



T.C.
İSTANBUL ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ



DOKTORA TEZİ

**OTOBÜS İLE TOPLU TAŞIMANIN DÜZENLENMESİNE
YÖNELİK BİR KARAR DESTEK SİSTEMİ ÖNERİSİ**

Emrah AYDEMİR

Enformatik Anabilim Dalı

Enformatik Programı

**DANIŞMAN
Prof. Dr. Sevinç GÜLSEÇEN**

Kasım, 2017

İSTANBUL

Bu çalışma, 3.11.2017 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından Enformatik Anabilim Dalı, Enformatik Programında Doktora tezi olarak kabul edilmiştir.

Tez Jürisi



Prof. Dr. Sevinç GÜLSEÇEN
İstanbul Üniversitesi
Enformatik Bölümü



Doç. Dr. Seda TOLUN TAYALI
İstanbul Üniversitesi
İşletme Fakültesi



Doç. Dr. Gonca KIZILKAYA CUMAOĞLU
Yeditepe Üniversitesi
Eğitim Fakültesi



Prof. Dr. Şükrü Alp BARAY
İstanbul Üniversitesi
Mühendislik Fakültesi



Prof. Dr. Ali KARCI
İnönü Üniversitesi
Mühendislik Fakültesi



20.04.2016 tarihli Resmi Gazete’de yayımlanan Lisansüstü Eğitim ve Öğretim Yönetmeliğinin 9/2 ve 22/2 maddeleri gereğince; Bu Lisansüstü teze, İstanbul Üniversitesi’nin aboneli olduğu intihal yazılım programı kullanılarak Fen Bilimleri Enstitüsü’nün belirlemiş olduğu ölçütlere uygun rapor alınmıştır.

ÖNSÖZ

Doktoraya başlamamda ve doktora ders sürecinde kendisini tanıdığım günden bu yana gösterdiği sakin ve sabırlı hali ile her zaman bana örnek olmasının yanı sıra bir bilim adamının nasıl çalışması gerektiğini kendisinden öğrendiğim değerli danışmanım Prof. Dr. Sevinç GÜLSEÇEN'e büyük bir içtenlikle teşekkür ederim. Tezimin her aşamasında gerek sorularıyla gerekse alt ayda bir yapılan tez izleme komitesi sunumlarında tezin şekillenmesinde ve nihai hale gelmesinde katkıları olan değerli jüri üyelerim Doç. Dr. Seda TOLUN TAYALI ve Doç. Dr. Gonca KIZILKAYA CUMAOĞLU'na teşekkürlerimi içtenlikle sunarım.

Tezde ihtiyaç duyulan verilerin temin edilmesinde emeği geçen Ahi Evran Üniversitesi rektörü Prof. Dr. Vatan KARAKAYA'ya ve eski İETT genel müdürü Dr. Mümin KAHVECİ'ye, İETT ulaşım planlama daire başkanı İhsan EROĞLU ve ekibine değerli katkıları için teşekkürlerimi sunarım.

Tezi yazma sürecimde sorularıma verdikleri cevap ile bana destek olan Prof. Dr. Çetin ELMAS, Doç. Dr. Uğur GÜVENÇ, Yrd. Doç. Dr. Şadi Evren ŞEKER, Dr. Türker TUNCER, Uzm. Fatih ÖZYURT, Uzm. Memduh KÖSE, Arş. Gör. Feyzi Kaysi, Arş. Gör. Dr. Zeki ÖZEN, Arş. Gör. Dr. Elif KARTAL ve Öğr. Gör. Salih ERMİŞ'e teşekkür ederim.

Tezimi, ailem başta olmak üzere özellikle babam Muharrem AYDEMİR'e ithaf ederim.

Kasım, 2017

Emrah AYDEMİR

İÇİNDEKİLER

Sayfa No

ÖNSÖZ	iv
İÇİNDEKİLER.....	v
ŞEKİL LİSTESİ	viii
TABLO LİSTESİ.....	x
SİMGE VE KISALTMA LİSTESİ	xi
ÖZET	xii
SUMMARY	xiv
1. GİRİŞ	1
1.1. Amaç	1
1.2. Önem.....	2
2. GENEL KISIMLAR	4
2.1. İstatistiksel Yöntemlerle Talep Tahmini.....	4
2.1.1. Regresyon Analizi	5
2.1.2. Korelasyon Analizi	6
2.1.3. Zaman Serisi Analizine Dayanan Yöntemler	7
2.1.3.1. Zaman Serisi Modelleme	8
2.1.3.2. Düzgünleştirme Yöntemleri.....	9
2.1.3.3. Box-Jenkins Yöntemi	10
2.2. Simülasyon Yöntemiyle Talep Tahmini	11
2.3. Yapay Sinir Ağları Metoduyla Talep Tahmini	12
2.3.1. Yapay Sinir Ağları.....	12
2.3.2. Yapay Bir Sinirin Öğeleri.....	12
2.3.3. Yapay Sinir Ağlarının Güçlü ve Zayıf Yönleri	15
2.3.3.1. Yapay Sinir Ağlarının Genel Özellikleri	15
2.3.3.2. Yapay Sinir Ağlarının Dezavantajları.....	16
2.3.4. Yapay Sinir Ağlarının Temel Öğrenme Kuralları	18
2.3.5. Yapay Sinir Ağları Modelleri	19
2.3.5.1. İleri Beslemeli Yapay Sinir Ağları	19
2.3.5.2. Geri Beslemeli Yapay Sinir Ağları.....	20
2.3.6. Yapay Sinir Ağlarının Eğitilmesi	21

2.4. Tahminin Hata Düzeyinin Belirlenmesi	24
2.5. Önceki Çalışmalar.....	25
3. MALZEME VE YÖNTEM.....	31
3.1. Yöntem.....	31
3.2. Veri Toplama Araçları	37
3.3. Veri Analizi.....	43
3.3.1. <i>k</i> -Kathı Çapraz Doğrulama Yöntemi ile Verilerin Eğitim ve Test Olarak Ayrıştırılması	46
4. BULGULAR.....	49
4.1. Verilere Genel Bir Bakış.....	49
4.2. Yapay Sinir Ağları İle Tahminleme.....	52
4.3. Şoförler İle Yapılan Görüşmeler.....	58
4.3.1. Şoförlük Süresi	58
4.3.2. Hattın Kullanılma Günleri	59
4.3.3. Hattın Kullanılma Saatleri	60
4.3.4. En Kalabalık Duraklar	61
4.3.5. En Sakin Duraklar	62
4.3.6. Hattın Yoğunluğu	63
4.3.7. Yolcu Şikâyet Konuları	66
4.4. Yolcular ile Yapılan Görüşmeler	67
4.4.1. Binilen Durak	68
4.4.2. İnilen Durak.....	68
4.4.3. Otobüslerin Kullanıldığı Günler.....	69
4.4.4. Otobüslerin Kullanıldığı Saatler.....	70
4.4.5. Otobüslerin Kullanılma Amaçları	71
4.4.6. Hatların Yoğunluğu	72
4.5. Öneri Sistemi	75
5. TARTIŞMA VE SONUÇ	81
KAYNAKLAR.....	85
EKLER	94
Ek 1. Yolcular ile yapılan görüşme formu soruları	94
Ek 2. Şoförler ile yapılan görüşme formu soruları	95
Ek 3. Meteoroloji Genel Müdürlüğü'nden Veri İsteme Talebi	96
Ek 4. Meteoroloji Genel Müdürlüğü'nden İstenen Veri Biçimi.....	97
Ek 5. Meteoroloji Genel Müdürlüğü'nden Gelen İzin Yazısı	98

Ek 6. Meteoroloji Genel Müdürlüğü'nden Veri İsteme Talebi 2	99
Ek 7. Meteoroloji Genel Müdürlüğü'nden İstenen Veri Biçimi 2	100
Ek 8. Meteoroloji Genel Müdürlüğü'nden Gelen İzin Yazısı 2	101
Ek 9. İETT Genel Müdürlüğü'nden Veri İsteme Talebi.....	102
Ek 10. İETT Genel Müdürlüğü'nden İstenen Veri Özellikleri.....	103
Ek 11. İETT Genel Müdürlüğü İzin Yazısı	106
Ek 12. İETT Genel Müdürlüğü'nden Gelen Veri Özellikleri.....	107
Ek 13. Öneri Sistemi Yapay Sinir Ağları Örnek Kodlar	108
Ek 14. Etik Kurul Onayı	110
ÖZGEÇMİŞ	111



ŞEKİL LİSTESİ

	Sayfa No
Şekil 2.1: Talep Tahmin Yöntemleri.....	5
Şekil 2.2: Regresyon Doğrusu.....	6
Şekil 2.3.: Box-Jenkins Yöntemi Aşamaları.....	11
Şekil 2.4: Biyolojik bir beyin sinir hücresi [30].....	13
Şekil 2.5: Yapay bir bir sinir elemanı.	13
Şekil 2.6: Biyolojik Sinir Hücresi ile Yapay Bir Sinir Hücresinin Benzetimi.....	14
Şekil 2.7: İleri Beslemeli Yapay Sinir Ağlarının Yapısı.....	20
Şekil 2.8: Geri Beslemeli YSA Yapısı.....	21
Şekil 2.9: Yapay Bir Sinirin Çalışma Prensibi.....	22
Şekil 2.10: Yapay Sinir Ağlarında İterasyon Sayısı ile Hata Düzeyi İlişkisi.	24
Şekil 3.1: Çalışmada Yürütülecek İş ve İşlemlerin akış Şeması.....	33
Şekil 3.2: Altunizade Durağı Yapay Sinir Ağları Modeli.....	34
Şekil 3.3: Beşiktaş Meydan Durağı Yapay Sinir Ağları Modeli.....	34
Şekil 3.4: Fevzi Çakmak Durağı Yapay Sinir Ağları Modeli.....	35
Şekil 3.5: Sardunya Evleri Durağı Yapay Sinir Ağları Modeli.....	35
Şekil 3.6: Hatların Geçtiği Duraklar.....	39
Şekil 3.7: İETT'den Alınan Verilerden Örnek Bir Görünüm.....	43
Şekil 3.8: Veritabanı Modellemesi.....	44
Şekil 4.1: Duraklara Göre Günlük Binen Yolcu Sayıları.....	50
Şekil 4.2: Günün Saat Dilimlerine Göre Ortalama Binen Yolcu Sayıları.....	51
Şekil 4.3: Şoförler İle Yapılan Görüşme Konuları.....	58
Şekil 4.4: Şoförlerin Tecrübe Yılları.....	59
Şekil 4.5: Şoförlerin Hattı Kullanma Günleri.....	60
Şekil 4.6: Şoförlerin Hatları Kullanma Saatleri.....	61
Şekil 4.7: Şoförlerin Görüşüne Göre En Kalabalık Duraklar.....	62
Şekil 4.8: Şoförlerin Görüşüne Göre En Sakin Duraklar.....	63
Şekil 4.9: Şoför Görüşlerine Göre Hatların Yoğunluğu.....	64

Şekil 4.10: Yolcuların Şoförlere Şikâyet Ettiği Konular.	66
Şekil 4.11: Yolcu Görüşmelerinin Kategorileri.	67
Şekil 4.12: Binilen Durak Adları ve Kişi Sayıları.	68
Şekil 4.13: İnilen Durak Adları ve Kişi Sayıları.	69
Şekil 4.14: Yolcuların İlgili Hatları Kullandığı Günler ve Sayıları.	70
Şekil 4.15: Otobüs Hatlarının Kullanıldığı Saatler.	71
Şekil 4.16: Otobüs Hatlarının Kullanılma Amaçları.	72
Şekil 4.17: Hatların Yoğunluğuna Yönelik Yolcu Görüşleri.	73
Şekil 4.18: Program Formlarının Varsayılan Arayüzlerinden Bir Görüntü.	75
Şekil 4.19: Optimum Model Seçimi Ekranından Bir Örnek.	77
Şekil 4.20: Tahmin Yapma Ekranından Bir Örnek.	79

TABLO LİSTESİ

	Sayfa No
Tablo 2.1: Korelasyon Katsayısı Değer Aralıklarına Göre Yorumları.....	7
Tablo 2.2: Yapay sinir ağlarının güçlü ve zayıf yönleri.....	15
Tablo 3.1: Verilerin Başlangıç ve Bitiş tarihleri.....	37
Tablo 3.2: Hatların Geçtiği İlçe Sayısı.....	38
Tablo 3.3: İlçelerdeki Durak Sayıları.....	38
Tablo 3.4: Duraklara Ait Tüm Detaylar.....	40
Tablo 3.5: Hava Hadiselerinin Gruplanmış Hali.....	41
Tablo 3.6: Hava Sıcaklık Aralıkları ve ID Değerleri.....	41
Tablo 3.7: İstanbul Maçları Türü ve ID Değerleri.....	41
Tablo 3.8: Resmi Tatil Adları ve ID Değerleri.....	42
Tablo 3.9: Özel Gün Adları ve ID Değerleri.....	42
Tablo 3.10: Sonuç Kısmında Binen Kişi Sayılarının Gruplanmış ID Değerleri.....	45
Tablo 3.11: Tahminleme Yapılan Durak Bilgileri.....	47
Tablo 4.1: Her Bir Durağa Yönelik Günlük Ortalama ve Saatlik Ortalama Biniş Sayısı.....	49
Tablo 4.2: Altunizade Durağı Girdi Kombinasyonları ve Ortalama Mutlak Hata.....	52
Tablo 4.3: YSA Modelinde Farklı İç Katman Sayıları İle Deneme Sonuçları.....	53
Tablo 4.4: Durakların Her Biri İçin Farklı Çapraz Doğrulama Deneme Sonuçları.....	55
Tablo 4.5: Duraklara Yönelik Hata Tahmin Değerleri.....	56
Tablo 4.6: Duraklara Ait 10'ar Adet Tahmin Değeri.....	57

SİMGE VE KISALTMA LİSTESİ

Simgeler

Simgeler	Açıklama
Y	: Çıktı uzayı
Y_t	: t zamanına ait zaman serisi
α	: düzgünleştirme sabiti
β	: çarpma sabiti
F_t	: t döneminin tahmin verisi,
X_t	: t zamanındaki gerçekleşmiş talep
n	: hareketli ortalamaya kabul edilen dönemlerin sayısı
μ_t	: t zamanın ortalaması
ε_t	: t dönemine ait hata
δ	: fonksiyon sabiti
w_{1j}	: 1 numaralı girdinin j . ağırlık değeri
f	: etkinlik fonksiyonu
0_j	: j . eşik değeri
V_i	: i . Değere ait toplama işlevi
n	: dönem sayısı
S_F	: F 'in denetim şeması

Kısaltmalar

Kısaltmalar	Açıklama
AR	: Otoregresif Süreç
ARIMA	: Birleştirilmiş Otoregresif Hareketli Ortalama Modeli
ARMA	: Otoregresif Hareketli Ortalama Süreci
BPN	: Back-Propagation Neural Networks (Geri yayımlı yapay sinir ağları)
EKK	: En Küçük Kareler
EKKT	: En Küçük Kareler Toplamı
EMD	: Görgül Kip Ayrışımı - Empirical Mode Decomposition
GATT	: Genetik Algoritmalar Talep Tahminlemesi
GPS	: Global Positioning System
GSYH	: Gayrisafi Yurt İçi Hâsıla
HA	: Harmoni Arama
HKO	: Hata Karelerinin Ortalaması
IMF	: Öz Kip İşlevleri Fonksiyonu - Intrinsic Mode Function
İETT	: İstanbul Elektrik Tramvay ve Tünel İşletmeleri
KEKK	: Kısmi En Küçük Kareler
MA	: Hareketli Ortalama Süreci
MEB	: Milli Eğitim Bakanlığı
O-D	: Origin-Destination (OD) Matrix (Başlangıç varış matrisi)
OMH	: Ortalama Mutlak Hata
OMYH	: Ortalama Mutlak Yüzdellik Hata
SARIMA	: Seasonal ARIMA
SHT	: Saf Hata Terimi
TÜMAS	: Türkiye Meteorolojik Veri Arşiv ve Yönetim Sistemi
YSA	: Yapay Sinir Ağları

ÖZET

DOKTORA TEZİ

OTOBÜS İLE TOPLU TAŞIMANIN DÜZENLENMESİNE YÖNELİK BİR KARAR DESTEK SİSTEMİ ÖNERİSİ

Emrah AYDEMİR

İstanbul Üniversitesi

Fen Bilimleri Enstitüsü

Enformatik Anabilim Dalı

Danışman: Prof. Dr. Sevinç GÜLSEÇEN

Ulaşım ağları içerisindeki önemi gittikçe artan toplu ulaşım hizmeti, şehir içi ulaşımında ilk tercih edilen seçenek olmakta ve bu seçeneğe yönelik talep günden güne artmaktadır. Özellikle büyükşehirlerdeki nüfusun artmasına oranla, bu talep hem yükselmekte hem de hizmetten beklenen kalite artmaktadır. Toplu ulaşım hizmetindeki her bir durak/istasyon ve güzergâh için talebin bilinmesi, ilgili kurumlar ve şirketler için strateji belirleme ve altyapı oluşturma için büyük bir avantaj sağlayacaktır. Bu çalışmada yapay sinir ağları yöntemi kullanılarak İstanbul ilinin ikisi Anadolu yakasından ikisi de Avrupa yakasından olmak üzere belirlenen dört durağa yönelik, aylık yolcu sayılarının tahmin edilmesi gerçekleştirilmiş ve elde edilen tahminlerin güvenilirliği değerlendirilmiştir. Çalışma için oluşturulan veritabanı ile her bir durakta taşıtlara binen yolcu bilgileri İETT'den, hava durumu bilgileri Meteoroloji Genel Müdürlüğü'nden temin edilmiştir. Ayrıca bayram, seçim ve resmi tatil verileri de toplanmıştır. Tüm bu veriler ışığında toplu taşımanın kendi dinamiklerinden hareketle tahminleme yapılmıştır. Tahminlemede yöntem olarak geri yayımlı yapay sinir ağları modeli kullanılmış ve farklı iç katman sayılarında denemeler yapılmıştır. Duraklar için ortalama mutlak hatalar 6.08, 6.17, 7.19, 8.80 olarak bulunmuştur. Ayrıca toplam 32 yolcu ve 16 şoför ile de nitel görüşmeler yapılmış ve katılımcılara hatların yoğun olup olmadığı, yoğunluğun sebebi ve yoğunluğa yönelik çözüm önerileri araştırılmıştır. Araştırma sonucunda hatların yoğun olmasına bölge nüfusunun yoğunluğu, trafik yoğunluğu, araç yetersizliği gibi etkenler sebep olarak gösterilirken çözüm olarak ek seferlerin koyulması, araçlara özel yol tahsis edilmesi, metro sistemlerinin geliştirilmesi ve güzergahtaki hatların arttırılması belirtilmiştir. Tüm bu veriler ile birlikte geliştirilen karar destek sistemi ile duraktan geçen hatlara yönelik öneriler sunulmuştur.

Kasım 2017, 128 Sayfa.

Anahtar Kelimeler: Tahminleme, Toplu Taşıma, İETT, İstanbul, Yapay Sinir Ağları, Karar Destek Sistemi



SUMMARY

Ph.D. THESIS

A DECISION SUPPORT SYSTEM PROPOSAL FOR ORGANIZING PUBLIC BUS TRANSPORTATION

Emrah AYDEMİR

Istanbul University

Institute of Graduate Studies in Science and Engineering

Department of Informatics

Supervisor: Prof. Dr. Sevinç GÜLSEÇEN

Increasing public transport services in transportation networks are becoming the first choice in urban transport and demand for this option is increasing day by day. Compared to the increase in the population in the metropolitan areas, this demand is both rising and the quality expected from the service is increasing. Knowing the demand for each stop / station and route in the public transportation service will provide a great advantage for strategy setting and infrastructure building for the relevant institutions and companies. In this study, by using artificial neural networks method, monthly passenger numbers were estimated for four determined stanzas, two from Istanbul and one from Europe, and the reliability of the obtained estimates was evaluated. The database prepared for the study and the passenger information on each dutiable vehicle were obtained from IETT, weather information from the General Directorate of Meteorology. In addition, holidays, elections and official holidays were collected. All these data are estimated from the dynamics of public transport. The back propagation artificial neural network model was used as the estimation method and experiments were performed on different inner layer numbers. The average absolute errors for stops are 6.08, 6.17, 7.19, 8.80. In addition, a total of 32 passengers and 16 drivers were interviewed qualitatively and the suggestion of solution for the intensity and intensity of the attendance lines was investigated. As a result of the research, it is indicated that the lines are concentrated due to the density of the population of the region, traffic density, vehicle insufficiency, etc. It is stated that the solution is to add additional routes, allocate special roads for the vehicles, improve the subway systems and increase the lines in the route. The

decision support system developed together with all these data has been presented with suggestions for durable lines.

November 2017, 128 Pages.

Keywords: Forecasting, Transportation, IETT, Istanbul, Artificial Neural Networks, Decision Support Systems



1. GİRİŞ

Günümüzde yerel yönetimlerin kendi iç dinamiklerinden etkin bir şekilde yararlanarak, buldukları bölgenin ekonomik kalkınma ve gelişme sürecindeki önemi günden güne artmaktadır. Globalleşen dünyadaki rekabet ortamında, yerel yönetimlerin yürüttükleri politikalar ve işlettikleri stratejiler kendi bölgelerinin gelişmesinde anahtar rol üstlenirler. Bu sebeple ulaşım sektörünün geliştirilmesi, bölge için yaşam standartlarının yükseltilmesi, kültürel gelişim ve fırsat eşitliği sağlayacağı düşünülmektedir.

Şehir içi karayolu ulaşımına olan talep, otomobil sanayisinin gelişmesine ve taşıt sayısındaki artışa paralel olarak artma eğilimindedir. Artan bu talepler sebebiyle şehir içi ulaşım sistemleri zamanla büyümüş ve daha karmaşık bir hal almaya başlamıştır. Özellikle nüfusun ve araç sayısının fazla olduğu büyük şehirlerde ulaşım problemlerinin çözümü için toplu taşıma sistemlerini geliştirmeye yönelik politikalar üretilmeye çalışılmıştır.

Toplu taşımada kullanılan otobüslere olan rağbet, ulaşım maliyetlerinin düşük olması ve esnek yapısı sebebiyle her geçen gün artmaktadır. Ayrıca diğer taşımacılık yöntemlerine kıyasla daha az altyapı yatırımı gerektirmektedir. Bu taleplerin yönetilmesine etki eden en temel faktörlerden birisi de duraklar arasında yolculuk yapan yolcu sayılarıdır. Alp [1] toplu taşıma sistemini etkileyen faktörleri, mevcut bulunan otobüs hatları, duraklar arasındaki seyahat talep eden yolcu sayıları, her bir hat için sefer sayısı, her bir otobüs hattına ait sefer süresi ve kullanılan her bir araç tipinin kapasiteleri şeklinde belirtmektedir.

Şehir içi ulaşım hizmetleri, gelişen modern toplumların temel göstergelerinden birisi olmasının yanı sıra, ekonomik büyümenin ve ulaşılan uygarlık düzeyinin göstergesi olarak da kabul edilebilmektedir. Dünyadaki sayılı metropoller arasında yer alan İstanbul, yıllardır göç alması sebebiyle, ulaşım hizmetleri giderek karmaşık bir hal almanın yanı sıra şehir içi ulaşımında da çeşitli sorunlarla karşı karşıya kalmaktadır. İstanbul ulaşımının planlanması yerel yönetimlerin sorumluluğunda olmanın yanı sıra ulusal bir nitelik de kazanmıştır [2].

1.1. Amaç

Üretilen bir ürünü kullanan tüketicilerin veya sunulan bir hizmetten yararlananların ihtiyaç ve beklentilerini daha iyi karşılayabilmek modern üretim ve yönetim felsefesinin amaçları

arasında yer almaktadır. Bu amaca ulaşabilmek için söz konusu tüketici talep ve beklentilerinin doğru bir şekilde tahmin ve tespit edilmesi gerekmektedir.

Ulaştırma talebinin tahmini konusu, üzerine ekonomi veya istatistik temel alanlarına dayanabilen matematik modellerin kurulmasına oldukça açık bir alandır. Bulduğumuz çağda insanların ve ürünlerin “daha etkin, daha hızlı ve daha ekonomik” ulaşım talebinde olduğu kanıtlanabilir bir gerçektir. Gerekli ve yeterli arzın sağlanması için, bu talebin önceden kestirilmesi tahminleme ile doğrudan ilişkilidir. Matematiksel modeller, istatistik veriler ve optimizasyon konuları tahmin söz konusu olduğu durumlarda akla gelmelidir.

Bu tez çalışmasında amaç İstanbul ilinin otobüs duraklarındaki yolcu talebinin tahminlenmesinin yapılmasıdır. Yapay sinir ağları ile modelleme yaparak yolculuk ile ilgili değişkenlerin geçmiş verilerinin analiz edilmesi ile gelecek yıllardaki yolcu sayılarının tahmini sayıları elde edilmiştir. Bu tahminlerin yapılması sonrası yolcu ve şoförlerden toplanan bilgiler ışığında karar destek sistemi önerisi yazılımı geliştirmek amaçlanmıştır.

1.2. Önem

Tahminleme üzerine yapılan çalışmalar, ekonomik, sosyal ve teknik araştırmalar bakımından önemi son derece yüksektir. Bilimsel temellere dayanan tahmin yöntemleri ile şehir içi taşımacılığındaki duraklara yönelik yolcu talebinin durumunu kestirmek, yerel yöneticilerin karar almalarına kolaylık sağlayacaktır [3]. Talep tahminlerine dayanmayan planlamalar gerçekçi bir temele oturtulamaz. Talep tahminleri bir taraftan bu talebe uyumlu yatırımların yönlendirilmesi diğer taraftan da toplumsal, ekonomik ve çevresel açıdan hizmetlerin olumsuz etkilerinin giderilmesi için gereklidir [4]. Hastalarını muayene eden doktorların kesin teşhis koymadan ihtimaller üzerine konuşması, istenmeyen bir durum iken, işletmeler için bu tahminler istenen bir durumdur. Hayatta kalarak karlarını arttırmak isteyen işletmeler bütün ihtimallere karşı hazırlıklı olup planlarını önceden yapmak isterler. Hedeflerine ulaşmak isteyen işletmeler ancak etkili bir tahmin yürüterek optimum kar seviyesine erişebilirler [5].

Tahmin, gelecekte nelerin nasıl bir şekilde gerçekleşeceğinin kesin olmayan bir şekilde tahmin edildiği bir süreçtir. Örgütlerin tüm yönetsel kararları geleceğe yönelik tahminlerine bağlı olması sebebiyle tahminleme tüm örgütler için stratejik anlamda yüksek öneme sahip tekniklerdir. Bu sebeple de ilerideki belirsiz durumların öngörülmesi veya tahmin edilmesi, verilecek kararların güvenilirliği açısından önemlidir. Tahmin modellemesi karar

mekanizmasında çok önemli bir rol oynadığından, birçok alanda olduğu büyük bir önem taşımakta ve yaygın olarak kullanılmaktadır [6].

Bu çalışma, gelecek yıllarda her bir otobüs durağından binecek yolcuları tahmin ederek gerekli hat ve zaman düzenlemesini yapılmasına katkı sağlayabilecektir. Yolcu talep tahminlemesi yapılırken yolcu sayılarını etkileyen diğer değişkenler (İstanbul Kart, GPS, Mobil Veri Aktarımı vb.) dikkate alınarak farklı bir bakış açısıyla tahminleme yapılmıştır. Talebin saatlik, günlük, haftalık, aylık ve mevsimsel değişiminin bilinmesi planlama bakımından önemli bir husustur. Böylelikle İstanbul ili şehir içi otobüs taşımacılığına yönelik yönetim politikalarına katkı sunması beklenmektedir. Nitekim bu taleplerin bilinmesi ilgili bölgede hizmet veren kurumlar ve şirketler için strateji belirleme ve altyapı çalışmaları açısından da büyük bir avantaj sağlayacağı düşünülmektedir. Sağlanacak arzın verimli kullanılması ve yatırım büyüklüğünün belirlenmesi için talep miktarının ve değişiminin belirlenmesi gereklidir.

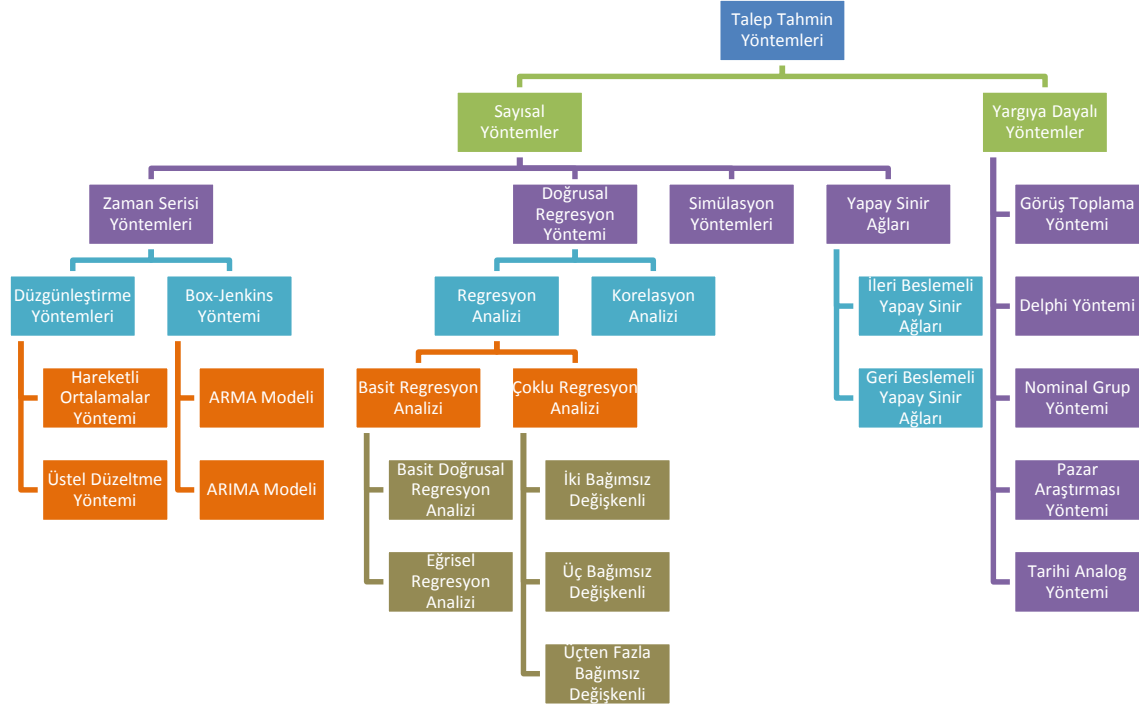
2. GENEL KISIMLAR

2.1. İstatistiksel Yöntemlerle Talep Tahmini

Matematikçiler, istatistikçiler ve ekonomistler ikinci dünya savaşından sonra birçok alanda yaşanan belirsizlikleri tahmin edebilmek için daha ileri bilimsel yöntemlere dayanan istatistiksel tahmin teknikleri geliştirmeye başlamışlardır [7].

Tüketim alışkanlıklarındaki değişim, piyasadaki dalgalanmalardaki artış ve teknolojik gelişmelerdeki artış hızı gibi nedenler, işletmelerin içinde buldukları belirsizlik durumlarının artmasına sebep olmaktadır. Belirsizliği azaltmanın ve rekabet ortamında öne çıkabilmenin en önemli unsurlarından biri, doğru yatırıma doğru zamanda karar verebilmektir. Bunun için işletmeler karar almadan önce araştırma yaparak mümkün olduğunca daha çok bilgi elde etmeye çalışırlar [8]. İşletmeler, çevrelerinde gerçekleşen yasal, politik, ekonomik ve sosyokültürel gelişmelerden etkilenmekte ve bu gibi sebeplerle çevreleri dengesizleşmektedir. Bunun sonucu olarak, karar verme aşamalarında yapılacak tahmin yöntemlerinde, daha gerçekçi sonuçlar üreten istatistiksel yöntemlerle talep tahmin yöntemlerini kullanmaya çalışmaktadırlar. Ayrıca istatistiksel talep tahmin yöntemleri uygulamada yaygın olarak kullanılan başlıca yöntemlerdendir [6].

Sayısal tahmin yöntemleri, nedensel yöntemler ve zaman serileri yöntemleri olmak üzere iki kategori olarak sınıflandırılabilir. Nedensel yöntemler, regresyon analizi ve yapısal modeller ile bağımlı ve bağımsız değişken arasındaki ilişkiyi belirlemeye çalışan yöntemlerdir. Zaman serileri yöntemleri ise değerlendirme, tahmin, ayrıntıları tanımlama gibi kavram ve tekniklerle daha kesin tahmin sonuçları elde etmeye çalışır [9]. Talep tahmininde kullanılan yöntemleri aşağıdaki Şekil 2.1’de gösterildiği gibi gruplayabiliriz.



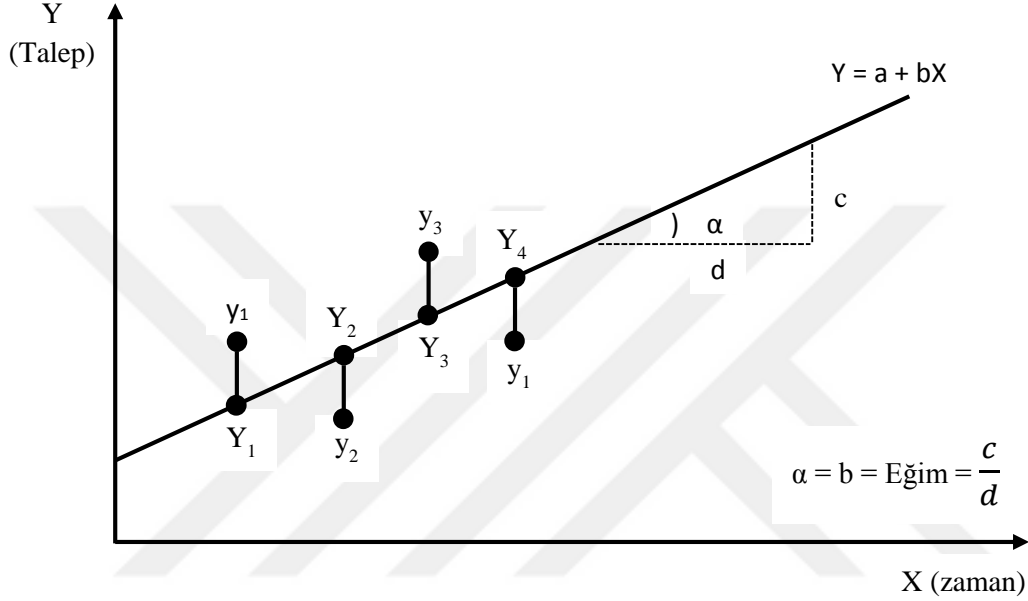
Şekil 2.1: Talep Tahmin Yöntemleri.

2.1.1. Regresyon Analizi

Değişkenler arasındaki ilişkiyi modellemek ve araştırmak için kullanılan regresyon analizi, mühendislik, fizik, kimya, ekonomi, yönetim, yaşam, biyoloji ve sosyal alanlarda yaygın olarak kullanılmaktadır [10]. Herhangi bir bağımlı değişkenin bir ya da birden fazla bağımsız değişken (açıklayıcı değişken) ile arasındaki ilişkinin matematiksel bir fonksiyon olarak yazılmasına regresyon analizi ve bu fonksiyona da regresyon denklemi denir. Bu denklem yardımıyla açıklayıcı değişkenin aldığı çeşitli değerlere karşılık olarak bağımlı değişkenin ulaşacağı değerler tahmin edilmeye çalışılır. Bağımlı değişken üzerinde geliştirilecek politikalar için hangi değişkenlerin önem kazandığını ortaya çıkarmada, açıklayıcı değişkenlerin ulaşacağı değerlerin saptanması önemlidir [7, 11].

Regresyon katsayısının açıklayıcı gücü yüksek ve güvenilir ise, güvenilir tahminler elde edilebilir. Denklem dönemden döneme değişen geçmişteki verilerden geliştirilir. Bağımsız değişkenlerin değerlerinin çok büyük olması, tahmin hatasının da büyük olmasına sebep olacaktır. Tahmin tutarlılığının yüksek olması ise geçmiş verilerin düzenli ve sürekli olmasına bağlıdır [12, 13].

İki deęişken arasında doęrusal bir iliřki olduęu varsayılırsa, basit doęrusal regresyon denklemi $Y=a+bx$ şeklinde yazılır ve tahmin deęerleri baęımsız deęişkenin deęeri denklemde yazılarak elde edilir. Denklemdaki a ve b deęerleri En Kúçük Kareler yöntemi (EKK) kullanılarak bulunur. Bu yöntemdeki matematiksel ifadeler ařaęıdaki Őekil 2.1’de grafiksel olarak gústerilmiřtir [6].



Őekil 2.1: Regresyon Doğrusu.

Yukarıdaki Őekil 2.12’de görüldüęü üzere en uygun doęru, baęımlı deęişken ile gerçek deęerler arasındaki farkın karelerinin toplamını en küçük olacak şekilde seçilmeye çalıřılmaktadır.

2.1.2. Korelasyon Analizi

İki deęişken arasındaki iliřkinin derecesi korelasyon kavramı ile ifade edilir. Korelasyon, denklemin deęişkenler arasındaki iliřkiyi hangi ölçüde tanımladığını göstermektedir. Ayrıca korelasyon doğrunun uygunluęunu ölçmeye yardımcı olur. İliřkinin gücü oluşturulan tahminlerin doęruluęu ile doęru orantılıdır; yani tahminlerin doęruluęu iliřkinin gücüne baęlıdır.

İki deęişken arasındaki iliřkinin derecesi ise korelasyon katsayısı (r) ile gösterilir. Bu katsayı -1 ile +1 arasında deęerler alabilir. Korelasyon katsayısı iki deęişken beraber artıyor ise pozitif, biri artarken dięeri düşüyor ise negatif deęerler alır. Ařaęıda yer alan Tablo 2.1’de,

korelasyon katsayısının deęer aralıklarına göre yorumlanmasında kullanılan ölçütler yer almaktadır. Korelasyon katsayısı +1'e yaklaştıkça kuvvetli pozitif olduđu söylenirken, -1'e yaklaştıkça kuvvetli negatif olduđu söylenir [14].

Tablo 2.1: Korelasyon Katsayısı Deęer Aralıklarına Göre Yorumları.

Korelasyon Katsayısı Deęer Aralıkları	Yorum
+0,90 ile +1,00 arası	Pozitif Çok Yüksek Korelasyon
+0,70 ile +0,90 arası	Pozitif Yüksek Korelasyon
+0,40 ile +0,70 arası	Pozitif Normal Korelasyon
+0,20 ile +0,40 arası	Pozitif Düşük Korelasyon
0,00 ile +0,20 arası	Pozitif Çok Düşük Korelasyon
0,00 ile -0,20 arası	Negatif Çok Düşük Korelasyon
-0,20 ile -0,40 arası	Negatif Düşük Korelasyon
-0,40 ile -0,70 arası	Negatif Normal Korelasyon
-0,70 ile -0,90 arası	Negatif Yüksek Korelasyon
-0,90 ile -1,00 arası	Negatif Çok Yüksek Korelasyon

2.1.3. Zaman Serisi Analizine Dayanan Yöntemler

Deęişkenlerin bir dönemden bir başka bir döneme ardışık bir şekilde gözleendiđi, sayısal deęerler hakkında bilgiler veren verilere zaman serisi denir. Bu verilerin zaman içerisinde ardışık bir biçimde olması gerekli bir şart olmamakla birlikte düzenli zaman aralıklarında dizinin gelişimini takip etmesi doğru analiz açısından önemli bir husustur [15]. Zaman serilerinin verileri dakika, saat, gün, hafta, ay ve yıl olmak üzere veya daha uzun aralıklarla derlenir ve toplanır.

Zaman serileri özellikle ekonomi ve istatistik alanlarında daha yoğun kullanılmasının yanı sıra mühendislik, saęlık, eğitim gibi çok farklı alanlarda da kullanılmaktadır [16]. Zaman serileri için yapısal ayrımlar da yapılmıştır. Bunlardan bir kısmı örnekler ile birlikte şöyle özetlenebilir [17]:

- **Ekonomik Zaman Serileri:** Aybaşına ithalat ve ihracat rakamları, günlük hisse senetlerinin fiyatları, yıllık ortalama gelirler
- **Fiziksel Zaman Serileri:** Günlük ortalama sıcaklıklar, günlük ortalama nem miktarı
- **İşletme Zaman Serileri:** İşletme satış verileri
- **Demografik Zaman Serileri:** Yıllık ortalama nüfus artışı, yıllık ortalama evlenme ve boşanma oranları

- **Süreç Kontrol Verileri:** İmalat ve üretim süreçlerinin çalışmalarındaki değişim
- **İkili Süreç Verileri:** Elektronik cihazların güç düğmesinin açık/kapalı olma durumu
- **Nokta Süreç Verileri:** Rassal olarak ortaya çıkan, örneğin hava yolu taşımacılığında uçakların arızalanma sayısı

Ardışık gözlemlerin zaman dizisi, zaman serisi analizleri tarafından hesaba katılır. Ardışık gözlemlerin bağımlı olduğu zamanlarda, geçmiş dönemlerdeki gözlemlerine bakarak gelecekte alacakları değerleri öngörmek mümkündür. Deterministik (kesin) zaman serileri, serinin tam olarak öngörülebildiği seriler iken birçok zaman serisinde olasılıklı (stokastik) yapı mevcuttur. Diğer bir ifadeyle, gelecekte serinin alabileceği veriler kısmen geçmiş değerleri tarafından tanımlanabilmektedir. Stokastik serileri tam olarak öngörmek mümkün değilken, gelecekteki değerler, geçmiş değerlerin bir bilgisiyle koşullandırılan bir olasılık dağılımına sahiptirler [18].

Zaman serilerinin grafiksel gösterimleri, değişkenin zaman içerisindeki değerlerinde oluşan değişimlere yönelik açıklama getirmede fikir sunulmasını sağlar. Bir tahminleme modeli geliştirebilmek için öncelikle kullanılacak verilerin analiz edilmesi ve bir grafik üzerinde gösterilmesi gerekir. İnsan gözünün gelişmiş bir veri analiz aracı olması sebebiyle zaman serisinin genel özellikleri gözle görülebilir [19]. Zaman serilerinin grafiksel gösterimlerinde olağan dışı olayların etkileri bu şekilde görülebilmekte ve gözlenebilmektedir. Bunlara en güzel örnek olarak, ekonomik göstergelerin politik değişimlerden, krizlerden ve afetlerden etkilenmesidir. Burada belirtilenlerden anlaşılmaktadır ki, zaman serisinin grafiksel gösterimleri ilgili serinin özellikleri hakkında bilgi sunar. Grafiklerdeki çukur bölgeler veya tepe noktalar bir zaman dönemini göstermektedir. Bu çukur veya tepe noktaların büyüklükleri ve frekansları serinin zaman boyunca oluşturduğu kalıbı ortaya koyar.

