

**T.C.
FIRAT ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**



**ENERJİ TÜKETİM VERİLERİ KULLANILARAK TÜKETİCİ
DAVRANIŞLARININ ANALİZİ**

Meryem BALTACI
Yüksek Lisans Tezi
EKOBİLİŞİM ANABİLİM DALI

ŞUBAT 2024

T.C.
FIRAT ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

Ekobilışım Anabilim Dalı

Yüksek Lisans Tezi

ENERJİ TÜKETİM VERİLERİ KULLANILARAK TÜKETİCİ DAVRANIŞLARININ ANALİZİ

Tez Yazarı
Meryem BALTACI

Danışman
Dr. Öğr. Üyesi Ümit ÇELİK

ŞUBAT 2024
ELAZIĞ

T.C.
FIRAT ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

Ekobilşim Anabilim Dalı

Yüksek Lisans Tezi

Başlığı: Enerji Tüketim Verileri Kullanılarak Tüketici Davranışlarının Analizi
Yazarı: Meryem BALTACI
İlk Teslim Tarihi: 28.12.2023
Savunma Tarihi: 05.02.2024

TEZ ONAYI

Fırat Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü tez yazım kurallarına göre hazırlanan bu tez aşağıda imzaları bulunan jüri üyeleri tarafından değerlendirilmiş ve akademik dinleyicilere açık yapılan savunma sonucunda OYBİRLİĞİ ile kabul edilmiştir.

İmza

Danışman: Dr. Öğr. Üyesi Ümit ÇELİK Onayladım
Fırat Üniversitesi, Sivil Havacılık Yüksekokulu

Başkan: Doç. Dr. Yeliz POLAT Onayladım
Fırat Üniversitesi, İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi

Üye: Dr. Öğr. Üyesi Harun GÜLAN Onayladım
Munzur Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi

Bu tez, Enstitü Yönetim Kurulunun/...../20..... tarihli toplantısında tescillenmiştir.

İmza

Prof. Dr. Burhan ERGEN
Enstitü Müdürü

BEYAN

Fırat Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü tez yazım kurallarına uygun olarak hazırladığım “Enerji Tüketim Verileri Kullanılarak Tüketici Davranışlarının Analizi ” Başlıklı Yüksek Lisans Tezimin içindeki bütün bilgilerin doğru olduğunu, bilgilerin üretilmesi ve sunulmasında bilimsel etik kurallarına uygun davrandığımı, kullandığım bütün kaynakları atıf yaparak belirttiğimi, maddi ve manevi desteği olan tüm kurum/kuruluş ve kişileri belirttiğimi, burada sunduğum veri ve bilgileri unvan almak amacıyla daha önce hiçbir şekilde kullanmadığımı beyan ederim.

05.02.2024

Meryem BALTACI



ÖNSÖZ

Bölgesel enerji tüketimlerine bakılarak, tüketici profili analizi yapmak basit ve faydalı bir çalışmadır. Bu çalışma hayata geçirildiği takdirde kaynak tükenme riski, hava kirliliği, ekonomik büyüme, olası bir doğal afet veya hastalık anında temkinli olma gibi birçok olumsuz duruma karşı fayda sağlamaktadır. Çalışmada enerjinin doğru kullanılmasının önemi vurgulanmaktadır. Enerji tüketiminin hangi parametrelere bağlı ve değişken olduğunun araştırılması hedeflemektedir.

Enerji biliminde deneysel ortamda çalışmalar yapmak genel olarak zaman alıcı ve maliyetli işlemlerdir. Deneysel süreçler yerine bilgisayar algoritmaları yardımıyla yeni modeller tasarlamak gün geçtikçe daha çok tercih edilmektedir. Ancak büyük veri gruplarıyla çalışmak tüketici profili analizinin en zor kısımlarındandır. Bu nedenle çalışmayı sınırlı tutup bölgesel sonuçlar araştırılıp değerlendirilmiştir. Makine kullanım teknikleri kullanılarak, elde edilen birçok bilgi eşliğinde yapılan deney sonuçları gösterilmiş ve konunun önemi anlatılmaya çalışılmıştır.

Çalışmam boyunca zaman fark etmeksizin vaktini ayırıp sorularımı cevaplayan, olaylara karşı bilimsel bakış açımı geliştiren, tez çalışmalarımın elde ettiğim bulguları bir bilimci gözü ile inceleyip yorumlayan, sahip olduğu tüm kaynakları ve değerli bilgi birikimini benimle paylaşan ve tez yazımı boyunca desteğini esirgemeyen danışman hocam Sayın Dr. Ümit ÇELİK'e katkılarından dolayı çok teşekkür ederim. Ne yaparsam yapayım hakkını ödeyemeyeceğim her zaman ve her şartta yanımda olan, bugünlere gelmemde en büyük emeğe sahip olan kıymetli Aileme şükranlarımı sunarım.

Son olarak bu zorlu süreç boyunca her zaman yakından destekçim olan değerli eşime çok teşekkür ederim.

Meryem BALTACI
ELAZIĞ, 2024

İÇİNDEKİLER

	Sayfa
ÖNSÖZ.....	iv
İÇİNDEKİLER	v
ÖZET	vi
ABSTRACT	viii
ŞEKİLLER LİSTESİ	x
TABLOLAR LİSTESİ	xi
SİMGELER VE KISALTMALAR	xii
1. GİRİŞ.....	1
1.1. BÖLGESEL VERİLERİN ÖNEMİ.....	3
1.2. PROBLEM TANIMI VE HİPOTEZLER.....	4
1.3. Konu ve Kapsam	5
2. LİTERATÜR ÖZETİ.....	7
3. YÖNTEM VE ARAÇLAR.....	14
3.1. ARİMA Zaman Serileri ile Tahminde Bulunma	14
3.2. Manifold Learning.....	14
3.3. Test and Score	15
3.4. Kümelenme Analizi	15
3.5. Sınıflandırma Analizi	16
3.6. Yapay Sinir Ağı.....	16
3.7. Karar Ağacı	16
3.8. Doğrusal Diskriminant Analizi.....	17
3.9. Destek Vektör Makineleri	17
3.10. Veri İşleme Araçları	17
4. BÖLGESEL VERİ ANALİZİ VE YORUMLAMA.....	18
4.1. Veri tabanı Tanıtımı.....	18
4.2. Uygulamalar	20
4.2.1. Enerji Ve Su Tüketimi Üzerinde Gelir Ve Eğitim Durumu Etkileri	21
4.2.2. Zaman Serileri Analizi Kullanılarak Geleceğe Yönelik Tüketim Tahmini	23
4.2.3. Makine Öğrenme Teknikleri Kullanılarak Bölgesel Verilerin Sınıflandırılması.....	32
4.2.4. Veri Boyutu Azaltma Tekniği Kullanılarak Bölgesel Verilerin Sınıflandırılması	36
4.2.5. Covid-19 Döneminde Bölgesel Parametrelerin Analizi	39
5. BULGULAR VE TARTIŞMA.....	44
6. SONUÇLAR.....	45
KAYNAKLAR	46
ÖZGEÇMİŞ	

ÖZET

Enerji Tüketim Verileri Kullanılarak Tüketici Davranışlarının Analizi

Meryem BALTACI

Yüksek Lisans Tezi

FIRAT ÜNİVERSİTESİ
Fen Bilimleri Enstitüsü

Ekobilisim Anabilim Dalı

Şubat 2024, Sayfa: xii + 47

Bu tez, belirli bölgelere ait zamana bağlı enerji tüketimi ve çeşitli demografik faktörlerin analizi üzerine odaklanarak, bölge halkının tüketici davranışlarını anlamayı amaçlamaktadır. Günümüzde, enerji tüketimi ve tüketici davranışları, sürdürülebilir enerji yönetimi ve toplum refahı açısından kritik öneme sahiptir. Bu bağlamda, bu tez İstanbul'un ilçelerine odaklanarak, zamana bağlı olarak doğalgaz, su, hane halkı, gaz abone sayısı, okuma yazma bilme oranları, kiralık konut fiyatları, sosyal yardım alan haneler, yıllık tıbbi atık miktarları ve evsel atık miktarları verilerini içermekte ve bölgesel enerji tüketimi üzerindeki etkilerini analiz etmeyi amaçlamaktadır.

Tezde, doğalgaz, su, atık yönetimi, okuma yazma oranları ve gelir durumu gibi kritik verilerle ve bu veriler üzerinden bölgesel enerji tüketimi ile tüketici davranışları arasındaki ilişkinin incelemesini amaçlamaktadır. Analizde, belirli bir zaman dilimindeki enerji tüketim desenlerinin ve bu desenlerin demografik faktörlerle ilişkisinin anlaşılması için istatistiksel ve makine öğrenme yöntemleri kullanılmaktadır. Ayrıca, bölgesel enerji tüketimini etkileyen faktörlerin belirlenmesi ve çıkarımlarda bulunulması için regresyon analizleri ve veri madenciliği teknikleri uygulanmaktadır.

Elde edilen bulgular, bölgesel enerji tüketimi üzerinde etkili olan faktörleri vurgulayacak ve bölge halkının tüketici davranışlarını şekillendiren unsurları ortaya çıkaracaktır. Tez, enerji planlaması ve sürdürülebilirlik açısından önemli olan bu bağlantıları anlamamıza ve bölgesel enerji tüketimini optimize etmeye yönelik stratejiler geliştirmemize katkıda bulunmayı amaçlamaktadır. Tezde ayrıca Covid-19 döneminin enerji tüketimi ve tüketici davranışları üzerindeki etkilerini anlamak için çeşitli istatistiksel ve veri madenciliği yöntemlerini kullanmaktadır.

Tezde, veriler kullanılarak zaman serilerini grafik üzerinde yorumlama, grafikler üzerinden geleceğe yönelik tahminde bulunma, makine öğrenme teknikleri ile sınıflandırma yapma ve bu işlemi Manifold Learning ile tekrarlama gibi uygulamalar yapılmıştır. Veriler üzerinde yapılan analizlerde kişi bazlı ortalama enerji tüketiminin okur-yazarlıktan çok gelir durumu ile ilgili olduğu anlaşılmıştır. Pandemi döneminde su tüketimi ve tıbbi atık miktarında artış olduğu görülmüştür.

Bu çalışma, enerji sektörü ve tüketici davranışları alanında politika yapıcılar, akademisyenler ve endüstri uzmanları için değerli bilgiler sunacak ve sürdürülebilir enerji yönetimi konusundaki çabaları destekleyecektir. Tez, İstanbul'un ilçelerindeki enerji tüketimini etkileyen faktörleri belirleyerek, enerji

politikalarının ve sürdürülebilirlik stratejilerinin geliştirilmesine katkıda bulunmayı amaçlamaktadır. Sonuçlar, yerel yönetimlere, enerji şirketlerine ve planlamacılara bölgesel enerji tüketimi üzerinde etkili politika oluşturma konusunda rehberlik edecek ve gelecekteki araştırmalara yön gösterecektir. Çalışma, bölgesel düzeyde enerji verimliliğini artırmaya yönelik stratejilerin geliştirilmesine ışık tutabilir. İstanbul'un ilçeleri üzerinden yapılan bu analiz, benzer büyük şehirlerde ve bölgelerde benzer çalışmaların uygulanmasına ilham verebilir.

Anahtar Kelimeler: Enerji, Analiz, Makine öğrenim tekniği



ABSTRACT

Analysis of Consumer Behavior Using Energy Consumption Data

Meryem BALTACI

Master's Thesis

FIRAT UNIVERSITY
Graduate School of Natural and Applied Sciences

Department of Eco-informatics

February 2024, Pages: xii + 47

This thesis provides an understanding of regional particle behavior by focusing on time-dependent energy consumption and various demographic mass analysis of specific regions. Today, energy consumption and consumer behavior are critical for sustainable energy management and social welfare. In this context, this thesis focuses on the districts of Istanbul and includes data on natural gas, water, households, number of gas subscribers, literacy rates, rental housing prices, households receiving social assistance, annual medical waste amounts and domestic waste amounts over time. It aims to analyze its effects on regional energy consumption.

The thesis aims to examine the relationship between regional energy consumption and consumer behavior through critical data such as natural gas, water, waste management, literacy rates and income status. In the analysis, statistical and machine learning methods are used to understand energy consumption patterns over a certain period of time and the relationship of these patterns with demographic factors. Additionally, regression analyzes and data mining techniques are applied to determine the factors affecting regional energy consumption and make inferences.

The findings will highlight the factors affecting regional energy consumption and reveal the factors that shape the consumer behavior of the local people. The thesis aims to contribute to our understanding of these connections, which are important for energy planning and sustainability, and to develop strategies to optimize regional energy consumption. The thesis also uses various statistical and data mining methods to understand the effects of the Covid-19 period on energy consumption and consumer behavior.

In the thesis, applications such as interpreting time series on graphs using data, making predictions for the future through graphs, classification with machine learning techniques and repeating this process with Manifold Learning were carried out. Analyzes of the data revealed that average energy consumption per person is related to income rather than literacy. It was observed that there was an increase in water consumption and medical waste during the pandemic period.

This study will provide valuable information for policy makers, academics and industry experts in the field of energy sector and consumer behavior and will support efforts in sustainable energy management. The thesis aims to contribute to the development of energy policies and sustainability strategies by determining the factors affecting energy consumption in the districts of Istanbul. The results will guide local governments,

energy companies and planners in creating effective policies on regional energy consumption and will guide future research. The study may shed light on the development of strategies to increase energy efficiency at the regional level. This analysis conducted on the districts of Istanbul may inspire the implementation of similar studies in similar large cities and regions.

Keywords: Energy, Analysis, Machine learning technique



ŞEKİLLER LİSTESİ

	Sayfa
Şekil 2.1. Elektrik tüketimine etki eden faktörler	10
Şekil 4.1. Kişi başı ortalama doğalgaz kullanımı	22
Şekil 4.2. Küçükçekmece ortalama kişi başı su tüketimi (ton/yıl)	23
Şekil 4.3. Zaman serileri (Time Series) analizi için görsel programlama	25
Şekil 4.4. Select Rows ile ilçe seçim yapma	26
Şekil 4.5. Kadıköy ilçesine ait aylara göre harcanan ortalama doğalgaz miktarı	27
Şekil 4.6. Beşiktaş İlçesi 2017-2021 yılları arasında ortalama doğalgaz tüketimi miktarı	28
Şekil 4.7. Çatalca İlçesi aylara göre harcanan doğalgaz miktarı	29
Şekil 4.8. Adalar ilçesi aylara göre harcanan ortalama su miktarı	30
Şekil 4.9. Esenyurt ilçesi yıllık ortalama harcanan tıbbi atık miktarı	31
Şekil 4.10. İlçelerin kişi başı ortalama doğal gaz kullanım grafiği	35
Şekil 4.11. Çalışmada kullanılan makine öğrenim teknikleri	36
Şekil 4.12. Makine öğrenim tekniklerinin başarımları	36
Şekil 4.13. Manifold Learning kullanarak sınıflandırma yapma	37
Şekil 4.14. Test and Score sonucu	37
Şekil 4.15. Normalize etme işlemi	38
Şekil 4.16. Normalize etme işlemi sonucu	38
Şekil 4.17. Doğal gaz kişi başı ortalama tüketim miktarı	41
Şekil 4.18. Kişi başı ortalama evsel atık miktarı	42
Şekil 4.19. Yıllık ortalama tıbbi atık miktarı	43

TABLÖLAR LİSTESİ

	Sayfa
Tablo 2.1. Türkiye’de birincil kaynaklara göre kurulu güç değişimleri (2019-2020).....	8
Tablo 2.2. Tüketilen Elektrik Miktarının Tüketici Türü Bazında Dağılımının Dönemler Arası Karşılaştırılması (EPDK, Elektrik Piyasası Sektör Raporu, Nisan 2021).....	8
Tablo 4.1. İlçelerin kişi başına düşen ortalama tüketim miktarı [33, 34].....	20
Tablo 4.2. İlçelerin 2018 yılı Ocak ayı doğal gaz tüketim miktarı.....	26
Tablo 4.3. Beşiktaş ilçesi Ocak ayları doğalgaz tüketimi	28
Tablo 4.4. Adalar ilçesi yıllık su tüketimi miktarı	29

SİMGELER VE KISALTMALAR

Kısaltmalar

İBB : İstanbul Büyükşehir Belediyesi

Bcm : milyar m³ (billion cubic meter)

t : ton



1. GİRİŞ

Enerji, modern toplumların sürdürülebilir kalkınmasının temel taşlarından biridir ve enerji tüketimi, bir bölgenin ekonomik, sosyal ve çevresel sağlığını şekillendiren önemli bir unsurdur. Bu bağlamda, bölgesel enerji tüketiminin anlaşılması ve etkileyen faktörlerin belirlenmesi, enerji planlaması, kaynak yönetimi ve sürdürülebilirlik açısından kritik bir öneme sahiptir. Tezde, bu önemli konuya odaklanılarak, İstanbul'un ilçeleri üzerinden uygulamalar gerçekleştirilip, enerji tüketim verileri kullanılarak tüketici davranışlarının incelenmesi amaçlanmıştır.

Bölge halkına enerji tüketim davranışları hakkında bilgi sağlamak ve daha verimli enerji kullanımı için öneriler sunmak amacıyla gerçekleştirilen çalışmalar kısıtlıdır. Fakat enerji israfının önlenmesi, sürdürülebilirlik için kontrollü enerji kullanımı, enerji maliyetlerinin azaltılması, hane halkının bilinçlendirilmesi, iklim durumu etkilerinin azaltılması açısından bölgesel enerji tüketimi hakkında bilgi sahibi olmak hem politikacılar hem hane halkı için önemlidir.

Bu tez çalışmasının amacı genel olarak bölgesel enerji tüketimi verilerinden faydalanarak tüketici davranışlarının analizinin yapılmasıdır. Belirli koşullar altında enerji tüketim analizinin ve tüketim sezonlarının belirlenmesi, toplumun okur-yazarlık seviyesinin ve gelir düzeyinin enerji tüketimine etkisinin analiz edilmesi amaçlanmıştır. Tezde, salgın hastalık koşullarındaki toplumun davranış değişikliklerinin, enerji tüketim davranışlarına olan etkisinin belirlenmesi ve toplumun enerji kaynaklarını sürdürülebilir bir şekilde kullanması için enerji kaynakları yönetimine yönelik çözümler önerilmesi amaçlanmıştır.

Bölgesel enerji tüketimi, su kullanımı ve atık miktarı verileri, çevresel sürdürülebilirliğin değerlendirilmesi ve iyileştirilmesi için vazgeçilmez birer kaynaktır. Bu verilerin analizi, enerji, su ve atık yönetimi alanlarında daha verimli ve çevre dostu uygulamaların teşvik edilmesine yardımcı olur. Sürdürülebilirlik hedeflerine ulaşmak için bu verilerin doğru bir şekilde toplanması, analiz edilmesi ve uygun politika ve programlarla desteklenmesi önemlidir. Bölgesel enerji tüketimi, su kullanımı ve atık miktarı verileri, sürdürülebilir bir geleceğin inşasına yönelik atılan adımlar için kritik bir rol oynamaktadır.

Günümüzde bölgesel tüketim verileri analizi, tüketici davranışlarını anlama ve enerji tüketimini optimize etmek için önemli bir araç haline gelmiştir. Enerji tüketimi ve sürdürülebilirlik arasında yakın bir ilişki vardır. Sürdürülebilirlik, mevcut nesillerin ihtiyaçlarını karşılamak için doğal kaynakları tüketirken gelecek nesillerin ihtiyaçlarını da gözeten hareket etme ilkesidir. Enerji tüketimi ise modern toplumun işleyişi için temel bir gereksinimdir ve ekonomik, sosyal ve endüstriyel faaliyetlerin sürdürülmesini sağlamaktadır.

Enerji tüketimi, fosil yakıtların yanması ve diğer enerji üretim süreçleriyle beraber doğal kaynakların tükenmesine, çevre kirliliğine ve iklim değişikliğine yol açar. Bu nedenle, enerji

tüketiminin sürdürülebilirliği tehdit ettiği bir gerçektir. Ancak, sürdürülebilir bir enerji tüketimi için çeşitli yaklaşımlar ve politikalar mevcuttur bunlardan bazıları şöyledir;

Fosil yakıtların yerine yenilenebilir enerji kaynaklarına geçmek, enerji tüketiminin çevresel etkilerini azaltmada önemli bir rol oynamaktadır. Güneş, rüzgar, hidroelektrik ve jeotermal enerji gibi yenilenebilir enerji kaynakları, sürdürülebilir enerji tüketimi için önemli bir potansiyele sahiptir. Enerji verimliliği, daha az enerji tüketerek aynı hizmet veya üretimi sağlamak anlamına gelmektedir. Enerji verimliliği uygulamaları, enerji tüketiminin azaltılmasına ve kaynakların daha verimli kullanılmasına yardımcı olmaktadır. Düşük karbonlu teknolojiler, enerji üretim ve tüketim süreçlerinde sera gazı emisyonlarını azaltarak sürdürülebilir enerji tüketimini teşvik etmektedir. Enerji tüketimi için etkili yönetim ve planlama, enerji kaynaklarının etkin bir şekilde kullanılmasını ve israfın önlenmesini sağlamaktadır.

Bölgesel enerji tüketimi, su kullanımı ve atık miktarı gibi veriler, bir topluluğun veya şehrin çevresel sürdürülebilirlik performansını değerlendirmek ve iyileştirmek için önemli araçlardan bazılarıdır. Bu verilerin analizi, çevresel etkileri anlamamıza, kaynakların verimli kullanımını artırmamıza ve çevre dostu uygulamaları teşvik etmemize yardımcı olur.

Bu tezde, bölgesel enerji tüketimi, su kullanımı ve atık miktarı gibi veriler kullanılarak bölgelerle ilgili çeşitli çıkarımların elde edilmesi amaçlanmaktadır. Bir bölgedeki enerji tüketim verileri, enerji etkinliği ve sürdürülebilirlik analizi için temel bir kaynaktır. Çalışmada, enerji tüketiminin dağılımı, ana enerji kaynakları ve enerji tüketim eğilimlerinin ortaya çıkarılması hedeflenmiştir. Tüketimin yoğun olduğu sektörlerin belirlenmesi ve enerji tüketiminin yoğun olduğu bölgelerde iyileştirme önerileri yapılması amaçlanmıştır. Elde edilen sonuçlar, enerji tasarrufu ve çevresel etkinlik için politika ve programların geliştirilmesine katkıda bulunabilir.

