



T.C.

**BATMAN ÜNİVERSİTESİ
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ
ELEKTRİK ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI**

**GRU İLE BÖLGESEL TÜKETİM MODELLEME VE TAHMİN:
DERİN ÖĞRENME İLE TÜKETİCİ DAVRANIŞLARINI ANLAMA
YÜKSEK LİSANS TEZİ**

Herdem TUNG

**Danışman
Ömer Faruk ERTUĞRUL**

**Ocak-2024
BATMAN
Her Hakkı Saklıdır**

TEZ KABUL VE ONAYI

Herdem TUNG tarafından hazırlanan “GRU ile Bölgesel Tüketim Modelleme ve Tahmin: Derin Öğrenme ile Tüketici Davranışlarını Anlama” adlı tez çalışması 12/01/2024 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından oy birliği / oy çokluğu ile Batman Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Elektrik Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı’nda YÜKSEK LİSANS olarak kabul edilmiştir.

Jüri Üyeleri

İmza

Başkan

Doç. Dr. Mehmet Rıda TÜR

Danışman

Prof. Dr. Ömer Faruk ERTUĞRUL

Üye

Dr. Öğr. Üyesi Cafer BUDAK

Yukarıdaki sonucu onaylarım.

Dr. Öğr. Üyesi Ömer Murat ÖTER
Lisansüstü Eğitim Enstitüsü Müdürü

TEZ BİLDİRİMİ

Bu tezdeki bütün bilgilerin etik davranış ve akademik kurallar çerçevesinde elde edildiğini ve tez yazım kurallarına uygun olarak hazırlanan bu çalışmada bana ait olmayan her türlü ifade ve bilginin kaynağına eksiksiz atıf yapıldığını bildiririm.

DECLARATION PAGE

I hereby declare that all information in this document has been obtained and presented in accordance with academic rules and ethical conduct. I also declare that, as required by these rules and conduct, I have fully cited and referenced all material and results that are not original to this work.

İmza

Herdem TUNG

Tarih:

ÖZET

YÜKSEK LİSANS

GRU İLE BÖLGESEL TÜKETİM MODELLEME VE TAHMİN: DERİN ÖĞRENME İLE TÜKETİCİ DAVRANIŞLARINI ANLAMA

Herdem TUNG

**Batman Üniversitesi Lisansüstü Eğitim Enstitüsü
Elektrik Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı**

Danışman: Prof. Dr. Ömer Faruk ERTUĞRUL

2024, 62 Sayfa

Jüri

**Prof. Dr. Ömer Faruk ERTUĞRUL
Doç. Dr. Mehmet Rıda TÜR
Dr. Öğr. Üyesi Cafer BUDAK**

Günümüzde artan enerji ihtiyacına karşılık üretim kapasitesindeki artış aynı zamanda tüketicilerin düzensiz ve sabit olmayan enerji ihtiyacı enerji kalite kontrolünü ve enerjide yük tahmini yapmayı zorunlu hale getirmiştir. Enerji kalitesinin iyileştirilmesi son zamanlarda artan akıllı şebekeler ve bunların kullanım alanının genişlemesiyle ön planda olmuştur. Ayrıca akıllı şebekelere dahil olan yapay zekâ alanındaki gelişmeler enerji kalitesini artırmıştır. Enerji üretim kalitesi oldukça yüksek olsa da tüketim bandı, tüketicilerin farklı ve stabil olmayan durumları şebekede dengesizliklere yol açmaktadır. Bu dengesizliklerin giderilmesi çeşitli yöntemlerle yapılmaya başlanmış olup bunlardan biride şebekenin tüketim karakteristiğini çıkarmak ve buna üretimi düzenlemektir. Aynı zamanda çıkarılan tüketim durumuna göre uygun üretim durumu enerji üretim ve tüketim kalitesini arttıracaktır.

Yaptığımız çalışma tamda bu tür sorunlara yeni bir çözüm oluşturmaktadır. Çalışma örnek bir yerin mevcut olan tüketim alışkanlıklarını çıkarıp bunları düzenledikten sonra bunların analizi yapıp mevcut enerji ihtiyacını görmektir. Ayrıca çalışmada düzensizlik sebeplerini araştırmak ve oluşacak enerji ihtiyaçlarından önceden haberdar olarak üretimi belirlenebilir. Tüketim tahmini farklı özellikler (hava durumu, kullanım yeri, kullanım tarihi, yenilenebilir enerji kullanımı, yıllık tüketim vb.) göz önüne alınarak yapılmıştır. Tahminleme yaparken yapay zekâ alanında birçok yöntem olsa da biz kullandığımız veri setine uygun olduğunu düşündüğümüz GRU (Geçitli Tekrarlayan Birim) yöntemi kullanıldık. Tahminlemede kullandığımız yöntem elde ettiğimiz RMSE sonuçlarına bakınca veri setimize uygun olduğu kanıtlanmıştır.

Anahtar Kelimeler: Akıllı Şebekeler, Enerji Kalitesi, Yük Tahminlemesi, GRU Yöntemi,
Yapay Zekâ,

ABSTRACT

MS THESIS

REGIONAL CONSUMPTION MODELING AND FORECASTING WITH GRU: UNDERSTANDING CONSUMER BEHAVIOR WITH DEEP LEARNING Herdem TUNG

THE GRADUATE SCHOOL OF NATURAL AND APPLIED SCIENCE OF BATMAN UNIVERSITY THE DEGREE OF MASTER OF SCIENCE

Advisor: Prof. Dr. Ömer Faruk ERTUĞRUL

2024, 62 Pages

Jury

Prof. Dr. Ömer Faruk ERTUĞRUL

Doç. Dr. Mehmet Rıda TÜR

Dr. Öğr. Üyesi Cafer BUDAK

Today, the increasing energy demand has led to a necessary increase in production capacity, as well as a need for energy quality control and load forecasting due to consumers' irregular and fluctuating energy needs. Recently, the improvement of energy quality has been in the spotlight with the increasing deployment of smart grids and their expanding applications. Furthermore, developments in the field of artificial intelligence (AI) integrated into smart grids have contributed to enhancing energy quality. Despite the high quality of energy production, the consumption band, characterized by consumers' diverse and unstable situations, leads to imbalances in the grid. Various methods have been initiated to address these imbalances, one of which is to derive the consumption characteristics of the grid and regulate production accordingly. Additionally, adjusting production based on the extracted consumption pattern will enhance both energy production and consumption quality.

Our study aims to provide a new solution to these types of problems. The study involves extracting and organizing the existing consumption patterns of a sample location, analyzing them, and then determining the current energy demand. Furthermore, the study aims to investigate the causes of irregularities and predict future energy needs in advance. Consumption forecasting considers various factors (such as weather conditions, location of use, date of use, renewable energy use, annual consumption, etc.). While there are many methods in the field of AI for prediction, we chose to use the Gated Recurrent Unit (GRU) method, which we believe is suitable for our dataset. The method we used for prediction has been proven to be suitable for our dataset based on the RMSE results we obtained.

Keywords: Artificial Intelligence, Energy Quality, Load Forecasting, , GRU Method, Smart Grids

ÖNSÖZ

Öncelikle tüm eğitim hayatım boyunca beni destekleyerek bu aşamaya gelmemi sağlayan anneme ve babama teşekkürü borç bilirim. Tezim boyunca desteğini esirgemeyen ve hep yanımda olan eşime teşekkür ederim. Tez çalışmam süresince, yoğun programı içinde benim için vakit ayırıp çalışmalarımı ilgilenen ve yol gösteren danışman hocam Prof. Dr. Ömer Faruk Ertuğrul'a teşekkürlerimi sunarım.

Herdem TUNG
BATMAN-2024



İÇİNDEKİLER

TEZ BİLDİRİMİ.....	vi
ÖZET	iv
ABSTRACT	v
ÖNSÖZ.....	iv
İÇİNDEKİLER	iv
SİMGELER VE KISALTMALAR	vi
Simgeler	vi
Kısaltmalar.....	vi
Şekiller Dizini	viii
Tablolar Dizini.....	ix
1. GİRİŞ	1
1.1. Güç İletimi	2
1.1.1. Güç İletim Süreci Adımları.....	3
1.1.2. Güç İletim Sırasında Oluşan Kayıplar	4
1.2. Klasik Şebeke	6
1.2.1. Merkezi Yapı	6
1.2.2. Üretim	6
1.2.3. İletim.....	7
1.2.4. Dağıtım	7
1.2.5. Tek Yönlü İletim.....	7
1.2.6. Kararlılık ve Güvenilirlik.....	7
1.2.7. Merkezi Kontrol.....	7
1.3. Akıllı Şebeke.....	8
1.3.1. İletişim Altyapısı.....	8
1.3.2. Akıllı Sayaçlar	8
1.3.3. Sensörler ve İzleme Sistemleri	9
1.3.4. Enerji Depolama Sistemleri	9
1.3.5. Yenilenebilir Enerji Entegrasyonu.....	9
1.3.6. Otomasyon ve Kontrol Sistemleri.....	9
1.3.7. Veri Analitiği ve Yapay Zekâ (AL).....	9
1.3.8. Güvenlik ve Siber Güvenlik	10
1.4. Akıllı Sayaçlar	12
1.5. Yerinde Üretim-Tüketim Sistemlerinde Güç Tahmini	13
1.5.1. Sistem İstikrarı ve Güç Yönetimi	14

1.5.2. Enerji depolama ve Yedek Planlama	14
1.5.3. Verimlilik ve Maliyet Tasarrufu	14
1.5.4. Yatırım ve Kapasite Planlaması.....	14
1.5.5. Veri Analizi ve Yapay Zekâ	15
2. KAYNAK ARAŞTIRMASI.....	16
2.1. Kısa Dönem Yük Tahmini	16
2.2. Orta Dönem Yük Tahmini	18
2.3. Uzun Dönem Yük Tahmini.....	20
2.4. Derin Öğrenme ve GRU’nun Elektrik Yük Tahminlerinde kullanımı	21
3. AKILLI ŞEBEKELER.....	22
3.1. Akıllı Sayaçlar	25
3.2. Akıllı Sayaç Değerlerinin Yapay Zekâ İle Analizi	26
3.2.1. Tüketim Öngörülleri	26
3.2.2. Anomalilerin Tespiti	27
3.2.3. Verimlilik Analizi	27
3.2.4. Kişiselleştirilmiş Hizmetler	27
3.2.5. Veri Yoğun İşleme.....	27
4. MATERYAL VE YÖNTEM.....	28
4.1. UMass Smart* Ev Veri Kümesi.....	28
4.1.1. HomeA (EvA).....	28
4.1.2. HomeB (EvB)	29
4.1.3. HomeC (EvC)	29
4.2. GRU (Geçitli Tekrarlayan Birim).....	30
4.2.1. GRU’ daki Kapılar ve Özellikleri	31
4.3. İleri Doğru Doğrulama Varyasyonu (Walk Forward Variation)	34
5. ARAŞTIRMA SONUÇLARI VE TARTIŞMA	37
6. SONUÇLAR VE ÖNERİLER	43
6.1. Sonuçlar	43
6.2. Öneriler	44
KAYNAKLAR	45
EKLER.....	50

SİMGELER VE KISALTMALAR

Simgeler

z_t : Güncelleme Kapısı

r_t : Sıfırlama Kapısı

h_t : Geçerli Gizli Durum

h_{t-1} : Önceki Gizli Durum

$\tilde{h}_t$: Aday Aktivasyonu için t Zamanındaki Gizli Durum

x_t : t Zaman Adımındaki Girişi Temsil Eder

$\otimes$: Eleman Bazında Çarpmayı Belirtir

W^r, W^z ve W^c : Antrenman Sırasında Öğrenilen Ağırlık Matrisleridir.

Kısaltmalar

RNN: Yenilemeli Sinir Ağı

GRU: Geçitli Tekrarlayan Birim

LSTM: Uzun-Kısa Süreli Bellek

AL: Yapay Zekâ

SG: Akıllı Şebekeler

AC: Alternatif Akım

KVYT: Kısa Vadeli Yük Tahmini

EYS: Enerji Yönetim Sistemi

ELR: Geliştirilmiş Lojistik Regresyon

ERELM: Geliştirilmiş Tekrarlayan Ekstrem Öğrenme Makinası

SVO: Destek Vektör Optimizasyonu

MLP: Çok Katmanlı Algılayıcı

NRE: Doğrusal Olmayan Regresyon

CNN: Evrimsel Sinir Ağı

R: Regresyon

LR: Lineer Regresyon

ELM: Aşırı Öğrenme Makinası

SVR: Destek Vektör Regresyonu

RMSE: Ortalama Karekk Hatası

BT: Bilgi Teknolojisi



Şekiller Dizini

Şekil No	Açıklama	Sayfa
Şekil 1.1	Örnek bir evde tüketim alışkanlıkları	1
Şekil 1.2	İletim hatları tek hat şeması örneği	2
Şekil 1.3	İletim hattı aşamalar	3
Şekil 1.4	Akıllı şebekeler uygulama alanları	10
Şekil 1.5	Akıllı sayaç okuma sistemi	12
Şekil 2.1	Orta dönem yük tahmini şeması	18
Şekil 2.2	Yük tahmini ile ilgili görsel	20
Şekil 3.1	Akıllı şebekelerinin özellikleri	22
Şekil 3.2	Akıllı şebekeler	24
Şekil 3.3	Akıllı sayaçlar	25
Şekil 4.1	Benzer bir ev üretim-tüketim şeması	28
Şekil 4.2	Güncelleme ve sıfırlama kapısının bir yapısı	32
Şekil 4.3	LTSM mimarisi	32
Şekil 4.4	GRU Mimarisi	33
Şekil 4.5	GRU hücresinin yapısı	33
Şekil 4.6	İleri doğru doğrulama şeması	35
Şekil 5.1	2014 yılı evlerin ayrı ayrı RMSE değerleri	40
Şekil 5.2	2015 yılı evlerin ayrı ayrı RMSE değerleri	41

Tablolar Dizini

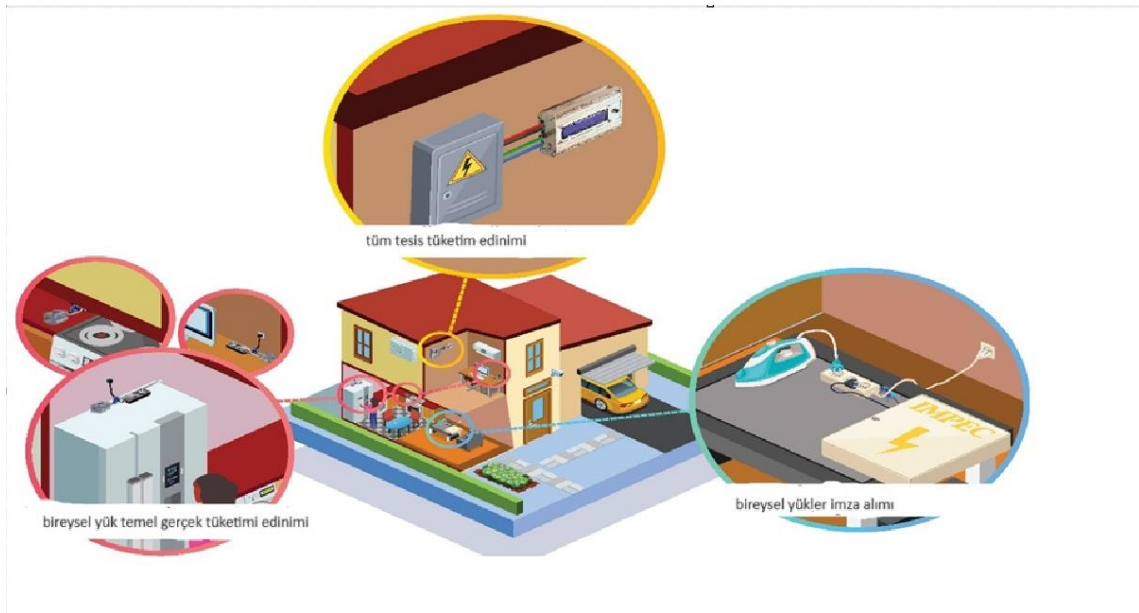
Tablo No	Açıklama	Sayfa
Tablo 2.1	Literatürde yapılan elektrik yük tahmini çalışmaları	17
Tablo 5.1	Tarih bazlı kullanım (RMSE)	37
Tablo 5.2	Hava durumuna bağlı kullanım (RMSE)	37
Tablo 5.3	Elektrikli küçük ev aletlerine bağlı kullanım (RMSE)	38
Tablo 5.4	Beyaz Eşya elektrik tüketimi bağlı kullanım (RMSE)	38
Tablo 5.5	Ev bölümlerine (oda, salon, yatak odası vb.) bağlı kullanım (RMSE)	39
Tablo 5.6	Aydınlatmaya bağlı kullanım (RMSE)	39
Tablo 5.7	Tüm kullanım (RMSE)	40
Tablo 5.8	Sonuçların literatürle karşılaştırılması	42

1. GİRİŞ

Son yıllarda, artan enerji talebi, üretim kapasitesindeki artış aynı zamanda tüketicilerin düzensiz ve sabit olmayan enerji ihtiyacı, enerji kalite kontrolünü zorunlu hale getirmiştir. Enerji kalitesinin iyileştirilmesi son zamanlarda artan akıllı şebekeler ve bunların kullanım alanının genişlemesiyle ön plana çıkmıştır (Kocaman, 2013a). Ayrıca yapay zeka çalışmalarının her geçen zamanda daha iyi bir noktaya gelmesi bu alanda da kullanımının artması enerji kalitesini arttırmıştır (Demirtaş Et Al., 2019).

Hazırlanan bu tez tamda bu duruma bir örnektir. Çalışma örnek bir bölgenin mevcut olan tüketim alışkanlıklarını çıkardıktan sonra bunların analizini yapıp mevcut enerji ihtiyacını görmek, düzensizlik sebeplerini araştırmak ve oluşacak enerji ihtiyaçlarından önceden haberdar olarak üretimi belirlemiş olup elde edilen veriler ile yapay zeka kullanarak tahminleme yapılmıştır.

