



**T.C.  
DÜZCE ÜNİVERSİTESİ  
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ**

**ELEKTRİK ENERJİSİ DAĞITIM SİSTEMLERİNDE PROFİL  
KATSAYILARININ BELİRLENMESİ İÇİN ZAMAN SERİLERİNE  
DAYALI TÜKETİM TAHMİN MODELLERİNİN GELİŞTİRİLMESİ**

**GÜLSÜM YILDIRIZ**

**DOKTORA TEZİ  
ELEKTRİK ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI**

**DANIŞMAN  
PROF. DR. ALİ ÖZTÜRK**

**DÜZCE, 2022**

**T.C.**  
**DÜZCE ÜNİVERSİTESİ**  
**LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ**

**ELEKTRİK ENERJİSİ DAĞITIM SİSTEMLERİNDE PROFİL**  
**KATSAYILARININ BELİRLENMESİ İÇİN ZAMAN SERİLERİNE**  
**DAYALI TÜKETİM TAHMİN MODELLERİNİN**  
**GELİŞTİRİLMESİ**

Gülsüm YILDIRIZ tarafından hazırlanan tez çalışması aşağıdaki jüri tarafından Düzce Üniversitesi Lisansüstü Eğitim Enstitüsü Elektrik Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı'nda **DOKTORA TEZİ** olarak kabul edilmiştir.

**Tez Danışmanı**

Prof. Dr. Ali ÖZTÜRK

Düzce Üniversitesi

**Jüri Üyeleri**

Prof. Dr. Ali ÖZTÜRK

Düzce Üniversitesi

Doc. Dr. Salih TOSUN

Düzce Üniversitesi

Doc. Dr. Ahmet DEMİR

Düzce Üniversitesi

Prof. Dr. Yılmaz UYAROĞLU

Sakarya Üniversitesi

Prof. Dr. Cenk YAVUZ

Sakarya Üniversitesi

Tez Savunma Tarihi: 30/06/2022

## **BEYAN**

Bu tez çalışmasının kendi çalışmam olduğunu, tezin planlanmasından yazımına kadar bütün aşamalarda etik dışı davranışımın olmadığını, bu tezdeki bütün bilgileri akademik ve etik kurallar içinde elde ettiğimi, bu tez çalışmasıyla elde edilmeyen bütün bilgi ve yorumlara kaynak gösterdiğimi ve bu kaynakları da kaynaklar listesine aldığımı, yine bu tezin çalışılması ve yazımı sırasında patent ve telif haklarını ihlal edici bir davranışımın olmadığını beyan ederim.

30 Haziran 2022

Gülsüm YILDIRIZ



## TEŐEKKÜR

Doktora öğrenimimde ve bu tezin hazırlanmasında gösterdiği her türlü destek ve yardımdan dolayı çok değerli hocam Prof. Dr. Ali ÖZTÜRK'e en içten dileklerle teşekkür ederim.

Bu çalışma boyunca anlayışını, yardımlarını ve desteklerini esirgemeyen başta sevgili eşim, yol arkadaşım, can yoldaşım Emin YILDIRIZ'a, kendilerinden çaldığım zamana yaşlarından büyük bir olgunlukla sabreden ve anlayış gösteren canım yavrularım Kerem Batu ve Furkan Eren'e, tez çalışmalarımın son düzlüğünde hayatımıza dahil olup tek bedende benimle mücadele eden doğacak yavrum Salih Tuna'ya, dualarını ve manevi desteklerini hep yanımda hissettiğim aileme ve çalışma arkadaşlarıma sonsuz teşekkürlerimi sunarım.

**30 Haziran 2022**

**Gölsüm YILDIRIZ**

# İÇİNDEKİLER

## Sayfa No

ŞEKİL LİSTESİ .....	vii
ÇİZELGE LİSTESİ .....	ix
KISALTMALAR.....	xii
SİMGELER .....	xiii
ÖZET .....	xiv
ABSTRACT .....	xv
EXTENDED ABSTRACT .....	xvi
<b>1. GİRİŞ .....</b>	<b>1</b>
1.1. TEZİN AMACI .....	2
1.2. TEZ KONUSUNUN ÖNEMİ VE ÖZGÜN DEĞERİ.....	4
1.3. LİTERATÜR TARAMASI .....	6
<b>2. PROFİL KATSAYILARININ BELİRLENMESİ .....</b>	<b>13</b>
2.1. ENERJİ KAYNAKLARI .....	13
2.1.1. Yenilenemez Enerji Kaynakları.....	14
2.1.2. Yenilenebilir Enerji Kaynakları .....	19
2.2. TÜRKİYE ENERJİ PİYASASI .....	25
2.2.1. Elektrik Enerjisi Piyasası Süreç Yönetimi.....	26
2.2.1.1. Gün Öncesi Piyasası .....	26
2.2.1.2. Gün İçi Piyasası .....	27
2.2.1.3. Dengeleme Piyasası .....	28
2.2.1.4. Uzlaştırma.....	28
2.3. PROFİL KATSAYILARI .....	28
<b>3. MATERYEL VE YÖNTEM .....</b>	<b>32</b>
3.1. ZAMAN SERİLERİ .....	32
3.1.1. Zaman Serileri Bileşenleri.....	32
3.1.1.1. Trend Bileşeni .....	33
3.1.1.2. Mevsimsellik.....	35
3.1.1.3. Döngüsellik .....	36
3.1.1.4. Düzensizlik .....	37
3.1.2. Geleneksel Zaman Serisi Tahmin Yöntemleri.....	38
3.1.2.1. Naif Tahmin Yöntemi .....	38
3.1.2.2. Ortalama Tahmin Yöntemi.....	40
3.1.2.3. Üstel Düzeltme Yöntemi .....	42
3.1.3. Regresyon Analizi.....	44
3.1.4. Çoklu Regresyon Analiz Yöntemi (ÇRAY) .....	50
3.2. YAPAY SİNİR AĞLARI.....	55
3.2.1. İleri Beslemeli Ağlar .....	56
3.2.2. Geri Beslemeli Ağlar .....	57
3.2.3. Öğrenme Algoritması.....	57
3.2.4. Levenberg-Marquardt (LM) Algoritması.....	57
3.3. TAHMİN HATA TESTLERİ .....	58

3.3.1. $R^2$ (Determinasyon Katsayısı) .....	58
3.3.2. Adj $R^2$ (Düzeltilmiş Determinasyon Katsayısı) .....	61
3.3.3. RMSE (Hataların ortalama karesinin karekökü) .....	65
3.3.4. MAPE (Ortalama mutlak yüzde hata değeri) .....	68
3.4. KORELASYON KATSAYISI .....	72
3.5. PROFİL KATSAYILARI HESAPLAMA YÖNTEMİ .....	72
<b>4. BULGULAR VE TARTIŞMA .....</b>	<b>76</b>
4.1. GELENEKSEL ZAMAN SERİLERİ İLE TAHMİN ÇALIŞMALARI .....	78
4.1.1. Naif Tahmin Yöntemiyle Yük Tahmini .....	78
4.1.2. Ortalama Tahmin Yöntemiyle Yük Tahmini .....	79
4.1.3. Üstel Düzeltme Tahmin Yöntemiyle Yük Tahmini .....	80
4.2. REGRESYON ANALİZİ YÖNTEMİ İLE YÜK TAHMİNİ .....	83
4.3. ÇRAY İLE YÜK TAHMİNİ .....	88
<b>5. SONUÇLAR VE ÖNERİLER .....</b>	<b>96</b>
<b>6. KAYNAKLAR .....</b>	<b>99</b>
<b>7. EKLER .....</b>	<b>111</b>
7.1. EK 1: OCAK AYI ÇRAY TAHMİN SONUÇLARI .....	111
7.2. EK 2: ŞUBAT AYI ÇRAY TAHMİN SONUÇLARI .....	113
7.3. EK 3: MART AYI ÇRAY TAHMİN SONUÇLARI .....	115
7.4. EK 4: NİSAN AYI ÇRAY TAHMİN SONUÇLARI .....	117
7.5. EK 5: MAYIS AYI ÇRAY TAHMİN SONUÇLARI .....	119
7.6. EK 6: HAZİRAN AYI ÇRAY TAHMİN SONUÇLARI .....	121
7.7. EK 7: TEMMUZ AYI ÇRAY TAHMİN SONUÇLARI .....	123
7.8. EK 8: AĞUSTOS AYI ÇRAY TAHMİN SONUÇLARI .....	125
7.9. EK 9: EYLÜL AYI ÇRAY TAHMİN SONUÇLARI .....	127
7.10. EK 10: EKİM AYI ÇRAY TAHMİN SONUÇLARI .....	129
7.11. EK 11: KASIM AYI ÇRAY TAHMİN SONUÇLARI .....	131
7.12. EK 12: ARALIK AYI ÇRAY TAHMİN SONUÇLARI .....	133
<b>ÖZGEÇMİŞ .....</b>	<b>135</b>

## ŞEKİL LİSTESİ

### Sayfa No

Şekil 1.1. Türkiye için öngörülen elektrik talep serileri. ....	5
Şekil 1.2. Türkiye için öngörülen yıllık ortalama talep artış oranlarına.....	5
Şekil 1.3. Türkiye için öngörülen kişi başı elektrik tüketim ta köprüsü. ....	5
Şekil 2.1. Türkiye Afşin Elbistan B Termik Santrali .....	15
Şekil 2.2. Türkiye Tüpraş Kocaeli Santrali.....	16
Şekil 2.3. Türkiye'nin ham petrol ve petrol ürünü ithalatı yaptığı ülkeler ve pazar payları.....	16
Şekil 2.4. Türkiye Gebze Doğalgaz Kombine Çevrim Santrali.....	17
Şekil 2.5. Türkiye Atatürk barajı ve hidroelektrik santrali.....	20
Şekil 2.6. Türkiye Ağrı'nın Diyadin ilçesindeki İpek Geçidi'nin bulunduğu bölgede 2 bin 200 metre rakımda kurulan rüzgâr türbinleri. ....	21
Şekil 2.7. Türkiye Karapınar YEKA-1 Güneş Enerji Santrali.....	22
Şekil 2.8. Türkiye jeotermal kaynaklar ve uygulama haritası. ....	23
Şekil 2.9. Türkiye Kızıldere-3 Jeotermal Enerji Santrali Ünite 2.....	24
Şekil 2.10. Türkiye İstanbul Odayeri Çöp Gazı Santrali. ....	25
Şekil 2.11. Türkiye elektrik piyasaları süreç şeması. ....	26
Şekil 2.12. Nisan ayı için Gün tipi KYPK'ların saatlik değişimi. ....	31
Şekil 3.1. 10 yıllık bisiklet satış grafiği örneği. ....	33
Şekil 3.2. 10 yıllık kolesterol ilacı satış gelirleri örneği grafiği . ....	34
Şekil 3.3. Trend bileşenine sahip zaman serisi grafiği örneği. ....	34
Şekil 3.4. Mevsimsel bir zaman serisi grafiği örneği. ....	35
Şekil 3.5. Mevsimsellik ve trend bileşeni içeren bir zaman serisi grafiği örneği.....	36
Şekil 3.6. Döngüsellik bileşenine sahip zaman serisi grafiği örneği. ....	36
Şekil 3.7. Düzensizlik bileşenine sahip zaman serisi grafiği örneği.....	37
Şekil 3.8. Bir benzin istasyonunun 22 haftalık satış grafiği .....	38
Şekil 3.9. Naif tahmin yöntemi uygulama örneği grafiği. ....	40
Şekil 3.10. Ortalama tahmin yöntemi uygulama örneği grafiği .....	42
Şekil 3.11. Üstel düzeltme tahmin yöntemi uygulama örneği grafiği .....	44
Şekil 3.12. Polinomik görüntü veren zaman serisi veri örneği grafiği. ....	45
Şekil 3.13. Polinomik regresyon tahmin yöntemi uygulama örneği grafiği.....	46
Şekil 3.14. Üstel formda görüntü veren zaman serisi veri örneği grafiği .....	47
Şekil 3.15. Üstel regresyon tahmin yöntemi uygulama örneği grafiği.....	48
Şekil 3.16. Sinüzoidal formda görüntü veren zaman serisi veri örneği grafiği .....	49
Şekil 3.17. Sinüzoidal regresyon tahmin yöntemi uygulama örneği grafiği .....	50
Şekil 3.18. Çok değişkenli polinomik formda görüntü veren zaman serisi veri örneği grafiği. ....	51
Şekil 3.19. İki değişkenli polinomik regresyon tahmin yöntemi uygulama örneği grafiği. ....	52
Şekil 3.20. Çok değişkenli 2'inci dereceden polinomik formda görüntü veren zaman serisi veri örneği grafiği .....	53
Şekil 3.21. İki değişkenli 2'inci dereceden polinomik regresyon tahmin yöntemi uygulama örneği grafiği .....	54
Şekil 3.22. Yapay sinir ağları örneği. ....	56
Şekil 4.1. Verilerin Aylık Kutu Grafiği. ....	76
Şekil 4.2. Verilerin Günlük Kutu Grafiği. ....	77

Şekil 4.3. Nisan ayı pazartesi günü için mevcut yöntem ve geleneksel zaman serileri yöntemleri KYPK.....	83
Şekil 4.4. Nisan ayı Pazartesi günlerine ait verilerin grafiği. ....	84
Şekil 4.5. Nisan ayı Pazartesi günlerine ait ölçüm verileri ve polinomik matematiksel tahmin modeli sonuçları grafiği. ....	85
Şekil 4.6. Nisan ayı Pazartesi günlerine ait ölçüm verileri ve sinüzoidal matematiksel tahmin modeli sonuçları grafiği . ....	86
Şekil 4.7. Nisan ayı pazartesi günü için mevcut yöntem ve regresyon analizi yöntemleri KYPK.....	87
Şekil 4.8. Nisan ayı Pazartesi günlerine ait saat sıcaklık enerji tüketim ölçüm verileri 3 boyutlu grafiği. ....	88
Şekil 4.9. Nisan ayı Pazartesi günlerine ait saat sıcaklık enerji tüketim tahmin sonuçları 3 boyutlu grafiği. ....	91
Şekil 4.10. Nisan ayı Cuma günü için KYPK tahminleri. ....	93
Şekil 7.1. Ocak ayı KYPK tahminleri.....	112
Şekil 7.2. Şubat ayı KYPK tahminleri.....	113
Şekil 7.3. Mart ayı KYPK tahminleri .....	115
Şekil 7.4. Nisan ayı KYPK tahminleri.....	117
Şekil 7.5. Mayıs ayı KYPK tahminleri .....	119
Şekil 7.6. Haziran ayı KYPK tahminleri. ....	121
Şekil 7.7. Temmuz ayı KYPK tahminleri.....	123
Şekil 7.8. Ağustos ayı KYPK tahminleri .....	125
Şekil 7.9. Eylül ayı KYPK tahminleri. ....	127
Şekil 7.10. Ekim ayı KYPK tahminleri .....	129
Şekil 7.11. Kasım ayı KYPK tahminleri.....	131
Şekil 7.12. Aralık ayı KYPK tahminleri.....	133

## ÇİZELGE LİSTESİ

### Sayfa No

Çizelge 2.1. Enerji kaynakları sınıflandırılma şeması. ....	14
Çizelge 2.2. Nisan ayı için Elektrik Enerji Tüketimi KYPK'ları. ....	29
Çizelge 2.2 (devam). Nisan ayı için Elektrik Enerji Tüketimi KYPK'ları. ....	30
Çizelge 3.1. 10 yıllık bisiklet satış rakamları örneği .....	33
Çizelge 3.2. 10 yıllık kolesterol ilacı satış gelirleri örneği .....	34
Çizelge 3.3. 4 yıllık televizyon seti satış rakamları örneği .....	35
Çizelge 3.4. 22 haftalık benzin satış rakamları örneği .....	37
Çizelge 3.5. Naif tahmin yöntemi uygulama örneği .....	39
Çizelge 3.6. Ortalama tahmin yöntemi uygulama örneği .....	41
Çizelge 3.7. Üstel düzeltme tahmin yöntemi uygulama örneği .....	43
Çizelge 3.8. Polinomik regresyon tahmin yöntemi uygulama örneği .....	45
Çizelge 3.8 (devam). Polinomik regresyon tahmin yöntemi uygulama örneği .....	46
Çizelge 3.9. Üstel regresyon tahmin yöntemi uygulama örneği .....	47
Çizelge 3.9 (devam). Üstel regresyon tahmin yöntemi uygulama örneği .....	48
Çizelge 3.10. Sinüzoidal regresyon tahmin yöntemi uygulama örneği .....	49
Çizelge 3.11. İki değişkenli polinomik regresyon tahmin yöntemi uygulama örneği ....	51
Çizelge 3.11(devam). İki değişkenli polinomik regresyon tahmin yöntemi uygulama örneği.....	52
Çizelge 3.12. İki değişkenli 2'inci dereceden polinomik regresyon tahmin yöntemi uygulama örneği.....	53
Çizelge 3.12 (devam). İki değişkenli 2'inci dereceden polinomik regresyon tahmin yöntemi uygulama örneği.....	54
Çizelge 3.13. Polinomik regresyon tahmin örneği için $R^2$ hesaplaması.....	58
Çizelge 3.13 (devam). Polinomik regresyon tahmin örneği için $R^2$ hesaplaması.....	59
Çizelge 3.14. Üstel regresyon tahmin örneği için $R^2$ hesaplaması .....	59
Çizelge 3.14 (devam). Üstel regresyon tahmin örneği için $R^2$ hesaplaması.....	60
Çizelge 3.15. Sinüzoidal regresyon tahmin örneği için $R^2$ hesaplaması .....	60
Çizelge 3.16. İki bilinmeyenli polinomik regresyon tahmin örneği için $R^2$ hesaplaması .....	60
Çizelge 3.16 (devam). İki bilinmeyenli polinomik regresyon tahmin örneği için $R^2$ hesaplaması .....	61
Çizelge 3.17. İki bilinmeyenli 2'nci dereceden polinomik regresyon tahmin örneği için $R^2$ hesaplaması .....	61
Çizelge 3.18. Polinomik regresyon tahmin örneği için $Adj R^2$ hesaplaması.....	62
Çizelge 3.19. Üstel regresyon tahmin örneği için $Adj R^2$ hesaplaması .....	63
Çizelge 3.20. Sinüzoidal regresyon tahmin örneği için $Adj R^2$ hesaplaması .....	63
Çizelge 3.21. İki bilinmeyenli polinomik regresyon tahmin örneği için $Adj R^2$ hesaplaması .....	64
Çizelge 3.22. İki bilinmeyenli 2'nci dereceden polinomik regresyon tahmin örneği için $Adj R^2$ hesaplaması .....	64
Çizelge 3.23. Polinomik regresyon tahmin örneği için RMSE hesaplaması.....	65
Çizelge 3.23 (devam). Polinomik regresyon tahmin örneği için RMSE hesaplaması....	66
Çizelge 3.24. Üstel regresyon tahmin örneği için RMSE hesaplaması .....	66
Çizelge 3.25. Sinüzoidal regresyon tahmin örneği için RMSE hesaplaması.....	66
Çizelge 3.25 (devam). Sinüzoidal regresyon tahmin örneği için RMSE hesaplaması ...	67
Çizelge 3.26. İki bilinmeyenli polinomik regresyon tahmin örneği için RMSE hesaplaması .....	67

Çizelge 3.27. İki bilinmeyenli 2'nci dereceden polinomik regresyon tahmin örneği için RMSE hesaplaması .....	67
Çizelge 3.27 (devam). İki bilinmeyenli 2'nci dereceden polinomik regresyon tahmin örneği için RMSE hesaplaması .....	68
Çizelge 3.28. Polinomik regresyon tahmin örneği için MAPE hesaplaması.....	68
Çizelge 3.28 (devam). Polinomik regresyon tahmin örneği için MAPE hesaplaması ...	69
Çizelge 3.29. Üstel regresyon tahmin örneği için MAPE hesaplaması .....	69
Çizelge 3.30. Sinüzoidal regresyon tahmin örneği için MAPE hesaplaması .....	70
Çizelge 3.31. İki bilinmeyenli polinomik regresyon tahmin örneği için MAPE hesaplaması .....	70
Çizelge 3.32. İki bilinmeyenli 2'nci dereceden polinomik regresyon tahmin örneği için MAPE hesaplaması .....	71
Çizelge 3.33. Çalışmada verilen örnekler için hesaplanan R2, Adj R2, RMSE ve MAPE değerleri.....	71
Çizelge 3.34. Pazartesi profil katsayısı hesaplama örneği.....	73
Çizelge 3.35. Salı profil katsayısı hesaplama örneği .....	74
Çizelge 4.1. Nisan ayı pazartesi gün için ölçüm ve naif tahmin sonuçları. ....	78
Çizelge 4.1 (devam). Nisan ayı pazartesi gün için ölçüm ve naif tahmin sonuçları.....	79
Çizelge 4.2. Nisan ayı pazartesi gün için ölçüm ve ortalama tahmin sonuçları. ....	80
Çizelge 4.3. Nisan ayı pazartesi gün için ölçüm ve üstel düzeltme tahmin sonuçları. ...	81
Çizelge 4.4. Nisan ayı pazartesi günü için mevcut yöntem ve geleneksel zaman serileri yöntemleri KYPK.....	82
Çizelge 4.5. Nisan ayı pazartesi gün için geleneksel zaman serileri yöntemleri tahmin hata testleri sonuçları.....	83
Çizelge 4.6.Nisan ayı pazartesi günü için mevcut yöntem ve regresyon analizi yöntemleri için KYPK. ....	86
Çizelge 4.6 (devam).Nisan ayı pazartesi günü için mevcut yöntem ve regresyon analizi yöntemleri için KYPK. ....	87
Çizelge 4.7.Nisan ayı pazartesi günü için regresyon analizi yöntemi hata testleri sonuçları.....	88
Çizelge 4.8. Nisan ayına ait elektrik enerjisi tüketimine dair korelasyon katsayıları.....	89
Çizelge 4.9. Nisan ayı için elektrik enerjisi tüketim tahmin modeli katsayıları. ....	90
Çizelge 4.10.Nisan ayı Pazartesi günü için farklı tahmin modelleri kullanılarak hesaplanan KYPK'ların karşılaştırılması. ....	92
Çizelge 4.11.Geliştirilen matematiksel tahmin modellerinin aylara ve günlere bağlı tahmin performansları.....	93
Çizelge 4.11 (devam).Geliştirilen matematiksel tahmin modellerinin aylara ve günlere bağlı tahmin performansları.....	94
Çizelge 4.11 (devam).Geliştirilen matematiksel tahmin modellerinin aylara ve günlere bağlı tahmin performansları.....	95
Çizelge 7.1. Ocak ayı için elektrik enerjisi tüketim tahmin modeli katsayıları.....	111
Çizelge 7.2. Ocak ayı için elektrik enerjisi tüketim tahmin yük profil katsayıları.....	112
Çizelge 7.3. Şubat ayı için elektrik enerjisi tüketim tahmin modeli katsayıları.....	113
Çizelge 7.4. Şubat ayı için elektrik enerjisi tüketim tahmin yük profil katsayıları.....	114
Çizelge 7.5. Mart ayı için elektrik enerjisi tüketim tahmin modeli katsayıları.....	115
Çizelge 7.6. Mart ayı için elektrik enerjisi tüketim tahmin yük profil katsayıları.....	116
Çizelge 7.7. Nisan ayı için elektrik enerjisi tüketim tahmin modeli katsayıları.....	117
Çizelge 7.8. Nisan ayı için elektrik enerjisi tüketim tahmin yük profil katsayıları.....	118
Çizelge 7.9. Mayıs ayı için elektrik enerjisi tüketim tahmin modeli katsayıları.....	119
Çizelge 7.10. Mayıs ayı için elektrik enerjisi tüketim tahmin yük profil katsayıları ...	120

Çizelge 7.11. Haziran ayı için elektrik enerjisi tüketim tahmin modeli katsayıları.....	121
Çizelge 7.12. Haziran ayı için elektrik enerjisi tüketim tahmin yük profil katsayıları.	122
Çizelge 7.13. Temmuz ayı için elektrik enerjisi tüketim tahmin modeli katsayıları ....	123
Çizelge 7.14. Temmuz ayı için elektrik enerjisi tüketim tahmin yük profil katsayıları .....	124
Çizelge 7.15. Ağustos ayı için elektrik enerjisi tüketim tahmin modeli katsayıları .....	125
Çizelge 7.16. Ağustos ayı için elektrik enerjisi tüketim tahmin yük profil katsayıları	126
Çizelge 7.17. Eylül ayı için elektrik enerjisi tüketim tahmin modeli katsayıları.....	127
Çizelge 7.18. Eylül ayı için elektrik enerjisi tüketim tahmin yük profil katsayıları.....	128
Çizelge 7.19. Ekim ayı için elektrik enerjisi tüketim tahmin modeli katsayıları.....	129
Çizelge 7.20. Ekim ayı için elektrik enerjisi tüketim tahmin yük profil katsayıları.....	130
Çizelge 7.21. Kasım ayı için elektrik enerjisi tüketim tahmin modeli katsayıları.....	131
Çizelge 7.22. Kasım ayı için elektrik enerjisi tüketim tahmin yük profil katsayıları ...	132
Çizelge 7.23. Aralık ayı için elektrik enerjisi tüketim tahmin modeli katsayıları .....	133
Çizelge 7.24. Aralık ayı için elektrik enerjisi tüketim tahmin yük profil katsayıları ...	134



## KISALTMALAR

AR	Otoregresif
ARIMA	Otoregresif entegre hareketli ortalama
ÇED	Çevresel etki deęerlendirmesi
ÇRAY	Çoklu regresyon analiz yöntemi
EPDK	Enerji Piyasası ve Denetleme Kurulu
EPIAŞ	Enerji Piyasaları İşletme Anonim Şirketi
EST	Türkiye enerji modeli
KYPK	Konut yük profil katsayısı
MA	Hareketli Ortalama
MTM	Matematiksel tahmin modeli
PÇRAY	Polinomik çoklu regresyon analizi yöntemi
YPK	Yük profil katsayısı
YSA	Yapay sinir aęları

## SİMGELER

$a_{nm}$	Denklem katsayısı
$b_{nm}$	Denklem katsayısı
$c_{nm}$	Denklem katsayısı
$^{\circ}C$	Derece (sıcaklık için)
$D_i$	"i"nci ölçüm verisi
$e$	Tahmin hata değeri
$E$	Tahmin hata değerlerinin karelerinin toplamı
$FO_i$	"i"nci ortalama tahmin değeri
$FÜ_i$	"i"nci üstel düzeltme tahmin değeri
$P$	Güç (elektrik akımı için)
$G_{wh}$	Giga watt saat
$kWh$	Kilo watt saat
$m^2$	Metre kare
$m^3$	Metre küp
$m/s$	Metre / saniye
$MWh$	Mega watt saat
$t$	zaman
$TWh$	Tera watt saat
$X_{mn}$	Bağımsız değişken
$Y_t$	"t" zamanına bağlı zaman serisi
$\bar{Y}_t$	"t" zamanına bağlı tahmin değeri
$\alpha$	Üstel düzeltme parametresi

## ÖZET

### ELEKTRİK ENERJİSİ DAĞITIM SİSTEMLERİNDE PROFİL KATSAYILARININ BELİRLENMESİ İÇİN ZAMAN SERİLERİNE DAYALI TÜKETİM TAHMİN MODELLERİNİN GELİŞTİRİLMESİ

Gülsüm YILDIRIZ  
Düzce Üniversitesi

Lisansüstü Eğitim Enstitüsü, Elektrik Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı  
Doktora Tezi

Danışman: Prof. Dr. Ali ÖZTÜRK

Haziran 2022, 135 sayfa

Yük profili katsayıları, elektrik enerjisi tüketicileri için günlük ve yıllık elektrik kullanım modelini temsil etmektedir. Elektrik Enerjisi Piyasasında dengesizlik maliyetlerini asgari düzeye indirmek için yük profil katsayılarının doğru ve güvenilir bir şekilde belirlenmesi önemli hale gelmiştir. Doğru tahminler yapmak için güvenilir yöntemler ve yeterli ölçüm verileri gereklidir. Yük profil katsayıları günlük, aylık, mevsimlik veya yıllık olarak belirlenmektedir. Ülkemizde dağıtım şirketleri tüketim miktarını tahmin etmeye çalışırken sanayi, mesken, ticarethane, tarımsal sulama gibi abone gruplarının tüketimlerini saatlik olarak ayrı ayrı değerlendirmeye çalışır. Mesken abonelerinin faturalandırılması aylık olarak yapıldığından dolayı tüketim değerleri de ay sonunda belli olur. Bu nedenle profil katsayılarının saatlik değerlendirmesinde de güçlükler yaşanır. Ayrıca tüketim tahmininde kullanılacak olan bu profil katsayılarının hesaplanmasında sıcaklık nem gibi meteorolojik veriler dikkate alınmamaktadır. Meteorolojik veriler tüketimi etkilediği bilinen önemli değişkenlerden biridir. Profil katsayılarının hesaplanmasında meteorolojik verilerin dikkate alınmaması durumunun yapılacak tahmin işleminin güvenilirliğini azaltacağı düşünülmektedir. Bu tezde, Türkiye'nin Düzce ili için yük profil katsayılarını belirlemek için çoklu polinomik regresyon analizi yöntemi kullanılarak matematiksel tahmin modelleri geliştirilmiştir. İlk olarak, önceden örneklem olarak belirlenmiş 50 farklı mesken abonesinde saatlik elektrik enerjisi tüketimi ve meteorolojik sıcaklıklar ölçülmüştür. Ölçülen veriler kullanılarak matematiksel tahmin modelleri üretilmiş ve ardından bu matematiksel tahmin modelleri kullanılarak, yük profil katsayıları belirlenmiştir. Belirlenen yük profil katsayıları kullanılarak elektrik enerjisi tüketimleri tahmin edilmiş ve tahmin sonuçları ölçüm verileri ile karşılaştırılmıştır. Matematiksel tahmin modelleri literatürde kabul gören tahmin hata testlerine tabi tutulmuş ve modellerin performansları doğrulanmıştır. Elde edilen sonuçlara göre matematiksel tahmin modellerinin gelecekte değişen meteorolojik koşullara bağlı olarak %96'ya varan doğrulukla yükleri tahmin edebildiği görülmüş ve yük profil katsayılarının hesaplanması için hızlı ve pratik bir yöntem olarak önerilmiştir. Çalışma, üretilen matematiksel tahmin modellerinin Türkiye'nin Düzce ilinde yük profil katsayılarının belirlenmesi için tatmin edici sonuçlar elde ettiğini göstermektedir.

**Anahtar sözcükler:** Regresyon, Tüketim tahmini, Yük profil katsayıları, Zaman serileri.

## ABSTRACT

### DEVELOPMENT OF TIME SERIES BASED CONSUMPTION FORECASTING MODELS FOR DETERMINING PROFILE COEFFICIENTS IN ELECTRICAL ENERGY DISTRIBUTION SYSTEMS

Student Gülsüm YILDIRIZ

Düzce University

Institute of Graduate Studies, Department of Electrical-Electronics Engineering

Doctoral Thesis

Supervisor: Prof. Dr. Ali ÖZTÜRK

June 2022, 135 pages

The load profile coefficients represent the daily and annual electricity usage pattern for electrical energy consumers. It has become important to determine the load profile coefficients accurately and reliably in order to minimize the imbalance costs in the Electricity Energy Market. Reliable methods and sufficient measurement data are required to make accurate estimates. Load profile coefficients are determined on a daily, monthly, seasonal or annual basis. While trying to estimate the amount of consumption in our country, distribution companies try to evaluate the consumption of subscriber groups such as industry, residence, business, agricultural irrigation on an hourly basis. Since residential subscribers are billed monthly, consumption values are also determined at the end of the month. For this reason, there are difficulties in the hourly evaluation of profile coefficients. In addition, meteorological data such as temperature and humidity are not taken into account in the calculation of these profile coefficients to be used in the consumption estimation. Meteorological data is one of the important variables known to affect consumption. It is thought that the fact that meteorological data are not taken into account in the calculation of the profile coefficients will reduce the reliability of the estimation process. In this thesis, mathematical estimation models were developed using multiple polynomial regression analysis method to determine the load profile coefficients for Düzce, Turkey. First, hourly electrical energy consumption and meteorological temperatures were measured in 50 different residential subscribers, which were determined as a sample beforehand. Using the measured data, mathematical prediction models were produced and then load profile coefficients were determined using these mathematical prediction models. Electrical energy consumptions were estimated using the determined load profile coefficients and the estimation results were compared with the measurement data. Mathematical estimation models have been subjected to estimation error tests accepted in the literature and the performances of the models have been verified. According to the results obtained, it has been seen that mathematical forecasting models can predict loads with an accuracy of up to 96% depending on the changing meteorological conditions in the future and it has been suggested as a fast and practical method for calculating load profile coefficients. The study shows that the mathematical prediction models produced have obtained satisfactory results for the determination of load profile coefficients in Düzce, Turkey.

**Keywords:** Consumption estimation, Load profile coefficients, Regression, Time series

## **EXTENDED ABSTRACT**

### **DEVELOPMENT OF TIME SERIES BASED CONSUMPTION FORECASTING MODELS FOR DETERMINING PROFILE COEFFICIENTS IN ELECTRICAL ENERGY DISTRIBUTION SYSTEMS**

Student Gülsüm YILDIRIZ

Düzce University

Institute of Graduate Studies, Department of Electrical-Electronics Engineering

Doctoral Thesis

Supervisor: Prof. Dr. Ali ÖZTÜRK

June 2022, 135 pages

#### **1. INTRODUCTION**

Since electrical energy is not an energy that can be stored in large scales, it is an inevitable necessity to establish a balance between production and consumption. Distribution companies are obliged to provide the continuity of energy supply and supply services without interruption. For this, the amount of energy to be obtained from the local electricity generation facilities and the international energy exchange must be determined beforehand. This requires only a sharp foresight about how much will be consumed. Because the difference between prediction and reality means extra costs for distribution companies. This is called the imbalance cost. The most important way of minimizing the imbalance cost is to make the load estimation as close to reality as possible. Currently, load estimation in Turkey is made by the authorized institution based on hourly load data from only 1 year ago. And profile coefficients are created by making simple average calculations with the data at hand.

However, there are also different constraints and variables that affect electricity consumption, regardless of general user habits. One of the most important factors affecting electricity consumption in residential consumption is the problem of heating and/or cooling. As a matter of fact, the main source of this problem is the change in air temperature due to seasonal changes. Turkey is located in a region where 3 different geographical climates are observed and 4 different seasons are experienced throughout the year. For this reason, the need for heating and/or cooling due to temperature changes varies even from hour to hour during the day. For this reason, not taking into account the temperature effect when estimating residential electricity consumption will affect the performance of the estimation.

In this thesis, mathematical estimation models were produced for the first time by using

Polynomial Multiple Regression Analysis Method, one of the time series methods, to determine the load profile coefficients for Düzce province in Turkey. Within the scope of the study, hourly electrical energy consumption and meteorological temperatures were measured in some predetermined residential subscribers. Mathematical prediction models were produced using the measured data. The load profile coefficients were determined by using the mathematical prediction models produced. The estimation results were compared with the measurement data. Mathematical estimation models have been subjected to estimation error tests accepted in the literature and the performances of the models have been verified. The study shows that the mathematical forecasting models produced have obtained satisfactory results for energy consumption forecasting for Düzce in Turkey. Similar mathematical models can be made for different geographical regions by using meteorological weather forecasts instead of temperature measurement.

## **2. TRADITIONAL TIME SERIES FORECAST METHODS**

Time series methods produce predictions about the future based on these determined data. Because in these methods, it is assumed that the current behavior trend is continuous. Examples of traditionally used time series methods;

### **Naive Estimation**

Naive Estimation method; It is the simplest estimation method commonly used in practice. According to the naive estimation method; The forecast value in the near future is equal to the data in the most recent past. To put it with a simple example; the temperature data taken at the same time on the same month in the previous year; can be used as forecast data for the same time of the same month, same day this year. Although the naive estimation method is based on a very simple logic, its performance is at an acceptable level in cases where the available data is low or insufficient.

### **Average Estimation**

According to the average estimation method; The future forecast value is equal to the average of the last “m” historical data. More than one historical data value is used in the mean prediction model. The mean of the available data is equal to the predicted value of the next data. For example, the temperature average of the last 5 days is considered as the temperature forecast value for today. In this assumption, the time series is assumed to be stationary near constant.

### **Exponential Smoothing Estimation Method**

It is used to increase the estimation performance of the existing data found by the mean estimation method. The totals are calculated by multiplying the calculated average predictive value and the last available data with certain weights. The purpose of the method is to increase the weight of the final data on the predictive value. In practice, the value of the  $\alpha$  that gives the best estimation result should be chosen by trial.

### **REGRESSION ANALYSIS**

Regression Analysis proposes to plot the interdependent variation of dependent and independent variables. If the graph of variation drawn can be expressed with a meaningful mathematical model, this mathematical model will also form a prediction equation for the time series. If the correct mathematical model can be extracted, this mathematical model will give realistic results for unknown times. The closer the results are to the measurement values, the higher the success rate of the model. The mathematical model of the plotted graph can be in polynomial, exponential or sinusoidal forms. By drawing the estimation graph, the mathematical model should be chosen according to which form it is similar to.

### **MULTIPLE REGRESSION ANALYSIS**

If there is more than one independent variable affecting the system, Multiple Regression Analysis Model is applied for the mathematical model to be created. For the Multiple Regression Analysis Model, a sample equation can be created according to the measurement values. Increasing the performance of the estimation formula is possible by minimizing the estimation error value. Estimation coefficients can be calculated if the derivative of the sum of the squares of the errors is set to 0.

## **3. RESULTS AND DISCUSSIONS**

### **Load Estimation with Naive Estimation Method**

The naive estimation method was applied to the residential electricity consumption data used in this study. In the study, naive estimation results applied for the data of April are given. Here, for the forecast value corresponding to each hour, the hour information that corresponds to the same hour on the previous week's Monday is given. For example, it is predicted that the same amount of electrical energy will be consumed between 03:00 and 04:00 on Monday of the next week, as much as the amount of electrical energy was consumed between 03:00 and 04:00 on Monday this week.

### **Load Estimation with Average Estimation Method**

Average estimation method was applied to residential electricity consumption data. In the study, the average estimation results applied for the data of April are given. Here, hourly electrical energy consumption estimates for each day are taken as the average of the measurement data of the last 4 same days and hours in the previous weeks. For example, it is predicted that the amount of electrical energy consumed between 03:00 and 04:00 on Monday for 4 consecutive weeks, the same amount of electrical energy will be consumed on the following Monday between 03:00 and 04:00.

### **Load Estimation with Exponential Smoothing Estimation Method**

First, the average estimation method was applied to the residential electricity consumption data, and then the average estimation values found were improved with the exponential correction method.

Here, hourly electrical energy consumption estimates for each day are taken as the average of the measurement data of the last 4 same days and hours in the previous weeks, and the total of the day and hour consumption that coincides with the same day in the last week, at a certain rate. For example, the average of the electrical energy consumed between 03:00 and 04:00 on Monday for 4 consecutive weeks and the sum of the electrical energy consumed between 03:00 and 04:00 on the Monday of the week before the forecast time, at certain rates, on the Monday of the following week. It is equal to the electrical energy that is predicted to be consumed between 03:00 and 04:00 hours.

### **REGRESSION ANALYSIS METHOD**

Graphing the available data for the regression analysis method will make it easier to choose the most appropriate mathematical model for the data. In the thesis, the point graph of the electrical energy consumption data of the Mondays of April is given.

In the graph drawn, it was seen that the sequence of the data was not linear. There are two mathematical forms that can be fitted according to the sequence of the data. The first is high-order polynomial regression. The higher the degree of polynomial regression, the higher the performance of the equation. However, it has been observed that as the degree increases, the coefficients of higher order equations approach 0. For this reason, it was decided that the polynomial mathematical estimation equation should be an 8th degree equation.

## **MULTIPLE REGRESSION METHOD**

Considering only time in electrical energy consumption, ignoring other components that will affect energy consumption makes the estimation insufficient. Heating and cooling systems have important roles in the residential electrical energy consumption model. Even within the same day, consumption amounts increase and decrease due to the temperature change between hours and vary.

In order to investigate the effect of temperature on consumption, correlation coefficients were calculated in order to observe the relationship between the electricity consumption data obtained within the scope of the study and the daytime temperature data. In order to observe the effect more clearly, the correlation coefficients between the time information used in traditional methods and consumption data were also calculated.

## **CONCLUSION AND OUTLOOK**

In order to produce more precise mathematical models in the thesis, including the heat data in the mathematical forecasting model to be produced for the electricity consumption data, which is divided into 72 different groups in total, including 12 months and 6 models for each month (Monday, Tuesday, Wednesday, Thursday, Friday and Weekend). it was decided to be necessary. A 5th degree multiple regression joint equation with 2 unknowns was created based on the time and temperature data created for the mathematical models.

A back-and-forth ANN was applied to randomly selected April data in order to measure the adequacy of the performance of mathematical models for predicting electrical energy consumption based on time and temperature. Levenberg-Marquardt (LM) algorithm was preferred because of the speed and stability it provides in ANN training. It has been observed that the prediction performances of the prediction model proposed in the study and the ANN model are similar. This result showed that the method of mathematical models for estimating electrical energy consumption based on time and temperature is an adequate and reliable estimation method for the data set we have. Thus, the residential electrical energy consumption estimation for Düzce was made in a simple and effective manner.

This study is important in terms of showing that it is possible to reach accurate predictions by making correct mathematical models without the need for complex software with sufficient parameters and data sets.

# 1. GİRİŞ

Elektrik enerjisi ülkeler için çok stratejik bir kaynak haline gelmiştir. Bir ülkenin gelişmişlik düzeyini de gösteren en önemli unsurlardan birisidir. Ülkelerin, büyümek ve gelişmek için gerekli elektrik enerjisini temin etmesi şarttır. Elektrik enerjisi talebinin artması ülke ekonomisini önemli ölçüde etkilemektedir. Doğal ve yerel kaynakların yetersiz kaldığı durumlar için elektrik enerjisi ithalatı kaçınılmazdır. Türkiye elektrik enerjisi ihtiyacının tamamını kendi kaynaklarıyla karşılayamamaktadır [1]. Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı verilerine göre Türkiye'nin 2021 yılına ait elektrik tüketimi 329 600 000 MWh, elektrik üretimi ise 331 500 000 MWh olarak kaydedilmiştir. Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı resmî sitesinde 2021 Elektrik üretim kaynakları; “2021 yılında elektrik üretimimizin, %31,4’ü kömürden, %32,7’si doğal gazdan, %16,8’i hidrolik enerjiden, %9,4’ü rüzgârdan, %4’ü güneşten, %3,2’si jeotermal enerjiden ve %2,4’ü diğer kaynaklardan elde edilmiştir” olarak ifade edilmektedir [2].

Elektrik enerjisinin üretimi ile tüketimi arasındaki dengenin sağlanması oldukça önemli bir konudur. Elektrik enerjisinin üretim veya iletimi sırasında depolanması çok zor olduğu için, tüketim ve kayıpları karşılayacak miktarda üretim yapılması gerekmektedir. Üretim ve tüketim dengesi sağlanmadığı durumda dengesizlik maliyeti oluşmaktadır. Dengesizlik maliyetlerini düşürmenin en etkili yolu yük tahminlerinin tutarlı yapılmasıdır. Türkiye’de dengesizlik maliyetleri ile ilgili çalışmaların merkezinde Enerji Piyasaları İşletme Anonim Şirketi (EPİAŞ), bulunmaktadır. EPİAŞ’ın başlıca kuruluş amacı ve faaliyet konusu, piyasa işletim lisansında yer alan enerji piyasalarının etkili, güvenilir, şeffaf ve enerji piyasasının ihtiyaçlarını karşılayacak şekilde planlanması, kurulması, geliştirilmesi ve dahi işletilmesidir. Yük tahminlerindeki başarı uzlaştırma bakımından da önemlidir. Uzlaştırma, gün öncesi ve dengeleme güç piyasası arasındaki enerji dengesizliği sonucu oluşan alacak ve verecek miktarlarının hesaplanmasını kapsar. Yük tahminlerindeki hatalar piyasa fiyatlarını ve dağıtım şirketlerinin dengesizlik maliyetlerini etkilemektedir [3]. Yük tahminlerini ifade eden profil katsayılarının daha doğru olarak belirlenebilmesi için birçok farklı çalışmalar yapılmakta ve değişik yöntemler geliştirilmektedir [4]-[7]. Elektrik güç sisteminde yük tahmini, dağıtım sisteminin planlanması ve dengede tutulması açısından çok önemli bir çalışma alanıdır.

Sadece geçmişe dönük tüketim değerleri dikkate alınarak yapılan tahminler yeterli olmamaktadır. Müşteri alışkanlıkları, meteorolojik veriler gibi faktörlerin de dikkate alınması gereklidir [8], [9]. Yük tahminleri genel olarak üç sınıfa ayrılmaktadır. 1 saatlik süreden, bir haftalık süreye kadar olan tahminlere kısa dönem yük tahminleri denir. Orta dönem yük tahminleri, bir hafta ile bir aylık süre arasında kalan sürelerdeki tahminleri içerirken, uzun dönem yük tahminleri ise bir yıldan daha uzun zaman dilimleri için yapılan tahminleri içerir [10]-[12].

Yük tahminleri konusunda çok sayıda çalışmalar yapılmıştır. Abu ve arkadaşları bir sonraki yıl içindeki günün saatlik yük tahminini yapabilmek için çoklu lineer ve lineer olmayan regresyon uygulaması üzerinde çalışmış ve orta dönem yük tahminleri gerçekleştirmişlerdir [13]. Romera ve arkadaşları yaptıkları çalışmada yapay sinir ağları ve Fourier Serisi yaklaşımından faydalanarak aylık elektrik enerjisi talep tahmin hesaplaması yapmışlardır [14]. Friedrich ve Afshari yaptıkları çalışmada, hava durumu koşullarının kısa dönem yük tahmini üzerindeki etkilerini incelemişlerdir [12]. Swaroo ve Abdulquder yaptıkları çalışmada güç sisteminin planlanması ve çalıştırılması amacı için yapay sinir ağları yöntemi kullanarak yük tahminlerinde bulunmuşlardır [15]. Mandal ve arkadaşları yaptıkları çalışmada benzer gün yaklaşımını içeren yapay sinir ağları yöntemi ile değişik mevsim şartları dikkate alınarak birkaç saat sonrası için tahminlerde bulunmuşlardır [16].

Elektrik enerjisi ihtiyacının günlük belirlenmesi ve en ekonomik yolla temin edilmesi gerekmektedir. İhtiyaç duyulacak elektrik enerjisi miktarı tahmini, yerel kaynakların üretim tahminleri ve maliyeti hesapları sonucunda talep edileceği öngörülen elektrik enerjisi miktarı günlük olarak belirlenmektedir. Talep tahmininin doğruluğunun maksimize edilmesi alınacak elektrik enerjisine ödenecek bedeli minimize edecektir. Talep tahmininin doğruluğunda kuşkusuz ki tüketim tahmininin doğruluğu büyük rol oynamaktadır. Tüketim tahminini belirleyen pek çok unsur söz konusudur. Bu nedenle tahmin yöntemi kadar tahmin parametrelerinin etkinliği ve çeşitliliği tahminin başarımı için önemlidir. Diğer parametreleri göz ardı ederek tüketim tahminini tek bir parametreye bağlı kalarak yapmak, tahmin tutarlılığını asgari düzeye indirecektir.

## **1.1. TEZİN AMACI**

Elektrik enerjisi büyük ölçeklerde depolanabilen bir enerji olmadığı için, üretim ile

tüketim arasında bir denge kurulması kaçınılmaz bir zorunluluktur. Dağıtım şirketleri, elektrik enerjisi temini ve arzı hizmetinin devamlılığını kesintisiz sunmakla mükelleftir. Bunun için yerel elektrik üretim tesisleri ile uluslararası enerji borsasından temin edeceği elektrik enerjisinin miktarını öncesinde belirlemiş olması gerekir. Bu da ancak ne kadar tüketileceğine dair keskin bir öngöründe bulunmayı gerektirir. Zira öngörü ile gerçek arasındaki fark dağıtım şirketleri için ekstra maliyet demektir. Buna dengesizlik maliyeti adı verilmektedir. Dengesizlik maliyetini asgariye indirmenin en önemli yolu yük tahmininin gerçeğe en yakın haliyle yapılmasıdır. Halihazırda Türkiye’de yük tahmini yetkili kuruluş tarafından yalnızca 1 yıl öncesine ait saatlik yük verilerine dayanarak yapılmaktadır. Ve eldeki verilerle basit ortalama hesapları yapılarak profil katsayıları oluşturulmaktadır [2]. Ancak genel kullanıcı alışkanlıklarından bağımsız olarak elektrik tüketimini etkileyen farklı kısıtlar ve değişkenler de mevcuttur. Mesken tüketiminde elektrik sarfiyatını etkileyen en önemli etkenlerden biri ısınma ve/veya soğutma sorunudur [17]-[19]. Haliyle bu sorunun ana kaynağı mevsimsel değişikliklere bağlı olarak hava sıcaklığı değişimidir. Türkiye, 3 farklı coğrafi iklimin görüldüğü ve yıl içerisinde 4 farklı mevsimin yaşandığı bir bölgede yer almaktadır [20]. Bu sebeple sıcaklık değişimi nedeniyle yaşanan ısıtma ve/veya soğutma ihtiyacı gün içerisinde saatten saate bile değişir niteliktedir. Bu nedenle mesken elektrik tüketim tahmini yaparken sıcaklık etkisini dikkate almamak yapılacak tahminin başarımını etkileyecek niteliktedir [21]. Elektrik yükü tahmini için geliştirilmiş pek çok yöntem mevcuttur [22]. Yük tahmini, tahmin dönem uzunluğuna bağlı olarak 3 farklı şekilde (kısa dönemli yük tahmini, orta dönemli yük tahmini ve uzun dönemli yük tahmini) adlandırılır. Saatlik, günlük veya haftalık yük tahmin modellerine kısa dönemli yük tahmini denir [10], [23]. Tüketim ve talep tahmini tüm dünya için genel bir ihtiyaç ve gereklilik olarak karşımıza çıkmaktadır. Bu sebeple literatürde tüketim ve/veya talep tahmininin iyileştirilmesi için yapılan çalışmalar devam etmektedir. Yük tahminine dair yazılmış olan makalelerde en sık kullanılan yaklaşımlar, Zaman Serileri yöntemlerinden; Box-Jeckins [24]-[26], otoregresif entegre hareketli ortalama (ARIMA) modelleri, üstel düzeltme modelleri [27], otoregresif (AR) modelleri [28], regresyon modelleri [29], Yapay Sinir Ağları (YSA) yöntemleri [30] arasında sayılabilir.

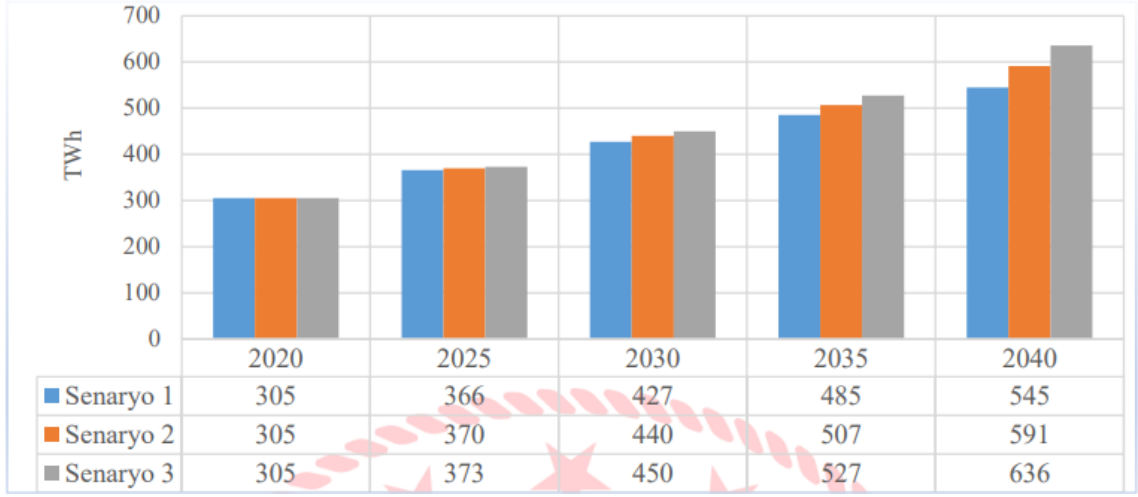
Tezin amacı, Türkiye’de halihazırda yetkili kuruluşlar tarafından yapılmakta olan mevcut elektrik tüketim tahminine bağlı yük profil katsayılarının belirlenmesinde daha etkili ve başarımı yüksek, farklı sıcaklık koşullarını da göz önünde bulunduran ancak yüksek

donanımsal gerekliliklere ihtiyaç duymayan bir yaklaşım getirmektir.

