013).

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left[ \left| \frac{t_i - td_i}{t_i} \right| \right] \times 100$$

Modellerin tahmin doğruluğunu değerlendirmek için kullanılan standart bir hata ölçüsü MSE'dir. MSE'nin tanımı, gerçek değer ile tahmin arasındaki farkın belirlenmesi, karesinin alınması ve ardından tüm örneklerde toplanmasıdır. Toplam daha sonra MSE'yi elde etmek için toplam veri sayısına bölünür. Düşük MSE değerleri, daha doğru tahmin sonuçlarını temsil eder. MSE aşağıdaki denklemlerle hesaplanmaktadır:

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (t_i - td_i)^2$$

RMSE, verilerdeki rastgele bileşenden bir standart sapma tahminidir. RMSE, bir model veya tahminci tarafından tahmin edilen değerler ile fiilen gözlemlenen değerler arasındaki farklılıkların sıklıkla kullanılan bir ölçüsüdür (Kunt ve ark, 2011). Aşağıdaki denklem ile hesaplanmaktadır:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (t_i - td_i)^2}$$

$t_i$  gerçek değeri,  $td_i$  model ile hesaplanan değeri ve  $N$  toplam veri sayısını göstermektedir (Tiryaki ve Aydın, 2014).

## 5. BULGULAR

Önceki bölümlerde havayolu taşımacılığı, havayolu taşıyıcı türleri ve Türkiye’de havayolu endüstrisi konuları incelenmiştir. Çalışmanın bu bölümünde havayolu yolcu talebi çeşitli yaklaşımlarla tahmin edilmeye çalışılmıştır. Yolcu talepleri tahmini havayolu taşıyıcı modellerine göre ayrılarak yapılmıştır.

### 5.1. Çoklu Doğrusal Regresyon Yaklaşımı Kullanılarak Türkiye’de Havayolu Taşımacılığı Talep Tahmini

Türkiye’nin yurtiçi yolcu taleplerini tahmin etmek için ÇDR yaklaşımı önerilip, ampirik olarak incelenmiştir. YSA, ANFIS gibi yapay zeka tabanlı teknikler üstün tahmin yaklaşımları olarak kabul edilmektedir (Alekshev ve Seeixas, 2009; Tso ve Yau 2007; Yetilmezsoy ve ark, 2011). Ancak bu çalışmada ekonometrik modellerde göz önüne alınarak 5 farklı ÇDR modeli kurulup diğer tekniklerle karşılaştırılmıştır. Modellerde 3 farklı havayolu ölçütü yolcu talep tahminini gerçekleştirmek için kullanılmıştır. Bu modeller;

- ✓ Düşük maliyetli yerel taşıyıcılar için ücretli yolcu sayısı tahmin modeli (DMT-PAX),
- ✓ Geleneksel yerel taşıyıcı için ücretli yolcu sayısı tahmin modeli (THY-PAX),
- ✓ Geleneksel yerel taşıyıcı için gelir yolcu kilometre değeri tahmin modeli (THY-RPK),
- ✓ Düşük maliyetli yerel bir taşıyıcı için arz edilen koltuk kilometre tahmin modeli (PGS-ASK),
- ✓ Geleneksel yerel taşıyıcı için arz edilen koltuk kilometre tahmin modeli (THY-ASK) olarak kurulmuştur.

Bir ekonometrik analizin başlangıç noktası, gerçekte, bağımlı veya açıklanmış bir değişken ile bir veya daha fazla bağımsız veya açıklayıcı değişken arasında nedensel bir ilişki olduğunu varsayan bir regresyon denklem modelidir (Gujarati 2003). Havayolu yolcu talebinin analizinde bağımlı değişken, genellikle, ücretli yolcular veya gerçekleştirilen RPK gibi havayolu verileridir. Bu değerler karşılanan havayolu talebinin ölçütleri olarak kabul edilir (Belobaba, 2009; Holloway, 2008). Modele dahil edilen bağımsız değişkenler, hava yolculuğu talebini etkileyen değişkenlerdir. Bu nedenle ekonometrik modeller, modelin bağımsız değişkenlerindeki değişikliklerin neden olduğu hava yolculuğu talebini açıklamaya çalışacaktır.

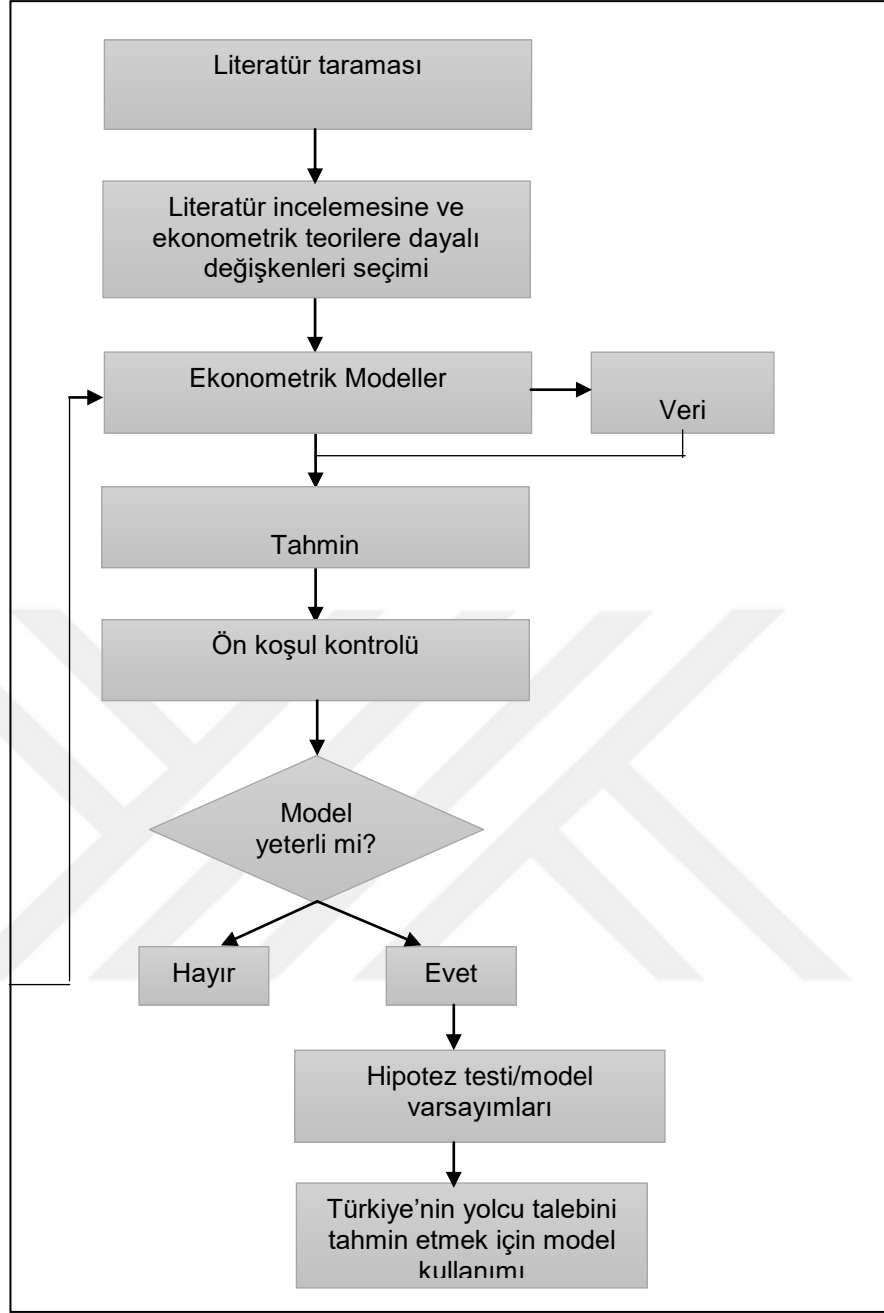
### 5.1.1. Model Özellikleri ve Tahmin Prosedürleri

Değişkenler arasındaki ilişkiyi incelemeye çalışmanın en kritik adımı, ilişkiyi matematiksel bir fonksiyonda, yani ekonomik olgunun ampirik olarak keşfedilebileceği model(ler)i belirlemektir (Ba-Fail ve ark, 2000). Bu çalışmada yolcu tahmini için ekonometrik modeller belirlenip, test edilmiştir. Çalışmanın ilk adımı, yolcu talep modellerini tahmin etmek için ÇDR modellerinin bağımsız değişkenlerini tanımlamaktır.

Hava yolculuğunu etkileyebilecek faktörlerin özellikleri ve ilgili literatür incelendikten sonra aşağıdaki ekonomik ve sosyo-demografik faktörler modellere bağımsız değişken olarak seçilmiştir:

- ✓ Türkiye reel kişi başı GSYİH (KBGSYİH)
- ✓ Türkiye nüfus büyüklüğü (NFS)
- ✓ Türkiye işsizlik oranı (İSOR)
- ✓ Türkiye enflasyon oranı (ENFOR)
- ✓ Türkiye turizm yatak kapasitesi (TURİZM)
- ✓ Türkiye sanayi üretim endeksi (SANAYİ)
- ✓ Dolar kuru (DOLAR)
- ✓ Jet yakıt fiyatı (JETY)
- ✓ Kukla değişken (Ekonomik kriz yılları için, X1).

Şekil 5.1.'de, Türkiye'nin yolcu talebini etkileyen faktörlerin ekonometrik analizinde atılan adımlar şematik olarak gösterilmektedir.



Şekil 5.1. Havayolu yolcu talep tahmini için ekonometrik analiz adımları

Veriler normalleştirildikten sonra, SPSS programı kullanılarak çoklu regresyon analizi uygulanmıştır. ÇDR analizinin uygulanabilmesi için bazı varsayımları yerine getirilmesi gerekmektedir. Bağımsız değişkenler ile bağımlı değişken arasındaki çoklu doğrusallık olmamalıdır. Tahmin hatalarının normal dağılıma uygunluk göstermesi gerekmektedir. Eğitim verilerinde uç değerler olmamalıdır. Hatalar arasında otokorelasyon olmamalıdır.

DMT-PAX modeli için yapılan regresyon analizinde sanayi üretim endeksi bağımsız değişken olarak kullanılmamıştır. Sanayi üretim endeksi dışında kalan tüm bağımsız değişkenler ile regresyon analizi uygulanmaya başlanmıştır. Çizelge 5.1.'de, DMT-PAX modeli için değişkenlerin model geliştirmeye dahil edilmek üzere analiz edildiği korelasyon matrisi verilmektedir.

Çizelge 5.1. Tüm bağımsız değişkenler için korelasyon matrisi (DMT-PAX)

	PAX	KBGSYİH	NFS	İSOR	ENFOR	TURİZM	DOLAR	JETY	X1
PAX	1,00								
KBGSYİH	0,92	1,00							
NFS	0,97	0,94	1,00						
İSOR	0,39	0,51	0,55	1,00					
ENFOR	-0,65	-0,50	-0,71	0,54	1,00				
TURİZM	0,94	0,96	0,97	-0,53	-0,63	1,00			
DOLAR	0,76	0,95	0,81	0,35	0,30	0,86	1,00		
JETY	0,44	0,31	0,50	-0,12	0,65	0,41	-0,09	1,00	
X1	0,41	0,70	0,49	0,43	0,03	0,55	0,71	0,04	1,00

Korelasyon matrisi incelendiğinde, kişi başı GSYİH ile nüfus, turizm yatak kapasitesi ve dolar kuru arasında yüksek korelasyon tespit edilmiştir (0,94, 0,96, 0,95). Turizm ve nüfus verileri arasında da yüksek korelasyon tespit edilmiştir (0,97). Bu durum değişkenler arasındaki kovaryans olduğunu göstermektedir (Ba-Fail ve ark, 2000). Tablo 4.3.'te aralarında yüksek korelasyon bulunan bağımsız değişkenler çıkartılarak tekrar hesaplanan korelasyon matrisi verilmektedir.

Çizelge 5.2. Seçili bağımsız değişkenler için korelasyon matrisi (DMT-PAX)

	PAX	KBGSYİH	ENFOR	JETY
PAX	1,00			
KBGSYİH	0,92	1,00		
ENFOR	-0,65	-0,51	1,00	
JETY	0,44	0,31	0,65	1,00

Çizelge 5.2. incelendiğinde seçilen bağımsız değişkenler arasındaki korelasyon değerinin 0,9'dan düşük olduğu görülmektedir, bu da seçilen değişkenler arasında kovaryans olmadığını göstermektedir.

THY-PAX modeli için yapılan regresyon analizinde kukla değişken bağımsız değişken olarak kullanılmamıştır. Kukla değişken dışında kalan tüm bağımsız değişkenler ile regresyon analizi uygulanmaya başlanmıştır. Çizelge 5.3.'de, THY-PAX modeli için değişkenlerin model geliştirmeye dahil edilmek üzere analiz edildiği korelasyon matrisi verilmektedir.

Çizelge 5.3. Tüm bağımsız değişkenler için korelasyon matrisi (THY-PAX)

	PAX	KBGSYİH	NFS	İSOR	ENFOR	TURİZM	DOLAR	JETY	SANAYİ
PAX	1,00								
KBGSYİH	0,97	1,00							
NFS	0,98	0,97	1,00						
İSOR	0,53	0,66	0,66	1,00					
ENFOR	-0,34	-0,38	-0,47	0,64	1,00				
TURİZM	0,95	0,98	0,98	-0,23	-0,46	1,00			
DOLAR	0,90	0,97	0,91	0,11	-0,26	0,45	1,00		
JETY	0,33	0,37	0,45	0,47	0,57	-0,39	-0,25	1,00	
SANAYİ	-0,12	-0,09	-0,11	0,11	-0,32	0,03	0,71	-0,30	1,00

Korelasyon matrisi incelendiğinde, kişi başı GSYİH ile nüfus, turizm yatak kapasitesi ve dolar kuru arasında yüksek korelasyon tespit edilmiştir (0,97, 0,98, 0,97). Turizm ile nüfus ve dolar kuru verileri arasında da yüksek korelasyon tespit edilmiştir (0,98, 0,91). Bu durum değişkenler arasındaki kovaryans olduğunu göstermektedir (Ba-Fail ve ark, 2000). Çizelge 5.4.'te aralarında yüksek korelasyon bulunan bağımsız değişkenler çıkartılarak tekrar hesaplanan korelasyon matrisi verilmektedir.

Çizelge 5.4. Seçili bağımsız değişkenler için korelasyon matrisi (THY-PAX)

	PAX	KBGSYİH	ENFOR	JETY	SANAYİ
PAX	1,00				
KBGSYİH	0,97	1,00			
ENFOR	-0,34	-0,38	1,00		
JETY	0,33	0,37	0,57	1,00	
SANAYİ	-0,12	-0,09	-0,32	-0,30	1,00

Çizelge 5.4. incelendiğinde seçilen bağımsız değişkenler arasındaki korelasyon değerinin 0,9'dan düşük olduğu görülmektedir, bu da seçilen değişkenler arasında kovaryans olmadığını göstermektedir.

THY-RPK modeli için yapılan regresyon analizinde kukla değişken bağımsız değişken olarak kullanılmamıştır. Kukla değişken dışında kalan tüm bağımsız değişkenler ile regresyon analizi uygulanmaya başlanmıştır. Çizelge 4.5.'de, THY-RPK modeli için değişkenlerin model geliştirmeye dahil edilmek üzere analiz edildiği korelasyon matrisi verilmektedir.

Çizelge 5.5. Tüm bağımsız değişkenler için korelasyon matrisi (THY-RPK)

	RPK	KBGSYİH	NFS	İSOR	ENFOR	TURİZM	DOLAR	JETY	SANAYİ
RPK	1,00								
KBGSYİH	0,94	1,00							
NFS	0,97	0,95	1,00						
İSOR	0,16	0,30	0,21	1,00					
ENFOR	0,60	0,65	0,50	-0,14	1,00				
TURİZM	0,93	0,96	0,96	0,45	0,45	1,00			
DOLAR	0,86	0,95	0,84	0,40	0,70	-0,89	1,00		
JETY	0,26	0,10	0,10	0,46	-0,17	-0,20	-0,09	1,00	
SANAYİ	-0,17	-0,13	-0,16	0,60	-0,32	0,20	-0,13	-0,14	1,00

Korelasyon matrisi incelendiğinde, kişi başı GSYİH ile nüfus, turizm yatak kapasitesi ve dolar kuru arasında yüksek korelasyon tespit edilmiştir (0,95, 0,96, 0,95). Turizm ile nüfus verileri arasında da yüksek korelasyon tespit edilmiştir (0,96). Bu durum değişkenler arasındaki kovaryans olduğunu göstermektedir (Ba-Fail ve ark, 2000). Çizelge 5.6.'te aralarında yüksek korelasyon bulunan bağımsız değişkenler çıkartılarak tekrar hesaplanan korelasyon matrisi verilmektedir.

Çizelge 5.6. Seçili bağımsız değişkenler için korelasyon matrisi (THY-RPK)

	RPK	NFS	İSOR	ENFOR	JETY	SANAYİ
RPK	1,00					
NFS	0,97	1,00				
İSOR	0,16	0,21	1,00			
ENFOR	0,60	0,50	-0,14	1,00		
JETY	0,26	0,10	0,46	-0,17	1,00	
SANAYİ	-0,17	-0,16	0,60	-0,32	-0,14	1,00

Çizelge 5.6. incelendiğinde seçilen bağımsız değişkenler arasındaki korelasyon değerinin 0,9'dan düşük olduğu görülmektedir, bu da seçilen değişkenler arasında kovaryans olmadığını göstermektedir.

THY-ASK modeli için yapılan regresyon analizinde işsizlik oranı ve kukla değişken bağımsız değişken olarak kullanılmamıştır. Bu değişkenler dışında kalan tüm bağımsız değişkenler ile regresyon analizi uygulanmaya başlanmıştır. Çizelge 5.7.'de, THY-ASK modeli için değişkenlerin model geliştirmeye dahil edilmek üzere analiz edildiği korelasyon matrisi verilmektedir.

Çizelge 5.7. Tüm bağımsız değişkenler için korelasyon matrisi (THY-ASK)

	ASK	KBGSYİH	NFS	ENFOR	TURİZM	DOLAR	JETY	SANAYİ
ASK	1,00							
KBGSYİH	0,92	1,00						
NFS	0,95	0,95	1,00					
ENFOR	0,53	0,64	0,48	1,00				
TURİZM	0,91	0,96	0,96	0,41	1,00			
DOLAR	0,81	0,95	0,83	0,70	-0,87	1,00		
JETY	-0,05	-0,14	0,03	-0,14	0,05	-0,21	1,00	
SANAYİ	-0,04	-0,03	-0,04	-0,27	0,03	-0,04	-0,14	1,00

Korelasyon matrisi incelendiğinde, kişi başı GSYİH ile nüfus, turizm yatak kapasitesi ve dolar kuru arasında yüksek korelasyon tespit edilmiştir (0,95, 0,96, 0,95). Turizm ile nüfus verileri arasında da yüksek korelasyon tespit edilmiştir (0,96). Bu durum değişkenler arasındaki kovaryans olduğunu göstermektedir (Ba-Fail ve ark, 2000). Çizelge 4.8.'te aralarında yüksek korelasyon bulunan bağımsız değişkenler çıkartılarak tekrar hesaplanan korelasyon matrisi verilmektedir.

Çizelge 5.8. Seçili bağımsız değişkenler için korelasyon matrisi (THY-ASK)

	ASK	KBGSYİH	ENFOR	JETY	SANAYİ
ASK	1,00				
KBGSYİH	0,92	1,00			
ENFOR	0,53	0,64	1,00		
JETY	-0,05	-0,14	-0,14	1,00	
SANAYİ	-0,04	-0,03	-0,27	-0,14	1,00

Çizelge 5.8. incelendiğinde seçilen bağımsız değişkenler arasındaki korelasyon değerinin 0,9'dan düşük olduğu görülmektedir, bu da seçilen değişkenler arasında kovaryans olmadığını göstermektedir.

PGS-ASK modeli için yapılan regresyon analizinde sanayi üretim endeksi bağımsız değişken olarak kullanılmamıştır. Sanayi üretim endeksi dışında kalan tüm bağımsız değişkenler ile regresyon analizi uygulanmaya başlanmıştır. Çizelge 5.9.'de, PGS-ASK modeli için değişkenlerin model geliştirmeye dahil edilmek üzere analiz edildiği korelasyon matrisi verilmektedir.

Çizelge 5.9. Tüm bağımsız değişkenler için korelasyon matrisi (PGS-ASK)

	ASK	KBGSYİH	NFS	ENFOR	TURİZM	DOLAR	JETY	İSOR	KUKLA
ASK	1,00								
KBGSYİH	0,78	1,00							
NFS	0,84	0,99	1,00						
ENFOR	0,80	0,74	0,76	1,00					
TURİZM	0,62	0,91	0,90	0,44	1,00				
DOLAR	0,75	0,93	0,95	0,73	0,45	1,00			
JETY	-0,81	0,62	-0,71	-0,45	-0,64	0,57	1,00		
İSOR	0,59	0,92	0,90	0,45	0,99	-0,89	-0,57	1,00	
KUKLA	0,59	0,90	0,85	0,79	0,75	-0,89	-0,32	0,78	1,00

Korelasyon matrisi incelendiğinde, kişi başı GSYİH ile nüfus, turizm yatak kapasitesi, işsizlik ve dolar kuru arasında yüksek korelasyon tespit edilmiştir (0,95, 0,91, 0,93, 0,92). Turizm ile işsizlik verileri arasında da yüksek korelasyon tespit edilmiştir (0,9). Bu durum değişkenler arasındaki kovaryans olduğunu göstermektedir (Ba-Fail ve ark, 2000). Çizelge 5.10.'te aralarında yüksek korelasyon bulunan bağımsız değişkenler çıkartılarak tekrar hesaplanan korelasyon matrisi verilmektedir.

Çizelge 5.10. Seçili bağımsız değişkenler için korelasyon matrisi (PGS-ASK)

	ASK	KBGSYİH	ENFOR	JETY
ASK	1,00			
KBGSYİH	0,78	1,00		
ENFOR	0,80	0,74	1,00	
JETY	-0,81	0,62	-0,45	1,00

Çizelge 5.10. incelendiğinde seçilen bağımsız değişkenler arasındaki korelasyon değerinin 0,9'dan düşük olduğu görülmektedir, bu da seçilen değişkenler arasında kovaryans olmadığını göstermektedir.

### 5.1.2. Çoklu Doğrusal Regresyon Modelleme Sonuçları

ÇDR analizi SPSS 29.0 yazılımı kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Türkiye'nin iç hat yolcu talebi için uygunluk önlemleri ve model doğruluğundan sonra en uygun bulunan ÇDR modelleri aşağıda verilmektedir.

DMT-PAX regresyon modeli;

$$PAX = 0,199 + 0,939(KBGSYİH) - 0,272(ENFOR) + 0,066(JETY)$$

(Düzeltilmiş R2: 0,85)

THY-PAX regresyon modeli;

$$PAX = 0,086 + 1,169(KBGSYIH) - 0,076(ENFOR) - 0,133(JETY) - 0,121(SANAYI)$$

(Düzeltilmiş R2: 0,92)

THY-RPK regresyon modeli;

$$RPK = 0,0003 + 0,809(NFS) - 0,034(JETY) + 0,170(ENFOR) - 0,070(ISOR) + 0,048(SANAYI)$$

(Düzeltilmiş R2: 0,96)

PGS-ASK regresyon modeli;

$$ASK = 0,694 + 0,268(KBGSYIH) - 0,354(JETY) + 0,697(ENFOR)$$

(Düzeltilmiş R2: 0,87)

THY-ASK regresyon modeli;

$$ASK = 0,168 + 0,963(KBGSYIH) - 0,115(ENFOR) + 0,023(JETY) - 0,060(SANAYI)$$

(Düzeltilmiş R2: 0,84)

Modelleme sonuçları Çizelge 4.11.'de özetlenmiştir. Yüksek R<sup>2</sup> değerleri, düşük standart hatalara sahip olan modeller tarafından değişkenler arasındaki varyasyonların iyi açıklandığını göstermektedir. Katsayılar için yüksek 't' değerleri bu değişkenlerin kararlı olduğunu göstermektedir. Türkiye'nin reel kişi başı GSYİH ve nüfus istatistiksel olarak önemsiz olması nedeniyle aynı modelde bağımsız değişken olarak kullanılmamıştır.

Çizelge 5.11. Türkiye'nin havayolu yolcu talebi için Regresyon modeli istatistiksel değerleri

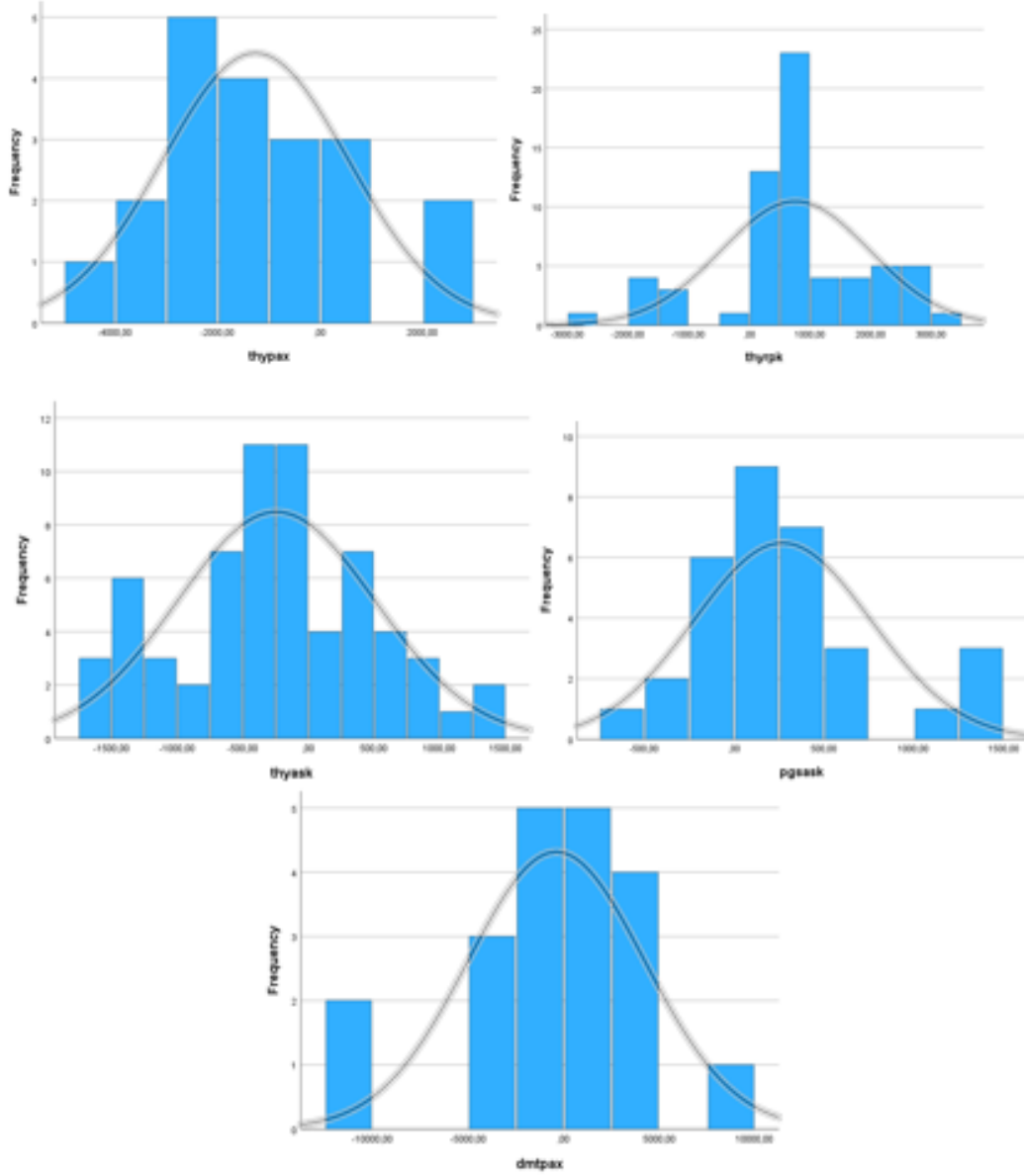
		DMTPAX	THYPAX	THYRPK	PGSASK	THYASK
KBGSYIH	t	6,475	11,505	-	0,309	12,632
	VIF	1,349	1,251	-	2,891	1,765
NFS	t	-	-	19,011	-	-
	VIF	-	-	2,249	-	-
ENFOR	t	-1,379	-0,418	3,488	4,384	-1,189
	VIF	2,142	2,680	1,944	2,277	1,957
İSOR	t	-	-	-1,738	-	-
	VIF	-	-	1,660	-	-
JETY	t	0,457	-0,756	-0,612	-6,061	0,330
	VIF	1,755	2,473	2,184	1,651	1,058
TURİZM	t	-	-	-	-	-
	VIF	-	-	-	-	-
SANAYİ	t	-	-0,780	0,783	-	-,497
	VIF	-	1,893	1,189	-	1,168
Sabit	t	1,538	0,525	0,005	8,823	1,961
R <sup>2</sup>		0,890	0,948	0,961	0,895	0,852
Düzeltilmiş R <sup>2</sup>		0,857	0,925	0,955	0,878	0,839

**Hipotez testi:** Anlamlılık açısından sıfır hipoteziyle test edilecek her bir regresyon katsayısı her birinin gerçek popülasyon değerinin ayrı ayrı sıfır olduğu şeklindedir (Gujarati, 2006). Bu nedenle, iki kuyruklu t istatistiği bu hipotezi test etmek için uygulanmıştır ve Çizelge 5.11.'de gösterilmiştir. t değerinin mutlak değeri, kritik t değerinden büyükse sıfır hipotezi reddedilir ve katsayının popülasyon değerinin muhtemelen sıfır olmadığı sonucuna varılabilmektedir. Çizelge 5.11.'deki sonuçlara göre tüm modellerde t değerinin mutlak değeri kritik t değerinden büyük olduğundan ve eğim katsayısının t değerinin mutlak değeri de kritik t değerinden büyük olduğundan, boş hipotez her iki durum da reddedilmiştir. Hem kesişim hem de eğim katsayılarının sıfırdan önemli ölçüde farklı olduğu sonucuna varılabilmektedir.

**R-kare katsayısı ( $R^2$ ):** Çizelge 5.11.'de modellerin  $R^2$  ve düzeltilmiş  $R^2$  değerlerinin 0,90 üzerinde veya bu değere oldukça yakın olduğu görülmektedir. Bu değerler, bağımlı değişkendeki varyansın yaklaşık yüzde 90'dan fazlasının bağımsız değişkenler tarafından açıklandığı modelin iyi bir uyuma sahip olduğunu göstermektedir (Ba-Fail ve ark, 2000). THY-PAX ve THY-RPK modellerinin  $R^2$  değerleri oldukça yüksek olduğu görülmektedir (0,95, 0,96).

**Doğrusallık ölçümü:** ÇDR modelinin bir varsayımı, açıklayıcı değişkenler arasında kesin bir doğrusal ilişki veya çoklu bağlantı olmamasıdır. Eşdoğrusallık, bağımsız değişkenler arasında yüksek bir korelasyonun olduğu durumu ifade etmektedir (Ba-Fail ve ark, 2000). Varyans enflasyon faktörü (VIF), çoklu bağlantının bir göstergesi olarak kullanılmaktadır. VIF değeri ne kadar büyük olursa, değişken o kadar doğrusal kabul edilmektedir (Gujarati, 2006). VIF boyutunun çoklu bağlantı derecesiyle nasıl ilişkili olduğuna dair teorik bir temel olmamasına rağmen birçok araştırmacının bu konuyla ilgili kabulleri bulunmaktadır. Çizelge 5.11. incelendiğinde tüm modellerde VIF değerlerinin oldukça düşük olduğu gözlenmektedir.

**Hata değerlerinin dağılımı:** ÇDR modeli, model hatalarının normal dağıldığı varsayımını gerektirmektedir (Rachev ve ark, 2010). Bu varsayımı test etmek için Şekil 5.2.'de hataların dağılım grafikleri verilmiştir. Tüm modellerin hata eğilimlerinin çan desenine sahip olduğu görülmektedir. Bu durum tüm modellerin hata değerlerinin normal dağılıma uyduğunu göstermektedir.



Şekil 5.2. Tüm tahmin modelleri için hata dağılım grafikleri

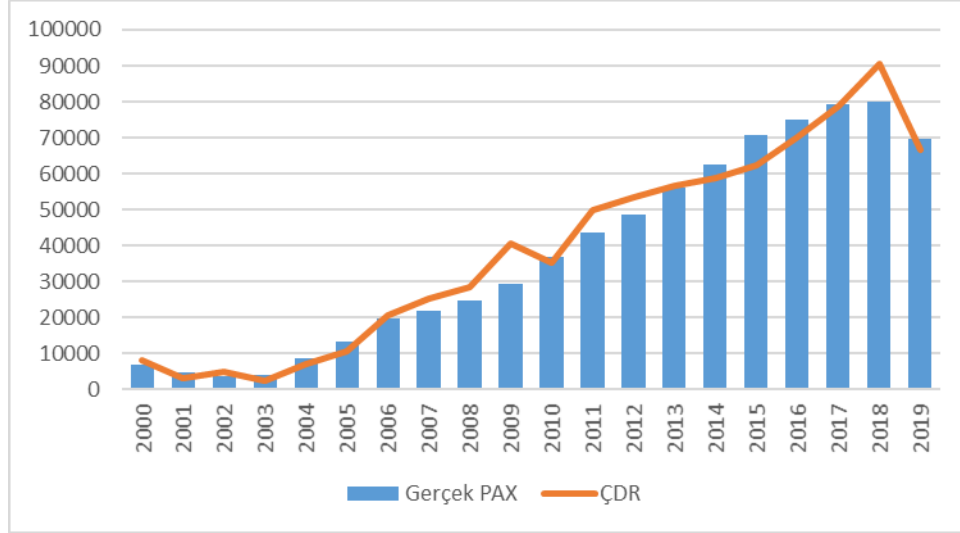
Modellerin doğruluğunu ve güvenilirliğini daha fazla doğrulamak için dört istatistiksel performans göstergeleri hesaplanmıştır: MAE, MAPE, MSE, RMSE. Çalışmada verilerin yaklaşık %75'i eğitim verisi olarak model oluşturulurken kullanılmış, kalan yaklaşık %25 veri ise modele sunulmamıştır. Modelde kullanılmayan veriler test verisi olarak modelin sağlamlığını ve doğruluğunu test etmek için kullanılmıştır. MAE, MAPE, MSE ve RMSE değerleri ile ölçülen Türkiye'nin yurtiçi havayolu yolcu talep tahmini modellerinin eğitim, test ve genel veri setlerinin performans değerleri Çizelge 5.12.'te sunulmaktadır.