Çalışma kapsamı değerlendirildiğinde oldukça geniş bir kapsama yayıldığı görülmüş olup bunlar tüketim alışkanlıklarının çıkarılması, analiz edilmesi, çeşitli makine öğrenmesi yöntemlerinin kullanılması yani yapay zeka dahil edilerek tahminlemelerin yapılması bunların ortak bir paydada buluşturularak enerji kalitesinin kontrolüne imkan sağlamaktır. Teze başlarken içerdiği ana paydalara tek tek değinilmesi gerekmiş ve bunlar özetlenerek verilmiştir.

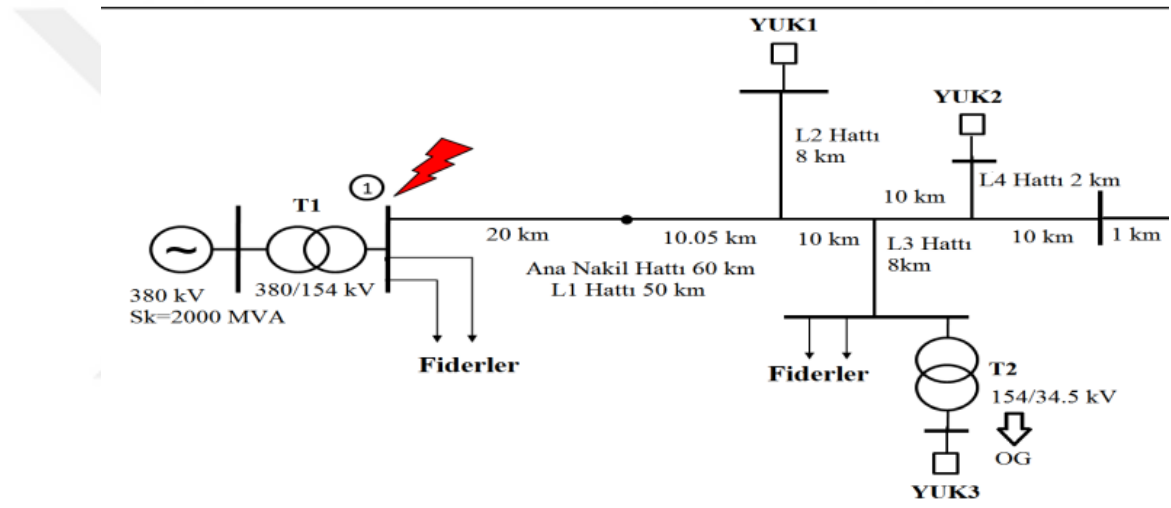


Şekil 1.1. Örnek bir evde tüketim alışkanlıkları

1.1. Güç İletimi

Güç iletimi enerjinin bir kaynaktan bir alıcıya aktarılması sürecidir (Yılmaz & Alkan, 2022). Elektrik enerjisinin üretim noktasından tüketim noktasına taşınması amacıyla tasarlanmış bir sistemdir. Güç iletimi elektrik enerjisinin yüksek gerilim seviyelerinde iletilmesini ve enerji kayıplarının minimize edilmesini sağlamaktadır.

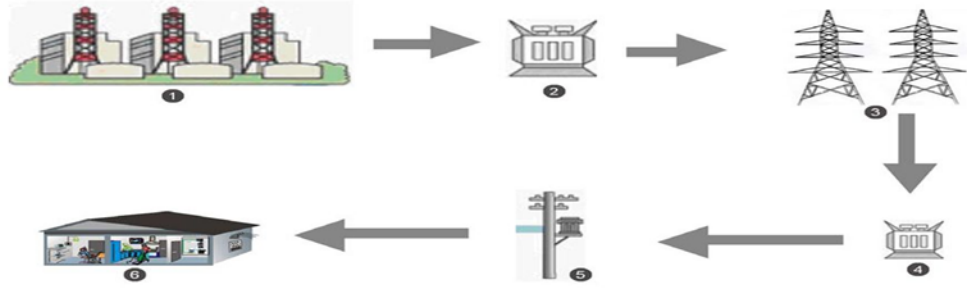
Güç iletimi genellikle elektrik şebekeleri veya iletim hatları aracılığıyla gerçekleştirilir. Bu hatlar, yüksek gerilimli enerji iletimi için tasarlanmıştır. Güç iletimi, genellikle alternatif akım (AC) formunda gerçekleşir çünkü AC, uzun mesafeler boyunca daha verimli bir şekilde iletim sağlamaktadır (Kösedağı, 1994).



Şekil 1.2. İletim hatları tek hat şeması örneği (Enerji İletim ve Dağıtım, n.d.)

Güç iletimi süreci, enerjinin kaynaktan başlayarak yüksek gerilim hatlarıyla taşınmasıyla başlamaktadır. Bu hatlar enerjinin kaynağından alıcıya doğru uzanırken birçok ara istasyon ve transformatörden geçmektedir. Ara istasyonlar enerjinin iletim hattına daha fazla güç eklenmesini veya gerilim seviyesinin değiştirilmesini sağlamaktadır. Transformatörler ise gerilim seviyelerini yükselterek enerjinin iletim sırasında oluşan kayıpları minimize etmektedir. Güç iletim süreci elektrik enerjisinin üretim kaynaklarından tüketim noktalarına aktarılmasını kapsayan bir dizi adımdan oluşmaktadır (Kösedağı, 1994).

Elektrik enerjisi üretim iletim ve dağıtımı



Şekil 1.3. İletim hattı aşamaları (Elektrik Enerjisi Acemi Adam -, n.d.)

Bu süreç enerjinin yüksek gerilim hatları veya iletim hatları üzerinden iletilmesini içermektedir. Güç iletim süreci adımları ve iletim sırasındaki kayıplar olarak sınıflandırılabilir.

1.1.1. Güç İletim Süreci Adımları

1.1.1.1. Üretim

Güç iletim süreci elektrik enerjisinin üretildiği kaynaklarda başlamaktadır. Bu kaynaklar genellikle termal santraller, hidroelektrik santraller, nükleer santraller, rüzgâr çiftlikleri, güneş enerjisi santralleri veya diğer yenilenebilir enerji kaynakları olabilir. Bu kaynaklar, mekanik enerjiyi elektrik enerjisine dönüştürerek elektrik enerjisi üretmektedir.

1.1.1.2. Yükseltme

Üretilen elektrik enerjisi transformatörler aracılığıyla gerilim seviyesi yükseltmektedir. Yüksek gerilim enerjinin daha verimli bir şekilde iletilmesini sağlamaktadır ve enerji kayıplarını minimize etmektedir. Transformatörler gerilim yükseltme işlemini gerçekleştirirken akım değerlerini düşük tutar.

1.1.1.3. İletim

Yükseltileen elektrik enerjisi yüksek gerilim hatları veya iletim hatları aracılığıyla iletilmektedir. İletim hatları genellikle çelik veya alüminyumdan yapılan özel tasarımı hatlar ve direklerden oluşmaktadır. Bu hatlar enerjinin kaynaktan alıcıya doğru taşınmasını sağlamakta ve uzun mesafeler boyunca yayılarak farklı bölgeleri kapsamaktadır.

1.1.1.4. Ara İstasyonlar ve Kontrol

İletim hattı üzerinde ara istasyonlar bulunmaktadır. Ara istasyonlar enerji akışını kontrol etmekte, gerilim seviyelerini düzenlemekte ve enerji iletimine güç ekleme işlevi görmektedir (Gönenç, 2007). Ayrıca iletim hattı üzerindeki gerilim ve akım seviyelerini izlemek için kontrol sistemleri ve sensörler kullanılmaktadır.

1.1.1.5. Dağıtım

İletim hattı alıcılara ulaştığında enerji dağıtımı gerçekleşmektedir. Dağıtım hatları enerjinin iletim hatlarından daha düşük gerilim seviyelerinde alıcılara taşınmasını sağlamaktadır. Dağıtım hatları şehirlerdeki sokaklarda, binalarda ve evlerde bulunan direkler ve kablolar aracılığıyla enerjiyi dağıtmaktadır.

1.1.1.6. Alıcılar

Güç iletim sürecinin son adımında elektrik enerjisi alıcılar tarafından tüketilmektedir. Bu alıcılar evler, işyerleri, sanayi tesisleri ve diğer elektrik enerjisi kullanan tesisler olabilmektedir.

1.1.2. Güç İletim Sırasında Oluşan Kayıplar

Güç iletim süreci enerjinin üretim noktalarından alıcılara etkin ve güvenli bir şekilde taşınmasını sağlamaktadır. Bu süreçte enerji kayıpları minimize edilmekte, güvenilirlik sağlanmakta ve enerji talepleri karşılanmaktadır. Ayrıca güç iletim süreci, yenilenebilir enerji kaynaklarının entegrasyonu ve sürdürülebilir enerji sistemlerinin geliştirilmesi için önemli bir rol oynamaktadır.

Güç iletimi sırasında enerji iletim hatları boyunca bir miktar kayıp yaşanmaktadır. Bu kayıplar aşağıdaki gibi faktörlerden kaynaklanmaktadır:

1.1.2.1. İletim Hattı Direnci

İletim hatlarının malzeme özellikleri ve uzunlukları nedeniyle bir dirençleri vardır. Elektrik akımı bu dirençle karşılaştığında dirençten kaynaklanan ısı enerjisi olarak kayba dönüşmektedir. Bu enerji kaybı iletim hattı boyunca enerjinin bir kısmının kaybedilmesine yol açar.

1.1.2.2. Endüktans ve Kapasitans

İletim hatları endüktans ve kapasitans özelliklerine sahiptir. Bu özellikler hattın elektrik akımına ve gerilimine tepki göstermektedir. Endüktans elektrik akımının değişimine karşı direnç göstererek enerji kaybına neden olmaktadır. Kapasitans ise gerilimdeki değişimlere tepki göstererek enerji kaybına yol açmaktadır. Bu endüktif ve kapasitif kayıplar enerjinin iletim sürecinde az miktarda enerji kaybına neden olmaktadır.

1.1.2.3. Transformatör Kayıpları

Transformatörler güç iletiminde gerilim seviyelerini değiştirirken enerji kayıplarına neden olabilmektedir. Bu kayıplar manyetik çekirdek içinde oluşan manyetik alanların sebep olduğu manyetik kayıplar ve transformatör sarımlarındaki elektrik akımı geçişlerinden kaynaklanan dirençli kayıplar şeklinde oluşabilmektedir.

1.1.2.4. Yüzey Kayıpları

İletim hatlarının yüzeyleri, elektrik akımının geçtiği alanlarda elektriksel dirençlere sahiptir. Bu yüzey kayıpları hattın malzemesi ve geometrisine bağlı olarak oluşmaktadır. Yüzey kayıpları iletim hattının yüzeyindeki elektriksel direncin neden olduğu enerji kaybına işaret etmektedir.

Bu nedenle iletim hattı tasarımlarında enerji kayıplarının minimize edilmesi büyük önem taşımaktadır. Yüksek gerilim kullanılması enerjinin daha az akım ile taşınmasını sağlayarak bu kayıpları azaltmaktadır.

Güç iletimi aynı zamanda güvenilirlik açısından da önemlidir. Elektrik şebekeleri genellikle yedekli yapılarla desteklenmektedir ve kesinti durumunda alternatif yollar sağlamaktadır. Bu şekilde güç iletim sistemi üzerindeki herhangi bir arıza durumunda bile enerji tüketimi sürekli olarak sağlanabilmektedir.

Sonuç olarak güç iletimi, elektrik enerjisinin kaynaktan alıcıya iletimini sağlayan bir sistemdir. Bu süreçte yüksek gerilim hatları kullanılarak enerji kayıpları minimize edilmektedir ve güvenilir bir enerji iletimi sağlanmaktadır. Güç iletimi modern toplumların elektrik enerjisine güvenilir ve sürekli erişimini sağlamak için temel bir bileşendir.

1.2. Klasik Şebeke

Klasik şebeke elektrik enerjisi dağıtımının ve iletiminin gerçekleştirildiği geleneksel bir sistemdir (Önen & Kuran, n.d.). Aşağıda klasik şebekenin ana özellikleri aşağıda verilmiştir.

1.2.1. Merkezi Yapı

Klasik şebeke genellikle merkezi bir yapıya sahiptir. Elektrik enerjisinin üretimi, iletimi ve dağıtımı merkezi bir otorite tarafından kontrol edilen bir sistem içinde gerçekleşmektedir. Bu otorite genellikle bir enerji şirketi veya kamu kurumu olabilmektedir.

1.2.2. Üretim

Klasik şebeke elektrik enerjisinin merkezi üretimine dayanmaktadır. Genellikle termal enerji santralleri (kömür, doğal gaz, petrol), hidroelektrik santralleri veya nükleer santraller gibi büyük ölçekli üretim tesislerinden elektrik enerjisi üretilmektedir. Bu tesislerde enerji dönüşümü (genellikle mekanik enerjinin elektrik enerjisine dönüştürülmesi) ve elektrik enerjisinin üretimi gerçekleştirilmektedir.

1.2.3. İletim

Üretilen elektrik enerjisi iletim hatları aracılığıyla dağıtım merkezlerine taşınmaktadır. İletim hatları genellikle yüksek gerilimli hatlar kullanılmaktadır. Bu hatlar elektrik enerjisini büyük mesafeler boyunca taşıma kapasitesine sahip olup enerji kayıplarını minimize etmek için genellikle yüksek gerilim seviyelerinde çalışmaktadır.

1.2.4. Dağıtım

Elektrik enerjisi dağıtım merkezlerinden kullanıcılara iletmek üzere dağıtım hatları aracılığıyla dağıtılmaktadır. Dağıtım hatları genellikle düşük gerilimli hatlar veya yeraltı kablosu sistemleri kullanılmaktadır. Dağıtım merkezleri elektrik enerjisini kullanıcılara sağlamak ve talebi karşılamak için trafolar ve diğer dağıtım ekipmanlarıyla donatılmıştır.

1.2.5. Tek Yönlü İletim

Klasik şebeke genellikle tek yönlü iletim yapısına sahiptir. Bu elektrik enerjisinin üretim merkezlerinden kullanıcılara doğru tek bir yönünde hareket ettiği anlamına gelmektedir. Üretim merkezlerinden kullanıcılara doğru olan bu tek yönlü akış tüketim talebine dayalı olarak ayarlanmaktadır.

1.2.6. Kararlılık ve Güvenilirlik

Klasik şebeke enerji kararlılığı ve güvenilirliği sağlamak için tasarlanmıştır (Tekin, 2022). Üretim, iletim ve dağıtım ağlarının güvenilir bir şekilde çalışması kullanıcılara sürekli bir elektrik kaynağı sağlamaktadır. Ayrıca enerji şebekesinin kararlılığı, voltaj ve frekansın belirli bir aralıkta tutulmasıyla da sağlanmaktadır.

1.2.7. Merkezi Kontrol

Klasik şebeke merkezi bir kontrol sistemi tarafından yönetilmektedir. Bu kontrol sistemi enerji talebine göre üretimi düzenlemekte, gerilimi ve frekansını izlemekte ve sistemdeki arızaları tespit etmektedir. Merkezi kontrol enerji verimliliğini ve güvenilirliği artırırken aynı zamanda enerji dağıtımının etkin bir şekilde yönetilmesini sağlamaktadır.

Klasik şebekenin bu özellikleri uzun yıllar boyunca elektrik enerjisinin güvenilir ve sürekli bir şekilde sağlanmasını sağlamıştır. Ancak günümüzde yenilenebilir enerji kaynaklarının artan kullanımı ve enerji sistemlerindeki dijitalleşme ile birlikte şebeke yapısı ve işleyişi üzerinde değişiklikler yaşanmaktadır.

1.3. Akıllı Şebeke

Akıllı şebekeler (smart grids) geleneksel elektrik enerjisi iletimi ve dağıtım süreçlerini modern teknolojilerle donatarak daha verimli, güvenilir, sürdürülebilir, esnek ve entegre bir enerji altyapısı oluşturan kompleks bir sistemdir (Kocaman, 2013b). Bu sistem elektrik üretiminden son kullanıcıya kadar olan tüm aşamalarda enerjiyi daha etkili bir şekilde yönetmeyi, izlemeyi ve kontrol etmeyi amaçlamaktadır. Akıllı şebekelerin temel bileşenleri aşağıda verilmiştir.

1.3.1. İletişim Altyapısı

Akıllı şebekeler enerji akışını gerçek zamanlı izlemek, kontrol etmek ve optimize etmek için gelişmiş iletişim altyapısı kullanmaktadır (Gündüz & Resul, 2020). Bu altyapı enerji verilerini şebekenin farklı noktalarından merkezi sistemlere ve uç noktalara iletebilmekte, böylece enerji altyapısının genel performansının anlık olarak takip edilmesine ve yönetilmesine imkân tanımaktadır. Geniş bant internet, fiber optik iletişim ve kablosuz ağlar gibi teknolojiler, bu iletişim ağına dahil edilmektedir ve enerji akışı hakkında veri aktarımını hızlandırmaktadır.

1.3.2. Akıllı Sayaçlar

Akıllı sayaçlar enerji tüketimini ve üretimini hassas bir şekilde ölçen, kaydeden ve ileten sofistike cihazlardır. Bu cihazlar tüketicilere gerçek zamanlı enerji kullanım bilgilerini anlık olarak sunarak enerji tüketim alışkanlıklarını daha bilinçli bir şekilde yönlendirmeyi teşvik etmektedir. Aynı zamanda uzaktan okuma ve kontrol yetenekleri ile donatılmışlardır; bu da enerji şirketlerine daha iyi hizmet sunma ve sorunları daha hızlı çözme imkânı sağlamaktadır.

1.3.3. Sensörler ve İzleme Sistemleri

Akıllı şebekeler enerji iletim hatları, trafolar, dağıtım ekipmanları ve enerji üretim tesisleri üzerinde sürekli izleme sağlayan çok sayıda sensör ve izleme cihazı kullanmaktadır. Bu sensörler enerji altyapısının performansını sürekli olarak izlemekte, arızaları hızlı bir şekilde tespit etmekte ve enerji verimliliği sağlamak için önemli bilgiler sunmaktadır.