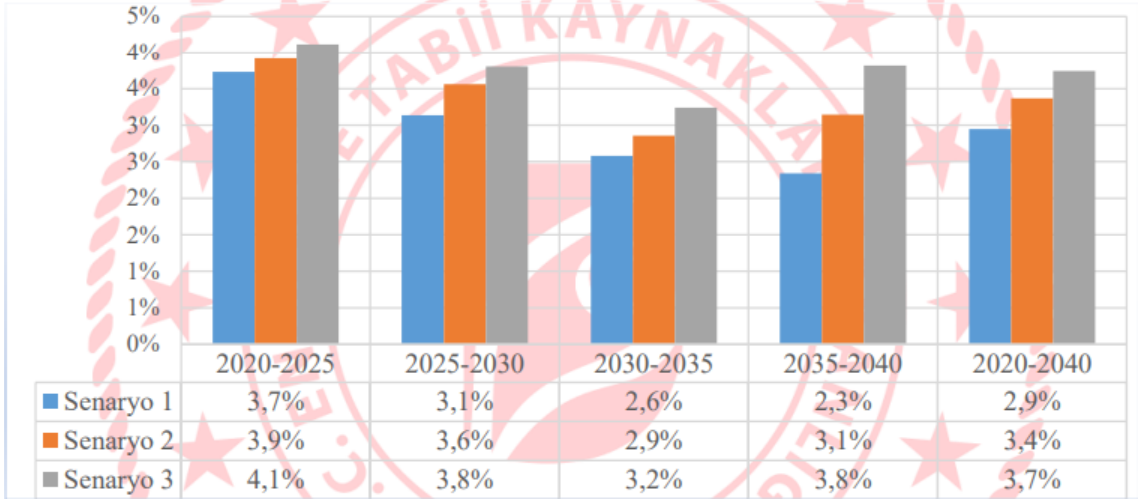
## **1.2. TEZ KONUSUNUN ÖNEMİ VE ÖZGÜN DEĞERİ**

Milli kalkınma her ülkenin başlıca sorunlarından biridir. Ülkeler için kalkınma sorununda başı çeken maddelerden biri elektrik enerjisi ihtiyacıdır. Türkiye’de Kalkınma Bakanlığı ve Kurum görüşleri alınarak T.C. Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı tarafından her iki yılda bir 6446 sayılı Elektrik Piyasası Kanunu’nun 20’nci maddesinin 3 üncü fıkrasının a bendine göre “Gelecek yirmi yılı kapsayan Türkiye Elektrik Enerjisi Talep Projeksiyonu Raporu” hazırlanmaktadır. 2020-2040 dönemini kapsayan bu raporda, bu projeksiyon çalışması için Türkiye Enerji Modeli (EST Energy System for Turkey) kullanılmıştır. EST modeli, Avrupa Birliği tarafından mevcut kullanılmakta olan planlama modelinin ülkemiz dinamiklerine uyarlanarak 50 yıllık enerji planlama için geliştirilmiş bir modeldir. Bakanlığımız enerji uzmanları ile yurt dışından uzmanların katkılarıyla geliştirilen EST modelinde, elektrik enerjisi arz talep dengesini sağlayabilmek amacıyla elektrik enerjisi tüketim ve üretim dinamiklerinin benzetimi yapılarak dengesizlik maliyetlerini asgari düzeye indirmek amaçlanmaktadır. EST modelinde, talep modülünün ana unsurlardan biri elektrik enerjisidir. Talep modülünde; bütüncü ekonomik etkenler dikkate alınarak her bir alt unsur için elektrik enerjisi tahmini yapılmaktadır. Bahse mevzu elektrik enerjisi talebini karşılayabilmek için yerel üretim ile elektrik enerji ithalatı dengesinin optimizasyonunu yaparak, yatırım maliyetlerinin asgari düzeye indirilmesi amaçlanmaktadır [31].

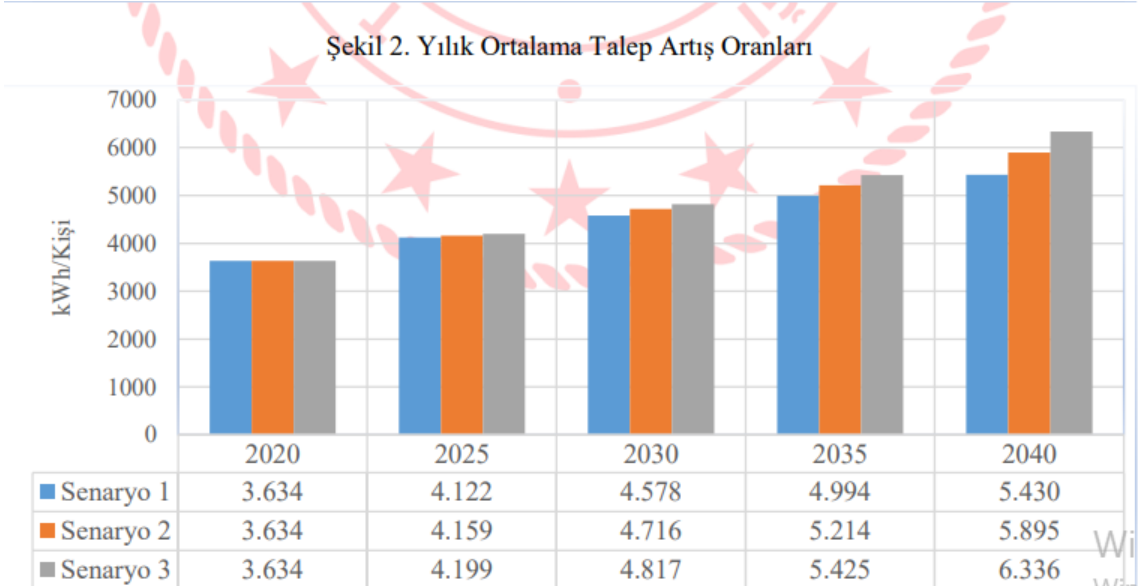
Türkiye Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı’nın hazırlamış olduğu 2020-2040 dönemine ait Türkiye elektrik enerjisi talep projeksiyonu raporunda öngörülen “Elektrik talep serileri” grafiği Şekil 1.1’de, “Yıllık ortalama talep artış oranları” grafiği Şekil 1.2’de ve “Kişi başı elektrik tüketim” değerlerinin grafiği Şekil 1.3’te verilmiştir.



Şekil 1.1. Türkiye için öngörülen elektrik talep serileri [31].



Şekil 1.2. Türkiye için öngörülen yıllık ortalama talep artış oranları [31].



Şekil 1.3. Türkiye için öngörülen kişi başı elektrik tüketim [31].

Elektrik enerjisi talep tahmini ne kadar isabetli olursa, dengesizlik maliyeti de aynı nispette azalacaktır. Dengesizlik maliyetlerini asgari düzeye indirmek için başarıyı yüksek tahmin yöntemlerine ihtiyaç duyulmaktadır. Bu tezde Türkiye’de Düzce ili için Konut Yük Profil Katsayıları’nı (KYPK) belirlemek için zaman serisi yöntemlerinden Polinomik Çoklu Regresyon Analizi Yöntemi (PÇRAY) kullanılarak Matematiksel Tahmin Modelleri (MTM’ler) üretilmiştir. Çalışma kapsamında ilk olarak önceden örneklem olarak belirlenmiş 50 farklı mesken abonesinde saatlik elektrik enerjisi tüketimi ve meteorolojik sıcaklıklar ölçülmüştür. Ölçülen veriler kullanılarak MTM’ler üretilmiş ve ardından MTM’ler kullanılarak KYPK’lar belirlenmiştir. Belirlenen KYPK’lar kullanılarak elektrik enerjisi tüketimleri tahmin edilmiş ve tahmin sonuçları ölçüm verileri ile karşılaştırılmıştır. MTM’ler literatürde kabul gören uygunluk testlerine tabi tutulmuş ve modellerin performansları doğrulanmıştır. Elde edilen sonuçlara göre MTM’ler, gelecekte değişen meteorolojik koşullara bağlı olarak KYPK’nın hesaplanması için hızlı ve pratik bir yöntem olarak önerilmiştir. Çalışma, üretilen MTM’lerin Türkiye’de Düzce için elektrik enerjisi yük profil katsayılarının belirlenmesi için tatmin edici sonuçlar elde ettiğini göstermektedir. Sıcaklık ölçümü yerine meteorolojik hava tahminleri kullanılarak farklı coğrafi bölgeler için benzer matematiksel modeller yapılabilir. Bu çalışma, MTM’nin verimli kullanımının elektrik enerjisi tüketim tahminine dayalı yük profil katsayılarının performansını iyileştireceğini ve böylece dengesizlik maliyetlerini azaltacağını göstermektedir.

### **1.3. LİTERATÜR TARAMASI**

Tüketim tahminleri üzerine yapılmış pek çok çalışma mevcuttur. Çalışmalarda;

Hane elektrik tüketiminin, evde kullanılan cihazlarla ilişkisini incelenerek farklı zamanlarda oluşturulmuş iki farklı kontrol grubundan elde edilen verilere 24 regresyon denklemi uygulanmış, zamana, müşteriye, sıcaklığa, evin büyüklüğüne göre farklı değişkenlere göre fonksiyonlar oluşturularak tüketim tahminleri yapılmıştır [32]. Zaman serileri yöntemlerinden ARIMA yöntemi kullanılarak yakın zaman yük tahmini yapılan bir modelde, ekonomi, zaman, hava ve rastlantısal etkilerin harcanacak yük üzerindeki etkileri incelenmiştir [33]. Zaman içinde yapılan çalışmalar “Yük Profili” kavramını ortaya koymuştur. “Yük profili” kavramı 90’lı yıllardan beri kullanımdadır. “1998

Programında” elektrik havuzunda, elektrik tedarik pazarında rekabet oluşturmak amaçlanmıştır. “Yük profili” arz-talep dengesini sağlamak için üretilmiş elektrik kullanım modeli olarak tanımlanabilir. 1994’te profillerin sayısı ve türü tanımlanmış ve 8 temel profil sınıfı oluşturulmuştur. Sınıflar oluşturulurken, yurtiçi-yurtdışı, ekonomik, yük faktörü, talep faktörü gibi sınıflandırmalara göre gruplandırılmıştır [34]. Elektrikli pişirme aracı kullanan 44 haneden oluşan bir inceleme grubunun enerji tüketimini 12 aylık süre için gözlemlenmiştir. Hane halkının akıllı sayaçları kullandığında gerçekleşecek enerji tasarruf miktarı ölçülmüştür. Elde edilen verilerden yararlanılarak enerji tasarruf için bir tasarım modeli oluşturulmuştur. Enerji tasarrufunun artırılabilmesi için tasarım modelinin optimize edilmesi önerilmiştir [35]. Hindistan’ın kentsel bölgelerinde konutlarda, hane halkının gelirinin, hane halkı birey sayısının ve elektrik kullanım bedellerinin tüketici taleplerine etkisi incelenerek tahmini talep fonksiyonu oluşturulmuştur. Talep fonksiyonu oluşturmak için 30 000 haneye ait anket verileri kullanılmıştır. Çalışmada kış, muson ve yaz sezonu için mevsimsel etkiler göz önünde bulundurulmuştur. Sonuçlar, hane halkının sosyo-ekonomik özellikleri ve coğrafi değişkenliğin elektrik talepleri üzerinde önemli bir etkisi olduğunu göstermiştir [36]. Norveç’te elektrik enerjisi son kullanım sonuçlarını ve ekonometrik şartlı talebi hesaplayan iki model oluşturulmuştur. Bu iki modelin sayısal sonuçlarını karşılaştırarak elektrik tüketiminin, ısıtma, aydınlatma, elektrikli ev aletleri vs. ayrıştırılmasına dair önerilerde bulunulmuştur. Çalışma için bir Norveç enerji anket verileri kullanılmıştır [37]. Hava sıcaklığının elektrik tüketimine etkisi dikkate alınarak iklim koşullarına göre yük tahminleri yapılan bir çalışmada 2000-2009 yılları arasındaki Delphi için günlük tüketim verilerini kullanılmıştır. Çalışma sonucunda sıcaklık/tüketim eğrisi incelendiğinde iklimlendirme cihazlarının tüketimi önemli ölçüde etkilediğini, çok sıcak ve çok soğuk günlerde tüketim değerlerinde belirgin artış gösterdiği gözlemlenmiştir [38]. Elektrikli ev aletleri alımında tüketici modellerinin incelendiği diğer bir çalışmada tüketicilerin elektrikli ev aleti alırken enerji verimliliği sınıfını dikkate alıp almamasını belirleyen faktörleri ortaya konmaktadır. Tüketici tercih tahmin modeli oluşturulurken regresyon analizi yöntemi kullanılmıştır. Analiz sonucunda, maliyet, kalite ve çevresel tutumun, tüketici tercihinde belirleyici olduğu gözlemlenmiştir [39].

Tüketim tahmininde kullanılan yöntemler çeşitlilik göstermektedir. Veri setlerinin zaman serisi formu sebebiyle tahmin çalışmalarında Zaman serisi yöntemlerine sıklıkla rastlanılmaktadır. Bunlara örnek olarak; 2012-2016 yılları arasında Türkiye’de günlük

elektrik enerjisi tüketim verileri incelenerek elde edilen verilerin günlük bazda periyodik özelliğe sahip olduğu kanaatine varılmıştır. Verilerdeki periyodik dizilimden yola çıkarak harmonik regresyon modeli ve literatürde yaygın kullanılan ARIMA modelleri kullanarak elde edilen günlük veriler için tahmin modelleri oluşturulmuştur. Çalışma sonucunda verilerin periyodik bileşen içermesi dolayısıyla harmonik regresyon modelinin tahmin başarımının ARIMA modelinden yüksek olduğu gözlemlenmiştir [40]. Başka bir çalışmada zaman serisine dayanan dalgalı yankı durum ağı algoritması ile yakın zaman yük tahmini ve yakın zaman sıcaklık tahmini yapılmıştır. Sıcaklık tahmini hatalarının yük tahmini üzerindeki etkisi incelenmiştir. Çalışmada Kuzey Amerika elektrik tesisinde alınan saatlik veriler kullanılmıştır. Çalışma sonucunda yeni oluşturulan tahmin modellerinin, mevcut tahmin modellerden daha iyi sonuçlar verdiği gözlemlenmiştir [41]. [42]'de çoklu SVR yöntemi ile Singapur'da belirli bir kamu binasının hem yarım saatlik hem de günlük elektrik tüketim tahminini gerçekleştirilmiştir. Ölçüm yapılan kamu binası için iki farklı veri seti oluşturulmuştur. Veri setlerinden ilki bir yıllık bir süre için günlük enerji tüketimi ve diğeri on günlük bir süre için yarım saatlik enerji tüketimidir. Her iki veri seti için de önerilen modelin tahmin başarımının yüksek olduğu gözlemlenmiştir. Bir diğer çalışmada Hindistan Kamu Hizmetlerinin elektrik tüketim tahmini için Zaman serileri yöntemlerinden olan Grey Model tahmin modeli kullanılmıştır. Kullanılan model sonuçları 2002-2007 yılları arasında Planlama Komisyonunda sunulan modellerle karşılaştırılmış, tahmin modelinin başarımının oldukça yüksek olduğu gözlemlenmiştir [43]. Zaman serileri yöntemini kullanan başka bir çalışmada deneysel bir binaya kurulan sistem üzerinden alınan verilerle yapay zekâ teknikleri kullanılarak tekli ve toplu elektrik tüketim tahmin modeli oluşturulmuştur. Çalışma sonucunda hibrit tahmin modellerin tahmin başarımının toplu tahmin modellerinden daha yüksek olduğu görülmüştür. Ayrıca çalışma sonucunda, enerji tüketim tahmini için tekil tahmin modellerinin daha hızlı ve başarımı yüksek olduğu gözlemlenmiştir [44]. Yine zaman serileri yöntemine dayanan en küçük kareler destek vektörü kullanan çalışmalar da yapılmıştır. Abone sayısı ve brüt elektrik üretim verilerini kullanarak en küçük kareler destek vektör makineleri yöntemiyle uzun dönem elektrik tüketim tahmini yapılmış ve sonuçları YSA ve Regresyon analizi yöntemleriyle karşılaştırılmıştır. Çalışma sonucunda önerilen modelin tahmin başarımının, diğer iki modele oranla daha yüksek olduğu gözlemlenmiştir [45].

Zaman serisi yöntemlerinden Regresyon Modelleri literatürde oldukça geniş yer bulmaktadır. Rasgele seçilmiş hane bireyleriyle yapılmış anket yoluyla aylık konut

tüketim verileri ile, mevsimsel hava koşulları verilerine çoklu regresyon modeli uygulanmış ve sonuç olarak sıcaklık/elektrik kullanımı eğrisi oluşturulmuştur. Elde edilen eğrinin parabolik olduğu gözlemlenmiştir. Hanelerdeki cihaz sayısı artışının, tüketim miktarını büyük ölçüde etkilediği tespit edilmiştir [46]. Diğer bir çalışmada 3 farklı Regresyon aracı (Rastgele Orman Regresyonu, k-En Yakın Komşu Regresyon ve Lineer Regresyon) kullanılarak, Sydney bölgesinde büyük bir veri kümesi için hava parametrelerini dikkate alan mevsimsel ve haftalık elektrik enerjisi talep tahmini yapılmıştır. Çalışma sonucunda 30 dakikalık kısa vadeli elektrik enerji tahmini için Rastgele Orman Regresyonunun, 24 saatlik uzun vadeli elektrik enerji tahmini için ise k-En Yakın Komşu Regresyonundan daha başarılı olduğu gözlemlenmiştir [47]. İrlanda CER veri seti üzerine yapılan çalışmada kısa vadeli yük tahmini yapılmış, çevrimiçi destek vektör regresyon yönteminin avantajları ve dezavantajları araştırılmıştır [48]. [49]'da elektrik yük tahmini için Kuantil Regresyona dayalı hibrit bir tahmin modeli önerilmiştir. Hibrit model 3 farklı tahmin modelinin (Rastgele Orman Regresyonu, Gradyan Arttırıcı Karar Ağacı ve Destek Vektörü Regresyonu) birleşiminden oluşmaktadır. Çalışmada Amerika Birleşik Devletleri'nin belirli bir bölgesinden alınan bir aylık veri seti kullanılmıştır. Önerilen modelin, orta vadeli yük tahmini için başarılı sonuçlar verdiği gözlemlenmiştir. Elektrik yükü ve piyasa fiyatları arasındaki anlamlı bağlantıyı kurmak üzere yapılan çalışmalar da bulunmaktadır. Çalışma için Singapur'da ölçülmüş gerçek elektrik yük veri kümeleri kullanılmış, Kopula teorisine dayanan bir olasılık yoğunluk tahmin yöntemi önerilmiştir [50]. Doğrudan tahmin aralıklarının yapısının güvenilirliği problemi üzerine yapılan çalışmalar da vardır. Problemin çözümü için paralel ve yük niceliği tahmin yöntemi kullanılmıştır. Buna ilaveten alternatif bir niceleme belirleme yöntemi önerilmiştir [51]. Genelleştirilmiş regresyon sinir ağı yöntemi [52]'de kısa vadeli yük tahmini için kullanılmıştır. Yöntemde hava durumu etkisi dikkate alınmıştır. Kısa vadeli yük verilerinin periyodik oluşunun yöntemin başarımını artırdığı gözlemlenmiştir. Nokta yük ve sıcaklık tahmini üzerine çalışmalar da bulunmaktadır. Yük tahmini için yarı parametrik regresyon modeli kullanılmıştır. Sıcaklık tahmini için ise çok değişkenli zaman serisi üzerine bir simülasyon kullanılmıştır. Her iki tahmin yönteminin kendi veri seti için uygun başarımlar gösterdiği gözlemlenmiştir [53]. Kantil regresyona dayanan bir tahmin yöntemi ile de elektrik yük tahmini yapılmıştır. Tahmin modelinde hem haftalık hem de yıllık mevsimsellik dikkate alınmıştır. Olasılıksal yük tahmininde, uzun vadeli trend bileşenini dengelemek için sıcaklık bilgisi kullanıldığında modelin başarımının arttığı gözlemlenmiştir [54]. Günlük

ve haftalık tahmin için regresyon modeli ve üstel düzeltme yöntemlerinin kullanıldığı çalışma da mevcuttur. Tahmin modelinde, trend ve mevsimsel veriler dikkate alındığında tahmin başarımının yükseldiği gözlemlenmiştir [55]. Destek vektör regresyon algoritmaları ile ampirik mod ayrıştırma yöntemlerini birlikte kullanan karma bir yöntemin önerildiği bir çalışmada, saatlik elektrik yük tahmini üzerine çalışılmıştır. Çalışmada önerilen yöntemim yük tahmini başarımının yüksek olduğu gözlemlenmiştir [56]. Elektrik tüketim talep tahmini için yeni bir destek vektörü regresyonu da önerilmiştir. Önerilen yeni yöntemde tahmin saatinden 2 saat öncesine ait ortam sıcaklığı bilgisi kullanılmaktadır [57]. Dönüşüm nicel regresyonu tabanlı olasılık yoğunluk tahmin yöntemi de önerilmiştir. Önerilen yöntem Gauss çekirdek fonksiyonunu kullanmaktadır. Yöntem için Kanada'da 2014 yılı için ağustos ve aralık aylarında saatlik yük verileri ölçülmüş ve Ağustos verileri yaz aylarının tahmini için, Aralık verileri kış aylarının tahmini için kullanılmıştır [58]. 24 saat öncesinden saatlik yük tahmini yapan bir tahmin modeli de geliştirilmiştir. Modelde Güney Kaliforniya'ya ait veriler kullanılmıştır. Tahmin modeli üç farklı tahmin modeline (gradyan artırma, rasgele orman, çoklu doğrusal regresyon) dayanmaktadır [59]. Entegre bir regresyon ağacı yöntemi ile yük tahmini de yapılmıştır. Kullanılan model ağırlıklı ortalama yöntemine dayanmaktadır [60].

Tüketim tahminlerinde sıklıkla başvuru yöntemlerinden biri de YSA yöntemidir. Alçak gerilim elektrik dağıtım şebekesinde gün öncesi talep tahmini için korelasyon kümelemesi, ayrık sınıflandırma sinir ağı ve post-işlem prosedürü işlemlerinden oluşan üçlü bir modelleme oluşturmuştur. Yapılan çalışma sonucu tahmin doğruluğu testlerinden; 0,80 üzerinde  $R^2$  ve %10 üzerinde ortalama mutlak yüzde hatası (MAPE) değerlerine ulaşılmıştır [61]. Rasgele orman yaklaşımı, YSA ve uzun kısa süreli belek modellerini kullanılarak yük tahmini yapan çalışma da bulunmaktadır. Önerilen model tarih, geçmiş yükler ve meteorolojik verilere dayanmaktadır [62]. Jiangsu Eyaleti'nde özel bir bölge için yapılan bir çalışmada orta vadeli ve uzun vadeli yük tahmini yapılmıştır. Yük tahmini için Elman Sinir Ağı yöntemi uygulanmıştır [63]. "MultiCycleNet" isimli YSA yöntemi kullanılan çalışmada ev yükü tahmini yapılmıştır. Yöntemin en önemli avantajı kendi kendini güçlendirme özelliğidir. Yöntem farklı döngüler için elektrik tüketim modellerinin korelasyon analizini yapmaktadır [64]. YSA modellerinin kullanıldığı bir elektrik yükü tahmini çalışmasında kullanılan veri seti, bir elektrik kuruluşu tarafından beslenen belirli bir bölgeden alınan ölçüm verilerinden

alınmıştır [65]. [66]'de Kanada ve Mısır için ayrı ayrı veri setleri kullanılarak yük tahmini yapılmıştır. Yük tahmini için YSA, Wavelet Sınır Ağı ve Kalman Filtreleme yöntemlerine dayanan 6 farklı model önerilmiştir. Otoregresif ağ tabanlı YSA yöntemi kullanılarak saatlik yük tahmini yapılan bir çalışmada, 4,5 yıl boyunca ölçümlenmiş saatlik yük verileri ve 7 yıl boyunca ölçülmüş sıcaklık verilerini kullanılmıştır [67]. Sao Paulo Üniversitesi'nde yapılan çalışmada Üniversite yönetim binasına ait enerji tüketim profilleri ve yerel meteorolojik veriler kullanılarak YSA ile "EnergyPlus" modellerinin tahmin performansları kıyaslanmıştır. Yapılan çalışma sonucunda iklimlendirme cihazının ana ısıtma veya soğutma olarak kullanıldığı sistemlerde, kullanıcı davranışının enerji tüketiminde önemli bir etkiye sahip olduğu tespit edilmiştir. YSA modelinin geçmiş verilere dayalı bir tahmin modeli olması dolayısıyla dinamik sistemler için EnergyPlus" yönteminin daha geliştirilebilir olduğu kanaatine varılmıştır [68]. Scada sistemi kurulu bir binada, sistemden alınan tüketim verileri ile sıcaklık ve güneş radyasyonu bilgilerini kullanılarak YSA tabanlı bir tahmin modeli önerilmiştir. Daha sonra aynı verilerle yapılan ikinci çalışmada, Destek Vektör makineleri yöntemiyle yapılan tahmin sonuçlarının ilk çalışmada YSA yöntemiyle bulunan tahmin sonuçlarından daha iyi olduğu gözlemlenmiştir [69], [70].

Aşağıdan yukarıya matematiksel modelleme yöntemi de tüketim tahminlerine kullanılan yöntemlerden biridir. [71]'de saatlik hane tüketim modeli oluşturularak yük profil hesaplaması için basit aşağıdan-yukarıya matematiksel modellemenin kullanımı önerilmiştir. Modellemeyi oluştururken elde olan istatistiki verileri kullanılmıştır. Modelleme sonucunda elde edilen tahmin verilerinin elde olan gerçek verilerle tutarlı oldukları gözlemlenmiştir. Singapur'da yapılan diğer bir çalışmada konutlarda enerji tüketiminin modellenmesi için hane halkı elektrik tüketimi ele alınmıştır. Oda sayısı, 1'den 5'e kadar sınıflandırılarak (1 odalı, 2 odalı vs.) yük profilleri oluşturulmuş ve konut tipine göre konut tüketimi simülasyonu oluşturulmuştur. Her konut tipi için ortalama istatistiki bilgilerden yararlanılarak analiz edilmiştir. Singapur'da günlük sıcaklık değerleri çok değişkenlik göstermediği için mevsimsel etki göz ardı edilmiştir. Bununla birlikte 17.00-20.00 saatleri arasında gündüz tüketimine oranla elektrik kullanımının arttığı gözlemlenmiştir. Ve dahası hanede kullanılan cihaz çeşitliliği etkin bir faktör olarak değerlendirilmiş, hanelerde kullanılan cihazlar listelenmiş ve her bir cihaz için çalışma modeli oluşturulmuştur. Tüm veriler birlikte değerlendirilerek aşağıdan-yukarıya matematiksel modeli uygulanmış ve istatistiki verilerle doğrulanmıştır [72]. Çeşitli

mekân ve zamanlar için mesken yükü profili oluşturan ölçekli modeller geliştirilen bir başka çalışmada nüfus sayımı ve ulusal araştırmalardan elde edilmiş veriler kullanılmıştır. Model geliştirilirken aşağıdan yukarıya matematiksel yaklaşımdan yararlanılmıştır. Çalışma sonucunda, hane halkı için hafta içi ve hafta sonu günlük ve haftalık tüketim tahmini gerçekleştirilmiştir [73].

Üretim ve tüketim arasındaki dengesizlik sorununu çözmek için, bulanık mantık yöntemi kullanan enerji tüketim tahmin modelleri de önerilmiştir. Önerilen bir tahmin modelinin enerji üretim ve tüketim arasındaki belirsizliği azaltarak, sistem kararlılığını artırdığı ve dolayısıyla üretim maliyetlerini düşürecek etkiye sahip olduğu gözlemlenmiştir [74]. Bulanık mantık ve sinir ağlarına dayanan hibrit bir diğer yöntemle saatlik sıcaklık ve yük verilerinden oluşan zaman serilerini kullanılarak kısa vadeli yük tahmini yapılmıştır. Çalışma sonucunda, eldeki zaman serilerini, görüntü verilerine dönüştürerek tahmin modeline tabi tutmanın tahmin başarımını yükselttiği gözlemlenmiştir [75].

Derin öğrenme yaklaşımının kullanıldığı, 3 farklı derin öğrenme tekniği (Tam Bağlantılı, Evrişimli Sinir Ağları ve Uzun Kısa Süreli Bellek Ağları) kullanarak enerji tüketim tahmini yapılan çalışmada, enerji tüketim tahmin modeli oluşturmak için 1 milyona yakın müşteriden alınmış olan yaklaşık 10 milyon örneğe sahip gerçek bir veri seti kullanılmıştır. Çalışma sonucunda önerilen sistemin, mevcut kullanımda olan temel yöntemlerden daha iyi tahmin başarımı gösterdiği gözlemlenmiştir [76].

Bu çalışmada Türkiye’de mevcut elektrik enerjisi dağıtım sistemlerinde, Düzce iline ait mesken tüketimi için profil katsayıları hesaplamalarını, sıcaklık etkisi de dikkate alınarak zaman serisi tabanlı tahmin yöntemlerle gerçekleştirilmesi planlanmaktadır. Bu çalışma sonucunda tahmin değerlerinin doğruluk başarımının artırılması hedeflenmektedir.

## 2. PROFİL KATSAYILARININ BELİRLENMESİ

Elektrik dağıtım şebekelerinde, elektrik enerjisi üretim ve tüketim sürecinde, üretim fazlasının depolanması ya da tüketim fazlasını yedek bir depodan karşılanabilmesi söz konusu değildir. Bu nedenle üretimle tüketim arasında sürekli bir denge kurulması gereklidir. Yeterli dengenin kurulamaması durumunda oluşacak dengesizlik maliyeti ülkeler için büyük bir maddi yüküdür. Bilhassa elektrik enerjisinin tamamı yerli kaynaklarla üretilmiyor ve enerji kaynaklarının ve/veya elektrik enerjisinin ithal edilmesi söz konusu ise maddi külfetin boyutu oldukça büyüyecektir. Bu maddi külfeti minimize etmenin en önemli ve etkin yolu elektrik enerjisi tüketim tahminini gerçeğe en yakın değerde yapılması ve yük profillerinin bu başarıyı yüksek tüketim tahmin sonuçlarıyla oluşturulmasıdır. Türkiye ihtiyacı olan elektrik enerjisinin tamamını kendi iç kaynaklarıyla karşılayamamaktadır. Hem üretim tesislerinde kullanılan ham maddelerin ülke kaynaklarından yeterli karşılanamaması, hem de sahip olduğu toplam kurulu gücün ihtiyaç duyulan elektrik enerjisini karşılayacak miktarda olmaması gibi etkenler nedeniyle dışa bağımlı pozisyondadır. Elektrik enerjisinde profil katsayılarının belirlenmesinin önemini anlayabilmek için yerel elektrik üretim kaynaklarını, kaynakların yetersiz kaldığı miktar için satın alma süreçlerini ve bu dengeyi kurabilmek için oluşturulmuş profil katsayıları tahmin sistemini iyi analiz etmek gerekmektedir.

### 2.1. ENERJİ KAYNAKLARI

Dünya üzerinde insan popülasyonundaki artış, doğal olarak elektrik enerjisine olan ihtiyacın artmasına sebep olmaktadır. Buna en büyük sebep sanayileşme ve teknolojinin günden güne gelişmesi ve büyümesidir. İnsanoğlu yüzyıllar içinde nüfus artışına adapte olabilmek ve konfor alanını genişletebilmek için fabrikalar, işletmeler kurarak, pek çok teknolojik araç gereçler üretir ve kullanır hale geldi. Pek tabi tüm bu gelişmelerle beraber dünya üzerinde elektrik enerjisi tüketimi %4-5 oranında artış göstermektedir [77]. Elektrik enerjisi üretiminde en eski ve yaygın kullanılan yakıtlar petrol, kömür ve doğalgaz gibi fosil yakıtlardır. Ancak günümüzde bu yakıtların rezervleri dünya üzerindeki enerji ihtiyacını karşılamakta yetersiz hale gelmiştir. Zira dünyanın elektrik enerjisine olan ihtiyacının artış hızı, fosil yakıtların oluşum hızından çok daha fazladır.

Bu da bilim insanlarını yeni yakıt türleri arayışına yöneltmiştir. Bu da yenilenebilir enerji kaynaklarına olan ilgiyi artırmıştır [78].

Çizelge 2.1. Enerji kaynakları sınıflandırılma şeması [79].

ENERJİ KAYNAKLARI				
Kullanışlarına göre			Dönüştürülebilirliklerine göre	
Yenilenemez		Yenilenebilir	Birincil	İkincil
Fosil Kaynaklı	Çekirdek Kaynaklı	Hidrolik	Kömür	Elektrik, Benzin
Kömür	Uranyum	Güneş	Petrol	Mazot, Motorin
Petrol	Toryum	Biyokütle	Doğalgaz	Kok, Petrokok
Doğalgaz		Rüzgar	Nükleer	LPG
		Jeotermal	Biyokütle	
		Dalga, Gel-Git	Hidrolik	
		Hidrojen	Güneş	
			Rüzgar	
			Dalga, Gel-Git	

Enerji kaynakları, kullanımına ve dönüştürülebilir olmasına göre ikiye ayrılmaktadır. Çizelge 1.1’de görüldüğü gibi kullanımına göre “Yenilenebilir Enerji Kaynakları” ve “Yenilenemez Enerji Kaynakları” olarak sınıflandırılırken, dönüştürülebilirliklerine göre ise “Birincil” ve İkincil olarak ikiye ayrılmaktadır. Yenilenemez enerji kaynaklarının uzun vadede tükeneceği tahmin edilmektedir. Ancak yenilenebilir enerji kaynakları kendi kendini yenileyebilme özellikleri sayesinde uzun süre enerji kaynağı olarak hizmet etmeye devam etmesi beklenmektedir [79], [80].

### 2.1.1. Yenilenemez Enerji Kaynakları

Kömür, doğal gaz, petrol gibi fosil yakıtlar genel olarak yenilenemez enerji kaynakları olarak adlandırılmaktadır. Bu yakıtların ortak özellikleri doğada var olan ancak miktarı sınırlı ve zaman içinde tükenmeye mahkûm olan yakıt türleri olmalarıdır. Fosil yakıtların kullanımı, yenilenebilir enerjiye göre daha eskiye dayanmaktadır. Bu nedenle ulaşılabilirliği yenilenebilir enerji kaynaklarına göre daha yaygın ve ucuz olmasına

rağmen çevreye zararlarının fazla olduğu bilinmektedir. Çünkü fosil yakıtların kullanımı sonrası çevreye zararlı atıklar ve zararlı gaz salınımı meydana gelmektedir [81].

Fosil yakıtlar, dünyadaki enerji ihtiyacının %85'inden fazlasını karşılamaktadır [82].



Şekil 2.1. Türkiye Afşin Elbistan B Termik Santrali [83].

Kömür 1860'lı yıllarda buharlı makinaların kullanılmaya başlamasından beri dünya üzerinde en eski enerji kaynağı olarak bilinmektedir. Sanayi devrimiyle beraber dünya için önemi ve değeri artmıştır. Termik santrallerinin kurulumu ile kömür, elektrik üretimi için de kullanılabilir hale gelmiştir. Türkiye'de doğal gaz ve petrolün yanı sıra kömür hala yaygın kullanılan bir enerji kaynağı olarak önemini korumaktadır [81]. Şekil 2.1'de Türkiye'deki termik santrallere bir örnek olarak Afşin Elbistan B Termik Santrali'nin bir fotoğrafı verilmiştir.

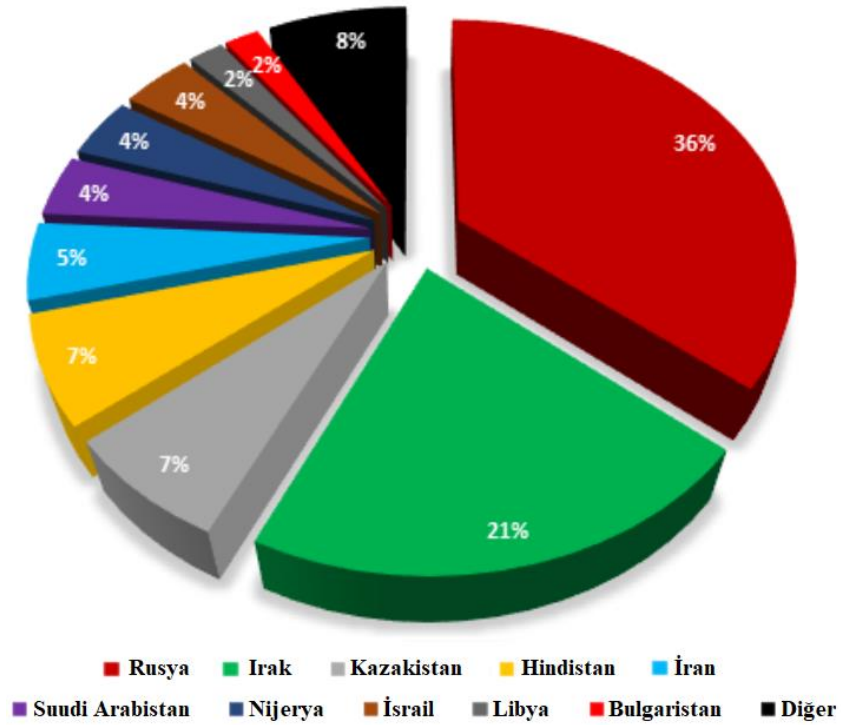
Petrolün enerji kaynağı olarak üretilip kullanılmaya başlanması 1900'lü yıllara denk gelmektedir. Petrolün keşfi dünya siyasi yaşamına da yön veren bir gelişme olarak kaydedilmiştir. Kullanım alanlarının genişliği çıktığı alanların jeopolitik önemini artırmış ve pek çok siyasi mücadelenin müsebbibi olmasına neden olmuştur. Petrol elektrik üretimi için de önemli bir hammadde olarak karşımıza çıkmaktadır. Ancak dünya üzerindeki petrol kaynaklarının ömrünün 50 yıldan fazla olmadığı öngörülmektedir. Türkiye ise yeterli petrol rezervlerine sahip olmadığı için petrol kullanımında dışa bağımlı konumdadır [81]. Şekil 2.2'de Türkiye'nin petrol rafinerilerine bir örnek olarak Tüpraş

Kocaeli Santrali'nin bir fotoğrafı verilmiştir.



Şekil 2.2. Türkiye Tüpraş Kocaeli Santrali [84].

Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı'nın resmî web sitesinde yer alan sayısal bilgilere göre; "2019 yılında 31 milyon ton olarak gerçekleştirilen ham petrol ithalatımızın yanı sıra 13,7 milyon ton petrol ürünü ithal edilmiştir. Buna karşın 14,3 milyon ton petrol ürünü ihraç edilmiştir. Ham petrol ithal ettiğimiz ülkeler başlıca Rusya, Irak, Kazakistan, İran, Suudi Arabistan, Nijerya ve Libya'dır.". Türkiye'nin ham petrol ve petrol ürünü ithalatı yaptığı ülkeler ve pazar payları Şekil 2.3'te verilmiştir [85].



Şekil 2.3. Türkiye'nin ham petrol ve petrol ürünü ithalatı yaptığı ülkeler ve pazar payları [85].

Doğalgaz, kömür ve petrole göre kullanımı nispeten daha yeni bir enerji kaynağı olarak

bilinmektedir. İlk kullanımı 1950'li yıllara dayanmaktadır. Dünya üzerindeki rezervleri petrole göre daha büyük yer tutmakla beraber 120 yıllık bir ömür biçilmektedir. Kömür ve petrol gibi, elektrik üretiminde doğal gazın da kullanımı oldukça yaygındır [81].

Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı'nın resmî web sitesindeki sayısal verilere göre; "Türkiye'de 2019 yılında yaklaşık 45,3 milyar m<sup>3</sup> doğal gaz tüketilmiş ve toplam 483 milyon m<sup>3</sup> üretim yapılmıştır. Kalan üretilebilir rezerv yaklaşık 3,36 milyar m<sup>3</sup>'tür. Ülkemizde 2018 ve 2019 yıllarında doğal gaz amaçlı gerçekleştirilen sondajlar neticesinde keşfedilen yeni sahalarla birlikte son iki yılda doğal gaz üretimi yükselişe geçmiş ve üretimde önceki yıllara göre 2018 yılında %20, 2019 yılında ise yaklaşık %11 artış sağlanmıştır." [86]. Şekil 2.4'te Türkiye'deki doğal gaz santrallerine bir örnek olarak, Gebze Doğalgaz Kombine Çevrim Santrali'nin bir fotoğrafı verilmiştir.



Şekil 2.4. Türkiye Gebze Doğalgaz Kombine Çevrim Santrali [87].

Türkiye'de doğalgaz üretimi;

- ❖ 2015 yılında 398 700 000 m<sup>3</sup>
- ❖ 2016 yılında 381 600 000 m<sup>3</sup>
- ❖ 2017 yılında 364 300 000 m<sup>3</sup>
- ❖ 2018 yılında 435 500 000 m<sup>3</sup>

❖ 2019 yılında 483 000 000 m<sup>3</sup>

olarak gerçeklemiştir [86].

1789’da Uranyum elementinin keşfedilmesi ve 1934 yılında bilim insanlarının atomu parçalamayı başarabilmesi sonunda “Nükleer Enerji” kavramı bilim insanlarının ve sonuç olarak sanayicilerin ilgilendiği bir konu haline geldi. İlk çalışmalar başlangıçta savunma ve askeri amaçlı olsa da zamanla ticari hale dönüşmüştür. Zamanla atomun parçalanması neticesinde ortaya çıkan ısı enerjisinin elektrik enerjisine dönüştürülebileceği keşfedilmiştir. Böylece nükleer santraller hayata geçmiştir. 1970’li yıllarda dünya üzerinde yaşanan petrol kriziyle beraber nükleer santrallerin dünya üzerindeki önemi ve yaygınlığı artmıştır [88].

2022 Mayıs ayı itibariyle, 32 farklı ülkede 441 adet nükleer reaktör işletme halinde, 17 farklı ülkede ise 53 nükleer reaktör ise inşa aşamasındadır. Elektrik üretiminde nükleer santrallerin katkısı dünya elektrik ihtiyacının yaklaşık %10’unu karşılamaktadır. Fransa elektrik ihtiyacının %70’inden fazlasını, Ukrayna ise %51’ini, İsveç neredeyse %30’unu, Belçika neredeyse %40’ını, AB %26’sını, Güney Kore ise yaklaşık %30’unu ve son olarak ABD %20’si kadarını nükleer enerji santrallerinden karşılamaktadır [88].

Türkiye Cumhuriyeti ile Rusya Federasyonu arasında 12 Mayıs 2010 yılında imzalanan “Akkuyu Sahasında Bir Nükleer Güç Santralının Tesisine ve İşletimine Dair İşbirliğine İlişkin Anlaşma” neticesinde Türkiye’de nükleer santrali kurulumu için ilk adım atılmıştır. 1 Aralık 2014’te Çevresel Etki Değerlendirilmesi (ÇED) raporunun olumlu kararı sonucunda 15 Haziran 2017 itibariyle EPDK tarafından elektrik üretim lisansı tanımlanmıştır. Geçtiğimiz süre zarfında, 1 Aralık 2014 tarihinde Çevre ve Şehircilik Bakanlığında ÇED Olumlu kararı, 15 Haziran 2017 tarihinde de EPDK’dan elektrik üretim lisansı alınmıştır [88]. Halen inşaat halinde olan Akkuyu nükleer güç santralının ve Sinop güç santralının tamamlanması ile Türkiye’nin elektrik talebinin %25’ini karşılaması beklenmektedir [89].

Nisan 2022 sonu itibarıyla; Türkiye’nin kurulu gücünü, yenilenemez enerji kaynaklarından %25.2’si doğal gaz, %20.4’ü kömür ve %2’den az da petrol oluşturmaktadır. Ayrıca Türkiye’de Nisan 2022 itibariyle elektrik üretim santrallerinin, 67 tanesi kömür, 345 tanesi doğal gaz, 485 adedi ise diğer kaynaklı santrallerdir [2].

Bu bilgiler ışığında yenilenemez enerji kaynakları günümüzde halihazırda sağladığı verimlilik ve makul erişim koşullarıyla popülerliğini korusa da rezervlerin sınırlı oluşu,

çevreye zararları gibi nedenlerle zaman içinde yerini yenilenebilir enerji kaynaklarına bırakmaya mahkûmdur.

### **2.1.2. Yenilenebilir Enerji Kaynakları**

Rüzgâr, güneş, hidrolik vb. temelde kaynağı kendi iç enerjisi olan enerji kaynakları, yenilenebilir enerji kaynakları olarak adlandırılmaktadır. Yenilenebilir enerji kaynakları çevreye duyarlı temiz enerji olmasının yanı sıra ülkeler için enerji konusunda dışa bağımlılığı azaltma imkânı olarak dikkat çekmektedir. Özellikle son yıllarda elektrik üretiminde yenilenebilir enerji kaynaklarının kullanımı oldukça yaygınlaşmıştır. Yenilenebilir enerji kaynakları için somut rezerv kavramından ziyade potansiyeli olduğundan bahsetmek daha doğru bir tanımdır ve ülkeler için potansiyeli belirleyen en önemli unsurlar, jeopolitik ve coğrafi konum olduğu söylenebilir. Güneş, rüzgâr ve hidroelektrik enerjiler dünya üzerinde kullanımı en yaygın yenilenebilir enerji kaynaklarıdır [90].

Dünya üzerinde hidroelektrik enerji üreten ülkeler arasında Çin ilk sırayı almaktadır. Daha sonra üretim olarak 2. sırada Kanada, 3. sırada Brezilya ve daha sonra 4. sırada ABD yer almaktadır. Kurulu güç kapasitesi olarak yine Çin dünya üzerinde başı çekmektedir. Güç kapasitesi olarak başroller sırası değişse de üretim konusunda başı çeken ülkelere göre; 2. sıra ABD'nin, 3. sıra Brezilya'nın ve daha sonra 4. sıra Kanada'nındır [90].

Hidroelektrik enerji santralleri risk potansiyelinin düşüklüğü ve çevreye duyarlı olması nedeniyle Türkiye'de de tercih edilmektedir. Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı resmî web sitesinde; "Hidroelektrik santraller; çevreye uyumlu, temiz, yenilenebilir, yüksek verimli, yakıt gideri olmayan, uzun ömürlü, işletme gideri çok düşük dışa bağımlı olmayan yerli bir kaynaktır." cümlesiyle ne kadar kıymetli olduğu ifade edilmektedir. Türkiye'nin hidroelektrik enerji potansiyeli teorik olarak dünya potansiyelinin %1'i kadardır. Ekonomik potansiyel bakımından kıyaslandığında Türkiye'nin ekonomik potansiyeli Avrupa'nın %16'sı kadardır. Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı resmî web sitesinde verilmiş resmi rakamlara göre; "Ülkemizin yenilenebilir enerji potansiyeli içinde en önemli yeri tutan hidrolik kaynaklarımızın teorik hidroelektrik potansiyeli 433 milyar kWh olup teknik olarak değerlendirilebilir potansiyel 216 milyar kWh ve ekonomik hidroelektrik enerji potansiyel ise 160 milyar kWh/yıl'dır. 2018 yılında hidroelektrik kaynaklı 59.9 milyar kWh elektrik üretilmiştir. 2019 Ağustos sonu itibarıyla

hidrolik kaynaklı elektrik üretimi 68 452 GWh değerine ulaşmıştır. 2018 yıl sonu itibarıyla, işletmede bulunan 28 291 MW'lık kurulu güce sahip 653 adet HES Türkiye toplam kurulu gücünün %31.9'una karşılık gelmektedir. 2019 Ağustos sonu itibarıyla hidroelektrik kurulu gücü 28 437 MW değerine ulaşmıştır.” [91]. Şekil 2.5'te Türkiye'deki hidroelektrik santrallerine örnek olarak, Atatürk barajı ve hidroelektrik santralinin bir fotoğrafı verilmiştir.



Şekil 2.5. Türkiye Atatürk barajı ve hidroelektrik santrali [92].

Güneş'ten kaynaklanan radyasyon, dünya yüzeyini yer yer farklı ısıtmaktadır. Bu, hava sıcaklığının, hava basıncının ve havadaki nemin farklı olmasına neden olur. Dolayısıyla havada hareket meydana gelmektedir. Bu harekete rüzgâr adı verilir. Dünya yüzeyine isabet eden güneş enerjisinin %2'si rüzgâr enerjisine dönüşmektedir [93].

Rüzgâr enerjisi de hidroelektrik enerjisi kadar önemli bir yenilenebilir enerji kaynağıdır. Rüzgâr enerjisini dünya üzerinde en çok üreten ülkeler arasında ABD 1. sırada yer almaktadır. ABD'yi daha sonra Çin ve Almanya takip etmektedir. Rüzgâr enerjisinde en fazla kurulu güce sahip olan ülkeler de yine Çin, ABD ve Almanya'dır [90].

Rüzgâr potansiyeli coğrafi farklılıklar, güneş ışınlarının geliş açısı gibi nedenlerle mevsimsel ve yöresel olarak farklılık göstermektedir. Rüzgârı niteleyen iki parametre vardır; yön ve hız. Rakım yükseldikçe rüzgâr hızının artması beklenir. Teorik olarak rüzgâr gücü, rüzgâr hızının küpüyle doğru orantılı olarak değişmektedir. Rüzgâr

enerjisinden elektrik üretimi yapabilmek için gerekli ilk kurulum maliyetleri oldukça yüksek olmasına rağmen bakımı ve işletmesi basit ve ucuzdur. Tesis kurulumu fazla karmaşık olmamasından dolayı kurulum ve işletmeye alınma süresi kısadır Rüzgâr türbinlerinin elektrik üretim kapasitesi stabil değildir. Rüzgâr hızına bağlı olarak değişkenlik gösterecektir ki bu da mevsimsel etkilerle sınırlıdır. Ancak rüzgâr gücünün zamanla tükenmesi ya da fiyat artışı gibi bir riski bulunmamaktadır. En önemlisi yenilenebilir olması ve çevre dostu bir enerji çeşidi olmasıdır [93].



Şekil 2.6. Türkiye Ağrı'nın Diyadin ilçesindeki İpek Geçidi'nin bulunduğu bölgede 2 bin 200 metre rakımda kurulan rüzgâr türbinleri [94].

Rüzgâr türbinlerinin çalışma prensibi havanın hareketinden kaynaklı kinetik enerji, türbinler vasıtasıyla mekanik enerjiye dönüştürülür. Daha sonra elde edilmiş olan mekanik enerji rüzgâr türbinlerinin iç yapısında bulunan jeneratörler sayesinde elektrik enerjisine dönüştürülmektedir [93].

Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı'nın resmî web sitesinde şu sayısal veriler paylaşılmaktadır; "Türkiye'de yer seviyesinden 50 metre yükseklikte ve 7,5 m/s üzeri rüzgâr hızlarına sahip alanlarda kilometrekare başına 5 MW gücünde rüzgâr santrali kurulabileceği kabul edilmiştir. Bu kabuller ışığında, orta-ölçekli sayısal hava tahmin modeli ve mikro-ölçekli rüzgâr akış modeli kullanılarak üretilen rüzgâr kaynak bilgilerinin verildiği Rüzgâr Enerjisi Potansiyel Atlası hazırlanmıştır. Türkiye rüzgâr enerjisi potansiyeli 48 000 MW olarak belirlenmiştir. Bu potansiyele karşılık gelen

toplam alan Türkiye yüz ölçümünün %1.30'una denk gelmektedir.” [93]. Şekil 2.6.’da Türkiye’de kurulu rüzgâr türbinlerine örnek olarak, Ağrı’nın Diyadin ilçesindeki İpek Geçidi’nin bulunduğu bölgede 2 bin 200 metre rakımda kurulan rüzgâr türbinleri örnek olarak verilmiştir.

Maliyetlerinin zaman içinde daha makul seviyelere gelmesiyle daha çok tercih edilir hale gelen bir başka yenilenebilir enerji kaynağı güneş enerjisidir. Çin, güneş enerjisi üretiminde yine ilk sırayı almış durumdadır. Güneş enerjisi üretiminde daha sonra sırayı 2’ncilikle Almanya, 3’üncülükle Japonya ve 4’üncü olarak da ABD takip etmektedir. Güneş enerjisi en fazla kurulu güce sahip ülkeler arasında da ilk 4 sıra değişmemektedir [95].

Güneş enerjisi çevre dostu oluşu, kullanımı sonucu doğaya zararlı atık veya zararlı gaz yaymaması gibi avantajlarının yanı sıra kurulumu ve işletimi kolay bir enerji çeşidi olarak tercih nedenidir. Güneş enerjisi, kendi çekirdeği içindeki hidrojen gazının füzyona uğrayarak helyuma dönüşmesi sonucu ortaya çıkan bir ışımaya enerjisi olarak tasvir edilebilir. Güneşin yeryüzüne ulaşan enerji şiddeti 0-1100 W/m<sup>2</sup> arasında değişim göstermektedir. Bu miktarın küçük bir kısmı bile, dünya üzerinde normal şartlar altında tüketilen enerji miktarından oldukça fazladır. Güneş enerjisinden istifade etme çalışmaları 1970’lerle daha da hız kazanmış ve zaman içinde teknolojinin ilerlemesi ile kurulum maliyetleri oldukça düşmüştür [95].



Şekil 2.7. Türkiye Karapınar YEKA-1 Güneş Enerji Santrali [96].

Türkiye, coğrafi konumu gereği güneş enerjisi bakımından yüksek bir potansiyele sahiptir.

Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı tarafından hazırlanan “Türkiye Güneş Enerjisi Potansiyeli Atlasına” göre hesaplanmış olan veriler resmî web sitesinde aşağıdaki gibi açıklanmıştır;

“-Ortalama yıllık toplam güneşlenme süresi = 2741.07 saat/yıl

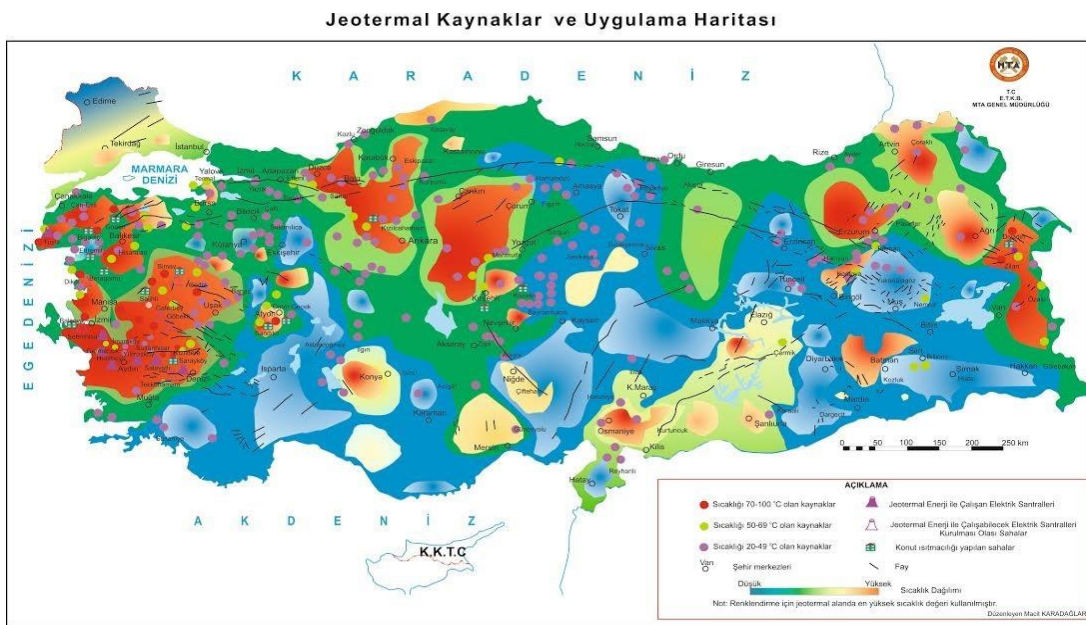
-Ortalama günlük toplam güneşlenme süresi = 7.50 saat/gün

-Ortalama yıllık toplam ışıınım şiddeti = 1527.46 kWh/m<sup>2</sup>-yıl

-Ortalama günlük toplam ışıınım şiddeti = 4.18 kWh/m<sup>2</sup>-gün” [84].

Şekil 2.7’de Türkiye’deki güneş enerji santrallerine örnek olarak, Türkiye Karapınar YEKA-1 Güneş Enerji Santrali’ne ait bir fotoğraf örnek olarak verilmiştir.

Jeotermal enerji, yeraltında depolanmış sıcak su, buhar ve gazların sahip olduğu ısı enerjisi olarak ifade edilebilir. Jeotermal enerji elektrik üretiminde yaygın kullanılan bir enerji türüdür. Jeotermal santrallerde açılan kuyulardan alınan akışkan, ayırıcılar vasıtasıyla su ve buhar olarak ayrıştırılır. Sonrasında türbin ve jeneratörlerle ısı enerjisi elektrik enerjisine dönüştürülür. Türkiye jeotermal kurulu gücü sıralamasına 4. Sırada, potansiyel olarak Avrupa’da 1. Sırada yer almaktadır. Jeotermal enerjiden elektrik üretimi yapan ülkeler arasında 1. sırada ABD, 2. sırada Endonezya, 3. sırada Filipinler ve 4. sırada Türkiye yer almaktadır. Jeotermal enerji çevre dostu, yenilenebilir ve temiz bir enerji çeşididir. Türkiye coğrafi ve jeolojik konumu gereği, jeotermal enerji kaynakları bakımından zengin bir konumda yer almaktadır [97].



Şekil 2.8. Türkiye jeotermal kaynaklar ve uygulama haritası [98].

Şekil 2.8’de Türkiye jeotermal kaynaklar ve uygulama haritası verilmiştir.



Şekil 2.9. Türkiye Kızıldere-3 Jeotermal Enerji Santrali Ünite 2 [99].

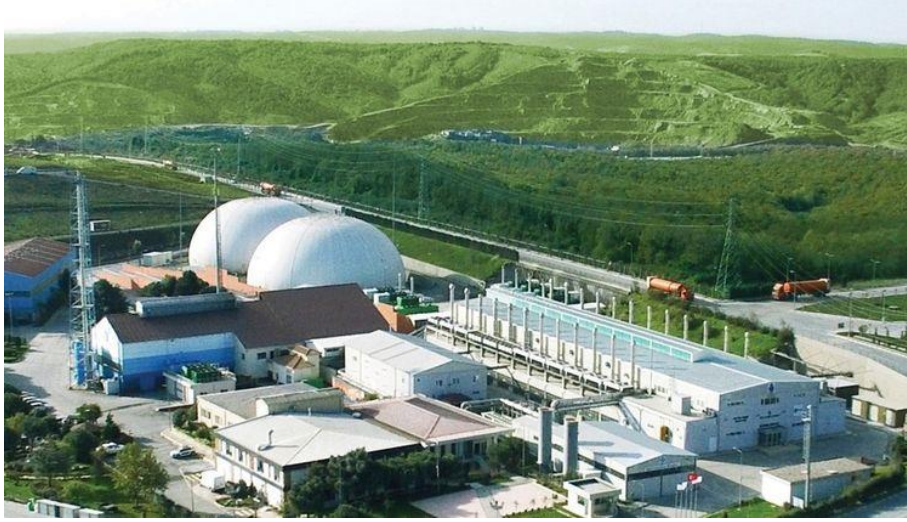
Jeotermal kaynaklarımızın yalnızca %10’ u elektrik enerjisi üretimi için uygundur. Türkiye’de jeotermal enerji ile ilk elektrik üretimi 0,5 MW güç kapasiteli Kızıldere Santrali ile 1975 yılında başlatılmıştır. Türkiye’nin elektrik üretimi için kullanılabilecek muhtemel jeotermal enerji potansiyelinin 2000 MW olduğu tahmin edilmektedir [97]. Şekil 2.9’da Türkiye’deki jeotermal santrallere örnek olarak, Kızıldere-3 Jeotermal Enerji Santrali Ünite 2’ye ait bir fotoğraf verilmiştir.

Biokütle bir ya da birden fazla türe ait canlı organizmaların belirli bir zaman dilimi içinde sahip olduğu toplam kütle olarak ifade edilebilir. En yaygın biokütle kaynakları;

- ❖ Yağlı tohumlar (Ayçiçek, kanola, soya v.b.)
- ❖ Şeker ve nişasta içeren bitkiler (buğday, patates, şeker pancarı, mısır v.b.)
- ❖ Elyaf içeren bitkiler (keten, kenevir, v.b.)
- ❖ Protein içeren bitkiler (bezelye, fasulye v.b.)
- ❖ Tarımsal ve Bitkisel artıklar (sap, saman, dal, kök, kabuk, v.b.)
- ❖ Orman ve odun atıkları (enerji bitkileri, enerji ormanları ve çeşitli ağaçlar)

- ❖ Ahır ve ağıl hayvanlarının dışkıları, kesimevi atıkları ve işlenen hayvansal ürünlerin atıkları
- ❖ Endüstriyel atıklar, kanalizasyon çamurları, gıda ve kâğıt sanayi atıkları, evsel atıklar, atık sular, sanayi tesisleri ve belediye atıkları

olarak örneklenebilir [100].



Şekil 2.10. Türkiye İstanbul Odayeri Çöp Gazı Santrali [101].

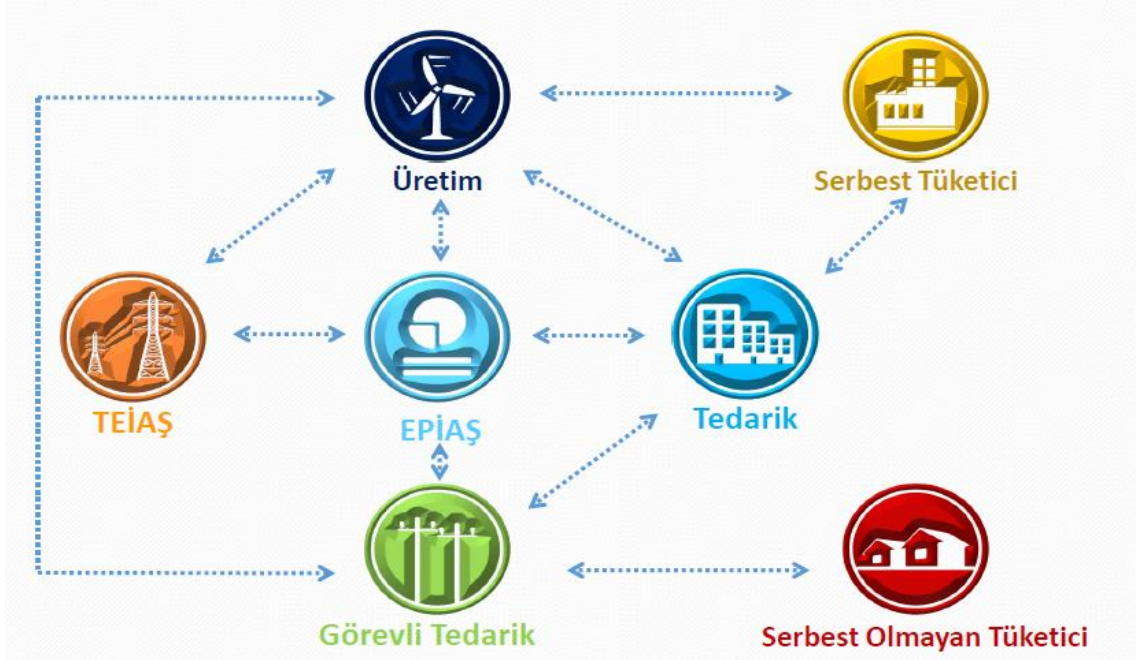
Türkiye’de 2020 Aralık sonu itibariyle elektrik üretiminde kullanılan biokütle enerjisine bağlı kurulu güç 1485MW olarak kaydedilmiştir. Türkiye’de üretilen elektrik enerjisinin %1,80’i biokütle enerjisinden elde edilmektedir [102]. Şekil 2.10’da Türkiye’de biokütle santrallerine örnek olarak, İstanbul Odayeri Çöp Gazı Santraline ait bir fotoğraf verilmiştir.

Nisan 2022 sonu itibariyle; Türkiye’nin kurulu gücünü, yenilenebilir enerji kaynaklarından %31,4’ü hidrolik enerji, %10,8’i rüzgâr, %8,1’i güneş, %1,7’si jeotermal ve %1,80’i biokütleden oluşturmaktadır. Ayrıca Türkiye’de Nisan 2022 itibariyle elektrik üretim santrallerinin, 748 adedi hidroelektrik, 355 adedi rüzgâr, 63 adedi jeotermal, 8.566 adedi güneş 485 adedi ise diğer kaynaklı santrallerdir [2].

## 2.2. TÜRKİYE ELEKTRİK ENERJİSİ PİYASASI

Enerji Piyasaları İşletme Anonim Şirketi (EPIAŞ), 18 Mart 2015 tarihinde kurulmuş, EPDK’dan piyasa işletim lisansını alarak 01 Eylül 2015 tarihinde faaliyete geçmiştir. EPIAŞ’ın kuruluş amacı Türkiye enerji piyasalarının yönetiminde ve ihtiyaçların

karşılanmasında adaleti ve şeffaflığı sağlamaktır ve katılımcılara enerji alış satış talepleri için uygun ortamı sağlamaktır. Katılımcı taraflar arasında ayırım yapmadan, adil referans fiyat belirlenmesini sağlar. Böylece katılımcıların artması ve dolayısıyla oluşturulan rekabetin olumlu etkilerinin maksimum değerlere ulaştığı bir ortam oluşturmak hedeflenmektedir [103]-[105]. Türkiye elektrik piyasasındaki alışveriş sürecini gösteren temsili bir resim Şekil 2.11’de verilmiştir.



Şekil 2.11. Türkiye elektrik piyasaları süreç şeması [106].

### 2.2.1. Enerji Piyasası Süreç Yönetimi

EPIAŞ’ın gösterdiği faaliyetlerde süreç yönetiminde belirleyici birtakım temel kavramlar vardır. Gün öncesi piyasası, gün içi piyasası, uzlaştırma bu kavramlardan en önemlileridir [107]-[109].

#### 2.2.1.1. Gün Öncesi Piyasası

Gün Öncesi Piyasası, piyasa katılımcılarının, talep edilen enerji için 1 ila 5 gün öncesine kadar teklif verebildiği pazardır. Piyasa katılımcıları gün öncesi piyasaya teklif verebilmeleri için gün öncesi piyasaya dair katılımcıların uyması gereken yükümlülükleri içeren “Gün Öncesi Piyasası Katılım Anlaşması”nı imzalamış olmaları gerekmektedir. Gün öncesi Piyasasında teklifler saatlik bazda alınmaktadır. Her bir gün gece 00:00 ile başlayarak gün sonunda 24:00’a kadar saatlik dilimlere bölünmüştür. Gün öncesi piyasasında uygulanacak fiyat ve miktarlar ve uzlaştırma fiyatları her gün için saatlik

belirlenir [110].

Gün öncesi piyasası faaliyetlerini, 1 Aralık 2011'den beri 2004 yılına ait algoritma ve teknolojiye sahip bir yazılım sistemini kullanmaktadır. İş bu nedenle, mevcut yazılım sektörün günümüz beklentilerini ve ihtiyaçlarını karşılamakta yetersiz kalmaktadır. Üstelik yazılımın kaynak kodu, erişime açık değildir. Bu nedenle yazılımda herhangi bir hata düzeltme ya da geliştirmeye ihtiyaç duyulduğunda dışa bağımlılık hasıl olmaktadır. Bu sebeple Yerli Gün Öncesi Piyasası projesi ile tamamıyla yerli bir yazılım çalışması ve optimizasyon modeli çalışmaları yapılmış, 1 Haziran 2016 itibari ile yeni sisteme geçiş yapılmıştır [111].

Yeni gün öncesi piyasası sistemi, her gün saat 12:30'a kadar bir sonraki güne ait teklifleri alarak Piyasa İşletmecisine bildirmektedir. Yeni gün öncesi piyasasına yapılmış olan geçerli teklifler saat 13.00-13.30 arasında sistemin optimizasyon modeli aracılığıyla değerlendirilerek, saat-saat piyasa takas fiyatları ve miktarları belirlenir. İtiraz hata düzeltme vs. işlemlerinin ardından saat 14:00 itibari ile 1 gün sonrasına ait 24 saatlik fiyat ve eşleşmeler belirlenerek ilan edilir [112].

#### 2.2.1.2. *Gün İçi Piyasası*

Gün İçi Piyasası, piyasa katılımcılarının, talep edilen enerji için önceki gün saat 18.00'den fiziksel teslimatın 1 saat öncesine kadar teklif verebildiği pazardır. Gün içi piyasasında işlemler 00:00'da başlayarak saatlik bazda gerçekleştirilir ve gün sonunda 24:00 itibari ile o gün için sona erer. Gün içi piyasasında teklifler saatlik ya da blok teklif şeklinde verilebilir. Satış sürecinde en iyi fiyat en düşük fiyatı, alış sürecinde ise en iyi fiyat en yüksek fiyatı ifade etmektedir. Eşit tekliflerde teklif önceliği dikkate alınmaktadır [113].

Gün içi piyasası 1 Temmuz 2015 tarihinden beri faaliyetlerini sürdürmektedir. Kuruluş amacı Türkiye Elektrik Piyasasının, Avrupa Birliği elektrik piyasalarına entegre olmuş, mali açıdan güçlü, etkili ve şeffaf bir çalışma düzenine sahip olmasıdır. Bu sayede dinamik yaşam ile eş zamanlı ticaret imkânı sağlanmış ve piyasa katılımcılarına kısa süre içinde portföylerini dengeleme imkânı sunulmuştur. Güç içi piyasası, Elektrik piyasasının dengelenmesinde ve devamlılığın sağlanmasında önemli bir rol oynamaktadır. Zira sistemde meydana gelebilecek olası santral arızaları, öngörülemeyen üretim veya tüketim değişiklikleri vs. durumlarında oluşabilecek dengesizlik ve aksaklıklarda, katılımcılara son saate kadar teklif verebilme imkânı sunarak dengesizliği asgari düzeye indirmektedir. Bu da sistem işletmecileri için sistemlerini dengeleme fırsatı sunmaktadır [114].

### 2.2.1.3. Dengeleme Piyasası

Dengeleme güç piyasası, Elektrik piyasasının gerçek zamanlı dengelenmesi amacıyla, sistem işletmecisine azami 15 dakika içinde sisteme dahil olabilecek yedek kapasite sağlayabilmek için kurulmuş piyasadır. Burada talep ve frekans kontrolü yan hizmetler tarafından sağlanır. Esasen beklenti, üretim ve tüketim miktarları gün öncesi piyasa ve gün içi piyasa ile dengelenmiş durumda olması üzerinedir. Ancak reel sistemlerde, üretim tesislerinde arızalar ya da tüketim tesislerinde beklenilenin altında ya da üzerinde enerji sarfiyatı oluşması gibi öngörülemeyen sapmalar her zaman için olasıdır. Bu gibi durumlarda sistem işletmecisi dengeleme güç piyasasına sunulan teklifleri değerlendirmektedir. Dengeleme güç piyasasına teklif sunan tüm piyasa katılımcıları emre amade kapasitelerini sunmakla mükelleftir [115].

### 2.2.1.4. Uzlaştırma

Uzlaştırma, EPIAŞ tarafından gün içi piyasası, gün öncesi piyasası ve dengeleme güç piyasası arasındaki enerji dengesizliğinden oluşabilecek alacak ve borç miktarlarının hesaplanması ile mükelleftir. Çalışma esasları şeffaflık, güvenilirlik ve hız üzerine kurulmuştur. Burada ana amaç elektrik piyasasında yapılan işlemlerden kar veya zarar etmeden sistemin likit dengesini korumaktır [116].

Sistemlerde kullanılacak olan yük tahminlerinin doğruluğu ve başarısı uzlaştırmanın hedefini koruyabilmesi açısından önemlidir. Yük tahminlerinin hata oranının artması dengesizlik maliyetlerinin artmasına ve dolayısıyla dağıtım şirketlerinin zarar etmesine neden olacaktır [117].

## 2.3. PROFİL KATSAYILARI

Türkiye'de Profil katsayısı kavramı saatlik elektrik enerjisi tüketimini ifade etmektedir. Profil katsayıları dağıtım şirketleri tarafından bir önceki seneye ait veri setleri kullanılarak hesaplanmaktadır. Hesaplanan katsayılar bir sonraki yıl uzlaştırma dengelemesinde kullanılır. Profil katsayıları ticari, tarımsal sulama, sanayi, aydınlatma, konut gibi gruplar için ayrı ayrı hesaplanır. Mesken dışı aboneler için büyük çoğunlukla uzaktan okunan sayaçlar vasıtasıyla saatlik tüketim verileri okunabilmektedir. Bu nedenle mesken dışı aboneler için hesaplanan profil katsayılarının tahmin başarımı daha güvenilirdir. Ancak mesken abonelerinin faturalandırılması aylık olarak yapıldığından dolayı tüketim değerleri de ay sonunda belli olur. Bu nedenle profil katsayılarının saatlik

değerlendirmesinde de güçlükler yaşanır. Ayrıca tüketim tahmininde kullanılacak olan bu profil katsayılarının hesaplanmasında sıcaklık nem gibi meteorolojik veriler dikkate alınmamaktadır. Meteorolojik veriler tüketimi etkilediği bilinen önemli bir değişkendir. Profil katsayılarının hesaplanmasında meteorolojik verilerin dikkate alınmaması durumunun yapılacak tahmin işleminin güvenilirliğini azaltacağı düşünülmektedir.

Profiller, günlük iç tüketimi ifade etmek için hafta içi, hafta sonu ve resmî tatil günleri olarak sınıflandırılmıştır. Hafta içi profil katsayı tüketimi Pazartesi, Salı, Çarşamba, Perşembe ve Cuma'yı gösterir. Ancak Pazartesi'nin profili diğer hafta içi profillerinden farklıdır. Hafta sonu kavramı Cumartesi ve Pazar günleri tüketimi temsil eder. Tatil profili resmî tatillerdeki tüketimi gösterir ve profil adı Tatil olarak ifade edilir. Yapılan sınıflandırma sonucunda her bir gün türündeki günlere ait tüketim verileri uzlaştırma dönemi bazında toplanır. Ardından, her gün tipi için toplam tüketim verileri her ay için de hesaplanır ve günlük olarak ortalaması alınır. Her gün türünün saatlik ortalama tüketim verileri, saatlik profil katsayılarını oluşturmak için Pazartesi türünün ortalamasına bölünür [116].

Profil katsayıları her yıl sonunda EPIAŞ tarafından resmi internet sitesinde duyurulur [104]. Profil katsayılarının hesaplanmasında sadece saatlik tüketim dikkate alınır. Örnek olarak, EPIAŞ tarafından açıklanan Nisan ayı Düzce ili için kullanılacak konut tüketimlerine ilişkin KYPK'lar Çizelge 2.2'de verilmiştir. Çizelge 2.2'de görüleceği gibi profil katsayıları her gün ve saat için ayrı ayrı hesaplanmıştır. Ayrıca Nisan ayı içerisinde 23 Nisan tarihinin Ulusal Egemenlik ve Çocuk Bayramı olarak kutlanmasından dolayı resmî tatil olması nedeniyle o güne özel profil katsayıları hesaplanmıştır. Tüm profil katsayıları hesaplanırken önce her günün 24 saati için ayrı ayrı ortalamalar çıkarılmıştır. Daha sonra tüm ortalamalar pazartesi ortalamasına bölünerek yük profil katsayıları oluşturulmuştur.

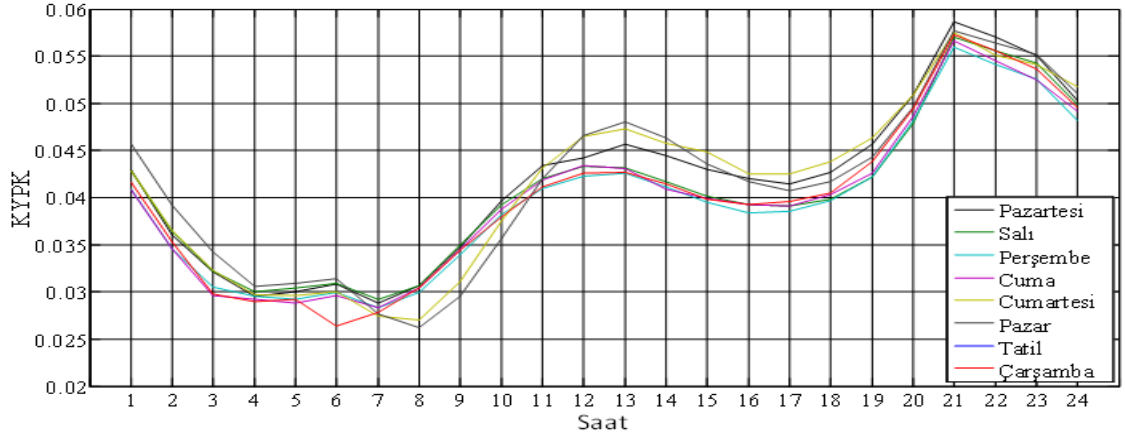
Çizelge 2.2. Nisan ayı için Elektrik Enerjisi Tüketimi KYPK'ları.

Gün / Saat	Pazartesi	Salı	Çarşamba	Perşembe	Cuma	Cumartesi	Pazar	23 Nisan (Tatil)
00	0.042865	0.042819	0.041585	0.040947	0.040809	0.042786	0.045734	0.043476
01	0.036022	0.036433	0.035282	0.034618	0.034637	0.036497	0.039191	0.03692
02	0.032093	0.032249	0.029819	0.030491	0.029604	0.032277	0.034238	0.032733
03	0.029452	0.029963	0.028957	0.029531	0.029184	0.029669	0.030613	0.029538
04	0.030021	0.030351	0.029182	0.029221	0.028843	0.029583	0.030933	0.030299
05	0.030818	0.030891	0.026362	0.02993	0.02961	0.029999	0.031413	0.030367

Çizelge 2.2(devam). Nisan ayı için Elektrik Enerjisi Tüketimi KYPK'ları.

Gün / Saat	Pazartesi	Salı	Çarşamba	Perşembe	Cuma	Cumartesi	Pazar	23 Nisan (Tatil)
06	0.028771	0.029173	0.027821	0.02826	0.028322	0.027378	0.027709	0.025633
07	0.030717	0.030688	0.030379	0.029915	0.030385	0.027044	0.02621	0.027154
08	0.034687	0.034965	0.034394	0.033874	0.034472	0.031083	0.029497	0.032693
09	0.039733	0.039338	0.038007	0.038243	0.038761	0.037559	0.035688	0.037842
10	0.04339	0.042036	0.041099	0.040999	0.041866	0.043152	0.041951	0.040734
11	0.044231	0.043322	0.042617	0.042344	0.04339	0.04647	0.046592	0.042691
12	0.045734	0.043228	0.042673	0.042579	0.043099	0.047325	0.047995	0.043368
13	0.044519	0.041657	0.041534	0.041116	0.040902	0.045807	0.046334	0.042879
14	0.043035	0.040179	0.039794	0.039548	0.03992	0.04492	0.043585	0.041343
15	0.041979	0.039345	0.039259	0.038388	0.039297	0.042456	0.041684	0.03997
16	0.041541	0.039077	0.03958	0.038509	0.039147	0.04245	0.040698	0.039762
17	0.042709	0.039813	0.040517	0.039682	0.040261	0.043779	0.041736	0.040155
18	0.045745	0.042229	0.043771	0.042183	0.042594	0.046297	0.044326	0.041468
19	0.050939	0.047891	0.049372	0.048071	0.048649	0.050933	0.049639	0.045573
20	0.058671	0.057029	0.057344	0.056031	0.056568	0.057461	0.057723	0.054294
21	0.05696	0.055579	0.055649	0.054087	0.054489	0.055115	0.056433	0.052838
22	0.055096	0.054265	0.053622	0.052595	0.052509	0.054135	0.055165	0.051086
23	0.05027	0.04993	0.049602	0.048248	0.049203	0.051797	0.051015	0.047107

Bu profil katsayılarının saatlik grafiksel gösterimi Şekil 2.12'de gösterilmiştir. Şekil 2.12'de verilen profil katsayılarının gün bazlı eğrileri birbiriyle benzer sonuçlar verdiği için detaylı inceleme yapma imkânı vermemektedir. EPIAŞ tarafından ilan edilen KYPK'ların hesaplanmasında meteorolojik veriler dikkate alınmaz. Bu KYPK'lar bir yıl sonra kullanılır. Bu durumun uzlaşmada dengesizlik maliyeti hesaplamasını olumsuz etkileyeceği dikkate alınmaz. Ancak Türkiye'de dört iklim görülmektedir. Gün içindeki sıcaklık değişimleri bölgesel olarak değişir. Saatlik sıcaklık değişimleri elektrik tüketiminde etkin rol oynamaktadır.



Şekil 2.12. Nisan ayı için Gün tipi KYPK'ların saatlik değişimi.



### 3. MATERYAL VE YÖNTEM

#### 3.1. ZAMAN SERİLERİ

Bir zaman serisi, belirli bir zaman aralığında tespit edilen veriler dizisidir. Bu zaman aralığı saatlik, günlük, haftalık, aylık, mevsimsel yıllık vb. olabilir. Genel olarak zaman serisi,  $T$  örneklem büyüklüğü olmak üzere  $Y_t$ ,  $t= 1, 2, \dots, T$  biçiminde gösterilir. Buna göre ilk gözlemlenen veri;  $Y_1$ , ikinci gözlemlenen veri  $Y_2$ , son gözlemlenen veri  $Y_T$  ile ifade edilir. Zaman içinde süreklilik gösteren verilere sahip serilere sürekli zaman serileri, sadece belli aralıklarda elde edilebilen verilere sahip serilere de ayırık zaman serileri adı verilmektedir. Elektrik akımı, gerilimi, ses titreşimleri gibi mühendislik alanlarına ait seriler sürekli zaman serilerine örnek olarak verilebilir. Turist sayısı, tüketim miktarı, üretim miktarı gibi iktisadi seriler ayırık zaman serileridir. Bir ekonomi modelini oluşturan değişkenleri rakamlarla ifade edebilmek oldukça önemlidir. Yeterli verinin olmadığı çalışmalarda deneysel çalışmanın yapılması oldukça zordur. Bu nedenle çalışmalarda verilerin sınırlarını belirlemek önceliklidir. Araştırma amaçlı kullanılacak verileri toplamak için kullanılan birkaç yöntem bulunmaktadır. Bunlardan ilki geçmişte edinilmiş bilgilerden faydalanmaktır. Bu çeşit veriler daha çok istatistik bültenleri veya istatistik yıllıkları biçiminde olabilir. İkinci yöntem ise doğrudan gözlem yapma metodudur. Bu süreçte bir ölçme işlemi söz konusudur. Ölçme iki farklı biçimde yapılır. Araştırma konusu nicelik ya tamamen ölçülür ya da mevzu bahis olan niceliğin tamamının ölçülmesine imkân yoksa niceliğin bir tahmini yapılır. Genellikle tahmin yöntemi daha çok tercih edilmektedir. Zaman serisi verilerinin, birbirini takip eden dönemler için birbirleriyle ilişkili olduğu gözlemlenmiştir. Bu nedenle geçmiş verilerin gelecek veriler hakkında haber verdiği düşünülebilir [118]-[121].

##### 3.1.1. Zaman Serileri Bileşenleri

Zaman serileri eğilimleri doğru analiz edilebildiğinde, geleceğe dair uygun tahmin modelleri çıkarılabilir. Zaman serilerini doğru analiz edebilmek için öncelikle serinin ana özelliklerini doğru tayin etmek gerekmektedir. Zaman serileri kendi içerisinde birtakım bileşenlere sahiptir. Bu bileşenleri 4 ana parametre altında toplayabiliriz. Bunlar; trend bileşeni, mevsimsellik bileşeni, döngüsellik bileşeni ve düzensizlik bileşeni olarak

adlandırılır.

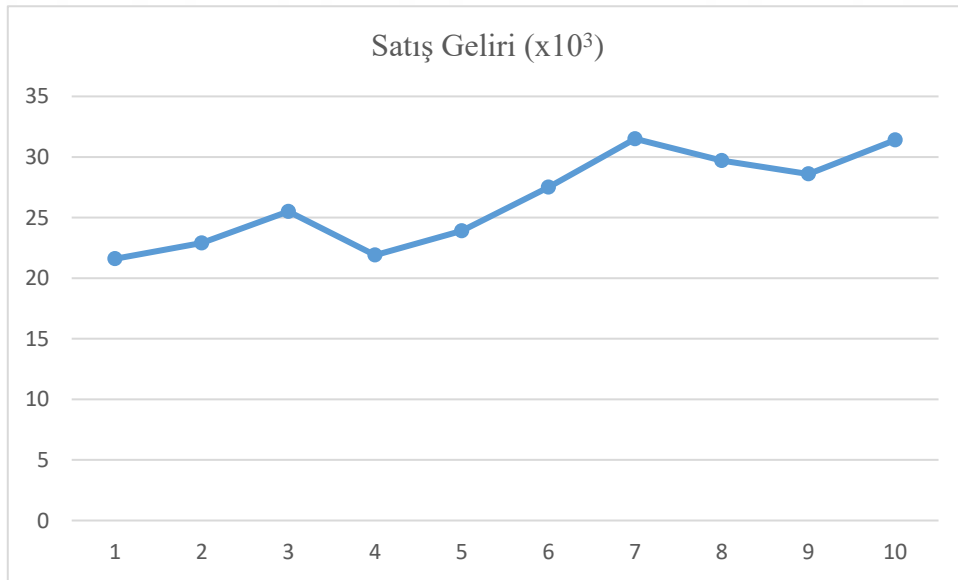
### 3.1.1.1. Trend Bileşeni

Zaman serisi verileri ekseriyetle gelişigüzel dalgalanmalara sahiptir. Ancak bir zaman serisi uzun bir süre boyunca artış ya da azalış eğilimi gösterebilir. Eğer zaman serisi böyle bir eğilim gösteriyorsa burada trend bileşeninin varlığından söz edebiliriz. Bu bileşen genellikle nüfus artışları veya nüfusta azalma, teknolojik gelişmeler ve/veya tüketici tercihleri gibi etmenlerin etkisidir [122]-[125].

Trend bileşenli bir zaman serisine örnek olarak Çizelge 3.1’de bir bisiklet satıcısının 10 yıllık bisiklet satış rakamları verilmiştir. Şekil 3.1’de aynı örneğin satış grafiği çizdirilmiştir. Şekil 3.1’de görüleceği gibi, 10 yıllık satış rakamları zaman zaman artış azalış gösterse de genel olarak zaman serisinin sistematik olarak yukarı artış yönde bir eğilime sahip olduğu görülmektedir [122].

Çizelge 3.1. 10 yıllık bisiklet satış rakamları örneği [122].

Yıl	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Satış Geliri ( $\times 10^3$ )	21.6	22.9	25.5	21.9	23.9	27.5	31.5	29.7	28.6	31.4



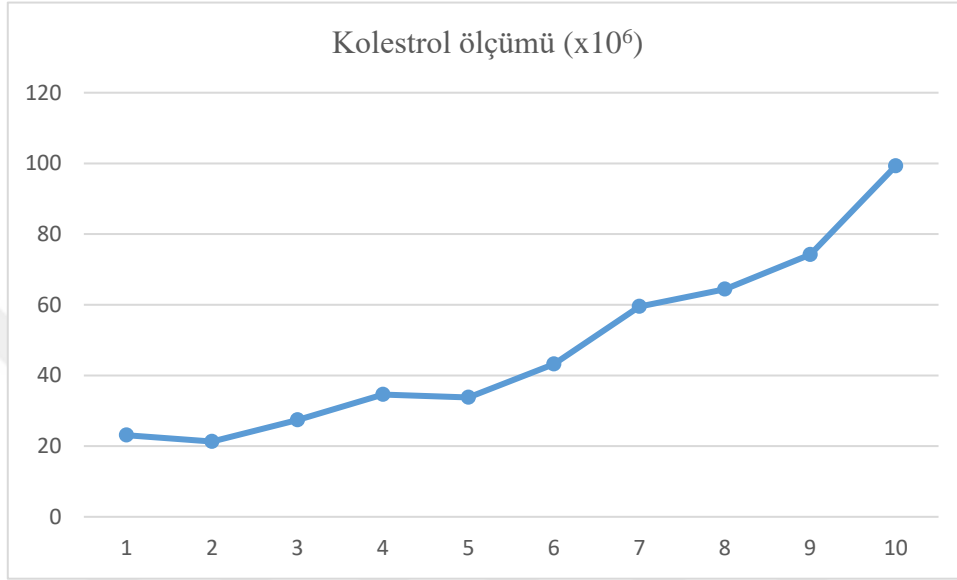
Şekil 3.1. 10 yıllık bisiklet satış grafiği örneği [122].

Trend bileşenine sahip zaman serilerine başka bir örnek olarak, Çizelge 3.2’de bir ilaç firmasının üretmiş olduğu kolesterol ilacının satışından elde ettiği gelirin 10 yıllık seyri verilmiştir. Şekil 3.2’de ilaç satış gelirlerinin 10 yıllık grafiği çizdirilmiştir. Şekil 3.2’deki

grafikten, zaman serisinin artışının doğrusal olmadığı görülmektedir. Yani, gelir değişim oranı sabit değildir. Hatta gelirin katlanarak arttığı görülmektedir [122].

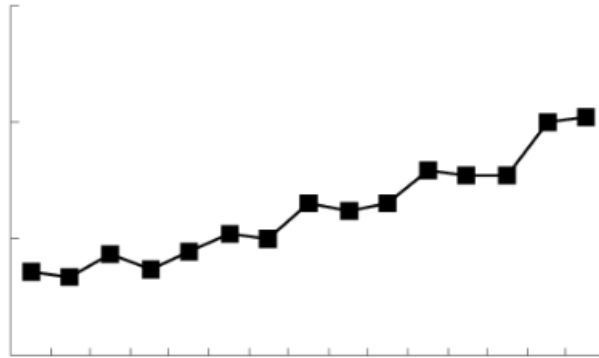
Çizelge 3.2. 10 yıllık kolestrol ilacı satış gelirleri örneği [122].

Yıl	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Kolestrol ölçümü ( $\times 10^6$ )	23.1	21.3	27.4	34.6	33.8	43.2	59.5	64.4	74.2	99.3



Şekil 3.2. 10 yıllık kolestrol ilacı satış gelirleri örneği grafiği [122].

Örneklerden de anlaşılacağı üzere bu tür zaman serileri, arka sıra gelen zaman periyodu süresince, kararlı bir şekilde yukarıya doğru büyüme veya aşağı doğru bir düşüş eğilimi göstermektedir. Uzun yıllar boyu her yıl artış gösteren fiyat endeksi de bu davranışa örnek gösterilebilir. Başka bir deyişle; zaman serilerinin uzun vadede gösterdiği kararlı yükselme veya düşmesi olarak ifade edilebilir [122]-[125]. Trend bileşeni içeren genel bir zaman serisi grafiği örneği Şekil 3.3'de verilmiştir.

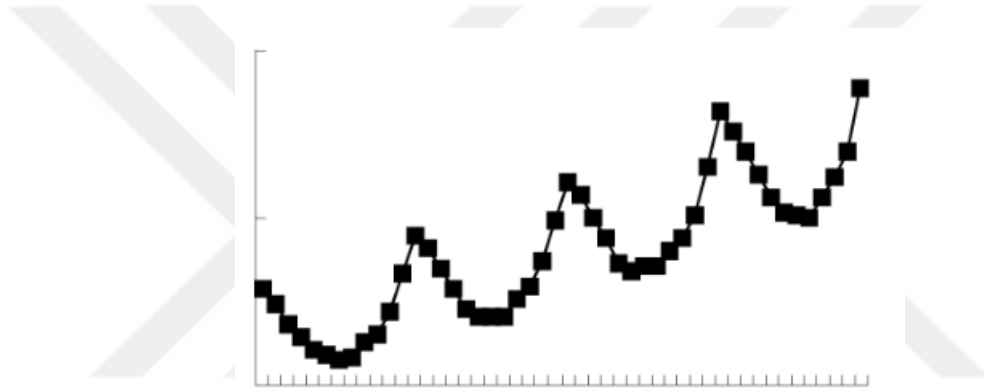


Şekil 3.3. Trend bileşenine sahip zaman serisi grafiği örneği [126].

### 3.1.1.2. Mevsimsellik

Bu tür zaman serileri genellikle yıllıktır ve yılın belirli zamanlarında benzer karakteristik özellikler gösterdiği gözlemlenir. Bu karakteristik özellikler haftalık, aylık veya üç aylık periyotlarda gözlemlenen pek çok seri için oluşabilir. Örneğin; yaz aylarında dondurma satışları artar ve dondurma satış modelinde seri bu aylar için yüksek veri değerlerine sahip olacaktır. Bir zaman serisinde mevsimselliğin mevcut olup olmadığını söyleyebilmek için yıl içinde birden fazla ölçüm almak gerekmektedir. Aksi halde, mevsimsel değişimin mevcut olup olmadığı kanaatine varmak mümkün değildir [122]-[125].

Mevsimsellik bileşeni içeren zaman serisi örneği Şekil 3.1’de verilmiştir.

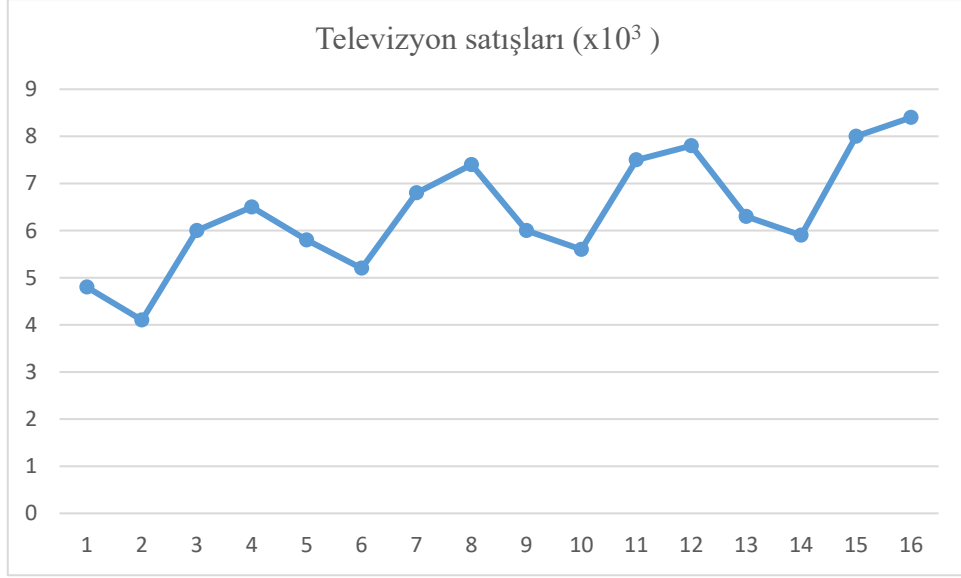


Şekil 3.4. Mevsimsel bir zaman serisi grafiği örneği [126].

Zaman serileri bazı durumlarda hem trend hem de mevsimsel bileşeni içerebilir. Örneğin, Çizelge 3.3’te verilmiş olan bir üreticinin 4 yıllık televizyon satış miktarları verilmiştir. Şekil 3.5’te televizyon satış miktarlarının zaman serisi grafiği çizdirilmiştir. Şekil 3.5’ten de görüleceği gibi grafik, artan bir trende sahiptir. Ancak aynı zamanda satışların her yılın ikinci çeyreğinde en düşük satış miktarına olduğunu ve 3. ve 4. çeyreklerde satış miktarının arttığı gözlemlenmektedir. Bu nedenle televizyon satışlarında mevsimsellik bileşeninin de var olduğu sonucu çıkarılmaktadır [122].

Çizelge 3.3. 4 yıllık televizyon seti satış rakamları örneği [122].

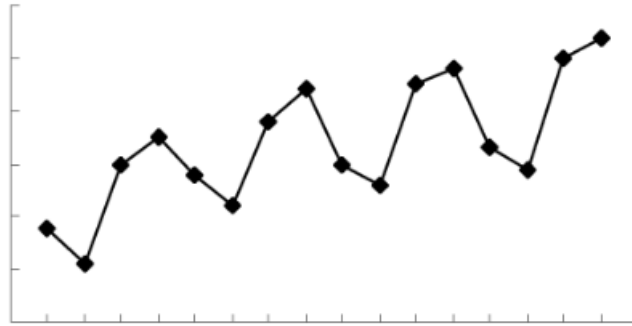
Yıl	1				2				3				4			
Dönem	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4
Satışlar ( $\times 10^3$ )	4.8	4.1	6.0	6.5	5.8	5.2	6.8	7.4	6.0	5.6	7.5	7.8	6.3	5.9	8.0	8.4



Şekil 3.5. Mevsimsellik ve trend bileşeni içeren bir zaman serisi grafiği örneği [122].

### 3.1.1.3. Döngüsellik

Bu tür zaman serileri, bir yılı aşkın süreler için mevsimsellik içermeyen kendine has dönemlerde düzenli periyodik değişimi içerir. Örneğin; bir canlının doğumundan ölümüne biyolojik davranışlarındaki günlük ritmi kendi içerisinde döngüsel olmakla birlikte mevsimsel bir eğilim içerisinde değildir [122]-[125]. Döngüsellik bileşeni içeren bir zaman serisi örneği Şekil 3.6'da verilmiştir.



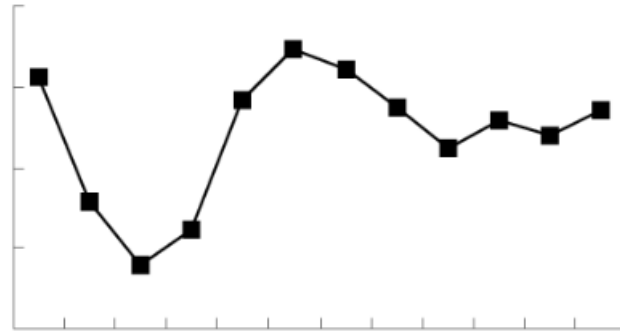
Şekil 3.6. Döngüsellik bileşenine sahip zaman serisi grafiği örneği [126].

Zaman serisi grafiği uzun bir süre beklenen eğilimin altında ya da üzerinde değişimler içeriyorsa döngüsel bir modele sahip olduğu söylenebilir. Pek çok ekonomik zaman serisi benzer döngüsel davranışlar sergiler. Ekseriyetle, uzun yıllar süren iş döngülerinin neden olduğu bir eğilimdir. Örnek olarak, bir müddet ılımlı enflasyon dönemlerinin ardından bir anda yüksek enflasyona geçiş dönemlerinde konut maliyetlerine ait bir zaman serisi incelenecek olursa döngüsellik etkisine rastlanacaktır [122]-[125].

#### 3.1.1.4. Düzensizlik

Bu tür zaman serileri genellikle trend, mevsimsellik ve diğer sistematik etkiler yok edildiğinde geriye kalan herhangi bir değişimi ifade etmektedir. Bu nedenle, tamamen rastgele olabilirler ve sonuç olarak bu durumda tahmin edilebilir değildirler. Ancak, kısa vadeli benzerlik eğiliminde olabilirler veya münferit durumlar için süreksizlikler içerebilirler [122]-[125].

Zaman serileri geleneksel olarak trend ve/veya mevsimsellik özelliklerine sahip olduğunda modellemek kolaydır. Bununla birlikte, bu özellikler zaman içinde değiştiğinde veya düzensiz dalgalanmalar söz konusu olduğunda elde edilen modelin tahmin başarımı düşecektir [122]-[125]. Şekil 3.7’de düzensizlik bileşenine sahip bir zaman serisinin genel bir grafiği verilmiştir.

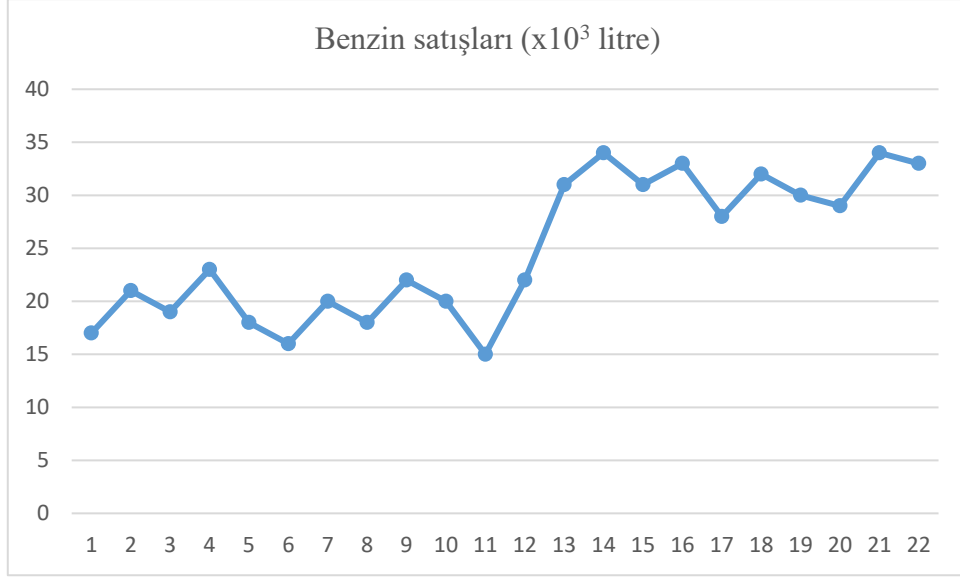


Şekil 3.7. Düzensizlik bileşenine sahip zaman serisi grafiği örneği [126].

Mutat bir eğilim göstermediği için düzensizlik bileşenine sahip zaman serileri için tahmin denklemi seçmek zorlaşmaktadır. Çizelge 3.4’te düzensizlik bileşenine sahip zaman serilerine örnek olarak bir benzin istasyonunun 22 haftalık satış verileri verilmiştir. Şekil 3.8’de benzin istasyonu için 22 haftalık satış grafiği çizdirilmiştir.

Çizelge 3.4. 22 haftalık benzin satış rakamları örneği [122].

Hafta	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22
Benzin satışları (x10 <sup>3</sup> litre)	17	21	19	23	18	16	20	18	22	20	15	22	31	34	31	33	28	32	30	29	34	33



Şekil 3.8. Bir benzin istasyonunun 22 haftalık satış grafiği [122].

Bir zaman serisinin ardışık değerleri arasındaki bağıntı oto korelasyon olarak adlandırılır. Bir modelin trend ve mevsimsellik bileşenleri nedeniyle oluşmuş ardışık artıklar kısa zaman aralıkları için birbirleriyle bağıntılı olduğu gözlemlenir. Buna kısa vadeli oto korelasyon denir [127].

### 3.1.2. Geleneksel Zaman Serileri Tahmin Yöntemleri

Zaman serisi yöntemleri, tespit edilen bu verilerden yola çıkarak geleceğe dair tahminler üretmektedir. Çünkü bu yöntemlerde, mevcut davranış eğiliminin devamlı olduğu varsayılır. Geleneksel olarak kullanılan zaman serileri yöntemlerine örnek; Naif Tahmin, Ortalama Tahmin, Üstel Düzeltme, Regresyonlu Trend Projeksiyonu olarak verilebilir [128]. Box ve Jenkins, zaman serisi tahmini için, otoregresif (AR), Hareketli Ortalama (MA) bileşiminden oluşan Box-Jenkins Yöntemini geliştirmiştir [24].

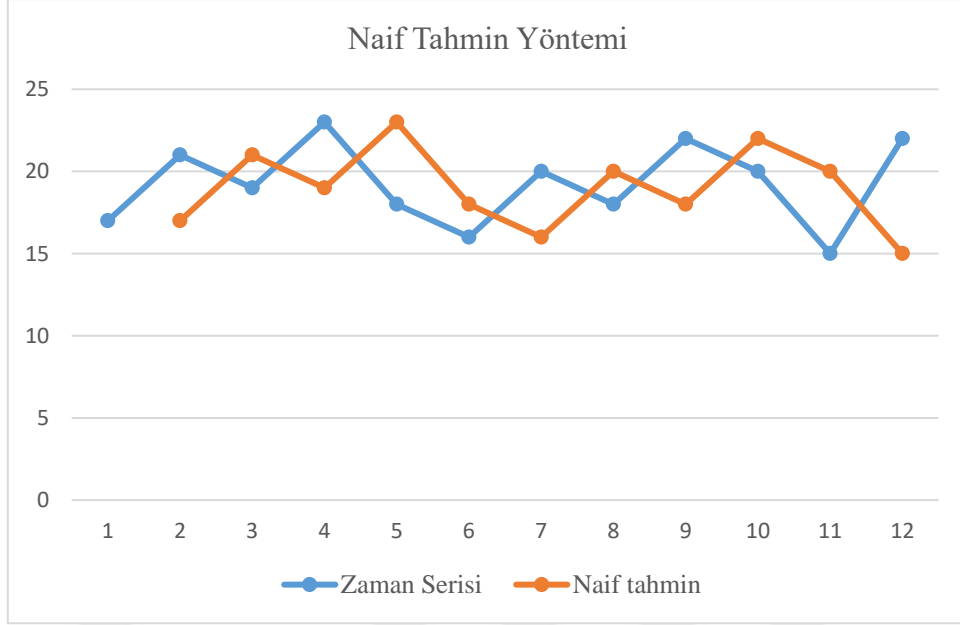
#### 3.1.2.1. Naif Tahmin Yöntemi

Naif tahmin yöntemi; uygulamada sıkça kullanılan en basit tahmin yöntemidir. Naif tahmin yöntemine göre; yakın gelecekteki tahmin değeri, en yakın geçmişteki veriye eşittir. Basit bir örnekle ifade edecek olursak bir önceki gün, saat 12.00'de hava sıcaklığı 18°C ise bugün saat 12.00'de yine 18°C olacağı varsayılır. Ya da bir önceki yıl aynı ay aynı gün aynı saatte alınmış sıcaklık verisi; bu yıl aynı ay aynı gün aynı saat için tahmin verisi olarak kullanılabilir. Her ne kadar Naif tahmin yöntemi oldukça basit bir mantığa dayanıyor olsa da eldeki verilerin az veya yetersiz olduğu durumlarda başarımı kabul edilebilir düzeydedir [129].