2.1.3.1. Zaman Serisi Modelleme

Zaman serisi saçılım grafiklerinde, genellikle yatay ekseninde X_t gibi bir zaman değişkenine yer verilirken dikey ekseninde herhangi bir Y_t gibi ekonomik değişkene yer verilir. Burada belirtilen zaman değişkeni genellikle tek düze olarak artan özelliğe sahip olurken ekonomik değişkenler azalma, küçülme, artma, büyüme eğilimine sahip olurlar.

Sevüktekin ve Nargeleçekenler [20]'in belirttiği gibi bir zaman serisi istatistiksel olarak;

- trend,

- mevsimsel,
- konjonktürel ve
- düzensiz hareketlerden

oluşan bileşenler biçiminde ayrıştırılarak analizleri yapılır. Başka bir ifadeyle ekonomik bir zaman serisi genellikle düzensiz faktörler dışındaki bileşenlerin ayrı ayrı tahmin edilmesi ile analiz edilir. Örneğin Y_t gibi bir zaman serisinde doğrusal trend ilişkisi

$$Y_t = \alpha + \beta(\text{zaman})_t + Hata_t$$

biçiminde yazılabilir.

2.1.3.2. *Düzenleştirme Yöntemleri*

Zaman serilerinin düzenlenmesi, serilerdeki rassal dalgalanmaları veya mevsimselliği ortadan kaldırmak veya azaltmak için kullanılan yaklaşımlardan biridir. Gerek durağan, gerekse durağan olmayan zaman serileri için farklı modellerin oluşturulmuş olması, farklı düzeltme ve çözüm yöntemleri gerektirmektedir. Genel olarak “düzenleştirme yöntemleri” başlığı altında toplanan yöntemler de serinin asıl görünümünü açıkça görüntülemeye yaramaktadır. Düzenleştirme grubu altında Ortalama Yöntemi ve Üstel Düzenleştirme Yöntemi olarak iki ayrı yöntem bulunmaktadır [21].

- **Hareketli Ortalamalar Yöntemi:** Yeni veriler geldikçe güncellenen ortalamalara hareketli ortalamalar denir. Geçmiş dönemlere ilişkin talep verilerinin, belirli sayıdaki dönemlerinin ortalamasını almak için, en eski değer çıkartılarak yeni değer eklemesiyle elde edilir. Buradan elde edilen sonuç daha sonraki dönemleri tahmin etmede kullanılır. Hareketli ortalama kabul edilen dönemlerin sayısı ve bu dönemlere verilen ağırlıklar ile tepki hızı kontrol edilir. En basit hareketli ortalamalar yönteminde her dönem için eşit ağırlık verildiği kabul edilir. Üç aylık hareketli ortalama ile Ekim ayının satışları tahmin edilmek istenirse, Temmuz, Ağustos, Eylül aylarında yapılan satışların aritmetik ortalaması alınarak bulunabilir [14].
- **Üstel Düzenleştirme Yöntemi:** Hareketli ortalama yöntemlerinin her birinde farklı ağırlıklar kullanılarak belli hedeflere uygun yöntemler geliştirilmiştir. Düzenleştirme yöntemleri içerisinde yer alan Üstel Düzenleştirme yönteminde gelecek değerlerine sıfır değeri verilirken, geçmiş ve cari değerlere pozitif değerler verilerek daha farklı

bir ağırlıklı hareketli ortalamalar yaklaşımı izlendiği görülür. Üstel düzgünleştirme, zaman serilerinde meydana gelen değişimleri veya rassal dalgalanmaları dikkate alarak tahmin yapan, tahminleri ve öngörülerini sürekli olarak gözden geçiren bir düzgünleştirme yöntemidir. Böylece dalgalanmaları azaltarak seride hâkim olan davranışın açıkça görünür hale getirilmesi sağlanmaktadır. Düzgünleştirme modelleri hareketli ortalamaya benzemekle beraber parametreler veya ağırlıklar serinin özelliklerine bağlı olarak ortaya çıkmaktadır [21].

2.1.3.3. *Box-Jenkins Yöntemi*

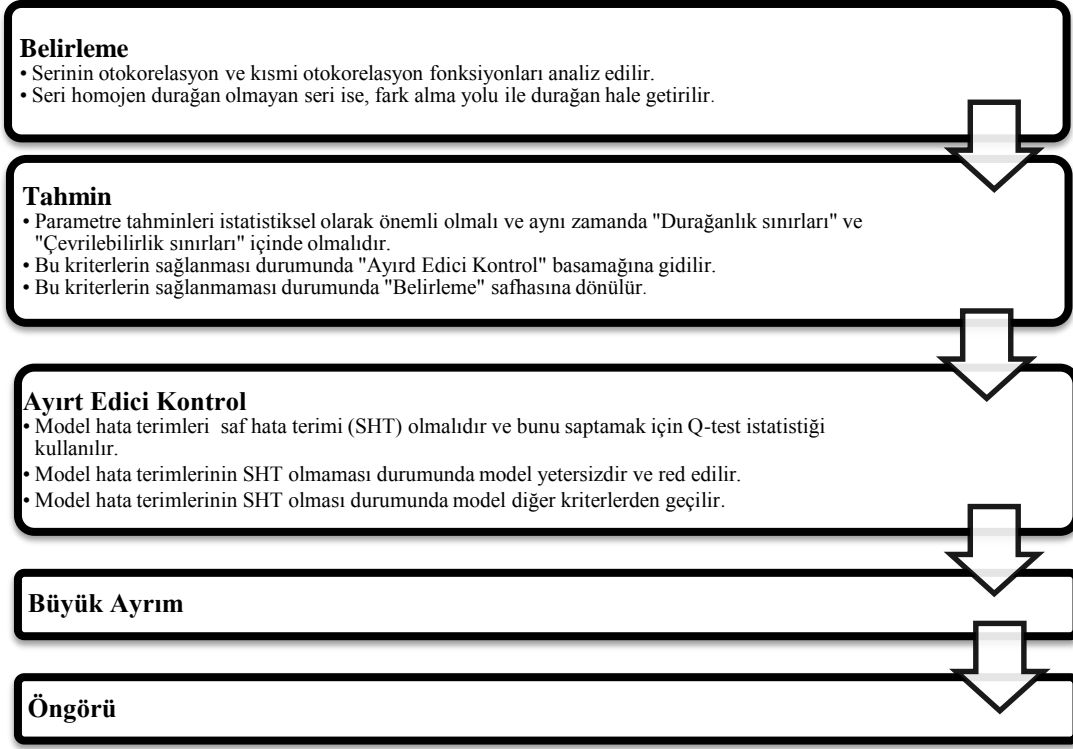
Günümüzde zaman serisi analizinde tahmine yönelik sıklıkla kullanılan Box-Jenkins yöntemi birçok alternatif model arasından en iyi modeli seçerek geleceği tahmin etmeye yöneliktir. Bir değişkene ilişkin yapılacak tahmin, kendi gecikmeli değerleri, hata terimleri ya da her ikisinin kombinasyonu ile yapılmaktadır. Bu haliyle değişken kendi dinamiği ile açıklanmaya çalışılmaktadır.

Yöntemde üç modelleme söz konusudur. Bunlar;

- **Otoregresif Süreci (AR):** Bir zaman serisi kendi gecikmeli değerlerinin bir fonksiyonu şeklinde ifade edilir ise bu sürece otoregresif süreç (AR: Autoregressive Process) denir.
- **Hareketli Ortalamalar Süreci (MA):** Bir değişkene ait t dönemindeki değer o döneme ait hata terimi (ϵ_t) ve hata teriminin önceki dönemlere ait gecikmeli değerleri ile belirleniyor ise bu sürece hareketli ortalama süreci (MA: moving average process) denir.
- **Otoregresif Hareketli Ortalama Süreci (ARMA):** Bazen zaman serilerini, otoregresif bileşenler ile hareketli ortalama bileşenlerinin bir kombinasyonundan oluşturmak uygun olabilmektedir. Böyle bir sürece otoregresif hareketli ortalama süreci (ARMA) denir.

Durağan olmayan bir seri için fark alınması gerektiğinde ise ARMA süreci ARIMA süreci haline dönüşür [22].

Box-Jenkins yaklaşımında model kurma temel olarak 4 basamaktan oluşur. Bu basamaklar aşağıdaki Şekil 2.3.'te gösterilmiştir [23].



Şekil 2.3.: Box-Jenkins Yöntemi Aşamaları.

2.2. Simülasyon Yöntemiyle Talep Tahmini

En geniş anlamıyla gerçeğin temsil edilmesi anlamına gelen simülasyon bir benzetim işlemidir. Bir başka deyişle, gerçek olayların sözel yollarla, şekillerle veya sembolik olarak temsil edilmesidir. Bu yöntem bilgisayar alanındaki teknolojik gelişmeler ve değişmeler ışığında matematiksel modeller aracılığıyla gerçek bir sistemi temsil etmede hızlı bir gelişme göstermiştir. Böylece işletmecilik, pazar araştırması, davranış bilimleri, eğitim, ekonomi, politika ve talep tahmini alanlarında yaygın olarak kullanılmaktadır [6].

Tahminlemede simülasyon yöntemi kullanılırken, gelecek dönemlerdeki değerlerin, eldeki verilerden hesaplanan olasılıklara uygun olarak gerçekleşeceği varsayılır. Bu sebeple mevsimsel dalgalanmalar göz önüne alınarak, mümkünse seri mevsimlere ayrılarak simüle edilmelidir. Simülasyon yöntemi kısa dönemli verilerle daha iyi sonuçlar üretmektedir. Bu yöntemin serideki trendi dikkate almaması talep tahminlerindeki kullanım alanını sınırlamaktadır [24].

2.3. Yapay Sinir Ağları Metoduyla Talep Tahmini

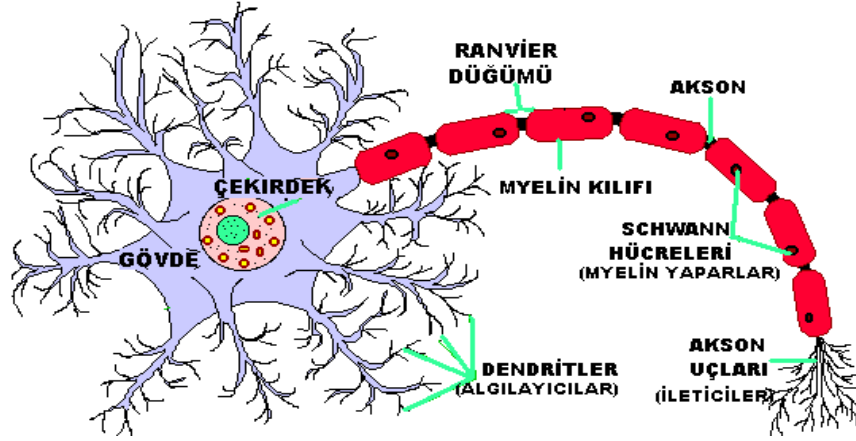
2.3.1. Yapay Sinir Ağları

İnsanın en önemli özellikleri arasında yer alan düşünebilme ve öğrenebilme yetenekleri üzerine yapılan araştırmalarda yapay zekâ kavramı ön plana çıkmıştır. İnsanın düşünme yapısını anlayarak benzer sonuçlar üretecek bilgisayar işlemleri geliştirmeye çalışmaya yapay zekâ denir. Bir başka deyişle programlanmış bilgisayarlara düşünme yeteneği sağlama girişimidir. Yapay zekânın amacı insan zekâsı düzeyinde bilgisayarları geliştirmek ve insanın zeki davranışlarına benzer makineler yapmaktır. Yapay sinir ağları (YSA) yapay zekâ çalışmalarına destek sağlayan bir başka alandır. Dolayısıyla YSA için yapay zekânın bir alt dalı olduğu ve öğrenebilen sistemlerin temelini oluşturduğu söylenebilir. YSA'lar insan beyninin temel işlem elemanı olan nöronu şekilsel ve işlevsel olarak basit bir şekilde taklit etmeye çalışırlar. Bu yolla biyolojik sinir sisteminin basit bir simülasyonunu gerçekleştiren programlar olduğu söylenebilir [25, 26].

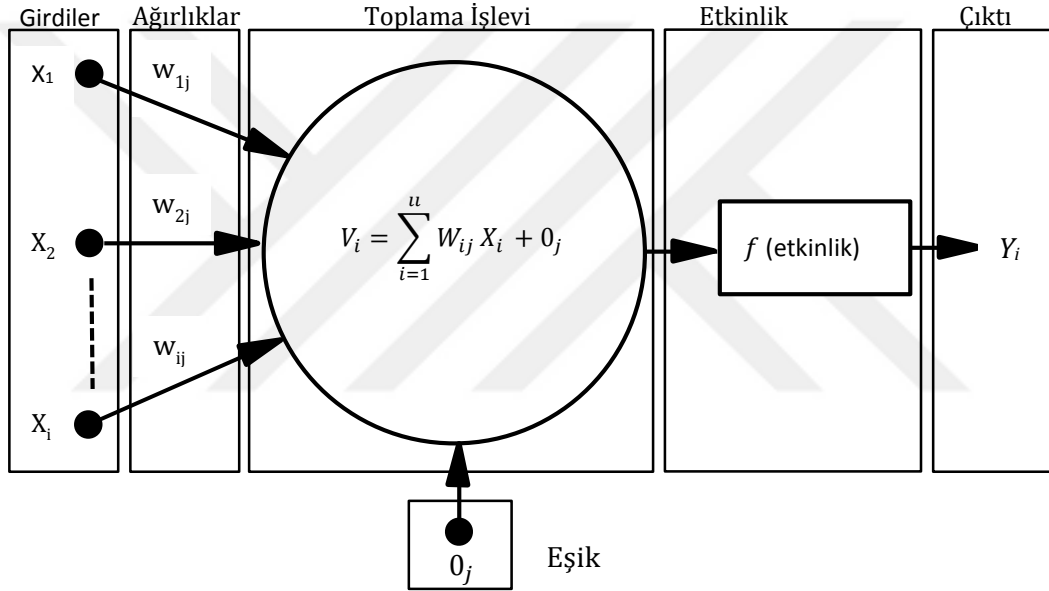
İnsan beyninin çalışma ilkesinden esinlenerek geliştirilmiş, her biri belirli ağırlıklara sahip bağlantılar aracılığıyla birbirine bağlanan ve yine her biri kendi belleğine sahip işlem elemanlarından oluşan paralel ve dağıtılmış bilgi işleme yapılarına yapay sinir ağları denir [27]. Bir başka deyişle, biyolojik sinir ağlarını taklit eden bilgisayar programları olduğu da söylenebilir [28]. Bu programlara olan ilgi günden güne artmakta ve birçok problemin modellenmesinde, kontrol edilmesinde veya çözümlenmesinde en iyi çözümler üretmeye devam etmektedir [29].

2.3.2. Yapay Bir Sinirin Öğeleri

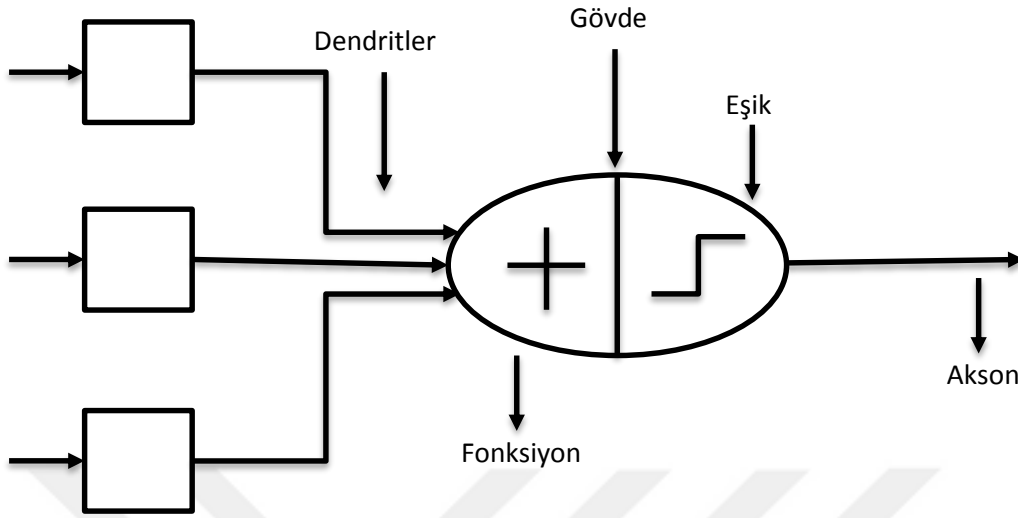
Yapay bir sinir hücresi, biyolojik sinirlere göre daha basit olmasıyla birlikte biyolojik sinirlerin 4 temel işlevini gerçekleştirmeye çalışırlar. Aşağıdaki Şekil 2.4, Şekil 2.5 ve Şekil 2.5'te biyolojik bir sinir hücresi ve yapay bir sinir ağı şekilsel olarak gösterilmiştir.



Şekil 2.4: Biyolojik bir beyin sinir hücresi [30].



Şekil 2.5: Yapay bir bir sinir elemanı.



Şekil 2.6: Biyolojik Sinir Hücresi ile Yapay Bir Sinir Hücresinin Benzetimi.

Tüm yapay sinir ağları bu temel yapıdan üretilmiş olup öğrenme yeteneği, seçilmiş olan öğrenme algoritması içerisindeki ağırlıkların en ideal şekilde ayarlanmasına bağlıdır. Elmas [31] yapay bir sinirin temel öğelerini aşağıdaki gibi açıklamıştır;

- **Girdiler:** Kendinden önceki sinirlerden veya dış dünyadan aldığı bilgiyi sinire getirir. Çoğunlukla bir sinir hücresi birden fazla gelişigüzel girdi alır.
- **Ağırlıklar:** Her bir girdinin sinir üzerindeki etkisini belirleyen ve her birinin kendisine özel uygun katsayılarıdır. Ağırlık katsayısının değerinin büyüklüğü önemi ile doğru orantılıdır.
- **Toplama İşlevi:** Sinirde her bir ağırlığın ait olduğu girdiler ile çarpılması ve eşik değeri ile toplanması sonucu elde edilir ve etkinlik işlevine gönderilir.
- **Etkinlik İşlevi:** Toplama işlevinden elde edilen sonuç etkinlik işlevinden geçirilip çıktı katmanına gönderilir. Burada toplama işlevinin çıktının değişmesine izin verilir.
- **Ölçekleme ve Sınırlama:** Düğümlerde, etkinlik işlevinin sonuçları ölçekleme ya da sınırlama işlemlerine tabi tutulabilir. Ölçeklendirme bir ölçek etmeni ile etkinlik değerinin çarpılmasından elde edilir. Sınırlandırmada ise, ölçeklenerek elde edilmiş sonuçların en az ve en çok sınırlarını aşmaması sağlanır.
- **Çıktı İşlevi:** Etkinlik işlevinden elde edilen sonucun dış dünyaya ya da bir başka sinire girdi olarak gönderildiği yerdir. Bir sinir yalnızca bir çıktıya sahiptir.

2.3.3. Yapay Sinir Ağlarının Güçlü ve Zayıf Yönleri

Yapay sinir ağlarının öğrenebilme kabiliyetlerinin olması ve farklı öğrenme algoritmaları ile çalışabilmesi güçlü yanlarından iken sistemin çalışma mantığının analiz edilememesi ve öğrenme sonucunda başarılı olamama riski zayıf yanları arasındadır. Elmas [32] tarafından yapay sinir ağlarının güçlü ve zayıf yönleri aşağıdaki Tablo 2.2’de özetlenmiştir.

Tablo 2.2: Yapay sinir ağlarının güçlü ve zayıf yönleri

Güçlü Yönleri	Zayıf Yönleri
Matematiksel modele ihtiyaç duymamaları	Sistem içerisinde ne olduğunun bilinmemesi
Kural tabanı kullanımı gerektirmemeleri	Bazı ağlar dışında kararlılık analizinin yapılamaması
Öğrenme kabiliyetlerinin olmaları ve farklı öğrenme algoritmaları ile öğrenebilmeleri	Farklı sistemlere uyarlanmasının zorluğu

2.3.3.1. Yapay Sinir Ağlarının Genel Özellikleri

Yapay sinir ağlarının genel özellikleri veya dezavantajları kullanılan modele göre değişiklik göstermektedir. Burada Öztemel [33] tarafından YSA’nın genel özellikleri ve dezavantajları aşağıdaki gibi belirtilmiştir.

- Yapay sinir ağları olayları öğrenerek benzer olaylar karşısında benzer kararlar vermeye çalışarak bilgisayarın öğrenmesini sağlamaya çalışırlar.
- Geleneksel programlama yöntemlerinden farklı çalışma stillerine sahiptirler.
- YSA’da bilgi, ağın bağlantılarının değerleri ile ölçülmekte ve bağlantılarda saklanmaktadır. Geleneksel programlarda olduğu gibi veriler veri tabanında veya programın içinde değildir.
- Öğrenme örneklerinden gerçekleştirilir. Bütün yönleri ile gösterilen örnek olaylar hakkında, genelleme yapabilecek yeteneğe kavuşturulurlar.
- YSA’ların güvenle çalıştırabilmesi için öncelikle eğitilmeleri ve sonrasında performanslarının test edilmesi gerekmektedir. Örnekler iki gruba ayrılarak; bir grup ağı eğitmek için diğer grup ise performansı test etmek için kullanılır.
- Daha önce görülmeyen olaylar hakkında, önceki örneklerden yaptığı genellemelerle bilgi üretebilirler.

- Bilgiye dayalı sistemlerde uzman sistemler kullanılırken algılamaya yönelik olaylarda daha çok YSA'lar kullanılır.
- Ağların çoğunun amacı kendisine örnekler halinde verilen örüntülerin kendisi veya diğerleri ile ilişkilendirilebilmesi olmakla birlikte verilen örneklerin sınıflandırılması da yapılabilmektedir.
- Bazı durumlarda ağa eksik bilgileri içeren örüntü ve şekil verildiğinde ağ bu eksik bilgileri tamamlayabilir.
- Yapay sinir ağlarının örnekler ile kendisine gösterilen yeni durumlara adapte olması ve sürekli yeni olayları öğrenebilmesi mümkündür.
- Eğitildikten sonra eksik bilgiler ile de çalışabilir ve gelen yeni örneklerde eksik bilgi olmasına rağmen sonuç üretebilirler. Ağın performansı düşerse eksik bilginin önemli olduğuna karar verilir. Eğer performans düşmez ise eksik bilginin önemsiz olduğuna karar verilir.
- YSA'ların eksik bilgiler ile çalışabilmesi hatalara karşı toleranslı olmalarını sağlamaktadır. Böylelikle ağın bir kısım hücrelerinin bozulması veya çalışamaz durumda olması halinde bile ağ çalışmaya devam edebilir. Fakat bozuk hücrelerin önemine göre ağın performansı da etkilenir.
- Belirsiz, tam olmayan bilgileri işleyebilme yetenekleri vardır.
- Hatalara karşı toleranslı olmaları aşamalı olarak bozulmalarına neden olur. Bir ağ zaman içerisinde yavaş yavaş ve zarif bir şekilde bozulur. Böylelikle herhangi bir problem karşısında hemen bozulmazlar.
- Bilgi ağa yayılmış durumdadır. Bu sebeple de dağıtık belleğe sahiptirler. Hücrelerin birbirleri ile bağlantılarının değerleri ağın bilgisini gösterir. Bu sebeple tek bir bağlantı herhangi bir anlam ifade etmez.
- Yalnızca sayısal veriler ile çalışabilirler. Sayısal olmayan ifadelerin sayısal gösterime çevrilmesi zorunludur.

2.3.3.2. Yapay Sinir Ağlarının Dezavantajları

Yapay sinir ağlarının dezavantajları da genel özellikleri gibi kullanılan modele göre değişiklik göstermektedir. Özetmel [33] tarafından YSA'nın dezavantajları aşağıdaki gibi belirtilmiştir.

- Donanım bağımlı çalışmaları önemli bir sorun olarak kabul edilmektedir. Paralel işlemciler üzerinde çalışabilmeleri temel varoluş nedenleri arasındadır. Özellikle

gerçek zamanlı bilgi işlerken paralel çalışabilen işlemcilerin olması bir zorunluluktur. Günümüzdeki makineler aynı anda tek bir bilgiyi işleyerek seri şekilde çalışmaktadırlar.

- Probleme uygun ağ yapısının belirlenmesinin deneme yanılma yolu yapılması önemli bir problemdir. Eğer problem için uygun bir ağ oluşturulmaz ise çözümü olan bir problemin çözülememesi veya düşük performanslı çözümler elde edilmesi söz konusu olabilir. Bu sebeple bulunan çözümün en iyi çözüm olduğu garanti edilemez. Bir başka deyişle YSA'lar kabul edilebilir çözümler üretirken en iyi çözüm olduğunu garanti etmez.
- Bir ağın nasıl oluşturulması gerektiğini belirleyecek kuralların olmaması da bir başka dezavantajdır. Her problem farklı sayıda işlemci gerektirebilir. Bazı problemleri çözebilmek için gerekli olan paralel işlemcilerin tamamını bir anda çalıştırmak mümkün olmayabilir.
- Problemin sayısal gösterimlere dönüştürülmesi kullanıcının tecrübesine bağlıdır. Uygun bir gösterim mekanizmasının kurulamamış olmasının problemin çözümünü engelleyebilir veya düşük performansa sahip bir öğrenme oluşabilir. Problemin sayısal gösterimi mümkün olsa dahi bunun ağa gösteriliş şekli problemin başarılı bir şekilde çözümlenmesini yakından etkiler. Bir olayın hem ayrık hem de sürekli değerler ile gösterilebilmesi durumunda hangisinin daha başarılı öğrenme gerçekleştireceği bilinmemektedir. Hatta bu konuda kullanıcının tecrübesi dahi yeterli değildir. Bu durum günümüzdeki birçok olayın YSA'lar ile çözülememesindeki en önemli nedenler arasındadır.
- Bir kısım ağlarda parametre değerleri belirlenirken bir kuralın olmaması problemdir. Bu durum iyi çözümler bulmayı zorlaştıran bir etkendir. Bu parametrelerin belirlenmesi kullanıcının tecrübesine bağlıdır. Parametre değerleri için belirli standartların oluşturulamamasından dolayı her problem için ayrı ayrı değerlendirme yapılması uygun olacaktır. Bu önemli bir dezavantajdır.
- Ağın eğitiminin ne zaman sonlandırılacağına yönelik geliştirilmiş bir yöntem bulunmamaktadır. Ağın örnekler üzerindeki hatasının belirli bir değerin altına indirilmesi eğitimin tamamlanması için yeterli kabul edilmemektedir. Bu sebeple sonuçta en iyi öğrenmenin gerçekleştiği söylenememekte fakat iyi çözümler üretebilen ağ oluştuğu kabul edilmektedir. En iyi sonuçları üreten bir mekanizma henüz daha geliştirilememiştir.

- YSA'ların öğrenme süresi uzundur. Ağın eğitiminde çok fazla denemeye ihtiyaç duyulmaktadır. Eğitim zamanının kısaltılması kritik öneme sahiptir.
- Ağın davranışları açıklanamamaktadır. Bir probleme çözüm üretildiği zaman bunun nasıl ve neden üretildiği konusunda bir bilgi bulmak mümkün değildir. Bu durum ise ağın ürettiği sonuçlara olan güvenin azalmasına sebep olmaktadır.

2.3.4. Yapay Sinir Ağlarının Temel Öğrenme Kuralları

Öğrenme biçimine göre yapay sinir ağları “Danışmanlı (Supervised)” veya “Öğretmenli Öğrenme” ile “Danışmansız (Unsupervised)” öğrenme olarak ikiye ayrılmaktadır. Danışmanlı öğrenmede ağa veriler hem girdi hem de çıktı değerleri olarak verilmektedir. Fakat danışmansız öğrenmede ise ağa girdi verileri verilerek problemin çözümü ağdan istenmektedir [34].

Literatür incelendiğinde birçok öğrenme algoritmasının kullanıldığı görülebilir. Bu öğrenme algoritmalarından birçoğu ağırlıkların matematiksel olarak güncelleştirilmesi için kullanılmaktadır. Bu algoritmaların birçoğu Hebb kuralından türetilmiştir. Araştırmacılar sürekli olarak insanın öğrenmesine benzeyen yeni öğrenme kuralları geliştirmeye devam etmektedir [35]. Literatürde kullanılan Hebb, Delta, Kohonen ve Hopfield kuralları Sağıroğlu, Erkan ve Erler [36] tarafından aşağıdaki gibi özetlenmiştir.

- **Hebb Kuralı:** Hebb'in Davranış Organizasyonu kitabında açıklanan bu kuralın temelinde, bir nöronun bir başka nörondan girdi alması ve her iki nöronun da aktif olması durumunda (matematiksel olarak aynı işarete sahip olması), nöronlar arasındaki ağırlıklar kuvvetlendirilir.
- **Hopfield Kuralı:** Zayıflatma veya kuvvetlendirme büyüklüğü haricinde Hebb kuralına çok benzemektedir. Eğer istenilen girdi ve çıktılardan her ikisi birlikte aktif veya aktif değilse, öğrenme oranı tarafından bağlantı ağırlığı artırılır, diğer durumlarda ise azaltılır. Birçok öğrenme algoritmasında, öğrenme katsayısı, oranı veya sabiti vardır. Çoğunlukla 0 ile 1 arasındaki bir değere sahiptirler.
- **Delta Kuralı:** Hebb kuralının bir başka formu olup en sık kullanılan öğrenme algoritmalarındandır. Bu kural, nöronun gerçek çıktısı ile istenilen çıktı değerleri arasındaki farkı azaltan, girdi bağlantılarını güçlendiren ve sürekli olarak değiştiren bir

düşünceye dayanmaktadır. Bu kural, ortalama küresel hataya bağlantı ağırlık değerlerinin değiştirilmesiyle (azaltma veya arttırma) düşürme prensibine dayanır. Hata, aynı anda bir katmandan bir önceki katmanlara geri yayılarak azaltılır. Ağın hatalarının düşürülmesi işlemi, çıktı katmanından girdi katmanına ulaşıncaya kadar devam eder. Aynı zamanda geri yayılım, Widrow-Hoff veya en küçük ortalama karesel öğrenme kuralı olarak da anılır.

- **Kohonen Öğrenme Kuralı:** Burada nöronlar öğrenmek için yarışır ve kazananın ağırlığı değiştirilir. En büyük çıktı değerine sahip işlemci sinir kazanır ve komşularını uyarma ve yasaklama kapasitesine sahiptir. Bu kuralın hedef çıktı gereksinimi olmadığı için danışmansız öğrenme metodudur.

2.3.5. Yapay Sinir Ağları Modelleri

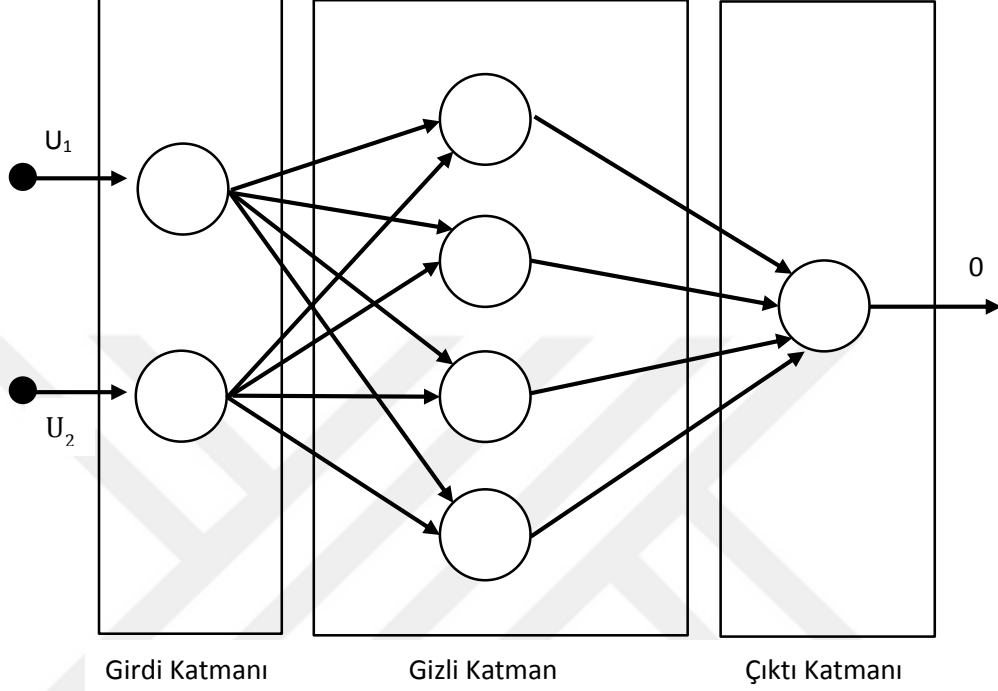
Yapay sinir ağları, hücrelerin birbirleri ile farklı şekillerde bağlanmaları sonucu oluşur. Hücrelerin çıktıları, ağırlıklar ile ya kendilerine ya da diğer hücelere girdi olarak bağlanır ve buradaki bağlantılarda gecikme birimi de kullanılır. Hücrelerin bağlantı şekilleri, aktivasyon fonksiyonları ve öğrenme kuralları dikkate alındığında farklı YSA modelleri geliştirilmiştir [37].

2.3.5.1. İleri Beslemeli Yapay Sinir Ağları

İleri beslemeli yapay sinir ağları sınıflandırma, tanıma, tanımlama ve sinyal işleme gibi birçok problemlerin çözümü için elverişlidir [38]. Verilerin yalnızca ileriye doğru, girdi birimlerinden çıktı birimlerine doğru aktığı ağ yapısıdır. Buradaki yapıda sinirler katmanlar olarak düzenlenmektedir. Bir katmandaki sinirin çıktıları kendisinden sonraki katmana ağırlıklar üzerinden girdi olarak gönderilmektedir [39]. Bilgi, orta ve çıktı katmanında işlendikten sonra ağın çıktısı oluşturulur. Bu yapısı sebebiyle doğrusal olmayan statik bir işlev gerçekleştirirler. İleri beslemeli YSA'lar girdi tabakası, saklı tabaka ve çıktı tabakasından oluşur [40].

Girdi katmanındaki nöron sayısı, girdi verisi kadar olup her biri bir veri alır. Buradaki veriler ağın temel işlevini gören saklı katmana gönderilir. Saklı tabakaların sayısı probleme göre değişiklik göstermekte olup tasarımcının tecrübesiyle belirlenir. Burada girdi tabakasından ağırlıklandırılarak gelen veriler probleme uygun bir fonksiyonla işlenerek bir sonraki katmana

gönderilir. İleri besleme aşamasında girdi tabakasındaki nöronlar ağırlıklandırılarak bir taşıma fonksiyonu ile işlenir ve bir sonraki tabakaya ya da doğrudan çıktıya gönderilir. Aşağıdaki Şekil 2.7’de ileri beslemeli YSA modeli gösterilmiştir [41].

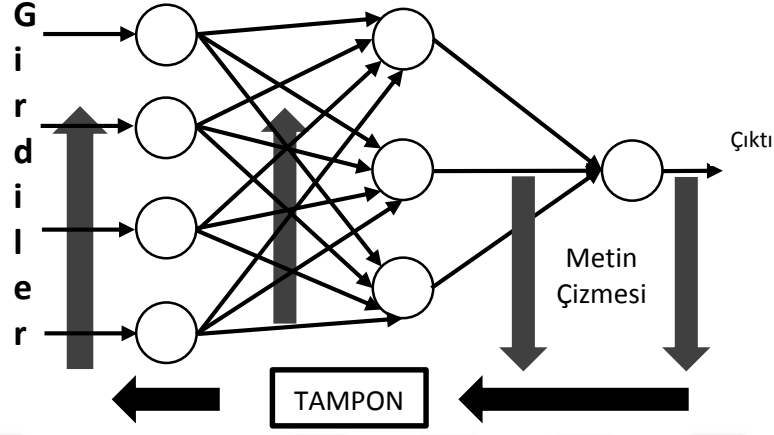


Şekil 2.7: İleri Beslemeli Yapay Sinir Ağlarının Yapısı.

2.3.5.2. Geri Beslemeli Yapay Sinir Ağları

Veri akışının sadece ileriye doğru olmadığı geriye doğru da olabileceği ağ yapılarıdır. Bu yapılarda en az bir tane geri besleme çevrimi olur. Geri besleme, hem aynı katmandaki hücreler arasında hem de farklı katmanlardaki nöronlar arasında da olabilir [39]. Bu yapısı sebebiyle geri beslemeli YSA’lar, doğrusal olmayan dinamik bir davranış gösterirler [37]. Yapay sinir ağlarının parametrelerinin güncellenmesi için literatürde en sık kullanılan yöntemdir [41].

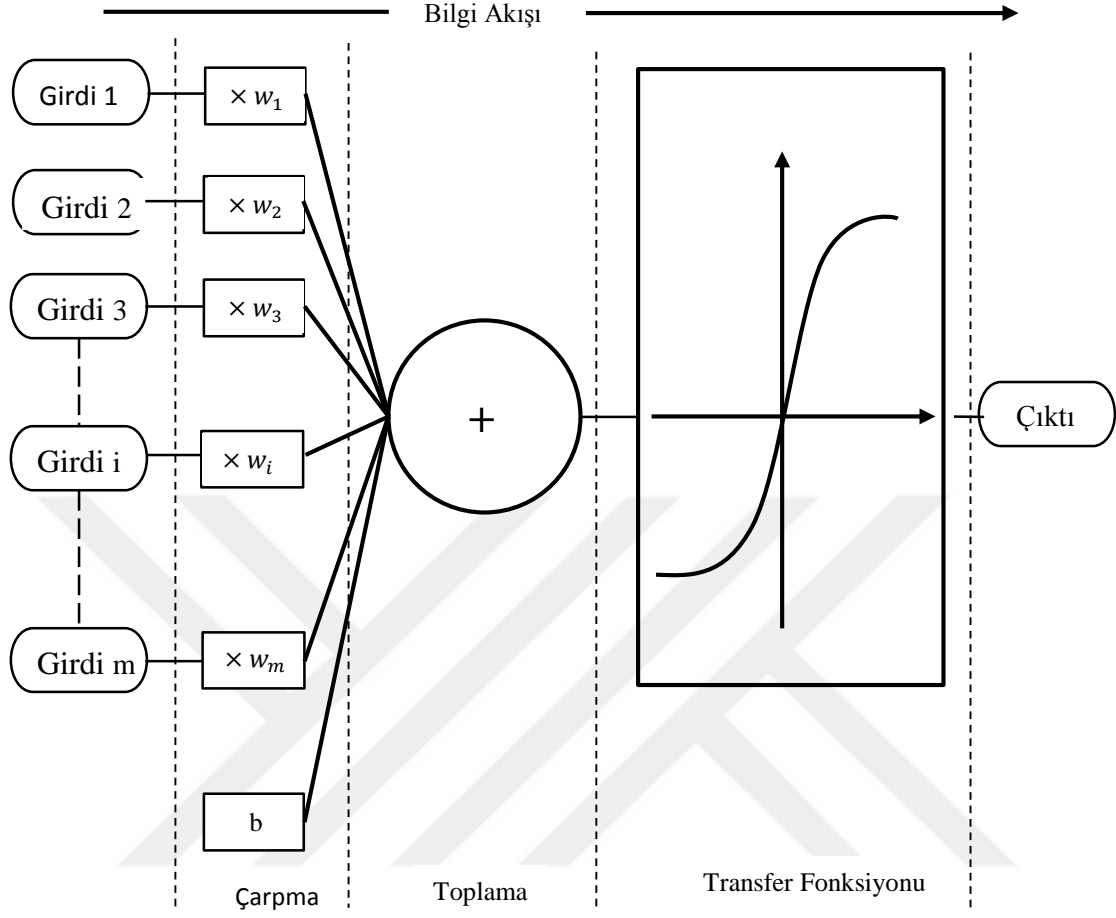
Bu türdeki ağlar bir tampon aracılığıyla çıktıdan alınan geri besleme sinyalini gizli tabaka ile girdi tabakasına gönderirler. Ağa yeni girdiler alınırken, önceden gönderilen geri besleme sinyali de göz önüne alınmış olur. Geri besleme ağın daha doğru sonuçlar elde etmesine yardımcı olan bir unsurdur. Geri beslemeli YSA’ların yapısı aşağıdaki Şekil 2.8’de gösterilmiştir [42].



Şekil 2.8: Geri Beslemeli YSA Yapısı.

2.3.6. Yapay Sinir Ağlarının Eğitilmesi

Yapay Sinir Ağları biyolojik sinir ağlarının yapısını ve fonksiyonlarını taklit etmeye çalışan bir matematiksel modeldir. Her yapay sinir ağının temel yapı taşı bir matematiksel fonksiyondan oluşmaktadır. Bunlar çarpma, toplama ve aktifleştirmedir. Yapay sinirin girdi değerleri, her girdinin bireysel ağırlığı ile çarpılması sonucu ağırlıklandırılır. Yapay sinirin orta bölümünde ise tüm ağırlıklandırılmış girdi değerleri ve sapma değerleri toplama işlemine tabi tutulur. Yapay sinirin çıktısında ise daha önceki ağırlıklı girdiler ile sapma değerlerinin toplamı transfer fonksiyonu olarak adlandırılan aktivasyon fonksiyonudur. Buradaki durum aşağıdaki Şekil 2.9'da görsel olarak anlatılmaya çalışılmıştır [43].



Şekil 2.9: Yapay Bir Sinirin Çalışma Prensibi.

Buradaki yapay sinirin her bir girdisine ait ağırlık değerlerinin belirlenmesi işlemine “ağın eğitilmesi” işlemi denmektedir. İlk başta bu değerlerin tümü rastgele atanırken sonradan ağa verilen örneklere göre ağırlık değerleri değiştirilmiş olur. Burada verilen örnekler dikkate alınarak doğru çıktıları elde edebilecek ağırlık değerlerinin bulunması amaçlanmaktadır. Ağın optimum ağırlık değerlerini elde etmesi, verilen örnekler ile genellemeler yapabilme yeteneği elde ettiğini göstermektedir. Çeşitli öğrenme kuralları olması sebebiyle, ağın çıktı değerleri ve ağırlıkların değiştirilmesi de buna göre farklılık göstermektedir. Ağın eğitilmesinden sonra son durumun performansını ölçmek için yapılan deneme işlemine “ağın test edilmesi” denir. Test işleminde kullanılan örnekler daha önce kullanılmamış ağın görmediği örneklerden oluşmalıdır [33].