1.3.4. Enerji Depolama Sistemleri

Akıllı şebekeler enerji depolama sistemlerini (örneğin, büyük ölçekli bataryaları) kullanarak fazla enerjiyi depo etmekte ve ihtiyaç olduğunda serbest bırakmaktadır. Bu depolama çözümleri enerji istikrarını artırmakta, dalgalanmaları azaltmakta ve enerji kaynaklarının daha verimli bir şekilde kullanılmasını sağlamaktadır.

1.3.5. Yenilenebilir Enerji Entegrasyonu

Rüzgâr, güneş, hidroelektrik ve diğer yenilenebilir enerji kaynakları akıllı şebekeler içinde daha etkili bir şekilde entegre edilebilmektedir (Çetinkaya, 2014). Bu entegrasyon çevre dostu enerji üretimini artırmakta ve enerji üretiminde karbon ayak izini azaltmaya yardımcı olmaktadır. Bu uzun vadeli sürdürülebilirlik hedeflerine katkıda bulunmaktadır.

1.3.6. Otomasyon ve Kontrol Sistemleri

Akıllı şebekeler enerji akışını otomatik olarak yönlendirebilme yeteneğine sahiptir (Dönmez, 2013). Bu, enerji kesintilerini en aza indirmekte, enerji akışını optimize etmekte ve enerji yönetimini daha hassas hale getirmektedir. Böylece enerji dağıtımı daha güvenilir bir hale gelmektedir.

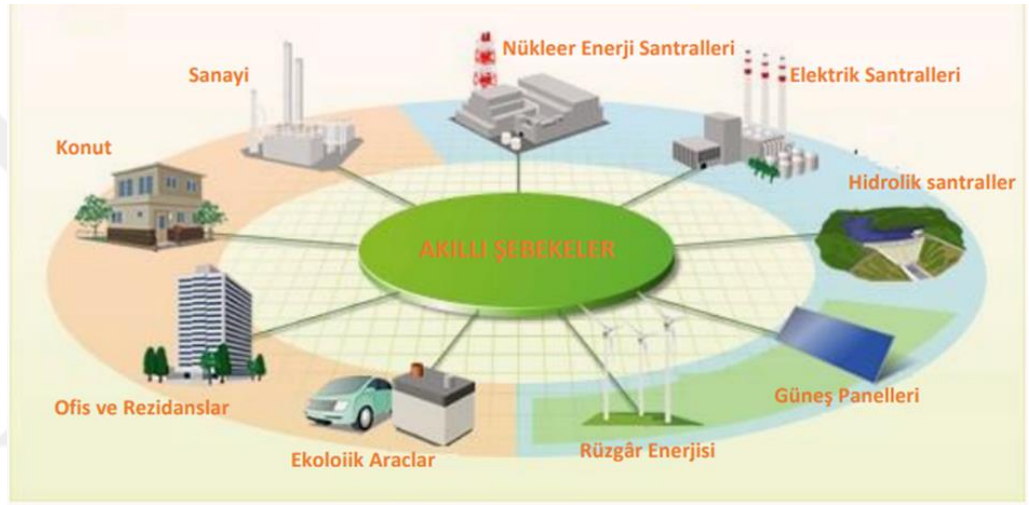
1.3.7. Veri Analitiği ve Yapay Zekâ (AI)

Toplanan büyük miktardaki veriler karmaşık analitik ve yapay zekâ algoritmalarıyla işlenebilmektedir (Adıgüzel, 2022). Bu analitik yetenekler enerji talebini

daha iyi tahmin etme, enerji tüketimini optimize etme ve enerji kaynaklarını daha verimli bir şekilde kullanma konularında önemli katkılarda bulunabilmektedir.

1.3.8. Güvenlik ve Siber Güvenlik

Akıllı şebekeler enerji altyapısını korumak için kapsamlı güvenlik önlemleri alınmasını gerektirmekte ve siber güvenlik protokolleri uygulamaktadır (İsa, 2022). Bu verilerin gizliliğini ve enerji altyapısının bütünlüğünü koruma amacı gütmekte ve potansiyel güvenlik tehditlerine karşı savunma sağlamaktadır.



Şekil 1.4. Akıllı şebekeler uygulama alanları(Akıllı Şebekeler- , n.d.)

Akıllı şebekelerin geleneksel enerji iletim ve dağıtım sistemlerine göre bir dizi avantajı bulunmaktadır (Abur, 2013). Akıllı şebekeler enerji altyapısını daha verimli hale getirerek enerji kaynaklarının daha etkili kullanılmasını sağlamaktadır. Bu sayede enerji üretiminden tüketimine kadar olan süreçler daha az kayıpla gerçekleşir ve enerji tasarrufu sağlanır. Gelişmiş iletişim teknolojileri ve akıllı sayaçlar tüketicilere gerçek zamanlı enerji tüketimi bilgilerini sunarak daha bilinçli enerji kullanımını teşvik etmektedir.

Sensörler ve izleme sistemleri enerji şebekesindeki performansı sürekli olarak izlemekte ve arızaları hızlıca tespit ederek kesinti sürelerini azaltmaktadır.

Enerji depolama sistemleri fazla enerjiyi depo edebilmekte ve ihtiyaç anında arz edebilmektedir. Bu da enerji istikrarını artırmakta ve enerji kesintilerini minimize etmektedir. Yenilenebilir enerji kaynaklarının daha fazla entegrasyonu çevre dostu enerji üretimini artırmakta ve karbon ayak izini azaltmaktadır.

Otomasyon ve kontrol sistemleri enerji akışını otomatik olarak yönlendirebilme yeteneğine sahiptir. Bu da enerji kesintilerini en aza indirmekte ve enerji akışını optimize etmektedir.

Veri analitiği ve yapay zekâ toplanan verileri işleyerek enerji talebini tahmin etme ve enerji verimliliğini artırma konularında büyük katkı sağlamaktadır.

Güvenlik ve siber güvenlik önlemleri enerji altyapısını korumakta ve verilerin gizliliğini sağlamaktadır. Böylece enerji şebekeleri güvenli bir şekilde işlemektedir. Akıllı şebekeler enerji sektörünü daha sürdürülebilir ve geleceğe uygun hale getirmektedir. Ayrıca enerji tüketici ve üreticileri arasında daha iyi bir iş birliği ve etkileşim sağlamaktadır.

Akıllı şebekeler çeşitli avantajlar sunsa da uygulama ve yaygınlaştırma aşamalarında bir dizi zorlukla karşı karşıya kalmaktadır (Tan, K. M et. al. Bu sistemlerin kurulumu ve altyapısının güncellenmesi büyük maliyetler gerektirebilir ve bu yatırımların geri dönüşü uzun vadede olabilmektedir. Eski altyapının yenilenmesi ve yeni teknolojilerin entegrasyonu için yatırım yapmak enerji şirketleri ve hükümetler için finansal bir mücadele olabilmektedir.

Akıllı şebekeler büyük miktarda veri toplar ve bu verilerin güvenliği ve gizliliği önemli bir endişe kaynağıdır. Verilerin yetkisiz erişim ve siber saldırılara karşı korunması gerekmektedir. Bu, güvenlik önlemlerinin sürekli olarak güncellenmesi ve yüksek seviyede siber güvenliğin sağlanmasını gerektirmektedir.

Enerji şebekelerinin daha karmaşık hale gelmesi işletme ve bakım açısından daha fazla uzmanlık gerektirmektedir. Bu enerji şirketlerinin personelini eğitmek veya dış kaynaklara başvurmak zorunda kalmalarına neden olabilmektedir. Akıllı şebekelerin tüm bileşenlerinin uyumlu çalışabilmesi için standartların belirlenmesi ve uygulanması gereklidir.

Farklı üreticilerin ürünleri arasındaki uyumsuzluklar ve farklı standartlar bu süreci karmaşıklıştırabilmektedir. Enerji kullanıcılarının özel hayatlarına müdahale edebilecek enerji tüketimi verilerinin toplanması gizlilik sorunlarını gündeme getirmektedir. Bu nedenle enerji kullanıcılarının bu verilere erişim ve kontrol sağlama hakları ve yönetmeliklerin oluşturulması önemlidir.

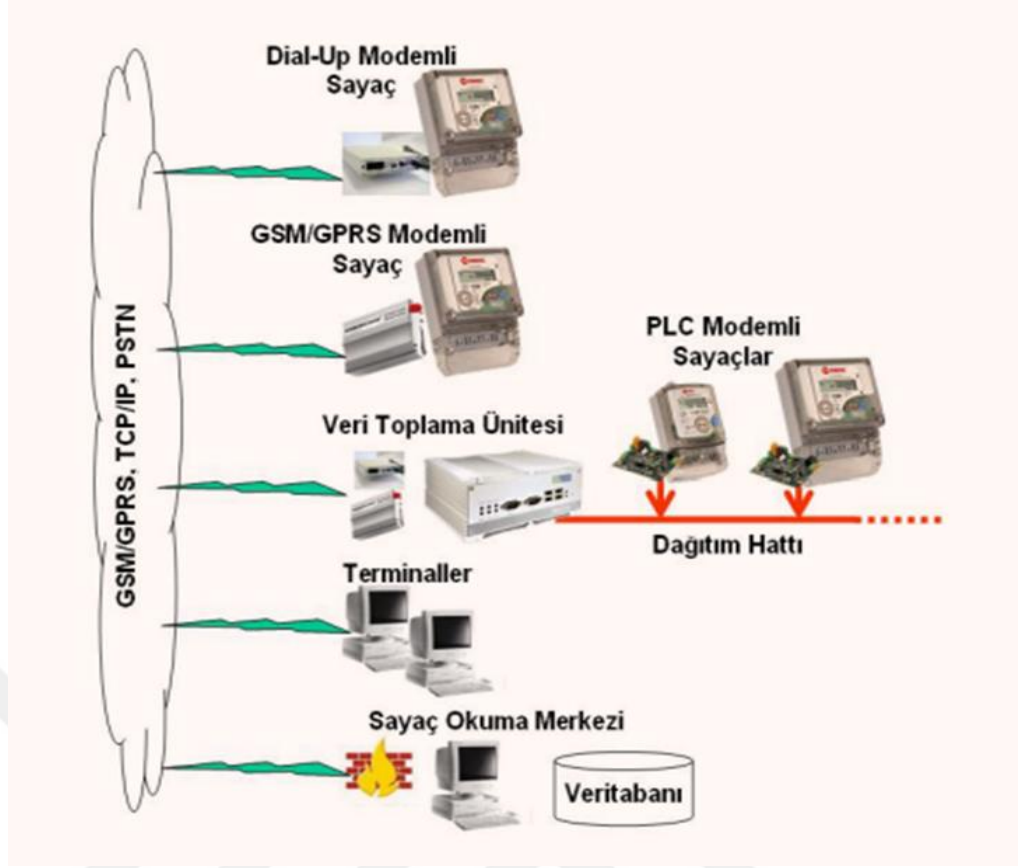
Enerji şebekelerinin güvenliği sadece siber tehditlerle değil aynı zamanda doğal afetlere, kesintilere ve fiziksel zararlara karşı korunması gerekmektedir. Bu acil durum planlarının geliştirilmesi ve uygulanmasını gerektirmektedir.

Akıllı şebekelerin enerji kaynaklarını daha verimli kullanması geleneksel enerji üreticileri ve dağıtıcıları üzerinde ekonomik baskı oluşturabilmektedir. Bu nedenle enerji sektöründe iş modeli değişiklikleri ve rekabetin artması gibi zorluklar ortaya çıkabilmektedir.

Akıllı şebekelerin geliştirilmesi ve uygulanması enerji şirketleri, hükümetler ve toplumlar için önemli bir dönüşümü temsil ederken bu zorluklarla başa çıkma konusunda ciddi bir çaba ve iş birliği gerektirmektedir.

1.4. Akıllı Sayaçlar

Akıllı sayaçlar elektrik enerjisi tüketiminin daha hassas ve verimli bir şekilde ölçülmesini sağlayan cihazlardır (Yarat & Orman, 2023a). Bu cihazlar geleneksel mekanik sayaçların yerine daha modern bir teknolojiyi temsil etmektedirler. İşleyişleri çift yönlü iletişim yetenekleri sayesinde enerji şirketleri ile sürekli bağlantıda olmalarına dayanmaktadır. Bu da tüketim verilerinin uzaktan okunmasını ve hızlı arıza tespitini mümkün kılmaktadır. Akıllı sayaçlar geleneksel sayaçlara göre daha hassas ölçümler yapabilmekte ve bu verileri sayısal olarak işleyerek saklamaktadır. Bu tüketicilere enerji tüketimlerini daha ayrıntılı bir şekilde inceleme ve enerji yönetimini optimize etme imkânı sunmaktadır.



Şekil 1.5. Akıllı sayaç okuma sistemi (Usta et al., 2008)

Ayrıca bu cihazlar enerji şirketlerine zaman tabanlı fiyatlandırma ve talep yönetimi stratejilerini uygulama yeteneği kazandırmaktadır. Akıllı sayaçlar ayrıca enerji şebekelerinin daha güvenli ve sürdürülebilir bir şekilde yönetilmesine katkıda bulunurken siber güvenlik önlemleri ile enerji verilerinin güvenliğini sağlama görevini de üstlenmektedirler. Bu sayede enerji sektöründe verimlilik artar ve daha bilinçli bir enerji tüketimi teşvik etmektedir.

1.5. Yerde Üretim-Tüketim Sistemlerinde Güç Tahmini

Yerde üretim ve tüketim sistemlerinde güç tahmini bu sistemlerin başarılı ve verimli bir şekilde çalışması için hayati bir öneme sahiptir. Bu tahminler genellikle güneş panelleri, rüzgâr türbinleri ve diğer yenilenebilir enerji kaynaklarından gelen enerjinin üretimini düzenlemek, enerji tüketimi ve üretimi arasındaki dengeyi kurmak ve enerji verimliliğini artırmak amacıyla kullanılmaktadır. Bu önemli konsept birçok fayda sunmaktadır. Bu çıktılar aşağıda detaylı bir şekilde ele alınmıştır.

1.5.1. Sistem İstikrarı ve Güç Yönetimi

Güç tahminleri, yerinde üretim ve tüketim sistemlerinin enerji üretimi ve tüketimi arasındaki hassas dengeyi kurmasına yardımcı olur. Bu, enerji akışını düzenler, ani enerji dalgalanmalarını önler ve böylece sistem istikrarını sağlar. Aynı zamanda enerji yönetimi konusunda bir kılavuz görevi görür, böylece tüketiciler ve enerji sağlayıcıları enerji tüketimini optimize edebilirler. Bu da daha az enerji atılmasına, daha düşük maliyetlere ve daha sürdürülebilir bir enerji altyapısına yol açar.

1.5.2. Enerji depolama ve Yedek Planlama

Güç tahminleri yerinde üretim ve tüketim sistemlerinin enerji üretimi ve tüketimi arasındaki hassas dengeyi kurmasına yardımcı olmaktadır. Bu enerji akışını düzenlemekte, ani enerji dalgalanmalarını önlemekte ve böylece sistem istikrarını sağlanmasına olanak sağlamaktadır. Aynı zamanda enerji yönetimi konusunda bir kılavuz görevi görmektedir. Böylece tüketiciler ve enerji sağlayıcıları enerji tüketimini optimize edebilmektedirler. Bu da daha az enerji atılmasına, daha düşük maliyetlere ve daha sürdürülebilir bir enerji altyapısına imkân sağlamaktadır.

1.5.3. Verimlilik ve Maliyet Tasarrufu

Güç tahminleri enerji üretimini ve tüketimini daha verimli hale getirmektedir. Bu durum enerji maliyetlerini azaltmakta ve enerji tüketiminin çevresel etkilerini minimize etmektedir. Ayrıca enerji şirketleri ve tüketiciler için enerji verimliliğini artırmak ve enerjiyi daha akılcıca kullanmak için rehberlik sağlamaktadır. Bu da enerji altyapısının daha sürdürülebilir ve ekonomik olmasına katkıda bulunmaktadır.

1.5.4. Yatırım ve Kapasite Planlaması

Güç tahminleri yerinde üretim ve tüketim sistemlerinin tasarımı ve planlamasında kritik bir rol oynamaktadır. Bu tahminler enerji üretim kapasitesinin ihtiyaca uygun bir şekilde ölçeklenmesine ve gereksiz maliyetlerin önlenmesine yardımcı olmaktadır. Aynı zamanda enerji altyapısının geleceğe yönelik gereksinimlere uygun hale getirilmesini desteklemektedir.

1.5.5. Veri Analizi ve Yapay Zekâ

Güç tahminleri için veri toplama ve analiz süreçleri yapay zekâ ve veri analitiği teknikleri ile entegre edilmektedir. Bu durum daha doğru tahminlerin yapılmasını sağlamakta ve sistemlerin sürekli olarak optimize edilmesini mümkün kılmaktadır. Veri analizi ve yapay zekanın kullanımı sayesinde daha kesin ve güvenilir tahminlerin elde edilmesini sağlanmaktadır.

Sonuç olarak yerinde üretim ve tüketim sistemlerinde güç tahmini enerji üretimi ve tüketimi arasındaki dengeyi sağlama, enerji verimliliğini artırma ve enerji altyapısını optimize etme konusunda vazgeçilmez bir araçtır. Bu tahminler enerji tüketimi ve üretimi arasındaki dengeyi sağlamak suretiyle daha verimli ve sürdürülebilir bir enerji altyapısının oluşturulmasına katkıda bulunmaktadır.

2. KAYNAK ARAŞTIRMASI

Elektrik şirketleri için kısa dönemde enerji talebini öngörmek, hayati bir unsurdur. İşletmelerin birçoğu, kararlarını bu kısa dönem tahminlere dayandırmaktadır. Bu tahminlerin isabeti, işletme maliyetlerinde büyük tasarruflara ve sistem güvenilirliğinin artmasına neden olmaktadır. Literatürde, birçok kısa vadeli yük tahminini gerçekleştirmeye veya geliştirmeye yönelik teknik ve yaklaşım bulunmaktadır. Bir dizi yaklaşım, belirli güç sistemleri veya belirli coğrafi bölgelerde iyi çalışırken, bazıları elektrik yükü talebinin doğası nedeniyle diğer bazı sistemlerde başarısız olmaktadır. Tahminleme karmaşıktır, doğrusal değildir. Hava durumuna, mevsimsel ve sosyal faktörlere bağlıdır (Kyriakides & Polycarpou, 2007).