Çizelge 3.5'te örneklem olarak verilmiş bir zaman serisine naif tahmin uygulanmıştır. Çizelgede görüleceği üzere 1'inci haftaya ait geçmiş veri 2'inci haftanın tahmin değeri olarak kabul edilmiştir. Aynı şekilde 2'inci haftaya ait geçmiş veri de 3'üncü haftanın tahmin değeri olarak kabul edilmiştir. Böylece her haftanın tahmin değeri aslında bir önceki haftaya ait geçmiş veri olduğu görülmektedir. Çizelge 3.5'te zaman serisinin başarımını gözlemleyebilmek için, tahminle reel değer arasındaki mutlak hata değeri de hesaplanmıştır. Şekil 3.9'ta Naif tahmin yöntemi örneğinin grafiği çizdirilmiştir. Grafik üzerinde hem reel değerler hem de hata değerleri aynı grafik üzerinde gösterilmiştir.

Çizelge 3.5. Naif tahmin yöntemi uygulama örneği [122].

Hafta	Zaman Serisi	Naif tahmin	Mutlak tahmin hatası
1	17		
2	21	17	4
3	19	21	2
4	23	19	4
5	18	23	5
6	16	18	2
7	20	16	4
8	18	20	2
9	22	18	4
10	20	22	2
11	15	20	5
12	22	15	7



Şekil 3.9. Naif tahmin yöntemi uygulama örneği grafiği [122].

### 3.1.2.2. Ortalama Tahmin Yöntemi

Ortalama tahmin yöntemine göre; gelecekteki tahmin değeri, geçmiş son “m” adet verinin ortalamasına eşittir. Ortalama tahmin yöntemi denklemi Eşitlik (3.1)’de verilmiştir. Eşitliklerde, i veri sırasını, zamanını veya dönem periyodunu, “Di”, “i’nci” ölçüm veri değerini, “FOi” ise, “i’nci” ortalama tahmin değerini göstermektedir.

$$FO_i = \frac{D_{i-1} + D_{i-2} + \dots + D_{i-m}}{m} \quad (3.1)$$

Ortalama tahmin modelinde birden fazla geçmiş veri değeri kullanılmaktadır. Eldeki verilerin ortalaması, sıradaki verinin tahmin değerine eşittir. Örneğin, son 5 günün sıcaklık ortalaması bugüne ait sıcaklık tahmin değeri olarak kabul edilir. Bu varsayımda zaman serisinin sabite yakın durağanlıkta olduğu varsayılır. Yöntemin durağan zaman serileri için başarımı yüksek olmasına rağmen, artış veya azalış grafiği çizen bir zaman serisi eğrisi için başarım düşecektir. Bu durumda bulunan tahmin değerinin başarımını artırmak için bir düzeltme katsayısına ihtiyaç duyulur [129].

Çizelge 3.6’da örneklem olarak verilmiş bir zaman serisine ortalama tahmin yöntemi uygulanmıştır. Çizelge 3.6’da da görüleceği üzere, ortalama tahmin yöntemi uygulanırken, her haftanın tahmini kendisinden önceki haftaların ortalamasından

oluşmaktadır. Örneğin 2'inci haftanın tahmin değeri kendisinden önce yalnız 1 hafta olduğu için 1'inci haftanın geçmiş verisi iken 3'üncü haftanın tahmin değeri ( $FO_3$ ), 1'inci ve 2'inci haftaların geçmiş verilerinin ortalaması olarak hesaplanmıştır;

$$FO_3 = \frac{17 + 21}{2} = 19$$

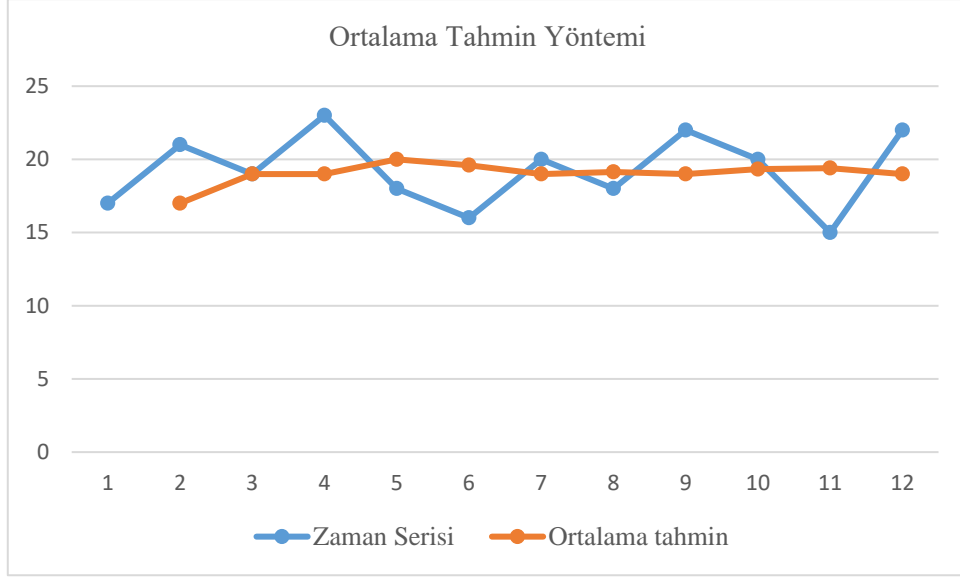
Yine 4'üncü haftanın tahmin değerinin ( $FO_4$ ) ilk 3 haftanın geçmiş verilerinin ortalaması olduğu görülmektedir;

$$FO_4 = \frac{17 + 21 + 19}{3} = 19$$

Tahmin başarımını gözlemleyebilmek için Çizelge 3.6'da mutlak tahmin hata değerleri hesaplanarak verilmiştir. Şekil 3.10'da ortalama tahmin yöntemi örneğinin grafiği çizdirilmiştir. Grafik üzerinde hem reel değerler hem de hata değerleri aynı grafik üzerinde gösterilmiştir.

Çizelge 3.6. Ortalama tahmin yöntemi uygulama örneği [122].

Hafta	Zaman Serisi	Ortalama tahmin	Mutlak tahmin hatası
1	17		
2	21	17.00	4.00
3	19	19.00	0.00
4	23	19.00	4.00
5	18	20.00	2.00
6	16	19.60	3.60
7	20	19.00	1.00
8	18	19.14	1.14
9	22	19.00	3.00
10	20	19.33	0.67
11	15	19.40	4.40
12	22	19.00	3.00



Şekil 3.10. Ortalama tahmin yöntemi uygulama örneği grafiği [122].

### 3.1.2.3. Üstel Düzeltme Yöntemi

Üstel Düzeltme yöntemi; ortalama tahmin yöntemiyle bulunmuş mevcut verinin tahmin başarımını artırmak amacıyla kullanılır. Hesaplanan ortalama tahmin değeri ve eldeki son verinin belirli ağırlıklarla çarpılarak toplamları hesaplanır. Üstel düzeltme yöntemi denklemi Eşitlik (3.2)'de verilmiştir. Eşitlik (3.2) denkleminde  $F\ddot{U}_i$ ,  $i$ 'nci üstel düzeltme tahmin sonucu,  $\alpha$ , 0-1 arasında bir değer olan düzeltme parametresidir. Yöntemin amacı, son verinin, tahmin değeri üzerindeki ağırlığını artırmaktır. Uygulamada  $\alpha$  değerinin deneme yoluyla en iyi tahmin sonucu veren değeri seçilmelidir [129].

$$F\ddot{U}_i = \alpha D_{i-1} + (1 - \alpha)F\ddot{U}_{i-1} \quad (3.2)$$

Çizelge 3.7'de örneklem olarak verilmiş bir zaman serisine üstel düzeltme tahmin yöntemi uygulanmıştır. Çizelge 3.7'de de görüleceği üzere, üstel düzeltme tahmin yöntemi uygulanırken, her haftanın tahmini kendisinden önceki haftaların ortalamasının düzeltme parametresi ile düzeltilmiş halinden oluşmaktadır. Bu örnek için düzeltme parametresi  $\alpha$ , 0,2 olarak seçilmiştir. Örneğin 2'inci haftanın tahmin değeri kendisinden önce yalnız 1 hafta olduğu için 1'inci haftanın geçmiş verisi iken 3'üncü haftanın tahmin değeri 2'inci haftanın zaman serisi verisinin  $\alpha$  katı ile 2'inci üstel düzeltme tahmin değerinin  $1-\alpha$  katının toplamıdır;

$$F\ddot{U}_4 = 0,2D_3 + 0,8F\ddot{U}_3 = 0,2(19) + 0,8(17,8) = 18,04$$

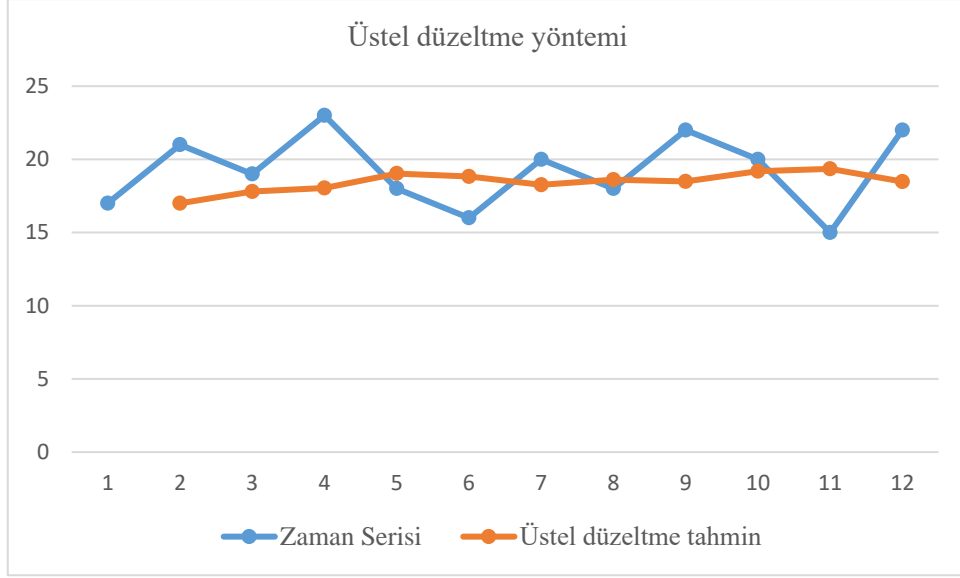
Aynı şekilde 4'üncü haftanın üstel düzeltme tahmin değeri hesaplanırken; 3'üncü haftanın zaman serisi verisinin  $\alpha$  katı ile 3'üncü üstel düzeltme tahmin değerinin  $1-\alpha$  katının toplamıdır;

$$F\ddot{U}_3 = 0,2D_2 + 0,8F\ddot{U}_2 = 0,2(21) + 0,8(17) = 17,8$$

olarak hesaplanmıştır. Yine 4'üncü haftanın tahmin değerinin ilk 3 haftanın geçmiş verilerinin ortalaması olduğu görülmektedir. Tahmin başarımını gözlemleyebilmek için Çizelge 3.5'te mutlak tahmin hata değerleri hesaplanarak verilmiştir. Şekil 3.10'da ortalama tahmin yöntemi örneğinin grafiği çizdirilmiştir. Grafik üzerinde hem reel değerler hem de hata değerleri aynı grafik üzerinde gösterilmiştir.

Çizelge 3.7. Üstel düzeltme tahmin yöntemi uygulama örneği [122].

Hafta	Zaman Serisi	Üstel düzeltme tahmin	Mutlak tahmin hatası
1	17		
2	21	17.00	4.00
3	19	17.80	1.20
4	23	18.04	4.96
5	18	19.03	1.03
6	16	18.83	2.83
7	20	18.26	1.74
8	18	18.61	0.61
9	22	18.49	3.51
10	20	19.19	0.81
11	15	19.35	4.35
12	22	18.48	3.52



Şekil 3.11. Üstel düzeltme tahmin yöntemi uygulama örneği grafiği [122].

### 3.1.3. Regresyon Analizi

Regresyon Analizi, bağımlı ve bağımsız değişkenlerin birbirine bağlı değişim grafiğini çizmeyi önerir. Çizilen değişim grafiği anlamlı bir matematiksel modelle ifade edilebilirse, bu matematiksel model zaman serisi için aynı zamanda bir tahmin denklemi oluşturacaktır. Doğru matematiksel model çıkarımı yapılabilirse, bu matematiksel model bilinmeyen zamanlar için gerçeğe yakın sonuçlar verecektir. Sonuçlar, ölçüm değerlerine ne kadar yakınsa, modelin başarı oranı o nispette yüksektir. Çizilen grafiğin matematiksel modeli Eşitlik (3.3)'te verildiği gibi polinomik, Eşitlik (3.4)'te verildiği gibi üstel veya Eşitlik (3.5)'de verildiği gibi sinüsoidal formlarda olabilir [130];

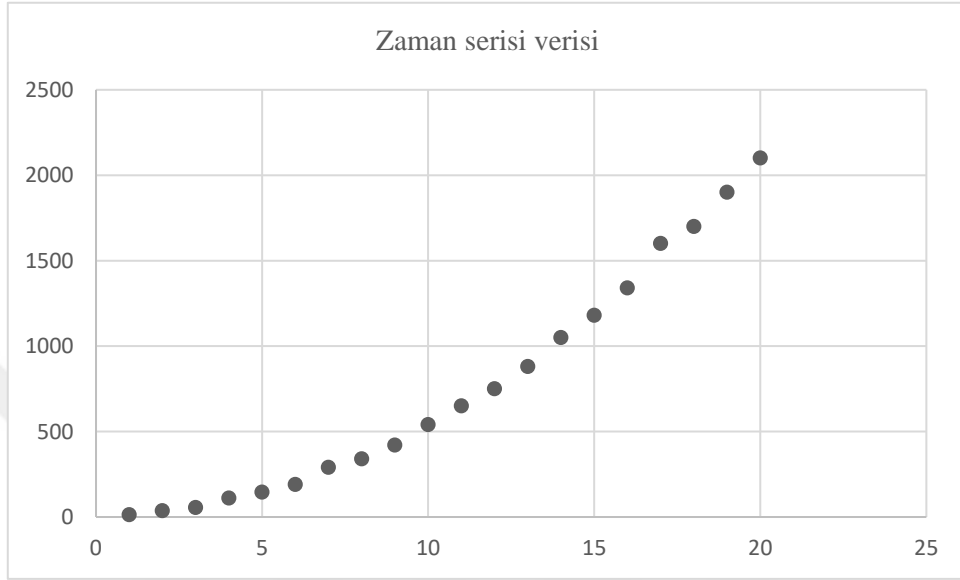
$$\bar{Y}_t = a_0 + a_1 t^1 + a_2 t^2 + \dots \quad (3.3)$$

$$\bar{Y}_t = a_1 e^{b_1 t} + a_2 e^{b_2 t} + \dots \quad (3.4)$$

$$\bar{Y}_t = a_1 \sin(b_1 t + c_1) + a_2 \sin(b_2 t + c_2) + \dots \quad (3.5)$$

Eşitliklerde, “ $\bar{Y}_t$ ”, “ $t$ ” zamanı için tahmin değerini,  $t$  tahmin saat değerimi  $a_m$ ,  $b_m$  ve  $c_m$  ise denklem katsayılarını ifade etmektedir. Tahmin grafiği çizdirilerek hangi formla benzeşiyorsa o forma uygun matematiksel model seçimi yapılmalıdır.

Şekil 3.12’de örnek olarak bir zaman serisi veri grubunun grafiksel çizimi verilmiştir.



Şekil 3.12. Polinomik görüntü veren zaman serisi veri örneği grafiği.

Şekil 3.12’den gözlemleneceği üzere veri grafiği polinomik bir eğilim göstermiştir. Bu sebeple örnek olarak verilmiş zaman serileri için Eşitlik 2.6’da verilen polinomik tahmin modeli oluşturulmuştur:

$$\bar{Y}_t = 8 + 3t + 5t^2 \quad (3.6)$$

Eşitlik 2.6’da verilen tahmin modeli kullanılarak tahmin değerleri hesaplanmış ve Çizelge 3.8’de hesaplanan tahmin değerleri sayısal olarak verilmiştir. Tahmin modelinin başarımının gözlemlenebilmesi için tahmin modelinin mutlak hata değeri yine Çizelge 3.8’de verilmiştir.

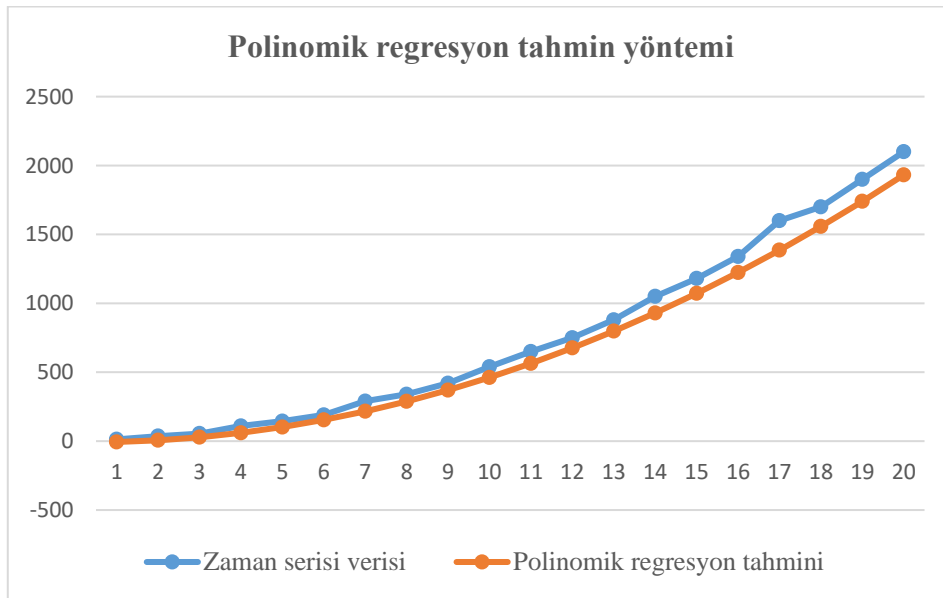
Çizelge 3.8. Polinomik regresyon tahmin yöntemi uygulama örneği.

t	Zaman serisi verisi	Polinomik regresyon tahmini	Mutlak tahmin hata
1	13	-6	19
2	36	6	30
3	55	28	27
4	110	60	50

Çizelge 3.8 (devam). Polinomik regresyon tahmin yöntemi uygulama örneği.

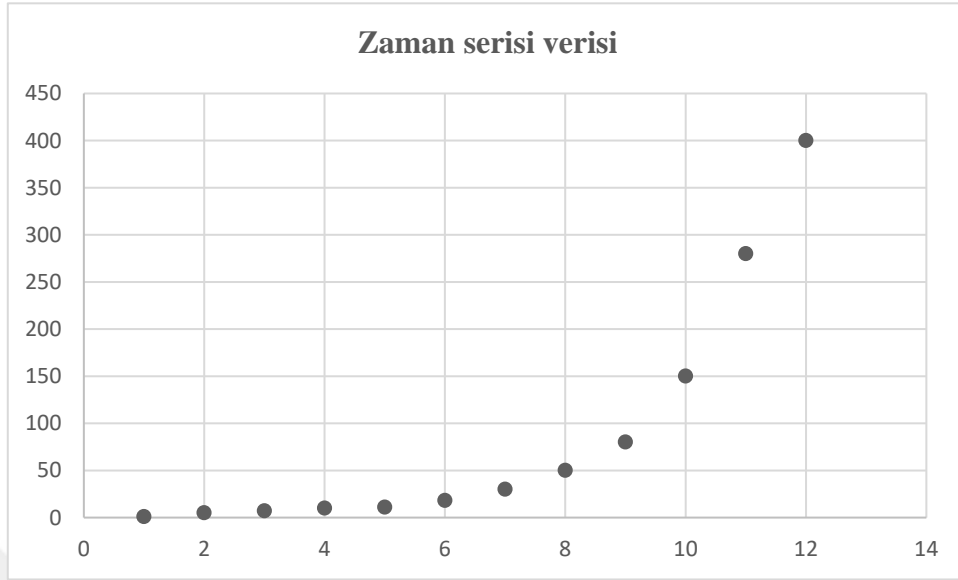
t	Zaman serisi verisi	Polinomik regresyon tahmini	Mutlak tahmin hata
5	145	102	43
6	190	154	36
7	290	216	74
8	340	288	52
9	420	370	50
10	540	462	78
11	650	564	86
12	750	676	74
13	880	798	82
14	1050	930	120
15	1180	1072	108
16	1340	1224	116
17	1600	1386	214
18	1700	1558	142
19	1900	1740	160
20	2100	1932	168

Şekil 3.13'te, Çizelge 3.8'de verilen örneğin zaman serisi verisi ve polinomik regresyon tahmin değerlerinin grafiği çizdirilerek tahmin modelinin başarımı grafik üzerinde incelenmiştir.



Şekil 3.13. Polinomik regresyon tahmin yöntemi uygulama örneği grafiği.

Şekil 3.14'te örnek olarak yeni bir zaman serisi veri grubunun grafiksel çizimi verilmiştir.



Şekil 3.14. Üstel formda görüntü veren zaman serisi veri örneği grafiği.

Şekil 3.14'ten gözlemleneceği üzere veri grafiği üstel bir eğilim göstermiştir. Bu sebeple örnek olarak verilmiş zaman serileri için Eşitlik 3.7'da verilen üstel tahmin modeli oluşturulmuştur:

$$\bar{Y}_t = 0.5e^{0.3t} + e^{0.5t} \quad (3.7)$$

Eşitlik 3.7'de verilen tahmin modeli kullanılarak tahmin değerleri hesaplanmış ve Çizelge 3.9'da hesaplanan tahmin değerleri sayısal olarak verilmiştir. Tahmin modelinin başarımının gözlemlenebilmesi için tahmin modelinin mutlak hata değeri yine Çizelge 3.9'da verilmiştir.

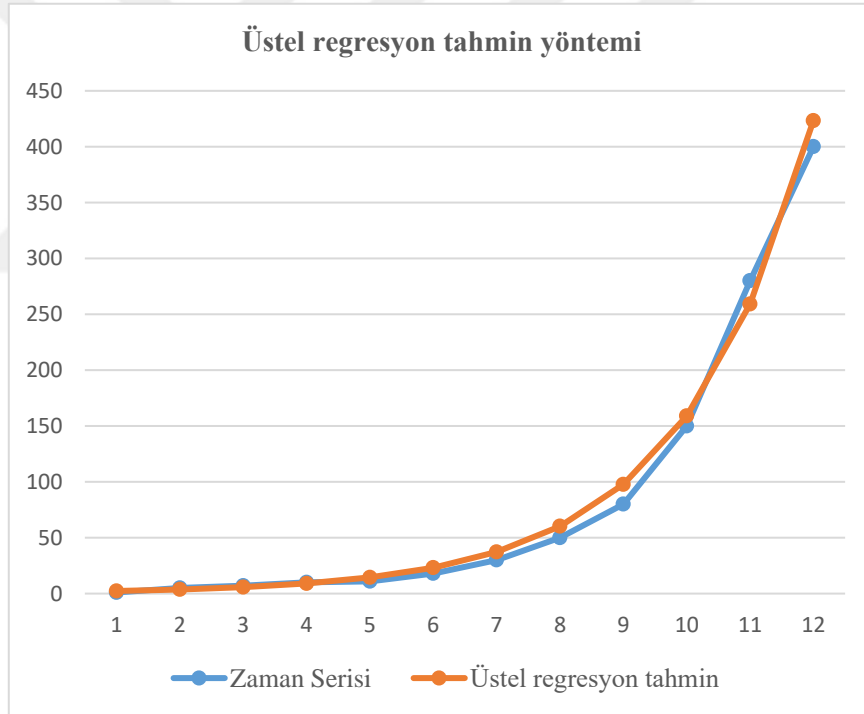
Çizelge 3.9. Üstel regresyon tahmin yöntemi uygulama örneği.

t	Zaman Serisi	Üstel regresyon tahmin	Mutlak tahmin hata
1	1	2.324299609	1.32
2	5	3.631404874	1.37
3	7	5.716440054	1.28
4	10	9.059717689	0.94
5	11	14.44472332	3.44
6	18	23.15191408	5.15
7	30	37.27727711	7.28

Çizelge 3.9 (devam). Üstel regresyon tahmin yöntemi uygulama örneği.

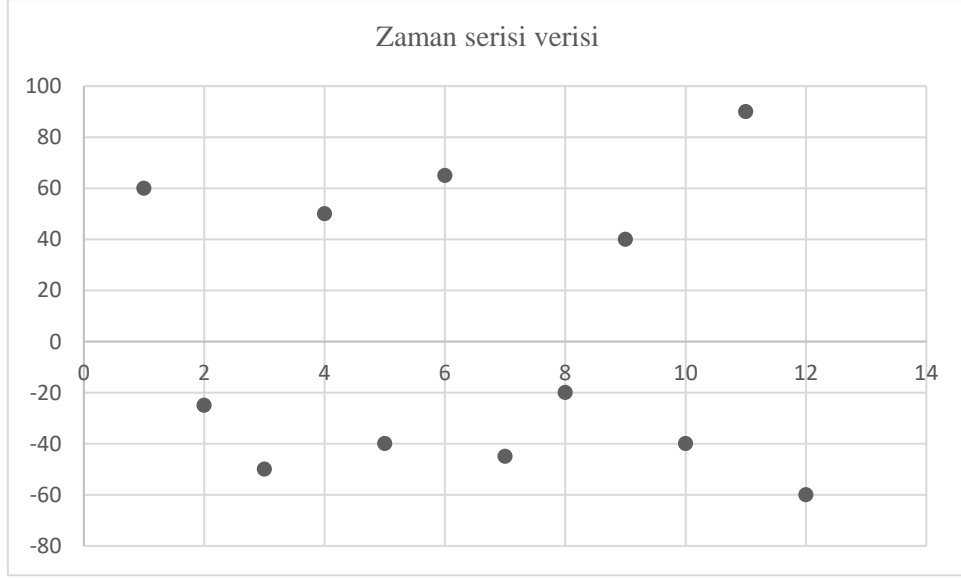
t	Zaman Serisi	Üstel regresyon tahmin	Mutlak tahmin hata
8	50	60.25627549	10.26
9	80	97.72602547	17.73
10	150	158.9446214	8.94
11	280	259.1284164	20.87
12	400	423.3019997	23.30

Şekil 3.15'te, Çizelge 3.9'da verilen örneğin zaman serisi verisi ve üstel regresyon tahmin değerlerinin grafiği çizdirilerek tahmin modelinin başarımı grafik üzerinde incelenmiştir.



Şekil 3.15. Üstel regresyon tahmin yöntemi uygulama örneği grafiği.

Şekil 3.16'da örnek olarak yeni bir zaman serisi veri grubunun grafiksel çizimi verilmiştir.



Şekil 3.16. Sinüzoidal formda görüntü veren zaman serisi veri örneği grafiği.

Şekil 3.16'dan gözlemleneceği üzere veri grafiği sinüzoidal bir eğilim göstermiştir. Bu sebeple örnek olarak verilmiş zaman serileri için Eşitlik 3.8'de verilen sinüzoidal tahmin modeli oluşturulmuştur:

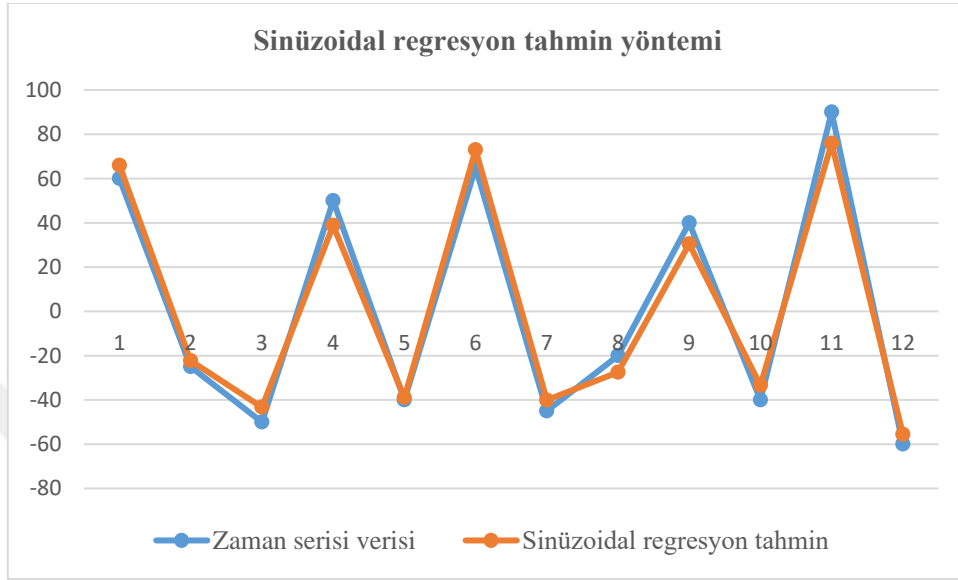
$$\bar{Y}_t = 25 \sin(5t + 40) + 60 \sin(10t + 30) \quad (3.8)$$

Eşitlik 3.8'de verilen tahmin modeli kullanılarak tahmin değerleri hesaplanmış ve Çizelge 3.10'da hesaplanan tahmin değerleri sayısal olarak verilmiştir. Tahmin modelinin başarımının gözlemlenebilmesi için tahmin modelinin mutlak hata değeri yine Çizelge 3.10'da verilmiştir.

Çizelge 3.10. Sinüzoidal regresyon tahmin yöntemi uygulama örneği.

t	Zaman serisi verisi	Sinüzoidal regresyon tahmin	Mutlak tahmin hatası
1	60	65.98	-5.98
2	-25	-22.30	-2.70
3	-50	-43.28	-6.72
4	50	38.81	11.19
5	-40	-38.96	-1.04
6	65	72.99	-7.99
7	-45	-40.08	-4.92
8	-20	-27.50	7.50
9	40	30.43	9.57
10	-40	-33.46	-6.54
11	90	75.90	14.10
12	-60	-55.55	-4.45

Şekil 3.17’de, Çizelge 3.10’da verilen örneğin zaman serisi verisi ve sinüzoidal regresyon tahmin değerlerinin grafiği çizdirilerek tahmin modelinin başarımı grafik üzerinde incelenmiştir.



Şekil 3.17. Sinüzoidal regresyon tahmin yöntemi uygulama örneği grafiği.

### 3.1.4. Çoklu Regresyon Analiz Yöntemi (ÇRAY)

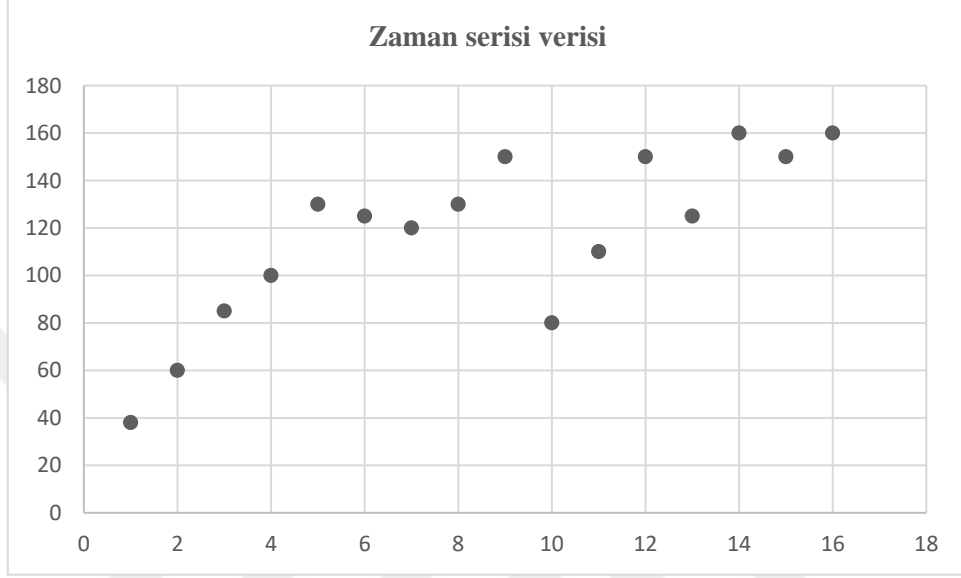
Sistemi etkileyen birden fazla bağımsız değişken söz konusu ise oluşturulacak matematiksel model için ÇRAY uygulanır. ÇRAY için ölçüm değerlerine göre Eşitlik (3.9)’da verildiği gibi bir örnek denklem oluşturulabilir.  $Y_i$  ölçüm değerini,  $X_{1i}, X_{2i}, \dots$  bağımsız değişkenleri,  $a_{nm}$  tahmin denkleminin katsayılarını ve  $e$  tahmin denklemi hata değerini vermektedir. Tahmin formülünün başarımının artırılması,  $e$  tahmin hata değerinin minimize edilmesi yoluyla mümkündür. Hataların karelerinin toplamı, Eşitlik (3.10)’da  $E$  ile gösterilmiştir.  $\bar{Y}_i$  tahmin değerini vermektedir. Tahmin katsayıların her birine göre Eşitlik (3.10)’un türevi alınarak 0’ya eşitlenirse Eşitlik (3.11)’de verilen matris elde edilerek tahmin katsayıları hesaplanabilir [131].

$$Y_i = a_{00} + a_{10}X_{1i} + a_{01}X_{2i} + \dots + e \quad (3.9)$$

$$E = \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y}_i)^2 \quad (3.10)$$

$$\begin{bmatrix} n & \sum X_{1i} & \sum X_{2i} \\ \sum X_{1i} & \sum X_{1i}^2 & \sum X_{1i} X_{2i} \\ \sum X_{2i} & \sum X_{1i} X_{2i} & \sum X_{2i}^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_{00} \\ a_{10} \\ a_{01} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum Y_i \\ \sum X_{1i} Y_i \\ \sum X_{2i} Y_i \end{bmatrix} \quad (3.11)$$

Şekil 3.18’de örnek olarak bir zaman serisi veri grubunun grafiksel çizimi verilmiştir.



Şekil 3.18. Çok değişkenli polinomik formda görüntü veren zaman serisi veri örneği grafiği.

Şekil 3.18’den gözlemleneceği üzere veri grafiği çok değişkenli polinomik bir eğilim göstermiştir. Bu sebeple örnek olarak verilmiş zaman serileri için Eşitlik 3.12’de verilen iki değişkenli polinomik regresyon tahmin modeli oluşturulmuştur:

$$\bar{Y}_i = 5X_{1i} + 8X_{2i} + 20 \quad (3.12)$$

Eşitlik 3.12’de verilen tahmin modeli kullanılarak tahmin değerleri hesaplanmış ve Çizelge 3.11’de hesaplanan tahmin değerleri sayısal olarak verilmiştir. Tahmin modelinin başarımının gözlemlenebilmesi için tahmin modelinin mutlak hata değeri yine Çizelge 3.11’de verilmiştir.

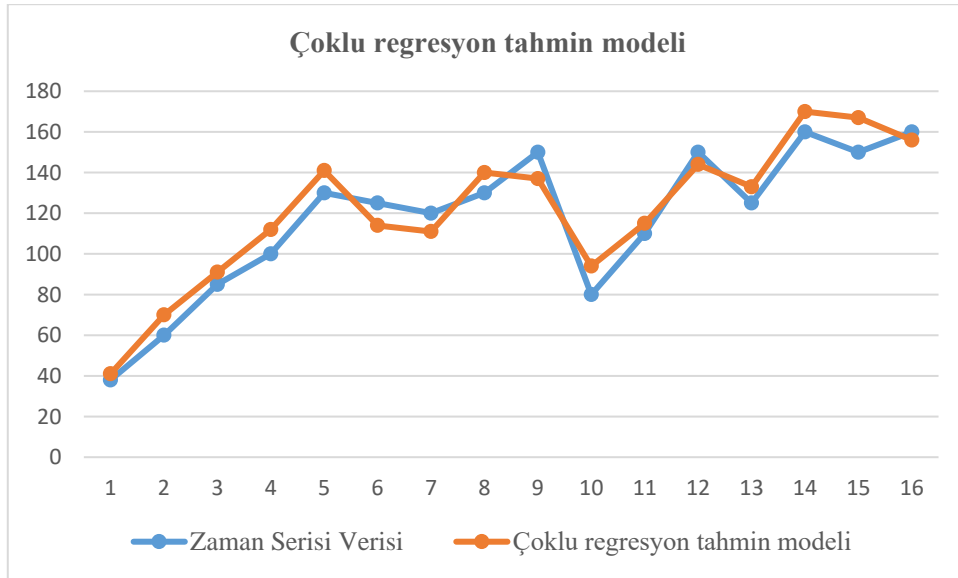
Çizelge 3.11. İki değişkenli polinomik regresyon tahmin yöntemi uygulama örneği.

X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	Zaman Serisi Verisi	Çoklu regresyon tahmin modeli	Mutlak tahmin hatası
1	2	38	41	3
2	5	60	70	10
3	7	85	91	6
4	9	100	112	12

Çizelge 3.11 (devam). İki değişkenli polinomik regresyon tahmin yöntemi uygulama örneği.

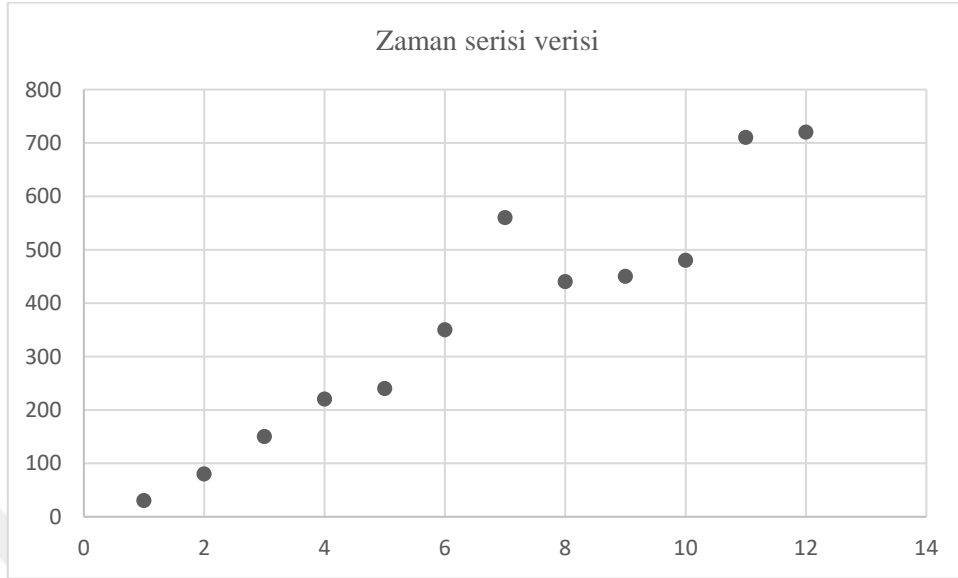
X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	Zaman Serisi Verisi	Çoklu regresyon tahmin modeli	Mutlak tahmin hatası
5	12	130	141	11
6	8	125	114	11
7	7	120	111	9
8	10	130	140	10
9	9	150	137	13
10	3	80	94	14
11	5	110	115	5
12	8	150	144	6
13	6	125	133	8
14	10	160	170	10
15	9	150	167	17
16	7	160	156	4

Şekil 3.19’da, Çizelge 3.11’de verilen örneğin zaman serisi verisi ve iki değişkenli polinomik regresyon tahmin değerlerinin grafiği çizdirilerek tahmin modelinin başarımlı grafik üzerinde incelenmiştir.



Şekil 3.19. İki değişkenli polinomik regresyon tahmin yöntemi uygulama örneği grafiği.

Şekil 3.20’de örnek olarak yeni bir zaman serisi veri grubunun grafiksel çizimi verilmiştir.



Şekil 3.20. Çok değişkenli 2’inci dereceden polinomik formda görüntü veren zaman serisi veri örneği grafiği.

Şekil 3.20’den gözlemleneceği üzere veri grafiği çok değişkenli 2’inci dereceden polinomik bir eğilim göstermiştir. Bu sebeple örnek olarak verilmiş zaman serileri için Eşitlik 3.13’te verilen iki değişkenli polinomik regresyon tahmin modeli oluşturulmuştur:

$$6 + 5X_{1i} + 4X_{2i} + 3X_{1i}^2 + 2X_{1i}X_{2i} + X_{2i}^2 \quad (3.13)$$

Eşitlik 3.13’te verilen tahmin modeli kullanılarak tahmin değerleri hesaplanmış ve Çizelge 3.12’de hesaplanan tahmin değerleri sayısal olarak verilmiştir. Tahmin modelinin başarımının gözlemlenebilmesi için tahmin modelinin mutlak hata değeri yine Çizelge 3.12’de verilmiştir.

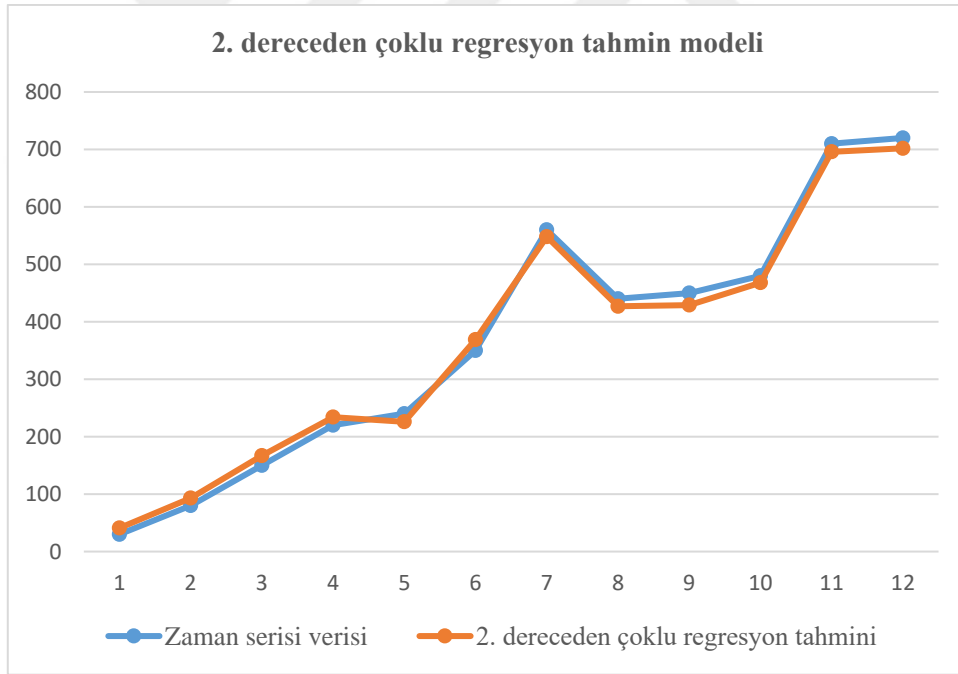
Çizelge 3.12. İki değişkenli 2’inci dereceden polinomik regresyon tahmin yöntemi uygulama örneği.

X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	Zaman serisi verisi	2. dereceden çoklu regresyon tahmini	Mutlak tahmin hatası
1	3	30	41	11
2	5	80	93	13
3	7	150	167	17

Çizelge 3.12 (devam). İki değişkenli 2'inci dereceden polinomik regresyon tahmin yöntemi uygulama örneği.

X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	Zaman serisi verisi	2. dereceden çoklu regresyon tahmini	Mutlak tahmin hatası
4	8	220	234	14
5	6	240	226	14
6	9	350	369	19
7	12	560	548	12
8	7	440	427	13
9	5	450	429	21
10	4	480	468	12
11	8	710	696	14
12	6	720	702	18

Şekil 3.21'de, Çizelge 3.12'de verilen örneğin zaman serisi verisi ve iki değişkenli polinomik regresyon tahmin değerlerinin grafiği çizdirilerek tahmin modelinin başarımı grafik üzerinde incelenmiştir.



Şekil 3.21. İki değişkenli 2'inci dereceden polinomik regresyon tahmin yöntemi uygulama örneği grafiği.

ÇRAY grafik polinomik bir görüntü veriyorsa denklemde değişkenlerin katsayılarının 1. dereceden yüksek olacağı kuvvetle muhtemeldir. Değişkenlerin kuvvet derecelerinin

artması, denklemin gerçekliğe yakınlaşması sağladığı gibi gerçek değere yaklaştıkça katsayıların 0'a yaklaştığı gözlemlenecektir. Eşitlik (3.14)'de 2 bilinmeyenli 5. Dereceden PÇRAY denkleminin matris gösterimi ve Eşitlik (3.15)'de 2 bilinmeyenli 5. Dereceden PÇRAY tahmin denklemi verilmiştir.

$$\begin{bmatrix} n & \sum X_{1i} & \cdots & \sum X_{1i}X_{2i}^4 & \sum X_{2i}^5 \\ \sum X_{1i} & \sum X_{1i}^2 & \cdots & \sum X_{1i}^2X_{2i}^4 & \sum X_{1i}X_{2i}^5 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ \sum X_{1i}X_{2i}^4 & \sum X_{1i}^2X_{2i}^4 & \cdots & \sum X_{1i}^2X_{2i}^8 & \sum X_{1i}X_{2i}^9 \\ \sum X_{2i}^5 & \sum X_{1i}X_{2i}^5 & \cdots & \sum X_{1i}X_{2i}^9 & \sum X_{2i}^{10} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_{00} \\ a_{10} \\ \vdots \\ a_{14} \\ a_{05} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum Y_i \\ \sum X_{1i}Y_i \\ \vdots \\ \sum X_{1i}X_{2i}^4Y_i \\ \sum X_{2i}^5Y_i \end{bmatrix} \quad (3.14)$$

$$\begin{aligned} \bar{Y}_i = & a_{00} + a_{10}X_{1i} + a_{01}X_{2i} + a_{20}X_{1i}^2 + a_{11}X_{1i}X_{2i} + a_{02}X_{2i}^2 + a_{30}X_{1i}^3 + a_{21}X_{1i}^2X_{2i} + \\ & a_{12}X_{1i}X_{2i}^2 + a_{03}X_{2i}^3 + a_{40}X_{1i}^4 + a_{31}X_{1i}^3X_{2i} + a_{22}X_{1i}^2X_{2i}^2 + a_{13}X_{1i}X_{2i}^3 + a_{04}X_{2i}^4 + \\ & a_{50}X_{1i}^5 + a_{41}X_{1i}^4X_{2i} + a_{32}X_{1i}^3X_{2i}^2 + a_{23}X_{1i}^2X_{2i}^3 + a_{14}X_{1i}X_{2i}^4 + a_{05}X_{2i}^5 \end{aligned} \quad (3.15)$$

### 3.2. YAPAY SİNİR AĞLARI

Yapay Sinir Ağları, insan beyninin öğrenme kabiliyetini taklit eden sistemlerdir. Öğrenme vasfı aynı insan beyninde olduğu gibi örnekler vasıtasıyla gerçekleşmektedir. Örnekler, yapay sinir hücreleri arasında kurulan bağlarla işlenmektedir [132].

Yapay sinir ağları bilinen matematiksel yöntemlerinin aksine, kuralları bulunduğu ortama göre şekillenebilen, eksik bilgileri sezgisel olarak tamamlayan ve belirsizliklerden etkilenmeyen bir algoritmaya sahiptir. Oluşturulacak ağın ve parametrelerinin belirlenmesinde belirli bir standart yoktur. Eğitimin nasıl gerçekleştiği ve ağın davranışları bilinmemesine rağmen uygulamalardaki başarımı nedeniyle tercih edilen bir yöntemdir [132].

Yapay Sinir ağları, biyolojik sinir ağlarının bir benzetimidir. Yapay sinir ağlarında da biyolojik sinir ağlarında olduğu gibi yapay sinir hücreleri vardır. Yapay sinir hücreleri proses elemanı olarak da adlandırılmaktadır. Yapay sinir hücreleri girdiler, ağırlıklar, toplama fonksiyonu, aktivasyon fonksiyonu ve hücrenin çıktısı olmak üzere 5 temel elemana sahiptir [132].

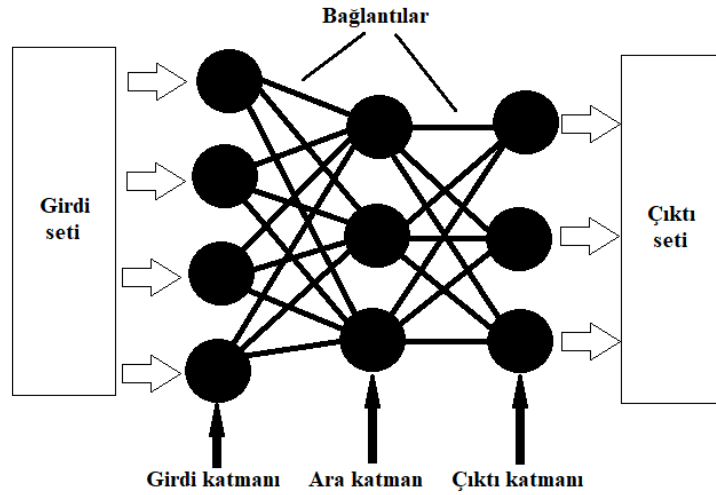
Yapay sinir hücreleri birleşerek yapay sinir ağlarını oluşturur. Yapay sinir ağları 3

katmandan oluşur [132].

Girdi katmanı; bilginin dış dünyadan alınarak ara katmanlara ileten katmandır.

Ara katmanlar; giriş katmanından aldığı bilgiyi işleyerek çıktı katmanına ileten katmanlardır.

Çıktı katmanı; ara katmanlardan aldığı bilgiyi istenilen forma dönüştürerek dış dünyaya aktaran katmandır [132].



Şekil 3.22. Yapay sinir ağları örneği [132].

Şekil 1’de yapay sinir ağları örnek modeli verilmiştir. Örnek modelde de gösterildiği gibi, Girdi katmanından sisteme alınan girdi seti ara katmanda işlenir. Doğru sürecin işleyebilmesi için ağın yeterli örnekle eğitilmesi gerekmektedir. Vektör haline getirilmiş örneklerle ağ eğitildiğinde, ağ ara katmanlarında girdiler için çıktı vektörleri üretecektir. Üretilen çıktı vektörleri, çıktı katmanına iletilerek, girdi ile aynı forma dönüştürülerek çıktı seti oluşturulur [132].

Yapay sinir ağları, iç yapısında yapmış olduğu dönüşümlerin nasıl yapıldığına dair bir fikir vermediği için “kara kutu”ya benzetilmektedir. Bu durum, yapay sinir ağlarının yaygın kullanımına rağmen güvenilirliğini sorgulanmasına neden olmaktadır [132].

### 3.2.1. İleri Beslemeli Ağlar

İleri beslemeli yapay sinir ağlarının yapısı sinir hücrelerinin baştan sona doğrusal bir düzen halinde yayılması şeklindedir. Her katmandan yalnız daha sonraki katmanla

bağlantı bulunmaktadır. İleri beslemeli yapay sinir ağının giriş katmanından giren bilgiler doğrudan gizli katmana iletilir. Gizli katmanda işlenen bilgiler en son çıkış katmanından dışarıya aktarılır [133].

### **3.2.2. Geri Beslemeli Ağlar**

Geri beslemeli yapay sinir ağlarında, sinir hücreleri işledikleri bilgi çıktısını kendi katmanına yada kendinden önceki katmanlara iletebilir ancak kendinden sonraki katmanlara iletemez. Kendi katmanında yada kendinden daha önceki katmanlarla bağ giriş katmanı gibi kurabilir. Geri beslemeli sinir ağları yapısal olarak doğrusal değildir [134], [135].

### **3.2.3. Öğrenme Algoritması**

Yapay Sinir Ağlarında 3 tip (Danışmanlı, danışmansız ve pekiştirmeli) öğrenme yöntemi vardır. Danışmanlı öğrenme yönteminde; çalışmaya başlamadan eğitilmesi gerekmektedir. Eğitim için girdi verileriyle beraber, mevcut girdi değerleri için üretilecek olan çıktı değerleri de sisteme dahil edilir. Daha sonra ağda üretilen çıktılarla, ağdan istenen çıktı arasındaki farklar kıyaslanarak hata hesaplanır. Bulunan hata sayesinde ağırlıklar güncellenir. Danışmansız öğrenme yönteminde; sisteme yalnızca girdi verileri dahil edilir, verilerin arasındaki ilişkiyi sistemin kendi başına öğrenmesi beklenir. Pekiştirmeli öğrenme yönteminde; giriş verileri sisteme dahil edilir ve sonucun sistem tarafından değerlendirilmesi beklenir. Ödül veya ceza yöntemiyle ağın ağırlıkları güncellenir [135].

### **3.2.4. Levenberg-Marquardt (LM) Algoritması**

Yapay sinir ağı algoritmalarından, ileri beslemeli geri yayımlı Levenberg-Marquardt algoritması en yaygın kullanılan yöntemlerden biridir [136]-[143]. LM algoritmasının kullanımında en avantajlı özellikleri; yakınsaması hızlıdır, az sayıda parametreye ihtiyaç duyar ve yalnız birinci dereceden kısmi türevler ile çalışır. Bu da bu yöntemin muadillerine nispeten başarımlı hızını artırmaktadır ve sıkça tercih edilmesini sağlar [144]. Levenberg-Marquardt algoritması özünde maksimum komşuluk üzerine kurulu en küçük kareler hesaplama yöntemidir. Gauss-Newton ve Steepest-Descent algoritmalarından yola çıkarak geliştirilmiş, başlangıç metotlarındaki yararsızlık ve sınırlamalar iyileştirilmiştir [145].