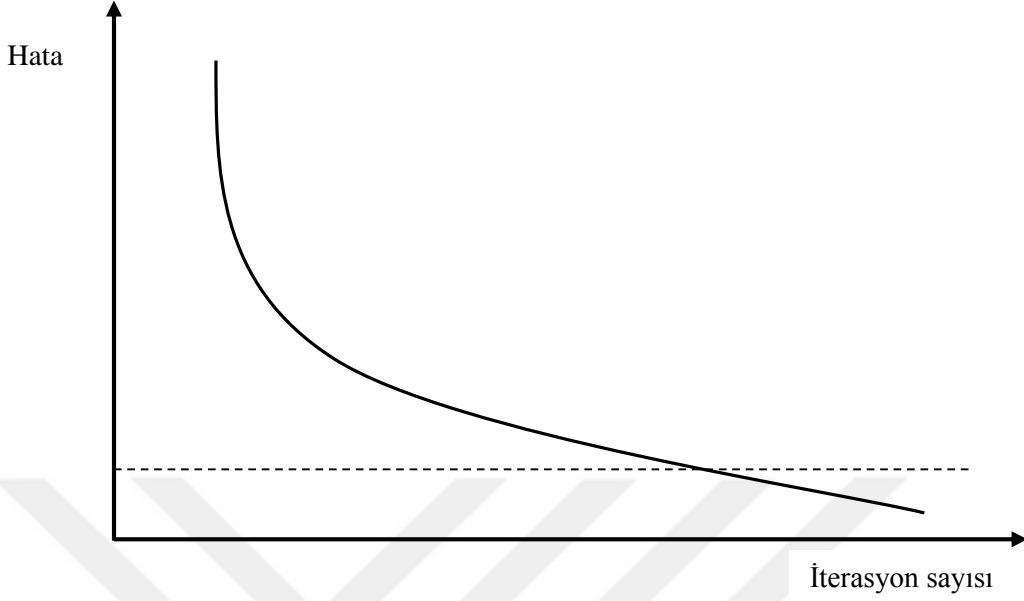
Model kurulumunda hangi verilerin eğitim kümesi, hangi verilerin ise test kümesi olarak kullanılacağı başlangıçta verilmesi gereken bir karardır. Benzer şekillerde verinin miktarına

bağımlı olmadan ağın testi sonucundan anlamsız sonuçlar elde edilirse, kurulan ağın mimarisi, kullanılan değişkenler, öğrenme algoritması, nöron sayıları, kullanılan gizli katman ve veri tipleri gözden geçirilerek model kontrol edilmelidir [44].

Yapay sinir ağlarının eğitilmesi sürecinde, istenen hata düzeyine ulaşamaması durumunda öğrenme sürecinde bir kısım değişiklikler yaparak ağın yeniden eğitilmesi gerekebilir. Bu tür durumlarda yapılabilecekler Karahan [6] tarafından aşağıdaki gibi belirtilmiştir.

- Eğitim başlangıç değerleri değiştirilebilir,
- Sinir ağı topolojisinde, işlemci eleman sayısında ve ara katman sayısında değişikliklere gidilebilir,
- Momentum ve öğrenme katsayıları gibi parametre değişikliklerine gidilebilir,
- Örnekler ve sunum şekli değiştirilerek yeni örnekler ağına sunulabilir,
- Öğrenme setindeki örnek sayısında azalma ve arttırma yoluna gidilebilir.

Öğrenme süresinin gereğinden fazla uzun olması sinir ağlarının eğitilmesinde karşılaşılan önemli sorunlardan biridir. Başlangıçta ağırlık değerlerinin büyük olması, ağın yerel sonuçlara düşmesine ve bir başka yerel sonuca sıçramasına neden olmaktadır. Tam tersi şeklinde de, ağırlıkların küçük olması doğru değerleri bulmanın uzun zaman almasına sebep olacaktır. Bazı problemlerin çözümü birkaç yüz adet iterasyon sürerken bazı problemlerin ise birkaç milyon iterasyon gerektirmektedir. Optimum başlama koşullarının bu durum dikkate alınarak belirlenmesi gerekmektedir. Aşağıdaki Şekil'da işlemci elemanının ağırlık değerinde yapılacak değişim sayısı olarak adlandırılan iterasyon sayısı ile hata düzeyinin ilişkisi gösterilmektedir [33].



Şekil 2.10: Yapay Sinir Ağlarında İterasyon Sayısı ile Hata Düzeyi İlişkisi.

Yukarıdaki Şekil 2.10'da görüleceği üzere iterasyon sayısının artması ağın öğrenmesini arttırmakta ve hata oranını düşürmektedir. Fakat bu durum iterasyon sayısının belirli bir sayıya ulaşmasına kadar geçerlidir. Ağın eğitime işlemi tamamlandıktan sonra öğrenme durmakta ve daha iyi bir sonuç elde edilememektedir.

2.4. Tahminin Hata Düzeyinin Belirlenmesi

Tahmin edilen talep seviyesi ile gerçekleşen talep seviyesi arasındaki farka bakarak tahmin yönteminin etkinliği ölçülebilir. Bu hata testleri tahmin yapmada kullanılan modelin başarısını izlemeye önem arz etmektedir.

Tesadüfi ve tesadüfi olmayan nedenler olmak üzere hata nedenleri ikiye ayrılır. Doğru değişkenlerin belirlenmemesi, hatalı eğim doğrusu seçilmesi, değişkenler arasında yanlış ilişkiler kullanılması, mevsimsel etkilerin göz ardı edilmesi gibi nedenler tesadüfi olmamakla beraber hatanın sürekli olmasına sebep olurlar. Fakat tahmin modeli tarafından açıklanmayan hatalar ise tesadüfi hata olarak kabul edilir [45].

Tahmin yöntemleri arasında en sık kullanılan hata ölçülerini Üreten [14] dört grupta toplamıştır. Bunlardan biri ortalama mutlak sapmadır.

$$\text{Ortalama mutlak sapma} = \frac{\sum_{i=1}^n |\text{tahmin hatası}|}{n}$$

$$\text{Ortalama mutlak sapma} = \frac{\sum_{i=1}^n |\text{gerçek talep}_i - \text{tahmini talep}_i|}{n}$$

$n = \text{örneklem sayısı}$

Burada tahminde tam başarı elde edilebilmesi için, tahmin hatasının sıfıra eşit olması beklenir. Fakat bu durum gerçekte çok nadir ortaya çıkar.

Bir diğer hata ölçüsü hataların karelerinin hesaplanmasıdır. Bu durum aşağıdaki denklem aracılığıyla hesaplanır.

$$\text{Hata kareleri ortalaması} = \frac{\sum_{i=1}^n (\text{gerçekleşen talep}_i - \text{tahmini talep}_i)^2}{n}$$

Tahmin ortalamasının, talepte oluşan değişikliklere ne kadar uyum sağladığını görebilmek için izleme sinyali kullanılabilir. Bu durum aşağıdaki denklem aracılığıyla hesaplanır.

$$\text{İzleme sinyali} = \frac{\sum_{i=1}^n (\text{gerçekleşen talep}_i - \text{tahmini talep}_i)^2}{\text{Ortalama mutlak sapma}}$$

Buradaki izleme sinyalleri yapılan tahminin gerçek değerlerle olan yakınlığını izlemenin bir yoludur.

Tahmin hatasını izlemede kullanılan bir başka yol da denetim şemalarıdır. Aşağıdaki formül aracılığıyla hesaplanır [46].

$$S_F = \frac{\sum_{i=1}^n (\text{gerçekleşen} - \text{tahmin})^2}{n - 1}$$

2.5. Önceki Çalışmalar

Turist talebinin tahminlemesinin yapıldığı bir çalışmada, beş bağımsız değişken kullanılmıştır; turist kabul eden ülkedeki tüketici fiyat endeksi, döviz kurları, turist gönderen ülkedeki kişi başına harcanabilir net milli gelir, turist gönderen ülkedeki tüketici fiyat endeksi

ve bir yılda gelen turist sayısının aylık ve yüzdelerle dağılımları gibi. Bu çalışmada yapay sinir ağı, doğrusal ve doğrusal olmayan çoklu regresyon modellerinin tahmin performansları karşılaştırılmış ve diğerlerine göre daha iyi performans değerleri veren yapay sinir ağı modeli kullanılmıştır. Bu model ile 2005 ve 2006 yılları için, Antalya iline gelecek Alman turist sayıları aylık olarak tahmin edilmiştir. Çalışma, yapay sinir ağları kullanılarak turizm talebinin aylık olarak tahmin edilebileceğini ortaya koymanın yanı sıra turizm sektöründeki uygulamacılar ve karar verme konumunda olan yöneticilerin, geleceğe yönelik planlama çalışmalarında geleneksel tahmin yöntemlerine alternatif olarak yapay sinir ağlarını kullanabileceklerini ortaya koymaktadır [47]. Benzer şekilde Önder ve Hasgül [48] de yabancı ziyaretçi sayısının tahmininde Doğrusal ve Mevsimsel Üstel Düzgünleştirme Yöntemlerinden Winters Yöntemi, Box-Jenkins modellerinin ve Yapay Sinir Ağları modellerinin kullanılmasının uygun olduğunu belirtmiştir. Turizm talep tahminlemesi için yapılacak çalışmalarda gerçeğe en yakın sonuçlar elde etmek için Holt-Winters'ın çarpımsal mevsimsel üstel düzgünleştirme yöntemi [49, 50] gibi farklı yöntemlerden başarılı sonuçlar elde edildiği söylenebileceği gibi yapay sinir ağları modelinin kullanıldığı ve farklı yöntemler ile karşılaştırıldığı çalışmalarda [51, 4, 52, 53, 54] da başarılı sonuçlar elde edildiği ve edilebileceği söylenebilir.

Kuru kayısı talep tahmini için yapılan bir çalışmada yapay sinir ağı modeli kullanılarak, bir model geliştirilmiştir. Geliştirilen modele, geçmişe ait Ocak 2004 ile Aralık 2010 tarihleri arasındaki talep verileri girilmiş ve 2011 yılının ilk altı ayı için talep tahmini yaptırılmıştır. Talebe etki eden faktörler olarak tarih, kur, fiyat, pazar sayısı ve mevsimsel etki tespit edilmiştir. Bu çalışmada yapılan tahminlerin güvenilir ve tutarlı olduğunu ve gelecek dönem tahminlerinde başarılı olduğunu gösterilmiştir [6]. Yemekhane talep tahmini yapmak isteyen Kılıç [55] doğrusal regresyon ve yapay sinir ağları ile tahminlemeler yapmıştır. Bu çalışmada yapay sinir ağları ve diğer istatistiksel yöntemlerin yemek taleplerinin tahmin edilmesinde uygun olduğunu belirtmiştir. Küçükönder, Boyacı ve Akyüz [56] yaprak alanının bir bitkinin fizyolojisini ve yetişmesini anlamada önemli bir parametre olduğunu düşünerek, domates bitkisinin seradaki en iyi yaprak alanının ne olduğunu tahminlemeye çalışmışlardır. Yaprığın uzunluk ve genişlik verilerini kullanarak regresyon analizi ile yapay sinir ağları yöntemini birlikte kullanmışlardır. Çalışma sonucunda YSA'nın daha düşük hata düzeyi tahminleme yaptığını görmüşlerdir.

Aydemir ve ark. [57] Isparta ilindeki sağlık, güvenlik ve itfaiye ihtiyaçlarına yönelik 112 Acil Çağrı Merkezine gelebilecek çağrı sayısını tahminlemek amacıyla yapay sinir ağları modelini kullanmışlardır. Sonuç olarak, YSA kullanılarak yapılan tahminlemenin trend analizi ve ARIMA (1,1,1) modeline göre daha düşük ortalama mutlak yüzdeler hata (OMYH) oranına sahip olduğunu göstermişlerdir.

Denizli Belediyesinin toplu taşımacılık sisteminin talep analizini yapmayı amaçlayan Yaşar [58], 2008 ile 2009 arasındaki elde ettiği bir yıllık verileri yolcu başına getiri, taşınan yolcu sayıları, elde edilen gelirler ve maliyetler açısından derlemiş ve analizini yapmıştır. Yolcu başına getiriler ile taşınan yolcu sayıları arasındaki ilişkiye bakılmış ve farklı senaryolar oluşturulmuştur. Yolcu başına getirilerde her ay % 2 artış olması bir senaryo iken yolcu başına getirilerde enflasyon oranlarına göre aylık %0,85 artış olması durumu da bir başka senaryo olarak değerlendirmiş ve gelecek 24 ayda taşınabilecek yolcu sayılarının ne olacağını tahminlemiştir.

Belirsizlikleri dikkate alarak az sayıda veri olması durumunda uzman görüşü olarak gerçeğe daha yakın sonuçları elde etmek mümkün olmaktadır. Uçal [59]'ın yaptığı çalışmada gıda sektöründe faaliyet gösteren bir işletme için bulanık zaman serileri ile talep tahmini yöntemi kullanılarak bisküvi çeşidi için talep tahmini yapılmıştır. Çalışmasında farklı uzmanlardan görüşler almış ve görüş ayrılıklarını birlikte inceleyerek gelecek durumu ifade eden tüm verilerden faydalanmaya çalışmıştır. 2011 yılı için yapılan tahminlerde uzmanlardan, üretim tahminlerini çok düşük talep, düşük talep, ortalama altı talep, ortalama talep, ortalama üstü talep, yüksek talep, çok yüksek talep seçeneklerini kullanarak gerçekleştirmeleri istenmiştir. Benzer ve Benzer [60] de 2003 ve 2012 yılları arasındaki yakalanan tatlı su balıklarının ileri beslemeli yapay sinir ağları ile incelemiş ve 2015 yılı için tahminlerde bulunmuştur.

Ertaç [61] çalışmasında doğrusal olmayan zaman serisi ile tahminleme yapabilmek için sırasıyla en küçük kareler (EKK), kısmi en küçük kareler (KEKK) ve YSA yöntemlerini kullanır. Bu yöntemleri yağış, nem ve sıcaklık gibi meteorolojik değişkenlerden yararlanarak birbiri ile karşılaştırıp İstanbul'un aylık ortalama sıcaklığını tahminlemeyi amaçlar. Çalışmasında önerdiği KEKK yönteminin en iyi performans değerlerine sahip olduğunu göstermiştir. Men ve diğ. [62] de Tayvan'daki rüzgâr hızını ve gücünü tahminlemede yapay sinir ağlarını kullanmışlar ve bu modelin tahminlemede iyi sonuçlar ürettiğini belirtmişlerdir. Kumar, Aggarwal ve Sharma [63] çok katmanlı ileri beslemeli yapay sinir ağları ile regresyon

analizi yöntemlerini kullanarak küresel güneş ışınlarını tahminlemeye çalışmışlardır. Her iki yöntemin sonuçlarını karşılaştırdıklarında yapay sinir ağlarının regresyon analizine göre daha iyi sonuçlar ürettiğini ve YSA'nın hafife alınmayacak bir alternatif yöntem olduğunu belirtmişlerdir.

Havaalanı yolcu talep tahminlemesinde, çok değişkenli yarı-logaritmik regresyon yöntemi ile yapay sinir ağları yöntemini karşılaştırmalı kullanarak Türkiye'deki iç uçuşların taleplerini tahmin etmeye yönelik çalışmalar bulunmaktadır. Bu çalışmalarda bağımsız değişken olarak hava alanı sayısı, nüfus yoğunluğu, fiyat, koltuk kapasitesi, uzaklık, transit geçiş, seyahat süresi, seyahat eşleşmesi ve zamanlama tutarlılığı dikkate alınmıştır [64, 65]. Satın alma Gücü Paritesi ve jet yakıt fiyatlarının bağımsız değişken olarak kullanıldığı bir başka çalışmada da indeksleme yöntemi kullanılarak modelleme yapılmış ve iç hat yolcu taşımacılığındaki talep tahminlemesi yapılmıştır [66]. Srisaeng, Baxter ve Wild [67] yaptıkları çalışmada Avustralya iç hatları için ilk kez yolcu tahminlemesini YSA ile yaptıklarını belirtmişlerdir. 1992-2014 yılları arasındaki veriler kullanılarak reel faiz oranları ve turizm çekiciliği modele değişken olarak verildi. GSYİH, uçak biletleri, işsizlik, jet yakıtı, yatak sayıları da diğer önemli parametreler olarak kullanılmıştır. Benzer bir çalışmayı da Tortum, Gözcü ve Çodur [68] ARIMA modelleri çerçevesinde aylık yolcu sayılarının tahmin edilmesinde gerçekleştirmiştir. Havaalanı yolcu sayılarını tahminleme üzerine burada belirtilenlerin dışında farklı çalışmalar da bulunmaktadır [69, 70, 71, 72].

Indiana şehri için trafik yoğunluğunun tahmin edilmesinin amaçlandığı çalışmada otomatik trafik kayıt yerlerinden elde edilen verilerden hareketle karşılaştırmalar yapılmıştır. Geleneksel yöntemlerle varyans analizi, yapay sinir ağları, bulanık tabanlı fonksiyon ağı, smoothing splines yöntemi birbirleriyle karşılaştırılmıştır. Çalışmada yapay sinir ağları ve varyans analizi yöntemlerinin daha başarılı sonuçlar ürettiği belirtilmiştir [73].

Şehirlerarası yollardaki yolcu, yük ve taşıt hareketlerinin gelecek 20 yıldaki tahminlemesi yapılırken genetik algoritmalarından yararlanılmış ve klasik yöntemlerin olumsuzlarının bu yöntem ile aşılabileceği belirtilmiştir. Genetik Algoritmalar Talep Tahminlemesi (GATT) hem test aşamasında hem de geleceği tahminlemede daha iyi sonuçlar verdiği görülmüştür. Bu yöntemde sosyo-ekonomik veriler ve En Küçük Kareler Toplamını (EKKT) minimize eden amaç fonksiyonundan yararlanılmıştır [74]. Bir başka çalışmada da yine genetik algoritmalar ile karayolu yük taşımacılığının durumu tahminlemeye çalışılmıştır. Nüfus yoğunluğu, gayri

safi yurt içi hâsıla, kamyon sayısı bağımsız değişken olarak kullanılmıştır [75]. Benzer şekilde otobanlardaki taleplerin tahminlemede de yapay sinir ağlarından yararlanılmış ve ulaşım verileri ile sosyo-ekonomik veriler bağımsız değişken olarak kullanılmıştır. 1980 ve 2005 yılları arasındaki veriler kullanılarak 3 farklı senaryo altında gelecek 10 yıl için tahminleme yapılmıştır [76].

Newfoundland'daki şehir içi otobüs seyahat talebini tahminlemek amacıyla modeller geliştirilmiştir. Bağımsız değişken olarak sosyo-ekonomik veriler ve düzenli olarak yayınlanan bilet sayım verilerinden hareketle doğrusal regresyon analizleriyle en iyi sonuçlar elde edilmiştir [77].

Ulaştırma talep tahminini yapmak amacıyla gayrisafi yurt içi hâsıla (GSYH), nüfus ve otomobil sahipliği olmak üzere üç parametrenin kullanıldığı çalışmada ulaşım talebi ile toplam yolculuk sayısı elde edilmek amaçlanmıştır. Değişken katsayılarının yapay sinir ağları yöntemine göre belirlendiği bu çalışmada bulunan sonuçlar, regresyon analizi sonucu bulunan eğrilerin eğimleri açısından kıyaslanmıştır. Sonuç olarak, Harmoni Arama (HA) yöntemi kullanılarak elde edilen bağıntının; yapay sinir ağları yöntemi sonucunda oluşan eğriye kıyasla, gerçek regresyon eğrisine daha yakın eğimli bir doğruyu belirttiği yani gerçek sonuçlara nispeten daha yakın olduğu görülmüştür [78].

Ulaşım sisteminin yönetiminde operasyonların planlamasına ve duraklardaki yolcu kalabalığının düzenlenmesine katkı sağlamak için kısa süreli yolcu sayısını tahminleme amaçlı çalışma yapılmıştır. Bu çalışmada ampirik mod ayrıştırma ve geri yayımlı yapay sinir ağları yöntemleri birleştirilerek yapılan tahminleme metro sistemlerinde kullanılmıştır. Buradaki yaklaşım 3 aşamadan oluşmuştur; birinci aşamada kısa süreli yolcu sayıları için öz kip işlevlerinin (IMF) bileşenlerine ayrıştırılır. İkinci aşamada geri yayımlı yapay sinir ağlarının bir parametresi olarak (back-propagation neural networks - BPN) anlamlı öz kip işlevleri tanımlanır. Üçüncü aşamada ise yolcu sayılarını tahminlemek için BPN uygulanır [79]. Aynı amaçla yapılmış bir başka çalışmada ise yolcuların bindikleri ve indikleri duraklardan elde edilen veriler doğrultusunda oluşturulan başlangıç varış matrisi kullanılarak yüksek hızlı trenlerdeki yolcu sayılarının tahminlemesi yapılmıştır [80]. Malezyanın Ampag kentindeki raylı sistemi kullanan aylık yolcu sayılarını tahminlemede zaman serilerinden SARIMA (2,1,0)×(0,1,0)₁₂ yöntemi kullanılmıştır [81].

Otobüs varışını tahmin etmek için yapılan bir çalışmada yapay sinir ağı ile matematiksel bir model oluşturulmuştur. Sinir ağına girdi olarak, sabit güzergâh bilgisi (geçiş noktalarındaki enlem ve boylam bilgisi), önceden belirlenmiş durak noktalarının konumu ve küresel konum bilgisi (GPS) kullanılmıştır. Sonuç olarak ise %1'den daha düşük hatalarla tahminler elde edildiği görülmüştür [82].

Özudođru ve Görener [83] zaman serileri analizi yöntemlerinden hareketli ortalama yöntemi, üstel düzeltme yöntemi, Holt'un doğrusal yöntemi, Holt-Winters yöntemi, doğrusal regresyon yöntemi kullanarak sağlık alanındaki malzemelerin talep tahminini yapmıştır. Zaman serileri analizi yöntemleri burada belirtilen uygulama alanlarının dışında konut [84, 85], tekstil [86, 87], kâğıt endüstrisi [88], su talebi [89, 90], alternatif yakıtlar için motor performansı [91, 92, 93] gibi birçok alanda da tahminleme yapmak için kullanılmaktadır.

3. MALZEME VE YÖNTEM

3.1. Yöntem

Talep modellemede birçok yöntem kullanılmaktadır. Regrasyon modelleri, yapay sinir ağları, harmoni arama yöntemi bunlardan birkaçıdır. Tüm bu modellemelerdeki temel amaç, talebin yapısıyla birlikte geçmiş değerlerine bakarak gelecekteki değerlerini güvenilir ve optimum sonuçlarla tahmin eden modeller üretmektir.

Talep modellemelerin kullanıldığı alanlardan bir tanesi de yolcu ulaşım talep tahminlemesi içindir. Yolcu ulaşımı talep tahminlemesi yapılırken, yapılan analizlerde modeller için bağımsız değişkenlerin aşağıdaki gibi olduğu belirtilmiştir [94]:

- Özel Araç: Gelir, meslek, otomobil sahipliği ve gelir değişimleri
- Tren: Gelir, otomobil sahipliği, gelir değişimleri ve fiyat değişimleri
- Uçak: Gelir, nüfus, uçuş sayısı, hava yolu yoğunluğu, meslek ve eğitim düzeyi

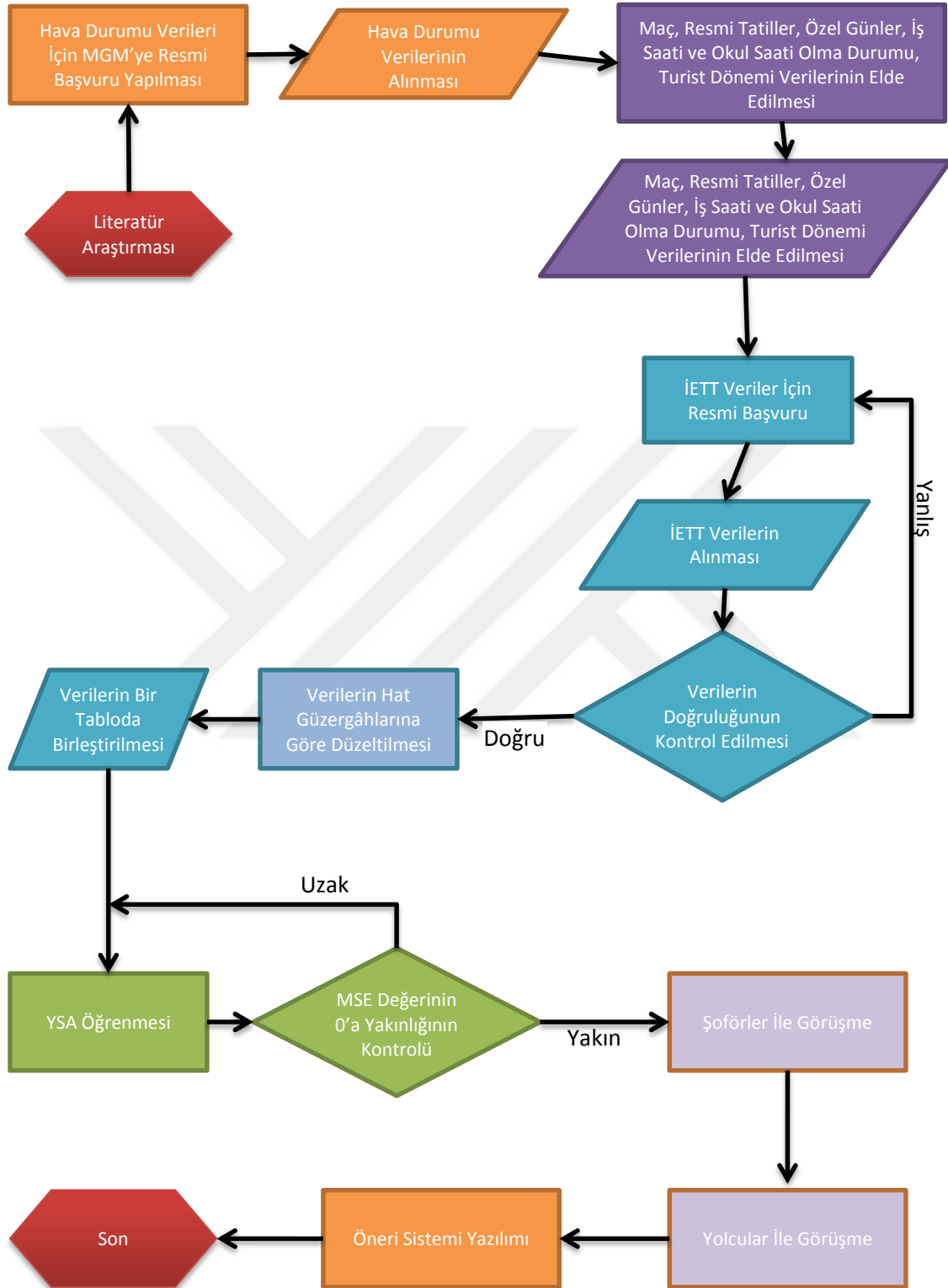
Çalışmada tahminleme için yapay sinir ağları yöntemi ile tahminleme kullanılmıştır. Geri yayımlı yapay sinir ağları yönteminde sınıflandırma modeli ile tahminler elde edilmeye çalışılmıştır. Yolcu talep tahminlemesinde talebe etki eden parametrelerin iyi belirlenmemesi tahminin hassasiyetini düşürecektir [95]. Bu sebeple bu çalışmadaki parametrelerin belirlenmesinde hassas davranılmıştır. Duraklardaki yolcu talep tahmini yapılırken bağımlı değişken olan binecek yolcu sayıları çıktı olarak kullanılmıştır. Girdi olarak aşağıdaki değerler bağımsız değişken olarak dikkate alınmıştır.

- Tarih Saat
- Hava sıcaklığı
- Hava durumu (yağmur veya kar olma durumu vb.)
- Haftanın günü
- Etkinlikler (maç, konser, fuar, festival vb.)
- Okul veya iş saati olma durumu
- Resmi tatil türleri (hafta sonu, bayramlar, arife vb.)
- Özel günler (seçim, kutlama günleri, yılbaşı vb.)
- Turistik dönem (yaz veya kış)

Buradaki veriler dışında aşağıda yer alanlar da elde edilmiştir. Fakat yapay sinir ağları ile kurulan model tüm İstanbul için tek bir model olmaması ve her bir durağın birbirinden ayrı bir modele sahip olması sebebiyle kullanılmamıştır. Her bir durağın birbirinden ayrı dinamik özelliklere sahip olması sebebiyle bu şekilde bir model uygun görülmüştür.

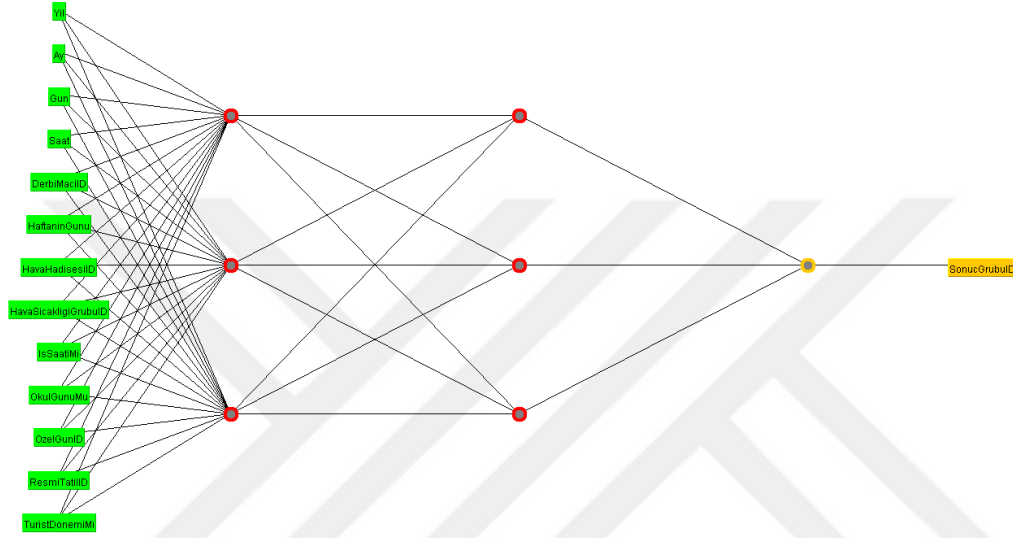
- Durağın 500 m2 etrafındaki nüfus
- Durak kodu
- Otobüs yolcu taşıma kapasitesi
- Otobüs araç kodu
- Yolcu kart numarası
- Hat toplam sefer süresi

Kişinin içsel dünyasını ve olayları onun bakışıyla anlama imkânı sunan görüşme yöntemi [96] bu çalışmada kullanılmıştır. Otobüs şoförleri ve ilgili hatlardaki yolcular ile önceden öngörülmemiş ve görüşme sırasında ortaya çıkabilecek yeni durumlara yönelik değişimler için imkân sunan yarı yapılandırılmış görüşme tekniği [97] ile veriler toplanmıştır. Bu görüşme formları öncelikle bir yolcu ve bir şoför üzerinde pilot uygulama olarak yapılmış ve hem dil bilgisi hem de anlaşılabilirlik açısından tekrar ele alınmıştır. Ayrıca tüm bunların sonrasında alanında uzman iki kişiye kontrol ettirilmiş ve görüşleri alınmıştır. Bu görüşmelerin ses kayıtları kişilerin izni ile toplanmıştır. Bu ses kayıtları sonradan bilgisayar ortamına metin olarak aktarılmış ve içerik analizinde kullanılmıştır. Daha sonra elde edilen bu veriler ışığında geliştirilmiş olan bir yazılım ile, ilgili duraktan geçen hatlara yönelik geliştirme önerileri sunulmuştur. Çalışmanın iş ve işlem akış şeması Şekil 3.1'de gösterilmektedir.

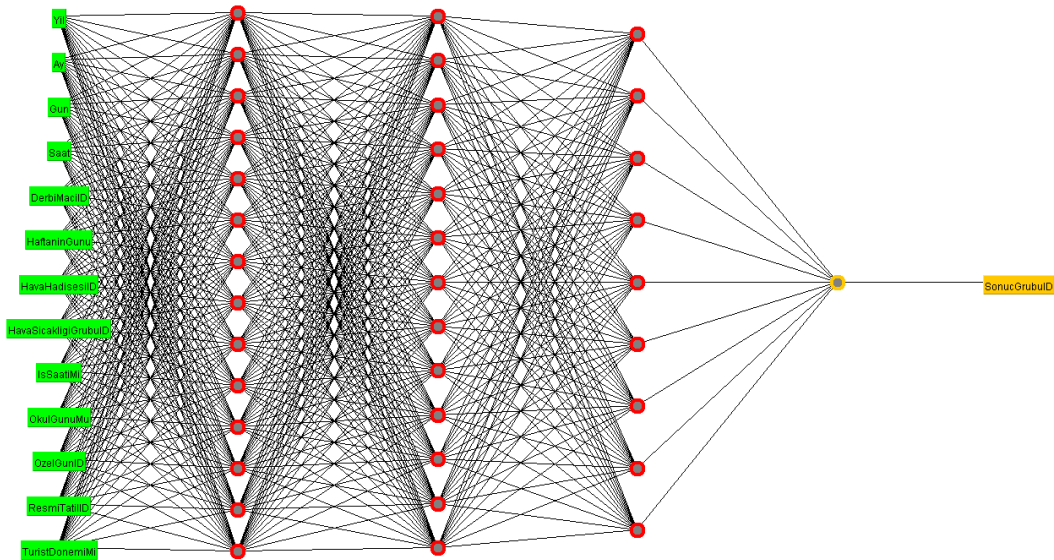


Şekil 3.1: Çalışmada Yürütülecek İş ve İşlemlerin akış Şeması.

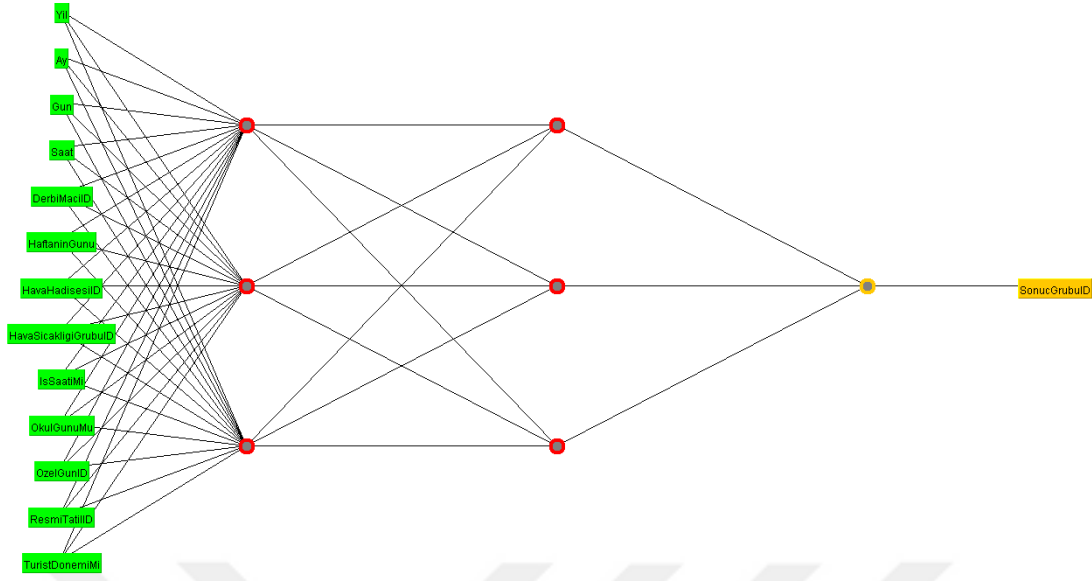
Yapay sinir ağı yöntemi, neredeyse tüm alanlarda kullanılmakta olan ve tahmin modellemesi için geliştirilen en yeni yöntemlerden biridir. Ancak Türkiye’deki yapay sinir ağı çalışmaları dünya literatüründeki çalışmalara göre çok fazla değildir. Ülkemizde de artık araştırmacıların yapay sinir ağı üzerinde yoğunlaşmaları ve bu yöntem ile sınıflandırma, tahmin, veri kavramlaştırma ve kontrol problemlerinin çözümü gibi daha birçok konuda çözümler geliştirmeleri, ülkemiz literatürüne önemli katkılar sağlayacaktır [6].



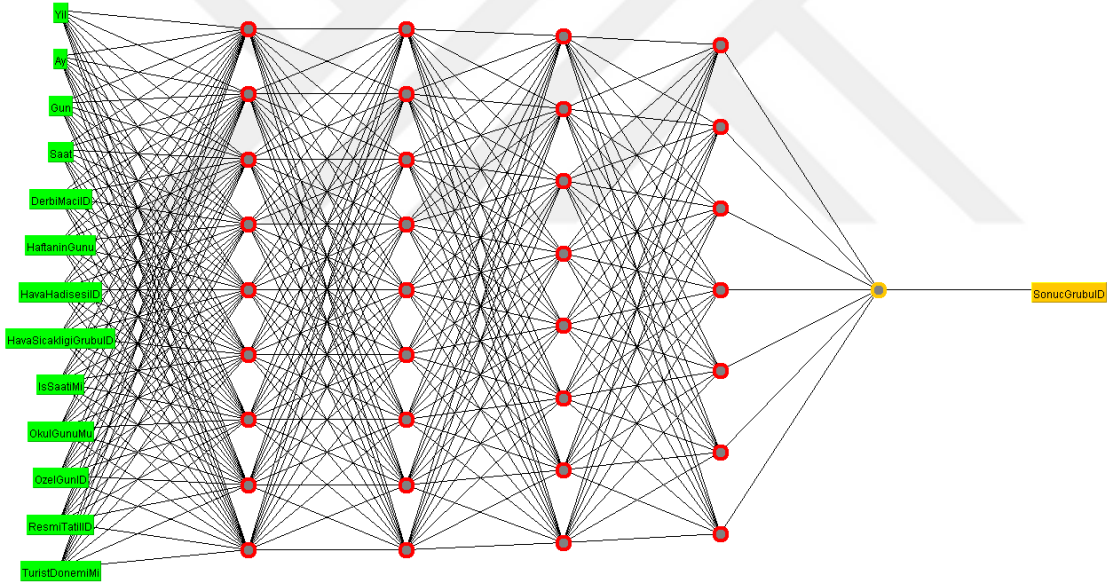
Şekil 3.2: Altunizade Durağı Yapay Sinir Ağları Modeli.



Şekil 3.3: Beşiktaş Meydan Durağı Yapay Sinir Ağları Modeli.



Şekil 3.4: Fevzi Çakmak Durağı Yapay Sinir Ağları Modeli.



Şekil 3.5: Sardunya Evleri Durağı Yapay Sinir Ağları Modeli.

Yapılmış olan tahminleme işleminde öncelikle uzman görüşü alınarak yapay sinir ağı modelinin nasıl tasarlanması gerektiği görüşülmüştür. 15x15 gizli katmanın daha iyi sonuçlar vereceği uzman görüşü ile ortaya çıkmıştır. Yapılan öğrenme testlerinde ilk olarak bu katman sayılarından başlanmış ve farklı katman sayıları ile testler yapılmaya devam edilmiştir. Testler sonucu çıkan hata değerleri incelenmiş ve en düşük hata değerine sahip model seçilmiştir. Yine uzman görüşmelerinde her bir durağın tamamen kendisine özgü şartlar taşıması ve yapılacak tahminin de o durağa özgü olması sebebiyle tüm durakların bir model içinde

bulunması yerine, her bir durak için ayrı bir ağ kurulmasının ve öğrenmenin o şekilde gerçekleştirilmesinin daha uygun olacağı kararlaştırılmıştır. Bu ağların yapısı görsel olarak Şekil 3.2, Şekil 3.3, Şekil 3.4 ve Şekil 3.5'te gösterilmiştir. Tasarlanan ağ yapısında 13 adet girdi değişkeni bulunmaktadır. Ara katmanlarda iki düzey olmak üzere ve her birinde 15'er sinir olması uzman görüşleri doğrultusunda kararlaştırılmıştır. Sonuç olarak ise her bir durağa göre toplam saatlik biniş sayıları çıktı verisi olacaktır. Girdi olarak hangi değişkenlerin bulunduğu aşağıda listelenmiştir.

- **Yıl:** Otobüse biniş verilerinin tam tarih ve saat bilgisi içinde yer alan yıl bilgisinin seçildiği alandır. Örneğin 17.12.2014 13:38:22 verisi için yıl 2014'tür.
- **Ay:** Otobüse biniş verilerinin tam tarih ve saat bilgisi içinde yer alan ay bilgisinin seçildiği alandır. Örneğin 17.12.2014 13:38:22 verisi için 12'dir.
- **Gün:** Otobüse biniş verilerinin tam tarih ve saat bilgisi içinde yer alan ayın gün bilgisinin seçildiği alandır. Örneğin 17.12.2014 13:38:22 verisi için ayın günü 17'dir.
- **Saat:** Otobüse biniş verilerinin tam tarih ve saat bilgisi içinde yer alan saat bilgisinin seçildiği alandır. Örneğin 17.12.2014 13:38:22 verisi için saat 13'tür.
- **İstanbul Maçı ID:** İstanbul ilinde gerçekleştirilen maçların biniş tarihinden üç saat önce ve 3 saat sonra arasında kalma durumlarına göre üç büyük takımın her biri için verilen ID değerleridir.
- **Haftanın Günü ID:** Haftanın günlerine göre otobüse binme durumlarına değişmesi sebebiyle 1-7 arasında her bir günü ifade eden ID değerleridir.
- **Hava Hadisesi ID:** Yağmur, kar, dolu vb. her bir hava hadisesi için verilen ID değerleridir.
- **Hava Sıcaklığı Grubu ID:** Hava sıcaklıklarının 8°C aralıklarla gruplanmış değerleri için ID ataması yapılmış halidir.
- **İş Saati (Evet/Hayır):** 08:00-10:00 ile 18:00-20:00 arasında yapılan binişler için 1, bu saatler dışındaki değerler için 2 olan ID değeridir.
- **Okul Günü (Evet/Hayır):** Otobüs biniş verisinin okulların açık olduğu gün içinde bir gün olması durumunda 1, bunun dışındaki günlerde 2 değerini alan ID değeridir.
- **Özel Gün ID:** Binme tarih saatinin özel gün olarak belirlenen günlerden herhangi bir güne eşit olması durumunda o özel günün ID değeridir.
- **Resmi Tatil ID:** Resmi tatil günlerine eşit olan günlerde o resmi tatil türünün ID değeridir.
- **Turist Dönemi (Evet/Hayır):** Turist dönemi olan Mart ve Ekim arasındaki biniş verilerinde 1, diğer günlerde ise 2 olan ID değeridir.

- **Sonuç Grubu ID:** Otobüse binen kişi sayısının normal dağılımı sağlayacak şekilde 11'erli aralıklarla gruplandırıldığı ve kişi sayısının hangi aralıkta ise o aralığın ID değerini alır.