Bölgesel su kullanımları, belirli bir coğrafi bölgede bulunan insanlar veya endüstrilerin su kullanımlarının ne ölçüde kullanıldığını ve bu kullanımın sürdürülmesini değerlendirmeyi amaçlar. Su tüketimi, içme suyu, tarım sulaması, endüstriyel üretim ve enerji üretimi gibi farklı amaçlarla gerçekleştirilebilir. Bölgesel su kullanım verileri, su yönetimi stratejileri ve kaynaklarının verimli kullanımı için önemli bir temel oluşturur. Bu veriler, su tüketimini etkileyen faktörleri ve su kullanımının dağılımını anlamamıza yardımcı olur. Analiz sonuçları, su tasarrufu ve su kaynaklarının sürdürülebilir yönetimi için önemli ipuçları sağlayabilir. Ayrıca, su tüketimi yüksek bölgelerde su kaynaklarını korumak ve etkin su yönetimi politikalarını teşvik etmek için kullanılabilir.

Bölgesel atık miktarı verileri, atık yönetimi ve geri dönüşüm çalışmaları için kritik öneme sahiptir. Bu veriler, atık üretim miktarını, atık türlerini ve atık bertaraf yöntemlerini anlamamıza yardımcı olur. Atık miktarı azaltma, geri dönüşüm ve atık yönetimi politikalarının etkinliğini değerlendirmek için bu veriler kullanılabilir. Ayrıca atık miktarının en yüksek olduğu alanlarda geri dönüşüm programları ve atık azaltma kampanyalarının hedeflenmesine yardımcı olabilir.

Enerji tüketimi, su kullanımı ve atık miktarı verilerinin bir araya getirilmesi, bölgenin sürdürülebilir kalkınma stratejileri belirlemede önemli role sahiptir. Bu veriler çevresel etkileri azaltmaya yönelik entegre yaklaşımların geliştirilmesine ve bölgenin çevresel sürdürülebilirliğini artırmaya yönelik politikaların belirlenmesine katkı sağlar. Ayrıca, enerji, su ve atık yönetimi arasındaki etkileşimleri anlamamıza yardımcı olarak bütünsel bir sürdürülebilirlik stratejisi geliştirilebilir.

1.1. BÖLGESEL VERİLERİN ÖNEMİ

Bölgesel veriler, belirli bir coğrafi bölge veya alanla ilgili toplanan ve analiz edilen verilerdir. Bu veriler, coğrafi bölgelerdeki ekonomik, sosyal, çevresel ve demografik özellikleri anlamak ve anlatmak için kullanılmaktadır. Bölgesel verilerin toplanması ve analizi, planlama, politika oluşturma ve kaynak yönetimi gibi birçok alanda önemli bir rol oynamaktadır. Bölgesel veriler, bölgedeki mevcut durumu anlamak ve gelecekteki ihtiyaçları tahmin etmek için kullanılmaktadır. Bu veriler, altyapı geliştirme, ulaşım planlaması, nüfus dağılımı ve konut politikaları gibi alanlarda etkili planlama ve politika oluşturmaya yardımcı olmaktadır. Bu tezde de İstanbul ilinin ilçeleri hakkında doğalgaz tüketimi, su tüketimi, ortalama hane halkı sayısı, kiralık konutlar, tıbbi atık miktarı gibi veriler incelenip bu bölge hakkında yorumlar yapılmıştır. Bölgesel veriler, bölgenin ekonomik gücü, endüstriyel yapısı, istihdam düzeyi gibi ekonomik göstergeleri analiz etmeye yardımcı olmaktadır. Coğrafi bölgelerdeki doğal kaynakların verimli bir şekilde yönetilmesi için de bölgesel veriler önemlidir. Su kaynakları, ormanlar, tarım arazileri ve diğer doğal kaynaklarla ilgili veriler, sürdürülebilir kaynak yönetimi stratejilerinin geliştirilmesine katkı sağlamaktadır.

Bölgesel veriler, toplumda eşitsizlik ve adaletsizlik konularını anlamak için de kullanılmaktadır. Nüfus dağılımı, gelir düzeyi, eğitim ve sağlık hizmetlerine erişim gibi toplumsal göstergelerin analizi, sosyal politikaların geliştirilmesine katkı sağlamaktadır. Doğal afetler ve salgın hastalıklar gibi olağanüstü durumlar için risk değerlendirmesi ve acil durum yönetiminde kullanılmaktadır. Bu veriler, acil durum hazırlık planlarının oluşturulmasında ve kriz müdahalesinde kritik bir rol oynamaktadır. Bölgesel çevresel veriler, bölgenin hava kalitesini, su kalitesini, doğal yaşam alanlarını, çevresel kirliliği ve doğal kaynaklarını içerir. Bu veriler, çevresel etkileri değerlendirmek ve sürdürülebilir çevresel politikaların oluşturulmasına yardımcı olmak için kullanılabilir. Bölgesel altyapı verileri, bölgedeki ulaşım ağı, enerji tesisleri, su ve atık yönetimi sistemleri gibi altyapı unsurlarını içerir. Bu veriler, altyapı geliştirme ve iyileştirme projelerinin planlanması için önemlidir. Bölgesel eğitim ve sağlık verileri, eğitim düzeyini, sağlık hizmetlerine erişimi, hastane ve okul sayısını içerir. Bu veriler, eğitim ve sağlık politikalarının geliştirilmesi ve iyileştirilmesi için kullanılabilir.

Sağlık hizmetlerinin sağladığı kaliteyi artırmak için hasta merkezli hizmet verme, bulaşıcı hastalıkların erken tespiti, tedavi yöntemlerinin iyileştirilmesi ve hastanelerin kalitesinin takip edilmesi gibi birçok alanda bölgesel verilerden faydalanılmaktadır [1]. 2005'te ABD'deki

hastanelerin ve doktorların %30'u tıbbi elektronik kayıtları kullanırken, 2011'in sonuyla beraber bu oranda artış görülmüş, yaklaşık olarak hastanelerin %75'i ve doktorların %45'i tıbbi elektronik kayıtları kullanır hale gelmiştir. Ayrıca ABD'deki hastanelerin yaklaşık %45'i 2013 itibarıyla yerel ve bölgesel sağlık bilgilerinin paylaşıldığı HIEs (Health Information Exchanges) platformlarında yer almış ve gelecekte de hastanelerin bilgi paylaşım platformlarında var olmaya devam edeceği düşünülmektedir [2].

Sonuç olarak bölgesel veriler, bir bölgenin sosyo-ekonomik, çevresel ve demografik durumunu anlamak ve yönetmek için gereklidir. Bu veriler, sürdürülebilir kalkınma, kaynak yönetimi, acil durum yönetimi gibi alanlarda etkili kararlar almak ve toplumun refahını artırmak için kullanılmaktadır.

1.2. PROBLEM TANIMI VE HİPOTEZLER

Günümüzde, şehirleşme ve nüfus artışıyla birlikte enerji ve kaynak tüketimi, kentsel alanlarda giderek artan bir endişe kaynağı haline gelmiştir. Bu durum, enerji tüketimini etkileyen faktörleri anlamayı, enerji kaynaklarını etkin bir şekilde yönetmeyi ve sürdürülebilir enerji politikaları geliştirmeyi zorunlu kılmaktadır. İstanbul, kültürel, ekonomik ve demografik çeşitliliğiyle öne çıkan bir metropol olup, bu dinamik yapısı içinde enerji tüketimi ve tüketici davranışları karmaşıklığını beraberinde getirmektedir.

Bu bağlamda, bu tez, İstanbul'un ilçeleri üzerinden enerji tüketim verileri kullanılarak tüketici davranışlarının incelenmesi amaçlamaktadır. Enerji tüketimi ve demografi ilişkisi, İstanbul'un farklı ilçelerindeki enerji tüketimi ile demografik faktörler arasındaki ilişkinin net bir şekilde anlaşılması ve demografik değişkenlerin enerji tüketimi üzerindeki etkilerinin belirlenmesidir. Covid-19 pandemisinin enerji tüketimine etkisi, Covid-19 pandemisi döneminde İstanbul'un ilçelerindeki enerji tüketiminde meydana gelen değişikliklerin analizidir. Bu dönemdeki özel faktörlerin (uzaktan çalışma, sokağa çıkma kısıtlamaları, vb.) enerji tüketimi üzerindeki etkilerinin anlaşılmasıdır. Sosyal ve ekonomik faktörlerin rolü, İstanbul'un ilçelerindeki enerji tüketimi ile sosyo-ekonomik faktörler arasındaki kompleks etkileşimlerin incelenmesidir. Özellikle, okuma yazma bilme oranları, ortalama kiralık konut fiyatları, sosyal yardım alan hane sayısı gibi faktörlerin enerji tüketimine olan etkilerinin anlaşılmasıdır. Sürdürülebilir enerji politikaları, İstanbul'un ilçelerine özgü enerji tüketimi ve tüketici davranışları analizi sonuçlarından yola çıkarak, sürdürülebilir enerji politikalarının oluşturulmasına yönelik stratejilerin belirlenmesidir.

Bu tezin amacı, İstanbul'un ilçeleri özelinde enerji tüketimi ve tüketici davranışları konularında bölgesel bir perspektif sunarak, şehir planlamacıları, enerji uzmanları ve yerel yöneticilere kapsamlı bir bakış açısı sağlamak ve gelecekteki enerji yönetimi için temel bir çerçeve oluşturmaktır.

Bu tezde İstanbul için kamuya açık veri tabanları analiz edilerek enerji kullanımı ile ilçe, mevsim, sanayileşme, eğitim ilişkilerinin analiz edilmesi hedeflenmiştir. Enerji kaynaklarının ne kadar süre yeterli olacağını tahminde bulunmak ve önlem almak için tüketici profili analizini yapıp, öngöründe bulunmak önemlidir.

Maliyeti artan enerji çeşitleri bilinçsiz tüketilmektedir. Artan maliyetleri, faturalara tasarrufla yansıtmamız gerekir. Bazı enerjilerin büyük kısmı fosil kaynaklardan elde edildiği için gereksiz ve bilinçsiz tüketimi doğaya zarar verir; hava, su ve toprak kirliliğine neden olur. Bunun geri dönüşünü elde etmek zordur çünkü kirlenen doğanın kendini yenilemesi yüzyıllar sürebilir hatta mümkün olmayabilir fakat bizim bizden sonraki nesillere temiz ve doğal kaynaklar açısından zengin bir yaşam alanı bırakmamız gerekir bunun için de enerjinin büyük kısmını temiz ve yenilenebilir enerji kaynaklarından sağlamamız gerekir.

Hane enerji tüketimi ile gelir durumunun orantılı olduğu bu tez çalışmasının önemli hipotezleri arasında yer almaktadır. Ayrıca bölgesel enerji kullanımının bölgenin sosyal ve kültürel durumu ile ilgili olduğu, kent sakinlerinin davranışlarının enerji kullanım verilerinden tahmin edilebileceği, pandemi dönemi için kullanılan elektrik miktarına bakılarak hastalığın yoğun olduğu bölgelerin tespit edilebileceği, bölgenin endüstri bölgesi mi yerleşim bölgesi mi olduğu hakkında yorum yapılabileceği, enerjinin yoğun olarak kullanıldığı bölgelerde karbon emisyonu fazla olabileceği ve evsel atık miktarının tüketimle doğru orantılı olup, bölgelere göre değişebileceği de (resmi sektör yüksek, özel sektör orta, kırsal alanlarda düşük) önemli varsayımlar arasında yer almaktadır.

1.3. Konu ve Kapsam

Bu tez çalışması İstanbul ilinin ilçeleri göz önünde bulundurularak bölge halkı hakkında çıkarımlar yapmayı konu almıştır. Örneğin bölgedeki sosyal yardım alan hane sayısına bakılarak bölgenin ekonomik durumu hakkında yorum yapılabilir veya yıllara göre ekonomik iyileşme olup olmadığı gözlemlenebilir.

COVID-19 pandemisi dünya genelinde birçok alanda olduğu gibi enerji ve kaynak tüketimini de etkilemiştir. Özellikle şehirlerdeki karantina uygulamaları, işyerleri ve okulların kapanması gibi önlemlerle birlikte elektrik tüketimi düşerken, evlere kapanma ve tedavilerle beraber evsel ve tıbbi atık miktarı artış göstermiştir.

Sanayi ve İşletmelerde pandemi sürecinde birçok ülkede fabrikaların ve işletmelerin kapanması veya sınırlı çalışması nedeniyle sanayi sektöründe elektrik tüketimi azalış göstermiştir. Pandemi sürecinde birçok ülkede ulaşım sektöründe ciddi bir düşüş yaşanmıştır. Özellikle hava yolu trafiği önemli ölçüde azalmıştır. Bu nedenle, havaalanlarında, tren istasyonlarında ve otogarlarda elektrik tüketimi de azalmıştır.

Bu süreçte birçok insan evde kalmak zorunda kalmıştır. Bu durum elektrik, su, kış aylarında doğalgaz tüketimini arttırmıştır. İnsanlar evlerinde daha fazla zaman geçirdiği için evlerdeki aydınlatma, ısıtma, havalandırma ve diğer elektrikli cihazların kullanımı ise artmıştır.



2. LİTERATÜR ÖZETİ

Literatürde bulunan çalışmalar, genellikle enerjinin ne kadar tüketildiği üzerinedir. Ancak, hane halkının bölgesel tüketimi ne denli değiştirebileceğine dair çıkarımlar yapıp, pozitif ve negatif bulgular tartışılıp bunların değiştirilmesi ve iyileştirilmesi adına bir çalışmaya rastlanmamıştır.

Bölgesel enerji tüketiminin artması, birçok önemli nedenden dolayı enerji yönetimi ve sürdürülebilirlik açısından kritik rol oynamaktadır. Bu konuda bilinçli davranmazsak bazı kaynaklarımıza geri dönüşü olmayan zararlar verebiliriz. Konuyla ilgili biraz bilgi verecek olursak; bölgesel enerji tüketim bilgileri, enerji dağıtımı ve yönetimi için temel verileri sağlar. Bu veriler, enerji şirketleri, hükümetler ve diğer ilgili kuruluşlar için kararlar alınırken kullanılır. Aynı zamanda bölgesel enerji tüketimi, enerjinin ne kadarının dağıtımını ve ne kadarının saklandığını anlamamızı sağlar. Bu enerji kaynaklarının sürdürülebilir bir şekilde yönetilmesine yardımcı olabilir. Eğer bir bölge çok fazla enerji tüketirse, enerji kaynakları tükenme riski ile karşı karşıya kalabilir. Bölgesel enerji tüketimi bilgisi, bölgesel enerji tüketiminin nedenlerine odaklanmamıza ve bu etkilerin azaltılması için politika ve uygulamaların iyileştirilmesine yardımcı olur. Enerji tüketimi, hava kirliliği, sera emisyonları ve doğal büyüme gibi olayları doğrudan etkiler. Bölgesel enerji tüketimi bilgileri, enerji arzının korunması ve güvenceye alınması için kullanılır. Enerji tüketiminin artması veya azalması, enerji ithalatının gerekliliğini etkileyebilir ve bu da enerji güvenliği üzerinde etkiler yaratabilir. Enerji maliyetleri yüksekse veya enerji tüketimi istikrarsızsa ekonomik büyüme ve istikrar bozulabilir. Bölgesel enerji tüketimini izlemek, ekonomik tasarrufların sağlanmasında da önemli bir rol oynar.

Enerji tüketimi verileri, enerji tüketiminin değiştirilmesi ve birleştirilmesi için temel oluşturur. Örneğin, enerji talebinin yüksek olduğu altyapının genişlemesi ve kapasitenin artması önemlidir. Bölgesel enerji tüketimi verileri, enerji arzının istikrarı ve fiyat para birimleri gibi riskleri değerlendirme için kullanılır. Bu, enerji politikalarını belirlerken önemli bir faktördür.

Sonuç olarak bölgesel enerji tüketim bilgileri; enerji yönetimi, enerjinin sürdürülebilirlik, ekonomik büyüme, büyümenin korunması, verimliliği arttırmak ve enerji tasarrufu gibi temel alanlardaki bakımları ve hızlı bir şekilde belirlenmesi için kritik bir araçtır. Bu veriler, enerji politikalarının korunması ve enerji sistemi üzerinde olumlu değişiklikler yapmak için kullanılabilir. Şentürk ve arkadaşları tarafından yapılan çalışmada COVID-19 pandemisi ve Türkiye ekonomisi üzerine etkileri üzerine bir çalışma gerçekleştirmiştir [3]. Çalışmada pandeminin elektrik tüketimi açısından en büyük olumsuz etkilerinin ticarethanelerde görüldüğü söylenmektedir. Türkiye’de 2020 yılının ilk birkaç ayında elektrik tüketimi azaldığı halde, kurulu güç miktarı artmıştır, aynı zamanda kurulu gücün kaynaklara göre dağılımında değişimler olmuştur.

Tablo 2.1. Türkiye’de birincil kaynaklara göre kurulu güç değişimleri (2019-2020)

Birincil Kaynak		2019		2020	
Santral Adedi		Kurulu Güç (MW)		Santral Adedi	Kurulu Güç (MW)
Akarsu	558	7.860,50		577	8.058,90
Barajlı	124	20.642,50		133	22.925
Linyit	48	10.101,00		47	10.119,90
İthal Kömür	15	8.966,90		15	8.986,90
Taşkömürü	4	810,8		4	810,80
Asfaltit Kömür	1	405		1	405
Doğalgaz	332	25.902,30		343	25.672,90
Rüzgar	275	7.591,20		332	8.832,40
Güneş	6.901	5.995,20		7.518	6.667,40
Jeotermal	54	1.514,70		60	1.613,20
Biyokütle	181	801,6		275	1.115,60
Fuel Oil	11	305,9		11	305,9
Atık Isı	82	361,8		83	369,1
LNG	1	2		1	2,00
Motorin	1	1		1	1,00
NAFTA	1	4,7		1	4,70
TOPLAM	8.589	91.267,00		9.402	95.890,60

2021 yılının Nisan ayında endüstriyel elektrik tüketimi değerleri pandemiden önceki, 2020 yılının Ocak ayı istatistikleri ile karşılaştırıldığında, tüketilen elektrik miktarının sanayide %8,5 yükseldiği, ticarethanelerde %20 ve meskenlerde %2,8 düştüğü gözlemlenmiştir. 2021 yılının Nisan ayında endüstriyel elektrik tüketimi, pandeminin ilk yoğun etkilerinin yaşandığı 2020 yılının Nisan ayına göre, sanayide %47,5 ticarethanelerde %29,5 ve meskenlerde ise %4 oranında yükselmiş durumdadır [4].

Tablo 2.2. Tüketilen Elektrik Miktarının Tüketici Türü Bazında Dağılımının Dönemler Arası Karşılaştırılması (EPDK, Elektrik Piyasası Sektör Raporu, Nisan 2021)

2020 Nisan		2021 Nisan		Değişim (%)	
Tüketici Türü	Miktar(Mwh)	Pay(%)	Miktar(Mwh)	Pay(%)	
Sanayi	6.159.708,05	39,587	9.088.603,36	44,427	47,55
Ticarethane	3.447.834,62	22,158	4.465.876,62	21,830	29,53
Mesken	5.050.217,67	32,456	5.262.582,79	25,724	4,21
Tarımsal Sulama	499.414,13	3,210	1.233.500,70	6,030	146,99
Aydınlatma	402.837,40	2,589	406.985,25	1,989	1,03
Genel Toplam	15.560.011,87	100	20.457.548,71	100	31,48

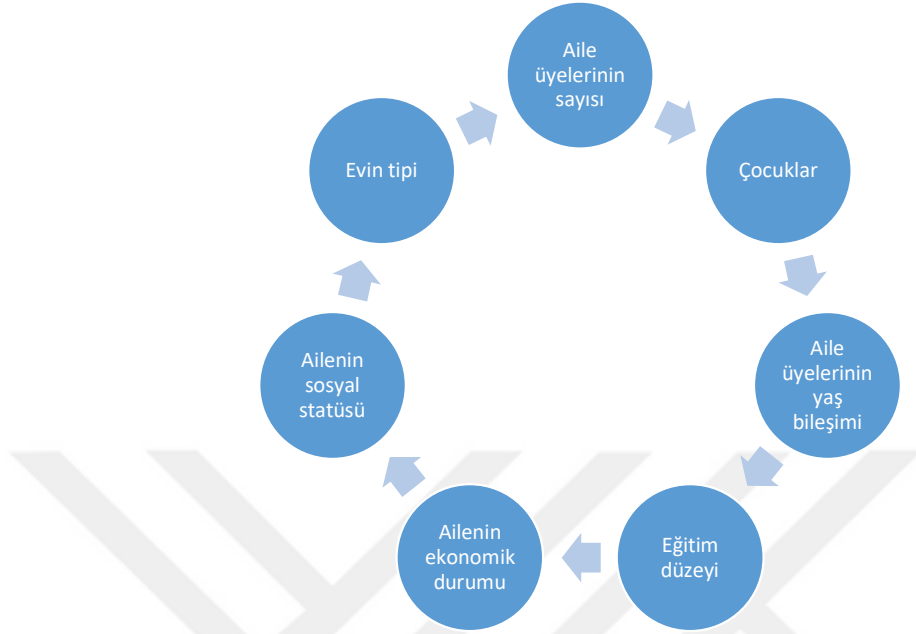
COVID-19’un ekonomik etkilerinin görülmeye başladığı 2020 yılında faturalandırılan elektrik tüketiminde görülen artış, pandemi sürecinin başlarında oluşan olumsuz beklentilerin tam tersi bir durumla karşılaştırmıştır. Pandeminin sebep olduğu talep düşüşü, geleceğe yönelik olumsuz beklentiler, kısmi ve tam kapanma önlemleri gibi enerji talebini olumsuz yönde etkileyen gelişmelere rağmen, sanayi sektörü elektrik tüketiminin pandemi öncesi değerlerine 2020 yılı Haziran ayında ulaşması ve bu dönemden sonra 2021 yılı Şubat ayı dışında istikrarlı bir artış

göstermesi dikkat çekmektedir. Elektrik tüketiminde yaşanan bu hızlı toparlanma ve tüketim artışı sanayi sektörünün pandemi krizinden derinden etkilenmediği olarak yorumlanmıştır.

Enerji verimliliği programlarını etkili bir şekilde planlamak ve yürütmek için, hane halkı elektrik tüketimini yönlendiren belirleyicilerin (yüzey alanı, ortalama dış sıcaklık ve bina sakini sayısı vs.) doğru bir şekilde araştırılması gerekmektedir [5]. Ancak kolay erişilebilen, yüksek çözünürlüklü tüketim verilerinin bulunmaması nedeniyle, enerji kullanımının ve enerjiyle ilgili davranışların altında yatan belirleyiciler daha önce kapsamlı bir şekilde incelenmemiştir [6].