### 3.3. TAHMİN HATA TESTLERİ

Tahmin yöntemlerinin doğruluğunu, başarımını ve kabul edilebilirliğini ölçmek için, tahmin hata testlerine tabi tutulur. Böylece tahmin yöntemlerinin tahmin performansı da sınanmış olur. Yük tahmininde sıklıkla kullanılan tahmin hata testleri; MAPE (Ortalama Mutlak Yüzde Hatası), RMSE (Kök Ortalama Kare Hatası),  $R^2$  (Determinasyon katsayısı), Adj.  $R^2$  (Düzeltilmiş  $R^2$ ) [146-151].

#### 3.3.1. $R^2$ (Determinasyon Katsayısı)

Regresyon analizinin esas amacı, ölçüm verileri ile grafiği çizilen tahmin modeli değerlerinin arasındaki hata değerlerinin karelerinin toplamını en aza indirecek regresyon katsayılarına ulaşmaktır. Bunun için matris çözümlemesi yapılması gerekmektedir.

Determinasyon katsayısı, regresyon modeli tarafından belirlenen, bağımlı değişkendeki ortalamaya göre değişim miktarını ölçmektedir. Determinasyon katsayısı aynı zamanda korelasyon katsayısının karesi olarak ifade edilmektedir.  $R^2$  değeri 0 ila 1 arasında bir değere karşılık gelir ve 1'e yakınlığı tahmin başarımı göstergesidir.

$R^2$  denklemi Eşitlik (3.16) ile gösterilmiştir. Burada  $Y_i$ , ölçüm verilerini ifade eder ve bu veriler, ölçülen veriler ile tahminin değeri arasındaki farkın karesi alınarak her ölçüm için eklenir [152].

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n Y_i^2 - \frac{(\sum_{i=1}^n Y_i)^2}{n}} \quad (3.16)$$

Çizelge 3.8'de verilmiş polinomik regresyon tahmin yöntemi uygulama örneğinin  $R^2$  değeri hesaplaması Çizelge 3.13'te verilmiştir.

Çizelge 3.13. Polinomik regresyon tahmin örneği için  $R^2$  hesaplaması.

i	$Y_i$	$\bar{Y}_i$	$(Y_i - \bar{Y}_i)^2$	$Y_i^2$
1	13	-6	361	169
2	36	6	900	1296
3	55	28	729	3025
4	110	60	2500	12100

Çizelge 3.13 (devam). Polinomik regresyon tahmin örneği için  $R^2$  hesaplaması.

i	$Y_i$	$\bar{Y}_i$	$(Y_i - \bar{Y}_i)^2$	$Y_i^2$
5	145	102	1849	21025
6	190	154	1296	36100
7	290	216	5476	84100
8	340	288	2704	115600
9	420	370	2500	176400
10	540	462	6084	291600
11	650	564	7396	422500
12	750	676	5476	562500
13	880	798	6724	774400
14	1050	930	14400	1102500
15	1180	1072	11664	1392400
16	1340	1224	13456	1795600
17	1600	1386	45796	2560000
18	1700	1558	20164	2890000
19	1900	1740	25600	3610000
20	2100	1932	28224	4410000
<b>TOPLAM:</b>	<u>15289</u>		<u>203299</u>	<u>20261315</u>
			$R^2$	0.976288

Çizelge 3.9’da verilmiş üstel regresyon tahmin yöntemi uygulama örneğinin  $R^2$  değeri hesaplaması Çizelge 3.14’te verilmiştir.

Çizelge 3.14. Üstel regresyon tahmin örneği için  $R^2$  hesaplaması.

i	$Y_i$	$\bar{Y}_i$	$(Y_i - \bar{Y}_i)^2$	$Y_i^2$
1	1	2.32	1.75	1
2	5	3.63	1.87	25
3	7	5.72	1.65	49
4	10	9.06	0.88	100
5	11	14.44	11.87	121
6	18	23.15	26.54	324
7	30	37.28	52.96	900
8	50	60.26	105.19	2500

Çizelge 3.14 (devam). Üstel regresyon tahmin örneği için  $R^2$  hesaplaması.

i	$Y_i$	$\bar{Y}_i$	$(Y_i - \bar{Y}_i)^2$	$Y_i^2$
9	80	97.73	314.21	6400
10	150	158.94	80.01	22500
11	280	259.13	435.62	78400
12	400	423.30	542.98	160000
TOPLAM:	<u>1042</u>		<u>1575.54</u>	<u>271320</u>
			$R^2$	0.991288

Çizelge 3.10'da verilmiş sinüzoidal regresyon tahmin yöntemi uygulama örneğinin  $R^2$  değeri hesaplaması Çizelge 3.15'te verilmiştir.

Çizelge 3.15. Sinüzoidal regresyon tahmin örneği için  $R^2$  hesaplaması.

i	$Y_i$	$\bar{Y}_i$	$(Y_i - \bar{Y}_i)^2$	$Y_i^2$
1	60	65.98	35.75	3600
2	-25	-22.30	7.28	625
3	-50	-43.28	45.12	2500
4	50	38.81	125.15	2500
5	-40	-38.96	1.08	1600
6	65	72.99	63.79	4225
7	-45	-40.08	24.24	2025
8	-20	-27.50	56.28	400
9	40	30.43	91.49	1600
10	-40	-33.46	42.82	1600
11	90	75.90	198.93	8100
12	-60	-55.55	19.79	3600
TOPLAM:	<u>25</u>		<u>711.71</u>	<u>32375</u>
			$R^2$	0.977981

Çizelge 3.11'de verilmiş iki bilinmeyenli regresyon tahmin yöntemi uygulama örneğinin  $R^2$  değeri hesaplaması Çizelge 3.16'da verilmiştir.

Çizelge 3.16. İki bilinmeyenli polinomik regresyon tahmin örneği için  $R^2$  hesaplaması.

$X_1$	$X_2$	$Y_i$	$\bar{Y}_i$	$(Y_i - \bar{Y}_i)^2$	$Y_i^2$
1	2	38	41	9	1444
2	5	60	70	100	3600
3	7	85	91	36	7225
4	9	100	112	144	10000
5	12	130	141	121	16900
6	8	125	114	121	15625

Çizelge 3.16 (devam). İki bilinmeyenli polinomik regresyon tahmin örneği için  $R^2$  hesaplaması.

$X_1$	$X_2$	$Y_i$	$\bar{Y}_i$	$(Y_i - \bar{Y}_i)^2$	$Y_i^2$
7	7	120	111	81	14400
8	10	130	140	100	16900
9	9	150	137	169	22500
10	3	80	94	196	6400
11	5	110	115	25	12100
12	8	150	144	36	22500
13	6	125	133	64	15625
14	10	160	170	100	25600
15	9	150	167	289	22500
16	7	160	156	16	25600
<b>TOPLAM:</b>		<b>1873</b>		<b>1607</b>	<b>238919</b>
				<b><math>R^2</math></b>	<b>0.91826</b>

Çizelge 3.12’de verilmiş iki bilinmeyenli 2’inci dereceden regresyon tahmin yöntemi uygulama örneğinin  $R^2$  değeri hesaplaması Çizelge 3.17’de verilmiştir.

Çizelge 3.17. İki bilinmeyenli 2’nci dereceden polinomik regresyon tahmin örneği için  $R^2$  hesaplaması.

$X_1$	$X_2$	$Y_i$	$\bar{Y}_i$	$(Y_i - \bar{Y}_i)^2$	$Y_i^2$
1	3	30	41	121	900
2	5	80	93	169	6400
3	7	150	167	289	22500
4	8	220	234	196	48400
5	6	240	226	196	57600
6	9	350	369	361	122500
7	12	560	548	144	313600
8	7	440	427	169	193600
9	5	450	429	441	202500
10	4	480	468	144	230400
11	8	710	696	196	504100
12	6	720	702	324	518400
<b>TOPLAM:</b>		<b>4430</b>		<b>2750</b>	<b>2220900</b>
				<b><math>R^2</math></b>	<b>0.9953</b>

### 3.3.2. Adj $R^2$ (Düzeltilmiş Determinasyon Katsayısı)

Regresyon modelinde kullanılmakta olan veri sayısı arttıkça  $R^2$  değeri, artmaya devam edecektir. Modele yeni bir değişken eklendiğinde, yeni değişkene ait tahmin değeri

isabetli olmasa bile,  $R^2$ 'de anlamlı bir azalmaya neden olmaz. Ekseriyetle, regresyon modeline bir değişken eklendiği durumlarda  $R^2$ 'de artış görülecektir. Sonuç olarak, model yeterliliğini ölçmek için  $R^2$ 'ye ilaveten Adj  $R^2$  ölçümlemek tahmin güvenilirliğini destekleyecektir. Adj  $R^2$  Eşitlik (3.17) ile gösterilmiştir.

$$Adj. R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}{\sum_{i=1}^n Y_i^2 - \frac{(\sum_{i=1}^n Y_i)^2}{n}} \frac{n-1}{n-k-1} \quad (3.17)$$

Çizelge 3.8'de verilmiş polinomik regresyon tahmin yöntemi uygulama örneğinin Adj. $R^2$  değeri hesaplaması Çizelge 3.18'de verilmiştir.

Çizelge 3.18. Polinomik regresyon tahmin örneği için Adj.  $R^2$  hesaplaması.

t	Yi	Yt tahmin	(Yi-Yt)^2	Yi^2
1	13	-6	361	169
2	36	6	900	1296
3	55	28	729	3025
4	110	60	2500	12100
5	145	102	1849	21025
6	190	154	1296	36100
7	290	216	5476	84100
8	340	288	2704	115600
9	420	370	2500	176400
10	540	462	6084	291600
11	650	564	7396	422500
12	750	676	5476	562500
13	880	798	6724	774400
14	1050	930	14400	1102500
15	1180	1072	11664	1392400
16	1340	1224	13456	1795600
17	1600	1386	45796	2560000
18	1700	1558	20164	2890000
19	1900	1740	25600	3610000
20	2100	1932	28224	4410000
TOPLAM:	15289		203299	20261315
			Adj $R^2$	0.971842

Çizelge 3.9'da verilmiş üstel regresyon tahmin yöntemi uygulama örneğinin Adj.  $R^2$  değeri hesaplaması Çizelge 3.19'da verilmiştir.

Çizelge 3.19. Üstel regresyon tahmin örneği için Adj. R<sup>2</sup> hesaplaması.

t	Yi	Yt tahmin	(Yi-Yt) <sup>2</sup>	Yi <sup>2</sup>
1	1	2.32	1.75	1
2	5	3.63	1.87	25
3	7	5.72	1.65	49
4	10	9.06	0.88	100
5	11	14.44	11.87	121
6	18	23.15	26.54	324
7	30	37.28	52.96	900
8	50	60.26	105.19	2500
9	80	97.73	314.21	6400
10	150	158.94	80.01	22500
11	280	259.13	435.62	78400
12	400	423.30	542.98	160000
TOPLAM:	1042		1575.54	271320
			Adj R <sup>2</sup>	0.98802

Çizelge 3.10’da verilmiş sinüzoidal regresyon tahmin yöntemi uygulama örneğinin Adj R<sup>2</sup> değeri hesaplaması Çizelge 3.20’de verilmiştir.

Çizelge 3.20. Sinüzoidal regresyon tahmin örneği için Adj R<sup>2</sup> hesaplaması.

t	Yi	Yt tahmin	(Yi-Yt) <sup>2</sup>	Yi <sup>2</sup>
1	60	65.98	35.75	3600
2	-25	-22.30	7.28	625
3	-50	-43.28	45.12	2500
4	50	38.81	125.15	2500
5	-40	-38.96	1.08	1600
6	65	72.99	63.79	4225
7	-45	-40.08	24.24	2025
8	-20	-27.50	56.28	400
9	40	30.43	91.49	1600
10	-40	-33.46	42.82	1600
11	90	75.90	198.93	8100
12	-60	-55.55	19.79	3600
TOPLAM:	25		711.71	32375
			Adj R <sup>2</sup>	0.969724

Çizelge 3.11’de verilmiş iki bilinmeyenli regresyon tahmin yöntemi uygulama örneğinin Adj R<sup>2</sup> değeri hesaplaması Çizelge 3.21’de verilmiştir.

Çizelge 3.21. İki bilinmeyenli polinomik regresyon tahmin örneği için Adj R<sup>2</sup> hesaplaması.

X1	X2	Yi	Yt tahmin	(Yi-Yt) <sup>2</sup>	Yi <sup>2</sup>
1	2	38	41	9	1444
2	5	60	70	100	3600
3	7	85	91	36	7225
4	9	100	112	144	10000
5	12	130	141	121	16900
6	8	125	114	121	15625
7	7	120	111	81	14400
8	10	130	140	100	16900
9	9	150	137	169	22500
10	3	80	94	196	6400
11	5	110	115	25	12100
12	8	150	144	36	22500
13	6	125	133	64	15625
14	10	160	170	100	25600
15	9	150	167	289	22500
16	7	160	156	16	25600
TOPLAM:		1873		1607	238919
				Adj. R <sup>2</sup>	0.89783

Çizelge 3.12’de verilmiş iki bilinmeyenli 2’inci dereceden regresyon tahmin yöntemi uygulama örneğinin Adj R<sup>2</sup> değeri hesaplaması Çizelge 3.22’de verilmiştir.

Çizelge 3.22. İki bilinmeyenli 2’nci dereceden polinomik regresyon tahmin örneği için R<sup>2</sup> hesaplaması.

X1	X2	Yi	Yt tahmin	(Yi-Yt) <sup>2</sup>	Yi <sup>2</sup>
1	3	30	41	121	900
2	5	80	93	169	6400
3	7	150	167	289	22500
4	8	220	234	196	48400
5	6	240	226	196	57600
6	9	350	369	361	122500
7	12	560	548	144	313600
8	7	440	427	169	193600
9	5	450	429	441	202500
10	4	480	468	144	230400
11	8	710	696	196	504100
12	6	720	702	324	518400
TOPLAM:		4430		2750	2220900
				R <sup>2</sup>	0.99354

### 3.3.3. RMSE (Hataların ortalama karesinin karekökü)

Hataların ortalama karesinin karekökünü gösteren RMSE, Eşitlik (3.18) ile verilmiştir. Burada  $n$ , toplam ölçüm sayısıdır. RMSE test değeri ne kadar küçükse tahmin performansının o kadar iyi olduğu bilinmektedir [153], [154].

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum(Y_i - \bar{Y}_i)^2}{n}} \quad (3.18)$$

RMSE, bir tahmin modelinde ölçüm verileri ile tahmin değerlerinin birbirine yakınlığını ölçen hata testlerinden biridir. RMSE hesaplanırken tahmin hatalarının standart sapması dikkate alınır. Burada önemli olan ayrıntı tahmin değerlerinin ölçüm değerlerinden ne kadar uzağa düştüğüdür, RMSE ise hata değerlerinin yayılımını gösterir. RMSE değeri ne kadar küçükse tahmin başarımı o nispete yüksektir. RMSE değerinin 0 olması tahmin modelinin %100 doğrulukta başarımlı göstermesi anlamına gelir [155].

Çizelge 3.8’de verilmiş polinomik regresyon tahmin yöntemi uygulama örneğinin RMSE değeri hesaplaması Çizelge 3.23’te verilmiştir.

Çizelge 3.23. Polinomik regresyon tahmin örneği için RMSE hesaplaması.

i	$Y_i$	$\bar{Y}_i$	$(Y_i - \bar{Y}_i)^2$
1	13	-6	361
2	36	6	900
3	55	28	729
4	110	60	2500
5	145	102	1849
6	190	154	1296
7	290	216	5476
8	340	288	2704
9	420	370	2500
10	540	462	6084
11	650	564	7396
12	750	676	5476
13	880	798	6724
14	1050	930	14400
15	1180	1072	11664
16	1340	1224	13456
17	1600	1386	45796

Çizelge 3.23 (devam). Polinomik regresyon tahmin örneği için RMSE hesaplaması.

i	$Y_i$	$\bar{Y}_i$	$(Y_i - \bar{Y}_i)^2$
18	1700	1558	20164
19	1900	1740	25600
20	2100	1932	28224
TOPLAM:	15289		203299
		RMSE	100.821377

Çizelge 3.9’da verilmiş üstel regresyon tahmin yöntemi uygulama örneğinin RMSE değeri hesaplaması Çizelge 3.24’de verilmiştir.

Çizelge 3.24. Üstel regresyon tahmin örneği için RMSE hesaplaması.

i	$Y_i$	$\bar{Y}_i$	$(Y_i - \bar{Y}_i)^2$
1	1	2.32	1.75
2	5	3.63	1.87
3	7	5.72	1.65
4	10	9.06	0.88
5	11	14.44	11.87
6	18	23.15	26.54
7	30	37.28	52.96
8	50	60.26	105.19
9	80	97.73	314.21
10	150	158.94	80.01
11	280	259.13	435.62
12	400	423.30	542.98
TOPLAM:	1042		1575.54
		RMSE	11.4584073

Çizelge 3.10’da verilmiş sinüzoidal regresyon tahmin yöntemi uygulama örneğinin RMSE değeri hesaplaması Çizelge 3.25’de verilmiştir.

Çizelge 3.25. Sinüzoidal regresyon tahmin örneği için RMSE hesaplaması.

i	$Y_i$	$\bar{Y}_i$	$(Y_i - \bar{Y}_i)^2$
1	60	65.98	35.75
2	-25	-22.30	7.28
3	-50	-43.28	45.12
4	50	38.81	125.15
5	-40	-38.96	1.08
6	65	72.99	63.79
7	-45	-40.08	24.24
8	-20	-27.50	56.28
9	40	30.43	91.49

Çizelge 3.25 (devam). Sinüzoidal regresyon tahmin örneği için RMSE hesaplaması.

i	$Y_i$	$\bar{Y}_i$	$(Y_i - \bar{Y}_i)^2$
10	-40	-33.46	42.82
11	90	75.90	198.93
12	-60	-55.55	19.79
TOPLAM:	25		711.71
		RMSE	7.70126294

Çizelge 3.11’de verilmiş iki bilinmeyenli regresyon tahmin yöntemi uygulama örneğinin RMSE değeri hesaplaması Çizelge 3.26’de verilmiştir.

Çizelge 3.26. İki bilinmeyenli polinomik regresyon tahmin örneği için RMSE hesaplaması.

$X_1$	$X_2$	$Y_i$	$\bar{Y}_i$	$(Y_i - \bar{Y}_i)^2$
1	2	38	41	9
2	5	60	70	100
3	7	85	91	36
4	9	100	112	144
5	12	130	141	121
6	8	125	114	121
7	7	120	111	81
8	10	130	140	100
9	9	150	137	169
10	3	80	94	196
11	5	110	115	25
12	8	150	144	36
13	6	125	133	64
14	10	160	170	100
15	9	150	167	289
16	7	160	156	16
TOPLAM:		1873		1607
			RMSE	10.02185

Çizelge 3.12’de verilmiş iki bilinmeyenli 2’inci dereceden regresyon tahmin yöntemi uygulama örneğinin RMSE değeri hesaplaması Çizelge 3.27’de verilmiştir.

Çizelge 3.27. İki bilinmeyenli 2’nci dereceden polinomik regresyon tahmin örneği için RMSE hesaplaması.

$X_1$	$X_2$	$Y_i$	$\bar{Y}_i$	$(Y_i - \bar{Y}_i)^2$
1	3	30	41	121
2	5	80	93	169
3	7	150	167	289

Çizelge 3.27 (devam). İki bilinmeyenli 2'nci dereceden polinomik regresyon tahmin örneği için RMSE hesaplaması.

$X_1$	$X_2$	$Y_i$	$\bar{Y}_i$	$(Y_i - \bar{Y}_i)^2$
4	8	220	234	196
5	6	240	226	196
6	9	350	369	361
7	12	560	548	144
8	7	440	427	169
9	5	450	429	441
10	4	480	468	144
11	8	710	696	196
12	6	720	702	324
<u>TOPLAM:</u>		<u>4430</u>		<u>2750</u>
			RMSE	15.13825

### 3.3.4. MAPE (Ortalama mutlak yüzde hata değeri)

Diğer bir tahmin hata testi olan MAPE, ortalama mutlak yüzde hata değerini verir ve Eşitlik (3.19)'de verilmiştir.

$$MAPE = \left( \frac{100}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{Y_i - \bar{Y}_i}{Y_i} \right| \right) \quad (3.19)$$

MAPE, zaman serileri ve regresyon modellerinde tahminlerin başarımını ölçmek için sıkça kullanılmaktadır. Ölçüm verileri arasında 0 değeri mevcutsa, 0'a bölünme olamayacağı için MAPE hesabı hata verir. MAPE'de performansının yüksek olduğunu söylemek için Eşitlik (3.19)'ün, %10'un altında bir değere sahip olması beklenir [156]. MAPE değerleri 0'a ne kadar yakınsa, tahmin performansı o nispette yüksektir.

Çizelge 3.8'de verilmiş polinomik regresyon tahmin yöntemi uygulama örneğinin MAPE değeri hesaplaması Çizelge 3.28'de verilmiştir.

Çizelge 3.28. Polinomik regresyon tahmin örneği için MAPE hesaplaması.

i	$Y_i$	$\bar{Y}_i$	$(Y_i - \bar{Y}_i)^2$
1	13	-6	1.46153846
2	36	6	0.83333333
3	55	28	0.49090909
4	110	60	0.45454545
5	145	102	0.29655172

Çizelge 3.28 (devam). Polinomik regresyon tahmin örneği için MAPE hesaplaması.

i	$Y_i$	$\bar{Y}_i$	$(Y_i - \bar{Y}_i)^2$
6	190	154	0.18947368
7	290	216	0.25517241
8	340	288	0.15294118
9	420	370	0.11904762
10	540	462	0.14444444
11	650	564	0.13230769
12	750	676	0.09866667
13	880	798	0.09318182
14	1050	930	0.11428571
15	1180	1072	0.09152542
16	1340	1224	0.08656716
17	1600	1386	0.13375
18	1700	1558	0.08352941
19	1900	1740	0.08421053
20	2100	1932	0.08
TOPLAM:			5.39598182
MAPE			26.9799091

Çizelge 3.9’da verilmiş üstel regresyon tahmin yöntemi uygulama örneğinin MAPE değeri hesaplaması Çizelge 3.29’da verilmiştir.

Çizelge 3.29. Üstel regresyon tahmin örneği için MAPE hesaplaması.

i	$Y_i$	$\bar{Y}_i$	$(Y_i - \bar{Y}_i)^2$
1	1	2.32	1.32429961
2	5	3.63	0.27371903
3	7	5.72	0.18336571
4	10	9.06	0.09402823
5	11	14.44	0.31315667
6	18	23.15	0.28621745
7	30	37.28	0.2425759
8	50	60.26	0.20512551
9	80	97.73	0.22157532
10	150	158.94	0.05963081
11	280	259.13	0.07454137
12	400	423.30	0.058255
TOPLAM:			3.34
MAPE			27.8040883

Çizelge 3.10’da verilmiş sinüzoidal regresyon tahmin yöntemi uygulama örneğinin MAPE değeri hesaplaması Çizelge 3.30’da verilmiştir.

Çizelge 3.30. Sinüzoidal regresyon tahmin örneği için MAPE hesaplaması.

i	$Y_i$	$\bar{Y}_i$	$(Y_i - \bar{Y}_i)^2$
1	60	65.98	0.0996563
2	-25	-22.30	0.1079255
3	-50	-43.28	0.13434967
4	50	38.81	0.22373649
5	-40	-38.96	0.02593494
6	65	72.99	0.12287795
7	-45	-40.08	0.10941157
8	-20	-27.50	0.37508885
9	40	30.43	0.23913049
10	-40	-33.46	0.16358899
11	90	75.90	0.15671197
12	-60	-55.55	0.07413789
TOPLAM:			1.83
MAPE			15.271255

Çizelge 3.11’de verilmiş iki bilinmeyenli regresyon tahmin yöntemi uygulama örneğinin MAPE değeri hesaplaması Çizelge 3.31’da verilmiştir.

Çizelge 3.31. İki bilinmeyenli polinomik regresyon tahmin örneği için MAPE hesaplaması.

$X_1$	$X_2$	$Y_i$	$\bar{Y}_i$	$(Y_i - \bar{Y}_i)^2$
1	2	38	41	0.078947
2	5	60	70	0.166667
3	7	85	91	0.070588
4	9	100	112	0.12
5	12	130	141	0.084615
6	8	125	114	0.088
7	7	120	111	0.075
8	10	130	140	0.076923
9	9	150	137	0.086667
10	3	80	94	0.175
11	5	110	115	0.045455
12	8	150	144	0.04
13	6	125	133	0.064
14	10	160	170	0.0625
15	9	150	167	0.113333
16	7	160	156	0.025
TOPLAM:				1.372695
MAPE				8.579345

Çizelge 3.12’de verilmiş iki bilinmeyenli 2’inci dereceden regresyon tahmin yöntemi uygulama örneğinin MAPE değeri hesaplaması Çizelge 3.32’de verilmiştir.

Çizelge 3.32. İki bilinmeyenli 2’nci dereceden polinomik regresyon tahmin örneği için MAPE hesaplaması.

$X_1$	$X_2$	$Y_i$	$\bar{Y}_i$	$(Y_i - \bar{Y}_i)^2$
1	3	30	41	0.366667
2	5	80	93	0.1625
3	7	150	167	0.113333
4	8	220	234	0.063636
5	6	240	226	0.058333
6	9	350	369	0.054286
7	12	560	548	0.021429
8	7	440	427	0.029545
9	5	450	429	0.046667
10	4	480	468	0.025
11	8	710	696	0.019718
12	6	720	702	0.025
<u>TOPLAM:</u>				<u>0.986114</u>
MAPE				8.21762

Çalışma içerisinde tanıtılan ve örnekler çözdürülen tüm hata testleri sonuçları tek bir tablo haline getirilerek Çizelge 3.33’te verilmiştir.

Çizelge 3.33. Çalışmada verilen örnekler için hesaplanan R2, Adj R2, RMSE ve MAPE değerleri.

Regresyon Çeşidi	R2	Adj R2	RMSE	MAPE
Polinomik regresyon örneği	0.9763	0.9718	100.8214	26.97991
Üstel regresyon örneği	0.9913	0.9880	11.45841	27.80409
Sinüzoidal regresyon örneği	0.9780	0.9697	7.701263	15.27126
2 bilinmeyenli polinomik regresyon örneği	0.9183	0.8978	10.02185	8.579345
2 bilinmeyenli 2’inci dereceden polinomik regresyon örneği	0.9953	0.9935	15.13825	8.21762

Çizelge 3.33’te görüleceği üzere hata testleri tahmin modellerini farklı alanlarda test

etmektedir. Ve testlerden birinden başarılı ya da makul sonuçlar alırken diğer bir hata testinde kabul edilemez ya da başarısız sonuçlar alabilmektedir. Bu da tahmin modellerinin başarımını ölçülerken birden fazla hata testiyle sınanmasının önemini ortaya koymaktadır.

### 3.4. KORELASYON KATSAYISI

Korelasyon katsayısı bağımsız değişkenler arasındaki ilişkinin sayısal olarak ifade edilmesi anlamına gelir. Bir tahmin modeli oluşturmak için, tahmin edilecek değerleri etkileyen doğru bağımsız değişkeni ya da değişkenleri belirlemek tahmin başarımının ön şartı olduğu söylenebilir. Zira ölçüm sonucunu belirleyen etmenler tahmin modelinde ne kadar temsil edilebilirse o nispette başarılı bir tahmin modeli seçilecektir.

Korelasyon katsayısı -1 ila 1 arasında değişkenlik gösterir. Korelasyon katsayısının 1'e yakınlığı, bağımsız değişkenin bağımlı değişken üzerindeki hem yön hem de değer anlamında etkisinin büyüklüğünü göstermektedir. Korelasyon katsayısının -1'e yakınlığı bağımsız değişkenin bağımlı değişken üzerindeki ters yönde değer etkisinin büyüklüğünü göstermektedir. Korelasyon katsayısının 0'a yaklaşması demek, bağımlı değişkenin bahsi geçen bağımsız değişkenle ilintili olmadığı anlamına gelmektedir [157].

Eşitlik (3.20)'de korelasyon katsayısının denklemi verilmiştir.

$$r = \frac{n \sum xy - \sum x \sum y}{\left[ [n \sum x^2 - (\sum x)^2][n \sum y^2 - (\sum y)^2] \right]^{1/2}} \quad (3.20)$$

### 3.5. PROFİL KATSAYILARI HESAPLAMA YÖNTEMİ

Dengeleme ve uzlaştırma aşamalarında kullanılacak olan profil katsayıları, dağıtım şirketleri tarafından hazırlanan bir önceki yıla ait tüketim veri setleri kullanılarak hesaplanır. Profil katsayıları tarımsal sulama, ticarethane, aydınlatma, sanayi, mesken gibi gruplara ayrılarak her grup için ayrı ayrı hesaplanırlar. Günlük mesken tüketimlerini ifade etmek üzere profiller Pazartesi, Salı, Çarşamba, Perşembe, Cuma için hafta içi, Cumartesi ve Pazar için hafta sonu ve resmi tatil günleri için bayram profilleri olarak gruplandırılırlar. Profil katsayıları temelinde saatlik enerji tüketimini ifade etmektedirler. Profil katsayıları hesaplanırken, gün tipi profil katsayıları ayrı ayrı hesaplanmaktadır.

Profil katsayılarının belirlenebilmesi için öncelikle haftanın tüm günleri için saat saat ortalama tüketim değerleri hesaplanır. Daha sonra pazartesi günü için hesaplanan ortalama saatlik tüketim değerlerinin toplamı alınır. En sonunda tüm gün tiplerinin saatlik ortalama değerleri tek tek pazartesi saatlik ortalamalar toplamına bölünerek saatlik profil katsayıları belirlenmiş olur [158], [159].

Çizelge 3.34. Pazartesi profil katsayısı hesaplama örneği.

Saat	1. Pazartesi tüketim (kWh)	2. Pazartesi tüketim (kWh)	3. Pazartesi tüketim (kWh)	4. Pazartesi tüketim (kWh)	Pazartesi ortalama tüketim (kWh)	Pazartesi ortalama / Pazartesi ortalama toplamı	Pazartesi profil katsayıları
1	60.68	53.00	52.27	54.06	55.00	55.00/1623.41=	0.0338797
2	53.82	49.98	52.11	50.22	51.53	51.53/1623.41=	0.031743608
3	51.74	50.13	51.97	51.01	51.21	51.21/1623.41=	0.031545548
4	53.82	52.46	54.15	53.62	53.51	53.51/1623.41=	0.03296117
5	58.76	56.18	56.26	57.83	57.26	57.26/1623.41=	0.035269623
6	66.53	60.61	61.92	62.17	62.81	62.81/1623.41=	0.038690462
7	75.36	64.87	68.58	66.99	68.95	68.95/1623.41=	0.042473477
8	78.51	68.87	76.28	69.23	73.22	73.22/1623.41=	0.045102468
9	81.24	72.25	79.78	72.08	76.34	76.34/1623.41=	0.047023192
10	82.75	75.19	80.80	74.40	78.29	78.29/1623.41=	0.048222624
11	83.37	76.35	80.98	75.69	79.10	79.10/1623.41=	0.048723557
12	81.21	76.11	75.04	76.17	77.13	77.13/1623.41=	0.047513277
13	80.58	75.76	74.61	75.76	76.68	76.68/1623.41=	0.047231661
14	79.58	77.32	80.55	75.01	78.11	78.11/1623.41=	0.048116647
15	76.41	77.14	76.12	73.68	75.84	75.84/1623.41=	0.046716218
16	77.27	71.67	73.87	72.60	73.86	73.86/1623.41=	0.045494004
17	76.19	69.81	70.80	72.64	72.36	72.36/1623.41=	0.044574299
18	75.97	67.58	68.05	72.38	70.99	70.99/1623.41=	0.04373048
19	75.20	65.93	66.01	72.65	69.95	69.95/1623.41=	0.043087706
20	74.13	66.31	67.00	71.93	69.84	69.84/1623.41=	0.04302195
21	72.67	66.55	65.61	69.82	68.66	68.66/1623.41=	0.042295169
22	68.73	62.40	63.63	65.57	65.08	65.08/1623.41=	0.040089824
23	63.78	60.25	61.36	61.80	61.80	61.80/1623.41=	0.038066048
24	58.19	52.37	56.10	56.90	55.89	55.89/1623.41=	0.034427559
Pazartesi ortalamalarının toplamı:					<u>1623.41</u>		

Çizelge 3.34’de Pazartesi günü profil katsayısının hesaplanması için örnek bir tablo verilmiştir. Örnek olarak Nisan ayı pazartesi günlerine ait tüketim verileri kullanılmıştır. Öncelikle pazartesi günleri tüketim verileri saatlik ortalamaları alınmıştır. Sonra alınan ortalamaların toplamı hesaplanmıştır. (Bu toplam değeri pazartesi günü de dahil olmak

üzere tüm günler için profil katsayısı hesaplamada kullanılacaktır.) Daha sonra pazartesi günü her bir saat için alınan ortalama değeri, pazartesi günlerinin ortalamalarının toplamı olarak bulunan sayıya bölünmektedir. Böylece pazartesi günleri için saatlik profil katsayılarına ulaşılmış olur.

Çizelge 3.35. Salı profil katsayısı hesaplama örneği.

Saat	1. Salı tüketim (kWh)	2. Salı tüketim (kWh)	3. Salı tüketim (kWh)	4. Salı tüketim (kWh)	Salı ortalama	Salı ortalama / Pazartesi ortalama toplamı	Salı profil katsayıları
1	60.31	52.23	52.23	53.56	54.58	54.58/1623.41=	0.033622192
2	54.18	48.23	48.43	48.16	49.75	49.75/1623.41=	0.030645704
3	49.81	47.58	49.66	47.53	48.65	48.65/1623.41=	0.029964731
4	49.70	50.18	52.54	49.72	50.53	50.53/1623.41=	0.031128736
5	54.98	55.16	56.65	54.64	55.36	55.36/1623.41=	0.034100405
6	62.04	61.14	62.72	61.21	61.78	61.78/1623.41=	0.038054292
7	69.02	69.36	69.75	68.97	69.28	69.28/1623.41=	0.042672697
8	75.39	72.06	74.59	75.42	74.36	74.36/1623.41=	0.045806166
9	78.51	69.06	77.60	79.08	76.06	76.06/1623.41=	0.046853154
10	78.37	69.66	78.47	79.63	76.53	76.53/1623.41=	0.047143008
11	78.83	68.50	77.12	78.83	75.82	75.82/1623.41=	0.04670413
12	77.31	68.23	75.43	76.86	74.46	74.46/1623.41=	0.04586622
13	76.77	66.87	74.14	74.54	73.08	73.08/1623.41=	0.045015671
14	74.82	61.10	71.12	74.23	70.32	70.32/1623.41=	0.043314208
15	73.42	62.52	69.77	72.52	69.56	69.56/1623.41=	0.042845344
16	72.42	58.70	69.15	70.79	67.76	67.76/1623.41=	0.041742253
17	71.39	59.53	68.40	68.68	67.00	67.00/1623.41=	0.041271539
18	69.14	62.46	67.71	66.92	66.56	66.56/1623.41=	0.041000784
19	66.49	61.58	66.69	65.71	65.12	65.12/1623.41=	0.040110479
20	64.65	59.75	66.45	66.63	64.37	64.37/1623.41=	0.039650675
21	62.73	58.64	66.27	67.82	63.87	63.87/1623.41=	0.039340688
22	60.43	59.24	64.16	64.35	62.04	62.04/1623.41=	0.038217515
23	57.62	55.48	59.97	60.74	58.45	58.45/1623.41=	0.036005502
24	52.76	50.97	54.95	55.34	53.50	53.50/1623.41=	0.032957364

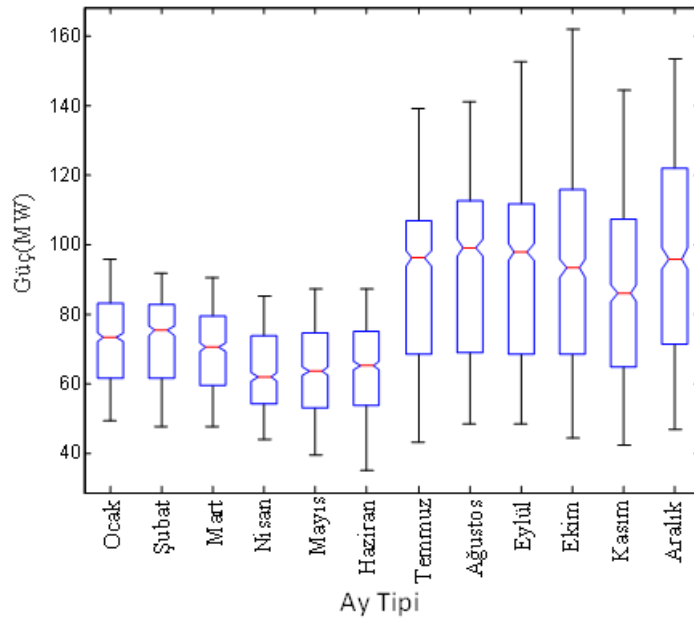
Çizelge 3.35’de Pazartesi hariç diğer günlerin profil katsayılarının hesaplanmasına örnek olarak salı günü profil katsayısının hesaplanması için örnek bir tablo verilmiştir. Örnek olarak Nisan ayı salı günlerine ait tüketim verileri kullanılmıştır. Öncelikle Salı günleri tüketim verileri saatlik ortalamaları alınmıştır. Daha sonra salı günü her bir saat için alınan ortalama değeri, Çizelge 3.34’de pazartesi günlerinin ortalamalarının toplamı

olarak bulunmuş olan sayıya bölünmektedir. Böylece salı günleri için saatlik profil katsayılarına ulaşılmış olur. Pazartesi hariç diğer tüm günler için profil katsayısı hesaplaması Çizelge 3.35'te verilmiş olan Salı günü profil katsayı hesaplama örneğindeki gibi çözülmektedir.



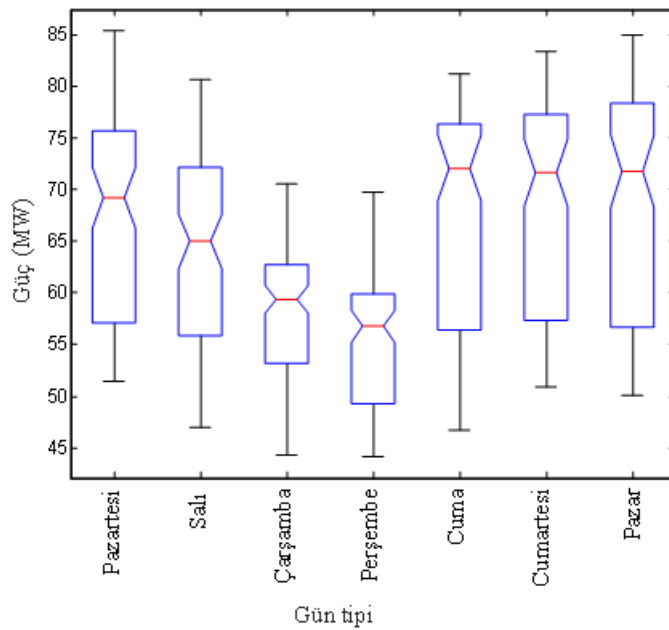
#### 4. BULGULAR VE TARTIŞMA

Bu çalışmada elektrik enerjisi profil katsayıları tahmini için, Düzce bölgesindeki uygun mesken abonelerine yerleştirilen uzaktan okunabilir sayaçlarla aynı anda senkronize edilen saatlik mesken elektrik tüketim ölçümleri ve sıcaklık değerleri kullanılmıştır. Elektrik tüketimini etkileyen pek çok etken bulunmaktadır. Mesken elektrik tüketimi göz önünde bulundurulduğunda hane ısınma ya da soğutma için tüketilen elektrik enerjisi yadsınamayacak bir öneme sahiptir. Bu nedenle mevsimsel özellikler ve saatlik sıcaklık artış ya da düşüş miktarı mesken elektrik tüketiminde önemli bir etkiye sahip olduğu öngörülmektedir. Bu öngörünün gerçekliğini araştırmak için öncelikli olarak çalışmada kullanılacak mesken tüketim verileri üzerindeki mevsimsel etkiler inceleme altına alınmıştır. Her ne kadar mevsimsel etki söz konusu olduğunda ülkemizde 4 mevsim yaşandığı bilinmekte ise de sıcaklık farkları aynı mevsim içinde aylara göre de farklılıklar göstermektedir. Bu nedenle çalışmaya konu olan Düzce iline ait bölgesel mesken tüketim verilerini, gözlem duyarlılığı artırmak ve ayrıntılı sınıflandırabilmek için benzer gruplara bölünmüştür. Öncelikli olarak aylara ayrılmış kutu grafiği incelenerek Şekil 4.1’de verilmiştir.



Şekil 4.1. Verilerin Aylık Kutu Grafiği.

Şekil 4.1’de görüldüğü üzere verilerin minimum, maksimum, ortanca, birinci çeyrek ve üçüncü çeyrek değerlerinin her bir ay için farklı karakteristikler sergilediği görülmektedir. Ayrıca Düzce ilinde mevsime bağlı sıcaklık farkları dolayısıyla beklenildiği gibi yaz ve kış aylarında toplam elektrik tüketim miktarlarında önemli farklar olduğu gözlemlenmiştir. Mevsimsel sıcaklık etkilerinin yanı sıra, haftalık düzen içerisinde günlerin de yaşam standardında ve elektrik tüketim alışkanlıkları etkilemede belirleyici olduğu öngörüsüne dayanarak aylık tüketim verileri günlük kutu çizim grafiğiyle gözlemlenmiştir. Örnek olarak Nisan ayına ait günlük kutu grafiği Şekil 4.2’de verilmiştir.



Şekil 4.2. Verilerin Günlük Kutu Grafiği.

Şekil 4.2’de de görüleceği üzere hafta içi günler için minimum, maksimum, ortanca, birinci çeyrek ve üçüncü çeyrek değerlerinin birbirinden farklı karakteristikler gösterdiği, hafta sonu günlerinde ise hafta içi günlerine benzememekle beraber kendi içinde benzer karakteristikler gösterdiği gözlemlenmiştir. Bu sonuçlardan yola çıkarak çalışma stratejisi olarak verileri uygun gruplar halinde tahmin modellerine tabi tutmanın, tahmin yöntemlerinin başarımını artıracak kanaatine varılmış ve veriler aylık gruplara ve her aya ait veriler de Pazartesi, Salı, Çarşamba, Perşembe, Cuma ve Hafta sonu grupları olarak ayrılmıştır. Bu ayrılmalar neticesinde 12 ay ve her ay için 6 grup olacak şekilde toplamda 72 veri grubu oluşturulmuş ve çalışmalar her grup için ayrı ayrı yapılmıştır.

Eldeki 72 veri grubuna en uygun çözüm modellerine ulaşmak için muhtelif zaman serisi

tahmin yöntemleri kullanılmıştır. Daha sonra yapılan çalışmaların başarımını denetleyebilmek için aynı veriler Yapay Sinir Ağları Yöntemlerinden olan Levenberg-Marquart algoritmasına tabi tutulmuş, sonuçlar karşılaştırılmıştır.

#### 4.1. GELENEKSEL ZAMAN SERİLERİ İLE TAHMİN ÇALIŞMALARI

##### 4.1.1. Naif Tahmin Yöntemiyle Yük Tahmini

Naif tahmin yöntemi en basit tahmin yöntemlerinden biridir. Verilerin herhangi bir işleme tabi tutulmayacak olması zaman kazanımı bakımından kolaylık sağlamaktadır. Yöntemin basitliği göz önüne alındığında yöntem başarımı yadsınamaz. Ancak yöntemin başarımını artıracak en önemli faktör, tahmin edilen sistemin durağanlık seviyesi olduğu söylenebilir. Dinamik sistemler için başarımları nispeten düşük olacaktır. Bu çalışma kapsamında kullanılan mesken elektrik tüketim verilerine naif tahmin yöntemi uygulanmıştır. Çizelge 4.1’de Nisan ayına ait veriler için uygulanmış naif tahmin sonuçları verilmiştir. Burada her bir saate denk gelen tahmin değeri için bir önceki hafta pazartesi günü aynı saate denk gelen saat bilgisi verilmiştir. Örneğin bu hafta pazartesi günü saat 03:00 ila 04:00 arasında ne kadar elektrik enerjisi tüketilmişse bir sonraki hafta pazartesi günü saat 03:00 ila 04:00 arasında aynı miktarda elektrik enerjisi tüketileceği öngörülmektedir.

Çizelge 4.1. Nisan ayı pazartesi gün için ölçüm ve naif tahmin sonuçları.

Saat	Ölçüm (kWh)	Naif Tahmin (kWh)	Ölçüm (kWh)	Naif Tahmin (kWh)	Ölçüm (kWh)	Naif Tahmin (kWh)	Ölçüm (kWh)	Naif Tahmin (kWh)
1	54.71	54.89	52.99	54.71	52.27	52.99	54.05	52.27
2	53.83	54.71	52.19	53.83	52.09	52.19	53.34	52.09
3	53.99	54.65	52.53	53.99	51.94	52.53	53.16	51.94
4	53.80	54.52	52.42	53.80	51.79	52.42	53.03	51.79
5	55.40	56.64	54.25	55.40	53.84	54.25	53.84	53.84
6	61.44	60.04	59.34	61.44	58.26	59.34	58.84	58.26
7	75.32	71.94	71.74	75.32	68.62	71.74	72.80	68.62
8	80.21	76.09	75.53	80.21	76.10	75.53	77.67	76.10
9	81.15	76.22	76.09	81.15	79.00	76.09	77.98	79.00
10	81.22	76.20	72.00	81.22	78.71	72.00	77.56	78.71

Çizelge 4.1 (devam). Nisan ayı pazartesi gün için ölçüm ve naif tahmin sonuçları.

Saat	Ölçüm (kWh)	Naif Tahmin (kWh)	Ölçüm (kWh)	Naif Tahmin (kWh)	Ölçüm (kWh)	Naif Tahmin (kWh)	Ölçüm (kWh)	Naif Tahmin (kWh)
11	8.27	77.33	73.26	83.27	80.56	73.26	78.86	80.56
12	80.63	79.39	71.35	80.63	76.97	71.35	75.87	76.97
13	79.31	70.55	74.83	79.31	73.97	74.83	73.04	73.97
14	80.81	72.78	79.20	80.81	76.01	79.20	74.26	76.01
15	79.03	71.86	85.41	79.03	75.51	85.41	72.93	75.51
16	78.98	70.07	67.99	78.98	74.78	67.99	72.20	74.78
17	79.45	72.38	69.01	79.45	73.96	69.01	72.29	73.96
18	73.86	70.56	64.64	73.86	67.00	64.64	66.62	67.00
19	72.04	75.84	65.17	72.04	65.52	65.17	67.53	65.52
20	74.89	75.72	67.84	74.89	67.58	67.84	69.67	67.58
21	73.90	71.55	65.77	73.90	69.35	65.77	72.34	69.35
22	68.07	65.40	60.50	68.07	64.30	60.50	67.19	64.30
23	62.30	59.87	55.36	62.30	59.73	55.36	61.01	59.73
24	57.48	57.35	51.42	57.48	55.34	51.42	56.78	55.34

#### 4.1.2. Ortalama Tahmin Yöntemiyle Yük Tahmini

Ortalama tahmin yöntemi yakın geçmişe ait süregelen alışkanlıkların devamlılığını savunur. Bu nedenle bugüne dair tüketilecek elektrik enerjisinin, yakın geçmişte tüketilmiş elektrik enerji miktarlarının ortalamasına yakın olduğu düşünülmektedir. Bu kuramdan yola çıkarak çalışma kapsamında kullanılan mesken elektrik tüketim verilerine ortalama tahmin yöntemi uygulanmıştır. Çizelge 4.2’de Nisan ayına ait veriler için uygulanmış ortalama tahmin sonuçları verilmiştir. Burada her gün için saatlik elektrik enerjisi tüketim tahminleri, önceki haftalardaki son 4 aynı güne ve saate ait ölçüm verisinin ortalaması olarak alınmıştır. Örneğin arka arkaya 4 hafta pazartesi günü saat 03:00 ila 04:00 arasında ortalama ne kadar elektrik enerjisi tüketilmişse, takip eden sonraki hafta pazartesi günü saat 03:00 ila 04:00 arasında o miktarda elektrik enerjisi tüketileceği öngörülmektedir.

Çizelge 4.2. Nisan ayı pazartesi gün için ölçüm ve ortalama tahmin sonuçları.

Saat	Ölçüm (kWh)	Ortalama Tahmin (kWh)	Ölçüm (kWh)	Ortalama Tahmin (kWh)	Ölçüm (kWh)	Ortalama Tahmin (kWh)	Ölçüm (kWh)	Ortalama Tahmin (kWh)
1	54.71	56.56	52.99	55.37	52.27	54.36	54.05	53.72
2	53.83	56.00	52.19	54.87	52.09	53.77	53.34	53.21
3	53.99	55.91	52.53	54.87	51.94	53.86	53.16	53.28
4	53.80	55.88	52.42	54.66	51.79	53.65	53.03	53.13
5	55.40	58.05	54.25	56.49	53.84	55.50	53.84	55.03
6	61.44	63.12	59.34	61.72	58.26	60.48	58.84	59.77
7	75.32	75.90	71.74	74.45	68.62	73.37	72.80	71.90
8	80.21	80.66	75.53	79.07	76.10	77.89	77.67	76.98
9	81.15	82.00	76.09	80.14	79.00	78.74	77.98	78.12
10	81.22	81.50	72.00	80.09	78.71	77.83	77.56	77.03
11	83.27	82.59	73.26	81.44	80.56	79.27	78.86	78.60
12	80.63	80.49	71.35	79.62	76.97	77.82	75.87	77.08
13	79.31	76.53	74.83	76.09	73.97	75.64	73.04	74.67
14	80.81	78.23	79.20	77.74	76.01	78.18	74.26	77.20
15	79.03	77.34	85.41	76.34	75.51	78.62	72.93	77.95
16	78.98	76.97	67.99	75.86	74.78	73.76	72.20	72.95
17	79.45	78.66	69.01	77.36	73.96	74.88	72.29	73.70
18	73.86	76.39	64.64	74.50	67.00	71.27	66.62	69.01
19	72.04	80.04	65.17	77.29	65.52	73.14	67.53	69.64
20	74.89	78.78	67.84	77.15	67.58	73.95	69.67	71.51
21	73.90	75.14	65.77	74.08	69.35	71.09	72.34	70.14
22	68.07	68.63	60.50	67.71	64.30	65.38	67.19	64.57
23	62.30	62.85	55.36	62.25	59.73	59.82	61.01	59.31
24	57.48	59.00	51.42	58.27	55.34	55.99	56.78	55.40

#### 4.1.3. Üstel Düzeltme Tahmin Yöntemiyle Yük Tahmini

Üstel düzeltme tahmin yönteminde birincil amaç ortalama tahmin yönteminin zayıf kaldığı düşünülen yönlerini bertaraf etmektir. Buradaki ana yaklaşım ortalama tahminde hesaba dahil olan geçmiş verilerin ağırlıklarının aynı olamayacağı üzerinedir. En yakın geçmiş verinin bugüne etkisinin, daha eski tarihli verilerden daha fazla olduğu düşünülmektedir. Bu çalışma kapsamında kullanılan mesken elektrik tüketim verilerine önce ortalama tahmin yöntemi uygulanmış daha sonra bulunan ortalama tahmin değerleri üstel düzeltme yöntemi ile iyileştirilmiştir. Çizelge 4.3'te Nisan ayına ait veriler için

uygulanmış üstel düzeltme tahmin sonuçları verilmiştir.

Burada her gün için saatlik elektrik enerjisi tüketim tahminleri, önceki haftalardaki son 4 aynı güne ve saate ait ölçüm verisinin ortalaması ve en son hafta aynı güne denk gelen gün ve saat tüketiminin belirli bir oranda toplamı olarak alınmıştır. Örneğin arka arkaya 4 hafta pazartesi günü saat 03:00 ila 04:00 arasında tüketilen elektrik enerjisinin ortalaması ve tahmin zamanından bir önceki hafta pazartesi günü saat 03:00 ila 04:00 arasında tüketilen elektrik enerjisinin belirli oranlarda toplamı, takip eden sonraki hafta pazartesi günü saat 03:00 ila 04:00 arasında tüketileceği öngörülen elektrik enerjisine eşittir.