3.2. Veri Toplama Araçları

İstanbul Elektrik Tramvay ve Tünel İşletmeleri (İETT) 1995 yılından beri devreye aldığı Akbil sistemini 31 Aralık 2014 tarihine kadar kullanmıştır. 280 bin kullanıcısı olan Akbil sistemi 2008 yılı itibariyle yerini artık temassız kart teknolojisi olan İstanbulkart sistemine bırakmıştır. Böylece 2015 yılı itibariyle İstanbul'da toplu taşımada sadece İstanbulkart kullanılması kararı alınmıştır. 15 milyon kullanıcısı olan İstanbulkart 2009 yılında hizmete girmiştir [98].

Anadolu yakasından 18Ü ve 11ÜS ile Avrupa yakasından 399C ve 559C olmak üzere 4 adet otobüs hattına ait tüm durakların 2013-2015 yılları arasındaki İstanbulkart verileri temin edilmiştir. Bu veriler ve toplanan diğer veriler için nicel değerler aşağıdaki Tablo 3.1'de sunulmuştur.

Tablo 3.1: Verilerin Başlangıç ve Bitiş tarihleri.

Nitelik	Nicelik
Resmi Tatiller Tarih Aralığı	01.01.2013 – 24.07.2016
Resmi Tatiller Veri Sayısı	56
Okul Saatleri Tarih Aralığı	01.01.2013 – 24.07.2016
Okul Saatleri Veri Sayısı	7
İstanbul Maçları Tarih Aralığı	01.01.2013 – 24.07.2016
İstanbul Maçları Veri Sayısı	30
Hava Durumu Tarih Aralığı	01.01.2013 01:00 - 24.07.2016 17:00
Hava Durumu Veri Sayısı	31.200
İETT Veri Tarih Aralığı	01.01.2013 13:04:06 – 24.07.2016 18:43:11
İETT Veri Tarih Farkı	3 yıl 6 ay 21 gün
İETT Ham Veri Sayısı	72.516.729
İETT Gürültülü Verilerin Silinmiş Sayısı	15.103.762
İETT Saatlik Düzenlenmiş Veri Sayısı	2.702.050
İETT Toplam Durak Sayısı	51
İETT Tekil Hat Sayısı	273
İETT İşlem Yapılan Hat Sayısı	4

Belirlenmiş dört adet otobüs hattı birçok ilçe üzerinden geçmektedir. Hatların geçtiği ilçe sayıları aşağıdaki Tablo 3.2'de listelenmiştir.

Tablo 3.2: Hatların Geçtiği İlçe Sayısı.

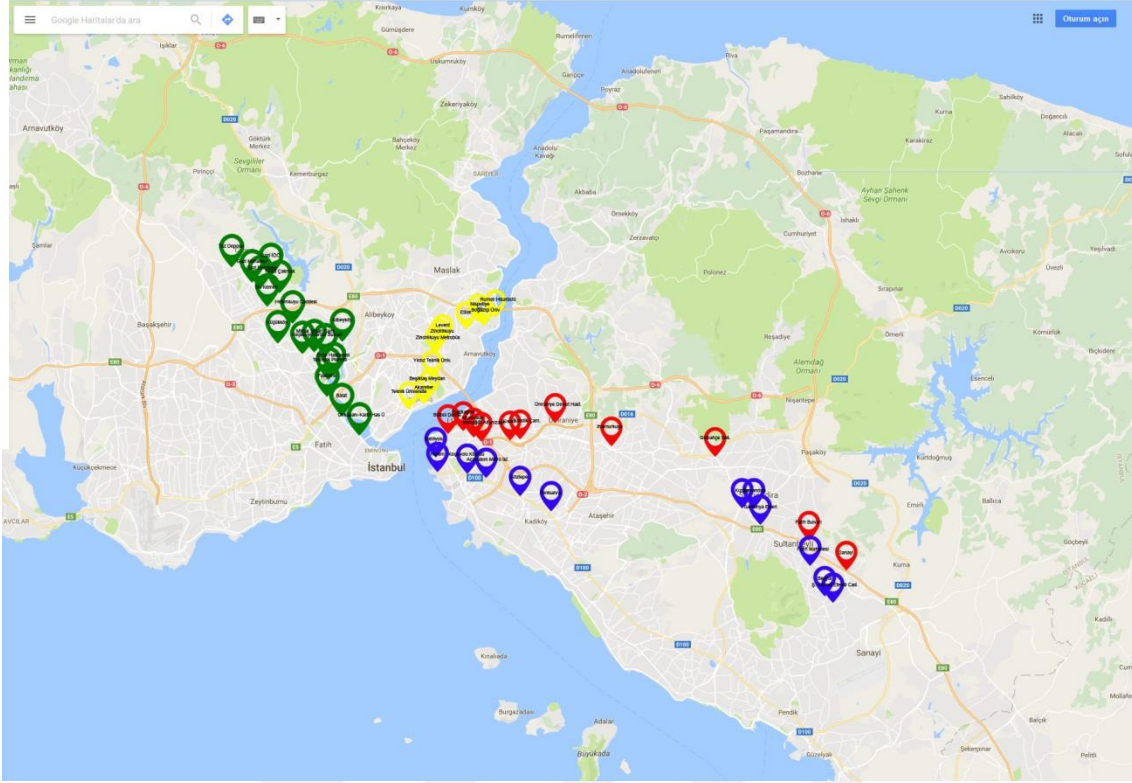
Hat Adı	Bulunduğu Yaka	Güzergâh	Geçtiği İlçe Sayısı	Geçtiği Durak Sayısı	Geçtiği İlçeler
11 ÜS	Anadolu Yakası	Üsküdar – Sultanbeyli	4	11	Ümraniye, Üsküdar, Sancaktepe, Sultanbeyli
18 Ü	Anadolu Yakası	Üsküdar – Sultanbeyli	4	12	Sancaktepe, Sultanbeyli, Üsküdar, Kadıköy
399 C	Avrupa Yakası	Sultangazi – Fatih	4	17	Gaziosmanpaşa, Sultangazi, Fatih, Eyüp
559 C	Avrupa Yakası	Beşiktaş – Beyoğlu	4	11	Beşiktaş, Şişli, Sarıyer, Beyoğlu

İstanbul'un en yoğun güzergâhları üzerinden geçmekte olan bu hatlar İETT ile işbirliği içerisinde belirlenmiştir. Bu hatların ilçelerdeki durak sayıları aşağıdaki Tablo 3.3'te verilmiştir.

Tablo 3.3: İlçelerdeki Durak Sayıları.

İlçe Adı	Durak Sayısı	Toplam Geçen Hat Sayısı
Beşiktaş	8	73
Beyoğlu	1	5
Eyüp	5	40
Fatih	2	11
Gaziosmanpaşa	4	14
Kadıköy	4	59
Sancaktepe	4	40
Sarıyer	1	5
Sultanbeyli	5	24
Sultangazi	6	14
Şişli	1	29
Ümraniye	2	14
Üsküdar	8	70
13 İlçe	51 Durak	398 Hat

Burada belirlenen hatlar mesafe olarak ortalama durak sayılarına sahiptirler. Belirlenen dört adet hattın geçtiği duraklar ve güzergâhları Şekil3.2.1'deki haritada gösterilmiştir.



Şekil 3.6: Hatların Geçtiği Duraklar.

Şekil 3.6'daki haritada yer alan yeşil konum sembolü 399C numaralı hattı gösterirken sarı konum sembolü 559C numaralı hattır göstermektedir. Mavi konum sembolü 18Ü numaralı hattı ve kırmızı konum sembolü 11ÜS numaralı hatları göstermektedir. Duraklardan geçen yolcuların sayılarının tahminleneceği tüm hatlara ait detaylar toplu bir şekilde Tablo 3.4'te listelenmiştir.

Tablo 3.4: Duraklara Ait Tüm Detaylar.

Sıra No	Durak Adı	İlçe	Geçen Hat Sayısı	Nüfus	İstenen Hat
1	Küçükköy	Gaziosmanpaşa	14	39995	399 C
2	Fevzi Çakmak	Sultangazi	8	37899	399 C
3	Gazi Mahallesi	Sultangazi	9	36942	399 C
4	Keçesuyu	Gaziosmanpaşa	5	35686	399 C
5	Hekimsuyu Caddesi	Gaziosmanpaşa	7	24433	399 C
6	Ümraniye Devlet Hast	Ümraniye	13	20863	11 ÜS
7	Tuz Deposu	Sultangazi	7	20764	399 C
8	Gazi Esentepe	Sultangazi	9	20521	399 C
9	Su Kemerli	Sultangazi	9	20090	399 C
10	Bülbül Deresi	Üsküdar	30	19019	11 ÜS
11	Gazi İbo	Sultangazi	9	18478	399 C
12	Vardar Bulvarı	Eyüp	4	18400	399 C
13	Fatih Bulvarı	Sultanbeyli	10	18302	11 ÜS
14	Fatih Mahallesi	Sultanbeyli	6	17064	18 Ü
15	Gülbahçe Sok.	Sancaktepe	24	15476	11 ÜS
16	Fıstıkağacı	Üsküdar	30	15404	11 ÜS
17	Eyüp Hastanesi	Eyüp	20	14427	399 C
18	Acıbadem Metro İst.	Kadıköy	49	14250	18 Ü
19	Alibeyköy	Eyüp	23	13737	399 C
20	Yenisahra	Kadıköy	52	13691	18 Ü
21	Beşiktaş Meydan	Beşiktaş	24	13594	559 C
22	Teknik Üniversite	Beyoğlu	5	13499	559 C
23	Beşyol	Sultanbeyli	7	13032	18 Ü
24	Balat	Fatih	11	12482	399 C
25	Yıldız Tek. Üniv.	Beşiktaş	24	10983	559 C
26	Unkapanı-Kadir Has Ü	Fatih	11	10615	399 C
27	Nispetiye	Beşiktaş	4	10217	559 C
28	Akaretler	Beşiktaş	34	10043	559 C
29	Sanayi	Sultanbeyli	11	9954	11 ÜS
30	Etiler	Beşiktaş	6	8929	559 C
31	Ş. Hikmet Efendi Cad.	Sultanbeyli	11	8914	18 Ü
32	Göztepe Köprüsü	Kadıköy	50	8888	18 Ü
33	Boğaziçi Üniversite	Beşiktaş	5	8786	559 C
34	Feshane	Eyüp	15	8315	399 C
35	Koşuyolu Köprüsü	Kadıköy	48	7759	18 Ü
36	Sahil Yolu	Üsküdar	9	7714	18 Ü
37	Levent	Beşiktaş	17	7678	559 C
38	Rumelihisarüstü	Sarıyer	5	7652	559 C
39	Mimar Sinan Camii	Gaziosmanpaşa	4	7641	399 C
40	Kızılay	Sancaktepe	16	7161	18 Ü
41	Samandıra	Sancaktepe	30	6433	18 Ü
42	Z.Kuyu-Metrobüs 1	Şişli	29	6393	559 C
43	Harem	Üsküdar	9	6229	18 Ü
44	Teleferik Pierreloti	Eyüp	22	4756	399 C
45	Zincirlikuyu	Beşiktaş	39	4524	559 C
46	Sardunya Evleri	Sancaktepe	16	4363	18 Ü
47	Metrobüs Altunizade	Üsküdar	46	4310	11 ÜS
48	Kısıklı	Üsküdar	45	4264	11 ÜS
49	Turistik Çamlıca Tes.	Üsküdar	40	3891	11 ÜS
50	Altunizade	Üsküdar	48	3799	11 ÜS
51	Ihlamurkuyu	Ümraniye	1		11 ÜS

Tüm bu verilerin yanı sıra İstanbul iline yönelik geçmiş 10 yıla ait hava durumu verileri, hava sıcaklığı ve hava hadisesi ile birlikte Meteoroloji Genel Müdürlüğü'nden istenmiştir. Teslim alınan 500.853 kayıt içindeki hava hadiseleri türüne göre gruplanmıştır ve her bir türe bir ID verilmiştir. Bu ID değerleri ve hadise türleri Tablo 3.5'te listelenmiştir.

Tablo 3.5: Hava Hadiselerinin Gruplanmış Hali.

ID	Hava Hadisesi
1	Fırtına
2	Kar
3	Normal
4	Oraj
5	Sis
6	Yağmur

Elde edilen hava durumu verileri içerisinde yer alan hava sıcaklığı verileri de 8 °C aralıklarla gruplanmıştır. Tablo 3.6'da grup adları ve ID değerleri görülmektedir.

Tablo 3.6: Hava Sıcaklık Aralıkları ve ID Değerleri.

ID	Hava Sıcaklığı Grup Adı
1	Bilinmiyor
2	-3°C ile 5°C Arası
3	5°C ile 13°C Arası
4	13°C ile 21°C Arası
5	21°C ile 29°C Arası
6	29°C ve üstü

İstanbul maçlarından İstanbul ilinde stadyumu bulunan üç büyük takımın kendi sahalarında diğer takımlar ile yapmış oldukları maçlara yönelik veriler gruplanmıştır. Bu grupları ID değerleri ve takım adları Tablo 3.7'de listelenmiştir.

Tablo 3.7: İstanbul Maçları Türü ve ID Değerleri.

ID	Maç Türü
1	Galatasaray – Herhangi Bir Takım
2	Beşiktaş – Herhangi Bir Takım
3	Fenerbahçe – Herhangi Bir Takım

Resmi tatil verileri her bir tatil için bir ID değeri verilerek gruplanmıştır. Bu ID değerleri ve resmi tatil adları Tablo 3.8'de listelenmiştir.

Tablo 3.8: Resmi Tatil Adları ve ID Değerleri.

ID	Resmi Tatil Türü
1	Atatürk'ü Anma Gençlik ve Spor Bayramı
2	Zafer Bayramı
3	Cumhuriyet Bayramı
4	Ramazan Bayramı
6	Kurban Bayramı Arifesi
7	Kurban Bayramı
8	1 Mayıs İşçi Bayramı
9	Ramazan Bayramı Arifesi
10	Ulusal Egemenlik ve Çocuk Bayramı
11	Yılbaşı

Özel günler üç ana başlık altında toplanmıştır. Bu özel günlerin her birine verilen ID değeri ve özel günün adı aşağıdaki Tablo 3.9'da listelenmiştir.

Tablo 3.9: Özel Gün Adları ve ID Değerleri.

ID	Özel Gün Türü
1	Normal
2	1 Mayıs İşçi Bayramı Kutlamaları
3	Yılbaşı Kutlamaları
4	Seçim

İETT Ulaşım Koordinasyon Birimine verilen bir proje aracılığıyla veriler istenmiştir. Buradan elde edilen veriler ışığında analizler yapılmıştır. İlgili hatlarda şoförlük yapan kişiler ve yolcular ile Ek 1 ve Ek 2'de yer alan yarı yapılandırılmış görüşme formu aracılığıyla veriler toplanmıştır.

Özel günler altında toplanan resmi tatil verileri Milli Eğitim Bakanlığı (MEB) mevzuatından [99] elde edilirken İstanbul için turistik dönem tarihleri İstanbul Kültür ve Turizm Müdürlüğü'nden 1 Mart ve 31 Ekim olarak elde edilmiştir [100]. İstanbul'da trafik sıkışıklığına sebep olan iş saatleri verileri (08:00-10:00 ile 18:00-20:00) ise Yandex'in istatistiksel raporlarından elde edilmiştir [101]. Hava durumu bilgileri Meteoroloji Genel Müdürlüğü'nün TÜMAS [102] adlı sisteminden elde edilmiştir.

3.3. Veri Analizi

Araştırmada elde edilecek veriler Geri Beslemeli Yapay Sinir Ağları yöntemi ile analiz edilmiştir. Yapay sinir ağları neurosolutions, Matlap-Neural Network Toolbox, NeurDS, Mactivation, Weka gibi çeşitli programlar üzerinden kullanılabilir. Bu programlardan birçoğu paralel işlemcili bilgisayarlar üzerinde performans göstererek çalışabilmektedir.

İETT’den her bir yıl için ayrı bir dosya olmak üzere toplamda 4 dosya alınmıştır. Bu dosyalar format olarak veritabanlarına toplu insert yapılmasına uygun bir şekilde oluşturulmuştur. Şekil 3.7’de verilerin alınmış ham haline yönelik örnek bir görünüm vardır. Bu dört dosya öncelikle şekilsel açıdan incelenmiş ve yapısı irdelenmiştir. Her bir dosyanın yapısı anlaşıldıktan sonra ilk satırlarında yer alan başlık verileri silinmiş ve tek tırnaklardan ayrıştırılmıştır.

```

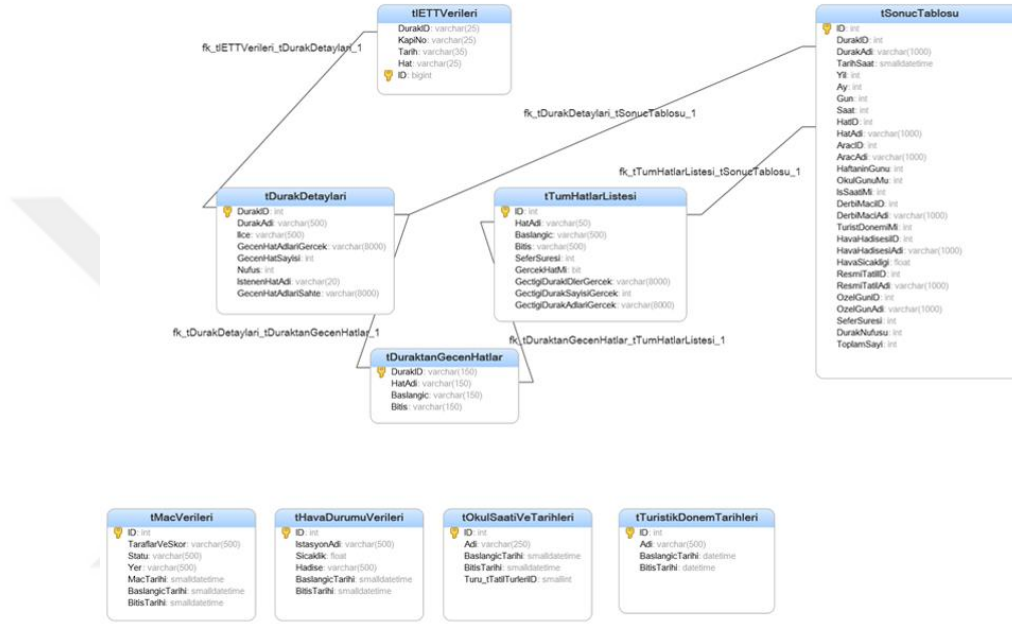
2015VeriPaylasim.csv (~\Desktop) - GVIM
File Edit Tools Syntax Buffers Window Help
'DurakKodu','DurakAdi','KapiNo','KartNo','KartTipi','Tarih','Hat'
'107072','HEKIMSUYU CADDESİ','A-1617','04712162712300','2015-06-06 17:59:01.000','388'
'107072','HEKIMSUYU CADDESİ','A-1617','046426B1321F00','2015-06-06 17:58:51.000','388'
'107072','HEKIMSUYU CADDESİ','A-1617','043E4BE2433400','2015-06-06 17:59:04.000','388'
'225631','YENISAHRA','C-024','04365541D21B00','2015-06-07 06:10:41.000','129T'
'107072','HEKIMSUYU CADDESİ','A-1617','04674701F82100','2015-06-06 17:58:55.000','388'
'112022','AKARETLER','C-024','0443196A581E00','2015-06-07 06:37:58.000','129T'
'107072','HEKIMSUYU CADDESİ','A-1617','041C31723F2E00','2015-06-06 17:58:58.000','388'
'222041','FISTIKAGACI','C-865','046352E2B42300','2015-06-06 22:29:07.000','11ÜS'
'222041','FISTIKAGACI','C-865','04514372712300','2015-06-06 22:29:11.000','11ÜS'
'222041','FISTIKAGACI','C-865','04233C4AD12E00','2015-06-06 22:29:01.000','11ÜS'
'222041','FISTIKAGACI','C-865','046C40A2B12D00','2015-06-06 22:29:28.000','11ÜS'
'222041','FISTIKAGACI','C-865','044F918ADD2F00','2015-06-06 22:29:05.000','11ÜS'
'222021','BÜLBÜL DERESİ','C-1713','045B7B62082700','2015-06-07 06:44:12.000','11L'
'222041','FISTIKAGACI','C-1713','043D1F9ADD2F00','2015-06-07 06:49:52.000','11L'
'222021','BÜLBÜL DERESİ','C-1713','0447256A002300','2015-06-07 06:44:44.000','11L'
'222041','FISTIKAGACI','C-1713','042B2A72712300','2015-06-07 06:49:40.000','11L'
'222041','FISTIKAGACI','C-1713','043287E2B12D00','2015-06-07 06:49:48.000','11L'
'119691','B-1909','04602802442800','2015-06-06 22:12:34.000','36CE'
'222412','GÜLBAHÇE SOK.','C-1518','045D485AF42200','2015-06-06 18:54:47.000','19S'
'222412','GÜLBAHÇE SOK.','C-1518','045248C9961B00','2015-06-06 18:40:12.000','19S'
'222412','GÜLBAHÇE SOK.','C-1518','042F1A7A581E00','2015-06-06 18:46:28.000','19S'
'222412','GÜLBAHÇE SOK.','C-1518','04201632072500','2015-06-06 18:49:54.000','19S'
'225562','KOSUYOLU KÜPRÜSÜ','C-1718','048A529A551F00','2015-06-07 07:11:10.000','19T'
'119531','B-1821','04803B227C3C00','2015-06-06 21:07:53.000','99'
'107042','FEUZI ÇAKMAK','A-1024','04458B7A581E00','2015-06-07 06:13:57.000','49G'
'106101','KEÇESUYU','A-1024','045A60DA581E00','2015-06-07 06:22:36.000','49G'
'222041','FISTIKAGACI','C-1784','047B5C2AF53B00','2015-06-07 06:39:00.000','9ÜD'
'114992','BESİRTAS MEYDAN','B-1612','041436EAB12D00','2015-06-03 22:04:56.000','41E'
'113351','ZINCİRLİKUYU','C-110','044E15A2292300','2015-06-07 06:33:39.000','522B'
'222582','FATİH BULVARI','C-761','044808A8FF2200','2015-06-07 05:28:31.000','522ST'

```

Şekil 3.7: İETT'den Alınan Verilerden Örnek Bir Görünüm.

Microsoft SQL Server üzerinde bir adet veritabanı oluşturulmuş ve veriler ilişkisel tablolar halinde burada tutulmuştur. İlgili veri dönüşümleri yazılan ileri düzey sorgular ile elde edilmiştir. Veri dönüşümleri kayıt sayılarının çok fazla olması sebebiyle bir ayı aşkın bir süre sonunda yapılabilmektedir. Resmi tatiller ve Cumartesi-Pazar dışındaki kalan günler dışındaki tüm günlerin 08:00-10:00 ile 18:00-20:00 arası saatleri iş saati olarak işaretlenmiştir.

Okulların birinci ve ikinci dönemlerine ait başlangıç ve bitiş tarihleri arasında kalan günler okul günü olarak işaretlenirken, ligdeki dört büyük takım olan Beşiktaş, Trabzonspor, Galatasaray, Fenerbahçe takımlarının İstanbul ilinde yaptıkları maç günleri İstanbul maç günü olarak işaretlenmiştir. Tüm yıllar için 1 Mart ve 31 Ekim tarihleri arasındaki tarihler turistik gün olarak işaretlenmiştir. Bu verilerin veritabanında tutulma biçimini anlatan modelin ilişkiler ile anlatılan şekli aşağıdaki Şekil 3.8’de verilmiştir.



Şekil 3.8: Veritabanı Modellemesi.

İETT’den alınan 72.516.729 adet veri analize tabi tutulurken bir kısım duraklardan geçmemesi gereken hatların ilgili duraklardan geçtiği görülmüştür. Bu durumun sebeplerine yönelik İETT ile görüşmeler yapılmış ve kurumun verilerini tutmakla sorumlu kişilerin verilerinde bu durumun böyle olduğu anlaşılmıştır. Verileri tutan kişiler ile yapılan görüşmelerde hat sorumlularının bazı hatları düzenlemek adına bir hattı başka bir hatta yönlendirmek gibi kararlar alabildiği fakat otobüs şoförlerinin bu hat değişikliğini cihaza işlemesi gerekirken bu işlemin yapılmaması sebebiyle böyle durumların olduğu belirtilmiştir. Bu nedenle eldeki veriler bir hattın güzergâhındaki duraklar olması sebebiyle bu durakların hepsinden geçen hatların adları ilgili hat adı olarak güncellenmiş ve veriler yeniden düzenlenmiştir. Böylelikle veriler 51 duraktan geçen 4 hat için 15.103.762 sayısına indirilmiştir. Buradaki veriler de saatlik binen yolcu sayısı bulunabilmesi amacıyla gruplanmış ve toplam 2.702.050 adet kayıt ile çalışma yürütülmüştür.

İETT'den elde edilen veriler bir saat aralığında binen kişi sayısı olarak düzenlenmiştir. Bu sayıların çok farklı değişken aralığına sahip olması ve sıklıklarının birbirine yakın olmaması sebebiyle tahmin çalışmasının daha düşük hata ile tahminlenmesini sağlayamamaktadır. Bu sebeple buradaki binen kişi sayıları 11'erli aralıklarla gruplanmış ve her bir gruba bir ID değeri verilmiştir. Tablo 3.10'da grup adları ve ID değerleri görülmektedir. Fakat bu şekilde yapılan analizlerde sınıflandırma yapılmakta olup doğru sınıflandırma sayısının daha düşük olduğu görülmüş ve tam kişi sayısı tahmin etmeye odaklanılmıştır.

Tablo 3.10: Sonuç Kısmında Binen Kişi Sayılarının Gruplanmış ID Değerleri.

Durak Adı	Grup ID	Grup Adı	Biniş Sayısı Frekansı
Sardunya Evleri	1	0 Kişi	0
Sardunya Evleri	2	1-2 Kişi	1553
Sardunya Evleri	3	3-5 Kişi	1705
Sardunya Evleri	4	6-11 Kişi	2125
Sardunya Evleri	5	12-19 Kişi	1717
Sardunya Evleri	6	20-31 Kişi	1899
Sardunya Evleri	7	32-41 Kişi	1754
Sardunya Evleri	8	42-51 Kişi	1867
Sardunya Evleri	9	52-63 Kişi	1843
Sardunya Evleri	10	64-82 Kişi	1765
Sardunya Evleri	11	83-405 Kişi	1881
Altunizade	1	0 Kişi	0
Altunizade	2	1-6 Kişi	1809
Altunizade	3	7-13 Kişi	2073
Altunizade	4	14-21 Kişi	1974
Altunizade	5	22-32 Kişi	2017
Altunizade	6	33-48 Kişi	2081
Altunizade	7	49-72 Kişi	2008
Altunizade	8	73-116 Kişi	2018
Altunizade	9	117-213 Kişi	1997
Altunizade	10	214-379 Kişi	2009
Altunizade	11	380-1346 Kişi	2013
Fevzi Çakmak	1	0 Kişi	0
Fevzi Çakmak	2	1-3 Kişi	1469
Fevzi Çakmak	3	4-5 Kişi	1119
Fevzi Çakmak	4	6-8 Kişi	1588
Fevzi Çakmak	5	9-12 Kişi	1646
Fevzi Çakmak	6	13-17 Kişi	1700
Fevzi Çakmak	7	18-22 Kişi	1480
Fevzi Çakmak	8	23-28 Kişi	1519
Fevzi Çakmak	9	29-37 Kişi	1681
Fevzi Çakmak	10	38-51 Kişi	1552
Fevzi Çakmak	11	52-197 Kişi	1569
Beşiktaş Meydan	1	0 Kişi	0
Beşiktaş Meydan	2	1-11	1834
Beşiktaş Meydan	3	12-23	1871
Beşiktaş Meydan	4	24-38	1915
Beşiktaş Meydan	5	39-55	1981
Beşiktaş Meydan	6	56-69	1842
Beşiktaş Meydan	7	70-83	1873
Beşiktaş Meydan	8	84-99	1984
Beşiktaş Meydan	9	100-117	1887
Beşiktaş Meydan	10	118-145	1935
Beşiktaş Meydan	11	146-529	1941

Veriler arasındaki sayı gruplarının her birinin başlangıç ve bitiş değerleri birbirinden farklıdır. Bu sebeple bir kısım sayıların büyük değerlerden diğer bir kısım sayıların da küçük değerlerden oluşması sonucu YSA programları bunları farklı önem derecesinde görmesini engellemek için veriler normalize edilmiştir. Veriler normalize edilirken aşağıdaki matematiksel fonksiyon kullanılmıştır.

$$X' = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}}$$

3.3.1. *k*-Katlı Çapraz Doğrulama Yöntemi ile Verilerin Eğitim ve Test Olarak Ayırıştırılması

Sistemlerin başarılarını değerlendirmek amacıyla, sistemlerin test verilerinin yürütülmesi sonucu elde edilen sonuç değerlerinin doğrulukları karşılaştırılır. Bu amaçla kullanılan en yaygın yöntemlerden *k*-katlı çapraz doğrulama yöntemi verileri rastgele *k* sayıda alt kümeye ayırır. Her defasında bir küme test kümesi olurken *k*-1 küme ise eğitim kümesi olur. *k* tane farklı eğitim ve test kümesinin aynı şekilde *k* tane de başarı ölçüsü elde edilir. Bu sebeple de genel başarıyı hesaplayabilmek için bu ölçümlerin ortalaması alınır. Sistemin genel sınıflandırma başarı oranı (*SBO*), doğru sınıflandırılmış veri sayısının (*DSVS*) toplam veri sayısına (*TVS*) bölünmesiyle elde edilir. Bu hesaplama aşağıdaki eşitlikte görüldüğü gibi hesaplanmaktadır [103].

$$SBO = \frac{DSVS}{TVS}$$

$$\text{ortalama } SBO = \frac{\sum_{i=1}^k SBO_i}{k}$$

Buradaki çalışmada da veriler her bir durak için 2,5,10,15,20,25,30 katlı çapraz doğrulama yöntemi ile eğitim ve test verileri olarak ayırıştırılarak denemeler yapılmıştır. Bu denemelerde en düşük mutlak ortalama hataya ulaşmak hedeflenmiştir. Feyzi Çakmak durağındaki veriler 20-katlı çapraz doğrulama yöntemi ile eğitim ve test verileri olarak ayırıştırılmıştır. Tüm veriler rastgele seçim ile 20 parçaya ayırıştırılmıştır. 19 parça eğitim verisi olurken 1 parça test verisi olmuştur. Sonrasında bir diğer 19 parça eğitim verisi olmuş ve bir başka 1 parça test verisi olmuştur. Bu işlem 20 kez tekrarlanmıştır. Veriler eğitim ve test kümesi olarak yapay sinir ağlarında bu şekilde kullanılmıştır. Cheng, Randall ve Baldi [104]'nin çalışmasında da

buradakine benzer şekilde 20-katlı çapraz doğrulama yöntemi kullanılmıştır. Farklı çalışmalarda da 20-katlı çapraz doğrulamanın kullanıldığı görülmüştür [105, 106, 107, 108].

Buradaki verilerin ayrıştırılmasında kullanılan farklı k-katlı çapraz doğrulama yöntemleri ile denemeler başka çalışmalarda da kullanılmıştır. Gu ve ark. [109] da yaptığı çalışmada 10, 20 ve 30-katlı çapraz doğrulama yöntemlerini kullanmış ve en düşük hata değerine 20-katlı çapraz doğrulamada erişmiştir. Bu sebeple de çalışmasını bu doğrultuda devam ettirmiştir. Benzer şekilde Singh ve ark. [110] da 3,5 ve 7-katlı çapraz doğrulama yöntemleri ile denemeler yapmış ve en düşük hatayı 7-katlı çapraz doğrulamada elde etmiştir. Yine buradaki değerlere benzer şekilde farklı çalışmalarda 5-katlı veya 10-katlı çapraz doğrulama yöntemleri kullanılırken [111] 15-katlı [112], 25-katlı [113], 30-katlı [114, 115] çapraz doğrulamanın kullanıldığı çalışmalar da vardır.

Her bir hat için bir adet durak olmak üzere toplam dört durak seçilmiş ve bu duraklardan binecek yolcu sayıları için tahminleme çalışmaları yapılmıştır. Bu durakların ikisi Anadolu yakasında iken ikisi de Avrupa yakasındadır. Bu duraklar saatlik ve günlük ortalama en yüksek biniş sayısına sahip duraklar olarak seçilmiştir. Bu duraklara ait detay bilgileri aşağıdaki Tablo 3.11’de listelenmiştir.

Tablo 3.11: Tahminleme Yapılan Durak Bilgileri.

Sıra No	Durak Adı	Tahminlenen Hat	Eğitim Veri Sayısı	Test Veri Sayısı	Toplam Veri Sayısı
1	Fevzi Çakmak (Sultangazi)	399 C	15.323	15.323	15.323
2	Sardunya Evleri (Sancaktepe)	18 Ü	18.109	18.109	18.109
3	Altunizade (Üsküdar)	11 ÜS	19.999	19.999	19.999
4	Beşiktaş Meydan (Beşiktaş)	559 C	19.063	19.063	19.063

Otobüs şoförleri ve yolcuları ile yapılmış görüşmeler kendilerinden alınan izinler doğrultusunda ses kayıt cihazı yardımıyla kayıt altına alınmıştır. Bu kayıtlar daha sonra bilgisayar ortamına aktarılmıştır. Görüşmeler yapılmadan önce görüşme içeriğine yönelik kısa bir açıklama yapıldıktan sonra ses kayıt cihazını göstererek görüşmelerin kaydedileceği belirtilmiştir. Katılımcıların endişelerini gidermek için kendilerinin kimliklerini tanımlayabilecek veya nereden otobüse bindiklerini tanımlayabilecek hiçbir bilginin kullanılmayacağı ve bunlar yerine kodlar ile ifade edileceği belirtilmiştir. Tüm bunlara rağmen bazı yolcu ve şoförler görüşme yapmak istemediklerini belirtmişlerdir. Kimisi ineceği durağa gelmiş olması sebebiyle katılamayacağını, kimi şoförlerin ise hareket saatinin gelmesi sebebiyle katılamayacağını belirtmişlerdir. Bir kısım yolcular ise hiç konuşmayarak

sadece el işaretleri ile katılmak istemediklerini ve rahat bırakılmak istediklerini anlatmışlardır. Verilerin toplanmasında ring hatlarda otobüsün hareket etmesi sebebiyle yolcuların kısa sürelerde inmek durumunda kalmaları görüşmeleri biraz zorlaştırmıştır. Elde edilen veriler nVivo programı kullanılarak içerik analizi yöntemiyle analiz edilmiş ve temalar ortaya çıkarılmıştır. Ortaya çıkan temalar katılımcı sayıları ile birlikte çeşitli şekiller yardımı ile görsel olarak sunulmuştur. Araştırmanın güvenilirliğini artırmak için bulgularda katılımcıların isimleri verilmeden şoför ve yolcular ayrı ayrı kodlanarak görüşlerinden örnekler de direk olarak çalışma içinde verilmiştir. Tüm bunların yanı sıra yapılan analizler farklı iki araştırmacının da değerlendirmesi ile kontrol edilmiş ve geçerlik ve güvenilirliği arttırılmaya çalışılmıştır.



4. BULGULAR

Veriler SQL veritabanında tutulmuş ve yazılan sorgular ile öncelikle verilere genel olarak bakılmıştır. Daha sonra veriler analiz programının formatına uygun hale dönüştürülmüştür.

4.1. Verilere Genel Bir Bakış

Belirlenmiş olan verilere yönelik kayıtlar 3 yıl 6 ay ve 21 günden oluşmaktadır. Tüm durakların günlük ortalama biniş sayıları hesaplanırken her bir durak için toplam biniş sayısının başlangıç ve bitiş tarihleri arasında geçen 1298 güne bölünmesi ile elde edilmiştir. Benzer şekilde tüm durakların saatlik ortalama biniş sayıları hesaplanırken ise her bir durak için toplam biniş sayısının 1298 gün ile 24 saatin çarpımına bölünmesi ile elde edilmiştir. Bu sonuçlar Tablo 4.1’de listelenmiştir.

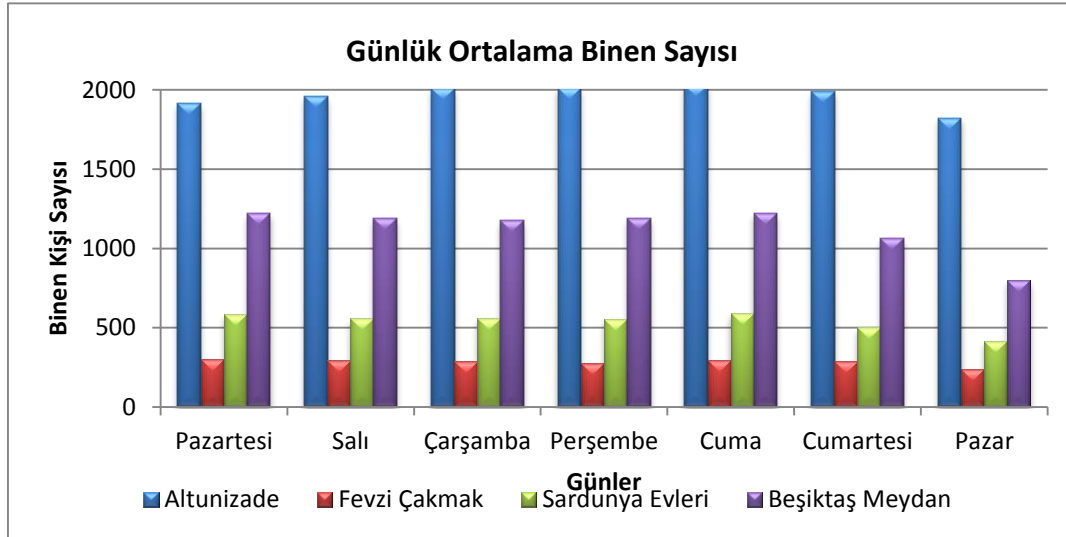
Tablo 4.1: Her Bir Durağa Yönelik Günlük Ortalama ve Saatlik Ortalama Biniş Sayısı.

Sıra No	Durak Adı	Hat Adı	Günlük Ortalama Biniş Sayısı	Saatlik Ortalama Biniş Sayısı
1	Altunizade	11ÜS	1957,2612	81,5525
2	Beşiktaş Meydan	559C	1120,4908	46,6871
3	Akaretler	559C	676,7388	28,1975
4	Boğaziçi Üniversite	559C	625,2327	26,0514
5	Z.Kuyu-Metrobüs 1	559C	559,4961	23,3123
6	Sardunya Evleri	18Ü	536,8798	22,3700
7	Rumelihisarüstü	559C	473,7296	19,7387
8	Bülbül Deresi	11ÜS	361,9422	15,0809
9	Nispetiye	559C	346,6194	14,4425
10	Sanayi	11ÜS	297,9076	12,4128
11	Fevzi Çakmak	399C	281,9676	11,7487
12	Beşyol	18Ü	279,6002	11,6500
13	Fatih Bulvarı	11ÜS	264,7211	11,0300
14	Kısıklı	11ÜS	253,7619	10,5734
15	Samandıra	18Ü	242,3613	10,0984
16	Etiler	559C	226,6348	9,4431
17	Gülbahçe Sok.	11ÜS	225,7419	9,4059
18	Zincirlikuyu	559C	190,8344	7,9514
19	Metrobüs Altunizade	11ÜS	183,1448	7,6310
20	Ümraniye Devlet Hast	11ÜS	180,2234	7,5093
21	Levent	559C	169,1441	7,0477
22	Yenisahra	18Ü	165,2912	6,8871
23	Küçükköy	399C	155,1672	6,4653
24	Feshane	399C	143,0701	5,9613
25	Alibeyköy	399C	139,2989	5,8041
26	Unkapanı-Kadir Has Ü	399C	129,5539	5,3981
27	Fıstıkağacı	11ÜS	124,4846	5,1869
28	Yıldız Tek. Üniv.	559C	115,2411	4,8017
29	Gazi Mahallesi	399C	108,2681	4,5112

Tablo 4.1 (Devam): Her Bir Durağa Yönelik Günlük Ortalama ve Saatlik Ortalama Biniş Sayısı.

