

**TÜRK HAVA KURUMU ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**TÜRKİYE'DE İKLİMİN ENERJİ PİYASASINA OLAN ETKİLERİ VE BU
ETKİLERİN TAHMİN EDİLEBİLİRLİĞİ**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Murat KOÇALI

Elektrik ve Bilgisayar Anabilim Dalı

Elektrik ve Bilgisayar Mühendisliği Programı

AĞUSTOS 2019

**TÜRK HAVA KURUMU ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**TÜRKİYE'DE İKLİMİN ENERJİ PİYASASINA OLAN ETKİLERİ VE BU
ETKİLERİN TAHMİN EDİLEBİLİRLİĞİ**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Murat KOÇALI

1203617036

Elektrik ve Bilgisayar Anabilim Dalı

Elektrik ve Bilgisayar Mühendisliği Programı

Tez Danışmanı: Prof. Dr. Ahmet COŞAR

Eş Danışman: Yrd. Doç. Dr. Tayfun KÜÇÜKYILMAZ

Türk Hava Kurumu Üniversitesi Fen Bilimler, Enstitüsü'nün 1203617036 numaralı Yüksek Lisans öğrencisi, “Murat KOÇALI”, ilgili yönetmeliklerin belirlediği gerekli tüm şartları yerine getirdikten sonra hazırladığı “Türkiye’de İklimin Enerji Piyasasına Olan Etkileri ve Bu Etkilerin Tahmin Edilebilirliği” başlıklı tezini, aşağıda imzaları olan jüri önünde başarı ile sunmuştur.

Tez Danışmanı : Prof. Dr. Ahmet COŞAR Kabul/Red
Türk Hava Kurumu Üniversitesi

Eş Danışman : Dr. Öğr. Üyesi Tayfun KÜÇÜKYILMAZ Kabul/Red
Türk Eğitim Derneği Üniversitesi

Jüri Üyeleri : Prof. Dr. Ahmet COŞAR Kabul/Red
Türk Hava Kurumu Üniversitesi

: Dr. Öğr. Üyesi Shadi Al SHEHABI Kabul/Red
Türk Hava Kurumu Üniversitesi

: Dr. Öğretim Üyesi Orkunt SABUNCU Kabul/Red
Türk Eğitim Derneği Üniversitesi

Tez Savunma Tarihi: 27 Ağustos 2019

ONAY

Dr. Öğr. Üyesi Adnan GÜZEL

Enstitü Müdürü

...../...../2019

**TÜRK HAVA KURUMU ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ MÜDÜRLÜĞÜ'NE**

Yüksek Lisans Tezi olarak sunduğum, “Türkiye’de İklimin Enerji Piyasasına Olan Etkileri ve Bu Etkilerin Tahmin Edilebilirliği” adlı çalışmamın, tarafımdan akademik etik ve kurallara aykırı düşecek bir yardıma başvurmaksızın yazıldığını ve yararlandığım kaynakların kaynakçada gösterilenlerden oluştuğunu, bunlara atıf yapılarak yararlanılmış olduğunu belirtir ve bunu onurumla doğrularım.

27/08/2019

Murat KOÇALI

TEŐEKKÜR

Yüksek Lisans tez çalışma sürecinde beni yönlendiren, karşılaştığım zorlukları bilgi ve tecrübesi ile aşmamda yardımcı olan desteğini ve yardımını hiçbir zaman esirgemeyen tez eş danışmanım Dr. Öğretim Üyesi Tayfun KÜÇÜKYILMAZ'a ve tez danışmanım değerli Prof. Dr. Ahmet COŐAR'a teşekkürlerimi sunarım.

Hayatım boyunca her zaman yanımda olan, maddi ve manevi desteklerini hiçbir zaman esirgemeyen eşim Gülhan KOÇALI'ye, arkadaşım Hüseyin KEÇELİ'ye ve Dr. Mustafa Baha ŐEN'e teşekkürlerimi, sevgi ve saygılarımı sunarım.

Ağustos, 2019

Murat KOÇALI

İÇİNDEKİLER

TEŞEKKÜR.....	iv
İÇİNDEKİLER.....	v
TABLO LİSTESİ.....	ix
ŞEKİL LİSTESİ.....	xiii
ÖZET.....	xvi
ABSTRACT.....	xviii
BİRİNCİ BÖLÜM.....	1
1. GİRİŞ.....	1
İKİNCİ BÖLÜM.....	6
2. LİTERATÜR ÖZETİ.....	6
ÜÇÜNCÜ BÖLÜM.....	15
3. VERİ SETİ YAPISI VE ÖZELLİKLERİ.....	15
3.1 Elektrik Tüketim Verileri.....	15
3.2 Meteorolojik Veriler.....	18
3.2.1 Buhar Basıncı (hPa).....	21
3.2.2 Güneşlenme Süresi (Saat).....	23
3.2.3 Güneş Radyasyonu (Watt/m ²).....	25
3.2.4 Isı (°C).....	27
3.2.5 Maksimum Isı (°C).....	29
3.2.6 Minimum Isı (°C).....	30
3.2.7 Nem (%).....	32
3.2.8 Maksimum Nem (%).....	34
3.2.9 Minimum Nem (%).....	35
3.2.10 Rüzgâr (m/sec).....	37
3.2.11 Rüzgâr 10 Metre (m/sec).....	39
3.2.12 Saatlik Basınç (hPa).....	40
3.2.13 Toprak Isısı (5, 10, 20, 50 ve 100 metre).....	42
3.3 Haftanın Günleri.....	44
3.4 Bayram Tatili Günleri.....	45
3.5 Gelişim Endeksi.....	46
3.6 Nüfus Ağırlığı.....	47
DÖRDÜNCÜ BÖLÜM.....	49
4. MATERYAL VE YÖNTEM.....	49
4.1 Koorelasyon İncelemesi.....	50
4.2 Modeller.....	50
4.2.1 Model 1.....	52
4.2.2 Model 2.....	52
4.2.3 Model 3.....	53
4.3 Modele göre İklim Verilerinin Etkisi.....	54
4.3.1 I. Grup Deneyler.....	55
4.3.2 II. Grup Deneyler.....	56

4.3.3	III. Grup Deneyler	56
4.3.4	IV. Grup Deneyler	57
4.4	Veri Madenciliği Yöntemleri	58
4.4.1	Sınıflama ve Regresyon	58
4.4.1.1	Destekçi vektör makineleri (SVM)	59
4.4.1.2	Karar ağaçları öğrenmesi (Decision Tree Learning)	59
4.4.1.3	K-en yakın komşu (KNN)	60
4.4.1.4	Yapay sinir ağları (ANN)	60
4.4.2	Veri Madenciliği Programları	61
4.4.3	WEKA Programı	61
4.4.3.1	Arff dosya yapısı	62
4.4.3.2	Enerji tüketim eğitim-test dosyaları	63
4.4.3.3	Kullanılan algoritmalar	64
4.4.3.4	Algoritmaların Karşılaştırılması	68
	BEŞİNCİ BÖLÜM	69
	5. DENEYLER VE SONUÇLAR	69
5.1	Korelasyon Deneyleri	69
5.1.1	Buhar Basıncı Deneyleri	70
5.1.2	Güneşlenme Deneyleri	71
5.1.3	Güneş Radyasyonu Deneyleri	72
5.1.4	Isı Deneyleri	73
5.1.5	Maksimum Isı Deneyleri	73
5.1.6	Maksimum Nem Deneyleri	74
5.1.7	Minimum Isı Deneyleri	75
5.1.8	Minimum Nem Deneyleri	75
5.1.9	Nem Deneyleri	76
5.1.10	Rüzgar Deneyleri	77
5.1.11	Rüzgâr 10 Metre Deneyleri	78
5.1.12	Saatlik Basıncı Deneyleri	79
5.1.13	Toprak Isı 5 Deneyleri	79
5.1.14	Toprak Isı 10 Deneyleri	80
5.1.15	Toprak Isı 20 Deneyleri	81
5.1.16	Toprak Isı 50 Deneyleri	81
5.1.17	Toprak Isı 100 Deneyleri	82
5.1.18	Korelasyon Deney Sonuçları	83
5.2	Model Deneyleri	85
5.2.1	Model 1	85
5.2.1.1	Model 1 deney 1	86
5.2.1.2	Model 1 deney 2	87
5.2.1.3	Model 1 deney 3	88
5.2.1.4	Model 1 deney 4	90
5.2.1.5	Model 1 deney 5	91
5.2.1.6	Model 1 deney 6	93
5.2.2	Model 2	94
5.2.2.1	Model 2 deney 1	94
5.2.2.2	Model 2 deney 2	96
5.2.2.3	Model 2 Deney 3	97
5.2.2.4	Model 2 Deney 4	99
5.2.3	Model 3	100

	5.2.3.1 Model 3 deney 1.....	101
	5.2.3.2 Model 3 deney 2.....	102
	5.2.4 Model Deney Sonuç.....	104
5.3	İklim Etkisi Deneyleri.....	104
	5.3.1 Buhar Basıncı Deneyleri.....	105
	5.3.2 Güneşlenme Deneyleri.....	106
	5.3.3 Güneş Radyasyonu Deneyleri.....	107
	5.3.4 Isı Deneyleri.....	107
	5.3.5 Maksimum Isı Deneyleri.....	108
	5.3.6 Maksimum Nem Deneyleri.....	109
	5.3.7 Minimum Isı Deneyleri.....	110
	5.3.8 Minimum Nem Deneyleri.....	111
	5.3.9 Nem Deneyleri.....	111
	5.3.10 Rüzgâr Deneyleri.....	112
	5.3.11 Rüzgâr 10 Metre Deneyleri.....	113
	5.3.12 Saatlik Basınç Deneyleri.....	113
	5.3.13 Toprak Isı 5 Deneyleri.....	114
	5.3.14 Toprak Isı 10 Deneyleri.....	115
	5.3.15 Toprak Isı 20 Deneyleri.....	116
	5.3.16 Toprak Isı 50 Deneyleri.....	116
	5.3.17 Toprak Isı 100 Deneyleri.....	117
	5.3.18 İklim İlişkisi Deney Sonuçları.....	118
5.4	Tüketim Tahmin Deneyleri.....	119
	5.4.1 MAE İçin Sabit İlk 5 İklim Verisi Deneyleri.....	119
	5.4.1.1 Birinci grup için buhar basıncı deneyleri.....	120
	5.4.1.2 Birinci grup için güneşlenme deneyleri.....	121
	5.4.1.3 Birinci grup için güneş radyasyonu deneyleri.....	122
	5.4.1.4 Birinci grup için maksimum nem deneyleri.....	123
	5.4.1.5 Birinci grup için minimum nem deneyleri.....	123
	5.4.1.6 Birinci grup için nem deneyleri.....	124
	5.4.1.7 Birinci grup için rüzgâr deneyleri.....	125
	5.4.1.8 Birinci grup için rüzgâr 10 metre deneyleri.....	125
	5.4.1.9 Birinci grup için saatlik basınç deneyleri.....	126
	5.4.1.10 Birinci grup için toprak ısı 5 metre deneyleri.....	127
	5.4.1.11 Birinci grup için toprak ısı 10 metre deneyleri.....	127
	5.4.1.12 Birinci grup için toprak ısı 20 metre deneyleri.....	128
	5.4.1.13 Birinci grup deney sonucu.....	129
	5.4.2 MAE İçin Sabit İlk 7 İklim Verisi Deneyleri.....	129
	5.4.2.1 İkinci grup için buhar basıncı deneyleri.....	130
	5.4.2.2 İkinci grup için güneşlenme deneyleri.....	131
	5.4.2.3 İkinci grup için güneş radyasyonu deneyleri.....	132
	5.4.2.4 İkinci grup için maksimum nem deneyleri.....	133
	5.4.2.5 İkinci grup için nem deneyleri.....	133
	5.4.2.6 İkinci grup için rüzgâr deneyleri.....	134
	5.4.2.7 İkinci grup için rüzgâr 10 metre deneyleri.....	135
	5.4.2.8 İkinci grup için saatlik basınç deneyleri.....	135
	5.4.2.9 İkinci grup için toprak ısı 5 metre deneyleri.....	136
	5.4.2.10 İkinci grup için toprak ısı 20 metre deneyleri.....	137
	5.4.2.11 İkinci grup deney sonucu.....	137
	5.4.3 RMSE İçin Sabit İlk 5 İklim Verisi Deneyleri.....	138

5.4.3.1	Üçüncü grup için buhar basıncı deneyleri.....	139
5.4.3.2	Üçüncü grup için güneşlenme deneyleri	140
5.4.3.3	Üçüncü grup için güneş radyasyonu deneyleri	140
5.4.3.4	Üçüncü grup için maksimum isi deneyleri	141
5.4.3.5	Üçüncü grup için maksimum nem deneyleri	142
5.4.3.6	Üçüncü grup için minimum isi deneyleri.....	142
5.4.3.7	Üçüncü grup için minimum nem deneyleri	143
5.4.3.8	Üçüncü grup için nem deneyleri	144
5.4.3.9	Üçüncü grup için rüzgâr deneyleri.....	144
5.4.3.10	Üçüncü grup için rüzgâr 10 metre deneyleri.....	145
5.4.3.11	Üçüncü grup için saatlik basınç deneyleri	146
5.4.3.12	Üçüncü grup için toprak ısı 5 metre deneyleri	146
5.4.3.13	Üçüncü grup deney sonucu.....	147
5.4.4	RMSE İçin Sabit İlk 7 İklim Verisi Deneyleri	148
5.4.4.1	Dördüncü grup için buhar basıncı deneyleri.....	149
5.4.4.2	Dördüncü grup için güneşlenme deneyleri	149
5.4.4.3	Dördüncü grup için güneş radyasyonu deneyleri.....	150
5.4.4.4	Dördüncü grup için maksimum nem deneyleri.....	151
5.4.4.5	Dördüncü grup için minimum nem deneyleri	151
5.4.4.6	Dördüncü grup için nem deneyleri.....	152
5.4.4.7	Dördüncü grup için rüzgar deneyleri	153
5.4.4.8	Dördüncü grup için rüzgâr 10 metre deneyleri	153
5.4.4.9	Dördüncü grup için saatlik basınç metre deneyleri.....	154
5.4.4.10	Dördüncü grup için toprak ısı 5 metre deneyleri.....	155
5.4.4.11	Dördüncü grup deney sonucu	155
5.5	Gün Deneyleri.....	156
5.5.1	Bayram Tatilsiz Deney	156
5.5.2	Bayram Tatilsiz Haftaiçi Günleri Deneyi.....	157
ALTINCI BÖLÜM.....		159
6. SONUÇLAR VE ÖNERİLER.....		159
KAYNAKLAR.....		164
ÖZGEÇMİŞ.....		170

TABLO LİSTESİ

Tablo 1.1	: Net Elektrik Tüketiminin Sektörlere Göre Dağılımı.....	5
Tablo 2.1	: Yapılan Araştırmaların Genel Yapısı.....	7
Tablo 3.1	: Buhar Basıncı İle Elektrik Tüketimlerinin Kesiştikleri Günler.....	23
Tablo 3.2	: Güneşlenme Süresi İle Elektrik Tüketimlerinin Kesiştikleri Günler.....	25
Tablo 3.3	: Yıllara Göre Elektrik Tüketim Verileri.....	46
Tablo 3.4	: Yıllara Göre Elektrik Tüketim Verilerindeki Artış Oranı.....	46
Tablo 3.5	: Yıllara Göre Elektrik Tüketim Verilerindeki Artış Oranı.....	47
Tablo 4.1	: MAE Değerlerine Göre I. Grup Deneyler.....	55
Tablo 4.2	: MAE Değerlerine Göre II. Grup Deneyler.....	56
Tablo 4.3	: RMSE Değerlerine Göre III. Grup Deneyler.....	57
Tablo 4.4	: RMSE Değerlerine Göre III. Grup Deneyler.....	57
Tablo 5.1	: Korelasyon Deneylerinde Kullanılan Öznitelikler Ve Deney Sıraları.....	70
Tablo 5.2	: Buhar Basıncı Deney Sonuçları.....	71
Tablo 5.3	: Güneşlenme Deney Sonuçları.....	71
Tablo 5.4	: Güneş Radyasyonu Deney Sonuçları.....	72
Tablo 5.5	: Isı Deney Sonuçları.....	73
Tablo 5.6	: Maksimum Isı Deney Sonuçları.....	74
Tablo 5.7	: Maksimum Nem Deney Sonuçları.....	74
Tablo 5.8	: Minimum Isı Deney Sonuçları.....	75
Tablo 5.9	: Minimum Nem Deney Sonuçları.....	76
Tablo 5.10	: Nem Deney Sonuçları.....	77
Tablo 5.11	: Rüzgâr Deney Sonuçları.....	77
Tablo 5.12	: Rüzgâr 10 Metre Deney Sonuçları.....	78
Tablo 5.13	: Saatlik Basınç Deney Sonuçları.....	79
Tablo 5.14	: Toprak Isı 5 Deney Sonuçları.....	80
Tablo 5.15	: Toprak Isı 10 Deney Sonuçları.....	80
Tablo 5.16	: Toprak Isı 20 Deney Sonuçları.....	81
Tablo 5.17	: Toprak Isı 50 Deney Sonuçları.....	82
Tablo 5.18	: Toprak Isı 100 Deney Sonuçları.....	83
Tablo 5.19	: Korelasyon Deney Sonuçlarına göre Korelasyon katsayıları....	83
Tablo 5.20	: Korelasyon Deney Sonuçlarına Göre MAE Değerleri.....	84
Tablo 5.21	: Korelasyon Deney Sonuçlarına Göre RMSE Değerleri.....	84
Tablo 5.22	: Model 1 İçin Birinci Deney Sonuçları.....	86
Tablo 5.23	: Model 1 İçin İkinci Deney Sonuçları.....	88
Tablo 5.24	: Model 1 İçin Üçüncü Deney Sonuçları.....	89
Tablo 5.25	: Model 1 İçin Dördüncü Deney Sonuçları.....	91
Tablo 5.26	: Model 1 İçin Beşinci Deney Sonuçları.....	92
Tablo 5.27	: Model 1 İçin Altıncı Deney Sonuçları.....	94

Tablo 5.28	: Model 2 İçin Birinci Deney Sonuçları.	95
Tablo 5.29	: Model 2 İçin İkinci Deney Sonuçları.	97
Tablo 5.30	: Model 2 İçin Üçüncü Deney Sonuçları.	98
Tablo 5.31	: Model 2 İçin Dördüncü Deney Sonuçları.	100
Tablo 5.32	: Model 3 İçin Birinci Deney Sonuçları.	101
Tablo 5.33	: Model 3 İçin İkinci Deney Sonuçları.	103
Tablo 5.34	: İklim Etkisi Deneyleri.	105
Tablo 5.35	: Buhar Basıncı Deney Sonuçları.	106
Tablo 5.36	: Güneşlenme Deney Sonuçları.	106
Tablo 5.37	: Güneş Radyasyonu Deney Sonuçları.	107
Tablo 5.38	: Isı Deney Sonuçları.	108
Tablo 5.39	: Maksimum Isı Deney Sonuçları.	109
Tablo 5.40	: Maksimum Nem Deney Sonuçları.	109
Tablo 5.41	: Minimum Isı Deney Sonuçları.	110
Tablo 5.42	: Minimum Nem Deney Sonuçları.	111
Tablo 5.43	: Nem Deney Sonuçları.	112
Tablo 5.44	: Rüzgâr Deney Sonuçları.	112
Tablo 5.45	: Rüzgâr 10 Deney Sonuçları.	113
Tablo 5.46	: Saatlik Basınç Deney Sonuçları.	114
Tablo 5.47	: Toprak Isı 5 Deney Sonuçları.	114
Tablo 5.48	: Toprak Isı 10 Deney Sonuçları.	115
Tablo 5.49	: Toprak Isı 20 Deney Sonuçları.	116
Tablo 5.50	: Toprak Isı 50 Deney Sonuçları.	117
Tablo 5.51	: Toprak Isı 100 Deney Sonuçları.	117
Tablo 5.52	: İklim ilişkisi Deney Sonuçları.	118
Tablo 5.53	: MAE Göre Sabit İlk 5 İklim Verisi İçin Yapılacak Deneyler.	120
Tablo 5.54	: MAE Göre Sabit İlk 5 İklim Verisi İle Buhar Basıncı Deney Sonuçları.	121
Tablo 5.55	: MAE Göre Sabit İlk 5 İklim Verisi İle Güneşlenme Deney Sonuçları.	122
Tablo 5.56	: MAE Göre Sabit İlk 5 İklim Verisi İle Güneş Radyasyonu Deney Sonuçları.	122
Tablo 5.57	: MAE Göre Sabit İlk 5 İklim Verisi İle Maksimum Nem Deney Sonuçları.	123
Tablo 5.58	: MAE Göre Sabit İlk 5 İklim Verisi İle Minimum Nem Deney Sonuçları.	124
Tablo 5.59	: MAE Göre Sabit İlk 5 İklim Verisi İle Nem Deney Sonuçları.	124
Tablo 5.60	: MAE Göre Sabit İlk 5 İklim Verisi İle Rüzgâr Deney Sonuçları.	125
Tablo 5.61	: MAE Göre Sabit İlk 5 İklim Verisi İle Rüzgâr 10 Metre Deney Sonuçları.	126
Tablo 5.62	: MAE Göre Sabit İlk 5 İklim Verisi İle Saatlik Basınç Deney Sonuçları.	126
Tablo 5.63	: MAE Göre Sabit İlk 5 İklim Verisi İle Toprak Isısı 5 Metre Deney Sonuçları.	127
Tablo 5.64	: MAE Göre Sabit İlk 5 İklim Verisi İle Toprak Isısı 10 Metre Deney Sonuçları.	128

Tablo 5.65	: MAE Göre Sabit İlk 5 İklim Verisi İle Toprak Isısı 20 Metre Deney Sonuçları.....	128
Tablo 5.66	: Birinci Grup Deney Sonuçları.....	129
Tablo 5.67	: MAE İçin Sabit İlk 7 İklim Verisi İle Birlikte Yapılacak Deneyleri.....	130
Tablo 5.68	: MAE Göre Sabit İlk 7 İklim Verisi İle Buhar Basıncı Deney Sonuçları.....	131
Tablo 5.69	: MAE Göre Sabit İlk 7 İklim Verisi İle Güneşlenme Deney Sonuçları.....	131
Tablo 5.70	: MAE Göre Sabit İlk 7 İklim Verisi İle Güneş Radyasyonu Deney Sonuçları.....	132
Tablo 5.71	: MAE Göre Sabit İlk 7 İklim Verisi İle Maksimum Nem Deney Sonuçları.....	133
Tablo 5.72	: MAE Göre Sabit İlk 7 İklim Verisi İle Nem Deney Sonuçları.....	134
Tablo 5.73	: MAE Göre Sabit İlk 7 İklim Verisi İle Rüzgâr Deney Sonuçları.....	134
Tablo 5.74	: MAE Göre Sabit İlk 7 İklim Verisi İle Rüzgâr 10 Metre Deney Sonuçları.....	135
Tablo 5.75	: MAE Göre Sabit İlk 7 İklim Verisi İle Saatlik Basıncı Deney Sonuçları.....	136
Tablo 5.76	: MAE Göre Sabit İlk 7 İklim Verisi İle Toprak Isısı 5 Metre Deney Sonuçları.....	136
Tablo 5.77	: MAE Göre Sabit İlk 7 İklim Verisi İle Toprak Isısı 20 Metre Deney Sonuçları.....	137
Tablo 5.78	: İkinci Grup Deney Sonuçları.....	138
Tablo 5.79	: RMSE İçin Sabit İlk 5 İklim Verisi İle Uygulanacak Deneyler.....	139
Tablo 5.80	: RMSE Göre Sabit İlk 5 İklim Verisi İle Buhar Basıncı Deney Sonuçları.....	139
Tablo 5.81	: RMSE Göre Sabit İlk 5 İklim Verisi İle Güneşlenme Deney Sonuçları.....	140
Tablo 5.82	: RMSE Göre Sabit İlk 5 İklim Verisi İle Güneş Radyasyonu Deney Sonuçları.....	141
Tablo 5.83	: RMSE Göre Sabit İlk 5 İklim Verisi İle Maksimum Isı Deney Sonuçları.....	141
Tablo 5.84	: RMSE Göre Sabit İlk 5 İklim Verisi İle Maksimum Nem Deney Sonuçları.....	142
Tablo 5.85	: RMSE Göre Sabit İlk 5 İklim Verisi İle Minimum Isı Deney Sonuçları.....	143
Tablo 5.86	: RMSE Göre Sabit İlk 5 İklim Verisi İle Minimum Nem Deney Sonuçları.....	143
Tablo 5.87	: RMSE Göre Sabit İlk 5 İklim Verisi İle Nem Deney Sonuçları.....	144
Tablo 5.88	: RMSE Göre Sabit İlk 5 İklim Verisi İle Rüzgâr Deney Sonuçları.....	145
Tablo 5.89	: RMSE Göre Sabit İlk 5 İklim Verisi İle Rüzgâr 10 Metre Deney Sonuçları.....	145
Tablo 5.90	: RMSE Göre Sabit İlk 5 İklim Verisi İle Saatlik Basıncı Metre Deney Sonuçları.....	146

Tablo 5.91	: RMSE Göre Sabit İlk 5 İklim Verisi İle Toprak Isısı 5 Metre Deney Sonuçları.....	147
Tablo 5.92	: Üçüncü Grup Deney Sonuçları.....	147
Tablo 5.93	: RMSE İçin Sabit İlk 7 İklim Verisi İçin Uygulanacak Deneyler.....	148
Tablo 5.94	: RMSE Göre Sabit İlk 7 İklim Verisi İle Buhar Basıncı Deney Sonuçları.....	149
Tablo 5.95	: RMSE Göre Sabit İlk 7 İklim Verisi İle Güneşlenme Deney Sonuçları.....	150
Tablo 5.96	: RMSE Göre İlk 7 İklim Verisi İle Güneş Radyasyonu Deney Sonuçları.....	150
Tablo 5.97	: RMSE Göre Sabit İlk 7 İklim Verisi İle Maksimum Nem Deney Sonuçları.....	151
Tablo 5.98	: RMSE Göre Sabit İlk 7 İklim Verisi İle Minimum Nem Deney Sonuçları.....	152
Tablo 5.99	: RMSE Göre Sabit İlk 7 İklim Verisi İle Nem Deney Sonuçları.....	152
Tablo 5.100	: RMSE Göre Sabit İlk 7 İklim Verisi İle Rüzgâr Deney Sonuçları.....	153
Tablo 5.101	: RMSE Göre Sabit İlk 7 İklim Verisi İle Rüzgâr Deney Sonuçları.....	154
Tablo 5.102	: RMSE Göre Sabit İlk 7 İklim Verisi İle Saatlik Basıncı Deney Sonuçları.....	154
Tablo 5.103	: RMSE Göre Sabit İlk 7 İklim Verisi İle Toprak Isısı 5 Metre Deney Sonuçları.....	155
Tablo 5.104	: Dördüncü Grup Deney Sonuçları.....	156
Tablo 5.105	: Bayram Tatilsiz Model 3 Deney Sonuçları.....	157
Tablo 5.106	: Bayram tatilsiz haftaiçi günleri için Model 3 deney sonuçları.....	158

ŞEKİL LİSTESİ

Şekil 1.1	: Yıllara Göre Türkiye’de Elektrik Tüketimi.....	1
Şekil 1.2	: 2012 ve 2013 Yılları İçin Türkiye’de Aylık Elektrik Tüketimi.	3
Şekil 1.3	: Ramazan Bayramları Günlük Elektrik Tüketimleri.....	4
Şekil 3.1	: Enerji Bakanlıđından Alınan Örnek Elektrik Tüketim Verileri.....	16
Şekil 3.2	: Formatlanmış Yıllık, Aylık, Günlük Ve Saatlik Elektrik Tüketim Verileri.	16
Şekil 3.3	: Elektrik Tüketiminin Saatlik Ortalamaları.	17
Şekil 3.4	: Aylık Elektrik Tüketim Verileri.	17
Şekil 3.5	: Örnek Meteorolojik Veri Olarak Buhar Basıncı Verileri.	19
Şekil 3.6	: Tüm İstasyonlarda Ki Saat Bazlı Buhar Basıncı Verisi (Örnek Olarak Verilmiştir).	20
Şekil 3.7	: İklim Verilerinin Saatlik Ortalamaları (Örnek Olarak Buhar Basıncı Gösterilmiştir).....	21
Şekil 3.8	: 2012 Yılı Gün İçindeki Buhar Basıncı Deđişiminin Saatlik Ortalama Karakteristiđi.	21
Şekil 3.9	: Buhar Basıncının Aylık Ortalamalara Göre İstatistiđi.	22
Şekil 3.10	: 2012 Yılı İçin Aylık Saat Ortalamalarının Karşılaştırama Grafiđi.....	22
Şekil 3.11	: 2012-2013 Yıllarına Göre Gün İçindeki Deđişiminin Saatlik Güneşlenme Sürelerinin Ortalaması.	23
Şekil 3.12	: Güneşlenme Sürelerinin Aylık Ortalamalara Göre İstatistiđi.	24
Şekil 3.13	: 2012-2013 Yılları İçin Güneşlenme Süresinin Aylık Saat Ortalamalarının Karşılaştırama Grafiđi.....	24
Şekil 3.14	: 2012-2013 Yıllarına Göre Gün İçindeki Deđişiminin Saatlik Güneşlenme Sürelerinin Ortalaması.	25
Şekil 3.15	: Güneş Radyasyonunun Aylık Ortalamalara Göre İstatistiđi.	26
Şekil 3.16	: 2012-2013 Yılları İçin Güneş Radyasyonunun Aylık Saat Ortalamalarının Karşılaştırama Grafiđi.....	26
Şekil 3.17	: 2012-2013 Yıllarına Göre Gün İçindeki Deđişiminin Saatlik Güneşlenme Sürelerinin Ortalaması.	27
Şekil 3.18	: Isının Aylık Ortalamalara Göre Grafiđi.	28
Şekil 3.19	: 2012-2013 Yılları İçin Isının Aylık Saat Ortalamalarının Karşılaştırama Grafiđi.	28
Şekil 3.20	: 2012-2013 Yıllarına Göre Gün İçindeki Deđişiminin Saatlik Maksimum Isı Ortalaması.	29
Şekil 3.21	: Maksimum Isının Aylık Ortalamalara Göre İstatistiđi.	30
Şekil 3.22	: 2012-2013 Yılları İçin Maksimum Isının Aylık Saat Ortalamalarının Karşılaştırama Grafiđi.....	30

Şekil 3.23	: 2012-2013 Yıllarına Göre Gün İçindeki Değişiminin Saatlik Minimum Isı Ortalaması.....	31
Şekil 3.24	: Minimum Isının Aylık Ortalamalara Göre İstatistiği.	31
Şekil 3.25	: 2012-2013 Yılları İçin Minimum Isının Aylık Saat Ortalamalarının Karşılaştırma Grafiği.....	32
Şekil 3.26	: 2012-2013 Yıllarına Göre Gün İçindeki Nem Değişiminin Saatlik Ortalaması.	32
Şekil 3.27	: Nemin Aylık Ortalamalara Göre İstatistiği.	33
Şekil 3.28	: 2012-2013 Yılları İçin Nemin Aylık Saat Ortalamalarının Karşılaştırma Grafiği.	33
Şekil 3.29	: 2012-2013 Yıllarına Göre Gün İçindeki Maksimum Nem Değişiminin Saatlik Ortalaması.....	34
Şekil 3.30	: Maksimum Nemin Aylık Ortalamalara Göre İstatistiği.	34
Şekil 3.31	: 2012-2013 Yılları İçin Maksimum Nemin Aylık Saat Ortalamalarının Karşılaştırma Grafiği.....	35
Şekil 3.32	: 2012-2013 Yıllarına Göre Gün İçindeki Minimum Nem Değişiminin Saatlik Ortalaması.....	36
Şekil 3.33	: Minimum Nemin Aylık Ortalamalara Göre İstatistiği.	36
Şekil 3.34	: 2012-2013 Yılları İçin Minimum Nemin Aylık Saat Ortalamalarının Karşılaştırma Grafiği.....	37
Şekil 3.35	: 2012-2013 Yıllarına Göre Gün İçindeki Rüzgâr Değişiminin Saatlik Ortalaması.....	37
Şekil 3.36	: Rüzgârın Aylık Ortalamalara Göre İstatistiği.....	38
Şekil 3.37	: 2012-2013 Yılları İçin Rüzgârın Aylık Saat Ortalamalarının Karşılaştırma Grafiği.	38
Şekil 3.38	: 2012-2013 Yıllarına Göre Gün İçindeki 10 Metredeki Rüzgârın Şiddetinin Değişiminin Saatlik Ortalaması.....	39
Şekil 3.39	: 10 Metredeki Rüzgârın Şiddetinin Aylık Ortalamalara Göre İstatistiği.	39
Şekil 3.40	: 2012-2013 Yılları İçin 10 Metredeki Rüzgârın Şiddetinin Aylık Saat Ortalamalarının Karşılaştırma Grafiği.....	40
Şekil 3.41	: 2012-2013 Yıllarına Göre Gün İçindeki Basınç Değişiminin Saatlik Ortalaması.	41
Şekil 3.42	: Basıncın Aylık Ortalamalara Göre İstatistiği.	41
Şekil 3.43	: 2012-2013 Yılları İçin Saatlik Basıncın Aylık Saat Ortalamalarının Karşılaştırma Grafiği.....	42
Şekil 3.44	: Toprak Isılarının Aylık Ortalamalara Göre İstatistiği.	42
Şekil 3.45	: 2012-2013 Yıllarına Göre Gün İçindeki 5 Metredeki Toprak Isısı Değişiminin Saatlik Ortalaması.....	43
Şekil 3.46	: 5 Metre Toprak Isısının Aylık Ortalamalara Göre İstatistiği.	43
Şekil 3.47	: 2012-2013 Yılları İçin 5 Metredeki Toprak Isısı Aylık Saat Ortalamalarının Karşılaştırma Grafiği.....	44
Şekil 3.48	: 2013 Yılı Haftanın Günlerine Göre Ortalama Elektrik Tüketimleri.	44
Şekil 3.49	: Ramazan bayramları enerji tüketimleri örnek tatil günleri için gösterilmiştir.	45
Şekil 4.1	: Geçmiş İklim Verilerinde Tüketilmiş Elektrik Verileri İle İklim Verilerine Göre Elektrik Tüketim Tahmini İçin Kullanılan Genel Yapı.	49

Şekil 4.2	: İklim Verileri İle Elektrik Tüketimi Arasındaki İlişkiyi İnceleyen Deneyler.	50
Şekil 4.3	: Elektrik Tüketim Tahmini İçin Kullanılan Yapıya Uygun Geliştirilen Modeller.	51
Şekil 4.4	: Model 1 İçin Yapılacak Deneyler.	52
Şekil 4.5	: Model 2 İçin Yapılacak Deneyler.	53
Şekil 4.6	: Model 3 İçin Yapılacak Deneyler.	54
Şekil 4.7	: En İyi Modele Göre İklim Özniteliklerinin Etkisini İnceleyen Deneyler.	54
Şekil 4.8	: Karar Ağacı Örnek Gösterimi	59
Şekil 4.9	: KNN Algoritması Örnek Gösterimi	60
Şekil 4.10	: Örnek Arff Dosya Yapısı.....	62
Şekil 4.11	: Elektrik Tüketim Tahmini Dosyasının Parçalama Katsayısı Olarak $K=10$ Olarak Alınmış Eğitim Ve Test Parçaları.....	63
Şekil 4.12	: Elektrik Tüketim Tahmin Eğitim Ve Test Arff Dosya Yapısı.....	64

ÖZET

TÜRKİYE'DE İKLİMİN ENERJİ PİYASASINA OLAN ETKİLERİ VE BU ETKİLERİN TAHMİN EDİLEBİLİRLİĞİ

KOÇALI, Murat

Yüksek Lisans, Elektrik ve Bilgisayar Anabilim Dalı

Tez Danışmanı: Prof. Dr. Ahmet COŞAR

Eş Danışman: Yrd. Doç. Dr. Tayfun KÜÇÜKYILMAZ

Ağustos 2019, 190 sayfa

Elektrik fiyatlarının günlük olarak belirlenmesinde verimlilik, süreklilik ile ekonomik ve güvenli elektrik üretimi başlıca faktörlerdir. Günümüzde, Türkiye'nin artan elektrik enerji ihtiyacının tahmini, çeşitli senaryolara göre TEİAŞ tarafından yapılmakta ve bu tahminler Piyasa Mali Uzlaştırma Merkezi (PMUM) tarafından yayınlanmaktadır.

İklim verilerinin elektrik tüketim tahminindeki etkisini incelemek için yapılan araştırmaların bölgesel iklim verileri ile elektrik tüketim tahminleri üzerine yapılmış olduğu görülmüştür. Bu tahminlerde kısıtlı iklim verileri ile hareket edilmiş olduğu ve ulusal seviyede iklim verileri ile çalışılmadığı görülmüştür. Buradan yola çıkarak araştırmamızda, ulusal iklim verileri ile çalışılmış olsa daha doğru tahminler gerçekleştirilebilir mi soruna cevap aranmıştır.

Meteoroloji Genel Müdürlüğü'nden alınan veriler incelendiğinde istasyon bazlı pek çok farklı verinin saatlik, günlük, aylık ve yıllık veriler olarak tutulduğu görülmüştür. Elektrik tüketim verilerinin saatlik tutulmasından dolayı iklim verilerinde de saatlik veriler üzerinden hareket edilmiştir.

İklim verilerinin etkisini incelemek için çeşitli metotlar denenmiştir. Bu verilerle birlikte günün saati, haftanın günü, bayram tatili günü ve gelişmişlik katsayısı verileri destekleyici veri olarak kullanılmıştır. Türkiye'de kurulu meteoroloji istasyonlarından alınan saatlik iklim verileri işlenerek, Türkiye geneli 17

iklim verisinin saatlik ortalamaları çıkarılırken meteoroloji istasyonlarının buldukları illerdeki nüfus yoğunluđuna göre geliştirilen katsayılar kullanılmıştır. Ayrıca elektrik tüketiminin her yıl artış oranlarından etkilenmemesi için normalizasyon çalışmasına gidilmiştir. Bu çalışmada iki seviyeli bir normalizasyon uygulanarak makine öğrenme altyapısı kullanılmıştır. Tahminlerin her biri için denetimli (supervize), tek etiketli makine öğrenme modelleri denenmiş ve birçok makine öğrenme algoritması ile test edilmiştir. Yapılan deneylerin sonucunda, ülke geneli saatlik elektrik tüketiminin yaklaşık %4,27 hata payı ile tahmin edilebilirliđi ortaya konulmuştur.

Anahtar Kelimeler: İklim, Elektrik Tüketim Tahmini, Normalizasyon, Veri Madenciliđi

ABSTRACT

THE EFFECTS OF CLIMATE IN TURKEY'S ENERGY MARKET AND PREDICTABILITY OF THESE EFFECTS

KOÇALI, Murat

Master's Thesis, Department of Electric and Computer

Thesis Supervisor: Prof. Dr. Ahmet COŞAR

Co-Supervisor: Assist. Prof. Tayfun KÜÇÜKYILMAZ

August 2019, 190 pages

It has been observed that the researches conducted to examine the effect of climate data on electricity consumption forecast are based on regional climate data and electricity consumption forecasts. From this point of view, if national climate data is studied, it is sought to answer the question whether more accurate forecasts can be made.

When the data obtained from the General Directorate of Meteorology is analyzed, it is seen that many different station-based data are kept as hourly, daily, monthly and annual data. As the electricity consumption data is kept hourly, the climate data is also based on hourly data.

Various methods have been tried to examine the impact of climate data. Together with these data, time of day, day of week, holiday day and development coefficient were used as supporting data.

The coefficients were developed according to population density of the cities where meteorological stations are established are used when the hourly averages of the 17 climate data throughout Turkey is inferred. Additionally, normalization study is conducted for preventing electricity consumption from being affected by rate of increase. In this study, two-level normalization is implemented and machine learning infrastructure is used. Controlled and single-labelled machine learning models have been tried for each of the predictions, and it is tested with many machine learning

algorithms. The predictability of the country-wide hourly electricity consumption with a margin of error of approximately 4.27% is revealed as a result of the experiments.

Keywords: Climate, Electricity Consumption Forecasting, Normalization, Data Mining

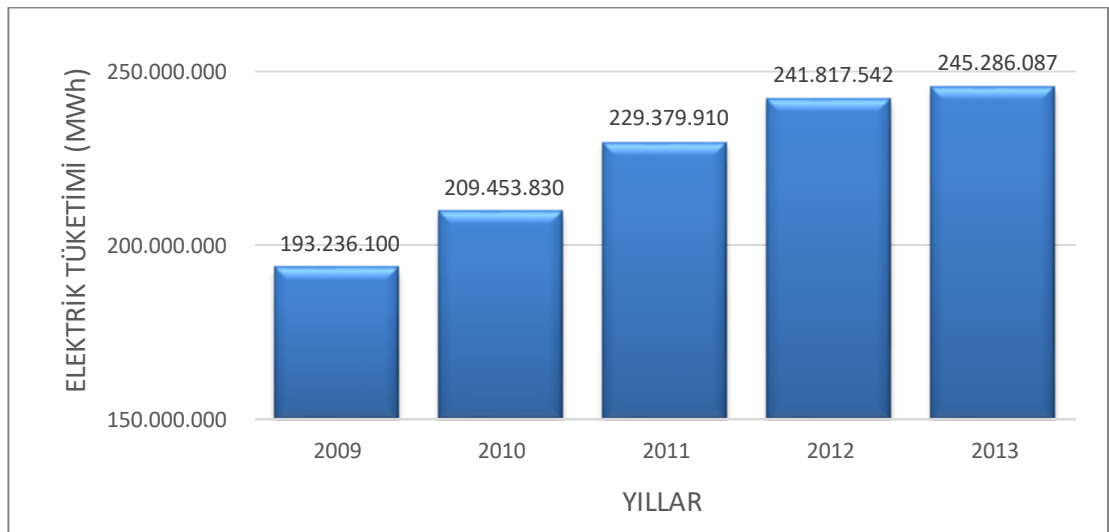


BİRİNCİ BÖLÜM

GİRİŞ

Dünyanın gelişmesi ile birlikte enerji talebide sürekli olarak bir artış göstermektedir. Elektrik enerjisi de bu enerji kaynaklarından biridir. Isınma, aydınlatma, temel gereksinimler, teknolojinin gelişimi, sanayi ve üretim alanlarının çoğalması sonucu Dünya'nın elektrik enerjisine talebi sürekli artmaktadır. Dünya Enerji Konseyi Türk Milli Komitesinin 2011 yılı enerji raporuna göre; son 25 yılda ortalama olarak her yıl %2 oranında artmıştır. Yapılan çalışmalar, önümüzdeki 25 yılda dünya enerji talebinin ortalama olarak yılda %1,2 artmaya devam edeceğini göstermektedir.

Türkiye'de 2009 ile 2013 arasındaki yıllara göre elektrik tüketimi Şekil 1.1 de gösterilmektedir. Her yıl belli bir miktarlarda artış görülmektedir. Türkiye'de elektrik tüketimi yıllara göre belli bir oranda artmaktadır. 2009 yılında 193 GWh seviyesinde tüketim gerçekleşmişken 2013 yılına kadar yaklaşık %26 artmış ve 245 GWh seviyesine ulaşmıştır.



Şekil 1.1. Yıllara Göre Türkiye'de Elektrik Tüketimi.

Elektrik üretimi son derece karmaşık bir yapıya sahiptir. Bunun en önemli nedenlerinden bir tanesi elektrik enerjisinin elde edilmesi amacıyla birçok farklı metodun kullanılabilmesidir. Bu metotlardan en yaygın olarak kullanılanları; güneş, rüzgâr, dalga ve su enerjisi gibi yenilenebilir kaynaklar, kömür, doğalgaz gibi temel yakıtlar ve nükleer kaynaklardır. Türkiye’de enerji üretimi 18 farklı şekilde yapılmaktadır.

Özel sektörün elektrik enerjisi üretiminde yer alması enerji üretim piyasasını hareketlendirmiş ve rekabet ortamı oluşturmuştur. Bu rekabet ortamında elektrik enerjisi fiyatları birçok parametreye bağlı olarak değişmektedir. Bundan dolayı elektrik enerjisi üretimini ve tüketimini etkileyen faktörler enerji fiyatlarının belirlenmesinde de etkin rol oynamaktadırlar (Erdem, 2004).

Tüm bu girdilere göre PMUM (Piyasa Mali Uzlaştırma Merkezi) koordinesinde tüketim tahmini yapılmakta ve gün öncesi fiyat belirlenmektedir.

YEKTEM (Yenilenebilir Enerji Üreticileri) firmaları saat 9:30 a kadar gün içinde hangi saatlerde ne kadarlık üretim yapacaklarını sisteme girerler. Yenilenebilir enerjide üretilen tüm elektrik alma garantilidir. Bu miktar gün için ihtiyaç duyulacak miktardan düşülerek kalan miktar için teklifler verilir.

Her gün saat 11:30 a kadar üretici firmalar saat bazlı olarak ne kadar üreteceğinin miktarını ve MW(MegaWatt) fiyatını verirler. Dağıtım firmaları ne kadarlık elektriğe ihtiyaç duyduklarını saat bazlı olarak 11:30 a kadar sisteme bildirirler. İkili anlaşma yapan firmalarda (fiyat hariç); saatlik olarak üreteceği elektrik miktarını, saatlik bazda tüketileceği elektrik miktarını sisteme yüklerler.

PMUM gelen bu fiyatlar doğrultusunda eşleştirme yaparak saat 13:00 e kadar gün öncesi saat fiyat ve tüketim tahminini yayımlar. Firmalar saat 14:00 e kadar fiyatlara itiraz yapabilirler. Özellikle blok tekliflerden dolayı bazı saatlerde diğer üreticilerin fiyat teklifleri daha ucuz kalmasına rağmen KGÜP (Kesinleşmiş Günlük Üretim Programı) de yer alamayıyorlar. Genelde buna itiraz ediliyor. Firmalar bu konuda bilgilendiriliyor.

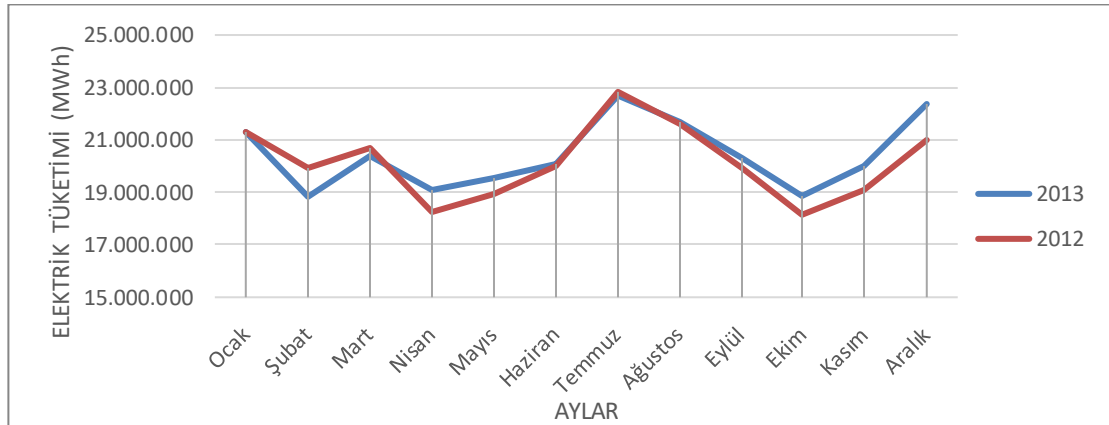
Saat 14:00 itibari ile gün öncesi saatlik bazda ortalama fiyatlar belli olmuş olur ve KGÜP yayımlanır. Saat 14:00 ile 16:00 arası KGÜP te yer alan üreticiler YAT (Yük Atma Teklifi) yani elektriği üretmeme fiyatlarını sisteme girerler. KGÜP te yer almayan firmalarda YAL (Yük Alma Teklifi) fiyatlarını sisteme girerler. Bu üreticilerin Dengeleme Birimi olmaları gerekmektedir.