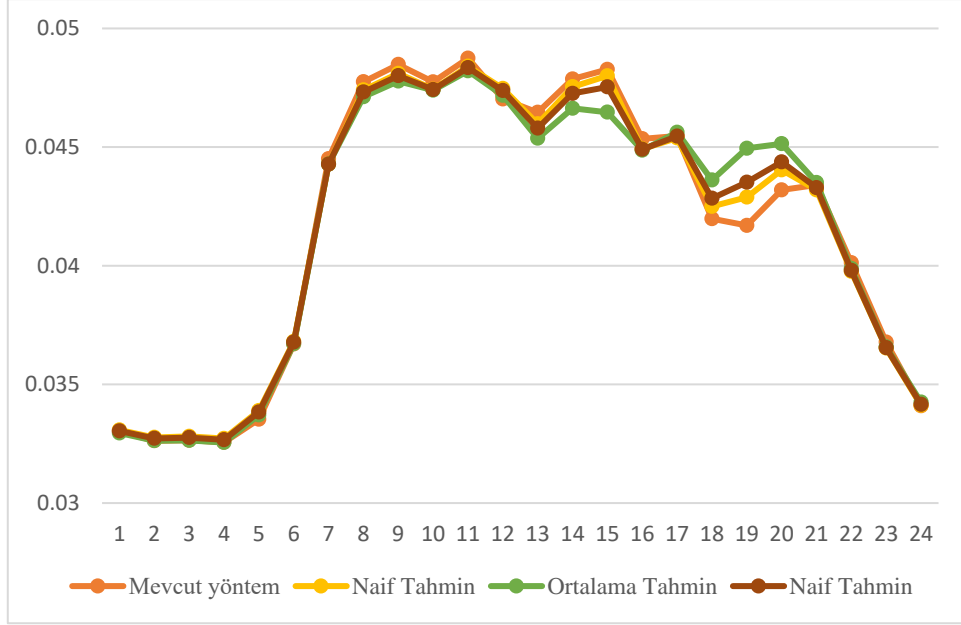
Çizelge 4.3. Nisan ayı pazartesi gün için ölçüm ve üstel düzeltme tahmin sonuçları.

Saat	Ölçüm (kWh)	Üstel Düzeltme (kWh)	Ölçüm (kWh)	Üstel Düzeltme (kWh)	Ölçüm (kWh)	Üstel Düzeltme (kWh)	Ölçüm (kWh)	Üstel Düzeltme (kWh)
1	54.71	55.39	52.99	54.91	52.27	53.40	54.05	52.70
2	53.83	55.10	52.19	54.14	52.09	52.67	53.34	52.43
3	53.99	55.03	52.53	54.25	51.94	52.93	53.16	52.34
4	53.80	54.92	52.42	54.06	51.79	52.79	53.03	52.19
5	55.40	57.07	54.25	55.73	53.84	54.62	53.84	54.20
6	61.44	60.97	59.34	61.52	58.26	59.68	58.84	58.71
7	75.32	73.13	71.74	75.06	68.62	72.23	72.80	69.60
8	80.21	77.46	75.53	79.87	76.10	76.24	77.67	76.36
9	81.15	77.95	76.09	80.85	79.00	76.89	77.98	78.74
10	81.22	77.79	72.00	80.88	78.71	73.75	77.56	78.20
11	83.27	78.90	73.26	82.72	80.56	75.06	78.86	79.97
12	80.63	79.72	71.35	80.32	76.97	73.29	75.87	77.00
13	79.31	72.35	74.83	78.34	73.97	75.08	73.04	74.18
14	80.81	74.41	79.20	79.89	76.01	78.89	74.26	76.37
15	79.03	73.50	85.41	78.23	75.51	83.37	72.93	76.25
16	78.98	72.14	67.99	78.04	74.78	69.72	72.20	74.23
17	79.45	74.26	69.01	78.82	73.96	70.77	72.29	73.88
18	73.86	72.31	64.64	74.05	67.00	66.63	66.62	67.60
19	72.04	77.10	65.17	73.62	65.52	67.56	67.53	66.76
20	74.89	76.64	67.84	75.57	67.58	69.67	69.67	68.76
21	73.90	72.63	65.77	73.96	69.35	67.37	72.34	69.59
22	68.07	66.37	60.50	67.96	64.30	61.97	67.19	64.38
23	62.30	60.76	55.36	62.28	59.73	56.70	61.01	59.60
24	57.48	57.85	51.42	57.72	55.34	52.79	56.78	55.35

Çizelge 4.4'te Nisan ayı pazartesi günü için mevcut yöntem ve geleneksel zaman serileri yöntemleri için KYPK hesaplanarak tek bir tabloda karşılaştırmalı olarak verilmiştir. Şekil 4.3'te Çizelge 4.4'te verilen KPYK grafiği çizdirilmiştir.

Çizelge 4.4. Nisan ayı pazartesi günü için mevcut yöntem ve geleneksel zaman serileri yöntemleri KYPK değerleri.

Saat	Mevcut yöntem	Naif Tahmin	Ortalama Tahmin	Naif Tahmin
01	0.033018781	0.033077563	0.032949677	0.033038446
02	0.032622075	0.032763815	0.032627102	0.032721999
03	0.032647028	0.032808387	0.032639106	0.032756611
04	0.032557822	0.032718069	0.032548175	0.032666106
05	0.033527886	0.033889178	0.033710923	0.033834658
06	0.036697826	0.036805949	0.036708237	0.036776059
07	0.044504239	0.044278053	0.044275274	0.044277193
08	0.047749226	0.047405082	0.047117879	0.047317241
09	0.048477897	0.048104759	0.047776921	0.048004491
10	0.047744487	0.047435242	0.047394557	0.047422789
11	0.048741653	0.048403051	0.048211082	0.048344334
12	0.047024863	0.047467647	0.047179181	0.04737942
13	0.046460858	0.045979415	0.045369241	0.045792807
14	0.047868399	0.047539522	0.046631848	0.047261936
15	0.048270271	0.048003317	0.046467483	0.047533634
16	0.045349081	0.044924959	0.044863485	0.044906148
17	0.045465829	0.045383041	0.045620926	0.045455777
18	0.041979908	0.042498367	0.043609049	0.042838013
19	0.041695077	0.042886618	0.044948124	0.043517033
20	0.043193944	0.044035213	0.045139659	0.044372951
21	0.043406673	0.0431935	0.043502746	0.04328806
22	0.040120585	0.039760535	0.039883119	0.039798012
23	0.03677814	0.036525755	0.036578957	0.036542016
24	0.034097233	0.034113265	0.034247282	0.03415424



Şekil 4.3. Nisan ayı pazartesi günü için mevcut yöntem ve geleneksel zaman serileri yöntemleri KYPK grafiği.

Çizelge 4.4 ve Şekil 4.3'te profil katsayıları her ne kadar birbirine yakın görünse de katsayı değerleri sayısal olarak küçük değerlere karşılık geldiği için yanıltıcı olabilir. Bu nedenle tahmin yöntemlerinin başarımlarını tahmin hata testlerine tabi tutulmuştur. Geleneksel yöntemlerin tahmin hata test sonuçları Çizelge 4.5'te verilmiştir. Çizelge 4.5'te görüleceği gibi her ne kadar RMSE ve MAPE değerleri daha kabul edilebilir sonuçlar veriyormuş gibi dursa da  $R^2$  ve  $Adj R^2$  değerleri yüksek başarımlar gösterememiştir. Bunun yanında geleneksel yöntemlerde meteorolojik etkileri gözlemleyemediğimiz için saatlik sıcaklık değişiminin tüketim tahmini ve dolayısıyla profil katsayısı belirlenmesinde nasıl bir değişikliğe neden olacağı belirsizdir.

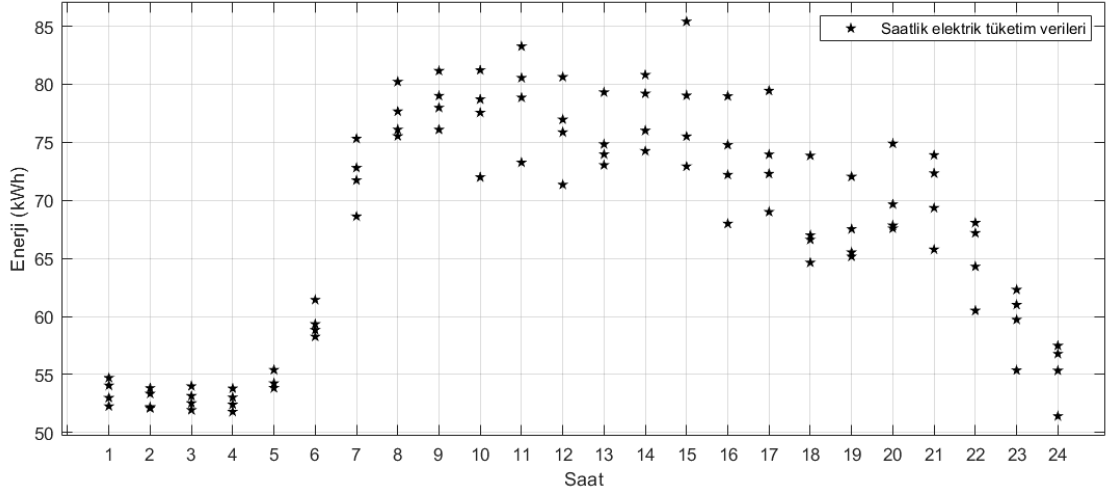
Çizelge 4.5. Nisan ayı pazartesi gün için geleneksel zaman serileri yöntemleri tahmin hata testleri sonuçları.

Tahmin Yöntemi	$R^2$	Adj $R^2$	RMSE	MAPE
Naif Tahmin	0.7905	0.7837	4.562613653	5.004005123
Ortalama Tahmin	0.8490	0.8441	3.873516612	4.180555634
Üstel Düzeltme Tahmin	0.8319	0.8264	4.087356962	4.502875446

## 4.2. REGRESYON ANALİZİ YÖNTEMİ İLE YÜK TAHMİNİ

Regresyon analizi yöntemi için eldeki verilerin grafiğini çizmek, veriler için en uygun matematiksel modelini seçmeyi kolaylaştıracaktır. Şekil 4.3'te Nisan ayı pazartesi

günlerine ait elektrik enerjisi tüketim verilerin noktasal grafiği verilmiştir.



Şekil 4.4. Nisan ayı Pazartesi günlerine ait verilerin grafiği.

Şekilden de görüleceği gibi verilerin diziliminin doğrusal olmadığı açıktır. Verilerin dizilimine göre uydurulabilecek iki matematiksel form vardır. Bunlardan birincisi yüksek dereceli polinomik regresyondur. Polinomik regresyonun derecesi yükseldikçe denklemin başarımı artmaktadır. Ancak derece arttıkça yüksek dereceli denklem katsayılarının 0'a yaklaştığı gözlemlenmiştir. Bu nedenle polinomik matematiksel tahmin denkleminin 8. dereceden denklem olmasında karar kılınmıştır. Eşitlik (4.1)'de 8. Dereceden polinomik matematiksel modelin genel denklemi verilmiştir.

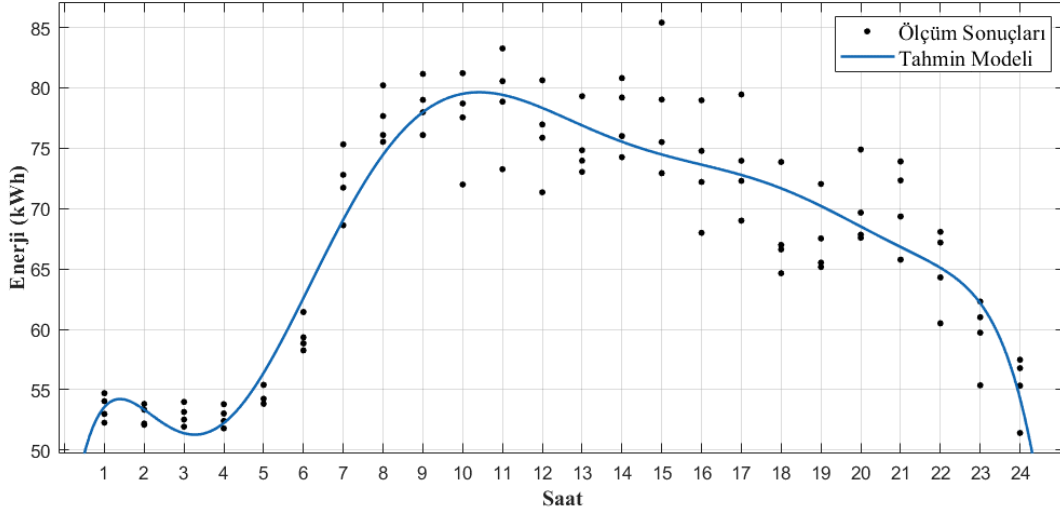
$$\bar{Y}_t = a_0 + a_1t^1 + a_2t^2 + a_3t^3 + a_4t^4 + a_5t^5 + a_6t^6 + a_7t^7 + a_8t^8 \quad (4.1)$$

Örnek olarak Nisan ayı Pazartesi günlerine ait veriler Eşitlik (4.1)'de verilmiş olan genel denkleme uygulanarak denklem katsayıları hesaplandığında Eşitlik (4.2)'de verilen polinomik matematiksel tahmin modeli elde edilmiştir.

$$\bar{P}_t = 40,38 + 26,41t^1 - 17,64t^2 + 5,07t^3 - 0,72t^4 + 0,06t^5 - 0,0025t^6 + 5,75 * 10^{-5}t^7 - 5,52 * 10^{-7}t^8 \quad (4.2)$$

Ölçüm sonuçları ile Eşitlik (4.2)'de verilmiş olan polinomik matematiksel tahmin

modelinin grafiksel çizimi Şekil 4.4’de verilmiştir.



Şekil 4.5. Nisan ayı Pazartesi günlerine ait ölçüm verileri ve polinomik matematiksel tahmin modeli sonuçları grafiği.

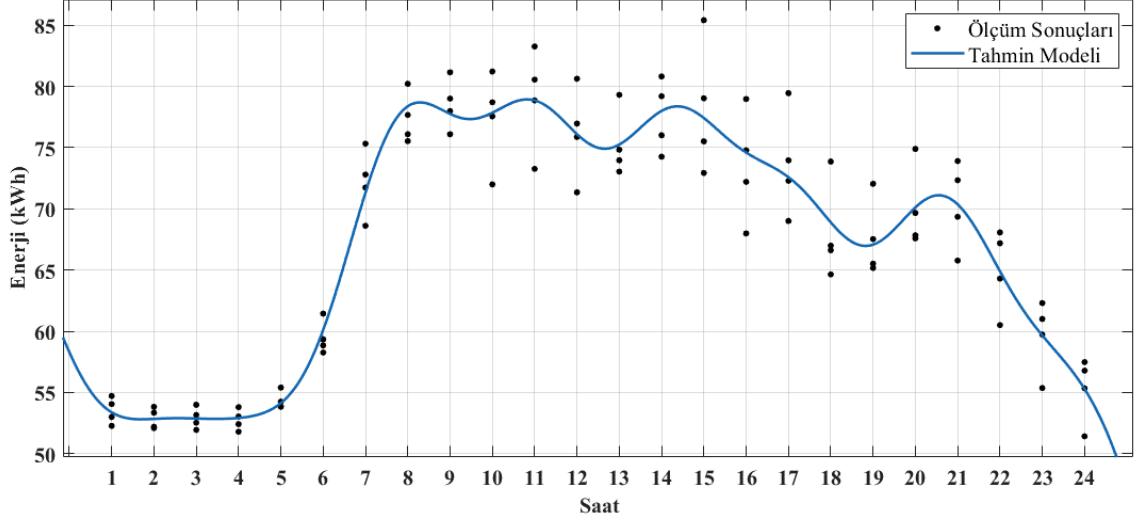
Verilerin dizilimine göre uydurulabilecek ikinci matematiksel form ise yüksek dereceli sinüsoidal regresyondur. Sinüsoidal regresyonun derecesi yükseldikçe denklemin başarımı artmaktadır. Ancak derece arttıkça yüksek dereceli denklem katsayılarının 0’a yaklaştığı gözlemlenmiştir. Bu nedenle sinüsoidal matematiksel tahmin denkleminin 8. dereceden denklem olmasında karar kılınmıştır. Eşitlik (4.3)’de 8. Dereceden sinüsoidal matematiksel modelin genel denklemi verilmiştir.

$$\bar{Y}_t = a_1 \sin(b_1 t + c_1) + a_2 \sin(b_2 t + c_2) + a_3 \sin(b_3 t + c_3) + a_4 \sin(b_4 t + c_4) + a_5 \sin(b_5 t + c_5) + a_6 \sin(b_6 t + c_6) + a_7 \sin(b_7 t + c_7) + a_8 \sin(b_8 t + c_8) \quad (4.3)$$

Örnek olarak Nisan ayı Pazartesi günlerine ait veriler Eşitlik (4.3)’te verilmiş olan genel denkleme uygulanarak denklem katsayıları hesaplandığında Eşitlik (4.4)’te verilen sinüsoidal matematiksel tahmin modeli elde edilmiştir.

$$\bar{P}_t = 94,91 \sin(0,08t + 1,04) + 35,64 \sin(0,21t + 3,48) + 12,96 \sin(0,39t + 4,22) + 2,48 \sin(0,78t + 1,73) + 1,84 \sin(1,09t - 1,68) + 0,76 \sin(2,03t - 2,02) + 1,41 \sin(1,41t - 2,408) + 0,82 \sin(1,77t + 1,38) \quad (4.4)$$

Ölçüm sonuçları ile Eşitlik (4.4)'de verilmiş olan sinüzoidal matematiksel tahmin modelinin grafiksel çizimi Şekil 4.5'de verilmiştir.



Şekil 4.6. Nisan ayı Pazartesi günlerine ait ölçüm verileri ve sinüzoidal matematiksel tahmin modeli sonuçları grafiği.

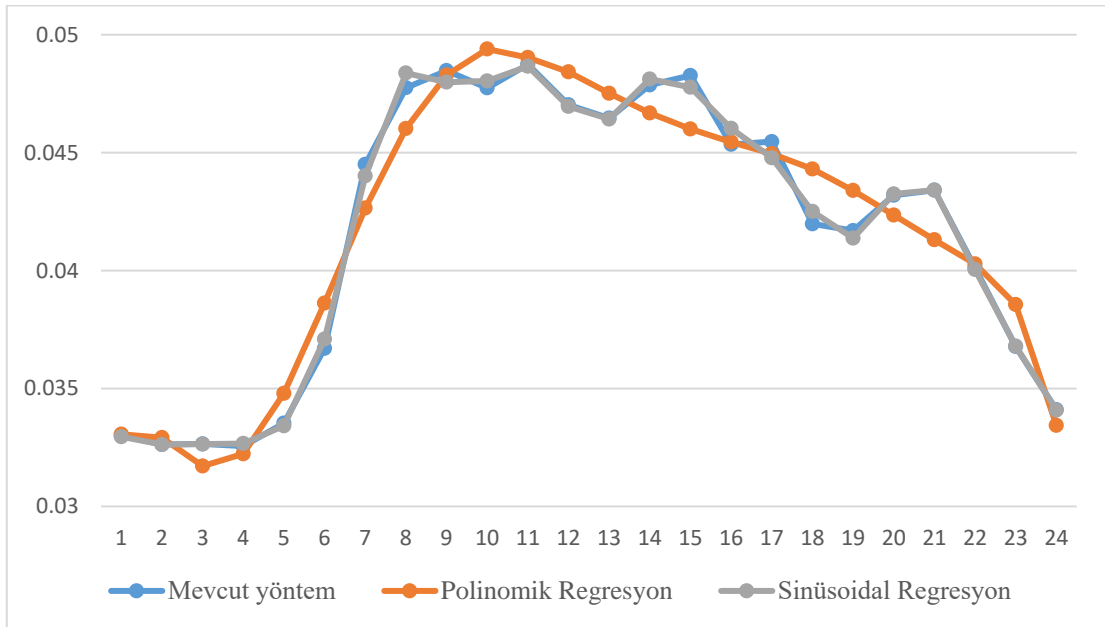
Çizelge 4.6'da Nisan ayı pazartesi günü için mevcut yöntem ve regresyon analizi yöntemleri için KYPK hesaplanarak tek bir tabloda karşılaştırmalı olarak verilmiştir. Şekil 4.7'de Çizelge 4.6'da verilen KPYK grafiği çizdirilmiştir.

Çizelge 4.6. Nisan ayı pazartesi günü için mevcut yöntem ve regresyon analizi yöntemleri için KYPK değerleri.

Saat	Mevcut yöntem	Polinomik Regresyon	Sinüsoidal Regresyon
01	0.033018781	0.03305754	0.032954711
02	0.032622075	0.032916506	0.032622261
03	0.032647028	0.031710453	0.032640425
04	0.032557822	0.03222666	0.032666522
05	0.033527886	0.03479262	0.03341639
06	0.036697826	0.038619012	0.037092708
07	0.044504239	0.042648013	0.044014376
08	0.047749226	0.046023806	0.048374651
09	0.048477897	0.048288412	0.047986843
10	0.047744487	0.049392193	0.048037766
11	0.048741653	0.049034279	0.048661093
12	0.047024863	0.048423356	0.046957779
13	0.046460858	0.047516228	0.046422269

Çizelge 4.6 (devam). Nisan ayı pazartesi günü için mevcut yöntem ve regresyon analizi yöntemleri için KYPK değerleri.

Saat	Mevcut yöntem	Polinomik Regresyon	Sinüsoidal Regresyon
14	0.047868399	0.04667698	0.048120126
15	0.048270271	0.046004348	0.047770028
16	0.045349081	0.045448964	0.046026353
17	0.045465829	0.044955288	0.044780568
18	0.041979908	0.04430734	0.042503504
19	0.041695077	0.043394041	0.041374568
20	0.043193944	0.042351152	0.04324836
21	0.043406673	0.041302093	0.043410866
22	0.040120585	0.040283888	0.04004219
23	0.03677814	0.038556025	0.036795048
24	0.034097233	0.033434146	0.034080598



Şekil 4.7. Nisan ayı pazartesi günü için mevcut yöntem ve regresyon analizi yöntemleri KYPK grafiği.

Çizelge 4.6 ve Şekil 4.7'de profil katsayıları her ne kadar birbirine yakın görünse de katsayı değerleri sayısal olarak küçük değerlere karşılık geldiği için yanıltıcı olabilir. Bu nedenle tahmin yöntemlerinin başarımtahmin hata testlerine tabi tutulmuştur. Regresyon analizi yöntemlerin tahmin hata test sonuçları Çizelge 4.7'de verilmiştir. Çizelge 4.7'de

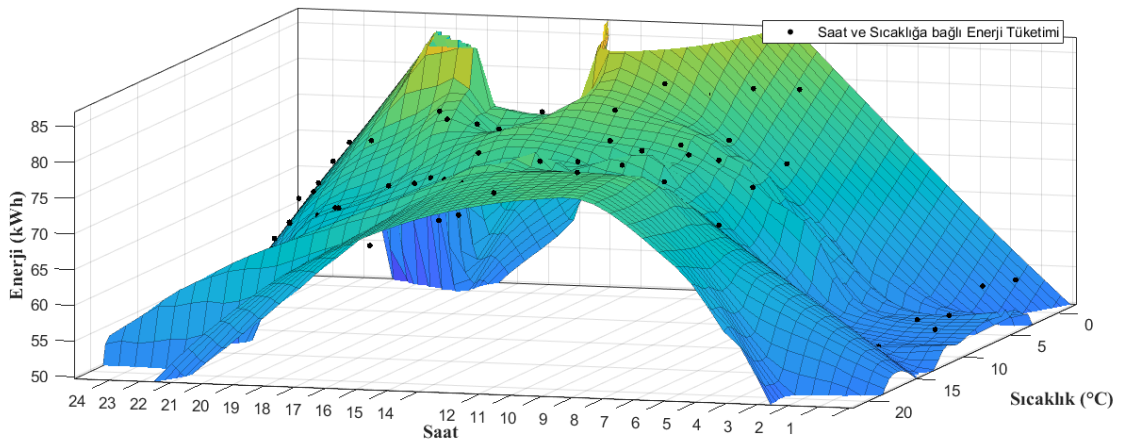
görüreceği gibi her ne kadar tahmin hata test değerleri daha kabul edilebilir sonuçlar veriyormuş gibi dursa da yalnızca saate bağlı regresyon analizi yöntemlerinde meteorolojik etkileri gözlemleyemediğimiz için saatlik sıcaklık değişiminin tüketim tahmini ve dolayısıyla profil katsayısı belirlenmesinde nasıl bir değişikliğe neden olacağı belirsizdir.

Çizelge 4.7. Nisan ayı pazartesi günü için regresyon analizi yöntemi hata testleri sonuçları.

Regresyon Çeşidi	R2	Adj R2	RMSE	MAPE
Polinomik regresyon	0.8793	0.8754	3.463238	3.963403
Sinüsoidal regresyon	0.9231	0.9206	2.763835	3.043631

### 4.3. ÇRAY İLE YÜK TAHMİNİ

Elektrik enerjisi tüketiminde yalnızca zaman mevhumuna dikkate alarak elektrik enerjisi tüketimini etkileyecek diğer bileşenleri göz ardı etmek, yapılacak tahmini yetersiz kılar. Mesken elektrik enerjisi tüketim modelinde ısıtma ve soğutma sistemleri önemli rollere sahiptir. Aynı gün içerisinde bile saatler arasındaki sıcaklık değişimi sebebiyle tüketim miktarları artıp azalmakta ve değişkenlik göstermektedir. Çalışma kapsamında Nisan ayı pazartesi günü için ölçümlenmiş saat sıcaklık ve elektrik enerjisi tüketim verilerinin çizilmiş 3 boyutlu grafiği Şekil 4.6'da verilmiştir.



Şekil 4.8. Nisan ayı Pazartesi günlerine ait saat sıcaklık elektrik enerjisi tüketim ölçüm verileri 3 boyutlu grafiği.

Sıcaklığın tüketim üzerine etkisini araştırmak üzere, çalışma kapsamında elde edilmiş elektrik tüketim verileri ve gün içi sıcaklık verileri arasındaki ilişkiyi gözlemleyebilmek

için korelasyon katsayıları hesaplanmıştır. Etkiyi daha net gözlemleyebilmek için geleneksel yöntemlerde kullanılan saat bilgisi ile tüketim verileri arasındaki korelasyon katsayıları da hesaplanmış ve Çizelge 4.8’te verilmiştir.

Çizelge 4.8. Nisan ayına ait elektrik enerjisi tüketimine dair korelasyon katsayıları.

Veri / Gün	Pazartesi	Salı	Çarşamba	Perşembe	Cuma	Hafta sonu
Saat	0.2826	0.2447	0.3303	0.6122	0.4524	0.3292
Sıcaklık	0.3265	0.3863	0.5416	0.4746	0.6397	0.3180

Çizelge 4.4’te Pazartesi, Salı, Çarşamba ve Cuma günleri için sıcaklığın elektrik enerjisi tüketimi üzerine etkisi saatlik etkisinden daha fazla olduğu görülmektedir. Her ne kadar Perşembe günü ve Hafta sonu sıcaklığın etkisi saatlik etkiden az çıkmış olsa da göz ardı edilmeyecek miktarda olduğu açıktır. Bu nedenler göz önünde bulundurulduğunda çalışma başında daha hassas matematiksel modeller üretebilmek amacıyla 12 ay ve her ay için 6 model (Pazartesi, Salı, Çarşamba, Perşembe, Cuma ve Hafta sonu) olmak üzere toplam 72 farklı gruba bölünmüş olan elektrik tüketim verileri için üretilecek matematiksel tahmin modeline sıcak verilerinin de dahil edilmesi gerektiğine karar verilmiştir. Matematiksel modeller için oluşturulmuş saat ve sıcaklık verilerine bağlı 5. dereceden 2 bilinmeyenli çoklu regresyon ortak denklemi Eşitlik 4.5’te verilmiştir.

$$\bar{P}_i = a_{00} + a_{10}H_i + a_{01}T_i + a_{20}H_i^2 + a_{11}H_iT_i + a_{02}H_i^2 + a_{30}H_i^3 + a_{21}H_i^2T_i + a_{12}H_iT_i^2 + a_{03}T_i^3 + a_{40}H_i^4 + a_{31}H_i^3T_i + a_{22}H_i^2T_i^2 + a_{13}H_iT_i^3 + a_{04}T_i^4 + a_{50}H_i^5 + a_{41}H_i^4T_i + a_{32}H_i^3T_i^2 + a_{23}H_i^2T_i^3 + a_{14}H_iT_i^4 + a_{05}T_i^5 \quad (4.5)$$

Bu çalışmada ayrıntılı inceleme için matematiksel elektrik enerjisi tüketim tahmin modelleri 5. dereceden denklem kurularak çözülmüştür. Çalışmalarda daha yüksek dereceli matris oluşturulabilir, ancak denklem derecesi arttıkça tahmin başarısının artmasına rağmen matrislerin katsayılarının 0’a oldukça yaklaştığı gözlemlenmiştir. Bu nedenle daha yüksek dereceden matrislerin katsayılarının neredeyse 0 olacağı öngörülmüştür. Ve ayrıca hesaplanacak katsayı miktarı arttığında hesaplama yükü de önemli ölçüde artacağı için çalışmada 5. dereceden katsayıda karar kılınmıştır.

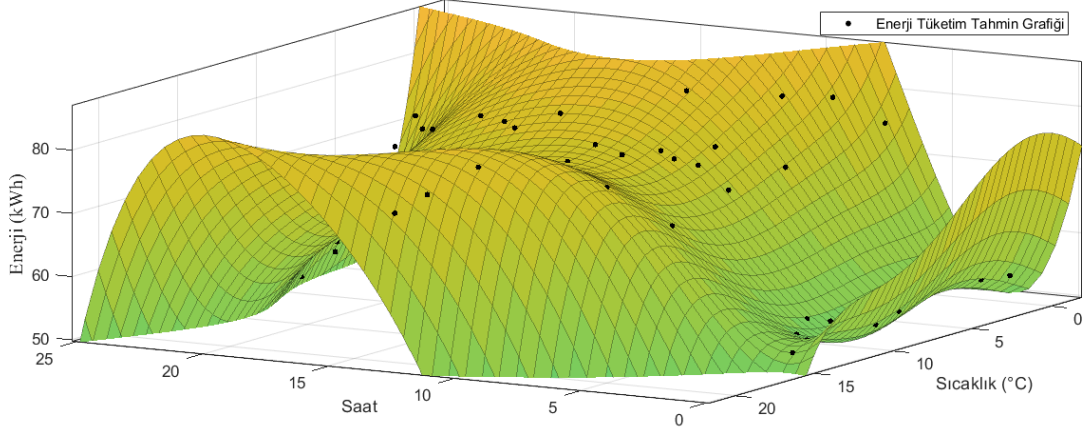
Eşitlik 4.5’te,  $\bar{P}_i$  elektrik tüketim tahmin değerini,  $H_i$  günün saatini,  $T_i$  saatlik sıcaklık verisini,  $a_{mn}$  elektrik tüketim tahmini denkleminin katsayılarını ifade etmektedir. Elde

edilen matrisler analiz edilerek her bir matematiksel model için tahmin modeli katsayıları hesaplanmıştır. Nisan ayı için 6 günlük tahmin katsayıları Çizelge 4.9’da örnek olarak verilmiştir. Ayrıca diğer aylar için hesaplanmış olan tahmin denklemleri katsayıları tezin 7. Bölümünde Ekler’de verilmiştir.

Çizelge 4.9. Nisan ayı için elektrik enerjisi tüketim tahmin modeli katsayıları.

Gün / Katsayılar	Pazartesi	Salı	Çarşamba	Perşembe	Cuma	Haftasonu
a00	74.21	128.1	53.99	56.79	60.03	69.22
a10	-18.61	-43.99	-6.811	-8.743	-14.2	-17.78
a01	1.007	-22.69	7.721	-0.08446	4.399	1.069
a20	4.637	8.476	2.54	2.421	5.177	5.082
a11	0.428	8.132	-2.792	-0.8494	-1.537	0.6292
a02	-0.4467	2.534	-1.06	0.267	-1.682	-0.815
a30	-0.3647	-0.6009	-0.3006	-0.2569	-0.5752	-0.4959
a21	-0.183	-0.9671	0.3202	0.2262	0.3131	-0.03035
a12	0.1248	-0.6346	0.3338	-0.09149	-0.04821	-0.06637
a03	-0.0139	-0.09249	-0.03708	0.02337	0.3481	0.1111
a40	0.01236	0.01913	0.01363	0.01154	0.0232	0.02059
a31	0.009245	0.03553	-0.008604	-0.01044	0.001187	-0.00067
a22	0.002335	0.05679	-0.03259	-0.01216	-0.0412	0.005719
a13	-0.01207	0.01432	-0.005878	0.01791	0.02724	-0.00135
a04	0.005863	0	0.009282	-0.00713	-0.02953	-0.00435
a50	-0.00016	-0.00024	-0.0002122	-0.00018	-0.0003	-0.00031
a41	-0.00015	-0.00036	3.03E-05	0.000111	-0.00044	3.73E-05
a32	-1.65E-05	-0.00124	0.0005975	0.000559	0.001716	-0.00011
a23	-0.00012	-0.00078	0.0006744	-0.00045	-0.00149	-9.44E-06
a14	0.000431	0	-0.0002414	-7.01E-05	0.00126	3.14E-05
a05	-0.00025	0	-0.0002652	0.000127	0	6.11E-05

Örnek olarak Nisan ayı Pazartesi günlerine ait saat ve sıcaklık verilerinin, Eşitlik (4.5)'te genel denklemi Çizelge 4.9'te de katsayıları verilmiş elektrik enerjisi tüketimi matematiksel tahmin modeline uygulanması sonucunda elde edilen tahmin sonuçlarının 3 boyutlu grafiği Şekil 4.7'de verilmiştir.

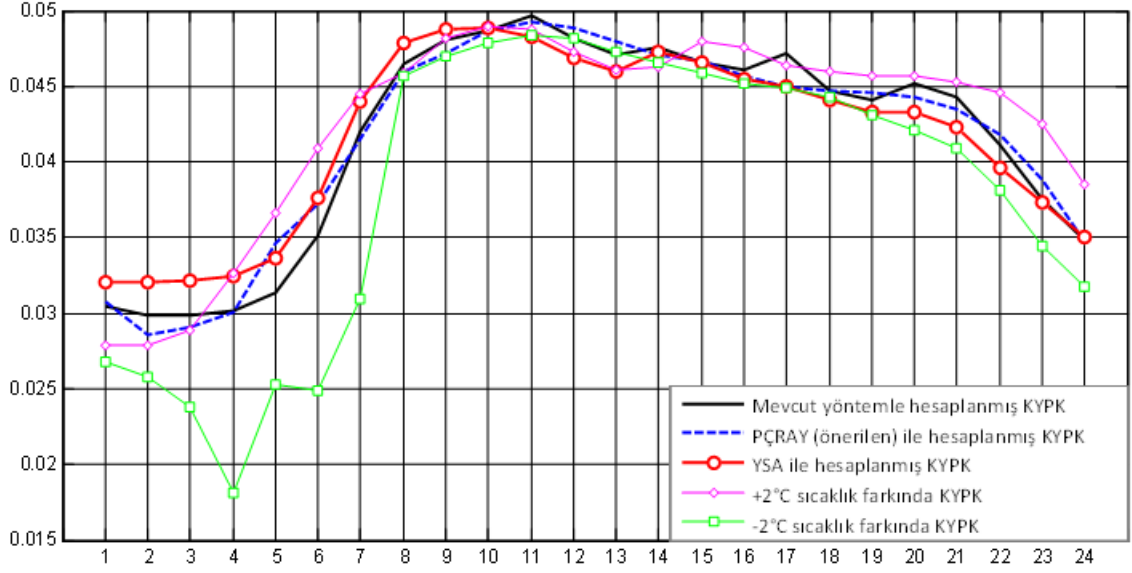


Şekil 4.9. Nisan ayı Pazartesi günlerine ait saat, sıcaklık, elektrik enerji tüketim tahmin sonuçları 3 boyutlu grafiği.

Saat ve sıcaklığa bağlı elektrik enerjisi tüketim tahmini matematiksel modellerin performansının yeterliliğini ölçmek için rastgele seçilen Nisan ayına ait verilere ileri geri YSA uygulanmıştır. YSA eğitiminde sağladığı hız ve kararlılık nedeniyle Levenberg-Marquardt (LM) algoritması tercih edilmiştir. Çalışmada önerilen tahmin modeli ile YSA modelinin tahmin performanslarının benzer olduğu gözlemlenmiştir. Bu sonuç üretilmiş saat ve sıcaklığa bağlı elektrik enerjisi tüketim tahmini matematiksel modellerin yönteminin elimizdeki veri seti için yeterli ve güvenilir bir tahmin yöntemi olduğunu göstermiştir. Böylece Düzce için konut elektrik enerjisi tüketim tahmini yalın ve etkin bir şekilde yapılmış, üretilen tüketim tahmin değerleriyle KYPK'ları belirlenmiştir. Çizelge 4.10'da Nisan ayı pazartesi günü için mevcut yöntem, önerilen yöntem, YSA yöntemi, ve önerilen yöntemde  $\pm 2^\circ$  C'lik sıcaklık değişimi durumlarında üretilmiş KYPK'ların karşılaştırmalı tablosu verilmiştir. Şekil 4.8'de Nisan ayı Cuma günü için mevcut yöntem, önerilen yöntem, YSA yöntemi, ve önerilen yöntemde  $\pm 2^\circ$  C'lik sıcaklık değişimi durumlarında üretilmiş KYPK'ların grafiği çizdirilmiştir. Çizelge 4.10 ve Şekil 4.8'den görüleceği gibi önerilen yöntem ve YSA sonuçlarının birbirine yakın sonuçlar verdiği gözlemlenmiştir. Bunun yanında  $\pm 2^\circ$  C'lik sıcaklık değişimi durumlarında KYPK'larda ihmal edilemeyecek seviyede farklılık olduğu gözlemlenmiştir. Bu da tahmin çalışmasına sıcaklık etkisini dahil etmenin önemini göstermektedir.

Çizelge 4.10. Nisan ayı Pazartesi günü için farklı tahmin modelleri kullanılarak hesaplanan KYPK'ların karşılaştırılması.

Saat	Mevcut yönteme ait KYPK	Önerilen yönteme ait KYPK'lar	YSA ile üretilmiş KYPK'lar	+ 2 °C değişim etkisinde KYPK'lar	- 2 °C değişim etkisinde KYPK'lar
00	0.033018789	0.033879691	0.032034161	0.033039324	0.0333821
01	0.032622083	0.031743599	0.032007933	0.033027585	0.030612259
02	0.032647035	0.03154554	0.032113324	0.033113597	0.030366568
03	0.032557829	0.032961161	0.032418103	0.034589177	0.031852455
04	0.033527894	0.035269613	0.033614027	0.036610799	0.034765062
05	0.036697834	0.038690451	0.037621672	0.040036536	0.038669225
06	0.044504249	0.042473466	0.043946515	0.043494216	0.042919356
07	0.047749236	0.045102456	0.047838671	0.04596854	0.044758493
08	0.048477908	0.047023179	0.048710387	0.047476403	0.046449296
09	0.047744497	0.048222611	0.048806958	0.047370294	0.04799879
10	0.048741663	0.048723544	0.048266574	0.0473686	0.048743321
11	0.047024873	0.047513265	0.046833757	0.044194079	0.048387682
12	0.046460869	0.047231648	0.045966178	0.043881051	0.048116824
13	0.047868409	0.048116634	0.047297366	0.049786457	0.046868593
14	0.048270281	0.046716205	0.046566822	0.048863482	0.045552833
15	0.045349091	0.045493992	0.045441384	0.046888787	0.045325
16	0.045465839	0.044574287	0.044964908	0.045778457	0.044589619
17	0.041979917	0.043730468	0.044133084	0.044549685	0.044008106
18	0.041695086	0.043087694	0.043287118	0.042701341	0.044078891
19	0.043193954	0.043021938	0.043283366	0.041793216	0.044183157
20	0.043406682	0.042295158	0.042309853	0.040901248	0.043318901
21	0.040120594	0.040089813	0.039576654	0.03857152	0.041013453
22	0.036778148	0.038066037	0.037287244	0.036709828	0.038614764
23	0.03409724	0.03442755	0.035084158	0.033285779	0.035425252



Şekil 4.10. Nisan ayı Cuma günü için KYPK tahminleri.

Çizelge 4.11’de ÇRAY yöntemi ile belirlenmiş KYPK’larına uygulanmış tahmin hata testleri sonuçları verilmiştir. Tahmin hata testleri sonuçlarında, ÇRAY yönteminin profil katsayılarını belirlemede kabul edilebilir tahmin başarımına sahip olduğu gözlemlenmektedir.

Çizelge 4.11. Geliştirilen matematiksel tahmin modellerinin aylara ve günlere bağlı tahmin performansları.

AYLAR	Hata testi	Pzt	Salı	Çrş	Prş	Cuma	Hafta sonu
OCAK	$R^2$	0.89	0.85	0.90	0.87	0.86	0.90
	Adj. $R^2$	0.89	0.85	0.90	0.87	0.86	0.90
	RMSE	3.87	3.86	4.62	3.4	5.04	3.77
	MAPE	4.3	4.55	5.52	3.69	5.03	3.81
ŞUBAT	$R^2$	0.92	0.93	0.90	0.87	0.91	0.93
	Adj. $R^2$	0.92	0.93	0.90	0.86	0.91	0.93
	RMSE	3.14	2.8	2.49	3.17	3.59	4.25
	MAPE	3.31	3.09	2.94	3.41	3.86	3.43
MART	$R^2$	0.91	0.91	0.82	0.89	0.95	0.92
	Adj. $R^2$	0.91	0.91	0.81	0.89	0.95	0.92
	RMSE	3.26	3.14	3.02	2.73	2.51	3.17
	MAPE	3.37	3.36	3.87	3.21	2.85	3.33

Çizelge 4.11 (devam). Geliştirilen matematiksel tahmin modellerinin aylara ve günlere bağlı tahmin performansları.

AYLAR	Hata testi	Pzt	Salı	Çrş	Prş	Cuma	Hafta sonu
NİSAN	R <sup>2</sup>	0.92	0.91	0.83	0.85	0.96	0.94
	Adj. R <sup>2</sup>	0.92	0.91	0.82	0.84	0.95	0.94
	RMSE	2.87	2.86	2.58	2.34	2.37	2.63
	MAPE	3.12	3.32	3.68	3.2	2.67	3.18
MAYIS	R <sup>2</sup>	0.94	0.94	0.89	0.87	0.95	0.89
	Adj. R <sup>2</sup>	0.94	0.93	0.88	0.86	0.95	0.89
	RMSE	2.55	2.58	2.13	2.69	2.84	4.07
	MAPE	3.02	3.07	2.76	4.19	3.96	4.73
HAZİRAN	R <sup>2</sup>	0.90	0.94	0.93	0.90	0.96	0.94
	Adj. R <sup>2</sup>	0.90	0.94	0.93	0.89	0.96	0.94
	RMSE	3.7	2.7	1.81	2.66	2.45	2.88
	MAPE	4.23	3.12	2.41	3.7	3.11	3.42
TEMMUZ	R <sup>2</sup>	0.90	0.94	0.89	0.89	0.68	0.83
	Adj. R <sup>2</sup>	0.90	0.94	0.89	0.89	0.68	0.83
	RMSE	7.19	5.53	7.98	8.02	12.61	9.48
	MAPE	5.51	5.2	6.58	7.45	9.71	8.19
AĞUSTOS	R <sup>2</sup>	0.90	0.91	0.94	0.94	0.90	0.91
	Adj. R <sup>2</sup>	0.90	0.90	0.94	0.93	0.90	0.91
	RMSE	7.73	7.19	5.75	6.49	7.95	6.9
	MAPE	5.77	5.07	4.56	4.98	6.17	5.75
EYLÜL	R <sup>2</sup>	0.91	0.94	0.88	0.82	0.91	0.93
	Adj. R <sup>2</sup>	0.91	0.94	0.88	0.81	0.91	0.93
	RMSE	7.06	5.76	9.03	10.69	6.81	6.99
	MAPE	5.94	5.11	7.47	7.6	5.66	4.83
EKİM	R <sup>2</sup>	0.91	0.93	0.94	0.91	0.88	0.88
	Adj. R <sup>2</sup>	0.91	0.93	0.93	0.91	0.88	0.88
	RMSE	7.69	7.03	6.91	8.43	10.64	11.19
	MAPE	7.6	5.84	6.4	7.28	6.9	7.53

Çizelge 4.11 (devam). Geliştirilen matematiksel tahmin modellerinin aylara ve günlere bağlı tahmin performansları.

AYLAR	Hata testi	Pzt	Salı	Çrş	Prş	Cuma	Hafta sonu
KASIM	$R^2$	0.90	0.92	0.93	0.93	0.93	0.87
	Adj. $R^2$	0.89	0.92	0.93	0.93	0.92	0.87
	RMSE	8.06	6.61	5.71	6.22	6.4	10.34
	MAPE	6.94	6.3	5.25	5.99	6.6	7.66
ARALIK	$R^2$	0.91	0.88	0.90	0.92	0.94	0.92
	Adj. $R^2$	0.90	0.88	0.89	0.92	0.94	0.92
	RMSE	7.82	9.94	7.76	7.12	5.41	6.61
	MAPE	7.11	6.92	7.37	6.66	5.47	6.90

Bu çalışma, yeterli parametre ve veri setleri ile karmaşık yazılımlara ihtiyaç duymadan sadece doğru matematiksel modeller yaparak doğru tahminlere ulaşmanın mümkün olduğunu göstermesi açısından önemlidir.

## 5. SONUÇLAR VE ÖNERİLER

Profil katsayılarının belirlenmesinde yapılacak hata ne kadar büyükse dengesizlik maliyetleri de aynı oranda artacaktır. Dengesizlik maliyetlerini en aza indirmek için yüksek doğrulukta tahmin yöntemlerine ihtiyaç vardır. Bu tezde, zaman serisi yöntemlerinden PÇRAY kullanılarak Düzce ilinde belirli bir bölgede bir yıl boyunca ölçülen saatlik hava sıcaklığı ve mesken tüketim verileri kullanılarak kısa dönemli yük tahmini matematiksel modelleri geliştirilmiştir.

Daha kesin tahmin modelleri oluşturmak için veriler aylar ve her ay 6 gün olarak sınıflandırıldı. Böylece zaman ve sıcaklık bazında 72 adet konut tüketim tahmin modeli oluşturulmuştur.

Halihazırda yerel dağıtım şirketleri, tüketimlerinin ortalamasını alarak profil katsayılarını hesaplamaktadır. Her saat için profil katsayıları, Pazartesi gününün toplam saatlik elektrik enerjisi değerinin oranı ile hesaplanır. Bu hesaplamalarda meteorolojik veriler dikkate alınmaz. Yerel dağıtım şirketi tarafından hesaplanan KYPK'ları ile PÇRAY tarafından elde edilen KYPK'lar karşılaştırılmıştır. MRAM'ın tahmin doğruluğunu desteklemek için verilerle YSA kullanılarak tahmin yapılmış ve bu tahminler için de KYPK'lar hesaplanmıştır. Böylece PÇRAY tahmin sonuçları ile YSA tahmin sonuçlarının birbirine yakın olduğu görülmüştür. Sıcaklık değişiminin etkisini incelemek için sıcaklık değerinde  $\pm 2$  °C değişiklik olduğu durumlarda tüketim tahminleri yapılmış ve tahmin değerleri kullanılarak profil katsayıları hesaplanmıştır. Buna göre küçük bir sıcaklık değişiminin bile profil katsayılarında gözle görülür bir değişime neden olduğu gözlemlenmiştir.

PÇRAY'ın etkisini göstermek için başka bir tahmin modelinin (YSA) performansı da incelenmektedir. Bunun için Nisan ayında Cuma gününe ait ölçüm verileri dikkate alınmıştır. Bu gündeki saatlik tahmin KYPK'larının grafiksel değişimi tez içerisinde incelenmiştir. Söz konusu Pazartesi modeline benzer şekilde Cuma modelinde de ölçüm sonuçlarına yakın değişiklikler gözlemlenmiştir. Sıcaklık +2 °C arttığında ve -2 °C azaldığında tüketim tahmin sonuçlarında gözle görülür bir değişiklik olduğu tespit edilmiştir. Sıcaklık etkisi dikkate alınmadığı takdirde, yerleşimde kullanılan tahminlerde sapmaların olacağı, dolayısıyla dengesizlik maliyetinin artacağı açıkça görülmektedir. Bu da sıcaklığın tüketimi etkilediğini göstermektedir.

Bu tezde geliştirilen matematiksel modeller temel alınarak elektrik enerjisi tüketim tahminleri yapılmış ve bulunan tahmin değerleri ile profil katsayıları hesaplanmıştır. Önerilen modellerin tahmin performansını incelemek için mevsimsel sıcaklık değişimlerinin yüksek olduğu aylar, günler ve saatler dikkate alınabilir. Buna göre Nisan ayında Cuma günü 08:00-09:00 saatleri arasında ortam sıcaklığında 3,68 °C'lik bir artış ölçülmüştür. Bu saatler arasında ölçülen tüketim 76,77 kWh iken, önerilen model ile elektrik enerjisi tüketimi 76,24 kWh, YSA ile 76,32 kWh olarak tahmin edilmiştir. Aynı gün 00:00-01:00 saatleri arasında ortam sıcaklığında 5,52 °C değişiklik olmuştur. Bu saatler arasında elektrik enerjisi tüketimi 56,65 kWh olarak ölçülmüştür. Geliştirilen model ile elektrik enerjisi tüketimi 56,95 kWh, YSA ile 56,05 kWh olarak tahmin edilmiştir. Bu sonuçlara göre, önerilen modellerin doğruluğu daha karmaşık bir yöntem olan YSA ile de desteklenmektedir.

Oluşturulan MTM'lerin güvenilirlik testinden başarıyla geçmesi büyük önem taşımaktadır. Tahmin sonuçlarına literatürde yaygın olarak kullanılan tahmin hata testleri uygulanmış ve sonuçlar tez içerisinde verilmiştir. Nisan Cuma günü matematiksel modeller arasında en iyi performans gösteren model olmuştur. Bu matematiksel modelin  $R^2$  test sonuçlarına göre, geliştirilen matematiksel modelin tüketimi %96'ya varan doğrulukla tahmin edebildiği görülmüştür. Modelin RMSE testinde RMSE değeri 2.34'e düşmüştür. MAPE test sonuçlarına göre MAPE değeri %2,67'ye düşmektedir. Diğer matematiksel modeller için de benzer test performansları gözlemlenmiştir. Sonuç olarak, önerilen modellerin güvenilirliği tüm tahmin hata testleri için kabul edilebilir düzeyde olduğu görülmüştür.

Sıcaklık değişimi, tez içerisinde verilen tablolarda görüldüğü gibi elektrik enerjisi tüketim tahminini etkiler. Dolayısıyla, profil katsayılarının doğruluğunu artırmak ve dengesizlik maliyetini azaltmak için meteorolojik veriler de dikkate alınmalıdır. Saatlik sıcaklık verileri kullanılarak oluşturulan matematiksel modeller ile KYPK'lar daha doğru ve güvenilir bir şekilde elde edilebilir. Böylece tezde dengesizlik maliyetini azaltmak için önemli bir çözüm önerisi sunulmuştur. Sıcaklık ölçümü yerine meteorolojik hava tahmin verileri kullanılarak farklı coğrafi bölgeler için benzer matematiksel modeller yapılabilir. Matematiksel model iki değişkene bağlıysa ve veriler bir yıl boyunca saatlik periyotlarla alınmışsa mevcut veri sayısı oldukça fazladır. Çok sayıda veriye sahip olmak, tahmin performansını artırsa da karmaşık tahmin modellerinde hesaplama yükünü artıracak ve ek yazılım araçlarının kullanılmasını gerektirecektir. Bu nedenle daha karmaşık

yöntemler yerine ÇRAY gibi sade ve pratik yöntemler tercih edilebilir.

Bu tezde ölçülen elektrik enerjisi tüketim bölgesi (Düzce) için sıcaklık değerlerindeki artış veya azalışın konut tüketiminde belirleyici rol oynadığı belirlenmiştir. Bu nedenle elektrik enerjisi profil katsayıları belirlenirken sıcaklık tahminlerinin dikkate alınmasının tahmin performansını arttırdığı gözlemlenmiştir. Bu makale, MTM'nin verimli kullanımının elektrik enerjisi profil katsayılarının performansını iyileştireceğini ve böylece dengesizlik maliyetlerini azaltacağını göstermektedir.

## 6. KAYNAKLAR

- [1] M.Özalp, “Küresel Ölçekte Türkiye’nin Enerji Arz Ve Talep Güvenliği”, *Electronic Turkish Studies*, c.14, sayı 1, ss. 537-552, 2019.
- [2] T.C. Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı. (2022, 1 Haziran) [Online]. Erişim: <https://enerji.gov.tr/bilgi-merkezi-enerji-elektrik>.
- [3] Enerji Piyasaları İşletme A.Ş. (2022, 1 Haziran) [Online]. Erişim: <https://www.epias.com.tr/epias-kurumsal/hakkimizda/>.
- [4] F.P. Russell, K. A. Wilkinson, P. H. Kelly ve C. K. Skylaris, “Optimised three-dimensional Fourier interpolation: An analysis of techniques and application to a linear-scaling density functional theory code”, *Computer Physics Communications*, c. 187, ss. 8-19, 2015.
- [5] J. R. Trapero ve D. J. Pedregal, “Frequency domain methods applied to forecasting electricity markets” *Energy Economics*, c. 31, sayı 5, ss 727-735, 2009.
- [6] M. Bujosa, A. García-Ferrer ve P.C. Young, “Linear dynamic harmonic regression”, *Computational statistics & data analysis*, c. 52, sayı 2, ss 999-1024, 2007.
- [7] A. E. Clements, A. S. Hurn ve Z. Li, “Forecasting day-ahead electricity load using a multiple equation time series approach”, *European Journal of Operational Research*, c. 251 sayı 2, ss. 522-530, 2016.
- [8] S. K. Sheikh ve M. G. Unde, “Short term load forecasting using ANN technique”, *International Journal of Engineering Sciences & Emerging Technologies*, c. 1, sayı 2, ss. 97-107, 2012.
- [9] S. Li, L. Goel ve P. Wang, “An ensemble approach for short-term load forecasting by extreme learning machine”, *Applied Energy*, c. 170, ss. 22-29, 2016.
- [10] I. P. Panapakidis, “Application of hybrid computational intelligence models in short-term bus load forecasting”, *Expert Systems with Applications*, c. 54, ss. 105-120, 2016.
- [11] W. J. Lee ve J. Hong, “A hybrid dynamic and fuzzy time series model for mid-term power load forecasting”, *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, c. 64, ss. 1057-1062, 2015.
- [12] L. Friedrich ve A. Afshari, “Short-term forecasting of the Abu Dhabi electricity load using multiple weather variables”, *Energy Procedia*, c. 75, ss. 3014-3026, 2015.