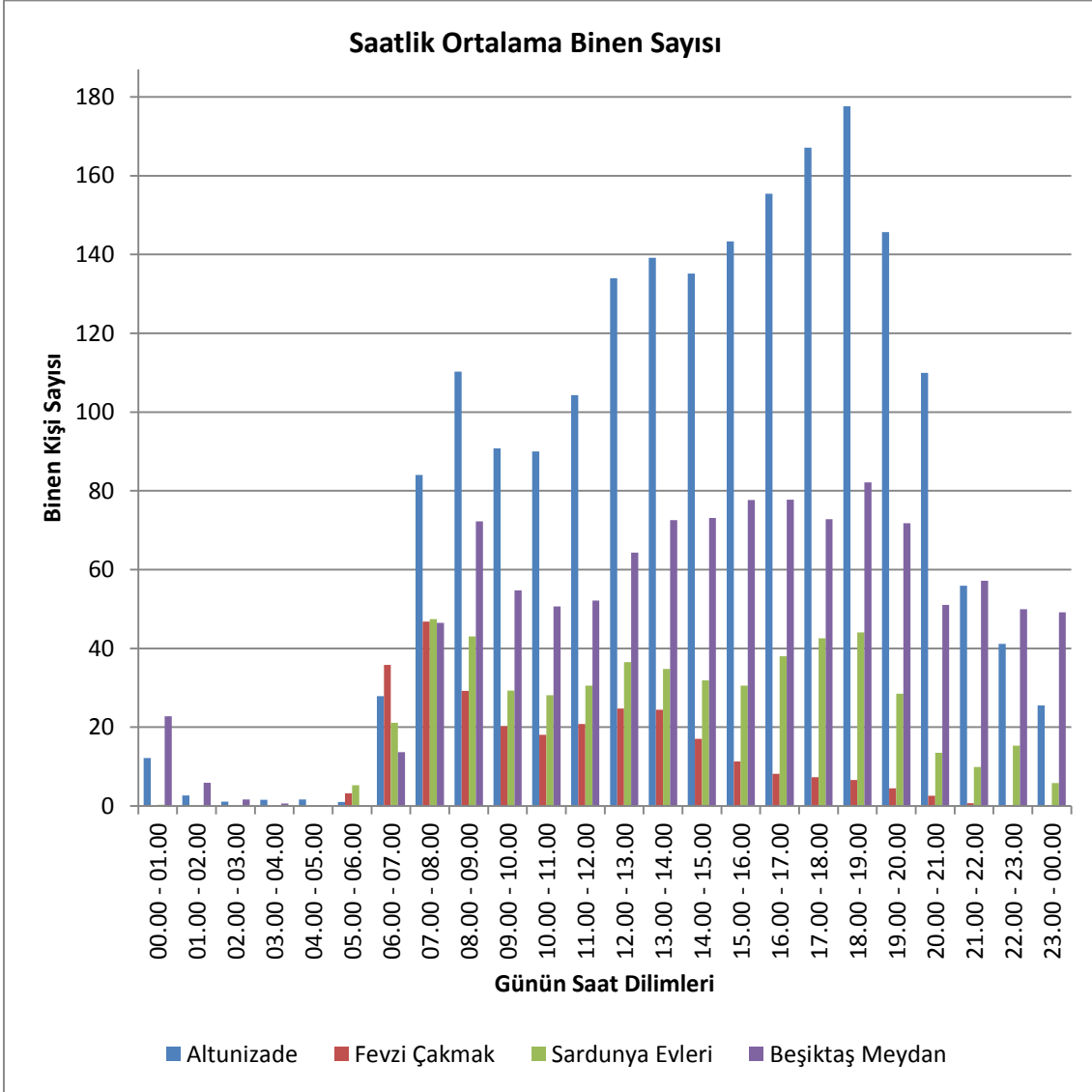
Sıra No	Durak Adı	Hat Adı	Günlük Ortalama Biniş Sayısı	Saatlik Ortalama Biniş Sayısı
30	Su Kemerli	399C	91,6972	3,8207
31	Fatih Mahallesi	18Ü	90,6002	3,7750
32	Göztepe Köprüsü	18Ü	88,0293	3,6679
33	Balat	399C	82,0000	3,4167
34	Acıbadem Metro İst.	18Ü	77,6171	3,2340
35	Eyüp Hastanesi	399C	72,7874	3,0328
36	Sahil Yolu	18Ü	71,7535	2,9897
37	Keçesuyu	399C	63,2319	2,6347
38	Kızılay	18Ü	62,4707	2,6029
39	Teknik Üniversite	559C	58,9823	2,4576
40	Gazi Esentepe	399C	45,9037	1,9127
41	Ş. Hikmet Efendi Cad.	18Ü	42,8991	1,7875
42	Hekimsuyu Caddesi	399C	41,9507	1,7479
43	Gazi İöo	399C	35,0801	1,4617
44	Koşuyolu Köprüsü	18Ü	34,5324	1,4388
45	Teleferik Pierreloti	399C	32,5940	1,3581
46	Tuz Deposu	399C	29,8775	1,2449
47	Harem	18Ü	25,9646	1,0819
48	Turistik Çamlıca Tes.	11ÜS	22,8960	0,9540
49	Mimar Sinan Camii	399C	20,2542	0,8439
50	Vardar Bulvarı	399C	10,2442	0,4268
51	Ihlamurkuyu	11ÜS	0,0054	0,0002

Verilerin her bir güne ait toplam sayıları çıkartılmış ve bu sayı başlangıç ve bitiş tarihleri arasındaki 185 haftaya bölününce günlük ortalama binen sayıları elde edilmiştir. Günlük ortalama biniş sayıları duraklara göre Şekil 4.1’de gösterilmektedir.

**Şekil 4.1:** Duraklara Göre Günlük Binen Yolcu Sayıları.

Belirtilen tarihler arasında toplam 1268 gün bulunmaktadır. Günün saat aralıklarındaki ortalama binen yolcu sayılarını bulabilmek için toplam binen yolcu sayıları 1268’e bölününce

saatlik ortalama biniş sayıları elde edilmiştir. Yapılan bu ortalama analizine yönelik sonuçlar durak bazlı olarak grafik Şekil 4.2'de gösterilmiştir.



Şekil 4.2: Günün Saat Dilimlerine Göre Ortalama Binen Yolcu Sayıları.

Her bir durağın kendine has özellikleri olması ile birlikte tüm duraklar için sabah ve akşam saatlerinin diğer saat dilimlerine göre daha yoğun olduğu grafikte görülmektedir. Bu durum girdi parametresi olarak saat verisinin olmasının gerekliliğini de göstermektedir.

4.2. Yapay Sinir Ağları İle Tahminleme

Çalışma kapsamında 13 adet girdi verisinin ve bir adet çıktı verisinin bulunduğu yapay sinir ağları modeli oluşturulmuştur. Bu modelde girdi değerlerinden bir kısmının çıktı değerine etkisi olmayabileceği ve bu sebeple gereksiz olabileceği düşüncesiyle her bir girdi değerinin çıkartılarak ortalama mutlak hata değeri kontrol edilmiştir. Böylelikle herhangi bir girdi değerinin çıkartılması durumunda ortalama mutlak hata değerinin düşmesi o girdi değerinin çıktı değerine etkisinin olmadığı düşünülmüştür. Altunizade durağına 2-katlı çapraz doğrulama yöntemiyle yapılan analizin sonuçları aşağıdaki Tablo 4.2’de gösterilmiştir.

Tablo 4.2: Altunizade Durağı Girdi Kombinasyonları ve Ortalama Mutlak Hata.

Çıkartılan Girdi Değişkeni	OMH	HKO
Tüm Girdiler Var İken	6,1792	7,9432
Ay	6,9308	8,8142
İstanbul Maçı ID	6,2170	8,0616
Gün	6,2413	7,9817
Haftanın Günü	6,8170	8,6605
Hava Hadisesi ID	6,2046	7,9871
Hava Sıcaklığı Grubu ID	6,2880	8,1162
İş Saati (Evet/Hayır)	6,3856	8,1068
Özel Gün ID	6,2006	7,9177
Okul Günü (Evet/Hayır)	6,2379	8,0447
Resmi Tatil ID	7,1270	8,9235
Saat	9,7347	11,2179
Turist Donemi (Evet/Hayır)	6,3729	8,2089
Yıl	6,2613	8,0562

Fevzi Çakmak durağı baz alınarak tüm duraklar için bazı girdi değerlerinin çıkartılması durumunda ortalama mutlak hata değerinin düşeceği ve daha iyi sonuçlar elde edileceği çalışmada düşünülmüştür. Fakat yapılan analizlerde görülmüştür ki herhangi bir girdi değerinin çıkartılması ortalama mutlak hatanın düşmesine etki etmemesinin yanı sıra yükselmesine neden olmuştur. Bu durum da göstermektedir ki çalışma için belirlenen otobüs duraklarında binen yolcu sayılarını etkileyen tüm etmenler iyi seçilmiştir. Buradaki analizin hızlı çalışmasının sağlanması için hem iç katman sayıları hem de çapraz doğrulama sayısı tüm analizlerde sabit bırakılmıştır. Analizlerde 2-katlı çapraz doğrulama kullanılmış olup iç katman sayısı olarak ise her bir durak için iki katmanlı ve en uygun modeldeki iç katman sayısı olan üçerli sınırlara sahip model kullanılmıştır.

Alanında uzman kişilerden alınan görüşler doğrultusunda iki katmanlı ve her bir katmanda 15 adet sinirin bulunduğu gizli katman yapısı oluşturulmuştur. İlk denemeler bu şekilde yapılmıştır. Daha sonraki denemelerde çeşitli şekillerde modelin gizli katmanlarındaki sinir sayılarında değişiklikler yapılmıştır. Her bir durak için eğitim ve test verileri ayrı ayrı oluşturulmuş ve denemeler bağımsız olarak yapılmıştır. Gizli katman sayısındaki yapılan değişiklikler ile test verilerinde oluşan hata oranı karşılaştırılmış ve en düşük hata düzeyine ulaşılması hedeflenmiştir.

Her bir durak için 13 adet girdisi olan fakat iç katmandaki sinir sayıları birbirinden farklı olan 20 model ile denemeler yapılmış ve ortalama mutlak hata değerleri dikkate alınarak en düşük hataya ulaşmak hedeflenmiştir. Farklı iç katman sayıları ile yapılan deneme sonuçları kayıt altına alınmıştır. Bu kayıtlar aşağıdaki Tablo 4.3'te listelenmiş ve en düşük hata oranına sahip satırlar sarı renk ile işaretlenmiştir.

Tablo 4.3: YSA Modelinde Farklı İç Katman Sayıları İle Deneme Sonuçları.

Durak Adı	Çapraz Doğrulama	Gizli Katman Sayısı	OMH	HKO
Altunizade	2	3x3	7,1910	9,1271
Altunizade	2	17x11x6x4	7,2535	9,3061
Altunizade	2	5x5	7,3305	9,2862
Altunizade	2	9x9x8	7,3719	9,4958
Altunizade	2	16x12x8x5	7,3738	9,5099
Altunizade	2	10x10	7,4647	9,6651
Altunizade	2	10x11x1	7,4684	9,3581
Altunizade	2	9x9x8x7	7,5045	9,5880
Altunizade	2	20x18x15x10	7,8328	10,0629
Altunizade	2	10x11	7,8561	9,8088
Altunizade	2	18x15x10	7,9074	10,2698
Altunizade	2	15x15	8,0218	10,3644
Altunizade	2	20x18x15	8,0563	10,4661
Altunizade	2	16x15	8,0695	10,1362
Altunizade	2	15x10x5	8,1128	10,4641
Altunizade	2	17x14x9	8,1230	10,5043
Altunizade	2	22x14x18	8,1458	10,5538
Altunizade	2	7x8	8,4217	10,1331
Altunizade	2	14x13x9	9,0279	11,5779
Altunizade	2	18x15x10x2	9,4894	11,0753
Beşiktaş Meydan	2	14x13x9	9,0080	11,5449
Beşiktaş Meydan	2	16x15	9,2568	11,5769
Beşiktaş Meydan	2	17x11x6x4	9,2808	11,4429
Beşiktaş Meydan	2	10x11x1	9,2932	11,6819
Beşiktaş Meydan	2	18x15x10	9,3215	11,9833

Tablo 4.3 (Devam): YSA Modelinde Farklı İç Katman Sayıları İle Deneme Sonuçları.

Durak Adı	Çapraz Doğrulama	Gizli Katman Sayısı	OMH	HKO
Beşiktaş Meydan	2	3x3	9,3630	11,7338
Beşiktaş Meydan	2	15x10x5	9,3951	11,9429
Beşiktaş Meydan	2	15x15	9,6042	12,1948
Beşiktaş Meydan	2	9x9x8	9,7045	12,2983
Beşiktaş Meydan	2	20x18x15	9,7462	12,4159
Beşiktaş Meydan	2	20x18x15x10	9,7754	12,3257
Beşiktaş Meydan	2	9x9x8x7	9,7922	11,9110
Beşiktaş Meydan	2	22x14x18	9,8713	12,5725
Beşiktaş Meydan	2	10x11	9,9111	12,5109
Beşiktaş Meydan	2	5x5	9,9628	12,3755
Beşiktaş Meydan	2	17x14x9	10,1112	12,8415
Beşiktaş Meydan	2	10x10	10,1566	12,6122
Beşiktaş Meydan	2	7x8	10,2424	13,0313
Beşiktaş Meydan	2	16x12x8x5	10,3240	12,1479
Beşiktaş Meydan	2	18x15x10x2	10,3241	12,1480
Fevzi Çakmak	2	3x3	6,1792	7,9432
Fevzi Çakmak	2	15x10x5	6,4986	8,5631
Fevzi Çakmak	2	10x11x1	6,6046	8,5011
Fevzi Çakmak	2	5x5	6,6497	8,4452
Fevzi Çakmak	2	20x18x15	6,6753	8,8517
Fevzi Çakmak	2	16x12x8x5	6,6769	8,7762
Fevzi Çakmak	2	20x18x15x10	6,7406	8,9374
Fevzi Çakmak	2	17x11x6x4	6,7457	8,8525
Fevzi Çakmak	2	7x8	6,8530	8,8313
Fevzi Çakmak	2	22x14x18	6,9363	9,2194
Fevzi Çakmak	2	9x9x8x7	6,9385	8,9547
Fevzi Çakmak	2	18x15x10	6,9578	9,2229
Fevzi Çakmak	2	16x15	7,0118	9,1021
Fevzi Çakmak	2	9x9x8	7,0220	8,9885
Fevzi Çakmak	2	17x14x9	7,0731	9,2164
Fevzi Çakmak	2	18x15x10x2	7,0807	9,1286
Fevzi Çakmak	2	15x15	7,1037	9,1548
Fevzi Çakmak	2	10x11	7,1196	9,0041
Fevzi Çakmak	2	14x13x9	7,1274	9,0855
Fevzi Çakmak	2	10x10	7,4401	9,4291
Sardunya Evleri	2	9x9x8x7	6,4790	8,6138
Sardunya Evleri	2	16x12x8x5	6,5998	8,7261
Sardunya Evleri	2	20x18x15x10	6,6464	9,1080
Sardunya Evleri	2	5x5	6,6686	8,8565
Sardunya Evleri	2	18x15x10	6,6877	9,0935
Sardunya Evleri	2	10x11	6,7582	9,0859
Sardunya Evleri	2	10x10	6,9251	9,3321
Sardunya Evleri	2	9x9x8	6,9604	9,2612
Sardunya Evleri	2	22x14x18	7,0684	9,7339
Sardunya Evleri	2	20x18x15	7,1400	9,8637
Sardunya Evleri	2	16x15	7,1758	9,5484
Sardunya Evleri	2	15x10x5	7,2815	9,7078
Sardunya Evleri	2	17x11x6x4	7,2839	9,4394
Sardunya Evleri	2	17x14x9	7,4050	9,8816
Sardunya Evleri	2	7x8	7,5472	9,2074
Sardunya Evleri	2	15x15	7,7211	9,7814
Sardunya Evleri	2	18x15x10x2	7,7768	9,7304
Sardunya Evleri	2	3x3	7,8483	9,8830
Sardunya Evleri	2	10x11x1	7,8859	10,0683
Sardunya Evleri	2	14x13x9	7,9398	10,2106

Her bir durak için 5, 10, 15, 20, 25 ve 30-katlı çapraz doğrulama yöntemi uygulanmıştır. Altunizade durağı için 2-katlı çapraz doğrulama, Beşiktaş Meydan durağı için 10-katlı çapraz doğrulama, Feyzi Çakmak durağı için 2-katlı çapraz doğrulama ve Sardunya Evleri durağı için 10-katlı çapraz doğrulama yönteminde en düşük ortalama mutlak hata değerine ulaşılmıştır. Buradaki denemelerde ise bir önceki analizde her bir durak için bulunan optimum iç katman sayıları kullanılmıştır. Yapılan deneme sonuçları aşağıdaki Tablo 4.4'te gösterilmiştir.

Tablo 4.4: Durakların Her Biri İçin Farklı Çapraz Doğrulama Deneme Sonuçları.

Durak Adı	Çapraz Doğrulama	OMH	HKO
Altunizade	2	7,1910	9,1271
Altunizade	5	7,5121	9,5110
Altunizade	15	7,6787	9,7109
Altunizade	30	7,6838	9,7183
Altunizade	10	7,7727	9,7338
Altunizade	25	8,0490	10,2300
Altunizade	20	8,0906	10,2176
Beşiktaş Meydan	10	8,8008	11,1084
Beşiktaş Meydan	5	8,9149	11,2445
Beşiktaş Meydan	25	8,9176	11,2586
Beşiktaş Meydan	20	8,9746	11,2647
Beşiktaş Meydan	2	9,0080	11,5449
Beşiktaş Meydan	30	9,1497	11,4939
Beşiktaş Meydan	15	9,6246	12,0479
Fevzi Çakmak	2	6,1792	7,9432
Fevzi Çakmak	5	6,3307	8,2306
Fevzi Çakmak	15	6,4812	8,2799
Fevzi Çakmak	10	6,6217	8,4603
Fevzi Çakmak	25	6,7646	8,6534
Fevzi Çakmak	30	6,9083	8,7295
Fevzi Çakmak	20	6,9085	8,7764
Sardunya Evleri	10	6,0892	8,2720
Sardunya Evleri	5	6,2826	8,5145
Sardunya Evleri	2	6,4790	8,6138
Sardunya Evleri	15	6,5272	9,0860
Sardunya Evleri	20	6,5272	8,6234
Sardunya Evleri	30	6,5812	8,5946
Sardunya Evleri	25	6,6393	8,8272

Duraklar için en düşük ortalama mutlak hatayı üreten gizli katman sayıları bulunmuştur. Sonrasında yapılmış olan farklı k-katlı çapraz doğrulama sayıları ile de en düşük ortalama

mutlak hata üreten çapraz doğrulama sayısı bulunmuştur. Bunların birleşiminden oluşturulan model sonucu aşağıda yer alan Tablo 4.5'te dört durak için hata değerleri listelenmiştir.

Tablo 4.5: Duraklara Yönelik Hata Tahmin Değerleri.

Durak Adı	Hata Türü	Değeri
Altunizade	Gizli Katman Sayısı	3x3
	Çapraz Doğrulama Sayısı	2
	Ortalama Mutlak Sapma	7,1910
	Hata Kareleri Ortalaması	9,1271
Beşiktaş Meydan	Gizli Katman Sayısı	14x13x9
	Çapraz Doğrulama Sayısı	10
	Ortalama Mutlak Sapma	8,8008
	Hata Kareleri Ortalaması	11,1084
Fevzi Çakmak	Gizli Katman Sayısı	3x3
	Çapraz Doğrulama Sayısı	2
	Ortalama Mutlak Sapma	6,1792
	Hata Kareleri Ortalaması	7,9432
Sardunya Evleri	Gizli Katman Sayısı	9x9x8x7
	Çapraz Doğrulama Sayısı	10
	Ortalama Mutlak Sapma	6,0892
	Hata Kareleri Ortalaması	8,2720

Durakların her biri birbirinden bağımsız olarak modellenmesi sebebiyle modelin hata değerleri de birbirinden farklı çıkmaktadır. Tahmin edilen değer ile gerçek değer arasındaki farkların mutlak olarak alınmış ortalamaları Altunizade için 7.19, Beşiktaş Meydan durağı için 8.80, Fevzi Çakmak için 6.17 ve Sardunya Evleri durağı için ise 6.08 çıkmaktadır. En düşük hata ile Altunizade durağı tahminlendiği görülmektedir. Duraklara ait test verileri oluşturulan modele verilmiş ve bu modelin çıktısı olan değerler gerçek değer, tahmini değer ve aralarındaki farktan oluşan hata değeri tüm kayıtların gösterilememesi sebebiyle rastgele seçilmiş olan 10 adet değer için aşağıda yer alan Tablo 4.6'da listelenmiştir.

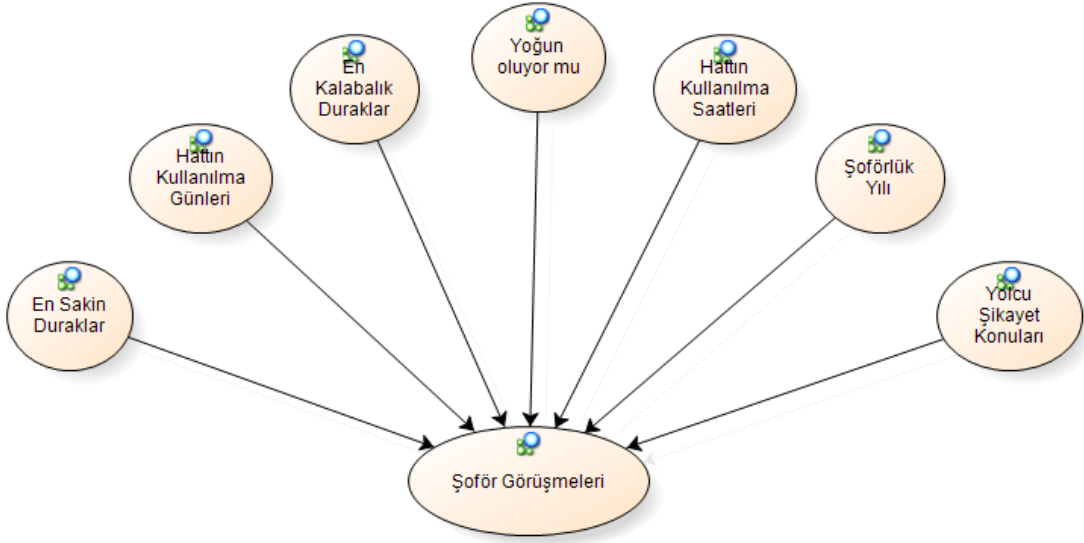
Tablo 4.6: Duraklara Ait 10'ar Adet Tahmin Deęeri.

Durak Adı	Sıra No	Gerçek Deęeri	Tahmin Deęeri	Hata
Sardunya Evleri	1	73	65	-8
Sardunya Evleri	2	53	58	5
Sardunya Evleri	3	5	3	-2
Sardunya Evleri	4	6	11	5
Sardunya Evleri	5	40	37	-3
Sardunya Evleri	6	15	6	-9
Sardunya Evleri	7	33	53	20
Sardunya Evleri	8	96	64	-31
Sardunya Evleri	9	7	7	0
Sardunya Evleri	10	33	34	1
Altunizade	1	2	2	0
Altunizade	2	48	58	10
Altunizade	3	56	59	3
Altunizade	4	12	13	1
Altunizade	5	5	3	-2
Altunizade	6	88	58	-30
Altunizade	7	42	49	7
Altunizade	8	4	4	0
Altunizade	9	49	46	-3
Altunizade	10	11	9	-2
Beşiktaş Meydan	1	34	49	15
Beşiktaş Meydan	2	14	9	-5
Beşiktaş Meydan	3	56	52	-4
Beşiktaş Meydan	4	13	7	-6
Beşiktaş Meydan	5	35	32	-3
Beşiktaş Meydan	6	12	3	-9
Beşiktaş Meydan	7	53	51	-2
Beşiktaş Meydan	8	52	61	9
Beşiktaş Meydan	9	40	15	-25
Beşiktaş Meydan	10	15	36	21
Fevzi Çakmak	1	67	53	-14
Fevzi Çakmak	2	60	53	-7
Fevzi Çakmak	3	20	32	12
Fevzi Çakmak	4	39	27	-12
Fevzi Çakmak	5	8	7	-1
Fevzi Çakmak	6	10	8	-2
Fevzi Çakmak	7	21	35	14
Fevzi Çakmak	8	50	61	11
Fevzi Çakmak	9	79	74	-5
Fevzi Çakmak	10	5	5	0

Tahminleme modeli kimi zaman 1 ile 5 arasında sapma deęeri ile gerçek deęere çok yakın tahminler üretirken kimi zaman da 5 ile 20 arasında yüksek sapma deęere sahip tahminler üretmektedir. Fakat yüksek sapma deęerine sahip tahminlerin sayısı az olmakla birlikte ağırlıklı olarak 5 ile 15 arasında tahminler üretilmektedir.

4.3. Şoförler İle Yapılan Görüşmeler

Çalışma kapsamında her bir hattın dört şoför olmak üzere toplam 16 şoför ile yüz-yüze görüşmeler yapılmıştır. Yapılan görüşmelerde şoförlük süreleri, hattı kullandıkları günler ve saatler, hattın yoğun durumu ve hattın en sakin ve en kalabalık durakları ve yolcu şikâyet konuları hakkında sorular yöneltilmiştir. Yapılan görüşmelere ait bazı bilgiler Şekil’de verilmiştir.

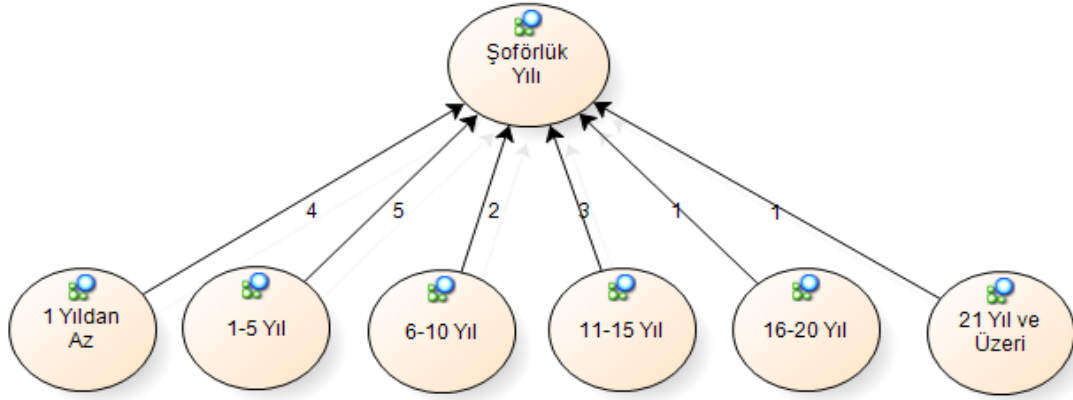


Şekil 4.3: Şoförler İle Yapılan Görüşme Konuları.

Şekil 4.3’te gösterilen her bir konu, alt grupları ile analiz edilmiş ve temalar aşağıda sunulmuştur.

4.3.1. Şoförlük Süresi

Yapılan görüşmelerde, şoförlere kaç yıldır İETT kurumunda çalıştıkları sorulmuştur. Şoförlerden alınan cevaplar altı grupta toplanmıştır. Bir yıl ile beş yıl arasında tecrübeye sahip şoför sayısı en fazla iken yüksek sayıda bir yıldan az tecrübeye sahip şoför olduğu da görülmüştür. 11 ile 15 yıl arasında şoförlük yapan kişiler var olmakla birlikte 6 ile 10 yıl arasında, 16 ile 20 yıl arasında ve 21 yıldan daha fazla süredir tecrübeli bireylerin olduğu görülmüştür. Şoförlük yapma süreleri ve şoför sayıları Şekil 4.4’te belirtilmiştir.

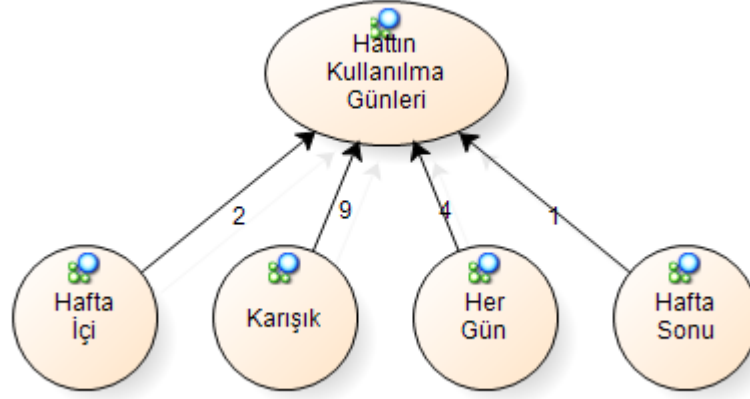


Şekil 4.4: Şoförlerin Tecrübe Yılları.

Buradaki veriler ışığında tecrübesi az şoförlerin olduğu görüldüğü gibi yüksek tecrübeye sahip şoförlerin olduğu da görülmektedir. Bu durumda ortalama 5-6 yıl tecrübeli olduğu söylenebilir.

4.3.2. Hattın Kullanılma Günleri

Şoförlere hattı hangi günler kullandıkları sorulmuştur. Şoförlerden alınan cevaplar dört kategoriye ayrılmıştır. Bu kategoriler hafta içi, karışık, her gün ve hafta sonu şeklindedir. Çoğunluk günlerinin belirli olmadığını ve karışık günlerde kullandıklarını belirtmiştir. Her gün kullandığını belirten hat şoförleri bulunmakla birlikte sadece hafta içi veya sadece hafta sonu kullananların da bulunduğu görülmüştür. Temaya ait kategoriler ve bu kategorilerin tekrarlanma sıklıkları Şekil 4.5'te belirtilmiştir.



Şekil 4.5: Şoförlerin Hattı Kullanma Günleri.

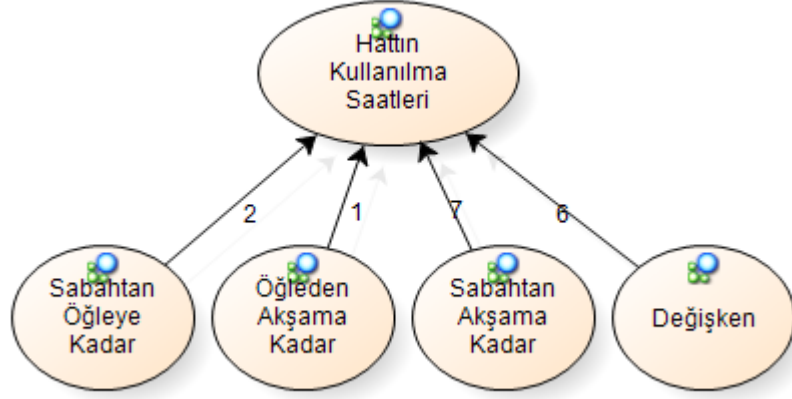
Şoförlerin hatları kullandıkları günlerin karışık olmasının ana sebebi vardiyalı sisteme sahip olmaları olarak belirtilmiştir. Bu sebeple buradaki sayı da analizde yüksek çıkmıştır.

Ş118: ...aylık değişiyor bizim işlerimiz. Bir ay kullanıyorum üç ay kullanmıyorum. Öyle karışık, aylık değişiyor.

Hattın kullanılma günlerinin aylık olarak değiştiğini ve bu sebeple karışık günlere denk gelmesi şoförlerden yapılan alıntılar ile de yukarıda ifade edilmiştir.

4.3.3. Hattın Kullanılma Saatleri

Şoförlere hatları hangi saatleri arasında kullandıkları sorulmuştur. Şoförlerden alınan cevaplar dört grupta toplanmıştır. Saatler tam olarak belirlenemediğinden sabahtan öğlene kadar, öğleden akşama kadar, sabahtan akşama kadar ve değişken saatler olarak gruplanmıştır. Temaya ait kategoriler ve bu kategorilerin tekrarlanma sıklıkları Şekil 4.6'da belirtilmiştir.



Şekil 4.6: Şoförlerin Hatları Kullanma Saatleri.

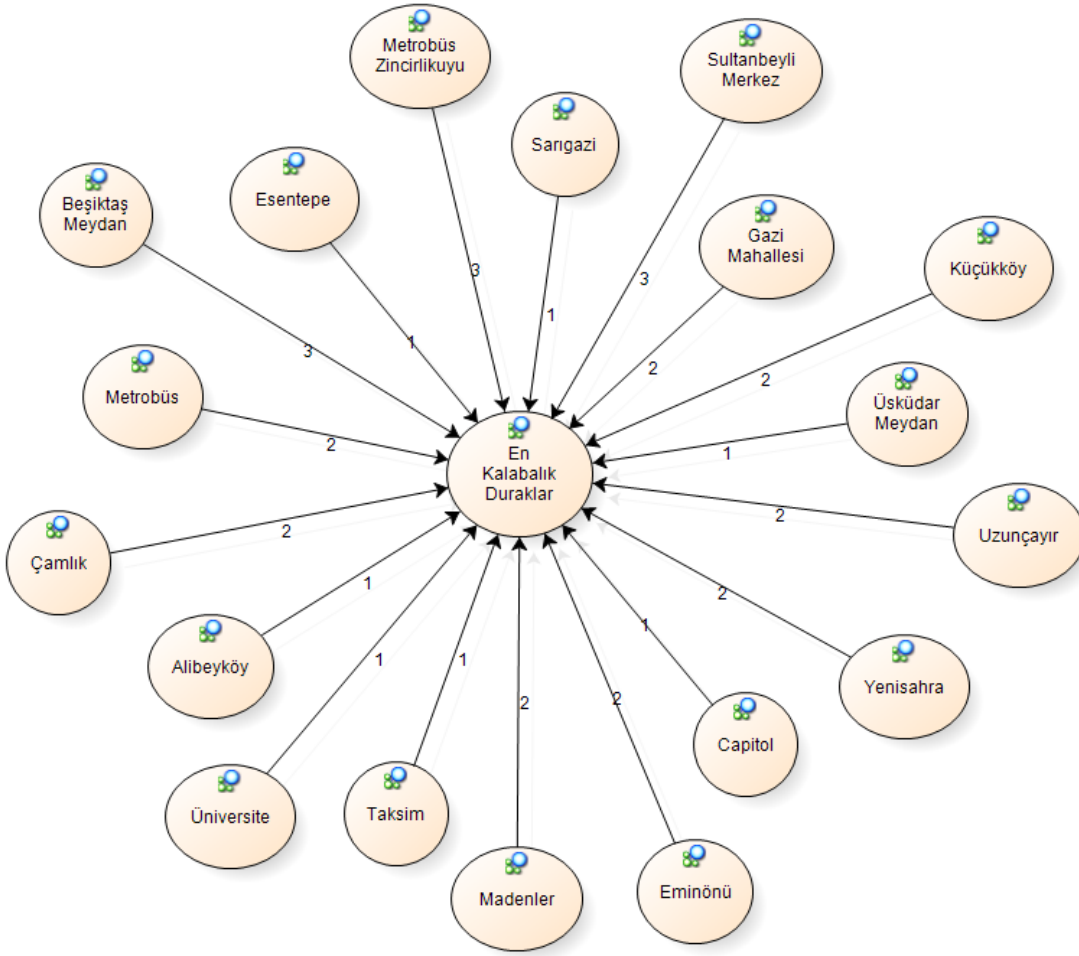
Şoförlerin çoğunluğu sabahtan akşama kadar hattı kullandıklarını ifade etmişlerdir. Yine yüksek bir çoğunluk da vardiyalı sistem sebebiyle değişken saatler hattı kullandıklarını belirtmiştir.

Ş111: ... Hafta içi hafta sonu fark etmiyor bizde. Sabah akşam tabii. Sabahtan bazen öğlene kadar öğleden sonra akşama kadar anladın mı vardiyalı.

Öğleden akşama kadar veya sabahtan öğlene kadar şoförlük yapan kişi sayısı az olmakla birlikte dikkate değer sayıda vardır.

4.3.4. En Kalabalık Duraklar

Hatları kullanan şoförlere ilgili hat güzergâhında hangi durakların yoğun olduğu sorulmuştur. Şoförlerden gelen cevaplar doğrultusunda yoğunluğun 18 durakta olduğu anlaşılmaktadır. Bu kapsamda Merkezi duraklar ve aktarma duraklarının en yoğun duraklar olarak belirtildiği görülmektedir. Temaya ait kategoriler ve bu kategorilerin tekrarlanma sıklıkları Şekil 4.7'de belirtilmiştir.

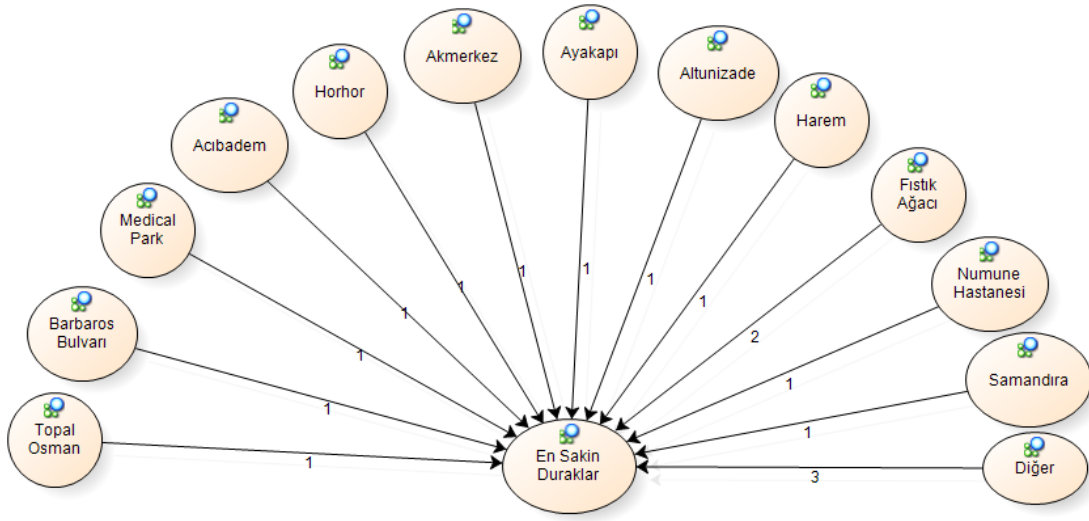


Şekil 4.7: Şoförlerin Görüşüne Göre En Kalabalık Duraklar.

Metrobüs Zincirlikuyu durağı 399C hattı için en yoğun durak olarak belirtilirken, Sultanbeyli Merkez hem 11ÜS için hem de 18Ü için en yoğun durak olarak belirtilmiştir. 559C hattı için ise Beşiktaş Meydan yoğun duraklar arasında ifade edilmiştir.

4.3.5. En Sakin Duraklar

Hat şoförlerine kullandıkları ilgili hatlarda en sakin olan durak adları sorulmuştur. Gelen cevaplar çok sayıda olmakla birlikte, bu cevaplar 13 grup altında toplanmıştır. Temaya ait kategoriler ve bu kategorilerin tekrarlanma sıklıkları Şekil 4.8'de belirtilmiştir.

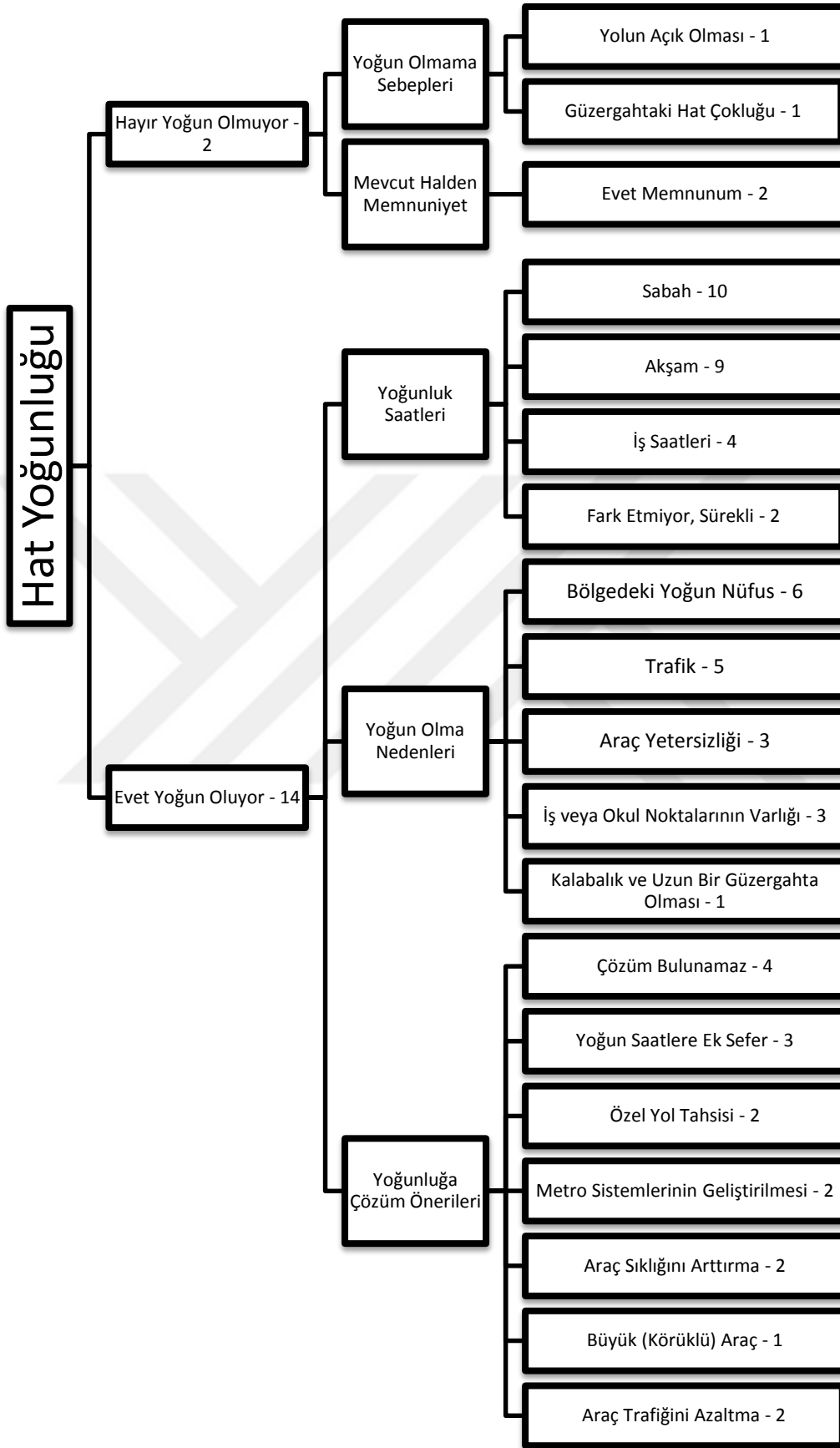


Şekil 4.8: Şoförlerin Görüşüne Göre En Sakin Duraklar.

Sakin olan durakların sayıları çok fazla olmakla birlikte şoförler tarafından sorulması sırasında akıllarına gelen cevaplar verilebilmiş ve hepsi sayılamamıştır. 11ÜS hattı için Fıstık Ağacı, Harem, Altunizade, Horhor en sakın duraklar arasında iken 18Ü hattı için Acıbadem, Numune Hastanesi, Medical Park duraklar en sakın duraklar arasındadır.

4.3.6. Hattın Yoğunluğu

Hatları kullanan her bir şoföre ilgili hattın yoğun olup olmadığı sorulmuştur. İlgili hattın yoğun olduğunu belirten şoförlere yoğunluk nedeni, yoğun olunan saatler, yoğunluğa yönelik çözüm önerilerini belirtmeleri istenmiştir. Yoğun olmadığını ifade eden şoförlere ise neden yoğun olmadığını ve hattın mevcut halinden memnun olup olmadıkları sorulmuştur. Alınan cevaplar alt gruplara ayrılarak analiz edilmiştir. Yapılan analiz sonrası oluşan sonuçlar Şekil 4.9'da görsel olarak gösterilmiş ve ilgili kodun yanına farklı şoförlere yönelik tekrarlanma sıklıkları eklenmiştir.



Şekil 4.9: Şoför Görüşlerine Göre Hatların Yoğunluğu.

Hattın yoğun olmadığını ifade eden iki şoför sebep olarak güzergâhtaki alternatif hatların çok olmasını ve yolun açık olmasını belirtmiştir. Şoförlerin %87'si ise hatların yoğun olduğunu ifade etmiştir. Çoğunlukla sabah ve akşam saatlerinde yoğun olduğunu ifade eden şoförler buna çoğunlukla bölgedeki nüfusun yoğunluğu ve trafik yoğunluğunun neden olduğunu söylemişlerdir.

Ş111: Yoğun olmanın sebepleri nelerdir. Otobandan gittiği için. Yani şey tercih edilen, trafik olarak görülüyor Ümraniye tarafına girmiyor Şili yoluna girdiği için tercih ediliyor. Herkes tabi. Ben olsam ben de tercih ederim.