Akıllı sayaçların ve gerçek zamanlı ev enerji izleme hizmetlerinin giderek yaygınlaşmasıyla birlikte bu tür temel belirleyicilerin incelenmesine imkân tanıyan veriler kullanılmak üzere ortaya çıkmaktadır. Ancak hane düzeyindeki tüketim verilerini analiz etmeye ve sonuçlar çıkarmaya yönelik çalışmalar henüz resmileştirilmemiştir. Amir Kavousian ve arkadaşlarının yaptığı bir çalışmada, ABD'deki 1628 hane için 10 dakika aralıklarla akıllı sayaç verilerinden oluşan geniş bir veri seti kullanılmıştır [7]. Veri seti 2010 yılında 238 gün boyunca toplanmış ve hane halkı verilerine ilişkin 114 soruluk kapsamlı bir anketle desteklenmiştir. Hane halkı anketinde, konutun iklimi, konumu, fiziksel özellikleri, elektronik aletleri ve sakinleri hakkında bilgiler kullanılmıştır. Modellerin sonuçlarının karşılaştırılmasında, günlük minimum tüketimin en çok hava durumu, konum ve binanın fiziksel özelliklerinden etkilendiği görülmüştür. Öte yandan, günlük maksimum tüketim en çok, enerji tüketimi yoğun ve sürekli çalışmayan son kullanımlardan (örneğin elektrikli su ısıtıcısı) etkilenir. Bu son kullanım grubu çoğunlukla bina sakinlerinin doluluk seviyelerine ve faaliyetlerine bağlıdır. Modellerde bina özellikleri arasında ev büyüklüğü en önemli faktör iken, evin yaşı, bina tipi ve mülkiyet durumu elektrik tüketimi üzerinde önemli bir etki göstermemektedir. Çift camlı pencereler ve enerji tasarruflu aydınlatma armatürler tercih etmek gibi diğer değişkenler, elektrik kullanımının azaldığını göstermektedir. Bina tipi, ısıtma yükünün ağır bastığı kış mevsimi günlük maksimum kullanımda önemli bir faktördür. Kışın çok aileli apartmanlarda yaşayan haneler en düşük günlük maksimum tüketime sahip olurken, bunu şehir evleri takip ediyor; son olarak müstakil (müstakil) evler kışın en yüksek günlük maksimum tüketime sahiptir [8]. Çok sayıda çalışma, enerji tüketiminin gelirle birlikte arttığı sonucuna varır yani hane halkının geliri, ev aletlerinin miktar ve kalitesini etkileyerek tüketimi etkiler [9].

Zhifeng Guo ve arkadaşlarının yaptığı çalışma sonucunda ev, elektrik tüketiminin temel birimi olduğundan, hane başına elektrik tüketiminin azaltılması tüm toplumun elektrik tüketimini azaltacaktır. Dolayısıyla elektrik tüketimini azaltmak için hane halkı elektrik tüketimi üzerinde önemli etkisi olan faktörleri bulmamız gerekiyor. Farklı ailelerin farklı yapısı, kültürel geçmişi ve alışkanlıkları vardır. Farklı aile karakteristik faktörlerinin ev elektriği üzerindeki etkileri Şekil 2.1'deki gibidir:



Şekil 2.1. Elektrik tüketimine etki eden faktörler

Kuzey İrlanda'daki bir apartman dairesinde aile üyelerinin sayısı ile elektrik tüketimi arasındaki ilişki incelenmiştir. Sonuçlar, en fazla yıllık ortalama elektrik tüketiminin dört veya daha fazla kişinin yaşadığı apartman dairesinde kullanıldığını göstermiştir [10].

Mcloughlin ve arkadaşları hanedeki elektrik tüketimi ile ailenin çocuk sahibi olup olmaması arasındaki ilişkiyi araştırmıştır. Çocuklu ailenin, çocuğu olmayan aileden daha fazla elektrik tükettiğini bulmuşlardır [10]. Brounen ve diğerleri çocuklu ailenin, çocuksuz aileye göre 5 kat daha fazla elektrik tükettiğini tespit etmişlerdir [11]. Ancak Bartiaux ve Gram-Hanssen'in tam tersi bir sonuçları vardır. İki veya daha fazla çocuklu (0-9 yaş arası çocuklar) ailenin elektrik tüketimini olumsuz etkilediğini, çocuk sahibi olmanın ortalama elektrik tüketimini azalttığını bulmuşlardır [12]. Gram-Hanssen, etkinin Danimarka bölgesinde anlamlı olduğunu, ancak Belçika'da olmadığını bulmuştur. Cramer ve diğerleri Amerikalı ailede 3 yaşın altındaki çocukların hanedeki elektrik tüketimi üzerinde önemli bir etkisinin olmadığını ancak ailenin 3 yaş üstü çocukları olduğunda elektrik tüketiminde ciddi bir etki oluştuğunu bulmuşlardır [13].

Yohanis ve arkadaşlarının yaptığı çalışma, aile üyelerinin yaşlarının, hanedeki toplam elektrik tüketiminde etkili olduğunu göstermiştir [14]. Aile üyesinin yaşı 50-65 arasında olduğunda elektrik tüketimi nispeten yüksek oluyordu. Aile üyesinin yaşı 50'nin altında veya 65'in üzerinde olduğunda elektrik tüketimi nispeten daha düşüktür. Leahy ve Lyons, İrlanda'da aile üyelerinin yaşının 45 ile 64 arasında olduğu hane halkının elektrik enerjisi tüketiminin 35-44 yaş arasındaki hane halkından önemli derecede yüksek olduğuna dikkat çekmiştir. Aile üyelerinin yaşları 64'ün üzerinde olduğunda hane halkı elektrik tüketimi önemli ölçüde azalmıştı [15]. Mcloughlin ve arkadaşları üye

yaşı 18-35 arasında olan ailenin hanedeki elektrik tüketiminin yaşları 36-55 arası olanlardan az olduğunu bulmuşlardır. Araştırmacılar bu ailenin daha fazla çocuğu ve odası olan orta yaşlı bir aile olduğuna inanıyorlardı. Yani elektrik tüketimi daha fazlaydı [10]. Filippini ve arkadaşları Hindistan bölgesinde yapmış oldukları çalışmada üyelerinin yaşı 45'in altında olan ailenin, üyelerinin yaşı daha büyük olan aileye göre daha az tüketime sahip olduğunu tespit etmiştir [16]. Kavousian ve arkadaşları Amerika Birleşik Devletleri'nde aile üyelerinin yaşı 55'ten fazla veya 19-35 arasında olan ailelerin daha az elektrik tükettiğini bulmuştur [8].

Aile üyelerinin eğitim düzeyi elektrik tüketimi üzerinde etkili olmaktadır. Bartiaux ve Gram-Hanssen ve arkadaşları eğitim düzeyi arttıkça hane halkı elektrik tüketiminin önemli ölçüde azaldığını tespit etmiştir. Eğitim düzeyi yüksek olan aile bireyleri, eğitim düzeyi düşük olan aile bireylerine göre daha az elektrik tüketmektedir [12]. Ancak Cramer ve arkadaşlarına göre, aile üyelerinin eğitim düzeyinin hem Amerika Birleşik Devletleri'nde hem de Hollanda'da elektrik tüketimi üzerinde önemli bir etkisi yoktur [13].

Çok sayıda literatür hane halkı elektrik tüketiminin gelirle birlikte arttığını göstermektedir. Yohanis ve arkadaşları Kuzey İrlanda'da yıllık geliri 30.000 İrlanda poundunun üzerinde olan hanelerin, yıllık geliri 10.000 İrlanda poundu olan düşük gelirli ailelerden daha fazla elektrik tükettiğini bulmuştur. Bunun nedeni yüksek gelirli ailelerin geniş bir konut ve çeşitli ev aletlerine sahip olma eğiliminde olmalarıydı. Bu da daha fazla elektrik tüketimine neden olmuştur. Ancak ev aletlerinin ve elektronik cihazların verimliliği de enerji tasarrufu açısından hayati önem taşımaktadır. Maddi olanakları daha fazla olan aileler akıllı cihazlar satın alma ve ilgili ev güç yönetim sistemlerini kullanma imkânına sahiptir; bazı yoksul aileler ise yalnızca enerji tasarruflu armatür alabilmektedir. Bu durumda elektrik tüketimi ekonomik gelişmeyle birlikte eninde sonunda değişecektir. Giderek daha fazla insan enerji tasarruflu aletleri seçecektir [14]. Özkan, konforlarını korurken elektrik maliyetlerini azaltmak ve enerji verimliliğini artırmak için akıllı ev güç yönetim sistemlerini kullanmıştır. Sonuç, sistemin geleneksel elektronik cihaz kullanımına kıyasla enerji tüketiminde yaklaşık %5-16 oranında azalma sağladığını göstermiştir [17].

Literatürdeki bazı araştırmaların sonuçlarına göre sosyal statünün elektrik tüketimi üzerinde farklı etkileri vardır. Mcloughlin ve arkadaşları, bir ailenin sosyo-ekonomik durumunun hanedeki elektrik tüketimi üzerinde önemli etkilere sahip olduğunu keşfetmiştir. Sosyo-ekonomik durum ile hane halkı tüketimi arasında doğru orantı vardır. Hane halkı tüketiminin yüksek olduğu bölgelerde sosyo-ekonomik durumun da daha yüksek olduğu yapılan araştırma sonucunda gözlemlenmiştir [10]. Ancak Leahy ve Lyons'a göre aile üyelerinin ekonomik durumunun hanedeki elektrik talebi üzerinde önemli bir etkisi yoktu [15].

Ev insan hayatının temel ihtiyacıdır, çeşitli hayat tarzları evin türüne göre değişebilir. Bu anlamda farklı evler farklı yük profilleri sergileyebilir. Bir yandan farklı ev türleri farklı tüketim davranışları sergilerken diğer yandan bireyler farklı yerlerde enerjiye karşı farklı tutum sergileyebilir. Örneğin

ofis ve ev ortamları arasında farklı tüketim davranışları vardır. Littleford ve arkadaşları ofis ve ev ortamlarında gerçekleştirilen enerji tüketimi davranışları arasındaki ilişkiyi araştırmıştır. Araştırma, ev ortamının enerji kullanım davranışının önemli bir özelliği olduğunu göstermektedir [18]. Dixon ve arkadaşlarının çalışmasına göre, topluluk duygusunun işyerindeki enerji tasarrufunda anahtar faktör olduğu keşfedilmiştir. Bu nedenle konutun türü, elektrik tüketim davranışını etkileyen etkili bir faktördür [19].

İncekara yapmış olduğu çalışmada yüksek talep senaryosu altında 2020-2030 yılları arasında Türkiye'de doğalgaz kullanımının % 52 artarak yaklaşık 76 bcm' e ulaşacağı, düşük talep senaryosunda, toplam doğal gaz talebinin % 9 azalarak yaklaşık 45 bcm' e ulaşacağını hesaplanmıştır [20]. Çalışmada bulanık TOPSIS yöntemi (belirli ölçütlere göre belirsizlik altındaki seçeneklerin değerlendirilip sıralanmasına ve en doğru seçimin yapılmasına yardımcı olan yöntemdir [21].) ile 10 sektör incelenmiş ve ülkemizin doğal gaz talep senaryosu dahil sektörlerin sıralamasında birinci Enerji sektörü ve ikinci sanayi sektörü olmuştur. Çalışmada yapılan hesaplara göre 2030 yılında fosil yakıtlar arasında küresel enerji karışımında, kullanım oranının yükselmesi beklenen tek fosil enerji kaynağı doğal gazdır. Bu durumda küresel gaz rezervinin fazla olmasının (doğal gaz rezervinin 206 trilyon m³ ve keşfedilmemiş rezervlerin 354 trilyon m³) yanında temiz ve çevreci bir enerji kaynağı olmasının büyük payı vardır. Diğer fosil kaynaklar ile kıyaslandığında özellikle doğayı ve havayı daha az kirletmesi ve minimum sera gazı salınımından (karbon emisyonu) dolayı çevreci bir fosil yakıt olmasıdır. 2019 yılında Türkiye'de üretim yapan ve toptan satış lisansına sahip olan 8 firma tarafından 473,8 milyon m³ doğalgaz üretimi gerçekleştirilmiştir. Pandemi döneminde yani 2020 yılında bu üretim %6,8 oranında azalma göstererek 9 şirket tarafından 441,2 milyon m³ olarak gerçekleştirilmiştir (BOTAŞ, 2020). Bu rakam Türkiye'nin yıllık doğalgaz tüketiminin sadece %1'ini teşkil etmektedir. Türkiye'nin yakın zamandaki doğalgaz ithalatı, 2015 yılından itibaren düşüş göstermektedir (2017 yılı hariç). 2017 yılına göre 2018 yılında %8,5 düşüş gösteren doğalgaz ithalatı, 2019 yılında %10 düşüş göstererek 45.2 milyar m³ olmuştur [3].

Bu tez çalışması farklı parametrelerin, belirli bir bölgedeki enerji tüketimi üzerine olan etkilerini araştırmaktadır. Ayrıca tezde enerji değişim programlarını etkili bir şekilde planlamak ve izlemek için hane halkının tüketimlerinin incelenmesi üzerinde durulmaktadır.

Bazı incelemeler, çocuklu ailelerin çocuksuz ailelere göre daha fazla elektrik tükettiğini bulurken, bazıları ise tam tersi sonuçlar elde edilmiştir. Bu sonuçlar, çocukların yaşına, bölgeye ve diğer faktörlere bağlı olarak değişebilmektedir. Yaşları 50-65 arası ailelerin elektrik tüketimi genellikle daha yüksektir. Araştırmada eğitim düzeyi yüksek olan aileler, daha az eğitilmiş ailelere göre daha az elektrik tüketir. Artan gelirle elektrik dağılımının da arttığı gözlemlenir. Yüksek gelirli haneler, daha fazla elektrik tüketen geniş konutlara ve ev aletlerine sahip olma özelliği taşır. Türkiye'de

doğal gaz kullanımı, farklı senaryolara göre artabilir veya azaltılabilir. Bu, doğal gazın temiz ve çevreci bir enerji kaynağı olarak saklanmasıyla ilişkilendirilebilir.

Bir sonraki bölümde ise makine öğrenme tekniklerinden bahsedilip, girdiğimiz verilerden çıkacak sonuçlar yorumlanacaktır. Tezin bu bölümünde Orange ile İstanbul veri tabanı ile ilgili deneysel çalışmalar yapılmıştır. Örneğin doğalgaz ve su için zaman serileri ile geleceğe yönelik tüketim verileri tahmini, bölgesel doğalgaz tüketimi ile gelir durumu arasında ilişki var mı? Gelir düzeyinin ortalama kira ile ilişkisi nedir? Atık miktarı, su tüketimi, doğalgaz tüketimi ile eğitim düzeyinin alakası var mı? Gibi sorulara yorum yaparak çıkarımda bulunmak için çeşitli uygulamalar yapılmıştır.



3. YÖNTEM VE ARAÇLAR

Tez çalışmasının bu bölümünde bölgesel enerji tüketimi analizi verilerinin işlenmesinde kullanılacak yöntem ve araçlar açıklanmaktadır. Kullanılan veri işleme teknikleri; zaman serisi analizi, manifold learning, preprocess, data sampler, test and score, arima model, sınıflandırma analizi, yapay sinir ağı ve karar ağacı makineleridir.

Veri işleme yöntemleri, veri setlerini analiz etmek, düzenlemek, dönüştürmek, aktarmak ve gösterilmesi için kullanılan yöntemlerdir. Bu teknikler, veri bilimi, makine geliştirme, yapay zeka, istatistik ve bilgisayar bilimleri gibi birçok alanda kullanılır. Bilgi, belirli bir bağlamda anlam ifade eden ve bir amacı gerçekleştirmek için kullanılabilen veri kümesidir. Ham verilere veya sadece geçmiş olayların bir özetine dayalı kararlar almak mümkün ve güvenilir değildir. Geçmişte yaşanan olumsuz bir deneyimin neden olduğu kaybı önlemek de imkansızdır. Önemli olan, ileriye dönük durumsal tahminler sunan modellerle önceden tedbir alabilecek bir yönetim yaklaşımına geçmek ve muhtemel kayıpları öngörebilmektir [22]. Bu nedenle, büyük veriyi işleyebilen teknikleri kullanma önemlidir. Bu ham veriyi bilgiye veya anlamlı bir forma dönüştürme süreçleri, veri madenciliği aracılığıyla gerçekleştirilebilir [23]. Veri madenciliği, bu tür durumlarda kullanılan büyük veri setlerinde gizlenmiş desenleri ve eğilimleri keşfetme işlemini ifade eder [24].

3.1. ARİMA Zaman Serileri ile Tahminde Bulunma

ARIMA(p, d, q) modeli, önceki zaman adımlarındaki farklılıkların ve hataların doğrusal bir kombinasyonunu kullanarak tahmin yapar [25]. Bu model, bir serinin durağan hale getirilmesiyle daha başarılı tahminler yapabileceğini varsayar. ARIMA yöntemi, seriyi durağan hale getirmek için otomatik olarak fark alma işlemini uygular. Fark alma, örneğin bir zaman aralığındaki değer ile bir önceki zaman aralığındaki değerin farkının alınması gibi bir süreci içerir. ARIMA modeli, tek değişkenli, eğilim içeren ancak mevsimsel etkileri olmayan veriler için uygundur.

Modelin p değeri, geçmiş gerçek değerlerin kaç zaman adımı gecikmeli olduğunu ifade eder (otoregresif derece). d değeri, fark alma işleminin kaç defa yapıldığının sayısını belirtir (fark derecesi). q değeri ise artıklardaki gecikme sayısını veya hata terimlerindeki hareketli ortalama derecesini belirler. ARIMA modeli, bu parametrelerin doğru seçimi ile zaman serilerini etkili bir şekilde modelleyebilir ve tahmin edebilir.

3.2. Manifold Learning

Manifold learning, veri setlerindeki karmaşık yapıları anlamak ve bu yapıları daha düşük boyutlu bir alanda temsil etmek için kullanılan bir dizi matematiksel ve istatistiksel tekniği ifade eder. Genellikle, yüksek boyutlu veri setlerindeki karmaşık yapıları anlamak ve görselleştirmek amacıyla

kullanılır. Manifold, bir uzayın içsel yapısını ifade eden matematiksel bir terimdir. Manifold learning algoritmaları, veri setindeki karmaşıklığı daha düşük boyutlu bir uzaya haritalayarak, veri setinin temsiliyi basitleştirir. Bu tür algoritmalar, genellikle boyut azaltma (dimensionality reduction) olarak adlandırılan bir kategori içinde yer alır. Boyut azaltma, özellikle yüksek boyutlu veri setlerindeki gürültüyü azaltmak, özellikleri sıkıştırmak ve veri setini daha anlaşılır ve işlenebilir hale getirmek için kullanılır. Manifold learning, özellikle görselleştirme, desen tanıma ve sınıflandırma gibi uygulamalarda kullanılır. Bu algoritmalar, veri setlerindeki karmaşık yapıları daha iyi anlamak ve daha etkili veri analizi yapabilmek için önemlidir.

3.3. Test and Score

"Test and score" terimi, Orange'un içinde bulunan bir dizi özellik ve aracın bir parçası olarak kullanılabilir. Bu özellikler, genellikle modelin performansını değerlendirmek ve test etmek amacıyla kullanılır. Orange'un "Test and Score" özelliği, bir modelin tahmin yeteneklerini ölçmek ve değerlendirmek için kullanılan bir dizi aracı içerir.

Model test etme özelliği, eğitilmiş bir modelin performansını değerlendirmek için kullanılır. Veri setindeki ayrılmış test verileri üzerinde modelin nasıl performans gösterdiğini ölçer. Doğruluk ölçümü, Orange, modelin doğruluğunu ölçmek için farklı metrikler sunar. Bu, modelin gerçek değerleri ne kadar doğru tahmin ettiğini gösterir. Karışıklık matrisi, sınıflandırma problemleri için kullanılan bir araçtır. Modelin hangi sınıfları ne kadar doğru veya yanlış tahmin ettiğini gösterir. ROC eğrisi, sınıflandırma modellerinin performansını değerlendirmek için kullanılan bir grafikdir. Precision ve Recall değerleri, sınıflandırma modellerinin performansını ölçen diğer metrikler arasında "precision" (kesinlik) ve "recall" (duyarlılık) değerleri bulunur. Orange'un sunduğu bu araçlar, kullanıcıların model performansını daha iyi anlamalarına ve geliştirmelerine yardımcı olur. Kullanıcılar, bu özellikleri kullanarak farklı modelleri karşılaştırabilir ve en uygun olanını seçebilirler.

3.4. Kümelenme Analizi

Kümelenme analizi, benzer özelliklere sahip verileri gruplandırmak için kullanılır. Bu teknik, bölgesel olarak benzer gaz, su, atık su ve çöp kullanımı olan bölgeleri belirlemek için kullanılabilir. Çağatan Taşkın ve Gül Gökay Emel tarafından 2010 yılında veri madenciliğinde kümeleme yaklaşımları ve Kohonen ağırları ile perakendecilik sektöründe bir uygulama gerçekleştirilmiştir [26]. 2010 yılında Çağatan Taşkın ve Gül Gökay Emel tarafından gerçekleştirilen bir çalışmada, veri madenciliği alanında kümeleme yaklaşımları ve Kohonen ağırları kullanılarak perakendecilik sektöründe bir uygulama yapılmıştır. Bu uygulamada, bir perakende işletmesinin müşterileri Kohonen ağırlarıyla kümelendirilmiştir. Kümeleme analizinin temel amacı, işletmeye stratejik pazarlama

kararlarında yardımcı olmak üzere pazar bölümlendirmesi ve hedef pazar seçimi gibi konularda önceden bilinmeyen kritik müşteri özelliklerini ve önem derecelerini ortaya çıkararak gerekli öngörüyü sağlamaktır.