- [13] A. S. Nazih, E. Fawwaz ve M. A. Osama, “Medium-term electric load forecasting using multivariable linear and non-linear regression”, *Smart Grid and Renewable Energy*, c. 2, sayı 2, ss. 126-135, 2011.
- [14] E. González-Romera, M. A. Jaramillo-Morán ve D. Carmona-Fernández, “Monthly electric energy demand forecasting with neural networks and Fourier series”, *Energy Conversion and Management*, c. 49, sayı. 11, ss. 3135-3142, 2008.
- [15] R. Swaroop ve H. A. Abdulqader, “Load forecasting for power system planning and operation using artificial neural network At Al Batinah Region Oman”, *Journal of Engineering Science and Technology*, c. 7, sayı 4, ss. 498-504, 2012.
- [16] P. Mandal, T. Senjyu, N. Urasaki ve T. Funabashi, “A neural network based several-hour-ahead electric load forecasting using similar days approach”, *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, c. 28, sayı 6, ss. 367-373, 2006.
- [17] W.C. Hong, “Chaotic particle swarm optimization algorithm in a support vector regression electric load forecasting model”, *Energy Conversion and Management*, c. 50, sayı 1, ss.105-117, 2009.
- [18] Y. Yang, S. Li ve W. Li, “Power load probability density forecasting using Gaussian process quantile regression”, *Applied Energy*, c. 213, ss. 499-509, 2018.
- [19] S.K. Sheikh ve M.G. Unde, “Short term load forecasting using ann technique”, *International Journal of Engineering Sciences & Emerging Technologies*, c. 1, sayı 2, ss. 97-107, 2012.
- [20] M.Z. Öztürk, G. Çetinkaya ve S. Aydın, “Köppen-Geiger iklim sınıflandırmasına göre Türkiye’nin iklim tipleri”, *Coğrafya Dergisi*, c.35, ss. 17-27, 2017.
- [21] A. Papalexopoulos ve T. C. Hesterberg, “A regression-based approach to short-term system load forecasting”, *IEEE Transactions on Power Systems*, c. 5, sayı 4, ss. 1535-1547, 1990.
- [22] F.P. Russell, K.A Wilkinson ve P.H. Kelly, “Optimised three-dimensional Fourier interpolation: An analysis of techniques and application to a linear-scaling density functional theory code”, *Computer Physics Communications*, c. 187, ss. 8-19, 2015.
- [23] A. Öztürk ve F. Taşpınar, “Short Term Load Forecasting for Turkey Energy Distribution System with Artificial Neural Networks”, *Tehnički vjesnik*, c. 26, sayı 6, ss. 1545-1553, 2019.
- [24] G. E. Box, G. M. Jenkins ve G. C. Reinsel, “Forecasting” in *Time series analysis: forecasting and control*, 5th Ed., New Jersey, U.S.A.: John Wiley & Sons, 2016, pp. 129-162.
- [25] G. P. Zhang, “Time series forecasting using a hybrid ARIMA and neural network model”, *Neurocomputing*, c.50, ss. 159-175, 2003.
- [26] F. M. Tseng, H. C. Yu ve G. H. Tzeng, “Combining neural network model with seasonal time series ARIMA model”, *Technological forecasting and social change*, c. 69, sayı 1, ss. 71-87, 2002.

- [27] J.H. Park, Y.M. Park ve K.Y. Lee, “Composite modeling for adaptive short-term load forecasting”, *IEEE Transactions on Power Systems*, c. 6 sayı 2, ss. 450-457, 1991.
- [28] M. Marcellino, J.H. Stock ve M.W. Watson, “A comparison of direct and iterated multistep AR methods for forecasting macroeconomic time series”, *Journal of econometrics*, c. 135, sayı 1-2, ss. 499-526, 2006.
- [29] Y. Bai, J. Xie, C. Liu, Y. Tao, B. Zeng ve C. Li, “Regression modeling for enterprise electricity consumption: A comparison of recurrent neural network and its variants”, *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, c. 126, sayı 106612, 2021.
- [30] K. Aurangzeb, S. Aslam, S.I. Haider, S. M. Mohsin, S.U. Islam, H. A. Khattak ve S. Shah, “Energy forecasting using multiheaded convolutional neural networks in efficient renewable energy resources equipped with energy storage system”, *Transactions on Emerging Telecommunications Technologies*, c. 33, sayı 2, ss. 3837, 2022.
- [31] T.C. Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı (2022, 1 Haziran) [Online]. Erişim: [https://enerji.gov.tr/Media/Dizin/EIGM/tr/Raporlar/ENTAP/114176-turkiye\\_elektrik\\_enerjisi\\_talep\\_projeksiyonu\\_raporu.pdf](https://enerji.gov.tr/Media/Dizin/EIGM/tr/Raporlar/ENTAP/114176-turkiye_elektrik_enerjisi_talep_projeksiyonu_raporu.pdf).
- [32] D. J. Aigner, C. Sorooshian ve P. Kerwin, “Conditional demand analysis for estimating residential end-use load profiles” *The Energy Journal*, c. 5, sayı 3, ss. 81-97, 1984.
- [33] G. Gross ve F. D. Galiana, “Short-term load forecasting”, *Proceedings of the IEEE*, c. 75, sayı 12, ss. 1558-1573, 1987.
- [34] M. M. Gunsay, C. Bilir ve G. Poyrazoglu, “Load profiles and their use in electricity settlement”, *17th International Conference on the European Energy Market (EEM)*, 2020, ss. 1-5, 1997.
- [35] G. Wood ve M. Newborough, “Dynamic energy-consumption indicators for domestic appliances: environment, behaviour and design”, *Energy and buildings*, c. 35, sayı 8, ss.821-841, 2003.
- [36] M. Filippini ve S. Pachauri, “Elasticities of electricity demand in urban Indian households”, *Energy policy*, c. 32, sayı 3, ss. 429-436, 2004.
- [37] B. M. Larsen ve R. Nesbakken, “Household electricity end-use consumption: results from econometric and engineering models”, *Energy Economics*, c. 26, sayı 2, ss. 179-200, 2004.
- [38] E. Gupta, “Climate change and the demand for electricity: A non-linear time varying approach”, Indian Statistical Institute-Delhi, Working Paper, 2011.
- [39] R. Gaspar ve D. Antunes, “Energy efficiency and appliance purchases in Europe: Consumer profiles and choice determinants”, *Energy Policy*, c. 39, sayı 11, ss. 7335-7346, 2011.

- [40] Y. Akdi, E. Gölveren ve Y. Okkaoğlu, “Daily electrical energy consumption: Periodicity, harmonic regression method and forecasting”, *Energy*, c. 191, sayı 116524, 2020.
- [41] A. Deihimi, O. Orang ve H. Showkati, “Short-term electric load and temperature forecasting using wavelet echo state networks with neural reconstruction”, *Energy*, c. 57, ss. 382-401, 2013.
- [42] F. Zhang, C. Deb, S. E. Lee, J. Yang ve K.W. Shah, “Time series forecasting for building energy consumption using weighted Support Vector Regression with differential evolution optimization technique”, *Energy and Buildings*, c.126, ss. 94-103, 2016.
- [43] U. Kumar ve V.K. Jain, “Time series models (Grey-Markov, Grey Model with rolling mechanism and singular spectrum analysis) to forecast energy consumption in India”, *Energy*, c. 35, sayı 4, ss. 1709-1716, 2010.
- [44] J. S. Chou ve D. S. Tran, “Forecasting energy consumption time series using machine learning techniques based on usage patterns of residential householders”, *Energy*, c. 165, ss. 709-726, 2018.
- [45] F. Kaytez, M. C. Taplamacioglu, E. Cam ve F. Hardalac, “Forecasting electricity consumption: A comparison of regression analysis, neural networks and least squares support vector machines”, *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, c. 67, ss. 431-438, 2015.
- [46] N. Tewathia, “Determinants of the household electricity consumption: a case study of Delhi”, *International Journal of Energy Economics and Policy*, c. 4, sayı 3, ss. 337-348, 2014.
- [47] N. J. Johannesen, M. Kolhe ve M. Goodwin, “Relative evaluation of regression tools for urban area electrical energy demand forecasting”, *Journal of cleaner production*, c. 218, 555-564, 2019.
- [48] P. Vrablecová, A. B. Ezzeddine ve V. Rozinajová, “Smart grid load forecasting using online support vector regression”, *Computers & Electrical Engineering*, c. 65, ss. 102-117, 2018.
- [49] S. Wang ve D. Wang, “Combined probability density model for medium term load forecasting based on quantile regression and kernel density estimation”, *Energy Procedia*, c. 158, ss. 6446-6451, 2019.
- [50] Y. He, R. Liu ve H. Li, “Short-term power load probability density forecasting method using kernel-based support vector quantile regression and Copula theory”, *Applied energy*, c. 185, ss. 254-266, 2017.
- [51] W. Zhang, H. Quan ve D. Srinivasan, “Parallel and reliable probabilistic load forecasting via quantile regression forest and quantile determination”, *Energy*, c. 160, ss. 810-819, 2018.
- [52] R. Hu, S. Wen ve Z. Zeng, “A short-term power load forecasting model based on

- the generalized regression neural network with decreasing step fruit fly optimization algorithm”, *Neurocomputing*, c. 221, ss. 24-31, 2017.
- [53] V. Dordonnat, A. Pichavant ve A. Pierrot, “GEFCom2014 probabilistic electric load forecasting using time series and semi-parametric regression models”, *International Journal of Forecasting*, c. 32, sayı 3, ss. 1005-1011, 2016.
- [54] F. Ziel, “Quantile regression for the qualifying match of GEFCom2017 probabilistic load forecasting”, *International Journal of Forecasting*, c. 35, sayı 4, ss. 1400-1408, 2019.
- [55] J. Wu, J. Wang ve H. Lu, “Short term load forecasting technique based on the seasonal exponential adjustment method and the regression model”, *Energy Conversion and Management*, c. 70, ss. 1-9, 2013.
- [56] Y. Yaslan ve B. Bican, “Empirical mode decomposition based denoising method with support vector regression for time series prediction: A case study for electricity load forecasting”, *Measurement*, c. 103, ss. 52-61, 2017.
- [57] Y. Chen, P. Xu ve Y. Chu, “Short-term electrical load forecasting using the Support Vector Regression (SVR) model to calculate the demand response baseline for office buildings”, *Applied Energy*, c.195, ss. 659-670, 2017.
- [58] Y. He ve Y. Zheng, “Short-term power load probability density forecasting based on Yeo-Johnson transformation quantile regression and Gaussian kernel function”, *Energy*, c. 154, ss. 143-156, 2018.
- [59] N. Zhang, Z. Li ve X. Zou, “Comparison of three short-term load forecast models in Southern California”, *Energy*, c. 189 sayı 116358, 2019.
- [60] J. Yang ve J. Stenzel, “Short-term load forecasting with increment regression tree”, *Electric Power Systems Research*, c. 76, sayı 9-10, ss. 880-888, 2006.
- [61] C. J. Bennett, R. A. Stewart ve J. W. Lu, “Forecasting low voltage distribution network demand profiles using a pattern recognition based expert system”, *Energy*, c. 67, ss. 200-212, 2014.
- [62] N. Jha, D. Prashar, M. Rashid, S. K. Gupta ve R. K. Saket, “Electricity load forecasting and feature extraction in smart grid using neural networks”, *Computers & Electrical Engineering*, c. 96, sayı 107479, 2021.
- [63] Q. Feng ve S. Qian, “Research on power load forecasting model of economic development zone based on neural network”, *Energy Reports*, c. 7, ss.1447-1452, 2021.
- [64] R. Chen, C. S. Lai, C. Zhong, K. Pan, W. W. Ng, Z. Li ve L. L. Lai, “MultiCycleNet: Multiple Cycles Self-Boosted Neural Network for Short-term Electric Household Load Forecasting”, *Sustainable Cities and Society*, c. 76, sayı 103484, 2022.
- [65] L. C. P. Velasco, K. A. S. Arnejo ve J. S. S. Macarat, “Performance analysis of artificial neural network models for hour-ahead electric load forecasting”, *Procedia Computer Science*, c. 197, ss. 16-24, 2022.

- [66] H. H. Aly, "A proposed intelligent short-term load forecasting hybrid models of ANN, WNN and KF based on clustering techniques for smart grid", *Electric Power Systems Research*, c. 182, sayı 106191, 2020.
- [67] A. Di Piazza, M.C. Di Piazza, G. La Tona ve M. Luna, "An artificial neural network-based forecasting model of energy-related time series for electrical grid management", *Mathematics and Computers in Simulation*, c. 184, ss. 294-305, 2021.
- [68] A. H. Neto ve F. A. S. Fiorelli, "Comparison between detailed model simulation and artificial neural network for forecasting building energy consumption", *Energy and buildings*, c. 40, sayı 12, ss. 2169-2176, 2008.
- [69] E. Vinagre, L. Gomes ve Z. Vale, "Electrical energy consumption forecast using external facility data", *In 2015 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence*, ss. 659-664, 2015.
- [70] E. Vinagre, T. Pinto, S. Ramos, Z. Vale ve J. M. Corchado, "Electrical energy consumption forecast using support vector machines", *In 2016 27th International Workshop on Database and Expert Systems Applications (DEXA)*, ss. 171-175, 2016.
- [71] J. V. Paatero ve P. D. Lund, "A model for generating household electricity load profiles", *International journal of energy research*, c. 30, sayı 5, ss. 273-290, 2006.
- [72] L. Chuan ve A. Ukil, "Modeling and validation of electrical load profiling in residential buildings in Singapore", *IEEE Transactions on power Systems*, c. 30, sayı 5, ss. 2800-2809, 2014.
- [73] L. Bottaccioli, S. Di Cataldo, A. Acquaviva ve E. Patti, "Realistic Multi-Scale Modeling of Household Electricity Behaviors", *IEEE Access*, c. 7, ss. 2467-2489, 2018.
- [74] H. C. Lau, E. N. M. Cheng, C. K. Lee ve G. T. Ho, "A fuzzy logic approach to forecast energy consumption change in a manufacturing system", *Expert Systems with Applications*, c. 34, sayı 3, ss. 1813-1824, 2008.
- [75] H. J. Sadaei, P. C. D. L. Silva, F. G. Guimaraes ve M. H. Lee, "Short-term load forecasting by using a combined method of convolutional neural networks and fuzzy time series", *Energy*, c. 175, ss. 365-377, 2019.
- [76] R. F. Berriel, A. T. Lopes, A. Rodrigues, F. M. Varejao ve T. Oliveira-Santos, "Monthly energy consumption forecast: A deep learning approach", *In 2017 International Joint Conference on Neural Networks*, ss. 4283-4290, 2017.
- [77] İ. Aydın, "Balıkesir’de Rüzgâr Enerjisi", *Doğu Coğrafya Dergisi*, c. 18, sayı 29, ss. 29-50, 2013.
- [78] K. Kaya, M. C. Şenel ve E. Koç, "Dünyada ve Türkiye’de Yenilenebilir Enerji Kaynaklarının Değerlendirilmesi", *Technological Applied Sciences*, c. 13, sayı 3, ss. 219-234, 2018.

- [79] K. Kaya, M. C. Şenel ve E. Koç, “Dünyada ve Türkiye’de enerji durumu-genel değerlendirme”, *Mühendis ve Makina*, ss. 32-44, 2013.
- [80] K. Kaya, M. C. Şenel ve E. Koç, “Enerji Kaynakları–Yenilenebilir Enerji Durumu”, *Mühendis ve Makine*, c. 56, sayı 668, ss. 36-47, 2015.
- [81] N. Bekar, “Yenilenebilir Enerji Kaynakları Açısından Türkiye’nin Enerji Jeopolitiği”, *Türkiye Siyaset Bilimi Dergisi*, c. 3 sayı 1, ss. 37-54, 2020.
- [82] M. Özalp, “Dünya Enerji Rekabetinde Oyun Değiştirici Olarak Kaya Gazının Rolü ve Türkiye’ye Olası Etkileri”, *İnsan ve Toplum Bilimleri Araştırmaları Dergisi*, c. 7, sayı 4, ss. 2926-2959, 2018.
- [83] Elektrik Üretim A.Ş. (2022, 1 Haziran) [Online]. Erişim: <https://www.euas.gov.tr/santraller/afsin-elbistan-b>
- [84] TÜPRAŞ (2022, 1 Haziran) [Online]. Erişim: <https://www.tupras.com.tr/basin-bultenleri?detay=basin-bulteni-16022022>
- [85] T.C. Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı (2022, 1 Haziran) [Online]. Erişim: <https://enerji.gov.tr/bilgi-merkezi-enerji-petrol>
- [86] T.C. Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı (2022, 1 Haziran) [Online]. Erişim: <https://enerji.gov.tr/bilgi-merkezi-enerji-dogalgaz>
- [87] Gebze Elektrik Üretim Ltd. Şti. (2022, 1 Haziran) [Online]. Erişim: [https://www.gebze-elektrik.com/wp-content/uploads/2016/03/Slider\\_2\\_web.jpg](https://www.gebze-elektrik.com/wp-content/uploads/2016/03/Slider_2_web.jpg)
- [88] T.C. Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı (2022, 1 Haziran) [Online]. Erişim: <https://enerji.gov.tr/bilgi-merkezi-enerji-nukleer-enerji>
- [89] T.C. Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı (2022, 1 Haziran) [Online]. Erişim: <https://enerji.gov.tr//Media/Dizin/NUPGM/tr/Belgeler/49020-nukleer1.pdf>
- [90] S. Dursun, “Enerji bağımlılığı: Türkiye ve İsveç karşılaştırması”, Yüksek lisans tezi, İktisat Anabilim Dalı, Sosyal Bilimler Enstitüsü, Ege Üniversitesi, İzmir, Türkiye, 2019.
- [91] T.C. Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı (2022, 1 Haziran) [Online]. Erişim: <https://enerji.gov.tr/bilgi-merkezi-enerji-hidrolik>
- [92] Elektrik Üretim A.Ş. (2022, 1 Haziran) [Online]. Erişim: <https://www.euas.gov.tr/santraller/ataaturk-hes>
- [93] T.C. Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı (2022, 1 Haziran) [Online]. Erişim: <https://enerji.gov.tr/bilgi-merkezi-enerji-ruzgar>
- [94] Temiz Enerji Haber Portalı (2022, 1 Haziran) [Online]. Erişim: <https://temizenerji.b-cdn.net/wp-content/uploads/2022/06/wind-turbines-renewable-energy-on-a-green-hill-w-2021-08-30-20-01-17-utc-scaled.jpg>
- [95] T.C. Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı (2022, 1 Haziran) [Online]. Erişim: <https://enerji.gov.tr/bilgi-merkezi-enerji-gunes>

- [96] Enerji Atlası Haber Portalı (2022, 1 Haziran) [Online]. Erişim: <https://www.enerjiatlası.com/gunes/karapinar-yeka-11.html>
- [97] T.C. Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı (2022, 1 Haziran) [Online]. Erişim: <https://enerji.gov.tr/bilgi-merkezi-enerji-jeotermal>
- [98] T.C. Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı (2022, 1 Haziran) [Online]. Erişim: <https://enerji.gov.tr/eigm-yenilenebilir-enerji-kaynaklar-jeotermal>
- [99] Zorlu Enerji (2022, 1 Haziran) [Online]. Erişim: <https://www.zorluenerji.com.tr/uploads/img/project/kizildere-3-jeotermal-enerji-santrali-unite-2.jpg>
- [100] T.C. Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı (2022, 1 Haziran) [Online]. Erişim: <https://enerji.gov.tr/bilgi-merkezi-enerji-biyokutle>
- [101] Enerji Sistemleri Mühendisliği Haber Portalı (2022, 1 Haziran) [Online]. Erişim: <https://www.enerjisistemlerimuhendisligi.com/turkiyenin-en-buyuk-10-biyokutle-santrali.html>
- [102] T.C. Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı (2022, 1 Haziran) [Online]. Erişim: <https://enerji.gov.tr/eigm-yenilenebilir-enerji-kaynaklar-biyokutle>
- [103] M. İrisik, “Küçük ve orta kapasiteli hidroelektrik santrallerde gün içi ve gün öncesi üretim tahmini için matematiksel modelin oluşturulması”, Yüksek lisans tezi, Elektrik Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı, Fen Bilimleri Enstitüsü, Düzce Üniversitesi, Düzce, Türkiye, 2019.
- [104] Enerji Piyasaları İşletme A.Ş. (EPIAŞ) (2022, 1 Haziran) [Online]. Erişim: <https://www.epias.com.tr/epias-kurumsal/hakkimizda/>
- [105] T.C. Enerji Piyasası Düzenleme Kurumu (2022, 1 Haziran) [Online]. Erişim: <https://www.epdk.gov.tr/Detay/Icerik/23-2-3/elektrik-piyasasi>
- [106] Enerji Portalı (2022, 1 Haziran) [Online]. Erişim: <https://www.enerjiportali.com/wp-content/uploads/2019/01/enerji-piyasas%C4%B1-aksiyonlar%C4%B1.png>
- [107] Enerji Piyasaları İşletme A.Ş. (EPIAŞ) (2022, 1 Haziran) [Online]. Erişim: <https://www.epias.com.tr/gun-oncesi-piyasasi/giris/>
- [108] Enerji Piyasaları İşletme A.Ş. (EPIAŞ) (2022, 1 Haziran) [Online]. Erişim: <https://www.epias.com.tr/gun-ici-piyasasi/giris/>
- [109] Enerji Piyasaları İşletme A.Ş. (EPIAŞ) (2022, 1 Haziran) [Online]. Erişim: <https://www.epias.com.tr/uzlastirma/giris/>
- [110] Enerji Piyasaları İşletme A.Ş. (EPIAŞ) (2022, 1 Haziran) [Online]. Erişim: <https://www.epias.com.tr/gun-oncesi-piyasasi/genel-esaslar/>
- [111] Enerji Piyasaları İşletme A.Ş. (EPIAŞ) (2022, 1 Haziran) [Online]. Erişim: <https://www.epias.com.tr/gun-oncesi-piyasasi/teklifler/>
- [112] Enerji Piyasaları İşletme A.Ş. (EPIAŞ) (2022, 1 Haziran) [Online]. Erişim:

- <https://www.epias.com.tr/gun-oncesi-piyasasi/surecler/>
- [113] Enerji Piyasaları İşletme A.Ş. (EPIAŞ) (2022, 1 Haziran) [Online]. Erişim: <https://www.epias.com.tr/gun-ici-piyasasi/surecler/>
- [114] Enerji Piyasaları İşletme A.Ş. (EPIAŞ) (2022, 1 Haziran) [Online]. Erişim: <https://www.epias.com.tr/gun-ici-piyasasi/genel-esaslar/>
- [115] Enerji Piyasaları İşletme A.Ş. (EPIAŞ) (2022, 1 Haziran) [Online]. Erişim: <https://www.epias.com.tr/genel-esaslar/>
- [116] Enerji Piyasaları İşletme A.Ş. (EPIAŞ) (2022, 1 Haziran) [Online]. Erişim: <https://www.epias.com.tr/uzlastirma/giris/>
- [117] A. C. Toker, ve O. Korkmaz, “Türkiye Kısa Süreli Elektrik Talebinin Saatlik Olarak Tahmin Edilmesi”, *In Proceedings*, c. 17, ss. 32-35, 2010.
- [118] N. Tak, A. A. Evren, M. Tez ve E. Egrioglu, “Recurrent type-1 fuzzy functions approach for time series forecasting”, *Applied Intelligence*, c. 48 sayı 1, ss. 68-77 2018.
- [119] C. Kadılar ve H. Ö. Çekim, “Zaman serileri analizinde temel kavramlar ve önemli işlemler”, *SPSS Ve R Uygulamalı Zaman Serileri Analizine Giriş*, 3. Baskı, İstanbul, Türkiye; Seçkin Yayınevi, 2020, böl. 1, ss. 1-11.
- [120] S. Özden ve A. Öztürk, “Yapay sinir ağları ve zaman serileri yöntemi ile bir endüstri alanının (İvedik OSB) elektrik enerjisi ihtiyaç tahmini”, *Bilişim Teknolojileri Dergisi*, c. 11, sayı 3, ss. 255-261, 2018.
- [121] I. Akgül, “Zaman serisi analizi ve öngörü modelleri”, *Öneri Dergisi*, c. 1, sayı 1, ss. 52-69, 1994.
- [122] D. R. Anderson, D. J. Sweeney ve T. A. Williams, “Time Series Analysis and Forecasting” in *Statistics For Business & Economics*, 11th. ed., Mason, U.S.A.: Cengage Learning, 2011, pp. 805-870.
- [123] P. J. Brockwell ve R. A. Davis, “Introduction” in *Introduction To Time Series And Forecasting*, 2nd ed., New York, U.S.A.: Springer, 2002, pp.7-34.
- [124] C. Chatfield, “Basics of time-series analysis” in *Time-Series Forecasting*, Florida, U.S.A.: Chapman and Hall/CRC, 2000, pp.13-24.
- [125] M. West, J. Harrison, “Model specification and design” in *Bayesian forecasting and dynamic models*, 2nd ed., New York, U.S.A.: Springer Science & Business Media, 1997, pp. 178-200.
- [126] R. C. Tsaur, H. F. Wang ve J. C. YANG, “Fuzzy regression for seasonal time series analysis” *International Journal of Information Technology & Decision Making*, c.1, sayı 1, ss 165-175, 2002.
- [127] W. W. S. Wei, “Fundamental Concepts” in *Time Series Analysis*, 2nd ed., New York, U.S.A.: Pearson Addison Wesley, 2006, pp.10-11.
- [128] L. J. Krajewski, L. P. Ritzman ve M. K. Malhotra, “Forecasting demand” in

- Operations Management*, 10th ed., Edinburgh, İngiltere: Pearson, 2013, pp. 492-525.
- [129] J. Heizer, B. Render ve C. Munson, “Forecasting” in *Operations Management*, 12th ed., Washington, U.S.A.: Pearson, 2015, pp. 112-130.
- [130] Y. Aslan, S. Yavasca ve C. Yasar, “Long term electric peak load forecasting of Kutahya using different approaches”, *International Journal on Technical and Physical Problems of Engineering*, c. 3, sayı 2, ss. 87-91, 2011.
- [131] S. C. Chapra ve R. P. Canale, “Least-squares regression” in *Numerical Methods For Engineers*, 6th ed., Boston, U.S.A.: McGraw-Hill Higher Education, 2010, pp. 454-480.
- [132] E. Öztemel, “Yapay sinir ağlarının yapısı ve temel elemanları”, *Yapay sinir ağları*, 2. Baskı, İstanbul, TÜRKİYE: Papatya, 2012, böl. 3, ss. 45-58.
- [133] K. Öztürk ve M. E. Şahin, “Yapay sinir ağları ve yapay zekâ’ya genel bir bakış”, *Takvim-i Vekayi*, c. 6, sayı 2, ss. 25-36, 2018.
- [134] B. Ataseven, “Yapay sinir ağları ile öngörü modellemesi”, *Öneri Dergisi*, c.10, sayı 9, ss. 101-115, 2013.
- [135] Ç. Elmas, “Yapay sinir ağlarının oluşturulması”, *Yapay sinir ağları*, İstanbul, Türkiye: Seçkin Yayıncılık, 2003, böl. 2, ss. 41-57.
- [136] O. Doğan, “Uyarlamalı sinirsel bulanık çıkarım sisteminin (ANFIS) talep tahmini için kullanımı ve bir uygulama”, *Dokuz Eylül Üniversitesi İktisadi İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, c. 31, sayı 1, ss. 257-288, 2016.
- [137] M. T. Hagan ve M. B. Menhaj, “Training feedforward networks with the Marquardt algorithm”, *IEEE transactions on Neural Networks*, c. 5, sayı 6, ss. 989-993, 1994.
- [138] U. Okkan, “Application of Levenberg-Marquardt optimization algorithm based multilayer neural networks for hydrological time series modeling”, *An International Journal of Optimization and Control: Theories & Applications (IJOCTA)*, c. 1, sayı 1, ss. 53-63, 2011.
- [139] K. Pal ve V. Tiwari, “Short Term Load Forecasting for CPP Using ANN”, *Intelligent Renewable Energy Systems*, ss. 391-408, 2022.
- [140] N. Mughees, S. A. Mohsin, A. Mughees ve A. Mughees, “Deep sequence to sequence Bi-LSTM neural networks for day-ahead peak load forecasting”, *Expert Systems with Applications*, c. 175, sayı 114844, 2021.
- [141] M. Nadeem, M. Altaf ve A. Ahmad, “Short-term load forecasting using hybrid neural network”, *International Journal of Applied Metaheuristic Computing (IJAMC)*, c. 12, sayı 1, ss. 142-156, 2021.
- [142] V. Tiwari ve K. Pal, “Short-Term Load Forecasting for a Captive Power Plant Using Artificial Neural Network”, *International Journal of Information Retrieval Research (IJIRR)*, c. 12, sayı 1, ss. 1-11, 2022.

- [143] J. M. Sibanda ve J. Gwamuri, “Short Term Load Forecasting System Using Artificial Neural Networks For Improved Demand Scheduling By Power Utilities”, *Research Square*, 2021.
- [144] U. Okkan, Z. A. Serbeş ve N. Gedik, “MATLAB ile Levenberg-Marquardt algoritması tabanlı YSA uygulaması: Aylık yağış-akış modellenmesi”, *Dicle Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Mühendislik Dergisi*, c. 9, sayı 1, ss. 351-362, 2018.
- [145] F. Kaytez, “En küçük kareler destek vektör makineleri ile Türkiye’nin uzun dönem elektrik tüketim tahmini ve modellenmesi”, Doktora tezi, Elektrik Elektronik Mühendisliği EABD, Fen Bilimleri Enstitüsü, Gazi Üniversitesi, Ankara, Türkiye, 2012.
- [146] P. Saha, P. Debnath ve P. Thomas, “Prediction of fresh and hardened properties of self-compacting concrete using support vector regression approach”, *Neural Computing and Applications* ss. 1-16, 2019.
- [147] Z. Liu, P. Jiang ve L. Zhang, “A combined forecasting model for time series: Application to short-term wind speed forecasting”, *Applied Energy*, c. 259 sayı 114137, 2020.
- [148] H. Z. Li, S. Guo ve C. J. Li, “A hybrid annual power load forecasting model based on generalized regression neural network with fruit fly optimization algorithm”, *Knowledge-Based Systems*, c. 37, ss. 378-387, 2013.
- [149] M. R. Kazemzadeh, A. Amjadian ve T. Amraee, “A hybrid data mining driven algorithm for long term electric peak load and energy demand forecasting”, *Energy*, c. 117948, 2020.
- [150] B. Yildiz, J. I. Bilbao ve A. B. Sproul, “A review and analysis of regression and machine learning models on commercial building electricity load forecasting”, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, c. 73, ss. 1104-1122, 2017.
- [151] L. F. Leach ve R. K. Henson, “The use and impact of adjusted  $R^2$  effects in published regression research”, *Multiple Linear Regression Viewpoints*, c. 33, sayı 1, ss. 1-11, 2007.
- [152] D. C. Montgomery, C. L. Jennings ve M. Kulahci, “Regression analysis and forecasting” in *Introduction to time series analysis and forecasting*, 2.th ed., New Jersey, U.S.A.: John Wiley & Sons, 2015, pp.120-123.
- [153] Ö. Alkan, A. Öztürk ve S. Tosun, “Rüzgar ve güneş santrallerinde kısa dönem enerji üretim tahmini için matematiksel modellerin oluşturulması”, *Düzce Üniversitesi Bilim Ve Teknoloji Dergisi*, c. 6, sayı 1, ss. 188-195, 2018.
- [154] G. W. Crawford ve M. C. Fratantoni, “Assessing the forecasting performance of regime-switching, ARIMA and GARCH models of house prices”, *Real Estate Economics*, c. 31, sayı 2, ss. 223-243, 2003.
- [155] T. Chai ve R. R. Draxler, “Root mean square error (RMSE) or mean absolute error

(MAE)–Arguments against avoiding RMSE in the literature”, *Geoscientific model development*, c.7, sayı 3, ss. 1247-1250, 2014.

[156] R. J. Chen, P. Bloomfield ve J. S. Fu, “An evaluation of alternative forecasting methods to recreation visitation” *Journal of Leisure Research*, c. 35, sayı 4, ss. 441-454, 2003.

[157] A. G. Asuero, A. Sayago ve A. G. González, “The correlation coefficient: An overview”, *Critical reviews in analytical chemistry*, c. 36 sayı 1, ss. 41-59, 2006.

[158] AR-GE Enerji Portalı. (2022, 1 Haziran) [Online]. Erişim: <https://argenerji.com/profil-katsayilari-hazirlama-metodolojisinin-dengesizlik-maliyetlerine-etkisi-ve-optimizasyonu-projesi/>

[159] Enerji Piyasaları İşletme A.Ş. (EPIAŞ) (2022, 1 Haziran) [Online]. Erişim: <https://seffaflik.epias.com.tr/transparency/tuketim/profil-katsayilari/carpan-degeri.xhtml>

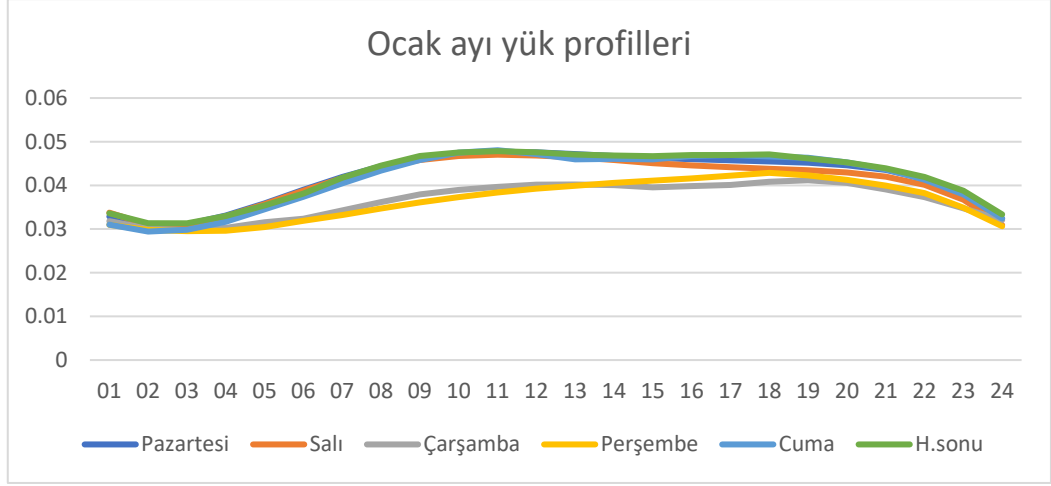


## 7. EKLER

### 7.1. EK 1: OCAK AYI ÇRAY TAHMİN SONUÇLARI

Çizelge 7.1. Ocak ayı için elektrik enerjisi tüketim tahmin modeli katsayıları.

Katsayılar	Pazartesi	Salı	Çarşamba	Perşembe	Cuma	Haftasonu
a00	73.45	68.77	66.7	57.16	63.54	63.26
a10	-15.4	-12.27	-5.937	-4.508	-10.82	-11.02
a01	0.6055	1.301	-0.0873	-0.6663	5.332	0.423
a20	4.576	3.69	1.267	1.625	3.43	3.669
a11	0.001408	0.4243	-0.2968	1.248	-1.533	-0.07203
a02	-0.2096	0.1547	-0.5695	0.2873	1.613	1.263
a30	-0.4524	-0.3601	-0.08589	-0.1769	-0.3297	-0.3644
a21	-0.02426	-0.1536	0.0563	-0.1894	0.08419	-0.04107
a12	0.07972	0.06406	0.1278	0.02659	-0.4541	-0.2924
a03	-0.06095	-0.06817	0.05474	-0.002001	0.1806	0.1677
a40	0.01907	0.01497	0.002425	0.008244	0.01345	0.0152
a31	0.001256	0.01111	-0.002699	0.009098	-0.0008658	0.003973
a22	-0.007446	-0.009061	-0.008083	-0.004446	0.02462	0.01998
a13	0.01168	0.01454	-0.01085	-0.003878	-0.02972	-0.01903
a04	0.0009067	-0.007532	0.0001781	-0.009885	0.01466	0.0015
a50	-0.0002957	-0.0002294	-2.693e-05	-0.0001406	-0.000204	-0.0002334
a41	-1.215e-05	-0.000227	3.345e-05	-0.000124	-7.284e-06	-9.151e-05
a32	0.0002037	0.0002518	0.0001717	0.0002158	-0.0002687	-0.0004483
a23	-0.0003337	-0.0006431	0.0003681	0.0002395	0.001101	0.0004954
a14	-6.907e-05	0.000632	-4.271e-05	-3.498e-05	-0.0003997	0.0004439
a05	-0.0003046	-0.000141	9.312e-05	-0.000679	0.0005939	-0.0004861



Şekil 7.1. Ocak ayı YPK tahminleri.

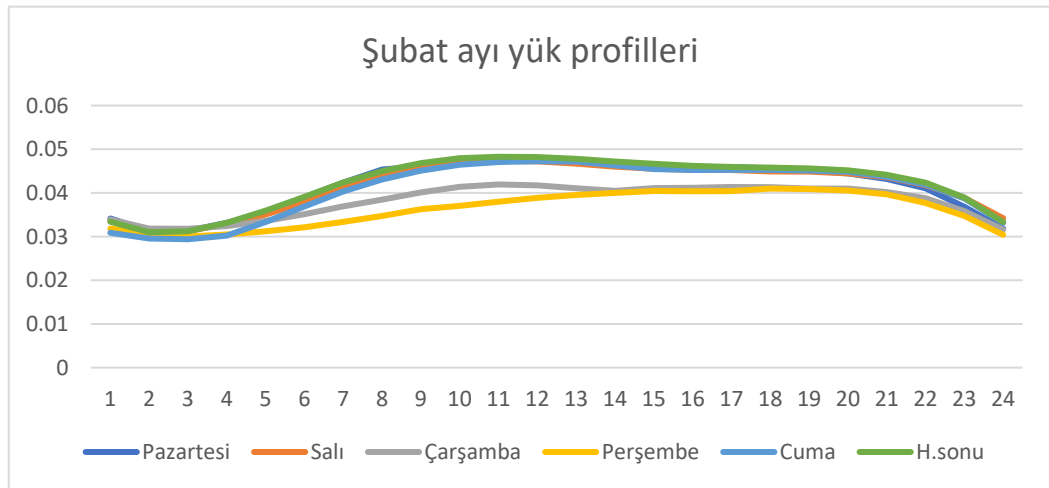
Çizelge 7.2. Ocak ayı için elektrik enerjisi tüketim tahmin yük profil katsayıları.

Saat	Pazartesi	Salı	Çarşamba	Perşembe	Cuma	H.sonu
01	0.0328575	0.03374056	0.03180009	0.03095784	0.0310029	0.03362467
02	0.03066417	0.03097414	0.03011646	0.02981218	0.02942293	0.03134447
03	0.03107755	0.03101711	0.02976079	0.0295194	0.02983859	0.03132022
04	0.03308185	0.03286979	0.03026102	0.02962919	0.03165184	0.03298517
05	0.03589117	0.03568495	0.03155369	0.03046658	0.03451279	0.03541994
06	0.03898849	0.03876932	0.03235077	0.03188878	0.03737183	0.03810333
07	0.04193652	0.04166103	0.0342738	0.03319052	0.04046489	0.04174992
08	0.04437424	0.04419428	0.03618102	0.0346974	0.04339569	0.04454068
09	0.04615613	0.04582436	0.03794039	0.03608764	0.04582827	0.04673685
10	0.04715426	0.04672053	0.03895896	0.03729626	0.04748597	0.04751621
11	0.04757573	0.04702844	0.03967231	0.03835967	0.04804985	0.04783842
12	0.04755483	0.04683805	0.04015046	0.03924118	0.04715013	0.04755741
13	0.0471525	0.04644127	0.04022252	0.03991112	0.04596298	0.04705155
14	0.04672419	0.04579445	0.04006929	0.04056151	0.04608409	0.04684766
15	0.04629246	0.04509557	0.039551	0.04109547	0.04594389	0.04670218
16	0.04598685	0.04456852	0.0398333	0.04159105	0.04673486	0.0469454
17	0.04573957	0.04416866	0.04011241	0.042227	0.04694819	0.04693439
18	0.04549806	0.04380045	0.04082718	0.04286719	0.04661789	0.04708705
19	0.04518078	0.04344872	0.04116787	0.04227836	0.04633739	0.04616597
20	0.04458927	0.04295797	0.04056435	0.04128493	0.04526192	0.04527066
21	0.04355162	0.04200852	0.03907612	0.03996227	0.0436837	0.04389831
22	0.04154603	0.04012903	0.03732639	0.03822942	0.04130123	0.04193039
23	0.03809777	0.0367207	0.03476212	0.03489177	0.037935	0.03877816
24	0.03232866	0.03090408	0.032086	0.03062406	0.03244569	0.03336876

## 7.2. EK 2: ŞUBAT AYI ÇRAY TAHMİN SONUÇLARI

Çizelge 7.3. Şubat ayı için elektrik enerjisi tüketim tahmin modeli katsayıları.

Katsayılar	Pazartesi	Salı	Çarşamba	Perşembe	Cuma	Haftasonu
a00	69.48	70.23	62.75	56.16	31.7	72.2
a10	-14.7	-13.95	-10.38	-8.732	2.107	-14.99
a01	-1.068	-1.4	-0.949	-0.5478	-3.604	3.98
a20	4.677	4.182	3.056	2.64	1.714	4.605
a11	0.2046	1.482	-0.1084	-0.3101	0.9074	-0.5172
a02	0.07305	-0.329	0.2973	0.2039	1.415	1.087
a30	-0.4771	-0.4199	-0.3056	-0.2564	-0.2489	-0.4648
a21	-0.0417	-0.2088	0.000227	0.04987	-0.1314	-0.01736
a12	-0.04261	0.1096	-0.03784	-0.05801	-0.228	-0.1863
a03	0.02824	-0.06275	0.06078	0.01426	0.2989	0.06444
a40	0.02049	0.01802	0.0131	0.01101	0.01261	0.01986
a31	0.003095	0.01042	0.001018	-0.002068	0.008073	0.00344
a22	0.005014	-0.008573	0.002539	0.004412	0.0117	0.01055
a13	0.0005224	0.003133	-0.003832	-0.0009658	-0.02354	-0.00661
a04	0.0005936	-0.002163	0.002285	0.0001944	0.01939	1.31E-05
a50	-0.0003207	-0.0002836	-0.0002073	-0.0001775	-0.00022	-0.00031
a41	-6.573e-05	-0.0001756	-2.847e-05	1.864e-05	-0.00016	-8.96E-05
a32	-0.0001504	0.0001854	-4.066e-05	-0.0001299	-0.00019	-0.0002
a23	-0.00016	-1.428e-05	-2.251e-05	7.539e-06	0.000416	0.000178
a14	-4.278e-05	0.0002018	-0.0002776	3.823e-05	-0.00069	4.62E-05
a05	-0.0001913	0.0001459	-6.212e-05	-8.901e-07	0.000399	-6.25E-05



Şekil 7.2. Şubat ayı YPK tahminleri.

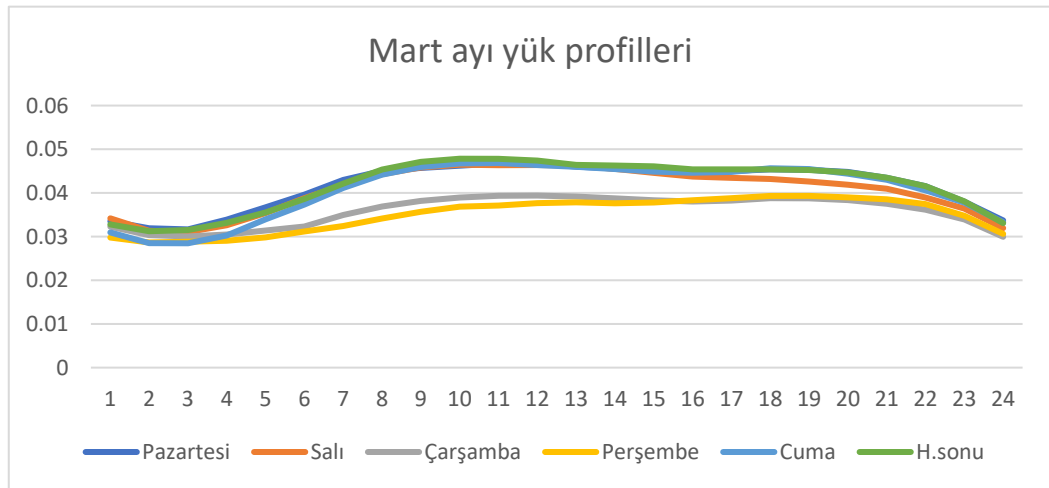
Çizelge 7.4. Şubat ayı için elektrik enerjisi tüketim tahmin yük profil katsayıları.

Saat	Pazartesi	Salı	Çarşamba	Perşembe	Cuma	H.sonu
01	0.034127	0.033506	0.033923	0.03184	0.030877	0.0334
02	0.031331	0.031094	0.031832	0.030653	0.029557	0.031012
03	0.031327	0.031242	0.031803	0.030035	0.02939	0.031204
04	0.033141	0.03294	0.032432	0.030461	0.03024	0.033166
05	0.035349	0.035046	0.033607	0.031227	0.033324	0.035954
06	0.038972	0.037814	0.035129	0.032135	0.036906	0.039103
07	0.042353	0.04144	0.036917	0.033391	0.040354	0.042373
08	0.045375	0.044112	0.038456	0.034743	0.04309	0.044973
09	0.04604	0.045965	0.040126	0.03628	0.045101	0.046822
10	0.047186	0.046828	0.041387	0.037028	0.04644	0.047947
11	0.047538	0.047363	0.041941	0.038	0.047061	0.048277
12	0.047407	0.047233	0.04174	0.038859	0.047254	0.048199
13	0.047055	0.046723	0.041068	0.039531	0.047197	0.047806
14	0.046593	0.046006	0.040491	0.039998	0.046318	0.047176
15	0.046207	0.045546	0.041123	0.04045	0.04545	0.046672
16	0.04593	0.045267	0.041177	0.040368	0.045231	0.046215
17	0.045929	0.045244	0.04135	0.040417	0.045272	0.045948
18	0.045604	0.044908	0.04132	0.040992	0.045266	0.045798
19	0.045149	0.044898	0.041014	0.040903	0.045123	0.045606
20	0.044467	0.04448	0.040991	0.040544	0.044847	0.045186
21	0.043192	0.043595	0.040187	0.039694	0.043718	0.044157
22	0.04108	0.041816	0.038798	0.037713	0.04195	0.042348
23	0.036811	0.038881	0.035818	0.034723	0.038766	0.038957
24	0.031837	0.034229	0.031623	0.030412	0.033164	0.033337

### 7.3. EK 3: MART AYI ÇRAY TAHMİN SONUÇLARI

Çizelge 7.5. Mart ayı için elektrik enerjisi tüketim tahmin modeli katsayıları.

Katsayılar	Pazartesi	Salı	Çarşamba	Perşembe	Cuma	Haftasonu
a00	74.03	72.05	65.73	59.08	64.4	65.79
a10	-18.67	-16.9	-12.76	-10.05	-15.11	-13.96
a01	-1.822	-1.965	1.168	0.1548	-1.515	-1.608
a20	5.292	4.668	3.328	2.902	4.532	4.416
a11	1.13	1.165	-0.5448	-1.01	0.8783	0.7797
a02	-0.7429	-0.005103	0.002532	0.4779	0.04873	0.1074
a30	-0.5108	-0.4412	-0.3062	-0.2932	-0.4317	-0.4341
a21	-0.2184	-0.193	0.07356	0.2068	-0.1559	-0.1051
a12	0.2886	0.04456	0.05629	-0.09747	0.02144	-0.02748
a03	-0.09126	0.0003884	-0.02468	0.1224	0.01646	0.02095
a40	0.02097	0.01769	0.01225	0.01301	0.01735	0.01794
a31	0.01394	0.01093	-0.004334	-0.01196	0.008975	0.004796
a22	-0.02398	-0.002135	-0.007645	0.00404	-0.0006607	0.0003329
a13	0.0107	-0.0009622	0.002791	-0.01959	-0.004999	-0.003694
a04	-6.57E-04	-1.49E-03	-3.03E-04	-1.40E-03	-1.55E-04	5.10E-04
a50	-0.000314	-0.0002599	-0.0001831	-0.0002129	-0.0002567	-0.0002725
a41	-2.90E-04	-1.94E-04	8.83E-05	2.09E-04	-1.67E-04	-7.14E-05
a32	0.0005027	1.40E-05	2.51E-04	-5.16E-05	-1.38E-05	3.85E-05
a23	8.12E-05	-6.80E-06	2.39E-05	6.72E-04	2.85E-04	1.63E-04
a14	-5.59E-04	8.32E-05	-2.56E-04	1.72E-04	-2.14E-04	5.16E-05
a05	2.54E-04	2.87E-05	1.91E-04	1.36E-04	1.77E-04	-4.33E-05



Şekil 7.3. Mart ayı YPK tahminleri.

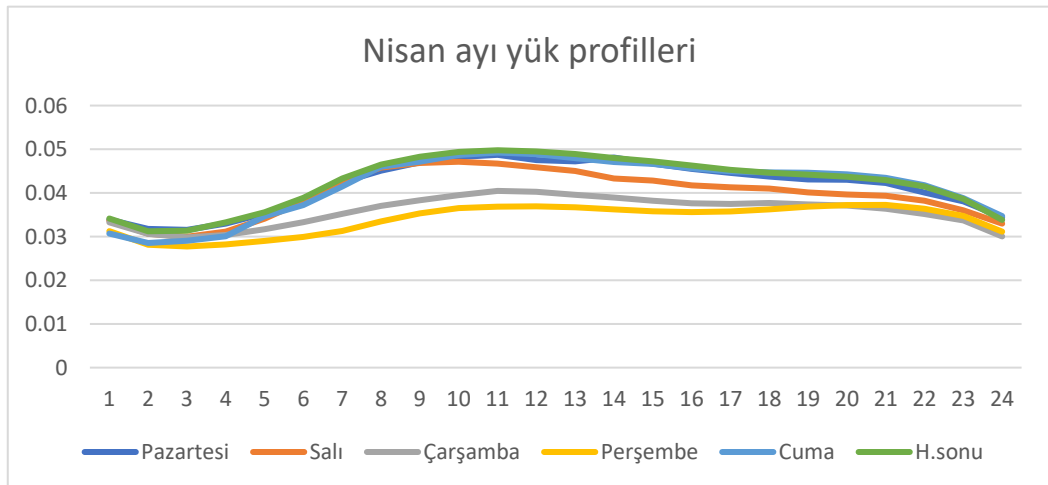
Çizelge 7.6. Mart ayı için elektrik enerjisi tüketim tahmin yük profilleri.

Saat	Pazartesi	Salı	Çarşamba	Perşembe	Cuma	H.sonu
01	0.033535	0.034164	0.032268	0.029793	0.030946	0.032783
02	0.031918	0.031317	0.030338	0.028657	0.028488	0.031227
03	0.031653	0.031048	0.030032	0.028845	0.028468	0.031508
04	0.033879	0.032589	0.030464	0.029034	0.030244	0.033152
05	0.03669	0.035377	0.031392	0.029803	0.033972	0.035526
06	0.039596	0.03878	0.032323	0.031165	0.037334	0.03862
07	0.042957	0.041787	0.034958	0.032434	0.041125	0.042118
08	0.045023	0.044297	0.036899	0.034153	0.044198	0.045362
09	0.04574	0.045851	0.03818	0.035693	0.045925	0.047103
10	0.046241	0.046456	0.038949	0.036869	0.046741	0.047838
11	0.046749	0.046362	0.039364	0.037114	0.046844	0.047812
12	0.046848	0.046377	0.039398	0.037645	0.04638	0.047413
13	0.046015	0.046268	0.039159	0.037859	0.04598	0.046423
14	0.0456	0.045507	0.038743	0.03763	0.045456	0.046285
15	0.045369	0.044574	0.038307	0.037793	0.044871	0.046092
16	0.045006	0.043749	0.03803	0.038334	0.044632	0.045408
17	0.044983	0.043449	0.038242	0.038782	0.044805	0.045401
18	0.045396	0.043201	0.038799	0.039312	0.045639	0.045404
19	0.045293	0.042592	0.038767	0.039322	0.045466	0.045259
20	0.044795	0.041887	0.038371	0.038994	0.044407	0.044703
21	0.043454	0.040973	0.037501	0.03853	0.042999	0.043506
22	0.04156	0.038957	0.036166	0.037423	0.040596	0.041536
23	0.037979	0.036423	0.033932	0.034759	0.037763	0.038068
24	0.033718	0.031952	0.029951	0.030642	0.033249	0.033082

#### 7.4. EK 4: NİSAN AYI ÇRAY TAHMİN SONUÇLARI

Çizelge 7.7. Nisan ayı için elektrik enerjisi tüketim tahmin modeli katsayıları.