Çizelge 5.12. Türkiye'nin yurtiçi havayolu yolcu talep tahmini ÇDR model performansları

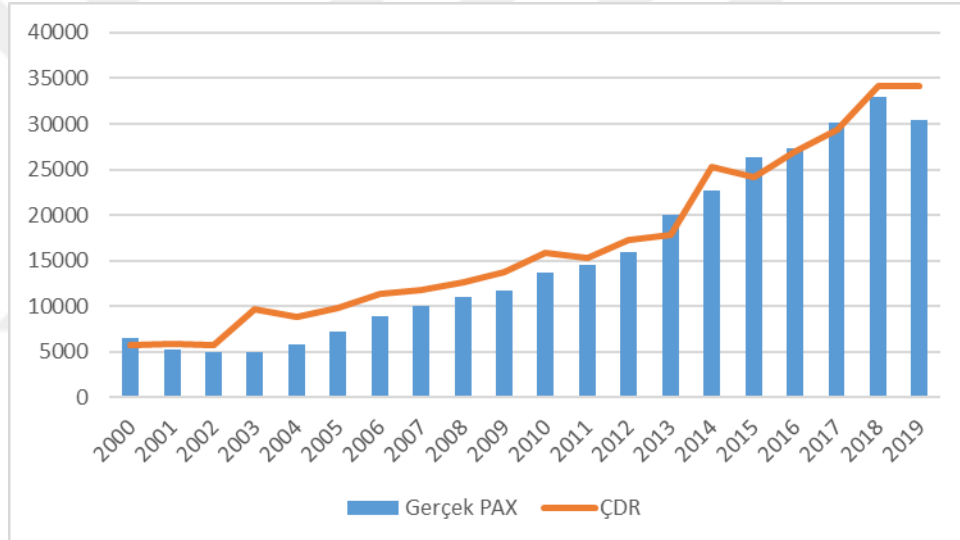
<b>DMT-PAX</b>			
<b>Performans göstergesi</b>	<b>Tahmin verisi</b>	<b>Test verisi</b>	<b>Genel veri</b>
<b>RMSE</b>	0,116863074	0,20824632	0,1502326
<b>MSE</b>	0,013656978	0,04336653	0,0225698
<b>MAE</b>	0,145088464	0,161377	0,1466613
<b>MAPE</b>	14,50884644	16,1377003	14,666126
<b>THY-PAX</b>			
<b>Performans göstergesi</b>	<b>Tahmin verisi</b>	<b>Test verisi</b>	<b>Genel veri</b>
<b>RMSE</b>	0,0916229	0,088991	0,090841
<b>MSE</b>	0,0083948	0,007919	0,008252
<b>MAE</b>	0,1450885	0,161377	0,146661
<b>MAPE</b>	14,508846	16,1377	14,66613
<b>THY-RPK</b>			
<b>Performans göstergesi</b>	<b>Tahmin verisi</b>	<b>Test verisi</b>	<b>Genel veri</b>
<b>RMSE</b>	0,17988	0,17088	0,17229
<b>MSE</b>	0,03236	0,02920	0,02969
<b>MAE</b>	0,28763	0,14598	0,25952
<b>MAPE</b>	28,76348	14,59794	25,95171
<b>PGS-ASK</b>			
<b>Performans göstergesi</b>	<b>Tahmin verisi</b>	<b>Test verisi</b>	<b>Genel veri</b>
<b>RMSE</b>	0,247037	0,17734	0,21902
<b>MSE</b>	0,061027	0,031449	0,04797
<b>MAE</b>	0,130882	0,104109	0,118053
<b>MAPE</b>	13,08819	10,41094	11,8053
<b>THY-ASK</b>			
<b>Performans göstergesi</b>	<b>Tahmin verisi</b>	<b>Test verisi</b>	<b>Genel veri</b>
<b>RMSE</b>	0,116	0,189622	0,138134
<b>MSE</b>	0,013456	0,035957	0,025441
<b>MAE</b>	0,145851	0,277883	0,183601
<b>MAPE</b>	14,58514	27,78829	18,36012

Literatürde daha önce yapılmış tahmin çalışmalarında MAPE değeri 10'dan küçükse çok iyi tahmin,  $10 \leq \text{MAPE} \leq 20$  aralığında iyi tahmin,  $20 \leq \text{MAPE} \leq 50$  aralığında kabul edilebilir tahmin ve MAPE değeri 50 üzerindeyse yanlış tahmin olarak değerlendirilmektedir (Martin ve Witt, 1989). Kabul edilen MAPE değer sınırlandırmalarına göre; THY-RPK modeli kabul edilebilir tahmin aralığındadır. Diğer dört tahmin modeli iyi tahmin modeli değer aralığındadır.

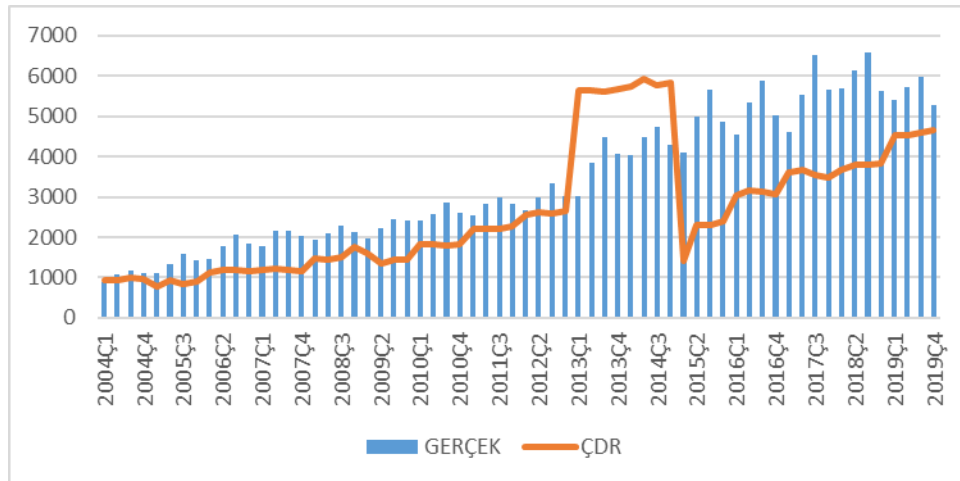
Türkiye'nin yurtiçi havayolu yolcu tahmini için kurulan ÇDR modellerinin tahmini ve gerçek değerleri Şekil 5.3., Şekil 5.4., Şekil 5.5., Şekil 5.6. ve Şekil 5.7.'de verilmektedir.



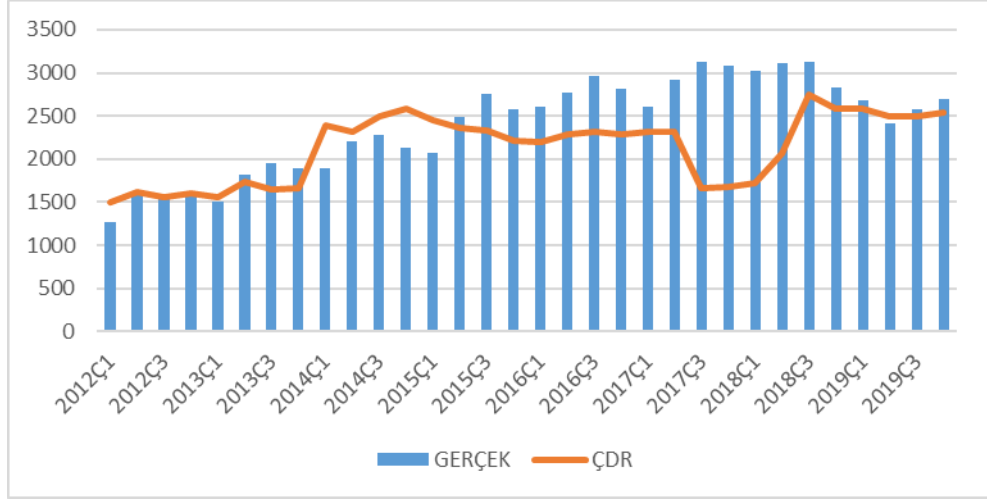
Şekil 5.3. Türkiye'nin düşük maliyetli havayolu taşıyıcıları için PAX değeri talep tahmin ÇDR modelinin gerçek ve tahmini değerlerinin karşılaştırılması



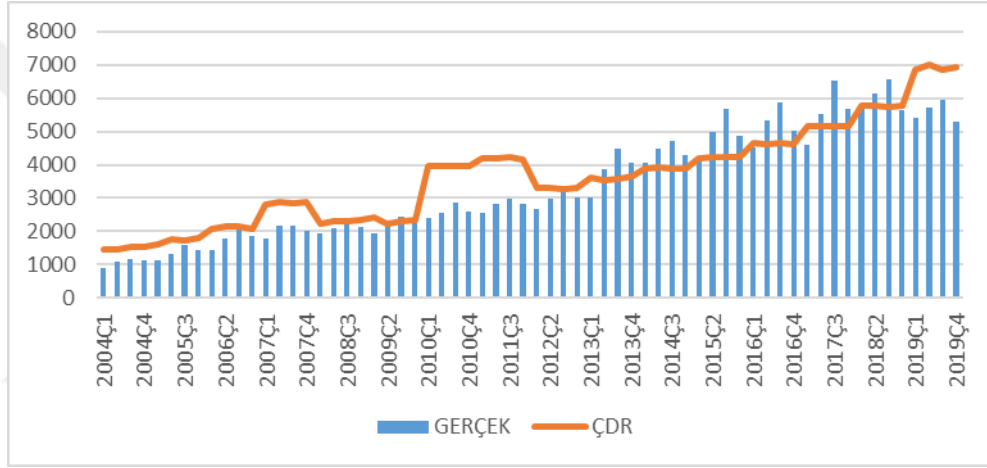
Şekil 5.4. Türkiye'nin geleneksel havayolu taşıyıcıları için PAX değeri talep tahmin ÇDR modelinin gerçek ve tahmini değerlerinin karşılaştırılması



Şekil 5.5. Türkiye'nin geleneksel havayolu taşıyıcıları için RPK değeri talep tahmin ÇDR modelinin gerçek ve tahmini değerlerinin karşılaştırılması



Şekil 5.6. Türkiye'nin düşük maliyetli havayolu taşıyıcısı için ASK değeri talep tahmin ÇDR modelinin gerçek ve tahmini değerlerinin karşılaştırılması



Şekil 5.7. Türkiye'nin geleneksel havayolu taşıyıcısı için ASK değeri talep tahmin ÇDR modelinin gerçek ve tahmini değerlerinin karşılaştırılması

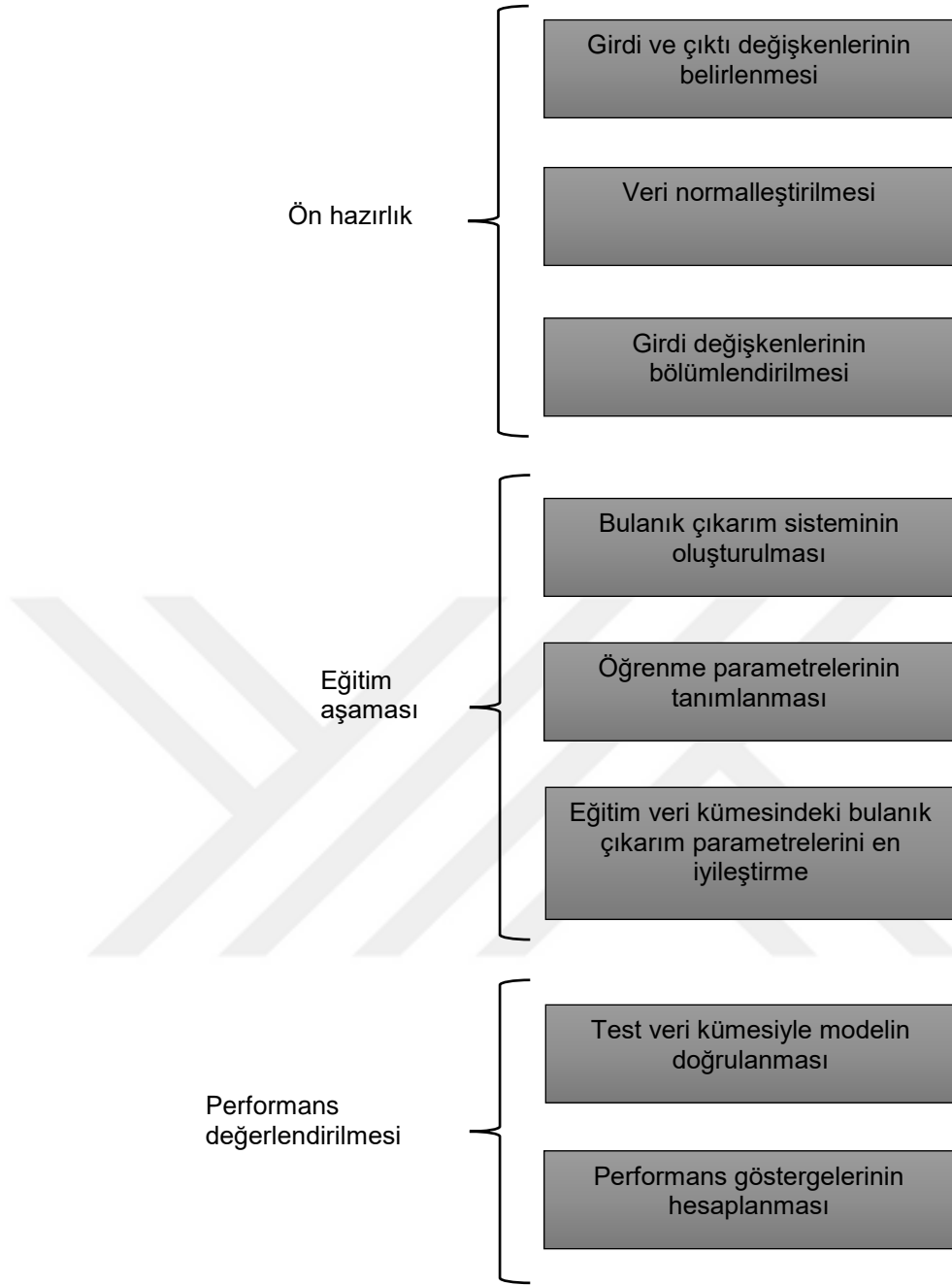
## 5.2. Uyarlanabilir Ağ Tabanlı Bulanık Çıkarım Sistemi (ANFIS) Yaklaşımı Kullanılarak Türkiye'de Havayolu Taşımacılığı Talep Tahmini

Önceki bölümlerde Türkiye'nin havayolu taşımacılığı talep tahmini için regresyon modelleri kurulmuş ve analiz edilmiştir. Bu bölümde ise ANFIS tekniği kullanılarak yeni tahmin modelleri oluşturulacaktır. Daha önceki bölümlerde de belirtildiği gibi ANFIS yaklaşımı çok çeşitli disiplinlerde tahmin amacıyla giderek daha fazla kullanılmaktadır. Son yıllarda havayolu endüstrisi içerisinde de yapılan çalışmalarda kullanımı artmaktadır (Srisaeng ve ark, 2015; Atay ve ark, 2019). Bu bölüm, literatüre bu alanda Türkiye'deki havayolu taşımacılığını ele alarak katkı sağlamayı amaçlamaktadır. Şekil 5.8. 'de verildiği üzere, çalışma üç farklı aşamada gerçekleştirilmiştir.

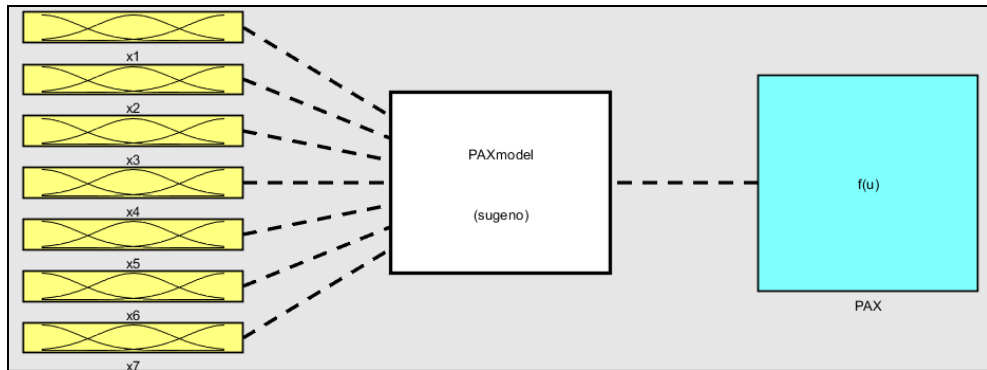
ÇDR analizinde olduğu gibi ANFIS yaklaşımı kullanılarak beş farklı model kurulmuştur:

- ✓ Düşük maliyetli yerel taşıyıcılar için ücretli yolcu sayısı tahmin modeli (DMT-PAX),
- ✓ Geleneksel yerel taşıyıcı için ücretli yolcu sayısı tahmin modeli (THY-PAX),
- ✓ Geleneksel yerel taşıyıcı için gelir yolcu kilometre değeri tahmin modeli (THY-RPK),
- ✓ Düşük maliyetli yerel bir taşıyıcı için arz edilen koltuk kilometre tahmin modeli (PGS-ASK),
- ✓ Geleneksel yerel taşıyıcı için arz edilen koltuk kilometre tahmin modeli (THY-ASK).

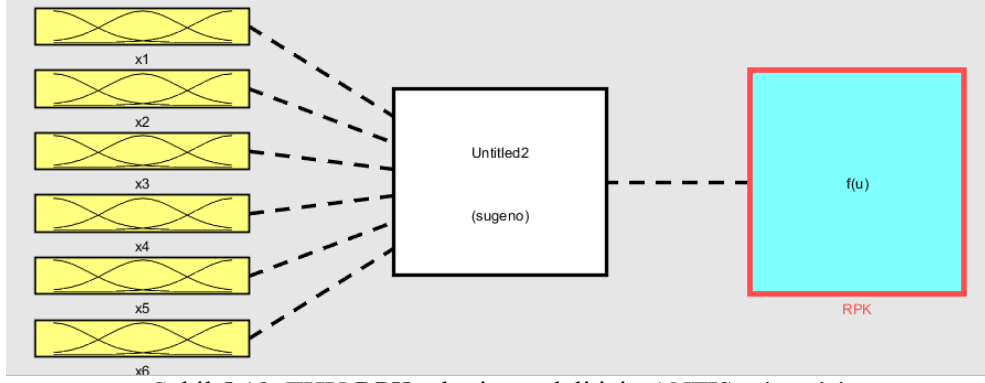
Kurulan modellerin ANFIS uygulamaları MATLAB R2020b yazılımı içerisinde bulunan “Fuzzy Logic Toolbox”ı kullanılarak yapılmıştır. Modellerin ANFIS mimarileri Şekil 5.9., Şekil 5.10. ve Şekil 5.11.’de gösterilmektedir. ANFIS modelleri hibrit öğrenme algoritmasını kullanmaktadır.



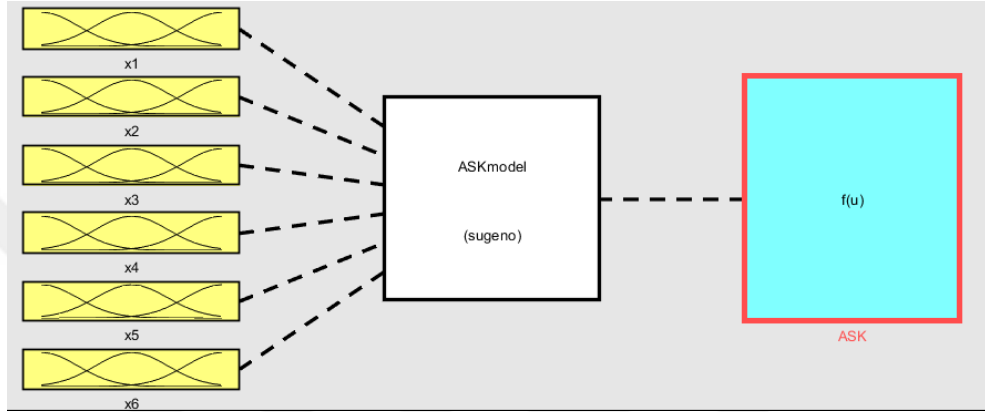
Şekil 5.8. Türkiye havayolu taşımacılığı talep tahmini için ANFIS süreci



Şekil 5.9. DMT-PAX ve THY-PAX tahmin modelleri için ANFIS mimarisi



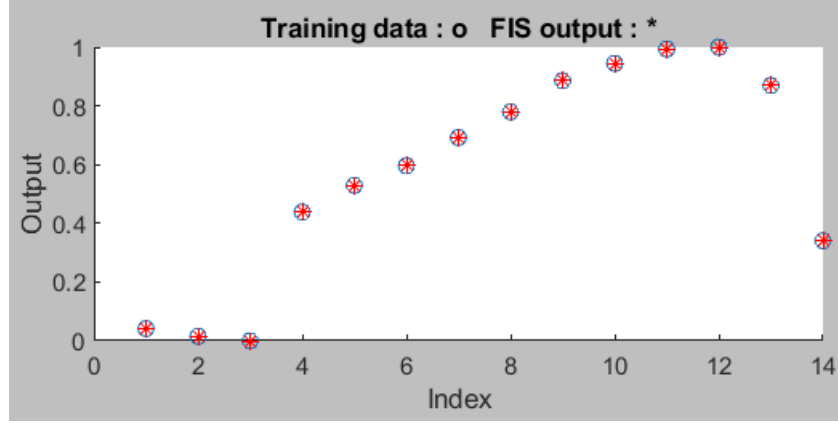
Şekil 5.10. THY-RPK tahmin modeli için ANFIS mimarisi



Şekil 5.11. PGS-ASK ve THY-ASK tahmin modeli için ANFIS mimarisi

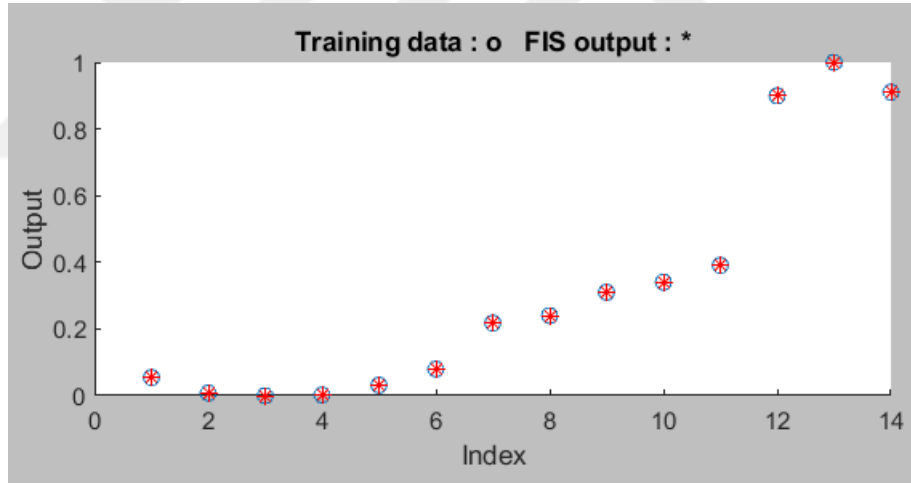
Uyarlanabilir bulanık modeller, değişen sayıda epochs ve girdi-çıkı üyelik fonksiyonları (MF) ile model parametresinin her kombinasyonu için çalıştırılmıştır. Bu deneyler, modellerin olası aşırı uyumundan kaçınmak için yapılmaktadır. Bu çalışmada DMT-PAX ANFIS modeli 7 girdi ve 1 çıktı, THY-PAX ANFIS modeli 7 girdi ve 1 çıktı, THY-RPK ANFIS modeli 6 girdi ve 1 çıktı, PGS-ASK ANFIS modeli 6 girdi ve 1 çıktı, THY-ASK ANFIS modeli 6 girdi ve 1 çıktı ile Sugeno FIS yaklaşımı kullanılarak Türkiye'nin yurtiçi havayolu taşımacılığı talebini tahmin etmek için yapılandırılmıştır.

Eğitim, ANFIS model geliştirme sürecinin önemli bir parçasıdır. Eğitim süreci modeli optimize etmek için kullanılmaktadır. Sonra yapılan testler ise geliştirilen modelin performansını ve genelleştirme yeteneğini kontrol etmektedir (Mehta ve Jain, 2009). ANFIS modellerinde de ÇDR analizinde olduğu gibi test verileri eğitim aşamasında modele sunulmamaktadır. Eğitim veri kümesi ANFIS modellenmesinde eğitim amaçlı kullanılırken, test veri kümesi ANFIS modelinin doğruluğunu ve verimliliğini doğrulamak için kullanılmıştır. Tüm verinin yaklaşık %75'i eğitim verisi, %25'i ise test verisi olarak rastgele ayrılmıştır. Eğitimin tamamlanmasının ardından Şekil 5.12.'de DMT-PAX modeli için gerçek ve ANFIS tahmini PAX değerlerinin karşılaştırılması verilmektedir.



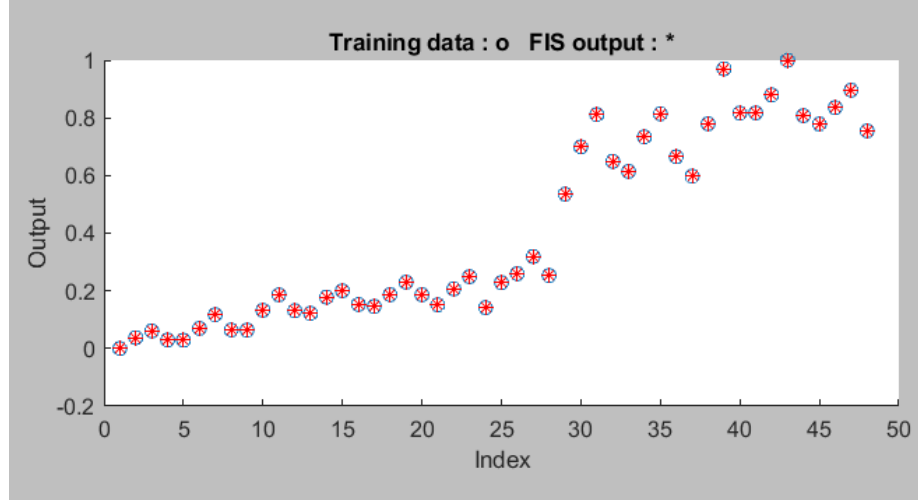
Şekil 5.12. DMT-PAX ANFIS modeli eğitim aşamasında gerçek ve tahmini değerlerin karşılaştırılması

ANFIS eğitim aşamasında en düşük RMSE değerine ulaşıldığında eğitim tamamlanmış ve optimal modele ulaşılmıştır. En iyi tahmin değerlerini veren DMT-PAX ANFIS modelinde üyelik fonksiyonu gaussmf (Gaussian curve built-in MF) üyelik fonksiyonu olarak belirlenmiştir. Girdi değişkenleri küme sayısı ise 3'tür. Şekil 5.13.'de THY-PAX modeli için eğitim verilerinin gerçek ve ANFIS tahmini PAX değerlerinin karşılaştırılması verilmektedir.



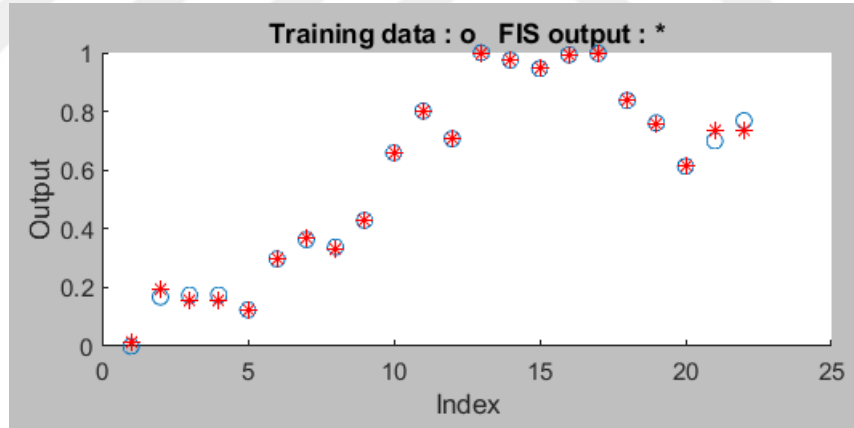
Şekil 5.13. THY-PAX ANFIS modeli eğitim aşamasında gerçek ve tahmini değerlerin karşılaştırılması

ANFIS eğitim aşamasında en düşük RMSE değerine ulaşıldığında eğitim tamamlanmış ve optimal modele ulaşılmıştır. En iyi tahmin değerlerini veren THY-PAX ANFIS modelinde üyelik fonksiyonu gaussmf2 (Gaussian curve built-in 2 MF) üyelik fonksiyonu olarak belirlenmiştir. Girdi değişkenleri küme sayısı ise 3'tür. Şekil 5.14.'de THY-RPK modeli için eğitim verilerinin gerçek ve ANFIS tahmini RPK değerlerinin karşılaştırılması verilmektedir.



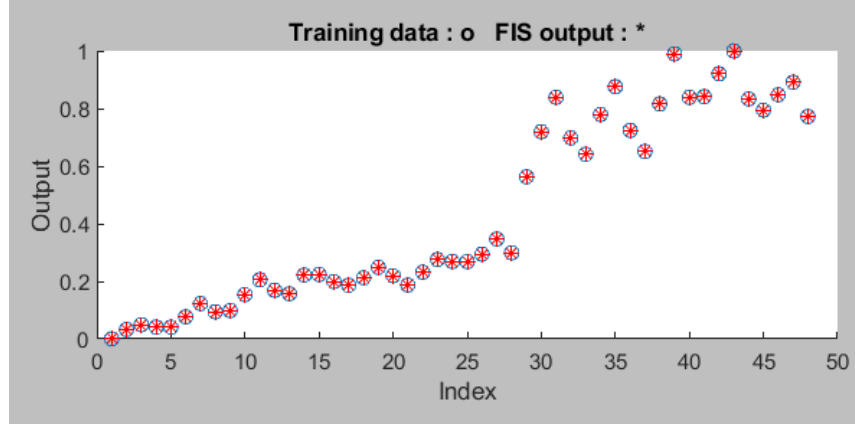
Şekil 5.14. THY-RPK ANFIS modeli eğitim aşamasında gerçek ve tahmini değerlerin karşılaştırılması

ANFIS eğitim aşamasında en düşük RMSE değerine ulaşıldığında eğitim tamamlanmış ve optimal modele ulaşılmıştır. En iyi tahmin değerlerini veren THY-RPK ANFIS modelinde üyelik fonksiyonu `dsigmf` (Difference between two sigmoidal MF) üyelik fonksiyonu olarak belirlenmiştir. Girdi değişkenleri küme sayısı ise 3'tür. Şekil 5.15.'de PGS-ASK modeli için eğitim verilerinin gerçek ve ANFIS tahmini ASK değerlerinin karşılaştırılması verilmektedir.



Şekil 5.15. PGS-ASK ANFIS modeli eğitim aşamasında gerçek ve tahmini değerlerin karşılaştırılması

ANFIS eğitim aşamasında en düşük RMSE değerine ulaşıldığında eğitim tamamlanmış ve optimal modele ulaşılmıştır. En iyi tahmin değerlerini veren PGS-ASK ANFIS modelinde üyelik fonksiyonu `gaussmf2` (Gaussian curve built-in 2 MF) üyelik fonksiyonu olarak belirlenmiştir. Girdi değişkenleri küme sayısı ise 3'tür. Şekil 5.16.'de THY-ASK modeli için eğitim verilerinin gerçek ve ANFIS tahmini ASK değerlerinin karşılaştırılması verilmektedir.



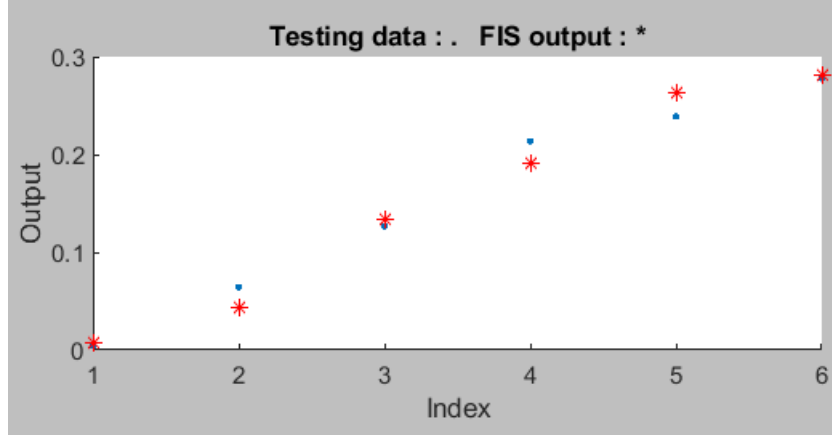
Şekil 5.16. THY-ASK ANFIS modeli eğitim aşamasında gerçek ve tahmini değerlerin karşılaştırılması

ANFIS eğitim aşamasında en düşük RMSE değerine ulaşıldığında eğitim tamamlanmış ve optimal modele ulaşılmıştır. En iyi tahmin değerlerini veren THY-ASK ANFIS modelinde üyelik fonksiyonu  $\text{psigmf}$  (Product of two sigmoidal MF) üyelik fonksiyonu olarak belirlenmiştir. Girdi değişkenleri küme sayısı ise 3'tür.

### 5.2.1. ANFIS Modelleme Sonuçları

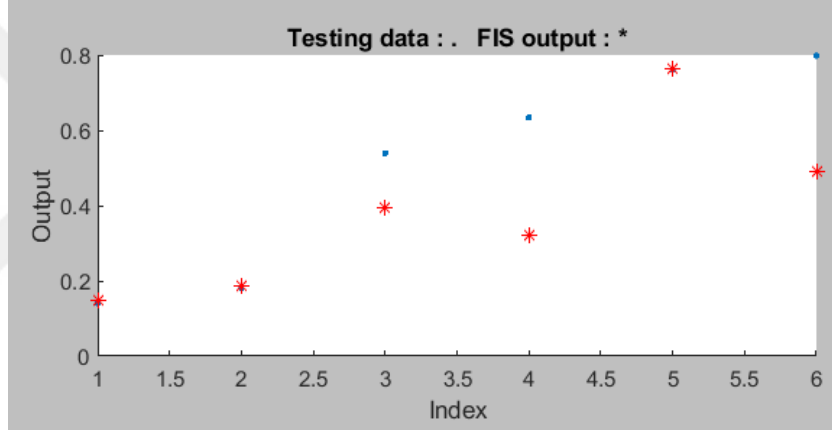
Daha önce de belirtildiği gibi, bu çalışma ANFIS modelini oluşturmak için MATLAB bulanık çıkarım araç kutusu kullanmıştır. MATLAB yazılımı içerisine gömülü olan ANFIS eğitim algoritmaları kullanılmıştır. Modellerin oluşturulma süreci dört aşamadan oluşmaktadır (Chen ve ark, 2010). İlk olarak, girdi ve çıktı verilerini içeren modelin girdi verileri bir veri dizisi biçiminde sisteme eklenmektedir. Eğitim performansını artırmak için veriler  $[0,1]$  ölçeğine göre normalleştirilmiştir. İkinci adım, bulanık bir çıkarım sisteminin (FIS) üretilmesidir. Üçüncü adım, girdi verilerini eğitmek için bulanık çıkarım araç kutusundaki ANFIS modelinin eğitim işlevinin kullanılmasıdır. Eğitim aşamasında hibrit öğrenme algoritması uygulanmıştır. ANFIS sisteminde veri eğitimi yapılırken otomatik olarak RMSE performans göstergesi üretilmektedir. Oluşturulan ANFIS modeli, en düşük RMSE değerine göre en iyi model elde edilene kadar manipüle edilmiştir. Eğitim hatası hedefine ulaşıldığında eğitim durdurulmuştur. Veri eğitiminin ardından ve son adım olarak, Türkiye'nin yurtiçi havayolu taşımacılığı talebini tahmin etmek için ANFIS modelleri elde edilmiştir.

Eğitimin ardından, Türkiye'nin yurtiçi havayolu taşımacılığı talebini tahmin etmeye yönelik ANFIS modelleri eğitim aşamasına dahil edilmeyen test verileri kullanılarak doğrulanmıştır. Test verilerinden modelin oluşturduğu tahminler gerçek verilerle karşılaştırılmıştır. DMT-PAX ANFIS modelinin test aşamasında elde edilen tahmin ve gerçek verilerinin karşılaştırılması Şekil 5.17.'de verilmektedir.



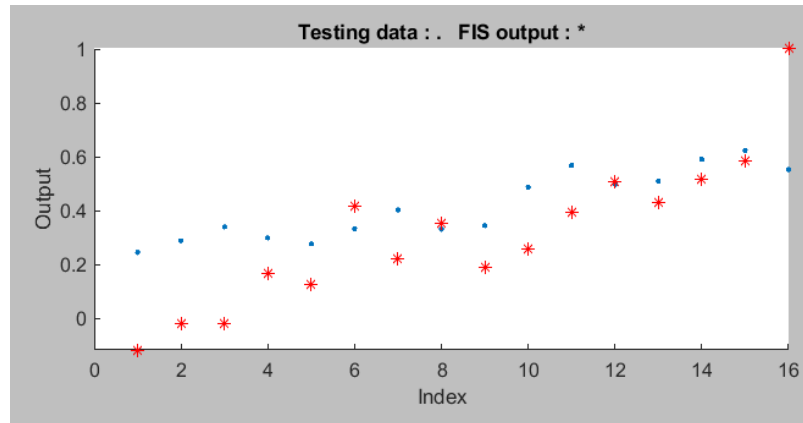
Şekil 5.17. DMT-PAX ANFIS modeli test aşamasında gerçek ve tahmini değerlerin karşılaştırılması

THY-PAX ANFIS modelinin test aşamasında elde edilen tahmin ve gerçek verilerinin karşılaştırılması Şekil 5.18.'de verilmektedir.