Gün öncesi tahminden daha az tüketim olursa YAT işlemi fiyatı yüksekten düşüğe doğru gerçekleştirilir. Tüketim artarsa YAL işlemi fiyatı düşükten yükseğe doğru gerçekleştirilir. YAT ve YAL işlemleri maliyeti gereksiz bir şekilde artırmaktadır. Çünkü satın aldığınız elektriği üretmemesi için ücret ödüyorsunuz ya da tahminden daha fazla elektriğe ihtiyaç duyulduğunda daha pahalı elektrik satın alıyorsunuz.

Ülkemizde, TEİAŞ gün öncesi kendisi için saat bazlı tüketim tahmini yapmakta. Bu Milli Yük Tevzi Merkezinde gerçekleştirilmektedir. Tüketim tahmininde bir hafta önceki tüketim-Hava sıcaklığı/Nem aynı gün ile karşılaştırılarak yapıyor. Yani Pazartesi-Pazartesi ile Cumartesi-Cumartesi ile karşılaştırılıyor. Dikkat edilen resmi tatil günleridir. Bu günlerde bir yıl önceki tatiller dikkate alınarak tahmin yapılıyor.

Tüm bu işleyiş elektrik tüketim tahmininin önemini ortaya koymaktadır. Sağlıklı bir tüketim tahmini yapabilmek için bir çok literatür çalışması yapılmıştır. Bu çalışmalarda çeşitli yöntemlerle birçok veri ele alınmıştır. Bu veriler için; yükü etkileyen faktörler; nüfus artışı, gayri safi milli hasıla, ekonomik veriler, coğrafik faktörler (sıcaklık, nem, yağış,...), endüstriyel ve şehir planları, sosyo-kültürel faktörler, insanların hayat tarzlarındaki ve kullanım alışkanlıklarındaki değişiklikler, teknolojik gelişmeler olarak sıralanabilir (Stoll ve Garver. 1989).

Bu verilerden biri olan iklim verisi, yapılan çalışmalarda küçümsenmeyecek oranda fazladır. İklimle elektrik üretimi ve tüketimi arasında bir ilişkinin varlığı söz konusudur. Yapılan çalışmalarda da iklim verisi olarak, ısı ve nem ön plana çıkmıştır. Gerçekte Meteoroloji Genel Müdürlüğü'nde 1424 çeşit veri veya istatistik tutulmaktadır.



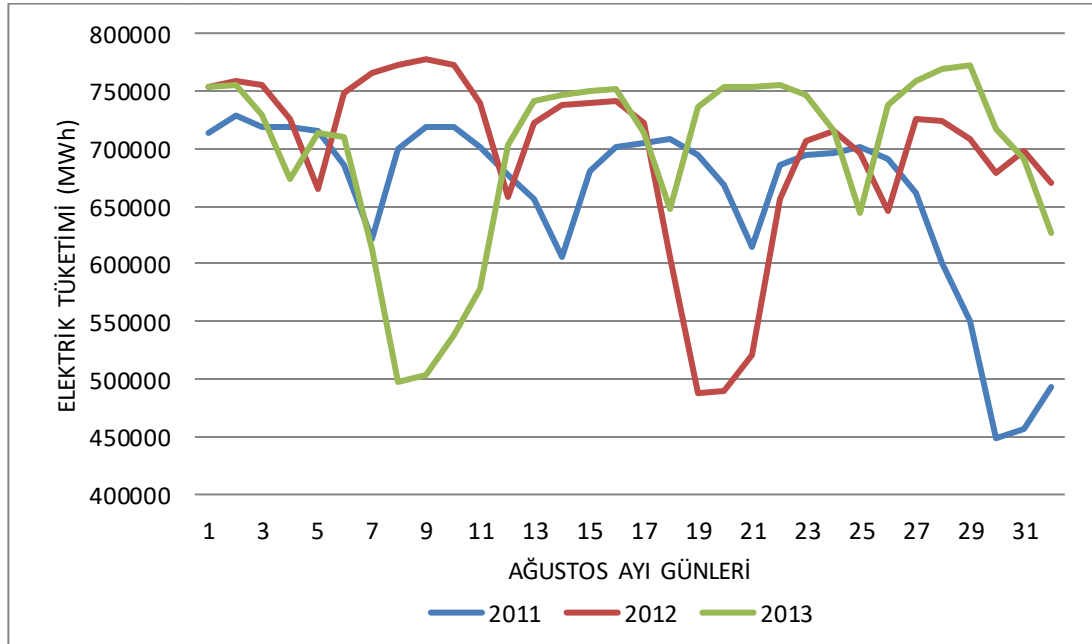
Şekil 1.2: 2012 ve 2013 Yılları İçin Türkiye’de Aylık Elektrik Tüketimi.

Şekil 1.2’de enerji tüketiminin 2012 ve 2013 yıllarındaki aylık toplamaları görülmektedir. Temmuz, Ocak ve Aralık aylarında enerji tüketimi artarken bahar aylarında enerji tüketimi azalmaktadır.

Meteorolojik verilerin grafikleri ile enerji tüketim grafiği karşılaştırıldığında hiç biri ile benzerliğe rastlanmamıştır. Bu da iklim verileri ile elektrik enerjisi tüketimi arasında doğrusal bir ilişkidenden söz edilemeyeceğini göstermektedir. Buna örnek olarak; havaların ısınma sürecinde elektrik tüketimi artarken havaların soğuması durumunda yine enerji tüketimi artmaktadır.

2012 yılının en fazla enerji tüketimi 799365 MW ile 27 Temmuzda gerçekleşmiştir. Aynı tarih aynı zamanda 2012 yılının en yüksek ısı ortalamasına sahip gündür. Aynı durum 2013 yılı içinde geçerlidir. 29 Ağustos 2013 tarihinde yılın en yüksek enerji tüketimi 772150 MW ile tavan yapmışken bu gün 2013 yılının en sıcak ortalamaya sahip ikinci günü olduğu görülmüştür.

Ülkemizde 4 mevsiminde aynı anda yaşandığı düşünüldüğünde meteorolojik veriler sürekli değişkenlik göstermektedir. Meteorolojik verilerin bu karmaşıklığı ve enerji tüketimi ile doğrusal bir ilişkinin olmaması tahmin çalışmalarını oldukça zorlaştırmaktadır.



Şekil 1.3: Ramazan Bayramları Günlük Elektrik Tüketimleri.

Sadece iklim verileri ile tahmin yapılması yeterli olmamaktadır. Sosyal olaylarda enerji tüketimini etkilemektedir. Sosyal olaylardan biri de dini bayramlardır. Şekil 1.3'e bakıldığında ramazan bayramlarındaki enerji tüketimleri farklılık göstermiştir. Şekil 1,3'te ramazan bayramının rast geldiği Ağustos ayındaki enerji tüketim grafiği görülmektedir. Grafikte enerji tüketiminin en az olduğu günler ramazan bayramının birinci günlerine denk gelmektedir. Bu da sosyal olaylarında enerji tüketiminde etkili olduğunu göstermektedir.

Elektrik tüketiminin sektörlere göre dağılımı Tablo 1.1'de gösterilmiştir. Bu tabloda en çok elektrik tüketimi sanayide gerçekleşmiş olmasına rağmen kişisel kullanımına bağlı mesken, ticaret ve resmi dairelerdeki tüketimde %45 civarındadır.

Tablo 1.1: Net Elektrik Tüketiminin Sektörlere Göre Dağılımı (TUİK, 2015).

Yıl	Mesken	Ticaret	Resmi daire	Sanayi	Aydınlatma	Diğer ¹
	(%)					
2009	25,0	15,9	4,5	44,9	2,5	7,3
2010	24,1	16,1	4,1	46,1	2,2	7,4
2011	23,8	16,4	3,9	47,3	2,1	6,5
2012	23,3	16,3	4,5	47,4	2,0	6,5
2013	22,7	18,9	4,1	47,1	1,9	5,2

1. Tarım, hayvancılık, balıkçılık, içme ve kullanma suyu pompaj tesisleri, kamuya ait hizmetler vb. tüketimleri içerir.

Yapılan bu çalışmada enerji tüketiminde iklimin etkisi araştırılacaktır. Bu etkiyi incelemek için 85 meteoroloji istasyonundan 17 farklı türde alınan saatlik verilerle çalışılmıştır. Yaklaşık olarak 46 milyon veri incelenmiş olup bu verilerle Türkiye ortalaması elde edilmiştir. Yapılan literatür çalışmalarında bu kadar büyük meteoroloji verisi ile çalışıldığına rastlanılmamıştır. Ayrıca bu kadar çeşit meteoroloji verisi de kullanılmamıştır.

İkinci bölümde enerji tüketim tahmini ve iklimin etkisi üzerine yapılan literatür araştırması anlatılmıştır. Üçüncü bölümde kullanılan veriler ve özellikleri ele alınmıştır. Dördüncü bölümde ise kullanılan yöntem, weka programında kullanılan algoritmaları ve diğer metodlar açıklanmıştır. Beşinci bölüm iklim verileri ile enerji tüketim verileri üzerine yaptığımız deneylerin yer aldığı bölümdür. Altıncı bölümde de deney sonuçlarını yorumlayarak iklim ile tüketim arasındaki ilişki yorumlanmıştır.

İKİNCİ BÖLÜM

LİTERATÜR ÖZETİ

Elektrik tüketiminin her geçen gün artması, üretim maliyetleri ve planlanması nedeni ile elektrik tüketim tahmini ve önemi üzerine çeşitli araştırmalar yapılmıştır.

Elektrik tüketiminin tahmin edilmesinin neden önemli olduğunu; elektrik üretim, iletim ve dağıtım sistemlerine yönelik hangi temel yatırımların ne şekilde yapılacağı, bu sistemlerin birbirleri ile nasıl entegre edileceği, kısa-orta-uzun vadede hangi santralde, ne zaman ve ne kadar enerji üretilmesi gerektiği, üretilen enerjinin hangi şebekeler üzerinden tüketiciye nasıl ulaştırılacağı, acil durumlarda hangi ek tedbirlerin alınması gerektiği, komşu ülkelerle enerji alış-verişinin nasıl olması gerektiği ve ülkelerin dış şoklara karşı nasıl bağımsızlık kazanabileceğini belirtmiştir (Keleş, 2005). Yük tahmininin öneminde; yapılacak eksik ve fazla tahminlerin her ikisi de, artan işletimsel maliyetlere ve gelir kayıplarına neden olacağı şeklinde açıklamıştır (Chen v.d., 2001). Enerji tüketim tahminin zor bir problem olduğunu, sistem yüklerinin doğrusal olmayan ve rastlantısal davranışlar sergilediğini anlatmıştır (Song ve arkadaşları 2005).

Elektrik tüketimini etkileyen faktörleri; gelişmekte olan bölgelerin sürekli göç alması, o bölgede sanayinin gelişmesi, elektrik enerjisi kullanım oranının artması ve iklim şartlarının günümüzde değişiklik göstermesi olarak açıklamıştır (Çilliyüz,2006). Yük tahminin de yükü etkileyen faktörlerin çeşitliliğini; nüfus artışı, gayri safi milli hasıla, ekonomik veriler, coğrafik faktörler (sıcaklık, nem, yağış,...), endüstriyel ve şehir planları, sosyo-kültürel faktörler, teknolojik gelişmeler ile birlikte, insanların hayat tarzlarındaki ve kullanım alışkanlıklarındaki değişiklikler olarak açıklamışlardır (Stoll ve Garver, 1989). Yük tahmininde kullanılacak olan değişkenlerin belirlenmesi, öncelikle bu verilerin elde edilip edilememesine, daha sonra tahminin özelliğine, yöntem ve tüketici grubuna bağlı olduğunu açıklamışlardır (Wang ve McDonald 1994). Enerji tüketimi tahminindeki etkenleri;

nüfus artışı, yük yoğunluğu, alternatif enerji kaynakları, toplumsal gelişme planı, geçmişteki veriler, coğrafik faktörler, endüstriyel planlar, şehir planları ve arazi kullanımı şeklinde açıklamıştır (Akar, 2005).

Tablo 2.1’de yapılan araştırmalarda araştırmacıların elektrik tüketim tahmini yaparken kullandıkları verileri ve zaman dilimini, tahminde buldukları tarih aralıkların için başvurdukları yöntemler gösterilmektedir. Buna göre enerji tahmin araştırmalarında bölgesel veya ulusal tahminler yaparken bu tahminlerini kısa, orta ve uzun vadeli olarak gerçekleştirmişlerdir. Bu tahminleri yaparken çeşitli verileri ve yöntemleri kullanmışlardır.

Tablo 2.1: Yapılan Araştırmaların Genel Yapısı.

Kullanılan Veriler	Tahmin Edilen Zaman Dilimi	Tahmin Aralığı	Kullanılan Yöntem ve Algoritmalar
<ul style="list-style-type: none"> • Elektrik tüketim verileri, • Meteorolojik veriler, • Haftanın günleri, • Tatil günleri, • Bayram günleri, • Enerji tüketim artış oranı, • Nüfus, • GSMH, • Kurulu Güç, • Üretilen Enerji, • Elektrik enerjisinde kullanılan yakıt fiyatları, • Kentleşme oranı, • Türkiye’nin büyüme hızı, • Türkiye’nin sosyo-ekonomik yapısı, • Nüfus artış oranı, • Sanayi üretim endeksi, • Ham petrol fiyatları, • Puant yük (ani), • İskân, • Gazete Haberleri. 	<ul style="list-style-type: none"> • Saatlik, • Günlük, • Haftalık, • Aylık, • Yıllık. 	<ul style="list-style-type: none"> • Kısa Dönem • Orta dönem • Uzun dönem 	<ul style="list-style-type: none"> • Yapay sinir ağları (ANN), • Küçük kareler yöntemi, • Regresyon analizi, • İleri sinyal işleme teknikleri, • Yapay Sinir Ağları nın Backpropagation algoritması, • PSO (Particle Swarm Optimization), • ARMA modeli • Matematiksel modelleme, • Bulanık Çıkarım Sistemi, • Adaptive Network Based Fuzzy Inference Systems, • Hareketli ortalama yöntemi, • MAED (Enerji Tahmin Analiz Modeli), • Çok katmanlı perceptron (MLP), • Ekonometrik Yöntemlerden ARDL (Gecikmesi Dağıtılmış Otoregresif Model), • Ekonometrik Yöntemlerden Autoregressive Distributed Lag Modeli.

Literatür araştırmasında, tüm araştırmacıların geçmiş dönemdeki elektrik tüketimlerini mutlaka (mutlaka kelimesi fazlalık) kullandıkları tespit edilmiştir. Bazı araştırmacılar sadece geçmiş dönem elektrik tüketim verilerini kullanırken bazıları bu verilerle birlikte başka verileri de sisteme ekleyerek tahmin etme yoluna gitmişlerdir.

Önceki dönemlerde elektrik tüketim verileri elektrik tüketim tahmininde öncelikli veri olmuştur. 1985 ile 2005 yıllarındaki enerji tüketim verilerini

kullanarak, uzun dönemli, 2005 ile 2054 yılları arasındaki enerji üretimine yol gösterme amacı ile yıllık elektrik tüketim talebini tahmin etmişlerdir (Soylu v.d., 2005). Veri olarak 1970 ve 2011 yılları arasındaki enerji tüketim verileri ile Türkiye’de, uzun dönemli, 2015-2023 yılları arası elektrik tüketimini tahmin etmişlerdir (Mahmutoğlu ve Öztürk, 2015). Gaziantep ilinin 1994-1998 yılları arasındaki enerji tüketim verilerini kullanarak Gaziantep ilinin, 1999-2003 yılları arasındaki aylık olarak enerji tüketimini tahmin etmeye çalışmışlardır (Hengirmen ve Kabak 1999). Niğde ilinin 1991-2001 yılları arası aylık elektrik tüketim verileri ile Niğde ilinin 2001-2004 yılları arası aylık enerji tüketimini tahmin etmeye çalışmışlardır. Elde ettikleri bu verileri, 2001 yılında gerçekleşen değerlerle karşılaştırmışlardır (Yalçınöz v.d., 2002). 2003-2010 yılları arasındaki saatlik elektrik tüketimi verilerini kullanarak, günlere göre tüketim alışkanlıklarını belirlemişler ve bu verilerle Türkiye’nin saatlik elektrik tüketimini 2004-2010 yılları arasındaki enerji tüketimini tahmin etmişlerdir (Balcı v.d., 2012).

Tahmin çalışmalarında iklim verisi kullananların büyük çoğunluğu bölgesel tahminler yapmışlardır. Bunlardan Toker ve Kormaz’ın yaptıkları çalışmada, ülke geneli tüketim tahmini yapmışlar ama çalışmalarında kullandıkları meteorolojik veri setini İstanbul olarak almışlardır. Bunun dışındaki iklim verisi kullanılan tüm çalışmalar, bölgesel veri ve bölgesel tahmin seviyesinde kalmıştır.

İklim verisi kullanılarak yapılan çalışmalar; 2008 ve 2009 yıllarında, İstanbul iline ait meteorolojik verileri (Sıcaklık, nem, günlük güneş alma süresi, yağış miktarı, rüzgâr hızı ve yönü), haftanın günlerini ve Türkiye enerji tüketim verilerini kullanarak, Türkiye için saatlik olarak günlük ve haftalık enerji tüketim tahmini yapmaya çalışmışlardır (Toker ve Korkmaz 2004). Haftanın günlerini, 2002-2003 yıllarındaki sıcaklık ve elektrik tüketim verilerini kullanarak, haftanın günlerinin ve tatillerinin elektrik tüketim profillerini oluşturarak Ankara Gölbaşı için saatlik enerji tüketim tahmini yapmışlardır. İklim verisi olarak Gölbaşı ilçesinin ısı verilerini kullanmışlardır (Ceylan ve Demirören, 2004). Bursa bölgesinin 1995–2004 yıllarına ait yük tüketimleri, sıcaklık, nem ve rüzgâr verilerini kullanarak Bursa bölgesinin 2005-2020 yılları arası aylık enerji tüketim tahmini yapmıştır. Ayrıca çalışmasında yıllık enerji tüketim artışını da bir etken olarak kullanmıştır (Çilliyüz, 2006). İstanbul’un değişik bölgelerinden (Rami, Maltepe, Topkapı, Atışalanı, Bağcılar, Topkapı, Ulubatlı) 1993-1994 yılları arası hava sıcaklığı, trafonun maksimum gücü

değerleri ve elektrik tüketim verilerini kullanmışlardır. Sıcaklık verileri olarak maksimum, minimum ve ortalama değerlerini baz almışlardır. Böylelikle İstanbul’ da seçilen bölgeler için kısa süreli enerji tüketimini tahmin etmeye çalışmışlardır (Eşiyok v.d., 1995). 10 il merkezlerinde (Adana, Afyon, Ankara, Edirne, Erzurum, İzmir, Ardahan, Artvin, Samsun ve Şanlıurfa) 20 yıllık (1985–2005) günlük maksimum ve minimum sıcaklık verileri kullanılmıştır. Bu verilerle soğutma derece-gün sayılarını hesaplayarak bu merkezlerdeki konutların soğutma enerji tüketimini tahmin etmeye çalışmışlardır (Dombaycı v.d., 2009).

Yapılan araştırmaların bazılarında derin öğrenme ve yapay zeka ön plana çıkmaya başlamıştır. Kısa dönem yük tahmini problemine optimal Neural Network (NN) parametrelerini bularak (ANN-GA, ANN-Jaya, ANN-PSO, ANN-FTL), tahmin hatasını azaltılması sağlanmış ve bunun için “lideri takip et” davranışı temelli bir algoritma önerilmiştir. New pool England, New South Wales ve Texas Electric Reliability Council tarafından sağlanan ve farklı periyotlara ait gerçek üç ayrı veri seti kullanılmışlardır. Bu veri setlerinde iklim verisi olarak çığ noktası sıcaklığını kullanırken diğer verileri haftanın günü, günün saati, bayram tatili verilerini kullanmıştır. Bu verilerle 24 saatlik ortamları tahmin etmişlerdir. Bu tahminleri Galler Elektrik Piyasası için %7,35, New England Elektrik Piyasası için %3,30 ve ERCOT Elektrik Piyasası için %4,69 MAE hata yüzdelerinde gerçekleşmiştir (Singh ve Dwivedi, 2018). Avusturalya ulusal elektrik piyasası (NEM) için yüksek kaliteli bir kısa dönem elektrik yükü tahmini için Aşırı Öğrenen Makina (ELM) olarak isimlendirilen ve geleneksel Yapay Sinir Ağları (ANN) öğrenme/eğitim sürecini hızlandırıcı, yeni bir topluluk (ensemble) modeli geliştirilmiştir. Böylece, bir dizi ELM serisi birleştirilerek, tek bir ELM’nin özelliği elimine edilmiş ve tahmin doğruluğu artırılmış. Önceki nem verileri ile yapılan testlerde gelişmiş bazı algoritmalar ile yapılan kıyaslamara göre, üstün geldiği tespit edilmiş. Hava durumunun elektrik yükü talebi ile olan bağı ile yük talebinin mevsimsel bir paterni takip ettiği belirtilmiştir (Zhang v.d., 2013). İrlanda mesken yükü verileri ve Ausgrid trafo yükü tahminleri için Optimal ağırlıklı topluluk yaklaşımı ve aşağıdan yukarıya doğru yaklaşma yöntemlerini kullanarak haftalık tahminlerde bulunmuştur. Bu tahminlerde MPAAE değerlerini %4,71 ve %3,83 arasında bulmuşlar (Wang v.d.,2018). Teksas Elektrik Güvenilirlik Konseyi’nden (ERCOT) elde edilen sistem yükü verilerini tahmin etmek için NN eğitimi için kullanılan algoritmalar

Bayesian Regularization (BR), Scaled Conjugant Gradient (SCG) ve Levenberg-Marquardt (LM) algoritmalarını kullanmışlardır. Tahminlerinde iklim verisi olarak kuru sıcaklık, çiğlenme noktası, bağıl nem, gün ışığı ve rüzgâr hızını kullanırken bu verilere ek olarak günün saati, haftanın günü, tatiller, önceki günün ortalama yükü, önceki günün aynı saatinden gelen yük, önceki hafta aynı saat ve aynı günü kullanmışlar. Bu tahminlerinde MAPE %4,84 - %2,468 değerlerini elde etmişler (Easley v.d.,2018). Hava durumu değişkenlerine (ısı, nem, rüzgar hızı, bulut örtüsü) bağlı yapay sinir ağlarını kullanarak elektrik tüketim tahmininde bulunmuştur. ANN eğitimi için Generalized Delta Rule (GDR) kullanılmıştır. Günlük ortalamalar üzerine yapılan tahminlerde MPAE değerini %4,22 olarak bulmuştur (Park v.d., 1991). Aarhus Danimarka'nın büyük bölgesel ısıtma sistemi için yedi yıllık ısı yükü ve hava durumu verilerine dayanıyor. Üç makine öğrenme modeli, normal bir en küçük kareler modu, çok oyunculu bir algılayıcı ve bir destek vektör regresyon modeli test edilmiş. Tüm modeller gecikmeli (lagged) ısı yükü verileri ve hava durumu verileri konusunda eğitilmiş. Tahmin performansı, ay, hafta içi ve günün saati gibi genel takvim verileri eklenerek önemli ölçüde iyileştirilebileceğini belirtmişlerdir (Brun v.d.,2018).

Elektrik tüketim tahminlerinde iklim verisi dışında diğer verileri kullananlar; 1999-2009 yılları arasındaki Nüfus, GSMH ve enerji tüketim verileri ile Türkiye'nin elektrik tüketimini 2010-2025 yılları arasında tahmin etmiştir (Oğurlu, 2011). 1970–1999 yıllarına ait nüfus verileri ve elektrik tüketim veri seti ile Türkiye'nin 2003 ile 2010 yılları arasındaki elektrik enerjisi tüketimini tahmin etmişler (Hamzaçebi ve Kutay, 2010). 1970-2007 arası GSMH, Üretilen Enerji, Tüketilen Enerji, Nüfus ve Kurulu Güç verileri ile 2006-2010 yıllarına ait enerji tüketim tahminlerini yapmışlardır (Demirel v.d., 2010). Türkiye'de Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı tarafından kullanılan enerji tahmin modellerini (MAED, WASP) metodolojik açıdan incelenerek, Türkiye'nin nüfus, GSMH ve elektrik enerjisinde kullanılan yakıt fiyatlarına ait verileri kullanarak, 2020 yılına kadar yıllık enerji talep projeksiyonları karşılaştırmış, bunların zayıf ve güçlü yönlerini ortaya koymuştur (Keleş, 2005). Türkiye'nin 1978-2009 yılları arasındaki konutlarda elektrik tüketimi, GSMH ve kentleşme oranı verileri ile Türkiye'deki enerji tüketimini 2010-2020 yılları arası yıllık olarak tahmin etmeye çalışmışlardır (Yaylalı ve Lebe, 2013). Türkiye'nin büyüme hızı, sosyo-ekonomik yapısı ve nüfus artış verilerini kullanarak Türkiye'nin

2005-2020 yılları arasındaki yıllık enerji tüketimini tahmin etmeye çalışmıştır (Yoldaş, 2006). Hem Türkiye'deki hem de 12 nolu görev bölgesi olan Balıkesir, Çanakkale, Bursa, Yalova'daki 1980-2005 yılları arasındaki, nüfus, GSMH, gelişim hızı, sanayi üretim endeksi, ham petrol fiyatları ve puant yük (ani) ve tüketim verileri ile Türkiye'nin ve ayrıca bu illerin enerji tüketimini 2006-2010 yılları arası, yıllık tahmin etmeye çalışmıştır (Akar, 2005). Ankara il merkezinin 1999-2004 yılları arası nüfus, GSMH, puant güç değerleri, yıl içinde puantın olduğu günde tüketilen enerji değerleri ve enerji tüketim verilerini kullanarak Ankara için 2005-2010 yılları arası aylık enerji tüketim tahminini yapmaya çalışmıştır (Şener, 2005). 1970-1990 yılları arasındaki, nüfus, iskân ve GSMH verilerini işleyerek, Türkiye'nin 1990-2000 yılları arası enerji tüketimini tahmin etmeye çalışmıştır (Kakilli, 1993). Türkiye genelinde günlük gazete haberlerinden yola çıkarak sosyal olayların etkisini içeren denetimli ve tek etiketli makine öğrenme modelleri geliştirmiş ve günlük enerji tüketim tahmini yapmıştır (Keçeli, 2016).

Elektrik tüketim tahminleri yapılırken haftanın günlerini modelleyen çalışmalarda; haftanın günlerine ve tatillerin önemini vurgulayarak enerji tüketim alışkanlıklarında, resmi tatillerin farklı tepkiler verdiğini açıklamıştır (Bilge, B.). Verilerle haftanın günlerinin ve tatillerinin elektrik tüketim profillerini oluşturmuşlardır. Bu tahmin çalışmasını benzer günler üzerinden yapmışlardır. Benzer gün, yük tahmini yapılacak günden önceki 30 gün ile geçmiş yıldaki yük tahmini yapılacak güne denk düşen günden önceki ve sonraki 30 gün arasından seçmişlerdir. Haftanın günlerinin ve tatil günlerinin tüketim profillerine göre “Dini Bayramlar (Kurban ve Ramazan Bayramı)”, “Pazar, Arife Günleri ve 1 Ocak Günü”, “Cumartesi”, “Pazartesi ve Cuma” ve “Salı, Çarşamba, Perşembe” olarak ayırmışlardır (Ceylan ve Demirören, 2004). Haftanın günleri ile birlikte diğer verileri de kullanarak, günlere göre tüketim alışkanlıklarını belirlemişlerdir. Haftanın günlerini kullanma nedeni olarak güç talebinin tahmininde karşılaştıkları zorluğu gidermek olarak belirtmişlerdir. Çünkü tatil günlerindeki güç tüketim şekilleri, hafta içi günlere rastlayan tatillerdekilerden oldukça farklı olmaktadır. Genellikle, cumartesi veya pazartesi günlerine gelen bir tatil günündeki yük, salı, çarşamba, perşembe veya cumaya gelen bir tatil günündeki yükten daha düşüktür. Yük tahminlerinde günleri; “Salı, Çarşamba, Perşembe ve Cuma”, “Pazar”, “Cumartesi” ve “Pazartesi” şeklinde 4 kategoriye ayırmışlardır Salı, Çarşamba, Perşembe ve

Cuma günleri birbirine benzer yük görüntüsüne sahiptirler. Genel olarak, hafta içi günlerin yük tüketimleri, hafta sonlarından ve tatil yük tüketiminden oldukça farklıdır. Hafta içi günler için ortalama yük tahmin hataları, hafta sonları ve tatillerdekilerden daha düşüktür, şeklinde açıklamışlardır (Balcı v.d., 2012).

Yapılan elektrik tüketim tahminlerinde kullanılan yöntemler; yıllık elektrik tüketim talebini tahmin ederken, verileri doğrusal programlama ile iyileme metodunda işleyerek, tahmin etmişlerdir (Soylu v.d., 2005). Türkiye’de, 2015-2023 yılları arası elektrik tüketimini tahmin ederken ARIMA modelini kullanmışlardır. (Mahmutoğlu ve Öztürk, 2015). Gaziantep ilinin, 1999-2003 yılları arasındaki aylık olarak enerji tüketimini tahmin ederken en küçük kareler, hareketli ortalamalar ve basit exponansiyel yöntemleri kullanmışlardır (Hengirmen ve Kabak 1999). Niğde ilinin 2001-2004 yılları arası aylık enerji tüketimini tahmin ederken çok katmanlı perceptron (MLP), yapay sinir ağları (ANN) ve hareketli ortalama yöntemlerini kullanmışlardır (Yalçınöz v.d., 2002). 2004-2010 yılları arasındaki Türkiye elektrik tüketimini tahmin ederken Regresyon analizi ve Küçük Kareler Yönteminde işleyerek yapmışlardır (Balcı v.d., 2012). Türkiye için saatlik olarak günlük ve haftalık enerji tüketim tahmini yaparken Türkiye enerji tüketim verilerinin %80’i eğitim, %20’sini de test olarak, yapay sinir ağları (YSA) ve ileri sinyal işleme teknikleri ile işlemişlerdir (Toker ve Kormaz 2004). Ankara Gölbaşı için saatlik enerji tüketim tahminini Yapay Sinir Ağları ve Regresyon analizi yöntemi ile yapmışlardır (Ceylan ve Demirören, 2004). Bursa bölgesinin 2005-2020 yılları arası aylık enerji tüketimini yapay sinir ağları yöntemini kullanarak tahmin etmiştir. Çilliyüz, 2006). İstanbul’ da seçilen bölgeler için kısa süreli enerji tüketimini tahmin ederken verilerin %70’ini eğitim, %30’unu da test olarak kullanarak, yapay sinir ağlarının Backpropagation algoritmasıyla işlemişlerdir (Eşiyok v.d., 1995). Türkiye’nin elektrik tüketimini 2010-2025 yılları arasında tahmin ederken matematiksel modelleme yöntemini kullanmış daha önce yapılan yapay sinir ağları, PSO (Particle Swarm Optimization) ve MAED (Enerji Tahmin Analiz Modeli) yöntemleri ile karşılaştırmıştır (Oğurlu, 2011). Türkiye’nin 2003 ile 2010 yılları arasındaki elektrik enerjisi tüketimini tahmininde, 1970-1990 verilerini eğitim, 1991-1998 verilerini doğrulama, 1999-2002 verilerini test olarak kullanarak, yöntemleri birbiri ile karşılaştırmışlar ve en iyi yöntemin yapay sinir ağları olduğuna karar vermişlerdir (Hamzaçebi ve Kutay, 2004). 2006-2010 yıllarına ait enerji tüketim

tahminlerini yaparken ANFIS (Adaptif Ağ Tabanlı Bulanık Çıkarım Sistemi, Adaptive Network Based Fuzzy Inference Systems) ve ARMA modellerini kullanmışlardır (Demirel v.d., 2010). Türkiye’de ki enerji tüketimini 2010-2020 yılları arası yıllık olarak tahmin etmeye çalışırken Ekonometrik Yöntemlerden ARDL (Gecikmesi Dağıtılmış Otoregresif Model- Autoregressive Distributed Lag Model) yöntemini kullanmışlardır (Yaylalı ve Lebe, 2013). Türkiye’nin 2005-2020 yılları arasındaki yıllık enerji tüketimini tahmin ederken verileri Yapay Sinir Ağları metodu ile işlemiştir (Yoldaş, 2006). Türkiye’nin ve ayrıca bu illerin enerji tüketimini 2006-2010 yılları arası, yıllık elektrik tüketim tahmininde, verilerinin, 1980 ve 1999 yılları arasındaki kısmını eğitim, 2000 ile 2005 yılları arasındaki kısmını test amaçlı kullanarak, Yapay Sinir Ağları ve Regresyon analizi yöntemlerini kullanmıştır (Akar, 2005). Ankara için 2005-2010 yılları arası aylık enerji tüketim tahmini yaparken Regresyon yöntemini kullanmıştır (Şener, 1970). Verilerini Çoklu Regresyon Analizi Yöntemiyle işleyerek, Türkiye’ nin 1990-2000 yılları arası enerji tüketimini tahmin etmeye çalışmıştır (Kakilli, 1993). Türkiye genelinde günlük gazete haberlerinden yola çıkarak sosyal olayların etkisini içeren denetimli ve tek etiketli makine öğrenme modelleri geliştirmiş ve günlük enerji tüketim tahmini yapmıştır (Keçeli, 2016).

Meteorolojik verilerin elektrik tüketim tahminlerinin dışında yenilenebilir enerji için kullanıldığı çalışmalar; Niğde bölgesindeki 2008, 2009 yıllarındaki 10 metre yükseklikte ölçülen saatlik ortalama rüzgâr şiddeti verilerini istatistiksel yaklaşım olarak Weibull dağılım Fonksiyonu Parametreleri, Moment Metodu ve Enerji Eğilim Faktörü Yöntemi olmak üzere iki farklı yöntem kullanılarak irdelenmiştir. Yenilenebilir enerjide kullanılmak üzere Niğde bölgesi rüzgâr enerjisi potansiyeli aylık, mevsimsel ve yıllık rüzgar yük yoğunluğunu hesaplamışlardır (Yıldırım v.d., 2012). Eskişehir ili 2009 yılı aralık ayına ait 10m ve 30m’den ölçülen rüzgar hızı verileri kullanılmıştır. Bu veriler, Weibull dağılımı parametreleri En Küçük Kareler (EKK), En Çok Olabilirlik (ECO) ve L-Moment (L-MoM) yöntemleri kullanılarak Yenilenebilir enerji kaynaklarında verimlilik için Eskişehir’deki rüzgâr gücünü tahmin etmeye çalışmışlardır (Bulut ve Açıkçalp, 2013). 1993-2010 yılları arasındaki Akdeniz Bölgesinden seçilen on dört yerleşke yerine ait meteorolojik (aylık ortalama güneş ışınımı, ortalama hava sıcaklığı, minimum toprak üstü sıcaklığı, 5 cm’deki toprak sıcaklığı, bağıl nem, bulutluluk, hava basıncı, güneşlenme süresi) ve coğrafik (enlem, boylam ve yükseklik) verileri kullanmışlardır. Bu

verilerle, Yapay Sinir Ađı (YSA) modeli geliştirilerek, yenilenebilir enerjide kullanılmak üzere, seçilen on dört yerleşke için aylık ortalama toplam güneş ışınım şiddetini tahmin etmeye çalışmışlardır.

Veri madenciliđi en çok tercih edilen tahmin etme yöntemi olarak kullanılmıştır. Türkiye'nin 2001-2010 yılları arasındaki nüfus verilerini, veri madenciliđi yöntemlerinden biri olan Zaman Serileri ve Regresyon Analizi yöntemleriyle işleyerek 2011 yılı için nüfus tahmini yapmaya çalışmışlardır (Güven ve Bilgin, 2014). Hastane verileri üstel düzgünleştirme, ARIMA ve Yapay Sinir Ağları teknikleri ile işleyerek hastanenin gelecek aylardaki hasta yoğunluklarının tahmin edilmesini çalışmışlardır. Oluşturdukları farklı modelleri birbirleri ile de karşılaştırmışlardır (Irmak v.d., 2012). Pamukkale Üniversitesi Eğitim Fakültesi Sınıf Öğretmenliđi Ana Bilim Dalından mezun olan öğrencilerin KPSS'de aldıkları puanlar, geçme notları, öğretim türleri ve genel not ortalamaları veri olarak kullanılmıştır. Bu verileri, Yapay Sinir Ađı ve Regresyon analizi modellerinde işleyerek KPSS sonuçları tahmin edilmeye çalışılmıştır. Bu amaçla oluşturulan modellerin tahmin doğrulukları birbirleri ile kıyaslanmıştır (Özçınar, 2014).

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

VERİ SETİ YAPISI VE ÖZELLİKLERİ

Bu bölümde Meteoroloji Genel müdürlüğünden alınan verinin işlenerek elde edilen yapılandırılmış iklim verisi, haftanın günleri, günün saatleri, bayram tatil günleri, gelişmişlik katsayısı ve enerji tüketim verilerinin yapıları ve özellikleri anlatılmıştır.

Bu bölümde Meteoroloji Genel müdürlüğünden alınan verinin işlenerek elde edilen yapılandırılmış iklim verisi, haftanın günleri, günün saatleri, bayram tatil günleri, gelişmişlik katsayısı ve enerji tüketim verilerinin yapıları ve özellikleri anlatılmıştır.

3.1 Elektrik Tüketim Verileri

Elektrik; maddenin elektronlarının hareket etmesi ile ortaya çıkan enerji türüdür. Enerji kaynaklarından biri olan elektrik enerjisi ile ilgili yapılan çalışmaların çoğunda enerji tüketimi ifadesi kullanılmıştır. Çalışmamızda elektrik tüketim ifadesi elektrik tüketim enerjisini ifade etmektedir.

Enerji Bakanlığında tüm Türkiye için 2010, 2011, 2012, 2013 yılları ve 2014 Ocak, Şubat, Mart ve Nisan aylarına ait saatlik dilimlerde elektrik tüketim verileri alınmıştır. Her il için ayrı ayrı saatlik tüketim verileri istenmiş ama böyle bir veri tutulmadığı belirtilmiştir. Bu yüzden deneylerde Türkiye geneli saatlik elektrik tüketim verileri kullanılmıştır.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J
338		2012		ARALIK AYI SAATLİK YUKLER						
339	GÜN	1	2	3	4	5	6	7	8	9
340	SAAT									
341	1	25711	24529	23296	25299	25603	26245	26358	26600	25741
342	2	24198	23135	21949	24040	24177	24646	24838	24998	24031
343	3	23265	22038	21115	23153	23339	23765	24120	24002	22994
344	4	22737	21602	20780	22685	22843	23244	23495	23372	21965
345	5	22454	21234	20674	22671	22794	23222	23434	23091	21693
346	6	22934	21391	20887	23071	23324	23712	23776	23266	21905
347	7	23037	21110	21909	23793	24010	24362	24669	23373	21783

Şekil 3.1: Enerji Bakanlıđından Alınan Örnek Elektrik Tüketim Verileri.

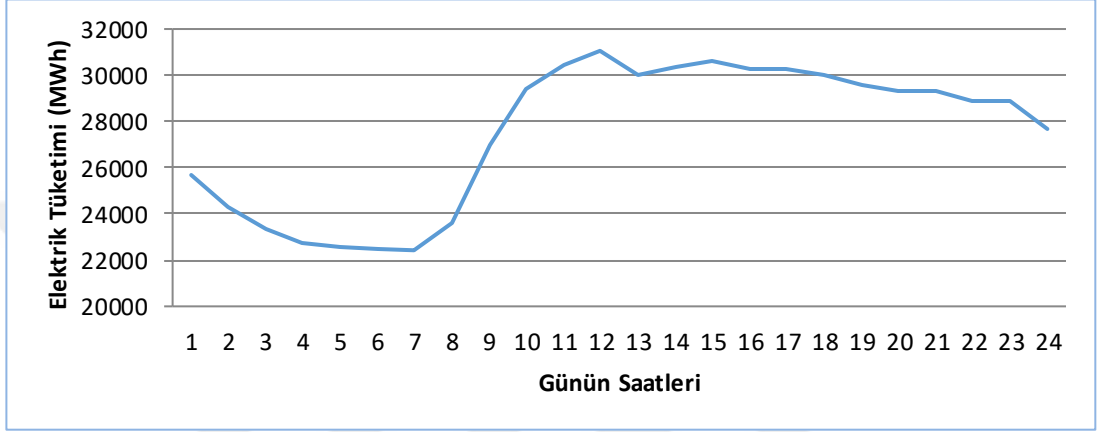
Elektrik tüketim verileri Şekil 3.1’de gösterilen formatta aylık tablolar halinde yıllık olarak verilmiştir. Bu formatta her bir sütunda ayın günleri, satırda ise günün saatleri gösterilmektedir. Her bir hücrede ait olduğu günün o saatinde tüm Türkiye’de tüketilen elektrik verisi megawatt (MW) cinsinden gösterilmektedir. Şekil 3.1’deki veriler deneylerde kullanılmak üzere yıl, ay, gün, saat ve tüketim verisi olarak formatlanmış ve verilerin son dizilimi Şekil 3.2’de gösterilmiştir.

YIL	AY	GÜN	SAAT	TÜKETİM (MW)
2012	3	10	10	30069
2012	3	10	11	31189
2012	3	10	12	31769
2012	3	10	13	29550
2012	3	10	14	30416
2012	3	10	15	30036
2012	3	10	16	29276
2012	3	10	17	28943
2012	3	10	18	29232
2012	3	10	19	30893
2012	3	10	20	30410
2012	3	10	21	29550
2012	3	10	22	28787
2012	3	10	23	28839

Şekil 3.2: Formatlanmış Yıllık, Aylık, Günlük Ve Saatlik Elektrik Tüketim Verileri.

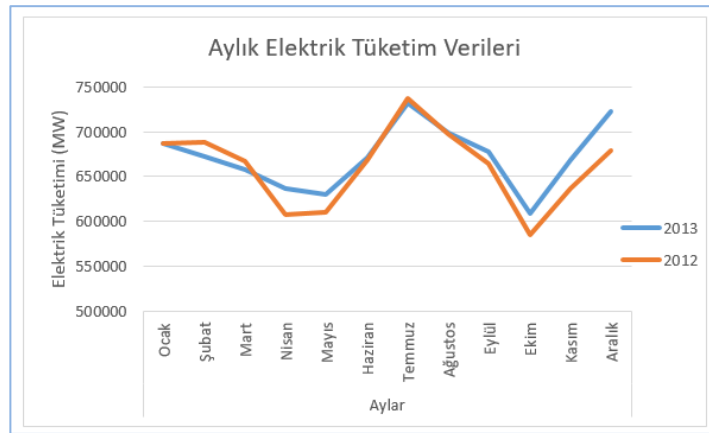
Şekil 3.2’de işaretli yerdeki verinin anlamı; 2012 yılı Mart ayının 10. gününün 13. Saatinde gerçekleşen elektrik tüketiminin 29550 MW olduğu göstermektedir. Enerji Bakanlıđından alınan 2012, 2013 ve 2014 (Ocak, Şubat, Mart ve Nisan ayları) yıllarına ait elektrik tüketim verileri Şekil 3.2’deki formata dönüştürülmüştür.

Elektrik tüketim verilerinin karakteristik yapıları, zamana göre nasıl bir değişim gösterdikleri incelenmiştir. Buna göre Şekil 3.3'te gösterilen elektrik tüketiminin saatlere göre değişkenlikleri incelendiğinde; elektrik tüketiminin en az olduğu 4 ile 7. saatler arasında gerçekleşirken saat 7'den itibaren hızlı bir yükseliş gösteren elektrik tüketimi 12. saatte pik değere ulaşmıştır. Daha sonrasında düşmeye başlamıştır. Elektrik tüketimindeki bu azalma tüketimdeki ani artışa göre daha yavaş gerçekleşmektedir.



Şekil 3.3: Elektrik Tüketiminin Saatlik Ortalamaları.

2012 ve 2013 yıllarında aylık tüketimleri Şekil 3.4'te gösterilmektedir. Her ay görülen değişimler yıllar arasında da farklılık göstermektedir. Bu değişimler yıllar arasında bir paralellik çerçevesinde gerçekleşmiştir. Şekil 3.4'e göre Ekim ayında elektrik tüketimi düşerken temmuz ayında elektrik tüketimi pik noktalara ulaşmaktadır. Mevsimler olarak değerlendirildiğinde bahar aylarında daha az elektrik tüketimi gerçekleşmekte. Kış aylarında ise yaz kadar olmasa da elektrik tüketimi artmaktadır.



Şekil 3.4: Aylık Elektrik Tüketim Verileri.

3.2 Meteorolojik Veriler

Enerji tüketim tahmininde meteorolojik verilerde etkindir (Stoll ve Garver, 1989). Bu etkenliği irdelemek için kullandığımız meteorolojik veriler; Meteoroloji Genel Müdürlüğünden alınmıştır. İklim verileri, tüm iller için 2012-2014 yılları arası saatlik olarak alınmıştır (2014 yılı Ocak, Şubat, Mart ve Nisan aylarıdır).

Meteoroloji Genel Müdürlüğünden alınan iklim verileri aşağıda listelenmiştir.

1. Buhar basıncı,
2. Güneşlenme,
3. Güneş radyasyonu,
4. Isı,
5. Maksimum ısı,
6. Minimum ısı,
7. Nem,
8. Maksimum nem,
9. Minimum nem,
10. Rüzgâr,
11. 10 metre rüzgâr (rüzgâr_10),
12. Saatlik basınç,
13. 5 metredeki toprak ısı (toprak_ısı_5),
14. 10 metredeki toprak ısı (toprak_ısı_10),
15. 20 metredeki toprak ısı (toprak_ısı_20),
16. 50 metredeki toprak ısı (toprak_ısı_50),
17. 100 metredeki toprak ısı (toprak_ısı_100)

Meteoroloji genel müdürlüğünden bunun dışında başka verilerde alınmış fakat bu veriler günlük olarak tutulmuştur. Elektrik tüketim verileri saatlik olduğu için saatlik olmayan iklim verileri kullanılmamıştır.