Elektrik yükü tahminleri çeşitli zaman dilimlerine göre sınıflandırılabilir: kısa vadeli, orta vadeli ve uzun vadeli tahminler. Bu üç tür tahmin, güç kaynağı işletimi, ekonomisi ve güvenliği açısından farklı önem taşıdığından, elektrik şirketlerinin her üç tahmin türünü de yapması gerekmektedir.

2.1. Kısa Dönem Yük Tahmini

Kısa vadeli yük tahmini (KVYT), bir saatten bir haftaya kadar olan süreyi kapsamaktadır. Günlük operasyonlarda hidrotermal koordinasyon, serbest piyasalarda enerji işlemlerinin planlanması, yeni ünitelerin devreye alınma zamanlarının belirlenmesi, yük akışı analizi ve güç sistemi güvenliği gibi pek çok alanda kullanılmaktadır. KVYT, Enerji Yönetim Sistemleri'nin (EYS) önemli bir bileşeni olup, yük akışı ve beklenmedik durum analizi için girdi verileri sağlamaktadır (Papalexopoulos et al., 1994). Genellikle KVYT için üç ana girdi değişkeni kategorisi kullanılır: mevsimsel girdi değişkenleri (klima ve ısıtma ünitelerinden kaynaklanan yük değişimleri), hava tahmini değişkenleri (sıcaklık, nem, rüzgâr ve bulut örtüsü) ve geçmiş veriler (saatlik yükler önceki saatler, tarihler ve aynı günlerin önceki haftaları).

Aqdas ve arkadaşları (Naz et al., 2019), akıllı şebekelerde gelişmiş ekstrem öğrenme makinesi optimizasyonu kullanılarak kısa dönemli elektrik yükü ve fiyat tahmini çalışması yapmışlardır. Bu çalışma için 2 farklı teknik kullanmışlardır. İlk teknik Geliştirilmiş Lojistik Regresyon (ELR), ikinci teknik ise Geliştirilmiş Tekrarlayan Ekstrem Öğrenme Makinesi (ERELM)'dir. Yapılan çalışmaların sonuçları, önerilen tekniklerin kıyaslama programlarından daha iyi performans gösterdiğini göstermektedir.

Beerish Khan ve arkadaşları yaptıkları çalışmada, geliştirilmiş evrimsel sinir ağına dayalı kısa vadeli yük ve fiyat tahmini üzerine çalışma yapmışlardır (Khan et al., 2020). Bu çalışma, akıllı şebekedeki iki ana konuya, yani doğru yük ve fiyat tahmini üzerine odaklanmaktadır. Çalışma sonucunda yüksek doğruluk elde etmişlerdir.

Muhammed Talha ve arkadaşları (Islam & Javaid, n.d.), gelişmiş MLP kullanılarak akıllı şebekelerde kısa vadeli elektrik yükü ve fiyat tahmini için veri analitiği üzerine çalışma yapmışlardır. Bu çalışmada elektrik yükünü tahmin etmek için destek vektör optimizasyonunu (SVO) üç süper parametrenin (çekirdek parametreleri, maliyet cezası parametreleri ve teşvik kaybı fonksiyonu parametreleri ve çok katmanlı algılayıcılar (MLP)) kaybıyla ayarlanmıştır. Önerilen çerçeve, değerlendirme için umass Smart* verilerini kullanılmıştır. Simülasyon sonucu, geliştirilmiş MLP'nin doğruluğunun orta yürütme süresiyle yük için %86,8 ve fiyat için %74,75 olduğunu göstermektedir.

Maryam imani ve arkadaşları (Imani, 2021), konut yükü tahmini üzerine bir çalışma yapmışlardır. Bu çalışma, doğrusal olmayan bir ilişki çıkarma (NRE) yöntemi önermektedir. NRE, her saatlik yük değerinin aynı haftanın ve önceki haftanın önceki, aynı ve sonraki günlerinde geçmiş, şimdiki ve gelecekteki saatlerin yük değerleriyle çevrelendiği bir yük küpü elde eder. Daha sonra yük değerleri arasındaki doğrusal olmayan ilişkileri çıkarmak için evrimsel bir sinir ağı (CNN) kullanır. Ayrıca bir haftanın saatlik yük ve sıcaklık değerlerinden yük-sıcaklık küpü oluşturur. Başka bir CNN, gizli doğrusal olmayan yük-sıcaklık özelliklerini öğrenmek için yük-sıcaklık küpleri kullanılarak eğitir. Çıkarılan özellikler, yük tahmini için bir destek vektör regresyonuna (SVR) verilir. Tahmin sonuçları, önerilen yöntemin birçok seçkin tahminciyle karşılaştırıldığında üstün performansını göstermektedir.

Ömer Faruk Ertuğrul ve arkadaşları (Ertuğrul et al., 2021), Akıllı şebekeye bağlı binalarda kısa vadeli şebeke elektrik yükünün tahmininde yeni bir regresyon yöntemi konulu bir çalışma yapmışlardır. Bu çalışmada doğrusal regresyonu temel alan tekrarlayan doğrusal regresyon yöntemi (R-LR) önerilmiştir. Önerilen yöntemin başarısını doğrulamak için 59 farklı veri kümesinin her birinde doğrusal regresyon (LR) ve aşırı öğrenme makinesi (ELM) yöntemleri kullanılmıştır. 59 farklı konut binası akıllı sayaç veri setine uygulanan elde edilen sonuçlar, sıfır bölme hatasını ortadan kaldırmak için bu çalışmada önerilen düşük kök ortalama kare hatası ve düzeltilmiş simetrik ortalama mutlak yüzde hatası değerlerinin R- ile elde edildiğini göstermiştir.

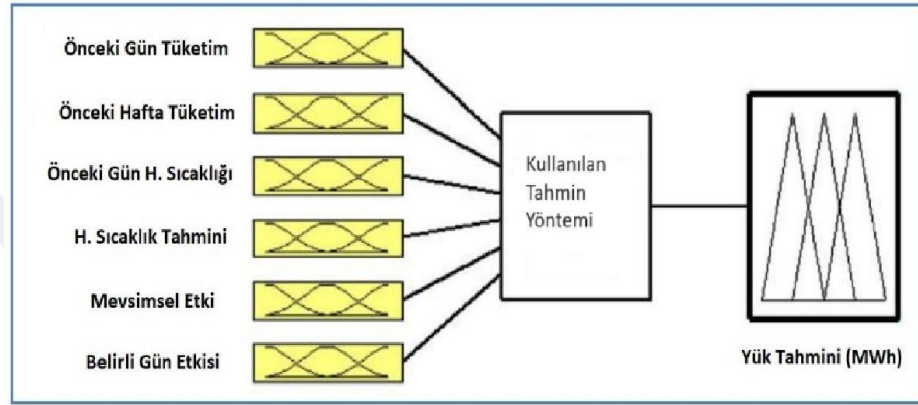
Tablo 2.1. Literatürde yapılan elektrik yük tahmini çalışmaları

Yazar	Kullanılan Veri Seti	Tarih	Tahmin Tipi	Kullanılan Yöntemler
Naz ve arkadaşları	- UMass - UCI	2019	Kısa Dönem Yük Tahmini	- ERELM - ELR
Beerish Khan ve arkadaşları	UMass	2020	Kısa Dönem Yük Tahmini	- Evrimsel sinir ağları - CNN - MLP - RF
Muhammed Talha ve arkadaşları	UMass	2018	Kısa Dönem Yük Tahmini	- SVO - MLP
Jain ve Satish		2008	Kısa Dönem Yük Tahmini	Destek Vektör Makineleri (SVM)
Maryam imani ve arkadaşları	- UMass - AMPds	2009	Kısa ve Uzun Dönem Yük Tahmini	YSA
Ömer Faruk Ertuğrul ve arkadaşları	UMass	2020	Kısa Dönem Yük Tahmini	- LR - ELM

2.2. Orta Dönem Yük Tahmini

Orta dönem yük tahmini, bir işletmenin veya bir sistemin gelecekteki talebini anlamak ve öngörmek için yapılan bir analiz sürecidir. Bu tahminler, işletmelerin kaynakları, envanter yönetimi, iş gücü planlaması ve genel stratejik kararlar gibi bir dizi alanı etkilemektedir. Orta dönem yük tahmini, genellikle birkaç haftadan birkaç aya kadar olan zaman dilimlerini kapsar ve doğru bir şekilde yapılması, işletmelerin etkinliklerini optimize etmelerine yardımcı olmaktadır.

Orta dönem yük tahmininin başarılı olabilmesi için çeşitli faktörler göz önünde bulundurulmalıdır (Amjady & Keynia, 2008). Bunlar arasında geçmiş verilerin analizi, trendlerin ve mevsimselliklerin dikkate alınması, pazar değişkenleri, talep artışı veya azalışı, ekonomik koşullar, rekabet ve hatta küresel olaylar gibi dış etkenlerin değerlendirilmesi yer almaktadır. Bu tahminlerin yapılmasında kullanılan yöntemler arasında istatistiksel analizler, zaman serisi modelleri, regresyon analizleri ve makine öğrenimi teknikleri bulunabilir. Bunlar, geçmiş verilerden öğrenme ve gelecekteki talebi tahmin etme konusunda yardımcı olmaktadır.

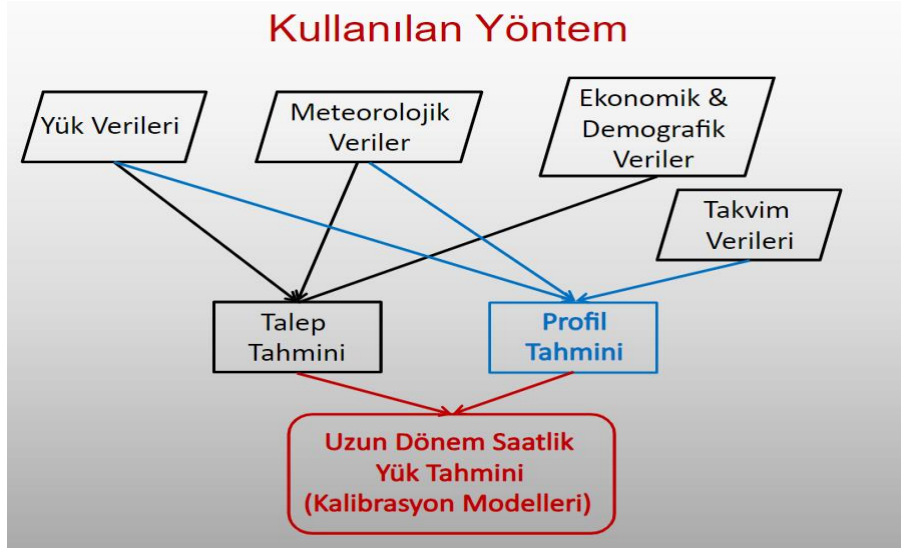


Şekil 2.1. Orta dönem yük tahmini şeması (Volkan ATEŞ, 2019)

Orta dönem yük tahmini, bir işletmenin verimliliğini artırmak için kritik bir rol oynamaktadır (Amjady & Keynia, 2008). Doğru tahminler, envanterin etkin yönetilmesine, talep karşılamada daha iyi bir planlama yapılmasına ve iş gücünün verimli bir şekilde kullanılmasına olanak tanımaktadır. Ancak, her tahmin yönteminin kendi kısıtlamaları ve belirsizlikleri vardır ve bu nedenle tahminlerin her zaman %100 doğru olması garanti değildir (Rai & De, 2021). Bu süreçte önemli olan, işletmenin ihtiyaçlarına uygun en uygun tahmin yöntemlerini belirlemek ve bu tahminleri sürekli olarak gözden geçirerek gerekirse revize etmektir. Ayrıca, esneklik ve uyum yeteneği de işletmelerin tahmin hataları veya beklenmeyen değişikliklerle başa çıkmasına yardımcı olmaktadır. Orta dönem yük tahmini, işletmelerin stratejik planlama süreçlerinde önemli bir rol oynamakta ve doğru bir şekilde uygulandığında işletmelerin rekabet avantajı elde etmesine yardımcı olmaktadır. Ancak, her zaman hatırlanması gereken bir gerçek değişkenliğin ve belirsizliğin varlığıdır, bu nedenle tahminler bir nevi olasılık oyunudur ve kesinlikle yönlendirici bir rehber olarak kullanılmalıdır (Kuster et al., 2017).

2.3. Uzun Dönem Yük Tahmini

Uzun dönem yük tahmini, bir işletmenin veya sistemin gelecekteki talebini belirlemek için daha geniş bir zaman çerçevesinde yapılan bir analiz sürecidir (Singh et al., 2012). Bu tahminler, genellikle birkaç yıldan on yıla kadar olan zaman dilimlerini kapsamakta ve işletmelerin stratejik planlamalarını, büyüme hedeflerini ve kaynak yönetimini etkilemektedir. Uzun dönem yük tahmini yapılırken, birçok değişken göz önünde bulundurulmalıdır (Kuster et al., 2017b). Bunlar arasında demografik değişimler, teknolojik gelişmeler, ekonomik trendler, pazar eğilimleri, tüketici davranışları, hükümet politikaları ve endüstriyel dönüşümler gibi faktörler yer almaktadır. Bu faktörlerin bir araya getirilmesi ve analiz edilmesi, uzun vadeli tahminlerin doğruluğunu etkilemektedir. Uzun dönem yük tahminlerinin yapılması, işletmeler için stratejik karar alma sürecinin temel bir parçasıdır. Örneğin, bir üretim şirketi için uzun dönemde talebin artması veya azalması bekleniyorsa, üretim kapasitesini artırmak veya azaltmak gibi büyük yatırım kararları alınabilmektedir. Benzer şekilde, bir perakende işletmesi, uzun dönemdeki talep artışını göz önünde bulundurarak mağaza açılışları veya kapanışları gibi stratejik kararlar alabilmektedir.



Şekil 2.2. Yük tahmini ile ilgili görsel (V-Forecast - , n.d.)

Uzun dönem yük tahminlerinde genellikle karmaşık modelleme teknikleri ve gelecekteki olayları öngörmek için senaryo analizleri gibi daha sofistike yaklaşımlar

kullanılmaktadır (Kuster et al., 2017c; Singh et al., 2012). Bu tahminlerde kullanılan yöntemler arasında ekonometrik modeller, yapay zekâ tabanlı tahminleme, trend analizleri ve uzun vadeli planlama teknikleri bulunmaktadır. Bu tür tahminlerin önemli bir özelliği belirsizliklerin daha fazla olduğu bir zaman dilimini kapsamasıdır. Bu nedenle, uzun dönem tahminler genellikle daha geniş bir marjla yapılmakta ve daha büyük belirsizliklerle karşı karşıya kalınmaktadır. Bu durum, stratejik planlama sürecinde esneklik ve uyum kabiliyetinin önemini vurgulamaktadır.

Uzun dönem yük tahmini, işletmelerin sadece geleceği tahmin etmekle kalmayıp, aynı zamanda değişen koşullara uyum sağlamalarına ve rekabet avantajı elde etmelerine yardımcı olmaktadır. Ancak, her tahminde olduğu gibi, bu tahminler de belirli bir düzeyde yanılabilirlikte ve değişkenlik gösterebilmektedir (Kuster et al., 2017b). Bu nedenle, sürekli olarak güncellenmeli ve revize edilmelidirler. Sonuç olarak, uzun dönem yük tahmini, işletmelerin stratejik planlama sürecinde kritik bir rol oynamaktadır. Ancak, bu tahminlerin karmaşıklığı ve belirsizliklerle dolu olması, işletmelerin karar alma sürecinde daha geniş bir bakış açısıyla hareket etmelerini ve esnekliklerini korumalarını gerektirmektedir.

2.4. Derin Öğrenme ve GRU'nun Elektrik Yük Tahminlerinde kullanımı

Elektrik yükü tahmini, enerji şirketleri ve ağ operatörleri için hayati öneme sahiptir. Bu tahminler, gelecekteki elektrik talebini öngörerek enerji üretimi planlaması ve dağıtımı için kritik kararlar alınmasına yardımcı olmaktadır. Derin öğrenme teknikleri, özellikle de Gated Recurrent Units (GRU'lar), bu tahminlerde zaman serisi verilerinin analizinde etkili bir şekilde kullanılabilmektedir (Kumar et al., 2018).