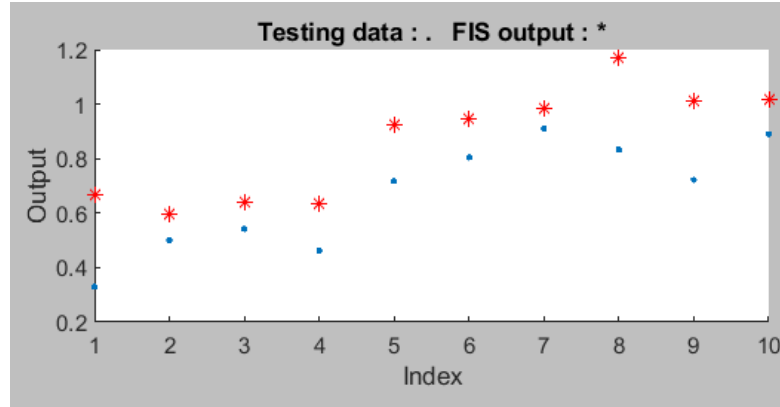
Şekil 5.18. THY-PAX ANFIS modeli test aşamasında gerçek ve tahmini değerlerin karşılaştırılması

THY-RPK ANFIS modelinin test aşamasında elde edilen tahmin ve gerçek verilerinin karşılaştırılması Şekil 5.19.'de verilmektedir.



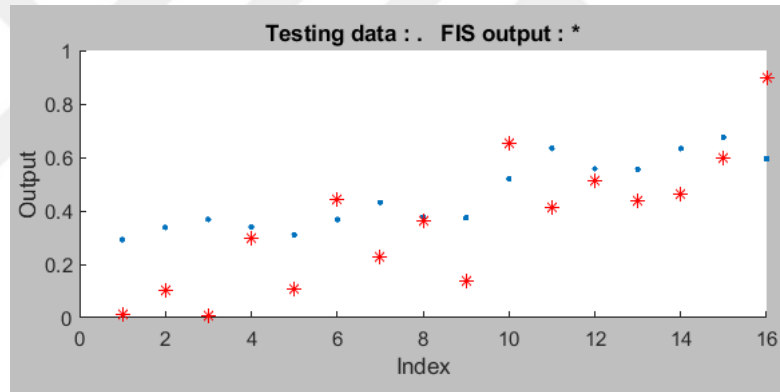
Şekil 5.19. THY-RPK ANFIS modeli test aşamasında gerçek ve tahmini değerlerin karşılaştırılması

PGS-ASK ANFIS modelinin test aşamasında elde edilen tahmin ve gerçek verilerinin karşılaştırılması Şekil 5.20.'de verilmektedir.



Şekil 5.20. PGS-ASK ANFIS modeli test aşamasında gerçek ve tahmini değerlerin karşılaştırılması

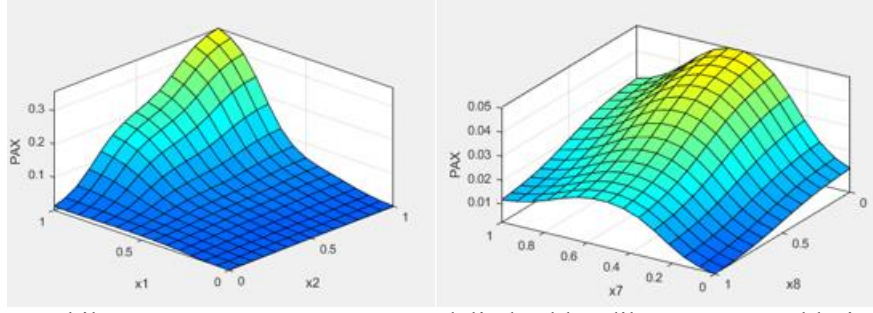
THY-ASK ANFIS modelinin test aşamasında elde edilen tahmin ve gerçek verilerinin karşılaştırılması Şekil 5.21.'de verilmektedir.



Şekil 5.21. THY-ASK ANFIS modeli test aşamasında gerçek ve tahmini değerlerin karşılaştırılması

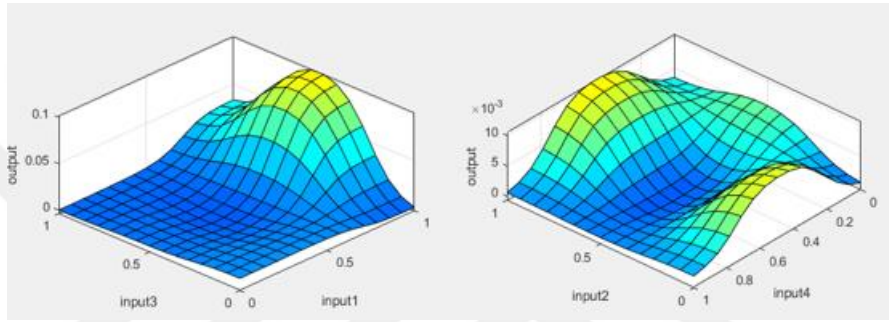
Grafikler incelendiğinde tüm modellerde gerçek ve tahmin değerlerinin oldukça yakın olduğu görülmektedir. RMSE değerleri oldukça tatmin edicidir. ANFIS'in mümkün olan en iyi çıktıyı sağlayan girdi parametre büyüklüklerinin optimum kombinasyonunu belirleme yeteneği ağın performansını daha da sağlam hale getirmektedir. Bu özellik ayrıca ANFIS'in belirli bir çok parametrelili modelde optimum koşulları tahmin etmek için daha etkili bir tahmin yaklaşımı olarak hizmet etmesini sağlamaktadır (Sarkar ve ark, 2014).

İki farklı parametreye (X ve Y eksenleri) göre çıktının değişimini göstermek için ANFIS ile yüzey grafikleri elde edilmektedir. Şekil 5.22.'de DMT-PAX ANFIS modeli girdi değişkenlerinin yüzey grafik örnekleri verilmektedir.



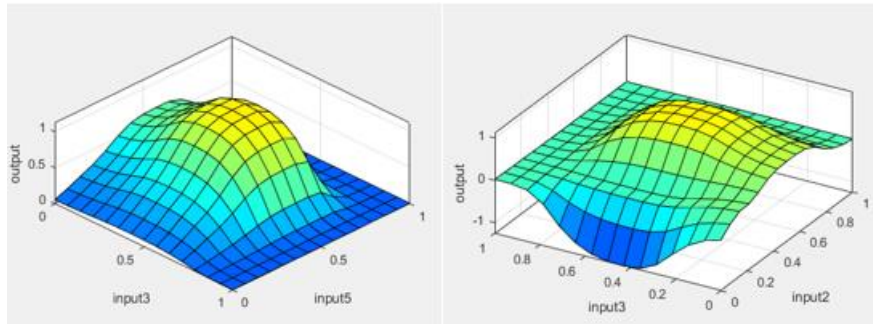
Şekil 5.22. DMT-PAX ANFIS modelinde elde edilen yüzey örnekleri

THY-PAX ANFIS modeli girdi değişkenlerinin yüzey grafik örnekleri Şekil 5.23.'te verilmektedir.



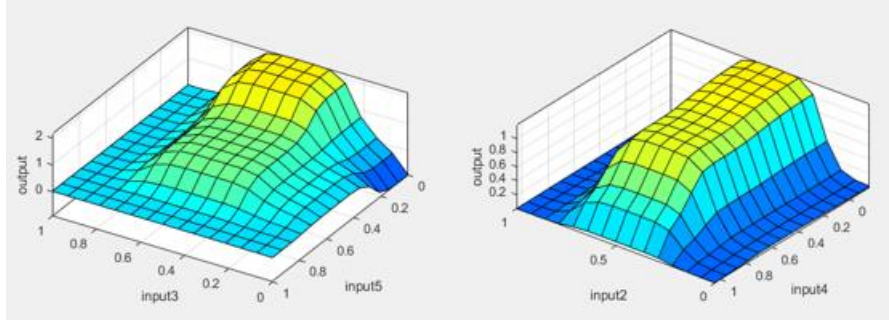
Şekil 5.23. THY-PAX ANFIS modelinde elde edilen yüzey örnekleri

THY-RPK ANFIS modeli girdi değişkenlerinin yüzey grafik örnekleri Şekil 5.24.'te verilmektedir.



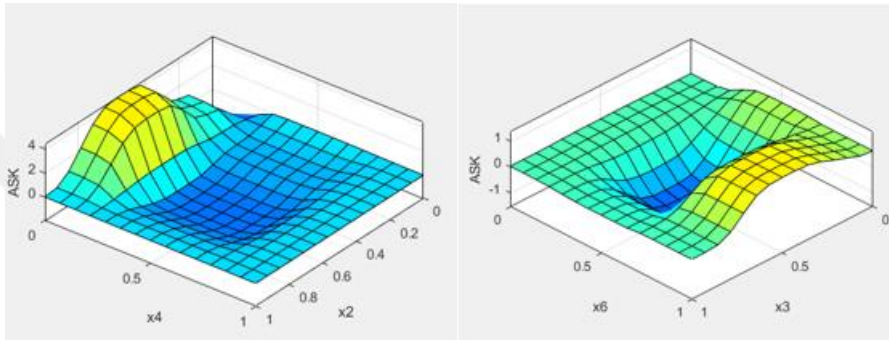
Şekil 5.24. THY-RPK ANFIS modelinde elde edilen yüzey örnekleri

PGS-ASK ANFIS modeli girdi değişkenlerinin yüzey grafik örnekleri Şekil 5.25.'te verilmektedir.



Şekil 5.25. PGS-ASK ANFIS modelinde elde edilen yüzey örnekleri

THY-ASK ANFIS modeli girdi değişkenlerinin yüzey grafik örnekleri Şekil 5.26.'te verilmektedir.



Şekil 5.26. THY-ASK ANFIS modelinde elde edilen yüzey örnekleri

Yüzey grafikleri değişkenler arasındaki ilişkileri göstermektedir. Yüzeyler kesikli kısımların veya sert iniş ve çıkışlı yüzeylerin olması değişkenler arasında uyumsuzluk olduğunu göstermektedir. Bu çalışmada kurulan modellerin yüzey grafiklerinde bu durumlar gözlenmemiştir. MAE, MAPE, MSE ve RMSE değerleri ile ölçülen Türkiye'nin yurtiçi havayolu taşımacılığı talep tahmini modellerinin eğitim, test ve genel veri setlerinin performans değerleri Çizelge 5.13.'te sunulmaktadır.

Çizelge 5.13. Türkiye'nin yurtiçi havayolu taşımacılığı talep tahmini ANFIS model performansları

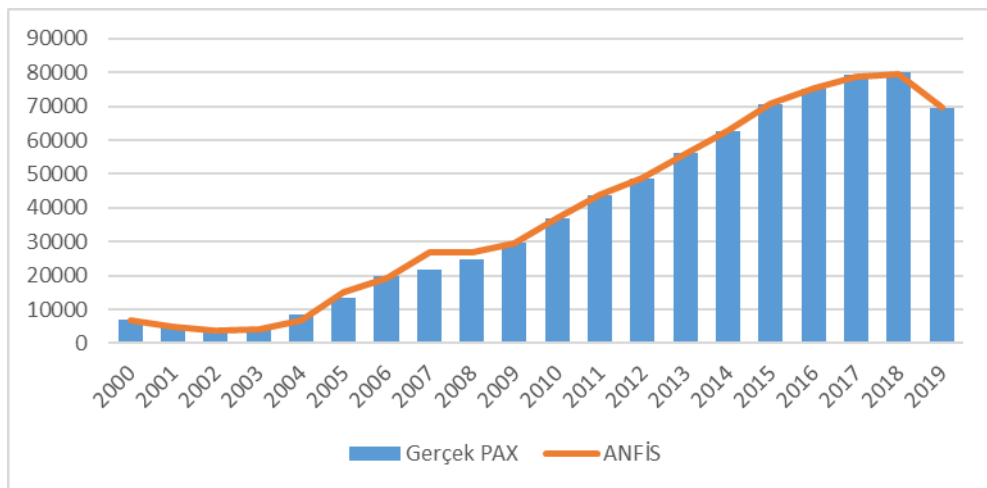
<b>DMT-PAX</b>			
<b>Performans göstergesi</b>	<b>Tahmin verisi</b>	<b>Test verisi</b>	<b>Genel veri</b>
<b>RMSE</b>	0,068048186	0,02064809	0,0090095
<b>MSE</b>	0,004630556	0,00042634	0,0000812
<b>MAE</b>	0,076945762	0,1208831	0,0488887
<b>MAPE</b>	7,694576204	12,0883105	4,8888717
<b>THY-PAX</b>			
<b>Performans göstergesi</b>	<b>Tahmin verisi</b>	<b>Test verisi</b>	<b>Genel veri</b>
<b>RMSE</b>	0,0769198	0,129637	0,103511
<b>MSE</b>	0,0059166	0,016806	0,010714
<b>MAE</b>	0,0313284	0,096291	0,063224
<b>MAPE</b>	3,1328404	9,629127	6,322407

Çizelge 5.13. (devam)

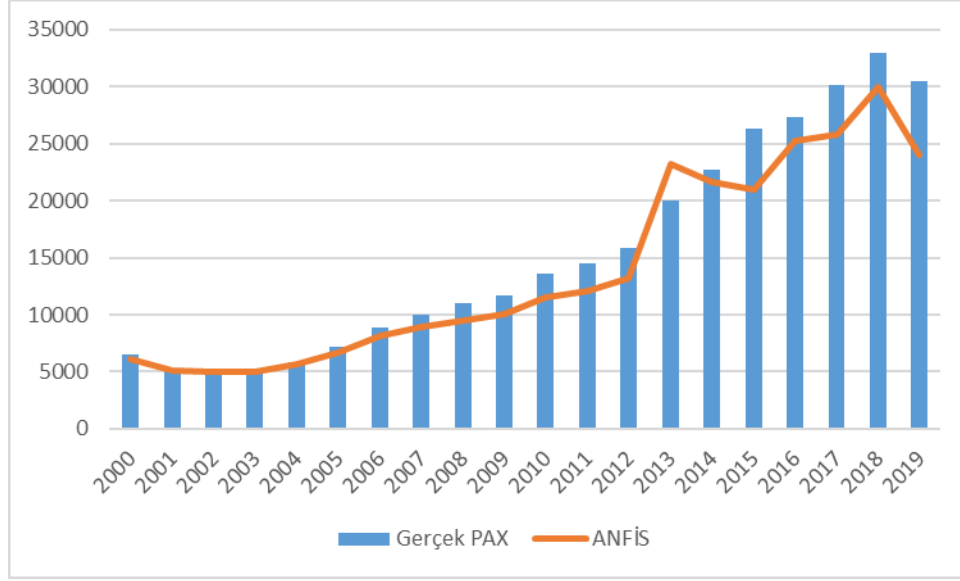
THY-RPK			
Performans göstergesi	Tahmin verisi	Test verisi	Genel veri
RMSE	0,086346	0,111227	0,098986
MSE	0,007456	0,012371	0,009798
MAE	0,077603	0,131403	0,117417
MAPE	7,760312	13,14028	11,74174
PGS-ASK			
Performans göstergesi	Tahmin verisi	Test verisi	Genel veri
RMSE	0,074543	0,110575	0,098608
MSE	0,005557	0,012227	0,009723
MAE	0,058526	0,130773	0,101906
MAPE	5,852551	13,07728	10,19059
THY-ASK			
Performans göstergesi	Tahmin verisi	Test verisi	Genel veri
RMSE	0,012812	0,143399	0,116142
MSE	0,000164	0,020563	0,013489
MAE	0,020607	0,163404	0,109461
MAPE	2,060719	16,34039	10,94606

Literatürde daha önce yapılmış tahmin çalışmalarında MAPE değeri 10'dan küçükse çok iyi tahmin,  $10 \leq \text{MAPE} \leq 20$  aralığında iyi tahmin,  $20 \leq \text{MAPE} \leq 50$  aralığında kabul edilebilir tahmin ve MAPE değeri 50 üzerindeyse yanlış tahmin olarak değerlendirilmektedir (Martin ve Witt, 1989). Kabul edilen MAPE değer sınırlandırmalarına göre; DMT-PAX ve THY-PAX modelleri çok iyi tahmin aralığındadır. Diğer üç tahmin modeli iyi tahmin modeli değer aralığındadır.

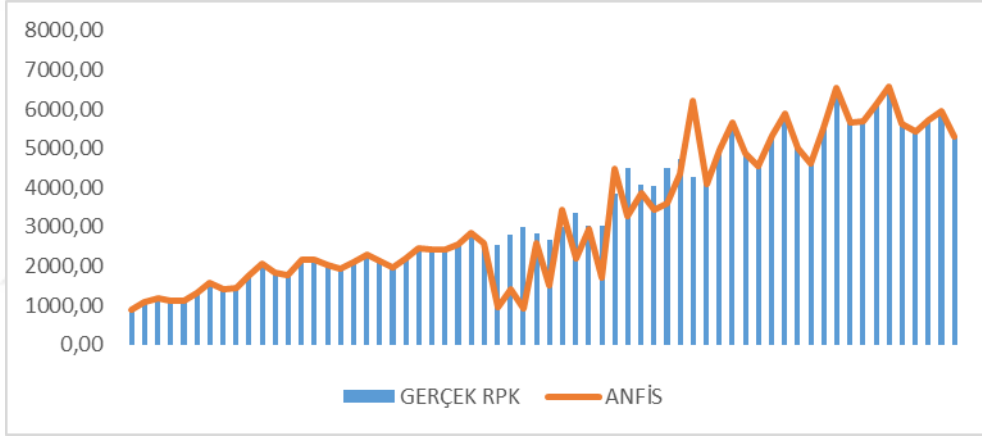
Türkiye'nin yurtiçi havayolu yolcu tahmini için kurulan ANFIS modellerinin tahmini ve gerçek değerleri Şekil 5.27., Şekil 5.28., Şekil 5.29., Şekil 5.30. ve Şekil 5.31.'de verilmektedir.



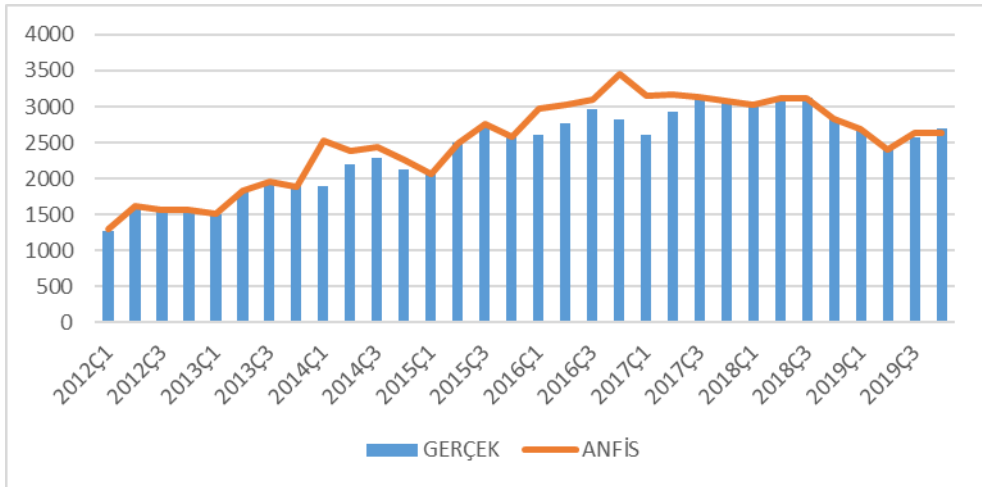
Şekil 5.27. Türkiye'nin düşük maliyetli havayolu taşıyıcıları için PAX değeri talep tahmin ANFIS modelinin gerçek ve tahmini değerlerinin karşılaştırılması



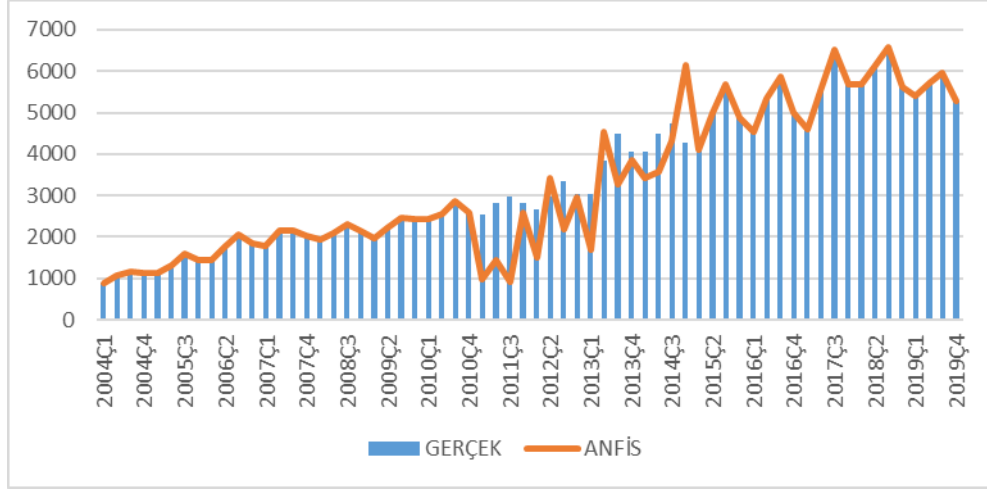
Şekil 5.28. Türkiye'nin geleneksel havayolu taşıyıcıları için PAX değeri talep tahmin ANFİS modelinin gerçek ve tahmini değerlerinin karşılaştırılması



Şekil 5.29. Türkiye'nin geleneksel havayolu taşıyıcıları için RPK değeri talep tahmin ANFİS modelinin gerçek ve tahmini değerlerinin karşılaştırılması



Şekil 5.30. Türkiye'nin düşük maliyetli taşıyıcısı için ASK değeri talep tahmin ANFİS modelinin gerçek ve tahmini değerlerinin karşılaştırılması



Şekil 5.31. Türkiye'nin geleneksel taşıyıcısı için ASK değeri talep tahmin ANFIS modelinin gerçek ve tahmini değerlerinin karşılaştırılması

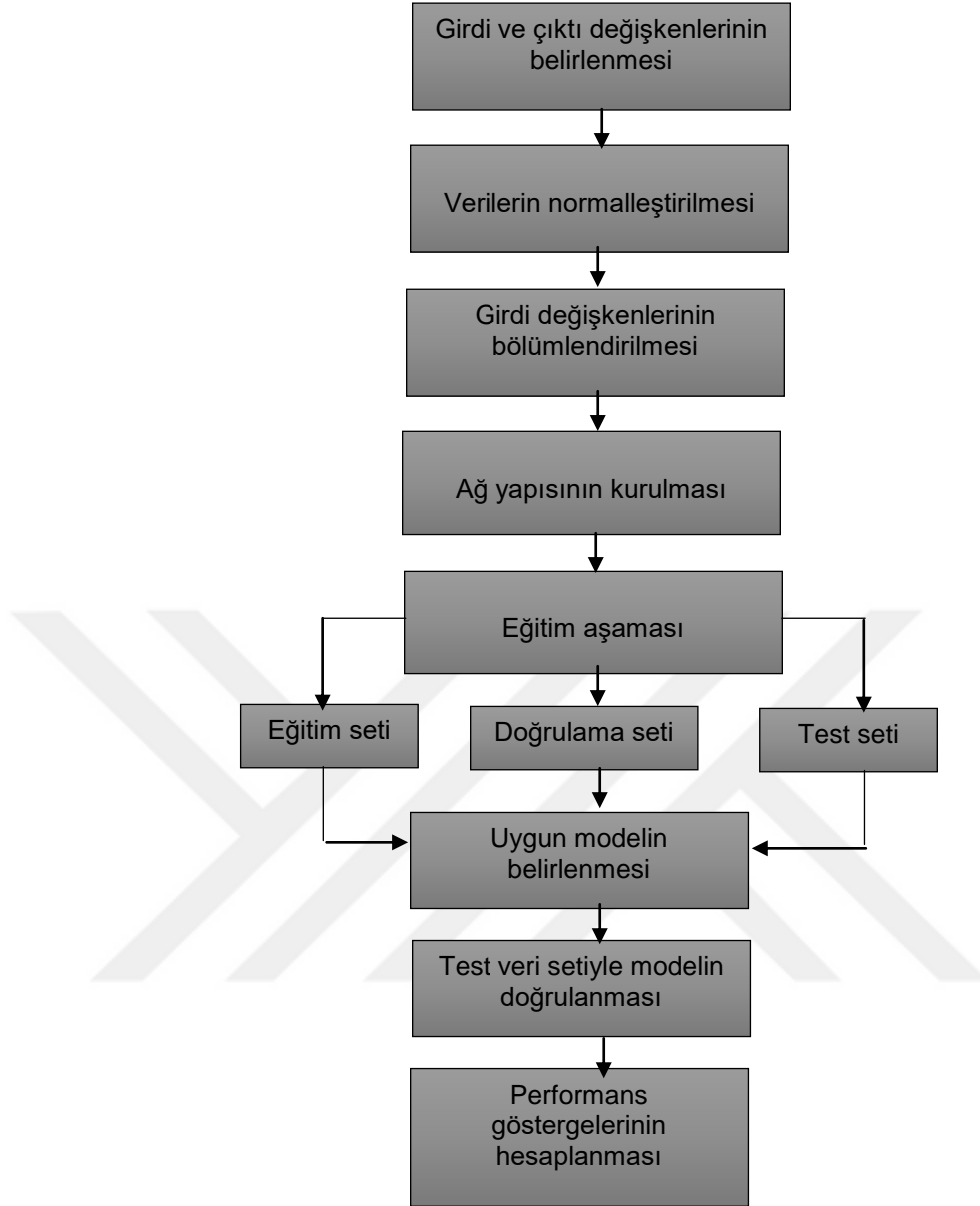
### 5.3. Yapay Sinir Ağları Yaklaşımı Kullanılarak Türkiye'de Havayolu Taşımacılığı Talep Tahmini

Önceki bölümlerde Türkiye'nin havayolu taşımacılığı talep tahmini için regresyon ve ANFIS modelleri kurulmuş ve analiz edilmiştir. Bu bölümde ise alternatif bir yaklaşım olan YSA tekniği kullanılarak yeni tahmin modelleri oluşturulacaktır. Bölüm 3'te belirtildiği gibi YSA, tahmin yetenekleri ve hızlı öğrenmeleri nedeniyle literatürde büyük ilgi görmüştür. Bu avantajlara rağmen, bir ülkenin iç hat havayolu yolcu talebini tahmin etmek için YSA modeli geliştiren ve test eden az sayıda çalışmaya rastlanılmıştır (Alekshev ve Seixas, 2009; Srisaeng ve ark, 2015; Nourzadeh ve ark, 2020). Bu bölüm literatüre bu alanda Türkiye'deki havayolu taşımacılığını ele alarak katkı sağlamayı amaçlamaktadır.

ÇDR ve ANFIS yaklaşımlarında olduğu gibi YSA yaklaşımı kullanılarak beş farklı model kurulmuştur:

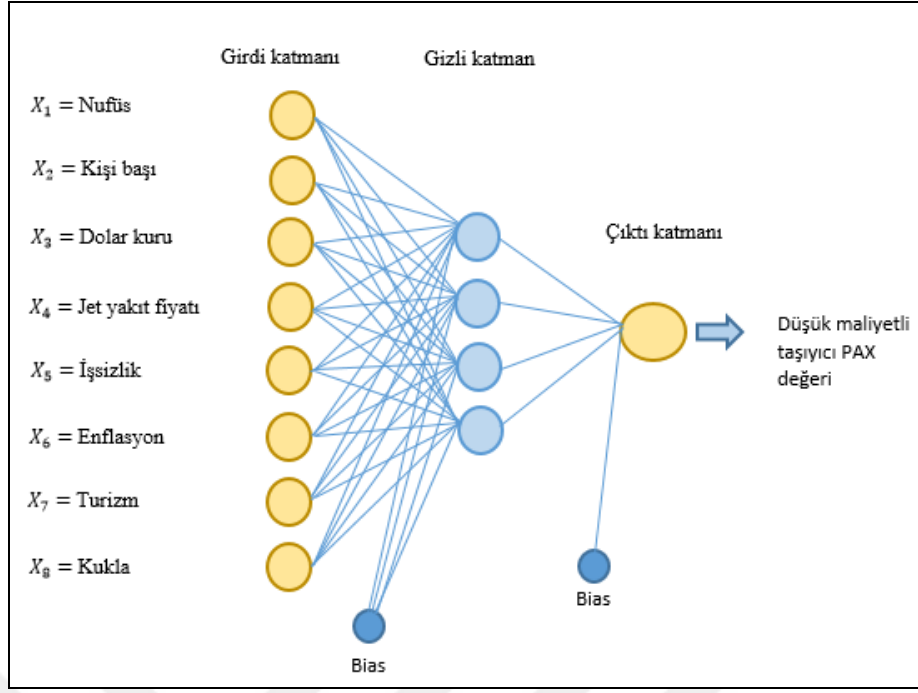
- ✓ Düşük maliyetli yerel taşıyıcılar için ücretli yolcu sayısı tahmin modeli (DMT-PAX),
- ✓ Geleneksel yerel taşıyıcı için ücretli yolcu sayısı tahmin modeli (THY-PAX),
- ✓ Geleneksel yerel taşıyıcı için gelir yolcu kilometre değeri tahmin modeli (THY-RPK),
- ✓ Düşük maliyetli yerel bir taşıyıcı için arz edilen koltuk kilometre tahmin modeli (PGS-ASK),
- ✓ Geleneksel yerel taşıyıcı için arz edilen koltuk kilometre tahmin modeli (THY-ASK).

Sinir ağı süreci Şekil 5.32.'de gösterilmektedir.

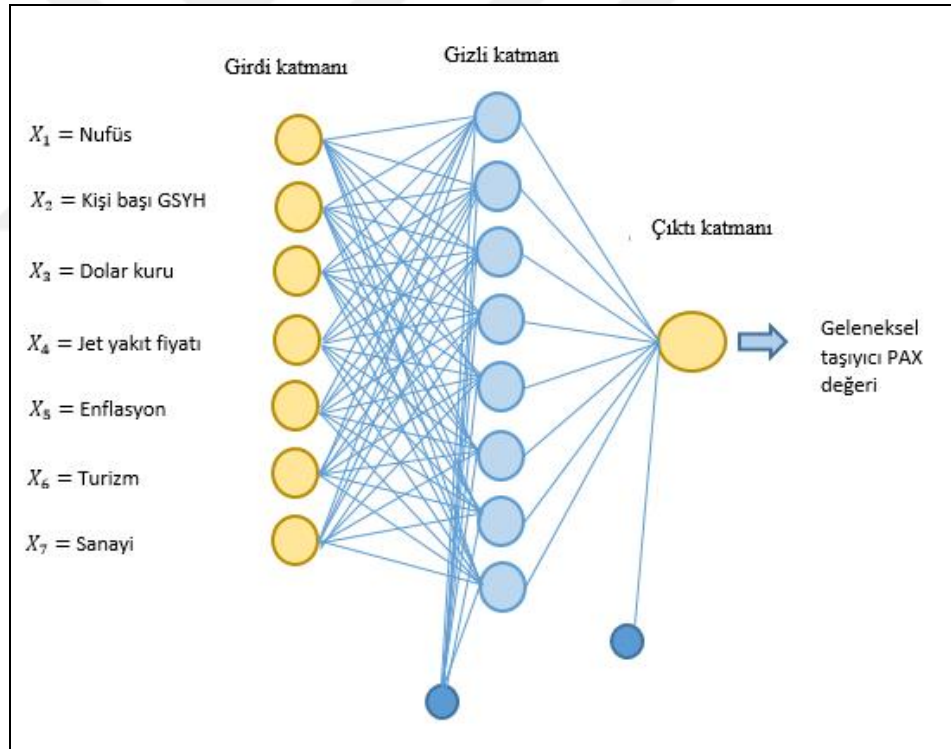


Şekil 5.32. Türkiye havayolu taşımacılığı talep tahmini için YSA süreci

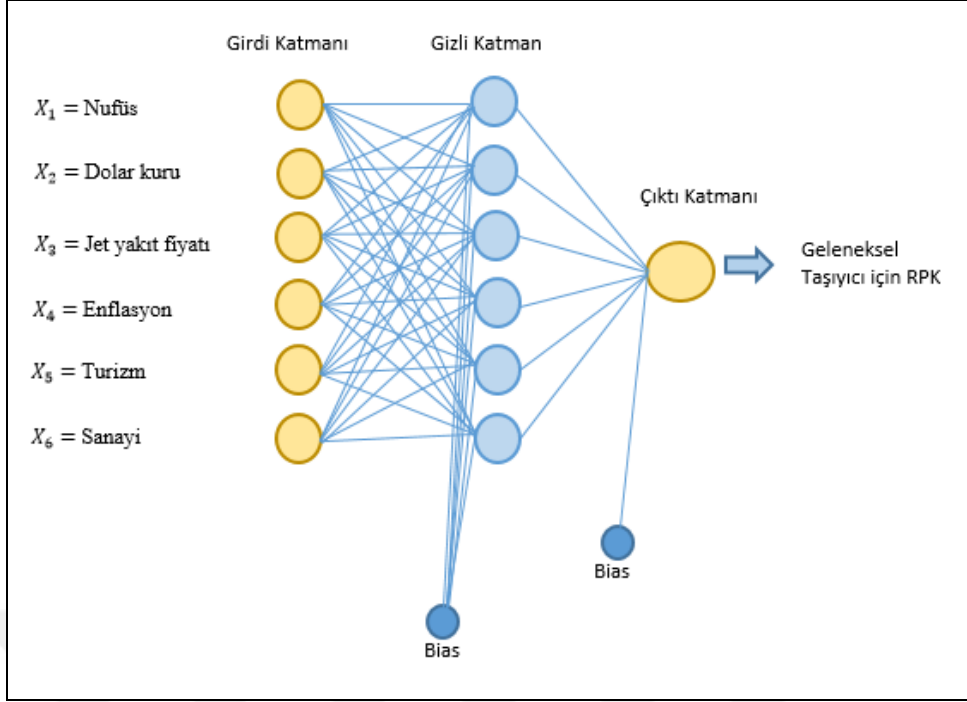
YSA mimarisinde üç katman bulunmaktadır. İlk katman girdi katmanıdır ve her girdi değişkeni bir düğüme karşılık gelmektedir. İkinci katman, değişkenler arasındaki doğrusal olmayan ilişkileri yakalamak için kullanılan gizli katmandır. Üçüncü katman, tahmin edilen değerleri oluşturmak için kullanılan çıktı katmanıdır. Girdi katmanındaki nöronların sayısı girdi değişkenlerinin sayısına eşittir ve çıktı nöronlarının sayısı çıktı değişkenlerinin sayısına eşittir. YSA yapısında girdi katmanı değişkenlerin başlangıç değerlerini alır, çıktı katmanı girdi için ağırlık sonuçlarını gösterir ve gizli katmanda çıktıya ulaşmak için tasarlanan işlemler gerçekleştirilmektedir (Tiryaki ve Aydın, 2014). Şekil 5.33., 5.34., 5.35., 5.36. ve 5.37.'de çalışmada kurulan modellerin 3 katmanlı geriye yayılım ağları gösterilmektedir.