Ş1399: Araç eksikliğinden bide şey hani u genelde işçi kesimi genel de hep gazi tarafında oturduğu için ondan kaynaklanıyor

Yoğun olma sebeplerine ayrıca hatların kalabalık ve uzun bir güzergaha sahip olması ile güzergahtaki iş veya okul noktalarının varlığı da gösterilmiştir. Bu yoğunluğa çözüm önerisi olarak neler sunulduğu sorulduğunda ise çoğunluk ek sefer koyulmasının çözüm olacağını belirtmiştir. Ayrıca bir kısım şoförler araç trafiğini azaltacak tek kişi ile özel araçlarda yoğun saatlerde kullanımı engelleyici önlemlerin alınmasının da çözüm olabileceğini belirtmiştir.

Ş1559: Herkes birbirine saygılı olacak herkes saygılı olduğu zaman işine gücüne toplu taşımayı kullansalar daha iyi olur bence. Niye her araba da bir kişi var bir kişi olduğu için ne olacak elli bir evde var beş tane araba trafiğe çıkıyor. Ne oluyor yoğunluk oluyor ama bir evden bir araba çıkarsa beş kişi o arabaya biner yoğunluk olmaz. artı şeyi görüyorsunuz rastgele herkes sağdan çıkıyor soldan çıkıyor yolu kesiyor ondan sonra e taksi de yolun ortasında duruyor dolmuş yolun ortasında duruyor. Kimse mesela bizim otobüs durağını bize bırakmıyorlar yanaşamıyoruz yolcuyu mağdur ediyorlar alamıyorsun indiremiyorsun bir sürü sorunuz var anlayacağınız yani

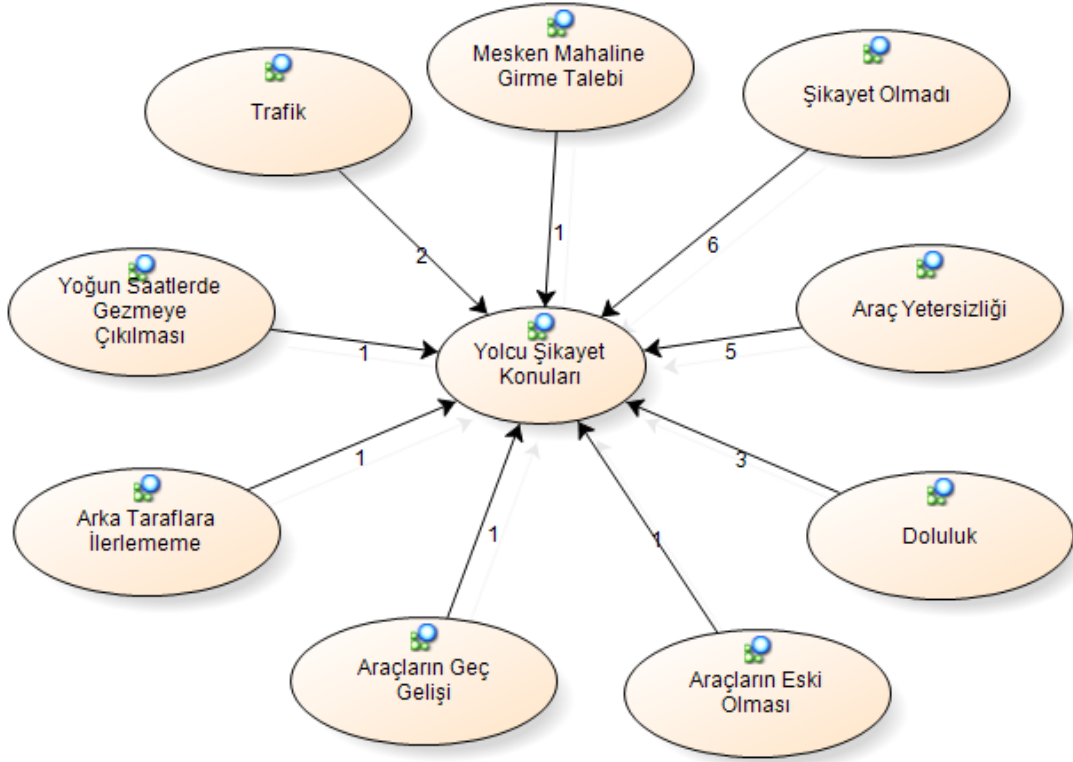
Ş318: Valla şirket kurum olarak elinden geleni yapıyorlar. Âmâ yetersiz kalıyor yani bundan iyisi olamaz daha yani. Arabaları görüyorsun arka arkaya hepsi bekliyorlar yani onun için halk çok devamlı akın akın Sultanbeyli halkı çoğalıyor sebebi bu yani

Metro sistemlerinin geliştirilmesinin çözüm olacağını belirtenlerle birlikte uzun (körüklü) araçların kullanılmasının da çözüm olacağını savunanlar bulunmaktadır. Bununla birlikte

şoförlerin çoğu mevcut durumdan daha iyi bir çözümün bulunamayacağını belirtmişlerdir. Bu görüşlerine de sebep olarak artan nüfusu göstermişlerdir.

4.3.7. Yolcu Şikâyet Konuları

Şoförlere yolcuların kendilerine hangi konularda şikâyette bulduklarını sorulmuştur. Şoförlerin yarısı herhangi bir şikâyet almadıklarını belirtirken bir diğer yarısı da yolcuların araç eksikliğinden şikâyet ettiklerini belirttiklerini ifade etmiştir. Ayrıca birçok yolcunun araçların dolu olmasını kendilerine şikâyet olarak ilettiklerini de belirtmiştir. Temaya ait kategoriler ve bu kategorilerin tekrarlanma sıklıkları Şekil 4.10'da belirtilmiştir.



Şekil 4.10: Yolcuların Şoförlere Şikâyet Ettiği Konular.

Sayıları çok yüksek olmasa da yolculardan aracın arka tarafların ilerlenmemesi, araçların eski olması, geç gelmesi ve yoğun saatlerde insanların gezmeye çıkarak iş saatlerinde işe gidip gelmek için hattı kullananlara yer kalmamasından şikâyet ettiklerini belirtmişlerdir.

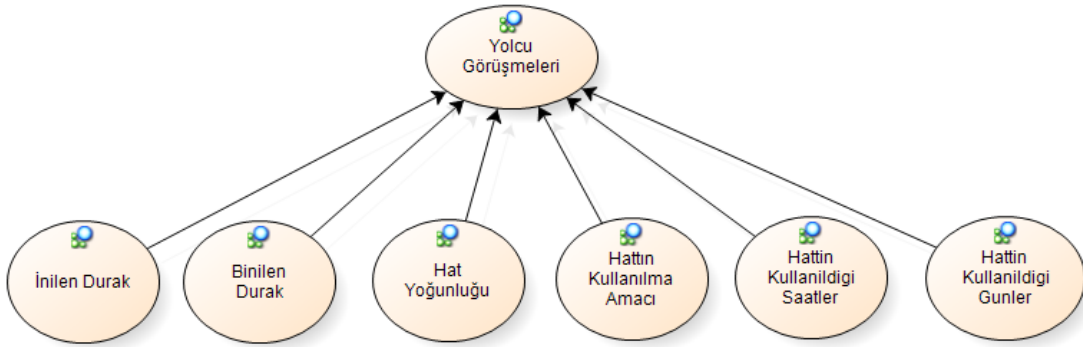
Ş3559: Valla bizden şikâyet eden yok. Çünkü bu yolcular trafiğin ne olduğunu biliyor. Yani yeri geliyor on dakikalık yolu yarım saatte bir saatte aşıyoruz. O yüzden gelmediğimizin sebebi de odur yani yoksa burada devamlı arabalar çalışır

Ş1559: Valla hepsi de şikâyet ediyorlar bu 65'ten de şikâyet ediyorlar. 65'li grubundan. Evet neden. Ne. Şöyle söyleyim ben size sabah mesela adam işe gidecek 65'li grupları sabahtan gezmeye gidiyor onlara yer kalmıyor ondan çok şikâyet ediyorlar. Ondan sonra eee bide çok kalabalık oluyor diyorlar. Arabalar aslında kalabalık olmuyor. Niye olmuyor. Sabah ben seni alıyorum ki işine götüreyim. Kimse kimseye saygı duymuyor otobüs içerisinde arabaya binerken iyi, unutmuyor. Otobüsün yarı arkası boş kalıyor yarı yani ön taraflar ortaya kadar boş kalıyor, kimse arka tarafa ilerlemiyor. Bu sefer ne oluyor araba boş kalıyor, ortadaki de sıkışıyor arabaya kimse binemiyor. Yoğunluk oluyor, bu yüzden o duraklara falan asıl yoğunluk yok yani. Ama 65'lik grubundan bütün yolcular şikâyetçi.

Şikâyet almayan şoförler de yukarıda yapılan direkt alıntılarda da görüldüğü üzere yolcuların şikâyet etmekten vazgeçip, durumu kabullendikleri sebebiyle mevcut halden şikâyet etmediklerini genel olarak ifade etmişlerdir.

4.4. Yolcular ile Yapılan Görüşmeler

Çalışma kapsamında her bir duraktan 12 yolcu ve toplamda 48 yolcuyla yüz-yüze görüşmeler yapılmıştır. Yapılan görüşmeler analiz edilmiştir. Yapılan analizler sonucunda altı temaya ulaşılmıştır. Bu temalar Şekil 4.11'de görsel olarak gösterilmiştir.

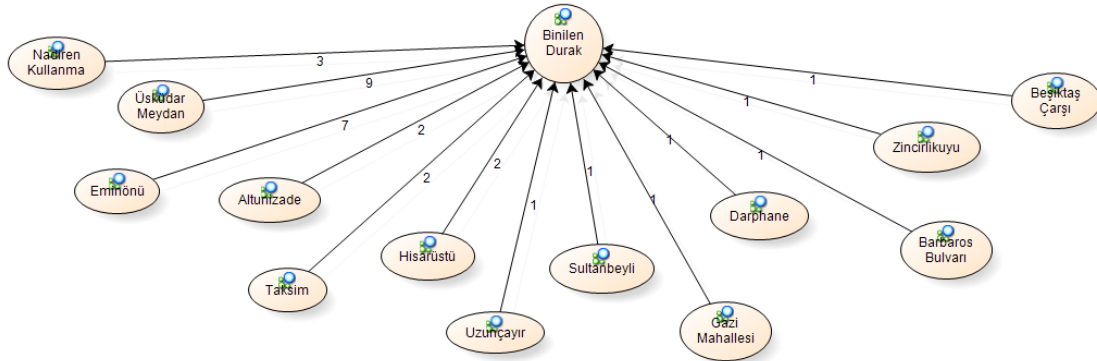


Şekil 4.11: Yolcu Görüşmelerinin Kategorileri.

Yukarıdaki gösterilen temalarda bazıları alt gruplara ayrılırken bazıları ayrılmamıştır. Aşağıda bu grupların analizleri alt grupları ile birlikte verilmiştir.

4.4.1. Binilen Durak

Her bir hattaki sekiz adet yolcuya hangi duraktan ilgili hatta bindiği sorulmuştur ve katılımcılarda alınan yanıtlar üzerinde analizler yapılmıştır. Yapılan analizler sonucu ortaya çıkan duraklar ve tekrarlanma sıklıkları Şekil 4.12’de görsel olarak gösterilmiştir.

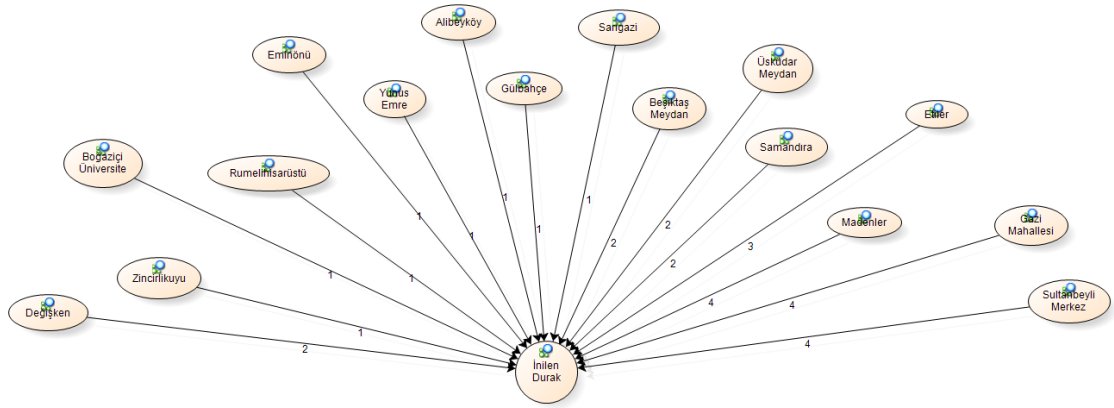


Şekil 4.12: Binilen Durak Adları ve Kişi Sayıları.

11ÜS ve 18Ü hatları için en sık binilen durak Üsküdar Meydan olarak görülmektedir. 399 C hattı için ise Eminönü en sık binilen durak olarak belirtilmiştir. 559 C hattı için de Taksim durağı en sık binilen durak olarak görülmüştür.

4.4.2. İnilen Durak

Toplamda dört adet hat için yolculara hangi duraklarda indikleri sorulmuştur. Alınan yanıtlarda çeşitli duraklar belirtilmiştir. Bu duraklar ve belirtilme sıklıkları Şekil 4.13’te görsel olarak gösterilmiştir.

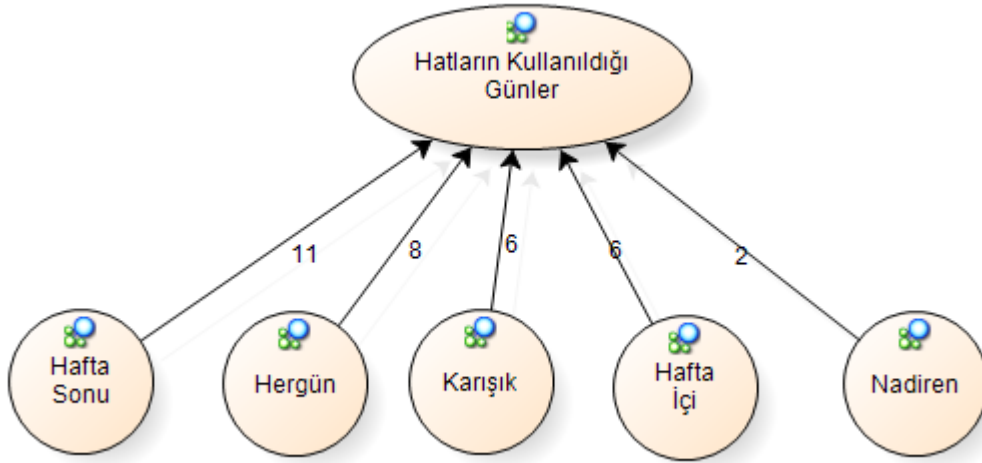


Şekil 4.13: İnilen Durak Adları ve Kişi Sayıları.

18Ü ve 11ÜS hatları için yolcuların indiklerini belirttikleri en sık durak Sultanbeyli Merkez durağıdır. 399C hattından en sık inilen durak Gazı Mahallesi iken 559C Etiler durağıdır. İki yolcu ise değışen durumlar sebebiyle farklı farklı duraklarda indiklerini belirtmişlerdir.

4.4.3. Otobüslerin Kullanıldığı Günler

32 yolcuyla yapılan görüşmelerde ilgili hatları hangi günler kullandıkları sorulmuştur. Katılımcılar, özel olarak gün adı belirtmeden genel olarak hafta içi, hafta sonu ve her gün olarak belirtmişlerdir. Ayrıca bindiğı günlerin karışık olduğunu belirtenlerin yanında nadiren ilgili hatları kullandığını belirten yolcular da vardır. Yolcuların ilgili hatları kullandıkları günler ve sıklıkları aşağıdaki Şekil 4.14’te gösterilmiştir.



Şekil 4.14: Yolcuların İlgili Hatları Kullandığı Günler ve Sayıları.

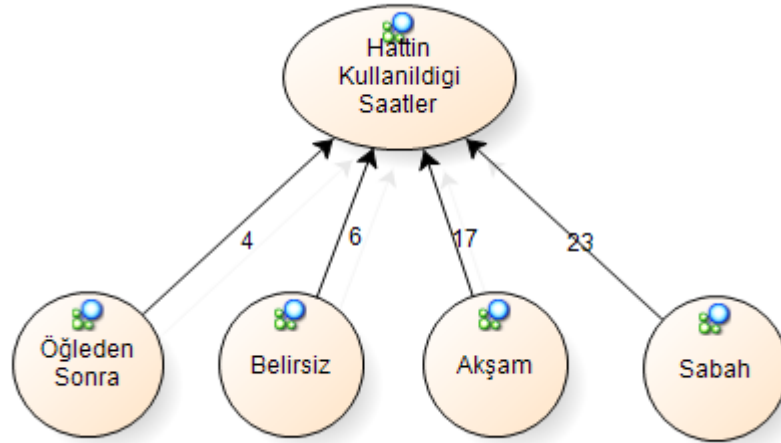
Yolcuların çoğunluğu buradaki hatları hafta son kullandığını belirtirken her gün kullandığını belirten yolcu sayısı da oldukça fazladır. Yine benzer şekilde hafta içi kullanan sayısı ve hafta içi ile hafta sonunda karışık günlerde kullananların sayısı her biri için altı kişidir. İki yolcu ise nadiren ilgili hatları kullandığını belirtmiştir. Temaya yönelik katılımcı görüşlerinden iki tanesi aşağıda belirtilmiştir.

Y718: Ya ben çok sık kullanmıyorum hafta sonu genellikle

Y1399: Ben şöyle deyim hafta içi hep bu hattayım pazartesi, Salı, Çarşamba, Perşembe, Cuma

4.4.4. Otobüslerin Kullanıldığı Saatler

Yolculara otobüs hatlarını hangi saatlerde kullandıkları da sorulmuştur. Verilen cevaplar analiz edilerek sabah, akşam, öğleden sonra ve belirsiz olarak gruplandırılmıştır. Bu gruplar Şekil 4.15'te görsel olarak gösterilmiştir.



Şekil 4.15: Otobüs Hatlarının Kullanıldığı Saatler.

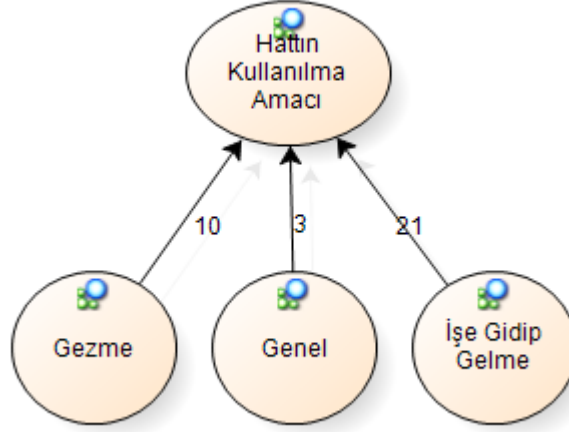
Yolculardan bir kısmı hem sabah saatlerinde hem de akşam saatlerinde kullandığını belirtmiştir. Sabah saatlerinde kullandığını belirten yolcuların sayısı oldukça fazla olmakla beraber akşam kullandığını belirten yolcu sayısı da oldukça fazladır. Bazı yolcular ise belirsiz saat dilimlerine sahip olarak ilgili hatları kullandıklarını belirtmişlerdir. Sayısı az görünmekle beraber azımsanmayacak sayıdaki bir kısım yolcu ise öğleden sonra bu hatları kullandıklarını belirtmişlerdir. Temaya yönelik katılımcı görüşlerinden iki tanesi aşağıda belirtilmiştir.

Y6559: Sabah yediyi on geçe biniyorum akşam da altıyı altı da çıkıyorum işte

Y811: İş saatleri. akşam işte sekiz dokuz arası maksimum dokuz kadar sabah da yedi, sekiz

4.4.5. Otobüslerin Kullanılma Amaçları

Yolculara otobüs hatlarını hangi amaçlarla kullandıkları sorulduğunda verilen cevaplar üç başlık altında toplanmıştır. Bunlar; gezme, işe gidip gelme ve diğer olarak ayrılmaktadır. Temaya yönelik yolculardan alınan kullanım amacı grubu ve ilgili grubun tekrarlanma sıklığı Şekil 4.16’da görsel olarak gösterilmiştir.



Şekil 4.16: Otobüs Hatlarının Kullanılma Amaçları.

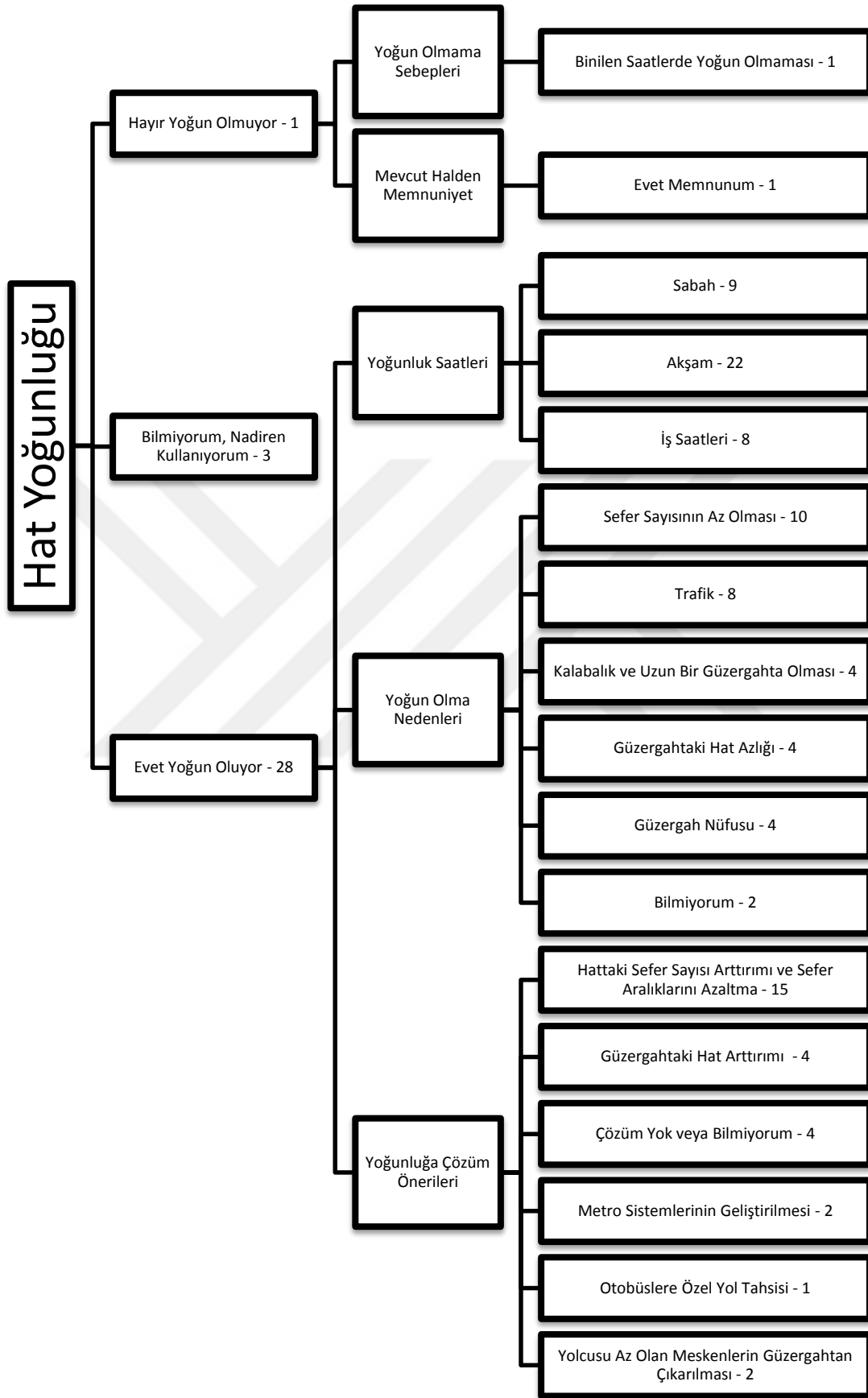
Yolcuların büyük çoğunluğu işe gidip gelme amacıyla otobüs hatlarını kullandıklarını belirtirken, bazı yolcular gezme amaçlı kullandığını ifade etmiştir. Bunların dışında kalan bir grup yolcu ise diğer amaçlarla hatları kullandıklarını belirtmişlerdir. Temaya yönelik katılımcı görüşlerinden iki tanesi aşağıda belirtilmiştir.

Y5399: Büyük bir ihtimal işe gidip gelme normal de zaten kendi araçlarımızla gelip gidiyoruz ama yani bazı zaman da kendi araçlarınla çıkma şansın yok trafik yoğunluğundan dolayı en kısıtı genel metrobüsler, otobüsler veya metro eeee dolmuş en mantıklısı

Y211: Karşıya gezmeye gelirken bir o şekil başka bir şey yok

4.4.6. Hatların Yoğunluğu

Her bir hattaki yolculara bindikleri hatların yoğun olup olmadığı sorulmuştur. Yolculardan alınan yanıtlar yoğun olduğu, yoğun olmadığı ve nadiren kullanılması sebebiyle bilinmediği şeklinde gruplanmıştır. Yoğun olduğunu belirten yolculara hangi saatlerde yoğun olduğu, neden yoğun olduğu ve yoğunluğa hangi çözümleri önerdikleri sorulmuştur. Yoğun olmadığını belirten yolculara ise yoğun olmama sebepleri ve hattın mevcut halinden duyulan memnuniyet sorulmuştur. Temaya yönelik yolculardan alınan hatların kullanım yoğunluğu ve ilgili grubun tekrarlanma sıklığı Şekil 4.17’de belirtilmiştir.



Şekil 4.17: Hatların Yoğunluğuna Yönelik Yolcu Görüşleri.

Hatların yoğun olmadığını belirten yalnızca bir yolcu dışında tüm yolcular ilgili hatların yoğun olduğunu belirtmişlerdir. Yoğun olmadığını belirten yolcu ise kendisinin bindiği saatler sebebiyle yoğun olmadığını düşündüğünü ifade etmiştir.

Hatların yoğun olduğu saatler yolculara sorulmuştur. Yolculardan alınan yanıtlarda özel saat aralığı belirtmek yerine ağırlıklı olarak akşam, sabah ve iş saatleri zaman dilimleri ön plana çıkmıştır. Kimi yolcular yalnızca akşam kalabalık olduğunu belirtirken kimi yolcular ise hem sabah hem de akşam saatlerinde yoğun olduğunu belirtmiştir.

Y811: İş saatleri sabahları olmuyor da aynen akşamları çok fazla

Y1399: Yoğun olduğu saatler ben şunu söyleyim sabahleyin yoğun oluyor ondan sonra ki diğer saatlerde bide akşama doğru dört beş buradan giderken oradan gelirken yoğun değil ama

Katılımcılara, hattın yoğun olma sebepleri sorulduğunda ise büyük bir çoğunluk sefer sayısının az olmasını ve trafik oluşmasını belirtmişlerdir. Bu sebeplerin yanı sıra yolcular yoğunluk sebebi olarak hatların kalabalık ve uzun bir güzergaha sahip olmasını ve güzergahtaki nüfusun çok olmasını da belirtmişlerdir.

Y3559: Yani tek alternatif oradan gelen bu araç o yüzden

Y511: Yani İnsan yoğunluğu da var tabii uuu hattın yoğunluğunu bilmiyorum ne kadar da ama yine de sık oluyor bildiğim kadarıyla

Yolculara belirtmiş oldukları yoğunluğa nasıl çözüm bulunabileceği de sorulmuştur. Bu kapsamda yolcuların büyük çoğunluğu sefer sayılarının arttırılması ve böylelikle sefer aralıklarının azaltılmasının çözüm olacağını ifade etmişlerdir. Bu çözümün yanı sıra ilgili güzergaha farklı hatların eklenmesini de belirten yolcular olmuştur. Dikkate değer sayıda bir grup ise duruma daha karamsar yaklaşarak çözümün bulunamayacağını veya kendisinin çözüm önerisinin olmadığını belirtmiştir.

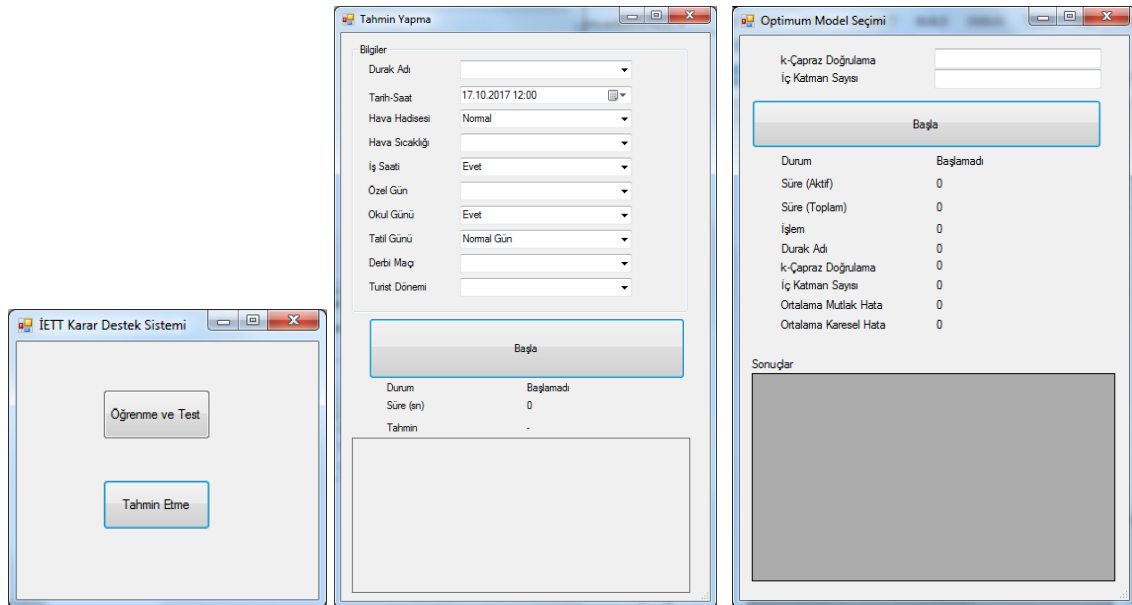
Y7399: Valla kardeşim İstanbul'un yoğunluğuna çözüm bulunamaz çünkü her yere metro yapıyorlar işte parklar binalar o o yani bilmiyorum devlet nasıl bir çözüm yapacak bilmiyorum

Y3399: Çözüm olarak saatler biraz daha on beş dakika kala kalkacağına bir beş dakika da kalksın. Örneğin gazi Osman paşa diğer hatlar çok sorun yok. Ama çok aşırı savunman var özellikle yani beş dakika ara koymuş olsa en azından özellikle akşam saatlerinde öğle saatlerinde tamam bir şey demiyorum ama beş den yedi arası biraz fazla olsa çok da iyi olur

Bazı yolcular metro sistemlerinin geliştirilmesinin çözüm olacağını savunurken bazı yolcular ise yolcusu az olan meskenlerin güzergahtan çıkarılmasının çözüm olacağını savunmaktadır. Ayrıca yolcular otobüslere de, metrobüslere yapıldığı gibi ayrı ve bağımsız bir yol yapılmasının çözüm olacağını belirtmişlerdir.

4.5. Öneri Sistemi

Visual Studio 2013 programı ile geliştirilen bir yazılım aracılığı ile yapay sinir ağları yöntemi verilere uygulanmış ve eğitim işlemi sonrası en uygun iç katman sayısına sahip ve en uygun çapraz doğrulama sayısına sahip model kayıt altına alınmıştır. Bu model üzerinden gelecek değerlere yönelik tahminler verilen giriş değerleri ile elde edilmiş ve bu tahminlerin durumuna göre öneriler sunulmuştur. Aşağıdaki Şekil 4.18'de programın varsayılan görüntüleri gösterilmiştir.



Şekil 4.18: Program Formlarının Varsayılan Arayüzlerinden Bir Görüntü.

Geliştirilen program ile öncelikle ham verilerden belirli bir formata göre hazırlanmış dosya seçilmelidir. Bu dosya seçimi sonrasında program İç Katman Sayısı adlı bilgi giriş kutusuna

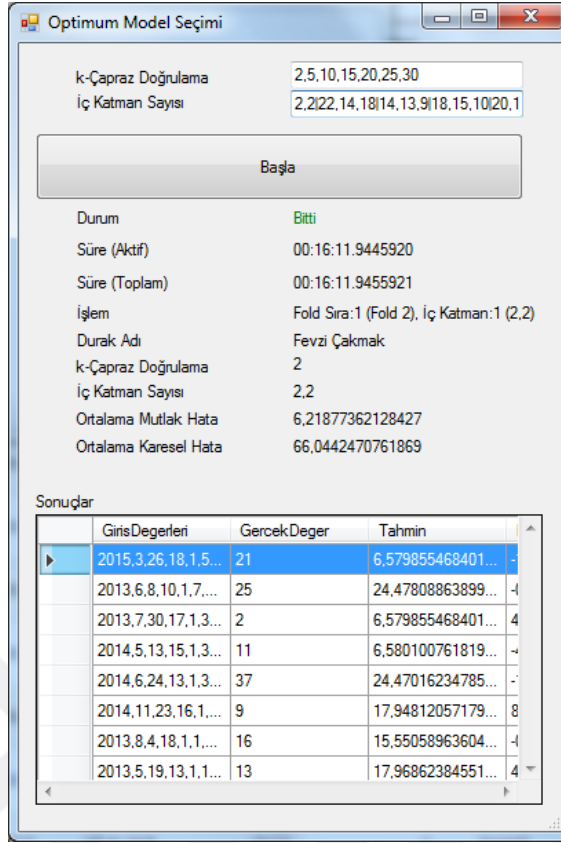
“|” işareti ile ayrılmış olarak verilen gizli katman değerlerinin her biri ile denemeler yapar ve bu deneme sonuçlarını veritabanına kaydeder. En uygun iç katman sayısı belirlendikten sonra “k-Katlı Çapraz Doğrulama” adlı bilgi giriş kutusuna virgüller ile ayrılarak girilmiş olan çapraz doğrulama sayılarından her biri ile öğrenme işlemini yapmaya ve sonuçları kaydetmeye devam eder. Bulunan sonuçların hepsinin aynı zamanda modelleri de kayıt altına alınır. İşlemin bitimi sonrasında test verilerine modeli uygular ve test verilerinden ortalama mutlak hata ve ortalama karesel hata değerlerini hesaplar. Ayrıca her bir değer için üretilen tahmini de alttaki listede gösterir. Tüm işlemlerin bitimi sonrası oluşturulan model optimum kayıt olarak veritabanında işaretlenir. Burada programa aşağıdaki katman sayılarında denemeler 2-katlı çapraz doğrulama yöntemi ile yapılması için bilgi girişi yapılmıştır.

- **İki Katmanlı:** 3x3, 16x15, 7x8, 10x11, 10x10, 5x5, 15x15
- **Üç Katmanlı:** 22x14x18, 14x13x9, 18x15x10, 20x18x15, 15x10x5, 9x9x8, 17x14x9, 10x11x1
- **Dört Katmanlı:** 18x15x10x2, 9x9x8x7, 16x12x8x5, 17x11x6x4, 20x18x15x10

Buradan elde edilen en uygun iç katman sayısı bulunduğundan sonra ise aşağıdaki k-katlı çapraz doğrulama sayıları ile denemeler yapılır.

- 2-katlı çapraz doğrulama
- 5-katlı çapraz doğrulama
- 10-katlı çapraz doğrulama
- 15-katlı çapraz doğrulama
- 20-katlı çapraz doğrulama
- 25-katlı çapraz doğrulama
- 30-katlı çapraz doğrulama

En uygun çapraz doğrulama sayısı en iyi model olarak veritabanında işlendikten sonra testler buradan oluşan model üzerinden yapılır. En iyi modeli elde edebilmek için öncelikle 20 farklı iç katman sayısı ile öğrenme işlemi gerçekleştirilir ve ardından yedi farklı çapraz doğrulama ile öğrenme işlemi gerçekleştirilir. Bu sebeple bir durak için toplamda 26 farklı model ile öğrenme işlemi denenir ve sonuçlar kayıt altına alınır. Burada bahsedilen ekranın Şekil 4.19’da örnek hali gösterilmiştir.



Şekil 4.19: Optimum Model Seçimi Ekranından Bir Örnek.

En uygun model oluşturulup modelin kayıt altına alınması sonrası tahminler ilgili model üzerinden yapılmaktadır. Program tahmin dosyasındaki durak adını dikkate alarak otomatik olarak 26 model arasından en uygun iç katman sayısına ve en uygun çapraz doğrulama sayısına ait modeli seçip tahminleri üretir. Üretilen tahmin sonuçları ekranda görüntülenir ve bir önceki haftanın aynı günü biniş sayısı da yanı sıra verilir. Biniş sayıları daha önce bahsedilen şekilde gruplanmıştır. Aralarındaki fark artış ve azalış olarak yüzde değerleri ile de ayrıca gösterilir. Bu artış ve azalışın durumu dikkate alınarak yolcu ve şoförler ile yapılan görüşmelerden elde edilen öneriler liste olarak sunulur. Bir önceki duruma göre artış olması durumunda sunulan önerilerin listesi aşağıdaki gibidir.

- Hattaki Sefer Sayısı Artırımı ve Sefer Aralıklarını Azaltma
- Güzergâhtaki Hatları Arttırma
- Metro Sistemlerinin Geliştirilmesi
- Yoğun Saatlerde Ek Sefer Koyulması
- Otobüslere Özel Yol Tahsisi
- Araç Sıklığını Arttırma

- Araç Trafikini Azaltma
- Yolcusu Az Olan Meskenlerin Güzergâhtan Çıkarılması
- Büyük (Körüklü) Araç

Yukarıda belirtilen öneri listesi durakların yoğunluğuna çözüm olarak hem yolcular hem de hatların şoförleri tarafından sunulmuştur. Buradaki öneriler bir önceki haftanın aynı günü aynı saatteki biniş değerinin %50'sini geçmesi durumunda önerilmektedir. Benzer şekilde %50'si oranında azalma göstermesi durumunda ise bu önerilerin tersi tavsiye edilmektedir. Bir önceki duruma göre azalış olması durumunda sunulan önerilerin listesi aşağıdaki gibidir.

- Hattaki Sefer Sayısı Azaltımı
- Sefer Aralıklarını Arttırma
- Güzergâhtaki Hatları Azaltma
- Araç Sıklığını Azaltma
- Farklı Meskenlerin Güzergâha Eklenmesi
- Daha Küçük Araç

Bir önceki duruma göre %50'nin altında kalan artış veya azalış olması ya da mevcut durumun korunması halinde ise herhangi bir öneri sunulmamakta ve mevcut durumun normal olacağı düşünülerek ekranda bu durum ifade edilmektedir.

Tahmin Yapma

Bilgiler

Durak Adı: Beşiktaş Meydan - 5x5 - 20

Tarih-Saat: 17.10.2017 20:00

Hava Hadisesi: Normal

Hava Sıcaklığı: 130C ile 210C Arası

İş Saati: Evet

Özel Gün: Normal

Okul Günü: Evet

Tatil Günü: Normal Gün

Derbi Maç: Normal Gün

Turist Dönemi: Evet

Başla

Durum	Başlamadı
Süre (sn)	0
Tahmin	81

Önceki hafta aynı gün için için sonuç değeri 52. %55,76 artış olmuştur. Bu durumda aşağıdaki önerileri size sunanz.

- Hattaki Sefer Sayısı Artırımı ve Sefer Aralıklarını Azaltma
- Güzergâhtaki Hatları Artırma
- Metro Sistemlerinin Geliştirilmesi
- Yoğun Saatlerde Ek Sefer Koyulması
- Otobüslere Özel Yol Tahsisi
- Araç Sıklığını Artırma
- Yolcusu Az Olan Meskenlerin Güzergâhtan Çıkarılması
- Büyük (Körükü) Araç

Tahmin Yapma

Bilgiler

Durak Adı: Beşiktaş Meydan - 5x5 - 20

Tarih-Saat: 17.10.2017 13:00

Hava Hadisesi: Normal

Hava Sıcaklığı: 130C ile 210C Arası

İş Saati: Evet

Özel Gün: Normal

Okul Günü: Evet

Tatil Günü: Normal Gün

Derbi Maç: Normal Gün

Turist Dönemi: Evet

Başla

Durum	Başlamadı
Süre (sn)	0
Tahmin	22

Önceki hafta aynı gün için için sonuç değeri 49. %55,10 azalış olmuştur. Bu durumda aşağıdaki önerileri size sunanz.

- Hattaki Sefer Sayısı Azaltımı ve Sefer Aralıklarını Artırma
- Güzergâhtaki Hatları Azaltma
- Araç Sıklığını Azaltma
- Farklı Meskenlerin Güzergâha Eklenmesi
- Daha Küçük Araç

Tahmin Yapma

Bilgiler

Durak Adı: Beşiktaş Meydan - 5x5 - 20

Tarih-Saat: 17.10.2017 07:00

Hava Hadisesi: Normal

Hava Sıcaklığı: 130C ile 210C Arası

İş Saati: Evet

Özel Gün: Normal

Okul Günü: Evet

Tatil Günü: Normal Gün

Derbi Maç: Normal Gün

Turist Dönemi: Evet

Başla

Durum	Başlamadı
Süre (sn)	0
Tahmin	33

Önceki hafta aynı gün için için sonuç değeri 35. %5 azalış olmuştur. Bu durumda aşağıdaki önerileri size sunanz.
Şuanki mevcut durum korunması sebebiyle extra bir öneri sunulamyor.

Şekil 4.20: Tahmin Yapma Ekranından Bir Örnek.

Yukarıdaki Şekil 4.20’de görüldüğü üzere Durak Adı öncelikle seçilir. Durak adı içerisinde durağın adı, iç katman sayısı ve çapraz doğrulama sayısı – işaretleri ile ayrılarak da bilgi amaçlı gösterilmektedir. Durak adı seçildikten sonra tahmin yapılacak tarih ve saat bilgileri belirtilir. Burada üretilen tahminler belirtilen başlangıç saati ile ondan sonraki 59 dakika sonrasını göstermektedir. Bu verilerin yanı sıra o tarih ve saate yönelik diğer bilgiler de açılır listelerden seçilir ve Başla adlı buton tıklanarak işlem yapılır. Açılır listedeki bilgiler daha önceki Yöntem başlığında ifade edilmiş olan gruplanmış değerlerdir. İki ya da üç saniyeden daha kısa bir süre içerisinde tahmin sonucunu üretip sonucu Tahmin adlı etikete yazmaktadır. Tahmin işleminin devam edip etmediğini ve ne kadar sürede sonuçlandığını göstermek için ekranda saniye olarak sıfırdan başlayan ve her saniye artan bir etiket güncel olarak gösterilir ve işlemin bitmesi sonrası Durum etiketinde “Bitti” yazar. Ayrıca aşağıda yer alan kırmızı renkli yazı ile de bir önceki haftanın aynı günü ve aynı saatine yönelik değeri gösterip karşılaştırma yaparak yüzdeler olarak artış ve azalış belirtilmektedir. Ayrıca tahmin değerinin durumuna göre öneri listesi alt alta sunulmaktadır. Burada sunulan öneri listesi içinden hangisi ya da hangilerinin gerçekleştirileceği ilgili yönetici tarafından kar-zarar, maliyet, yatırım vb. durumları dikkate alarak belirlenir.