3.5. Sınıflandırma Analizi

Deniz Harp Okulu'nda Yaşar Doğan tarafından 2004 yılında gerçekleştirilen bir çalışmada, su altı taktik duyurga ağlarında veri madenciliği tabanlı hedef sınıflandırması üzerine bir çalışma yapılmıştır. Bu araştırmada, açık, sığ ve çok sığ sularda denizaltı, küçük sualtı taşıma araçları, sualtı mayınları ve dalgıçları sınıflandırmak için maliyeti düşük mikro duyurgalar kullanılmıştır [27]. Geliştirilen algoritma, yüzeydeki şamandıralara bağlı ve ayarlanabilir derinliklere indirilebilen taktik su altı duyurga ağları için özel olarak tasarlanmıştır. Sınıflandırma işlemi için veri madenciliği tekniği olarak karar ağacı algoritmaları kullanılmıştır.

3.6. Yapay Sinir Ağı

Yapay sinir ağı, insan beyninin işleyişine benzer şekilde veri işlemek için kullanılır. Bu teknik, karmaşık veri setleri üzerinde çalışmak ve birçok farklı değişken arasındaki ilişkileri belirlemek için kullanılabilir. Yapay sinir ağı, biyolojik sinir ağlarının işleyişinden esinlenerek tasarlanan bir makine öğrenimi modelidir. Yapay sinir ağları, bilgisayar sistemlerine öğrenme yeteneği kazandırmak amacıyla geliştirilmiştir. Temelde, bilgiyi işlemek, desenleri tanımak ve öğrenmek için kullanılırlar. Yapay sinir ağları, nöron adı verilen basit birimlerden oluşur. Bu nöronlar, girdi alır, bu girdileri işler ve bir çıkış üretir.

3.7. Karar Ağacı

Karar ağacı, verileri adım adım işleyen bir ağaç yapısı kullanarak sonuçlara ulaşmak için kullanılır. Bu teknik, bölgesel çevre politikalarının oluşturulması için hangi değişkenlerin en önemli olduğunu belirlemek için kullanılabilir.

2008 yılında Şengül Doğan ve İbrahim Türkoğlu tarafından gerçekleştirilen bir araştırmada, demir eksikliği anemisi teşhisinde hekimlere yardımcı olacak ve süreci kolaylaştıracak bir karar destek sistemi geliştirilmiştir [28]. Bu sistem, kan biyokimya parametreleri üzerinde odaklanmış olup, veri madenciliği tekniklerinden olan karar ağaçları yapısı kullanılarak işlemektedir. Sistem, demir eksikliği anemisi hastalığını belirlemede temel belirleyiciler olan Serum demiri, Serum demir bağlama kapasitesi (SDBK) ve Ferritin enzimlerini giriş olarak almakta ve Anemi(+) ve Anemi(-) değerlendirmelerini çıkış olarak sağlamaktadır. Tasarlanan sistem, 96 hasta verisini değerlendirmiştir ve karar destek sistemi sonuçları, doktorun verdiği kararlarla tam bir uyum içermiştir.

3.8. Doğrusal Diskriminant Analizi

İki veya daha fazla sınıf arasındaki farkları belirlemek için kullanılan bir yöntem olan doğrusal diskriminant analizi, sınıflar arasındaki farkı ortaya koymak amacıyla uygulanır. Bu teknik, belirli bir zamandaki gaz, su, atık su ve çöp kullanımını belirli bir sınıfa atamak için kullanılabilir.

3.9. Destek Vektör Makineleri

Sınıflandırma veya regresyon analizi için kullanılan bir teknik olan destek vektör makineleri, veri noktalarını belirli sınıflar arasında ayırmak veya bir çıktı değeri tahmin etmek için kullanılan bir makine öğrenimi yaklaşımıdır. Bu teknik, karmaşık veri setlerindeki sınıflandırma veya regresyon problemlerini çözmek için kullanılabilir.

3.10. Veri İşleme Araçları

Veri işleme, toplanan verilerin anlamlı ve kullanılabilir bilgilere dönüştürüldüğü bir süreçtir. Günümüzde birçok firma, marka veya hizmet sağlayıcı, çeşitli nedenlerle kullanıcı verilerine erişim sağlamak istemektedir. Kullanıcı verilerine erişim, birçok marka veya firma için hedef kitleyi daha yakından tanıma, doğru hedef kitleye ulaşma, hedef kitleye daha hızlı erişim sağlama, çeşitli kanallar aracılığıyla hedef kitleye erişimde artış, daha etkili stratejiler oluşturma gibi avantajlar sunmaktadır.

Biyoinformatik uygulamalarında, büyük veri tekniklerinin rolü, araştırmacılara biyolojik bilgileri toplama ve analiz etme konusunda etkili veri işleme araçları sağlamaktadır. Bilgisayarlarla yürütülebilen altyapı ve veri havuzları, Hadoop ve MapReduce gibi teknolojilerle biyomedikal alanda yaygın olarak kullanılmaktadır [29]. İnsan genomunu sekanslama maliyeti, yüksek verimli sıralama teknolojisinin gelişmesiyle azalmıştır. P4 faaliyetleri, yıllardır genom teknolojisinde kullanılmakta olup, tahmin edebilen, önleyici, katılımcı ve kişiselleştirilmiş sağlık amaçları taşımaktadır [30]. Bu faaliyetlerin hedefleri arasında, hastalık durumlarını belirlemek için genom ölçeğinde veri kümelerini analiz etmek, kan temelli teşhis araçlarına geçerek bir deneği sürekli izlemek, ilaç keşfine yönelik yeni yaklaşımları incelemek ve geliştirmek için sistem yaklaşımı kullanmak yer almaktadır. Ayrıca, her birey için verileri yakalama, doğrulama, depolama, bütünleştirme işlemi yapmak ve nihayetinde büyük veride karşılaşılan zorlukları hafifletmek amacıyla modelleme yaparak araçlar geliştirmek de önemli bir hedeftir.

4. BÖLGESEL VERİ ANALİZİ VE YORUMLAMA

Devletler, kurumlar ve bireyler tarafından birçok veri toplanmakta ve bu veriler içerisinde anlamlı sonuçlar çıkarmak, ihtiyaç duyulduğunda kullanmak amacıyla değerlendirilmektedir [31]. Her sektörde genellikle sayılar, metinler, ifadeler, şekiller ve grafikler gibi çeşitli materyallerden oluşan veriler, bilgisayarlar aracılığıyla elektronik ortamlara taşınmıştır. Bilgisayarlar, internet ve bu teknolojilere bağlı olarak hayatın her alanında daha fazla yer almasıyla birlikte, bu teknolojilerin ürettiği verilerin depolanması önemli bir konu haline gelmiştir. Veri yorumlama, çeşitli analitik araştırma yöntemleri kullanılarak verilerin gözden geçirilmesi ve ilgili sonuçlara ulaşma sürecini ifade eder. Veri analizi, araştırmacılara kritik sorulara cevap bulmak için verileri kategorize etme, manipüle etme ve özetleme konusunda yardımcı olur. Bu sayede elde edilen bilgiler, stratejik kararlar almak, eğilimleri belirlemek ve gelecekteki planlamalara yönelik temel oluşturmak için kullanılabilir. Tez çalışmasında İstanbul ilinin 39 ilçesi ve bu ilçelerin ay ve yıl bazlı enerji tüketim verilerinin bulunduğu bir veri tabanı kullanılarak zaman serisi grafiklerini yorumlama, geleceğe yönelik tahminlerde bulunma, KNN ve Sinir Ağı (Neural Network) kullanarak sınıflandırma yapma ve bu sınıflandırmaları Manifold Learning ile gerçekleştirme konusundaki uygulamalar incelendi. Zaman serisi grafiklerini yorumlamak, geçmiş verilerin analizi yoluyla gelecekteki eğilimleri anlamamıza yardımcı olur. Bu, finansal piyasalardaki trendleri tahmin etmek, satış tahminleri yapmak veya diğer zamanla değişen verileri anlamak için kullanılabilir.

Geleceğe yönelik tahminlerde bulunmak için, zaman serisi analizi, regresyon modelleri veya sinir ağları gibi yöntemler kullanılabilir. Bu, geçmiş verileri kullanarak gelecekteki değerleri tahmin etmek için bir model oluşturmayı içerir. Sınıflandırma görevlerinde, K-En Yakın Komşu (KNN) ve Sinir Ağı gibi algoritmalar kullanılabilir. KNN, benzer veri noktalarının bir araya gelmesini sağlar ve sınıflandırma yaparken çoğunluğa dayalı bir yaklaşım kullanır. Sinir ağları ise öğrenme yetenekleri sayesinde karmaşık ilişkileri modelleyebilir ve sınıflandırma görevlerinde etkili olabilir. Ayrıca, sınıflandırmaları daha iyi anlamak ve görselleştirmek için Manifold Learning kullanılabilir. Manifold Learning, yüksek boyutlu verilerin düşük boyutlu temsillerini oluşturarak veri setlerindeki yapıyı ortaya çıkarabilir. Bu, özellikle karmaşık sınıflandırma problemlerinde verilerin daha iyi anlaşılmasına yardımcı olabilir.

4.1. Veri tabanı Tanıtımı

Veri tabanları veya dosyalardaki verilerin belirli istatistiksel yöntemler kullanılarak kullanılabilir hale getirilmesi işlemine "veri madenciliği" denir [32]. Bu, veriden bilgi elde etmek için kullanılan bir dizi teknikler bütünü olarak da ifade edilebilir. İstatistiksel analiz teknikleri, algoritma yöntemleri ve yapay zekâ algoritmaları bir araya getirilerek, veri içerisindeki gizli bilgilerin ortaya

ıkarılması ve verinin kullanılabilir bilgiye dnştrlmesi srecini ierir. Veri Madencilięi ilemleri iin ticari ve aık kaynak kodlu birok ara bulunmaktadır. alıřmada, İstanbul Bykřehir Belediyesi (İBB) tarafından kamuya aık bir řekilde sunulan veri tabanları kullanılmıřtır. Bu veri tabanları, İstanbul'un ilelerini temsil eden eřitli parametreleri iermektedir. Bu parametreler arasında ilelerin doęal gaz ve su tketimi, tıbbi atık ve evsel atık miktarı, okuma yazma bilen kiři sayısı, ortalama hane halkı ve sosyal yardım alan hane sayısı gibi nemli veriler bulunmaktadır. İBB'nin saęladığı bu veri setleri, řehirdeki eřitli sosyo-ekonomik ve evresel faktrleri anlamak, analiz etmek iin kullanılmıřtır. İleler arasındaki farklılıkları deęerlendirmek ve kaynakların etkili bir řekilde ynetilmesini saęlamak amacıyla bu veri tabanları zerinde eřitli analizler gerekleřtirilmiřtir.

Bu alıřma evresel srdrlebilirlik ve kaynak ynetimi gibi alanlarda bilgi saęlamak adına İBB'nin aık veri politikalarının bir rneęini temsil etmektedir. Bu veri tabanları, řehir ynetimindeki karar alıcılar, arařtırmacılar ve toplumun genelinde farkındalık yaratmak amacıyla kullanılabilecek deęerli kaynaklardır. Bu arařtırmada, aık kaynak kodlu bir veri madencilięi programı olan Orange ele alınmıř ve bu programın zellikleri erevesinde İBB tarafından saęlanan aık veri portalında yer alan veri setlerinden elde edilen verilerin karřılařtırılması ve yorumlanması yapılmıřtır. Arařtırmada veritabanı olarak İstanbul ilinin ilelerine ait blgeyi temsil eden veriler kullanılmıřtır. Kullandığımız blgesel veri setlerinin detayları řu řekildedir: İstanbul ilelerine ait doęal gaz ve su tketimi, hane iindeki kiři sayısı, gaz abone sayısı, okuma yazma bilen ve bilmeyen kiři sayıları, ilelere gre deęiřen kira miktarları, sosyal yardım alan aile sayıları, tıbbi atık ve evsel atık miktarları. Bu veri setleri zerinde yapılan analizlerde, ileler arasında bu parametrelerin hangi ynde artıř veya azalıř gsterdiği kıyaslanmıř ve yorumlanmıřtır. Bu detaylı veri setleri, řehirdeki farklı blgeler arasındaki sosyo-ekonomik ve evresel farklılıkları anlamamıza yardımcı olmuřtur. Doęalgaz ve su tketimi, nfus yoęunluęu, eęitim dzeyi, kira miktarları ve sosyal yardım alan aile sayıları gibi faktrlerin deęiřimi, ileler arasındaki yařam kalitesi ve ekonomik durumu anlamamıza katkı saęlamaktadır. Daha sonra bu veriler hakkında geleceęe ynelik tahminlerde bulunulmuřtur. İlk olarak İBB veri setleri iřlenerek Orange programı ile kullanılabilir duruma getirilmiřtir. İBB aık veri portalında yer alan her bir ileye ait ileyi temsil eden veriler bir araya getirilmiřtir. Veri tabanında;

Adalar, Arnavutky, Atařehir, Avcılar, Baęcılar, Bahelievler, Bakırky, Bařakřehir, Bayrampařa, Beřiktař, Beykoz, Beylikdz, Beyoęlu Bykřekmece, atalca, ekmeky, Esenler, Esenyurt, Eypsultan, Fatih, Gaziosmanpařa, Gngren, Kadıky, Kağıthane, Kartal, Kkřekmece, Maltepe, Pendik, Sancaktepe, Sarıyer, řile, Silivri, řiřli, Sultanbeyli, Sultangazi, Tuzla, mraniye, skdar ve Zeytinburnu olmak zere 39 adet ileye yer verilmiřtir. alıřmada bu 39 ilenin 2017-2021 yılları arasındaki doęalgaz tketim miktarı, su tketim miktarı, ortalama hane halkı sayısı, ortalama gaz abone sayısı, okuma yazma bilen ve bilmeyenlerin sayısı, kiralık konut deęerleri,

sosyal yardım alan hane sayısı, yıllık tıbbi atık miktarı ve evsel atık miktarı yer almaktadır. Oluşturulan açık veri tabanında 39 ilçe için veriler yer almaktadır ancak tez çalışması kapsamında gerçekleştirilen uygulamalarda ortalama farklı gelir düzeyi ve eğitim düzeyine sahip Tablo 4.1’de verilen ilçeler kullanılmıştır. Tablodaki veriler 2018 yılına aittir.

Tablo 4.1. İlçelerin kişi başına düşen ortalama tüketim miktarı [33, 34]

İlçeler	Nüfus	Kişi Başına Düşen Gelir (TL)	Birim Kira (TL/m ²)	Okuma Yazma Bilen Sayısı	Birim Doğal Gaz Tüketimi (m ³)	Birim su tüketimi (m ³)	Birim Yıllık Tıbbi Atık Miktarı (t)	Birim Evsel Atık Miktarı (t)
Adalar	16.119	4,95	19	13620	60.87	86,803	0,0001	0,924
Beşiktaş	181.074	0,69	39	159739	168.06	72,672	0,0035	0,700
Sarıyer	342.503	0,25	37	304576	107.88	60,044	0,0019	0,502
Bakırköy	222.668	0,47	29	200831	146.40	71,166	0,0052	0,658
Küçükçekmece	770.317	0,05	18	674129	65.40	43,994	0,0018	0,423
Esenyurt	891.120	0,04	15	737820	25.64	43,995	0,0005	0,414
Çatalca	72.966	0,34	11	66850	47.27	50,237	0,0005	0,423
Kadıköy	458.638	0,23	22	433974	116.46	56,979	0,0033	0,473
Tuzla	255.468	0,16	13	232930	116,75	58,543	0,0014	0,471

4.2. Uygulamalar

Orange, kullanıcılara veri hazırlama, keşifsel veri analizi, modelleme gibi imkânlar sağlayan bir açık kaynak veri madenciliği programıdır [32]. Program, veri madenciliği işlemlerini görsel programlama veya Python scripting ile gerçekleştirmek için kullanılabilir. Orange’ın makine öğrenmesi için bileşenleri bulunmaktadır ve geniş kapsamlı bir bileşen seti içerir, bu set veri ön işleme, özellik skorlama ve filtreleme, modelleme, model değerlendirme ve keşif tekniklerini içerir. Orange, C++ (hız) ve Python (esneklik) dillerine uygulanmıştır. Açık kaynak kodlu veri madenciliği yazılımları arasında Python dilinde yazılmış olması nedeniyle, yazılım içinde script yazma konusunda en başarılı programlardan biri olarak değerlendirilmektedir [35]. Belirtilen avantajlardan dolayı veri analizinde Orange veri madenciliği yazılımı kullanılmıştır.

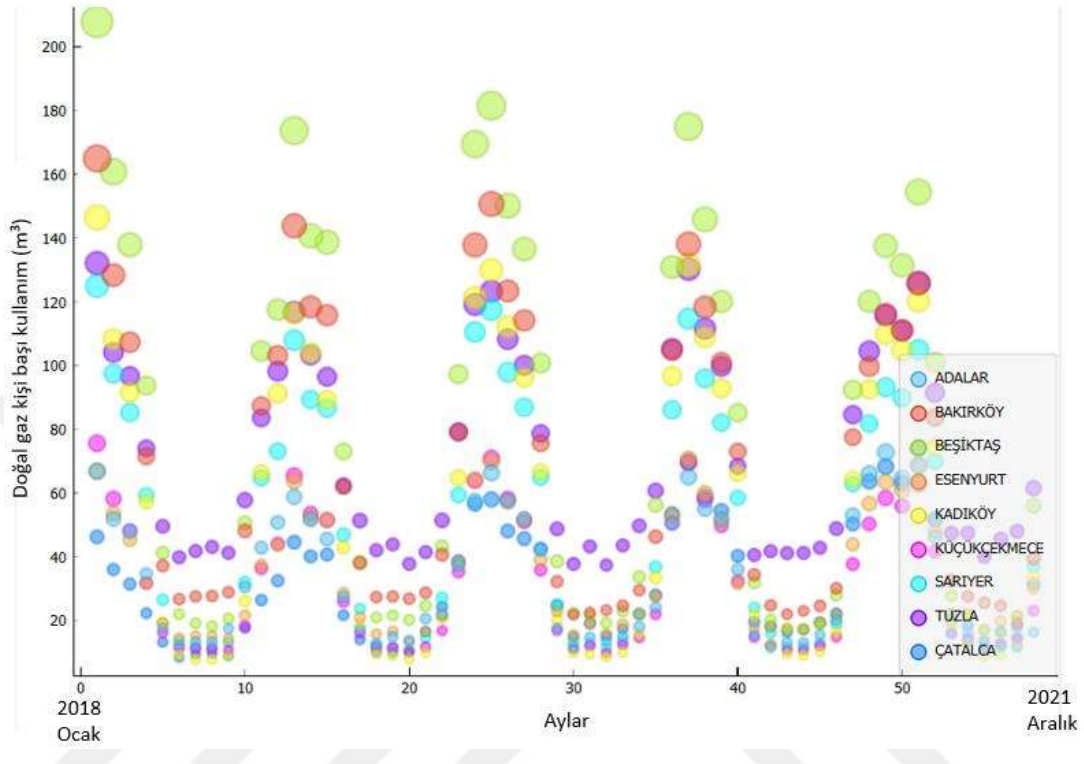
4.2.1. Enerji Ve Su Tüketimi Üzerinde Gelir Ve Eğitim Durumu Etkileri

Enerji tüketimi, modern toplumların temel ihtiyaçlarından biri olan elektrik, doğal gaz ve diğer enerji kaynaklarının kullanımını içeren önemli bir konudur. Bu süreç, bireylerin, toplumların ve ülkelerin enerji kaynaklarına olan taleplerini ve kullanımlarını belirleyen çeşitli faktörlerle şekillenir. Gelir düzeyi ve eğitim durumu, bu faktörler arasında öne çıkan etkenlerden biridir. Bu bağlamda, bireylerin gelir seviyeleri ve eğitim düzeyleri, enerji tüketimi üzerinde doğrudan ve dolaylı etkiler yaratarak, enerji kullanım şekillerini belirleme potansiyeline sahiptir. Eğitim düzeyi, bireylerin bilgi düzeyi, farkındalığı, teknolojiye olan hakimiyeti ve genel yaşam tarzları üzerinde önemli bir etkiye sahiptir. Daha yüksek eğitim düzeyine sahip bireyler, enerji tasarruflu teknolojilere ve uygulamalara daha aşina olabilirler. Bu enerji verimliliğini artırıcı cihazların kullanımını içerir. Örneğin, enerji etiketleri ve çevre dostu enerji kaynaklarını tanıma yetenekleri sayesinde daha bilinçli tüketim yapabilirler. Bu başlıkta, gelir ve eğitim düzeyinin enerji tüketimi üzerindeki etkilerini anlamak amacıyla, gelir ve eğitim ile enerji tüketimi arasındaki ilişki incelenecektir.

Şekil 4.1’de belirli özelliklerine göre seçilmiş 9 ilçe için kişi başı ortalama doğalgaz kullanım grafiği verilmiştir. Veri tabanında ilçelerin tüketim miktarları verilmiştir ancak ilçeleri bireysel bazda karşılaştırmak için ise kişi başı kullanım verilmiştir. Ortalama kişi başı tüketim, tüketim miktarını nüfusa bölerek elde edilmiştir. Verilere bakıldığında görüldüğü gibi Şekil 4.1.’de elde edilen grafikte de en az tüketimi Esenyurt, en fazla tüketimi de Beşiktaş ve Bakırköy ilçelerinin yaptığı görüldü.

Çalışmanın daha anlaşılır olması, grafiklerin daha kolay okunur olması amacıyla uygulamalarda kullanmak üzere özellikleri farklı olan, İstanbul ilçelerinden 9 tanesini seçildi. Adalar daha çok emekli yoğunluğu olan ilçe, Tuzla yerleşim artı sanayi bölgesi olması açısından, Beşiktaş ve Sarıyer ortalama olarak gelir durumu yüksek bölgeler, Esenyurt kalabalık ve gelir düzeyi düşük olması gibi sebeplerden dolayı seçildi.

Değişik demografik yapıya sahip bölgelerin enerji tüketimi üzerindeki karakteristik davranışları bu bölümde incelenmiştir. Beşiktaş ve Bakırköy ilçelerinin Esenyurt ve Çatalca ilçelerine göre yaklaşık üç kat daha fazla tüketim yaptığı görülmüştür. Aslında tablo 4.1’e baktığımız zaman Bakırköy gibi yüksek tüketim olan bölgelerin eğitim durumları daha yüksektir. Gelir durumları da aynı şekilde tüketimi fazla olan ilçelerde daha yüksek iken gelir durumu düşük olan ilçelerde daha düşüktür. Dolayısıyla veriler analiz edildiğinde enerji tüketiminin eğitimden çok gelir durumu ile ilişkili olduğu görülmüştür. Yaz ayları tüketimleri incelendiğinde en az tüketimi Kadıköy ve Sarıyer ilçeleri, en fazla tüketimi de Tuzla ilçesinin yaptığı görülmüştür Sanayi yoğun olan Tuzla bölgesinde yaz kış tüketim farkı daha az çıkmıştır. Aslında yaz kış tüketim miktarı birbirine yakın bölgelerde sanayi yoğunluğu olduğu söylenebilir.