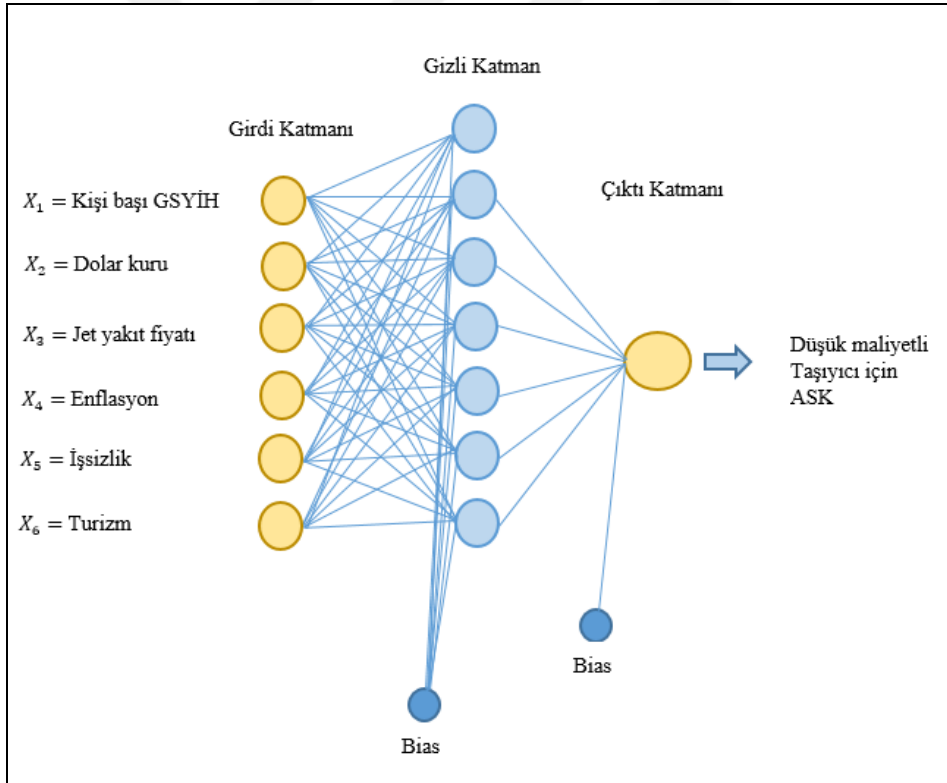
Şekil 5.33. DMT-PAX tahmin modeli için YSA mimarisi



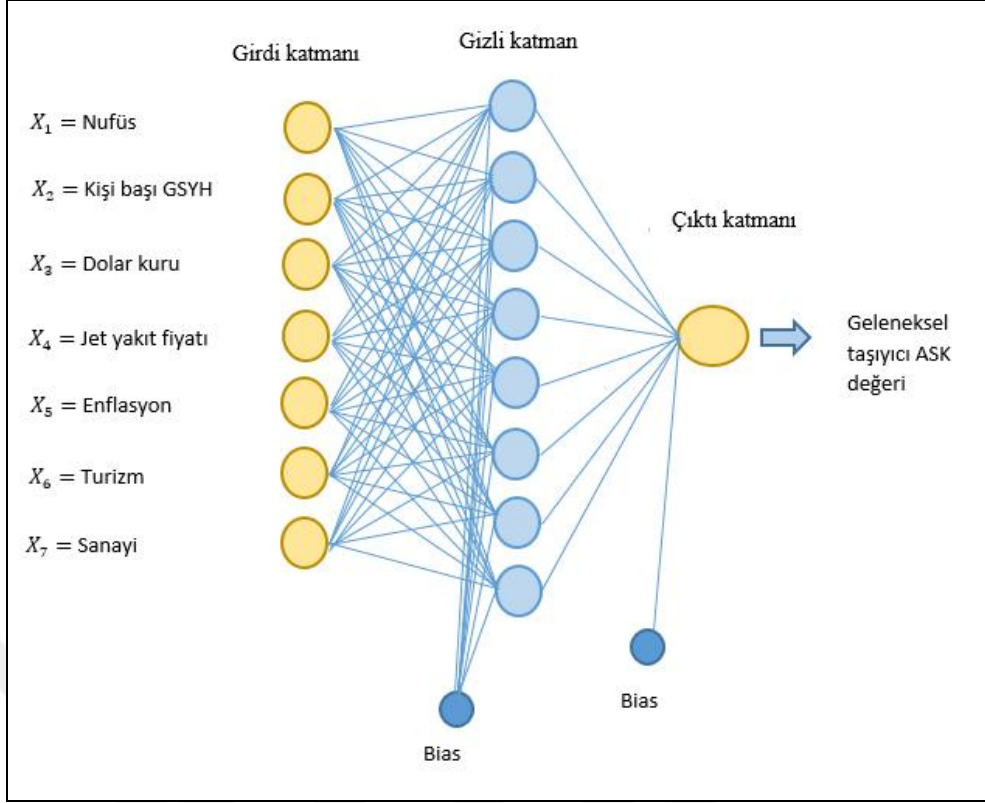
Şekil 5.34. THY-PAX tahmin modeli için YSA mimarisi



Şekil 5.35. THY-RPK tahmin modeli için YSA mimarisi



Şekil 5.36. PGS-ASK tahmin modeli için YSA mimarisi



Şekil 5.37. THY-ASK tahmin modeli için YSA mimarisi

Tahminleme için en yaygın kullanılan YSA çeşidi Çok Katmanlı Algılayıcı (ÇKA) modelidir (Claveria ve Torra, 2014; Garrido ve ark, 2014; Tiryaki ve Aydın, 2014). ÇKA basit algılayıcı modeline dayanan denetimli bir sinir ağıdır. ÇKA'nın çıktısı aşağıdaki denkleme göre matematiksel formda ifade edilmektedir:

$$Y = g\left(\theta + \sum_{j=1}^m v_j + \left[\sum_{i=1}^n f(W_{ij}X_i + \beta_j)\right]\right)$$

Denklemden  $Y$ , bağımlı değişkenin tahmin değeridir;  $X_i$ ,  $i$ . bağımsız değişkenin giriş değeridir;  $W_{ij}$ ,  $i$ . girdi nöronu ile  $j$ . gizli nöron arasındaki bağlantının ağırlığıdır;  $\beta_j$ , gizli nöronun sapma değeridir;  $v_j$ ,  $j$ . gizli nöron ile çıktı nöronu arasındaki bağlantının ağırlığıdır;  $\theta$  çıkış nöronunun yanlılık değeridir;  $g$  ve  $f$  sırasıyla çıktı ve gizli nöronların aktivasyon fonksiyonlarıdır (Tiryaki ve Aydın, 2014).

YSA da eğitim, parametre ağırlıklarının doğru bir şekilde tahmin edilmek üzere uygun şekilde ayarlanabileceği gizli nörondaki algoritmik süreçtir. Çeşitli eğitim algoritmaları arasında kullanılan en popüler algoritma geri yayılım algoritmasıdır (Ba-Fail, 2004; Claveria ve Torra 2014). Temel fikir, transfer işlevinin bir gradyanını geri yaymak ve çıktı birimlerinden gerçek çıktıyı hedef çıktıyla karşılaştırmak, ardından ağıdaki ağırlıkları geriye doğru yeniden ayarlamaktır.

Ağırlıkların ayarlanması ağ tahmini ile gerçek veriler arasındaki MSE hedefe yakın olana kadar tekrarlanmaktadır (Tiryaki ve Aydın, 2014).

Eğitim sürecinde kullanılan veri seti amaca yönelik olarak eğitim, doğrulama ve test olarak üçe ayrılmaktadır. Eğitim sürecinde bu ayrımın amacı aşırı uyumu önlemektir. Aşırı uyum, eğitim verilerinin aralığının ötesinde tahminlere yol açabileceğinden sinir ağı modeli kurulduğunda önemli bir endişe kaynağıdır. (Smith ve Ragsdale, 2010). Aşırı uyumlu modellerden kaçınmak için çalışmanın YSA tasarımı, rastgele 70/15/15 oranlarında bölünmüş eğitim, doğrulama ve test olmak üzere üç veri seti kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Eğitimin amacı, RMSE, MAE, MSE ve MAPE gibi değerleri ölçerek genel hatayı en aza indirmektir. YSA genellikle tüm nöronları için rastgele ağırlıklarla başlamaktadır. Tatmin edici bir performans düzeyine ulaşıldığında eğitim sonlandırılır ve ağ karar vermek için bu ağırlıkları kullanmaktadır (Akgüngör ve Doğan, 2009).

Eğitim seti, tahmin hatalarının geriye yayılımını kullanarak çok katmanlı ağın sinaptik ağırlıklarını uyarlamak için kullanılmaktadır (Haykin, 1999). Çalışmada tüm girdiler modele eklenir ve ağlar eğitilir. Denetimli öğrenme sürecinde bir hata fonksiyonu tanımlanır. Sinaptik ağırlık değerleri, sağlanan çıktı istenen değer olma eğiliminde olana ve hata fonksiyonu yüzey boyunca yerel bir minimuma doğru inene kadar yinelemeli olarak güncellenir. Bu çalışmada eğitim süreci hata değeri ulaşılacak en küçük değere gelindiğinde durdurulmuştur. Ayrıca eğitim aşamasını tamamlamak için bir doğrulama veri seti kullanılmıştır. Durdurma kriteri, doğrulama setine ait verilere göre tahmin edilen talebin MSE değeridir. YSA tahmin modelinin genelleme kapasitesini ölçebilmek için ayrıca bir test seti kullanılmıştır. Test verileri, eğitim süreci tamamlandıktan sonra model doğruluğunun yeterince güvenilir olup olmadığını ortaya çıkarmak için uygulanmıştır. Test verisi ile üretilen çıktılar ile gerçek değer arasındaki fark yeterince küçük ise model kabul edilmiştir.

YSA modellemesinde veriler eğitim için modele verilmeden önce normleştirilmiştir. Girdi ve çıktı verilerinin normleştirilmesi, özellikle parametrelerinin çalışma aralıkları farklı olduğunda dikkate alınması gereken önemli bir konudur (Baseri, 2011). Ayrıca veri normleştirilmesi, sistemin verimli bir şekilde eğitilmesini ve sonuçların belirli değişkenler tarafından çarpıtılmamasını sağlamaktadır (Baseri, 2011).

Transfer fonksiyonu, ağın çıktısını ürettiği için YSA'da önemli bir rol oynamaktadır. Transfer işlevi veya gizli katmandaki aktivasyon, girdileri ve ağırlık değerlerini bir araya getirerek çıktıya bir sinyal iletmektedir (Terzic ve ark, 2012). Bu durum nöron çıktısını belirleyen doğrusal olmayan bir fonksiyondur (Tiryaki ve Aydın, 2014). Transfer veya aktivasyon işlevi olarak üç farklı kategori bulunmaktadır:

- ✓ Lineer
- ✓ Thresold
- ✓ Sigmoid /Terzic ve ark, 2012).

En sık kullanılan transfer fonksiyonu sigmoid veya lojistik fonksiyondur çünkü gradyan inişli bir sinir ağı eğitilirken monotonluk, süreklilik ve türevlenebilirlik gibi olumlu matematik özelliklerine sahiptir (Priddy ve Keller 2005). Çalışmada, tüm modellerde gizli katmanda sigmoid fonksiyonu, çıktı katmanında ise lineer transfer fonksiyonu kullanılmıştır. Yakınsama kararlı ve hızlı olduğu için eğitim algoritması olarak Levenberg–Marquardt geriye yayılım algoritması kullanılmıştır. Modeller MATLAB2020b yazılımının Neural Network araç kutusu kullanılarak çözümlenmiştir.

### 5.3.1. YSA modelleme sonuçları

Türkiye'nin havayolu taşımacılığı talebini tahmin etmek için beş farklı model oluşturulmuştur. DMT-PAX YSA modeli gizli katmanda 4 nöron, çıktı katmanında 1 nöron olmak üzere 8 girdi değişkenine sahiptir. THY-PAX YSA modeli gizli katmanda 8, çıktı katmanında 1 nöron olmak üzere 7 girdi değişkenine sahiptir. THY-RPK YSA modeli gizli katmanda 6, çıktı katmanında 1 nöron olmak üzere 6 girdi değişkenine sahiptir. PGS-ASK modeli gizli katmanda 7, çıktı katmanında 1 nöron olmak üzere 6 girdi değişkenine sahiptir. THY-ASK modeli gizli katmanda 8, çıktı katmanında 1 nöron olmak üzere 7 girdi değişkenine sahiptir. ÇKA modellerinin çıktı katmanı PAX, RPK ve ASK değerlerini temsil eden bir nörondan oluşmaktadır.

Sabit girdi 1, her nöronun önyargısına beslenmektedir. Her bir ara katmanın çıktıları, bir sonraki katmanın girdileridir. Katman, kendi başına tek katmanlı bir ağ olarak ele alınabilmektedir. Bir ÇKA katmanları, tahmin sürecinde farklı roller oynamaktadır (Kunt ve ark, 2011). DMT-PAX YSA tahmin modelinin gizli katmanlarının ağırlıkları Tablo 5.14.'te sunulmaktadır. Her bir katmanın girdi ağırlıkları ve bir sonraki gizli katmana ilettikleri bias ağırlığı tabloda verilmektedir. Tabloda 4 gizli birim ile çıktı birimleri arasındaki tahmini ağırlıklarda sunulmaktadır.

Çizelge 5.14. DMT-PAX YSA tahmin modeli ağırlıkları

	Gizli katman 1	Gizli katman 2	Gizli katman 3	Gizli katman 4	Çıktı katmanı
$X_1$	0.33	-1.66	-0.02	-0.39	0.14
$X_2$	0.88	0.14	0.57	-0.87	-0.56
$X_3$	0.83	0.12	0.68	0.06	0.78
$X_4$	1.93	-0.45	0.08	-0.96	0.49
$X_5$	-0.25	1.61	0.58	0.69	1.82
$X_6$	-0.61	0.46	-0.59	0.43	0.06
$X_7$	0.95	-0.13	0.67	0.53	0.02
$X_8$	-0.97	0.26	0.18	-0.40	-1.42
<b>Bias</b>	1.82	0.06	0.02	-1.42	0.16

THY-PAX YSA tahmin modelinin katman ağırlıkları Tablo 4.16.'da verilmektedir.

Çizelge 5.15. THY-PAX YSA tahmin modeli ağırlıkları

	Gizli katman 1	Gizli katman 2	Gizli katman 3	Gizli katman 4	Gizli katman 5	Gizli katman 6	Gizli katman 7	Gizli katman 8	Çıktı katmanı
$X_1$	1.45	1.44	0,68	-1,91	-2,58	-1,07	0,12	0,73	-0,08
$X_2$	-0.94	2.07	1,24	1,45	-0,24	-1,00	-2,44	0,49	0,27
$X_3$	2.23	-0,35	2,96	-0,79	-2,54	-1,18	-0,57	0,10	0,52
$X_4$	-0.39	2,08	-0,01	1,79	0,85	2,59	-1,09	0,53	0,49
$X_5$	-1.83	0,92	1,20	-1,25	-1,08	-1,42	1,33	1,49	-1,78
$X_6$	-1.17	1,70	1,81	-1,73	-0,25	-0,75	2,14	-2,34	0,14
$X_7$	-0.40	0,38	-0,67	0,68	-1,29	1,51	-0,15	-2,26	-0,33
<b>Bias</b>	-3,98	-2,45	-1,13	0,28	0,08	-1,38	3,11	3,96	0,03

THY-RPK YSA tahmin modelinin katman ağırlıkları Tablo 5.16.'da verilmektedir.

Çizelge 5.16. THY-RPK YSA tahmin modeli ağırlıkları

	Gizli katman 1	Gizli katman 2	Gizli katman 3	Gizli katman 4	Gizli katman 5	Gizli katman 6	Çıktı katmanı
$X_1$	-1,47	0,99	1,84	1,08	3,59	-0,55	-1,15
$X_2$	-0,85	-0,35	0,36	-0,82	0,90	1,48	0,62
$X_3$	-1,21	0,06	-1,51	1,61	3,14	1,53	0,63
$X_4$	-2,21	1,62	2,45	-0,94	-1,94	0,85	0,36
$X_5$	-0,35	1,48	0,70	-1,31	0,68	-1,35	0,77
$X_6$	1,16	1,13	-2,42	1,07	2,38	1,31	0,16
<b>Bias</b>	3,45	-2,38	0,25	0,50	3,82	-3,77	-0,12

PGS-ASK YSA tahmin modelinin katman ağırlıkları Tablo 5.17.'da verilmektedir.

Çizelge 5.17. PGS-ASK YSA tahmin modeli ağırlıkları

	Gizli katman 1	Gizli katman 2	Gizli katman 3	Gizli katman 4	Gizli katman 5	Gizli katman 6	Gizli katman 7	Çıktı katmanı
$X_1$	-2,29	1,93	-3,21	-1,60	-1,10	2,20	1,12	4,39
$X_2$	4,26	-0,96	-2,71	-0,78	0,37	1,04	-0,68	3,89
$X_3$	3,34	4,27	-0,62	-3,57	-1,23	0,34	-4,52	3,37
$X_4$	12,26	0,53	1,98	-8,29	-0,34	-3,01	1,21	7,71
$X_5$	0,91	3,39	0,85	0,34	2,10	2,68	-3,29	-1,63
$X_6$	4,90	-0,26	-2,23	-0,60	-1,85	-0,88	-3,87	-2,21
<b>Bias</b>	0,15	-4,25	-0,97	1,20	1,24	-3,69	-5,38	-6,45

THY-ASK YSA tahmin modelinin katman ağırlıkları Tablo 5.18.'da verilmektedir.

Çizelge 5.18. PGS-ASK YSA tahmin modeli ağırlıkları

	Gizli katman 1	Gizli katman 2	Gizli katman 3	Gizli katman 4	Gizli katman 5	Gizli katman 6	Gizli katman 7	Gizli katman 8	Çıktı katmanı
$X_1$	1,65	0,75	-0,01	-1,91	-1,85	-0,83	1,39	-1,43	-1,70
$X_2$	1,25	0,17	-1,76	0,64	1,64	-0,15	1,89	-1,66	0,10
$X_3$	0,09	1,71	1,00	-1,21	-1,37	-0,87	2,82	-0,22	0,51
$X_4$	3,06	0,90	1,38	-1,01	-0,14	0,70	0,66	-0,36	-0,7
$X_5$	-2,18	-1,85	0,85	0,28	-1,97	0,60	1,12	-1,52	0,69
$X_6$	-0,46	0,87	-1,40	1,95	1,42	-2,73	-1,82	-1,49	0,84
$X_7$	-0,34	-1,84	-2,41	1,19	2,18	-1,82	-0,58	-2,16	1,51
<b>Bias</b>	-4,56	-3,56	1,84	-0,61	-0,88	-1,36	2,83	-3,84	-0,95

Türkiye'nin havayolu taşımacılığı talep tahmin modelleri aşağıdaki denklemlerde sunulmaktadır:

$$DMTPAX = 0,16 + 0,14B_1 - 0,56B_2 + 0,78B_3 + 0,49B_4 + 1,82B_5 + 0,06B_6 + 0,02B_7 - 1,42B_8$$

$$THYPAX = 0,03 - 0,08B_1 + 0,27B_2 + 0,52B_3 + 0,49B_4 - 1,78B_5 + 0,14B_6 - 0,33B_7$$

$$THYRPK = -0,12 - 1,15B_1 + 0,62B_2 + 0,63B_3 + 0,36B_4 + 0,77B_5 + 0,16B_6$$

$$PGSASK = -6,45 + 4,39B_1 + 3,89B_2 + 3,37B_3 + 7,71B_4 - 1,63B_5 - 2,21B_6$$

$$THYASK = -0,95 - 1,70B_1 + 0,10B_2 + 0,51B_3 - 0,70B_4 + 0,69B_5 + 0,84B_6 + 1,51B_7$$

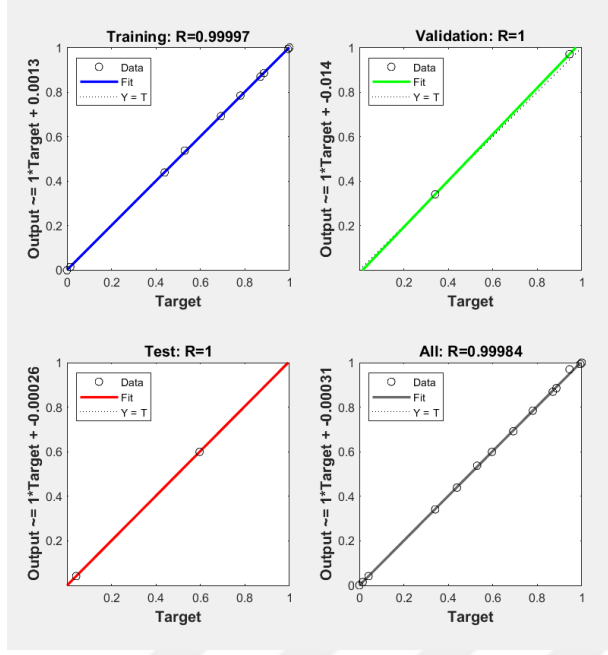
$B_i$  değeri  $i$ . Girdi değişkenin çıktı katmanındaki ağırlığıdır.

Şekil 5.38., 5.39., 5.40., 5.41. ve 5.42.'de model çıktılarının eğitim, doğrulama ve test verilerine göre regresyon grafikleri verilmektedir. Her aşama için korelasyon katsayısı (R) değeri de hesaplanmıştır. Türkiye'nin havayolu taşımacılığı talep tahmin modellerinin R değerlerinin sonuçları eğitim, test, doğrulama ve genel verileri için Çizelge 5.19.'da verilmektedir.

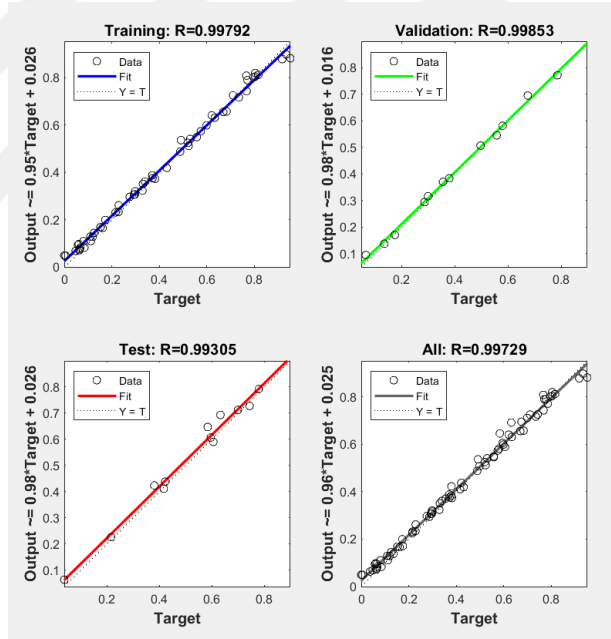
Çizelge 5.19. YSA tahmin modellerinin R değerleri

R	DMT-PAX	THY-PAX	THY-RPK	PGS-ASK	THY-ASK
Eğitim	0,9999	0,9979	0,9930	0,9995	0,9874
Doğrulama	1	0,9985	0,9907	0,9965	0,9839
Test	1	0,9930	0,9880	0,9972	0,9833
Genel	0,9998	0,9972	0,9900	0,9975	0,9807

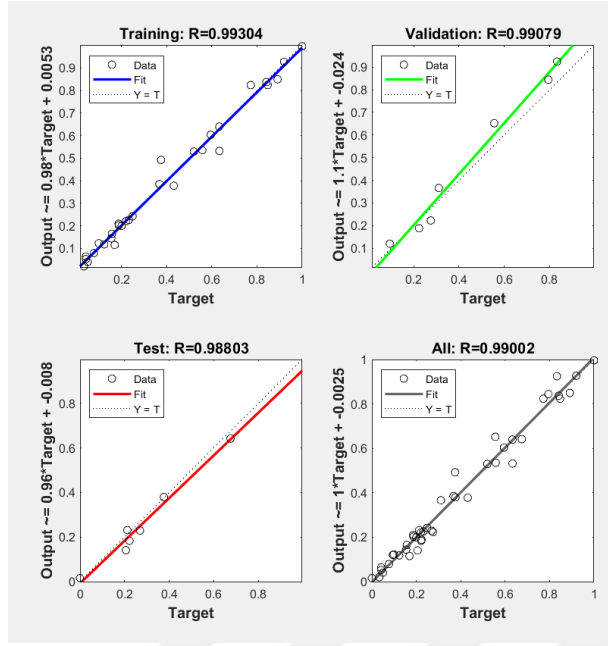
Çizelge incelendiğinde modellerde toplam yanıt için R değerleri 0,99 civarında olduğu görülmektedir. Şekil 5.38., 5.39., 5.40., 5.41. ve 5.42.'deki kesintisiz çizgiler modellerin gerçek değerleri ile tahmin değerleri arasındaki doğrusal uyumu göstermektedir. Gerçek değerler ile tahmin değerleri arasındaki R değeri, modelin geçerliliğini kontrol etmek için önemli bir göstergedir. R değeri 1'e yaklaştıkça tahmin doğruluğu artmaktadır (Tiryaki ve Aydın, 2014).



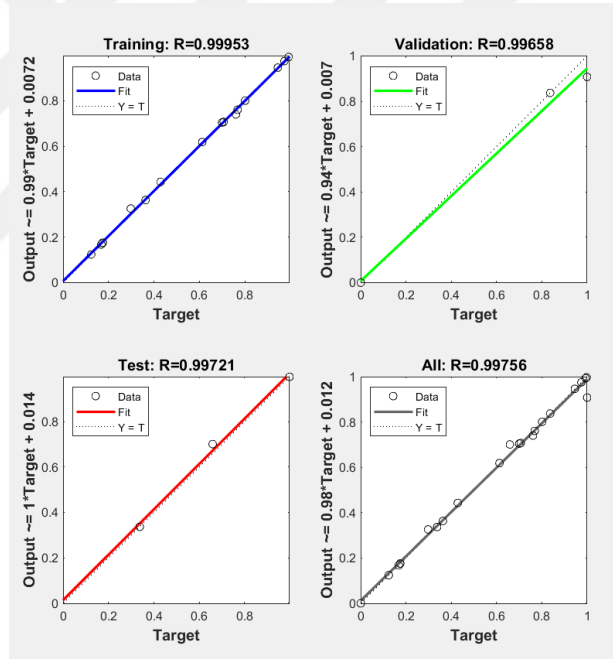
Şekil 5.38. DMT-PAX YSA modeli regresyon grafikleri



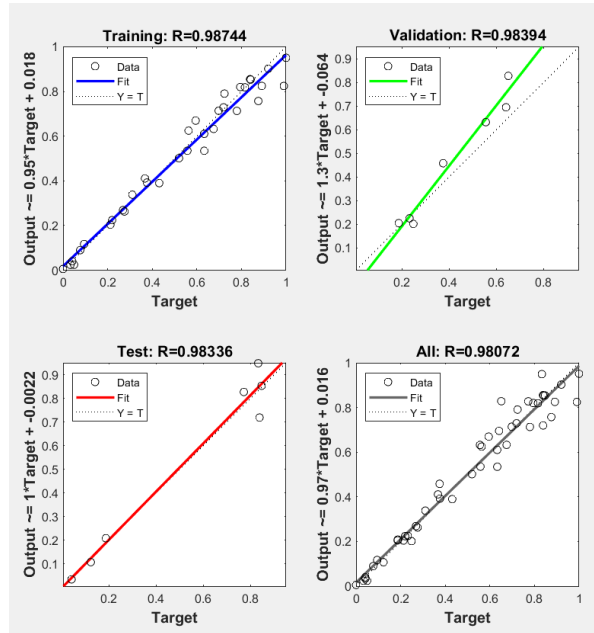
Şekil 5.39. THY-PAX YSA modeli regresyon grafikleri



Şekil 5.40. THY-RPK YSA modeli regresyon grafikleri



Şekil 5.41. PGS-ASK YSA modeli regresyon grafikleri



Şekil 5.42. THY-ASK YSA modeli regresyon grafikleri

MAE, MAPE, MSE ve RMSE değerleri ile ölçülen Türkiye'nin yurtiçi havayolu taşımacılığı talep tahmini modellerinin eğitim, test ve genel veri setlerinin performans değerleri Çizelge 5.20.'de sunulmaktadır.

Çizelge 5.20. Türkiye'nin yurtiçi havayolu taşımacılığı talep tahmini YSA model performansları

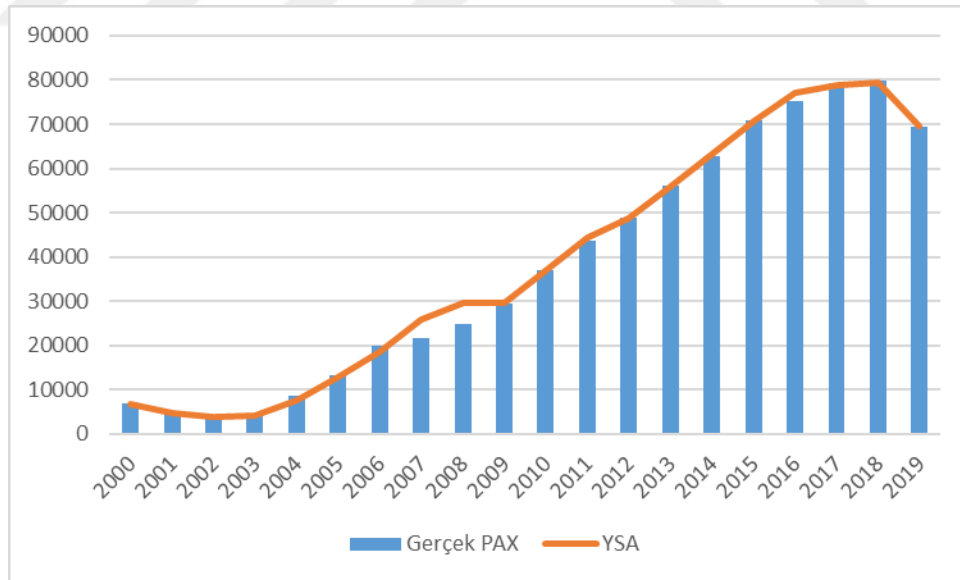
<b>DMT-PAX</b>			
<b>Performans göstergesi</b>	<b>Tahmin verisi</b>	<b>Test verisi</b>	<b>Genel veri</b>
<b>RMSE</b>	0,00236615	0,02273839	0,00335680
<b>MSE</b>	0,00000560	0,00051703	0,00001127
<b>MAE</b>	0,00418104	0,06585855	0,05051232
<b>MAPE</b>	0,41810414	6,58585508	5,05123244
<b>THY-PAX</b>			
<b>Performans göstergesi</b>	<b>Tahmin verisi</b>	<b>Test verisi</b>	<b>Genel veri</b>
<b>RMSE</b>	0,0013510	0,031877	0,017496
<b>MSE</b>	0,0000018	0,001016	0,000306
<b>MAE</b>	0,0627071	0,070489	0,068461
<b>MAPE</b>	6,2707054	7,048851	6,846091
<b>THY-RPK</b>			
<b>Performans göstergesi</b>	<b>Tahmin verisi</b>	<b>Test verisi</b>	<b>Genel veri</b>
<b>RMSE</b>	0,041373	0,200768	0,117358
<b>MSE</b>	0,001712	0,040308	0,013773
<b>MAE</b>	0,114044	0,187453	0,143775
<b>MAPE</b>	11,40444	18,74533	14,37749

Çizelge 5.20. (devam)

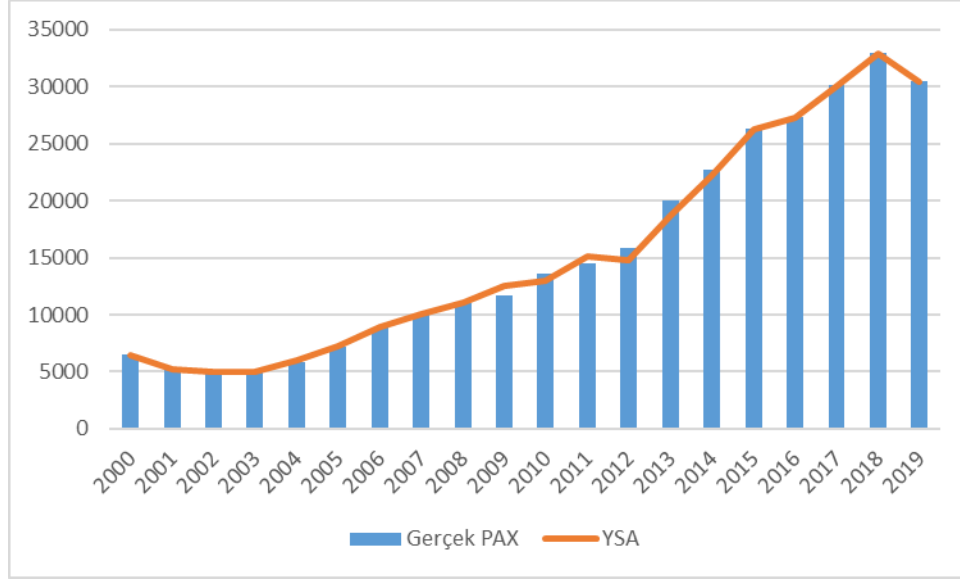
PGS-ASK			
Performans göstergesi	Tahmin verisi	Test verisi	Genel veri
RMSE	0,059257	0,06895	0,062382
MSE	0,003511	0,004754	0,003892
MAE	0,099701	0,197752	0,128035
MAPE	9,970067	19,77522	12,80351
THY-ASK			
Performans göstergesi	Tahmin verisi	Test verisi	Genel veri
RMSE	0,0232	0,057433	0,120286
MSE	0,000538	0,003299	0,014469
MAE	0,016105	0,151678	0,1151
MAPE	1,610495	15,16776	11,50998

Literatürde daha önce yapılmış tahmin çalışmalarında MAPE değeri 10'dan küçükse çok iyi tahmin,  $10 \leq \text{MAPE} \leq 20$  aralığında iyi tahmin,  $20 \leq \text{MAPE} \leq 50$  aralığında kabul edilebilir tahmin ve MAPE değeri 50 üzerindeyse yanlış tahmin olarak değerlendirilmektedir (Martin ve Witt, 1989). Kabul edilen MAPE değer sınırlandırmalarına göre; DMT-PAX ve THY-PAX modelleri çok iyi tahmin aralığındadır. Diğer üç tahmin modeli iyi tahmin modeli değer aralığındadır.

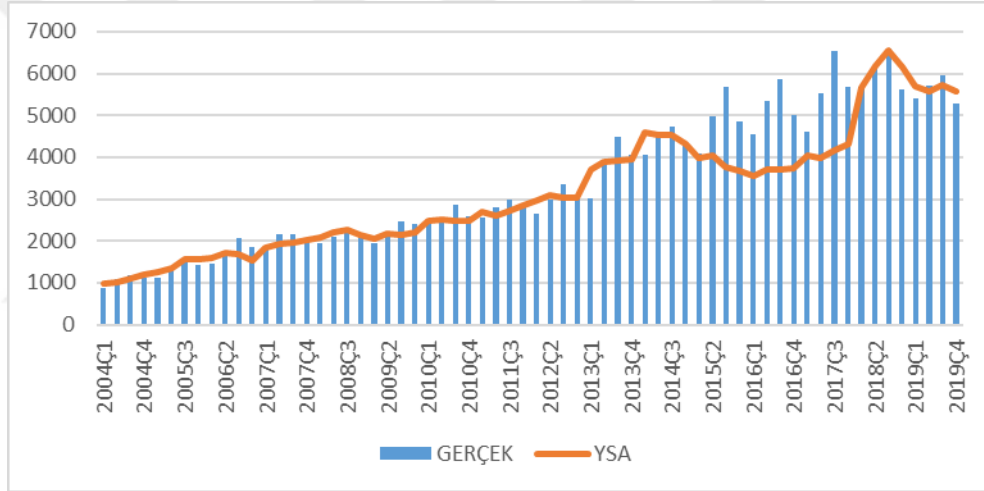
Türkiye'nin yurtiçi havayolu yolcu tahmini için kurulan YSA modellerinin tahmini ve gerçek değerleri Şekil 5.43., Şekil 5.44., Şekil 5.45., Şekil 5.46. ve Şekil 5.47.'de verilmektedir.