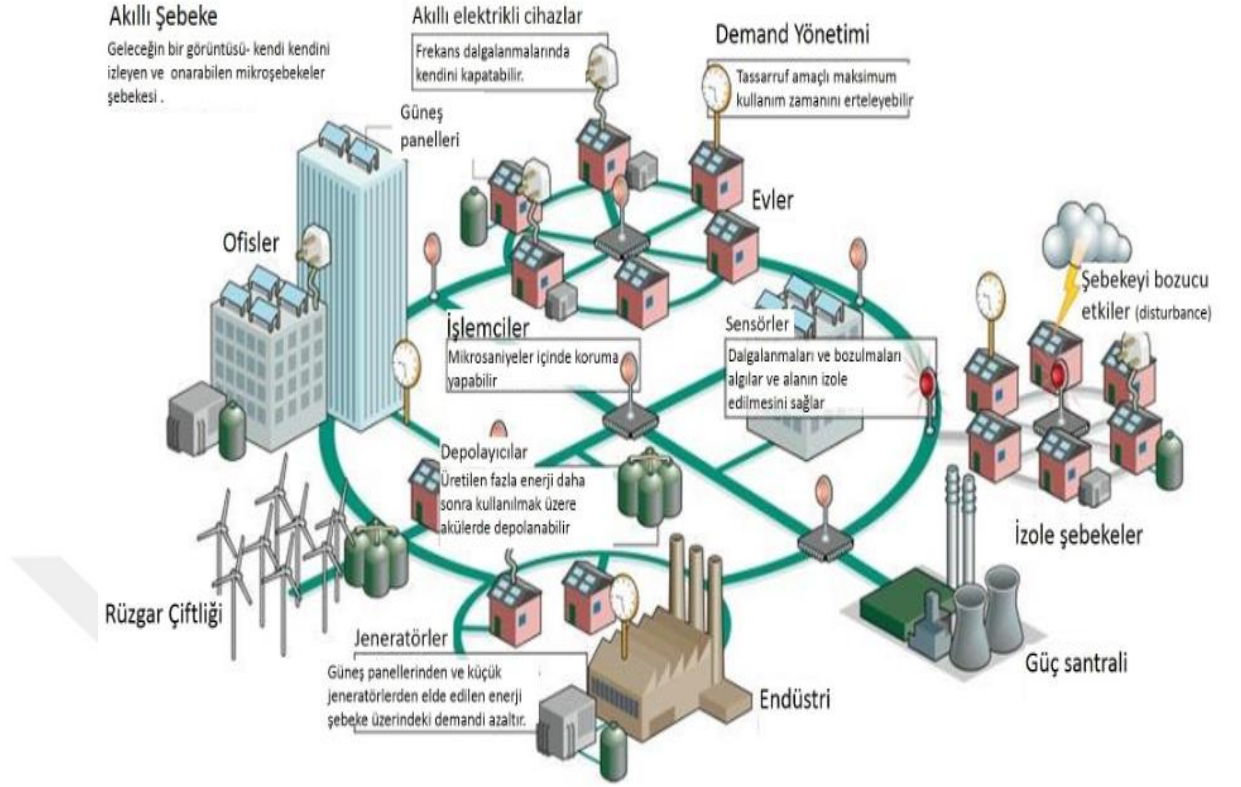
GRU'lar, zaman serisi verileri işlemek için özellikle etkili olan bir tür tekrarlayan sinir ağıdır (Yuan et al., 2018). Elektrik yükü tahmininde kullanıldığında, geçmiş elektrik tüketimi verilerini kullanarak gelecekteki talebi öngörmeye çalışmaktadırlar. Örneğin, bir elektrik şebekesindeki günlük tüketim verilerini ele alalım. Bu veriler, belirli bir günün tüketimini, o günün haftanın hangi gününe denk geldiğini, tatil günleri olup olmadığını ve hava durumu gibi faktörleri içerebilmektedir. GRU'lar, bu verileri analiz ederek belirli bir günün tüketimini öngörmeye çalışırken, mevsimsellik, haftalık desenler ve özel günler gibi zaman içinde tekrarlanan kalıpları algılayabilmektedirler. Örneğin, yaz aylarında genellikle artan bir elektrik tüketimi olabilir ve bunu tahmin etmek için GRU'lar geçmiş

yaz aylarının verilerini dikkate alabilmektedir. Ayrıca, hafta içi ve hafta sonu tüketim desenleri arasındaki farkları da belirleyebilirler.

Bir örnek üzerinden gidersek, GRU tabanlı bir model, geçmiş haftalara veya aylara dayanarak bir tatil gününde beklenen elektrik tüketimini öngörebilmektedirler. Bu tahminler, enerji şirketlerinin enerji üretimini planlama sürecinde büyük önem taşımaktadır. Eğer bir tatil gününde beklenenden daha fazla talep olacağı öngörülüyorsa, enerji üretim kapasitesi buna göre ayarlanabilmekte ve ağ operatörleri elektrik dağıtımını bu talebe göre düzenlenebilmektedir. Bu şekilde, GRU'lar zaman serisi verilerindeki karmaşıklığı ele alabilmekte ve elektrik yükü tahmininde faydalı öngörüler sağlayabilmektedirler. Bu tahminler, enerji şirketlerinin verimliliğini artırmak, ağların stabilitesini sağlamak ve kaynakları daha etkin kullanmak için kritik bir rol oynamaktadır.

3. AKILLI ŞEBEKELER

Akıllı şebekeler günümüz enerji altyapısında, geleneksel şebekelere göre daha sofistike bir yapıyı ifade etmektedir. Bu şebekeler, gelişmiş iletişim ve bilgi teknolojileri (BT) ile donatılmış, enerji üretiminden tüketimine kadar olan süreci optimize etmeye yönelik tasarlanmış sistemlerdir. Akıllı şebekeler, elektrik üretimindeki, iletimindeki ve tüketimindeki verimliliği artırmak, aynı zamanda sürdürülebilirlik ve güvenilirlik konularında iyileştirmeler sağlamak üzere geliştirilmiştir (Palensky & Kupzog, 2013). Bu şebekelerde, geleneksel şebekelerden farklı olarak daha fazla sayıda akıllı cihaz, sensör, kontrol mekanizması ve iletişim ağı bulunmaktadır. Bu bileşenler, şebeke üzerindeki enerji akışını daha iyi yönetmeye, kullanıcıların enerji tüketim alışkanlıklarını anlamaya ve şebeke operasyonlarını optimize etmeye yardımcı olmaktadır.



Şekil 3.1. Akıllı şebekelerinin özellikleri

Akıllı şebekelerde en temel bileşenlerden biri, akıllı ölçüm sistemleridir. Bu sistemler, geleneksel elektrik sayaçlarının yerini alır ve tüketicilerin enerji tüketimini daha detaylı bir şekilde ölçmeyi sağlamaktadır. Bu sistemler, yüksek teknolojiye sahip sensörler aracılığıyla anlık veri toplamakta ve iletişim ağlarıyla şebeke kontrol merkezlerine aktarılmaktadır. Bu sayede tüketiciler, tüketim alışkanlıkları hakkında detaylı geri bildirim alabilmekte ve enerji tasarrufu yapma konusunda bilinçlenebilmektedirler. Aynı zamanda, enerji dağıtım şirketleri için daha hassas ve anlık veri toplama imkanı sunarak şebeke performansını izlemek ve yönetmek için önemli bir araç oluşturmaktadır. Uzaktan erişim özelliği sayesinde sayaç okuma işlemleri daha kolaylaşmakta ve insan kaynaklarından tasarruf sağlamaktadır. Ayrıca, akıllı şebekeler yenilenebilir enerji kaynaklarının entegrasyonunu desteklemektedir (Hossain et al., 2016).

Akıllı şebekeler, yenilenebilir enerji kaynaklarının entegrasyonunu desteklemektedir. Güneş, rüzgâr, hidroelektrik gibi farklı yenilenebilir enerji kaynakları, şebekenin daha dengeli ve sürdürülebilir bir yapıya kavuşmasını sağlamaktadır. Bu

kaynakların etkin bir şekilde yönetilmesi ve kullanılması, enerji verimliliği ve çevresel sürdürülebilirlik açısından büyük önem taşımaktadır. Akıllı şebekeler, bu enerji kaynaklarının şebekeye entegrasyonu ve yönetimi konusunda daha esnek ve verimli bir altyapı sunmaktadır. Bununla birlikte, çift yönlü iletişim ve enerji akışı da akıllı şebekelerin önemli özelliklerindendir. Akıllı şebekeler, tüketicilerin sadece enerji tüketmekle kalmayıp aynı zamanda enerji üretebildiği bir yapıyı desteklemektedir. Bu, tüketicilerin evlerinde güneş panelleri, rüzgâr türbinleri gibi kaynaklar kullanarak fazla enerjiyi şebekeye satabilmelerini sağlamaktadır. Şebekenin her iki yönde enerji alışverişi yapabilmesi, enerji üreticileri ve tüketicileri arasında daha etkin bir iletişimi mümkün kılmaktadır. Bu iletişim sayesinde, şebekenin daha dengeli ve verimli çalışması, tüketici taleplerine hızlı yanıt verebilmesi sağlanmaktadır.



Şekil 3.2. Akıllı şebekeler (The Role Of IoT In Smart Grid Tech - Intuz, n.d.)

Akıllı şebekeler ayrıca otomasyon ve uzaktan kontrol imkanları sunmaktadır. Bu sayede, arızaların hızlı bir şekilde tespit edilmesi ve giderilmesi, enerji kesintilerinin süresinin azaltılması hedeflenmektedir (Zeynal et al., 2014). Uzaktan kontrol yetenekleri sayesinde, şebeke yöneticileri şebekenin farklı noktalarını anlık olarak izleyebilir ve gerekli müdahaleleri yapabilirler. Otomasyon, enerji akışını optimize ederek kaynakların

daha verimli kullanılmasını sağlamakta ve şebeke performansını iyileştirmektedir. Ayrıca, uzaktan kontrol ile tüketicilerin enerji tüketimini belirli zaman dilimlerine göre yönetmeleri için olanak sağlanmakta, böylece zaman ve maliyet tasarrufu sağlanmaktadır.

3.1. Akıllı Sayaçlar

Akıllı sayaçlar, elektrik tüketimini ölçmek ve izlemek için geleneksel sayaçların yerini alarak, enerji sektöründe bir dönüşüm sağlayan teknolojik cihazlardır (Bayındır & Demirtaş, 2014). Bu sayaçlar, tüketicilere daha detaylı, anlık ve gerçek zamanlı bilgi sunarak, elektrik kullanımını daha etkin bir şekilde izleme imkânı sağlamaktadırlar. Yüksek teknolojiyle donatılmış olan akıllı sayaçlar, geleneksel sayaçlara kıyasla daha geniş veri toplama kapasitesine sahip olmalarıyla dikkat çekerler; bu sayede, tüketim desenleri, saatlik veya daha kısa aralıklarla kaydedilebilir, böylece tüketicilerin enerji kullanım alışkanlıkları daha detaylı bir şekilde analiz edilebilir.



Şekil 3.3. Akıllı sayaçlar

Bunun yanı sıra, akıllı sayaçlar uzaktan erişim ve okuma özellikleri sunarlar, bu da sayaç verilerine kolay ve hızlı bir şekilde erişilebilmesini sağlamakta ve insan kaynaklarından tasarruf edilmesine olanak tanımaktadırlar. Gerçek zamanlı bilgi sunumu kabiliyeti sayesinde tüketicilere anlık tüketim bilgilerini aktarmakta, böylece tüketicilerin enerji kullanımını kontrol etmelerine ve enerji tasarrufu yapmalarına yardımcı olmaktadır. Ayrıca, akıllı sayaçlar hatalı veya arızalı durumları otomatik olarak tespit edebilirler, bu da arızaların hızlı bir şekilde çözülmesine ve kesinti sürelerinin azaltılmasına yardımcı olmaktadır. Akıllı sayaçlar, faturalandırma süreçlerini daha adil ve esnek hale getirerek tüketicilere dostça bir fatura deneyimi sunmaktadır. Veri güvenliği ve gizliliği konusunda yüksek standartlara sahip olarak, tüketici verilerinin korunması ve izinsiz erişimlere karşı güvenlik önlemlerinin alınması bu sayaçların önemli öncelikleri arasındadır. Tüm bu özellikler, akıllı sayaçların geleneksel sayaçlara kıyasla daha işlevsel, verimli ve kullanıcı dostu bir yapıya sahip olmalarını sağlamakta, bu da enerji sektöründe dijital dönüşümün ve enerji yönetiminin daha etkin bir şekilde gerçekleştirilmesine olanak tanımaktadır.

3.2. Akıllı Sayaç Değerlerinin Yapay Zekâ İle Analizi

Akıllı sayaçlar, geleneksel sayaçlardan farklı olarak elektrik tüketimini daha ayrıntılı ve sık periyotlarla ölçebilen cihazlardır. Bu cihazlar, evlerden endüstriyel tesislere kadar çeşitli yerlerde kullanılmaktadır. Akıllı sayaçlar, tüketim verilerini daha sık periyotlarla kaydedebilir ve bu verilerin analizi yapay zekâ (AI) teknikleriyle gerçekleştirilebilmektedir.

Yapay zekanın akıllı sayaç verilerini analiz etmedeki rolü oldukça geniştir. Aşağıda bu avantajlardan bazılarını açıkladık:

3.2.1. Tüketim Öngörülleri

Yapay zekâ modelleri, akıllı sayaçlardan elde edilen verileri kullanarak gelecekteki enerji tüketimini öngörebilmektedir (Omitaomu & Niu, 2021). Bu, enerji üreticileri ve dağıtıcıları için planlama yaparken oldukça önemlidir. Yapay zekâ, tüketim modellerini analiz ederek talep artışları veya azalışları hakkında tahminlerde bulunmaktadır.

3.2.2. Anomalilerin Tespiti

Akıllı sayaçlar tarafından sürekli olarak toplanan veriler, yapay zekâ algoritmalarıyla incelenmektedir (Yarat & Orman, 2023b). Bu analizler sayesinde, beklenmeyen durumlar veya anormal tüketim desenleri hızla tespit edilebilmektedir. Örneğin, bir evde normal saatte olmayan yüksek elektrik tüketimi, potansiyel bir arıza veya hırsızlık belirtisi olabilmektedir.

3.2.3. Verimlilik Analizi

Yapay zekâ, tüketim verilerini kullanarak enerji kullanımının optimizasyonu için önerilerde bulunabilmektedir (Ali & Choi, 2020). Bu, enerji verimliliğini artırmak ve maliyetleri düşürmek için fırsatlar sunabilmektedir. Örneğin, belirli saatlerde fazla enerji tüketimi oluyorsa, yapay zekâ sistemleri daha verimli kullanım için öneriler sunabilmektedir.

3.2.4. Kişiselleştirilmiş Hizmetler

Yapay zekâ analizi, bireysel kullanıcıların tüketim alışkanlıklarını anlayarak kişiselleştirilmiş enerji kullanımıyla ilgili öneriler sunabilmektedir (Ali & Choi, 2020). Bu, kullanıcıların enerji tasarrufu yapmalarına ve maliyetlerini düşürmelerine yardımcı olabilmektedir.

3.2.5. Veri Yoğun İşleme

Akıllı sayaçlardan elde edilen veriler genellikle büyük miktarda olabilmektedir (Omitaomu & Niu, 2021). Yapay zekâ ve makine öğrenimi algoritmaları, bu büyük veri kümelerini hızlı bir şekilde analiz edebilir ve önemli desenleri veya ilişkileri ortaya çıkarabilmektedir.

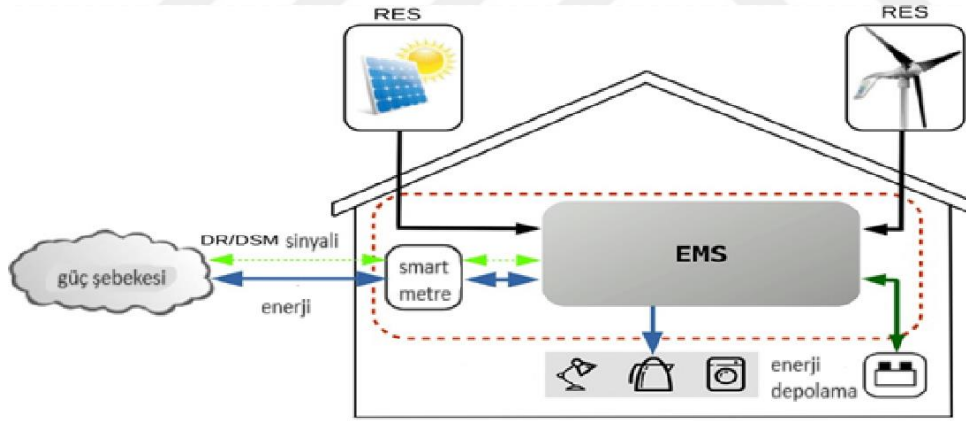
Sonuç olarak, yapay zekâ ve akıllı sayaçlar, enerji sektöründe verimliliği arttırmakta, kesintileri azaltmakta, kaynakları daha etkin kullanmakta ve kullanıcıların enerji tüketimini daha iyi yönetmelerine yardımcı olmaktadır. Bu teknolojilerin bir araya gelmesi, enerji sektöründe büyük bir dönüşüm sağlamaktadır.

4. MATERYAL VE YÖNTEM

Bu çalışmada üç evden alınan yüksek çözünürlüklü bir veri seti olan UMass Smart* Ev veri seti kullanılmıştır. Ayrıca yöntem olarak ise GRU (Geçitli Tekrarlayan Birim) yöntemi kullanılmıştır. Veri setinin özellikleri ve GRU'un özellikleri aşağıdaki gibidir.

4.1. UMass Smart* Ev Veri Kümesi

Bu çalışmada, UMass Smart Ev Veri Seti olarak adlandırılan yüksek çözünürlüklü veri setini kullanmış bulunuyoruz. Bu veri seti, üç farklı evde toplanan birçok sensörden çok sayıda veri toplamayı hedefleyen bir dağıtılmış veri setidir (Barker et al., 2012). Öncelikle her bir evin kısa bir tanıtımını yaparak, hangi sensörlerin hangi evlerde kullanıldığını özetlemek istiyoruz. Belirtmek gerekir ki evlerin tam konumları veri gizliliği nedeniyle açıklanmamıştır, ancak hepsinin Batı Massachusetts bölgesinde olduğu bilinmektedir.



Şekil 4.1. Benzer bir ev üretim-tüketim şeması

4.1.1. HomeA (EvA)

Ev A, iki katlı ve 1700 metrekarelik bir evdir ve üç tam zamanlı sakini bulunmaktadır. Evde sekiz oda vardır, ana katta oturma odası, yatak odası, mutfak ve banyo bulunurken, ikinci katta iki yatak odası ve bir banyo mevcuttur. Bu evde merkezi klima bulunmamaktadır, yaz aylarında sakinler üç pencereli klima ünitelerini

kullanmaktadır. Isıtma sistemi doğal gaz ile çalışır. Ayrıca, elektrikli kurutucu, çamaşır makinesi, ısı geri kazanımlı havalandırma ünitesi, bulaşık makinesi, buzdolabı ve dondurucu gibi büyük cihazlar da bulunmaktadır. Evde 35 duvar anahtarı, her biri oda ve dolap aydınlatmasını kontrol eder. Ayrıca, evin elektrik panosunda 26 ayrı devre bulunmaktadır. Ev A, en ayrıntılı verilere sahip bir evdir. Sensörler, şebeke panosuna yerleştirilmiş ve her devrenin yanı sıra evin genel elektrik verilerini saniye saniye kaydetmektedir. Bazı anahtarlar, elektrik hattı üzerinden açma-kapama olaylarını ileten ünitelerle değiştirilmiştir.