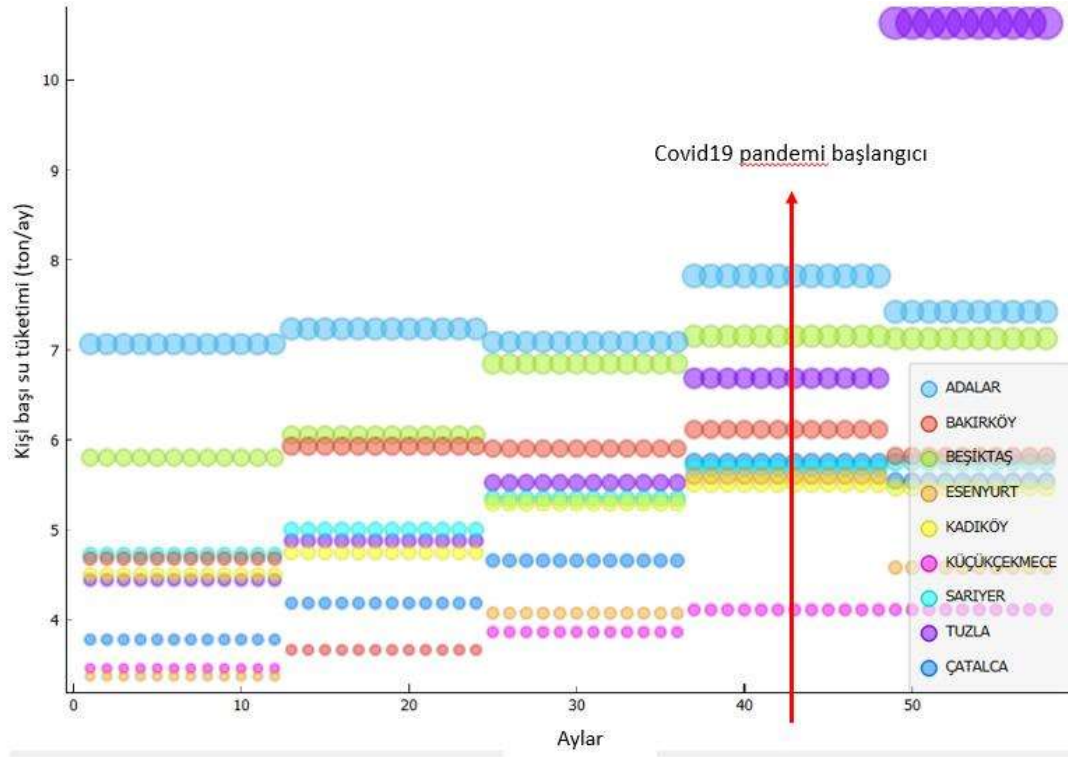


Şekil 4.1. Kişi başı ortalama doğalgaz kullanımı

Su kaynakları ve su talebi konusundaki tahminler, bir dizi değişkene bağlı olarak değişebilir. İstanbul gibi büyük şehirlerde su kaynakları, nüfus artışı, iklim değişiklikleri, sanayileşme ve diğer faktörler nedeniyle sürekli bir şekilde değerlendirilmelidir. Bu tür değerlendirmeler, su kaynaklarının sürdürülebilirliğini ve gelecekteki ihtiyaçları karşılayabilme kapasitesini belirleme amacını taşır. İstanbul'un su kaynakları, Melen, Yeşilçay, Alibey ve Terkos Barajları gibi farklı barajlar ve su havzalarını içerir. Ancak su talebi arttıkça ve su kaynaklarının kullanımı değiştikçe, gelecekteki su güvencesi konusunda dikkatli planlama gerekebilir. Şekil 4.2'de görüldüğü gibi su ihtiyacı giderek artmaktadır ve bu ileriki zamanlar için yeterince su kaynağının olmaması durumunda büyük bir susuzluk tehlikesi olabileceğini gösterir. Su israfının önüne geçmek için önlemler alınması gerektiğinin sinyalini verir.

Enerji ve su verimli cihazlar, evde ve iş yerinde su tasarrufu sağlamak için tercih edilmelidir. Su tasarruflu musluklar, duş başlıkları ve yüksek verimli tuvaletler kullanılabilir. Sızdıran muslukları ve boruları zamanında tamir etmek, su kayıplarını önleyebilir. Duş alırken daha kısa sürelerde su kullanmak su tasarrufunu artırabilir. Su tasarruflu duş başlıkları da kullanışlı olabilir. Bulaşık ve çamaşır makinelerini tam kapasiteyle çalıştırmak, her yıkama başına daha fazla iş yaptırarak su tasarrufu sağlar. Bahçe sulamasını erken saatlerde veya gün batımında yapmak, suyun

buharlaşmasını önler ve verimliliği artırır. Damlama sulama sistemleri kullanmak da su tasarrufunu sağlar. Yağmur suyu toplama sistemleri kullanarak, yağmur sularını biriktirip bahçe sulamak veya tuvalet sifonlarında kullanmak su tasarrufuna katkı sağlar. Bilinçli tüketim alışkanlıkları edinmek, su kullanımını kontrol altında tutar. Mesela, diş fırçalamadan veya bulaşık yıkamadan önce musluğu kapatmak gibi küçük alışkanlıklar büyük tasarruflar sağlayabilir. Bu planlamalarda, suyun etkili bir şekilde yönetilmesi, su kaynaklarının korunması ve su verimliliğinin artırılması hedeflenmektedir. Grafiğe bakıldığında su tüketimi pandemi döneminde çoğu ilçede artış göstermiştir. Su tüketiminin nüfusla orantılı olmasının yanı sıra olağanüstü durumlarda da arttığı görülmüştür. Grafikte 0. ay 2018 Ocak ayını, 60. ay 2021 Aralık ayını ifade etmektedir.



Şekil 4.2. Küçükçekmece ortalama kişi başı su tüketimi (ton/yıl)

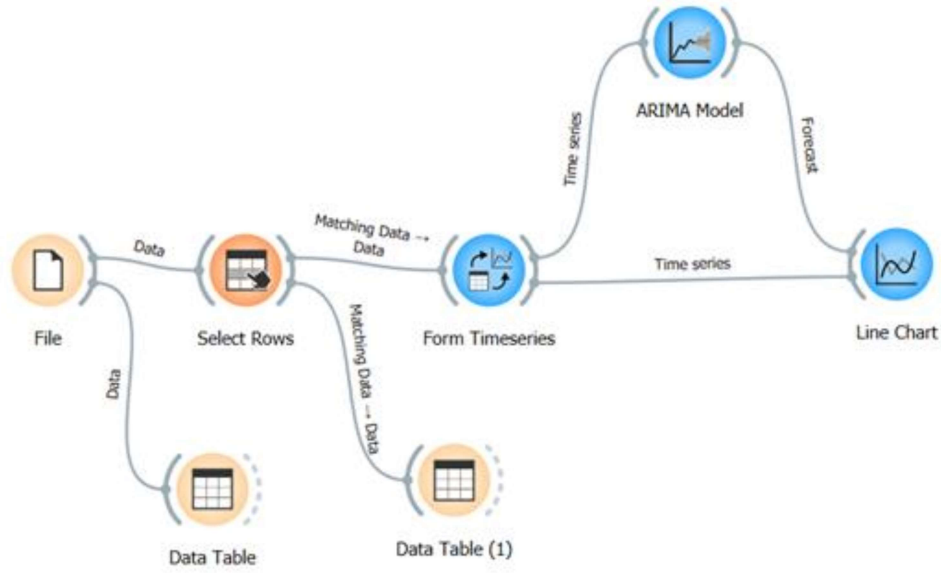
4.2.2. Zaman Serileri Analizi Kullanılarak Geleceğe Yönelik Tüketim Tahmini

Zaman serisi analizi, geçmiş veri noktalarına dayanarak gelecekteki değerleri tahmin etmek için kullanılan güçlü bir yöntemdir. Zaman serileri, geçmişe ait gözlemlerin mevsimsel değişimlerini, eğilimlerini ve istikrarını değerlendirerek, gelecekteki durumları stratejik bir şekilde tahmin etmeye yönelik bir yöntemdir. Zaman serileri çeşitli sektörlerde farklı hedeflere ulaşmak için kullanılmaktadır. Tez çalışmasında ilk olarak zaman serileri kullanılarak geleceğe yönelik doğal gaz ve su kullanım tahminleri yapılmıştır.

Zaman serisi, zaman içinde sıralanmış gözlem değerlerinden meydana gelen bir veri türüdür. Bu veri, farklı zaman aralıklarında veya belirli periyotlarda kaydedilen bir dizi veri noktası veya gözlemden oluşmaktadır. Kaydedilen veri noktalarının periyodu saatlik, günlük, haftalık, aylık, üç aylık veya yıllık gibi çeşitli zaman dilimlerini içerebilir. Hava durumu (iklim bilimi), üretim ve endüstri, sağlık sektörü veya borsada bir hisse senedinin değeri gibi birçok sektörde zaman serisi verileri etkili bir şekilde kullanılmaktadır. Zaman serileri analizi için bir dizi yöntem bulunmasına rağmen, asıl amaç, tahmin başarısı en yüksek olan istatistiksel modeli seçmektir.

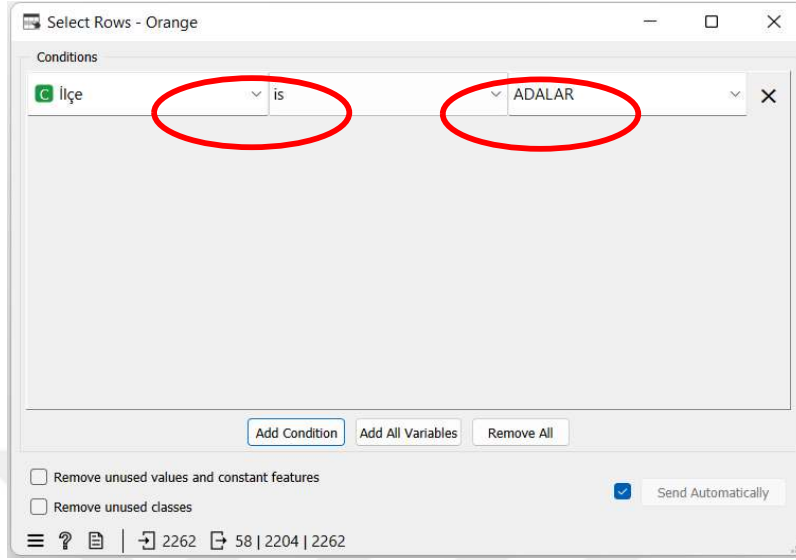
Zaman serisi analizi için Orange açık kaynak kodlu yazılımı kullanılarak görsel programlama yapılmıştır. Görsel programlamada ilk olarak Excel programında oluşturulan veri tabanı "File widget'ine" yüklenmiştir. Dosya çıkışına veri tabanındaki seçtiğimiz verileri görüntülemek için bir "Data Table" eklenmiştir. Sadece belirli bir ilçedeki verileri çekebilmek için "Select Rows" eklenmiştir bu sayede sadece belirli ilçeler için verilerin kullanılması sağlanmıştır. Seçilen ilçelerin verilerini görüntülemek için "Data Table" tekrar eklenmiştir. Daha sonra "Form Timeseries" eklenmiş ve değişken olarak aylar seçilmiştir. Zaman serileri analizi için Arima Model kullanıldı. Arima modelde "ARIMA(p,d,q)" modeli olarak sınıflandırılır; burada p otoregresif terimlerin sayısıdır, d durağanlık için gereken farkların sayısıdır, q tahmin denklemindeki gecikmeli tahmin hatalarının sayısıdır.

Uygulamada $p=17$, $q=0$, $d=1$ olarak kullanılmıştır. Son olarak "Line Chart" grafik oluşturma aracı kullanılarak elde edilen tahminler grafiğe dökülmüştür. Grafikte zaman eksenini olarak (x eksenini), aylar seçilmiştir. Y eksenini ise doğal gaz veya su tüketim miktarını ifade etmektedir. Bu grafik, belirli bir zaman diliminde doğal gaz ve su tüketim miktarlarının aylara göre nasıl değiştiğini daha açık bir şekilde gözlemlememize olanak sağlar. Grafik ilgili aylardaki tüketim trendlerini analiz etmek ve belirli dönemlerdeki potansiyel artış veya azalışları değerlendirmek amacıyla kullanılabilir. Programın genel yapısı Şekil 4.3.'te gösterilmiştir.



Şekil 4.3. Zaman serileri (Time Series) analizi için görsel programlama

Dosyanın içinde sayısal değerli özellikler numerik herhangi bir nicelik belirtmeyen parametreler ise kategorik olarak ifade edilir. İlçelerin doğalgaz kullanımlarına yönelik bir tahmin uygulaması için doğalgaz kullanım parametresi hedef değişken olarak seçilir. Kullanmayacak parametreler “skip” seçeneği kullanılarak devre dışı bırakılır. “Select Rows” veri özellikleri üzerindeki koşullara göre veri örneklerini seçer. Bu widget, kullanıcı tanımlı koşullara dayalı olarak bir giriş veri kümesinden bir alt küme seçer. Şekil 4.4’te “Select Rows” ile istenen ilçelerin hedef değişken olarak seçildiği görülmektedir. Bu adım, belirli ilçelerin seçilerek analiz veya modelleme süreçlerinde odaklanılan hedef değişkenin belirlenmesini sağlar. Bu, veri setindeki ilgili ilçelerin üzerinde detaylı bir inceleme yapılmasını mümkün kılar.



Şekil 4.4. Select Rows ile ilçe seçim yapma

Tablo 4.2’de İBB açık veri portalından sağlanmış olan 2018 yılı Ocak ayı doğalgaz tüketim miktarları ve kişi başına düşen ortalama doğal gaz tüketim miktarları verilmiştir [33]

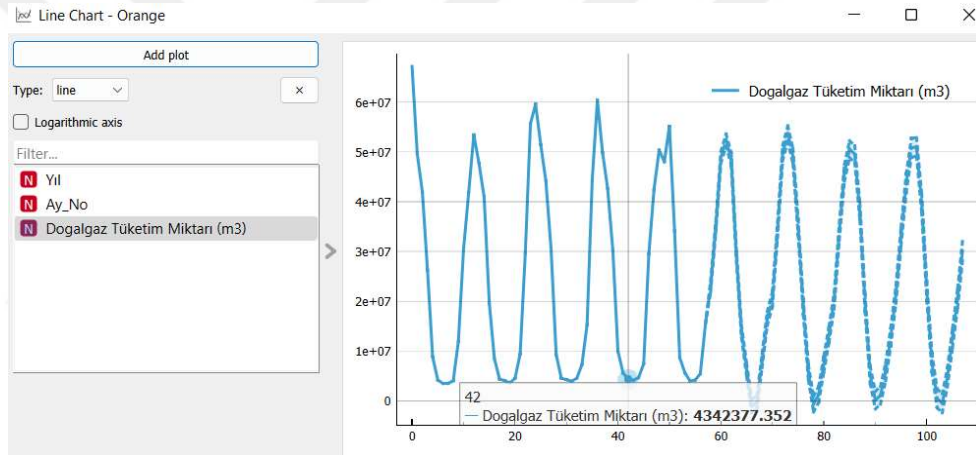
Tablo 4.2. İlçelerin 2018 yılı Ocak ayı doğal gaz tüketim miktarı

İlçeler	Doğalgaz Tüketimi (m ³)	Nüfus	Birim Enerji Tüketimi (m ³)
Adalar	981215	16.119	60.87
Beşiktaş	30431372	181.074	168.06
Sarıyer	36951631	342.503	107.88
Bakırköy	32600531	222.668	146.40
Küçükçekmece	50385666	770.317	65.40
Esenyurt	22852456	891.120	25.64
Çatalca	3449248	72.966	47.27
Kadıköy	53415258	458.638	116.46
Tuzla	29826947	255.468	116,75

Tablo 4.2’deki verilere bakıldığında Kadıköy İlçesi’nde doğalgaz tüketiminin tablodaki diğer ilçelere göre yüksek olduğu görülmektedir. Elde edilen verilerin sadece 2018 yılı Ocak ayına ait olan kısmı yukarıdaki tabloda verilmiştir. Kadıköy’e ait verilerin tamamı programa aktarıldığında Şekil 4.5’deki grafik elde edilmiştir. Grafiği doğru bir şekilde yorumlamak, enerji kullanımını anlamak ve optimize etmek için önemlidir. Grafiği incelediğinizde, belirli bir zaman dilimindeki doğal gaz tüketimindeki genel eğilimleri anlamak önemlidir. Mevsimsel değişimlere odaklandığımızda, kış aylarında tüketim genellikle artış yönündedir çünkü ısıtma ihtiyacı

artmaktadır. Bu yüzden yaz ve kış aylarındaki doğal gaz talebi genellikle farklıdır. Kışın ısınma amaçlı kullanım genellikle daha yüksektir. Grafikte ani dalgalanmalar ve düşüşler olduğunda bu tür değişiklikler genellikle beklenmedik olaylara veya doğal afetlere bağlı olabilmektedir.

İBB açık veri portalından sağlanmış olan bilgilere göre 2018 yılı Ocak ayı için, Kadıköy ilçesinde okuma yazma bilen kişi sayısı 433974 iken bilmeyen sayısı 2910 kişidir. Okur-yazarlık düzeyi yüksek olan bu bölgede doğalgazın tükenebilir enerji kaynağı olduğu bilinmesine rağmen tasarruf yapılmamıştır. Verilere bakıldığında doğalgaz tüketiminin 2017 yılının Ocak ayında pik değerine ulaşarak 67160335,767 m³ kullanılmıştır ve grafikte de aynı şekilde Ocak ayında tepe değerine çıkmıştır. Verileri incelediğimizde doğalgaz tüketiminin daha çok gelir durumuyla ilişkili olduğunu görmekteyiz. Şekil 4.5.'teki Kadıköy ilçesine ait doğal gaz tüketim miktarını belirten grafikte x zaman eksenini ayları, y eksenini ise tüketim miktarını göstermektedir.



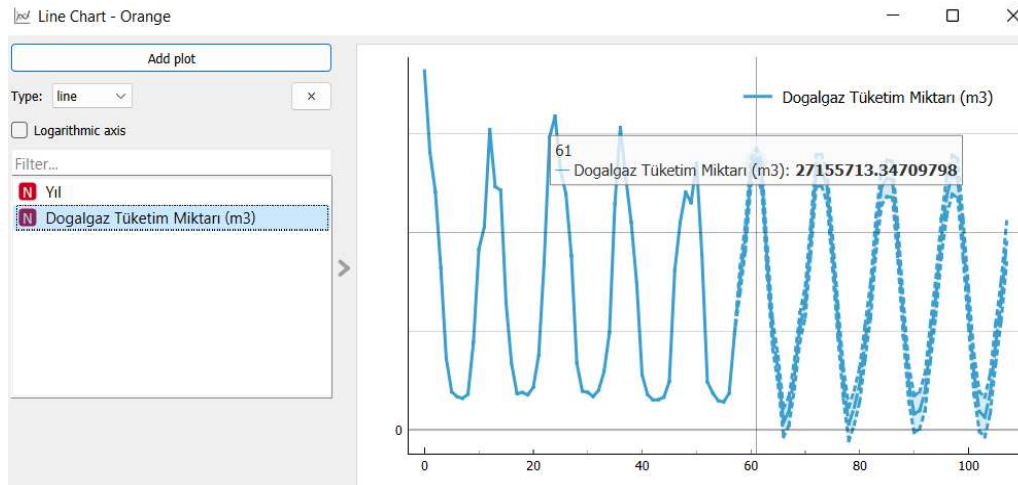
Şekil 4.5. Kadıköy ilçesine ait aylara göre harcanan ortalama doğalgaz miktarı

Tablo 4.3.'te görüldüğü gibi Beşiktaş İlçesi de doğalgaz tüketiminin fazla olduğu ilçeler arasındadır. 2022 verilerine göre nüfusu 175190 olan ilçenin yıllık ortalama hane halkı geliri 126720 tl olarak gelir düzeyi en yüksek ilçe olarak tespit edilmiştir [34, 36]. Şekil 4.6'da verilen grafikte 58. Aydan sonrası uygulamanın yapmış olduğu tahminleri gösterir. 2022 yılı doğalgaz kullanım verileriyle karşılaştırma yaptığımız zaman Ocak ayında 30403258 m³ tüketim olmuştur, yani grafik gerçeğe yakın değerdedir böylelikle geleceğe yönelik tahminlerde bulunabilir yeterli kaynak oluşturabilir ve ithalat-ihracat dengeleri hakkında öngörülebilir. Ekonomik durum, bir bölgenin enerji tüketimini etkileyebilir. Ekonomik büyüme genellikle enerji talebini artırır.