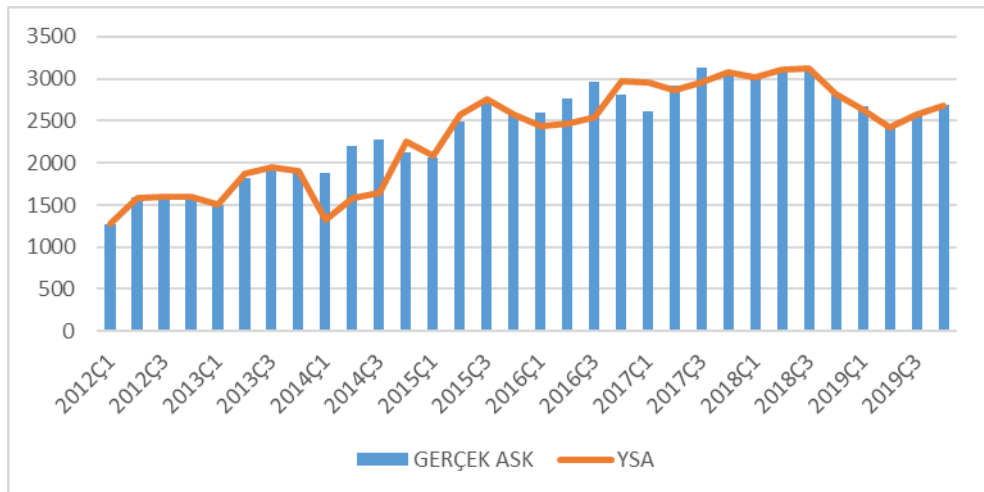
Şekil 5.43. Türkiye'nin düşük maliyetli havayolu taşıyıcıları için PAX değeri talep tahmin YSA modelinin gerçek ve tahmini değerlerinin karşılaştırılması



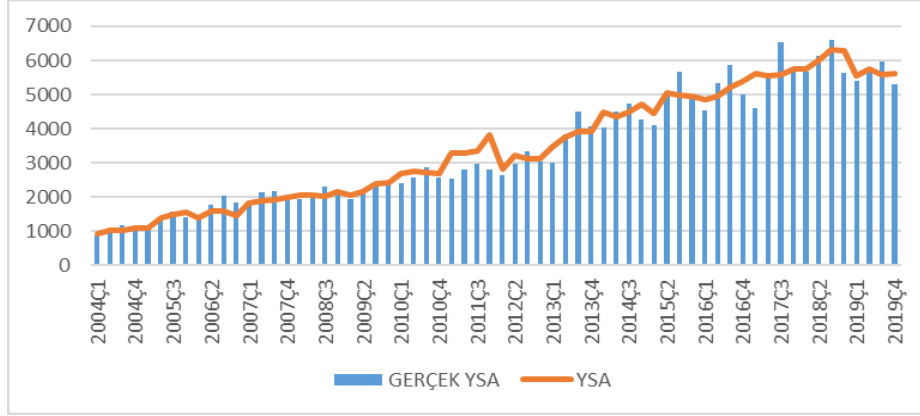
Şekil 5.44. Türkiye'nin geleneksel havayolu taşıyıcıları için PAX değeri talep tahmin YSA modelinin gerçek ve tahmini değerlerinin karşılaştırılması



Şekil 5.45. Türkiye'nin geleneksel havayolu taşıyıcıları için RPK değeri talep tahmin YSA modelinin gerçek ve tahmini değerlerinin karşılaştırılması



Şekil 5.46. Türkiye'nin düşük maliyetli havayolu taşıyıcıları için ASK değeri talep tahmin YSA modelinin gerçek ve tahmini değerlerinin karşılaştırılması



Şekil 5.47. Türkiye'nin geleneksel havayolu taşıyıcıları için ASK değeri talep tahmin YSA modelinin gerçek ve tahmini değerlerinin karşılaştırılması

### 5.3.2. Havayolu Taşımacılığını Etkileyen Faktörlerin Katkı Değerlerinin Karşılaştırılması

Türkiye'nin havayolu taşımacılığı talebi için YSA tahmin modelleri oluşturulduktan sonra kullanılan değişkenleri analiz edilmiştir. Girdi katmanındaki faktörün ( $C_i$ ) katkısı, girdi nöronu ile gizli nöron arasındaki bağlantı ağırlığının mutlak değerlerinin toplamıdır. Girdi değişkenlerinin etkilerini değerlendirmek için Gately tarafından geliştirilen katkı tablosu kullanılmıştır (Gately, 1996).

$$C_i = \sum_{j=1}^k |W_{ij}|$$

$C_i$ , girdi değişkeni  $i$ 'nin katkı değeridir,  $W_{ij}$ ,  $i$ . girdi nöronu ile  $j$ . gizli nöron arasındaki bağlantının ağırlığıdır.

Bu ölçekte, katkı değeri 2'den az olan herhangi bir girdi değişkeni zayıf katkıda bulunan bir faktör olarak kabul edilirken, katkı değeri 5'ten büyük olan herhangi bir girdi değişkeni yüksek katkıda bulunan bir faktör olarak kabul edilir (Chen ve ark, 2012). Çizelge 5.21.'de model değişkenlerinin katkı değerleri gösterilmektedir.

Çizelge 5.21. Giriş değişkenlerinin katkıları

Girdi değişkeni	DMT-PAX	THY-PAX	THY-RPK	PGS-ASK	THY-ASK
KBGSYİH	2,46	9,87	-	13,45	9,16
NFS	2,40	9,98	9,52	-	9,82
İSOR	3,13	-	-	17,62	-
ENFOR	2,09	10,52	10,01	13,56	10,37
TURİZM	2,28	7,34	5,87	14,59	12,14
DOLAR	2,23	10,72	4,76	10,8	9,29
JETY	3,42	9,33	9,06	17,89	8,21
SANAYİ	-	11,89	9,47	-	12,52
X1	2,01	-	-	-	-

Modellerin tüm girdi değişkenlerinin 2'den yüksek bir katkı değerine sahip olduğu görülmektedir, bu da hiçbir girdi değişkeninin zayıf katkıda bulunan bir faktör olarak kabul edilmediği anlamına gelmektedir. Tablo incelendiğinde; DMT-PAX YSA tahmin modeli için işsizlik oranı, jet yakıt fiyatlarının en çok katkıya sahip olan değişkenler olduğu görülmektedir. THY-PAX YSA tahmin modeli için en yüksek etkiye sahip olan değişkenin sanayi üretim endeksi olduğu görülmektedir. Sanayi üretim endeksi ilk kez bu çalışmada havayolu yolcu talep tahmini için değişken olarak kullanılmıştır. Model çıktılarında etkili bir değişken olması çalışmanın literatüre katkısını da ortaya koymaktadır. THY-RPK YSA tahmin modelinde en yüksek etkiye sahip değişken enflasyon oranıdır. Gelirle bağlantılı olan RPK değerinin tahmininde en çok katkıya sahip olan değişkenin enflasyon oranı olması dikkat çekicidir. PGS-ASK YSA tahmin modelinde en etkili değişken jet yakıt fiyatlarıdır. Havayolu taşıyıcılarının arzıyla ilgili olan ASK değeri, düşük maliyetli taşıyıcı firmalar için önemli olan yakıt fiyatlarındaki değişimlerden yüksek oranda etkilendiği ortaya konulmuştur. THY-ASK YSA tahmin modelinde en etkili değişkenler turizm yatak kapasitesi ve sanayi üretim endeksidir. Bu durumda geleneksel havayolu taşıyıcılarının arz oluştururken turizm ve iş seyahatlerini yüksek oranda göz önünde bulundurduğu söylenebilmektedir.

## 6. TARTIŞMA

Bu tez çalışmasında Türkiye'nin havayolu taşımacılığı talebini tahmin etmek için modeller kurulmuş ve deneysel olarak test edilmiştir. Talebi tahmin etmek için ÇDR, ANFIS ve YSA teknikleriyle kurulan modeller bu bölümde karşılaştırılmıştır. Çalışmada aynı zamanda Türkiye'nin havayolu taşımacılığı talep tahminini etkileyen faktörleri ortaya koymak hedeflenmiştir. Havayolu taşıyıcı firmalarının pazarlarda rekabet etme şekli taşıyıcının iş modeline göre farklılık gösterebilmektedir. Bu nedenle modeller geleneksel ve düşük maliyetli taşıyıcılar olarak ayırım yaparak kurulmuştur. Bu bölümde çalışmada kurulan modeller tartışılmıştır. Talebi tahmin etmek için kurulan modellerden en doğru, güvenilir ve yetenekli yaklaşım ayırt edilmeye çalışılmıştır.

### 6.1. Düşük Maliyetli Yerel Taşıyıcılar İçin Ücretli Yolcu Sayısı Tahmini İçin Kurulan Modellerin Karşılaştırılması Ve En İyi Performans Modelinin Seçimi

Tez çalışmasının daha önceki bölümlerinde havayolu taşımacılığı için talep tahmininin kritik öneminden bahsedilmiştir. Bu çalışmada yolcu talebini tahmin etmek için kullanılacak en iyi tahmin yaklaşımı modeli aranmaktadır. Türkiye'nin düşük maliyetli yerel taşıyıcılarının yolcu talebini tahmin etmek için klasik bir ÇDR modeli ve yapay zeka tabanlı ANFIS ve YSA modelleri kullanılmıştır. Çalışmada rakip modelleri incelemek, sonuçları karşılaştırmak için istatistiksel performans göstergeleri kullanılmıştır.

Literatürde daha önce yapılmış tahmin çalışmalarında MAPE değeri 10'dan küçükse çok iyi tahmin,  $10 \leq \text{MAPE} \leq 20$  aralığında iyi tahmin,  $20 \leq \text{MAPE} \leq 50$  aralığında kabul edilebilir tahmin ve MAPE değeri 50 üzerindeyse yanlış tahmin olarak değerlendirilmektedir (Martin ve Witt, 1989). Çizelge 6.1.'de Türkiye'nin düşük maliyetli havayolu taşıyıcıları için tahmin modellerinin eğitim, test ve genel veri kümelerindeki tahmin doğruluğunun bir karşılaştırılması verilmektedir.

Çizelge 6.1. DMT-PAX tahmin modellerinin karşılaştırılması

Model	Veri seti	MAE	MAPE	MSE	RMSE
Çoklu Regresyon	Tahmin	0,14508	14,51%	0,013657	0,116863
ANFIS	Eğitim	0,07694	7,69%	0,004630	0,068048
YSA	Eğitim	0,00418	0,41%	0,000005	0,002366
Çoklu Regresyon	Test	0,16137	16,14%	0,043366	0,208246
ANFIS	Test	0,12088	12,09%	0,000426	0,020648
YSA	Test	0,06585	6,58%	0,000517	0,022738
Çoklu Regresyon	Tüm veri	0,14666	14,66%	0,022569	0,150234
ANFIS	Tüm veri	0,04888	4,89%	0,000081	0,009009
YSA	Tüm veri	0,05051	5,05%	0,000011	0,003356

Çizelge incelendiğinde test ve eğitim verilerinde YSA modeli diğer modellere göre daha üstün tahmin sonuçları verdiği görülmektedir. DMT-PAX YSA modeli test verisinde yaklaşık %93 doğru tahminler yapmaktadır. DMT-PAX ANFIS modeli test verisinde yaklaşık %88 doğru tahmin

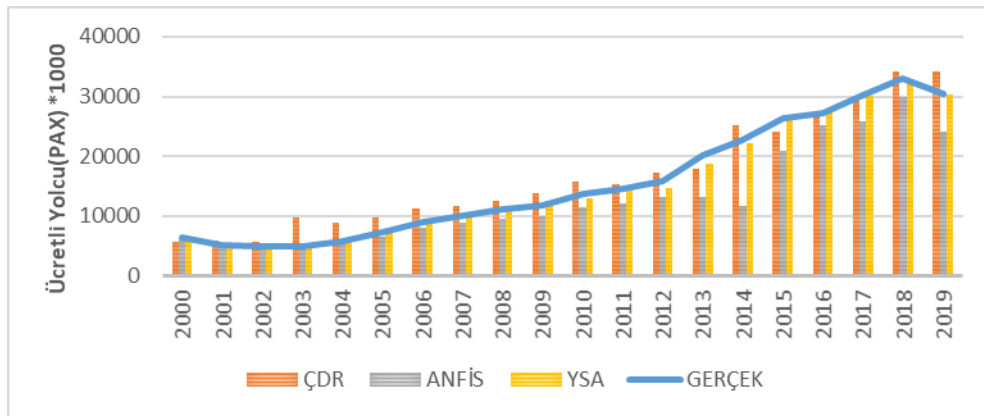
yapmaktadır. Çizelge 6.2.'de DMT-PAX modellerinin tüm veri çeşitleri için tahmin doğrulukları sıralanmıştır.

Çizelge 6.2. DMT-PAX tahmin modelleri için tahmin doğrulukları sıralaması

Model	Veri seti	MAE	MAPE	MSE	RMSE
Çoklu Regresyon	Tahmin	3	3	3	3
ANFIS	Eğitim	2	2	2	2
YSA	Eğitim	1	1	1	1
Çoklu Regresyon	Test	3	3	3	3
ANFIS	Test	2	2	1	1
YSA	Test	1	1	2	2
Çoklu Regresyon	Tüm veri	3	3	3	3
ANFIS	Tüm veri	1	1	1	2
YSA	Tüm veri	2	2	2	1

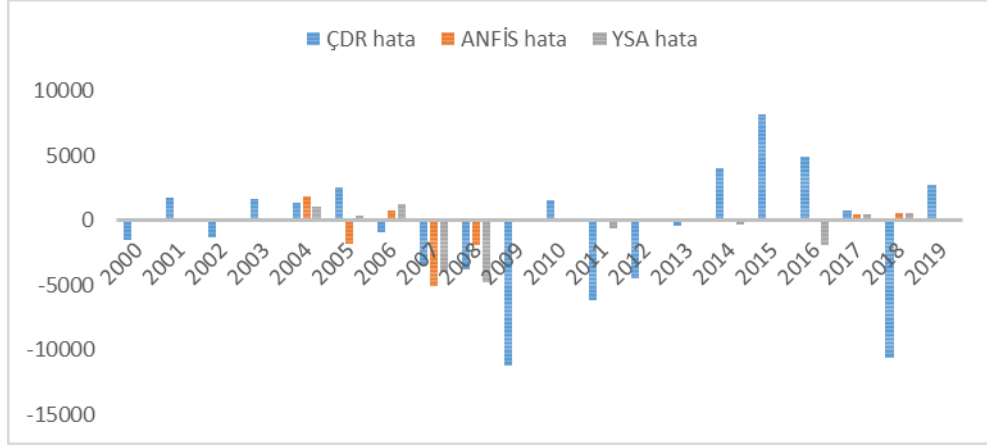
YSA modelinin tahmin doğruluğunun, MAE, MAPE, MSE ve RMSE değerleri tarafından ölçülen test veri seti için çalışmada kullanılan diğer tahmin yaklaşımlarından daha üstün olduğu görülmektedir. ANFIS modeli tüm veri seti için yapılan tahminlerde daha üstün tahmin sonuçları verdiği görülmektedir. MAPE değerleri sınıflandırmalarına dayanılarak; DMT-PAX YSA ve DMT-PAX ANFIS modelleri “çok iyi tahmin”, ÇDR modeli ise “iyi tahmin” olarak kabul edilmektedir (martin ce Witt, 1989).

Şekil 6.1.'de gerçek çıktı değerlerinin, çalışmada test edilen modellerin tahmin değerleriyle karşılaştırılması sunulmaktadır. Bu grafiksel sunum ile ANFIS ve YSA modellerinin Türkiye'nin düşük maliyetli havayolu taşıyıcıları yolcu talebini yüksek bir doğrulukla tahmin ettiğini gösteren önemli bir çakışmayı vurgulamaktadır.



Şekil 6.1. Türkiye'nin düşük maliyetli havayolu taşıyıcıları için PAX değeri talep tahmin modellerinin gerçek ve tahmini değerlerinin karşılaştırılması

Modellerin tahmin çıktılarının farklarını daha ayrıntılı incelemek için gerçek çıktı değeriyle aralarındaki farkların grafik gösterimi Şekil 6.2.'de verilmektedir.



Şekil 6.2. DMT-PAX ÇDR, ANFIS ve YSA modellerinin tahmin hatalarının karşılaştırılması

Grafik incelendiğinde ÇDR modelinin yapay zeka tabanlı yöntemlere göre daha yüksek hata paylarına sahip olduğu görülmektedir.

## 6.2. Geleneksel Yerel Taşıyıcılar İçin Ücretli Yolcu Sayısı Tahmini İçin Kurulan Modellerin Karşılaştırılması Ve En İyi Performans Modelinin Seçimi

Türkiye'nin geleneksel yerel taşıyıcılarının yolcu talebini tahmin etmek için klasik bir ÇDR modeli ve yapay zeka tabanlı ANFIS ve YSA modelleri kullanılmıştır. Çalışmada rakip modelleri incelemek, sonuçları karşılaştırmak için istatistiksel performans göstergeleri kullanılmıştır.

Literatürde daha önce yapılmış tahmin çalışmalarında MAPE değeri 10'dan küçükse çok iyi tahmin,  $10 \leq \text{MAPE} \leq 20$  aralığında iyi tahmin,  $20 \leq \text{MAPE} \leq 50$  aralığında kabul edilebilir tahmin ve MAPE değeri 50 üzerindeyse yanlış tahmin olarak değerlendirilmektedir (Martin ve Witt, 1989). Çizelge 6.3.'de Türkiye'nin düşük maliyetli havayolu taşıyıcıları için tahmin modellerinin eğitim, test ve genel veri kümelerindeki tahmin doğruluğunun bir karşılaştırılması verilmektedir.

Çizelge 6.3. THY-PAX tahmin modellerinin karşılaştırılması

Model	Veri seti	MAE	MAPE	MSE	RMSE
Çoklu Regresyon	Tahmin	0,145089	14,50%	0,008394	0,091623
ANFIS	Eğitim	0,031328	3,13%	0,005916	0,076919
YSA	Eğitim	0,062701	6,27%	0,000002	0,001351
Çoklu Regresyon	Test	0,161377	16,14%	0,079190	0,088991
ANFIS	Test	0,096291	9,63%	0,016806	0,129637
YSA	Test	0,070489	7,05%	0,001016	0,031877
Çoklu Regresyon	Tüm veri	0,146661	14,67%	0,008252	0,090841
ANFIS	Tüm veri	0,063224	6,32%	0,001071	0,010351
YSA	Tüm veri	0,068461	6,85%	0,000306	0,017496

Çizelge incelendiğinde tüm veri setleri için YSA ve ANFIS modelleri ÇDR modeline göre daha üstün tahmin sonuçları verdiği görülmektedir. THY-PAX YSA modeli test verisinde yaklaşık %93, ANFIS modeli ise yaklaşık %90 doğru tahminler yapmaktadır. THY-PAX YSA ve ANFIS

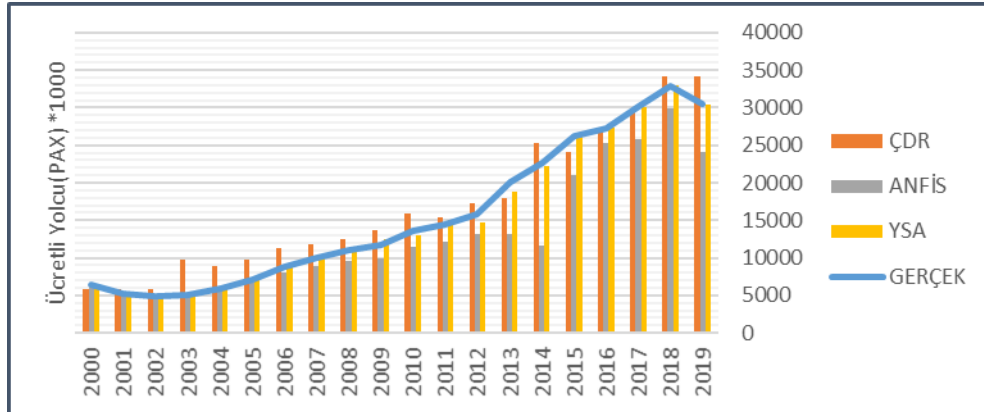
modelleri tüm veri seti için yaklaşık %93 doğru tahmin yapmaktadır. Çizelge 6.4.'de THY-PAX modellerinin tüm veri çeşitleri için tahmin doğrulukları sıralanmıştır.

Çizelge 6.4. THY-PAX tahmin modelleri için tahmin doğrulukları sıralaması

Model	Veri seti	MAE	MAPE	MSE	RMSE
Çoklu Regresyon	Tahmin	3	3	3	3
ANFIS	Eğitim	1	1	2	2
YSA	Eğitim	2	2	1	1
Çoklu Regresyon	Test	3	3	3	2
ANFIS	Test	2	2	2	3
YSA	Test	1	1	1	1
Çoklu Regresyon	Tüm veri	3	3	3	3
ANFIS	Tüm veri	1	1	1	1
YSA	Tüm veri	2	2	2	2

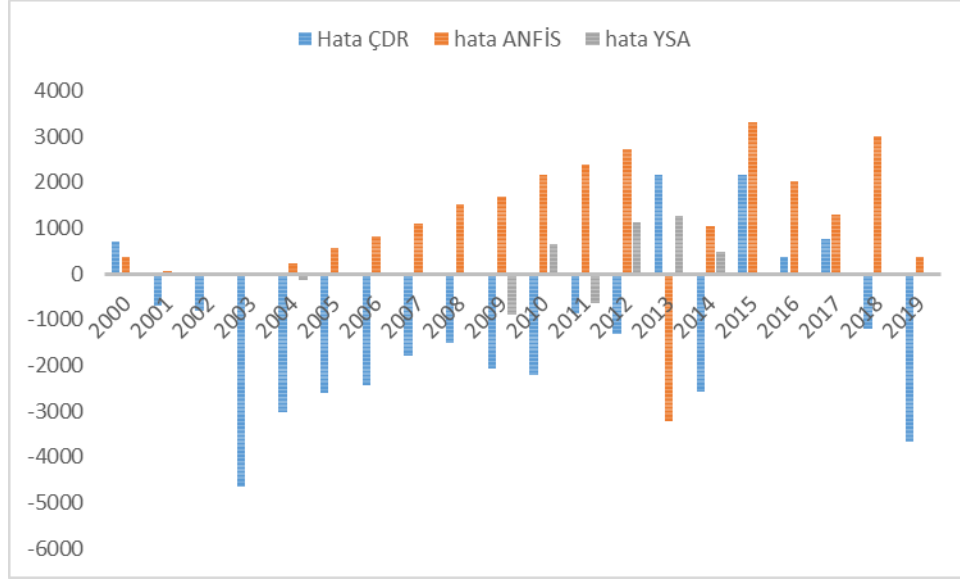
YSA modelinin tahmin doğruluğunun, MAE, MAPE, MSE ve RMSE değerleri tarafından ölçülen tüm veri seti için çalışmada kullanılan diğer tahmin yaklaşımlarından daha üstün olduğu görülmektedir. MAPE değerleri sınıflandırmalarına dayanılarak; THY-PAX YSA ve THY-PAX ANFIS modelleri “çok iyi tahmin”, ÇDR modeli ise “iyi tahmin” olarak kabul edilmektedir (Martin ve Witt, 1989).

Şekil 6.3.'de gerçek çıktı değerlerinin, çalışmada test edilen modellerin tahmin değerleriyle karşılaştırılması sunulmaktadır. Bu grafiksel sunum ile ANFIS ve YSA modellerinin Türkiye'nin geleneksel havayolu taşıyıcıları yolcu talebini yüksek bir doğrulukla tahmin ettiğini gösteren önemli bir çakışmayı vurgulamaktadır.



Şekil 6.3. Türkiye'nin geleneksel havayolu taşıyıcıları için PAX değeri talep tahmin modellerinin gerçek ve tahmini değerlerinin karşılaştırılması

Modellerin tahmin çıktılarının farklarını daha ayrıntılı incelemek için gerçek çıktı değeriyle aralarındaki farkların grafik gösterimi Şekil 6.4.'de verilmektedir.



Şekil 6.4. THY-PAX ÇDR, ANFİS ve YSA modellerinin tahmin hatalarının karşılaştırılması

Grafik incelendiğinde ÇDR modelinin yapay zeka tabanlı yöntemlere göre daha yüksek hata paylarına sahip olduğu görülmektedir. Hata karşılaştırmalarına göre YSA'nın üstünlüğü dikkat çekmektedir.

### 6.3. Geleneksel Yerel Taşıyıcılar İçin Gelir Yolcu KM Değerini Tahmini İçin Kurulan Modellerin Karşılaştırılması ve En İyi Performans Modelinin Seçimi

Türkiye'nin geleneksel yerel taşıyıcılarının gelir yolcu km değerini tahmin etmek için klasik bir ÇDR modeli ve yapay zeka tabanlı ANFİS ve YSA modelleri kullanılmıştır. Çalışmada rakip modelleri incelemek, sonuçları karşılaştırmak için istatistiksel performans göstergeleri kullanılmıştır.

Literatürde daha önce yapılmış tahmin çalışmalarında MAPE değeri 10'dan küçükse çok iyi tahmin,  $10 \leq \text{MAPE} \leq 20$  aralığında iyi tahmin,  $20 \leq \text{MAPE} \leq 50$  aralığında kabul edilebilir tahmin ve MAPE değeri 50 üzerindeyse yanlış tahmin olarak değerlendirilmektedir (Martin ve Witt, 1989). Çizelge 6.5.'de Türkiye'nin geleneksel havayolu taşıyıcıları için tahmin modellerinin eğitim, test ve genel veri kümelerindeki tahmin doğruluğunun bir karşılaştırılması verilmektedir.

Çizelge 6.5. THY-RPK tahmin modellerinin karşılaştırılması

Model	Veri seti	MAE	MAPE	MSE	RMSE
Çoklu Regresyon	Tahmin	0,287630	28,76%	0,032360	0,179888
ANFİS	Eğitim	0,077603	7,76%	0,007456	0,086346
YSA	Eğitim	0,114044	11,40%	0,001712	0,041373
Çoklu Regresyon	Test	0,145988	14,59%	0,029920	0,029699
ANFİS	Test	0,131403	13,14%	0,009798	0,009898
YSA	Test	0,187453	18,74%	0,137733	0,013773
Çoklu Regresyon	Tüm veri	0,259522	25,95%	0,029699	0,172299
ANFİS	Tüm veri	0,117417	11,74%	0,009798	0,098986
YSA	Tüm veri	0,143775	14,37%	0,013773	0,117358

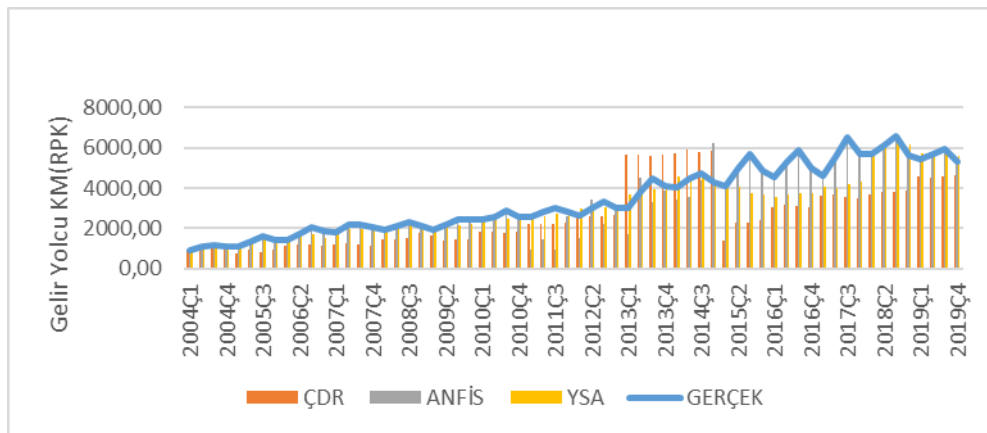
Çizelge incelendiğinde tüm veri setleri için YSA ve ANFIS modelleri ÇDR modeline göre daha üstün tahmin sonuçları verdiği görülmektedir. THY-RPK YSA modeli test verisinde yaklaşık %82, ANFIS modeli ise yaklaşık %87 doğru tahminler yapmaktadır. THY-RPK YSA modeli tüm veri seti için yaklaşık %85 ve ANFIS modeli tüm veri seti için yaklaşık %88 doğru tahmin yapmaktadır. Çizelge 6.6.’de THY-RPK modellerinin tüm veri çeşitleri için tahmin doğrulukları sıralanmıştır.

Çizelge 6.6. THY-RPK tahmin modelleri için tahmin doğrulukları sıralaması

Model	Veri seti	MAE	MAPE	MSE	RMSE
Çoklu Regresyon	Tahmin	3	3	3	3
ANFIS	Eğitim	1	1	2	2
YSA	Eğitim	2	2	1	1
Çoklu Regresyon	Test	2	2	2	3
ANFIS	Test	1	1	1	1
YSA	Test	3	3	3	2
Çoklu Regresyon	Tüm veri	3	3	3	3
ANFIS	Tüm veri	1	1	1	1
YSA	Tüm veri	2	2	2	2

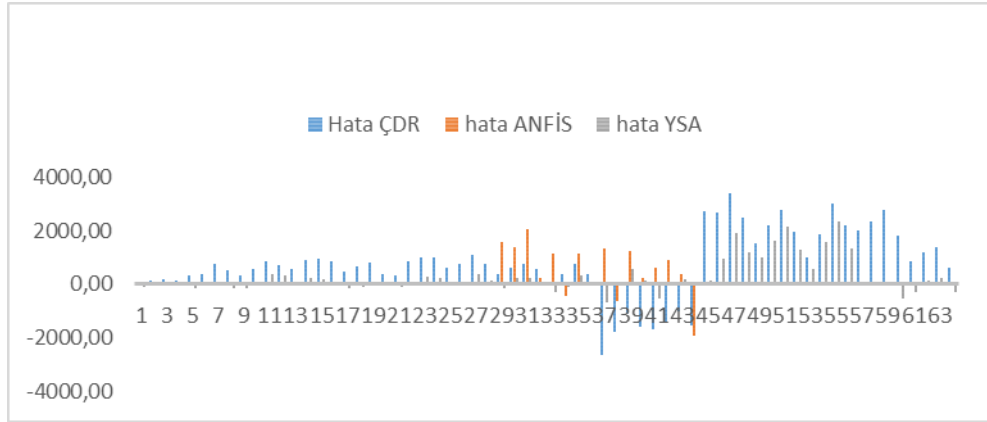
ANFIS modelinin tahmin doğruluğunun, MAE, MAPE, MSE ve RMSE değerleri tarafından ölçülen tüm veri setleri için çalışmada kullanılan diğer tahmin yaklaşımlarından daha üstün olduğu görülmektedir. MAPE değerleri sınıflandırmalarına dayanılarak; THY-PAX YSA ve THY-PAX ANFIS modelleri “iyi tahmin”, ÇDR modeli ise “kabul edilebilir tahmin” olarak kabul edilmektedir (Martin ve Witt, 1989).

Şekil 6.5.’de gerçek çıktı değerlerinin, çalışmada test edilen modellerin tahmin değerleriyle karşılaştırılması sunulmaktadır. Bu grafiksel sunum ile ANFIS ve YSA modellerinin Türkiye’nin geleneksel havayolu taşıyıcıları yolcu talebini yüksek bir doğrulukla tahmin ettiğini gösteren önemli bir çakışmayı vurgulamaktadır.



Şekil 6.5. Türkiye’nin geleneksel havayolu taşıyıcıları için RPK değeri talep tahmin modellerinin gerçek ve tahmini değerlerinin karşılaştırılması

Modellerin tahmin çıktılarının farklarını daha ayrıntılı incelemek için gerçek çıktı değeriyle aralarındaki farkların grafik gösterimi Şekil 6.6.'de verilmektedir.



Şekil 6.6. THY-RPK ÇDR, ANFİS ve YSA modellerinin tahmin hatalarının karşılaştırılması

#### 6.4. Düşük Maliyetli Yerel Taşıyıcılar İçin Arz Edilen Koltuk KM Tahmini İçin Kurulan Modellerin Karşılaştırılması Ve En İyi Performans Modelinin Seçimi

Türkiye'nin düşük maliyetli yerel taşıyıcılarının arz edilen koltuk km değerini tahmin etmek için klasik bir ÇDR modeli ve yapay zeka tabanlı ANFİS ve YSA modelleri kullanılmıştır. Çalışmada rakip modelleri incelemek, sonuçları karşılaştırmak için istatistiksel performans göstergeleri kullanılmıştır.

Literatürde daha önce yapılmış tahmin çalışmalarında MAPE değeri 10'dan küçükse çok iyi tahmin,  $10 \leq \text{MAPE} \leq 20$  aralığında iyi tahmin,  $20 \leq \text{MAPE} \leq 50$  aralığında kabul edilebilir tahmin ve MAPE değeri 50 üzerindeyse yanlış tahmin olarak değerlendirilmektedir (Martin ve Witt, 1989). Çizelge 6.7.'de Türkiye'nin düşük maliyetli havayolu taşıyıcıları için tahmin modellerinin eğitim, test ve genel veri kümelerindeki tahmin doğruluğunun bir karşılaştırılması verilmektedir.

Çizelge 6.7. PGS-ASK tahmin modellerinin karşılaştırılması

Model	Veri seti	MAE	MAPE	MSE	RMSE
Çoklu Regresyon	Tahmin	0,130882	13,08%	0,061027	0,247037
ANFIS	Eğitim	0,020607	2,06%	0,000164	0,012812
YSA	Eğitim	0,016105	1,61%	0,000538	0,023200
Çoklu Regresyon	Test	0,104109	10,41%	0,047970	0,177340
ANFIS	Test	0,163403	16,34%	0,020563	0,143399
YSA	Test	0,151678	15,16%	0,003299	0,057433
Çoklu Regresyon	Tüm veri	0,118053	11,80%	0,047970	0,219020
ANFIS	Tüm veri	0,109461	10,94%	0,013489	0,116142
YSA	Tüm veri	0,115100	11,51%	0,014469	0,120286

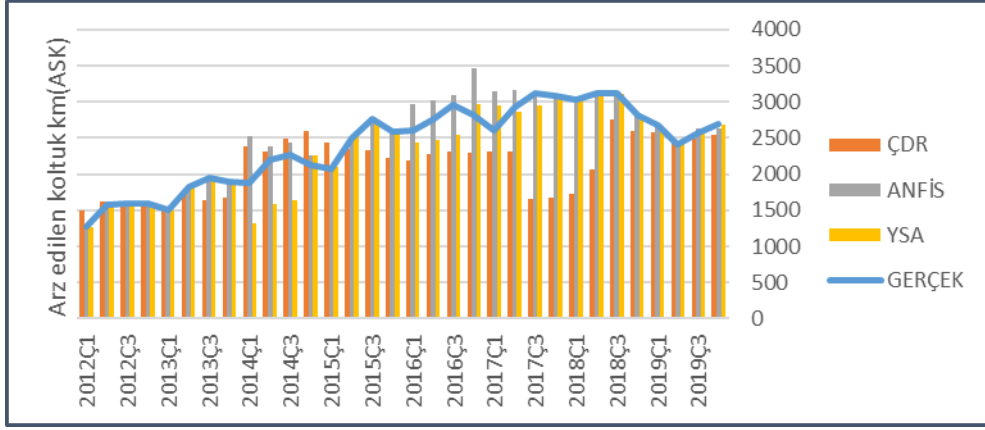
Çizelge incelendiğinde test ve eğitim verilerinde YSA modeli diğer modellere göre daha üstün tahmin sonuçları verdiği görülmektedir. PGS-ASK YSA modeli test verisinde yaklaşık %85 doğru tahminler yapmaktadır. PGS-ASK ANFIS modeli test verisinde yaklaşık %84 doğru tahmin yapmaktadır. Çizelge 6.8.'de PGS-ASK modellerinin tüm veri çeşitleri için tahmin doğrulukları sıralanmıştır.