Ev A ayrıca elektrik kullanımı izleme özelliklerine ek olarak farklı sensörleri içermektedir. Evde üç bölgeye ayrılan ısıtma sistemi bulunmaktadır ve bu termostatlar fırının çalışma zamanı, ayar noktası değişiklikleri gibi bilgileri sunucuya iletmektedir. Ayrıca, evin çeşitli odalarına hareket sensörleri ve kapı sensörleri yerleştirilmiştir. Bu sensörler, hareket algılandığında veya kapıların açılıp kapatıldığında sinyal gönderirler. Son olarak hem dış hem de iç hava durumu verilerini toplamak için bir hava durumu istasyonu bulunmaktadır. Ayrıca, sıcaklık ve nem sensörleri de bu evde bulunmaktadır.

4.1.2. HomeB (EvB)

Ev B, Ev A'ya benzer bir yapıya sahip olan sekiz odalı bir evdir ve dört tam zamanlı sakini bulunmaktadır. Evde birinci katta oturma odası, mutfak ve yemek odası bulunurken, ikinci katta iki yatak odası mevcuttur. Ev A'dan farklı olarak, Ev B'de merkezi klima sistemi bulunmaktadır ve gazla çalışan bir ısıtma sistemi vardır. Bu evde de her devrenin elektrik kullanımı saniye kaydedilmektedir. Ayrıca, dış hava durumu verilerini toplamak için bir hava istasyonu mevcuttur. Isıtma ve soğutma sistemi, NEST termostatları ile kontrol edilmektedir.

4.1.3. HomeC (EvC)

Ev C, Ev A ve B'ye göre daha büyük bir evdir ve yaklaşık 3500 metre karelik bir alanı kaplar. Bu ev, toplam 60 devreli iki ayrı elektrik paneli gerektirir. Ev C, dış hava durumu verilerinin yanı sıra evin tamamının ve 21 devresinin elektrik kullanımını izlemektedir. Ayrıca, güneş panelleri ve iki mikro rüzgâr türbini bulunmaktadır. Bu türbinlerin akımı ve akü voltajı beş saniyelik aralıklarla kaydedilmektedir. Ev ağı, fazla üretilen elektriği şebekeye beslemek için özel bir elektrik ölçer kullanmaktadır. Ayrıca,

mikro invertörler, gücü kesmek için tasarlanmıştır, böylece ölü elektrik hatlarına geri besleme olasılığını engeller.

Bu veri setleri 2014 ve 2015 yıllarına ait olup, evlerdeki elektrik kullanımı ve hava durumu verilerini içermektedir. Çalışmamızda bu veri setini kullanma nedenimiz, farklı tüketicilerin ve farklı özellik sayılarının olduğu evlerde başarılı tahminler yapabilme yeteneğini göstermektir. Ayrıca, bu yaklaşımın diğer evlerde ve daha büyük alanlarda da uygulanabilir olması dikkate alınmıştır. Bu, farklı özellikler üzerinden yapılan tahminlerin doğruluğunu değerlendirmemizi sağlar. Bu verilerin birbirini destekleyen sonuçlar üreteceğini ve tahminlemenin gerçekçi olduğunu göstermekteyiz.

4.2. GRU (Geçitli Tekrarlayan Birim)

Geçitli Tekrarlayan Birim (GRU), geleneksel RNN modelinin bir varyasyonu olarak tanımlanan bir tür tekrarlayan sinir ağı (RNN) mimarisidir (Medium, n.d.). Kaybolan gradyan sorunu gibi standart RNN'lerin bazı sınırlamalarını ele almak ve modelin sıralı verilerdeki uzun vadeli bağımlılıkları yakalama yeteneğini geliştirmek için tasarlanmıştır (Öztürk et al., 2022).

Diğer RNN'ler gibi, GRU da dahili bir bellek durumunu koruyarak sıralı verileri işleyebilen bir tür yapay sinir ağıdır. Değişken uzunluktaki girdi dizilerini alabilir ve her adımda çıktı tahminleri oluşturabilir, aynı zamanda mevcut girdiye ve önceki duruma dayalı olarak dahili durumunu günceller (Dey & Salem, 2017).

GRU'nun temel yeniliği, ağı kendi iç durumunu seçici olarak güncellemesine ve sıfırlamasına izin veren geçiş mekanizmalarında yatmaktadır (Dey & Salem, 2017). GRU'nun iki ana kapısı vardır: güncelleme kapısı ve sıfırlama kapısı. Bu kapılar, önceki durumun ne kadarının tutulacağını ve yeni girdinin ne kadarının mevcut duruma dahil edileceğini belirlemektedir.

Güncelleme kapısı, önceki durumun ne ölçüde korunacağını kontrol ederek ağı zaman içinde önemli bilgileri kaybetmesini önlemektedir. Sıfırlama kapısı, mevcut durum hesaplanırken geçmiş durumun ne kadarının göz ardı edildiğini belirleyerek ağı daha yeni bilgilere odaklanmasını sağlamaktadır.

GRU'nun dahili dinamikleri, çıktıyı hesaplayan ve girdiye, önceki duruma ve geçit değerlerine dayalı olarak dahili durumu güncelleyen bir dizi matematiksel denklem tarafından yönetilmektedir. Bu denklemler, ağ boyunca bilgi akışını kontrol eden sigmoid

ve eleman bazında çarpma gibi eleman bazında işlemlerin bir kombinasyonunu içermektedir.

Geleneksel RNN'lerle karşılaştırıldığında, GRU'ların hesaplama açısından daha verimli olurken sıralı verilerdeki uzun vadeli bağımlılıkları yakalamada daha etkili olduğu bulunmuştur. Doğal dil işleme, konuşma tanıma, makine çevirisi ve video analizi gibi çeşitli uygulamalarda yaygın olarak kullanılmaktadırlar.

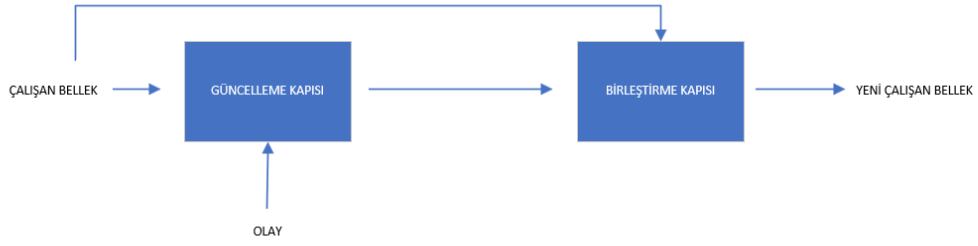
4.2.1. GRU' daki Kapılar ve Özellikleri

4.2.1.1. Güncelleme Kapısı

Güncelleme kapısı, bir LSTM' nin unutma ve giriş kapısına benzer şekilde hareket etmektedir. Hangi bilgilerin atılacağına ve hangi yeni bilgilerin ekleneceğine karar vermektedir (Towards Data Science, n.d.-a).

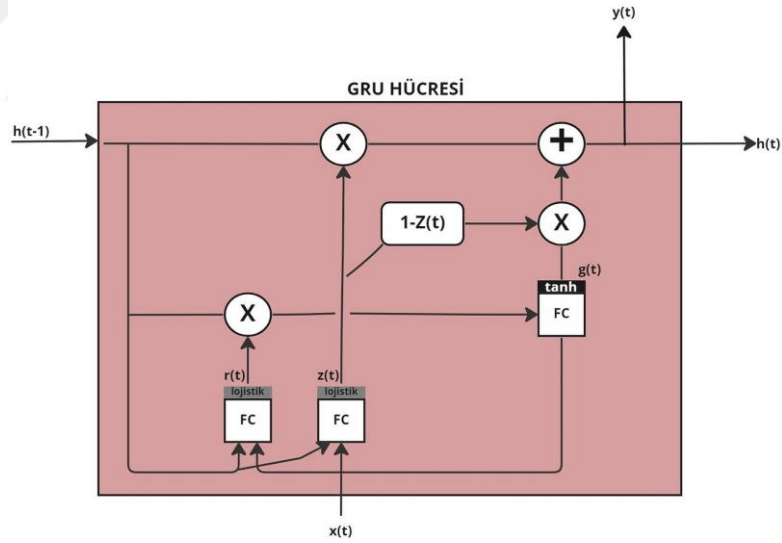
4.2.1.2. Sıfırlama Kapısı

Sıfırlama kapısı, geçmiş bilgilerin ne kadarının unutulacağına karar vermek için kullanılan başka bir kapıdır (Veri Bilimine Doğru, n.d.). GRU' lar daha az sensör işlemine sahiptir; bu nedenle, eğitilmeleri LSTM' lerden biraz daha hızlıdır. Hangisinin daha iyi olduğu konusunda net birim durum belirtilmemiştir. Araştırmacılar ve mühendisler genellikle kullanım durumları için hangisinin daha iyi çalıştığını belirlemek için her ikisini de denemektedir (Dey & Salem, 2017).



Şekil 4.4. GRU Mimarisi (Towards Data Science, n.d.-a).

GRU'nun maruz kalınan durumunun derecesini kontrol edecek herhangi bir mekanizması olmadığı için, her seferinde tüm durumu açığa çıkarmaktadır. GRU, dizi modelleme görevleri için yaygın olarak kullanılan bir tür tekrarlayan sinir ağı (RNN) mimarisidir. İki ana kapısı vardır: güncelleme kapısı (z) ve sıfırlama kapısı (r) (Towards Data Science, n.d.-b).



Şekil 4.5. GRU hücresinin yapısı (Medium, n.d.)

GRU'nun matematiksel formülleri aşağıdaki gibidir.

1. Kapıyı Sıfırla:

$$z_t = \sigma(W^z x_t + V^z h_{t-1} + b_z)$$

2. Güncelleme Kapısı:

$$r_t = \sigma(W^r x_t + V^r h_{t-1} + b_r)$$

3. Aday Aktivasyonu:

$$\widetilde{h}_t = \tanh(W^c x_t + V^c(r_t \otimes h_{t-1}))$$

4. Gizli Durum Güncellemesi yukarıdaki denklemlerde:

$$\widetilde{h}_t = (1 - z_t) \otimes h_{t-1} + z_t \otimes h_t$$

- $\widetilde{h}_t$, t zaman adımıdaki gizli durumu temsil eder.
- x_t , t zaman adımıdaki girişi temsil eder.
- $\otimes$ eleman bazında çarpmayı belirtir.
- W^r , W^z ve W^c , antrenman sırasında öğrenilen ağırlık matrisleridir.

Sıfırlama kapısı (r_t) önceki gizli durumun (h_{t-1}) ne kadarının unutulması gerektiğini belirlerken, güncelleme kapısı (z_t) güncellemek için yeni aday aktivasyonunun ($\widetilde{h}_t$) ne kadarının kullanılması gerektiğini belirlemektedir.

Bu denklemlerin GRU' nun tek bir adımını temsil etmektedir. Uygulamada, bir girdi dizisini işlemek için genellikle bu hesaplamaları birden çok zaman adımıyla yinelenmeli olarak uygulamaktadır. Bu, GRU'nun genel formülasyonu olsa da, farklı uygulamalarda veya araştırma çalışmalarda küçük farklılıklar olabileceğini belirtmek önemlidir

Burada z_t , bir sonraki durum hücresine ne kadar bilgi getirilmesi gerektiğini belirleyen güncelleme kapısını temsil etmektedir. Güncelleme kapısı için daha büyük bir değer, bir sonraki durum hücresine daha fazla bilgi getirildiği anlamına gelmektedir. r_t , önceki bilgilerin ne kadarının göz ardı edilmesi gerektiğini belirleyen sıfırlama kapısını temsil etmektedir. Sıfırlama kapısı için daha büyük bir değer, önceki hücreden daha fazla bilginin göz ardı edilebileceği anlamına gelmektedir.

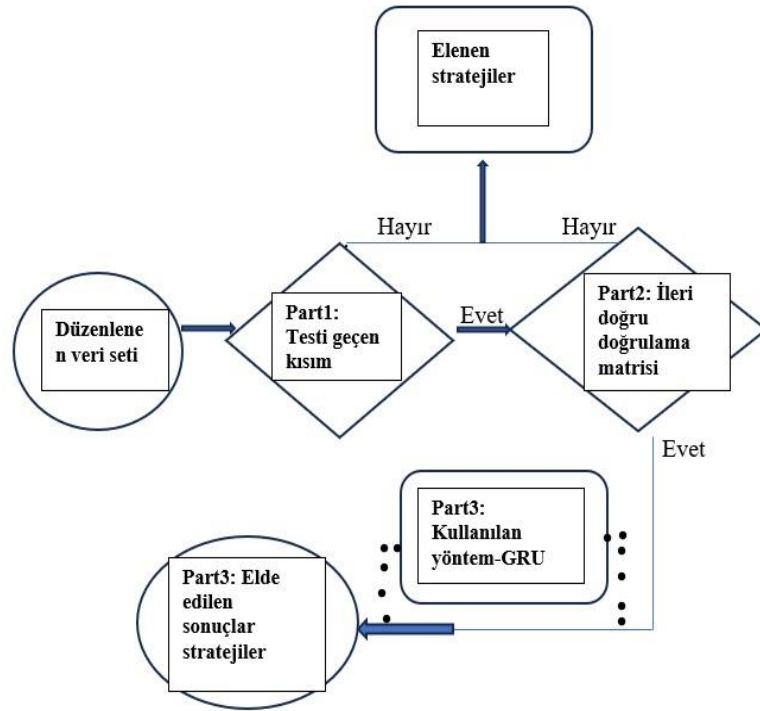
4.3. İleri Doğru Doğrulama Varyasyonu (Walk Forward Variation)

"İleriye Dönük Varyasyon", finansal analizde, özellikle algoritmik ticaret alanında, bir ticaret stratejisinin zaman içindeki performansını değerlendirmek için kullanılan belirli bir metodolojiyi ifade etmektedir (Yuan et al., 2018). Geçmiş veriler

kullanılarak bir stratejinin geliştirildiği ve ardından gelecekte kullanıma sunulacak müteakip veriler üzerinde test edildiği gerçek dünya senaryosunu simüle etmenin bir yoludur.

İleriye dönük bir varyasyon yaklaşımında, mevcut tarihsel veriler, tipik olarak üst üste binen pencerelerle birden çok bölüme ayrılmaktadır (Towards Data Science, n.d.-a). Her segment, ticaret stratejisinin geliştirildiği ve parametrelerin optimize edildiği bir eğitim döneminden ve ardından stratejinin performansına göre değerlendirildiği bir test döneminden oluşmaktadır.

Bu metodolojiyi GRU ya endekslemek yanlış olmaz. Bizde bu yöntemi kullandık. GRU veya diğer RNN mimarilerinin zaman serileri tahmini veya sıra modelleme görevlerine uygulanması bağlamında benzer bir kavram uygulanabilir. Bu kavram, dönen veya kayan bir veri penceresinde modelin eğitilmesini ve değerlendirilmesini içermektedir.



Şekil 4.6. İleri doğru doğrulama şeması (TradingTact, n.d.)

Bu yaklaşımı GRU' ya aşağıdaki şekilde uygulayabiliriz:

1.Başlangıç Eğitimi: Geçmiş verilerin başlangıç bölümünü kullanarak GRU modelini eğitin ve bunu bir sıralama tahmini görevi olarak ele alalım. Modelin ağırlıkları ve parametreleri bu eğitim aşamasında öğrenilmektedir.

2.İleriye Yönelik Test: Eğitimli GRU modelini, ilk eğitim sırasında kullanılmayan bir sonraki veri segmentine veya penceresine uygulayın. Dizideki sonraki değerleri veya ilgili göreve özgü ölçümleri tahmin etmede modelin performansını değerlendirilmektedir.

3.Parametre Güncelleme: İleri test aşamasından sonra, mevcut pencereden hem eğitim hem de test verilerini kullanarak GRU modelini güncellemeyi veya yeniden eğitmeyi seçebiliriz. Bu adım, modelde ince ayar yapmak, hiper parametreleri ayarlamak veya modeli sıfırdan yeniden eğitmek gibi teknikleri içermektedir.

4. Adım 2-3'ü Tekrarlayın: Yeni verileri içeren pencereyi zamanda ileriye doğru kaydırılıp ileri test ve parametre güncelleme adımlarını tekrarlanmaktadır. Bu yinelemeli süreç, modelin performansının sürekli olarak uyarlanmasına ve iyileştirilmesine olanak tanır.

Bu yaklaşım, ruh olarak finasta kullanılan ileriye dönük varyasyona benzer, ancak eğitim bağlamına ve zaman serisi verileri üzerinde GRU gibi tekrarlayan sinir ağlarını değerlendirmeye uyarlanmıştır (Yuan et al., 2018). Bu yinelemeli süreci, modelin performansını verilerin farklı bölümlerinde değerlendirmekte olup, zaman içinde değişen kalıplara uyum sağlamaktadır. Ayrıca modelin doğruluğunu ve genelleme yeteneğini potansiyel olarak geliştirilmektedir.

Özetle walk forward; modelin her zaman adımında iyi tahmin yapması için en iyi şansı sağlar. Modelin temel ilkesi, modeli uzun bir tarihsel veri periyodu ile eğitmek ve ardından nispeten kısa verilerle modeli test etmek ve ardından eğitim ve test adımlarını tekrarlamak için veri toplama penceresini geriye doğru hareket ettirmektir.

(1) Zaman serilerinin başlangıcından itibaren, modeli eğitmek için penceredeki minimum örnek sayısını kullanılmaktadır.

(2) Model bir sonraki zaman adımını tahmin etmektedir.

(3) Tahminleri bilinen değerlere göre saklamakta veya değerlendirmektedir.

(4) Pencere, bilinen değerleri içerecek şekilde genişleyecek ve ardından işlemi tekrarlayacaktır (1. adıma gidin).