Alınan veriler meteorolojik veri türüne göre istasyon no, yıl, ay, gün, saat ve iklim verisi değeri şeklinde alınmıştır. Örnek bir veri seti olarak Şekil 3.5'te Türkiye genelinde 2012-2014 yıllarındaki meteoroloji istasyonlarında ölçülmüş olan Buhar Basıncı değerleri örnek olarak gösterilmektedir. Burada veri sıralaması verinin ölçüldüğü istasyon no, yıl, ay, gün, saat (utc) ve iklim verisi değeri (Buhar Basıncı (hPa) örnek olarak gösterilmiştir) şeklindedir. Şekil 3.5'de gösterilen veri setine göre 17020 numaralı istasyonda 30 Nisan 2014 tarihinde 19. Saatte ölçülen 14,7 hPa buhar basıncı görülmektedir.

Istasyon No;Yil;Ay;Gün;Saat (UTC);Buhar Basıncı (hPa)
17020;2014;4;30;9;14.3
17020;2014;4;30;10;14.9
17020;2014;4;30;11;16.5
17020;2014;4;30;12;16.1
17020;2014;4;30;13;15.8
17020;2014;4;30;14;16.3
17020;2014;4;30;15;15.4
17020;2014;4;30;16;14.9
17020;2014;4;30;17;14.9
17020;2014;4;30;18;14.8
17020;2014;4;30;19;14.7
17020;2014;4;30;20;14.6
17020;2014;4;30;21;14.5
17020;2014;4;30;22;14.4
17020;2014;4;30;23;14.0
17026;2012;1;1;0;7.5

Şekil 3.5: Örnek Meteorolojik Veri Olarak Buhar Basıncı Verileri.

Buhar basıncı verisinde 1.697.415 adet ölçülmüş veri bulunmaktadır. Başka bir veri olarak 10 metredeki rüzgâr verisi 1.899.462 adettir. Bu veriler cihazların aktif çalıştığı sürelerde ölçülmüşlerdir. Cihazların bakım veya arıza durumlarında ki zaman dilimlerinde ölçüm verisi ulaşmamıştır. Bu sebeple iklim verilerindeki sayılar iklim türünü ölçen cihaz ve istasyon olarak farklılık göstermektedir.

Bu farklılıklar iklim verilerinde eksiklik olduğunun tespit edilmesini sağlamıştır. Tespit edilen bu eksiklik elektrik tüketim tahminlerinde doğruluk ve güvenilirliği olumsuz yönde etkileyecektir. Olmayan bir veri için tahmin yapılması zordur. Bu verinin tekrardan ölçülme imkânı söz konusu olmamakla birlikte bu eksikliklerin giderilmesi başlı başına bir araştırma konusudur. Bu eksikliğin giderilmesi için yapılan araştırmalarda Hot Deck, Son Gözlemi İleri Taşıma, Naive Bayes ile Değer Atama, Karar Ağaçları, Çoklu Atama, Beklenti Maksimizasyon ve Yerine Ortalamayı Koyma yöntemleri incelenmiştir. Bu yöntemlerden “Son Gözlemi İleri Taşıma” yönteminin verilerimiz için uygun olduğu sonucuna ulaşılmıştır. Bu yöntemde kayıp değer yerine kayıptan önce gözlemlenen son değer atanmasıyla kayıp veri doldurulmuş olur. Bu yöntemde kendisinden önceki veri sonraki eksik verinin yerine konular ve kullanımı oldukça basit ve anlaşılırdır (Sezgin ve Çelik, 2013).

Elektrik tüketim verileri, saatlik dilimler ve Türkiye geneli olduğundan kontrollü deney yapılabilmesi için iklim verilerinin de Türkiye ortalamasının bulunması gerekmektedir. Bu amaçla tüm istasyonlarda aynı saatte ölçülen aynı tür

iklim verileri bilgisayar programı aracılığıyla her saat için bir dosya haline getirilmiştir. Şekil 3.6'da gösterildiği gibi her bir iklim verisinin her bir saat için tüm istasyonlarda ölçülmüş değerlerini bir arada gösteren bir text dosyası oluşturulmuştur. Sadece buhar basıncı için toplam 20.400 adet text dosya oluşturulmuştur. Bu işlem 17 farklı iklim verisi için ayrı ayrı yapılarak toplamda 346.800 adet dosya oluşturulmuştur. Oluşturulan her bir dosyada saatlik olarak tüm istasyonlarda ölçülen iklim verileri bulunmaktadır.

```
Istasyon No;yil;ay;gun;saat;bb_deger
17020;2012;1;1;0;7.2
17022;2012;1;1;0;7.7
17026;2012;1;1;0;7.5
17030;2012;1;1;0;5.2
17033;2012;1;1;0;5.5
17034;2012;1;1;0;5.7
17040;2012;1;1;0;5.7
17045;2012;1;1;0;4.1
17046;2012;1;1;0;2.3
17050;2012;1;1;0;7.0
17052;2012;1;1;0;6.2
17056;2012;1;1;0;7.7
17062;2012;1;1;0;10.3
17064;2012;1;1;0;10.1
17066;2012;1;1;0;9.4
```

Şekil 3.6: Tüm İstasyonlarda Ki Saat Bazlı Buhar Basıncı Verisi (Örnek Olarak Verilmiştir).

Şekil 3.6'da gösterilen veri setinde buhar basıncı verilerinin 01.01.2012 tarihinde 1. saatteki meteoroloji istasyonlarında ölçülen buhar basıncı değerlerini göstermektedir. Buna göre 01.01.2012 tarihinde 1. saatte 17026 nolu meteoroloji istasyonunda ölçülmüş 7,5 hPa'lık buhar basıncı verisi görülmektedir.

Yapılan literatür araştırmasında iklim verileri kullanılarak yapılan elektrik tüketimi tahmini çalışmalarında bu kadar çok iklim verisi çeşidi kullanılmamıştır. Bu açıdan bu çalışma diğer araştırmalara göre farklılık göstermektedir. İklim verileri saatlik olarak ayrıştırıldıktan sonra başka bir bilgisayar programı ile her iklim verisinin ayrı ayrı saatlik ortalamaları alınmıştır. Her iklim verisi için yıl özelinde ayrı dosyalar oluşturulmuştur. Böylelikle Şekil 3.7'deki veriler elde edilmiştir. Şekil 3.7'de 2012 yılı için saatlik olarak Türkiye için buhar basıncına ait istasyon ortalamaları görülmektedir. İşaretli alanda 01.01.2012 tarihinde 7. saat için Türkiye için hesaplanmış buhar basıncı ortalaması 6,45 hPa olduğu gösterilmiştir.

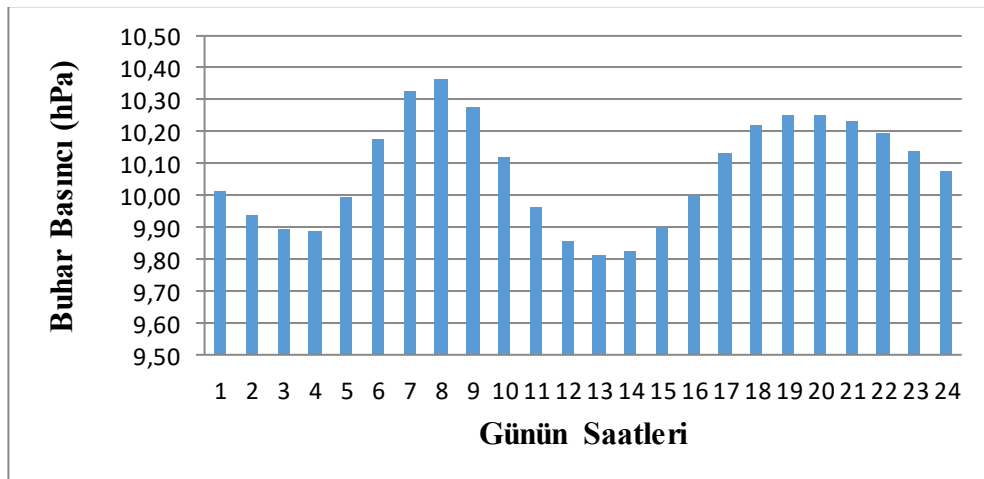

```
yil;ay:gün;saat;bb_ortalama
2012;01;1;0;6.63
2012;01;1;1;6.26
2012;01;1;2;6.33
2012;01;1;3;6.31
2012;01;1;4;6.27
2012;01;1;5;6.29
2012;01;1;6;6.35
2012;01;1;7;6.45
2012;01;1;8;6.57
2012;01;1;9;6.67
2012;01;1;10;6.73
2012;01;1;11;6.76
2012;01;1;12;6.78
2012;01;1;13;6.79
2012;01;1;14;6.75
2012;01;1;15;6.69
2012;01;1;16;6.6
```

Şekil 3.7: İklim Verilerinin Saatlik Ortalamaları (Örnek Olarak Buhar Basıncı Gösterilmiştir).

Şekil 3.7’de oluşturulan text dosyaları 2012, 2013 ve 2014 yılları için tüm meteorolojik veriler için hazırlanmıştır. Tahminlerde kullanılan meteorolojik verilerin neler olduğu ve karakteristikleri aşağıda açıklanmıştır.

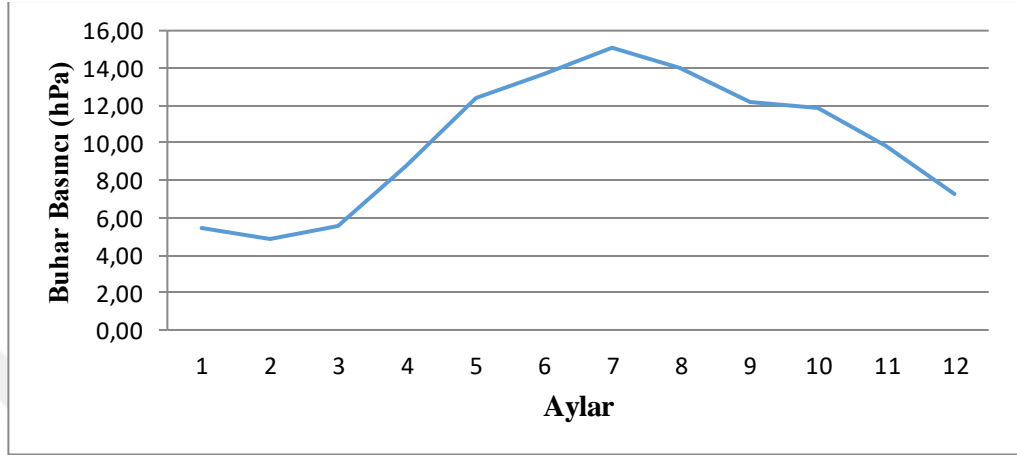
3.2.1 Buhar Basıncı (hPa)

Meteorolojide genel atmosferik basıncın su buharınca meydana getirilen kısmı için kullanılan terim. Buhar basıncı, sürgülü nem cetveli veya tabloları yardımıyla kuru ve ıslak hazne sıcaklık değerlerinden dolayı olarak elde edilir. Buhar gerilimi ile eş anlamlıdır (Meteoroloji Sözlüğü Buhar Basıncı, t.y.)



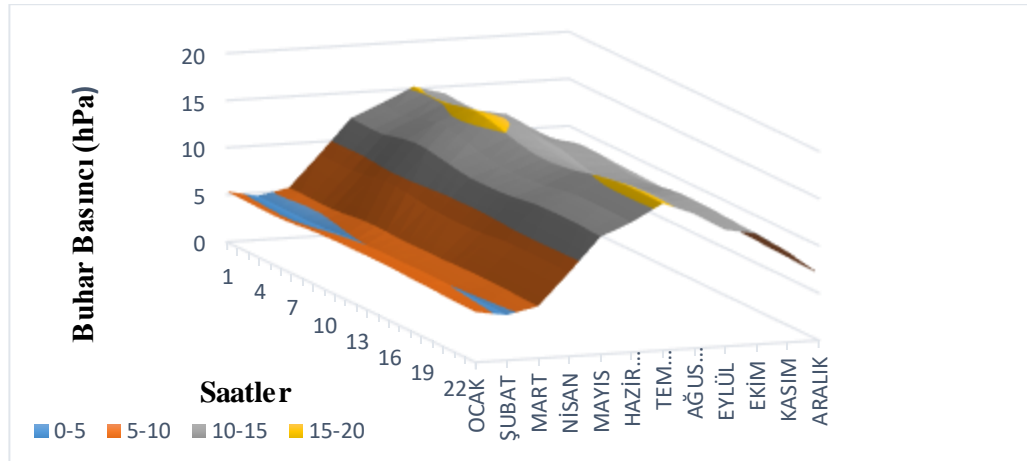
Şekil 3.8: 2012 Yılı Gün İçindeki Buhar Basıncı Değişiminin Saatlik Ortalama Karakteristiği.

Şekil 3.8’de 2012 yılı için buhar basıncının saatlik ortalaması görülmektedir. Buhar basıncının maksimum olduğu 6. ve 9. saatleri arasında enerji tüketimi minimum seviyelerdedir. Buhar basıncının minimum seviyeye ulaştığı 13. saatte elektrik tüketimi maksimum seviyelerdedir.



Şekil 3.9: Buhar Basıncının Aylık Ortalamalara Göre İstatistiği.

Şekil 3.9’da 2012 yıllarındaki aylık ortalama değerlerinin karakteristiği görülmektedir. Buhar basıncının aylık ortalamasının maksimum olduğu temmuz ayında enerji tüketimi de maksimum olmaktadır.



Şekil 3.10: 2012 Yılı İçin Aylık Saat Ortalamalarının Karşılaştırma Grafiği.

Şekil 3.10’da 2012 yılında buhar basıncının saat ortalamalarının aylara göre değişimi görülmektedir. Şubat ayında en düşük seviyedeysen temmuz ayında maksimum seviyede olduğu görülmektedir. Her aya göre saatlik ortalamalar farklılık göstermektedir.

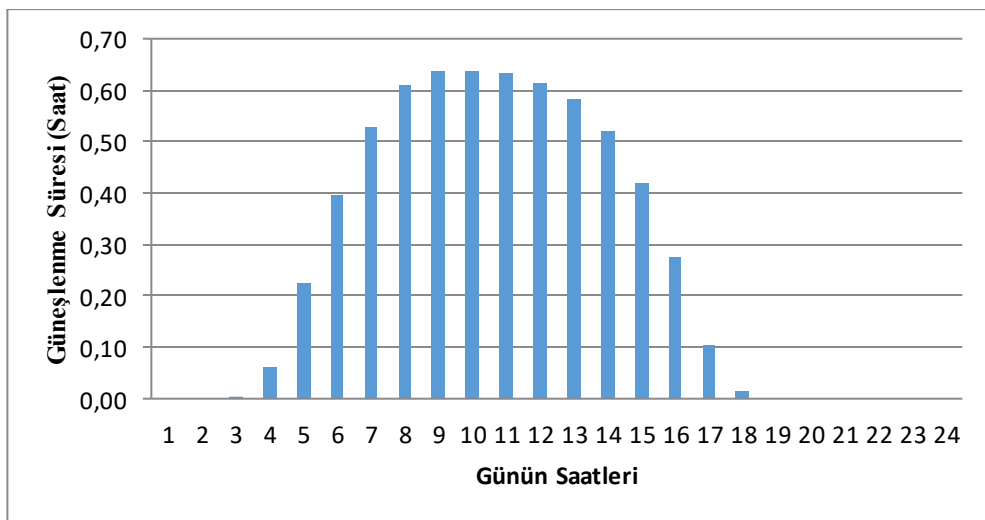
Tablo 3.1: Buhar Basıncı İle Elektrik Tüketimlerinin Kesiştikleri Günler.

Tarih	Buhar Basıncı (hPa)		Elektrik Tüketimi (MW)	
19.01.2012	3,16	Min	730867,70	Max
02.02.2012	3,15	Min	724506,80	Max
01.07.2012	10,82	Min	608274,92	Min
09.08.2012	16,91	Max	777414,60	Max

Tablo 3.1’de günlük toplamlara göre ay içerisindeki maksimum ve minimum günler ele alındığında ocak ve şubat aylarındaki buhar basıncının minimum ortalamaya sahip olduğu günlerde elektrik tüketimi o ayki maksimum değerlerine ulaştığı gösterilmektedir. Buhar basıncının temmuz ayında minimum olduğu 1 Temmuz tarihinde ise elektrik tüketimi de o ayki en düşük gününe denk gelmektedir. Ağustos ayında ise buhar basıncının maksimum olduğu 9 Ağustos tarihinde ise elektrik tüketimi o ayki en yüksek enerji tüketimi gerçekleşmektedir.

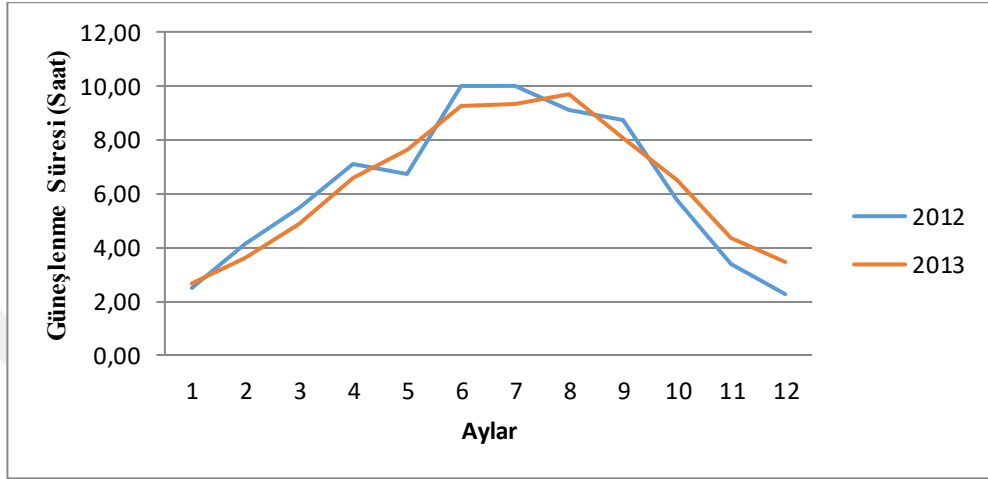
3.2.2 Güneşlenme Süresi (Saat)

Günün ne kadar kısmının güneşli olduğu süreye güneşlenme süresidir. Güneşlenme süresi arttıkça sıcaklıklarda artma görülür. Güneş ışınlarının süresini veya günün ne kadar kısmının güneşli geçtiğini kaydeden aletlere Helyograf denir. Helyograf aleti, güneşten gelen direkt güneş ışınlarını bir diyagram üzerine kaydeder (Meteorolojik Tanımlar Güneşlenme, t.y.)



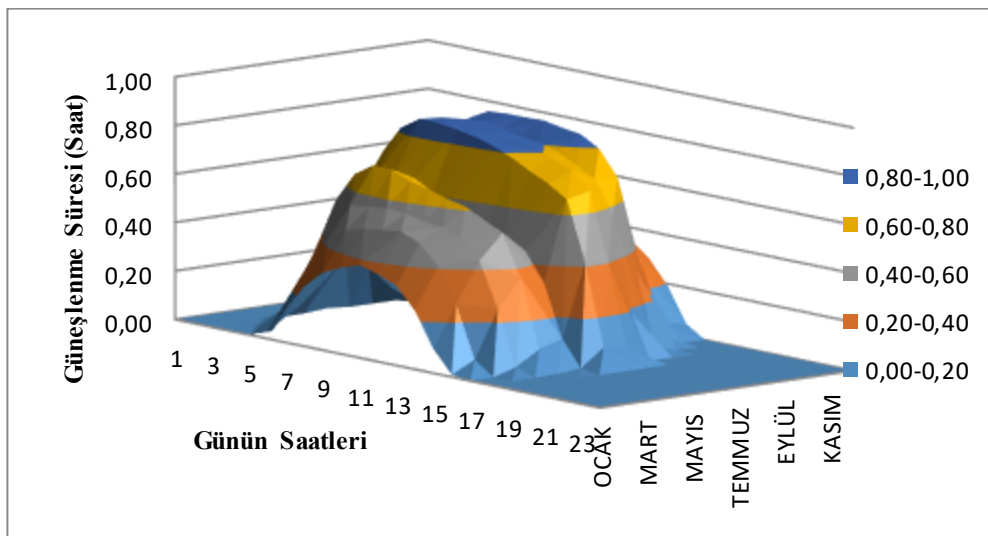
Şekil 3.11: 2012-2013 Yıllarına Göre Gün İçindeki Değişiminin Saatlik Güneşlenme Sürelerinin Ortalaması.

Şekil 3.11’de görülen grafiğe göre güneşlenmenin maksimum olduğu saatlerde güneşlenme süresinin maksimum olduğu öğle saatlerine denk gelmektedir. Bununla birlikte güneşlenme süresinin olduğu saatlerde enerji tüketimi hem minimum seviyeyi hem de maksimum seviyeyi görmektedir. Güneşin olmadığı saatlerde de elektrik tüketimi oldukça fazladır.



Şekil 3.12: Güneşlenme Sürelerinin Aylık Ortalamalara Göre İstatistiği.

Şekil 3.12’ye bakıldığında günlük güneşlenme süresinin maksimum olduğu temmuz ayında elektrik tüketimi de maksimumken güneşlenmenin en az olduğu ocak ve aralık aylarında da elektrik tüketimi maksimum seviyeye yakın olduğu görülmektedir.



Şekil 3.13: 2012-2013 Yılları İçin Güneşlenme Süresinin Aylık Saat Ortalamalarının Karşılaştırma Grafiği.

Şekil 3.13’de güneşlenme sürelerinin yaz aylarında oldukça fazla olduğu görülmektedir. Mart ayındaki keskin çıkış saatlerin ileri alınmasından kaynaklı bir çikiştir.

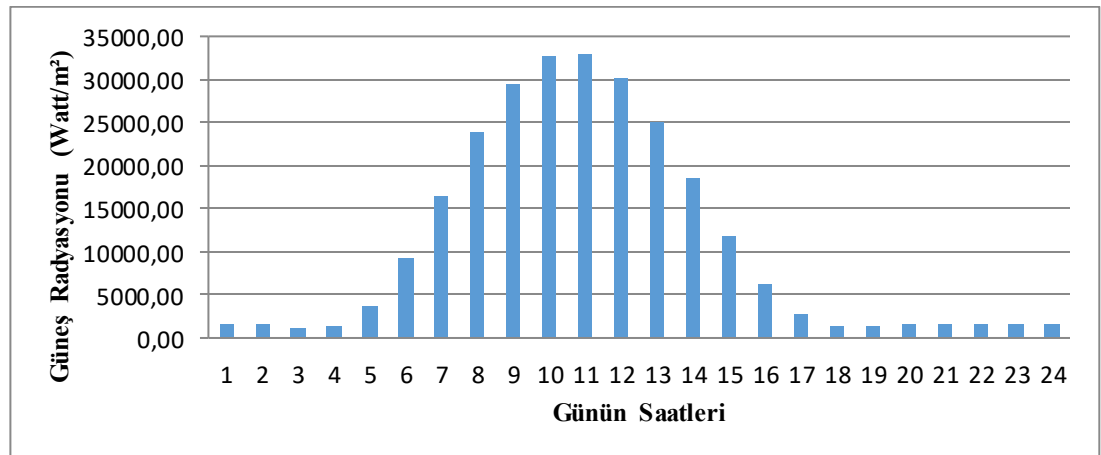
Tablo 3.2: Güneşlenme Süresi İle Elektrik Tüketimlerinin Kesiştikleri Günler.

Tarih	Güneşlenme süresi (Saat)		Elektrik Tüketim (MW)	
10.04.2012	3,22	Min	647093,00	Max
18.12.2012	0,15	Min	719432,00	Max
03.11.2013	6,98	Max	579778,60	Min

Tablo 3.2’de görüldüğü gibi, günlük ortalamalara göre ay içerisindeki maksimum ve minimum günler ele alındığında nisan ayında güneşlenme süresinin minimum olduğu gün elektrik tüketiminin maksimum olduğu güne denk gelmektedir. Aralık 2012 de güneşlenme süresi minimum olduğu gün elektrik tüketimi maksimuma ulaşırken Kasım 2013 ayında ise güneşlenme süresinin maksimum olduğu gün elektrik tüketimi minimum seviyeye inmiştir.

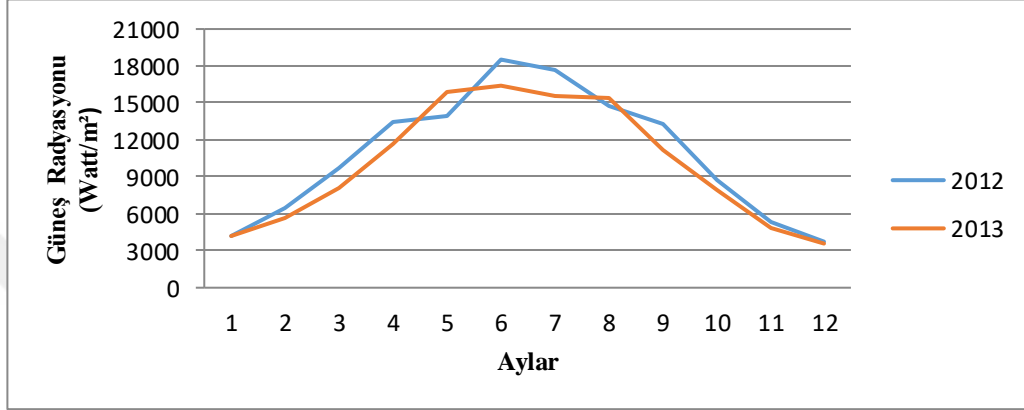
3.2.3 Güneş Radyasyonu (Watt/m²)

Yeryüzüne ulaşan doğrudan ve yayılan radyasyon toplamına global güneş radyasyonu denir. Bu tür radyasyon güneşten yayıldığında, radyasyon dağılımı 0.5 mikron dalga boyu, mavi-yeşil güneş tayfıyla ve maksimum yoğunlukla karakterize edilir. Bu özellikleriyle de yer radyasyonundan ayrılır (Meteoroloji Sözlüğü Güneş Rds, t.y.).



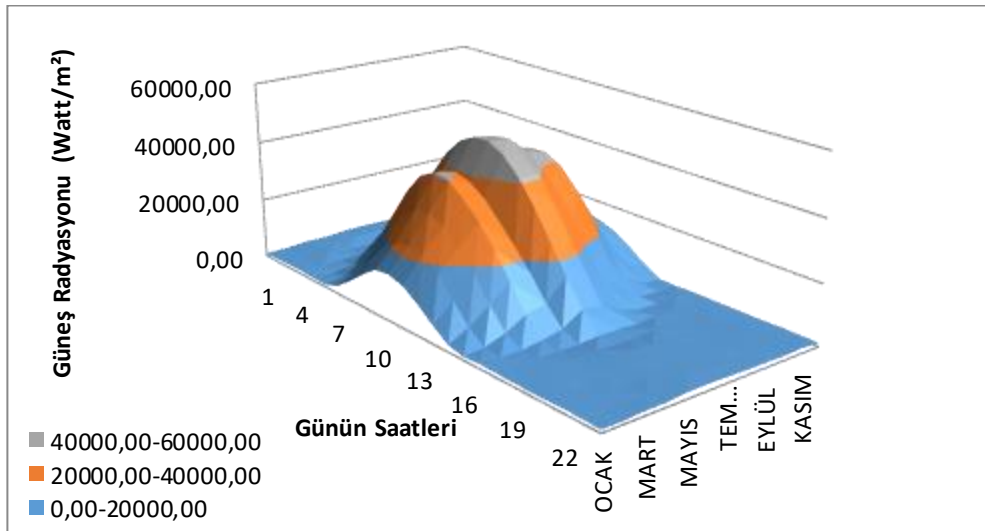
Şekil 3.14: 2012-2013 Yıllarına Göre Gün İçindeki Değişiminin Saatlik Güneşlenme Sürelerinin Ortalaması.

Şekil 3.14'de güneş radyasyonunun maksimum olduğu 10-12 saatleri arası elektrik tüketiminin de maksimum seviyeye ulaştığı saatler iken güneş radyasyonunun sıfıra yakın olduğu saatlerde ise elektrik tüketimi sabah ve akşam saatlerine göre farklı tepki göstermektedir. Güneş radyasyonu güneşin dik açı ile dünya yüzeyine vurduğu saatlerde maksimum seviyeye ulaştığı görülmektedir. Güneşin olmadığı saatlerde radyasyon çok azdır.



Şekil 3.15: Güneş Radyasyonunun Aylık Ortalamalara Göre İstatistiği.

Güneş radyasyonu yıllara göre büyük farklılıklar göstermemesine rağmen mevsimler olarak farklılık göstermektedir. Kış mevsiminde minimum seviyede iken yaz mevsiminde maksimum seviyeye ulaşmaktadır. Güneş radyasyonunun maksimuma yakın olduğu temmuz ayında elektrik tüketimi de maksimum olmaktadır.



Şekil 3.16: 2012-2013 Yılları İçin Güneş Radyasyonunun Aylık Saat Ortalamalarının Karşılaştırma Grafiği.

Güneş radyasyonunun aylara göre saat ortalamaları değişmektedir. Temmuz ayında öğle saatlerinde maksimum seviyeye ulaşmaktadır. Güneşin olmadığı saatlerde ise aylık olarak bir değişim görülmemektedir. Kış aylarında daha kısa süre radyasyon yayılırken yaz aylarında gün içindeki saat miktarı artmaktadır.

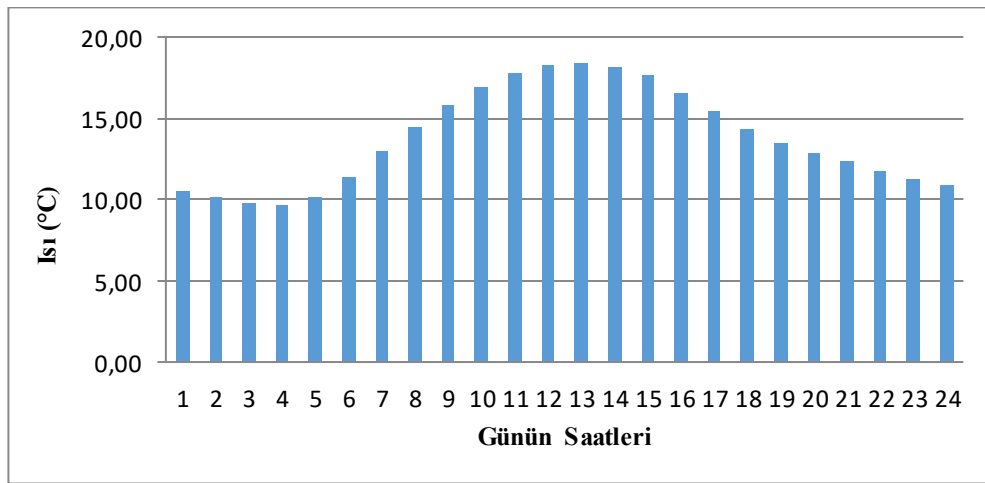
Tablo 3.3: Güneş Radyasyonu İle Elektrik Tüketimlerinin Kesiştikleri Günler.

Tarih	Güneş Radyasyonu (Watt/m ²)	Enerji Tüketim (MW)
10.04.2012	3,22	Min 647093,00 Max
18.12.2012	0,15	Min 719432,00 Max
03.11.2013	6,98	Max 579778,60 Min

Tablo 3.3'de günlük ortalamalara göre ay içerisindeki maksimum ve minimum günler ele alındığında nisan ve aralık ayında o ayki güneş radyasyonunun minimum olduğu günlerde enerji tüketimi maksimum kasım ayında güneş radyasyonunun maksimum olduğu günde elektrik tüketimi minimum olduğu gösterilmektedir.

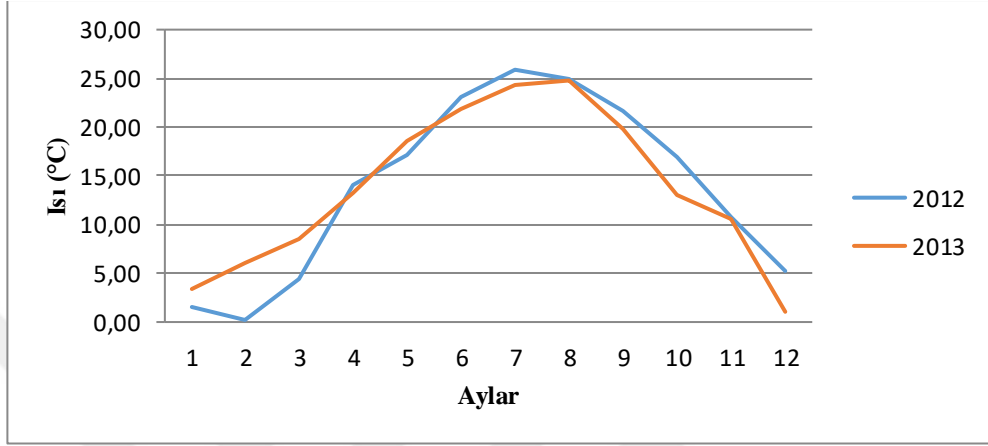
3.2.4 Isı (°C)

Isı bir enerji çeşididir. İki sistem arasındaki sıcaklık farkından dolayı birbirinden diğerine geçen akım veya enerjidir. Bizim kullandığımız ısı, yerden 1.25 m. ile 2 m. arasındaki havanın sıcaklığıdır. Termometre ile ölçülür (Meteorolojik Aletler Isı, t.y.).



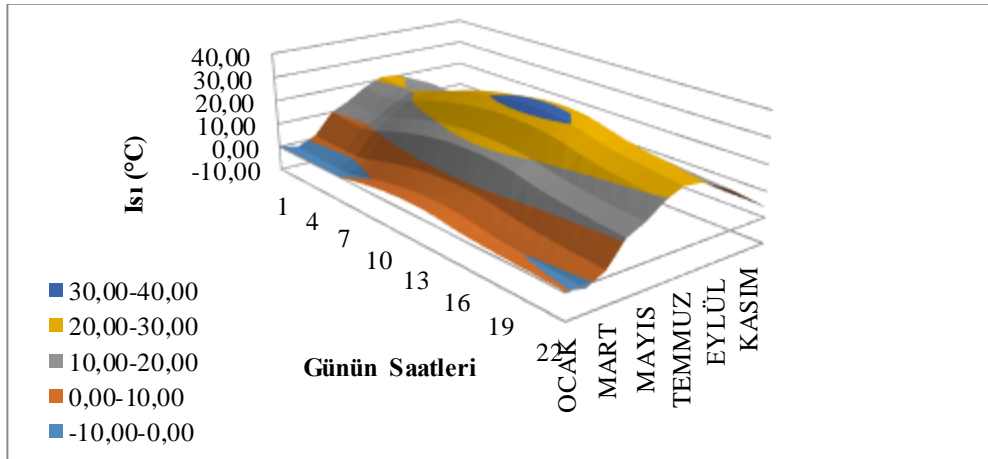
Şekil 3.17: 2012-2013 Yıllarına Göre Gün İçindeki Değişiminin Saatlik Güneşlenme Sürelerinin Ortalaması.

2012 ve 2013 yıllarındaki ısının saatlik ortalamalarına göre Şekil 3.17 elde edilmiştir. Isı, güneşin daha dik olduğu saatlerde maksimum seviyeye ulaşırken güneşin batışından sonra düştüğü görülmektedir. Elektrik tüketimi ile karşılaştırıldığında ısının maksimum seviyelere ulaştığı zamanlarda elektrik tüketiminin de maksimum seviyelerde olduğu görülmüştür.



Şekil 3.18: Isının Aylık Ortalamalara Göre Grafiği.

Şekil 3.18’de görüldüğü gibi, aylık ortalamalara göre ısı ele alındığında şubat ayı dışındaki diğer aylarda 2012 ve 2013 yılları birbiri ile paralel gitmesine rağmen çok az kesişme gerçekleşmektedir. Bu paralellikte aylara göre ısı miktarlarında farklılık olduğu görülmüştür. 2012 yılında ısı ortalaması maksimum seviyeyi görmüşken 2013 yılında ise ağustos ayında maksimum seviyeye ulaşmıştır. Elektrik tüketiminin çok fazla olduğu temmuz-ağustos aylarında da ısının maksimum seviyelerde olduğu görülmektedir.

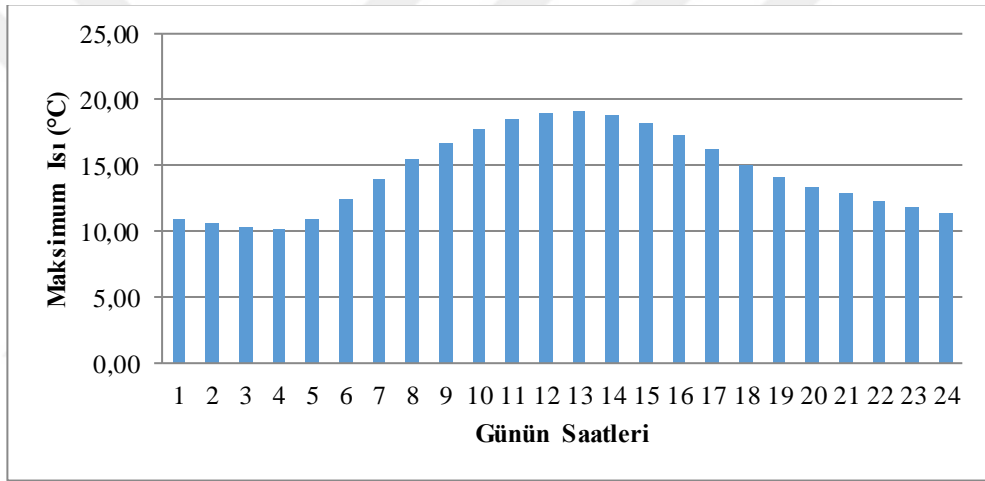


Şekil 3.19: 2012-2013 Yılları İçin Isının Aylık Saat Ortalamalarının Karşılaştırma Grafiği.

Isının aylara göre maksimum seviyeleri değişmektedir. Mevsim geçişlerinde ısı miktarındaki artış ve azalışlar daha fazla gerçekleştiği gibi yüksek ısıda kalma saati de değişmektedir.

3.2.5 Maksimum Isı (°C)

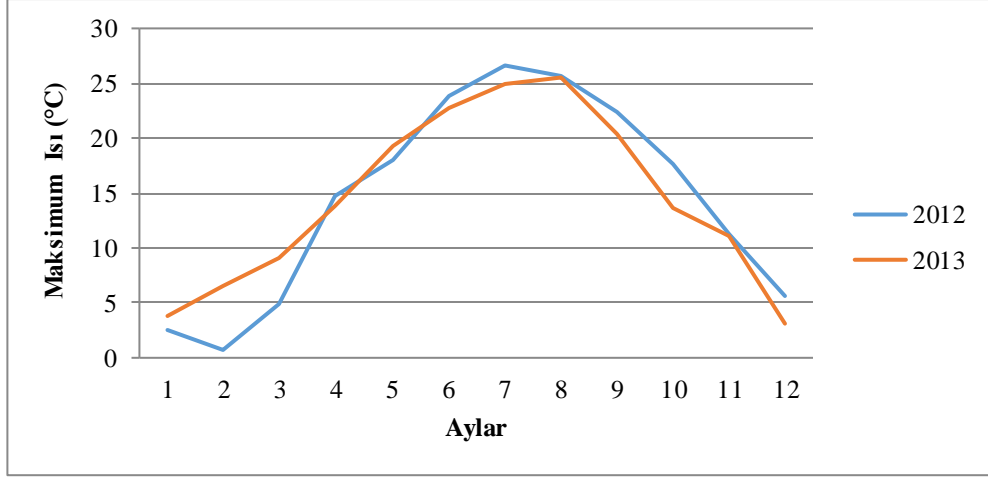
Saatın en yüksek sıcaklığıdır. Bunu ölçen termometreler özeldir. Iskala, sıcaklığın artması ile haznedeki civanın kılcal boruda yükselmesi ve hava sıcaklığının düşmeye başladığı andan itibaren ise, civanın kendiliğinden tekrar hazneye dönememesi esasına göre imal edilen bu termometrede saatin sonundaki ısıdır (Meteoroloji Sözlüğü Maksimum Isı, t.y.).



Şekil 3.20: 2012-2013 Yıllarına Göre Gün İçindeki Değişiminin Saatlik Maksimum Isı Ortalaması.

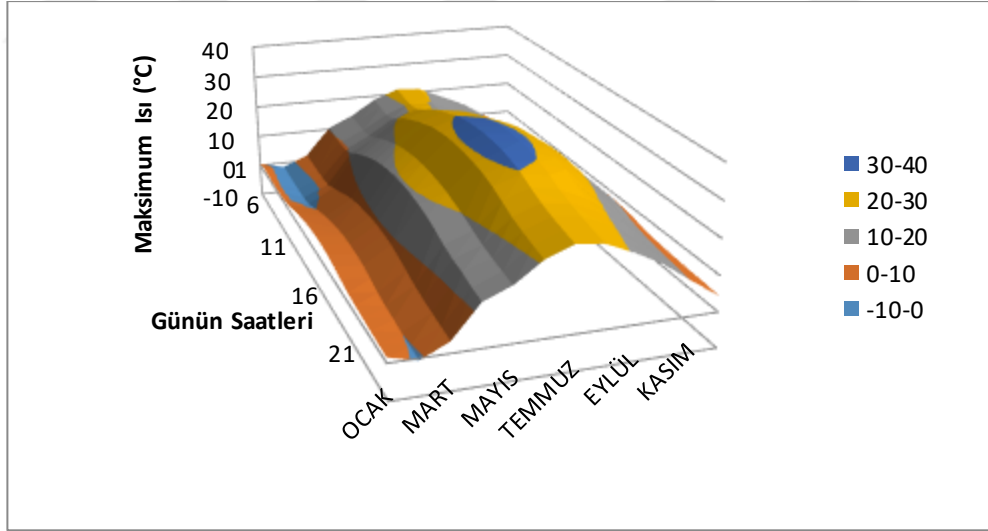
2012 ve 2013 yıllarındaki maksimum ısının saatlik ortalamalarına göre Şekil 3.20 elde edilmiştir. Maksimum ısı, güneşin daha dik olduğu saatlerde maksimum seviyeye ulaşırken güneşin batışından sonra düştüğü görülmektedir. Elektrik tüketimi ile karşılaştırıldığında maksimum ısının maksimum seviyelere ulaştığı zamanlarda elektrik tüketiminin de maksimum seviyelerde olduğu görülmüştür.

Aylık ortalamalara göre maksimum ısı ele alındığında şubat ayı dışındaki diğer aylarda 2012 ve 2013 yılları birbiri ile paralel gitmesine rağmen çok az kesişme gerçekleşmektedir. Bu paralellikte aylara göre maksimum ısı miktarlarında farklılık olduğu görülmüştür. 2012 yılında maksimum ısı ortalaması maksimum seviyeyi görmüşken 2013 yılında ise ağustos ayında maksimum seviyeye ulaşmıştır.



Şekil 3.21: Maksimum Isının Aylık Ortalamalara Göre İstatistiği.

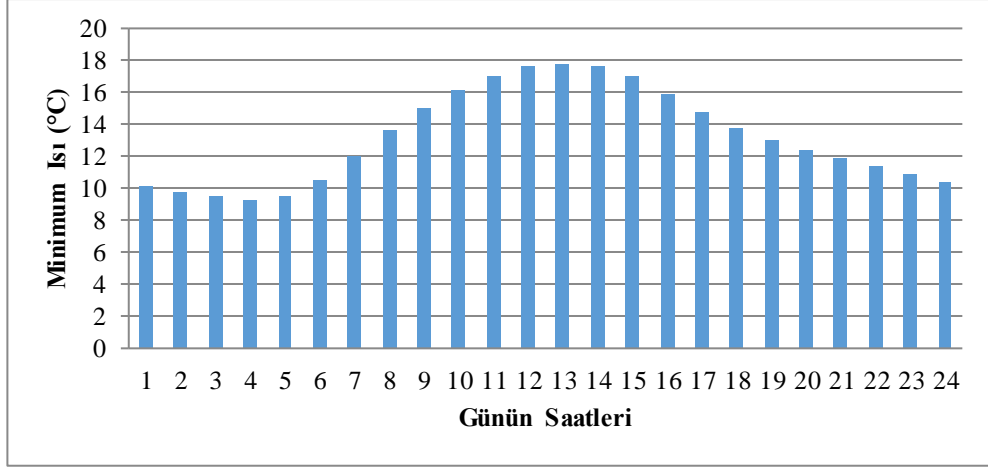
Şekil 3.22 incelendiğinde, maksimum ısının aylara göre maksimum seviyeleri değişmektedir. Mevsim geçişlerinde maksimum ısı miktarındaki artış ve azalışlar daha fazla gerçekleştiği gibi yüksek ısıda kalma saati de değişmektedir. Elektrik tüketiminin çok fazla olduğu temmuz-ağustos aylarında da maksimum ısının maksimum seviyelerde olduğu görülmektedir.



Şekil 3.22: 2012-2013 Yılları İçin Maksimum Isının Aylık Saat Ortalamalarının Karşılaştırma Grafiği.

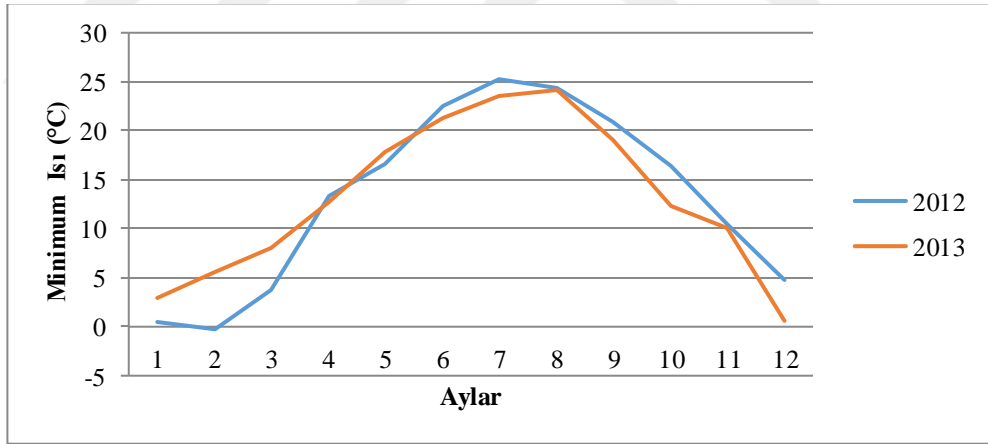
3.2.6 Minimum Isı (°C)

Saatin en düşük sıcaklığıdır. Yine özel termometre ile ölçülür. Maksimum ısıyı ölçen termometreden farkı kılcal boruda civa yerine alkol kullanılmıştır. Saatin sonunda ölçülen ısıdır (Meteoroloji Sözlüğü Minimum Isı, t.y.).