Çizelge 6.8. PGS-ASK tahmin modelleri için tahmin doğrulukları sıralaması

Model	Veri seti	MAE	MAPE	MSE	RMSE
Çoklu Regresyon	Tahmin	3	3	3	3
ANFIS	Eğitim	2	2	2	2
YSA	Eğitim	1	1	1	1
Çoklu Regresyon	Test	3	3	3	3
ANFIS	Test	2	2	1	1
YSA	Test	1	1	2	2
Çoklu Regresyon	Tüm veri	3	3	3	3
ANFIS	Tüm veri	1	1	1	2
YSA	Tüm veri	2	2	2	1

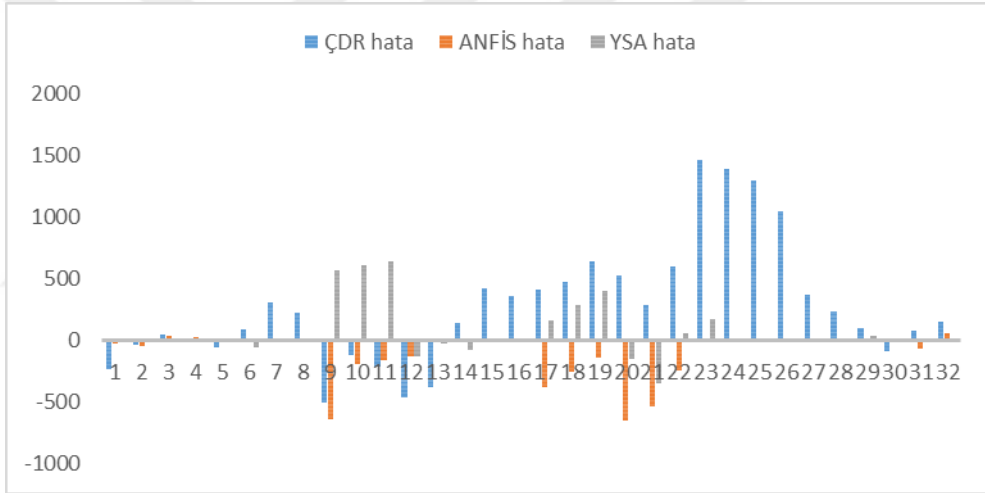
YSA modelinin tahmin doğruluğunun, MAE, MAPE, MSE ve RMSE değerleri tarafından ölçülen test veri seti için çalışmada kullanılan diğer tahmin yaklaşımlarından daha üstün olduğu görülmektedir. ANFIS modeli tüm veri seti için yapılan tahminlerde daha üstün tahmin sonuçları verdiği görülmektedir. MAPE değerleri sınıflandırmalarına dayanılarak; DMT-PAX YSA ve DMT-PAX ANFIS modelleri “çok iyi tahmin”, ÇDR modeli ise “iyi tahmin” olarak kabul edilmektedir (martin VEe Witt, 1989).

Şekil 6.7.'de gerçek çıktı değerlerinin, çalışmada test edilen modellerin tahmin değerleriyle karşılaştırılması sunulmaktadır. Bu grafiksel sunum ile ANFIS ve YSA modellerinin Türkiye'nin düşük maliyetli havayolu taşıyıcıları yolcu talebini yüksek bir doğrulukla tahmin ettiğini gösteren önemli bir çakışmayı vurgulamaktadır.



Şekil 6.7. Türkiye'nin düşük maliyetli havayolu taşıyıcıları için ASK değeri talep tahmin modellerinin gerçek ve tahmini değerlerinin karşılaştırılması

Modellerin tahmin çıktılarının farklarını daha ayrıntılı incelemek için gerçek çıktı değeriyle aralarındaki farkların grafik gösterimi Şekil 6.8.'de verilmektedir.



Şekil 6.8. DMT-PAX ÇDR, ANFİS ve YSA modellerinin tahmin hatalarının karşılaştırılması

Grafik incelendiğinde ÇDR modelinin yapay zeka tabanlı yöntemlere göre daha yüksek hata paylarına sahip olduğu görülmektedir.

## 6.5. Geleneksel Yerel Taşıyıcılar İçin Arz Edilen Koltuk KM Değeri Tahmini İçin Kurulan Modellerin Karşılaştırılması Ve En İyi Performans Modelinin Seçimi

Türkiye'nin geleneksel yerel taşıyıcılarının arz edilen koltuk km değerini tahmin etmek için klasik bir ÇDR modeli ve yapay zeka tabanlı ANFİS ve YSA modelleri kullanılmıştır. Çalışmada rakip modelleri incelemek, sonuçları karşılaştırmak için istatistiksel performans göstergeleri kullanılmıştır.

Literatürde daha önce yapılmış tahmin çalışmalarında MAPE değeri 10'dan küçükse çok iyi tahmin,  $10 \leq \text{MAPE} \leq 20$  aralığında iyi tahmin,  $20 \leq \text{MAPE} \leq 50$  aralığında kabul edilebilir tahmin ve MAPE değeri 50 üzerindeyse yanlış tahmin olarak değerlendirilmektedir (Martin ve Witt, 1989).

Çizelge 6.9.'de Türkiye'nin geleneksel havayolu taşıyıcıları için tahmin modellerinin eğitim, test ve genel veri kümelerindeki tahmin doğruluğunun bir karşılaştırılması verilmektedir.

Çizelge 6.9. THY-ASK tahmin modellerinin karşılaştırılması

Model	Veri seti	MAE	MAPE	MSE	RMSE
Çoklu Regresyon	Tahmin	0,145851	14,58%	0,013456	0,116666
ANFIS	Eğitim	0,058526	5,85%	0,005557	0,074543
YSA	Eğitim	0,099701	9,97%	0,003511	0,059257
Çoklu Regresyon	Test	0,277883	27,79%	0,035957	0,189622
ANFIS	Test	0,130773	13,07%	0,012227	0,110575
YSA	Test	0,197752	19,77%	0,004754	0,068955
Çoklu Regresyon	Tüm veri	0,183601	18,36%	0,025441	0,138134
ANFIS	Tüm veri	0,101906	10,19%	0,009723	0,098608
YSA	Tüm veri	0,128035	12,80%	0,003892	0,062382

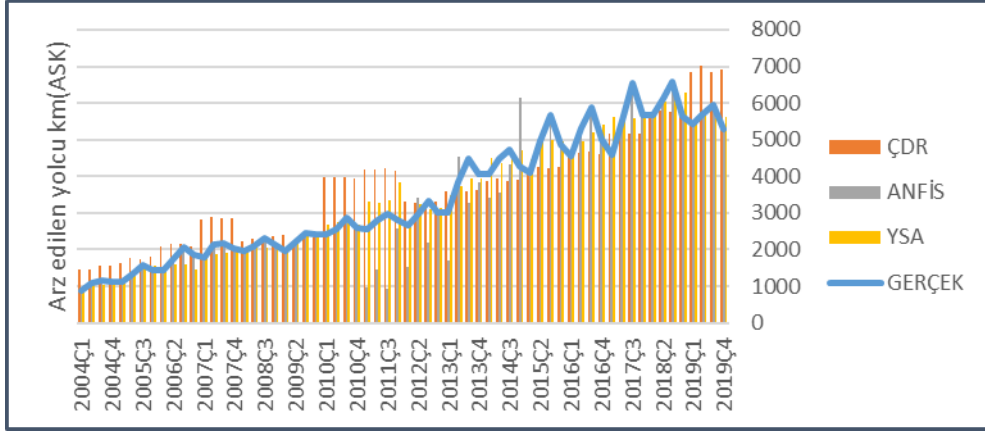
Çizelge incelendiğinde tüm veri setleri için YSA ve ANFIS modelleri ÇDR modeline göre daha üstün tahmin sonuçları verdiği görülmektedir. THY-ASK ANFIS modeli test verisinde yaklaşık %87, YSA modeli ise yaklaşık %80 doğru tahminler yapmaktadır. THY-ASK ANFIS modelleri tüm veri seti için yaklaşık %90 doğru tahmin yapmaktadır. Çizelge 6.10.'de THY-ASK modellerinin tüm veri çeşitleri için tahmin doğrulukları sıralanmıştır.

Çizelge 6.10. THY-ASK tahmin modelleri için tahmin doğrulukları sıralaması

Model	Veri seti	MAE	MAPE	MSE	RMSE
Çoklu Regresyon	Tahmin	3	3	3	3
ANFIS	Eğitim	1	1	2	2
YSA	Eğitim	2	2	1	1
Çoklu Regresyon	Test	3	3	3	2
ANFIS	Test	2	2	2	3
YSA	Test	1	1	1	1
Çoklu Regresyon	Tüm veri	3	3	3	3
ANFIS	Tüm veri	1	1	1	1
YSA	Tüm veri	2	2	2	2

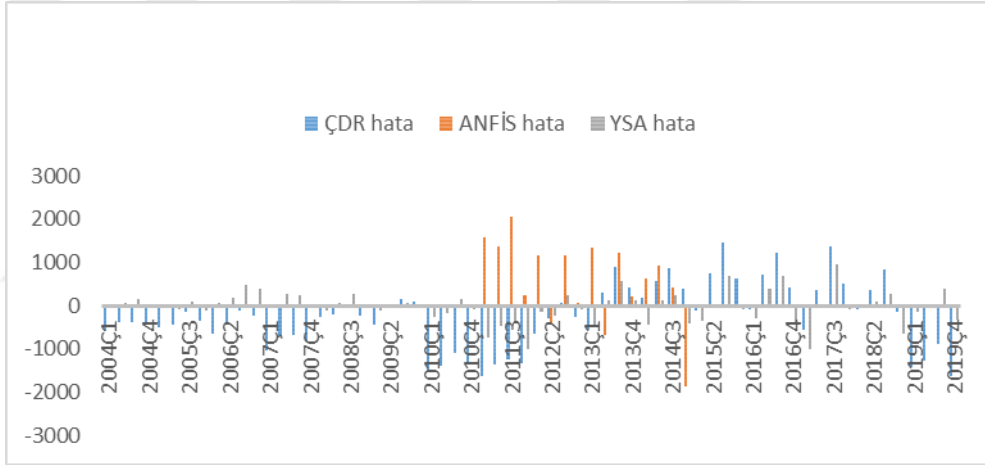
ANFIS modelinin tahmin doğruluğunun, MAE, MAPE, MSE ve RMSE değerleri tarafından ölçülen tüm veri seti için çalışmada kullanılan diğer tahmin yaklaşımlarından daha üstün olduğu görülmektedir. MAPE değerleri sınıflandırmalarına dayanılarak; THY-ASK YSA ve THY-ASK ANFIS modelleri “iyi tahmin”, ÇDR modeli ise “kabul edilebilir tahmin” olarak kabul edilmektedir (Martin ve Witt, 1989).

Şekil 6.9.'de gerçek çıktı değerlerinin, çalışmada test edilen modellerin tahmin değerleriyle karşılaştırılması sunulmaktadır. Bu grafiksel sunum ile ANFIS ve YSA modellerinin Türkiye'nin geleneksel havayolu taşıyıcıları yolcu talebini yüksek bir doğrulukla tahmin ettiğini gösteren önemli bir çakışmayı vurgulamaktadır.



Şekil 6.9. Türkiye'nin geleneksel havayolu taşıyıcıları için ASK değeri talep tahmin modellerinin gerçek ve tahmini değerlerinin karşılaştırılması

Modellerin tahmin çıktılarının farklarını daha ayrıntılı incelemek için gerçek çıktı değeriyle aralarındaki farkların grafik gösterimi Şekil 6.10.'de verilmektedir.



Şekil 6.10. THY-ASK ÇDR, ANFİS ve YSA modellerinin tahmin hatalarının karşılaştırılması

Grafik incelendiğinde ÇDR modelinin yapay zeka tabanlı yöntemlere göre daha yüksek hata paylarına sahip olduğu görülmektedir. Hata karşılaştırmalarına göre YSA'nın üstünlüğü dikkat çekmektedir.

## 6.6. Türkiye'nin Havayolu Taşımacılığı Talebini Etkileyen Faktörlerin İncelenmesi

Standart hava taşımacılığı modelleme ve tahminleme yaklaşımlarında; sosyo-ekonomik ve havayolu taşımacılığı ölçütü olmak üzere iki faktör kullanılarak hedef talep tahmini gerçekleştirilmektedir (Aleekseev ve Seixas, 2009). Havayolu taşımacılığı talep tahmin çalışmaları alanı hakkında yapılan kapsamlı inceleme sonucunda, havayolu taşımacılığı talebini etkileyen sık kullanılan faktörler kişi başı reel GSYİH, reel GSYİH, nüfus ve havayolu ücretleri olduğu tespit edilmiştir. Literatürde kullanılan havayolu taşımacılığını etkileyen diğer önemli faktörler ise şu

şekildedir: işsizlik (McKnight, 2010), turizm talebi (Davidson ve Ryley, 2010; Graham, 2006; Koo ve ark, 2013) ve reel faiz oranları (Cook, 2007; Wensveen, 2011).

Bu çalışmanın amaçlarından biri; Türkiye'nin havayolu taşımacılığı talebini etkileyen faktörleri analiz edip, ortaya çıkarmaktır. Bu nedenle, Türkiye'nin havayolu taşımacılığı talebini etkileyebilecek faktörler hakkında daha fazla bilgi elde etmek için aşağıdaki araştırma sorusu sorulmuştur:

*“Türkiye'nin havayolu taşımacılığı talebini etkileyen başlıca faktörler nelerdir?”*

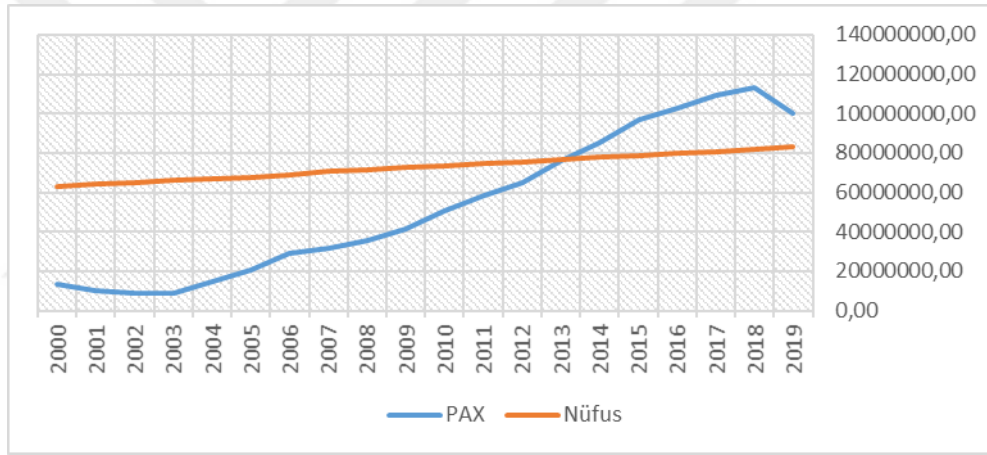
Literatürün gözden geçirilmesiyle önceki hava taşımacılığı talep tahmin çalışmalarına dayanarak, Türkiye'nin havayolu taşımacılığı talep modellerini test etmek için dokuz farklı bağımsız değişken seçilmiştir. Bu bağımsız değişkenler; Türkiye'nin nüfus büyüklüğü, Türkiye'nin kişi başı reel GSYİH, Türkiye'nin işsizlik oranı, Türkiye'nin enflasyon oranı, jet yakıt fiyatları, dolar kuru, Türkiye'nin turizm yatak kapasitesi, Türkiye'nin sanayi üretim endeksi ve ekonomik kriz yıllarını temsil eden kukla değişken. Türkiye'nin sanayi üretim endeksinin bağımsız değişken olarak daha önce kullanıldığı çalışmaya rastlanmamıştır. Bu çalışmada geleneksel havayolu taşıyıcı modellerine olan talebi etkileyebileceği düşünüldüğünden değişken olarak eklenmiştir. Belirlenen dokuz değişkenden modellerin özelliklerine göre bağımsız değişkenler seçilmiştir. Çizelge 5.11.'de, Türkiye'nin havayolu taşımacılığı talep tahmini için kurulan modellerin her birinde kullanılan bağımsız değişkenlerin bir özetini sunulmuştur.

Çizelge 6.11. Türkiye'nin havayolu taşımacılığı talep tahmini için kurulan modellerde kullanılan bağımsız değişkenlerin karşılaştırılması

<b>Değişkenler</b>	<b>DMT-PAX ÇDR</b>	<b>DMT-PAX ANFIS</b>	<b>DMT-PAX YSA</b>	<b>THY-PAX ÇDR</b>	<b>THY-PAX ANFIS</b>	<b>THY-PAX YSA</b>	<b>THY-RPK ÇDR</b>	<b>THY-RPK ANFIS</b>	<b>THY-RPK YSA</b>	<b>THY-ASK ÇDR</b>	<b>THY-ASK ANFIS</b>	<b>THY-ASK YSA</b>	<b>PGS-ASK ÇDR</b>	<b>PGS-ASK ANFIS</b>	<b>PGS-ASK YSA</b>
Nüfus	-	√	√	-	√	√	√	-	√	-	-	√	-	-	-
Kişi başı GSYH	√	√	√	√	√	√	-	√	-	√	√	√	√	√	√
Dolar kuru	-	√	√	-	√	√	-	√	√	-	√	√	-	√	√
Jet yakıt fiyatı	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√
İşsizlik oranı	-	√	√	-	-	-	√	-	-	-	-	-	-	√	√
Enflasyon oranı	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√
Turizm yatak kapasitesi	-	√	√	-	√	√	-	√	√	-	√	√	-	√	√
Sanayi üretim endeksi	-	-	-	√	√	√	√	√	√	√	√	√	-	-	-
Kukla değişken	-	√	√	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-

### ***Türkiye'nin nüfus büyüklüğü***

Nüfusun bir hava yolculuğu pazarının büyüklüğü üzerinde doğrudan bir etkisi olduğu ve atlanırsa tahminlerde yanılıya neden olabileceği öne sürülmüştür. DMT-PAX ANFIS, DMT-PAX YSA, THY-PAX ANFIS, THY-PAX YSA, THY-RPK ÇDR, THY-RPK YSA, THY-ASK YSA modellerinde nüfus bağımsız değişken olarak kullanılmıştır. Türkiye'nin nüfus büyüklüğünün katsayısı THY-RPK ÇDR modelinde 0,809 olarak bulunmuştur. Türkiye'nin nüfus büyüklüğünün DMT-PAX YSA, THY-PAX YSA, THY-RPK YSA ve THY-ASK YSA modellerinde sırasıyla 2.40, 9.98, 9.52 ve 9.82 katkı değeri ile YSA modellerinde oldukça önemli bir öngörücü değişken olduğu gösterilmiştir. ANFIS modelleri, bağımsız değişken olarak Türkiye'nin nüfus büyüklüğünün kullanıldığı ve kullanılmadığı olarak test edilmiştir. DMT-PAX ANFIS ve THY-PAX ANFIS modellerinde bir öngörücü değişken olarak dahil edildiğinde daha yüksek tahmin yeteneği göstermiştir. Şekil 6.11., Türkiye'nin nüfus büyüklüğü ile Türkiye'nin havayolu taşımacılığı talebi arasındaki ilişkinin önemini göstermektedir.



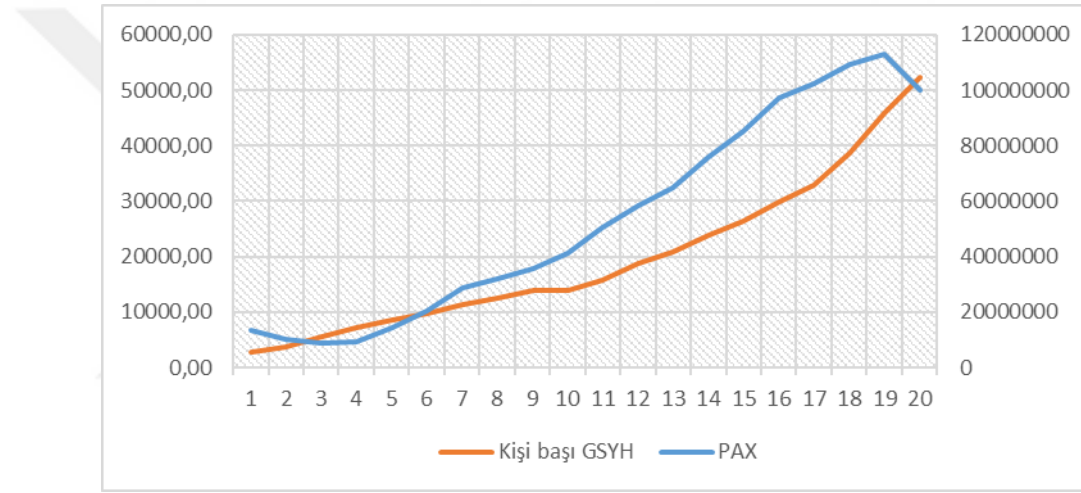
Şekil 6.11. Türkiye nüfusu ile iç hat yolcu sayısının karşılaştırılması

### ***Türkiye'nin kişi başı reel GSYİH***

İşle ilgili olmayan hava yolculukları harcanabilir gelirden ödenmektedir. Daha yüksek gelir seviyeleri genellikle daha fazla harcanabilir gelir ve dolayısıyla hava yoluyla daha fazla ticari olmayan seyahatlerle ilişkilendirilmektedir (McKnight, 2010). Tarihsel olarak, boş zaman seyahatleri, kişisel gelir seviyelerine güçlü bir tepki göstermiştir. Kişisel gelir arttıkça genellikle seyahat harcamaları da artmaktadır. Kısaca, gelirdeki artışlar, bireylerin boş zaman seyahatlerinde daha yüksek harcama seviyelerine neden olmakta bu harcamaların yüksek bir kısmı hava yoluyla seyahat etmeye ayrılmaktadır (Doganis, 2009).

Gelirin etkisini Türkiye'nin havayolu taşımacılığı talebinin bir değişkeni olarak modellemek için, çalışmada kişi başı reel GSYİH kullanılmıştır. DMT-PAX ÇDR, DMT-PAX ANFIS, DMT-PAX YSA, THY-PAX ÇDR, THY-PAX ANFIS, THY-PAX YSA, THY-RPK ANFIS, PGS-ASK ÇDR, PGS-ASK ANFIS, PGS-ASK YSA, THY-ASK ÇDR, THY-ASK ANFIS VE THY-ASK

YSA modellerinde kişi başı reel GSYİH bağımsız değişken olarak kullanılmıştır. Türkiye'nin kişi başı reel GSYİH katsayısı DMT-PAX ÇDR, THY-PAX ÇDR, PGS-ASK ÇDR ve THY-ASK ÇDR modellerinde sırasıyla 0.939, 1.169, 0.268 ve 0.963 olarak bulunmuştur. Türkiye'nin kişi başı reel GSYİH değeri DMT-PAX YSA, THY-PAX YSA, PGS-ASK YSA ve THY-ASK YSA modellerinde sırasıyla 2.46, 9.87, 13.45 ve 9.16 katkı değeri ile YSA modellerinde önemli bir öngörücü değişken olduğunu göstermiştir. ANFIS modelleri, bağımsız değişken olarak Türkiye'nin kişi başı reel GSYİH kullanıldığı ve kullanılmadığı olarak test edilmiştir. DMT-PAX ANFIS, THY-PAX ANFIS, THY-RPK ANFIS, PGS-ASK ANFIS ve THY-ASK ANFIS modellerinde bir öngörücü değişken olarak dahil edildiğinde daha yüksek tahmin yeteneği göstermiştir. Şekil 6.12., Türkiye'nin kişi başına gerçek GSYİH ile Türkiye'nin havayolu taşımacılığı talebi arasındaki ilişkinin önemini göstermektedir.

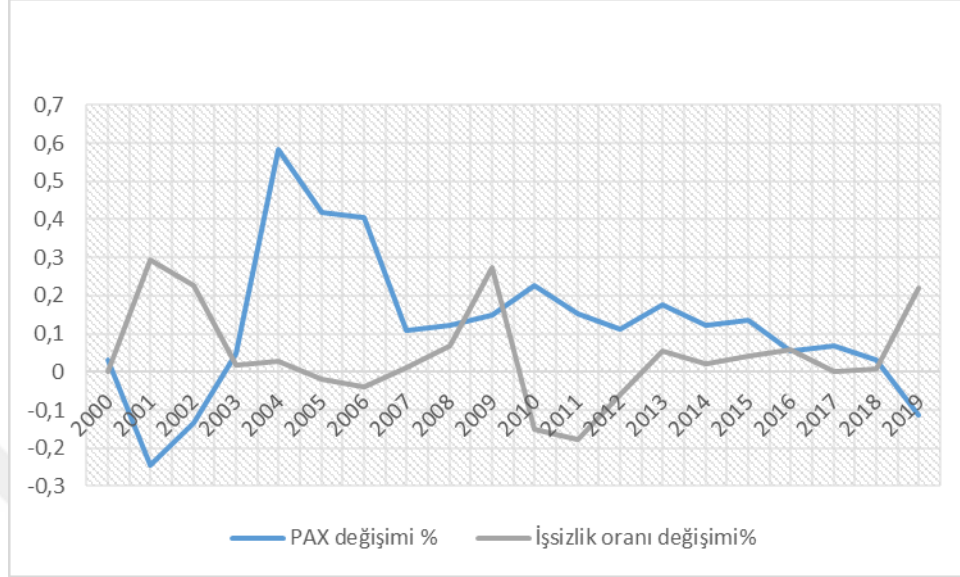


Şekil 6.12. Türkiye'nin kişi başı reel GSYİH değeri ile iç hat yolcu sayısının karşılaştırılması

### ***Türkiye'nin işsizlik oranı***

Artan istihdam seviyeleri hava yolculuğu talebini olumlu yönde etkilerken, artan işsizlik seviyeleri de hava yolculuğu talebini azaltma eğilimindedir (McKnight, 2010). Bunun nedeni istihdamla ilişkili önemli ekonomik etkiler olmasıdır. Türkiye'nin işsizlik oranı DMT-PAX ANFIS, DMT-PAX YSA, THY-RPK ÇDR, PGS-ASK ANFIS ve PGS-ASK YSA modellerinde bağımsız değişken olarak kullanılmıştır. İşsizlik oranı katsayısı THY-RPK ÇDR modelinde 0.07 olarak bulunmuştur. İşsizlik oranı DMT-PAX YSA ve PGS-ASK YSA modellerinde sırasıyla 3.13 ve 17.62 katkı değeri ile YSA modellerinde bağımsız değişken olarak kullanılmıştır. İşsizlik oranı özellikle PGS-ASK modelinde önemli bir öngörücü olarak bulunmuştur. ANFIS modelleri, bağımsız değişken olarak Türkiye'nin işsizlik oranının kullanıldığı ve kullanılmadığı olarak test edilmiştir. DMT-PAX ANFIS ve PGS-ASK ANFIS modellerinde işsizlik oranı bağımsız değişken olarak modele dahil edildiğinde yüksek tahmin yeteneği sağlamıştır. Düşük maliyetli taşıyıcı modellerinin pazar payının büyük oranda boş zaman seyahatleri oluşturmaktadır. Boş zaman

seyahatlerinde gelir seviyesiyle bağlantısı bu çalışmada kurulan modellerle bir kez daha ortaya konulmuştur. Şekil 6.13., Türkiye'nin işsizlik oranı ile Türkiye'nin havayolu taşımacılığı talebi arasındaki ilişkiyi göstermektedir.



Şekil 6.13. Türkiye'nin işsizlik oranı ile iç hat yolcu sayısının karşılaştırılması

Şekil incelendiğinde işsizlik oranındaki değişimlerin yolcu sayısı değişimlerini tek başına büyük oranda değiştiremediği görülmektedir. Bu nedenle işsizlik oranı tüm modellerde yeterli katkıyı sağlayamadığından modellere dahil edilmemiştir.

### **Jet yakıt fiyatları**

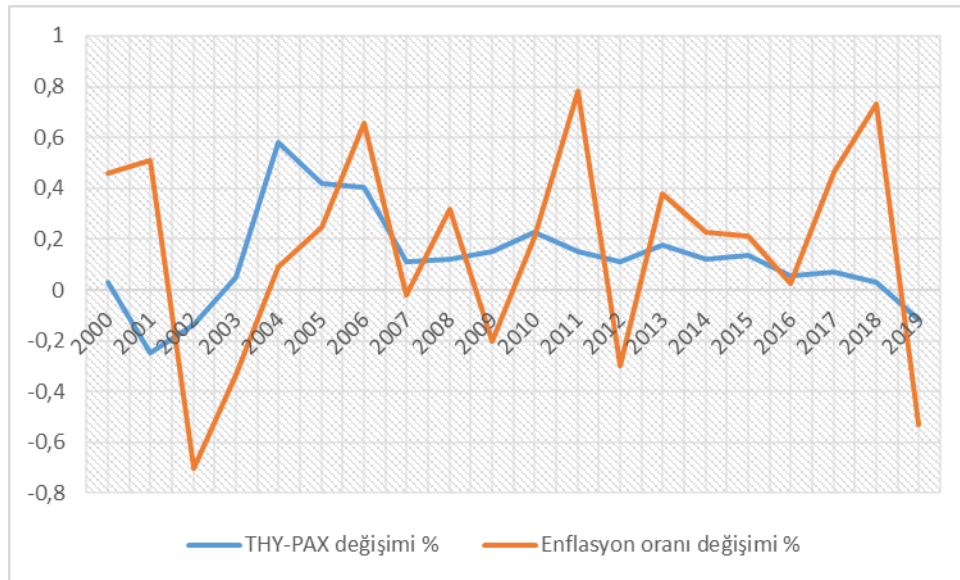
Petrol fiyatları, özellikle hava yolculuğu için seyahat maliyetlerinin önemli bir göstergesi olarak görülmektedir (Li, 2010). Dünya petrol fiyatlarındaki keskin artışların hava yolculuğu talebi üzerinde geçici olsa da önemli etkileri olmuştur (Penner, 1999). Bu nedenle jet yakıt fiyatları kurulan tüm modellerde bağımsız değişken olarak kullanılmıştır. Jet yakıt fiyatı katsayısı DMT-PAX ÇDR, THY-PAX ÇDR, THY-RPK ÇDR, PGS-ASK ÇDR ve THY-ASK ÇDR modellerinde sırasıyla 0.066, 0.133, 0.034, 0.354, 0,023 olarak bulunmuştur. Jet yakıt fiyatı DMT-PAX YSA, THY-PAX YSA, THY-RPK YSA, PGS-ASK YSA ve THY-ASK YSA modellerinde sırasıyla 3.42, 9.33, 9.06, 17.89 ve 8.21 katkı değeri ile YSA modellerinde bağımsız değişken olarak kullanılmıştır. ANFIS modelleri, bağımsız değişken olarak jet yakıt fiyatlarının kullanıldığı ve kullanılmadığı olarak test edilmiştir. Tüm kurulan ANFIS modellerinde jet yakıt fiyatı bağımsız değişkeni yüksek tahmin yeteneği sağlamıştır.

Yakıt fiyatlarındaki artışların, daha yüksek hava yolculuğu maliyetlerine yol açtığı ve bu nedenle boş zaman seyahatini daha değerli hale getirdiği için yakıt fiyatı ile hava yolculuğu talebi arasındaki ilişkinin olumsuz olması beklenmektedir (Li, 2010). Bununla birlikte, bu çalışmada jet yakıt fiyatı katsayısının bazı modellerde olumlu olduğu bulunmuştur. Morrell ve Swan'a (2006)

göre, petrol fiyatları bazen hava yolculuğu talebiyle hareket edebildiğinden, ekonomiyi büyütme için petrol talebide artacaktır. Ekonomi büyüdüğünde, tüketici güveni artacak ve hava yolculuğu talebinin artmasına neden olacaktır.

### ***Türkiye'nin enflasyon oranı***

Faiz oranlarının havayolu endüstrisinin büyüme potansiyeli üzerinde oldukça büyük bir etkisi vardır. Bunun nedeni faiz oranlarının harcama ve tasarruf arasındaki dengeyi etkilemesidir (Cook, 2007). Türkiye'nin içinde bulunduğu ekonomik düzende faiz oranlarının etkisini havayolu endüstrisinde enflasyon çıktısıyla değerlendirilmiştir. Enflasyon oranı kurulan modellerde reel faiz oranlarından daha etkili bir bağımsız değişken olduğu tespit edilmiştir. Enflasyon oranı kurulan tüm modellerinde bağımsız değişken olarak kullanılmıştır. Enflasyon oranı katsayısı DMT-PAX ÇDR, THY-PAX ÇDR, THY-RPK ÇDR, PGS-ASK ÇDR ve THY-ASK ÇDR modellerinde sırasıyla 0.272, 0.076, 0.170, 0.697, 0.115 olarak bulunmuştur. Enflasyon oranı DMT-PAX YSA, THY-PAX YSA, THY-RPK YSA, PGS-ASK YSA ve THY-ASK YSA modellerinde sırasıyla 2.02, 10.52, 10.01, 13.56 ve 10.37 katkı değeri ile YSA modellerinde bağımsız değişken olarak kullanılmıştır. ANFIS modelleri, bağımsız değişken olarak enflasyon oranının kullanıldığı ve kullanılmadığı olarak test edilmiştir. Tüm kurulan ANFIS modellerinde enflasyon oranı bağımsız değişkeni yüksek tahmin yeteneği sağlamıştır. Şekil 6.14., Türkiye'nin enflasyon oranı ile Türkiye'nin havayolu taşımacılığı talebi arasındaki ilişkiyi göstermektedir.

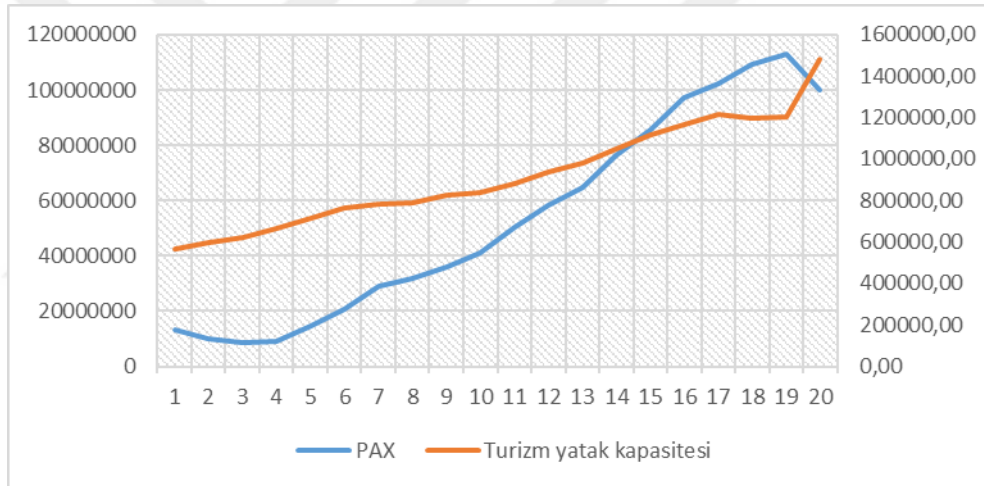


Şekil 6.14. Türkiye'nin enflasyon oranı ile iç hat yolcu sayısının karşılaştırılması

Şekil incelendiğinde enflasyon oranında azalma olduğu bazı yıllarda iç hat yolcu sayısı da etkilenmiştir.

### ***Türkiye'nin turizm yatak kapasitesi***

Hava taşımacılığı ve turizm doğal tamamlayıcılardır. Birçok turist gezisi için hava yolculuğu tercih edilen ulaşım aracı ve bazı geziler için mevcut tek ulaşım aracıdır. Türkiye'nin turizm yatak kapasitesi DMT-PAX ANFIS, THY-PAX ANFIS, THY-PAX YSA, DMT-PAX YSA, THY-RPK ANFIS, THY-RPK YSA, PGS-ASK ANFIS, PGS-ASK YSA, THY-ASK ANFIS ve THY-ASK YSA modellerinde bağımsız değişken olarak kullanılmıştır. Regresyon modellerinde turizm yatak kapasitesi bağımsız değişken olarak kullanılmamıştır. Turizm yatak kapasitesi DMT-PAX YSA, THY-PAX YSA, THY-RPK YSA, PGS-ASK YSA ve THY-ASK YSA modellerinde sırasıyla 2.28, 7.34, 5.87, 14.59 ve 12.14 katkı değeri ile YSA modellerinde değişken olarak kullanılmıştır. ANFIS modelleri, bağımsız değişken olarak turizm yatak kapasitesi kullanıldığı ve kullanılmadığı olarak test edilmiştir. Tüm kurulan ANFIS modellerinde turizm yatak kapasitesi bağımsız değişkeni yüksek tahmin yeteneği sağlamıştır. Şekil 6.15., Türkiye'nin turizm yatak kapasitesi ile Türkiye'nin havayolu taşımacılığı talebi arasındaki ilişkiyi göstermektedir.