Tablo 4.3. Beşiktaş ilçesi Ocak ayları doğalgaz tüketimi

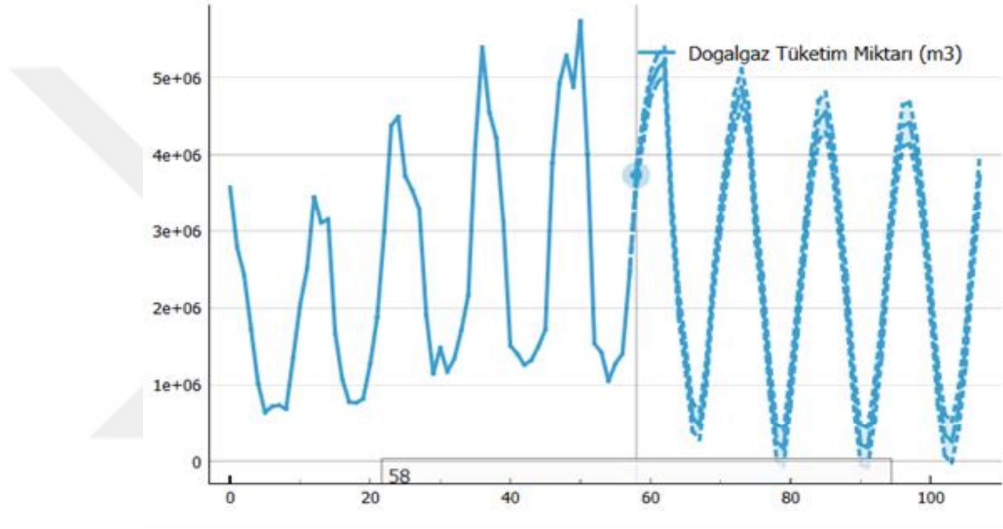
Yıl	Doğalgaz tüketimi (m ³)	Birim kullanı m(m ³)
2017	36407397	201,06
2018	30431372	168,06
2019	31794791	175,59
2020	30652234	169,28
2021	24100347	133,09
2022	30403257	167,90

Tablo 4.3.'te belirtilen İBB açık veri portalından elde ettiğimiz doğalgaz verileri ve programın görselleştirdiği değerler göz önüne alındığında yıllık bazda tüketilen enerji miktarının dönemsel olarak değişmekte olup muhtemelen kış aylarında zirve yaptığı görülmekte ve yaz aylarında bu değerlerin mevsimsel şartlara göre düşüş yaptığı görülmektedir. İstatiksel olarak bazı dönemlerde bu değerlerin mevsim şartlarına bağlı olarak yaklaşık olarak her 4 yılda bir mevsim şartlarının daha ılıman bir mevsim geçişi görüldüğü yorumlanabilir. Bu yorum tüketilen enerji miktarının yaklaşık olarak dört yılda bir düşüş gösterdiği diğer yıllarda kullanılan enerji miktarının yaklaşık olarak aynı kaldığı gözlemlenmiştir. Nüfus azlığı ve sosyal yardım alan hane sayısının azlığı bize bu ilçede kullanılan tüketim miktarında yardım olmadığını hanelerin bu durumda yalnızca kendi ihtiyaçlarını gidermek amacıyla enerji harcadığını belirtmektedir. Herhangi bir sanayi tesisi ve hizmet sektörü gibi oluşumların baş göstermediğinden dolayı tüketimin büyük bir kısmı hanelerin kendi özel ihtiyaçları için kullanılmaktadır. 2021 yılı aralık ayı verisini, 2022 yılının Şubat ayı tahminini İBB açık veri portalından aldığımız değerle kıyasladığımız zaman tahminin doğru yönde olduğu görülmektedir. Şekil 4.6'da Orange programı ile hazırlanmış zaman serisi analizi için oluşturulan görsel program yer almaktadır.



Şekil 4.6. Beşiktaş ilçesi 2017-2021 yılları arasında ortalama doğalgaz tüketimi miktarı

Doğal gazın sadece evsel kullanım değil, aynı zamanda endüstriyel ve ticari kullanımı da göz önünde bulundurulmalıdır. İş dünyasındaki faaliyetler veya sanayi üretimi, tüketimde dalgalanmalara neden olabilir. Şekil 4.7’deki grafik sanayileşmenin olduğu Çatalca ilçesi doğalgaz kullanım miktarının aylara göre dağılımını göstermektedir. Çatalca ilçesi yıllara göre m² kira artış oranlarına bakıldığında gelir düzeyi düşük olan ilçelerden biridir. İlçe nüfusu kalabalık olmadığı için 66850 kişi okur-yazarken, 906 kişi yani azınlık kısmı okuma-yazma bilmemektedir. İlçede doğalgaz tüketim miktarı düşük seviyelerdedir yakın zamanda geçmiş yıllara göre artış yaşanmıştır. Bu durum grafikte de aynı şekilde görülmektedir.



Şekil 4.7. Çatalca İlçesi aylara göre harcanan doğalgaz miktarı

Adalar ilçesi için su tüketimi ve yıllık tıbbi atık miktarları incelendiğinde tablo 4.4. elde edilmiştir.

Tablo 4.4. Adalar ilçesi yıllık su tüketimi miktarı

Yıllar	Su tüketimi (m ³)	Birim Su Tüketimi (m ³)	Tıbbi atık (t)
2017	1366580	84,780	1.12
2018	1399182	86,803	2.11
2019	1371291	85,072	2.82
2020	1513070	93,868	4.55
2021	1435991	89,086	3.23
2022	1543403	92,474	3.01

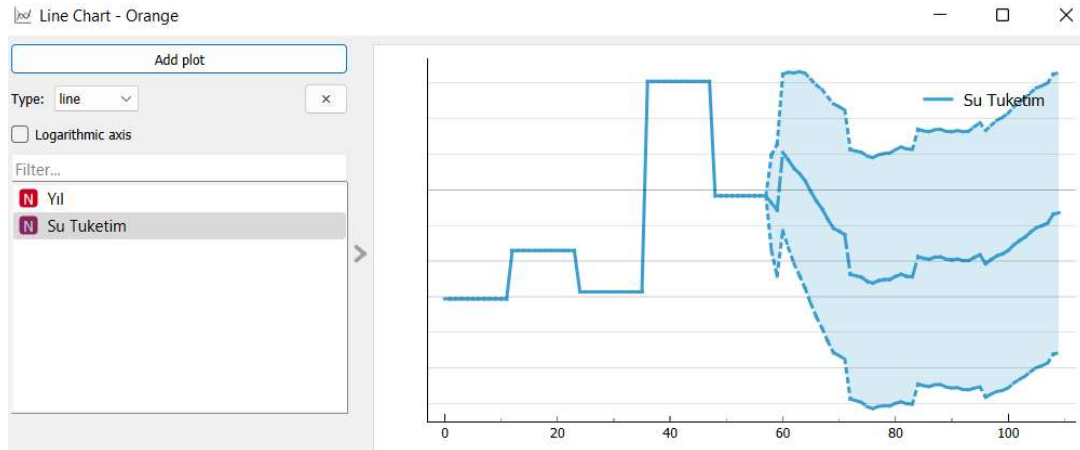
Şekil 4.8'deki grafikte görüldüğü üzere pandemi döneminde su tüketimi diğer yıllara göre ani bir artış göstermiştir. 2022 yılında Adalar ilçe nüfusu 16690'a ulaşmıştır [36]. Su tüketim miktarının da artan nüfusla birlikte zaman geçtikçe arttığı görülmektedir. Fakat pandeminin vuku bulduğu 2020 yılı Mart ayından itibaren artış ivmesi hızlanmıştır. Bu tarih grafikte 42. aya tekabül etmektedir. Pandemi döneminde su tüketimi grafiğini yorumlamak, toplumun alışkanlıklarındaki değişiklikleri ve olağandışı durumların etkilerini anlamak için önemlidir. Pandemi sırasında, birçok insan evlerinde daha fazla zaman geçirmiş olabilir. Bu durum, evsel su tüketimini artırabilir. Evde geçirilen zamanın artması, banyo yapma, yemek pişirme ve ev temizliği gibi günlük aktivitelerle ilişkilendirilebilir. Bu olağanüstü haller ilçenin su tüketiminde ani artışa neden olmuştur.

İşletmelerin kısmen veya tamamen kapanması, endüstriyel ve ticari su kullanımını azaltabilir. Fabrikaların, ofislerin ve ticari alanların kapalı olması, genel su talebinde bir düşüşe neden olabilir. Restoranlar ve kafelerin kapatılması, genellikle büyük miktarda su kullanımı gerektiren endüstriyel mutfak faaliyetlerinin azalmasına neden olmuştur.

Pandemi süreci, su tasarrufu ve hijyen konusundaki bilinci arttırmıştır. Bu durum, bireylerin su kullanım alışkanlıklarını gözden geçirmelerine ve tasarruflu davranmalarına neden olmuştur.

İklim koşulları, su talebini etkileyebilmektedir. Özellikle pandemi döneminde evde geçirilen zaman ve dışarıda yapılan faaliyetlerdeki değişikliklerle birleştiğinde, iklim koşullarının etkisi daha belirgin olabilir. Bazı bölgelerde su kullanımını düzenleyen yerel veya ulusal politikalar değişebilmektedir. Bu politika değişiklikleri, su tüketimi grafiğini etkileyebilir.

Grafiği yorumlarken, belirtilen faktörleri dikkate alarak su tüketimindeki değişiklikleri değerlendirebiliriz. Ayrıca, pandemi sonrası dönemde su kullanımındaki değişiklikleri izlemek, sosyal ve ekonomik etkilerin uzun vadeli sonuçlarını anlamak açısından da önemlidir.

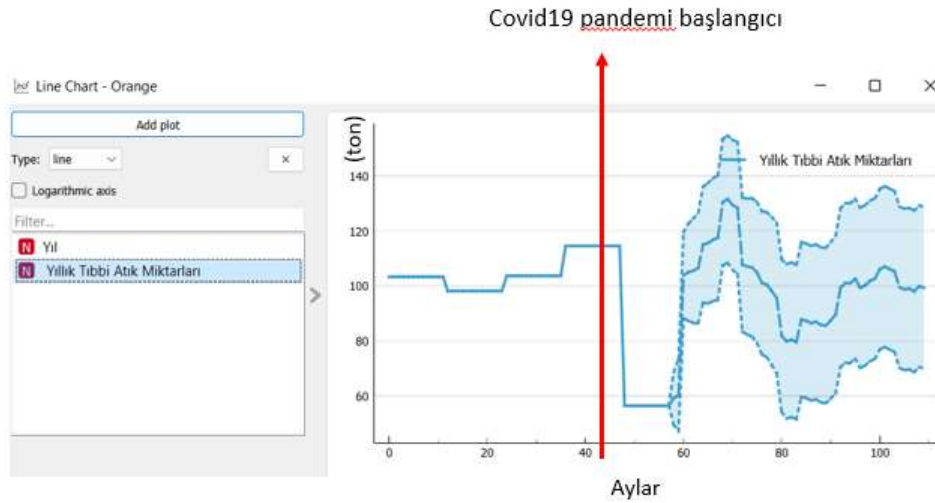


Şekil 4.8. Adalar ilçesi aylara göre harcanan ortalama su miktarı

Zaman serisi analizi kullanarak yıllık tıbbi atık miktarını tahmin etme sürecini oluşturmak için bazı adımlar izlenir. Öncelikle belirli bir hedefe yönelik tahminler yapmak için uygun model veya algoritma seçilmelidir, burada hedef değişken olarak yıllık tıbbi atık miktarı seçilmiştir. Veri tabanında 2021 yılına kadar olan veriler mevcut iken 2022 yılı ve sonrası Orange'nin yaptığı tahminleri göstermektedir. 2017-2021 yıllarına ait yıllık tıbbi atık miktarlarına ilişkin veri seti oluşturuldu. Veri seti zaman serisi grafiğiyle görselleştirildi. Bu grafik incelenerek genel trendler, mevsimsel değişimler belirlenmeye çalışılabilir. Yıllık tıbbi atık miktarını tahmin etmek için ARIMA (Otomatik Regresyon Entegrasyon Hareketli Ortalama) makine öğrenimi algoritması kullanıldı.

Oluşturulan modelin performansı İBB açık veri portalından elde edilen veriler ile Şekil 4.9'daki grafiğe yansıtılmıştır. Bu şekilde modelin doğruluğu, hassasiyeti kontrol edilebilir. Bu model kullanılarak gelecekteki değerler tahmin edilebilir. Elde edilen tahminler analiz edilerek geleceğe yönelik gerçekleşen olaylarla karşılaştırılıp, gerekirse model güncellenebilir fakat modelle değerler eşleştiği için güncellemeye gerek görülmemiştir. Grafikte pandemi dönemi yani 2020 Mart ayı sonrası sıçrama olduğu görülmektedir.

Geleceğe yönelik tahminler her zaman belirsizlik içerir ve kullanılan modelin doğruluğu tahmin edileceği döneme bağlı olarak değişebilir. Tahminler, kullanılan veri setinin kalitesi, model seçimi ve diğer faktörlere bağlı olarak değişkenlik gösterebilir. Şekil 4.9'daki grafik kullanılarak gelecekteki yıllık tıbbi atık miktarı tahmin edilmiştir.



Şekil 4.9. Esenyurt ilçesi yıllık ortalama harcanan tıbbi atık miktarı

4.2.3. Makine Öğrenme Teknikleri Kullanılarak Bölgesel Verilerin Sınıflandırılması

İstanbul'un ilçelerine ait çok boyutlu veri setleri üzerine yapılan bu tez çalışması, hem denetimli hem de denetimsiz öğrenme tekniklerinin entegre edilmesiyle çeşitli uygulama imkanları sunabilir. Bu çalışma, ilçelerin doğal gaz tüketim davranışlarından su kullanımına, ortalama hane halkının sosyal yardım alanına kadar birçok faktör ele alınarak bir analiz yapmayı hedeflemektedir. Bu nedenle, denetimli öğrenme yöntemleri ile ilçelerin enerji tüketiminin artması veya su kullanımını tahmin etmek gibi bir model geliştirebilirken, denetimsiz öğrenme teknikleri ile ilçeler arasındaki doğal yapıları keşfetmeye odaklanabilir. Bu çalışma, İstanbul'un ilçeleri üzerindeki çok boyutlu veri setleriyle ilgili daha fazla anlayış sağlayarak şahıslara veya kurumlara bilgi tabanlı karar almada önemli katkılarda bulunabilir. İlçeleri sınıflandırmak için doğal gaz, su, ortalama hane halkı, okuma yazma bilen ve bilmeyen kişi sayısı, yıllık tıbbi atık miktarı, evsel atık miktarı, sosyal yardım alan hane sayısı ve birim kira verilerinden faydalanılmıştır.

Denetimli öğrenme, bir makine öğrenme tekniği olarak, önceden etiketlenmiş veri kümesi üzerinden bir modelin eğitildiği bir yöntemdir. Algoritma, her veri noktasının bir etiketi (label) bulunan bu veri kümesini kullanarak, girdi verileri ile bu etiketleri ilişkilendirmeyi öğrenir. Sınıflandırma ve regresyon gibi problemleri çözmek için kullanılan denetimli öğrenme, öğrenilen modeli kullanarak yeni, görülmemiş veriler üzerinde tahminler yapabilir. Öte yandan, denetimsiz öğrenme, etiketlenmemiş veri kümesi üzerinden model eğitme amacı güder. Algoritma, bu tür bir veri içindeki doğal yapıları keşfetmeye çalışarak kümeleme veya boyut azaltma gibi uygulamalarda kullanılır. Etiket olmaksızın, algoritma kendi başına veri içindeki desenleri ortaya çıkarmaya çalışır.

İstanbul'un ilçelerine ait çok boyutlu veri setleri üzerine yapılacak bir tez çalışması, hem denetimli hem de denetimsiz öğrenme tekniklerinin entegre edilmesiyle çeşitli uygulama olanakları sunabilir. Denetimli öğrenme yöntemleri, belirli bir çıktı tahmin etmeyi öğrenerek, örneğin, ilçelerin enerji tüketim davranışlarını sınıflandırmak veya belirli bir süre içindeki su kullanımını tahmin etmek gibi konularda model geliştirebilir. Bu, enerji etkinliği politikalarının belirlenmesi veya su kaynaklarının sürdürülebilir yönetimi gibi alanlarda uygulama yapılmasına olanak tanır. Diğer yandan, denetimsiz öğrenme teknikleri, belirli bir etiketleme olmaksızın veri içindeki doğal yapıları keşfetmeye yönelik olarak kullanılabilir. Örneğin, kümeleme analizi ile benzer özelliklere sahip ilçeler gruplanabilir veya boyut azaltma teknikleri ile veri setindeki karmaşıklık azaltılabilir. Bu, ilçeler arasındaki benzerlik ve farklılıkları daha iyi anlamak ve buna göre stratejiler geliştirmek adına değerli bir içgörü sunabilir. Bu şekilde, denetimli ve denetimsiz öğrenme yöntemlerinin birleşimi, İstanbul'un ilçeleri üzerindeki çok boyutlu veri setleriyle ilgili daha kapsamlı ve derinlemesine bir analiz sunabilir, bu da yerel yönetimler ve planlamacılar için bilgi tabanlı karar alma süreçlerini güçlendirebilir.

Ön işleme (preprocess), veri ön işleme, veri setlerini temizleme, düzenleme ve hazırlama süreçlerini içerir. Bu adımlar, veri setlerini daha iyi anlamak, modelin doğruluğunu artırmak ve sonuçları daha güvenilir hale getirmek için kullanılır. Veri temizleme (Data Cleaning), veri setlerindeki eksik veya hatalı verilerin düzeltilmesi veya çıkarılması işlemidir. Bu işlem veri setinin tutarlı ve güvenilir olmasını sağlar. Eğer veri setinde eksik veya hatalı veri varsa bu veriler “Impute Missing Values” ile kullanım dışı bırakabilir. Veri standardizasyonu (Data Standardization), veri setindeki ölçüm birimlerini veya özellikleri standart hale getirme işlemidir. Bu, farklı özellikler arasında karşılaştırma yapmayı kolaylaştırır. Veri normalizasyonu (Data Normalization), veri setindeki değerleri belirli bir aralığa veya ölçeğe ölçeklendirme işlemidir. Bu işlem özelliklerin benzer ölçeklerde olmasını sağlar ve model performansını artırabilir. Veritabanında yer alan doğalgaz kullanım verileri [0,1] aralığında normalize edilerek Şekil 4.10’daki grafikte gösterilmiştir. Veriler normalize edilerek genel kullanım kalıbının elde edilmesi amaçlanmıştır. Veri dönüştürme (Data Transformation), veri setindeki özellikleri dönüştürme işlemidir. Bu işlem özelliklerin dağılımını değiştirebilir veya yeni özellikler oluşturabilir.

Veri bölme (Data Splitting), veri setini eğitim ve test veri setlerine ayırma işlemidir. Bu işlem modelin eğitilmesi ve performansının değerlendirilmesi için kullanılır. Özellik mühendisliği (Feature Engineering), varolan özellikleri veya yeni özellikleri kullanarak daha etkili özellikler oluşturma işlemidir. Bu, modelin daha iyi öğrenmesini sağlayabilir. Bu işlemler, bir makine öğrenimi modelini oluşturmadan önce veri setini hazırlamak için yapılan genel adımları temsil eder. Her veri seti farklı olduğu için, ön işleme adımları veri setinin özelliklerine ve ihtiyaçlarına bağlı olarak değişebilir.

K-En Yakın Komşu (K-Nearest Neighbors), bir veri noktasını çevresindeki k en yakın komşusuna dayanarak sınıflandırmaya çalışan basit bir algoritmadır. Eğitim süresi yoktur (eğitim aşamasında veri seti öğrenilmez, sadece örneklerin etiketleri saklanır). Büyük veri setlerinde maliyetli olabilir çünkü tahmin yapmak için her seferinde tüm veri seti taranmalıdır. Yüksek boyutlu veri setlerinde performansı düşebilir.

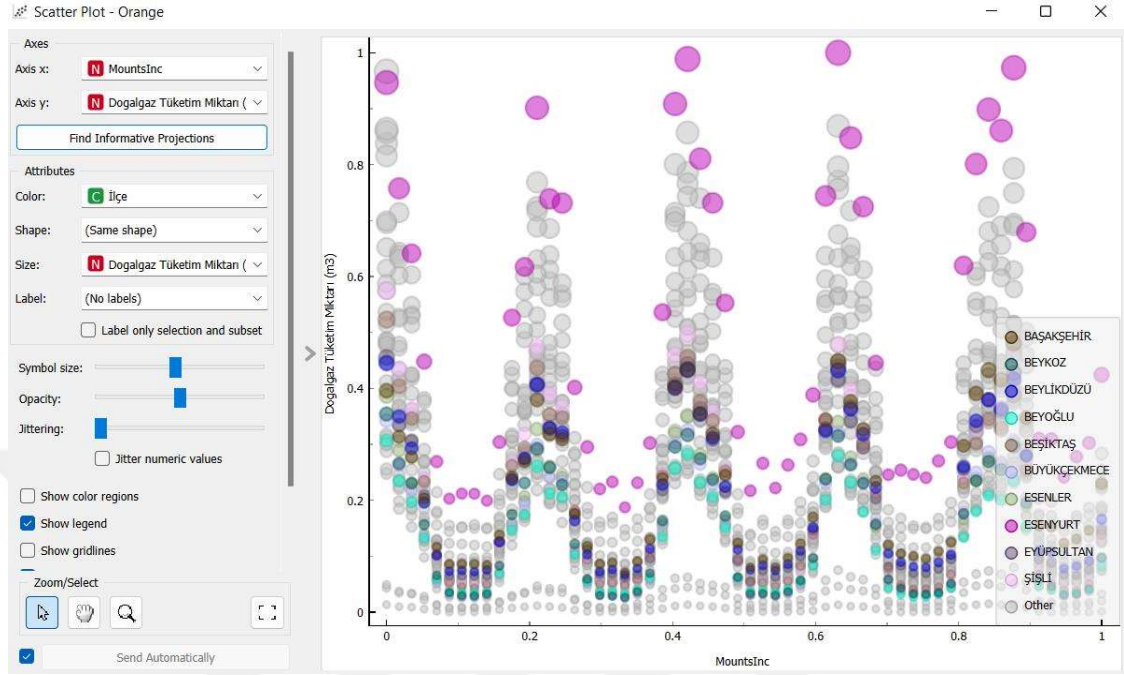
Naive Bayes Sınıflandırıcısı (Naive Bayes Classifier), Bayes teoremine dayanarak ve özellikler arasında bağımsızlık varsayımını kullanarak sınıflandırma yapan, olasılık tabanlı bir algoritmadır. Verilen bir örnek için sınıf olasılıklarını hesaplar ve en yüksek olasılığa sahip sınıfı seçer. Özellikler arasındaki bağımsızlık varsayımı nedeniyle "naive" olarak adlandırılır. Basit ve hızlı bir algoritmadır. Metin sınıflandırması gibi bazı problemlerde iyi performans gösterebilir. Bağımsızlık varsayımı gerçek dünyadaki veri setlerine uymayabilir. Duyarlılık ve özel durumlarla başa çıkma konusunda zayıf olabilir.

Yapay Sinir Ağları (Neural Networks), biyolojik sinir sisteminden esinlenen matematiksel modellerdir. Katmanlar arasındaki ağırlıkların öğrenildiği bir eğitim süreci vardır. Giriş katmanından çıkış katmanına kadar olan katmanlarda bulunan düğümler (nöronlar), giriş verilerini

işleyerek çıkış üretir. Karmaşık ve non-lineer ilişkileri modelleyebilir. Büyük veri setlerinde yüksek performans gösterebilir. Derin öğrenme modelleriyle birlikte kullanıldığında, özellikle görüntü, metin ve ses gibi büyük ve karmaşık veri setlerinde etkili olabilir. Dezavantaj olarak eğitim süresi uzun ve maliyetli olabilir. Aşırı öğrenme (overfitting) riski vardır, bu nedenle düzenleme teknikleri kullanılmalıdır. Ağ mimarisi ve hiperparametrelerin ayarlanması karmaşık olabilir. Veri seti küçük ve basit ise, KNN gibi basit modeller tercih edilebilir. Problem çözerken her iki tekniği de deneyerek performansları karşılaştırılabilir.