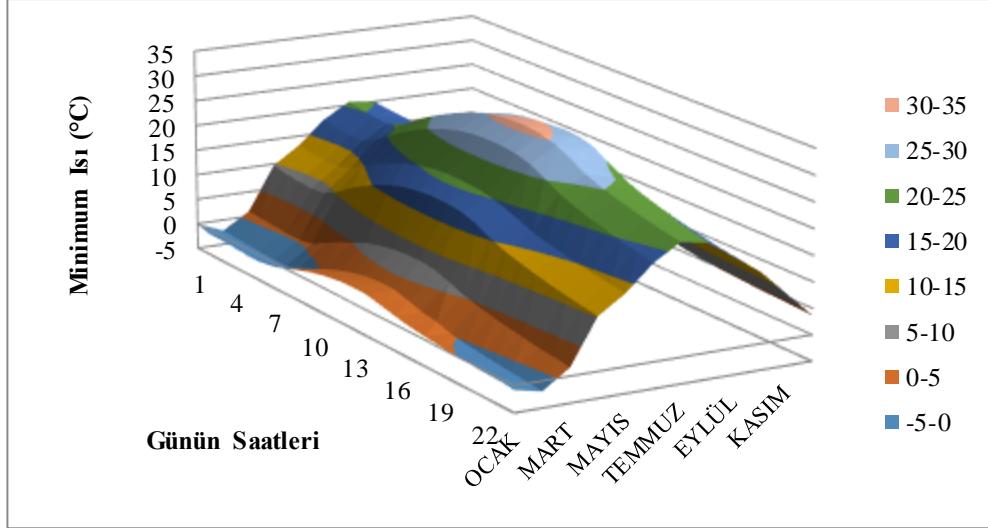
Şekil 3.23: 2012-2013 Yıllarına Göre Gün İçindeki Değişiminin Saatlik Minimum Isı Ortalaması.

2012 ve 2013 yıllarındaki minimum ısının saatlik ortalamalarına göre elde Şekil 3.23 elde edilmiştir. Minimum ısı, güneşin daha dik olduğu saatlerde maksimum seviyeye ulaşırken güneşin batışından sonra düştüğü görülmektedir. Elektrik tüketimi ile karşılaştırıldığında minimum ısının maksimum seviyelere ulaştığı zamanlarda elektrik tüketiminin de maksimum seviyelerde olduğu görülmüştür.



Şekil 3.24: Minimum Isının Aylık Ortalamalara Göre İstatistiği.

Şekil 3.24 incelendiğinde; aylık ortalamalara göre minimum ısı ele alındığında şubat ayı dışındaki diğer aylarda 2012 ve 2013 yılları birbiri ile paralel gitmesine rağmen çok az kesişme gerçekleşmektedir. Bu paralellikte aylara göre minimum ısı miktarlarında farklılık olduğu görülmüştür. 2012 yılında minimum ısı ortalaması maksimum seviyeyi görmüşken 2013 yılında ise ağustos ayında maksimum seviyeye ulaşmıştır. Elektrik tüketiminin çok fazla olduğu temmuz-ağustos aylarında da minimum ısının maksimum seviyelerde olduğu görülmektedir.

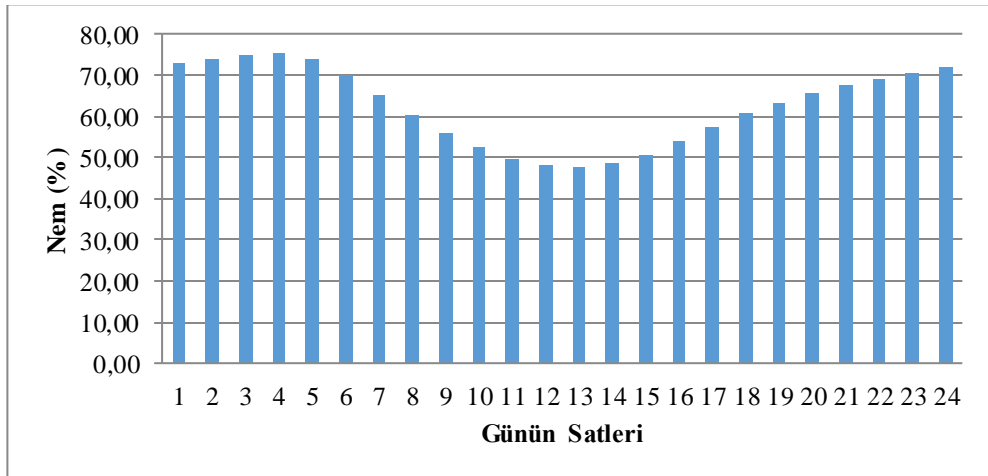


Şekil 3.25: 2012-2013 Yılları İçin Minimum Isının Aylık Saat Ortalamalarının Karşılaştırma Grafiği.

Minimum ısının aylara göre maksimum seviyeleri değişmektedir. Mevsim geçişlerinde minimum ısı miktarındaki artış ve azalışlar daha fazla gerçekleştiği gibi yüksek ısıda kalma saati de değişmektedir.

3.2.7 Nem (%)

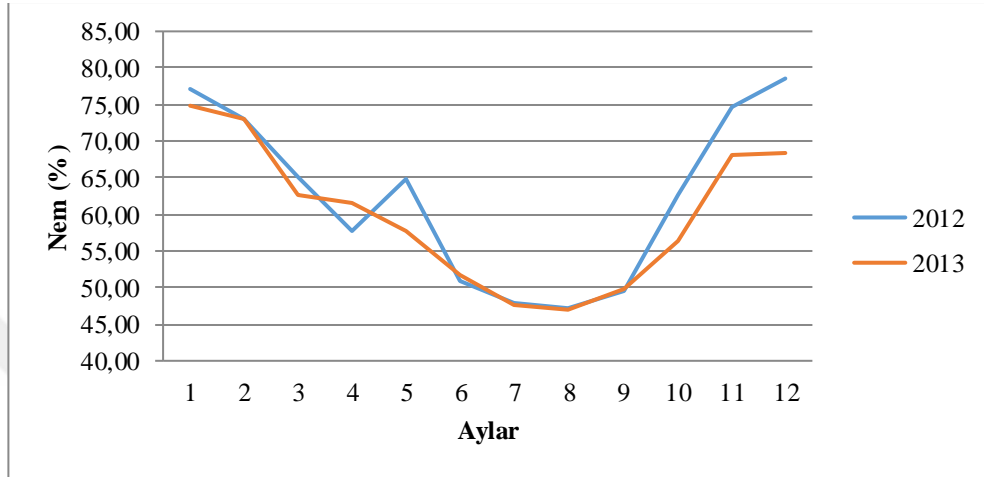
Havada ölçülen su buharı miktarının aynı sıcaklık ve basınçtaki havanın taşıyabileceği en yüksek su buharı miktarına oranıdır. %olarak gösterilir. Havanın nemini ölçmek için higrometre kullanılır (Meteorolojik Aletler Nem, t.y.).



Şekil 3.26: 2012-2013 Yıllarına Göre Gün İçindeki Nem Değişiminin Saatlik Ortalaması.

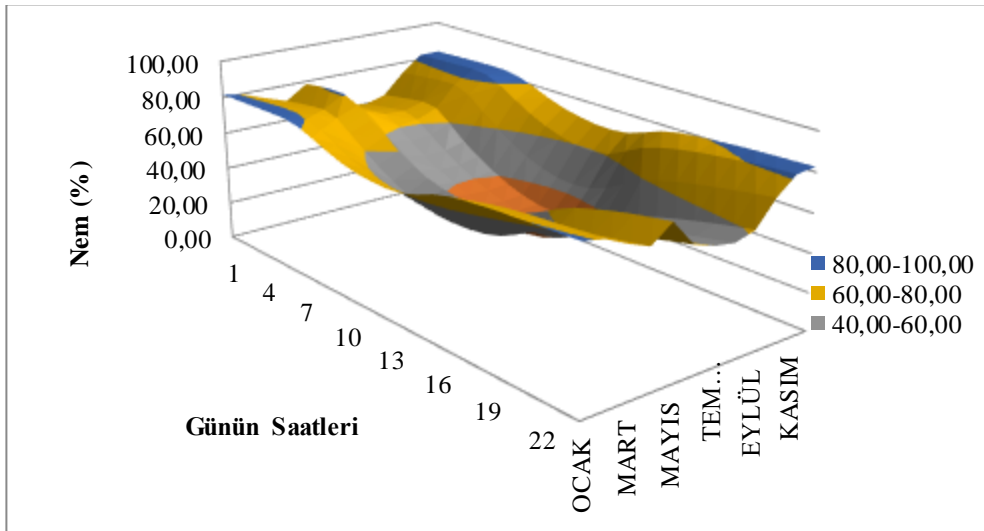
2012 ve 2013 yıllarındaki nemin saatlik ortalamalarına göre Şekil 3.26 elde edilmiştir. Nem, güneşin daha dik olduğu saatlerde minimum seviyeye ulaşırken

güneşin olmadığı saatlerde arttığı görülmektedir. Özellikle sabah saatlerinde nem seviyesi maksimum seviyeye ulaşmaktadır. Şekil 3.26 incelendiğinde, nemin minimum olduğu saatler elektrik tüketiminin gün içindeki maksimum olduğu saatlere denk gelmektedir. Elektrik tüketiminin düşük olduğu saatlerde ise nem yüzdesi maksimum seviyede olduğu görülmüştür.



Şekil 3.27: Nemin Aylık Ortalamalara Göre İstatistiği.

Şekil 3.27'deki aylık ortalamalara göre nem ele alındığında nisan ve mayıs ayları dışındaki diğer aylarda 2012 ve 2013 yılları birbiri ile paralel gitmesine rağmen bazı aylarda nemin miktarlarında farklılık olduğu görülmüştür. Yaz aylarında nem minimum seviyeye ulaşmaktadır. Nemin minimum seviyelerde olduğu temmuz-ağustos aylarında elektrik tüketiminin fazla olduğu görülmektedir.

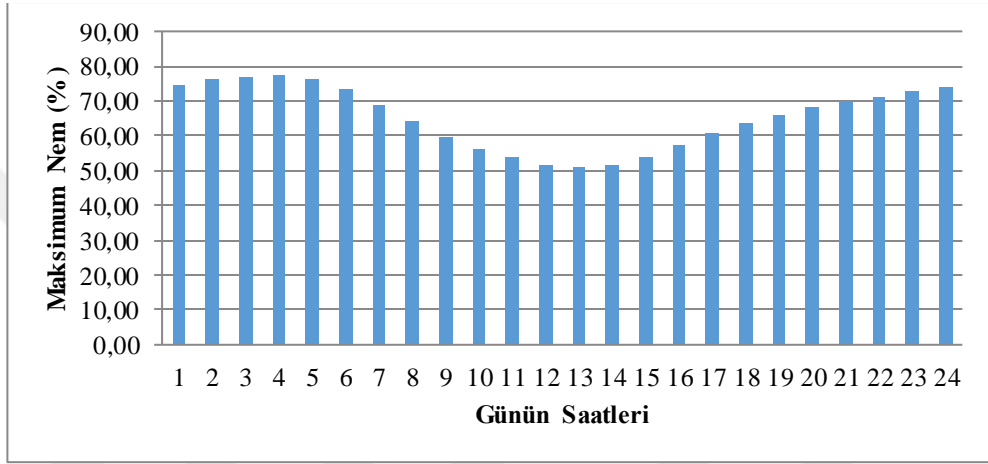


Şekil 3.28: 2012-2013 Yılları İçin Nemin Aylık Saat Ortalamalarının Karşılaştırma Grafiği.

Nemin aylara göre maksimum ve minimum seviyeleri değişmektedir. Mevsim geçişlerinde nem miktarındaki artış ve azalışlar daha fazla gerçekleştiği gibi nemin yüksekte ve düşükte kalma süreleri de değişmektedir.

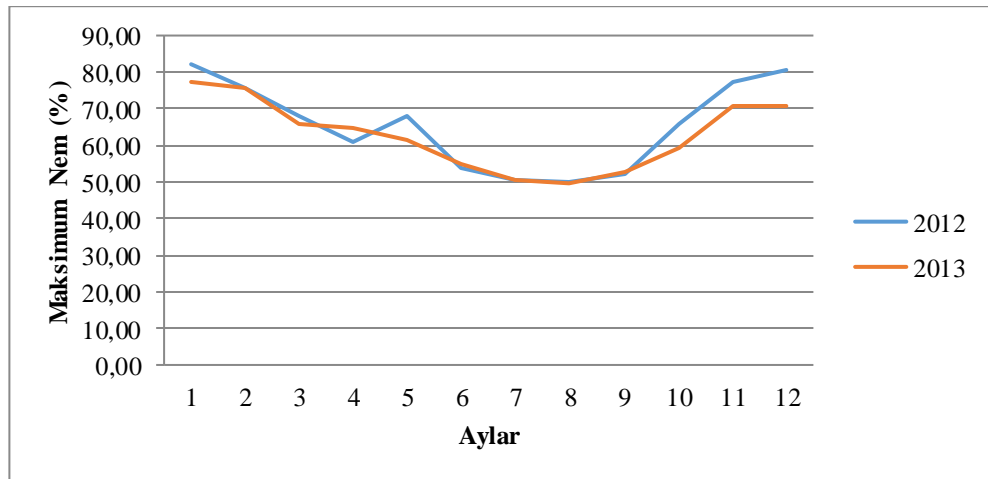
3.2.8 Maksimum Nem (%)

Bulunduğu saat içindeki; rasatlarında ölçülen nem kayıtlarından en yüksek değere denir (Meteorolojik Aletler Maksimum Nem, t.y.)



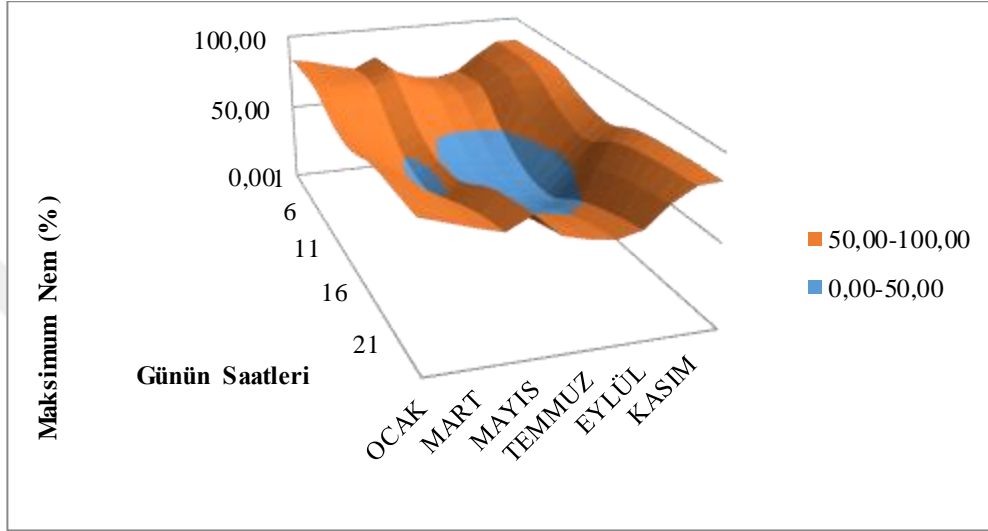
Şekil 3.29: 2012-2013 Yıllarına Göre Gün İçindeki Maksimum Nem Değişiminin Saatlik Ortalaması.

2012 ve 2013 yıllarındaki maksimum nemin saatlik ortalamalarına göre Şekil 3.29 elde edilmiştir. Maksimum nem, güneşin daha dik olduğu saatlerde minimum seviyeye ulaşırken güneşin olmadığı saatlerde arttığı görülmektedir. Maksimum nemin minimum olduğu saatler elektrik tüketiminin maksimum olduğu saatlerdir.



Şekil 3.30: Maksimum Nemin Aylık Ortalamalara Göre İstatistiği.

Şekil 3.30 incelendiğinde, aylık ortalamalara göre maksimum nem nisan ve mayıs ayları dışındaki diğer aylarda 2012 ve 2013 yılları birbiri ile paralel gitmesine rağmen bazı aylarda nemin miktarlarında farklılık olduğu görülmüştür. Yaz aylarında maksimum nem minimum seviyeye ulaşmaktadır. Maksimum nemin minimum seviyelerde olduğu temmuz-ağustos aylarında elektrik tüketiminin fazla olduğu görülmektedir.

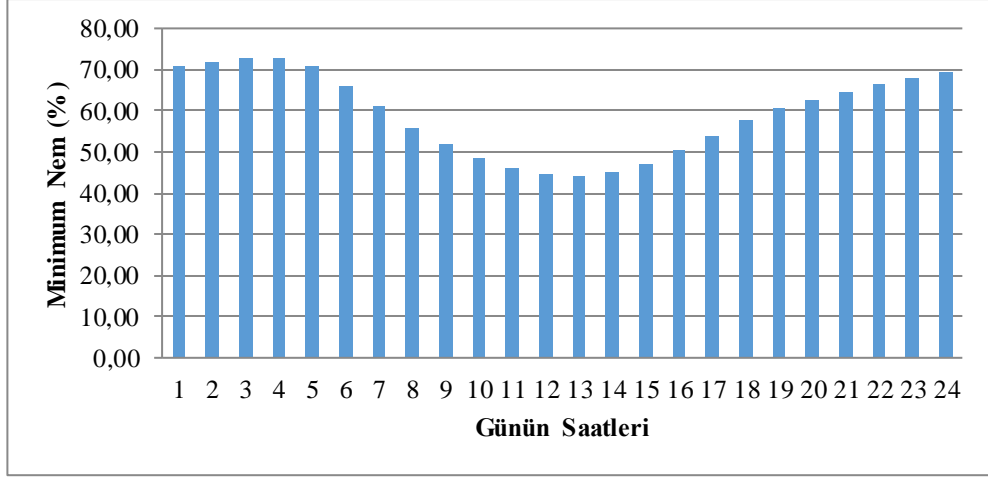


Şekil 3.31: 2012-2013 Yılları İçin Maksimum Nemin Aylık Saat Ortalamalarının Karşılaştırma Grafiği.

Maksimum nemin aylara göre maksimum ve minimum seviyeleri değişmektedir. Mevsim geçişlerinde nem miktarındaki artış ve azalışlar daha fazla gerçekleştiği gibi nemin yüksekte ve düşükte kalma süreleri de değişmektedir.

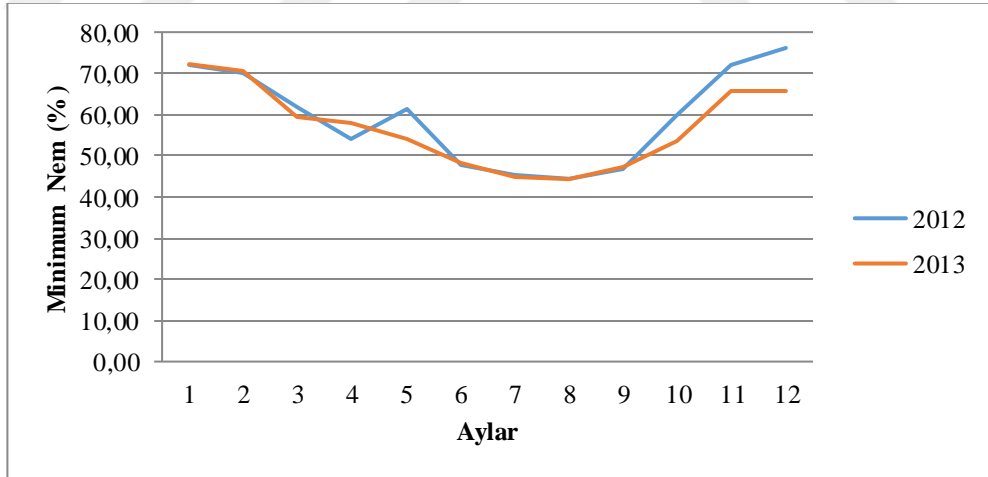
3.2.9 Minimum Nem (%)

Bulunduğu saat içindeki; rasatlarında ölçülen nem kayıtlarından en düşük değerine denir (Meteorolojik Aletler Minimum Nem, t.y.). 2012 ve 2013 yıllarındaki minimum nemin saatlik ortalamalarına göre Şekil 3.32 elde edilmiştir. Minimum nem, güneşin daha dik olduğu saatlerde minimum seviyeye ulaşırken güneşin olmadığı saatlerde arttığı görülmektedir. Minimum nemin minimum olduğu saatler elektrik tüketiminin gün içindeki maksimum olduğu saatlere denk gelmektedir.



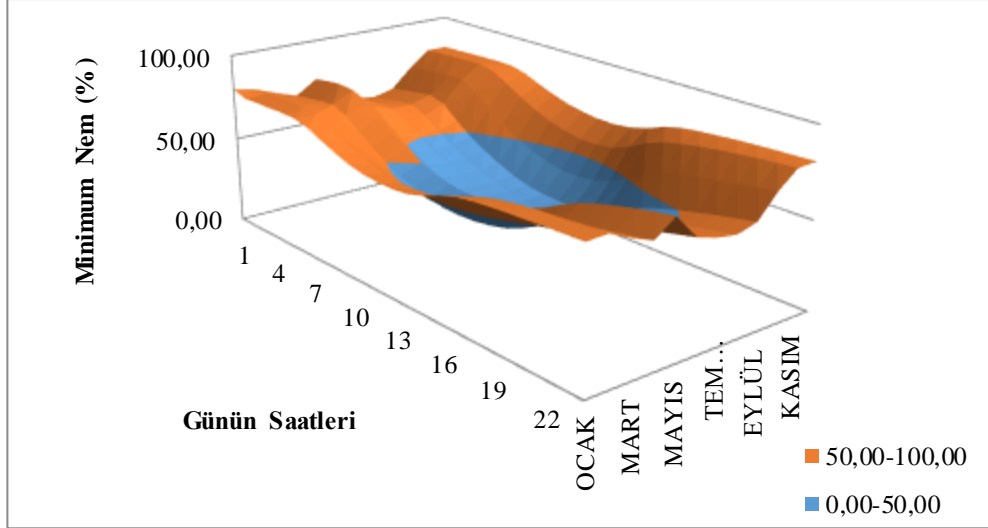
Şekil 3.32: 2012-2013 Yıllarına Göre Gün İçindeki Minimum Nem Değişiminin Saatlik Ortalaması.

Şekil 3.33 incelendiğinde, aylık ortalamalara göre minimum nem ele alındığında nisan ve mayıs ayları dışındaki diğer aylarda 2012 ve 2013 yılları birbiri ile paralel gitmesine rağmen bazı aylarda minimum nemin miktarlarında farklılık olduğu görülmüştür. Yaz aylarında minimum nem minimum seviyeye ulaşmaktadır. Minimum nemin minimum seviyelerde olduğu temmuz-ağustos aylarında elektrik tüketiminin fazla olduğu görülmektedir.



Şekil 3.33: Minimum Nemin Aylık Ortalamalara Göre İstatistiği.

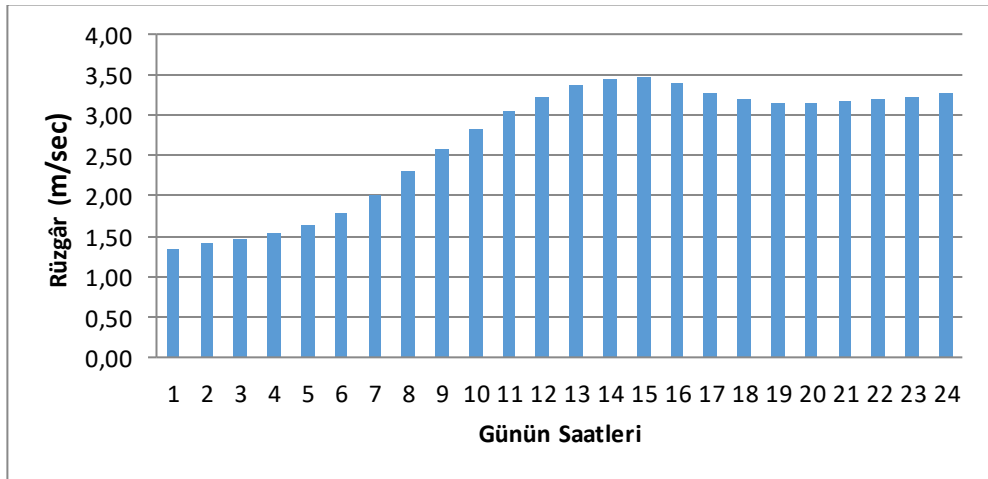
Minimum nemin aylara göre maksimum ve minimum seviyeleri değişmektedir. Mevsim geçişlerinde nem miktarındaki artış ve azalışlar daha fazla gerçekleştiği gibi minimum nemin yüksekte ve düşükte kalma süreleri de değişmektedir.



Şekil 3.34: 2012-2013 Yılları İçin Minimum Nemin Aylık Saat Ortalamalarının Karşılaştırma Grafiği.

3.2.10 Rüzgâr (m/sec)

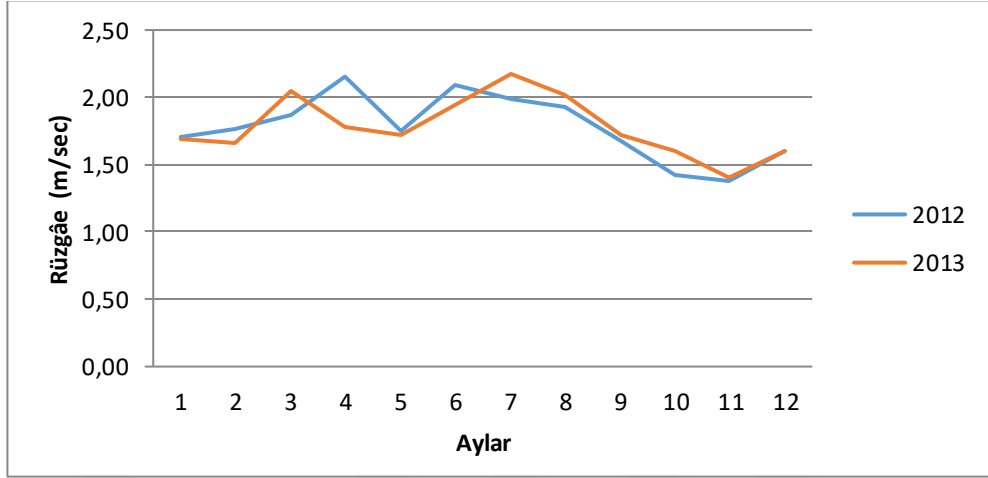
Yeryüzü ile ilişkili olarak, genellikle yatay olarak gelişen hava hareketi. Rüzgâr dört değişik alanda ölçümlenir: Yön, hız, karakteri (hamlesi veya squallı) ve yön kırılması. Yüksek seviye rüzgârları pilot balon, rawin ve uçak raporlarından belirlenmektedir. Meteorolojide, rüzgâr yönü, coğrafi kuzeye göre rüzgârın estiği yöndür. (Meteoroloji Sözlüğü Rüzgâr, t.y.) Deneylerimizde sadece hızı kullandık. Birimi metre/saniyedir.



Şekil 3.35: 2012-2013 Yıllarına Göre Gün İçindeki Rüzgâr Değişiminin Saatlik Ortalaması.

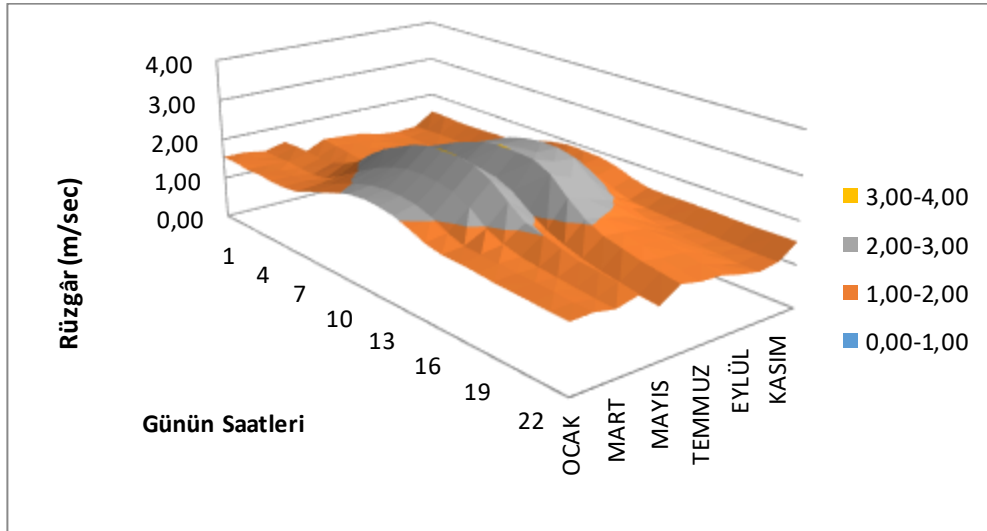
2012 ve 2013 yıllarındaki rüzgârın saatlik ortalamalarına göre Şekil 3.35 elde edilmiştir. Rüzgâr grafiğinde günün ilk saatlerinde daha düşük seviyede iken

ilerleyen saatlerde arttığı görülmektedir. Ama hiç sıfıra düşmemektedir. Rüzgâr'ın elektrik tüketimine direkt olarak bir etkisi olup olmadığı görülemez.



Şekil 3.36: Rüzgârın Aylık Ortalamalara Göre İstatistiği.

Aylık ortalamalara göre rüzgâr ele alındığında 2012 ve 2013 yılları birbiri ile paralel gitmesine rağmen bazı aylarda rüzgâr miktarlarında farklılıkların çokça olduğu görülmüştür. Rüzgârın olmadığı bir ay olmadığı da görülmektedir.

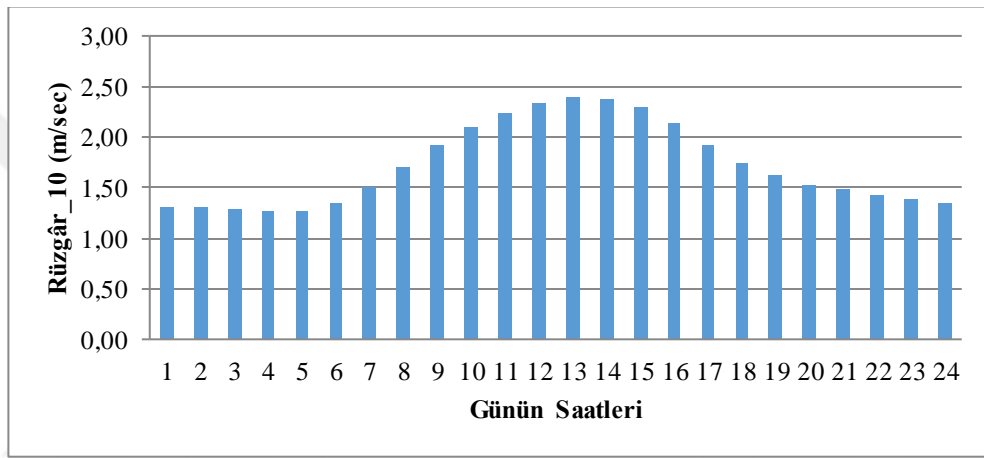


Şekil 3.37: 2012-2013 Yılları İçin Rüzgârın Aylık Saat Ortalamalarının Karşılaştırma Grafiği.

Rüzgârın aylara göre maksimum ve minimum seviyeleri değişmektedir. Hemen hemen her ayki rüzgâr şiddeti öğle saatlerinde günün diğer saatlerine göre daha şiddetlidir.

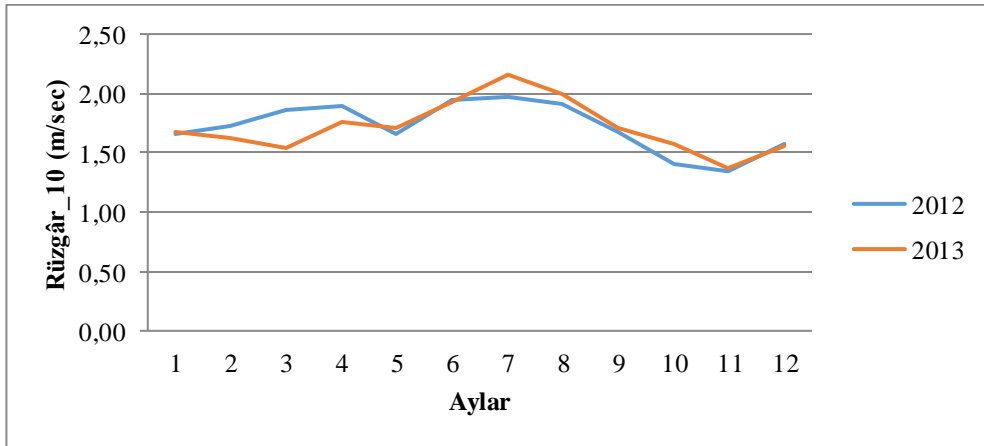
3.2.11 Rüzgâr 10 Metre (m/sec)

Yeryüzü ile ilişkili olarak, genellikle yatay olarak gelişen hava hareketi. Yer rüzgârı yerden 10 metre yükseklikteki rüzgâr ölçümü ile belirlenir. Rüzgâr dört değişik alanda ölçümlenir: Yön, hız, karakteri (hamlesi veya squallı) ve yön kırılması. Yer rüzgârı, rüzgârgülü-oku ve anemometre ile ölçülür. Yeryüzündeki basınç dağılımı ile doğrudan ilişkili olan yer rüzgârının hızında birim olarak; km/saat, metre/saniye, mil/saat, Knot ve feet/saniye kullanılır. (Meteoroloji Sözlüğü Rüzgâr, t.y.) Deneylerimizde sadece hızı kullandık.



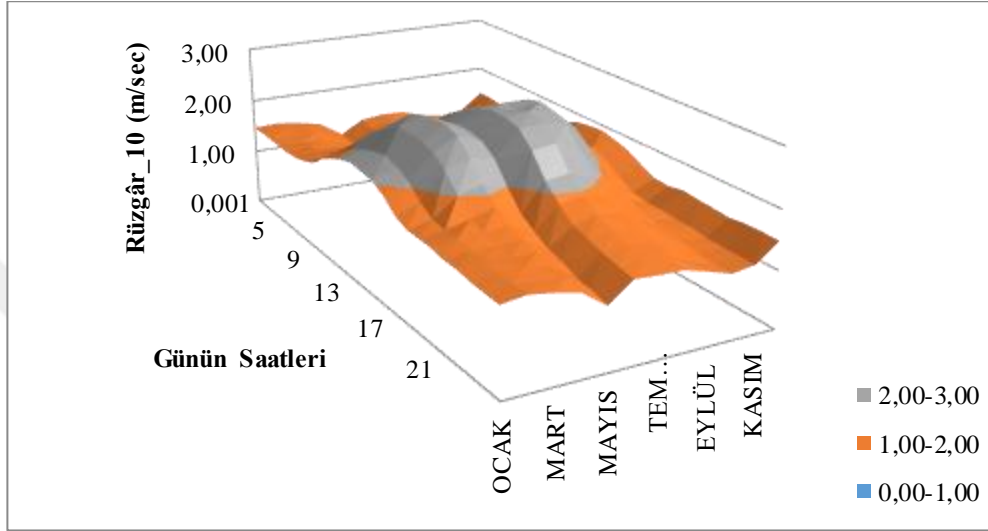
Şekil 3.38: 2012-2013 Yıllarına Göre Gün İçindeki 10 Metredeki Rüzgârın Şiddetinin Değişiminin Saatlik Ortalaması.

Şekil 3.38'deki rüzgâr_10 grafiğine göre gün içerisinde şiddeti fazla iken diğer saatlerde azalmakta ama hiç sıfıra düşmediği görülmektedir. Rüzgâr-10'un maksimum olduğu saatlerde elektrik tüketiminin de fazla olduğu görülmüştür.



Şekil 3.39: 10 Metredeki Rüzgârın Şiddetinin Aylık Ortalamalara Göre İstatistiği.

Şekil 3.39’da aylık ortalamalara göre 10 metredeki rüzgâr şiddeti ele alındığında 2012 ve 2013 yılları birbiri ile paralel gitmesine rağmen bazı aylarda 10 metredeki rüzgâr şiddetlerinde farklılıkların çokça olduğu görülmüştür. 10 metre rüzgârın olmadığı bir ay rastlanılmamıştır. 10 metredeki rüzgâr şiddetinin fazla olduğu temmuz ve ağustos aylarında elektrik tüketiminin de fazla olduğu gözlemlenmiştir.

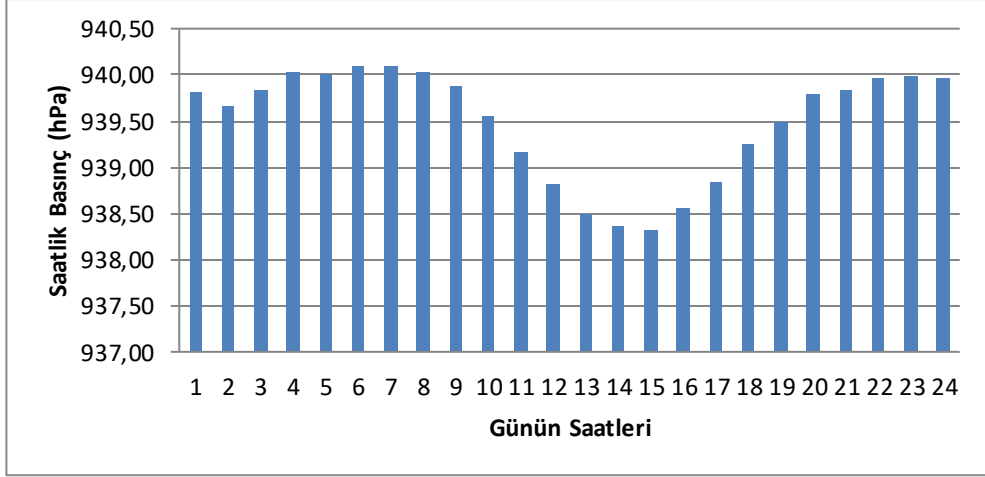


Şekil 3.40: 2012-2013 Yılları İçin 10 Metredeki Rüzgârın Şiddetinin Aylık Saat Ortalamalarının Karşılaştırma Grafiği.

Şekil 3.40 incelendiğinde Rüzgârın aylara göre maksimum ve minimum seviyeleri değişmektedir. Aylara göre değişken bir yapıya sahip olduğu görülmektedir. Hemen hemen her ayki rüzgâr şiddeti öğle saatlerinde günün diğer saatlerine göre daha fazladır.

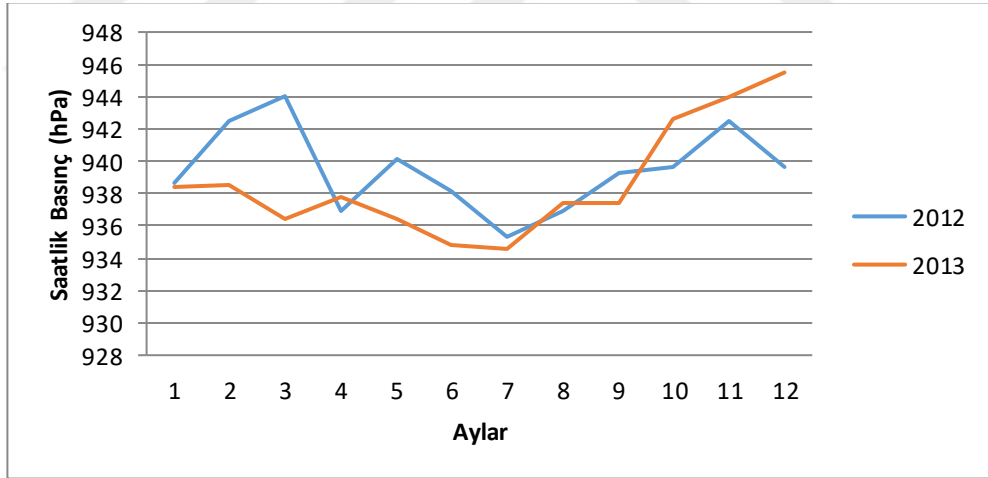
3.2.12 Saatlik Basınç (hPa)

Meteorolojide, herhangi bir yerdeki birim alana atmosfer ağırlığının yarattığı kuvvet. Atmosfer basıncı veya barometrik basınç olarak ta bilinir. Herhangi bir noktadaki atmosfer basıncı denilince, bu nokta birim alan üzerinde dikey olarak uzanan havanın ağırlığı akla gelir. Standart atmosferde bu değer 760 mm.lik cıva sütununa eşittir. Basıncın Ölçülmesinde muhtelif birimler kullanılmaktadır. Meteorolojik amaçlarla basınç ölçülmesinde kullanılan eski birim milibardır. Ancak, WMO tarafından 1 milibara eşit olan hektopaskal (hPa), yeni basınç birimi olarak kullanılmaya başlanmıştır (Meteoroloji Sözlüğü Saatlik Basınç, t.y.).



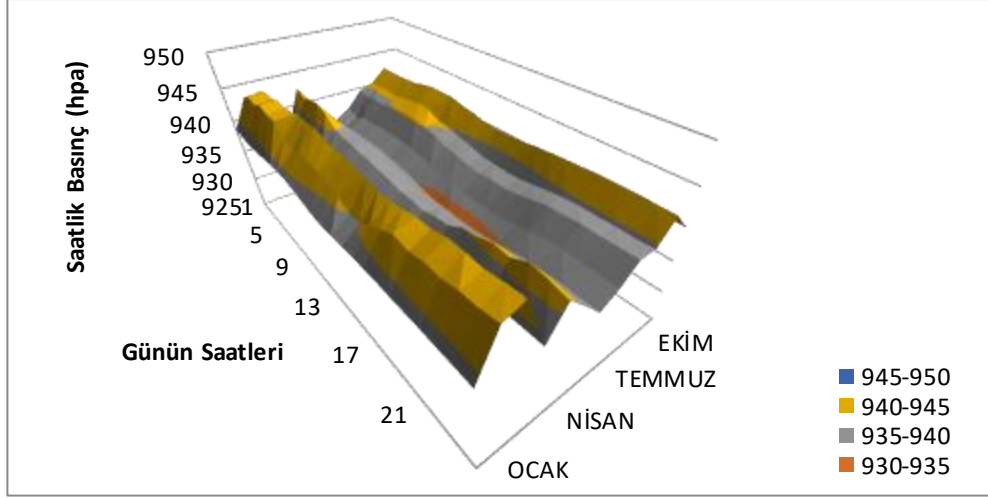
Şekil 3.41: 2012-2013 Yıllarına Göre Gün İçindeki Basınç Değişiminin Saatlik Ortalaması.

2012 ve 2013 yıllarındaki basıncın saatlik ortalamalarına göre Şekil 3.41'de edilmiştir. Basınç grafiğinde öğleden sonraki saatlerde basınç miktarı minimum seviyelere düşerken diğer saatlerde basıncın yüksek seviyede olduğu görülmektedir. Ama hiç sıfıra düşmemektedir. Şekillerden basıncın elektrik tüketimi ile doğrudan bir ilişkisi görülmemektedir.



Şekil 3.42: Basıncın Aylık Ortalamalara Göre İstatistiği.

Aylık ortalamalara göre basınç benzerlik göstermemektedir. Hatta yıl içerisindeki aylarda da büyük farklılıklar göstermektedir. Örneğin 2012 Mart ayında maksimum bir basınç varken takip eden nisan ayında ise neredeyse minimum seviyeye düşmektedir. 2012 ile 2013'ün ortak yanları her ikisinde de temmuz ayında minimum basınç elde edilmiştir. Basıncın temmuz aylarında minimum seviyede olduğu zamanda elektrik tüketiminin fazla olduğu görülmektedir.

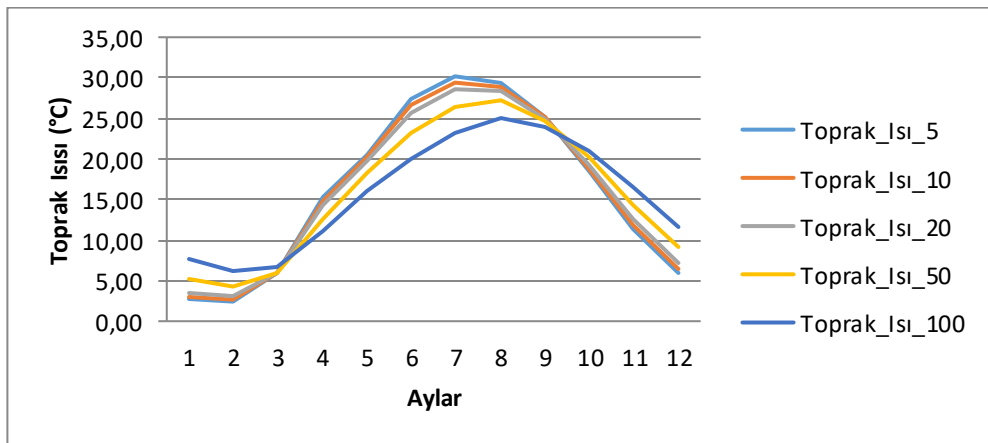


Şekil 3.43: 2012-2013 Yılları İçin Saatlik Basıncın Aylık Saat Ortalamalarının Karşılaştırma Grafiği.

Saatlik basınç aylara göre maksimum ve minimum seviyeleri değişmektedir. Aylara göre değişken bir yapıya sahip olduğu görülmektedir. Hemen hemen her ayki basınç birbirinden farklı olduğu görülmüştür.

3.2.13 Toprak Isısı (5, 10, 20, 50 ve 100 metre)

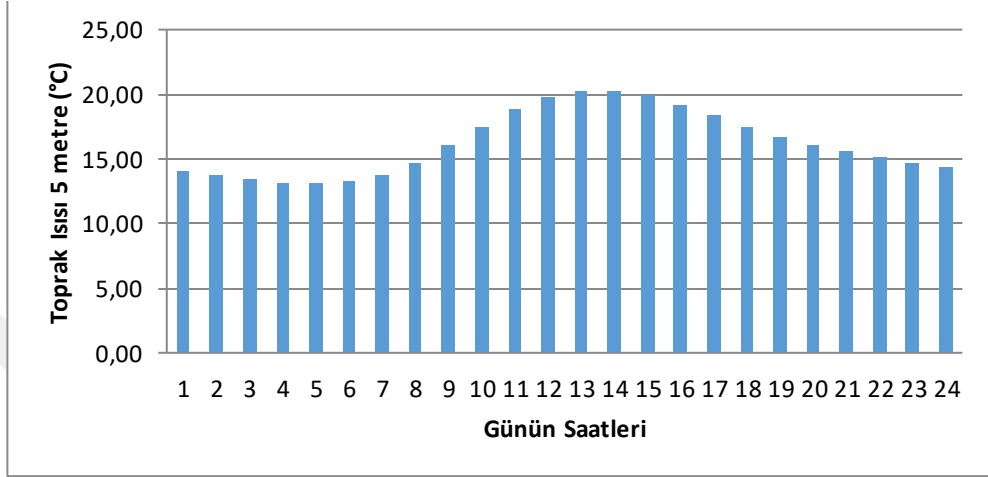
Özel olarak yapılmış ve toprak içerisine yerleştirilmiş özel kılıflar içerisinde termometrelerle yapılan ölçümler. Klimatolojik amaçlı olarak yapılan bu ölçümlerde toprağın 5, 10, 20, 50 ve 100 cm. derinliğindeki sıcaklık değerleri elde edilir. Muhtelif derinliklerdeki toprak sıcaklığı özel şekilde yapılan civalı termometreler ile ölçülür.



Şekil 3.44: Toprak Isılarının Aylık Ortalamalara Göre İstatistiği.