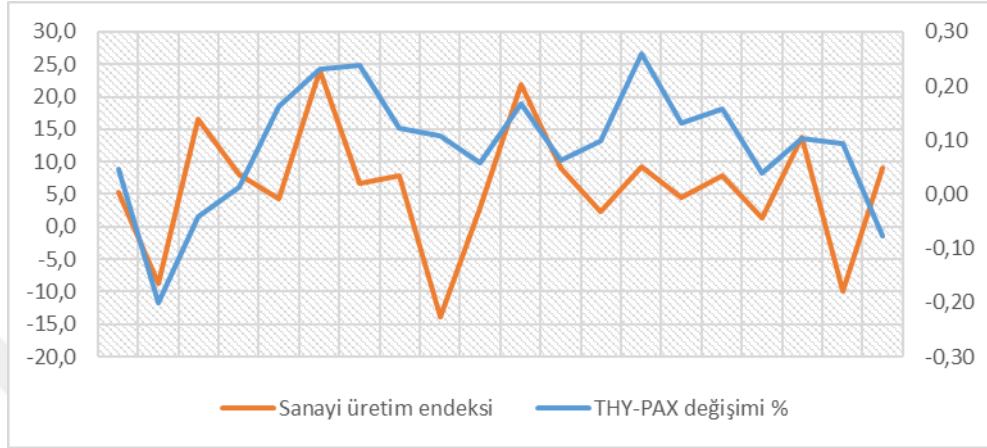
Şekil 6.15. Türkiye'nin turizm yatak kapasitesi ile iç hat yolcu sayısının karşılaştırılması

Şekilde göz önüne alınarak artan turizm yatak kapasitesinin yıllar içerisindeki artışının havayolu taşımacılığı yolcu sayısında olumlu yönde etkileyeceği düşünülmektedir. Turizm değişkeninin modellere olumlu etkisi bu varsayımı desteklemektedir.

### ***Sanayi üretim endeksi***

İş seyahatleri için havayolu taşımacılığı kullanımının geleneksel havayolu taşıyıcılarına olan talebe etkisini değerlendirebilmek için sanayi üretim endeksi bağımsız değişken olarak kullanılmıştır. Geleneksel havayolu taşıyıcıları için kurulan modellerde sanayi üretim endeksi bağımsız değişken olarak kullanılmıştır. Sanayi üretim endeksi katsayısı THY-PAX ÇDR, THY-RPK ÇDR ve THY-ASK ÇDR modellerinde sırasıyla 0.121, 0.048 ve 0.06 olarak bulunmuştur. Sanayi üretim endeksi THY-PAX YSA, THY-RPK YSA ve THY-ASK YSA modellerinde

sırasıyla 11.89, 9.47 ve 12.52 katkı değeri ile YSA modellerinde değişken olarak kullanılmıştır. ANFIS modelleri, bağımsız değişken olarak sanayi üretim endeksi kullanıldığı ve kullanılmadığı olarak test edilmiştir. THY-PAX ANFIS, THY-RPK ANFIS ve THY-ASK ANFIS modellerinde sanayi üretim endeksi bağımsız değişken olarak kullanılmıştır. Şekil 6.16., Türkiye'nin sanayi üretim endeksi ile Türkiye'nin havayolu taşımacılığı talebi arasındaki ilişkiyi göstermektedir.



Şekil 6.16. Türkiye'nin sanayi üretim endeksi ile geleneksel havayolu taşıyıcısı iç hat yolcu sayısının karşılaştırılması

Şekil incelendiğinde; sanayi üretim endeksindeki artışların geleneksel havayolu taşıyıcılarına olan talebin artışıyla uyumlu olduğu görülmektedir. İş seyahatlerinin havayolu taşımacılığı talebine olan etkisini ölçmek için kullanılan bu değişkenin modellere yüksek katkı sağladığı tespit edilmiştir.

Bu çalışmada ilk kez Türkiye'nin havayolu taşımacılığı talebini tahmin etmek için havayolu taşıyıcı türlerine ayrılarak modeller kurulup, test edilmiştir. Kurulan modellerde literatürde daha önce kullanılmış bağımsız değişkenlere ek olarak iki yeni bağımsız değişken ve bir kukla değişken kullanılmıştır. DMT-PAX YSA ve ANFIS modellerinde kukla değişken ekonomik kriz zamanlarını modellere yansıtılabilmek için bağımsız değişken olarak kullanılmıştır. Eklenen bu bağımsız değişkenlerle kurulan modeller yüksek tahmin yeteneğine sahiptir. Tüm modellerde kullanılan bağımsız değişkenlerin karşılaştırılması Çizelgede özetlenmiştir (Çizelge 5.11.). DMT-PAX ÇDR ve PGS-ASK ÇDR modellerinde üç bağımsız değişkenin önemli olduğu bulunmuştur: kişi başı GSYİH, jet yakıt fiyatı, enflasyon oranı. THY-PAX ÇDR ve THY-ASK ÇDR modellerinde dört bağımsız değişkenin önemli olduğu bulunmuştur: kişi başı GSYİH, jet yakıt fiyatı, enflasyon oranı ve sanayi üretim endeksi. THY-RPK ÇDR modelinde beş bağımsız değişkenin önemli olduğu bulunmuştur: nüfus, jet yakıt fiyatı, işsizlik oranı, enflasyon oranı ve sanayi üretim endeksi. DMT-PAX ANFIS modelinde yedi bağımsız değişkenin önemli olduğu bulunmuştur: kişi başı GSYİH, dolar kuru, jet yakıt fiyatı, işsizlik oranı, enflasyon oranı, turizm yatak kapasitesi ve kukla değişken. THY-PAX ANFIS modelinde yedi bağımsız değişkenin önemli olduğu bulunmuştur: nüfus, kişi başı GSYİH, dolar kuru, jet yakıt fiyatı, enflasyon oranı, turizm

yatak kapasitesi ve sanayi üretim endeksi. THY-RPK ANFIS ve THY-ASK ANFIS modellerinde altı bağımsız değişkenin önemli olduğu bulunmuştur: kişi başı GSYİH, dolar kuru, jet yakıt fiyatı, enflasyon oranı turizm yatak kapasitesi ve sanayi üretim endeksi. PGS-ASK ANFIS modelinde altı değişken önemli bulunmuştur: kişi başı GSYİH, dolar kuru, jet yakıt fiyatı, işsizlik oranı, enflasyon oranı, turizm yatak kapasitesi. DMT-PAX YSA modelinde sekiz bağımsız değişkenin önemli olduğu bulunmuştur: nüfus, kişi başı GSYİH, dolar kuru, jet yakıt fiyatı, işsizlik oranı, enflasyon oranı, turizm yatak kapasitesi ve kukla değişken. THY-PAX YSA ve THY-ASK YSA modellerinde yedi bağımsız değişkenin önemli olduğu bulunmuştur: nüfus, kişi başı GSYİH, dolar kuru, jet yakıt fiyatı, enflasyon oranı, turizm yatak kapasitesi ve sanayi üretim endeksi. THY-RPK YSA modelinde altı bağımsız değişkenin önemli olduğu bulunmuştur: nüfus, dolar kuru, jet yakıt fiyatı, enflasyon oranı, turizm yatak kapasitesi ve sanayi üretim endeksi. PGS-ASK YSA modelinde altı bağımsız değişkenin önemli olduğu bulunmuştur: kişi başı GSYİH, dolar kuru, jet yakıt fiyatı, enflasyon oranı turizm yatak kapasitesi ve sanayi üretim endeksi. Tüm modellerin tahmin yetenekleri kabul edilebilir seviyelerin üzerinde sonuçlar vermiştir. Havayolu taşımacılığı endüstrisinin talep belirleyicileri hakkında önemli bilgiler sağlamaktadır.

Sonraki bölümde, çalışmanın sonuçları sunulmuştur. Yürütülen araştırmanın önemini tartışılıp ve gelecekteki araştırmalar için öneriler sunulmuştur.



## 7. SONUÇLAR ve ÖNERİLER

Türkiye'nin içinde bulunduğu coğrafi konumu sebebiyle önemli bir köprü görevi görmektedir. Türkiye'de havayolu taşımacılığı 2001'de temelleri atılan, 2004'te büyük çoğunluğu tamamlanan sivil havacılıktaki serbestleşme süreciyle birlikte hızla büyümeye başlamıştır. Havayolu yolcu taleplerin tahmini, hava taşımacılığı operasyonlarının planlanmasındaki en önemli konudur. Havayolu yolcu talebindeki dinamik değişiklikleri karşılamak ve uçak kullanımı, gelirlerini optimize etmek gibi havayolu endüstrisi kararları için havayolu taşıyıcı firmalarının doğru ve güvenilir yolcu talep tahminlerine ihtiyaçları vardır. Ayrıca, stratejilerin tanımlanmasında ve uygulanmasında, havayolu yönetiminin sadece yolcu talebini değil, aynı zamanda rekabet ettikleri pazar ortamını şekillendiren faktörleri de tanımlamaya ihtiyaçları vardır. Bu tez çalışması boyunca tartışıldığı gibi, yolcu talebini etkileyen faktörler doğası gereği çeşitlidir ve trafik talebi üzerinde olumlu veya olumsuz bir etkiye sahip olabilmektedirler. Bu nedenle, farklı iş modellerine sahip havayolu taşıyıcıları rekabetçi stratejiler tanımlarken ve uygularken hava trafiğini mümkün olan en yüksek doğruluk derecesiyle tahmin etmelerini sağlayacak modeller gerektirmez. Bu modellerde yolcu talebini ve rekabet stratejilerini etkileyecek faktörlere dikkat etmeleri gerekmektedir. Tüm bunlar göz önünde bulundurularak, bu çalışmada doğru ve güvenilir tahmin yöntemleri belirlemeye, ampirik olarak incelemeye ve Türkiye'nin yerel yolcu talebini olumlu veya olumsuz etkileyecek faktörler hakkında önemli bilgiler edinmeye çalışılmıştır. Bu tez çalışmanın genel amacı bu şekildedir.

Bu çalışmada ilk olarak klasik ÇDR yaklaşımı kullanılmıştır. Yapay zeka tabanlı yöntemlerle daha başarılı tahmin modelleri kurulsa da klasik ÇDR modeline çalışmada yer verilmiştir. ÇDR modelinin geliştirilmesi ve test edilmesinin ardından, çalışma yapay zeka tabanlı yaklaşımlar olan ANFIS ve YSA yaklaşımlarıyla tahmin modelleri kurulmuştur. YSA modelleri, öngörü yetenekleri nedeniyle tahmin için çeşitli disiplinlerde giderek daha fazla kullanılmaya başlanmıştır. Bununla birlikte, bir ülkenin iç havayolu yolcu talebini tahmin etmek için YSA modeli geliştiren ve test eden çok az sayıda çalışmaya rastlanmıştır. ANFIS, daha büyük tahmin yetenekleri ile birlikte daha fazla doğruluğu ve güvenilirliği nedeniyle bir tahmin aracı olarak popülerlik kazanmaktadır. Bununla birlikte, hava yolculuğu talep çalışmasında böyle bir yaklaşımı öneren ve ampirik olarak inceleyen az sayıda çalışma bulunmaktadır.

Bu çalışmada beş farklı model kurulmuş ve bu modeller ÇDR, ANFIS ve YSA yaklaşımları ile karşılaştırılmıştır. Modellerde 3 farklı havayolu ölçütü yolcu talep tahminini gerçekleştirmek için kullanılmıştır. Bu modeller; Düşük maliyetli yerel taşıyıcılar için ücretli yolcu sayısı tahmin modeli, geleneksel yerel taşıyıcı için ücretli yolcu sayısı tahmin modeli, geleneksel yerel taşıyıcı için gelir yolcu kilometre değeri tahmin modeli, düşük maliyetli yerel bir taşıyıcı için arz edilen koltuk kilometre tahmin modeli ve geleneksel yerel taşıyıcı için arz edilen koltuk kilometre tahmin modeli. Modellerin doğruluk, güvenilirlik ve öngörücü yetenek açısından üstün

modeller istatistiksel performans göstergeleriyle belirlenmiştir. Kullanılan istatistiksel performans göstergeleri MAE, MAPE, MSE ve RMSE'dir. DMT-PAX modeli için üç yöntem karşılaştırıldığında en iyi MAPE değerini tüm veri seti için 4,89 değeriyle ANFIS modeli vermiştir. DMT-PAX ANFIS tahmin modeli tüm veri seti için yaklaşık %95 oranında doğru tahminde bulunmaktadır. DMT-PAX modeli için üç yöntem karşılaştırıldığında en iyi MAPE değerini test veri seti için 6,58 değeriyle YSA modeli vermiştir. DMT-PAX YSA tahmin modeli tüm veri seti için yaklaşık %93 oranında doğru tahminde bulunmaktadır. THY-PAX modeli için üç yöntem karşılaştırıldığında en iyi MAPE değerini tüm veri seti için 6,32 değeriyle ANFIS modeli vermiştir. THY-PAX ANFIS tahmin modeli tüm veri seti için yaklaşık %93 oranında doğru tahminde bulunmaktadır. THY-PAX modeli için üç yöntem karşılaştırıldığında en iyi MAPE değerini test veri seti için 7,05 değeriyle YSA modeli vermiştir. THY-PAX YSA tahmin modeli tüm veri seti için yaklaşık %93 oranında doğru tahminde bulunmaktadır. THY-RPK modeli için üç yöntem karşılaştırıldığında en iyi MAPE değerini tüm veri seti için 11,74 değeriyle ANFIS modeli vermiştir. THY-RPK ANFIS tahmin modeli tüm veri seti için yaklaşık %88 oranında doğru tahminde bulunmaktadır. THY-RPK modeli için üç yöntem karşılaştırıldığında en iyi MAPE değerini test veri seti için 13,14 değeriyle ANFIS modeli vermiştir. THY-PAX ANFIS tahmin modeli tüm veri seti için yaklaşık %87 oranında doğru tahminde bulunmaktadır. PGS-ASK modeli için üç yöntem karşılaştırıldığında en iyi MAPE değerini tüm veri seti için 10,94 değeriyle ANFIS modeli vermiştir. PGS-ASK ANFIS tahmin modeli tüm veri seti için yaklaşık %89 oranında doğru tahminde bulunmaktadır. PGS-ASK modeli için üç yöntem karşılaştırıldığında en iyi MAPE değerini test veri seti için 15,16 değeriyle YSA modeli vermiştir. PGS-ASK YSA tahmin modeli tüm veri seti için yaklaşık %85 oranında doğru tahminde bulunmaktadır. THY-ASK modeli için üç yöntem karşılaştırıldığında en iyi MAPE değerini tüm veri seti için 10,19 değeriyle ANFIS modeli vermiştir. THY-ASK ANFIS tahmin modeli tüm veri seti için yaklaşık %90 oranında doğru tahminde bulunmaktadır. THY-ASK modeli için üç yöntem karşılaştırıldığında en iyi MAPE değerini test veri seti için 13,07 değeriyle YSA modeli vermiştir. THY-ASK YSA tahmin modeli tüm veri seti için yaklaşık %87 oranında doğru tahminde bulunmaktadır. Çalışma sonucunda yapay zeka tabanlı yaklaşımların daha yüksek tahmin yeteneğine sahip olduğu tespit edilmiştir. Yapay zeka yöntemlerinin değerini vurguladığı için bu en önemli bulgudur.

Gelecek çalışmalarda Covid-19 sürecinin etkisinin azalmasıyla tahminlerin daha yakın zaman dilimleri içinde yapılabileceği öngörülmektedir. Çalışmada sadece yurtiçi hava yolcu talebi üzerine uygulama yapıldığından gelecekteki çalışmalarda, yurtdışı uçuşlar göz önünde bulundurularak çalışma yapılabilir.

## KAYNAKLAR

- Abdelghany A., ve Guzhva V., 2010. A time-series modelling approach for airport short-term demand forecasting. *Journal of Airport Management*, 5(1): 72-87.
- Abed, S. Y., Ba-Fail, A. O., ve Jasimuddin, SM 2001, An econometric analysis of international air travel demand in Saudi Arabia. *Journal of Air Transport Management*, 7(3): 143-148. [https://doi.org/10.1016/S0969-6997\(00\)00043-0](https://doi.org/10.1016/S0969-6997(00)00043-0)
- Adeniran A. O., Kanyio O. A., ve Owoeye A. S., 2018. Forecasting methods for domestic air passenger demand in Nigeria. *Journal of Applied Research on Industrial Engineering*, 5(2): 146-155. <https://doi.org/10.22105/jarie.2018.133561.1038>
- Adeniran, A. O., ve Stephens, M. S., 2018. The dynamics for evaluating forecasting methods for international air passenger demand in Nigeria. *Journal of tourism & hospitality*, 7(4): 1-11. <https://doi.org/10.4172/2167-0269.1000366>
- Agatonovic-Kustrin S., ve Beresford R., 2000. Basic concepts of artificial neural network (ANN) modeling and its application in pharmaceutical research. *Journal of pharmaceutical and biomedical analysis*, 22(5): 717-727. [https://doi.org/10.1016/S0731-7085\(99\)00272-1](https://doi.org/10.1016/S0731-7085(99)00272-1)
- Akgüngör, A. P., ve Doğan, E., 2009. An artificial intelligent approach to traffic accident estimation: model development and application. *Transport*, 24(2): 135-142. <https://doi.org/10.3846/1648-4142.2009.24.135-142>
- Alekseev K. P. G., ve Seixas J. M., 2002. Forecasting the air transport demand for passengers with neural modelling. 2002 IEEE VII Brazilian Symposium on Neural Networks (SBRN). 86-91. November 2002.
- Alekseev, K. P. G. ve Seixas, J. M., 2009. A multivariate neural forecasting modelling for air transport - Preprocessed by decomposition: a Brazilian application. *Journal of Air Transport Management*, 15(5): 212-216. <https://doi.org/10.1016/j.jairtraman.2008.08.008>
- Álvarez-Albelo, C. D., Hernández-Martín, R., ve Padrón-Fumero, N., 2017. Air passenger duties as strategic tourism taxation. *Tourism Management*, 60: 442-453. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2016.12.002>
- An, N., Zhao, W., Wang, J., Shang, D., ve Zhao, E., 2013. Using multi-output feedforward neural network with empirical mode decomposition based signal filtering for electricity demand forecasting. *Energy*, 49(1): 279–288. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2012.10.035>
- Anderson, J. A., 1995. An introduction to neural networks. MIT press.
- Andrade, K., Uchida, K., ve Kagaya, S., 2007. Development of transport mode choice model by using adaptive neuro-fuzzy inference system. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 1977: 8-16. <https://doi.org/10.1177/0361198106197700102>

- Andreoni, A., ve Postorino, M. N., 2006. A multivariate ARIMA model to forecast air transport demand. *Proceedings of the Association for European Transport and Contributors*, 1-14.
- Aria, M., ve Cuccurullo, C., 2017. bibliometrix: An R-tool for comprehensive science mapping analysis. *Journal of Informetrics*, 11(4), 959-975. <https://doi.org/10.1016/j.joi.2017.08.007>
- Atsalakis, G., ve Valavanis, K. P., 2009. Forecasting stock market short-term trends using a neuro-fuzzy based methodology', *Expert Systems with Applications*, 36(7): 10596-10707. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2009.02.043>
- Autry, C. W., Goldsby, T. J., Bell, J. E. ve Hill, A. V., 2013. *Managing the global supply chain*, Pearson Education, Upper Saddle River, NJ.
- Ba-Fail A. O., Abed S. Y., ve Jasimuddin S. M., 2000. The determinants of domestic air travel demand in the Kingdom of Saudi Arabia", *Journal of Air Transportation Worldwide*, 5(2): 72-86.
- Ba-Fail, A. O., 2004. Applying data mining techniques to forecast number of airline passengers in Saudi Arabia (domestic and international travels). *Journal of Air Transportation*, 9(11): 100-115.
- Bakır, M., Özdemir, E., Akan, Ş., ve Atalık, Ö., 2022. A bibliometric analysis of airport service quality. *Journal of Air Transport Management*, 104, 102273. <https://doi.org/10.1016/j.jairtraman.2022.102273>
- Bagheri, A., Peyhani, H. M., ve Akbari, M., 2014. Financial forecasting using ANFIS networks with quantum-behaved particle swarm optimization. *Expert Systems with Applications*, 41(14): 6235-6250. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2014.04.003>
- Baseri H., 2011. Design of adaptive neuro-fuzzy inference system for estimation of grinding performance. *Materials and Manufacturing Processes*, 26(5): 757-763. <https://doi.org/10.1080/10426911003636951>
- Belobaba, P., Odoni, A., ve Barnhart, C., 2009. *The global airline industries*. Great Britian: Antony Rowe Ltd, Chippenham, Wiltshire.
- Berry, M. A., ve Linoff, G. S., 2000. Mastering data mining: The art and science of customer relationship management. *Industrial Management & Data Systems*, 100(5): 245-246. <https://doi.org/10.1108/imds.2000.100.5.245.2>
- Bieger, T., ve Wittmer, A., 2006. Air transport and tourism - perspectives and challenges for destinations, airlines and governments. *Journal of Air Transport Management*, 12(1): 40-46. <https://doi.org/10.1016/j.jairtraman.2005.09.007>
- Biolini, S., Cattaneo, M., Malighetti, P., ve Morlotti, C., 2020. Integrated origin-based demand modeling for air transportation. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 142: 102050. <https://doi.org/10.1016/j.tre.2020.102050>
- Blinova, T. O., 2007. Analysis of possibility of using neural network to forecast passenger traffic flows in Russia. *Aviation*, 11(1): 28-34. <https://doi.org/10.1080/16487788.2007.9635952>

- Borkowski, P., Jażdżewska-Gutta, M., ve Szmelter-Jarosz, A., 2021. Lockdowned: Everyday mobility changes in response to COVID-19. *Journal of Transport Geography*, 90, 102906. <https://doi.org/10.1016/j.jtrangeo.2020.102906>
- Brons, M., Pels, E., Nijkamp, P., ve Rietveld, P., 2002. Price elasticities of demand for passenger air travel: a meta-analysis. *Journal of Air Transport Management*, 8(3): 165-175. [https://doi.org/10.1016/S0969-6997\(01\)00050-3](https://doi.org/10.1016/S0969-6997(01)00050-3)
- Caner, M., ve Akarslan, E., 2009. Mermer Kesme İşleminde Spesifik Enerji Faktörünün ANFIS ve YSA Yöntemleri ile Tahmini. *Pamukkale University Journal of Engineering Sciences*, 15(2): 221-226.
- Carmona-Benítez, R. B., ve Nieto, M. R., 2020. SARIMA damp trend grey forecasting model for airline industry. *Journal of air transport management*, 82, 101736. <https://doi.org/10.1016/j.jairtraman.2019.101736>
- Chang, L. Y., 2012. International air passenger flows between pairs of APEC countries: A non-parametric regression tree approach. *Journal of Air Transport Management*, 20, 4-6. <https://doi.org/10.1016/j.jairtraman.2011.04.001>
- Chen, M. S., Ying, L. C., ve Pan, M. C., 2010. Forecasting tourist arrivals by using the adaptive network-based fuzzy inference System. *Expert Systems with Applications*, 37(2): 1185-1191. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2009.06.032>
- Chen, M. Y., Chen, D. R., Fan, M. H., ve Huang, T. Y., 2013. International transmission of stock market movements: an adaptive neuro-fuzzy inference system for analysis of TAIEX forecasting. *Neural Computing and Applications*, 23(1): 369-378. <https://doi.org/10.1007/s00521-013-1461-4>
- Cheng, C. H., Wei, L. Y., Liu, J. W. ve Chen, T. L., 2013. OWA-based ANFIS model for TAIEX forecasting, *Economic Modelling*, 30: 442-448. <https://doi.org/10.1016/j.econmod.2012.09.047>
- Chi, J., ve Baek, J., 2013. Dynamic relationship between air transport demand and economic growth in the United States: A new look. *Transport Policy*, 29: 257-260. <https://doi.org/10.1016/j.tranpol.2013.03.005>
- Choudhary, M. A., ve Haider, A., 2012. Neural network models for inflation forecasting: an appraisal. *Applied Economics*, 44(20): 2631-2635. <https://doi.org/10.1080/00036846.2011.566190>
- Claveria, O., ve Torra, S., 2014. Forecasting tourism demand to Catalonia: neural networks vs. time series models. *Economic Modelling*, 36: 220-228. <https://doi.org/10.1016/j.econmod.2013.09.024>
- Clelow, R. R., Sussman, J. M., ve Balakrishnan, H., 2014. The impact of high-speed rail and low-cost carriers on European air passenger traffic. *Transport Policy*, 33: 136-143. <https://doi.org/10.1016/j.tranpol.2014.01.015>

- Coats, P. K., ve Fant, L. F., 1991. A neural network approach to forecasting financial distress. *The Journal of Business Forecasting*, 10(4): 9.
- Cook, A., 2007. *European air traffic management: principles, practice, and research*, Ashgate Publishing, Aldershot, UK.
- Çakır, F. S., 2020. *Yapay sinir ağları matlab kodları ve matlab toolbox çözümleri*. Nobel Akademik Yayıncılık.
- Dantas, T. M., Oliveira, F. L. C., ve Repolho, H. M. V., 2017. Air transportation demand forecast through Bagging Holt Winters methods. *Journal of Air Transport Management*, 59: 116-123. <https://doi.org/10.1016/j.jairtraman.2016.12.006>
- Davidson, L., ve Ryley, T., 2010. Tourism destination preferences of low-cost airline users in the East Midlands. *Journal of Transport Geography*, 18: 458-465. <https://doi.org/10.1016/j.jtrangeo.2009.07.004>
- Debbage, K. G., ve Delk, D., 2001. The geography of air passenger volume and local employment patterns by US metropolitan core area: 1973–1996. *Journal of Air Transport Management*, 7(3): 159-167. [https://doi.org/10.1016/S0969-6997\(00\)00045-4](https://doi.org/10.1016/S0969-6997(00)00045-4)
- Debes, K., Koenig, A., ve Gross, H. M., 2005. Transfer Functions in Artificial Neural Networks A Simulation-Based Tutorial. *Brains, Minds and Media*, (1).
- Demirhan, A., Kılıç, Y. A., ve İnan, G., 2010. Tıpta yapay zeka uygulamaları. *Yoğun Bakım Dergisi*, 9(1): 31-41. <https://doi.org/10.31202/ecjse.776314>
- Dempsey, P. S., 2004. *European aviation law*, Kluwer Law International, The Hague, The Netherlands.
- Demuth, H., Beale, M., ve Hagan, M., 1992. *Neural network toolbox. For Use with MATLAB*. The MathWorks Inc, 2000.
- Derudder, B., ve Witlox, F., 2008. Mapping world city networks through airline flows: context, relevance, and problems. *Journal of Transport Geography*, 16(5): 305-312. <https://doi.org/10.1016/j.jtrangeo.2007.12.005>
- Diler, A. İ., 2003. İmkb ulusal-100 endeksinin yönünün yapay sinir ağları hata geriye yayma yöntemi ile tahmin edilmesi. *Türkiye’de Bankalar, Sermaye Piyasası Ve Ekonomik Büyüme: Koentegrasyon Ve Nedensellik Analizi (1989-2000)*, 81.
- Doganis, R., 2009. *Flying off course IV: airline economics and marketing*. Routledge.
- Efendigil T., ve Eminler Ö. E., 2017. Havacılık sektöründe talep tahminin önemi: Yolcu talebi üzerine bir tahmin modeli. *Yaşar Üniversitesi E-Dergisi*, 12: 14-30.
- Ekinci, M. B., 2011. Uluslararası Hizmet Ticaretindeki Gelişime ve Türkiye Turizm Sektörünün Geleceğine İlişkin İncelemeler. *Türkiye’nin 2023 Yılı Hizmet İhracatı Vizyonu*.
- Epstein, J. M., Goedecke, D. M., Yu, F., Morris, R. J., Wagener, D. K., ve Bobashev, G. V., 2007. Controlling pandemic flu: the value of international air travel restrictions. *PloS one*, 2(5): 401. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0000401>

- Fang, H., 2012. Adaptive neuro fuzzy inference system in the application of the financial crisis. *International Journal of Innovation, Management and Technology*, 3(3): 250-254.
- Fernandes, E., ve Pacheco, R. R., 2010. The causal relationship between GDP and domestic air passenger traffic in Brazil. *Transportation Planning and Technology*, 33(7): 569-581. <https://doi.org/10.1080/03081060.2010.512217>
- Garrido, C., De Oña, R., ve De Oña, J., 2014. Neural networks for analyzing service quality in public transportation. *Expert Systems with Applications*, 41(15): 6830–6838.
- Gately, E., 1996. *Neural networks for financial forecasting*, NY: Wiley, New York.
- Gesell, L. E., 1993. *The administration of public airports*, 3rd edn, Coast Aire Publications, Chandler, AZ.
- Ghassemzadeh, S., Shafflie, M., Sarrafi, A., ve Ranjbar, M., 2013. The importance of normalization in predicting dew point pressure by ANFIS. *Petroleum Science and Technology*, 31(10): 1040-1047. <https://doi.org/10.1080/10916466.2011.598895>
- Ghomi, S. F., ve Forghani, K., 2016, January. Airline passenger forecasting using neural networks and Box-Jenkins. In 2016 12th International Conference on Industrial Engineering (ICIE): 10-13. IEEE. <https://doi.org/10.1109/INDUSENG.2016.7519342>
- Giovanis, E., 2012. Study of discrete and adaptive neuro-fuzzy inference system in the prediction of economic crisis periods in USA. *Economic Analysis & Policy*, 42(1): 79-95.
- Graham, A., 2000. Demand for leisure air travel and limits to growth. *Journal of Air Transport Management*, 6(2): 109-118. [https://doi.org/10.1016/S0969-6997\(99\)00031-9](https://doi.org/10.1016/S0969-6997(99)00031-9)
- Graham, B., ve Shaw, J., 2008. Low-cost airlines in Europe: reconciling liberalization and sustainability. *Geoforum*, 39(3): 1439-1451. <https://doi.org/10.1016/j.geoforum.2007.12.006>
- Grosche, T., Rothlauf, F., Heinzl, A., 2007. Gravity models for airline passenger volume estimation. *Journal of Air Transport Management*, 13(4): 175-183. <https://doi.org/10.1016/j.jairtraman.2007.02.001>
- Gujarati, D. N., 2003. *Basic econometrics*, McGraw-Hill, New York.
- Güneşer, M. T., 2019. Artificial intelligence solution to extract the dielectric properties of materials at sub-THz frequencies. *IET Science, Measurement & Technology*, 13(4): 523-528. <https://doi.org/10.1049/iet-smt.2018.5356>
- Hadavandi, E., Ghanbari, A., Shahanaghi, K., ve Abbasian-Naghneh, S., 2011. Tourist arrival forecasting by evolutionary fuzzy systems. *Tourism Management*, 32(5): 1196-1203. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2010.09.015>
- Hamzaçebi, C., (2021). *Matlab uygulamalı Yapay Sinir Ağları*. Ankara: Seçkin Yayıncılık.
- Hanlon, P., 2007. *Global airlines: competition in a transnational industry*, 3rd edn, Butterworth-Heinemann, Oxford, UK.