AdaBoost (Adaptive Boosting), karar ağaçları gibi genellikle zayıf öğrenicileri bir araya getirerek, güçlü bir model oluşturan bir “ensemble” (küme) yöntemi olarak bilinir. Her aşamada yanlış sınıflandırılan örneklerin ağırlığını artırır, böylece bir sonraki zayıf öğrenici bu hataları düzeltmeye odaklanır. Tüm zayıf öğrenicilerin ağırlıklı oylarını birleştirerek final tahmin yapılır. Güçlü öğrenicileri bir araya getirerek genel performansı artırabilir. Robust ve genellenebilir sonuçlar elde edebilir. Dezavantajları ise ayarlanması gereken hiperparametreleri vardır. Veri setindeki gürültüye duyarlı olabilir. Naive Bayes, özellikle metin sınıflandırması gibi basit problemlerde ve düşük boyutlu veri setlerinde kullanılabilir. AdaBoost, özellikle zayıf öğrenicileri bir araya getirerek daha güçlü bir model oluşturmak istediğinizde ve genel performansı artırmak istediğinizde kullanılabilir. Scatter plot, değişkenler arasındaki ilişkiyi görselleştirmek için kullanılan bir grafik türüdür. Genellikle noktaların bir düzlemde dağılımını gösterir ve her bir nokta, değişkenleri temsil eder. Scatter plotlar, veri setindeki dağılımı anlamak, değişkenler arasındaki ilişkiyi incelemek veya aykırı değerleri tespit etmek için kullanılır. Scatter plottaki x eksenini bir değişkeni, y eksenini ise diğer değişkeni temsil eder. Bu eksenler, noktaların konumlarını belirlemek için kullanılır.

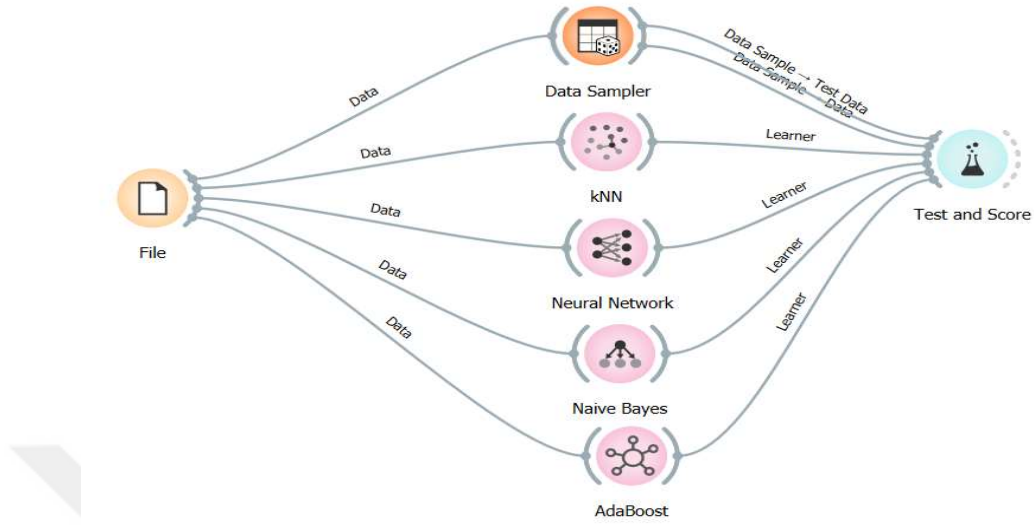
Şekil 4.10’da, doğalgaz kullanım miktarı şeklin boyutuyla belirtilmiştir. Doğalgaz tüketim miktarını kişi sayısına bölerek karşılaştırma yapıldığında, grafikte doğal gaz tüketimi fazla görünen Esenyurt ilçesinde aslında kişi başı kullanımın az olduğu, ilçe nüfusunun kalabalık olduğundan dolayı tüketimin fazla olduğu görülmektedir. Esenyurt daha çok dar gelirli insanların oturduğu bir ilçe olduğundan gaz tüketimi daha düşüktür.



Şekil 4.10. İlçelerin kişi başı ortalama doğal gaz kullanım grafiği

Bu bölümde bölgelere ait çok boyutlu verilerin karakteristik ve ilgili bölgeyi temsil edip edemeyeceğinin anlaşılması amaçlanmıştır. Verilerin bir bölümü modeli eğitim için, kalanı da modeli test etmek için kullanılmıştır. Görsel program genel akışı Şekil 4.11’de verilmiştir. Belirli bir bölgeye ait veri kümesini o bölgeyi temsil eden bir kalıp (pattern) olarak kabul edebiliriz. Bu kalıbı kullanarak verilerine sahip olunan ancak etiketi bilinmeyen bölgeler tahmin edilebilir. Ayrıca yöntem sayesinde benzer kalıplara sahip ilçeler sınıflandırılabilir. Bu amaçla KNN, Neural Network ve Naive Bayes yöntemleri denenmiştir ve sonuçlar Şekil 4.12’de verilmiştir.

Adım adım bahsedecek olursak File verileri Data Sampler’e gider ve burada verilerin bir kısmı eğitim bir kısmı ise test için kullanılmak üzere ayrılır. Yöntemin ne kadar doğru çalıştığı “Test and Score” aracı kullanılarak belirlenmiştir. Veriler %65 eğitim, %35 test için kullanılmıştır ve Test and Score’un sonuçlarına göre KNN %26, Neural Network %100, Naive Base %99 ve AdaBoost ile %100 başarımla elde edilmiştir. Bu veri kümesi için “Neural Network” ve “AdaBoost” tekniğinin performansı daha yüksek elde edilmiştir.



Şekil 4.11. Çalışmada kullanılan makine öğrenim teknikleri

Test and Score - Orange

Cross validation

Number of folds: 5

☒ Stratified

☐ Cross validation by feature

☐ Random sampling

Repeat train/test: 10

Training set size: 66 %

☒ Stratified

Evaluation results for target (None, show average over classes)

Model	AUC	CA	F1	Prec	Recall	MCC
kNN	0.764	0.265	0.265	0.287	0.265	0.247
Neural Network	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
Naive Bayes	1.000	0.999	0.999	1.000	0.999	0.999
AdaBoost	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000

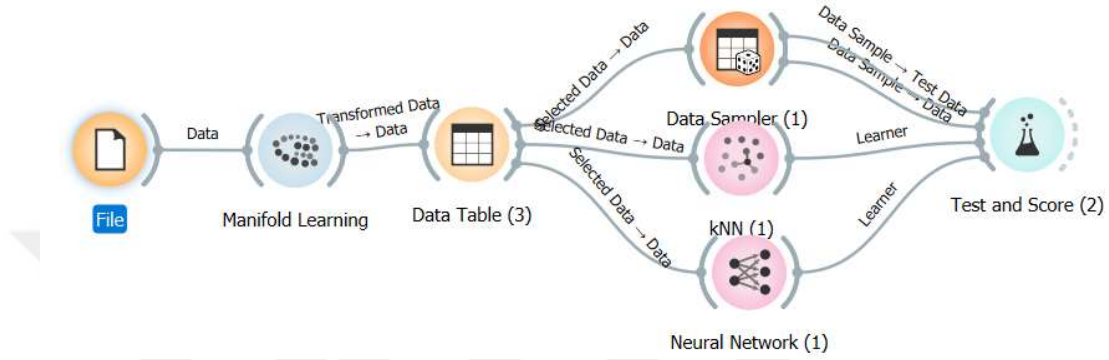
Şekil 4.12. Makine öğrenim tekniklerinin başarımlar yüzdeleri

4.2.4. Veri Boyutu Azaltma Tekniği Kullanılarak Bölgesel Verilerin Sınıflandırılması

Manifold learning, çok boyutlu veri setlerindeki yapıyı anlamak ve bu yapının daha düşük boyutlu bir temsili oluşturmak amacıyla kullanılan bir makine öğrenimi yöntemidir. Genellikle, veri setlerindeki karmaşık yapıları ve ilişkileri ortaya çıkarmak için kullanılır. Bu teknik, veri setinin içsel yapısını, özellikle de düşük boyutlu alt yapıları (manifold) keşfetmeye çalışır. Bir manifold, matematiksel olarak, düz uzaylarda temsil edilemeyen, ancak düz uzaylarda "bükülerek" temsil edilebilen bir geometrik nesnedir. Manifold learning, veri setinin bu tür alt yapılarını tanımlamaya çalışır.

Yüksek boyutlu veri setlerindeki gizli yapıları anlamak için kullanılır. Özellikle görüntü ve ses verileri gibi karmaşık yapılar içeren veri setlerinde etkilidir. 16 boyutlu veri TSNE manifold öğrenme ile iki boyutlu bir veri haline dönüştürülmüştür. Görsel program akışı Şekil 4.13'te

verilmiştir. Elde edilen sınıflandırma hassasiyeti Şekil 4.14’te verilmiştir. kNN ve Neural Network yöntemleri ile sınıflandırma yapıldığında sınıflandırma hassasiyetinin düşük olduğu görülmüştür. Sınıflandırma verimi düşük çıktığından bölgesel veriler normalize edildikten sonra veri boyutu 2 boyuta düşürülmüştür. Bu sayede farklı nicelikler arasında ağırlığın eşitlenmesi amaçlanmıştır.



Şekil 4.13. Manifold Learning kullanarak sınıflandırma yapma

Test and Score (2) - Orange

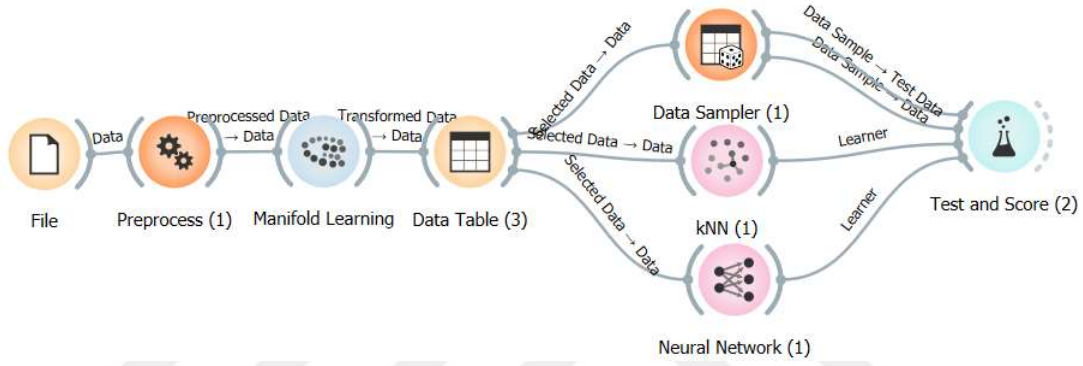
Model	AUC	CA	F1	Prec	Recall	MCC
kNN	0.731	0.241	0.235	0.261	0.241	0.221
Neural Network	0.764	0.131	0.103	0.102	0.131	0.108

Şekil 4.14. Test and Score sonucu

Model eğitimi için veri ön işleme ve normalizasyon, genellikle model performansını artıran ve eğitim sürecini daha etkili hale getiren önemli adımlardır. Veri normalizasyonu, özellikleri belirli bir aralığa veya ölçeğe ölçeklendirir. Bu, farklı özelliklerin benzer ölçeklere getirilmesini sağlar. Normalizasyon, özellikler arasındaki büyük ölçekli farkları düzeltir ve eğitim sürecini daha hızlı ve stabil hale getirebilir. Ayrıca, optimizasyon algoritmalarının daha iyi performans göstermesine yardımcı olabilir.

Normalizasyon, modelin özelliklere duyarlılığını azaltarak eğitim sürecini stabilize eder. Bu durum, eğitim sırasında daha hızlı ve daha güvenilir bir konverjans sağlayabilir. Eğitim öncesi veri ön işleme ve normalizasyon, modelin aşırı öğrenmeye karşı daha dirençli olmasına katkıda

bulunabilir. Ancak, her zaman her veri setinde bu adımların doğrudan bir artışa neden olacağını söylemek zordur. Veri setlerinin doğası, problemin karmaşıklığı ve kullanılan model gibi faktörler, bu adımların etkilerini etkileyebilir. Bu nedenle, belirli bir senaryoda bu adımların etkisini değerlendirmek için dikkatlice deneme yapmak önemlidir. Ayrıca, her zaman daha fazla ön işleme veya normalizasyonun daha iyi sonuçlar doğurmayabileceğini unutmamak önemlidir; bazen basit bir model ve minimal ön işleme daha etkili olabilir. Normalizasyon ile güncellenmiş görsel program akışı Şekil 4.15'te verilmiştir. Normalizasyondan sonra elde edilen sınıflandırma hassasiyeti Şekil 4.16'da verilmiştir.



Şekil 4.15. Normalize etme işlemi

Test and Score (2) - Orange

☒ Cross validation
 Number of folds: 5
☒ Stratified
☐ Cross validation by feature
☐ Random sampling
 Repeat train/test: 10
 Training set size: 66 %
☒ Stratified

Evaluation results for target: (None, show average over classes)

Model	AUC	CA	F1	Prec	Recall	MCC
kNN	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
Neural Network	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000

Şekil 4.16. Normalize etme işlemi sonucu

4.2.5. Covid-19 Döneminde Bölgesel Parametrelerin Analizi

Bu bölümde Covid19 hastalığı dönemine ait İstanbul ilinin Adalar, Beşiktaş, Bakırköy, Çatalca, Esenyurt, Kadıköy, Küçükçekmece, Sarıyer, Tuzla ilçeleri için bölgesel veriler kullanılarak ilgili dönem içerisinde gaz tüketimi, su tüketimi, hane halkı geliri, yıllık tıbbi atık miktarı ve evsel atık miktarı, okuma yazma bilen kişi sayısı parametrelerinin analiz edilmesi amaçlanmıştır.

Covid-19 salgını, dünya genelinde büyük etkiler yaratmış ve bir dizi bölgesel parametreyi etkilemiştir. Bölgesel parametrelerin analizi, salgının yayılma hızını, etkilenen toplulukların sağlık sistemlerini, ekonomik durumlarını ve sosyal yaşamlarını anlamak için önemlidir. Bölgeler arasındaki vaka sayıları ve salgının yayılma hızını karşılaştırmak için veri analizi yapılabilir. Bulaşma hızını etkileyen faktörler, örneğin nüfus yoğunluğu, hareketlilik ve hijyen alışkanlıkları gibi, incelenebilir.

Bölgelerin sağlık altyapısı incelenerek, Covid-19 salgınına nasıl tepki verdikleri değerlendirilebilir. Yatak kapasitesi, yoğun bakım üniteleri, test kapasitesi gibi faktörler göz önüne alınabilir.

Salgının ekonomik etkilerini anlamak için bölgesel ekonomik göstergeler incelenebilir. İşsizlik oranları, GSYİH düşüşü, sektörel etkiler gibi faktörler değerlendirilebilir. Sosyal izolasyon önlemleri, eğitim sistemine etkiler, toplumsal dayanışma gibi sosyal faktörler göz önüne alınabilir. Toplumun bu dönemdeki duygusal durumu, psikolojik etkiler de analiz edilebilir. Bölgeler arasındaki hükümet politikalarının salgınla mücadeledeki etkileri incelenebilir. Sosyal destek önlemleri, karantina politikaları, aşı dağıtım stratejileri gibi konular değerlendirilebilir. Bölgeler arasındaki demografik farklılıkların salgın üzerindeki etkileri değerlendirilebilir. Yaş grupları, cinsiyet, etnik gruplar gibi demografik faktörler incelenebilir. Bölgeler arasındaki aşı dağıtım stratejileri ve immünizasyon oranları incelenerek, salgının kontrol altına alınma süreci değerlendirilebilir. Bu faktörlerin analizi, salgının bölgesel düzeyde nasıl etkilendiğini ve hangi bölgelerin daha iyi veya daha kötü performans gösterdiğini anlamak için yardımcı olabilir. Bu tür bir analiz, gelecekteki salgınların yönetilmesi için stratejiler geliştirmeye yardımcı olabilir.

Covid-19 salgını, sağlık durumu, ekonomik koşullar ve sosyal yaşamı önemli ölçüde etkilenmiştir. Verilerdeki bazı özellikler Covid-19 salgınında olası etkileri anlamamıza yardımcı olabilir. İlçeler arasındaki nüfus yoğunluğu ile vaka verileri arasında bir ilişki olabilir. Yoğun nüfuslu ilçelerde vaka sayılarının artış gösterip göstermediği değerlendirilebilir. Örneğin nüfusu fazla olan Esenyurt'ta görülen vaka sayısının nüfusu az olan Çatalca ilçesine göre daha fazla olduğu yorumu yapılabilir. Esenyurt ilçesinde ortalama hane halkının geliri düşüktür, bu ilçenin ekonomik olarak zor durumda olabileceği söylenebilir. Örneğin, Esenyurt'un düşük gelirli bir ilçe olması, sağlık hizmetlerine olan erişimdeki farklılıklar nedeniyle salgınların yaşanma sayısı farklılaşabilir.

Tıbbi atık miktarındaki artış, sağlık sistemine olan talebin arttığını ve Covid-19 salgını nedeniyle sağlık hizmetlerine olan ihtiyacın arttığını gösterir. Her ilçenin farklı sosyoekonomik ve

demografik özelliklere sahip olması, Covid-19 salgınına verilen tepkilerde de farklılıklara neden olabilir.

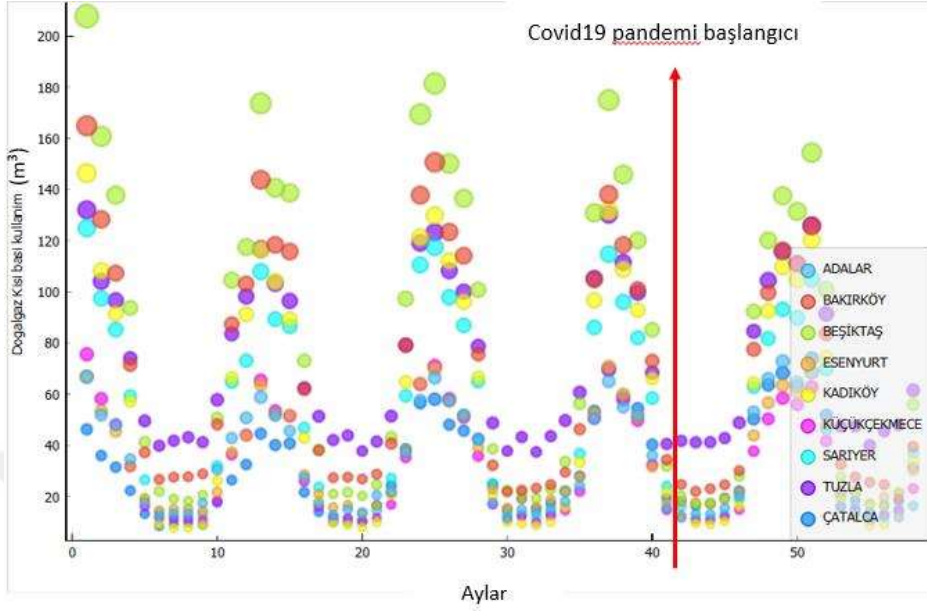
Salgın su tüketiminde de değişikliklere neden olmuş olabilir bu değişiklikler genel olarak bölgesel ve yerel faktörlere, salgının ciddiyetine ve yerel tedbirlere bağlı olarak değişiklik göstermektedir.

Birçok bölgede uygulanan karantina veya evde kalma önlemleri, insanların evde daha fazla vakit geçirmesine neden olmuştur. Bu durum özellikle yemek pişirme, el yıkama ve temizlik aktivitelerinde su kullanım miktarını değiştirmiştir. İlçelerin kişi başı ortalama su tüketim miktarı Şekil 4.2’de gösterilmektedir. Covid-19 döneminde iş yerlerinin kapalı olduğu bilinmektedir. Dolayısıyla tüketim büyük oranda hanelerde gerçekleştirildiği varsayılmaktadır. Çoğu işletmenin kapalı olması veya uzaktan çalışma düzenine geçilmesi, ofislerde kullanılan su miktarının azalmasına neden olmuştur. Örneğin restoran, kafe gibi yerlerde de su tüketiminde azalma olmuştur. Şekil 4.2’de 42. ay pandeminin pik yaptığı 2020 yılı Haziran ayını ifade etmektedir.

Evlerde daha fazla zaman geçirmek, enerji tüketimini artırır. Covid-19 salgınında eğitim kaybı nedeniyle günlük yaşam üzerindeki enerji tüketimi etkileri değişmiştir. İnsanların evlerinde daha fazla vakit geçirmesi, uzaktan çalışma ve öğrenme gibi faktörler, enerji tüketiminde değişikliklere neden olmuştur.

Pandemi, birçok sektörde faaliyetleri etkiledi ve üretimde düşüşlere yol açtı. Bu durum özellikle sanayi bölgelerinde ve ticarete doğal gaz kullanımında bir azalmaya neden olmuş olabilir.

Doğal gaz, ısınma, sıcak su temini ve mutfak kullanımı gibi evsel ihtiyaçlar için yaygın bir enerji kaynağıdır. Pandemi döneminde, insanların evde daha fazla vakit geçirmesi ve bu enerji kaynaklarına daha fazla ihtiyaç duyması muhtemeldir. Bahsedilen değişiklikler Şekil 4.17’ de görselleştirilmiştir. Grafiğe bakıldığında diğer ilçelerde yaz aylarında mevsime bağlı olarak düşüş yaşanırken sanayi bölgesi olan Tuzla ilçesinde gaz tüketimi diğer ilçelere göre yüksektir. Kış aylarında en çok kullanımı gelir düzeyi en yüksek olan Beşiktaş ilçesi yapmıştır. Kadıköy ilçesinde kış aylarında gaz kullanımı zirveye ulaşırken yaz aylarında alt seviyelere düşmektedir. Beşiktaş, Bakırköy, Sarıyer benzer davranışlar gösterirken Çatalca ve Esenyurt ilçelerinde yaz ve kış ayları farkı fazla görünmemektedir.