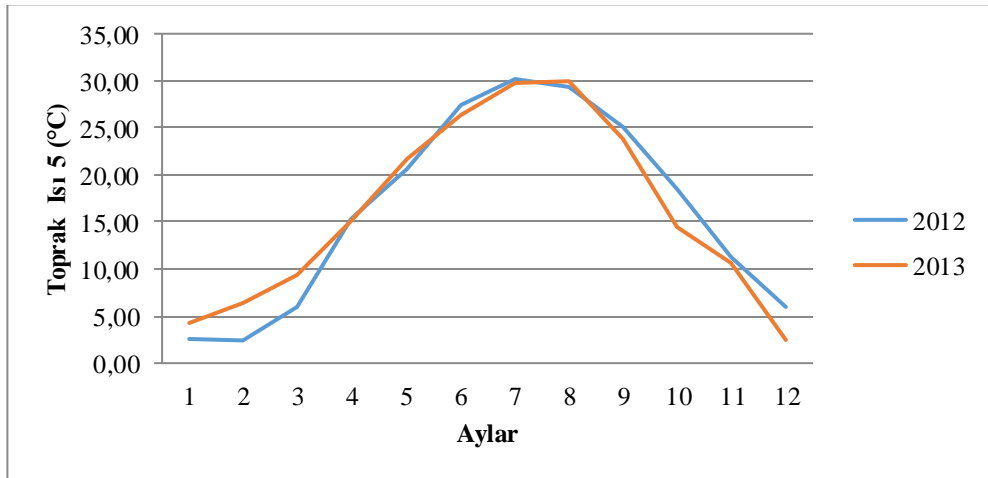
Şekil 3.44 incelendiğinde, aylık ortalamalara göre toprak ısıları Mart ve Ekim aylarında eşit oldukları görülmektedir. Çok ani değişimler göstermemektedirler.

Mart-Ekim ayları arasında 100 metre toprak ısısı diğer toprak ısılarına göre daha düşük seviyede iken geri kalan aylarda diğer toprak ısılarına göre daha yüksektir. Toprak ısılarının hiç sıfıra veya sıfırın altına düşmediği görülmektedir. Toprak ısılarının yüksek olduğu temmuz ve ağustos aylarında elektrik tüketiminin de fazla olduğu görülmektedir.



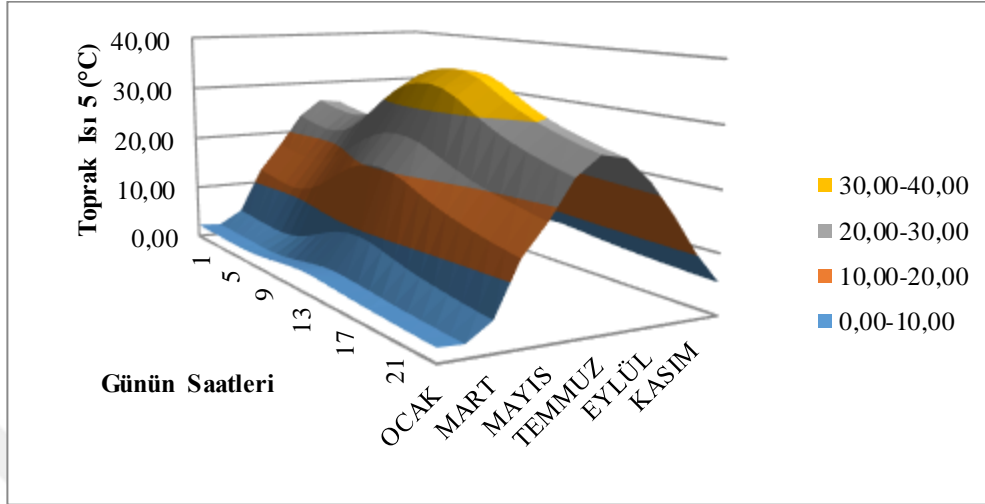
Şekil 3.45: 2012-2013 Yıllarına Göre Gün İçindeki 5 Metredeki Toprak Isısı Değişiminin Saatlik Ortalaması.

2012 ve 2013 yıllarındaki 5 metredeki toprak ısısının saatlik ortalamalarına göre Şekil 3.45 elde edilmiştir. 5 metredeki toprak ısısı grafiğinde öğle saatlerinde ısı miktarı maksimum seviyelere çıkarken diğer saatlerde ısının düşük seviyede olduğu görülmektedir. 3 ile 18. saatleri arasında Toprak ısısı ile elektrik tüketimleri paralellik göstermektedir.



Şekil 3.46: 5 Metre Toprak Isısının Aylık Ortalamalara Göre İstatistiği.

Aylık ortalamalara göre 5 metre toprak ısı 2012 ve 2013 yılları birbirleri ile benzerlik göstermektedir. Birbirini takip eden aylarda birbirine benzerlik gözükmemektedir.

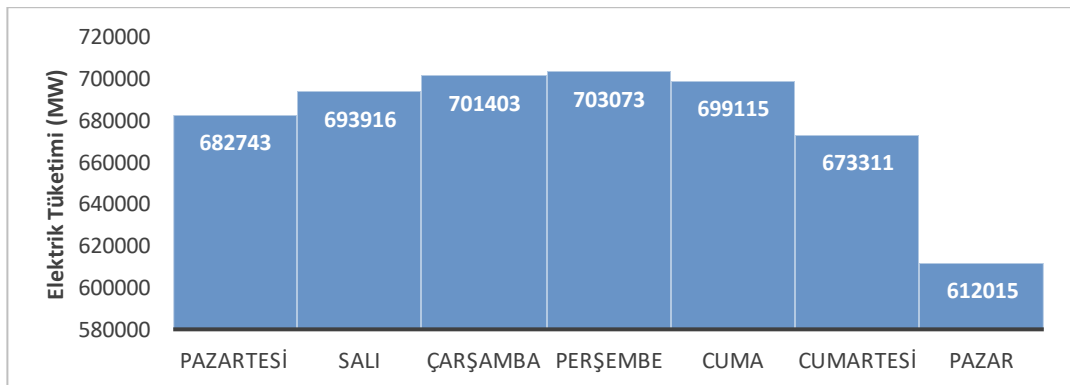


Şekil 3.47: 2012-2013 Yılları İçin 5 Metredeki Toprak Isısı Aylık Saat Ortalamalarının Karşılaştırma Grafiği.

Şekil 3.47’de 5 metredeki toprak ısı mevsimlere göre gün içerisindeki ısı farklılıkları artmaktadır. Kış aylarında maksimum toprak ısı ile minimum toprak ısı arasındaki farka yaz aylarında daha fazladır.

3.3 Haftanın Günleri

Yapılan literatür çalışmasında, haftanın günleri ile yapılan saatlik elektrik tüketim tahminlerinde günlere göre tüketim alışkanlıklarının farklı olduğu görülmüştür. Bu doğrultuda 2013 yılındaki haftanın günlerinin tüketim alışkanlıkları Şekil 3.48’de gösterilmektedir.

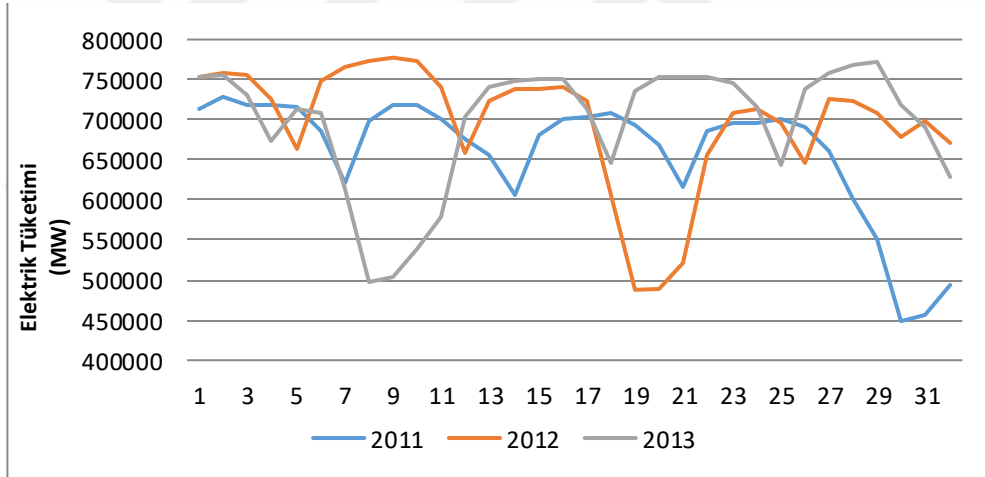


Şekil 3.48: 2013 Yılı Haftanın Günlerine Göre Ortalama Elektrik Tüketimleri.

Şekil 3.48 de elektrik tüketimi günlerük ortalamaları hesaplanırken bayram tatili günleri ve dini bayramların arife günleri çıkarılarak hesaplanmıştır. Pazartesi ortalaması ile Pazar günü elektrik tüketim ortalaması arasında yaklaşık %11'lik bir değişim söz konusudur. Bu nedenle haftanın günleri olarak Pazartesi, Salı, Çarşamba, Perşembe, Cuma, Cumartesi ve Pazar olarak deneylerde kullanılacaktır. Weka programında nümerik değerler kabul edildiği için günler sırayla 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7 şeklinde kullanılmıştır.

3.4 Bayram Tatili Günleri

Yapılan tahmin çalışmalarında haftanın günleri ile birlikte bayram tatili günleri incelendiğinde elektrik tüketim oranları normal günlere göre farklılık gösterdikleri Şekil 3.49'da gösterilmiştir. Bu etkiler hafta içi günlere denk geldiğinde değişimin fazla olduğu anlaşılmaktadır.



Şekil 3.49: Ramazan bayramları enerji tüketimleri örnek tatil günleri için gösterilmiştir.

Şekil 3.49'da 2011, 2012 ve 2013 yıllarında ramazan bayramının rast geldiği Ağustos ayındaki enerji tüketim grafiği görülmektedir. Şekil 3.49'da enerji tüketiminin en az olduğu günler ramazan bayramının birinci günlerine denk gelmektedir. Bu da sosyal olaylarında enerji tüketiminde etkili olduğunu göstermektedir. Tatil günleri olarak Yılbaşı tatili, 23 Nisan, 1 Mayıs, 19 Mayıs, 30 Ağustos, 29 Ekim gibi resmi bayramlarla birlikte ramazan bayramı ve kurban bayramı olarak ele alınmıştır. Weka programında nümerik değerlerle işlem yapıldığı

için tatil olmayan günler 0, tatil günleri 1, dini bayramlar öncesi yarım gün tatil olan arife günleri 2 ile kodlanmıştır.

3.5 Gelişim Endeksi

Şekil 1.1’de her yıl elektrik tüketiminin arttığı görülmektedir. Bu artış yapılan tahmin araştırmalarında teknoloji, nüfus, ülkelerin gelişen sanayi ve ekonomik büyümeleri gibi birçok sebebe bağlanmıştır. Bu amaçla Tablo 3.3’te görüldüğü gibi Türkiye’de 2009 ile 2013 yılları arası yıllık elektrik tüketim miktarları gösterilmiştir.

Tablo 3.3: Yıllara Göre Elektrik Tüketim Verileri.

YILLAR	ELEKTRİK TÜKETİMİ (MW)
2009	193.236.100
2010	209.453.830
2011	229.379.910
2012	241.817.542
2013	245.286.087

Tablo 3.3’deki tüketimler baz alınarak yıllık artış oranları Tablo 3.4’te yüzde olarak gösterilmektedir. Bu yüzdeler “Gelişmişlik Katsayısı” olarak belirlenmiştir.

Tablo 3.4: Yıllara Göre Elektrik Tüketim Verilerindeki Artış Oranı.

YILLAR	ARTIŞ (%)
2010	8,4
2011	9,5
2012	5,4
2013	1,4

Bu bilgiler doğrultusunda 2012 ve 2013 yılları için deneylerde 2014’e normalleştirme yapılmak üzere gelişim katsayıları ile çarpılmıştır. Deney tablolarında 2012k ifadesi 2013’e yapılan normalleşmeyi, 2012kk ifadesi de 2014’e normalleştirme için 2012 elektrik tüketim verileri hem 2012 gelişmişlik katsayısı hem de 2013 gelişmişlik katsayısı ile çarpılarak yapılmıştır. 2013k ifadesi de, 2014’e normalleştirme için 2013 elektrik tüketim verilerinin 2013 gelişmişlik katsayısı ile çarpıldığını ifade etmektedir.

3.6 Nüfus Ağırlığı

Türkiye’de kullanılan istasyonlardan ölçülen değerlere göre aritmetik ortalama alınarak Türkiye iklim ortalaması hesaplanmıştır. Ancak meteoroloji istasyonlarının buldukları bölgelerde etkilenen nüfus farklı olmakla birlikte elektrik enerjisi tüketiminde farklılık göstermektedir. Bu amaçla 2012, 2013 ve 2014 yıllarındaki nüfus yoğunluğuna göre katsayı belirlenerek ağırlıklı bir iklim ortalamasına gerek duyulmuştur. Bu amaçla bu yılların nüfus yoğunluklarına göre katsayılar Tablo 3.5’de oluşturulmuştur. Eskişehir ve İstanbul için iki istasyonda ölçümler gerçekleştirildiği için bu illerin nüfusları ikiye bölünerek buradaki istasyonların etki katsayısı hesaplanmıştır.

Tablo 3.5: Yıllara Göre Elektrik Tüketim Verilerindeki Artış Oranı.

İL	İstasyon No	İstasyon Adı	2012 Nüfusa Göre Katsayı	2013 Nüfusa Göre Katsayı	2014 Nüfusa Göre Katsayı
Adana	17351	ADANA	28,11	28,03	27,87
Adıyaman	17265	ADİYAMAN	7,87	7,79	7,69
Afyonkarahisar	17190	AFYONKARAHISAR	9,31	9,22	9,09
Ağrı	17099	AGRI	7,30	7,19	7,07
Aksaray	17192	AKSARAY	5,02	4,99	4,95
Amasya	17085	AMASYA	4,26	4,20	4,14
Ankara	17130	ANKARA	65,66	65,81	66,28
Antalya	17300	ANTALYA	27,67	28,15	28,61
Ardahan	17046	ARDAHAN	1,41	1,34	1,30
Artvin	17045	ARTVIN	2,21	2,21	2,18
Aydın	17234	AYDIN	13,31	13,32	13,41
Balıkesir	17152	BALIKESIR	15,35	15,17	15,30
Bartın	17020	BARTIN	2,49	2,47	2,44
Batman	17282	BATMAN	7,06	7,14	7,18
Bayburt	17089	BAYBURT	1,00	0,99	1,04
Bilecik	17120	BILECIK	2,70	2,72	2,70
Bingöl	17203	BINGOL	3,47	3,46	3,42
Bitlis	17207	BITLIS	4,46	4,40	4,35
Bolu	17070	BOLU	3,72	3,70	3,67
Burdur	17238	BURDUR	3,36	3,36	3,31
Bursa	17116	BURSA	35,55	35,75	35,88
Çanakkale	17112	CANAKKALE	6,53	6,55	6,59
Çankırı	17080	CANKIRI	2,44	2,49	2,36
Çorum	17084	CORUM	7,01	6,94	6,79
Denizli	17237	DENIZLI	12,57	12,57	12,60
Diyarbakır	17280	DIYARBAKIR	21,05	20,97	21,04
Düzce	17072	DUZCE	4,58	4,58	4,58
Edirne	17050	EDIRNE	5,29	5,20	5,15
Elazığ	17201	ELAZIG	7,45	7,41	7,32
Erzincan	17094	ERZINCAN	2,88	2,87	2,88
Erzurum	17096	ERZURUM	10,29	10,00	9,82
Eskişehir_1	17123	ESKISEHIR ANADO	5,22	5,22	5,23
Eskişehir_2	17126	ESKISEHIR BLG	5,22	5,22	5,23
Gaziantep	17261	GAZIANTEP	23,80	24,06	24,32
Giresun	17034	GIRESUN	5,55	5,54	5,53
Gümüşhane	17088	GUMUSHANE	1,79	1,84	1,88

Tablo 3.6 Devamı: Yıllara Göre Elektrik Tüketim Verilerindeki Artış Oranı.

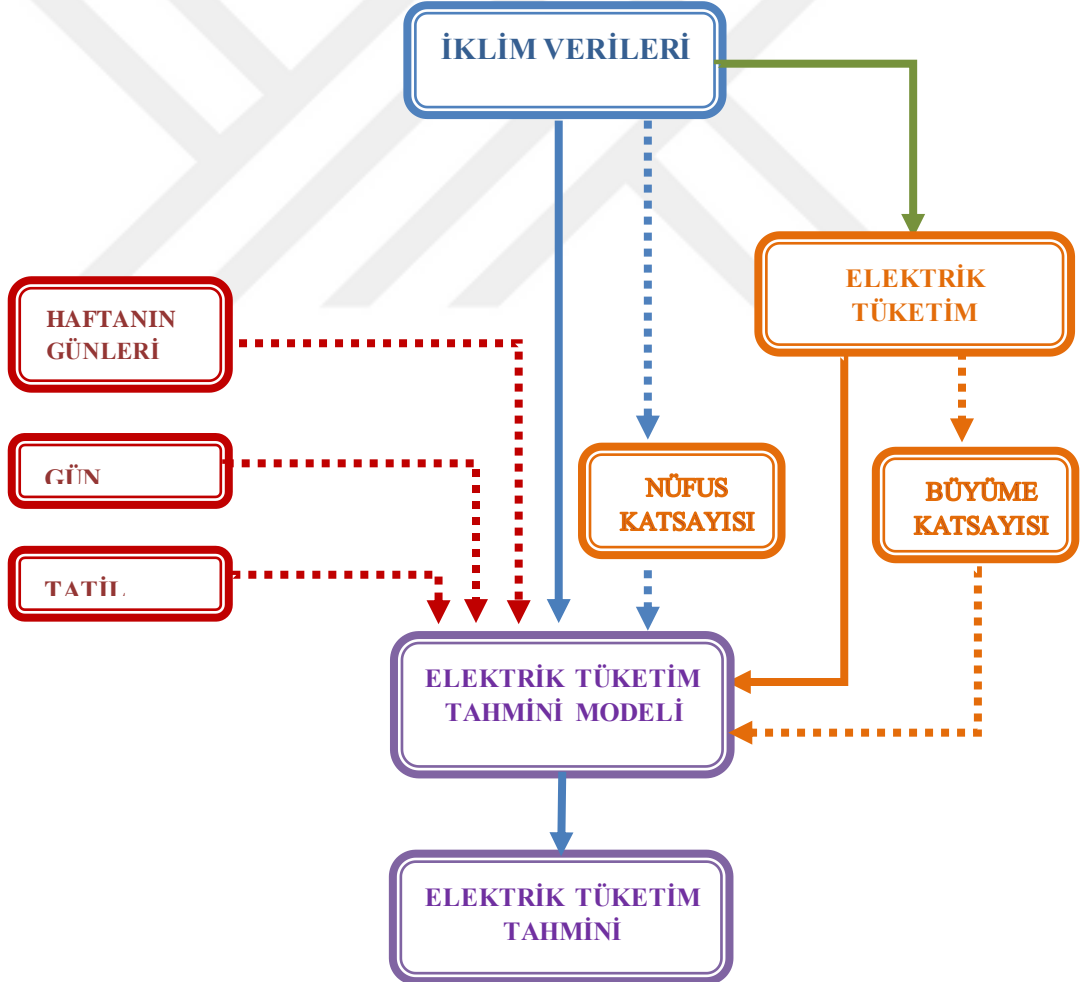
İL	İstasyon No	İstasyon Adı	2012 Nüfusa Göre Katsayı	2013 Nüfusa Göre Katsayı	2014 Nüfusa Göre Katsayı
Hakkari	17285	HAKKARI	3,70	3,56	3,56
Hatay	17372	ANTAKYA	19,62	19,60	19,56
İğdır	17100	IGDIR	2,52	2,48	2,47
İsparta	17240	İSPARTA	5,51	5,45	5,39
Mersin	17340	MERSİN	22,25	22,25	22,23
İstanbul_1	17062	GOZTEPE/İSTANBUL	91,60	92,35	92,52
İstanbul_2	17064	KARTAL/ İSTANBUL	91,60	92,35	92,52
İzmir	17220	İZMİR	52,96	52,97	52,94
Kahramanmaraş	17255	KAHRAMANMARAS	14,06	14,03	14,02
Karabük	17078	KARABUK	2,98	3,00	2,98
Karaman	17246	KARAMAN	3,11	3,10	3,09
Kars	17097	KARS	4,03	3,92	3,82
Kastamonu	17074	KASTAMONU	4,76	4,80	4,75
Kayseri	17196	KAYSERİ	16,86	16,90	17,02
Kırıkkale	17262	KILIS	3,63	3,58	3,49
Kırklareli	17135	KIRIKKALE	4,51	4,44	4,42
Kırşehir	17052	KIRKLARELİ	2,92	2,92	2,87
Kilis	17160	KİRSEHIR	1,64	1,68	1,66
Kocaeli	17066	KOCAELİ	21,62	21,86	22,17
Konya	17244	KONYA	27,14	27,12	27,14
Kütahya	17155	KUTAHYA	7,58	7,46	7,36
Malatya	17199	MALATYA	10,08	9,95	9,90
Manisa	17186	MANISA	17,80	17,73	17,61
Mardin	17275	MARDİN	10,22	10,17	10,15
Muğla	17292	MUGLA	11,25	11,30	11,51
Muş	17204	MUS	5,46	5,38	5,29
Nevşehir	17193	NEVSEHIR	3,77	3,72	3,68
Niğde	17250	NIGDE	4,50	4,48	4,43
Ordu	17033	ORDU	9,80	9,54	9,32
Osmaniye	17355	OSMANIYE	6,51	6,51	6,52
Rize	17040	RIZE	4,29	4,28	4,24
Sakarya	17069	SAKARYA	11,93	11,97	12,00
Samsun	17030	SAMSUN	16,55	16,46	16,35
Siirt	17210	SIIRT	4,11	4,10	4,10
Sinop	17026	SINOP	2,66	2,67	2,63
Sivas	17090	SIVAS	8,24	8,14	8,02
Şanlıurfa	17270	SANLIURFA	23,30	23,50	23,76
Şırnak	17287	SIRNAK MET.İST.	6,17	6,20	6,29
Tekirdağ	17056	TEKIRDAG	11,27	11,41	11,67
Tokat	17086	TOKAT	8,12	7,81	7,70
Trabzon	17037	TRABZON	10,02	9,89	9,87
Tunceli	17165	TUNCELI	1,14	1,11	1,11
Uşak	17188	USAK	4,53	4,52	4,50
Van	17172	VAN	13,91	13,96	13,97
Yalova	17119	YALOVA	2,80	2,87	2,92
Yozgat	17140	YOZGAT	5,99	5,79	5,57
Zonguldak	17022	ZONGULDAK	8,02	7,85	7,71
Bölen			1000,00	1000,00	1000,00

İklim ortalamaları alınırken istasyonlar yıllara göre istasyonun bulunduğu ilin nüfusuna göre katsayı ile çarpılarak ortalamalar hesaplanmıştır.

DÖRDÜNCÜ BÖLÜM

MATERYAL VE YÖNTEM

Verinin temizlenmesi ve deneye hazırlanması ile elektrik tüketim tahminlerinde izlenecek yolun belirlenmesi için Şekil 4.1'deki yapı oluşturulmuştur. Deneilerin planlamasında bu yapının yol gösterici olmasına karar verilmiştir.

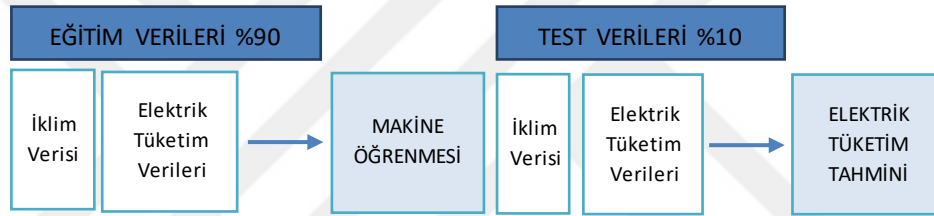


Şekil 4.1: Geçmiş İklim Verilerinde Tüketilmiş Elektrik Verileri İle İklim Verilerine Göre Elektrik Tüketim Tahmini İçin Kullanılan Genel Yapı.

Bu modelde 2012, 2013 ve 2014 iklim verileri ve elektrik tüketim verileri kullanılarak, elektrik tüketim tahmini yapılacaktır. Bu tahminlerde günün farklı saatlerinde, haftanın farklı günlerinde ve resmi tatil günlerinde elektrik tüketimlerinde farklılıklar tespit edildiği için bunların etkisi de araştırılacaktır. Türkiye'nin gelişen ülkeler arasında gösterilmesi ve her yıl elektrik tüketiminin değişken oranlarda artması sebebiyle gelişmişlik katsayısının da etkisi incelenecektir.

4.1 Koorelasyon İncelemesi

İklim verilerinin ayrı ayrı elektrik tüketimindeki etkilerini inceleyen deneyler yapılacaktır. Bu deneylerde sadece iklim verisi ve elektrik tüketimi ile eğitilen sistem yine sadece iklim verileri ve elektrik tüketimi verileri ile test edilecektir.



Şekil 4.2: İklim Verileri İle Elektrik Tüketimi Arasındaki İlişkiyi İnceleyen Deneyler.

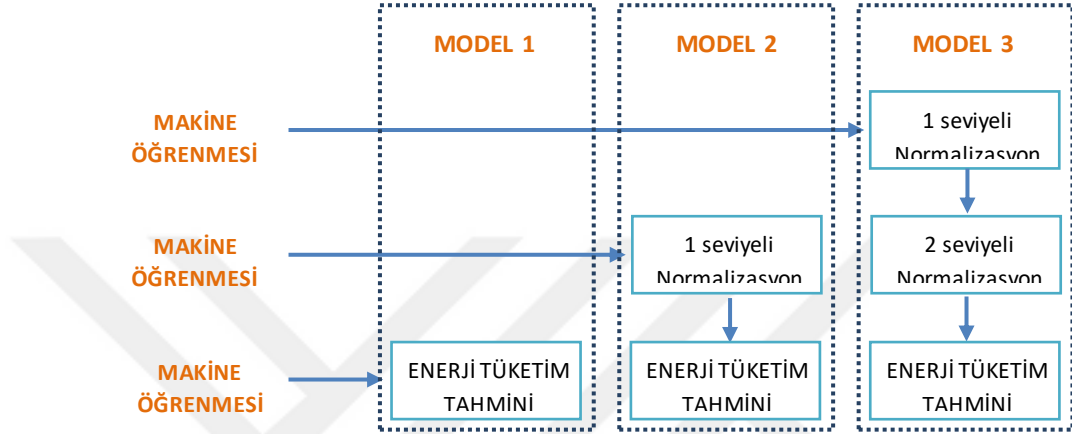
Şekil 4.2’de gösterilen yapı çerçevesinde meteorolojik özneliklerin her biri ayrı ayrı teste tabi tutularak elektrik tüketimine olan etkileri incelenecektir. Bu deneylerde iklim ve elektrik tüketim verileri dışında başka bir öznelik kullanılmayacaktır.

İklim verileri ile elektrik tüketimi arasındaki ilişki fikir vermesi amacıyla yapılmıştır. Başarının ölçmesi için test verisindeki gerçekleşen elektrik tüketim verilerinin ortalaması alınarak, ortalama elektrik tüketim bulunacaktır. “Mean absolute error” ve “Root mean squared error” değerlerinin bulunan ortalama elektrik tüketim değerine göre yüzdeleri hesaplanarak ilişkiye bakılacaktır.

4.2 Modeller

Geliştirilen genel yapıya göre elektrik tüketimindeki gelişmişlik katsayısı göz önüne alınarak 3 model geliştirilmiştir. Bu modellerde gelişmişlik katsayısı kullanılarak normalizasyon ön plana çıkarılmıştır.

Şekil 4.3’de gösterilen modellemelerde makine öğrenmesi yöntemlerinden Gözetimli Öğrenme (supervised Learning) yöntemi kullanılmıştır. Gözetimli Öğrenme ile veri setinde bulunan her örneğin (instance) bir dizi özelliği (fetures) vardır ve bu özelliklerden faydalanılarak tahmin yapılmaya çalışılmıştır. Öğrenme kümesi (training set) içinde yer alan veri setleri ile bir model oluşturulur. Oluşturulan model deneme kümesi (test set) ile denenerek modelin başarısı ölçülecektir.



Şekil 4.3: Elektrik Tüketim Tahmini İçin Kullanılan Yapıya Uygun Geliştirilen Modeller.

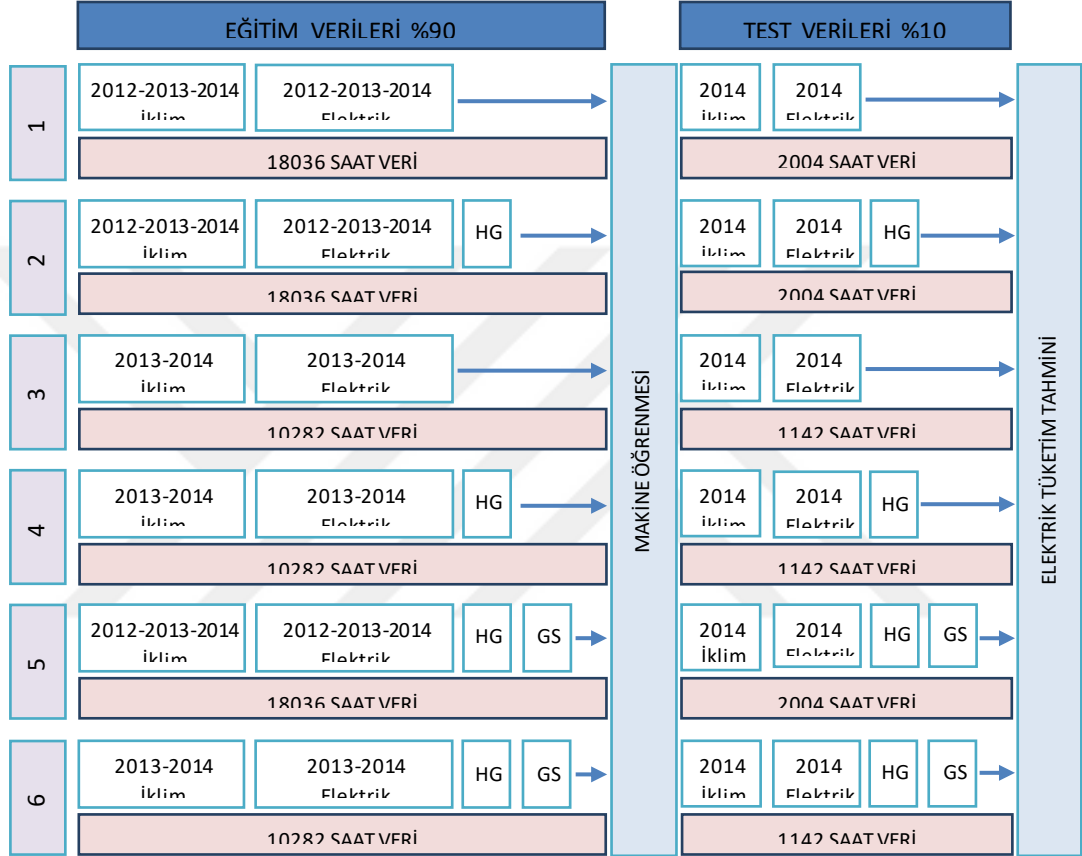
Model 1’de elektrik tüketim verilerinde herhangi bir normalizasyon yapılmadan yapılan deneyleri, Model 2’de bir seviyeli normalize edilen elektrik tüketim verileri ve Model 3’te ise iki seviyeli normalize edilen elektrik tüketim verileri ile deneyler yapılacaktır.

Her model için yapılan deneylerde weka programının içindeki veri setini destekleyen tüm algoritmalar kullanılmıştır. Yapılan deneyler sonucunda en iyi tahmini yapan model ve algoritmalar belirlenerek bundan sonraki deneylerde bu model ve algoritmalar kullanılacaktır. Tüm algoritmaların kullanılmasının nedeni mutlak doğrusu olan bir durum olmamasıdır.

Modellerin başarısını ölçmede test verisindeki gerçekleşen elektrik tüketim verilerinin ortalaması alınarak, ortalama elektrik tüketim bulunacaktır. “Mean absolute error” ve “Root mean squared error” değerlerinin bulunan ortalama elektrik tüketim değerine göre yüzdeleri hesaplanarak başarı değerlendirme yapılacaktır. Başarı yüzdesi en düşük olan model deneyi o modelin başarısını gösterecektir ve bundan sonraki deneylerde bu modeldeki veri setleri ve özneliliklerle hareket edilecektir.

4.2.1 Model 1

Meteorolojik iklim verileri kullanılarak elektrik tüketim tahmini modeli geliştirilmeye çalışılmıştır. Bu modelde sadece iklim verileri ile eğitim yapılacağı gibi günün saati (GS) ve haftanın günleri (HG) değişkenleri de kullanılarak modelin elde ettiği sonuçlar değerlendirilecektir.



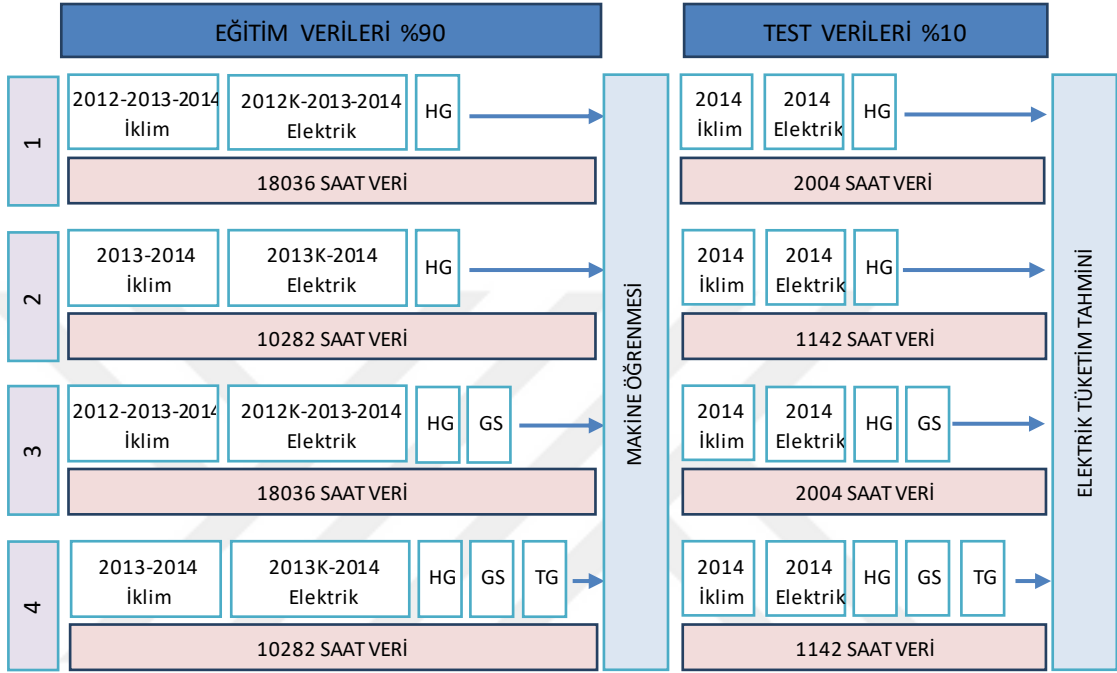
Şekil 4.4: Model 1 için Yapılacak Deneyler.

Şekil 4.4'te Model 1 için uygulanacak deneyler görülmektedir. Yapılacak 6 deneyle normalize edilmeyen elektrik tüketim verileri kullanılarak, sistem veri setinin %90 ile eğitilerek, %10 ile test edilecektir.

4.2.2 Model 2

Makine öğrenmesinde 2012 yılındaki elektrik tüketimleri 2012 yılı gelişmişlik katsayısı ile çarpılarak 2013 yılına normalize edilecektir. Yine aynı yöntemle sadece 2013 ve 2014 yılı verilerinin kullanıldığı deneylerde 2013 yılı elektrik tüketim verileri de 2013 yılı gelişmişlik katsayısı ile çarpılarak 2014 yılına normalize edilerek 1

seviyeli normalizasyon yapılacaktır. Bir seviyeli normalize edilen elektrik tüketim verileri ile iklim verileri kullanılarak makine öğrenmesi gerçekleştirilerek 2014 yılındaki elektrik tüketim tahminleri gerçekleştirilecektir. Bu modelde sadece iklim verileri ile eğitim yapılacağı gibi eğitimde günün saatleri, haftanın günleri ve tatil günleri değişkenleri de kullanılarak modelin elde ettiği sonuçlar değerlendirilecektir.



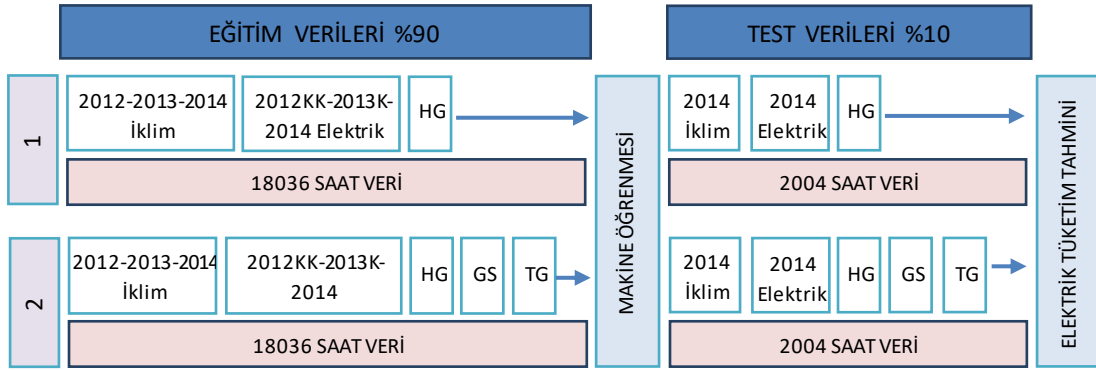
Şekil 4.5: Model 2 İçin Yapılacak Deneyler.

Şekil 4.5’de model 2 için uygulanan deneyler görülmektedir. Yapılan 4 deneyle bir seviyeli normalize edilen elektrik tüketim verileri kullanılırken sistem veri setinin %90 ile eğitilecek, %10 ile test edilecektir

4.2.3 Model 3

Model 3’te makine öğrenmesinde önce 2012 yılındaki elektrik tüketimleri 2012 yılı gelişmişlik katsayısı ile çarpılarak 2013 yılına normalize edildikten sonra 2013 gelişmişlik katsayısı ile çarpılarak 2014 yılına normalize edilerek iki seviyeli bir normalizasyon gerçekleştirilecektir. Bununla birlikte 2013 yılındaki elektrik tüketimleri de 2013 yılı gelişmişlik katsayısı ile çarpılarak 2014 yılına normalize edilerek 1 seviyeli normalizasyon yapılacaktır. Normalizasyonu yapılan elektrik verileri ile iklim verileri verilerek gerçekleştirilen makine öğrenmesi sonucu 2014 yılı elektrik tüketimleri tahmin edilecektir. Bu modelde de iklim verileri ile birlikte

günün saati, haftanın günü, tatil günleri değişkenleri de kullanılarak modelin elde ettiği sonuçlar değerlendirilecektir.

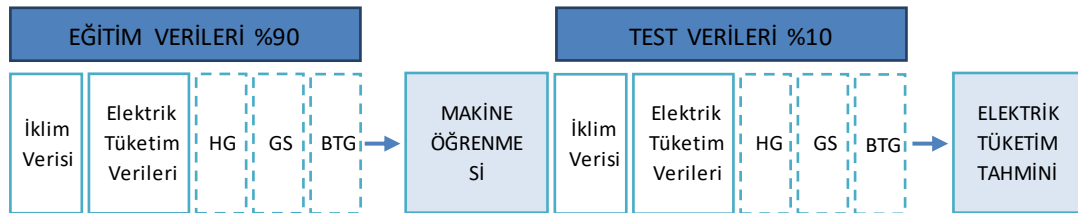


Şekil 4.6: Model 3 İçin Yapılacak Deneyler.

Şekil 4.6’da Model 3 için uygulanan deneyler görülmektedir. Yapılan 2 deneyle bir seviyeli ve iki seviyeli normalize edilen elektrik tüketim verileri kullanılırken sistem veri setinin %90 ile eğitilecek, %10 ile test edilecektir.

4.3 Modele göre İklim Verilerinin Etkisi

En iyi modele göre iklim verilerinin ayrı ayrı elektrik tüketimindeki etkilerini inceleyen deneyler yapılacaktır. En iyi algoritmada elde edilen en iyi tahmine bakılacaktır. Bu aşamada test verisindeki gerçekleşen elektrik tüketim verilerinin ortalaması alınarak, “Mean absolute error” ve “Root mean squared error” değerlerinin yüzdelere göre yapılacaktır. Bu aşama deneylerde en iyi model uygulanarak Şekil 4.7 de gösterildiği gibi iklim verilerinin elektrik tüketimine etkileri incelenecektir. Bu deneylerde kullanılan veri setinin %90 ile sistem eğitilecek, %10 ile test edilecektir.



Şekil 4.7: En İyi Modele Göre İklim Özniteliklerinin Etkisini İnceleyen Deneyler.

Şekil 4.7’de uygulanan her bir iklim verisi ile sistem ayrı ayrı eğitilerek sonuçlar karşılaştırılacaktır. İkinci aşamada elde edilen sonuçların değerlendirilmesi

iki veriye göre karşılaştırılacaktır. Bunlar; “Mean absolute error” ve “Root mean squared error” değerleridir.

Bu hata verilerinden elde edilen sıralamalara bakılarak dört farklı deney grubunda bu sonuçlarla en iyi tüketim tahmini yapılmaya çalışılacaktır. Bu gruplarda MAE ve RMSE değerlerine göre en az hata yapan ilk 5 iklim verisi sabit kalarak diğer iklim verileri ayrı ayrı eklenerek sistem eğitilecek ve yine aynı özniteliklerle test edilecektir. Diğer grup deneyler de MAE ve RMSE değerlerine göre en az hata yapan ilk 7 iklim verisi sabit tutularak diğer iklim verileri ayrı ayrı eklenerek en iyi tüketim tahmini yapılmaya çalışılacaktır.

4.3.1 I. Grup Deneyler

MAE değerlerine göre en az hata yapan ilk 5 iklim verisi sabit kalarak diğer iklim verileri ayrı ayrı eklenerek sistem eğitilecek ve yine aynı özniteliklerle test edilecektir. Bu deneylerde kullanılan veri setinin %90 ile sistem eğitilecek, %10 ile test edilecektir.

Tablo 4.1: MAE Değerlerine Göre I. Grup Deneyler.

Elektrik Tüketimi	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
Diğer Öznitelikler	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
Sabit iklim verisi 1	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
Sabit iklim verisi 2	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
Sabit iklim verisi 3	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
Sabit iklim verisi 4	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
Sabit iklim verisi 5	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
1 İklim verisi 6													
2 İklim verisi 7		x											
3 İklim verisi 8			x										
4 İklim verisi 9				x									
5 İklim verisi 10					x								
6 İklim verisi 11						x							
7 İklim verisi 12							x						
8 İklim verisi 13								x					
9 İklim verisi 14									x				
10 İklim verisi 15										x			
11 İklim verisi 16											x		
12 İklim verisi 17												x	

Tablo 4.1’de MAE değerlerine göre en az hata yapan ilk 5 iklim verisine göre iklim özniteliklerinin etkisini inceleyen I. Grup deneylerin sırası görülmektedir. Bu grup deneylerinde kullanılan iklim verileri ile birlikte en iyi modelde kullanılan öznitelikler ve modelde belirlenen normalizasyon uygulanacaktır.

4.3.2 II. Grup Deneyler

MAE değerlerine göre en az hata yapan ilk 5 iklim verisi sabit kalarak diğer iklim verileri ayrı ayrı eklenerek sistem eğitilecek ve yine aynı özniteliklerle test edilecektir. Bu deneylerde kullanılan veri setinin %90 ile sistem eğitilecek, %10 ile test edilecektir.

Tablo 4.2: MAE Değerlerine Göre II. Grup Deneyler.

Elektrik Tüketimi	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
Diğer Öznitelikler	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
Sabit iklim verisi 1	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
Sabit iklim verisi 2	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
Sabit iklim verisi 3	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
Sabit iklim verisi 4	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
Sabit iklim verisi 5	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
Sabit iklim verisi 6	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
Sabit iklim verisi 7	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
1 İklim verisi 8	x										
2 İklim verisi 9		x									
3 İklim verisi 10			x								
4 İklim verisi 11				x							
5 İklim verisi 12					x						
6 İklim verisi 13						x					
7 İklim verisi 14							x				
8 İklim verisi 15								x			
9 İklim verisi 16									x		
10 İklim verisi 17										x	

Tablo 4.2’de MAE değerlerine göre en az hata yapan ilk 7 iklim verisine göre iklim özniteliklerinin etkisini inceleyen II. Grup deneylerin sırası görülmektedir. Bu grup deneylerinde kullanılan iklim verileri ile birlikte en iyi modelde kullanılan öznitelikler ve modelde belirlenen normalizasyon uygulanacaktır.

4.3.3 III. Grup Deneyler

RMSE değerlerine göre en az hata yapan ilk 5 iklim verisi sabit kalarak diğer iklim verileri ayrı ayrı eklenerek sistem eğitilecek ve yine aynı özniteliklerle test edilecektir. Bu deneylerde kullanılan veri setinin %90 ile sistem eğitilecek, %10 ile test edilecektir.

Tablo 4.3’te RMSE değerlerine göre en az hata yapan ilk 5 iklim verisine göre iklim özniteliklerinin etkisini inceleyen III. Grup deneylerin sırası görülmektedir. Bu grup deneylerinde kullanılan iklim verileri ile birlikte en iyi modelde kullanılan öznitelikler ve modelde belirlenen normalizasyon uygulanacaktır.

Tablo 4.3: RMSE Değerlerine Göre III. Grup Deneyler.

Elektrik Tüketimi	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
Diğer Öznitelikler	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
Sabit iklim verisi 1	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
Sabit iklim verisi 2	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
Sabit iklim verisi 3	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
Sabit iklim verisi 4	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
Sabit iklim verisi 5	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
1 İklim verisi 6	x											
2 İklim verisi 7		x										
3 İklim verisi 8			x									
4 İklim verisi 9				x								
5 İklim verisi 10					x							
6 İklim verisi 11						x						
7 İklim verisi 12							x					
8 İklim verisi 13								x				
9 İklim verisi 14									x			
10 İklim verisi 15										x		
11 İklim verisi 16											x	
12 İklim verisi 17												x

4.3.4 IV. Grup Deneyler

RMSE değerlerine göre en az hata yapan ilk 7 iklim verisi sabit kalarak diğer iklim verileri ayrı ayrı eklenerek sistem eğitilecek ve yine aynı özniteliklerle test edilecektir. Bu deneylerde kullanılan veri setinin %90 ile sistem eğitilecek, %10 ile test edilecektir.

Tablo 4.4: RMSE Değerlerine Göre III. Grup Deneyler.