5. TARTIŞMA VE SONUÇ

Toplu taşımacılıkta özellikle otobüsler, özel araç kullanımını ve yakıt tüketimini azaltabilir ve trafik tıkanıklığını hafifletebilir. Bununla birlikte, otobüslerle seyahat ederken, yolcular sadece bekleme süresini önemsemekle kalmaz, aynı zamanda otobüsteki kalabalıkla da ilgilenirler. Aşırı kalabalık olan otobüs, endişeli yolcuları uzaklaştırabilir ve onları otobüs kullanmak konusunda isteksiz hale getirebilir. Bu durumda otobüs yolculuğunun belirlenmesine yardımcı olan ve yolcuların bekleme sürelerinin azaltılmasına yardımcı olabilecek doğru, gerçek zamanlı ve güvenilir yolcu talebi tahminleri gerekli hale gelir.

Yapay sinir ağları ile her bir durak için 13 adet girdi ve bir adet çıktıya sahip bir model oluşturulmuştur. Bu modelin girdi ve çıktı değerleri arasındaki iç katman sayıları da iki, üç, dört ve beş katman olarak farklı değerlerdeki sinir sayıları ile denenmiştir. Bu denemelerin sonuçları kayıt altına alınmış ve karşılaştırmalar sonucu en düşük hata değerine sahip model seçilmiştir. Esfe ve diğ. [116] ile Bui ve diğ. [117] de benzer şekilde iç katmandaki sinir sayılarını değiştirerek denemeler yapmış ve en iyi sonucu dikkate alınmıştır. Bu deneme sonuçlarından en düşük ortalama mutlak hata değerine sahip iç katmanlı model bu kez 2, 5, 10, 15, 20, 25 ve 30-katlı çapraz doğrulama yöntemi ile tekrar denenmiştir. En düşük hataya sahip en uygun modele ulaşmak hedeflenmiştir. Her bir modeldeki ortaya çıkan hata değerlerinin birbirinden çok farklı değerlerde hata oranlarına sahip olduğu görülmüştür. Bazı duraklarda daha düşük ortalama mutlak hata değerlerine ulaşılırken bazı duraklarda diğerlerine göre biraz daha yüksek ortalama mutlak hata değeri görülmüştür. Dört adet durak için yapılan tahminlemede 6.08, 6.17, 7.19, 8.80 ortalama sapma değerlerinde tahminler elde edilmiştir. Bu durum her bir durağın kendi dinamiklerinin olduğunu da göstermektedir. Bu sonuçlara bakıldığı zaman her bir durak için ayrı bir model kurulmasının daha doğru bir karar olacağı söylenebilir.

Tsai, Lee ve Wei [118]'nin kısa süreli tren yolcularını tahminlemek için yaptıkları çalışmada yolcu sayıları gruplanmadan veriler modele verilmiştir. Bu sebeple de 100 ile 600 arasında ortalama mutlak değer ile tahmin yaparken %15 ile %30 arasında sapma değerler elde etmişlerdir. Burada yapılan çalışmada ise yaklaşık 6-10 arası sapma değerler görülmüştür. Taksi yolcu talebinin ARIMA modeli ile tahminlendiği bir başka çalışmada ise %25'e varan hata oranı elde edilmiştir [119]. Fakat bu çalışmada kullanılan model zaman serileri

yöntemleri arasında yer alması sebebiyle buradaki çalışmanın yöntemi ile benzerlik göstermemektedir. Zaman serileri yönteminde zaman çıktığı etkileyen girdi olarak verilirken yapay sinir ağların böyle bir durum yoktur. Otobüs yolcularının taleplerine yönelik yapılan başka tahminleme çalışmalarında %78 civarında doğruluğa sahip tahmin değerleri elde edilmiştir [120, 121, 122]. Otobüs hizmetlerinde yolcu talebini tahmin etmek için üç ana zorluk vardır: homojen olmayan, mevsimlik dönemler ve periyodiklikler. Bu ana sebeplerin oranının kendi içinde gösterdiği farklılıkların tahmin değerlerine yansımaları olabilir. Bir başka çalışmada ise otobüs yolcularının tahminlemesi için birden çok modelin etkileşimi haftalık, günlük ve saatlik üç ayrı model geliştirilmiştir. Saatlik modelde %23 hata oranı ile tahminleme yapılırken günlük ve haftalık tahminlerde %9 civarında hata oranı olduğu görülmüştür. Fakat etkileşimli hibrit modelinde ise %5.82 hata ile tahminler yapılmıştır [123]. Bu değer buradaki çalışmaya çok yakın hata düzeyine sahiptir. Aynı çalışmanın içindeki YSA metodu ile elde edilen hata oranı %9.81 bu çalışmadaki değerlere yakın iken hibrit model daha düşük hata oranı üretmiştir. Bu duruma çalışma içinde de belirtilen hafta içi ve hafta sonu değerlerinin birbirine çok benzer olduğu düşünülmektedir.

Taksi yolcu taleplerinin konum ve zaman verilerini alarak yoğunluk noktasının belirlenmesi için yapılan bir çalışmada taksi şoförüne tarayıcılarla yoğunluk noktalarını göstermek amaçlanmıştır. 3760 taksi ile yapılan çalışmada %79.6 isabet oranında tahminler elde edilmiştir. Çalışmada zaman serileri ile zamana bağlı kümeleme yöntemi kullanılmıştır [124]. Genetik algoritma ile uçağa binen yolcu sayıları ve kilometre başına yolcu gelirini tahmine etmek için yapılan çalışmada %3.33 ve %4.48 sapma oranıyla tahminler üretilmiştir. Bu çalışmadaki oranlar burada yapılan çalışmadan daha düşük oranlara sahiptir [125].

Rahat bir otobüs deneyimi sağlamak için etkin otobüs hareket yönetimi gereklidir. Geleneksel yaklaşımlar sabit zaman çizelgelerine dayanırken akıllı kartlar ile toplu taşıma sistemlerin GPS izleme sistemlerinin yaygın olarak kullanılması verinin yol açtığı yaklaşımları yolcunun talebine uyacak şekilde kullanmak için yeni fırsatlar sağlamaktadır. Buradaki çalışmada bu nicel veriler kullanılarak yapılan analizlerin verilmesinin yanı sıra hem şoförler hem de yolcular ile görüşmeler yapılmış ve onların otobüs davranışlarına yönelik görüş ve önerileri alınmıştır. Şoförler hatların en çok sabah, akşam ve iş saatlerinde yoğun olduğunu belirtirken yoğunluğa sebep olarak bölgedeki nüfus, trafik, araç yetersizliği, iş veya okul noktalarının güzergâhtaki varlığı, kalabalık ve uzun güzergâhların varlığının etki ettiğini belirtmişlerdir. Bu yoğunluğa çözüm olarak ise karamsar yaklaşarak çözüm bulunamayacağını söyleyenlerin

yanı sıra, yoğun saatlerde ek sefer koyulması, özel yol tahsis edilmesi, metro sistemlerinin geliştirilmesi, araç sıklığının artırılması, büyük körüklü araçların kullanılması gibi önerileri sunmuşlardır. Yolculardan şoförlere araç yetersizliği, trafik, arka taraflara ilerlenmemesi, araçların geç gelişi, araçların eski olması, doluluk konularında yakınma ve şikâyetlerin gerçekleştiği görülmüştür. Yolcular ile yapılan görüşmelerde ise yoğunluk saatlerinin sabah, akşam ve iş saatleri olduğu belirtilmiştir. Ayan [126] da benzer şekilde kendi çalışmasında en çok iş saatlerinde otobüslerin kullanıldığı sonucuna ulaşmıştır. Hatların yoğun olmasına sebep olarak sefer sayılarının az olması, trafik, hatların kalabalık ve uzun güzergâha sahip olması, güzergâhtaki hat azlığı, güzergâhın nüfusu gibi etkenlerin olduğu ifade edilmiştir. Bu yoğunluğa çözüm olarak ise hatlardaki sefer sayılarının artırılması ve sefer aralıklarının azaltılması, güzergahtaki hat artırımı, metro sistemlerinin geliştirilmesi, otobüslere özel yol tahsisi, yolcusu az bölgelerin güzergahtan çıkarılması önerilmiştir. Tüm bu önerilerin yanı sıra çözümün bulunamayacağını ya da varsa çözümün fikri olmadığını belirten karamsar yolcuların da olduğu görülmüştür. Şahin [127] de buradaki sonuçlara benzer şekilde kapasite kaynaklarını en iyi şekilde kullanarak gereksiz yolculuk sayısının azaltmak ile yoğunluğa çözüm bulunabileceğini önermiştir.

Farklı iç katman sayısına sahip modeller ile denemeler yaparak en düşük ortalama mutlak hata değerine sahip modeli bulmak ve tahminleri onun üzerinden yürütebilmek için c# programı ile yeni bir program yazılmıştır. Bu program optimum modeli bulup kayıt altına almaktadır. Tahmin yapma ekranında ise otomatik olarak kayıtlı optimum model bulunur ve kendisine parametre olarak verilen durak adı, tarih saat, İstanbul maç olma durumu, hava hadisesi, hava sıcaklığı, iş saati olma durumu, okul günü olma durumu, özel gün olma durumu, tatil günü olma durumu, turist dönemi olma durumuna göre tahminler üretilmektedir. Tahminler bir saniyeden daha kısa sürelerde üretilmekte ve bir önceki haftanın aynı günü, aynı saatindeki değer ile karşılaştırılmaktadır. Üretilen tahmin değerlerinin durumuna göre yolcu ve şoförler ile yapılan görüşmelerden ortaya çıkan öneriler liste olarak sunulmuştur.

İleride yapılacak çalışmalarda yapay zekâ yöntemlerinden M5Rules, DecisionTable, DecisionStump, REPTree, RandomTree, RandomForest, M5P, IBk gibi farklı yöntemler uygulanarak çalışmalar yapılabilir ve hem buradaki yöntem ile hem de kendi içindeki diğer yöntemlerle karşılaştırma yapılabilir. Ayrıca İstanbul ilinin farklı duraklarına ve diğer illerin farklı duraklarına aynı yöntem veya farklı yöntemler uygulanabilir. Buradaki çalışma otobüs duraklarına uygulanırken metro, tren, şehirlerarası otobüs, ticari taksi vb. diğer ulaşım

araçlarının duraklarına da uygulanabilir. Ayrıca burada 15-20 arasında farklı iç katman sayılarında denemeler yapılmış ve optimum model bulunmaya çalışılmıştır. Daha farklı ve yüksek sayıda testler yaparak modellerin hata değerleri karşılaştırılabilir.

Sonuç olarak Enformatik Biliminin ulaşım sektörüne uygulaması olarak görülen bu özgün tez çalışmasında bir ildeki toplu ulaşım verileri üzerinden öğrenen bir sistem geliştirilmiştir. Bu sistemler üzerinden insan hayatını kolaylaştırması ve insana sunulan hizmetin kalitesini arttırmaya katkı sunması amaçlanmıştır. Yukarıda belirtilen yöntemlerle bu çalışmanın devam ettirilmesi ve yapılacak diğer çalışmalara temel oluşturarak hizmetin kalitesine fayda sağlaması temennimizdir.



KAYNAKLAR

- [1]. Alp, S., 2008, Doğrusal hedef programlama yönteminin otobüsle kent içi toplu taşıma sisteminde kullanılması, *İstanbul Ticaret Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi*, 13(1), 73-91.
- [2]. Özer, D.T. ve Kocaman, S.T., 2008, İstanbul'un kentiçi ulaşımı: Mevcut durum, sorunlar ve öneriler, *Civilacademy*, 6(3), 77.
- [3]. Cengiz, E. ve Erdal, M., 1999, Modern Üretim Yönetimi ve Tahminleme Üzerine Değerlendirmeler, *İstanbul Üniversitesi Siyasal Bilgiler Fakültesi Dergisi*, (20), 49-55.
- [4]. Karahan, M., 2015, Turizm Talebinin Yapay Sinir Ağları Yöntemiyle Tahmin Edilmesi, *Suleyman Demirel University Journal Of Faculty Of Economics & Administrative Sciences*, 20(2), 195-209.
- [5]. Karahan, M. ve Ütkür, Ö., 2015, Monte Carlo Simülasyonu ile Makine Arızalarının Tahmini: Döküm Sanayisinde Bir Uygulama, *Uluslararası Alanya İşletme Fakültesi Dergisi*, 7 (3), 157-167.
- [6]. Karahan, M., 2011, İstatistiksel Tahmin Yöntemleri: Yapay Sinir Ağları Metodu İle Ürün Talep Tahmini Uygulaması, Doktora Tezi, Selçuk Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- [7]. Orhunbilge, N., 1996, *Uygulamalı Regresyon ve Korelasyon Analizi*, Avcıol Basım - Yayın, İstanbul, s. 9-12.
- [8]. Akalın, G. ve Dilek, S., 2007, Belirsizlik altında firma kararlarının incelenmesi, *Marmara Üniversitesi İ.İ.B.F. Dergisi*, 23 (2), 45-61.
- [9]. Chen, J., 2000, Forecasting method applications to recreation and tourism demand, Phd Thesis, North Carolina State University.
- [10]. Montgomery, D. C., Peck, E. A. ve Vining, G. G., 2015, *Introduction to linear regression analysis*, John Wiley & Sons. Fifth Edition.
- [11]. Chatterjee, S. and Hadi, A. S., 2015, *Regression analysis by example*, John Wiley & Sons.
- [12]. Shim, J. and Hwang, C., 2015, Varying coefficient modeling via least squares support vector regression, *Neurocomputing*, 161, 254-259.
- [13]. Harrell, F., 2015, *Regression modeling strategies: with applications to linear models, logistic and ordinal regression, and survival analysis*, Springer, Second Edition.
- [14]. Üreten, S. 2002, *Üretim/işlemler yönetimi: stratejik kararlar ve karar modelleri*, Gazi Kitabevi, Ankara.

- [15]. Seddighi, H.R., Lawyer, K.A. and Katos, A.V. 2000, *Econometrics: A Practical Approach*, London Routledge Taylor and Francis Group, s. 252.
- [16]. Ünsal, M. G. and Kasap, R., 2012, Residual Types In Time Series And Their Applications, *Gazi University Journal Of Science*, 25(2), 409-416.
- [17]. Chatfield, C., 1980, *The Analysis of Time Series: An Introduction*, Second Edit, New York: Chapman and Hall.
- [18]. Patterson, K., 2000, *An Introduction to Applied Econometrics A Time Series Approach*, Palgrave Macmillan, New York.
- [19]. Montgomery, D. C., Jennings, C. L. and Kulahci, M., 2015, *Introduction to time series analysis and forecasting*, John Wiley & Sons. Second Edition, Canada.
- [20]. Sevüktekin, M. ve Nargeleçekenler, M., 2005, *Zaman Serileri Analizi*, 1nd Ed. Nobel Yayın Dağıtım, Ankara, ISBN: 975-591-755-1.
- [21]. Akgül, I., 2003, *Geleneksel Zaman Serisi Yöntemleri*, Der Yayınları, İstanbul, s. 81-100.
- [22]. Bozkurt Yıldız, H., 2013, *Zaman Serileri Analizi*, Ekin Basım Yayın Dağıtım, Bursa.
- [23]. Akgül, I., 2003, *Zaman Serilerinin Analizi ve ARIMA Modelleri*, Der Yayınları, İstanbul.
- [24]. Demirdöğen, O., 1998, Talep Tahmininde Monte-Carlo Simülasyon Tekniğinin Kullanılması, *Atatürk Üniversitesi İİBF Dergisi*, 12(1-2), 229-240.
- [25]. Yurtoğlu, H. 2005, Yapay Sinir Ağları Metodolojisi ile Öngörü Modellemesi (DPT-Uzmanlık Tezleri), Devlet Planlama Teşkilatı Yayınları, Ankara.
- [26]. Allahverdi, N., 2002, *Uzman Sistemler Bir Yapay Zeka Uygulaması*, Atlas Yayın Dağıtım, İstanbul.
- [27]. Malikoğlu, G.P.S.N., 2002, *Artificial Intelligence 1*, Birsen Yayınevi, İstanbul.
- [28]. Ataseven, B., 2013, Yapay Sinir Ağları ile Öngörü Modellemesi. *Öneri*, 10 (39), 101-115.
- [29]. Funes, E., Allouche, Y., Beltrán, G. and Jiménez, A., 2015, A Review: Artificial Neural Networks as Tool for Control Food Industry Process, *Journal of Sensor Technology*, 5 (1), 28-43.
- [30]. Bilim ve Sağlık, 2015, Sinir Hücresinin (Nöronun) Yapısı ve Görevleri, <http://www.bilimvesaglik.com/sinir-sistemi/sinir-hucresinin-noronun-yapisi-ve-gorevleri.html>, [Ziyaret Tarihi: 30.11.2015].
- [31]. Elmas, Ç., 2007, *Yapay Zeka Uygulamaları*, Seçkin Yayıncılık, Ankara.
- [32]. Elmas, Ç., 2011, *Yapay Zeka Uygulamaları Yapay Sinir Ağları-Bulanık Mantık-Genetik Algoritma*, Seçkin Yayıncılık, Ankara.
- [33]. Öztemel, E., 2012, *Yapay Sinir Ağları*. Papatya Yayıncılık, Ankara.

- [34]. Nabiyev, V.V., 2012, *Yapay Zekâ: İnsan Bilgisayar Etkileşimi*, Seçkin Yayıncılık, Ankara.
- [35]. Arıkan Kargı, V.S., 2015, *Yapay sinir ağ modelleri ve bir tekstil firmasında uygulama*, Ekin Basım Yayın Dağıtım, Bursa.
- [36]. Sağıroğlu, Ş., Erkan, B. ve Erler, M. 2003, *Mühendislikte Yapay Zeka Uygulamaları I: Yapay Sinir Ağları*, Ufuk Kitap Kırtasiye-Yayıncılık, Kayseri.
- [37]. Yüksek, A.G., 2007, Hava Kirliliği Tahmininde Çoklu Regresyon Analizi ve Yapay Sinir Ağları Yönteminin Karşılaştırılması, Doktora Tezi, Cumhuriyet Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- [38]. Zhang, D. and Pal, S.K., 2002, *Neural Networks and Systolic Array Design*, World Scientific Publishing, London.
- [39]. Asilkan, Ö. ve Irmak, S., 2009, İkinci El Otomobillerin Gelecekteki Fiyatlarının Yapay Sinir Ağları ile Tahmin Edilmesi, *Süleyman Demirel Üniversitesi. İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 14(2), 375-391.
- [40]. Arslan, A. and İnce, R., 1996, The Neural Network Approximation To The Size Effect In Fracture Of Cementitious Materials, *Engineering Fracture Mechanism*, 54(2),249-261.
- [41]. Fırat, M. ve Güngör, M., 2004, Askı Madde Konsantrasyonu ve Miktarının Yapay Sinir Ağları ile Belirlenmesi, *İMO Teknik Dergi*, 3267-3282.
- [42]. Diler, A.İ., 2003, İMKB Ulusal-100 Endeksinin Yönünün Yapay Sinir Ağları Hata Geriye Yayma Yöntemi İle Tahmin Edilmesi, *İMKB Dergisi*, 7 (25-26), 66-81.
- [43]. Suzuki, K., 2011, *Artificial neural networks, -Methodological advances and biomedical applications*, InTech.
- [44]. Efendigil, T., 2008, Müşteri odaklı sistemler için yapay sinir ağı ve bulanık çıkarım tabanlı bir karar destek sistemi yaklaşımı, Doktora Tezi, Yıldız Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü.
- [45]. Chase, R.B. and Aquilano, N.J., 1995, *Production and Operations Management: A Life Cycle Approach*, 7. Baskı, Richard D. Irwin Inc., Homewood, Illinois.
- [46]. Monks, J.G.,1996, *Schaum's Outline of Theory and Problems of Operations Management*, 2. Baskı, McGraw-Hill, USA.
- [47]. Güngör, İ. T. ve Çuhadar, M. T., 2005, Antalya İline Yönelik Alman Turist Talebinin Yapay Sinir Ağları Yöntemiyle Tahmini, *Gazi Üniversitesi Ticaret Ve Turizm Eğitim Fakültesi Dergisi*, (1), 84.
- [48]. Önder, E.T. ve Hasgül, Ö. T., 2009, Yabancı Ziyaretçi Sayısının Tahmininde Box-Jenkins Modeli, Winters Yöntemi ve Yapay Sinir Ağlarıyla Zaman Serisi Analizi, *İstanbul Üniversitesi İşletme Fakültesi İşletme İktisadi Enstitüsü Dergisi*, 20 (62), 62.

- [49]. Çuhadar, M. T. (2014). Muğla iline yönelik dış turizm talebinin modellenmesi ve 2012-2013 yılları için tahminlenmesi, *Uluslararası İktisadi Ve İdari İncelemeler Dergisi*, 6 (12), 1.
- [50]. Law, R. and Au, N., 1999, A neural network model to forecast Japanese demand for travel to Hong Kong, *Tourism Management*, 20, 89-97.
- [51]. Baldemir, E. T. ve Bahar, Ö. T., 2003, Türkiye'ye Yönelik Turizm Talebinin Neural (Sinir) Ağları Modelini Kullanarak Analizi, *Gazi Üniversitesi Ticaret Ve Turizm Eğitim Fakültesi Dergisi*, (2), 152.
- [52]. Claveria, O. and Torra S., 2014, Forecasting Tourism Demand To Catalonia: Neural Networks vs. Time Series Models, *Economic Modelling*, 36 (1), 220-228.
- [53]. Noersasongko, E., Julfia, F. T., Syukur, A., Premunendar, R. A. and Supriyanto, C. 2016, A tourism arrival forecasting using genetic algorithm based neural network, *Indian Journal of Science and Technology*, 9(4).
- [54]. Sadatiseyedmahalleh, S., Bateni, N. H. and Bateni, N. H. 2016, Prediction of Tourism Demand in Iran by Using Artificial Neural Network (ANN) and Supporting Vector Machine (SVR), *International Journal of Multicultural and Multireligious Understanding*, 3(1), 37-44.
- [55]. Kılıç, G., 2015, Yapay Sinir Ağları İle Yemekhane Günlük Talep Tahmini, Yüksek Lisans Tezi, Pamukkale Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü.
- [56]. Küçükönder, H., Boyacı, S. ve Akyüz, A., 2016, A modeling study with an artificial neural network: developing estimation models for the tomato plant leaf area, *Turkish Journal of Agriculture & Forestry*, 40(2), 203-212.
- [57]. Aydemir, E., Karaatlı, M., Yılmaz, G. ve Aksoy, S. 2014, 112 acil çağrı merkezine gelen çağrı sayılarını belirleyebilmek için bir yapay sinir ağları tahminleme modeli geliştirilmesi, *Pamukkale Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 20(5), 145-149.
- [58]. Yaşar, A.B., 2009, Kentiçi Otobüs Taşımacılığında Talep Tahmini, Yüksek Lisans Tezi, Pamukkale Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İnşaat Mühendisliği.
- [59]. Uçal, İ., 2009, Bulanık Zaman Seriler ile Talep Tahmini. *XI. Üretim Araştırmaları Sempozyumu*, 23-24 Haziran 2009.
- [60]. Benzer, R. ve Benzer, S. 2015. Application of artificial neural network into the freshwater fish caught in Turkey, *International Journal of Fisheries and Aquatic Studies* 2015; 2(5), 341-346.
- [61]. Ertaç, M., 2014, Forecasting Nonlinear Time Series Using Partial Least Squares Method, Doctorate Thesis, Dokuz Eylül University Graduate School Of Natural And Applied Sciences.
- [62]. Men, Z., Yee, E., Lien, F. Wen, D. and Chen, Y., 2016, Short-term wind speed and power forecasting using an ensemble of mixture density neural networks. *Renewable Energy*, 87 (1), 203-211.

- [63]. Kumar, R., Aggarwal, R. and Sharma, J., 2015, Comparison of regression and artificial neural network models for estimation of global solar radiations, *Renewable And Sustainable Energy Reviews*, 52 (1), 1294-1299.
- [64]. Sivrikaya, O., 2013, Demand Forecasting for Domestic Air Transportation in Turkey, Phd. Thesis, Okan University Institute Of Social Sciences, Business Management.
- [65]. Sivrikaya, O. and Tunç, E., 2013, Demand Forecasting for Domestic Air Transportation in Turkey, *The Open Transportation Journal*, 7, 20-26.
- [66]. Ozan, C., Başkan, Ö., Haldenbilen, S. ve Ceylan H., 2014, Yurtiçi Hava Taşımacılığı Talebinin Modellenmesi ve Senaryolar Altında Değerlendirilmesi, *Pamukkale Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 20(9), 319-323.
- [67]. Srisaeng, P., Baxter, G. and Wild, G., 2015, 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.
- [68]. Tortum, A., Gözcü, O. ve Çodur, M. Y., 2014, Türkiye’de Hava Ulaşım Talebinin Arıma Modelleri ile Tahmin Edilmesi, *Iğdır Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi*, 4(2), 39-54.
- [69]. Fang, Y., 2012, Airline travel demand, the derived demand for aircraft fuel, and fuel utilization forecasts using structural and atheoretical approaches, Phd. Thesis, Rice University.
- [70]. Strelcova, K., 2013, Development of demand forecasting model for transatlantic air transportation, Phd. Thesis, The University of Texas at El Paso.
- [71]. Bobb, L.M., 2008, A markov chains based transition matrices approach to forecasting airline seat demand, Phd. Thesis, The City University of New York.
- [72]. Yazıcı, R.O., 2011, Air Passenger Demand Forecasting For Planned Airports, Case Study: Zafer And Or-Gi Airports In Turkey, Phd. Thesis, Natural And Applied Sciences Of Middle East Technical University.
- [73]. Jin, L., 2008, Enhancements To Estimate And Forecast Indiana Statewide Travel, Phd. Thesis, Purdue University.
- [74]. Ceylan, H. ve Haldenbilen, S., 2005, Şehirler Arası Ulaşım Talebinin Genetik Algoritma ile Modellenmesi, *İMO Teknik Dergi*, 128, 3599-3618.
- [75]. Haldenbilen, S., Başkan, Ö., Ceylan, H. and Ceylan, H., 2009, Freight Transport Planning With Genetic Algorithm Based Projected Demand. *Research In Transport And Logistics 2009 Proceedings*, 231-237.
- [76]. Akgüngör, A.P., Doğan, E. ve Gürbüz, T., 2009, Estimation of Highway Transportation Demand in Turkey By Artificial Neural Networks and The Effects of Other Transportation Systems to Highway Transportation, *Technology*, 12(3), 217-225.
- [77]. Pilgrim, R.W., 1981, Modelling Intercity Bus Passenger Travel Demand In Newfoundland, Master Degree, Faculty of Engineering and Applied Science Memorial University of Newfoundland.

- [78]. Temur, R. ve Tanrıverdi, S.C., 2013, Ulaştırımda Talep Tahmin Modellerinde Harmoni Arama Yöntemi Uygulaması, *International Science and Technology Conference, Rome, June, 25 - 27*.
- [79]. Wei, Y. and Chen, M.C., 2012, Forecasting the short-term metro passenger flow with empirical mode decomposition and neural networks, *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 21 (1), 148-162.
- [80]. Xie, M. Q., Li, X. M., Zhou, W. L. and Fu, Y. B., 2014, Forecasting the short-term passenger flow on high-speed railway with neural networks, *Computational intelligence and neuroscience*, 23, 1-8.
- [81]. Shitan, M., Karmokar, P. K. and Lerd, N. Y., 2014, Time Series Modeling And Forecasting Of Ampang Line Passenger Ridership In Malaysia. *Pak. J. Statist*, 30 (3), 385-396.
- [82]. Jales, A.W.L. and Silva, C.A.U., 2016, A estimação neural de tempos de viagens de ônibus sob regime de fretamento usando-se de dados de posicionamento por satélites (GPS), *Journal of Transport Literature*, 10 (1), 30-34.
- [83]. Özüdođru, A.G. ve Görener, A., 2015, Sağlık Sektöründe Talep Tahmini Üzerine Bir Uygulama, *İstanbul Ticaret Üniversitesi Sosyal Bilimleri Dergisi*, 14 (27), 37-53.
- [84]. Filiz, S., 2010, Konut Tasarımına Yönelik Sürdürülebilirlik ve Teknoloji Bağlamında Bir Gelecek Tahmin Modeli, Doktora Tezi, İstanbul Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü.
- [85]. Özcan, H. 2008. İstanbul'da Kentsel Yayılmanın Yapay Sinir Ağları İle Öngöruları, Yüksek Lisans Tezi, İstanbul Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü.
- [86]. Demirtaş, M., 2008, Tedarik Zinciri Yönetiminde, Tahminleme ve Planlama İşbirliğinin Rekabet Gücüne Etkisi ve Tekstil Sektöründe Bir Uygulama, Doktora Tezi, Afyonkarahisar Kocatepe Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- [87]. Arıkan Kargı, V.S., 2013, Yapay sinir ağ modelleri ve bir tekstil firmasında uygulama, Doktora Tezi, Uludağ Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- [88]. Demirboğa, C., 2008, Forecasting Production and Sales of Paper Industry in Turkey, Phd. Thesis, Marmara University Institute for Graduate Studies in Pure and Applied Sciences.
- [89]. Arandia, E., Ba, A., Eck, B. and McKenna, S., 2015, Tailoring Seasonal Time Series Models to Forecast Short-Term Water Demand, *Journal of Water Resources Planning and Management*, 142 (3).
- [90]. Adamowski, J., H. Fung Chan, S. O. Prasher, B. Ozga-Zielinski and A. Sliusarieva, 2012, Comparison of Multiple Linear and Nonlinear Regression, Autoregressive Integrated Moving Average, Artificial Neural Network, and Wavelet Artificial Neural Network Methods For Urban Water Demand Forecasting in Montreal, *Canada, Water Resources Research*, 48 (1).

- [91]. Çay, Y., Çiçek, A., Kara, F. and Sağıroğlu, S., 2012, Prediction of Engine Performance for An Alternative Fuel Using Artificial Neural Network, *Applied Thermal Engineering*, 37 (1), 217-225.
- [92]. Çay, Y., Korkmaz, İ., Çiçek A. and Kara F., 2013, Prediction of Engine Performance and Exhaust Emissions For Gasoline and Methanol Using Artificial Neural Network, *Energy*, 50 (1), 177-186.
- [93]. Çay, Y., 2013, Prediction of A Gasoline Engine Performance With Artificial Neural Network, *Fuel*, 111 (1), 324-331.
- [94]. Akan, Y. ve Doğan E.M., 2001, Erzurum Şehirlerarası Yolcu Taşımacılığı Talep Analizi, *İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, 15 (1-2), 65-89.
- [95]. Suryani, E., Chou, S. Y. and 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.
- [96]. Patton, M. Q., 1987, *How to use qualitative methods in evaluation* (No. 4). London: Sage Publications.
- [97]. Özgüven, İ.E., 2004, *Görüşme ilke ve teknikleri*. Ankara: Pdrem Yayınları.
- [98]. İETT, 2015, Akbil Tarih Oluyor, <http://www.iETT.gov.tr/tr/main/news/akbil-tarih-oluyor/1699>, [Ziyaret Tarihi: 31.10.2015].
- [99]. MEB, 2016. Ulusal Bayram ve Genel Tatiller Hakkında Kanun. <http://mevzuat.meb.gov.tr/html/114.html>, 2429, 17.03.1981.
- [100]. İstanbul Kültür ve Turizm, 2016. İstanbul Turizm İstatistikleri Raporu, İstanbul Kültür ve Turizm Müdürlüğü Araştırma ve Eğitim Şube, 2016 (1), 5-6.
- [101]. Yandex, 2012. İstanbul'da Trafik Durumu, https://yandex.com.tr/company/press_center/infographics/traffic2012, [Ziyaret Tarihi: 20.03.2016].
- [102]. TÜMAS, 2016. Türkiye Meteorolojik Veri Arşiv ve Yönetim Sistemi, Meteoroloji Genel Müdürlüğü. <http://tumas.mgm.gov.tr>, [Ziyaret Tarihi: 20.03.2016].
- [103]. Erpolat, S. ve Öz, E., 2010, Kanser Verilerinin Sınıflandırılmasında Sinir Ağları İle Destek Vektör Makinelerinin Karşılaştırılması, *İstanbul Aydın Üniversitesi Dergisi*, 2(5), 71-83.
- [104]. Cheng, J., Randall, A. and Baldi, P., 2006, Prediction of protein stability changes for single-site mutations using support vector machines, *Proteins: Structure, Function, and Bioinformatics*, 62(4), 1125-1132.
- [105]. Martelli, P. L., Fariselli, P. and Casadio, R., 2004, Prediction of disulfide-bonded cysteines in proteomes with a hidden neural network, *Proteomics*, 4(6), 1665-1671.
- [106]. Ceroni, A., Passerini, A., Vullo, A. and Frasconi, P., 2006, DISULFIND: a disulfide bonding state and cysteine connectivity prediction server. *Nucleic acids research*, 34(2), W177-W181.

- [107]. Sietsma, J. and Dow, R. J., 1988, Neural net pruning-why and how. *In IEEE International Conference on Neural Networks*, 1, 325-333.
- [108]. Chen, H. and Yao, X., 2009, Regularized negative correlation learning for neural network ensembles. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 20(12), 1962-1979.
- [109]. Gu, Y., Celli, F., Steinberger, J., Anderson, A. J., Poesio, M., Strapparava, C. And Murphy, B., 2014, Using Brain Data for Sentiment Analysis. *Journal for Language Technology and Computational Linguistics*, 29(1), 79-94.
- [110]. Singh, P. K., Dalal, S. K., Sarkar, R. and Nasipuri, M., 2015, Page-level script identification from multi-script handwritten documents. In *Computer, Communication, Control and Information Technology (C3IT), 2015 Third International Conference on*, 1-6.
- [111]. You, E. B., 2016, "Mobile Application for Biosensor Colorimetric Analysis", Honors Theses, Andrews University, Engineering & Computer Science.
- [112]. Ayaz, Y., Kocamaz, A. F. and Karakoç, M. B. (2015). Modeling of compressive strength and UPV of high-volume mineral-admixed concrete using rule-based M5 rule and tree model M5P classifiers. *Construction and Building Materials*, 94, 235-240.
- [113]. Singh, H., Kumar, R., Singh, S., Chaudhary, K., Gautam, A. and Raghava, G. P., 2016, Prediction of anticancer molecules using hybrid model developed on molecules screened against NCI-60 cancer cell lines. *BMC cancer*, 16 (77), 1-10.
- [114]. Rahman, M. S. and Waheed, S., 2017, Carbon emission measurement in improved cook stove using data mining. In *Electrical, Computer and Communication Engineering (ECCE), International Conference on*, 83-86.
- [115]. Solomon, J. W. and Nielsen, R. D., 2015, Predicting changes in systolic blood pressure using longitudinal patient records. *Journal of biomedical informatics*, 58, 197-202.
- [116]. Esfe, M. H., Ahangar, M. R. H., Rejvani, M., Toghraie, D. and Hajmohammad, M. H., 2016, Designing an artificial neural network to predict dynamic viscosity of aqueous nanofluid of TiO₂ using experimental data. *International Communications in Heat and Mass Transfer*, 75, 192-196.
- [117]. Bui, D. T., Tuan, T. A., Klempe, H., Pradhan, B., and Revhaug, I., 2016, Spatial prediction models for shallow landslide hazards: a comparative assessment of the efficacy of support vector machines, artificial neural networks, kernel logistic regression, and logistic model tree. *Landslides* 13, (2), 361-378.
- [118]. Tsai, T. H., Lee, C. K. and Wei, C. H., 2009. Neural network based temporal feature models for short-term railway passenger demand forecasting, *Expert Systems with Applications*, 36 (2), 3728-3736.
- [119]. Moreira-Matias, L., Gama, J., Ferreira, M., Mendes-Moreira, J. and Damas, L. 2013. On predicting the taxi-passenger demand: A real-time approach, *In Portuguese Conference on Artificial Intelligence*, pp. 54-65.

- [120]. Zhou, C., Dai, P., and Li, R., 2013. The passenger demand prediction model on bus networks. In *Data Mining Workshops (ICDMW), 2013 IEEE 13th International Conference on*, pp. 1069-1076.
- [121]. Zhou, C., Dai, P. and Zhang, Z., 2015. Passenger demand prediction on bus services., In *Green Computing and Internet of Things (ICGCIoT). 2015 International Conference on* (pp. 1430-1435). IEEE.
- [122]. Zhou, C., Dai, P., Wang, F. and Zhang, Z., 2016. Predicting the passenger demand on bus services for mobile users, *Pervasive and Mobile Computing*, 25, 48-66.
- [123]. Ma, Z., Xing, J., Mesbah, M. and Ferreira, L., 2014. Predicting short-term bus passenger demand using a pattern hybrid approach, *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 39, 148-163.
- [124]. Zhang, K., Feng, Z., Chen, S., Huang, K. and Wang, G., 2016. A Framework for Passengers Demand Prediction and Recommendation, In *Services Computing (SCC), 2016 IEEE International Conference on* (pp. 340-347). IEEE.
- [125]. Srisaeng, P., Richardson, S., Baxter, G. and Wild, G., 2016, Forecasting Australia's domestic low cost carrier passenger demand using a genetic algorithm approach, *Aviation*, 20(2), 39-47.
- [126]. Ayan, B., 2010, Kent morfolojosini etkileyen nedenler ve Eminönü tarihi yarımada bölgesinin İstanbul ulaşımına etkileri, Yüksek Lisans Tezi, Bahçeşehir Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü.
- [127]. Şahin, İ, 2015, Ulaştırma Planlaması ve Yatırımları Sorunsalı İstanbul'un Yaka Geçişleri Örneği, *11. Ulaştırma Kongresi*, TMH-486: 27-36.

EKLER

Ek 1. Yolcular ile yapılan görüşme formu soruları

Bu çalışma İstanbul Üniversitesi Enformatik Anabilim Dalında yürütülen “Yapay Sinir Ağları İle Toplu Taşımada Otobüs Hareket Davranışlarının Düzenlenmesine Yönelik Sistem Önerisi” adlı doktora tezi için yolcuların görüşlerini almak amaçlı yapılmaktadır. Toplanan veriler kesinlikle gizli tutulacak olup görüşülen kişileri tanımlayacak hiçbir ifade kullanılmayacaktır.

İlginiz için teşekkür ederiz.

*Saygılarımla
Öğr. Gör. Emrah AYDEMİR*

Hat No	<input type="radio"/> 18 Ü <input type="radio"/> 11 ÜS <input type="radio"/> 399 C <input type="radio"/> 599 C
Türü	Yolcu
Adı Soyadı
<ol style="list-style-type: none"> 1. Bu hatta hangi duraktan biniyorsunuz? 2. Bu hattın hangi duraktan iniyorsunuz? 3. Bindığınız bu hat çok yoğun oluyor mu? <ol style="list-style-type: none"> a. Evet <ol style="list-style-type: none"> i. Hangi saatlerde yoğun oluyor? ii. Sizce yoğun olmasının sebepleri neler? iii. Bu yoğunluğa sizce nasıl çözüm bulunabilir? (hat artırımı, saat düzenlemesi vb.) b. Hayır <ol style="list-style-type: none"> i. Sizce yoğun olmamasının sebepleri neler? ii. Bu hattın mevcut halinden memnun musunuz? 4. Bu hattı ağırlıklı olarak hangi günler kullanıyorsunuz?(Hafta içi/Hafta sonu) 5. Bu hattı ağırlıklı olarak hangi saat aralıklarında kullanıyorsunuz? 6. Bu hattı ulaşımında hangi amaçlarla kullanıyorsunuz? (aktarım, işe gitme, gezmeye gitme, iş gereği vb.) 	

Ek 2. Şoförler ile yapılan görüşme formu soruları

Bu çalışma İstanbul Üniversitesi Enformatik Anabilim Dalında yürütülen “Yapay Sinir Ağları İle Toplu Taşımada Otobüs Hareket Davranışlarının Düzenlenmesine Yönelik Sistem Önerisi” adlı doktora tezi için yolcuların görüşlerini almak amaçlı yapılmaktadır. Toplanan veriler kesinlikle gizli tutulacak olup görüşülen kişileri tanımlayacak hiçbir ifade kullanılmayacaktır.

İlginiz için teşekkür ederiz.

*Saygılarımla
Öğr. Gör. Emrah AYDEMİR*

Hat No	<input type="radio"/> 18 Ü <input type="radio"/> 11 ÜS <input type="radio"/> 399 C <input type="radio"/> 599 C
Türü	Şoför
Adı Soyadı
<ol style="list-style-type: none"> 1. Bu hatta kaç yıldır şoförlük yapıyorsunuz? 2. Kullandığınız bu hat çok yoğun oluyor mu? <ol style="list-style-type: none"> a. Evet <ol style="list-style-type: none"> i. Hangi saatlerde yoğun oluyor? ii. Sizce yoğun olmasının sebepleri neler? iii. Bu yoğunluğa sizce nasıl çözüm bulunabilir? (hat artırımı, saat düzenlemesi vb.) b. Hayır <ol style="list-style-type: none"> i. Sizce yoğun olmamasının sebepleri neler? ii. Bu hattın mevcut halinden memnun musunuz? 3. Bu hattı ağırlıklı olarak hangi günler kullanıyorsunuz?(Hafta içi/Hafta sonu) 4. Bu hattı ağırlıklı olarak hangi saat aralıklarında kullanıyorsunuz? 5. Yolcular bu hat ile ilgili en çok hangi konularda size şikayetlerini bildiriyorlar? 6. Bu hattaki en kalabalık duraklar hangileridir? 7. Bu hattaki en seyrek duraklar hangileridir? 	

Ek 3. Meteoroloji Genel Müdürlüğü'nden Veri İsteme Talebi



T.C.
AHİ EVRAN ÜNİVERSİTESİ
Teknik Bilimler Meslek Yüksekokulu Müdürlüğü



Sayı : 37468359/315
Konu : Bilimsel Çalışma Verileri

25./04/2016

İLGİLİ MAKAMA

Yüksekokulumuz Bilgisayar Teknolojisi Bölümünde görevli olan Öğr. Gör. Emrah AYDEMİR koordinatörlüğünde yürütülmekte olan “Yapay Sinir Ağları ile Toplu Taşımada Otobüs Hareket Davranışlarının Düzenlenmesine Yönelik Sistem Önerisi” adlı bilimsel çalışmada kullanmak üzere ekteki formatta belirtilen verilere ihtiyaç duyulmaktadır.