5. ARAŞTIRMA SONUÇLARI VE TARTIŞMA

Bu çalışmamızda 3 ayrı evden iki farklı yıla ait elektrik tüketim, evlerin güneş ve rüzgâr üretim, her bir evin kendi içinde özel tüketim alışkanlıkları analiz edilerek her bir genel tüketim ve bazı özel tüketim tahminlemeleri yapılmıştır. Veri setinde bazı spesifik özellikler makine öğrenmesi kullanılacağı için matematiksel olarak ifade edilmiştir. Tahminlemeler yapılırken GRU yöntemi kullanılmış elde edilen RMSE sonuçları farklı tablolar halinde verilmiştir. Veri setimiz düzenlendiğinde 29-36 sütun ve 16752-17520 arasında satır halinde düzenlenmiştir. Bu durum dikkate alındığında veri setindeki gözlem sayısı yeterince fazladır. Veri seti uygun özellikler sınıflanıp düzenlendikten sonra Matlab ortamına aktarılmış ve elde edilen uygulama sonuçları tablolar halinde aşağıda verilmiştir.

Tablo 5.1. Tarih bazlı kullanım. RMSE

	HomeA	HomeB	HomeC
2014	0.1434	0.2126	0.3632
2015	0.2315	0.3425	0.4127

Tablo 5.1’de, her üç ev için 2014 ve 2015 yılları bazında elde edilen RMSE değerleri verilmiştir. RMSE değerinin düşük olması yapılan tahminleme hatasının düşük olduğunu gösterir. Tablo 5.1’de en iyi tahminleme 2014 yılında HomeA için yapılmıştır. Burada HomeA’ ya 2014 yılında gelen-giden kişilerin az olduğunu ve yıl boyunca enerji tüketiminin çok fazla dalgalanmadığını söyleyebiliriz. Buna karşı 2015 yılında HomeC ve HomeB de hata oranı yüksektir. Bu değerlerin yüksek çıkması bu iki evi kullanan kişi sayısının yıl içinde belli zamanlarda değişmiş olabileceğini ve misafir gelme gibi durumların olmuş olabileceği göstermektedir.

Tablo 5.2. Hava durumuna bağlı kullanım. RMSE

	HomeA	HomeB	HomeC
2014	0.2418	0.2617	0.4012
2015	0.2554	0.3788	0.5203

Tablo 5.2’de değişen ve farklı hava durumlarına karşı elde edilen RMSE değerleri verilmiştir. Tablo incelendiğinde en düşük hata HomeA’da ve 2014 yılında görülmüştür. Aynı zamanda 2015 yılında diğer değerlere oranla tahminleme hatası büyük çıkmıştır. Buradan şunu söylemek mümkün 2015 yılında HomeC için dış faktörler tahmin yapmayı zorlaştırmıştır. Hava durumuna bakılarak tahminleme yapıldığında değişkenler arttığından ve bu değişkenleri sabit veya öngörebilmek mümkün olmadığından tahminleme hatasını artırır. Buradan Tüketici alışkanlıklarına bağlı tahmin yaparken hava durumu verilerinden elde edilecek sonuçların çok sağlıklı olmayacağını söylemek mümkün olacaktır.

Tablo 5.3. Elektrikli küçük ev aletlerine bağlı kullanım. RMSE

	HomeA	HomeB	HomeC
2014	0.1337	0.2047	0.2913
2015	0.2114	0.2558	0.3946

Tablo 5.3’te evlerde kullanılan küçük ev aletlerinin enerji tüketimine göre tahminleme yapılmış ve RMSE değerleri verilmiştir. Aydınlatma için kullanımdan sonra elde edilen en küçük tahminleme sonuçları küçük ev aletleri kullanımıdır. Tüketicilerin alışkanlıklarını ortaya koyan bu değerler evde kullanılan küçük ev aleti sayısı ve kullanım süreleri etkili olsa da dış olaylardan çok etkilenmemesi hata oranının düşük bulunmasını sağlamıştır.

Tablo 5.4. Beyaz Eşya elektrik tüketimi bağlı kullanım. RMSE

	HomeA	HomeB	HomeC
2014	0.1524	0.2511	0.3954
2015	0.2647	0.2839	0.4438

Tablo 5.4’te her üç ev için ayrı ayrı yıllardaki beyaz eşyalarında (çamaşır makinesi, bulaşık makinesi, buzdolabı, fırın vb.) tüketilen enerjiye bağlı olarak elde edilen RMSE değerleri verilmiştir. Tablo 5.4’e bakıldığında 2014 yılında daha düşük hata oranı varken 2015 yılında daha yüksek bir hata elde edilmiştir. Bu da bize 2015 yılında kullanımda dış faktörlerin etkisinin arttığını göstermektedir.

Tablo 5.5. Ev bölümlerine (oda, salon, yatak odası vb.) bağlı kullanım. RMSE

	HomeA	HomeB	HomeC
2014	0.2135	0.2394	0.3264
2015	0.2487	0.2614	0.4315

Tablo 5.5'te Evdeki farklı bölümlerinde tüketilen enerji miktarına göre tahminleme yapılmış olup farklı bölümler ve evler için farklı RMSE değerleri bulunmuştur. Nitekim bunlar bölümlerde bulunan priz linyelerinden çekilen enerjidir. Burada evin farklı bölümlerinde oluşacak ihtiyaçlar ve öngörülmeleyen bazı durumlar hata sapmasını değiştirmektedir. Tablo 5.5'e baktığımızda HomeA'nın 2014 yılında ki tahmin hatası azdır ama 2015 yılı için tahmin hatası artmıştır. Buda 2015 yılında HomeA'da evin bölümlerinde öngörülmez enerji kullanımları olabileceğini göstermektedir. Bu yorumu diğer evler için de yapabiliriz.

Tablo 5.6. Aydınlatmaya bağlı kullanım. RMSE

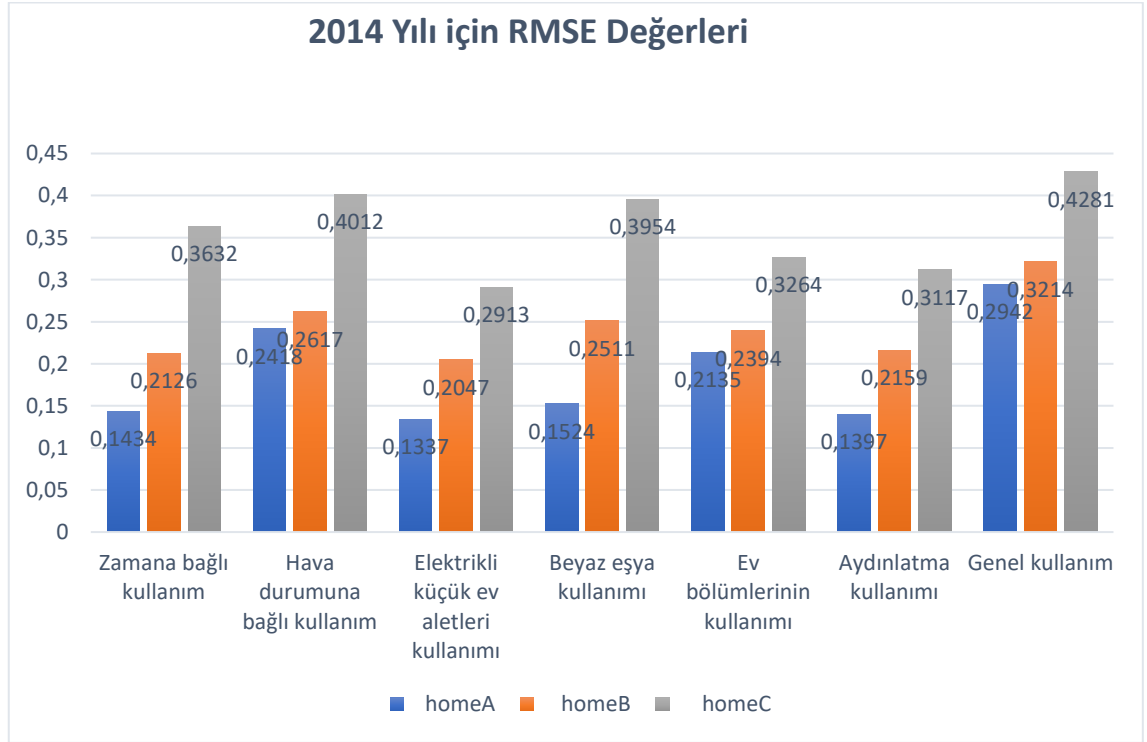
	HomeA	HomeB	HomeC
2014	0.1397	0.2159	0.3117
2015	0.2318	0.2624	0.4013

Tablo 5.6'da her evin ayrı ayrı aydınlatmalarında kullanılan enerji tüketim tahmini için RMSE değerleri verilmiştir. Aydınlatma araçları kullanımına bağlı RMSE değerleri oldukça düşüktür. Çünkü aydınlatma araçlarının kullanımı genel olarak değişmeyeceğinden tüketici kullanım alışkanlıklarını sağlıklı bir şekilde göstermektedir. Ayrıca dış faktörlerden en az etkilenen özellikler arasındadır. Hata oranları evler için farklı olmasının sebebi evde yaşayan kişilerin farklı sayılarda olması ve evin genişliklerinin farklı olmasıdır.

Tablo 5.7. Tüm kullanım. RMSE

	HomeA	HomeB	HomeC
2014	0.2942	0.3214	0.4281
2015	0.3354	0.4617	0.6724

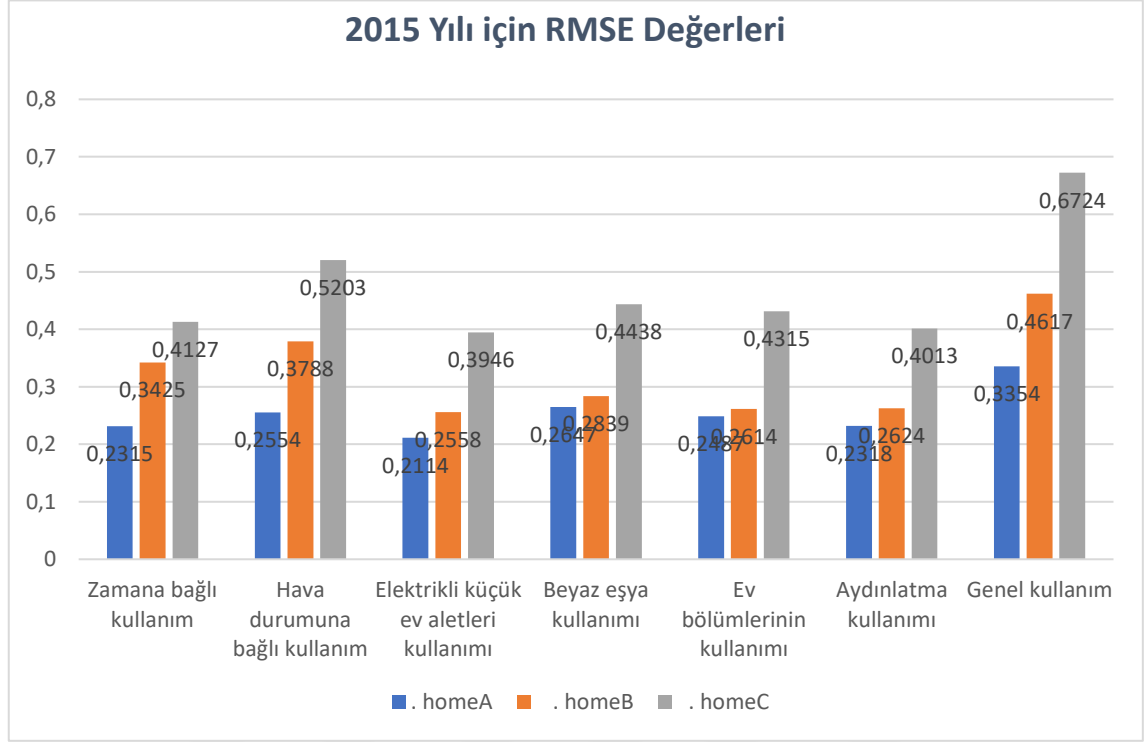
Tablo 5.7' bu defa da bütün tüketilen enerjiler hesap edilerek genel kullanım için tahminleme yapılmış ve RMSE değerleri tablodaki gibidir. Genel kullanımdan elde edilen RMSE değerleri yüksek çıkmıştır. Çünkü parametre sayısı ve dış faktör sayısının artması tahminleme hatasını arttırmıştır.



Şekil 5.1. 2014 yılı evlerin ayrı ayrı RMSE değerleri verilmiştir.

Şekil 5.1'deki grafikte 2014 yılına ait, 7 farklı parametrenin 3 farklı eve ait RMSE değerleri verilmiştir. Bu elde edilen RMSE değerleri, farklı kullanımların grafiksel olarak farklılıklarını görmeyi ve yorumlamayı kolaylaştırır. Grafiği incelediğimizde 2014 yılında bulunan RMSE değerlerinden küçük ev aletleri ve aydınlatma kullanımına bağlı olan değerler diğerlerinden düşük çıkmıştır. Buda aydınlatma ve küçük ev aletleri kullanımının dış faktörlerden çok fazla etkilenmediğini göstermektedir. Yani tüketici davranışlarına bağlı tahminleme yapılmak istendiğinde, özellikle aydınlatma verileri alındığında doğru tahminleme yapılacağını göstermektedir. Grafiğe bakıldığında genel kullanıma bağlı elde edilen değerler en yüksek hata oranının olduğu değerlerdir. Buda

tüketicinin tüm davranışları ve dış faktörlerin değişkenliği fazla olacağından hata oranı artırmıştır.



Şekil 5.2. 2015 yılı evlerin ayrı ayrı RMSE değerleri verilmiştir.

Şekil 5.2’deki grafiği incelediğimizde de 2015 yılında bulunan RMSE değerlerinden, küçük ev aletleri ve aydınlatma kullanımına bağlı olan değerler diğerlerinden düşük çıkmıştır. 2015 yılında bulunan hata oranı 2014 yılına oranla daha yüksek olsa da arasında çok büyük bir fark yoktur. Her iki yıl için de en sağlıklı tahminleme parametreleri, aydınlatma ve küçük ev aletlerine bağlı kullanım olduğunu göstermektedir.

Şekil 5.1 ve şekil 5.2’de hava durumuna bağlı elde edilen RMSE değerleri yüksek çıkmıştır. Buda dış faktörlerin tahminlemeyi olumsuz etkilediğini göstermektedir. Ayrıca 2015 yılında hava koşullarının daha zorlu olması yapılan tahminlemeyi kötü etkilemiştir. Örneğin 2014 yılında HomeC’ de 0,32 RMSE bulunmuş aynı ev için 2015 yılında 0,43 civarı bir hata bulunarak hata oranı çok fazla yükselmiştir. Bu yükseliş hem HomeC’ nin hava durumuna bağlı üretim değerlerini hem de tüketim değerlerini değiştirdiğini ve RMSE değerini olumsuz etkilediğini göstermektedir.

Yukarda verilen grafikler incelendiğinde meskenlerin her birinden elde edilen tahmin hatasının diğer meskenlerden farklı olduğu görülmüştür. Bunun nedenleri özet olarak

- Her bir meskende yaşayanların farklı tüketim davranışlarının olması
- Meskenlerde kurulu olan yinelenebilir enerji üretim kapasitesinin farklı olması
- Her meskenin kullandığı elektrikli cihaz sayısı ve özelliğinin farklı olması
- Meskenlere ait tüm veri setlerinde çıkış verisi olarak şebekeden çekilen yük miktarı ayrıca her bölgenin (mutfak, oda, salon, cihaz vb.) tüketim miktarı alınmıştır. Burada her bir meskende farklı sayıda bulunan ve birbirinden farklı giriş parametreleri içermesi etkili olmuştur.

Son olarak literatüre bakıldığında birçok yöntemden daha iyi RMSE sonuç aldığımızı görüyoruz. Bunlardan biri olan H. Tekin'in çalışmasında, ortalama RMSE değeri olarak 0,49 civarında bulmuş yöntem olarak GBLR kullanmış ve bizim bulduğumuz birçok değerden daha yüksek hata elde etmiştir Tekin, H. (2019). Ayrıca Ü. Gülsüm Kılıç 2021 yılında tez yazmış olup LTSM yöntemi kullanmış ve RMSE değeri olarak 0,88 civarında sonuç bulmuştur (Kılıç, Ü. G. (2021)). Her iki teze göre bizim tezimizde özellik sayısı veri setinin boyutu daha büyük olmasına rağmen elde ettiğimiz RMSE değerlerinin çoğu 0,40' nin altındadır. Buradan çalışmamızın iyi sonuçlar verdiğini kullandığımız GRU yönteminin başarılı olduğunu söyleyebiliriz.

Tablo 5.8. Sonuçların literatürle karşılaştırılması

Yazarlar	Elde edilen RMSE değerleri ortalaması	Kullanılan Yöntem	Yıl
Herdem Tung	0,40	GRU	2024
Hazret Tekin	0,49	GBLR	2019
Ü. Gülsüm Kılıç	0,88	LTSM	2021

6. SONUÇLAR VE ÖNERİLER

6.1. Sonuçlar

Elektrik yükü tüketim tahmininde kullanılan çeşitli metotlar, yükün zaman içindeki değişim özelliklerine ve yük tahminini etkileyen çevresel faktörlere göre farklılaşmaktadır. Kimi elektrik yükü tahmini çalışmalarında, analitik yöntemlerin başarılı bir şekilde uygulanabildiği görülmektedir. Ancak diğer bazı çalışmalarda analitik yöntemlerin yetersiz kaldığı durumlar ortaya çıkabilmekte ve bu noktada yapay zekâ teknikleri, daha etkili ve kesin tahminler elde etmek amacıyla tercih edilmektedir.

Elektrik yük tahmini çalışmalarında, tahmin metodunun seçilmeden önce veri setinin detaylı bir şekilde analiz edilmesi önemlidir. Bu analiz, geçmiş yıllara ait verilerin miktarı ve sıklığı gibi faktörleri içermelidir. Ayrıca, veri setindeki giriş değişkeni olarak kullanılan parametrelerin sayısı ve bu değişkenlerin tahmini yapılacak olan değişkenle olan oransal, matematiksel ilişkisi de seçilecek tahmin metodunu belirlemede kritik bir rol oynar. Ayrıca veri setinde bulunan özellik sayısı ve gözlem sayısı da tahminleme yaparken seçilecek yöntem açısından son derece önemlidir. Doğru tahmin metodu seçilmeden önce bu faktörlerin dikkatlice değerlendirilmesi, tahminin başarılı ve güvenilir olmasını sağlar.