Elektrik Tüketimi	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
Diğer Öznitelikler	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
Sabit iklim verisi 1	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
Sabit iklim verisi 2	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
Sabit iklim verisi 3	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
Sabit iklim verisi 4	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
Sabit iklim verisi 5	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
Sabit iklim verisi 6	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
Sabit iklim verisi 7	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
1 İklim verisi 8	x											
2 İklim verisi 9		x										
3 İklim verisi 10			x									
4 İklim verisi 11				x								
5 İklim verisi 12					x							
6 İklim verisi 13						x						
7 İklim verisi 14							x					
8 İklim verisi 15								x				
9 İklim verisi 16									x			
10 İklim verisi 17											x	

Tablo 4.4'te RMSE değerlerine göre en az hata yapan ilk 7 iklim verisine göre iklim özniteliklerinin etkisini inceleyen IV. Grup deneylerin sırası görülmektedir. Bu grup deneylerinde kullanılan iklim verileri ile birlikte en iyi modelde kullanılan öznitelikler ve modelde belirlenen normalizasyon uygulanacaktır.

4.4 Veri Madenciliği Yöntemleri

Veri madenciliği büyük boyutlardaki verilerden alışlagelen istatistik yöntemlerle elde edilemeyen veya elde edilmesi güç olan bilgileri elde etmek için bir çeşit verileri işleme ve çözümlene yöntemidir. Veri madenciliği çalışmalarında kullanılan birçok metot ve algoritma vardır. Sınıflama ve regresyon, birliktelik kuralları ve kümeleme başlıca yöntemlerdir. Birliktelik kuralları ve kümeleme modelleri tanımlayıcı modellerken, sınıflama ve regresyon modelleri tahmin edici modellerdir.

4.4.1 Sınıflama ve Regresyon

Sınıflama ve regresyon, önemli veri sınıflarını ortaya koyan veya gelecek veri eğilimlerini tahmin eden modelleri kurabilen iki veri analiz yöntemidir (Özkes, 2003). Sınıflandırma yönteminde verilerin belirli bir bölümü eğitim amacı ile kullanılarak sınıflandırma kurallarının oluşturulması sağlanır, sonra bu kurallar yardımıyla yeni bir durum ortaya çıktığında nasıl bir karar verileceği belirlenir (Özkan, 2013).

Regresyon, bağımsız değişkenlerdeki (x) değişime dayalı olarak bağımlı değişkendeki (y) değişimini açıklama girişimi analizidir. Regresyon analizi neden-sonuç ilişkisini bulmaya imkân veren bir yöntemdir. Eğer bağımsız değişken(ler) bağımlı değişkendeki değişimi yeteri kadar açıklayabiliyorsa, model tahmin için kullanılabilir.

Regresyon ikiye ayrılır.

Tek Değişkenli Regresyon Analizi; Bağımlı değişkeni etkileyen sadece bir adet bağımsız değişken olduğu durumda kurulan model bir basit regresyon modelidir. Modelde bağımlı değişkeni etkileyen başlangıç değeri ve hata oranı da bulunur.

Çok Değişkenli Regresyon Analizi; Birden çok giriş değişkeni ile tek bir cevap değişkeni arasındaki ilişkiye odaklanarak bağımlı ve bağımsız değişkenler arasındaki

en iyi eşleşmeyi sunan bir model üretir. Değişkenler arasındaki ilişki doğrusal ve doğrusal olmayan olmak üzere ikiye ayrılır. Doğrusal ilişki $y = a + bx$ şeklinde bir doğru denklemiyle ifade edilebiliyorsa bu regresyona doğrusal regresyon denir. Doğrusal olmayan ilişki çeşitleri parabolik ($y = a + bx + cx^2$), üssel ($y = abx$), geometrik ($y = axb$) ve hiperboliktir ($y = \frac{1}{a+bx}$).

Süreklilik gösteren değerler tahmin edilirken regresyon, kategorik değerler tahmin edilirken sınıflama kullanılır. Sınıflama ve regresyon modellerinde destek vektör makineleri (SVM), karar ağaçları öğrenmesi (decision tree learning), k-en yakın komşusu (KNN) ve yapay sinir ağları (ANN) teknikleri kullanılır.

4.4.1.1 Destekçi vektör makineleri (SVM)

İstatiksel öğrenme teorisine dayalı bir gözetimli öğrenme algoritmasıdır. Destek Vektör Makineleri, temel olarak iki sınıfa ait verileri birbirinden en uygun karar fonksiyonunun tahmin edilmesi prensibiyle çalışır. Bunun için karar sınırları ya da diğer bir ifadeyle hiper düzlemler belirlenir. Destek Vektör Makineleri günümüzde yüz tanıma sistemlerinden, ses analizine kadar birçok sınıflandırma probleminde kullanılmaktadırlar

4.4.1.2 Karar ağaçları öğrenmesi (Decision Tree Learning)

Makine öğrenmesi yöntemlerinden bir diğeri de karar ağacı öğrenmesidir. Bu yöntemde bir ağaç yapısı oluşturularak ağacın yaprakları seviyesinde sınıf etiketleri ve bu yapraklara giden ve kökten çıkan dallar ile de özellikler üzerindeki işlemler ifade edilmektedir.

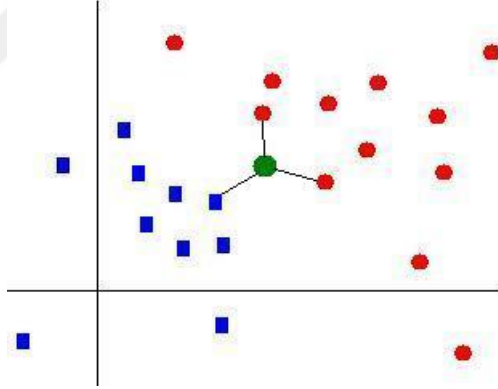


Şekil 4.8: Karar Ağacı Örnek Gösterimi (Şeker, 2013).

Karar ağacı öğrenmesinde, ağacın öğrenilmesi sırasında, üzerinde eğitim yapılan küme, çeşitli özelliklere göre alt kümelere bölünür, bu işlem, özyinelemeli (recursive) olarak tekrarlanır. Veri madenciliğinde karar ağacı öğrenmesi (decision tree learning) sınıflama ve regresyon problemlerinin çözümü için kullanılır (Şeker, 2013). Şekil 4.8’de karar ağacı örneği görülmektedir.

4.4.1.3 K-en yakın komşu (KNN)

Bu yöntem bilinmeyen bir kaydı sınıflandırmak için kullanılır. Sınıflandırma yapmak için kaydedilmiş veri kümesi, kayıtlar arasındaki mesafeyi hesap etmek için uzaklık ölçümü ve k değerine ihtiyaç duyar. Öncelikle bir k değeri belirlenir. Sınıfı Bilinmeyen kaydın diğer eğitim kayıtlarına olan uzaklıkları hesaplanır ve sıralanarak en yakın k adet kayıt belirlenir. Bilinmeyen kaydın sınıfını belirlemek için en yakın komşu grubunun sınıf etiketi kullanılır. Şekil 4.9’da KNN algoritması iki boyutlu düzlemde gösterilmektedir.



Şekil 4.9: KNN Algoritması Örnek Gösterimi (Şeker, 2013).

KNN algoritmasında $k=3$ için yeni bir kaydın sınıflandırılması işleminde eski sınıflandırılmış kayıtlardan en yakın üçüne bakılarak yeni kaydın sınıflandırılması yapılmaktadır (Şeker, 2013).

4.4.1.4 Yapay sinir ağları (ANN)

Beynin son derece basitleştirilmiş bir modelidir. Temel olarak fonksiyon mantığında çalışır. Modelin yeteneklerine göre giriş değerlerini çıkış değerlerine

dönüştürür. Hedeflenen fonksiyonu yerine getirebilmek için çok sayıda fonksiyonun bir araya gelerek oluşturduğu bütünlüklü bir yapıdır.

Sınıflandırma, Örüntü tanıma, özellik çıkarımı, resim eşleme

Gürültü tespiti, Girişteki örüntüleri tanıma ve gürültüsüz çıkışlar üretme

Tahmin, Tarihsel veriye dayalı çıkarımlarda bulunma

Neden yapay sinir ağlarını kullanırız?

1. Öğrenme yeteneği
2. Yapay sinir ağları kendi başına işlevlerini nasıl yerine getireceğini bilir.
3. Sadece örnek girişlere dayalı olarak fonksiyonu belirleyebilir.
4. Genelleştirme yeteneği
5. Daha önceden hiç rastlanmamış girişler için de makul sonuçlar üretir (denetimsiz öğrenme yeteneği vardır)

4.4.2 Veri Madenciliği Programları

Veri madenciliği çalışmaları yapmak için hem ticari hem de açık kaynak programlar geliştirilmiştir. Programlar içerisinde birçok algoritmalar bulunmaktadır. Bu algoritmaları kullanarak elde bulunan verilerden, anlamlı bilgiler çıkarılabilmektedir. Orange Canvas Rapid Miner (YALE), Knime Analytics Platform ve WEKA (Weka, t.y.) programları bu programlara örnek olarak gösterilebilir. (Keçeli, 2016)

Ham verinin işlenmesi, öğrenme metotlarının veri üzerinde istatistiksel olarak değerlendirilmesi, verilerden öğrenilerek çıkarılan modelin görsel olarak izlenmesi gibi veri madenciliğinin tüm basamaklarını desteklediği için ayrıca yaygın kullanımı, çoğu makine öğrenmesi algoritmasını ve metodunu içermesi ve genel kamu lisansı ile dağıtılması sebebiyle WEKA programı tercih edilmiştir.

4.4.3 WEKA Programı

Weka (Waikato Environment for Knowledge Analysis) programı, Waikato Üniversitesinin makine öğrenmesini geliştirmek ve kolaylaştırmak adına geliştirdiği yazılımdır. Weka programı ile makine öğrenmesi ve istatistiksel bilgiler açısından programla birlikte kendi geliştirdiği kütüphaneleride hazır sunmaktadır. Programda temel olarak Sınıflandırma (Classification), Bölümleme (Clustering), İlişkilendirme (Association), Veri Ön İşleme (Data Preprocessing) ve Görselleme (Visualization)

işlemleri yapılabilir (Keçeli, 2016). Weka programında verileri işleyebilmek için kendisine ait arff uzantılı dosya yapısına dönüştürmek gerekmektedir.

4.4.3.1 Arff dosya yapısı

Arff (Attribute Relationship File Format), Weka programı için geliştirilmiş ve yapısı text şeklindedir.

Arff uzantılı dosyanın birinci satırında ilişki tipinin (@RELATION) tanımlanması gerekmektedir. Yani veri setinin ve deneyin isimlendirilmesi olarak da açıklanabilir. Bundan sonraki satırlarda kullanılan verilerin öznitelikleri verinin öznitelikleri (@ATTRIBUTE) yer almalıdır. Öznitelikler tanımlandıktan sonraki satırlarda veriler (@DATA) sıralanır. Verilerin yazıldığı her satır bir örneği (instance) ifade etmektedir. Her satırdaki örneğin özniteliklerinin virgül ayırıcı ile ayrılması gerekmektedir.

```
@RELATION TUKETIM_IKLIM_TATIL_GUN_SAAAT_2KK_3K_4
@ATTRIBUTE HAFTANIN_GUNU {1,2,3,4,5,6,7}
@ATTRIBUTE TATIL {0,1,2}
@ATTRIBUTE SAAAT {1,2,3,4,5,6,7,8,9,10,11,12,13,14,15,16,17,18,19,20,21,22,23,24}
@ATTRIBUTE BUHAR_BASINC REAL
@ATTRIBUTE GUNESLENME_SURE REAL
@ATTRIBUTE GUNES_RADYASYONU REAL
@ATTRIBUTE ISI REAL
@ATTRIBUTE MAK_ISI REAL
@ATTRIBUTE MAK_NEM REAL
@ATTRIBUTE MIN_ISI REAL
@ATTRIBUTE MIN_NEM REAL
@ATTRIBUTE NEM REAL
@ATTRIBUTE RUZGAR REAL
@ATTRIBUTE RUZGAR_10 REAL
@ATTRIBUTE SAATLIK_BASINC REAL
@ATTRIBUTE TPRK_ISI_5 REAL
@ATTRIBUTE TPRK_ISI_10 REAL
@ATTRIBUTE TPRK_ISI_20 REAL
@ATTRIBUTE TPRK_ISI_50 REAL
@ATTRIBUTE TPRK_ISI_100 REAL
@ATTRIBUTE TUKETIM REAL
@DATA
7,1,1,6.63,0.00,1154.93,2.92,3.18,86.73,2.72,83.79,85.39,1.35,1.34,935.11,2.97,3.41,4.05,5.78,8.55,24935.57
7,1,2,6.26,0.00,1160.50,2.71,3.61,87.05,1.85,73.16,80.47,1.47,1.60,934.48,2.87,3.34,4.00,5.75,8.53,23712.00
7,1,3,6.33,0.00,890.08,2.68,3.54,87.73,1.79,73.46,80.77,1.44,1.41,935.30,2.91,3.39,4.05,5.79,8.54,22264.76
7,1,4,6.31,0.00,1108.83,2.62,3.56,87.59,1.74,73.36,80.93,1.54,1.51,935.38,2.88,3.39,4.04,5.80,8.54,21290.53
```

Şekil 4.10: Örnek Arff Dosya Yapısı.

Arff dosyasının bir örneği Şekil 4.10'da gösterilmektedir. Bu dosya yapısında, elektrik tüketim tahmini için kullanılan öznitelikler ve verileri yer almaktadır. İlk satırda yer alan “TUKETIM_IKLIM_TATIL_GUN_SAAAT_2KK_3K_4” ifadesi ilişki tipini belirtmekle birlikte örnek deneyde kullanılan ilişkileri ifade etmektedir.

Kullanıcı kendine göre bir kodlama yapmıştır. Veri tanımlamalarında @ATTRIBUTE ile başlayan satırlarda yapılmıştır. HAFTANIN_GUNU, TATIL ve SAAT birer küme oldukları için nominal ({...}) tanımlama yapılmıştır. Diğer öznitelikler ondalıklı veri olduğu için real olarak tanımlama yapılmıştır. Çalışma deneylerinden birinde kullanılan ve enerji tüketim tahmini için hazırlanan arff eğitim ve test dosya yapısı aşağıda ayrıntılı olarak açıklanmaktadır.

4.4.3.2 Enerji tüketim eğitim-test dosyaları

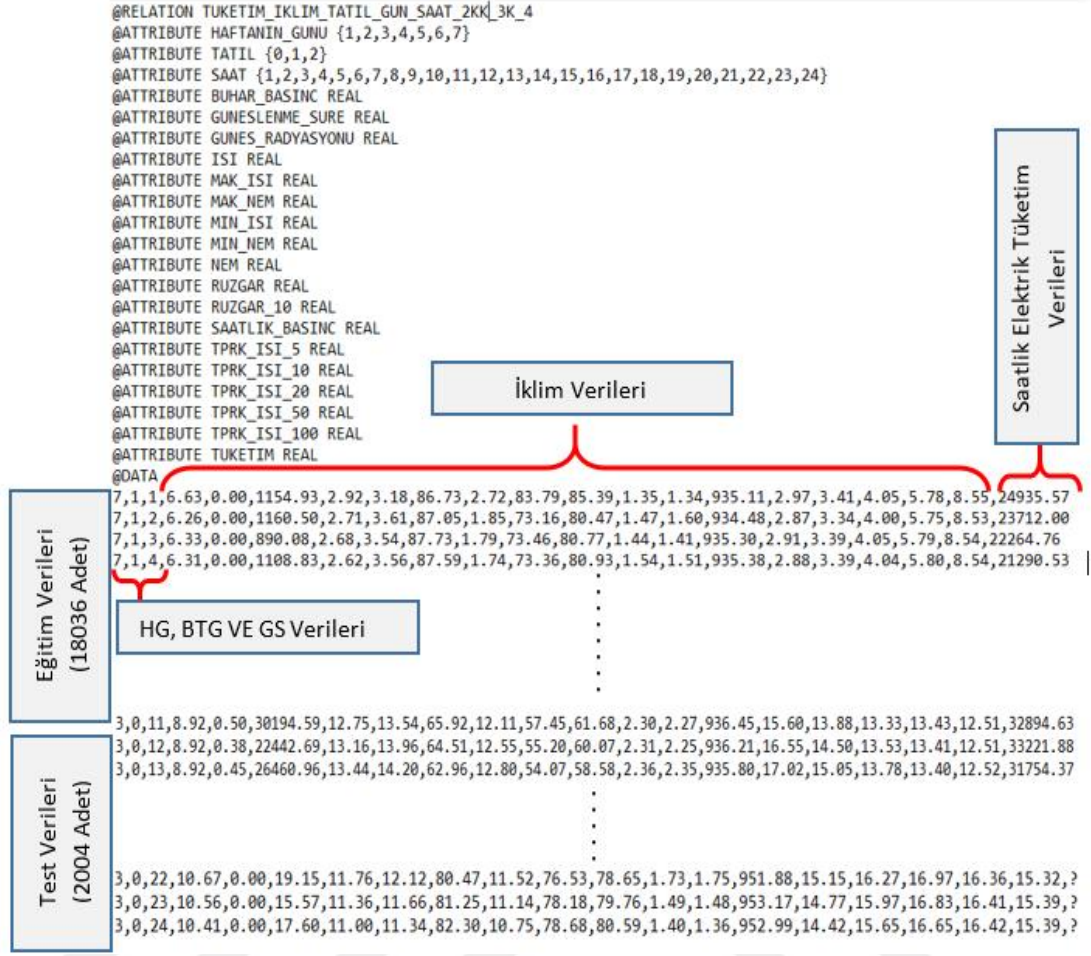
Bu dosyanın oluşturulma amacı aşağıda belirtilen özniteliklere göre saatlik elektrik tüketim tahmini yapılmasıdır. 21 farklı öznitelik kullanılmıştır. Bu dosya yapısında haftanın günü, günün saati, bayram tatil günü, iklim öznitelikleri ve enerji tüketim verileri mevcuttur. Veri seti eğitim ve test dosyalarını istediğimiz oranda ayrıştırabiliriz. Yapılan literatür araştırmalarında veri parçalama katsayısı olarak $k=10$ çokça tercih edilmiştir. Bizde deneylerimizde bunu kullanarak Şekil 4.11’de gösterildiği gibi, 9/10 ile sistemi eğiterek, 1/10 ile sistemi test edecek şekilde veri seti ikiye ayrılmıştır.

1/10	2/10	3/10	4/10	5/10	6/10	7/10	8/10	9/10	10/10
1.Parça	2.Parça	3.Parça	4.Parça	5.Parça	6.Parça	7.Parça	8.Parça	9.Parça	10.Parça
Eğitim									Test

Şekil 4.11: Elektrik Tüketim Tahmini Dosyasının Parçalama Katsayısı Olarak $K=10$ Olarak Alınmış Eğitim Ve Test Parçaları.

Eğitim ve test parçaları weka programına eğitim dosyaları ayrı test dosyası ayrı ayrı olarak verilmiştir. Eğitilen sistemin belirlenen tarih aralığında test edilmesi K Katlamalı Çarpaz Doğrulama (K Fold Cross Validation) ya da Yüzdesel Bölme (Percentage Split) yöntemleri kullanılmamıştır.

Şekil 4.12’de elektrik tüketim tahmininde kullanılan deneylerde yer alan arff dosyasının yapısı gösterilmektedir. Şekil 4,12’de Test ve eğitim verilerinde 20040 satırda öznitelik verileri gözükmemektedir. Bu satırların 18036 adedi eğitim verisi olarak kullanılırken 2004 adedi test verisi olarak kullanılmıştır. Buradaki her satır bir saatteki vektörü göstermektedir. Attribute ile 21 adet öznitelik tanımlanmıştır. Bu öznitelikler ve vektör sayıları yapılan deneylere göre değişkenlik göstermektedir.



Şekil 4.12: Elektrik Tüketim Tahmin Eğitim Ve Test Arff Dosya Yapısı.

4.4.3.3 Kullanılan algoritmalar

Çalışmamızda veri madenciliği programlarından weka kullanılmıştır. Weka programı içerisinde yer alan kullandığımız algoritmalar aşağıda sıralanmıştır.

1. LinearRegression
2. MultilayerPerceptron
3. SMOreg
4. Lazy, Ibk
5. Lazy, Kstar
6. Lazy, LWL
7. Bagging
8. RandomCommittee
9. RandomSubSpace
10. M5Rules

11. RandomForest

12. RandomTree

13. RepTree

LinearRegression algoritması; 2 değişken arasındaki doğrusal ilişkinin bir doğru denklemi olarak tanımlanıp, değişkenin değerlerinden biri bilindiğinde diğeri hakkında tahmin yapılmasını sağlar. Veriler arasında doğru tahmini yapabilmek için veriler için en iyi doğruyu oluşturmak gerekir. En iyi doğruyu oluştururken tüm noktalara en yakın bölge tercih edilmelidir. Lineer Regresyon’da bir doğru oluşturacağımız için bir bağımlı ve bir bağımsız değişken olmak üzere toplam 2 değişken üzerinde çalışılır.

MultilayerPerceptron algoritması; Çok Katmanlı Algılayıcılar (MLP) XOR Problemi’ni çözmek için yapılan çalışmalar sonucu ortaya çıkmıştır. Rumelhart ve arkadaşları tarafından geliştirilen bu modeli “Back Propagation Model” ya da hatayı ağa yaydığı için “Hata Yayma Modeli” de denmektedir. Delta Öğrenme Kuralı denilen bir öğrenme metodu kullanır. MLP özellikle sınıflandırma ve genelleme yapma durumlarında etkin çalışır.

SMOreg algoritması; destek vektör algoritması sınıflandırma için çıkmış bir algoritma olmasına rağmen regresyon içinde kullanılmaktadır. Bu iki model sayesinde bazı veri problemlerinin çözümü sağlanmaktadır. Destek vektör regresyonu uyguladığı çizeceğimiz aralığın maksimum noktayı içerisine almasını sağlamaktır. Bu çizilen maksimum aralıkların kestiği noktalara destek noktaları denir.

Lazy, Ibk algoritması; IBK (KNN) algoritmasına, en yakın komşu yöntemi “tek bağlantı kümeleme yöntemi” ismi de verilmektedir. İlk anda tüm gözlem değerleri birer küme olarak değerlendirilir. Aşamalı olarak bu kümeler birleştirilerek yeni kümeler elde edilir. Bu yöntemde öncelikle gözlemler arasındaki mesafe belirlenir. Weka programında KNN algoritmasına IBK adı verilmiştir (Class IBK, t.y.).

Lazy, Kstar algoritması; örnek tabanlı bir sınıflandırıcıdır. Bazı benzerlik fonksiyonlarıyla belirlendiği gibi, eğitim örnekleriyle aynı olan sınıfa istinaden, test örneğinin sınıfıdır. Diğer örnek tabanlı öğrenenlerden entropi tabanlı mesafe fonksiyonu kullanması yönüyle farklıdır (Cleary ve Trigg, 1995).

Lazy, LWL algoritması; Frank et al., (2003) paylaştığına göre LWL (Locally Weighted Learning) diğer Lazy öğrenme metodlarına benzerdir. Ancak yeni bir

örnek sınıflandırılırken farklı davranır. LWL algoritması öğrenme örneklerinin küme ağırlığını kullanarak yeni bir Naïve Bayes modeli kurar. Bu deneysel olarak test edilen çoğu veri kümeleri üzerinde standart Naïve Bayes yanı sıra en yakın komşu yöntemlerini geride bırakır (Gebeyehu ve Rao, 2014).

Bagging algoritması; 1996 yılında Leo Breiman tarafından bulunmuştur. Genelde ağaç tabanlı sınıflandırıcılarda kullanılan bir yöntemdir. Bagging sınıflama algoritması, hem sınıflama istikrarını hem de doğruluğunu arttırmak amacıyla kullanılır. Çünkü bu sınıflama yöntemi tahmin gücünü arttıran genel bir tekniktir. Varyansı düşürücü etkisi vardır, böylece sınıflama hatasını azaltmaktadır. Aşırı öğrenmeye ve eksik gözlemlere karşı güçlü bir yapısı vardır. Bagging yöntemi, N çaplı eğitim setinden bootstrap örnekleme tekniği ile m adet n çaplı yeni eğitim setleri oluşturur ($n \leq N$). Bir bootstrap örnekleme, eğitim setinden yerine koyarak örnekleme yöntemiyle x adet örneğin seçilmesinden oluşur. M adet bootstrap örnekleme B_1, \dots, B_m üretilir ve her bir bootstrap örnekleme için C_i gibi m (ağaç sayısı) adet sınıflayıcı oluşturulur. Final sınıfı ise m adet sınıflayıcı içerisinde en çok oyu alan sınıftır. Her bir örnekleme yerine koyarak örnekleme yöntemiyle yapıldığı için bazı örnekler, birden fazla kez aynı örnekleme içinde bulunabilmektedir. Eğer $n=N$ ise bu örnekleme orijinal eğitim setinin %63,2'sinin olması (farklı örnekler), geri kalanın ise bazı örneklerin tekrarından oluşması beklenir (Korkem, 2013).

RandomCommittee algoritması; her bir sınıflandırıcı, aynı sınıftan rastgele yapılandırılarak oluşturulur ve Randomize edilebilir bir platform oluşturularak her bir sınıf için tahmin yapılır. Nihai tahmin, temel sınıflandırma algoritmaları tarafından oluşturulan tahminlerin aritmetik ortalamasıdır.

RandomSubSpace algoritması; Rastsal Altuzaylar tekniğinde, belirli bir öğrenci ve kullanılan eğitim setinin farklı öznitelikleriyle oluşturulmuş yeni veri setleri vardır. Burada eğitim setinin bazı boyutları silinerek yeni eğitim setleri türetilir. Diğer bir deyişle m özniteliği bulunan bir veri setinden rastgele n adet özniteliği bulunan ($n < m$) yeni veri setleri türetilir. Daha sonra belirlenen temel öğrenci, türetilen eğitim setleri ile eğitilir. Öğrencinin bir test noktasına ait kararı, türetilen veri setleri ile elde edilen öğrencilerin verdikleri kararlar birleştirilerek hesaplanır (Ho, 1998).

M5Rules algoritması; M5Rules algoritması, karar ağacı tekniklerini kullanır. Problemlerin çözümünde böl ve yönet yöntemini kullanarak karar listesi oluşturur.

M5 algoritmasını temel alarak her tekrarda bir model oluşturur ve bunu en iyi yaparak olarak belirler (Class M5Rules, t.y.).

RandomForest algoritması; karar ağaçlarında kullanılan bir sınıflandırma algoritması olup Leo Breiman ve Adele Cutler tarafından geliştirilen ve içerisinde oylama metodunu barındıran bir sınıflama yöntemidir. Birçok karar ağacının biraya gelmesiyle oluşur ve bireysel ağaçlar tarafından oylanarak kazanan sınıf belirlenir. Karar ağaçları, birbirinden bağımsızdır ve veri setinden bootstrap tekniği ile çekilen örneklerden oluşturulur (Korkem, 2013).

Random Forest'ta (RF) kullanılacak veri seti için eğitim ve test verisi önceden belirlenmemişse, veri setindeki sınıf oranları dikkate alınarak tüm veri setinin 2/3'si eğitim ve 1/3'i test verisi olarak kullanılır. Karar ormanını oluşturacak K tane karar ağacı için, gene K adet bootstrap tekniği kullanılarak örneklem oluşturulur ve her bir örneklem için eğitim ve test verisi ayrılır. Tüm ağaçlar ayrılan test verisi ile test edilerek hata oranı hesaplanır ve ardından bu hata oranlarının ortalaması alınarak karar ormanının test hatası hesaplanır. Hesaplanan test hata oranına göre tüm ağaçlara bir ağırlık verilir. Hata oranı 24 ve ağaca verilen ağırlık değeri ters orantılıdır. Hata oranı en yüksek olan karar ağacı en düşük ağırlığı, hata oranı en düşük olan karar ağacı ise en yüksek ağırlığı alır. Belirlenen ağırlıklara göre tüm ağaçlar sınıflandırma işlemi için bir oylama işleminden geçirilir. En yüksek oyu alan ağaç sınıf tahmini olarak belirlenmiş olur (Akman v.d., 2011).

RandomTree algoritması; her düğümde K tane rastgele seçilmiş özelliği dikkate alarak ağaç yapısı oluşturan bir sınıflama algoritmasıdır. Bu ağaçta budama işlemi yapılmaz. Ayrıca tutulan veri setine dayalı sınıf olasılıklarının tahminine izin veren bir opsiyonu vardır (Class RandomTree, t.y.).

REPTree algoritması; hızlı karar ağacı sınıflandırma algoritmalarından biridir. Algoritma, karar ya da regresyon ağacının oluşturulmasında bilgi kazancı ölçütünü kullanmakta ve oluşan ağacı, azaltılmış hata budaması yöntemine dayalı olarak budama işlemine tabi tutmaktadır. REPTree algoritmasında, yalnızca nümerik özniteliklerin sıralanması söz konusudur. Eksik değerler için ise C4.5 algoritmasının örnekleri karşılık gelen parçalara ayırma yaklaşımı uygulanmaktadır (Zhao ve Zhang, 2008).

4.4.3.4 Algoritmaların Karşılaştırılması

Deneylerde algoritmalarının doğruluk oranlarını karşılaştırabilmek için Ortalama Mutlak Hata (Mean absolute error) ve Ortalama Karesel Hatanın Karekökü (Root mean squared error) ve Koorelasyon Katsayısı (Correlation coefficient) kullanılmıştır.

Ortalama Mutlak Hata (Mean absolute error); tahmin edilen değerler ile gerçekleşen değerler arasındaki farkların ortalamasıdır.

Ortalama mutlak hata hesaplanırken aşağıdaki formül kullanılır (Ardıl, 2009).

$$\frac{|a_1 - c_1| + |a_2 - c_2| + \dots + |a_n - c_n|}{n}$$

Ortalama Karesel Hatanın Karekökü (Root mean squared error); tahmin edilen değerler ile gerçekleşen değerler arasındaki farkların karelerinin ortalamasının karekök değeridir.

Ortalama karesel hatanın karekökü hesaplanırken aşağıdaki formül kullanılır. (Ardıl, 2009).

$$\sqrt{\frac{(a_1 - c_1)^2 + (a_2 - c_2)^2 + \dots + (a_n - c_n)^2}{n}}$$

Koorelasyon Katsayısı (Correlation coefficient); iki veya daha fazla değişkenler arasında ilişki olup olmadığını gösteren, ilişki varsa bu ilişkinin yönünü ve şiddetini sayısal olarak belirlememizi sağlayan değerdir. -1 ile +1 arasında değer üretir. Bu değerın sıfır olması iki veya daha fazla değişken arasında bir ilişki olmadığını gösterir. “-“ olması ilişkinin negatif yönde, “+” olması ilişkinin pozitif yönde olduğunu göstermektedir. 0 ile ±0,40 arasındaki değer ilişkinin zayıf olduğunu, ±0,40 ile ±0,70 arasındaki değer ilişkinin orta seviyeli olduğunu, ±0,70 ile ±1,00 arasındaki değer ilişkinin yüksek seviyeli bir ilişki olduğunu göstermektedir.

Korelasyon katsayısı (r) hesaplanırken aşağıdaki formül kullanılır. (Aydemir, 2019).

$$r = \frac{\sum(xy) - \frac{(\sum x)(\sum y)}{n}}{\sqrt{\left(\sum x^2 - \frac{(\sum x)^2}{n}\right) \left(\sum y^2 - \frac{(\sum y)^2}{n}\right)}}$$

BEŞİNCİ BÖLÜM

DENEYLER VE SONUÇLAR

Bir formata getirilen veri setleri üzerinden deneyler gerçekleştirilmiştir. Mutlak doğrusu olan bir durum olmadığından aşağıdaki deneylerin hepsini gerçekleştirip sonuçları karşılaştırdık.

Deneylerde algoritmalarının doğruluk oranlarını karşılaştırabilmek için Ortalama Mutlak Hata (Mean absolute error) ve Ortalama Karesel Hatanın KareKökü (Root mean squared error) ve iki veya daha fazla değişkenler arasında ilişki olup olmadığını gösteren, ilişki varsa bu ilişkinin yönünü ve şiddetini sayısal olarak belirlememizi sağlayan Koorelasyon Katsayısı (Correlation coefficient) kullanılmıştır. Başarının ölçmesi için test verisindeki gerçekleşen elektrik tüketim verilerinin ortalaması alınarak, ortalama elektrik tüketim bulunacaktır. “Mean absolute error” ve “Root mean squared error” değerlerinin bulunan ortalama elektrik tüketim değerine göre yüzdeleri hesaplanarak ilişkiye bakılacaktır.

5.1 Korelasyon Deneyleri

İklim verilerinin ayrı ayrı elektrik tüketimindeki etkilerini incelemek için deneyler yapılmıştır. Sadece iklim verisi ve elektrik tüketimi ile eğitilen sistem yine sadece iklim verileri ve elektrik tüketimi verileri ile test edilmiştir.

Deneylerde algoritmalarının doğruluk oranlarını karşılaştırabilmek için Ortalama Mutlak Hata (Mean absolute error) ve Ortalama Karesel Hatanın KareKökü (Root mean squared error) ve Koorelasyon Katsayısı (Correlation coefficient) kullanılmıştır. MAE ve RMSE değerlerinin hata yüzdeleri, test verilerinde gerçekleşen ortalama saatlik tüketim değeri olan 29106,17 MWh göre hesaplanmıştır.

Weka algoritmalarının incelenmesinde zaman-tüketim değişimlerini yakalayan LinearRegression, MultilayerPerceptron, SMOreg, Lazy, Ibk, Lazy, Kstar, Lazy,

LWL, Bagging, RandomCommittee, RandomSubSpace, M5Rules, RandomForest, RandomTree, REPTree algoritmalarının sonuçları listelenmiştir.

Bu deneylerde 2012, 2013 ve 2014 iklim ve elektrik tüketim verileri kullanılarak, verilerin %90 ile sistem eğitilerek %10 ile test yapılmıştır. Sistem 765 gün için 18036 saatlik iklim ve elektrik tüketim verisi ile eğitilmiş 85 gün için 2004 saatlik iklim ve elektrik tüketim verisi ile test edilmiştir. 2004 saatlik enerji tüketimi yukarıda belirtilen algoritmalar ile tahmin edilmiştir.

Yapılan deneyler Tablo 5.1’de sırasıyla gösterilmektedir. Bu deneylerde her iklim verisi ayrı ayrı uygulanmıştır.

Tablo 5.1: Korelasyon Deneylerinde Kullanılan Öznitelikler Ve Deney Sıraları.

Öznitelikler	Deney Sıraları																
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17
Elektrik Tüketimi	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
Buhar Basıncı	X																
Güneşlenme		X															
G-Rds			X														
Isı				X													
Maksimum Isı					X												
Maksimum Nem						X											
Minumum Isı							X										
Minumum Nem								X									
Nem									X								
Rüzgâr										X							
Rüzgâr_10											X						
Saatlik Basıncı												X					
Toprak_Isı_5													X				
Toprak_Isı_10														X			
Toprak_Isı_20															X		
Toprak_Isı_50																X	
Toprak_Isı_100																	X

5.1.1 Buhar Basıncı Deneyleri

Bu deneyde iklim verisi olarak sadece “Buhar Basıncı” verisi kullanılmıştır. Buhar Basıncı ve elektrik tüketim verileri ile sistem eğitilerek test edilmiştir. Tablo 5.2’de yukarıda belirtilen algoritmalarla yapılan tahminlere ait Koorelasyon Katsayısı, MAE, RMSE değerleri ve hata görülmektedir.

Tablo 5.2 incelendiğinde LinearRegression, MultilayerPerceptron, SMOreg, Lazy, Kstar, Lazy, LWL algoritmalarının “MAE” ve “RMSE” değerlerine göre en iyi

sonuç vermişlerdir. Koorelasyon katsayıları incelendiğinde hepsinin negatif ve -0,2 ile -0,07 arasında olduğu görülmüştür.

Tablo 5.2: Buhar Basıncı Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation coefficient	MAE		RMSE	
		Değer	Yüzde	Değer	Yüzde
LinearRegression	-0,16	3610,74	12,41	4116,11	14,14
MultilayerPerceptron	-0,15	3411,99	11,72	3923,55	13,48
SMOreg	-0,16	3523,44	12,11	4006,30	13,76
Lazy,Ibk	-0,07	3841,55	13,20	4550,01	15,63
Lazy,Kstar	-0,15	3698,25	12,71	4256,57	14,62
Lazy,LWL	-0,11	3636,72	12,49	4174,57	14,34
Bagging	-0,08	3788,22	13,02	4456,92	15,31
RandomCommittee	-0,07	3841,55	13,20	4550,01	15,63
RandomSubSpace	-0,09	3760,03	12,92	4376,80	15,04
M5Rules	-0,11	3751,52	12,89	4351,97	14,95
RandomForest	-0,08	3846,66	13,22	4551,52	15,64
RandomTree	-0,07	3841,55	13,20	4550,01	15,63
REPTree	-0,07	3761,09	12,92	4389,41	15,08

5.1.2 Güneşlenme Deneyleri

Bu deneyde iklim verisi olarak sadece “Güneşlenme” verisi kullanılmıştır. Güneşlenme ve elektrik tüketim verileri ile sistem eğitilerek test edilmiştir. Tablo 5.3’te yukarıda belirtilen algoritmalarla yapılan tahminlere ait Koorelasyon Katsayısı, MAE, RMSE değerleri ve hata yüzdeleri görülmektedir.

Tablo 5.3: Güneşlenme Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation coefficient	MAE		RMSE	
		Değer	Yüzde	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,21	3569,57	12,26	4070,27	13,98
MultilayerPerceptron	0,19	3386,47	11,63	3916,17	13,45
SMOreg	0,21	3478,67	11,95	3949,04	13,57
Lazy,Ibk	0,06	4405,08	15,13	5518,17	18,96
Lazy,Kstar	0,15	3528,13	12,12	4049,73	13,91
Lazy,LWL	0,14	3602,02	12,38	4114,08	14,13
Bagging	0,12	3569,77	12,26	4179,84	14,36
RandomCommittee	0,06	4407,74	15,14	5522,19	18,97
RandomSubSpace	0,16	3524,37	12,11	4060,57	13,95
M5Rules	0,17	3518,65	12,09	4047,77	13,91
RandomForest	0,08	3915,59	13,45	4807,52	16,52
RandomTree	0,06	4407,74	15,14	5522,19	18,97
REPTree	0,14	3566,64	12,25	4110,12	14,12

Tablo 5.3 incelendiğinde MultilayerPerceptron, SMOreg, Lazy, Kstar, RandomSubSpace, M5Rules algoritmalarının “MAE” ve “RMSE” değerlerine göre en iyi sonuç vermişlerdir. Koorelasyon katsayıları incelendiğinde hepsinin pozitif ve 0,21 ile 0,06 arasında olduğu görülmüştür.

5.1.3 Güneş Radyasyonu Deneyleri

Bu deneyde iklim verisi olarak sadece “Güneş Radyasyonu” verisi kullanılmıştır. Güneş Radyasyonu ve elektrik tüketim verileri ile sistem eğitilerek test edilmiştir. Tablo 5.4’de yukarıda belirtilen algoritmalarla yapılan tahminlere ait Koorelasyon Katsayısı, MAE, RMSE değerleri ve hata yüzdeleri görülmektedir.

Tablo 5.4: Güneş Radyasyonu Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation coefficient	MAE		RMSE	
		Değer	Yüzde	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,08	3614,95	12,42	4117,14	14,15
MultilayerPerceptron	0,05	3427,95	11,78	3916,17	13,45
SMOreg	0,08	3522,82	12,10	3997,02	13,73
Lazy,Ibk	0,04	3609,66	12,40	4142,29	14,23
Lazy,Kstar	0,08	3614,98	12,42	4125,43	14,17
Lazy,LWL	0,05	3618,37	12,43	4130,99	14,19
Bagging	0,05	3606,39	12,39	4131,53	14,19
RandomCommittee	0,04	3609,66	12,40	4142,29	14,23
RandomSubSpace	0,07	3606,55	12,39	4125,73	14,17
M5Rules	0,09	3602,71	12,38	4118,44	14,15
RandomForest	0,04	3610,08	12,40	4142,04	14,23
RandomTree	0,04	3609,66	12,40	4142,29	14,23
REPTree	0,04	3621,78	12,44	4135,38	14,21

Tablo 5.4 incelendiğinde MultilayerPerceptron, SMOreg, Bagging, RandomSubSpace, M5Rules algoritmalarının “MAE” değerlerine göre en iyi sonuç verirken. “RMSE” değerlerine göre en iyi sonuçları LinearRegression, MultilayerPerceptron, SMOreg, Lazy, Kstar ve M5Rules algoritmaları vermiştir. Koorelasyon katsayıları incelendiğinde hepsinin pozitif ve 0,09 ile 0,04 arasında olduğu görülmüştür.

5.1.4 Isı Deneyleri

Bu deneyde iklim verisi olarak sadece “Isı” verisi kullanılmıştır. Isı ve elektrik tüketim verileri ile sistem eğitilerek test edilmiştir. Tablo 5.5’de yukarıda belirtilen algoritmalarla yapılan tahminlere ait Koorelasyon Katsayısı, MAE, RMSE değerleri ve hata yüzdeleri görülmektedir.

Tablo 5.5: Isı Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation coefficient	MAE		RMSE	
		Değer	Yüzde	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,43	3579,41	12,30	4097,18	14,08
MultilayerPerceptron	0,32	3842,76	13,20	4496,70	15,45
SMOreg	0,43	3517,42	12,08	4025,15	13,83
Lazy,Ibk	-0,18	4296,54	14,76	5132,72	17,63
Lazy,Kstar	-0,34	4027,99	13,84	4719,18	16,21
Lazy,LWL	-0,37	3792,47	13,03	4392,78	15,09
Bagging	-0,22	4174,34	14,34	4922,66	16,91
RandomCommittee	-0,18	4295,30	14,76	5131,30	17,63
RandomSubSpace	-0,33	4102,75	14,10	4817,33	16,55
M5Rules	-0,33	4082,91	14,03	4798,33	16,49
RandomForest	-0,16	4287,44	14,73	5116,55	17,58
RandomTree	-0,18	4295,30	14,76	5131,30	17,63
REPTree	-0,32	4095,80	14,07	4826,54	16,58

Tablo 5.5 incelendiğinde LinearRegression, MultilayerPerceptron, SMOreg, Lazy, Kstar, Lazy, LWL algoritmalarının “MAE” ve “RMSE” değerlerine göre en iyi sonuç vermişlerdir. Koorelasyon katsayıları incelendiğinde hem pozitif hem de negatif yönde ve 0,43 ile -0,37 arasında olduğu görülmüştür.

5.1.5 Maksimum Isı Deneyleri

Bu deneyde iklim verisi olarak sadece “Maksimum Isı” verisi kullanılmıştır. Maksimum Isı ve elektrik tüketim verileri ile sistem eğitilerek test edilmiştir. Tablo 5.6’da yukarıda belirtilen algoritmalarla yapılan tahminlere ait Koorelasyon Katsayısı, MAE, RMSE değerleri ve hata yüzdeleri görülmektedir.

Tablo 5.6 incelendiğinde LinearRegression, MultilayerPerceptron, SMOreg, Lazy, Kstar, Lazy, LWL algoritmalarının “MAE” ve “RMSE” değerlerine göre en iyi

sonuç vermişlerdir. Koorelasyon katsayıları incelendiğinde hem pozitif hem de negatife yönde ve 0,42 ile -0,35 arasında olduğu görülmüştür.

Tablo 5.6: Maksimum Isı Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation coefficient	MAE		RMSE	
		Değer	Yüzde	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,42	3555,33	12,22	4077,76	14,01
MultilayerPerceptron	0,31	3852,63	13,24	4512,74	15,50
SMOreg	0,42	3474,95	11,94	3990,15	13,71
lazy,Ibk	-0,14	4372,70	15,02	5204,01	17,88
lazy,Kstar	-0,32	4102,52	14,10	4768,01	16,38
lazy,LWL	-0,35	3790,55	13,02	4381,93	15,05
Bagging	-0,22	4230,70	14,54	4966,70	17,06
RandomCommittee	-0,14	4372,00	15,02	5203,45	17,88
RandomSubSpace	-0,30	4182,41	14,37	4875,78	16,75
M5Rules	-0,31	4178,67	14,36	4868,13	16,73
RandomForest	-0,15	4341,71	14,92	5159,45	17,73
RandomTree	-0,14	4372,00	15,02	5203,45	17,88
REPTree	-0,28	4203,50	14,44	4904,21	16,85

5.1.6 Maksimum Nem Deneyleri

Bu deneyde iklim verisi olarak sadece “Maksimum Nem” verisi kullanılmıştır. Maksimum Nem ve elektrik tüketim verileri ile sistem eğitilerek test edilmiştir. Tablo 5.7’de yukarıda belirtilen algoritmalarla yapılan tahminlere ait Koorelasyon Katsayısı, MAE, RMSE değerleri ve hata yüzdeleri görülmektedir.

Tablo 5.7: Maksimum Nem Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation coefficient	MAE		RMSE	
		Değer	Yüzde	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,43	3288,44	11,30	3842,28	13,20
MultilayerPerceptron	0,34	3294,18	11,32	3772,51	12,96
SMOreg	0,43	3202,79	11,00	3801,19	13,06
lazy,Ibk	0,13	3832,49	13,17	4654,33	15,99
lazy,Kstar	0,36	3436,86	11,81	3990,71	13,71
lazy,LWL	0,22	3539,51	12,16	4114,28	14,14
Bagging	0,22	3522,73	12,10	4150,56	14,26
RandomCommittee	0,14	3815,67	13,11	4636,88	15,93
RandomSubSpace	0,31	3454,99	11,87	4024,68	13,83
M5Rules	0,32	3450,71	11,86	4013,59	13,79
RandomForest	0,15	3732,19	12,82	4486,33	15,41
RandomTree	0,14	3815,67	13,11	4636,88	15,93
REPTree	0,30	3462,89	11,90	4035,00	13,86

Tablo 5.7 incelendiğinde LinearRegression, MultilayerPerceptron, SMOreg, Lazy, Kstar, M5Rules algoritmalarının “MAE” ve “RMSE” değerlerine göre en iyi sonuç vermişlerdir. Koorelasyon katsayıları incelendiğinde hepsi pozitif yönde ve 0,43 ile 0,13 arasında olduğu görülmüştür.

5.1.7 Minimum Isı Deneyleri

Bu deneyde iklim verisi olarak sadece “Minimum Isı” verisi kullanılmıştır. Minimum Isı ve elektrik tüketim verileri ile sistem eğitilerek test edilmiştir. Tablo 5.8’de yukarıda belirtilen algoritmalarla yapılan tahminlere ait Koorelasyon Katsayısı, MAE, RMSE değerleri ve hata yüzdeleri görülmektedir.