Katsayılar	Pazartesi	Salı	Çarşamba	Perşembe	Cuma	Haftasonu
a00	74.21	128.1	53.99	56.79	60.03	69.22
a10	-18.61	-43.99	-6.811	-8.743	-14.2	-17.78
a01	1.007	-22.69	7.721	-0.08446	4.399	1.069
a20	4.637	8.476	2.54	2.421	5.177	5.082
a11	0.428	8.132	-2.792	-0.8494	-1.537	0.6292
a02	-0.4467	2.534	-1.06	0.267	-1.682	-0.815
a30	-0.3647	-0.6009	-0.3006	-0.2569	-0.5752	-0.4959
a21	-0.183	-0.9671	0.3202	0.2262	0.3131	-0.03035
a12	0.1248	-0.6346	0.3338	-0.09149	-0.04821	-0.06637
a03	-0.0139	-0.09249	-0.03708	0.02337	0.3481	0.1111
a40	0.01236	0.01913	0.01363	0.01154	0.0232	0.02059
a31	0.009245	0.03553	-0.008604	-0.01044	0.001187	-0.00067
a22	0.002335	0.05679	-0.03259	-0.01216	-0.0412	0.005719
a13	-0.01207	0.01432	-0.005878	0.01791	0.02724	-0.00135
a04	0.005863	0	0.009282	-0.00713	-0.02953	-0.00435
a50	-0.00016	-0.00024	-0.0002122	-0.00018	-0.0003	-0.00031
a41	-0.00015	-0.00036	3.03E-05	0.000111	-0.00044	3.73E-05
a32	-1.65E-05	-0.00124	0.0005975	0.000559	0.001716	-0.00011
a23	-0.00012	-0.00078	0.0006744	-0.00045	-0.00149	-9.44E-06
a14	0.000431	0	-0.0002414	-7.01E-05	0.00126	3.14E-05
a05	-0.00025	0	-0.0002652	0.000127	0	6.11E-05



Şekil 7.4. Nisan ayı YPK tahminleri.

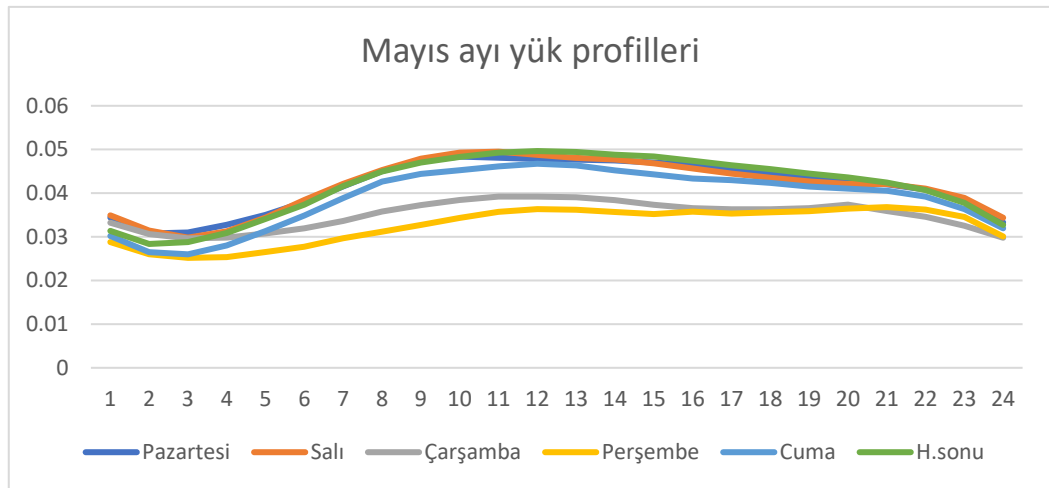
Çizelge 7.8. Nisan ayı için elektrik enerjisi tüketim tahmin yük profilleri.

Saat	Pazartesi	Salı	Çarşamba	Perşembe	Cuma	H.sonu
01	0.03388	0.033622	0.033265	0.031256	0.030712	0.034133
02	0.031744	0.030646	0.03061	0.028132	0.028539	0.031214
03	0.031546	0.029965	0.029827	0.027735	0.029039	0.031339
04	0.032961	0.031129	0.030364	0.028206	0.030083	0.033262
05	0.03527	0.0341	0.031684	0.029026	0.034643	0.035574
06	0.03869	0.038054	0.033301	0.029946	0.037212	0.038855
07	0.042473	0.042673	0.035217	0.031272	0.041466	0.043297
08	0.045102	0.045806	0.03704	0.033487	0.046017	0.0465
09	0.047023	0.046853	0.038332	0.035332	0.047136	0.048278
10	0.048223	0.047143	0.039479	0.036525	0.048686	0.049377
11	0.048724	0.046704	0.040464	0.036858	0.049244	0.049769
12	0.047513	0.045866	0.040247	0.036938	0.048892	0.04949
13	0.047232	0.045016	0.03956	0.036704	0.047956	0.048922
14	0.048117	0.043314	0.038949	0.036219	0.047074	0.04801
15	0.046716	0.042845	0.038198	0.035787	0.046653	0.047219
16	0.045494	0.041742	0.037609	0.035612	0.045647	0.046266
17	0.044574	0.041272	0.037475	0.03577	0.044936	0.045275
18	0.04373	0.041001	0.03769	0.03623	0.044686	0.044608
19	0.043088	0.04011	0.03735	0.036841	0.044626	0.044201
20	0.043022	0.039651	0.037108	0.03723	0.044251	0.04371
21	0.042295	0.039341	0.036393	0.037258	0.043458	0.042953
22	0.04009	0.038218	0.035171	0.036396	0.041752	0.041484
23	0.038066	0.036006	0.033687	0.034713	0.038791	0.038623
24	0.034428	0.032957	0.030054	0.031122	0.03471	0.0338

## 7.5. EK 5: MAYIS AYI ÇRAY TAHMİN SONUÇLARI

Çizelge 7.9. Mayıs ayı için elektrik enerjisi tüketim tahmin modeli katsayıları.

Katsayılar	Pazartesi	Salı	Çarşamba	Perşembe	Cuma	Haftasonu
a00	93.42	-519	139.9	-11.84	106.8	-10
a10	-101.5	27.69	21.66	8.194	-30.84	-33.05
a01	59.25	191.7	-40.24	13.53	-15.94	39.52
a20	11.18	6.777	-0.209	0.2453	6.654	6.02
a11	15.69	-17.09	-6.392	-2.691	2.829	4.077
a02	-15.49	-22.19	6.663	-1.052	2.257	-7.558
a30	-0.616	-0.6583	-0.1686	-0.1452	-0.5365	-0.5893
a21	-1.192	-0.004215	0.5227	0.3291	-0.3466	0.007034
a12	-0.6937	2.006	0.3541	0.05983	-0.09616	-0.5221
a03	1.317	1.092	-0.4641	0.06247	-0.1776	0.7176
a40	0.0196	0.02439	0.008644	0.009807	0.02059	0.02277
a31	0.02557	0.01292	-0.009959	-0.01428	0.008655	0.006286
a22	0.0592	-0.01918	-0.02642	-0.008266	0.01583	-0.009177
a13	-0.005168	-0.0884	-0.004309	0.003087	-0.0008349	0.03395
a04	-4.43E-02	-2.14E-02	1.38E-02	-3.15E-03	6.27E-03	-3.47E-02
a50	-0.0002739	-0.0003521	-0.000117	-0.000195	-0.0003196	-0.0003343
a41	-1.20E-04	-7.44E-05	-3.45E-05	2.26E-04	6.01E-05	-3.09E-05
a32	-9.04E-04	-4.57E-04	4.72E-04	1.13E-04	-5.58E-04	-2.25E-04
a23	-5.31E-04	1.05E-03	1.95E-04	1.08E-04	1.80E-04	4.71E-04
a14	3.42E-04	1.05E-03	2.10E-05	-1.19E-04	-1.35E-04	-8.74E-04
a05	5.33E-04	1.52E-04	-1.53E-04	6.56E-05	-4.69E-05	6.73E-04



Şekil 7.5. Mayıs ayı YPK tahminleri.

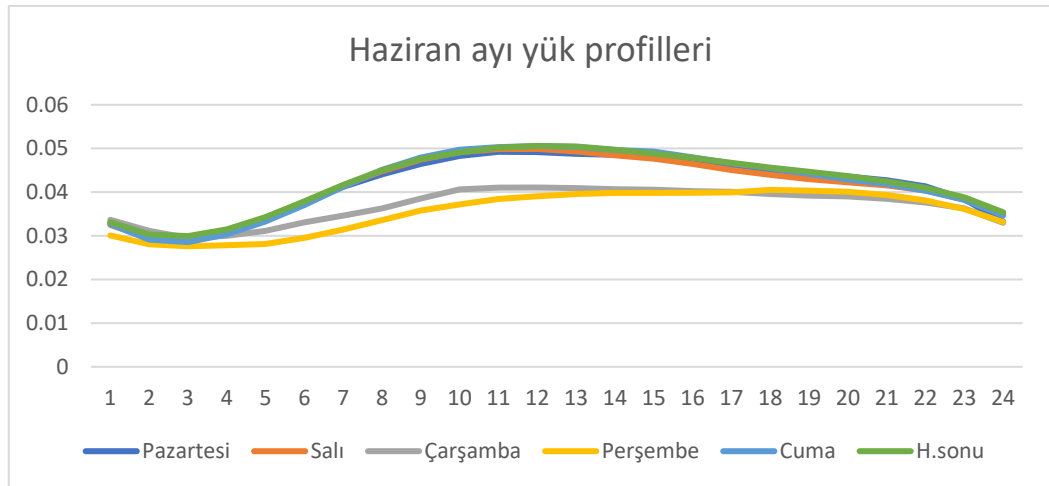
Çizelge 7.10. Mayıs ayı için elektrik enerjisi tüketim tahmin yük profilleri.

Saat	Pazartesi	Salı	Çarşamba	Perşembe	Cuma	H.sonu
01	0.034415	0.03492	0.033213	0.028804	0.030177	0.031351
02	0.030755	0.031449	0.030623	0.025999	0.026482	0.028359
03	0.030992	0.029813	0.029647	0.025181	0.025992	0.028808
04	0.032751	0.031258	0.029822	0.02536	0.028018	0.030878
05	0.035006	0.034395	0.030776	0.026538	0.031319	0.034092
06	0.037964	0.038423	0.03196	0.027746	0.034878	0.037353
07	0.041553	0.04214	0.033631	0.029674	0.038869	0.041621
08	0.045053	0.045293	0.035798	0.031183	0.042635	0.044938
09	0.047374	0.047884	0.037257	0.032723	0.044417	0.047
10	0.048369	0.049274	0.038426	0.03432	0.045246	0.04828
11	0.048124	0.049501	0.039212	0.03572	0.046127	0.049285
12	0.04783	0.048765	0.039211	0.036357	0.046732	0.049641
13	0.047661	0.04808	0.03905	0.036186	0.046345	0.049419
14	0.047499	0.047695	0.038409	0.035697	0.045195	0.048797
15	0.047025	0.046813	0.03732	0.035213	0.044286	0.048412
16	0.046458	0.045639	0.036581	0.035769	0.043352	0.047393
17	0.045645	0.044496	0.036323	0.035318	0.042963	0.046397
18	0.044636	0.043529	0.036302	0.035619	0.042338	0.045509
19	0.043863	0.042676	0.036564	0.035856	0.041494	0.044484
20	0.042868	0.042083	0.037372	0.036453	0.041049	0.043601
21	0.042031	0.0421	0.035904	0.0368	0.040555	0.042416
22	0.0408	0.041045	0.034566	0.036223	0.039185	0.040691
23	0.038012	0.038893	0.032528	0.03455	0.036333	0.037758
24	0.033314	0.034363	0.029795	0.030065	0.03195	0.032704

## 7.6. EK 6: HAZİRAN AYI ÇRAY TAHMİN SONUÇLARI

Çizelge 7.11. Haziran ayı için elektrik enerjisi tüketim tahmin modeli katsayıları.

Katsayılar	Pazartesi	Salı	Çarşamba	Perşembe	Cuma	Haftasonu
a00	-462.8	-710.7	-1798	-816.8	-988.4	197.2
a10	-115.9	124.8	8.771	69.95	-148.3	-64.97
a01	210.7	143.1	468.1	202.1	375.5	-0.6205
a20	9.589	1.095	4.166	-6.784	7.089	5.791
a11	17.9	-28.02	-7.089	-11.34	24.72	8.684
a02	-29.06	-8.387	-44.95	-18.45	-48.9	-3.426
a30	-0.5863	-0.4244	-0.2705	0.22	-0.339	-0.4615
a21	-0.6742	0.6117	-0.147	0.9414	-0.7118	-0.1114
a12	-1.114	1.976	0.7266	0.6296	-1.361	-0.5758
a03	1.807	0.1067	2.052	0.8172	2.891	0.3429
a40	0.02119	0.01845	0.009684	0.003321	0.01856	0.01874
a31	0.008006	-0.005801	0.001905	-0.04138	-0.01498	-0.003054
a22	0.03568	-0.02895	0.004008	-0.01972	0.06106	0.008556
a13	0.02406	-0.06035	-0.02846	-0.0213	0.01114	0.01459
a04	-5.10E-02	5.20E-03	-4.46E-02	-1.66E-02	-7.58E-02	-1.21E-02
a50	-0.0003194	-0.0002686	-0.0001411	-0.0001265	-0.0002569	-0.0002613
a41	1.82E-05	1.76E-05	3.85E-06	3.40E-04	-5.74E-05	-1.88E-05
a32	-2.70E-04	1.54E-04	-4.38E-05	8.19E-04	5.30E-04	1.26E-04
a23	-5.91E-04	4.16E-04	-7.20E-06	-1.13E-04	-1.62E-03	-2.32E-04
a14	-6.06E-05	6.93E-04	3.70E-04	3.86E-04	6.01E-04	-8.68E-05
a05	5.13E-04	-1.31E-04	3.70E-04	1.04E-04	6.57E-04	1.42E-04



Şekil 7.6. Haziran ayı YPK tahminleri.

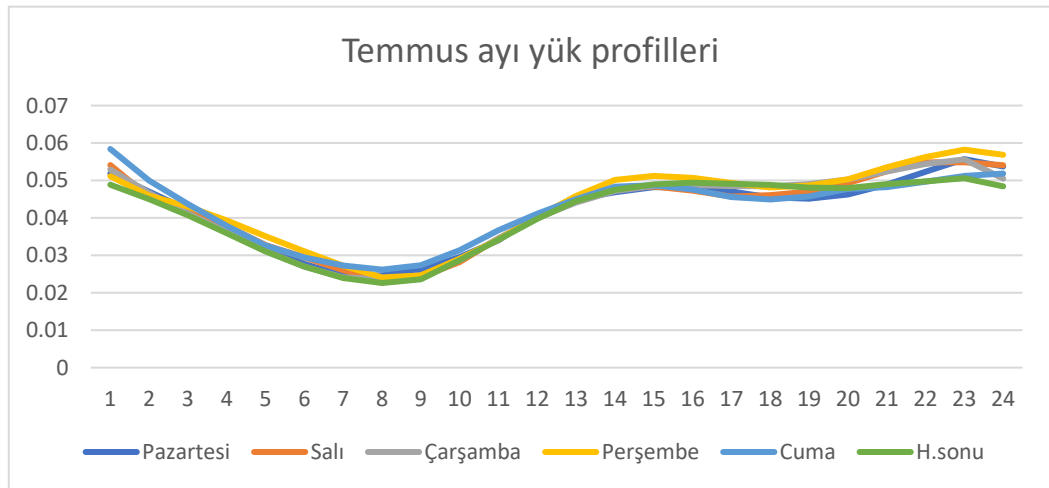
Çizelge 7.12. Haziran ayı için elektrik enerjisi tüketim tahmin yük profilleri.

Saat	Pazartesi	Salı	Çarşamba	Perşembe	Cuma	H.sonu
01	0.033038	0.032496	0.033658	0.03008	0.032677	0.03311
02	0.029758	0.029451	0.031125	0.02806	0.029112	0.030289
03	0.029066	0.028799	0.029497	0.027602	0.028554	0.029939
04	0.030997	0.030683	0.030017	0.027831	0.030333	0.031473
05	0.034093	0.033821	0.031134	0.02812	0.033305	0.034278
06	0.037434	0.037814	0.033067	0.029522	0.037045	0.03787
07	0.041226	0.041506	0.034616	0.031448	0.041245	0.041664
08	0.044076	0.044816	0.03627	0.033587	0.045088	0.045031
09	0.04647	0.047441	0.038545	0.035809	0.047931	0.047589
10	0.048307	0.049177	0.040649	0.037173	0.049713	0.049079
11	0.049236	0.049868	0.041024	0.03842	0.050316	0.050212
12	0.049166	0.049881	0.041059	0.03906	0.050564	0.050581
13	0.048749	0.049305	0.040933	0.039583	0.050348	0.050439
14	0.048545	0.048454	0.040676	0.039832	0.049656	0.049733
15	0.048251	0.047675	0.040575	0.039833	0.049272	0.0488
16	0.047091	0.046471	0.040215	0.039849	0.047959	0.047846
17	0.046204	0.045057	0.040082	0.03995	0.046567	0.046707
18	0.044811	0.043973	0.039585	0.040518	0.045479	0.045632
19	0.044208	0.042961	0.039203	0.040348	0.044179	0.04466
20	0.043563	0.042261	0.039004	0.040092	0.042913	0.043654
21	0.042729	0.041534	0.038461	0.039349	0.041845	0.04245
22	0.041344	0.040379	0.037625	0.038119	0.04033	0.040999
23	0.038372	0.03831	0.036253	0.036119	0.03823	0.03879
24	0.033266	0.034893	0.032955	0.033147	0.034644	0.035394

## 7.7. EK 7: TEMMUZ AYI ÇRAY TAHMİN SONUÇLARI

Çizelge 7.13. Temmuz ayı için elektrik enerjisi tüketim tahmin modeli katsayıları.

Katsayılar	Pazartesi	Salı	Çarşamba	Perşembe	Cuma	Haftasonu
a00	-100.6	-97.05	-953.8	-396.1	-2391	79.62
a10	25.72	-135.4	67.37	6.325	260	35.56
a01	72.52	128.4	218.5	150.3	444.3	1.936
a20	-11.8	-26.06	-12.01	-14.79	-8.915	-11.79
a11	-9.038	31.29	-10.81	-1.112	-50.47	-2.348
a02	-4.46	-16.62	-15.93	-13.54	-24.84	0
a30	1.533	0.9307	1.137	1.598	0.4769	1.044
a21	-0.09564	2.271	0.4357	0.3738	1.513	0.5397
a12	1.315	-2.174	0.8255	0.245	2.836	0
a03	-0.1423	0.7981	0.4579	0.5034	0.4486	0
a40	-0.03421	0.002218	-0.03079	-0.04054	-0.01701	-0.03193
a31	-0.07997	-0.1075	-0.0452	-0.06148	-0.02339	-0.03793
a22	0.05853	-0.00622	0.007661	0.007195	-0.07647	0
a13	-0.07346	0.03604	-0.03236	-0.008271	-0.05169	0
a04	1.71E-02	-1.24E-02	-2.68E-03	-9.04E-03	0	0
a50	0.0002462	0.000282	0.0002047	4.34E-05	7.20E-05	0.0002586
a41	9.06E-04	-8.73E-04	8.04E-04	1.80E-03	6.85E-04	0.0008173
a32	9.38E-04	3.59E-03	2.18E-04	-6.80E-04	-6.97E-05	0
a23	-1.34E-03	-2.04E-03	-1.87E-04	5.86E-04	1.46E-03	0
a14	1.28E-03	4.29E-04	4.36E-04	-1.84E-04	0	0
a05	-3.27E-04	-2.91E-05	-5.02E-05	1.06E-04	0	0



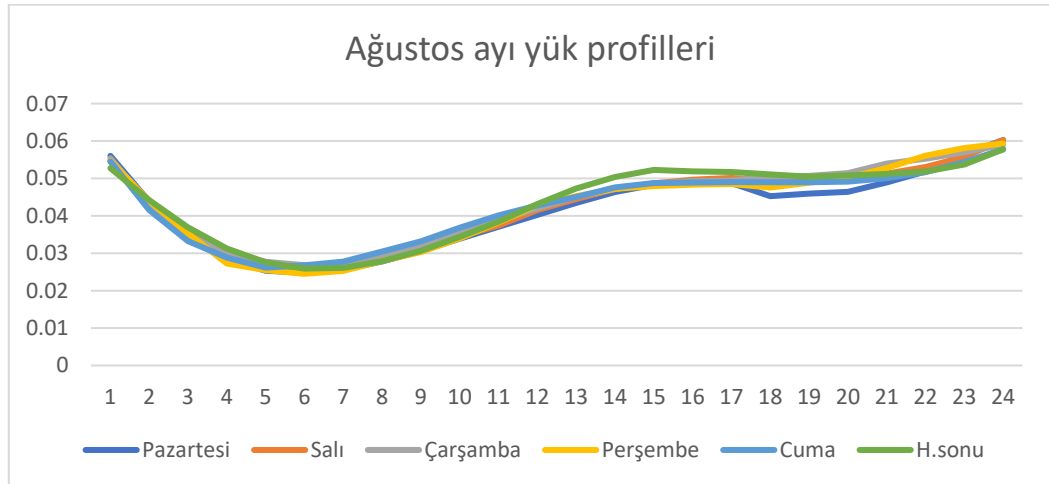
Çizelge 7.14. Temmuz ayı için elektrik enerjisi tüketim tahmin yük profilleri.

Saat	Pazartesi	Salı	Çarşamba	Perşembe	Cuma	H.sonu
01	0.051864	0.054117	0.052908	0.051128	0.058404	0.048851
02	0.046999	0.045606	0.046689	0.045959	0.049977	0.044998
03	0.042138	0.041245	0.041149	0.043006	0.043671	0.040673
04	0.037146	0.037857	0.036191	0.039337	0.037865	0.035901
05	0.031913	0.03272	0.031145	0.035073	0.032597	0.031031
06	0.027697	0.029438	0.02697	0.031076	0.029426	0.027023
07	0.024554	0.026008	0.024108	0.027204	0.027278	0.023928
08	0.024673	0.023243	0.023669	0.024085	0.026177	0.022603
09	0.026101	0.024206	0.024706	0.024627	0.027364	0.023588
10	0.029514	0.028203	0.028667	0.029105	0.031358	0.028697
11	0.034031	0.034525	0.034547	0.0342	0.03672	0.034208
12	0.040714	0.039966	0.040038	0.040357	0.041122	0.039729
13	0.044988	0.044373	0.044097	0.045873	0.04499	0.044502
14	0.046864	0.047704	0.047207	0.050124	0.048354	0.047485
15	0.048222	0.048377	0.048545	0.051213	0.048706	0.048931
16	0.048075	0.04727	0.04871	0.050702	0.047572	0.049399
17	0.047045	0.045688	0.04852	0.049306	0.045558	0.049129
18	0.04547	0.046097	0.048442	0.048147	0.044939	0.048831
19	0.045116	0.047008	0.049027	0.048657	0.045715	0.048098
20	0.046242	0.049279	0.050247	0.050307	0.047729	0.047955
21	0.048898	0.052459	0.052401	0.05352	0.048205	0.049008
22	0.052304	0.054839	0.054407	0.056243	0.049664	0.049745
23	0.055695	0.054857	0.055619	0.058219	0.051202	0.050586
24	0.053736	0.054066	0.050458	0.056834	0.051856	0.048423

## 7.8. EK 8: AĞUSTOS AYI ÇRAY TAHMİN SONUÇLARI

Çizelge 7.15. Ağustos ayı için elektrik enerjisi tüketim tahmin modeli katsayıları.

Katsayılar	Pazartesi	Salı	Çarşamba	Perşembe	Cuma	Haftasonu
a00	-4409	3.06E+04	-1.79E+03	2.51E+04	4.57E+04	4.46E+03
a10	276.7	479.8	-7.141	-2597	-1352	-71.24
a01	560.7	-6436	443.9	-3894	-9236	-981.2
a20	-26.66	-48.29	33.75	88.93	-27.51	-4.568
a11	-22.42	-47.34	-45.57	310.4	246.2	5.535
a02	-22.69	534.1	-28.03	250.9	736.3	92.18
a30	0.9428	0.6671	-1.538	-2.47	1.169	-0.1972
a21	2.293	5.614	-1.3	-6.549	1.823	1.502
a12	0.08795	0.7359	4.055	-14.13	-15.81	-0.6997
a03	0.3021	-21.7	0.5189	-8.542	-29.05	-4.321
a40	0.009629	0.004783	0.04088	0.04159	-0.009508	-0.0001809
a31	-0.117	-0.08858	0.02368	0.09479	-0.09691	-0.006534
a22	-0.008069	-0.1718	0.02378	0.1827	0.008843	-0.06334
a13	0.01237	0.02849	-0.128	0.2801	0.4167	0.03337
a04	0	4.31E-01	4.84E-03	1.58E-01	5.71E-01	9.94E-02
a50	6.187e-05	9.77E-06	-3.07E-04	-4.45E-04	-4.72E-06	2.29E-04
a41	-0.000379	-6.28E-05	-6.89E-04	-3.64E-04	6.49E-04	-3.98E-04
a32	0.002911	2.14E-03	4.13E-04	-1.24E-03	1.41E-03	6.99E-04
a23	-0.001359	1.25E-03	-4.45E-04	-1.84E-03	-1.05E-03	5.33E-04
a14	0	-5.92E-04	1.44E-03	-1.95E-03	-3.80E-03	-4.43E-04
a05	0	-3.35E-03	-1.67E-04	-1.28E-03	-4.51E-03	-8.92E-04



Şekil 7.8. Ağustos ayı YPK tahminleri.

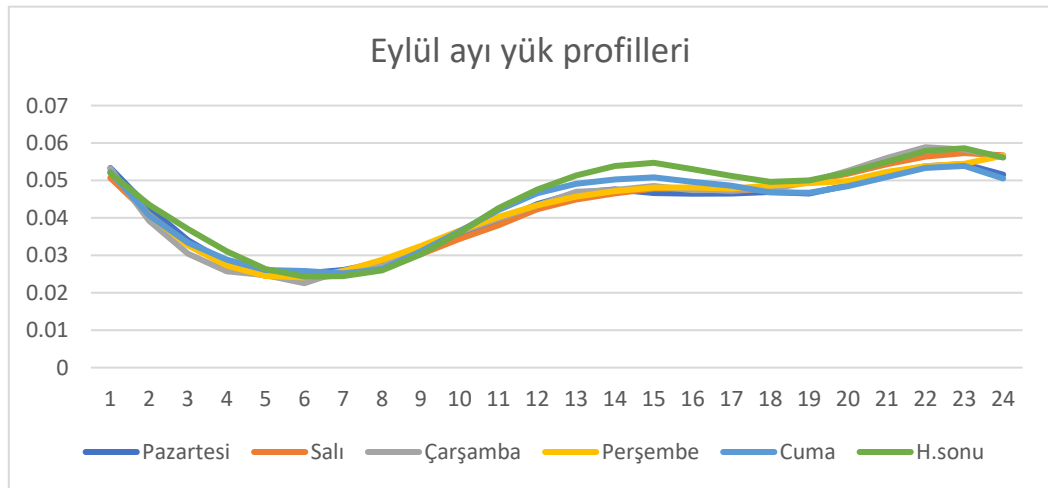
Çizelge 7.16. Ağustos ayı için elektrik enerjisi tüketim tahmin yük profilleri.

Saat	Pazartesi	Salı	Çarşamba	Perşembe	Cuma	H.sonu
01	0.056026	0.054504	0.055411	0.05474	0.054546	0.052749
02	0.043814	0.043984	0.043222	0.043946	0.041518	0.044182
03	0.035347	0.035715	0.034848	0.035301	0.033253	0.036919
04	0.028531	0.030417	0.029942	0.027252	0.028826	0.031256
05	0.025307	0.027636	0.027711	0.025478	0.02616	0.027604
06	0.024796	0.02636	0.026803	0.024515	0.026791	0.025896
07	0.025663	0.026746	0.026918	0.025271	0.027769	0.026115
08	0.027813	0.028587	0.02901	0.027937	0.030456	0.027877
09	0.030623	0.031233	0.031959	0.030344	0.033217	0.03068
10	0.033877	0.034488	0.035341	0.033957	0.036841	0.03438
11	0.037081	0.037421	0.03867	0.038257	0.040115	0.038448
12	0.040264	0.041557	0.042022	0.042851	0.042796	0.043154
13	0.043475	0.044505	0.045022	0.04526	0.045062	0.047309
14	0.04639	0.04718	0.047176	0.04721	0.047599	0.050376
15	0.048313	0.048676	0.048596	0.047969	0.048786	0.052276
16	0.048753	0.049666	0.049262	0.04833	0.048888	0.051873
17	0.048776	0.050145	0.049398	0.04849	0.049029	0.051735
18	0.045279	0.049485	0.050482	0.047561	0.048984	0.051075
19	0.045934	0.049651	0.050681	0.048868	0.048981	0.050498
20	0.046423	0.050433	0.051404	0.050136	0.04917	0.050807
21	0.048921	0.051279	0.053983	0.052806	0.050063	0.051185
22	0.051907	0.053054	0.055247	0.056078	0.051669	0.051826
23	0.056425	0.055791	0.05696	0.058119	0.054433	0.053734
24	0.060262	0.060263	0.059015	0.059337	0.057793	0.057769

## 7.9. EK 9: EYLÜL AYI ÇRAY TAHMİN SONUÇLARI

Çizelge 7.17. Eylül ayı için elektrik enerjisi tüketim tahmin modeli katsayıları.

Katsayılar	Pazartesi	Salı	Çarşamba	Perşembe	Cuma	Haftasonu
a00	387.7	-23.41	376.3	1087	-2.02E+04	-9028
a10	-804.4	67.83	-1616	-242.8	1339	-205
a01	22.09	8.273	66.42	-93.83	3623	1751
a20	46.55	-12.57	116.8	23.27	0.7795	41.82
a11	95.74	-5.248	190.4	21.81	-264.2	-12.99
a02	-4.371	0	-8.521	2.353	-232.2	-120.6
a30	0.7021	0.6978	-1.453	-0.5725	0.5507	0.5452
a21	-6.948	0.9	-13.65	-1.911	-0.6294	-6.092
a12	-3.463	0	-7.012	-0.6069	19.02	3.799
a03	0.1318	0	0.2294	0	6.074	3.471
a40	-0.03491	-0.008471	-0.01715	-0.001353	0.008657	-0.04497
a31	0.01147	-0.05188	0.171	0.03546	-0.05855	0.05846
a22	0.2983	0	0.4887	0.05809	5.12E-02	2.15E-01
a13	0.03021	0	0.0716	0	-0.5918	-0.1672
a04	0	0	0	0	-4.07E-02	-3.38E-02
a50	-1.48E-04	-0.0001285	-1.30E-04	-7.22E-05	-8.02E-04	-7.63E-05
a41	2.27E-03	0.0009451	1.53E-03	0.0006623	2.19E-03	2.57E-03
a32	-3.08E-03	0	-6.07E-03	-1.60E-03	-1.59E-03	-4.85E-03
a23	-2.78E-03	0	-4.07E-03	0	5.91E-04	-2.65E-04
a14	0	0	0	0	6.32E-03	1.58E-03
a05	0	0	0	0	-3.94E-04	0



Şekil 7.9. Eylül ayı YPK tahminleri.

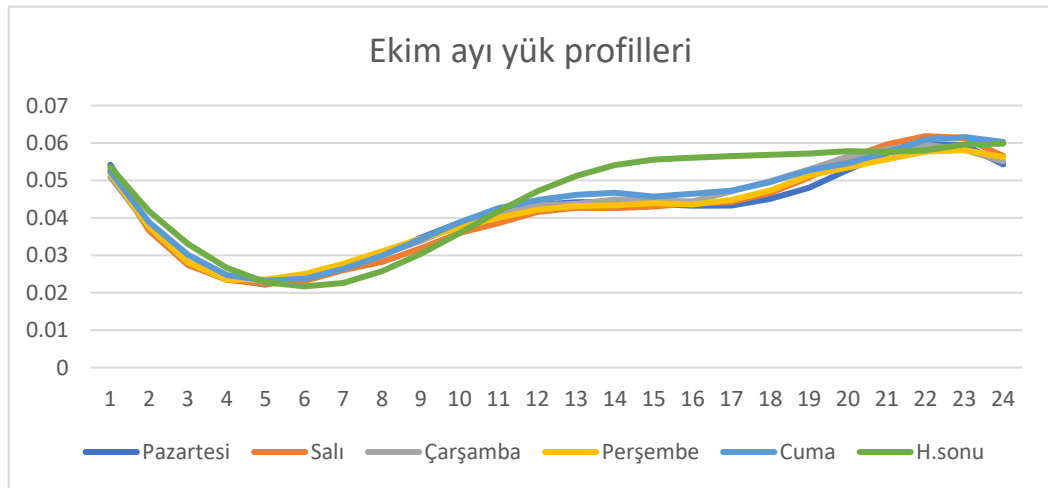
Çizelge 7.18. Eylül ayı için elektrik enerjisi tüketim tahmin yük profilleri.

Saat	Pazartesi	Salı	Çarşamba	Perşembe	Cuma	H.sonu
01	0.053343	0.050706	0.053233	0.052277	0.052277	0.05199
02	0.042698	0.040826	0.039215	0.040781	0.04065	0.043494
03	0.034008	0.033103	0.030443	0.032632	0.033385	0.037029
04	0.027977	0.027154	0.025722	0.027266	0.028826	0.031058
05	0.02515	0.024523	0.024703	0.02449	0.026086	0.026344
06	0.025167	0.02382	0.022539	0.024098	0.025789	0.024314
07	0.02605	0.024764	0.025956	0.025767	0.025162	0.02445
08	0.02818	0.027465	0.027002	0.028802	0.026339	0.025972
09	0.031677	0.030282	0.031615	0.032481	0.031083	0.030246
10	0.035446	0.034416	0.036215	0.03664	0.03645	0.036112
11	0.039154	0.038048	0.039783	0.040271	0.042119	0.042591
12	0.043666	0.042326	0.043357	0.043365	0.046578	0.04758
13	0.046623	0.044918	0.046986	0.045682	0.049111	0.051322
14	0.047616	0.046551	0.047428	0.047126	0.050284	0.053845
15	0.046637	0.047817	0.048517	0.048101	0.050826	0.054715
16	0.046471	0.047821	0.047413	0.048148	0.049631	0.053017
17	0.04651	0.047104	0.047454	0.047818	0.048608	0.051205
18	0.046947	0.047949	0.047694	0.048662	0.046814	0.049613
19	0.046518	0.049752	0.049543	0.049276	0.046707	0.049998
20	0.048705	0.051806	0.052566	0.049828	0.048467	0.052135
21	0.051771	0.054319	0.056004	0.052287	0.050928	0.054971
22	0.053759	0.056398	0.05887	0.053818	0.053331	0.05788
23	0.054373	0.057304	0.058259	0.054472	0.053888	0.058594
24	0.051557	0.056716	0.056226	0.056629	0.050503	0.056127

## 7.10. EK 10: EKİM AYI ÇRAY TAHMİN SONUÇLARI

Çizelge 7.19. Ekim ayı için elektrik enerjisi tüketim tahmin modeli katsayıları.

Katsayılar	Pazartesi	Salı	Çarşamba	Perşembe	Cuma	Haftasonu
a00	949.6	-433.7	181.6	259.9	1108	587.2
a10	-419.3	85.55	-54.16	-37.08	-122.5	-91.23
a01	-155.1	175.7	-1.087	-11.06	-276.8	-126.7
a20	24.16	0.9905	9.411	5.719	-8.89	0.6173
a11	76.42	-42.15	-0.9793	-3.592	37.69	22.2
a02	9.803	-17.6	0	0.2579	24.9	10.91
a30	-0.6908	-0.2543	-0.7963	-0.4853	0.5178	0.7269
a21	-3.119	1.117	0.2835	0.6007	1.387	-0.9173
a12	-5.238	4.683	0	0.1572	-4.24	-2.021
a03	-0.2317	0.6617	0	0	-0.7059	-0.2901
a40	0.0359	0.02826	0.03524	0.02072	0.008151	-0.02651
a31	-0.02836	-0.06685	-0.02232	-0.02706	-0.1344	-0.0483
a22	0.2272	-0.03808	0	-0.02048	0.06049	0.1202
a13	0.125	-0.2185	0	0	0.1317	0.04941
a04	0.002681	-0.005966	0	0	0	0
a50	-0.0008729	-0.0007544	-0.000609	-0.0003298	-0.0003557	0.0001896
a41	0.00162	0.00158	0.0005084	0.0003402	0.00137	0.001439
a32	-0.00185	-0.0003402	0	0.0005961	0.002812	-0.0006362
a23	-0.003263	0.001888	0	0	-0.004048	-0.002499
a14	-0.001036	0.003065	0	0	0	0
a05	0	0	0	0	0	0



Şekil 7.10. Ekim ayı YPK tahminleri.

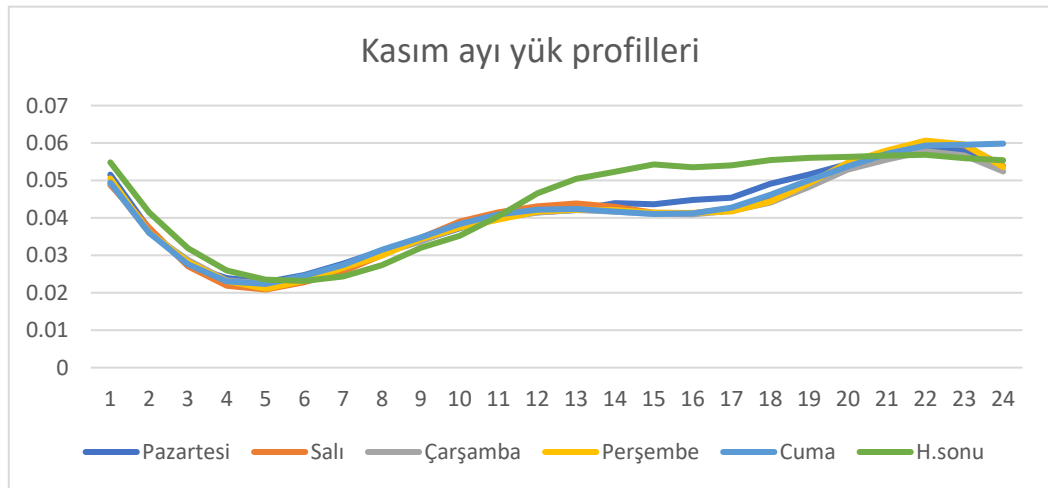
Çizelge 7.20. Ekim ayı için elektrik enerjisi tüketim tahmin yük profilleri.

Saat	Pazartesi	Salı	Çarşamba	Perşembe	Cuma	H.sonu
01	0.054193	0.05276	0.050935	0.051953	0.05242	0.053598
02	0.037093	0.036586	0.03747	0.037604	0.03887	0.041749
03	0.027482	0.027451	0.028125	0.028113	0.030145	0.033026
04	0.023707	0.023437	0.024428	0.023547	0.024757	0.026646
05	0.022166	0.02236	0.022989	0.023521	0.02324	0.022798
06	0.024682	0.02318	0.024714	0.025003	0.023729	0.021697
07	0.027004	0.026024	0.026924	0.027714	0.026345	0.022585
08	0.03003	0.028253	0.030183	0.031088	0.029929	0.025778
09	0.034719	0.031886	0.03386	0.034427	0.034338	0.030375
10	0.038727	0.035992	0.038093	0.037452	0.038801	0.035925
11	0.041335	0.03861	0.040865	0.040068	0.042626	0.041794
12	0.043501	0.041568	0.043428	0.042134	0.044764	0.047094
13	0.044199	0.042682	0.043705	0.043184	0.046167	0.051212
14	0.04418	0.042599	0.044939	0.043318	0.046717	0.054127
15	0.043763	0.043038	0.044555	0.043955	0.045679	0.05558
16	0.043262	0.043899	0.044413	0.043595	0.046479	0.056087
17	0.043283	0.04424	0.04711	0.044787	0.047289	0.056514
18	0.045082	0.046655	0.049813	0.047319	0.049574	0.056834
19	0.048054	0.050787	0.052925	0.051325	0.052728	0.057207
20	0.052814	0.055869	0.056438	0.053475	0.054581	0.057848
21	0.057308	0.059609	0.058348	0.055654	0.057576	0.057628
22	0.059656	0.061842	0.059579	0.057693	0.060881	0.058043
23	0.059484	0.061343	0.05819	0.0581	0.061606	0.059619
24	0.054274	0.056546	0.055114	0.056249	0.060287	0.059834

## 7.11. EK 11: KASIM AYI ÇRAY TAHMİN SONUÇLARI

Çizelge 7.21. Kasım ayı için elektrik enerjisi tüketim tahmin modeli katsayıları.

Katsayılar	Pazartesi	Salı	Çarşamba	Perşembe	Cuma	Haftasonu
a00	3.40E+02	3.98E+02	4.82E+02	6.94E+01	-2.86E+01	1.43E+03
a10	-86.13	-128.4	-60.18	-64.29	-115.2	13.41
a01	-44.64	-66.82	-202.3	46.55	121	-518.7
a20	6.218	3.203	-0.9473	-4.548	-2.635	-7.038
a11	13.45	32.5	17.29	19.06	35.81	-0.7926
a02	1.624	2.543	43.05	-13.46	-31.76	76.28
a30	-0.6706	-0.3538	-0.1914	0.02521	-0.5068	0.1404
a21	0.6277	0.8246	1.642	1.848	2.51	2.044
a12	-1.679	-4.253	-3.421	-2.948	-5.741	-1.455
a03	0.201	0.4289	-4.421	1.494	3.667	-5.01
a40	0.03678	0.03426	0.02446	0.02697	0.03947	0.003637
a31	-0.05016	-0.114	-0.1066	-0.1467	-0.1038	-0.05448
a22	1.39E-02	8.12E-02	-3.89E-03	3.07E-02	-5.53E-02	-1.04E-01
a13	0.05875	0.1604	0.1835	0.09268	0.289	0.1439
a04	-1.00E-02	-2.40E-02	2.38E-01	-5.22E-02	-1.74E-01	1.37E-01
a50	-6.33E-04	-7.27E-04	-4.89E-04	-6.92E-04	-4.82E-04	-2.21E-04
a41	5.88E-04	1.63E-03	9.35E-04	1.97E-03	-4.81E-04	1.20E-03
a32	8.56E-04	1.78E-03	3.80E-03	2.63E-03	6.08E-03	-4.77E-04
a23	-1.06E-03	-3.96E-03	-4.62E-03	-3.30E-03	-5.32E-03	3.62E-03
a14	-3.28E-04	-8.95E-04	-6.29E-04	8.28E-04	-1.75E-03	-4.73E-03
a05	0	0	-5.92E-03	0	2.21E-03	-8.15E-04



Şekil 7.11. Kasım ayı YPK tahminleri.

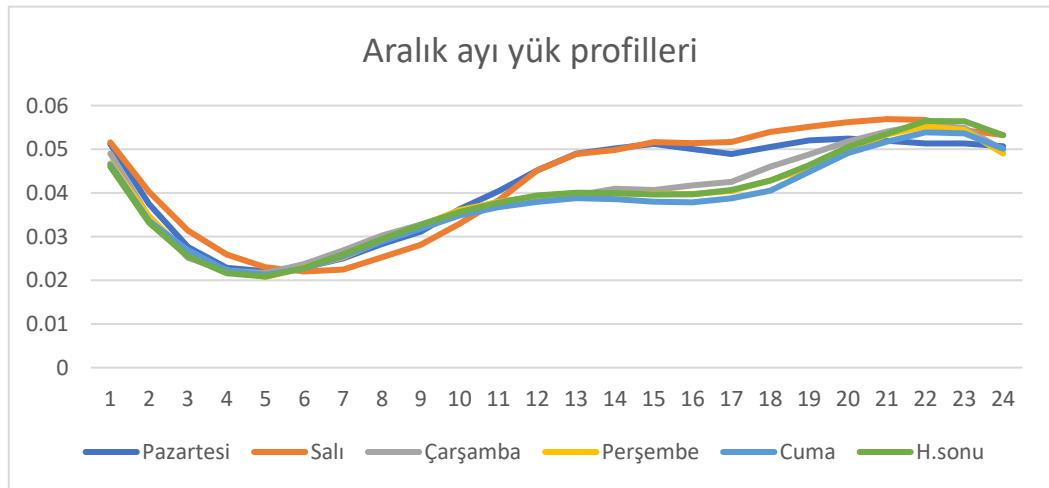
Çizelge 7.22. Kasım ayı için elektrik enerjisi tüketim tahmin yük profilleri.

Saat	Pazartesi	Salı	Çarşamba	Perşembe	Cuma	H.sonu
01	0.051539	0.04878	0.049245	0.050572	0.04945	0.054851
02	0.037012	0.037405	0.036003	0.036097	0.036029	0.041451
03	0.027208	0.027052	0.028758	0.028233	0.027621	0.031898
04	0.023932	0.021887	0.023304	0.0231	0.023032	0.025959
05	0.022839	0.020846	0.022453	0.021067	0.022354	0.023502
06	0.024749	0.022828	0.023608	0.023186	0.024539	0.023155
07	0.027762	0.025713	0.026766	0.026682	0.027425	0.024344
08	0.031296	0.03003	0.030534	0.029939	0.031484	0.027392
09	0.033925	0.034652	0.033665	0.034355	0.034782	0.031993
10	0.037226	0.039039	0.037506	0.037407	0.038394	0.035211
11	0.039958	0.041492	0.040054	0.03952	0.040962	0.040474
12	0.041498	0.043093	0.041404	0.041672	0.042204	0.04653
13	0.04212	0.043855	0.042117	0.0422	0.042398	0.050454
14	0.043931	0.04297	0.041676	0.042099	0.041687	0.052338
15	0.043655	0.041358	0.041096	0.041361	0.041026	0.054268
16	0.044777	0.041232	0.040953	0.041338	0.041202	0.053496
17	0.045397	0.042485	0.041888	0.04171	0.042741	0.054042
18	0.0491	0.044845	0.044067	0.044341	0.046148	0.055445
19	0.051586	0.048964	0.048273	0.049259	0.050048	0.056052
20	0.05441	0.053796	0.052935	0.054801	0.053763	0.056306
21	0.056295	0.05751	0.055561	0.058021	0.057094	0.056654
22	0.058052	0.059607	0.057827	0.060641	0.05935	0.056854
23	0.058004	0.059405	0.056677	0.059626	0.05956	0.055954
24	0.053728	0.053866	0.052391	0.053578	0.059834	0.055394

## 7.12. EK 12: ARALIK AYI ÇRAY TAHMİN SONUÇLARI

Çizelge 7.23. Aralık ayı için elektrik enerjisi tüketim tahmin modeli katsayıları.

Katsayılar	Pazartesi	Salı	Çarşamba	Perşembe	Cuma	Haftasonu
a00	1.18E+03	5.19E+01	2.69E+02	3.38E+02	3.45E+02	1.50E+02
a10	-166.8	-114.1	-82.48	-23.1	-64.78	-49.54
a01	-338.1	-97.07	-18.89	-74.73	-97.18	-7.828
a20	3.801	7.308	8.494	1.183	2.903	2.741
a11	49.21	13.46	9.632	-1.768	14.63	6.514
a02	35.74	32.01	-1.15	8.984	14.21	0.6345
a30	-0.2081	0.07393	-0.877	-0.4592	-0.435	-0.4993
a21	-0.1881	-0.5317	0.5031	1.763	1.137	1.275
a12	-6.066	-1.353	-1.164	-0.6787	-2.859	-1.474
a03	-1.215	-3.086	0.302	-0.3157	-0.6677	0.0866
a40	0.02123	-0.01867	0.04453	0.03441	0.02912	0.03311
a31	-0.08043	0.03744	-0.04205	-0.09527	-0.07502	-0.07265
a22	1.67E-01	-6.14E-02	1.42E-02	-3.53E-02	-1.13E-03	-2.10E-02
a13	0.2247	0.152	0.03508	0.03453	0.1652	0.07909
a04	0	9.50E-02	-1.08E-02	0	1.07E-03	-7.02E-03
a50	-2.63E-04	1.58E-04	-7.55E-04	-6.85E-04	-5.25E-04	-6.15E-04
a41	6.42E-05	1.05E-03	5.55E-04	1.33E-03	6.81E-04	8.72E-04
a32	3.26E-03	-3.80E-03	5.57E-04	1.71E-03	2.65E-03	1.60E-03
a23	-8.84E-03	6.38E-03	-8.20E-04	-5.12E-04	-3.36E-03	-8.99E-04
a14	0	-7.03E-03	-4.02E-05	0	-1.39E-03	-8.85E-04
a05	0	0	0	0	0	0



Şekil 7.12. Aralık ayı YPK tahminleri.

Çizelge 7.24. Aralık ayı için elektrik enerjisi tüketim tahmin yük profilleri.

Saat	Pazartesi	Salı	Çarşamba	Perşembe	Cuma	H.sonu
01	0.051195	0.051588	0.049005	0.046784	0.046484	0.046032
02	0.037433	0.040226	0.034427	0.034606	0.033553	0.033138
03	0.027602	0.031376	0.025138	0.02602	0.026887	0.025403
04	0.022851	0.025901	0.022197	0.02227	0.022219	0.021628
05	0.022052	0.022952	0.021643	0.020783	0.021246	0.020851
06	0.022926	0.022014	0.023749	0.022922	0.022754	0.022806
07	0.025014	0.022465	0.02685	0.025268	0.025496	0.025958
08	0.028313	0.025276	0.030263	0.029064	0.028913	0.029467
09	0.031152	0.028129	0.032765	0.032478	0.031842	0.03273
10	0.036306	0.032976	0.035672	0.036101	0.034831	0.03563
11	0.040395	0.038332	0.037986	0.037935	0.036739	0.037769
12	0.045166	0.045168	0.039056	0.03922	0.037942	0.039408
13	0.048988	0.048896	0.039428	0.039972	0.038801	0.040035
14	0.050182	0.049819	0.040952	0.03981	0.038587	0.039953
15	0.051219	0.051632	0.040679	0.039737	0.037997	0.03964
16	0.050051	0.051414	0.041717	0.039749	0.037835	0.039685
17	0.048899	0.051657	0.04254	0.040441	0.038751	0.040653
18	0.050507	0.053972	0.046028	0.042877	0.040512	0.042839
19	0.052015	0.055125	0.048807	0.045678	0.044792	0.046349
20	0.052435	0.056202	0.051758	0.049668	0.049133	0.05051
21	0.051939	0.056898	0.054058	0.053389	0.051749	0.053526
22	0.051333	0.0567	0.055672	0.05525	0.053876	0.056459
23	0.051339	0.054338	0.054883	0.054418	0.053635	0.056428
24	0.050689	0.05326	0.049868	0.049024	0.050124	0.053189

# ÖZGEÇMİŞ

## KİŞİSEL BİLGİLER

Adı Soyadı : Gülsüm YILDIRIZ

Yabancı Dili : İngilizce

## ÖĞRENİM DURUMU

Derece	Alan	Okul/Üniversite	Mezuniyet Yılı
Doktora	Elektrik Elektronik Müh.	Düzce Üniversitesi	2022
Y. Lisans	Elektrik Elektronik Müh.	Cumhuriyet Üniversitesi	2012
Lisans	Elektrik Elektronik Müh.	Gazi Üniversitesi	2007
Lise		Kütahya Fen Lisesi	2001

## YAYINLAR

### Uluslararası hakemli dergilerde yayımlanan makaleler (SCI, SSCI, Arts and Humanities)

Yildiriz, G., & Öztürk, A. (2022). Electrical energy consumption forecasting using regression method considering temperature effect for distribution network. Electrical Engineering, 1-12.

### Ulusal bilimsel toplantılarda sunulan ve bildiri kitabında basılan bildiriler

Yildiriz, G., & Yücedağ, İ. & Öztürk, A. (2018). Bahçe aydınlatması otomasyonu ile enerji tasarrufu. II. International Scientific and Vocational Studies Congress, 756-763 (Tam Metin Bildiri/Sözlü Sunum)

Yildiriz, G., & Öztürk, A. (2018). Enerji hatları üzerinden haberleşme (PLC). Engineers of Future International Student Symposium 2018. (Sözlü Sunum)

Yildiriz, G., & Öztürk, A. (2019). Mühendislikte tahmin problemlerinin çözümünde zaman serisi yönteminin karşılaştırmalı analizi. IMASCON Uluslararası Marmara Fen ve Sosyal Bilimler Kongresi Bahar 2019. (Tam Metin Bildiri/Sözlü Sunum)