- Haykin, S., 1994. Intelligent signal processing. In *Advances in Signal Processing for Nondestructive Evaluation of Materials*. Dordrecht: Springer Netherlands.
- Haykin, S., 1999. *Neural networks: a comprehensive foundation*, 2nd edn, Prentice Hall, New York.
- Haznedar, B., Arslan, M. T., ve Arslan, D., 2018. Training ANFIS System with Genetic Algorithm For Diagnosis Of Prostate Cancer. *Technological Applied Sciences*, 13(4): 301-309.
- Holloway, S., 2008. *Straight and level: practical airline economics*, 3rd edn, Ashgate Publishing, Aldershot, UK.
- Hsu, C. I., ve Wen, Y. H., 1998. Improved grey prediction models for the trans-pacific air passenger market. *Transportation planning and Technology*, 22(2): 87-107. <https://doi.org/10.1080/03081069808717622>
- Hu, C., 2002. *Advanced tourism demand forecasting: Artificial neural network and Box-Jenkins modeling*. Purdue University.
- Iacus, S. M., Natale, F., Santamaria, C., Spyros, S., ve Vespe, M., 2020. Estimating and projecting air passenger traffic during the COVID-19 coronavirus outbreak and its socio-economic impact. *Safety Science*, 129: 104791. <https://doi.org/10.1016/j.ssci.2020.104791>
- IATA. (2021a). *Annual Review*. Retrieved October 31, 2022, from <https://www.iata.org/en/publications/annual-review/>
- IATA. (2021b). *World Air Transport Statistics(WATS)*. Retrieved October 31, 2022, from <https://www.iata.org/en/publications/store/world-air-transport-statistics/>
- ICAO. (2019). *Presentation of 2019 air transport statistical results*. Retrieved October 31, 2022, from <https://www.icao.int/annual-report-2019/Pages/the-world-of-air-transport-in-2019-statistical-results.aspx>
- Jang J. S., 1993. ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system. *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics*, 23(3): 665-685. <https://doi.org/10.1109/21.256541>
- Jang, J. S. R., ve Sun, C. T., ve Mizutani, E., 1997. *Neuro-Fuzzy and soft computing: A computational approach to learning and machine intelligence*. Prentice-Hall, Upper Saddle River, NJ.
- Janic, M., 2003. High-speed rail and air passenger transport: a comparison of the operational environmental performance. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part F: Journal of Rail and Rapid Transit*, 217(4): 259-269. <https://doi.org/10.1243/095440903322712865>
- Jarimillo-Morán, M. A., González, E., ve Carmona-Fernández, D., 2013. Monthly electric demand forecasting with neural filters. *International Journal of Electric Power & Energy Systems*, 49: 253-263. <https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2013.01.019>

- Jiménez, F., Serradilla, F., Román, A., ve Naranjo, J. E., 2014. Bus line classification using neural networks. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 30: 32-37. <https://doi.org/10.1016/j.trd.2014.05.008>
- Jin, F., Li, Y., Sun, S., ve Li, H., 2020. Forecasting air passenger demand with a new hybrid ensemble approach. *Journal of Air Transport Management*, 83: 101744. <https://doi.org/10.1016/j.jairtraman.2019.101744>
- Joo, D., Xu, W., Lee, J., Lee, C. K., ve Woosnam, K. M., 2021. Residents' perceived risk, emotional solidarity, and support for tourism amidst the COVID-19 pandemic. *Journal of Destination Marketing & Management*, 19: 100553. <https://doi.org/10.1016/j.jdmm.2021.100553>
- Kablan, A., 2009. Adaptive neuro-fuzzy inference system for financial training using intraday seasonality observation model. *World Academy of Science, Engineering and Technology*, 3: 10-24.
- Kar, S., Das, S., ve Ghosh, P. K., 2014. Applications of neuro fuzzy systems: A brief review and future outline. *Applied Soft Computing*, 15: 243-259. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2013.10.014>
- Kalathilparmbil, Ç., ve Şahin, Ö., 2019. Türkiye'deki Hava Taşımacılığı Üzerine Bir Tahminleme Çalışması. *Anemon Muş Alparslan Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 7(4): 53-62. <https://doi.org/10.18506/anemon.452549>
- Kim, S., 2016. Forecasting short-term air passenger demand using big data from search engine queries. *Automation in Construction*, 70: 98-108. <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2016.06.009>
- Klophaus R., 2009. Kerosene's Price Impact on Air Travel Demand: A Cause-and-Effect Chain. Editors: Conrady R., Buck M. *Trends and Issues in Global Tourism 2009*, 79-94, Berlin, Heidelberg, Springer.
- Kumar, G. S., Kumar, B. K., ve Mishra, M. K., 2011. Mitigation of voltage sags with phase jumps by UPQC with PSO-based ANFIS. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 26(4): 2761-2773. <https://doi.org/10.1109/TPWRD.2011.2165301>
- Kunt, M. M., Aghayan, I., ve Noii, N., 2011. Prediction for traffic accident severity: comparing the artificial neural network, genetic algorithm, combined genetic algorithm and pattern search methods. *Transport*, 26(4): 353-366. <https://doi.org/10.1155/2013/475194>
- Korkmaz E., Akgüngör A. P., The forecasting of air transport passenger demands in Turkey by using novel meta-heuristic algorithms. *Concurrency and Computation: Practice and Experience*, 33(16): 6263. <https://doi.org/10.1002/cpe.6263>
- Koo, T. T. R., ve Lohmann, G., 2013. The spatial effects of domestic aviation deregulation: a comparative study of Australian and Brazilian seat capacity, 1986–2010. *Journal of Transport Geography*, 29: 52-62. <https://doi.org/10.1016/j.jtrangeo.2012.12.011>

- Latif, H. H., Paul, S. K., ve Azeem, A. 2014. Ordering policy in a supply chain with adaptive neuro-fuzzy inference system demand forecasting. *International Journal of Management Science and Engineering Management*, 9(2): 114-124. <https://doi.org/10.1080/17509653.2013.866332>
- Li, G., 2010. The nature of leisure travel demand. in A Graham, A Papatheodorou & P Forsyth (eds), *Aviation and tourism: implications for leisure travel*, Ashgate Publishing, Aldershot, UK, 7-20.
- Makridou, G., Atsalakis, G. S., Zopounidis, C., ve Andriosopoulos, K., 2013. Gold price forecasting with a neuro-fuzzy inference System. *International Journal of Financial Engineering and Risk Management*, 1: 35-54. <https://doi.org/10.1504/IJFERM.2013.053707>
- Martin, C. A., ve Witt, S. F., 1989. Accuracy of econometric forecasts of Tourism. *Annals of Tourism Research*, 16(3): 407-428. [https://doi.org/10.1016/0160-7383\(89\)90053-4](https://doi.org/10.1016/0160-7383(89)90053-4)
- McClelland, J. L., Rumelhart, D. E., ve PDP Research Group., 1987. *Parallel Distributed Processing, Volume 2: Explorations in the Microstructure of Cognition: Psychological and Biological Models*. MIT press.
- Mohie El-Din, M. M., Ghali, N. I., Sadek, A., ve Abouzeid, A. A., 2015. A study on air passenger demand forecasting from Egypt to Saudi Arabia. *Communications on Applied Electronics*, 3(1): 1-5. <https://doi.org/10.5120/cae2015651868>
- Mitsa T., 2010. *Temporal data mining*. USA, Chapman & Hall/CRC Press.
- Mittal, A., Sharma, S. ve Kanungo, D. P., 2012. A comparison of ANFIS and ANN for the prediction of peak ground acceleration in Indian Himalayan region. In *Proceedings of the International Conference on Soft Computing for Problem Solving (SocProS 2011) December 20-22, 2011: Volume 2 (pp. 485-495)*. Springer India. [https://doi.org/10.1007/978-81-322-0491-6\\_45](https://doi.org/10.1007/978-81-322-0491-6_45)
- Narang S. K., Kumar S., ve Verma V., 2017. *Knowledge discovery from massive data streams*. Editors: Singh A, Dey N, Ashour AS, Santhi V. *Web semantics for textual and visual information retrieval*, 109-143, USA, IGI Global.
- Noori, R., Karbassi, A., Farokhnia, A., ve Dehghani, M., 2009. Predicting the longitudinal dispersion coefficient using support vector machine and adaptive neuro-fuzzy inference system techniques. *Environmental Engineering Science*, 26(10): 1503-1510. <https://doi.org/10.1089/ees.2008.0360>
- Nourzadeh, F., Ebrahimnejad, S., Khalili-Damghani, K., ve Hafezalkotob, A., 2020. Forecasting the international air passengers of Iran using an artificial neural network. *International Journal of Industrial and Systems Engineering*, 34(4): 562-581. <https://doi.org/10.1504/IJISE.2020.106089>

- Olatunji, O. M., Horsfall, I. T., Ukoha-Onuoha, E., ve Osa-aria, K., 2022. Application of hybrid ANFIS-based non-linear regression modeling to predict the% oil yield from grape peels: Effect of process parameters and FIS generation techniques. *Cleaner Engineering and Technology*, 6: 100371. <https://doi.org/10.1016/j.clet.2021.100371>
- Olipra, L., 2012. The impact of low-cost carriers on tourism development in less famous destination. *CITTASLOW: il valore della lentezza per il turismo del future*. Perugia/Orvieto, 13-14 giugno 2012: 41-56.
- Öztemel, E., 2012. *Yapay sinir ağları*. PapatyaYayincilik, Istanbul.
- Pacheco, R. R., ve Fernandes, E., 2017. International air passenger traffic, trade openness and exchange rate in Brazil: A Granger causality test. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 101: 22-29. <https://doi.org/10.1016/j.tra.2017.04.026>
- Palmer, A., José Montaña, J., ve Sesé, A., 2006. Designing an artificial neural network for forecasting tourism time series. *Tourism Management*, 27(5): 781-790. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2005.05.006>
- Pillet, C., 2005. Can LCC compete on long haul routes?. *Tezsiz Yüksek Lisan Tezi*, Cranfield School Of Management.
- Profillidis, V. A., ve Botzoris, G. N., *Modeling of transport demand: Analyzing, calculating, and forecasting transport demand*. The Netherlands, Elsevier, 2019.
- Rachev, S. T., Hoechstetter, M., Fabozzi, F. J., ve Focardi, S. M., 2010. *Probability and statistics for finance*. John Wiley & Sons, Hoboken, NJ.
- Ramadhani, S., Dhini, A., ve Laoh, E., 2020, November. Airline Passenger Forecasting using ARIMA and Artificial Neural Networks Approaches. In *2020 International Conference on ICT for Smart Society (ICISS)* (pp. 1-5). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICISS50791.2020.9307571>
- Sarkar, S., Chowdhury, R., Das R., Chakrabortya, S., Choib, H., ve Bhattacharjeeet, C., 2014. Application of ANFIS model to optimise the photocatalytic degradation of chlorhexidine digluconate. *RSC Advances*, 4(40): 21141-21150. <https://doi.org/10.1039/C4RA00389F>
- Seetaram, N., Song, H., ve Page, S. J., 2014. Air passenger duty and outbound tourism demand from the United Kingdom. *Journal of Travel Research*, 53(4): 476-487. <https://doi.org/10.1177/004728751350038>
- Senvar, O., Ulutagay, G., ve Bekar, E. T., 2013. Forecasting oil consumption of Turkey using adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS). in C Huang & C Kahraman (eds), *Intelligent systems and decision making for risk analysis and crisis response*, CRC Press/Balkema, Leiden, The Netherlands, 375-382.
- Sharda, R., ve Patil, R. B., 1992. Connectionist approach to time series prediction: an empirical test. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 3, 317-323. <https://doi.org/10.1007/BF01577272>

- Sivrikaya, O., ve Tunç, E., 2013. Demand forecasting for domestic air transportation in Turkey. *The Open Transportation Journal*, 7: 20-26. <https://doi.org/10.1109/CEIT.2018.8751869>
- Smith, K. A., ve Gupta, J. N., 2000. Neural networks in business: techniques and applications for the operations researcher. *Computers & Operations Research*, 27(11-12): 1023-1044. [https://doi.org/10.1016/S0305-0548\(99\)00141-0](https://doi.org/10.1016/S0305-0548(99)00141-0)
- Srinidhi, S., ve K. Manrai, A., 2014. International air transport demand: drivers and forecasts in the Indian context. *Journal of Modelling in Management*, 9(3): 245-260. <https://doi.org/10.1108/JM2-08-2013-0036>
- Srisaeng P., Baxter G., ve Wild G., 2015a. Using an artificial neural network approach to forecast Australia's domestic passenger air travel demand. *World Review of Intermodal Transportation Research*, 5(3): 281-313. <https://doi.org/10.1504/WRITR.2015.069243>
- Srisaeng P., Baxter G. S., ve Wild G., 2015b. Forecasting demand for low cost carriers in Australia using an artificial neural network approach. *Aviation*, 19(2): 90-103. <https://doi.org/10.3846/16487788.2015.1054157>
- Srisaeng, P., Baxter, G., Richardson, S., ve Wild, G. 2015c. A forecasting tool for predicting Australia's domestic airline passenger demand using a genetic algorithm. *Journal of Aerospace Technology and Management*, 7, 476-489. <https://doi.org/10.5028/jatm.v7i4/475>
- Srisaeng, P., ve Baxter, G., 2017. Modelling Australia's outbound passenger air travel demand using an artificial neural network approach. *International Journal for Traffic and Transport Engineering*, 7(4): 406-423. [http://dx.doi.org/10.7708/ijtte.2017.7\(4\).01](http://dx.doi.org/10.7708/ijtte.2017.7(4).01)
- Srisaeng, P., ve Baxter, G., 2021. An Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System for the Prediction of Kansai International Airport Domestic Passenger Demand. *International Journal of Applied Science and Engineering*, 9(2): 145-156. <https://doi.org/10.30954/2322-0465.2.2021.3>
- Srisaeng P., ve Baxter G., 2022. Application of an ANFIS to Estimate Kansai International Airport's International Air Passenger Demand. *Journal of Aviation*, 6(1): 87-92. <https://doi.org/10.30518/jav.1062151>
- Suki, N. M., 2014. Passenger satisfaction with airline service quality in Malaysia: A structural equation modeling approach. *Research in Transportation Business & Management*, 10: 26-32. <https://doi.org/10.1016/j.rtbm.2014.04.001>
- Suryani, E., Chou, S. Y., ve Chen, C. H., 2010. Air passenger demand forecasting and passenger terminal capacity expansion: A system dynamics framework. *Expert Systems with Applications*, 37(3): 2324-2339. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2009.07.041>
- Svalina, I., Galzina, V., Lujić, R., ve Šimunović, G., 2013. An adaptive network-based fuzzy inference system (ANFIS) for the forecasting: the case of close price indices. *Expert Systems with Applications*, 40(15): 6055-6063. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2013.05.029>

- Şen, Z., 2004. Yapay sinir ağları. Su Vakfı.
- Tascón, D. C., ve Olariaga, O. D., 2021. Air traffic forecast and its impact on runway capacity. A System Dynamics approach. *Journal of Air Transport Management*, 90: 101946. <https://doi.org/10.1016/j.jairtraman.2020.101946>
- Tektaş, A., Karataş, ve A., 2004. Yapay Sinir Ağları ve Finans Alanına Uygulanması: Hisse Senedi Fiyat Tahminlemesi. *Atatürk Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, 18(3-4): 337-349.
- Terzic, E., Terzic, J., Nagarajah, R., ve Alamgir, M., 2012. A neural network approach to fluid quantity measurement in dynamic environments. Springer-Verlag, London.
- Tirtha, S. D., Bhowmik, T., ve Eluru, N., 2022. An airport level framework for examining the impact of COVID-19 on airline demand. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 159: 169-181. <https://doi.org/10.1016/j.tra.2022.03.014>
- Tiryaki S., ve Aydın A., 2014. An artificial neural network model for predicting compression strength of heat treated woods and comparison with a multiple linear regression model. *Construction and Building Materials*, 62: 102-108. <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2014.03.041>
- Tsekeris, T., 2009. Dynamic analysis of air travel demand in competitive island markets. *Journal of Air Transport Management*, 15(6): 267-273. <https://doi.org/10.1016/j.jairtraman.2008.11.008>
- Tso, G. K. F., ve Yau, K. K. W., 2007. Predicting electricity energy consumption: a comparison of regression analysis, decision tree and neural networks, *Energy*, 32(9): 1761-1768. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2006.11.010>
- Tulun, Ş., Akgül, G., Alver, A., ve Çelebi, H., 2021. Adaptive neuro-fuzzy interference system modelling for chlorpyrifos removal with walnut shell biochar. *Arabian Journal of Chemistry*, 14(12): 103443. <https://doi.org/10.1016/j.arabjc.2021.103443>
- Vasigh, B., Tacker, T., ve Fleming, K., 2008. *Introduction to air transport economics: from theory to applications*, Ashgate Publishing, Aldershot, UK.
- Venkatesh, K., Ravi, V., Prinzie, A., ve Van den Poel, D., 2014. Cash demand forecasting in ATMs by clustering and neural networks. *European Journal of Operational Research*, 232(2): 383-392. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2013.07.027>
- Vogl, T. P., Mangis, J. K., Rigler, A. K., Zink, W. T., ve Alkon, D. L., 1988. Accelerating the convergence of the back-propagation method. *Biological cybernetics*, 59: 257-263. <https://doi.org/10.1007/BF00332914>
- Wang, J., Mo, H., Wang, F., ve Jin, F., 2011. Exploring the network structure and nodal centrality of China's air transport network: A complex network approach. *Journal of Transport Geography*, 19(4): 712-721. <https://doi.org/10.1016/j.jtrangeo.2010.08.012>

- Wang, Y., Wang, J. L., Dang, Y. G., ve Wang, Z. X., 2011. A prediction model of China's air passenger demand. In Proceedings of 2011 IEEE International Conference on Grey Systems and Intelligent Services, 347-350, IEEE. <https://doi.org/10.1109/GSIS.2011.6044120>
- Waters, D., 2014. Quantitative methods for business. 4th edn, Content Technologies.
- Weatherford, L. R., ve Pölt, S., 2002. Better unconstraining of airline demand data in revenue management systems for improved forecast accuracy and greater revenues. *Journal of Revenue and Pricing Management*, 1: 234-254. <https://doi.org/10.1057/palgrave.rpm.5170027>
- Wensveen, J. G., 2011. Air Transportation: A Management Perspective. 7th ed., Ashgate Publishing, Farnham, UK.
- Xiao, Y., Liu, J. J., Hu, Y., Wang, Y., Keung Lai, K., ve Wang, S., 2014. A neuro-fuzzy combination model based on singular spectrum analysis for air transport demand forecasting. *Journal of Air Transport Management*, 39: 1-11. <https://doi.org/10.1016/j.jairtraman.2014.03.004>
- Xiong, H., Fan, C., Chen, H., Yang, Y., Antwi, C. O., ve Fan, X., 2022. A Novel Approach to Air Passenger Index Prediction: Based on Mutual Information Principle and Support Vector Regression Blended Model. *SAGE Open*, 12(1). <https://doi.org/10.1177/21582440211071102>
- Yetilmezsoy, K., Ozkaya, B., ve Cakmakci, M., 2011. Artificial intelligence-based prediction models for environmental engineering. *Neural Network World*, 21(3). <https://doi.org/10.14311/nnw.2011.21.012>
- Zahedi, G., Azizi, S., Bahadori, A., Elkamel, A., ve Wan Alwi, S. R., 2013. Electricity demand estimation using an adaptive neuro-fuzzy network: a case study from the Ontario province – Canada. *Energy*, 49(1). 323-328. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2012.10.019>
- Zhang, G., Patuwo, B. E., ve Hu, M. Y., 1998. Forecasting with artificial neural networks:: The state of the art. *International journal of forecasting*, 14(1): 35-62. [https://doi.org/10.1016/S0169-2070\(97\)00044-7](https://doi.org/10.1016/S0169-2070(97)00044-7)
- Zhang, Y., ve Zhang, A., 2016. Determinants of air passenger flows in China and gravity model: deregulation, LCCs, and high-speed rail. *Journal of Transport Economics and Policy*, 50(3): 287-303.
- Zwane, N., Tazvinga, H., Botai, C., Murambadoro, M., Botai, J., de Wit, J., Mabasa, B., Daniel, S., ve Mabhaudhi, T., 2022. A bibliometric analysis of solar energy forecasting studies in Africa. *Energies*, 15(15), 5520. <https://doi.org/10.3390/en15155520>

## ÖZGEÇMİŞ

Fatma Şeyma YÜKSEL, Lisans eğitimini Kocaeli Üniversitesi Endüstri Mühendisliği Bölümü'nde tamamladı. Yüksek lisans eğitimini Çukurova Üniversitesi Endüstri Mühendisliği Bölümü'nde tamamladı. Doktora eğitimine 2016 yılında Çukurova Üniversitesi Endüstri Mühendisliği Bölümü'nde başlamıştır.







# **EKLER**



**EK 1- Düşük Maliyetli Taşıyıcı Modelleri için Kullanılan Veriler (PAX)**

	Nüfus	Kişibaşı GSYH	Dolar Kuru	Dünya Jet Yakıt Fiyatı	İşsizlik oranı	Enflasyon Oranı (%)	Turizm Yatak Kapasitesi	Yolcu Sayısı (*1000)
2000	63174483	2698,00	0,61	0,85	6,5	39,03	568962,00	6848
2001	64100297	3824,00	1,22	0,72	8,4	68,53	595027,00	4869
2002	65022300	5516,00	1,51	0,68	10,3	29,75	619024,00	3730
2003	65938265	7082,00	1,48	0,82	10,5	18,36	663300,00	4097
2004	66845635	8611,00	1,42	1,15	10,8	9,35	713714,00	8588
2005	67743052	9844,00	1,33	1,70	10,6	7,72	761585,00	13305
2006	68626337	11389,00	1,42	1,92	10,2	9,65	783319,00	19893
2007	70586256	12550,00	1,30	2,13	10,3	8,39	786453,00	21806
2008	71517100	14001,00	1,29	2,96	11,0	10,06	825757,00	24769
2009	72561312	13870,00	1,54	1,66	14,0	6,53	840221,00	29534
2010	73722988	15860,00	1,49	2,14	11,9	6,40	882449,00	36930
2011	74724269	18788,00	1,66	2,99	9,8	10,45	936729,00	43770
2012	75627384	20880,00	1,79	3,05	9,2	6,16	979896,00	48815
2013	76667864	23766,00	1,89	2,92	9,7	7,40	1051161,00	56096
2014	77695904	26489,00	2,18	2,69	9,9	8,17	1116872,00	62708
2015	78741053	29885,00	2,74	1,52	10,3	8,81	1164283,00	70738
2016	79814871	32904,00	3,02	1,25	10,9	8,53	1212793,00	75198
2017	80810525	38680,00	3,63	1,56	10,9	11,92	1198319,00	79388
2018	82003882	45750,00	4,87	2,02	11,0	20,30	1200491,00	79967
2019	83154997	52316,00	5,66	1,87	13,4	11,84	1478958,00	69508

**EK 2- Geleneksel Taşıyıcı Modelleri için Kullanılan Veriler (PAX)**

	Nüfus	Kişi başı GSYH	Dolar Kuru	Dünya Jet Yakıt Fiyatı	İşsizlik oranı	Enflasyon Oranı (%)	Sanayi Endeksi	Turizm Yatak Kapasitesi	Yolcu Sayısı (*1000)
2000	63174483	2698	0,61	0,85	6,5	39,03	5,2	568962	6491
2001	64100297	3824	1,22	0,72	8,4	68,53	-8,7	595027	5189
2002	65022300	5516	1,51	0,68	10,3	29,75	16,5	619024	4970
2003	65938265	7082	1,48	0,82	10,5	18,36	8,1	663300	5031
2004	66845635	8611	1,42	1,15	10,8	9,35	4,4	713714	5850
2005	67743052	9844	1,33	1,7	10,6	7,72	24,0	761585	7197
2006	68626337	11389	1,42	1,92	10,2	9,65	6,7	783319	8906
2007	70586256	12550	1,3	2,13	10,3	8,39	7,9	786453	9984
2008	71517100	14001	1,29	2,96	11,0	10,06	-13,9	825757	11063
2009	72561312	13870	1,54	1,66	14,0	6,53	2,9	840221	11692
2010	73722988	15860	1,49	2,14	11,9	6,4	21,9	882449	13645
2011	74724269	18788	1,66	2,99	9,8	10,45	9,0	936729	14488
2012	75627384	20880	1,79	3,05	9,2	6,16	2,3	979896	15906
2013	76667864	23766	1,89	2,92	9,7	7,4	9,3	1051161	20052
2014	77695904	26489	2,18	2,69	9,9	8,17	4,5	1116872	22708
2015	78741053	29885	2,74	1,52	10,3	8,81	7,9	1164283	26303
2016	79814871	32904	3,02	1,25	10,9	8,53	1,3	1212793	27301
2017	80810525	38680	3,63	1,56	10,9	11,92	13,8	1198319	30123
2018	82003882	45750	4,87	2,02	11,0	20,3	-9,8	1200491	32944
2019	83154997	52316	5,66	1,87	13,4	11,84	9,0	1478958	30438

### EK 3- Geleneksel Taşıyıcı Modelleri için Kullanılan Veriler (RPK)

YIL	Türkiye Nüfusu	Kişi Başı GSYH(TL)	Dolar Kuru(\$/TL)	Dünya Jet Yakıt Fiyatı	Reel Faiz Oranı	İşsizlik Oranı	Turizm Yatak Kapasitesi	RPK
2004Ç1	66845635	8611	1,32	0,96	9,35	10,8	713714	886
2004Ç2	66845635	8611	1,46	1,03	9,35	10,8	713714	1075
2004Ç3	66845635	8611	1,46	1,25	9,35	10,8	713714	1169
2004Ç4	66845635	8611	1,45	1,36	9,35	10,8	713714	1123
2005Ç1	67743052	9844	1,31	1,4	7,72	10,6	761585	1121
2005Ç2	67743052	9844	1,35	1,56	7,72	10,6	761585	1324
2005Ç3	67743052	9844	1,32	1,92	7,72	10,6	761585	1587
2005Ç4	67743052	9844	1,35	1,94	7,72	10,6	761585	1425
2006Ç1	68626337	11389	1,33	1,82	9,65	10,2	783319	1448
2006Ç2	68626337	11389	1,44	2,07	9,65	10,2	783319	1765
2006Ç3	68626337	11389	1,5	2,03	9,65	10,2	783319	2059
2006Ç4	68626337	11389	1,44	1,76	9,65	10,2	783319	1851
2007Ç1	70586256	12550	1,41	1,75	8,39	10,3	786453	1781
2007Ç2	70586256	12550	1,34	2,06	8,39	10,3	786453	2151
2007Ç3	70586256	12550	1,28	2,17	8,39	10,3	786453	2161
2007Ç4	70586256	12550	1,19	2,55	8,39	10,3	786453	2024
2008Ç1	71517100	14001	1,2	2,82	10,06	11,0	825757	1949
2008Ç2	71517100	14001	1,27	3,66	10,06	11,0	825757	2097
2008Ç3	71517100	14001	1,21	3,51	10,06	11,0	825757	2302
2008Ç4	71517100	14001	1,51	1,86	10,06	11,0	825757	2140
2009Ç1	72561312	13870	1,66	1,33	6,53	14,0	840221	1953
2009Ç2	72561312	13870	1,55	1,56	6,53	14,0	840221	2209
2009Ç3	72561312	13870	1,51	1,78	6,53	14,0	840221	2457
2009Ç4	72561312	13870	1,47	1,97	6,53	14,0	840221	2419
2010Ç1	73722988	15860	1,49	2,05	6,4	11,9	882449	2416
2010Ç2	73722988	15860	1,53	2,12	6,4	11,9	882449	2565
2010Ç3	73722988	15860	1,51	2,07	6,4	11,9	882449	2864
2010Ç4	73722988	15860	1,44	2,34	6,4	11,9	882449	2592
2011Ç1	74724269	18788	1,57	2,86	10,45	9,8	936729	2553
2011Ç2	74724269	18788	1,55	3,14	10,45	9,8	936729	2812
2011Ç3	74724269	18788	1,73	3,03	10,45	9,8	936729	2982
2011Ç4	74724269	18788	1,82	2,96	10,45	9,8	936729	2817
2012Ç1	75627384	20880	1,79	3,17	6,16	9,2	979896	2657
2012Ç2	75627384	20880	1,8	2,96	6,16	9,2	979896	2980
2012Ç3	75627384	20880	1,8	3,08	6,16	9,2	979896	3345
2012Ç4	75627384	20880	1,79	3	6,16	9,2	979896	3030
2013Ç1	76667864	23766	1,78	3,09	7,4	9,7	1051161	3022
2013Ç2	76667864	23766	1,81	2,77	7,4	9,7	1051161	3850
2013Ç3	76667864	23766	1,96	2,94	7,4	9,7	1051161	4496
2013Ç4	76667864	23766	2,01	2,89	7,4	9,7	1051161	4065
2014Ç1	77695904	26489	2,21	2,92	8,17	9,9	1116872	4053
2014Ç2	77695904	26489	2,1	2,88	8,17	9,9	1116872	4494

<b>2014Ç3</b>	77695904	26489	2,15	2,8	8,17	9,9	1116872	4734
<b>2014Ç4</b>	77695904	26489	2,27	2,19	8,17	9,9	1116872	4276
<b>2015Ç1</b>	78741053	29885	2,45	1,63	8,81	10,3	1164283	4095
<b>2015Ç2</b>	78741053	29885	2,67	1,76	8,81	10,3	1164283	4988
<b>2015Ç3</b>	78741053	29885	2,91	1,45	8,81	10,3	1164283	5667
<b>2015Ç4</b>	78741053	29885	2,93	1,27	8,81	10,3	1164283	4865
<b>2016Ç1</b>	79814871	32904	2,92	0,99	8,53	10,9	1212793	4542
<b>2016Ç2</b>	79814871	32904	2,89	1,28	8,53	10,9	1212793	5330
<b>2016Ç3</b>	79814871	32904	2,95	1,3	8,53	10,9	1212793	5878
<b>2016Ç4</b>	79814871	32904	3,32	1,44	8,53	10,9	1212793	5013
<b>2017Ç1</b>	80810525	38680	3,7	1,5	11,92	10,9	1198319	4598
<b>2017Ç2</b>	80810525	38680	3,57	1,41	11,92	10,9	1198319	5535
<b>2017Ç3</b>	80810525	38680	3,49	1,59	11,92	10,9	1198319	6529
<b>2017Ç4</b>	80810525	38680	3,79	1,75	11,92	10,9	1198319	5667
<b>2018Ç1</b>	82003882	45750	3,82	1,89	20,3	11,0	1200491	5682
<b>2018Ç2</b>	82003882	45750	4,41	2,09	20,3	11,0	1200491	6132
<b>2018Ç3</b>	82003882	45750	5,79	2,14	20,3	11,0	1200491	6587
<b>2018Ç4</b>	82003882	45750	5,48	1,97	20,3	11,0	1200491	5635
<b>2019Ç1</b>	83154997	52316	5,34	1,86	11,84	13,4	1478958	5416
<b>2019Ç2</b>	83154997	52316	5,82	1,92	11,84	13,4	1478958	5717
<b>2019Ç3</b>	83154997	52316	5,64	1,86	11,84	13,4	1478958	5966
<b>2019Ç4</b>	83154997	52316	5,84	1,86	11,84	13,4	1478958	5288

#### EK4- Geleneksel Taşıyıcı Modelleri için Kullanılan Veriler (ASK)

YIL	Türkiye Nüfusu	Kişi Başı GSYH	Dolar Kuru(\$/TL)	Dünya Jet Yakıt Fiyatı	Enflasyon Oranı (%)	İşsizlik Oranı	Turizm Yatak Kapasitesi	Sanayi Endeksi	ASK
2004Ç1	66845635	8611	1,32	0,96	9,35	10,8	713714	0,99	886
2004Ç2	66845635	8611	1,46	1,03	9,35	10,8	713714	1,22	1075
2004Ç3	66845635	8611	1,46	1,25	9,35	10,8	713714	-0,44	1169
2004Ç4	66845635	8611	1,45	1,36	9,35	10,8	713714	-0,33	1123
2005Ç1	67743052	9844	1,31	1,4	7,72	10,6	761585	3,63	1121
2005Ç2	67743052	9844	1,35	1,56	7,72	10,6	761585	0,56	1324
2005Ç3	67743052	9844	1,32	1,92	7,72	10,6	761585	1,66	1587
2005Ç4	67743052	9844	1,35	1,94	7,72	10,6	761585	0,36	1425
2006Ç1	68626337	11389	1,33	1,82	9,65	10,2	783319	1,31	1448
2006Ç2	68626337	11389	1,44	2,07	9,65	10,2	783319	0,23	1765
2006Ç3	68626337	11389	1,5	2,03	9,65	10,2	783319	-0,15	2059
2006Ç4	68626337	11389	1,44	1,76	9,65	10,2	783319	1,29	1851
2007Ç1	70586256	12550	1,41	1,75	8,39	10,3	786453	1,15	1781
2007Ç2	70586256	12550	1,34	2,06	8,39	10,3	786453	0,01	2151
2007Ç3	70586256	12550	1,28	2,17	8,39	10,3	786453	0,60	2161
2007Ç4	70586256	12550	1,19	2,55	8,39	10,3	786453	0,77	2024
2008Ç1	71517100	14001	1,2	2,82	10,06	11,0	825757	0,20	1949
2008Ç2	71517100	14001	1,27	3,66	10,06	11,0	825757	-0,39	2097
2008Ç3	71517100	14001	1,21	3,51	10,06	11,0	825757	-1,21	2302
2008Ç4	71517100	14001	1,51	1,86	10,06	11,0	825757	-3,84	2140
2009Ç1	72561312	13870	1,66	1,33	6,53	14,0	840221	-1,93	1953
2009Ç2	72561312	13870	1,55	1,56	6,53	14,0	840221	2,58	2209
2009Ç3	72561312	13870	1,51	1,78	6,53	14,0	840221	0,55	2457
2009Ç4	72561312	13870	1,47	1,97	6,53	14,0	840221	0,64	2419
2010Ç1	73722988	15860	1,49	2,05	6,4	11,9	882449	1,10	2416
2010Ç2	73722988	15860	1,53	2,12	6,4	11,9	882449	1,45	2565
2010Ç3	73722988	15860	1,51	2,07	6,4	11,9	882449	1,11	2864
2010Ç4	73722988	15860	1,44	2,34	6,4	11,9	882449	1,92	2592
2011Ç1	74724269	18788	1,57	2,86	10,45	9,8	936729	0,80	2553
2011Ç2	74724269	18788	1,55	3,14	10,45	9,8	936729	0,92	2812
2011Ç3	74724269	18788	1,73	3,03	10,45	9,8	936729	-0,14	2982
2011Ç4	74724269	18788	1,82	2,96	10,45	9,8	936729	1,58	2817
2012Ç1	75627384	20880	1,79	3,17	6,16	9,2	979896	-0,05	2657
2012Ç2	75627384	20880	1,8	2,96	6,16	9,2	979896	0,27	2980
2012Ç3	75627384	20880	1,8	3,08	6,16	9,2	979896	0,59	3345
2012Ç4	75627384	20880	1,79	3	6,16	9,2	979896	0,06	3030
2013Ç1	76667864	23766	1,78	3,09	7,4	9,7	1051161	0,79	3022
2013Ç2	76667864	23766	1,81	2,77	7,4	9,7	1051161	1,38	3850
2013Ç3	76667864	23766	1,96	2,94	7,4	9,7	1051161	0,81	4496
2013Ç4	76667864	23766	2,01	2,89	7,4	9,7	1051161	-0,30	4065

<b>2014Ç1</b>	77695904	26489	2,21	2,92	8,17	9,9	1116872	0,96	4053
<b>2014Ç2</b>	77695904	26489	2,1	2,88	8,17	9,9	1116872	-0,07	4494
<b>2014Ç3</b>	77695904	26489	2,15	2,8	8,17	9,9	1116872	0,74	4734
<b>2014Ç4</b>	77695904	26489	2,27	2,19	8,17	9,9	1116872	-0,18	4276
<b>2015Ç1</b>	78741053	29885	2,45	1,63	8,81	10,3	1164283	1,22	4095
<b>2015Ç2</b>	78741053	29885	2,67	1,76	8,81	10,3	1164283	0,46	4988
<b>2015Ç3</b>	78741053	29885	2,91	1,45	8,81	10,3	1164283	0,78	5667
<b>2015Ç4</b>	78741053	29885	2,93	1,27	8,81	10,3	1164283	0,21	4865
<b>2016Ç1</b>	79814871	32904	2,92	0,99	8,53	10,9	1212793	-0,23	4542
<b>2016Ç2</b>	79814871	32904	2,89	1,28	8,53	10,9	1212793	0,46	5330
<b>2016Ç3</b>	79814871	32904	2,95	1,3	8,53	10,9	1212793	-0,49	5878
<b>2016Ç4</b>	79814871	32904	3,32	1,44	8,53	10,9	1212793	1,01	5013
<b>2017Ç1</b>	80810525	38680	3,7	1,5	11,92	10,9	1198319	1,22	4598
<b>2017Ç2</b>	80810525	38680	3,57	1,41	11,92	10,9	1198319	0,69	5535
<b>2017Ç3</b>	80810525	38680	3,49	1,59	11,92	10,9	1198319	1,39	6529
<b>2017Ç4</b>	80810525	38680	3,79	1,75	11,92	10,9	1198319	1,22	5667
<b>2018Ç1</b>	82003882	45750	3,82	1,89	20,3	11,0	1200491	-0,83	5682
<b>2018Ç2</b>	82003882	45750	4,41	2,09	20,3	11,0	1200491	-1,03	6132
<b>2018Ç3</b>	82003882	45750	5,79	2,14	20,3	11,0	1200491	-0,35	6587
<b>2018Ç4</b>	82003882	45750	5,48	1,97	20,3	11,0	1200491	-1,29	5635
<b>2019Ç1</b>	83154997	52316	5,34	1,86	11,84	13,4	1478958	1,97	5416
<b>2019Ç2</b>	83154997	52316	5,82	1,92	11,84	13,4	1478958	-1,30	5717
<b>2019Ç3</b>	83154997	52316	5,64	1,86	11,84	13,4	1478958	1,77	5966
<b>2019Ç4</b>	83154997	52316	5,84	1,86	11,84	13,4	1478958	0,48	5288

**EK5- Düşük Maliyetli Taşıyıcı Modelleri için Kullanılan Veriler (ASK)**

YIL	Türkiye Nüfusu	Kişi Başı GSYH	Dolar Kuru	Dünya Jet Yakıt Fiyatı	Enflasyon Oranı	İşsizlik Oranı	Turizm Yatak Kapasitesi	ASK
2012Ç1	75627384	20880	1,79	3,17	6,16	9,2	979896	1273
2012Ç2	75627384	20880	1,8	2,96	6,16	9,2	979896	1584
2012Ç3	75627384	20880	1,8	3,08	6,16	9,2	979896	1596
2012Ç4	75627384	20880	1,79	3	6,16	9,2	979896	1596
2013Ç1	76667864	23766	1,78	3,09	7,4	9,7	1051161	1502
2013Ç2	76667864	23766	1,81	2,77	7,4	9,7	1051161	1824
2013Ç3	76667864	23766	1,96	2,94	7,4	9,7	1051161	1945
2013Ç4	76667864	23766	2,01	2,89	7,4	9,7	1051161	1898
2014Ç1	77695904	26489	2,21	2,92	8,17	9,9	1116872	1885
2014Ç2	77695904	26489	2,1	2,88	8,17	9,9	1116872	2200
2014Ç3	77695904	26489	2,15	2,8	8,17	9,9	1116872	2277
2014Ç4	77695904	26489	2,27	2,19	8,17	9,9	1116872	2129
2015Ç1	78741053	29885	2,45	1,63	8,81	10,3	1164283	2067
2015Ç2	78741053	29885	2,67	1,76	8,81	10,3	1164283	2493
2015Ç3	78741053	29885	2,91	1,45	8,81	10,3	1164283	2757
2015Ç4	78741053	29885	2,93	1,27	8,81	10,3	1164283	2582
2016Ç1	79814871	32904	2,92	0,99	8,53	10,9	1212793	2602
2016Ç2	79814871	32904	2,89	1,28	8,53	10,9	1212793	2763
2016Ç3	79814871	32904	2,95	1,3	8,53	10,9	1212793	2959
2016Ç4	79814871	32904	3,32	1,44	8,53	10,9	1212793	2817
2017Ç1	80810525	38680	3,7	1,5	11,92	10,9	1198319	2610
2017Ç2	80810525	38680	3,57	1,41	11,92	10,9	1198319	2922
2017Ç3	80810525	38680	3,49	1,59	11,92	10,9	1198319	3125
2017Ç4	80810525	38680	3,79	1,75	11,92	10,9	1198319	3078
2018Ç1	82003882	45750	3,82	1,89	20,3	11,0	1200491	3024
2018Ç2	82003882	45750	4,41	2,09	20,3	11,0	1200491	3112
2018Ç3	82003882	45750	5,79	2,14	20,3	11,0	1200491	3121
2018Ç4	82003882	45750	5,48	1,97	20,3	11,0	1200491	2823
2019Ç1	83154997	52316	5,34	1,86	11,84	13,4	1478958	2682
2019Ç2	83154997	52316	5,82	1,92	11,84	13,4	1478958	2408
2019Ç3	83154997	52316	5,64	1,86	11,84	13,4	1478958	2569
2019Ç4	83154997	52316	5,84	1,86	11,84	13,4	1478958	2696