Tablo 5.8: Minimum Isı Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation coefficient	MAE		RMSE	
		Değer	Yüzde	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,43	3548,47	12,19	4072,42	13,99
MultilayerPerceptron	0,31	3833,23	13,17	4482,10	15,40
SMOreg	0,43	3465,97	11,91	3983,51	13,69
lazy,Ibk	-0,21	4438,50	15,25	5248,84	18,03
lazy,Kstar	-0,34	4147,91	14,25	4815,57	16,54
lazy,LWL	-0,37	3826,16	13,15	4432,93	15,23
Bagging	-0,30	4355,73	14,96	5089,77	17,49
RandomCommittee	-0,21	4437,41	15,25	5248,20	18,03
RandomSubSpace	-0,33	4242,12	14,57	4936,16	16,96
M5Rules	-0,34	4228,39	14,53	4917,74	16,90
RandomForest	-0,22	4425,31	15,20	5225,55	17,95
RandomTree	-0,21	4437,41	15,25	5248,20	18,03
REPTree	-0,29	4281,78	14,71	4982,96	17,12

Tablo 5.8 incelendiğinde LinearRegression, MultilayerPerceptron, SMOreg, Lazy, Kstar, Lazy, LWL algoritmalarının “MAE” ve “RMSE” değerlerine göre en iyi sonuç vermişlerdir. Koorelasyon katsayıları incelendiğinde hem pozitif hem de negatife yönde ve 0,43 ile -0,34 arasında olduğu görülmüştür.

5.1.8 Minimum Nem Deneyleri

Bu deneyde iklim verisi olarak sadece “Minimum Nem” verisi kullanılmıştır. Minimum Nem ve elektrik tüketim verileri ile sistem eğitilerek test edilmiştir. Tablo

5.9’da yukarıda belirtilen algoritmalarla yapılan tahminlere ait Koorelasyon Katsayısı, MAE, RMSE değerleri ve hata yüzdeleri görülmektedir.

Tablo 5.9: Minimum Nem Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation coefficient	MAE		RMSE	
		Değer	Yüzde	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,42	3303,81	11,35	3847,48	13,22
MultilayerPerceptron	0,33	3302,23	11,35	3775,75	12,97
SMOreg	0,42	3212,18	11,04	3792,30	13,03
lazy,Ibk	0,09	3860,12	13,26	4733,52	16,26
lazy,Kstar	0,36	3439,05	11,82	3983,63	13,69
lazy,LWL	0,20	3568,85	12,26	4137,43	14,21
Bagging	0,20	3515,49	12,08	4152,33	14,27
RandomCommittee	0,09	3876,21	13,32	4745,88	16,31
RandomSubSpace	0,29	3473,32	11,93	4036,33	13,87
M5Rules	0,31	3456,80	11,88	4013,15	13,79
RandomForest	0,11	3738,89	12,85	4535,00	15,58
RandomTree	0,09	3876,21	13,32	4745,88	16,31
REPTree	0,25	3482,65	11,97	4068,44	13,98

Tablo 5.9 incelendiğinde LinearRegression, MultilayerPerceptron, SMOreg, Lazy, Kstar, M5Rules algoritmalarının “MAE” ve “RMSE” değerlerine göre en iyi sonuç vermişlerdir. Koorelasyon katsayıları incelendiğinde hepsi pozitif yönde ve 0,42 ile 0,09 arasında olduğu görülmüştür.

5.1.9 Nem Deneyleri

Bu deneyde iklim verisi olarak sadece “Nem” verisi kullanılmıştır. Nem ve elektrik tüketim verileri ile sistem eğitilerek test edilmiştir. Tablo 5.10’da yukarıda belirtilen algoritmalarla yapılan tahminlere ait Koorelasyon Katsayısı, MAE, RMSE değerleri ve hata yüzdeleri görülmektedir.

Tablo 5.10 incelendiğinde LinearRegression, MultilayerPerceptron, SMOreg, Lazy, Kstar, M5Rules algoritmalarının “MAE” ve “RMSE” değerlerine göre en iyi sonuç vermişlerdir. Koorelasyon katsayıları incelendiğinde hepsi pozitif yönde ve 0,42 ile 0,12 arasında olduğu görülmüştür.

Tablo 5.10: Nem Deneý Sonuları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation coefficient	MAE		RMSE0	
		Deęer	Yüzde	Deęer	Yüzde
LinearRegression	0,42	3293,02	11,31	3841,82	13,20
MultilayerPerceptron	0,34	3296,82	11,33	3772,80	12,96
SMOreg	0,42	3204,23	11,01	3794,40	13,04
lazy,Ibk	0,13	3856,36	13,25	4731,18	16,25
lazy,Kstar	0,36	3433,98	11,80	3981,88	13,68
lazy,LWL	0,22	3546,47	12,18	4122,65	14,16
Bagging	0,21	3521,96	12,10	4165,92	14,31
RandomCommittee	0,12	3870,19	13,30	4743,04	16,30
RandomSubSpace	0,31	3453,97	11,87	4021,80	13,82
M5Rules	0,31	3449,72	11,85	4011,22	13,78
RandomForest	0,13	3762,27	12,93	4563,59	15,68
RandomTree	0,12	3870,19	13,30	4743,04	16,30
REPTree	0,28	3463,98	11,90	4041,09	13,88

5.1.10 Rüzgar Deneýleri

Bu deneýde iklim verisi olarak sadece ‘‘Rüzgâr’’ verisi kullanılmıřtır. Rüzgâr ve elektrik tüketim verileri ile sistem eęitilerek test edilmiřtir. Tablo 5.11’de yukarıda belirtilen algoritmalarla yapılan tahminlere ait Koorelasyon Katsayısı, MAE, RMSE deęerleri ve hata yüzdeleri görölmektedir.

Tablo 5.11: Rüzgâr Deneý Sonuları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation coefficient	MAE		RMSE	
		Deęer	Yüzde	Deęer	Yüzde
LinearRegression	0,36	3335,34	11,46	3902,71	13,41
MultilayerPerceptron	0,32	3248,87	11,16	3748,88	12,88
SMOreg	0,36	3248,96	11,16	3842,12	13,20
lazy,Ibk	0,37	3316,67	11,40	3909,03	13,43
lazy,Kstar	0,40	3314,11	11,39	3864,81	13,28
lazy,LWL	0,37	3331,09	11,44	3887,16	13,36
Bagging	0,38	3291,89	11,31	3876,33	13,32
RandomCommittee	0,37	3317,37	11,40	3909,79	13,43
RandomSubSpace	0,39	3282,90	11,28	3861,80	13,27
M5Rules	0,40	3268,97	11,23	3851,80	13,23
RandomForest	0,37	3308,49	11,37	3898,50	13,39
RandomTree	0,37	3317,37	11,40	3909,79	13,43
REPTree	0,39	3286,95	11,29	3869,87	13,30

Tablo 5.11 incelendiğinde MultilayerPerceptron, SMOreg, RandomSubSpace, M5Rules ve REPTree algoritmalarının “MAE” değerlerine göre en iyi sonuç verirken. “RMSE” değerlerine göre en iyi sonuçları MultilayerPerceptron, SMOreg, Lazy, Kstar, RandomSubSpace ve M5Rules algoritmaları vermiştir. Koorelasyon katsayıları incelendiğinde hepsi pozitif yönde ve 0,40 ile 0,32 arasında olduğu görülmüştür.

5.1.11 Rüzgâr 10 Metre Deneyleri

Bu deneyde iklim verisi olarak sadece “Rüzgâr 10 Metre” verisi kullanılmıştır. Rüzgâr 10 Metre ve elektrik tüketim verileri ile sistem eğitilerek test edilmiştir. Tablo 5.12’de yukarıda belirtilen algoritmalarla yapılan tahminlere ait Koorelasyon Katsayısı, MAE, RMSE değerleri ve hata yüzdeleri görülmektedir.

Tablo 5.12: Rüzgâr 10 Metre Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation coefficient	MAE		RMSE	
		Değer	Yüzde	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,36	3296,47	11,33	3874,53	13,31
MultilayerPerceptron	0,32	3269,02	11,23	3803,56	13,07
SMOreg	0,36	3218,54	11,06	3827,97	13,15
lazy,lbk	0,37	3270,00	11,23	3872,85	13,31
lazy,Kstar	0,40	3293,50	11,32	3842,55	13,20
lazy,LWL	0,35	3354,41	11,52	3923,80	13,48
Bagging	0,38	3256,50	11,19	3845,54	13,21
RandomCommittee	0,37	3269,99	11,23	3872,83	13,31
RandomSubSpace	0,39	3262,70	11,21	3841,78	13,20
M5Rules	0,39	3258,33	11,19	3837,81	13,19
RandomForest	0,37	3269,75	11,23	3869,63	13,29
RandomTree	0,37	3269,99	11,23	3872,83	13,31
REPTree	0,38	3266,18	11,22	3848,42	13,22

Tablo 5.12 incelendiğinde SMOreg, Bagging, RandomSubSpace, M5Rules ve REPTree algoritmalarının “MAE” değerlerine göre en iyi sonuç verirken. “RMSE” değerlerine göre en iyi sonuçları MultilayerPerceptron, SMOreg, Lazy, Kstar, RandomSubSpace ve M5Rules algoritmaları vermiştir. Koorelasyon katsayıları incelendiğinde hepsi pozitif yönde ve 0,40 ile 0,32 arasında olduğu görülmüştür.

5.1.12 Saatlik Basınç Deneyleri

Bu deneyde iklim verisi olarak sadece “Saatlik Basınç” verisi kullanılmıştır. Saatlik Basınç ve elektrik tüketim verileri ile sistem eğitilerek test edilmiştir. Tablo 5.13’de yukarıda belirtilen algoritmalarla yapılan tahminlere ait Koorelasyon Katsayısı, MAE, RMSE değerleri ve hata yüzdeleri görülmektedir.

Tablo 5.13: Saatlik Basınç Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation coefficient	MAE		RMSE	
		Değer	Yüzde	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,04	3614,63	12,42	4127,77	14,18
MultilayerPerceptron	0,04	3420,71	11,75	3915,59	13,45
SMOreg	0,04	3543,62	12,17	4029,42	13,84
lazy,Ibk	-0,02	3900,66	13,40	4599,39	15,80
lazy,Kstar	-0,02	3689,58	12,68	4256,93	14,63
lazy,LWL	0,00	3657,45	12,57	4203,50	14,44
Bagging	-0,03	3792,66	13,03	4426,78	15,21
RandomCommittee	-0,02	3902,48	13,41	4600,53	15,81
RandomSubSpace	-0,03	3731,95	12,82	4320,27	14,84
M5Rules	0,00	3683,75	12,66	4260,48	14,64
RandomForest	-0,02	3891,28	13,37	4578,03	15,73
RandomTree	-0,02	3902,48	13,41	4600,53	15,81
REPTree	-0,04	3712,06	12,75	4288,93	14,74

Tablo 5.13 incelendiğinde LinearRegression, MultilayerPerceptron, SMOreg, Lazy,LWL ve M5Rules algoritmalarının “MAE” değerlerine göre en iyi sonuç verirken. “RMSE” değerlerine göre en iyi sonuçları LinearRegression, MultilayerPerceptron, SMOreg, Lazy, Kstar, Lazy, LWL algoritmaları vermiştir. Koorelasyon katsayıları incelendiğinde zaman hem pozitif hem de negatif yönde ve 0,04 ile -0,04 arasında olduğu görülmüştür.

5.1.13 Toprak Isı 5 Deneyleri

Bu deneyde iklim verisi olarak sadece “Toprak Isı 5” verisi kullanılmıştır. Toprak Isı 5 ve elektrik tüketim verileri ile sistem eğitilerek test edilmiştir. Tablo 5.14’de yukarıda belirtilen algoritmalarla yapılan tahminlere ait Koorelasyon Katsayısı, MAE, RMSE değerleri ve hata yüzdeleri görülmektedir.

Tablo 5.14 incelendiğinde LinearRegression, MultilayerPerceptron, SMOreg, Lazy, Kstar ve Lazy, LWL algoritmalarının “MAE” ve “RMSE” değerlerine göre en iyi sonuçları vermişlerdir. Koorelasyon katsayıları incelendiğinde zaman hem pozitif hem de negatif yönde ve 0,40 ile -0,35 arasında olduğu görülmüştür.

Tablo 5.14: Toprak Isı 5 Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation coefficient	MAE		RMSE	
		Değer	Yüzde	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,40	3582,85	12,31	4115,66	14,14
MultilayerPerceptron	0,30	3921,22	13,47	4620,81	15,88
SMOreg	0,40	3528,37	12,12	4058,80	13,94
lazy,Ibk	-0,20	4592,04	15,78	5493,03	18,87
lazy,Kstar	-0,35	4214,70	14,48	4947,58	17,00
lazy,LWL	-0,34	3959,47	13,60	4582,29	15,74
Bagging	-0,28	4435,20	15,24	5257,57	18,06
RandomCommittee	-0,20	4589,22	15,77	5490,84	18,86
RandomSubSpace	-0,32	4349,08	14,94	5140,95	17,66
M5Rules	-0,34	4355,10	14,96	5139,84	17,66
RandomForest	-0,21	4556,08	15,65	5433,17	18,67
RandomTree	-0,20	4589,22	15,77	5490,84	18,86
REPTree	-0,32	4365,59	15,00	5160,45	17,73

5.1.14 Toprak Isı 10 Deneyleri

Bu deneyde iklim verisi olarak sadece “Toprak Isı 10” verisi kullanılmıştır. Toprak Isı 10 ve elektrik tüketim verileri ile sistem eğitilerek test edilmiştir.

Tablo 5.15: Toprak Isı 10 Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation coefficient	MAE		RMSE	
		Değer	Yüzde	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,29	3615,54	12,42	4140,52	14,23
MultilayerPerceptron	0,28	3755,88	12,90	4346,24	14,93
SMOreg	0,29	3549,74	12,20	4047,01	13,90
lazy,Ibk	-0,17	4496,17	15,45	5456,66	18,75
lazy,Kstar	-0,27	4137,60	14,22	4888,81	16,80
lazy,LWL	-0,17	3930,63	13,50	4575,79	15,72
Bagging	-0,23	4330,14	14,88	5200,71	17,87
RandomCommittee	-0,17	4496,68	15,45	5456,78	18,75
RandomSubSpace	-0,27	4277,01	14,69	5104,93	17,54
M5Rules	-0,28	4254,66	14,62	5071,73	17,42
RandomForest	-0,18	4459,78	15,32	5398,73	18,55
RandomTree	-0,17	4496,68	15,45	5456,78	18,75
REPTree	-0,24	4352,08	14,95	5208,04	17,89

Tablo 5.15’de yukarıda belirtilen algoritmalarla yapılan tahminlere ait Koorelasyon Katsayısı, MAE, RMSE değerleri ve hata yüzdeleri görülmektedir. Tablo 5.15 incelendiğinde LinearRegression, MultilayerPerceptron, SMOreg, Lazy, Kstar ve Lazy, LWL algoritmalarının “MAE” ve “RMSE” değerlerine göre en iyi

sonuçları vermişlerdir. Koorelasyon katsayıları incelendiğinde zaman hem pozitif hem de negatif yönde ve 0,29 ile -0,28 arasında olduğu görülmüştür.

5.1.15 Toprak Isı 20 Deneyleri

Bu deneyde iklim verisi olarak sadece “Toprak Isı 20” verisi kullanılmıştır. Toprak Isı 20 ve elektrik tüketim verileri ile sistem eğitilerek test edilmiştir.

Tablo 5.16: Toprak Isı 20 Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation coefficient	MAE		RMSE	
		Değer	Yüzde	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,15	3625,33	12,46	4139,92	14,22
MultilayerPerceptron	0,19	3633,45	12,48	4150,28	14,26
SMOreg	0,15	3543,46	12,17	4024,05	13,83
lazy, Ibk	-0,06	4278,76	14,70	5216,99	17,92
lazy, Kstar	-0,16	3973,53	13,65	4711,48	16,19
lazy, LWL	-0,10	3910,04	13,43	4582,15	15,74
Bagging	-0,11	4126,36	14,18	4973,14	17,09
RandomCommittee	-0,06	4278,59	14,70	5216,14	17,92
RandomSubSpace	-0,12	4120,90	14,16	4953,78	17,02
M5Rules	-0,14	4127,74	14,18	4939,90	16,97
RandomForest	-0,06	4232,41	14,54	5144,78	17,68
RandomTree	-0,06	4278,59	14,70	5216,14	17,92
REPTree	-0,13	4132,48	14,20	4977,50	17,10

Tablo 5.16’da yukarıda belirtilen algoritmalarla yapılan tahminlere ait Koorelasyon Katsayısı, MAE, RMSE değerleri ve hata yüzdeleri görülmektedir. Tablo 5.16 incelendiğinde LinearRegression, MultilayerPerceptron, SMOreg, Lazy, Kstar ve Lazy, LWL algoritmalarının “MAE” ve “RMSE” değerlerine göre en iyi sonuçları vermişlerdir. Koorelasyon katsayıları incelendiğinde zaman hem pozitif hem de negatif yönde ve 0,19 ile -0,14 arasında olduğu görülmüştür.

5.1.16 Toprak Isı 50 Deneyleri

Bu deneyde iklim verisi olarak sadece “Toprak Isı 50” verisi kullanılmıştır. Toprak Isı 50 ve elektrik tüketim verileri ile sistem eğitilerek test edilmiştir. Tablo 5.17’de yukarıda belirtilen algoritmalarla yapılan tahminlere ait Koorelasyon Katsayısı, MAE, RMSE değerleri ve hata yüzdeleri görülmektedir.

Tablo 5.17: Toprak Isı 50 Deneysel Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation coefficient	MAE		RMSE	
		Değer	Yüzde	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,08	3620,32	12,44	4130,25	14,19
MultilayerPerceptron	0,09	3645,75	12,53	4168,86	14,32
SMOreg	-0,08	3524,70	12,11	4003,79	13,76
lazy,Ibk	-0,06	4071,45	13,99	4919,12	16,90
lazy,Kstar	-0,09	3749,18	12,88	4395,79	15,10
lazy,LWL	-0,07	3708,99	12,74	4373,90	15,03
Bagging	-0,08	3950,79	13,57	4744,41	16,30
RandomCommittee	-0,06	4066,82	13,97	4912,19	16,88
RandomSubSpace	-0,07	3900,96	13,40	4659,42	16,01
M5Rules	-0,05	3773,31	12,96	4493,53	15,44
RandomForest	-0,07	4037,26	13,87	4871,58	16,74
RandomTree	-0,06	4066,82	13,97	4912,19	16,88
REPTree	-0,04	3861,82	13,27	4648,39	15,97

Tablo 5.17 incelendiğinde LinearRegression, MultilayerPerceptron, SMOreg, Lazy, Kstar ve Lazy, LWL algoritmalarının “MAE” ve “RMSE” değerlerine göre en iyi sonuçları vermişlerdir. Koorelasyon katsayıları incelendiğinde zaman hem pozitif hem de negatif yönde ve 0,09 ile -0,09 arasında olduğu görülmüştür.

5.1.17 Toprak Isı 100 Deneyleri

Bu deneyde iklim verisi olarak sadece “Toprak Isı 100” verisi kullanılmıştır. Toprak Isı 100 ve elektrik tüketim verileri ile sistem eğitilerek test edilmiştir. Tablo 5.18’de yukarıda belirtilen algoritmalarla yapılan tahminlere ait Koorelasyon Katsayısı, MAE, RMSE değerleri ve hata yüzdeleri görülmektedir. Tablo 5.18 incelendiğinde LinearRegression, MultilayerPerceptron, SMOreg, Lazy, Kstar ve M5Rules algoritmalarının “MAE” ve “RMSE” değerlerine göre en iyi sonuçları vermişlerdir. Koorelasyon katsayıları incelendiğinde zaman hem pozitif hem de negatif yönde ve 0,10 ile -0,17 arasında olduğu görülmüştür.

Tablo 5.18: Toprak Isı 100 Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation coefficient	MAE		RMSE	
		Değer	Yüzde	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,10	3622,59	12,45	4133,61	14,20
MultilayerPerceptron	0,10	3509,46	12,06	3984,45	13,69
SMOreg	0,10	3533,42	12,14	4012,89	13,79
lazy,Ibk	0,00	3868,12	13,29	4617,46	15,86
lazy,Kstar	-0,10	3636,21	12,49	4193,23	14,41
lazy,LWL	-0,17	3671,27	12,61	4264,07	14,65
Bagging	-0,01	3756,96	12,91	4450,63	15,29
RandomCommittee	0,00	3868,21	13,29	4617,49	15,86
RandomSubSpace	-0,01	3735,19	12,83	4401,98	15,12
M5Rules	-0,05	3645,22	12,52	4222,46	14,51
RandomForest	0,00	3857,97	13,25	4601,81	15,81
RandomTree	0,00	3868,21	13,29	4617,49	15,86
REPTree	0,00	3716,13	12,77	4383,90	15,06

5.1.18 Korelasyon Deney Sonuçları

Tüm iklim verilerinin tek tek denendiği deneyler sonucunda, iklim verilerinin en yüksek korelasyon değerleri ve yönleri Tablo 5.19’da gösterilmiştir. Bu veriler iklim ile elektrik tüketimi arasında bir ilişkinin varlığı hakkında bilgisahibi olmamızı sağlamıştır.

Tablo 5.19: Korelasyon Deney Sonuçlarına göre Korelasyon katsayıları.

İklim Verisi	Kullanılan Algoritmalar	Correlation coefficient	
		Değeri	Yönü
Buhar basıncı	SMOreg	-0,16	Negatif
Güneşlenme	SMOreg	0,21	Pozitif
Güneş Radyasyonu	M5Rules	0,09	Pozitif
Isı	SMOreg	0,43	Pozitif
Maksimum Isı	SMOreg	0,42	Pozitif
Maksimum Nem	SMOreg	0,43	Pozitif
Minumum Isı	SMOreg	0,43	Pozitif
Minumum Nem	SMOreg	0,42	Pozitif
Nem	SMOreg	0,42	Pozitif
Rüzgâr	lazy,Kstar	0,40	Pozitif
Rüzgâr 10	lazy,Kstar	0,40	Pozitif
Saatlik basınç	REPTree	-0,04	Negatif
Toprak Isı 5	SMOreg	0,40	Pozitif
Toprak Isı 10	SMOreg	0,29	Pozitif
Toprak Isı 20	MultilayerPerceptron	0,19	Pozitif
Toprak Isı 50	MultilayerPerceptron	0,09	Pozitif
Toprak Isı 100	lazy,LWL	-0,17	Negatif

Tablo 5.19 incelendiğinde Isı, Maksimum Isı, Maksimum Nem, Minumum Isı, Minumum Nem, Nem, Rüzgâr, Rüzgâr_10 ve Toprak_Isı_5 iklim verilerinin orta

düzeyde bir ilişkilerinin olduğu, diğer iklim verilerinin düşük seviyeli bir ilişkinin olduğunu göstermiştir.

Tablo 5.20: Korelasyon Deney Sonuçlarına Göre MAE Değerleri.

İklim Verisi	Kullanılan Algoritmalar	Correlation coefficient	MAE	
			Değer	Yüzde
Buhar basıncı	MultilayerPerceptron	-0,15	3411,99	11,72
Güneşlenme	MultilayerPerceptron	0,19	3386,47	11,63
Güneş Radyasyonu	MultilayerPerceptron	0,05	3427,95	11,78
Isı	SMOreg	0,43	3517,42	12,08
Maksimum Isı	SMOreg	0,42	3474,95	11,94
Maksimum Nem	SMOreg	0,43	3202,79	11,00
Minumum Isı	SMOreg	0,43	3465,97	11,91
Minumum Nem	SMOreg	0,42	3212,18	11,04
Nem	SMOreg	0,42	3204,23	11,01
Rüzgâr	MultilayerPerceptron	0,32	3248,87	11,16
Rüzgâr_10	SMOreg	0,36	3218,54	11,06
Saatlik basınç	MultilayerPerceptron	0,04	3420,71	11,75
Toprak_Isı_5	SMOreg	0,40	3528,37	12,12
Toprak_Isı_10	SMOreg	0,29	3549,74	12,20
Toprak_Isı_20	SMOreg	0,15	3543,46	12,17
Toprak_Isı_50	SMOreg	-0,08	3524,70	12,11
Toprak_Isı_100	SMOreg	0,10	3533,42	12,14

Tablo 5.21’de kullanılan iklim verilerine MAE değerlerine göre en iyi tahmin yapılan algoritma, korelasyon katsayısı ve hata yüzdesi görülmektedir. Hata yüzdeleri %11,00 ile %12,20 arasında değişmektedir. MultilayerPerceptron ve SMOreg algoritmalarının başarılı olduğu görülmüştür.

Tablo 5.21: Korelasyon Deney Sonuçlarına Göre RMSE Değerleri.

İklim Verisi	Kullanılan Algoritmalar	Correlation coefficient	RMSE	
			Değer	Yüzde
Buhar basıncı	MultilayerPerceptron	-0,15	3923,55	13,48
Güneşlenme	MultilayerPerceptron	0,19	3916,17	13,45
Güneş Radyasyonu	MultilayerPerceptron	0,05	3916,17	13,45
Isı	SMOreg	0,43	4025,15	13,83
Maksimum Isı	SMOreg	0,42	3990,15	13,71
Maksimum Nem	MultilayerPerceptron	0,34	3772,51	12,96

Tablo 5.22 Devamı: Korelasyon Deney Sonuçlarına Göre RMSE Değerleri.

İklim Verisi	Kullanılan Algoritmalar	Correlation coefficient	RMSE	
			Değer	Yüzde
Minumum Isı	SMOreg	0,43	3983,51	13,69
Minumum Nem	MultilayerPerceptron	0,33	3775,75	12,97
Nem	MultilayerPerceptron	0,34	3772,80	12,96
Rüzgâr	MultilayerPerceptron	0,32	3748,88	12,88
Rüzgâr_10	MultilayerPerceptron	0,32	3803,56	13,07
Saatlik basınç	MultilayerPerceptron	0,04	3915,59	13,45
Toprak_Isı_5	SMOreg	0,40	4058,80	13,94
Toprak_Isı_10	SMOreg	0,29	4047,01	13,90
Toprak_Isı_20	SMOreg	0,15	4024,05	13,83
Toprak_Isı_50	SMOreg	-0,08	4003,79	13,76
Toprak_Isı_100	MultilayerPerceptron	0,10	3984,45	13,69

Tablo 5.21’de kullanılan iklim verilerine MAE değerlerine göre en iyi tahmin yapılan algoritma, korelasyon katsayısı ve hata yüzdesi görülmektedir. Hata yüzdeleri %12,88 ile %13,94 arasında değişmektedir. MultilayerPerceptron ve SMOreg algoritmalarının başarılı olduğu görülmüştür.

5.2 Model Deneyleri

Elektrik tüketimi için geliştirilen modellere göre 3 farklı model için toplam 12 veri setinde 12 farklı deney yapılmıştır. Bu veri setleri için WEKA programındaki LinearRegression, MultilayerPerceptron, SMOreg, Lazy,Ibk, Lazy,Kstar, Lazy,LWL, AdditiveRegression, Bagging, CVParameterSelection, MultiScheme, RandomCommittee, RandomizableFilteredClassifier, RandomSubSpace, RegressionByDiscretization, Stacking, Vote, InputMappedClassifier, DecisionTable, M5Rules, ZeroR, DecisionStump, M5P, RandomForest, RandomTree, REPTree algoritmaları kullanılmıştır. Model deneylerinin başarıları MEA ve RMSE değerlerine bakılarak ölçülecektir.

5.2.1 Model 1

Meteorolojik verilerin, elektrik tüketimi verilerini baz alarak ve WEKA programındaki algoritmaları kullanarak 6 farklı veri seti üzerinden deneyler yapılmıştır.

5.2.1.1 Model 1 deney 1

Model 1'in birinci deneyinde; 2012 ve 2013 meteoroloji ve elektrik tüketim verileri ile sistem eğitilerek 2014 yılındaki meteorolojik verilere göre elektrik tüketim verileri tahmin edilmiştir. Bu deneyde sistem 765 gün için 18036 saatlik iklim ve elektrik tüketim verisi ile eğitilmiş 85 gün için 2004 saatlik iklim verisi ve elektrik tüketim verisi ile test edilmiştir. 2004 saatlik enerji tüketimi yukarıda belirtilen algoritmalar ile tahmin edilmiştir.

Tablo 5.23: Model 1 İçin Birinci Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation coefficient	MAE		RMSE	
		Değer	Yüzde	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,51	2813,37	9,67	3406,84	11,70
MultilayerPerceptron	0,62	2810,78	9,66	3440,45	11,82
SMOreg	0,56	2816,26	9,68	3403,10	11,69
Lazy,Ibk	0,26	3952,66	13,58	4953,53	17,02
Lazy,Kstar	0,25	3538,71	12,16	4448,01	15,28
Lazy,LWL	0,10	3654,73	12,56	4274,60	14,69
AdditiveRegression	0,24	3527,45	12,12	4292,16	14,75
Bagging	0,42	3305,67	11,36	4087,27	14,04
CVParameterSelection	0	3614,54	12,42	4122,21	14,16
MultiScheme	0	3614,54	12,42	4122,21	14,16
RandomCommittee	0,42	3302,51	11,35	4073,78	14,00
RandomizableFilteredClassifier	0,18	3959,24	13,60	4961,56	17,05
RandomSubSpace	0,37	3309,14	11,37	4034,45	13,86
RegressionByDiscretization	0,24	3977,05	13,66	4948,27	17,00
Stacking	0	3614,54	12,42	4122,21	14,16
Vote	0	3614,54	12,42	4122,21	14,16
InputMappedClassifier	0	3614,54	12,42	4122,21	14,16
DecisionTable	0,14	3766,26	12,94	4608,17	15,83
M5Rules	0,47	3225,47	11,08	3937,58	13,53
ZeroR	0	3614,54	12,42	4122,21	14,16
DecisionStump	0	3786,61	13,01	4397,58	15,11
M5P	0,46	3418,49	11,74	4169,12	14,32
RandomForest	0,46	3275,47	11,25	4001,46	13,75
RandomTree	0,32	3724,52	12,80	4754,86	16,34
REPTree	0,31	3711,59	12,75	4724,61	16,23

Tablo 5.22'de yukarıda belirtilen algoritmalara ait Koorelasyon Katsayısı, MAE ve RMSE) değerleri ile birlikte test verilerinde gerçekleşen ortalama saatlik tüketim

değeri olan 29106,17 MWh göre MAE ve RMSE değerlerinin hata yüzdeleri görülmektedir. Yapılan tahminler incelendiğinde CVParameterSelection, MultiScheme, Stacking, Vote, InputMappedClassifier, ZeroR ve DecisionStump algoritmalarının koorelasyon katsayısı değerleri 0'dır. Bu algoritmalar sabit bir değer üretmişlerdir. AdditiveRegression, Bagging, RandomCommittee, RandomizableFilteredClassifier, RandomSubSpace, RegressionByDiscretization, DecisionTable, M5Rules algoritmalarla yapılan tüketim tahminleri incelendiğinde çoğunlukla sabit değerler üreterek zaman-tüketim değişimlerini yakalayamadığı görülmüştür.

Tablo 5.22 incelendiğinde MultilayerPerceptron, LinearRegression, SMOreg, M5Rules, RandomForest algoritmalarının "MAE" ve "RMSE" değerlerine göre en iyi sonuçları ürettikleri görülmüştür

5.2.1.2 Model 1 deney 2

Model 1'in ikinci deneyinde; 2012, 2013 ve 2014 meteoroloji ve elektrik tüketim verileriyle birlikte verinin elde edildiği haftanın günü ile sistem eğitilerek 2014 yılındaki meteorolojik verilere göre elektrik tüketim verileri tahmin edilmiştir. Bu deneyde sistem 765 gün için 18036 saatlik iklim ve elektrik tüketim verisi ile eğitilmiş 85 gün için 2004 saatlik iklim verisi ve elektrik tüketim verisi ile test edilmiştir. 2004 saatlik enerji tüketimi yukarıda belirtilen algoritmalar ile tahmin edilmiştir.

Tablo 5.23'de yukarıda belirtilen algoritmalara ait Koorelasyon Katsayısı, MAE ve RMSE ile birlikte test verilerinde gerçekleşen ortalama saatlik tüketim değeri olan 29106,17 MWh göre MAE ve RMSE değerlerinin hata yüzdeleri görülmektedir. Yapılan tahminler incelendiğinde CVParameterSelection, DecisionStump, InputMappedClassifier, MultiScheme, Stacking, Vote ve ZeroR algoritmaları Tablo 5.23'de görüldüğü gibi Koorelasyon katsayısı değerleri 0'dır. Bu algoritmalar sabit bir değer üretmişlerdir. AdditiveRegression, DecisionTable, Lazy, Ibk, RandomizableFilteredClassifier, RandomTree, RegressionByDiscretization, REPTree algoritmalarla yapılan tüketim tahminleri incelendiğinde çoğunlukla sabit değerler üreterek zaman-tüketim değişimlerini yakalayamadığı görülmüştür.

Tablo 5.24: Model 1 için İkinci Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation coefficient	MAE		RMSE	
		Değer	Yüzde	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,57	2619,77	9,00	3260,81	11,20
MultilayerPerceptron	0,72	2949,20	10,13	3726,39	12,80
SMOreg	0,57	2704,78	9,29	3344,44	11,49
Lazy,Ibk	0,29	3656,43	12,56	4719,13	16,21
Lazy,Kstar	0,27	3457,74	11,88	4389,78	15,08
Lazy,LWL	0,17	3671,07	12,61	4300,26	14,77
AdditiveRegression	0,33	3333,78	11,45	4153,44	14,27
Bagging	0,45	3107,85	10,68	3959,16	13,60
CVParameterSelection	0	3614,54	12,42	4122,21	14,16
MultiScheme	0	3614,54	12,42	4122,21	14,16
RandomCommittee	0,45	3182,62	10,93	4009,2	13,77
RandomizableFilteredClassifier	0,16	3645,93	12,53	4408,59	15,15
RandomSubSpace	0,46	3169,32	10,89	3925,9	13,49
RegressionByDiscretization	0,34	3519,08	12,09	4474,64	15,37
Stacking	0	3614,54	12,42	4122,21	14,16
Vote	0	3614,54	12,42	4122,21	14,16
InputMappedClassifier	0	3614,54	12,42	4122,21	14,16
DecisionTable	0,20	3505,77	12,04	4268,29	14,66
M5Rules	0,52	3214,48	11,04	4137,74	14,22
ZeroR	0	3614,54	12,42	4122,21	14,16
DecisionStump	0	3786,61	13,01	4397,58	15,11
M5P	0,47	3275,86	11,25	4181,22	14,37
RandomForest	0,47	3096,75	10,64	3898,12	13,39
RandomTree	0,27	3799,17	13,05	4800,2	16,49
REPTree	0,35	3462,84	11,90	4438,79	15,25

Tablo 5.23 incelendiğinde MultilayerPerceptron, LinearRegression, SMOreg, Bagging, RandomForest algoritmalarının “MAE” değerlerine göre en iyi sonuçları ürettikleri görülmüştür. “RMSE” değerlerine göre MultilayerPerceptron, LinearRegression, SMOreg, RandomSubSpace, RandomForest algoritmalarının daha başarılı oldukları görülmektedir.

5.2.1.3 Model 1 deney 3

Model 1’in üçüncü deneyinde 2013 ve 2014 meteoroloji ve elektrik tüketim verileri ile sistem eğitilerek 2014 yılındaki meteorolojik verilere göre elektrik tüketim verileri tahmin edilmiştir. Bu deneyde sistem 428 gün için 10282 saatlik

iklim ve elektrik tüketim verisi ile eğitilmiş 48 gün için 1142 saatlik iklim verisi ve elektrik tüketim verisi ile test edilmiştir. 1142 saatlik enerji tüketimi yukarıda belirtilen algoritmalar ile tahmin edilmiştir.

Tablo 5.25: Model 1 İçin Üçüncü Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation Coefficient	MAE		RMSE	
		Değer	Yüzde	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,55	2771,83	9,49	3447,98	11,81
MultilayerPerceptron	0,60	2817,92	9,65	3509,46	12,02
SMOreg	0,59	2732,78	9,36	3387,01	11,60
Lazy,Ibk	0,19	4190,27	14,35	5220,47	17,88
Lazy,Kstar	0,21	3834,87	13,14	4762,73	16,31
Lazy,LWL	-0,02	3700,70	12,68	4387,25	15,03
AdditiveRegression	0,26	3451,11	11,82	4258,28	14,59
Bagging	0,34	3658,72	12,53	4477,77	15,34
CVParameterSelection	0	3664,29	12,55	4231,17	14,49
MultiScheme	0	3664,29	12,55	4231,17	14,49
RandomCommittee	0,37	3573,52	12,24	4371,52	14,97
RandomizableFilteredClassifier	0,13	4265,64	14,61	5237,74	17,94
RandomSubSpace	0,40	3311,03	11,34	4112,65	14,09
RegressionByDiscretization	0,33	3698,65	12,67	4684,77	16,05
Stacking	0	3664,29	12,55	4231,17	14,49
Vote	0	3664,29	12,55	4231,17	14,49
InputMappedClassifier	0	3664,29	12,55	4231,17	14,49
DecisionTable	0,18	3631,06	12,44	4238,29	14,52
M5Rules	0,52	3275,11	11,22	4171,02	14,29
ZeroR	0	3664,29	12,55	4231,17	14,49
DecisionStump	0	3775,68	12,93	4391,80	15,04
M5P	0,35	3844,96	13,17	5167,09	17,70
RandomForest	0,42	3464,49	11,87	4261,66	14,60
RandomTree	0,24	4046,97	13,86	5069,22	17,36
REPTree	0,36	3530,34	12,09	4357,58	14,93

Tablo 5.24'de yukarıda belirtilen algoritmalarla ait Koorelasyon Katsayısı, MAE ve RMSE değerleri ile birlikte test verilerinde gerçekleşen ortalama saatlik tüketim değeri olan 29194,61 MWh göre MAE ve RMSE değerlerinin hata yüzdeleri görülmektedir. Yapılan tahminler incelendiğinde CVParameterSelection, DecisionStump, InputMappedClassifier, MultiScheme, Stacking, Vote ve ZeroR algoritmaları Tablo 5.24'de görüldüğü gibi Koorelasyon katsayısı değerleri 0'dır. Bu algoritmalar sabit bir değer üretmişlerdir. AdditiveRegression, DecisionTable, Lazy,

Ibk, RandomizableFilteredClassifier, RandomTree, RegressionByDiscretization, REPTree algoritmalarıyla yapılan tüketim tahminleri incelendiğinde çoğunlukla sabit değerler üreterek zaman-tüketim değişimlerini yakalayamadığı görülmüştür.

Tablo 5.24 incelendiğinde MultilayerPerceptron, LinearRegression, SMOReg, RandomSubSpace, M5Rules algoritmalarının “MAE” ve “RMSE” değerlerine göre en iyi sonuçları ürettikleri görülmüştür.

5.2.1.4 Model 1 deney 4

Model 1'in dördüncü deneyinde 2013 ve 2014 meteoroloji ve elektrik tüketim verileriyle birlikte verinin elde edildiği haftanın günü ile sistem eğitilerek 2014 yılındaki meteorolojik verilere göre elektrik tüketim verileri tahmin edilmiştir.

Bu deneyde sistem 428 gün için 10282 saatlik iklim ve elektrik tüketim verisi ile eğitilmiş 48 gün için 1142 saatlik iklim verisi ve elektrik tüketim verisi ile test edilmiştir. 1142 saatlik enerji tüketimi yukarıda belirtilen algoritmalar ile tahmin edilmiştir.

Tablo 5.25'de yukarıda belirtilen algoritmalara ait Koorelasyon Katsayısı, MAE ve RMSE değerleri ile birlikte test verilerinde gerçekleşen ortalama saatlik tüketim değeri olan 29194,61 MWh göre MAE ve RMSE değerlerinin hata yüzdeleri görülmektedir. Yapılan tahminler incelendiğinde CVPParameterSelection, DecisionStump, InputMappedClassifier, MultiScheme, Stacking, Vote ve ZeroR algoritmaları Tablo 5.25'de görüldüğü gibi Koorelasyon katsayısı değerleri 0'dır. Bu algoritmalar sabit bir değer üretmişlerdir. DecisionTable algoritmasının koorelasyon katsayısı 0 olmamasına rağmen sabit değer üretmiştir. AdditiveRegression, Bagging, Lazy, IbK, RandomizableFilteredClassifier, RandomTree, RegressionByDiscretization, REPTree algoritmalarıyla yapılan tüketim tahminleri incelendiğinde çoğunlukla sabit değerler üreterek zaman-tüketim değişimlerini yakalayamadığı görülmüştür.

Tablo 5.25 incelendiğinde MultilayerPerceptron, LinearRegression, SMOReg, M5Rules algoritmalarının “MAE” değerlerine göre en iyi sonuç vermişlerdir. AdditiveRegression algoritması MAE değerine göre yakın değer elde etmiş olmasına rağmen elde edilen saatlik sonuçlar incelendiğinde periyodik sabit değerler ürettiği için sıralamaya alınmamıştır. “RMSE” değerlerine göre en iyi sonuç veren algoritmalar MultilayerPerceptron, LinearRegression, SMOReg, ZeroR algoritmalarıdır.

Tablo 5.26: Model 1 İçin Dördüncü Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation coefficient	MAE		RMSE	
		Değer	Yüzde	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,57	2776,13	9,51	3440,09	11,78
MultilayerPerceptron	0,63	2542,15	8,71	3408,37	11,67
SMOreg	0,55	2851,57	9,77	3574,8	12,24
Lazy,Ibk	0,25	3895,73	13,34	4937,6	16,91
Lazy,Kstar	0,22	3804,48	13,03	4751,13	16,27
Lazy,LWL	0,06	3724,31	12,76	4476,8	15,33
AdditiveRegression	0,34	3366,91	11,53	4215,37	14,44
Bagging	0,33	3425,66	11,73	4337,63	14,86
CVParameterSelection	0	3664,29	12,55	4231,17	14,49
MultiScheme	0	3664,29	12,55	4231,17	14,49
RandomCommittee	0,35	3465,44	11,87	4338,39	14,86
RandomizableFilteredClassifier	0,1	5037,26	17,25	6176,5	21,16
RandomSubSpace	0,36	3404,69	11,66	4268,76	14,62
RegressionByDiscretization	0,25	3941,49	13,50	5121,63	17,54
Stacking	0	3664,29	12,55	4231,17	14,49
Vote	0	3664,29	12,55	4231,17	14,49
InputMappedClassifier	0	3664,29	12,55	4231,17	14,49
DecisionTable	0,11	3672,12	12,58	4328,66	14,83
M5Rules	0,47	3359,41	11,51	4274,49	14,64
ZeroR	0	3664,29	12,55	4231,17	14,49
DecisionStump	0	3775,68	12,93	4391,8	15,04
M5P	0,38	3523,54	12,07	4481,56	15,35
RandomForest	0,38	3369,06	11,54	4254,81	14,57
RandomTree	0,3	3946,75	13,52	4968,08	17,02
REPTree	0,21	3898,79	13,35	4956,27	16,98

Tablo 5.25'te CVParameterSelection, MultiScheme, Stacking, Vote, InputMappedClassifier algoritmaları sabit tek bir değer ürettikleri ve AdditiveRegression algoritmasında periyodik sabit değerler ürettikleri için sıralamaya alınmamıştır.

5.2.1.5 Model 1 deney 5

Model 1'in beşinci deneyinde 2012, 2013 ve 2014 meteoroloji ve elektrik tüketim verileriyle birlikte verinin elde edildiği haftanın günü ve günün saati ile sistem eğitilerek 2014 yılındaki meteorolojik verilere göre elektrik tüketim verileri tahmin edilmiştir.

Bu deneyde sistem 765 gün için 18036 saatlik iklim, haftanın günü, günün saati ve elektrik tüketim verisi ile eğitilmiş 85 gün için 2004 saatlik iklim verisi ve elektrik tüketim verisi ile test edilmiştir. 2004 saatlik enerji tüketimi yukarıda belirtilen algoritmalar ile tahmin edilmiştir.

Tablo 5.27: Model 1 İçin Beşinci Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation coefficient	MAE		RMSE	
		Değer	Yüzde	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,65	2494,48	8,57	3373,94	11,59
MultilayerPerceptron	0,78	2238,36	7,69	3166,18	10,88
SMOreg	0,62	3309,79	11,37	4723,72	16,23
Lazy,Ibk	0,73	2470,88	8,49	3495,21	12,01
Lazy,Kstar	0,39	3175,88	10,91	4127,16	14,18
Lazy,LWL	0,52	3377,69	11,60	4090,91	14,06
AdditiveRegression	0,63	2747,59	9,44	3601,16	12,37
Bagging	0,79	2163,81	7,43	3077,47	10,57
CVParameterSelection	0	3614,54	12,42	4122,21	14,16
MultiScheme	0	3614,54	12,42	4122,21	14,16
RandomCommittee	0,76	2340,89	8,04	3314,27	11,39
RandomizableFilteredClassifier	-0,39	6684,34	22,97	7485,61	25,72
RandomSubSpace	0,77	2428,65	8,34	3236,87	11,12
RegressionByDiscretization	0,75	2316,26	7,96	3247,44	11,16
Stacking	0	3614,54	12,42	4122,21	14,16
Vote	0	3614,54	12,42	4122,21	14,16
InputMappedClassifier	0	3614,54	12,42	4122,21	14,16
DecisionTable	0,76	2312,15	7,94	3356,21	11,53
M5Rules	0,78	2469,34	8,48	3329,52	11,44
ZeroR	0	3614,54	12,42	4122,21	14,16
DecisionStump	0	3786,61	13,01	4397,58	15,11
M5P	0,78	2492,76	8,56	3364,04	11,56
RandomForest	0,77	2296,77	7,89	3250,92	11,17
RandomTree	0,68	2658,97	9,14	3744,15	12,86
REPTree	0,77	2254,01	7,74	3185,32	10,94

Tablo 5.26’da yukarıda belirtilen algoritmalara ait Koorelasyon Katsayısı, MAE ve RMSE değerleri ile birlikte test verilerinde gerçekleşen ortalama saatlik tüketim değeri olan 29106,17 MWh göre MAE ve RMSE değerlerinin hata yüzdeleri görülmektedir. Yapılan tahminler incelendiğinde CVParameterSelection, DecisionStump, InputMappedClassifier, MultiScheme, Stacking, Vote ve ZeroR algoritmaları Tablo 5.26’da görüldüğü gibi Koorelasyon katsayısı değerleri 0’dır. Bu algoritmalar sabit bir değer üretmişlerdir. AdditiveRegression,

RandomizableFilteredClassifier, RegressionByDiscretization algoritmalarıyla yapılan tüketim tahminleri incelendiğinde çoğunlukla sabit değerler üreterek zaman-tüketim değişimlerini yakalayamadığı görülmüştür.

Tablo 5.26 incelendiğinde MultilayerPerceptron, Bagging, DecisionTable, RandomForest, REPTree algoritmalarının “MAE” değerlerine göre en iyi sonuç vermişlerdir. “RMSE” değerlerine göre en iyi sonuç veren algoritmalar Bagging, DecisionTable, RandomSubSpace. REPTree algoritmalarıdır. Tablo 5.26’da RegressionByDiscretization algoritması periyodik sabit değer ürettiği için en iyi sonuç veren algoritma olarak değerlendirilmemiştir.

5.2.1.6 Model 1 deney 6

Model 1’in altıncı deneyinde 2013 ve 2014 meteoroloji ve elektrik tüketim verileriyle birlikte verinin elde edildiği haftanın günü ve günün saati ile sistem eğitilerek 2014 yılındaki meteorolojik verilere göre elektrik tüketim verileri tahmin edilmiştir. Bu deneyde sistem 428 gün için 10282 saatlik iklim ve elektrik tüketim verisi ile eğitilmiş 48 gün için 1142 saatlik iklim verisi ve elektrik tüketim verisi ile test edilmiştir. 1142 saatlik enerji tüketimi yukarıda belirtilen algoritmalar ile tahmin edilmiştir.