Bireysel tüketici abonelerin enerji tüketiminden başlayarak bölgesel veya ülke bazında toplam enerji tüketimini incelediğimizde, yük karakteristiğinin her aşamada değişkenlik gösterdiğini gözlemliyoruz. Bu değişkenlikler, bireysel tüketicilerin tüketim alışkanlıkları, şebeke yapısı, coğrafi faktörler ve sosyo-ekonomik koşullardaki farklılıklardan kaynaklanmaktadır. Bu farklılıklar, şebekenin ve bağlı meskenlerin yük karakteristiğini karmaşık hale getirirken sistem dinamikliğini artırmaktadır. Bu karmaşık ve dinamik yapının etkisiyle, yük tahmin uygulamalarında standart veya sabit bir tahmin yöntemi oluşturmak oldukça zordur. Bu nedenle, yük tahmini çalışmalarında veri seti ve içindeki parametrelerin özelliklerine göre en uygun tahmin yönteminin seçilmesi gerekmektedir.

Çalışma sonuçları değerlendirildiğinde kullanılan yöntem seçilen veri setine en uygun olabilecek yöntemdir. Çünkü veri setinde çok sayıda farklı özellik bulunması tahminlemeyi ve doğru RMSE değerini bulmayı zorlaştırır. GRU ile bu sorunun üstesinden geldiğimizi görüyoruz. Özellik sayısı artmasına rağmen tahminleme işlemi

karmaşık olmamakla beraber iyi sonuçlar elde edilmiştir. Elde edilen ortalama RMSE değeri 0,40 altında olup hata oranı olarak düşüktür. GRU ile tahminleme de bu üç ev dışında farklı bir bölgeye uygulansa da bize iyi sonuçlar vereceğini göstermektedir.

6.2. Öneriler

Klasik şebeke yapısının giderek artan enerji talebiyle başa çıkma konusundaki yetersizliği, alternatif bir çözüm olarak geliştirilen ve yaygınlaşan akıllı şebeke yapısını gündeme getirmiştir. Çok fonksiyonlu akıllı sayaçların yaygınlaşmasıyla, şebeke yapısındaki herhangi bir noktanın düzenli olarak yük durumu kaydedilerek, her bir tüketici abonenin bireysel tüketim verileri ayrıntılı bir şekilde belirlenebilmektedir. Aynı zamanda meskenlerde bulunacak çeşitli sensörler ve haberleşme araçlarıyla meskenlerin kendi içerisindeki özel tüketimlerini ayrıştırarak belirleyecektir. Meskenlerde tüketim alışkanlıkları bu araçlarla daha da detaylı analiz edilebilecek ve yük tüketim tahminleri daha başarılı sonuçlara ulaşacaktır. Bu kapsamlı ve karmaşık bilgi havuzunun sağladığı verilerle yük tahmini çalışmalarında kullanılacak tahmin yöntemlerinin seçiminde, dinamik sistemleri analiz etme yeteneğine sahip ve zaman sıralı veri setleri için en uygun yöntemi veya yöntemleri belirleme gerekliliği ortaya çıkmaktadır. Bu çalışmada önerilen GRU yöntemi veri setinin kapsadığı 2014-2015'teki yıllara ait tüketim tahminleridir. Bu çalışma göz önüne alınarak mesken sayısı arttırılabilir ve başka veri setlerine de uygulanabileceği düşünülmektedir.

KAYNAKLAR

- Abur, A. (2013). Akıllı Şebekeler: Yeni Uygulamalar ve İleriye Dönük Düşünceler. *Akıllı Şebekeler Sempozyumu*, 1–6.
- Adıgüzel, S. (2022). Afet durumlarında yapay zeka teknolojisi ile lojistik yönetimi örnekleri. *Akademik İzdüşüm Dergisi*, 7(1), 47–70.
- Akıllı Şebekeler - ÇEYREK MÜHENDİS. (n.d.). Retrieved November 21, 2023, from <https://www.ceyrekmuhendis.com/akilli-sebekeler/>
- Ali, S. S., & Choi, B. J. (2020). State-of-the-art artificial intelligence techniques for distributed smart grids: A review. *Electronics*, 9(6), 1030.
- Amjady, N., & Keynia, F. (2008). Mid-term load forecasting of power systems by a new prediction method. *Energy Conversion and Management*, 49(10), 2678–2687.
- Artificial Intelligence projected to consume energy equivalent to a country — study | NoypiGeeks. (n.d.). Retrieved January 2, 2024, from <https://www.noypigeeks.com/spotlight/artificial-intelligence-energy-consumption-study/>
- Barker, S., Mishra, A., Irwin, D., Cecchet, E., Shenoy, P., & Albrecht, J. (2012). Smart*: An open data set and tools for enabling research in sustainable homes. *SustKDD, August*, 111(112), 108.
- Bayındır, R., & Demirtaş, K. (2014). Akıllı Şebekeler: Elektronik Sayaç Uygulamaları. *Politeknik Dergisi*, 17(2), 75–82.
- Cengiz, Ç., Atıç, S., Parlakyıldız, Ş., Palta, O., & EL, E. (n.d.). Akıllı Sayaçların Şebeke Entegrasyonu ve Türkiye Uygulaması. *Düzenleme Kurulu*, 348.
- Çetinkaya, Hasan Basri. "Yenilenebilir Enerji Kaynaklarının Şebekeye Entegrasyonu." 2. *Uluslararası İstanbul Akıllı Şebekeler Kongre ve Fuarı*, (2014): 72-75.
- Demirtaş, M., Akkoyun, N., Akkoyun, E., & Çetinbaş, İ. (2019). Akıllı Şebekelerde Güneş Enerjisi Üretiminin Zamana Bağlı Olasılıksal Tahmini. *Gazi University Journal of Science Part C: Design and Technology*, 7(2), 411–424.
- Dey, R., & Salem, F. M. (2017). Gate-variants of gated recurrent unit (GRU) neural networks. *2017 IEEE 60th International Midwest Symposium on Circuits and Systems (MWSCAS)*, 1597–1600.
- Dönmez, M., "Gaz Şebekelerinde Tahmin, Optimizasyon ve Simülasyona Dayalı Akıllı Sistem Yönetimi", *Ingas Symposium*, 2009.
- Düzgün, B. (2018). Türkiye elektrik iletim ve dağıtım şebekesinin enerji verimliliğinin değerlendirilmesi ve 2023 projeksiyonları. *Politeknik Dergisi*, 21(3), 621–632.

- Elektrik Enerjisi Acemi Adam (November 21, 2023), https://www.google.com/search?q=elektrik+enerjisi+acemi+adam&sca_esv=584275836&tbm=isch&sxsrf=AM9HkKkmj87yaa_zj-TCb44m6CGNYV-5hw:1700569187772&source=lnms&sa=X&ved=2ahUKEwjGnOnyidWCAxWvSPEDHbqYDicQ_AUoAXoECAEQAw&biw=1536&bih=707&dpr=1.25#imgrc=Xh-SYO6oPnUdoM
- Elektrik şebekesi - Vikipedi. (n.d.). (December 27, 2023) https://tr.wikipedia.org/wiki/Elektrik_%C5%9Febekesi
- Ateş, V. (2019). Türkiye'nin Kısa Dönemli Saatlik Bazda Elektrik Tüketiminin Yapay Zeka Teknikleri Kullanılarak Tahmin Edilmesi (Doctoral dissertation, Doktora Tezi, Kırıkkale Üniversitesi).
- Enerji İletim ve Dağıtım. (November 9, 2023). Polen mühendislik. <https://www.polenmuhendislik.com/enerji-iletim-ve-da%C4%9F%C4%B1t%C4%B1m-hatlar%C4%B1>
- Ertuğrul, Ö. F., Tekin, H., & Tekin, R. (2021). A novel regression method in forecasting short-term grid electricity load in buildings that were connected to the smart grid. *Electrical Engineering*, 103, 717–728.
- Fang, X., Misra, S., Xue, G., & Yang, D. (2012). Smart grid - The new and improved power grid: A survey. *IEEE Communications Surveys and Tutorials*, 14(4), 944–980. <https://doi.org/10.1109/SURV.2011.101911.00087>
- Gönenç, E. Ö. (2007). İletişimin tarihsel süreci. *İstanbul Üniversitesi İletişim Fakültesi Dergisi*, 28. 17-19.
- Güç sistemlerinin yük tahmini analizinde uzun kısa süreli bellek metodunun kullanılması ve uygulaması. (n.d.). Retrieved December 28, 2023, from <https://acikkaynak.bilecik.edu.tr/xmlui/handle/11552/2661>
- Gündüz, M. Z., & Resul, D. A. Ş. (2020). Akıllı şebekelerde iletişim altyapısı ve siber güvenlik. *Journal of the Institute of Science and Technology*, 10(2), 970–984.
- Havai İletim Hatları (December 27, 2023) Procyon Yazılım Elektrik Otomasyon A.Ş. <https://www.procyon.com.tr/blog/232/havai-iletim-hatlari/>
- Hossain, M. S., Madloul, N. A., Rahim, N. A., Selvaraj, J., Pandey, A. K., & Khan, A. F. (2016). Role of smart grid in renewable energy: An overview. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 60, 1168–1184.
- Illustrated Guide to LSTM's and GRU's: A step by step explanation Towards Data Science. (November 27, 2023).
- Imani, M. (2021). Electrical load-temperature CNN for residential load forecasting. *Energy*, 227, 120480.

- İsa, A. (2022). Akıllı evlerde IoT teknolojileri ve siber güvenlik. *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, 34, 226–233.
- Islam, M. T., & Javaid, N. (n.d.). Data Analytics for Short Term Electricity Load and Price Forecasting in the Smart Grids Using Enhanced MLP.
- Kabalcı, Y., & Kabalcı, E. (2017). Akıllı şebekeler için kablosuz enerji izleme sistemi tasarımı ve gerçekleştirilmesi. *Gazi University Journal of Science Part C: Design and Technology*, 5(2), 137–145.
- Khan, B., Khalid, R., Javed, M. U., Javaid, S., Ahmed, S., & Javaid, N. (2020). Short-term load and price forecasting based on improved convolutional neural network. *2020 3rd International Conference on Computing, Mathematics and Engineering Technologies (ICoMET)*, 1–6.
- Kocaman, B. (2013a). Akıllı şebekeler ve mikro şebekelerde enerji depolama teknolojileri. *Bitlis Eren Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi*, 2(1), 119–127.
- Kocaman, B. (2013b). Akıllı şebekeler ve mikro şebekelerde enerji depolama teknolojileri. *Bitlis Eren Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi*, 2(1), 119–127.
- Kocaman, B. (2013c). Akıllı şebekeler ve mikro şebekelerde enerji depolama teknolojileri. *Bitlis Eren Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi*, 2(1), 119–127.
- Kösedağı, N. (1994). Yüksek gerilim doğru akım ile enerji iletimi. (Yüksek lisans tezi). Yıldız Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul
- Kumar, S., Hussain, L., Banarjee, S., & Reza, M. (2018). Energy load forecasting using deep learning approach-LSTM and GRU in spark cluster. *2018 Fifth International Conference on Emerging Applications of Information Technology (EAIT)*, 1–4.
- Kürker, F., & Taştaltın, R. (2016). Elektrik tesislerinde harmoniklerin meydana getirdiği kayıpların analizi. *Adıyaman Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 3(5), 21–38.
- Kuster, C., Rezgui, Y., & Mourshed, M. (2017a). Electrical load forecasting models: A critical systematic review. *Sustainable Cities and Society*, 35, 257–270.
- Kuster, C., Rezgui, Y., & Mourshed, M. (2017b). Electrical load forecasting models: A critical systematic review. *Sustainable Cities and Society*, 35, 257–270.
- Kuster, C., Rezgui, Y., & Mourshed, M. (2017c). Electrical load forecasting models: A critical systematic review. *Sustainable Cities and Society*, 35, 257–270.
- Kyriakides, E., & Polycarpou, M. (2007). Short term electric load forecasting: A tutorial. *Trends in Neural Computation*, 391–418.
- Medium. (n.d.). (January 2, 2024)[https://medium.com/@enes_flz/gru-h%C3%BCcresinendir-e532d6c4be71\)-%20At%C4%B1f%C4%B1n%C4%B1](https://medium.com/@enes_flz/gru-h%C3%BCcresinendir-e532d6c4be71)-%20At%C4%B1f%C4%B1n%C4%B1)

- Naz, A., Javed, M. U., Javaid, N., Saba, T., Alhussein, M., & Aurangzeb, K. (2019). Short-term electric load and price forecasting using enhanced extreme learning machine optimization in smart grids. *Energies*, 12(5), 866.
- Omitaomu, O. A., & Niu, H. (2021). Artificial intelligence techniques in smart grid: A survey. *Smart Cities*, 4(2), 548–568.
- Önen, A., & Kuran, M. Ş. Günümüzün ve Geleceğin Elektrik Şebekeleri. *TÜBİTAK Bilim ve Teknik Dergisi*, 06.2015, 84-87.
- Öztürk, Y., Kılınç, H. Ç., & Polat, A. (2022). Hibrit Parçacık Sürüş Optimizasyonu ile Geçitli Tekrarlayan Birim Modeli Kullanılarak Nehir Akım Tahmini: Ceyhan Havzası Örneği. *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, 41, 202–210.
- Paçacı, İ. (2016). Elektronik iletişim çağı ve oluş (turul)makta olan yeni (!) toplum düzeni üzerinde küresel toplum mühendisliği etkisi. *Marmara İletişim Dergisi*, 21, 19–55.
- Palensky, P., & Kupzog, F. (2013). Smart grids. *Annual Review of Environment and Resources*, 38, 201–226.
- Pandemi Süreci Enerji Tüketimini Nasıl Etkiledi? - ENTES Elektronik. (n.d.). Retrieved January 2, 2024, from <https://www.entes.com.tr/pandemi-ve-enerji-tuketimi/>
- Papalexopoulos, A. D., Hao, S., & Peng, T.-M. (1994). An implementation of a neural network based load forecasting model for the EMS. *IEEE Transactions on Power Systems*, 9(4), 1956–1962.
- Pınar, A., Güray, E., & Gürleyük, S. S. (n.d.). Elektrik dağıtım sistemlerinde ideal transformatör sayısının belirlenmesi. *Politeknik Dergisi*, 25(1), 321–329.
- Rai, S., & De, M. (2021). Analysis of classical and machine learning based short-term and mid-term load forecasting for smart grid. *International Journal of Sustainable Energy*, 40(9), 821–839.
- RNN’leri, LSTM’leri ve GRU’ları Anlamak (November 27, 2023) Veri Bilimine Doğru <https://towardsdatascience.com/understanding-rnns-lstms-and-grus-ed62eb584d90>
- RNN, LSTM ve GRU modellerinin incelemesi. (November 27, 2023) <https://medium.com/@mcvarer/rnn-lstm-ve-gru-modellerinin-incelemesi-f59a73499edb>
- Singh, A. K., Khatoon, S., Muazzam, M., & Chaturvedi, D. K. (2012). Load forecasting techniques and methodologies: A review. 2012 2nd International Conference on Power, Control and Embedded Systems, 1–10.
- Tan, K. M., Ramachandaramurthy, V. K., & Yong, J. Y. (2016). Integration of electric vehicles in smart grid: A review on vehicle to grid technologies and optimization techniques. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 53, 720-732.

- Tekin, M. (2022). Og-Ag Elektrik Şebekelerinde Dinamik Kontrollü Kompanzasyon Uygulaması. *Kahramanmaraş Sütçü İmam Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 25(3), 480–490.
- The Role Of IoT In Smart Grid Tech - Intuz. (n.d.). Retrieved December 31, 2023, from <https://www.intuz.com/blog/the-role-of-iot-in-smart-grid-tech>
- Understanding The Role of Smart Meters in Alternating Current Power Circuits. (n.d.). Retrieved December 31, 2023, from <https://genuspower.com/understanding-the-role-of-smart-meters-in-alternating-current-power-circuits/>
- Usta, O., Sonsuz, K., & Eksi, S. (2008). Akıllı Sayaç Okunma Sistemleri için Alternatif İletişim Ağlarının Değerlendirilmesi, 13. *Ulusal Elektrik-Elektronik-Bilgisayar Kongresi*, Ankara.
- V-Forecast - VTC Enerji. (n.d.). (January 1, 2024), <https://www.vtcenerji.com/v-forecast/>
- Walk-forward Optimization- TradingTact. (n.d.). Retrieved January 1, 2024, from <https://tradingtact.com/walk-forward-optimization/>
- Yarat, S., & Orman, Z. (2023a). Elektrik Güç Dağıtımında Akıllı Sayaç Verileri için Anomali Tespiti ve Tahminleme. *Bilgisayar Bilimleri ve Teknolojileri Dergisi*, 3(2), 72–85.
- Yarat, S., & Orman, Z. (2023b). Elektrik Güç Dağıtımında Akıllı Sayaç Verileri için Anomali Tespiti ve Tahminleme. *Bilgisayar Bilimleri ve Teknolojileri Dergisi*, 3(2), 72–85.
- Yeni bir metot olan geri beslemeli lineer regresyon ile akıllı şebekeye bağlı meskenlerde kısa dönem yük tahmini. (n.d.). Retrieved December 28, 2023, from <https://earsiv.batman.edu.tr/xmlui/handle/20.500.12402/2407>
- Yilmaz, M., & Alkan, R. M. (2022). Yüksek Voltajlı Elektrik Enerjisi İletim Hattı Projelerinde İrtifak Kamulaştırması. *Afyon Kocatepe Üniversitesi Fen Ve Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 22(6), 1353–1367.
- Yuan, Y., Tian, C., & Lu, X. (2018). Auxiliary loss multimodal GRU model in audio-visual speech recognition. *IEEE Access*, 6, 5573–5583.
- Zeynal, H., Eidiani, M., & Yazdanpanah, D. (2014). Intelligent substation automation systems for robust operation of smart grids. 2014 IEEE Innovative Smart Grid Technologies-Asia (ISGT ASIA), 786–790.