Sadece bilimsel çalışmalarda değerlendirilecek olan verilerin dijital ortamda Yüksekokulumuz eposta adresine (tbmyo@ahievran.edu.tr) gönderilmesi hususunda;

Gereğini bilgilerinize arz/rica ederim.

Yrd. Doç. Dr. Mustafa ÖZDURAN
Yüksekokul Müdürü

Ek: İstenen Veri Biçimi ve Açıklamaları

Ek 4. Meteoroloji Genel Müdürlüğü'nden İstenen Veri Biçimi

Ek 1. İstenen Veri Biçimi ve Açıklamaları

Tarih-Saat	İlçe	Hava Durumu	Hava Sıcaklığı
23.04.2015 09:00	Üsküdar	Yağmurlu	10
23.04.2015 10:00	Üsküdar	Karlı	-3
23.04.2015 11:00	Üsküdar	Bulutlu	22
23.04.2015 12:00	Üsküdar	Dolu	12
23.04.2015 09:00	Beşiktaş	Güneşli	15
23.04.2015 10:00	Beşiktaş	Karlı	-5
23.04.2015 11:00	Beşiktaş	Fırtına	5
23.04.2015 12:00	Beşiktaş	Dolu	2
23.05.2015 09:00	Üsküdar	Yağmurlu	10
23.05.2015 10:00	Üsküdar	Karlı	-3
23.05.2015 11:00	Üsküdar	Bulutlu	22
23.05.2015 12:00	Üsküdar	Dolu	12
23.05.2015 09:00	Beşiktaş	Güneşli	15
23.05.2015 10:00	Beşiktaş	Karlı	-5
23.05.2015 11:00	Beşiktaş	Fırtına	5
23.05.2015 12:00	Beşiktaş	Dolu	2

Açıklama [EA1]: İlçe alanı İstanbul ilinin tüm ilçelerine yönelik bilgiler olmalıdır.

Açıklama [EA2]: Tarih-Saat alanı başlangıç tarihi 2006 yılı ile 2016 yılları arasında saatlik veriler olmalıdır.

Açıklama [EA3]: Hava Durumu Alanı havanın yağış türü durumlarından oluşmalıdır.

Açıklama [EA4]: Hava sıcaklığı alanı santigrat derece türünden olmalıdır.

Notlar

1. Tarih aralıkları 01.01.2006 ile 01.01.2016 arasındaki 10 yıllık veriler olmalıdır.
2. Veriler dijital (excel veya bir başka tür) formatta olmalıdır.
3. Buradaki veriler saatlik ölçümler olmalıdır. Gerçek değerler ve gerçek durum olabileceği gibi o zamanki hava tahmin verileri de olabilir.
4. İstanbul'un tüm ilçeleri ayrı ayrı olmalıdır.
5. Havanın durumu (yağmurlu, karlı, bulutlu vb.) elzem veri türüdür. Havanın basınç, nem, rüzgar durumu gibi verileri çalışma için herhangi bir anlam teşkil etmemektedir.

Ek 5. Meteoroloji Genel Müdürlüğü'nden Gelen İzin Yazısı



T.C.
ORMAN VE SU İŞLERİ BAKANLIĞI
Meteoroloji Genel Müdürlüğü

Sayı : 95579059-107-E.17831

27/04/2016

Konu : Meteorolojik Bilgi

AHI EVRAN ÜNİVERSİTESİNE
(Teknik Bilimler Meslek Yüksekokulu Müdürlüğü)
Terme Cad.
Merkez / KIRŞEHİR

İlgi: Ahi Evran Üniversitesi Teknik Bilimler Meslek Yüksekokulu Müdürlüğü'nün
25/04/2016 tarihli ve 37468359/315 sayılı ve 17549 EBYS kayıt nolu yazısı.

İlgi yazı ile istenilen bilgiler, ilgili meteoroloji istasyonlarımızın mevcut kayıtlarından
çıkartılarak ekte gönderilmiştir.
Bilgilerinizi rica ederim.

Cemal OKTAR
Genel Müdür a.
Meteorolojik Veri İşlem Dairesi Başkanı

Ek: CD (1 adet)

NOT: "Muafiyetten Yararlanacak Kamu Kurum ve Kuruluşlarına Verilecek Meteorolojik Veri ve Ürünlerin Kapsamı ve Mahiyetine İlişkin Usul ve Esaslar" gereğince, istenilen veriler için 5 yıllık (saatlik), 1 yıllık (10 dakikalık) ve 1 aylık (dakikalık) veriden fazlası ücretlendirmeye tabidir.

BİFA ADI	Gereği
Ad. Yg.	
Yük. Ölç. Cihaz	
Personel İstemi	
Geyikçi İstemi	
Muh. İstemi	
NEVALE TARİHİ	1 / 20
İmza	

Bu evrak 5070 sayılı Elektronik İmza Kanunu'na göre elektronik olarak imzalanmıştır. <http://ebys.mgm.gov.tr/dogrulama.aspx> adresi üzerinden 3P32020899QRO kodu ile doğrulama yapabilirsiniz.



Kütükçüalibey Caddesi No: 4
06120 Kalaba/ANKARA
Tel/Faks:0 312 359 75 45/360 25 51
www.mgm.gov.tr

Ayrıntılı Bilgi: E.Poyraz - Rasatçı
Tel: 0 312 302 27 05
E-posta: epoyraz@mgm.gov.tr

- 1/1 -
Güvenli Elektronik İmza
Aslı Ayar
Ebrü Ayar
Bilgi İşlemci
İletmeni
770412016

Ek 6. Meteoroloji Genel Müdürlüğü'nden Veri İsteme Talebi 2



T.C.
AHİ EVRAN ÜNİVERSİTESİ
Teknik Bilimler Meslek Yüksekokulu Müdürlüğü



Sayı : 37468359/352
Konu : Bilimsel Çalışma Verileri


09/05/2016

İLGİLİ MAKAMA

Yüksekokulumuz Bilgisayar Teknolojisi Bölümünde görevli olan Öğr. Gör. Emrah AYDEMİR koordinatörlüğünde yürütülmekte olan “Yapay Sinir Ağları ile Toplu Taşımada Otobüs Hareket Davranışlarının Düzenlenmesine Yönelik Sistem Önerisi” adlı bilimsel çalışmada kullanmak üzere ekteki formatta belirtilen verilere ihtiyaç duyulmaktadır.

Sadece bilimsel çalışmalarda değerlendirilecek olan verilerin dijital ortamda Yüksekokulumuz eposta adresine (tbmyo@ahievran.edu.tr) gönderilmesi hususunda;

Gereğini bilgilerinize arz/rica ederim.


Yrd. Doç. Dr. Mustafa ÖZDURAN
Yüksekokul Müdürü

Ek: İstenen Veri Biçimi ve Açıklamaları

Ek 7. Meteoroloji Genel Müdürlüğü'nden İstenen Veri Biçimi 2

Ek 1. İstenen Veri Biçimi ve Açıklamaları

Tarih-Saat	İlçe	Hava Durumu	Hava Sıcaklığı
23.04.2010 09:00	Üsküdar	Yağmurlu	10
23.04.2011 10:00	Üsküdar	Karlı	-3
23.04.2011 11:00	Üsküdar	Bulutlu	22
23.04.2011 12:00	Üsküdar	Dolu	12
23.04.2011 09:00	Beşiktaş	Güneşli	15
23.04.2011 10:00	Beşiktaş	Karlı	-5
23.04.2011 11:00	Beşiktaş	Fırtına	5
23.04.2011 12:00	Beşiktaş	Dolu	2
23.05.2011 09:00	Üsküdar	Yağmurlu	10
23.05.2011 10:00	Üsküdar	Karlı	-3
23.05.2011 11:00	Üsküdar	Bulutlu	22
23.05.2011 12:00	Üsküdar	Dolu	12
23.05.2011 09:00	Beşiktaş	Güneşli	15
23.05.2011 10:00	Beşiktaş	Karlı	-5
23.05.2011 11:00	Beşiktaş	Fırtına	5
23.05.2011 12:00	Beşiktaş	Dolu	2

Açıklama [EA1]: İlçe alanı İstanbul ilinin tüm ilçelerine yönelik bilgiler olmalıdır.

Açıklama [EA2]: Tarih-Saat alanı; başlangıç tarihi 2006 yılı ile 2011 yılları arasında saatlik veriler olmalıdır.

Açıklama [EA3]: Hava Durumu Alanı havanın yağış türü durumlarından oluşmalıdır.

Açıklama [EA4]: Hava sıcaklığı alanı santigrat derece türünden olmalıdır.

Notlar

1. Tarih aralıkları 01.01.2006 ile 01.01.2011 arasındaki 5 yıllık veriler olmalıdır.
2. Veriler dijital (excel veya bir başka tür) formatta olmalıdır.
3. Buradaki veriler saatlik ölçümler olmalıdır. Gerçek değerler ve gerçek durum olabileceği gibi o zamanki hava tahmin verileri de olabilir.
4. İstanbul'un tüm ilçeleri ayrı ayrı olmalıdır.
5. Havanın durumu (yağmurlu, karlı, bulutlu vb.) elzem veri türüdür. Havanın basınç, nem, rüzgar durumu gibi verileri çalışma için herhangi bir anlam teşkil etmemektedir.

Ek 8. Meteoroloji Genel Müdürlüğü'nden Gelen İzin Yazısı 2



T.C.
ORMAN VE SU İŞLERİ BAKANLIĞI
Meteoroloji Genel Müdürlüğü

Sayı : 95579059-107-E.19809

10/05/2016

Konu : Meteorolojik Bilgi

AHI EVRAN ÜNİVERSİTESİNE
Teknik Bilimler Meslek Yüksekokulu Müdürlüğü
Terme Cad.
KIRŞEHİR

İlgi: Ahi Evran Üniversitesi Teknik Bilimler Meslek Yüksekokulu Müdürlüğü'nün
09/05/2016 tarihli ve 37468359/352 sayılı ve 19704 EBYS kayıt nolu yazısı.

İlgi yazı ile istenilen bilgiler, ilgili meteoroloji istasyonlarımızın kayıtlarından
çıkartılarak ekte gönderilmiştir.
Bilgilerinizi rica ederim.

Cemal OKTAR
Genel Müdür a.
Meteorolojik Veri İşlem Dairesi Başkanı

Ek: CD (1 adet)

Bu evrak 5070 sayılı Elektronik İmza Kanunu'na göre elektronik olarak imzalanmıştır. <http://ebys.mgm.gov.tr/dogrulama.aspx> adresi üzerinden
F212026193DPM kodu ile doğrulama yapabilirsiniz.



Kütükçühalibey Caddesi No: 4
06120 Kalaba/ANKARA
Tel/Faks: 0 312 359 75 45/360 25 51
www.mgm.gov.tr

Ayrıntılı Bilgi: A.Bektaş - Birim
Sorumlusu
Tel: 0 312 302 27 01
E-posta: abektas@mgm.gov.tr

- 1/1 -

11/05/2016
Güvenli Elektronik İmza
Aslı ile Aynıdır
Fikriye ALVER
M.H.K.İ.İ.

Ek 9. İETT Genel Müdürlüğü'nden Veri İsteme Talebi**08.03.2016****İETT İŞ ZEKASI & PROJE YÖNETİMİ MÜDÜRLÜĞÜ'NE**

İstanbul Üniversitesi Enformatik bölümü doktora programın öğrenciyim. "Yapay Sinir Ağları İle Toplu Taşımada Otobüs Hareket Davranışlarının Düzenlenmesine Yönelik Sistem Önerisi" adlı doktora tezimde kullanmak üzere ekteki tarih alanlarında ilgili otobüs duraklarından okutulan kart verilerine ihtiyaç duymaktayım. İlgili verilerin tarafıma internet veya DVD ortamında verilmesini arz ederim.

Bağbaşı Mah. 936. Sok. Toki Blokları C2-5 No:
12 Merkez / KIRŞEHİR
Tel: 0532 504 16 75


Öğr. Gör. Emrah AYDEMİR

Ek 1. İstenen Veriler ve Özellikleri

Ek 10. İETT Genel Müdürlüğü'nden İstenen Veri Özellikleri

Ek 1. İstenen Veriler ve Özellikleri

Tarih Aralığı:

Başlangıç : 2008 yılı ilk İstanbulkart çıkış tarihi

Bitiş : Günümüz

Otobüs Durakları:

1	SULTANBEYLİ Sultanbeyli	18 Ü	41	İSFALT Üsküdar	18 Ü
2	İSKİ TESİSLERİ Sultanbeyli	18 Ü	42	NUMUNE HASTANESİÜsküdar	18 Ü
3	Ş. HİKMET EFENDİ CAD Sultanbeyli	18 Ü	43	GÜMRÜK Üsküdar	18 Ü
4	KASEM SOKAK Sultanbeyli	18 Ü	44	HAREM Üsküdar	18 Ü
5	TRABZON CADDESİ Sultanbeyli	18 Ü	45	SAHİL YOLU Üsküdar	18 Ü
6	ANTALYA CADDESİ Sultanbeyli	18 Ü	46	KIZ KULESİ Üsküdar	18 Ü
7	A. İSKENDER K. KURSU Sultanbeyli	18 Ü	47	EVLENDİRME DAİRESİÜsküdar	18 Ü
8	BEŞYOL Sultanbeyli	18 Ü	48	ŞEMSİPAŞA Üsküdar	18 Ü
9	KEMAH Sultanbeyli	18 Ü	49	SULTANBEYLİ Sultanbeyli	11 ÜS
10	PERŞEMBE PAZARISultanbeyli	18 Ü	50	EŞREF BİTLİS BLV.Sultanbeyli	11 ÜS
11	GÖLET GİRİŞİ Sultanbeyli	18 Ü	51	BULVAR GİRİŞİ Pendik	11 ÜS
12	GÖLET Sultanbeyli	18 Ü	52	EBABİL SOKAK Sultanbeyli	11 ÜS
13	FATİH MAHALLESİ Sultanbeyli	18 Ü	53	AKŞEMSETTİN Sultanbeyli	11 ÜS
14	ZİYA-ÜL HAK SAPAĞISultanbeyli	18 Ü	54	ÇİÇEKLİ Sultanbeyli	11 ÜS
15	ZİYA-ÜL HAK CADDESİSultanbeyli	18 Ü	55	SANAYİ Sultanbeyli	11 ÜS
16	SULTANÇEŞME Sultanbeyli	18 Ü	56	AHMET YESEVİ Sultanbeyli	11 ÜS
17	S.BEYLİ MERKEZ CAMİSultanbeyli	18 Ü	57	PAZAR SOKAK Sultanbeyli	11 ÜS
18	ÇİFTLİK Sultanbeyli	18 Ü	58	UZUNDERE Sultanbeyli	11 ÜS
19	F.S.MEHMET MEZARLIĞISultanbeyli	18 Ü	59	MECİDİYE Sultanbeyli	11 ÜS
20	DUMLUPINAR Sultanbeyli	18 Ü	60	KARATAY Sultanbeyli	11 ÜS
21	KARAPINAR CAMİİ Sultanbeyli	18 Ü	61	TURGUT REİS Sultanbeyli	11 ÜS
22	HASANPAŞA Sultanbeyli	18 Ü	62	ADLIYE Sultanbeyli	11 ÜS
23	BEYHAN ŞENYUVA İÖOSancaktepe	18 Ü	63	BAĞLIK Sultanbeyli	11 ÜS
24	ERİKLİPİNAR Sancaktepe	18 Ü	64	FATİH BULVARI Sultanbeyli	11 ÜS
25	BAKKAL Sancaktepe	18 Ü	65	SULTANÇEŞME Sultanbeyli	11 ÜS
26	SARDUNYA EVLERİSancaktepe	18 Ü	66	S.BEYLİ MERKEZ CAMİSultanbeyli	11 ÜS
27	SAMANDIRA Sancaktepe	18 Ü	67	ÇİFTLİK Sultanbeyli	11 ÜS
28	KARAKOL Sancaktepe	18 Ü	68	F.S.MEHMET MEZARLIĞISultanbeyli	11 ÜS
29	YAKACIK CADDESİSancaktepe	18 Ü	69	DUMLUPINAR Sultanbeyli	11 ÜS
30	KIZILAY Sancaktepe	18 Ü	70	KARAPINAR CAMİİ Sultanbeyli	11 ÜS
31	MALAZGİRT SOKAKSancaktepe	18 Ü	71	HASANPAŞA Sultanbeyli	11 ÜS
32	TOPAL OSMAN Sancaktepe	18 Ü	72	BEYHAN ŞENYUVA İÖOSancaktepe	11 ÜS
33	OTOBAN GİRİŞİ Sancaktepe	18 Ü	73	ERİKLİPİNAR Sancaktepe	11 ÜS
34	YENİSAHRA Kadıköy	18 Ü	74	BAKKAL Sancaktepe	11 ÜS
35	BAHÇELER Kadıköy	18 Ü	75	SARDUNYA EVLERİSancaktepe	11 ÜS
36	GÖZTEPE KÖPRÜSÜ Kadıköy	18 Ü	76	SAMANDIRA Sancaktepe	11 ÜS
37	ŞEYH ŞAMİL LİSESİ Kadıköy	18 Ü	77	SEMERKAND Sancaktepe	11 ÜS
38	UZUNÇAYIR METROBÜSKadıköy	18 Ü	78	HAVA ÜSSÜ Sancaktepe	11 ÜS
39	ACIBADEM METRO İST.Kadıköy	18 Ü	79	ALTINORDU Sancaktepe	11 ÜS
40	KOŞUYOLU KÖPRÜSÜKadıköy	18 Ü	80	KUĞU SOKAK Sancaktepe	11 ÜS

81	ARA SOKAK Sancaktepe	11 ÜS	129	GÜMÜŞSUYU Beyoğlu	559 C
82	60.YIL S.GAZİ İLK ÖĞSancaktepe	11 ÜS	130	TAKSİM Beyoğlu	559 C
83	SARIGAZI MERKEZSancaktepe	11 ÜS	131	ESENTEPE Sultangazi	399 C
84	ESKİ ANKARA CAD.Sancaktepe	11 ÜS	132	2419 SOKAK Sultangazi	399 C
85	MECLİS MAH. Sancaktepe	11 ÜS	133	TUZ DEPOSU Sultangazi	399 C
86	GÜLBAHÇE SOK. Sancaktepe	11 ÜS	134	YUNUS EMRE MAH.Sultangazi	399 C
87	ÇAMLIK Sancaktepe	11 ÜS	135	GAZİ ESENTEPE Sultangazi	399 C
88	MADENLER Çekmeköy	11 ÜS	136	GAZİ İÖO Sultangazi	399 C
89	PLAZALAR Çekmeköy	11 ÜS	137	GAZİ POLİS MERKEZİSultangazi	399 C
90	SERİNDERE Ümraniye	11 ÜS	138	BAHAR Sultangazi	399 C
91	HUZUR MAHALLESİ Ümraniye	11 ÜS	139	GAZİ MAHALLESİ Sultangazi	399 C
92	ÜMRANİYE DEVLET HASTÜmraniye	11 ÜS	140	İSMET İNÖNÜ CADDESİSultangazi	399 C
93	FERAH CADDESİ Üsküdar	11 ÜS	141	ŞAİR ABAY LİSESİ Sultangazi	399 C
94	TURİSTİK ÇAMLICA TESÜsküdar	11 ÜS	142	FEVZİ ÇAKMAK Sultangazi	399 C
95	KISIKLI Üsküdar	11 ÜS	143	75.YIL MAHALLESİ Sultangazi	399 C
96	SARIKAYA Üsküdar	11 ÜS	144	SU KEMERİ Sultangazi	399 C
97	MİLLET BAHÇESİ Üsküdar	11 ÜS	145	SPOR TESİSİ Gaziosmanpaşa	399 C
98	METROBÜS ALTUNİZADEÜsküdar	11 ÜS	146	HEKİMSUYU CADDESİGaziosmanpaşa	399 C
99	ALTUNİZADE Üsküdar	11 ÜS	147	GAZİ YAŞARGİL İÖOGaziosmanpaşa	399 C
100	KÜLTÜR MERKEZİ Üsküdar	11 ÜS	148	KÜÇÜKKÖY TEKGaziosmanpaşa	399 C
101	KURUÇEŞME Üsküdar	11 ÜS	149	KÜÇÜKKÖY Gaziosmanpaşa	399 C
102	FISTIKAĞACI Üsküdar	11 ÜS	150	GEBZELİ CADDESİGaziosmanpaşa	399 C
103	SETBAŞI Üsküdar	11 ÜS	151	KÜÇÜKKÖY İSTANBUL CDGaziosmanpaşa	399 C
104	BÜLBÜL DERESİ Üsküdar	11 ÜS	152	MEYDAN CAMİİGaziosmanpaşa	399 C
105	HORHOR Üsküdar	11 ÜS	153	KEÇESUYU Gaziosmanpaşa	399 C
106	ÜSKÜDAR Üsküdar	11 ÜS	154	KAVAKLI DERE Gaziosmanpaşa	399 C
107	RUMELİHİSARÜSTÜ Sarıyer	559 C	155	SEFA KÖPRÜSÜGaziosmanpaşa	399 C
108	BOĞAZIÇI ÜNİVERSİTEBeşiktaş	559 C	156	SARIGÖL Gaziosmanpaşa	399 C
109	NİSPETİYE Beşiktaş	559 C	157	MİMAR SİNAN CAMİİGaziosmanpaşa	399 C
110	CENGİZ TOPEL Beşiktaş	559 C	158	BAŞAK SANAYİ SİTESİ	399 C
111	BASIN SİTESİ Beşiktaş	559 C	159	VARDAR BULVARI Eyüp	399 C
112	ETİLER Beşiktaş	559 C	160	ŞENBAĞ Eyüp	399 C
113	ÇARŞI Beşiktaş	559 C	161	A.MESLEK LİSESİ Eyüp	399 C
114	AKMERKEZ Beşiktaş	559 C	162	ALİBEYKÖY Eyüp	399 C
115	POLİS OKULU Beşiktaş	559 C	163	İGDAŞ GENEL MD. Eyüp	399 C
116	LEVENT Beşiktaş	559 C	164	SİLAHTARAĞA CADDESİEyüp	399 C
117	ZİNCİRLİKUYU Beşiktaş	559 C	165	SAKARYA MAHALLESİ Eyüp	399 C
118	Z.KUYU-METROBÜS 1.Şişli	559 C	166	ÇELTİK Eyüp	399 C
119	BALMUMCU Beşiktaş	559 C	167	EYÜP HASTANESİ Eyüp	399 C
120	DARPHANE Beşiktaş	559 C	168	BAHARİYE Eyüp	399 C
121	ERTUĞRUL SİTESİ Beşiktaş	559 C	169	TELEFERİK Eyüp	399 C
122	YILDIZ TEK.ÜNV. Beşiktaş	559 C	170	EYÜP İSKELESİ Eyüp	399 C
123	BARBAROS BULVARI Beşiktaş	559 C	171	FESHANE Eyüp	399 C
124	BEŞİKTAŞ MEYDAN Beşiktaş	559 C	172	AYVANSARAY Fatih	399 C
125	AKARETLER Beşiktaş	559 C	173	BALAT HASTANESİ Fatih	399 C
126	İNÖNÜ STADI Beşiktaş	559 C	174	BALAT Fatih	399 C
127	D.BAHÇE GAZHANE CD.Beyoğlu	559 C	175	KÖPRÜBAŞI Fatih	399 C
128	TEKNİK ÜNİVERSİTE Beyoğlu	559 C	176	FENER Fatih	399 C

177 AYAKAPI Fatih	399 C	179 RAGIP GÜMÜŞPALA CAD.Fatih	399 C
178 UNKAPANI Fatih	399 C	180 EMİNÖNÜ KANTARCILARFatih	399 C

Veri Başlıkları:

- Kişi ID
- Durak ID
- Otobüs ID
- Tarih Saat (Gün, Ay, Yıl, Saat, Dakika, Saniye)
- Kart Türü (Öğrenci, Mavi Kart, Anonim Kart, Öğretmen, 60+ Yaş, Engelli Kartı vb.)
- Ödenen Ücret
- Durağın Etrafındaki Nüfus (ilgili durağın etrafındaki 500 m2 alandaki nüfus sayısı)
- İlgili Hattın Bir Turluk Toplam Süresi (saat veya dakika)
- İlgili Hattın Doluluk Oranı
- Binilen Otobüsün Markası
- Binilen Otobüsün Model Yılı
- Binilen Otobüsün Klima Varlığı (Var ya da Yok)

Not: Otobüs hatları bilgilendirme amaçlı verilmiştir. İlgili duraktan geçen tüm otobüs bilgileri istenmektedir.

Ek 11. İETT Genel Müdürlüğü İzin Yazısı



T.C.
İSTANBUL BÜYÜKŞEHİR BELEDİYE BAŞKANLIĞI
İstanbul Elektrik Tramvay ve Tünel İşletmeleri Genel Müdürlüğü



Sayı : 97292453 - 17440

28/04/2016

Konu: Bilgi Talebi

ULAŞIM PLANLAMA DAİRESİ BAŞKANLIĞINA

İlgi: 15195 sayılı ve 11/04/2016 sayılı yazınız

İstenilen veriler FTP'de (172.16.80.20) veri paylaşım klasörü altında paylaşılmıştır. Kullanıcı adı ve şifre bilgisini 0212 372 25 54 yada 05535537561 numaralarını arayarak edinebilirsiniz.

Bilgi ve gereğini arz ederim.


Hasan ÇELİKDELEN
Bilgi İşlem Dairesi Başkanı

Ek 12. İETT Genel Müdürlüğü'nden Gelen Veri Özellikleri

Sıra No	Durak Kodu	Durak Adı	Sıra No	Durak Kodu	Durak Adı
1	222383	MADENLER	27	120801	TELEFERİK
2	222412	GÜLBAHÇE SOK.	28	120981	FESHANE
3	222652	SANAYİ	29	107281	BALAT
4	222582	FATİH BULVARI	30	108272	UNKAPANI
5	201901	ÜMRANİYE DEVLET HAST	31	107072	HEKİMSUYU CADDESİ
6	218601	TURİSTİK ÇAMLICA TES	32	106911	KÜÇÜKKÖY
7	222111	KISIKLI	33	106101	KEÇESUYU
8	224051	METROBÜS ALTUNİZEDE	34	119691	MİMAR SİNAN CAMİİ
9	222082	ALTUNİZEDE	35	106982	ESENTEPE
10	222041	FISTIKAĞACI	36	109371	TUZ DEPOSU
11	222021	BÜLBÜL DERESİ	37	106992	GAZİ İÖO
12	225631	YENİSAHRA	38	107032	GAZİ MAHALLESİ
13	225621	GÖZTEPE KÖPRÜSÜ	39	107042	FEVZİ ÇAKMAK
14	225602	UZUNÇAYIR METROBÜS	40	107052	SU KEMERİ
15	225562	KOŞUYOLU KÖPRÜSÜ	41	113512	BOĞAZIÇI ÜNİVERSİTE
16	218792	SARDUNYA EVLERİ	42	115143	NİSPETİYE
17	204131	SAMANDIRA	43	113472	ETİLER
18	214561	KIZILAY	44	113346	LEVENT
19	217241	Ş. HİKMET EFENDİ CAD	45	113351	ZİNCİRLİKUYU
20	217351	BEŞYOL	46	113401	YILDIZ TEK ÜNV.
21	217321	FATİH MAHALLESİ	47	114992	BEŞİKTAŞ MEYDAN
22	223022	HAREM	48	112022	AKARETLER
23	223012	SAHİL YOLU	49	113741	İNÖNÜ STADI
24	119751	VARDAR BULVARI	50	117371	TEKNİK ÜNİVERSİTE
25	119531	ALİBEYKÖY	51	113521	RUMELİHİSARÜSTÜ
26	120832	EYÜP HASTANESİ	52	113361	Z.KUYU-METROBÜS 1

İstenen Veri Başlıkları

- 1) Durak Kodu
- 2) Durak Adı
- 3) Kapı No
- 4) Kart ID (mümkünse değiştirilmesi uygun olacaktır)
- 5) Kart Türü
- 6) Saat Aralığı

Ek 13. Öneri Sistemi Yapay Sinir Ağları Örnek Kodlar

```

public static DonutSonuc CrossValidation(string dosyaYolu, string gizliKatmanlar, int
folds)
{
    #region Tanımlama Verileri
    DonutSonuc ds = new DonutSonuc();
    WekaSonuclari wekaSonucBilgileri = new WekaSonuclari();
    List<double> GercekDegerler = new List<double>();
    List<double> TahminDegerleri = new List<double>();
    List<string> GirisDegerleri = new List<string>();
    double mae = 0, mse = 0;
    DateTime BaslangicSaati = DateTime.Now;
    string baslikVerileri = "";
    string sonucVerileri = "\n\nGirisDegerleri GercekDeger TahminDegeri Hata\n";
    #endregion

    try
    {
        weka.classifiers.Classifier cl;
        java.util.Random rand = new java.util.Random(2000);
        weka.core.Instances insts = new weka.core.Instances(new
java.io.FileReader(dosyaYolu));
        weka.core.Instances randData = insts;
        randData.randomize(rand);

        weka.classifiers.functions.MultilayerPerceptron mp = new
weka.classifiers.functions.MultilayerPerceptron();
        mp.setHiddenLayers(gizliKatmanlar);
        cl = mp;

        insts.setClassIndex(insts.numAttributes() - 1);
        if (randData.classAttribute().isNominal())
            randData.stratify(folds);

        weka.classifiers.Evaluation eval = new weka.classifiers.Evaluation(randData);
        for (int n = 0; n < folds; n++)
        {
            weka.core.Instances train = randData.trainCV(folds, n, new
java.util.Random(4000));
            weka.core.Instances test = randData.testCV(folds, n);
            cl.buildClassifier(train);
            eval.evaluateModel(cl, test);

            for (int j = 0; j < test.numInstances(); j++)
            {
                double degerGercek = 0, degerTahmin = 0;
                degerGercek = test.instance(j).classValue();
                degerTahmin = cl.classifyInstance(test.instance(j));
                TahminDegerleri.Add(degerTahmin);
                GercekDegerler.Add(degerGercek);
                GirisDegerleri.Add(test.instance(j).ToString());
                sonucVerileri += test.instance(j).ToString() + " " + degerGercek + "
" + degerTahmin + " " + (degerTahmin - degerGercek) + " \n";
                mae += Math.Abs(degerTahmin - degerGercek);
                mse += Math.Pow((degerTahmin - degerGercek), 2);
                string tarihSaat = test.instance(j).ToString().Split(',')[2] + "." +
test.instance(j).ToString().Split(',')[1] + "." +
test.instance(j).ToString().Split(',')[0] + " " +
test.instance(j).ToString().Split(',')[3] + ":00";

```

```

        SQL.kaydet("insert into tEgitimDenemeleriDetaylari
(TarihSaat,Deneme_tEgitimDenemeleriID,GirisDegerleri,GercekDeger,Tahmin,Hata) values
(convert(smallerdatetime,'" + tarihSaat + "','104),-1,'" + test.instance(j).ToString() +
"', '" + degerGercek + "',' '" + degerTahmin + "',' '" + Convert.ToString(degerTahmin -
degerGercek) + "')");
    }
}
#region Weka Sonuç Bilgileri Doldurma
try { wekaSonucBilgileri.meanAbsoluteError =
eval.meanAbsoluteError().ToString(); }
catch { }
try { wekaSonucBilgileri.rootMeanSquaredError =
eval.rootMeanSquaredError().ToString(); }
catch { }
#endregion

ds.WekaSonucBilgileri = wekaSonucBilgileri;
mae = mae / TahminDegerleri.Count;
mse = mse / TahminDegerleri.Count;
ds.MAE = mae;
ds.MSE = mse;
ds.GercekDegerler = GercekDegerler.ToArray();
ds.TahminDegerleri = TahminDegerleri.ToArray();
ds.GirisDegerleri = GirisDegerleri.ToArray();

#region Model ve Sonuç Verilerini Kaydetme
DateTime BitisSaati = DateTime.Now;
TimeSpan fark = BitisSaati - BaslangicSaati;
string deg = "";
deg += "@BaslangicTarihSaat" + "→" + BaslangicSaati.ToString("dd.MM.yyyy
HH:mm:ss") + "↓";
deg += "@BitisTarihSaat" + "→" + BitisSaati.ToString("dd.MM.yyyy HH:mm:ss") +
"↓";
deg += "@IslemSuresi" + "→" + fark.ToString() + "↓";
deg += "@DosyaYolu" + "→" + dosyaYolu + "↓";
deg += "@MAE" + "→" + ds.MAE.ToString().Replace(",",".") + "↓";
deg += "@MSE" + "→" + ds.MSE.ToString().Replace(",",".") + "↓";
deg += "@RMSE" + "→" + Math.Sqrt(ds.MSE).ToString().Replace(",",".") + "↓";
deg += "@CaprazDogrulumaSayisi" + "→" + folds.ToString() + "↓";
deg += "@IcKatmanSayisi" + "→" + gizliKatmanlar.ToString() + "↓";
string EgitimID = SQL.SPCalistir_Return("Genel_Kayit_EgitimDenemeleri", deg);
ds.EgitimID = EgitimID;
string sonucDosyaAdi = EgitimID + ".model";
ds.SonucDosyasi = sonucDosyaAdi;

string yol = YSA.yol.Replace("\\", "/") + "/Sonuclar/Modeller/" +
sonucDosyaAdi;
java.io.ObjectOutputStream oos = new java.io.ObjectOutputStream(new
java.io.FileOutputStream(yol.Replace(".txt", ".model")));
oos.writeObject(cl);
oos.flush();
oos.close();
#endregion
}
catch (java.lang.Exception ex)
{
    ex.printStackTrace();
}
return ds;
}
}

```

Ek 14. Etik Kurul Onayı



KURUL KARARI FORMU

T.C. AHİ EVRAN ÜNİVERSİTESİ SOSYAL VE FEN BİLİMLERİ ARAŞTIRMALARI VE YAYIN ETİĞİ KURUL KARARLARI			
Toplantı Tarihi	Toplantı Sayısı	Toplantı Saati	Karar Sayısı
11/10/2017	09	11:00	01-02

Üniversitemiz Sosyal ve Fen Bilimleri Araştırmaları ve Yayın Etiği Kurulu, Prof. Dr. Cemalettin İPEK Başkanlığında toplandı.

KARAR 2017-09/01 : Bilgilendirme yapıldı.

KARAR 2017-09/02 : Öğr. Gör. Emrah AYDEMİR tarafından yapılan başvuru (Otobüs İle Toplu Taşımanın Düzenlenmesine Yönelik Bir Karar Destek Sistemi Önerisi) görüşüldü. Başvuruda Sosyal ve Fen Bilimleri Araştırmaları ve Yayın Etiği yönergesine aykırı bir durum olmadığına kurul üyelerinin oybirliği ile karar verildi.

Prof. Dr. Cemalettin İPEK
(Başkan)

Prof. Dr. Mustafa ÖNAL
Üye

Doç. Dr. Kubilay KOLUKIRIK
Üye

Doç. Dr. Hülya ÖZTÜRK
Üye

Doç. Dr. Mahmut ERBEY
Üye

Yrd. Doç. Dr. Menderes ÜNAL
Üye

Yrd. Doç. Dr. Mustafa ERDEM
Üye

Yrd. Doç. Dr. Selma BOYACI
Üye

Yrd. Doç. Dr. Selim BİÇEN
Üye

(Form No: FR-364 ; Revizyon Tarihi: .../.../... ; Revizyon No: ...)

ÖZGEÇMİŞ

Kişisel Bilgiler	
Adı Soyadı	Emrah AYDEMİR
Doğum Yeri	Elazığ
Doğum Tarihi	25.01.1987
Uyruğu	<input checked="" type="checkbox"/> T.C. <input type="checkbox"/> Diğer:
Telefon	0532 504 16 75
E-Posta Adresi	emrah.aydemir@ahievran.edu.tr
Web Adresi	https://akademik.ahievran.edu.tr/site/emrahaydemir



Eğitim Bilgileri	
Lisans	
Üniversite	Fırat Üniversitesi
Fakülte	Teknik Eğitim Fakültesi
Bölümü	Bilgisayar Öğretmenliği
Mezuniyet Yılı	2009

Yüksek Lisans	
Üniversite	Fırat Üniversitesi
Enstitü Adı	Eğitim Bilimleri Enstitüsü
Anabilim Dalı	Bilgisayar Öğretim Teknolojileri Eğitimi
Programı	Bilgisayar Öğretim Teknolojileri Eğitimi
Mezuniyet Tarihi	2012

Doktora	
Üniversite	İstanbul Üniversitesi
Enstitü Adı	Fen Bilimleri Enstitüsü
Anabilim Dalı	Enformatik Anabilim Dalı
Programı	Enformatik Programı
Mezuniyet Tarihi	03.11.2017

Makale ve Bildiriler	
Uluslararası Hakemli Dergilerde Makaleler	
Aydemir, E., Genç, Z. (2017). “Çevrimiçi Dinamik Bir Çapraz Bulmaca Üretme Algoritması ve Performansı”, International Journal of Scientific and Technological Research. 3 (4): 10-21.	
Kaysi, F., Aydemir, E. (2017). “Uzaktan Eğitim Süreçlerindeki Etkileşim Boyutlarının Değerlendirilmesi”, Sosyal Bilimler Dergisi, 4 (11): 1-10.	
Kaysi, F., Aydemir, E., Gürol, M. (2017). “Üniversite Mezunlarının Akademik Başarılarını Etkileyen Faktörlerin Değerlendirilmesi”, İstanbul Ticaret	

Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi, 16 (31): 391-408.

Aydemir, E. (2016). "Öğrenci Memnuniyeti Açısından Üniversiteler Arası Sıralamada Yeni Bir Sistem Önerisi", *Yükseköğretim Dergisi*, 6 (3): 124–137.

Genç, Z., Aydemir, E. (2015). "An Alternative Evaluation: Online Puzzle As a Course-End Activity", *Interactive Technology and Smart Education*, 12 (3).

Aydemir E., Kaysi F., Erişen Y. (2015). "Engineering Completion Program Students' Reasons For University And Program Preferences, Problems They Experience And Their Suggestions", *Asian Journal Of Instruction*, 3(1), 107-118.

Kaysi F., Aydemir E., Arslan, F., Saleh Y. (2015). "Engineering Completion Programmes in Turkey and University Students' Opinions", *International Journal of Multidisciplinary Thought*, 5(3), 271–278.

Uluslararası Konferans ve Sempozyumlar

Genç, Z., Aydemir E. (2012). "Ders Sonu Etkinliği İçin Bir Çevrimiçi Bulmaca Sistemi Tasarımı", 6th International Computer & Instructional Technologies Symposium, Gaziantep Üniversitesi, Gaziantep, Ekim 2012.

Genç, Z., Aydemir E. (2014). "Online Puzzles As A Course-End Activity: Effects On Student Achievement, Retention And Attitudes", II. International Congress of Research in Education - Innovative Research in Education: Implications for Future, İzmir Dokuz Eylül Üniversitesi, İzmir, April 2014.

Kaysi F., Aydemir E., Gürol M. (2014). "Üniversite Öğrencilerinin Akademik Başarılarını Etkileyen Faktörler", 8. Uluslararası Bilgisayar ve Öğretim Teknolojileri Sempozyumu, Trakya Üniversitesi, Edirne, Türkiye, 18-20 Eylül 2014.

Kaysi F., Aydemir E., Erişen Y. (2014). "Teknik Öğretmen Mezunlarının Mühendislik Tamamlama Programlarına Yönelik Görüşleri", YILDIZ International Conference on Educational Research and Social Studies, Yıldız Teknik Üniversitesi, İstanbul, Türkiye, 1-3 Eylül 2014.

Genç, Z., Aydemir E. (2015). "An Alternative Evaluation: Online Puzzle As a Course-End Activity", 13th International Conference e-Society 2015, Madeira, Portugal, 14-16 March 2015.

Arslan F., Aydemir E., Kaysi F. (2015). "University Students' Opinions About Engineering Completion Program In Turkey", Annual Multidisciplinary Conference in Boston, Boston, ABD, 26-30 Mayıs 2015.

Aydemir, E., Ermiş, S. (2016). "Examining Of Internet Usage In Information Acquisition Of Vocational School Students", 2nd International Congress on The World of Technology and Advanced Materials, Kirsehir, Ahi Evran University, 28.09.2016-02.10.2016.

Aydemir, E. (2016). "In Website Design, Mobile Application, Mobile Site and Flexible Site (Responsive) Comparison", 2nd International Congress on The World of Technology and Advanced Materials, Kirsehir, Ahi Evran University,

28.09.2016-02.10.2016.

Aydemir, E., Gulsecen, S. (2017). "Forecasting of Daily Passenger Numbers at Bus Stops With Artificial Neural Networks", International Conference on Advances and Innovations in Engineering, Fırat University, May 10-12, 2017.

Aydemir, E., Celik, S., Toslak, F. (2017). "Estimating The Number Of Having Meal According To Weather By Artificial Neural Networks", International Conference on Research in Education and Science, Fırat University, Elazig, May 18 - 21, 2017.

Kaysi, F., Aydemir, E., (2017). "Meslek Yüksekokulu Öğrencilerinin Stajlarda Karşılaştıkları Sorunların Değerlendirilmesi", II. Uluslararası Yükseköğretimde Mesleki Eğitim ve Öğretim Sempozyumu, Başkent Üniversitesi, Ankara, 12-14 Ekim 2017.

Aydemir, E., Kaysi, F., Gulsecen, S. (2017). Assessment of University Mobile Applications as Content, 4. Uluslararası Yönetim Bilişim Sistemleri Konferansı, İstanbul Üniversitesi, İstanbul, 17-20 Ekim 2017.

Ulusal Konferans ve Sempozyumlar

Aydemir, E. "Türkiye'deki Üniversitelerin Mobil Uygulamalarının İncelenmesi", *Türkiye'de İnternet*, Ankara, TED Üniversitesi, 03.11.2016-05.11.2016.

Hakemlikler

Article, *Asya Öğretim Dergisi*, Bingley, 11 Mayıs 2017.

Article, *Interactive Technology and Smart Education*, Bingley, United Kingdom, 02 Mayıs 2017.

Article, *Interactive Technology and Smart Education*, Bingley, United Kingdom, 30 Mart 2017.

Article, *Interactive Technology and Smart Education*, Bingley, United Kingdom, 14 Şubat 2017.

Article, *Interactive Technology and Smart Education*, Bingley, United Kingdom, 20 Ocak 2016.

Article, *Interactive Technology and Smart Education*, Bingley, United Kingdom, 18 Eylül 2016.

Article, *Interactive Technology and Smart Education*, Bingley, United Kingdom, 11 Aralık 2016.

Article, *Interactive Technology and Smart Education*, Bingley, United Kingdom, 15 Kasım 2015.

Article, *Interactive Technology and Smart Education*, Bingley, United Kingdom, 21 Kasım 2015.