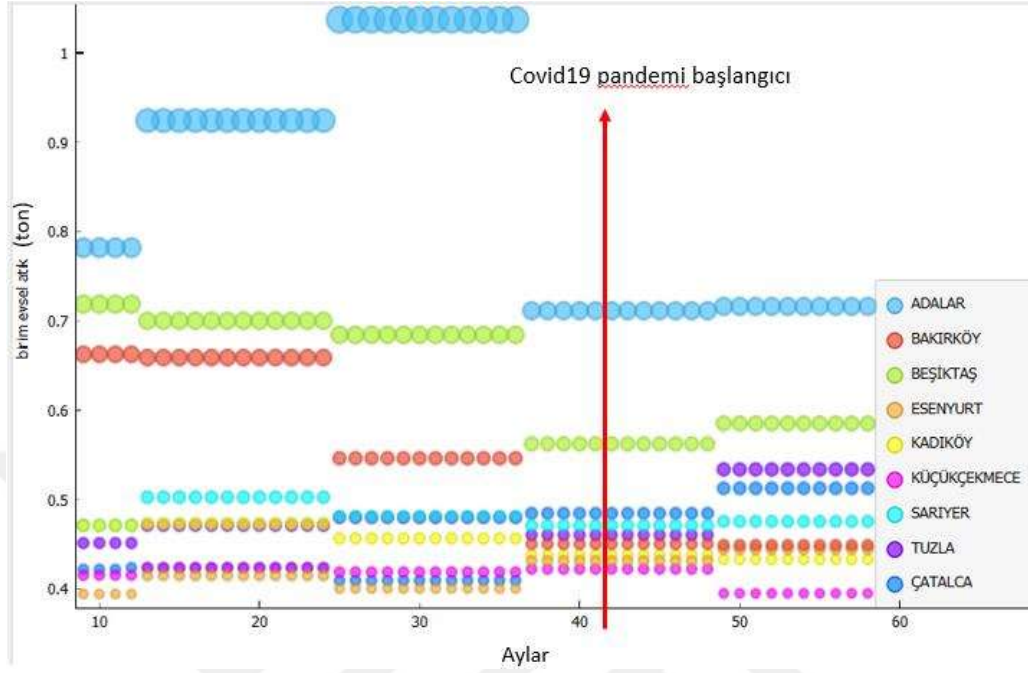


Şekil 4.17. Doğal gaz kişi başı ortalama tüketim miktarı

Evsel atık miktarındaki artış, evlerde daha fazla vakit geçirme ve sosyal hareketliliğin bir göstergesi olabilir. Bu durum, Covid-19 salgını sırasında evlerde kalmak ve sosyal mesafe önlemleri nedeniyle dışarıda daha az zaman geçirilmesiyle ilişkilendirilebilir.

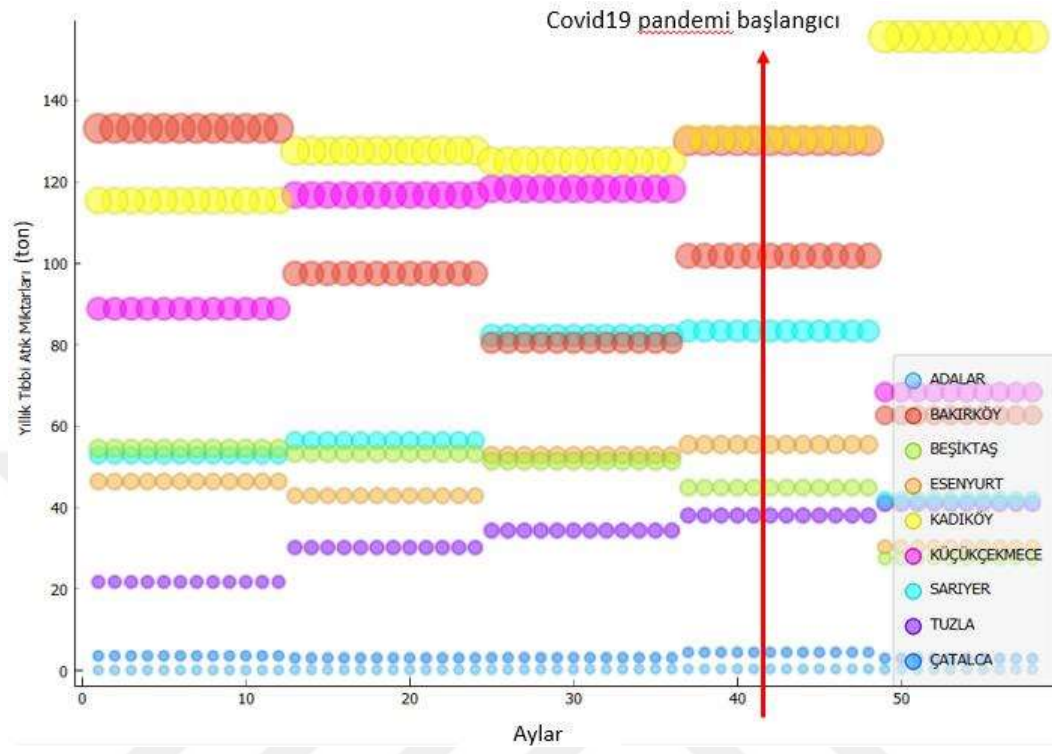
COVID-19 pandemisi, evsel atık miktarında çeşitli değişikliklere neden olmuştur. Ancak bu değişiklikler, bölgesel ve yerel faktörlere, kısıtlamalara ve insanların alışkanlıklarına bağlı olarak farklılık göstermiştir. Pandemi döneminde, tıbbi atık miktarında bir artış olmuştur. Maske, eldiven gibi kişisel koruyucu ekipmanların kullanımı arttığından, bu tür atıkların evsel atık akışına eklenmesiyle birlikte tıbbi atık miktarı da genellikle yükselmiştir. Pandemi sırasında birçok insan evden çalışmaya geçtiği için, evde geçirilen zamanın artmasıyla birlikte evde üretilen atık miktarında artış olabilir. Ayrıca, restoran ve kafelerin kapanması nedeniyle evde daha fazla yemek yapma eğilimi de evsel atık miktarını etkilemiştir. Salgın sürecinde, hijyen konusundaki endişelerle birlikte tek kullanımlık ürünlerin talebinde bir artış görülmüştür. Bu durum, ambalaj atıklarında bir artışa neden olabilir.

Ekonomik belirsizlik ve bazı bölgelerdeki kısıtlamalar, tüketim alışkanlıklarını etkilemiş olabilir. İnsanlar belirsizlik dönemlerinde daha dikkatli harcama yapabilir ve bu da genel atık miktarını etkileyebilir. Kişi başı ortalama evsel atık miktarı grafiği Şekil 4.18’ de gösterilmiştir. Grafikte 42. ay 2020 yılı Haziran ayını yani pandeminin yoğun geçtiği dönemi göstermektedir. Özellikle Esenyurt ilçesinde artış görülmektedir.



Şekil 4.18. Kişi başı ortalama evsel atık miktarı

COVID-19 pandemisi, tıbbi atık miktarında önemli bir artışa neden oldu. Pandemi sürecinde kullanılan tek kullanımlık malzemeler, kişisel koruyucu ekipmanlar maske, eldiven, önlük, test kiti malzemeleri ve tıbbi atıkları içeren malzemelerin kullanımı arttı. Bu da tıbbi atık üretiminde bir artışa yol açtı. Pandeminin başlamasıyla birlikte, sağlık tesisleri, COVID-19 tanısı konulan hastaların testi ve tedavisi için büyük miktarda tek kullanımlık malzeme kullanımına geçildi. Bu durum, tıbbi atıkların genel miktarını artırdı. Yaşlanan bir nüfus, daha fazla sağlık hizmetine ve tedaviye ihtiyaç duyabilir. Bu durumda, sağlık hizmetlerinin daha fazla kullanılması ve dolayısıyla tıbbi atık miktarının artması söz konusu olabilir. Toplumun bilinç düzeyi, tıbbi atıkların nasıl yönetildiği konusunda önemli bir faktördür. Bilinçsizce atılan tıbbi atıklar çevresel sorunlara yol açabilir. Toplumda atık yönetimi konusunda artan bilinç ve eğitim, tıbbi atıkların doğru bir şekilde toplanması ve imha edilmesine yardımcı olabilir. Tıbbi atıkların bazıları geri dönüşüme veya yeniden kullanıma uygun olabilir. Bu tür imkânların geliştirilmesi, atıkların miktarını azaltabilir. Şekil 4.19 bazı ilçelerin bu dönemde tıbbi atık miktarında olan artışını göstermektedir. Tuzla, Esenyurt, Bakırköy, Kadıköy, Küçükçekmece ve Sarıyer ilçelerinde pandemi dönemine ait tıbbi atık miktarında artış görülmektedir. Tıbbi atık artışı ilçenin nüfusuna, sosyal ve maddi imkânlarına bağlı olarak da değişim göstermektedir. Bir bölgede nüfusun artması veya sağlık hizmetlerine daha fazla erişim, daha fazla tıbbi müdahale, test ve tedavi anlamına gelebilir. Bu durumda, tıbbi atık miktarı artabilir. Küçükçekmece ilçesine bakıldığında bu duruma bağlı artış olabilir.



Şekil 4.19. Yıllık ortalama tıbbi atık miktarı

5. BULGULAR VE TARTIŞMA

Bu tezde özetle, makine öğrenme tekniklerinden elde edilen bulgular zaman serileri kullanılarak elde edilmiş grafikleri yorumlama, bahsedilen enerji kaynakları hakkında geleceğe yönelik tahminlerde bulunma, sınıflandırma yöntemleri kullanılarak ilçelerin tespit edilmesi ve sınıflandırma işleminin manifold öğrenme kullanılarak gerçekleştirilmesi olmak üzere dört grupta sunulmuştur. Birinci grup çalışmanın temel amacı veri tabanında toplanan verilerin grafikler üzerinden yorumlamaktır. İkinci grup çalışmadaki amaç zaman serileri ile elde edilen tahminlerin gerçek değerler ile karşılaştırması ve güvenilirliğini tartışmaktır. Gerçek deneysel sonuçlar olmadan tahmin modelinin sonuçlarıyla karşılaştırma yapmak doğru olmayacaktır.

Bölgesel verilere dayalı çalışmalarda beklenenin aksine doğalgaz ve su tüketimi eğitim düzeyi ile değil birincil olarak gelir durumu ile ilişkili olduğu görüldü. Bu da eğitim programlarında enerji kaynaklarının tüketimi ile ilgili farkındalığın yeteri kadar oluşturulamadığı anlamına gelmektedir. Tezde bölgesel veriler ile bölgelerin sınıflandırılması yaklaşımı önerilmiştir. Bölgesel verilerin bir bölümü model eğitimi için kullanılırken kalan kısmı modeli test etmek için kullanılmıştır. Teknik ile %100 başarımla bölge etiketi bilinmeyen veriler doğru şekilde sınıflandırılabilmiştir. Ayrıca, bölgesel çok boyutlu veriler manifold öğrenme tekniği ile boyutu azaltılmış ve çok daha az bir veri ile bölgesel verilerin %99 oranında doğru sınıflandırılabilirdiği görülmüştür. Bu da aslında bölgelerin karakteristik kalıplarının olduğunu göstermektedir. Bu yaklaşım ile bölgesel veriler kullanılarak Türkiye’de benzer özelliklere ve kalıplara sahip ilçeler kolaylıkla tespit edilebilir.

Yaklaşım ile elde edilen sonuçların enerji politikaları, kentsel planlama veya sosyal yardım programları gibi alanlarda kullanılabilir. Tez çalışmalarında en büyük zorluk bölgesel verilere erişimde görülmüştür. Sadece İstanbul için sınırlı düzeyde bölgesel verilerin paylaşıldığı görülmüştür. Örneğin su ve evsel atık miktarının yılda sadece bir kere paylaşıldığı görülmüştür. Bu da elde edilen çıkarımların hassasiyetini azaltan faktörlerden birisidir. Tüm yerel yönetimlerin bölgesel verileri paylaşmasının bölgeyi anlayabilmek açısından önemli olduğu düşünülmektedir.

6. SONUÇLAR

Bu tezde belirli bölgelere ait zamana bağlı enerji tüketimi ve çeşitli demografik faktörlerin analizi üzerine odaklanarak, bölge halkının tüketici davranışlarının anlaşılması amaçlandı. Doğalgaz, su, atık yönetimi, okuma yazma oranları ve gelir durumu gibi kritik verilerle ve bu veriler üzerinden bölgesel enerji tüketimi ile tüketici davranışları arasındaki ilişkinin incelemesini hedeflendi. Önerilen yaklaşım ile enerji planlaması ve sürdürülebilirlik açısından önemli olan bağlantıların anlaşılmasına ve bölgesel enerji tüketimini optimize etmeye yönelik stratejiler geliştirilmesine katkıda bulunulması amaçlandı. Tezde elde edilen sonuçlar aşağıdaki gibi sıralanabilir:

- Çalışmada enerji tüketiminin bireylerin eğitim düzeyi, gelir seviyesine göre nasıl değişebileceği üzerinde duruldu. Bu faktörlerin, enerji politikalarını ve enerji verimliliği programlarını planlama ve uygulama süreçlerinde dikkate alınması gerektiği vurgulandı.
- Gelecekteki enerji taleplerini tahmin etmek ve enerji verimliliği programlarını yönlendirmek için makine öğrenme tekniklerinin kullanılması üzerine çalışmalar gerçekleştirildi.
- Pandeminin su tüketimini, tıbbi atık miktarını ve enerji tüketimini arttırdığı, gözlemlendi.
- Doğal gaz tüketiminin eğitim düzeyinden çok, doğrudan gelir durumuyla ilişkili olduğu görüldü.
- Bölgesel verileri sınıflandırma için Neural Network, KNN ve Naive Bayes ve AdaBoost metotları kullanıldı. KNN ile %26, Neural Network ile %100 ve Naive Bayes ile %99 ve AdaBoost ile %100 sınıflandırma başarımları elde edildi.
- Sınıflandırma için bölgesel verileri normalize etmenin sınıflandırma verimi arttırdığı tespit edildi.
- TSNE manifold öğrenme ile bölgesel kalıpların elde edilmesi amaçlandı. Bölgesel kalıplar kullanılarak bölgesel verilerin sınıflandırılmasında kNN ile %99 sınıflandırma hassasiyeti elde edildi.

Bu çalışma öncelikle Elazığ şehrine ait bölgesel verilerin kullanılarak gerçekleştirilmesi planlandı ancak bölgesel verilere erişim sağlanamadı. Bundan dolayı açık veri portalı üzerinden veri paylaşımı yapan İBB verileri üzerinden çalışmalar gerçekleştirildi. Elazığ için bölgesel verilerin paylaşılması durumunda tezde önerilen yaklaşım ile şehir yönetimi karar alıcılarına yatırım ve gerekli önemlerin alınması noktasında katkılar sağlanabileceği düşünülmektedir.

KAYNAKLAR

- [1] Aktan, E., *Büyük veri: Uygulama alanları, analitiği ve güvenlik boyutu*. Bilgi Yönetimi, 2018. **1**(1): p. 1-22.
- [2] Groves, P., et al., *The 'big data' revolution in healthcare: Accelerating value and innovation*. 2016.
- [3] Şentürk, M., *Covid19 Pandemisi Ve Türkiye Ekonomisi Üzerindeki Etkileri*. 2021.
- [4] EPDK. 2021; Available from: <https://www.epdk.gov.tr/Detay/Icerik/4-12684/duyuru>.
- [5] Haas, R., *Energy efficiency indicators in the residential sector: What do we know and what has to be ensured?* Energy Policy, 1997. **25**(7-9): p. 789-802.
- [6] Abrahamse, W., et al., *A review of intervention studies aimed at household energy conservation*. Journal of environmental psychology, 2005. **25**(3): p. 273-291.
- [7] Kavousian, A., R. Rajagopal, and M. Fischer, *Ranking appliance energy efficiency in households: Utilizing smart meter data and energy efficiency frontiers to estimate and identify the determinants of appliance energy efficiency in residential buildings*. Energy and Buildings, 2015. **99**: p. 220-230.
- [8] Kavousian, A., R. Rajagopal, and M. Fischer, *Determinants of residential electricity consumption: Using smart meter data to examine the effect of climate, building characteristics, appliance stock, and occupants' behavior*. Energy, 2013. **55**: p. 184-194.
- [9] Sudarshan, A., *Deconstructing the Rosenfeld curve: Structural determinants of energy consumption*. 2011: Stanford University.
- [10] McLoughlin, F., A. Duffy, and M. Conlon, *Characterising domestic electricity consumption patterns by dwelling and occupant socio-economic variables: An Irish case study*. Energy and buildings, 2012. **48**: p. 240-248.
- [11] Brounen, D., N. Kok, and J.M. Quigley, *Residential energy use and conservation: Economics and demographics*. European Economic Review, 2012. **56**(5): p. 931-945.
- [12] Bartiaux, F. and K. Gram-Hanssen. *Socio-political factors influencing household electricity consumption: A comparison between Denmark and Belgium*. in *Proceedings of the ECEEE*. 2005.
- [13] Cramer, J.C., et al., *Social and engineering determinants and their equity implications in residential electricity use*. Energy, 1985. **10**(12): p. 1283-1291.
- [14] Yohanis, Y.G., et al., *Real-life energy use in the UK: How occupancy and dwelling characteristics affect domestic electricity use*. Energy and buildings, 2008. **40**(6): p. 1053-1059.
- [15] Leahy, E. and S. Lyons, *Energy use and appliance ownership in Ireland*. Energy Policy, 2010. **38**(8): p. 4265-4279.
- [16] Filippini, M. and S. Pachauri, *Elasticities of electricity demand in urban Indian households*. Energy policy, 2004. **32**(3): p. 429-436.
- [17] Özkan, H.A., *Appliance based control for home power management systems*. Energy, 2016. **114**: p. 693-707.
- [18] Littleford, C., T.J. Ryley, and S.K. Firth, *Context, control and the spillover of energy use behaviours between office and home settings*. Journal of Environmental Psychology, 2014. **40**: p. 157-166.

- [19] Dixon, G.N., et al., *Saving energy at the workplace: The salience of behavioral antecedents and sense of community*. Energy Research & Social Science, 2015. **6**: p. 121-127.
- [20] İncekara, Ç.Ö., *Dünyanın ve Türkiye'nin doğal gaz talep senaryosu*. Euroasia Journal of Mathematics, Engineering, Natural & Medical Sciences, 2021. **8**(17): p. 44-57.
- [21] Çınar, N.T., *Kuruluş yeri seçiminde bulanık Topsis yöntemi ve bankacılık sektöründe bir uygulama*. Karamanoğlu Mehmetbey Üniversitesi Sosyal ve Ekonomik Araştırmalar Dergisi, 2010. **2010**(1): p. 37-45.
- [22] İnan, O., *Veri madenciliği (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi)*. Selçuk Üniversitesi. Fen Bilimleri Enstitüsü, Konya, 2003.
- [23] Kalikov, A., *Veri madenciliği ve bir e-ticaret uygulaması*. Yayımlanmış Yüksek Lisans Tezi. Gazi Üniversitesi, Ankara, 2006.
- [24] Albayrak, M., *Bilimsel araştırmalarda veri madenciliği kullanımı*. International Journal of Social Sciences and Education Research, 2017. **3**(2): p. 751-760.
- [25] Tafralı, S. *Arima Model*. 2023; Available from: <https://miuul.com/not-defteri/veri-biliminde-zaman-serileri>.
- [26] Taşkin, A.G.D.Ç. and G.G. Emel, *Veri Madenciliğinde Kümeleme Yaklaşımları Ve Kohonen Ağları İle Perakendecilik Sektöründe Bir Uygulama*. Süleyman Demirel Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi, 2010. **15**(3): p. 395-409.
- [27] Doğan, Y., *A Data Mining Based Classification Algorithm for Tactical Underwater Sensor Networks*. 2004, Yüksek Lisans Tezi, Turkish Naval Academy, Computer Engineering.
- [28] Dogan, S. and I. Turkoglu, *Iron-deficiency anemia detection from hematology parameters by using decision trees*. International Journal of Science & Technology, 2008. **3**(1): p. 85-92.
- [29] Luo, G., *A review of automatic selection methods for machine learning algorithms and hyper-parameter values*. Network Modeling Analysis in Health Informatics and Bioinformatics, 2016. **5**: p. 1-16.
- [30] Belle, A., et al., *Big data analytics in healthcare*. BioMed research international, 2015. **2015**.
- [31] Atalay, M. and E. Çelik, *Büyük veri analizinde yapay zekâ ve makine öğrenmesi uygulamaları-artificial intelligence and machine learning applications in big data analysis*. Mehmet Akif Ersoy Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi, 2017. **9**(22): p. 155-172.
- [32] Tekerek, A., *Veri madenciliği süreçleri ve açık kaynak kodlu veri madenciliği araçları*. Akademik Bilişim, 2011. **11**: p. 2-4.
- [33] *İstanbul Nüfusu*. 2018; Available from: <https://www.nufusu.com/il/2018/istanbul-nufusu>.
- [34] *İstanbul'un İlçelere Göre Gelir Dağılımı*. 2018; Available from: <https://www.posta.com.tr/galeri/iste-istanbulun-en-zengin-ilceleri-istanbulda-ilcelere-gore-gelir-dagilimi-1359815/2>.
- [35] Kaya, M. and S.A. Özel, *Açık kaynak kodlu veri madenciliği yazılımlarının karşılaştırılması*. Akademik Bilişim, 2014: p. 1-8.
- [36] *İstanbul İlçeleri Nüfusu*. 2022; Available from: <https://www.nufusu.com/ilceleri/istanbul-ilceleri-nufusu>.

ÖZGEÇMİŞ

Meryem BALTACI

[Redacted]		[Redacted]	
[Redacted]	[Redacted]	[Redacted]	[Redacted]
	[Redacted]	[Redacted]	[Redacted]
	[Redacted]	[Redacted]	[Redacted]
	[Redacted]	[Redacted]	[Redacted]
	[Redacted]	[Redacted]	[Redacted]
[Redacted]		[Redacted]	
[Redacted]	[Redacted]	[Redacted]	[Redacted]
	[Redacted]	[Redacted]	[Redacted]
[Redacted]		[Redacted]	
[Redacted]	[Redacted]	[Redacted]	[Redacted]
	[Redacted]	[Redacted]	[Redacted]
	[Redacted]	[Redacted]	[Redacted]
[Redacted]		[Redacted]	
[Redacted]	[Redacted]	[Redacted]	[Redacted]
	[Redacted]	[Redacted]	[Redacted]