Tablo 5.27’de yukarıda belirtilen algoritmalara ait Koorelasyon Katsayısı, MAE ve RMSE değerleri ile birlikte test verilerinde gerçekleşen ortalama saatlik tüketim değeri olan 29194,61 MWh göre MAE ve RMSE değerlerinin hata yüzdeleri görülmektedir.

Yapılan tahminler incelendiğinde CVParameterSelection, DecisionStump, InputMappedClassifier, MultiScheme, Stacking, Vote ve ZeroR algoritmaları Tablo 5.27’de görüldüğü gibi Koorelasyon katsayısı değerleri 0’dır. Bu algoritmalar sabit bir değer üretmişlerdir. AdditiveRegression, RandomizableFilteredClassifier, RegressionByDiscretization algoritmalarıyla yapılan tüketim tahminleri incelendiğinde çoğunlukla sabit değerler üreterek zaman-tüketim değişimlerini yakalayamadığı görülmüştür. Tablo 5.27 incelendiğinde MultilayerPerceptron, SMOreg, Bagging, RandomForest, REPTree algoritmalarının “MAE” değerlerine göre en iyi sonuç vermişlerdir. “RMSE” değerlerine göre en iyi sonuç veren algoritmalar LinearRegression, SMOreg, Bagging, RandomSubSpace. REPTree algoritmalarıdır.

Tablo 5.28: Model 1 İçin Altıncı Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation coefficient	MAE		RMSE	
		Değer	Yüzde	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,60	2935,31	10,05	3663,83	12,55
MultilayerPerceptron	0,67	2716,10	9,30	3727,06	12,77
SMOreg	0,74	2669,27	9,14	3333,16	11,42
Lazy,Ibk	0,62	2974,31	10,19	4020,56	13,77
Lazy,Kstar	0,31	3625,68	12,42	4579,23	15,69
Lazy,LWL	0,46	3303,12	11,31	4180,75	14,32
AdditiveRegression	0,56	3007,25	10,30	3961,52	13,57
Bagging	0,70	2554,72	8,75	3504,63	12,00
CVParameterSelection	0,00	3664,29	12,55	4231,17	14,49
MultiScheme	0,00	3664,29	12,55	4231,17	14,49
RandomCommittee	0,65	2895,03	9,92	3899,38	13,36
RandomizableFilteredClassifier	0,29	5823,68	19,95	6930,23	23,74
RandomSubSpace	0,65	2793,58	9,57	3607,00	12,36
RegressionByDiscretization	0,66	2810,64	9,63	3825,98	13,11
Stacking	0,00	3664,29	12,55	4231,17	14,49
Vote	0,00	3664,29	12,55	4231,17	14,49
InputMappedClassifier	0,00	3664,29	12,55	4231,17	14,49
DecisionTable	0,64	2903,39	9,94	4022,02	13,78
M5Rules	0,66	2941,08	10,07	3942,42	13,50
ZeroR	0,00	3664,29	12,55	4231,17	14,49
DecisionStump	0,00	3775,68	12,93	4391,8	15,04
M5P	0,63	2850,54	9,76	3922,54	13,44
RandomForest	0,67	2770,04	9,49	3776,57	12,94
RandomTree	0,64	2842,61	9,74	3816,13	13,07
REPTree	0,67	2701,83	9,25	3691,69	12,65

5.2.2 Model 2

Meteorolojik verilerin, elektrik tüketimi verilerini baz alarak ve WEKA programındaki algoritmaları kullanarak model 2 ye göre 4 farklı veri seti üzerinden deneyler yapılmıştır. Bu veri setleri için yukarıda belirtilen algoritmaları kullanılmıştır.

5.2.2.1 Model 2 deney 1

Model 2'in birinci deneyinde 2012 yılı elektrik tüketim verileri gelişmişlik katsayısıyla 2013'e normalleştirilerek, 2012, 2013 ve 2014 yılı meteoroloji ve elektrik tüketim verileriyle birlikte verilerin elde edildiği haftanın günü ile sistem

eğitilerek 2014 yılındaki meteorolojik verilere göre elektrik tüketim verileri tahmini yapılmıştır.

Bu deneyde sistem 765 gün için 18036 saatlik iklim, haftanın günü, günün saati ve elektrik tüketim verisi ile eğitilmiş 85 gün için 2004 saatlik iklim verisi ve elektrik tüketim verisi ile test edilmiştir. 2004 saatlik enerji tüketimi yukarıda belirtilen algoritmalar ile tahmin edilmiştir.

Tablo 5.29: Model 2 İçin Birinci Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation coefficient	MAE		RMSE	
		Değer	Yüzde	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,58	2593,70	8,91	3234,62	11,11
MultilayerPerceptron	0,72	2956,18	10,16	3744,55	12,87
SMOreg	0,58	2647,78	9,10	3279,07	11,27
Lazy,Ibk	0,3	3575,87	12,29	4636,54	15,93
Lazy,Kstar	0,28	3420,3	11,75	4350,06	14,95
Lazy,LWL	0,17	3612,91	12,41	4231,15	14,54
AdditiveRegression	0,31	3299,84	11,34	4126,53	14,18
Bagging	0,45	3035,79	10,43	3874,92	13,31
CVParameterSelection	0	3577,57	12,29	4070,58	13,99
MultiScheme	0	3577,57	12,29	4070,58	13,99
RandomCommittee	0,44	3114,52	10,70	3948,49	13,57
RandomizableFilteredClassifier	-0,23	4824,61	16,58	5921,31	20,34
RandomSubSpace	0,45	3072,53	10,56	3842,24	13,20
RegressionByDiscretization	0,38	3484,08	11,97	4463,64	15,34
Stacking	0	3577,57	12,29	4070,58	13,99
Vote	0	3577,57	12,29	4070,58	13,99
InputMappedClassifier	0	3577,57	12,29	4070,58	13,99
DecisionTable	0,2	3468,35	11,92	4214,74	14,48
M5Rules	0,5	3211,82	11,03	4055,37	13,93
ZeroR	0	3577,57	12,29	4070,58	13,99
DecisionStump	0	3742,59	12,86	4323,18	14,85
M5P	0,56	3043,06	10,46	3904,77	13,42
RandomForest	0,47	3053,8	10,49	3843,31	13,20
RandomTree	0,28	3694,91	12,69	4764,48	16,37
REPTree	0,39	3294,01	11,32	4254,7	14,62

Tablo 5.28’de yukarıda belirtilen algoritmalara ait Koorelasyon Katsayısı, MAE ve RMSE değerleri ile birlikte test verilerinde gerçekleşen ortalama saatlik tüketim değeri olan 29106,17 MWh göre MAE ve RMSE değerlerinin hata yüzdeleri görülmektedir. Yapılan tahminler incelendiğinde CVParameterSelection,

DecisionStump, InputMappedClassifier, MultiScheme, Stacking, Vote ve ZeroR algoritmaları Tablo 5.28’de görüldüğü gibi Koorelasyon katsayısı değerleri 0’dır. Bu algoritmalar sabit bir değer üretmişlerdir. AdditiveRegression, DecisionTable, Lazy, Ibk, RandomizableFilteredClassifier, RandomTree, RegressionByDiscretization, REPTree algoritmalarıyla yapılan tüketim tahminleri incelendiğinde çoğunlukla sabit değerler üreterek zaman-tüketim değişimlerini yakalayamadığı görülmüştür.

Tablo 5.28 incelendiğinde LinearRegression, MultilayerPerceptron, SMOREg, Bagging, ve M5P algoritmalarının “MAE” değerlerine göre en iyi sonuç vermişlerdir. “RMSE” değerlerine göre en iyi sonuç veren algoritmalar MultilayerPerceptron, SMOREg, Bagging, RandomSubSpace ve RandomForest algoritmalarıdır.

5.2.2.2 Model 2 deney 2

Model 2’in ikinci deneyinde 2013 yılı elektrik tüketim verileri gelişmişlik katsayısıyla 2013’e normalleştirilerek, 2013 ve 2014 yılı meteoroloji ve elektrik tüketim verileriyle birlikte verilerin elde edildiği haftanın günü ile sistem eğitilerek 2014 yılındaki meteorolojik verilere göre elektrik tüketim verileri tahmini yapılmıştır.

Bu deneyde sistem 428 gün için 10282 saatlik iklim ve elektrik tüketim verisi ile eğitilmiş 48 gün için 1142 saatlik iklim verisi ve elektrik tüketim verisi ile test edilmiştir. 1142 saatlik enerji tüketimi yukarıda belirtilen algoritmalar ile tahmin edilmiştir.

Tablo 5.29’da yukarıda belirtilen algoritmalara ait Koorelasyon Katsayısı, MAE ve RMSE değerleri ile birlikte test verilerinde gerçekleşen ortalama saatlik tüketim değeri olan 29194,61 MWh göre MAE ve RMSE değerlerinin hata yüzdeleri görülmektedir. Yapılan tahminler incelendiğinde CVPParameterSelection, DecisionStump, InputMappedClassifier, MultiScheme, Stacking, Vote ve ZeroR algoritmaları Tablo 5.29’da görüldüğü gibi Koorelasyon katsayısı değerleri 0’dır. Bu algoritmalar sabit bir değer üretmişlerdir. DecisionTable algoritmasının koorelasyon katsayısı değerinin 0 olmamasına rağmen sabit bir değer üretmiştir. AdditiveRegression, Lazy, Ibk, RandomizableFilteredClassifier, RandomTree, RegressionByDiscretization, REPTree algoritmalarıyla yapılan tüketim tahminleri incelendiğinde çoğunlukla sabit değerler üreterek zaman-tüketim değişimlerini yakalayamadığı görülmüştür.

Tablo 5.30: Model 2 İçin İkinci Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation coefficient	MAE		RMSE	
		Değer	Yüzde	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,55	2840,98	9,73	3554,28	12,17
MultilayerPerceptron	0,63	2575,17	8,82	3325,21	11,39
SMOreg	0,53	3058,33	10,48	3834,83	13,14
Lazy,Ibk	0,26	3649,27	12,50	4637,30	15,88
Lazy,Kstar	0,24	3625,43	12,42	4495,50	15,40
Lazy,LWL	0,08	3521,62	12,06	4248,05	14,55
AdditiveRegression	0,25	3333,62	11,42	4101,24	14,05
Bagging	0,41	3098,45	10,61	3874,29	13,27
CVParameterSelection	0	3545,26	12,14	4117,35	14,10
MultiScheme	0	3545,26	12,14	4117,35	14,10
RandomCommittee	0,34	3261,60	11,17	4056,91	13,90
RandomizableFilteredClassifier	-0,25	5273,29	18,06	6138,88	21,03
RandomSubSpace	0,36	3209,64	10,99	3917,66	13,42
RegressionByDiscretization	0,26	3646,89	12,49	4589,59	15,72
Stacking	0	3545,26	12,14	4117,35	14,10
Vote	0	3545,26	12,14	4117,35	14,10
InputMappedClassifier	0	3545,26	12,14	4117,35	14,10
DecisionTable	0,11	3546,97	12,15	4206,28	14,41
M5Rules	0,42	3337,12	11,43	4180,79	14,32
ZeroR	0	3545,26	12,14	4117,35	14,10
DecisionStump	0	3583,11	12,27	4124,99	14,13
M5P	0,42	3181,27	10,90	4011,71	13,74
RandomForest	0,37	3121,28	10,69	3921,99	13,43
RandomTree	0,20	3943,67	13,51	5004,27	17,14
REPTree	0,31	3424,42	11,73	4281,96	14,67

Tablo 5.29 incelendiğinde LinearRegression, MultilayerPerceptron, SMOreg, Bagging, RandomForest algoritmalarının “MAE” değerlerine göre en iyi sonuç vermişlerdir. “RMSE” değerlerine göre en iyi sonuç veren algoritmalar LinearRegression, MultilayerPerceptron, SMOreg, Bagging, RandomForest algoritmalarıdır.

5.2.2.3 Model 2 Deney 3

Model 2’in üçüncü deneyinde 2012 yılı elektrik tüketim verileri gelişmişlik katsayısıyla 2013’e normalleştirilerek, 2012, 2013 ve 2014 yılı meteoroloji ve elektrik tüketim verileriyle birlikte verilerin elde edildiği haftanın günü ve günün

saati ile sistem eğitilerek 2014 yılındaki meteorolojik verilere göre elektrik tüketim verileri tahmini yapılmıştır.

Bu deneyde sistem 765 gün için 18036 saatlik iklim, haftanın günü, günün saati ve elektrik tüketim verisi ile eğitilmiş 85 gün için 2004 saatlik iklim verisi ve elektrik tüketim verisi ile test edilmiştir. 2004 saatlik enerji tüketimi yukarıda belirtilen algoritmalar ile tahmin edilmiştir.

Tablo 5.31: Model 2 İçin Üçüncü Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation coefficient	MAE		RMSE	
		Değer	Yüzde	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,65	2450,18	8,42	3360,82	11,55
MultilayerPerceptron	0,78	2159,55	7,42	3142,45	10,80
SMOreg	0,57	3441,21	11,82	5154,09	17,71
Lazy,Ibk	0,74	2343,27	8,05	3369,64	11,58
Lazy,Kstar	0,39	3132,22	10,76	4079,62	14,02
Lazy,LWL	0,52	3281,13	11,27	3984,78	13,69
AdditiveRegression	0,63	2659,85	9,14	3504,61	12,04
Bagging	0,79	2079,73	7,15	2998,57	10,30
CVParameterSelection	0	3573,91	12,28	4065,63	13,97
MultiScheme	0	3573,91	12,28	4065,63	13,97
RandomCommittee	0,77	2284,14	7,85	3251,7	11,17
RandomizableFilteredClassifier	-0,38	4056,56	13,94	5167,84	17,76
RandomSubSpace	0,68	2511,18	8,63	3346,41	11,50
Stacking	0	3573,91	12,28	4065,63	13,97
Vote	0	3573,91	12,28	4065,63	13,97
InputMappedClassifier	0	3573,91	12,28	4065,63	13,97
DecisionTable	0,76	2177,05	7,48	3254,87	11,18
M5Rules	0,8	2251,16	7,73	3117,66	10,71
ZeroR	0	3573,91	12,28	4065,63	13,97
DecisionStump	0	3738,16	12,84	4315,78	14,83
M5P	0,78	2352,88	8,08	3280,81	11,27
RandomForest	0,78	2187,53	7,52	3153,12	10,83
RandomTree	0,74	2344,64	8,06	3361,21	11,55
REPTree	0,77	2199,53	7,56	3139,36	10,79

Tablo 5.30'da yukarıda belirtilen algoritmalara ait Koorelasyon Katsayısı, MAE ve RMSE değerleri ile birlikte test verilerinde gerçekleşen ortalama saatlik tüketim değeri olan 29106,17 MWh göre MAE ve RMSE değerlerinin hata yüzdeleri görülmektedir. Yapılan tahminler incelendiğinde CVParameterSelection, DecisionStump, InputMappedClassifier, MultiScheme, Stacking, Vote ve ZeroR algoritmaları Tablo 5.30'da görüldüğü gibi Koorelasyon katsayısı değerleri 0'dır.

Bu algoritmalar sabit bir deęer üretmişlerdir. RandomizableFilteredClassifier algoritmasının koorelasyon deęeri 0 olmamasına ragmen sabit bir deęer üretmiştir. AdditiveRegression algoritmasının yapılan tüketim tahminleri incelendiğinde çoęunlukla sabit deęerler üreterek zaman-tüketim deęişimlerini yakalayamadığı görülmüştür.

Tablo 5.30 incelendiğinde MultilayerPerceptron, Bagging, DecisionTable, RandomForest, REPTree algoritmalarının “MAE” deęerlerine göre en iyi sonuç vermişlerdir. “RMSE” deęerlerine göre en iyi sonuç veren algoritmalar MultilayerPerceptron, Bagging, M5Rules, RandomForest, REPTree algoritmalarıdır.

5.2.2.4 Model 2 Deney 4

Model 2’in dördüncü deneyinde 2013 yılı elektrik tüketim verileri gelişmişlik katsayısıyla 2013’e normalleştirilerek, 2013 ve 2014 yılı meteoroloji ve elektrik tüketim verileriyle birlikte verilerin elde edildiği haftanın günü, günün saati ve tatil günleri ile sistem eğitilerek 2014 yılındaki meteorolojik verilere göre elektrik tüketim verileri tahmini yapılmıştır.

Bu deneyde sistem 428 gün için 10282 saatlik iklim, elektrik tüketim, haftanın günü, günün saati ve tatil günleri verisi ile eğitilmiş 48 gün için 1142 saatlik iklim, elektrik tüketim, haftanın günü, günün saati ve tatil günleri verisi ile test edilmiştir. 1142 saatlik enerji tüketimi yukarıda belirtilen algoritmalar ile tahmin edilmiştir.

Tablo 5.31’de yukarıda belirtilen algoritmalara ait Koorelasyon Katsayısı, MAE ve RMSE deęerleri ile birlikte test verilerinde gerçekleşen ortalama saatlik tüketim deęeri olan 29194,61 MWh göre MAE ve RMSE deęerlerinin hata yüzdeleri görülmektedir. Yapılan tahminler incelendiğinde CVPParameterSelection, DecisionStump, InputMappedClassifier, MultiScheme, Stacking, Vote ve ZeroR algoritmaları Tablo 5.10’da görüldüğü gibi Koorelasyon katsayısı deęerleri 0’dır. Bu algoritmalar sabit bir deęer üretmişlerdir. AdditiveRegression, RandomizableFilteredClassifier, RandomTree, REPTree algoritmalarının yapılan tüketim tahminleri incelendiğinde çoęunlukla sabit deęerler üreterek zaman-tüketim deęişimlerini yakalayamadığı görülmüştür.

Tablo 5.32: Model 2 İçin Dördüncü Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation coefficient	MAE		RMSE	
		Değer	Yüzde	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,58	3169,44	10,86	4055,24	13,89
MultilayerPerceptron	0,69	2370,15	8,12	3269,71	11,20
SMOreg	0,74	2103,65	7,21	2871,95	9,84
Lazy,Ibk	0,64	2479,42	8,49	3405,5	11,66
Lazy,Kstar	0,33	3392,18	11,62	4271,63	14,63
Lazy,LWL	0,45	2953,37	10,12	3771,79	12,92
AdditiveRegression	0,64	2467,43	8,45	3168,33	10,85
Bagging	0,69	2306,07	7,90	3107,68	10,64
CVParameterSelection	0	3545,26	12,14	4117,35	14,10
MultiScheme	0	3545,26	12,14	4117,35	14,10
RandomCommittee	0,66	2455,36	8,41	3293,98	11,28
RandomizableFilteredClassifier	0,20	4770,32	16,34	5869,34	20,10
RandomSubSpace	0,64	2515,55	8,62	3174,63	10,87
RegressionByDiscretization	0,64	2476,53	8,48	3375,66	11,56
Stacking	0	3545,26	12,14	4117,35	14,10
Vote	0	3545,26	12,14	4117,35	14,10
InputMappedClassifier	0	3545,26	12,14	4117,35	14,10
DecisionTable	0,66	2387,60	8,18	3349,17	11,47
M5Rules	0,68	2402,26	8,23	3293,88	11,28
ZeroR	0	3545,26	12,14	4117,35	14,10
DecisionStump	0	3583,11	12,27	4124,99	14,13
M5P	0,67	2430,32	8,32	3289,71	11,27
RandomForest	0,42	3464,49	11,87	4261,66	14,60
RandomTree	0,24	4046,97	13,86	5069,22	17,36
REPTree	0,36	3530,34	12,09	4357,58	14,93

Tablo 5.10 incelendiğinde MultilayerPerceptron, SMOreg, Bagging, DecisionTable, M5Rules algoritmalarının “MAE” değerlerine göre en iyi sonuç vermişlerdir. “RMSE” değerlerine göre en iyi sonuç veren algoritmalar MultilayerPerceptron, SMOreg, Bagging, RandomSubSpace algoritmalarıdır. AdditiveRegression algoritması “RMSE” değerine göre başarılı gözüksede periyodik sabit değerler ürettiği için sıralamaya alınmamıştır.

5.2.3 Model 3

Meteorolojik verilerin, elektrik tüketimi verilerini baz alarak ve WEKA programındaki algoritmaları kullanarak Model 3’e göre 2 farklı veri seti üzerinden deneyler yapılmıştır. Bu veri setleri için WEKA programındaki yukarıda belirtilen algoritmaların hepsi kullanılmıştır.

5.2.3.1 Model 3 deney 1

Model 3'in birinci deneyinde 2012 yılı elektrik tüketim verileri için iki seviyeli normalleştirme ve 2013 elektrik tüketim verileri içinde bir seviyeli normalleştirme yapılmıştır. 2012, 2013 ve 2014 yılı meteoroloji ve 2014 yılına normalleştirilmiş elektrik tüketim verileriyle birlikte verilerin elde edildiği haftanın günü, ile sistem eğitilerek 2014 yılındaki verilere göre elektrik tüketim verileri tahmini yapılmıştır.

Bu deneyde sistem 765 gün için 18036 saatlik iklim, haftanın günü ve elektrik tüketim verisi ile eğitilmiş 85 gün için 2004 saatlik iklim verisi ve elektrik tüketim verisi ile test edilmiştir. 2004 saatlik enerji tüketimi yukarıda belirtilen algoritmalar ile tahmin edilmiştir.

Tablo 5.33: Model 3 İçin Birinci Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation coefficient	MAE		RMSE	
		Değer	Yüzde	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,58	2732,35	9,39	3441,96	11,83
MultilayerPerceptron	0,74	2108,91	7,25	2914,46	10,01
SMOreg	0,56	2719,79	9,34	3464,12	11,90
Lazy,Ibk	0,31	3350,23	11,51	4431,41	15,22
Lazy,Kstar	0,28	3302,89	11,35	4266,42	14,66
Lazy,LWL	0,24	3213,79	11,04	3836,21	13,18
AdditiveRegression	0,31	3068,87	10,54	3845,39	13,21
Bagging	0,47	2730,69	9,38	3536,13	12,15
CVParameterSelection	0	3399,13	11,68	3933,96	13,52
MultiScheme	0	3399,13	11,68	3933,96	13,52
RandomCommittee	0,45	2731,21	9,38	3593,72	12,35
RandomizableFilteredClassifier	-0,02	5804,18	19,94	6918,39	23,77
RandomSubSpace	0,45	2829,08	9,72	3506,5	12,05
RegressionByDiscretization	0,36	3174,48	10,91	4171,97	14,33
Stacking	0	3399,13	11,68	3933,96	13,52
Vote	0	3399,13	11,68	3933,96	13,52
InputMappedClassifier	0	3399,13	11,68	3933,96	13,52
DecisionTable	0,2	3273,25	11,25	4016,87	13,80
M5Rules	0,52	2854,25	9,81	3533,81	12,14
ZeroR	0	3399,13	11,68	3933,96	13,52
DecisionStump	0	3466,26	11,91	3940,93	13,54
M5P	0,55	2580,43	8,87	3421,77	11,76
RandomForest	0,48	2675,27	9,19	3464,38	11,90
RandomTree	0,32	3341,18	11,48	4458,71	15,32
REPTree	0,39	2975,24	10,22	3954,79	13,59

Tablo 5.32'de yukarıda belirtilen algoritmalara ait Koorelasyon Katsayısı, MAE ve RMSE değerleri ile birlikte test verilerinde gerçekleşen ortalama saatlik tüketim değeri olan 29106,17 MWh göre MAE ve RMSE değerlerinin hata yüzdeleri

görülmektedir. Yapılan tahminler incelendiğinde CVParameterSelection, DecisionStump, InputMappedClassifier, MultiScheme, Stacking, Vote ve ZeroR algoritmaları Tablo 5.32’de görüldüğü gibi Koorelasyon katsayısı değerleri 0’dır. Bu algoritmalar sabit bir değer üretmişlerdir. AdditiveRegression, DecisionTable, Lazy, Ibk, RandomizableFilteredClassifier, RandomTree, RegressionByDiscretization, REPTree algoritmalarının yapılan tüketim tahminleri incelendiğinde çoğunlukla sabit değerler üreterek zaman-tüketim değişimlerini yakalayamadığı görülmüştür.

Tablo 5.32 incelendiğinde MultilayerPerceptron, SMOreg, Bagging, M5P, RandomForest algoritmalarının “MAE” değerlerine göre en iyi sonuç vermişlerdir. “RMSE” değerlerine göre en iyi sonuç veren algoritmalar LinearRegression, MultilayerPerceptron, SMOreg, Bagging, M5P, RandomForest algoritmalarıdır.

5.2.3.2 Model 3 deney 2

Model 3’in ikinci deneyinde 2012 yılı elektrik tüketim verileri için iki seviyeli normalleştirme ve 2013 elektrik tüketim verileri içinde bir seviyeli normalleştirme yapılmıştır. 2012, 2013 ve 2014 yılı meteoroloji ve 2014 yılına normalleştirilmiş elektrik tüketim verileriyle birlikte verilerin elde edildiği haftanın günü, günün saati ve bayram tatili günleri ile sistem eğitilerek 2014 yılındaki verilere göre elektrik tüketim verileri tahmini yapılmıştır.

Bu deneyde sistem 765 gün için 18036 saatlik iklim, haftanın günü, günün saati ve tatil günleri ve elektrik tüketim verisi ile eğitilmiş 85 gün için 2004 saatlik iklim verisi ve elektrik tüketim verisi ile test edilmiştir. 2004 saatlik enerji tüketimi yukarıda belirtilen algoritmalar ile tahmin edilmiştir. Tablo 5.33’de yukarıda belirtilen algoritmalara ait Koorelasyon Katsayısı, MAE ve RMSE değerleri ile birlikte test verilerinde gerçekleşen ortalama saatlik tüketim değeri olan 29106,17 MWh göre MAE ve RMSE değerlerinin hata yüzdeleri görülmektedir.

Tablo 5.34: Model 3 İin İkinci Deney Sonuları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation coefficient	MAE		RMSE	
		Deęer	Yüzde	Deęer	Yüzde
LinearRegression	0,64	2457,31	8,44	3665,70	12,59
MultilayerPerceptron	0,79	1509,70	5,19	2468,68	8,48
SMOreg	0,62	2724,96	9,36	4240,76	14,57
Lazy,lbk	0,74	1785,35	6,13	2795,77	9,61
Lazy,Kstar	0,4	2977,62	10,23	3938,74	13,53
Lazy,LWL	0,53	2776,95	9,54	3438,88	11,81
AdditiveRegression	0,63	2310,68	7,94	3059,34	10,51
Bagging	0,79	1603,52	5,51	2506,28	8,61
CVParameterSelection	0	3399,13	11,68	3933,96	13,52
MultiScheme	0	3399,13	11,68	3933,96	13,52
RandomCommittee	0,77	1704,40	5,86	2625,05	9,02
RandomizableFilteredClassifier	-0,09	3503,52	12,04	4155,40	14,28
RandomSubSpace	0,59	2504,75	8,61	3164,70	10,87
RegressionByDiscretization	0,76	1879,15	6,46	2680,43	9,21
Stacking	0	3399,13	11,68	3933,96	13,52
Vote	0	3399,13	11,68	3933,96	13,52
InputMappedClassifier	0	3399,13	11,68	3933,96	13,52
DecisionTable	0,76	1703,73	5,85	2704,70	9,29
M5Rules	0,78	1607,36	5,52	2547,05	8,75
ZeroR	0	3399,13	11,68	3933,96	13,52
DecisionStump	0	3466,26	11,91	3940,93	13,54
M5P	0,77	1691,10	5,81	2718,84	9,34
RandomForest	0,78	1629,31	5,60	2539,14	8,72
RandomTree	0,66	2168,47	7,45	3192,95	10,97
REPTree	0,77	1735,62	5,96	2656,20	9,13

Yapılan tahminler incelendięinde CVParameterSelection, DecisionStump, InputMappedClassifier, MultiScheme, Stacking, Vote ve ZeroR algoritmaları Tablo 5.33’de görüldüęü gibi Kooreslasyon katsayısı deęerleri 0’dır. Bu algoritmalar sabit bir deęer üretmişlerdir. AdditiveRegression, RandomizableFilteredClassifier, RegressionByDiscretization algoritmalarının yapılan tüketim tahminleri incelendięinde çoęunlukla sabit deęerler üreterek zaman-tüketim deęişimlerini yakalayamadıęı görülmüştür.

Tablo 5.33 incelendięinde MultilayerPerceptron, Bagging, M5Rules, M5P, RandomForest algoritmalarının “MAE” deęerlerine göre en iyi sonuç vermişlerdir. “RMSE” deęerlerine göre en iyi sonuç veren algoritmalar MultilayerPerceptron, Bagging, RandomCommittee, M5Rules, RandomForest algoritmalarıdır.

5.2.4 Model Deney Sonuç

Yapılan deneyler sonucunda Model 3 Deney 2 diğer deneylere göre test verilerinde çıkan sonuçların Ortalama Mutlak Hata (MAE) ve Ortalama Karesel Hatanın KareKökü (RMSE) değerleri incelendiğinde diğer deneylere göre daha küçük değerler elde edilmiştir.

Kullanılan algoritmalar değerlendirildiğinde zaman-tüketim değişimlerini yakalayan LinearRegression, MultilayerPerceptron, SMOreg, Lazy, Ibk, Lazy, Kstar, Lazy, LWL, Bagging, RandomCommittee, RandomSubSpace, M5Rules, RandomForest, RandomTree, REPTree algoritmaları daha başarılı bulunmuştur. Bundan sonraki deneylerde bu algoritmalar kullanılacaktır.

5.3 İklim Etkisi Deneyleri

İklim verilerinin ayrı ayrı elektrik tüketimindeki etkilerini incelemek için deneyler yapılmıştır. Deneyler, Model 3'e göre yapılarak iklim verilerinin elektrik tüketimine etkisi incelenmiştir.

Model deneylerinde kullanılan weka algoritmalarının incelenmesinde zaman-tüketim değişimlerini yakalayan LinearRegression, MultilayerPerceptron, SMOreg, Lazy, Ibk, Lazy, Kstar, Lazy, LWL, Bagging, RandomCommittee, RandomSubSpace, M5Rules, RandomForest, RandomTree, REPTree algoritmaları bu deneylerde kullanılmıştır.

Deneylerde Model 3'te ikinci deneye göre 2012, 2013 ve 2014 iklim ve elektrik tüketim verileri ile birlikte haftanın günü, günün saati ve bayram tatili günleride kullanılarak, verilerin %90 ile sistem eğitilerek %10 ile test yapılmıştır. Elektrik tüketim verilerinde iki seviyeli normalizasyon uygulanmıştır.

İlişki deneylerinde, sistem 765 gün için 18036 saatlik iklim, haftanın günü, günün saati, bayram tatili günü ve iki seviyeli normalizasyon uygulanmış elektrik tüketim verisi ile eğitilmiş 85 gün için 2004 saatlik iklim, haftanın günü, günün saati, bayram tatili günü ve normalize edilmiş elektrik tüketim verisi ile test edilmiştir. 2004 saatlik enerji tüketimi yukarıda belirtilen algoritmalar ile tahmin edilmiştir. Uygulanacak deneyler Tablo 5.34'de sırasıyla gösterilmektedir. Bu deneylerde her iklim verisi ayrı ayrı uygulanmıştır.

Tablo 5.35: İklim Etkisi Deneyleri.

Öznitelikler	Deney Sıraları																
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17
Haftanın Günü	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
Günün Saati	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
Bayram Tatili Günü	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
Elektrik Tüketim	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
Buhar Basıncı	x																
Güneşlenme		x															
Güneş Radyasyonu			x														
Isı				x													
Maksimum Isı					x												
Maksimum Nem						x											
Minumum Isı							x										
Minumum Nem								x									
Nem									x								
Rüzgâr										x							
Rüzgâr_10											x						
Saatlik Basınç												x					
Toprak Isı_5													x				
Toprak Isı_10														x			
Toprak Isı_20															x		
Toprak Isı_50																x	
Toprak Isı_100																	x

Deneylerde algoritmalarının doğruluk oranlarını karşılaştırabilmek için Ortalama Mutlak Hata (MAE) ve Ortalama Karesel Hatanın KareKökü (RMSE) ve Koorelasyon Katsayısı (Correlation coefficient) kullanılmıştır. MAE ve RMSE değerlerinin hata yüzdeleri, test verilerinde gerçekleşen ortalama saatlik tüketim değeri olan 29106,17 MWh göre hesaplanmıştır.

5.3.1 Buhar Basıncı Deneyleri

Bu deneyde iklim verisi olarak sadece “Buhar Basıncı” verisi kullanılmıştır. Buhar Basıncı verisi, haftanın günü, günün saati, bayram tatili günü ve elektrik tüketim verileri ile sistem eğitilerek test edilmiştir.

Tablo 5.34’de yukarıda belirtilen algoritmalarla yapılan tahminlere ait Koorelasyon Katsayısı, MAE, RMSE değerleri ve hata yüzdeleri görülmektedir. Tablo 5.34 incelendiğinde LinearRegression, SMOREg, Bagging, M5Rules ve REPTree algoritmalarının “MAE” ve “RMSE” değerlerine göre en iyi sonuçları vermişlerdir. Koorelasyon katsayıları incelendiğinde zaman hem pozitif hem de negatif yönde ve 0,82 ile 0,66 arasında olduğu görülmüştür.

Tablo 5.36: Buhar Basıncı Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation coefficient	MAE		RMSE	
		Değer	Yüzde	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,81	1750,93	6,02	2387,13	8,20
MultilayerPerceptron	0,83	2764,41	9,50	3205,06	11,01
SMOreg	0,82	1679,14	5,77	2302,50	7,91
lazy,Ibk	0,77	1996,39	6,86	2752,63	9,46
lazy,Kstar	0,77	2336,41	8,03	2876,42	9,88
lazy,LWL	0,66	2226,36	7,65	2990,19	10,27
Bagging	0,83	1612,22	5,54	2318,33	7,97
RandomCommittee	0,77	2007,01	6,90	2774,04	9,53
RandomSubSpace	0,81	2194,15	7,54	2702,79	9,29
M5Rules	0,81	1693,47	5,82	2389,68	8,21
RandomTree	0,77	2008,52	6,90	2785,17	9,57
REPTree	0,81	1646,20	5,66	2394,35	8,23

5.3.2 Güneşlenme Deneyleri

Bu deneyde iklim verisi olarak sadece “Güneşlenme” verisi kullanılmıştır. Güneşlenme, haftanın günü, günün saati, bayram tatili ve elektrik tüketim verileri ile sistem eğitilerek test edilmiştir.

Tablo 5.37: Güneşlenme Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation coefficient	MAE		RMSE	
		Değer	Yüzde	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,82	1741,83	5,98	2389,57	8,21
MultilayerPerceptron	0,81	3010,41	10,34	3563,20	12,24
SMOreg	0,83	1676,15	5,76	2300,96	7,91
lazy,Ibk	0,79	1892,83	6,50	2620,22	9,00
lazy,Kstar	0,59	2379,69	8,18	3234,79	11,11
lazy,LWL	0,39	2926,99	10,06	3784,75	13,00
Bagging	0,83	1632,41	5,61	2329,80	8,00
RandomCommittee	0,78	1912,18	6,57	1912,18	6,57
RandomSubSpace	0,70	2296,97	7,89	2296,97	7,89
M5Rules	0,82	1668,20	5,73	1668,20	5,73
RandomTree	0,79	1892,38	6,50	2619,56	9,00
REPTree	0,82	1665,66	5,72	2399,45	8,24

Tablo 5.36’da yukarıda belirtilen algoritmalarla yapılan tahminlere ait Koorelasyon Katsayısı, MAE, RMSE değerleri ve hata yüzdeleri görülmektedir. Tablo 5.36 incelendiğinde LinearRegression, SMOreg, Bagging, M5Rules ve REPTree algoritmalarının “MAE” değerlerine göre en düşük hata yüzdesi verirken,

“RMSE” değerlerine göre SMOreg, Bagging, RandomCommittee, RandomSubSpace ve M5Rules algoritmaları en az hata yüzdesi vermişlerdir. Koorelasyon katsayıları incelendiğinde hepsinin pozitif ve 0,83 ile 0,39 arasında olduğu görülmüştür.

5.3.3 Güneş Radyasyonu Deneyleri

Bu deneyde iklim verisi olarak sadece “Güneş Radyasyonu” verisi kullanılmıştır. Güneş Radyasyonu, haftanın günü, günün saati, bayram tatili ve elektrik tüketim verileri ile sistem eğitilerek test edilmiştir.

Tablo 5.38: Güneş Radyasyonu Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation coefficient	MAE		RMSE	
		Değer	Yüzde	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,82	1747,79	6,00	2382,75	8,19
MultilayerPerceptron	0,79	3122,22	10,73	3583,74	12,31
SMOreg	0,82	1678,56	5,77	2301,91	7,91
lazy,Ibk	0,73	2253,42	7,74	3083,90	10,60
lazy,Kstar	0,49	2661,28	9,14	3700,87	12,72
lazy,LWL	0,40	2846,85	9,78	3781,69	12,99
Bagging	0,80	1780,67	6,12	2477,57	8,51
RandomCommittee	0,73	2236,92	7,69	3026,80	10,40
RandomSubSpace	0,75	2186,09	7,51	2743,51	9,43
M5Rules	0,81	1734,39	5,96	2443,46	8,40
RandomTree	0,72	2271,98	7,81	3107,40	10,68
REPTree	0,80	1774,35	6,10	2505,60	8,61

Tablo 5.37’de yukarıda belirtilen algoritmalarla yapılan tahminlere ait Koorelasyon Katsayısı, MAE, RMSE değerleri ve hata yüzdeleri görülmektedir. Tablo 5.37 incelendiğinde LinearRegression, SMOreg, Bagging, M5Rules ve REPTree algoritmalarının “MAE” ve “RMSE” değerlerine göre en az hata yüzdelerini vermişlerdir. Koorelasyon katsayıları incelendiğinde hepsinin pozitif yönde ve 0,82 ile 0,40 arasında olduğu görülmüştür.

5.3.4 Isı Deneyleri

Bu deneyde iklim verisi olarak sadece “Isı” verisi kullanılmıştır. Isı, haftanın günü, günün saati, bayram tatili ve elektrik tüketim verileri ile sistem eğitilerek test

edilmiştir. Tablo 5.38’de yukarıda belirtilen algoritmalarla yapılan tahminlere ait Koorelasyon Katsayısı, MAE, RMSE değerleri ve hata yüzdeleri görülmektedir.

Tablo 5.39: Isı Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation coefficient	MAE		RMSE	
		Değer	Yüzde	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,82	1747,19	6,00	2378,47	8,17
MultilayerPerceptron	0,80	2812,49	9,66	3282,41	11,28
SMOreg	0,83	1673,92	5,75	2299,25	7,90
lazy,Ibk	0,76	1941,05	6,67	2790,89	9,59
lazy,Kstar	0,78	2319,11	7,97	2866,27	9,85
lazy,LWL	0,78	2319,11	7,97	2866,27	9,85
Bagging	0,83	1464,62	5,03	2230,22	7,66
RandomCommittee	0,76	1945,61	6,68	2786,54	9,57
RandomSubSpace	0,84	1783,01	6,13	2292,92	7,88
M5Rules	0,82	1503,38	5,17	2301,78	7,91
RandomTree	0,76	1948,89	6,70	2797,47	9,61
REPTree	0,82	1561,32	5,36	2343,33	8,05

Tablo 5.38 incelendiğinde LinearRegression, SMOreg, Bagging, M5Rules ve REPTree algoritmalarının “MAE” değerine göre en az hata yüzdesi verirken, “RMSE” değerlerine göre SMOreg, Bagging, RandomSubSpace, M5Rules ve REPTree algoritmaları en az hata yüzdesi vermişlerdir. Koorelasyon katsayıları incelendiğinde hepsi pozitif yönde ve 0,82 ile 0,76 arasında olduğu görülmüştür.

5.3.5 Maksimum Isı Deneyleri

Bu deneyde iklim verisi olarak sadece “Maksimum Isı” verisi kullanılmıştır. Maksimum Isı, haftanın günü, günün saati, bayram tatili ve elektrik tüketim verileri ile sistem eğitilerek test edilmiştir. Tablo 5.39’da yukarıda belirtilen algoritmalarla yapılan tahminlere ait Koorelasyon Katsayısı, MAE, RMSE değerleri ve hata yüzdeleri görülmektedir. Tablo 5.39 incelendiğinde LinearRegression, SMOreg, Bagging, M5Rules, RandomForest ve REPTree algoritmalarının “MAE” ve “RMSE” değerlerine göre en az hata yüzdelerini vermişlerdir. Koorelasyon katsayıları incelendiğinde hepsi pozitif yönde ve 0,83 ile 0,66 arasında olduğu görülmüştür.

Tablo 5.40: Maksimum Isı Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation coefficient	MAE		RMSE	
		Değer	Yüzde	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,81	1750,87	6,02	2384,98	8,19
MultilayerPerceptron	0,80	2712,99	9,32	3196,70	10,98
SMOreg	0,83	1672,34	5,75	2295,41	7,89
lazy,Ibk	0,78	1829,05	6,28	2638,30	9,06
lazy,Kstar	0,77	2360,11	8,11	2920,28	10,03
lazy,LWL	0,66	2237,60	7,69	3006,66	10,33
Bagging	0,83	1463,81	5,03	2235,54	7,68
RandomCommittee	0,78	1832,01	6,29	2631,01	9,04
RandomSubSpace	0,70	2556,68	8,78	3132,39	10,76
M5Rules	0,81	1534,24	5,27	2344,82	8,06
RandomTree	0,78	1831,56	6,29	2636,88	9,06
REPTree	0,82	1559,38	5,36	2348,82	8,07

5.3.6 Maksimum Nem Deneyleri

Bu deneyde iklim verisi olarak sadece “Maksimum Nem” verisi kullanılmıştır. Maksimum Nem, haftanın günü, günün saati, bayram tatili ve elektrik tüketim verileri ile sistem eğitilerek test edilmiştir.

Tablo 5.41: Maksimum Nem Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation coefficient	MAE		RMSE	
		Değer	Yüzde	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,82	1769,22	6,08	2401,42	8,25
MultilayerPerceptron	0,80	2864,13	9,84	3439,56	11,82
SMOreg	0,83	1701,91	5,85	2324,99	7,99
lazy,Ibk	0,76	2133,27	7,33	2935,55	10,09
lazy,Kstar	0,71	2449,69	8,42	3027,40	10,40
lazy,LWL	0,66	2233,80	7,67	2998,97	10,30
Bagging	0,83	1593,81	5,48	2333,74	8,02
RandomCommittee	0,76	2127,45	7,31	2924,40	10,05
RandomSubSpace	0,82	1877,80	6,45	2394,56	8,23
M5Rules	0,82	1669,21	5,73	2406,02	8,27
RandomTree	0,76	2133,30	7,33	2932,05	10,07
REPTree	0,82	1612,97	5,54	2406,06	8,27

Tablo 5.40’da yukarıda belirtilen algoritmalarla yapılan tahminlere ait Koorelasyon Katsayısı, MAE, RMSE değerleri ve hata yüzdeleri görülmektedir.

Tablo 5.40 incelendiğinde LinearRegression, SMOREg, Bagging, M5Rules ve REPTree algoritmalarının “MAE” değerine göre en az hata yüzdesi verirken, “RMSE” değerlerine göre LinearRegression, SMOREg, Bagging, M5Rules ve RandomSubSpace algoritmalarının en az hata yüzdesi vermişlerdir. Koorelasyon katsayıları incelendiğinde hepsi pozitif yönde ve 0,83 ile 0,66 arasında olduğu görülmüştür.

5.3.7 Minimum Isı Deneyleri

Bu deneyde iklim verisi olarak sadece “Minimum Isı” verisi kullanılmıştır. Minimum Isı, haftanın günü, günün saati, bayram tatili ve elektrik tüketim verileri ile sistem eğitilerek test edilmiştir.

Tablo 5.42: Minimum Isı Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation coefficient	MAE		RMSE	
		Değer	Yüzde	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,81	1750,70	6,01	2384,97	8,19
MultilayerPerceptron	0,80	2801,23	9,62	3261,36	11,21
SMOREg	0,83	1671,71	5,74	2295,40	7,89
lazy,Ibk	0,77	1875,29	6,44	2706,76	9,30
lazy,Kstar	0,77	2369,11	8,14	2926,85	10,06
lazy,LWL	0,66	2233,92	7,68	3002,16	10,31
Bagging	0,83	1469,40	5,05	2236,99	7,69
RandomCommittee	0,77	1877,09	6,45	2701,35	9,28
RandomSubSpace	0,84	1787,76	6,14	2291,32	7,87
M5Rules	0,82	1507,17	5,18	2307,85	7,93
RandomTree	0,77	1879,27	6,46	2714,47	9,33
REPTree	0,82	1562,69	5,37	2333,84	8,02

Tablo 5.41’de yukarıda belirtilen algoritmalarla yapılan tahminlere ait Koorelasyon Katsayısı, MAE, RMSE değerleri ve hata yüzdeleri görülmektedir. Tablo 5.41 incelendiğinde LinearRegression, SMOREg, Bagging, M5Rules, RandomSubSpace ve REPTree algoritmalarının “MAE” değerine göre en yakın sonuçları verirken, “RMSE” değerlerine göre SMOREg, Bagging, M5Rules ve REPTree algoritmaları en iyi sonuç vermişlerdir. Koorelasyon katsayıları incelendiğinde pozitif yönde ve 0,83 ile 0,66 arasında olduğu görülmüştür.

5.3.8 Minimum Nem Deneyleri

Bu deneyde iklim verisi olarak sadece “Minimum Nem” verisi kullanılmıştır. Minimum Nem, haftanın günü, günün saati, bayram tatili ve elektrik tüketim verileri ile sistem eğitilerek test edilmiştir.

Tablo 5.43: Minimum Nem Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation coefficient	MAE		RMSE	
		Değer	Yüzde	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,83	1476,47	5,07	2250,50	7,73
MultilayerPerceptron	0,81	3017,73	10,37	3533,62	12,14
SMOreg	0,83	1697,63	5,83	2316,31	7,96
lazy,Ibk	0,77	2077,20	7,14	2849,01	9,79
lazy,Kstar	0,68	2452,80	8,43	3046,19	10,47
lazy,LWL	0,66	2246,31	7,72	3008,47	10,34
Bagging	0,83	1601,94	5,50	2340,44	8,04
RandomCommittee	0,77	2077,89	7,14	2844,92	9,77
RandomSubSpace	0,78	2208,98	7,59	2725,23	9,36
M5Rules	0,82	1682,92	5,78	2419,84	8,31
RandomTree	0,77	2079,64	7,15	2852,38	9,80
REPTree	0,82	1603,29	5,51	2371,84	8,15

Tablo 5.42’de yukarıda belirtilen algoritmalarla yapılan tahminlere ait Koorelasyon Katsayısı, MAE, RMSE değerleri ve hata yüzdeleri görülmektedir. Tablo 5.42 incelendiğinde LinearRegression, SMOreg, Bagging, M5Rules ve REPTree algoritmalarının “MAE” ve “RMSE” değerlerine göre en az hata yüzdelerini vermişlerdir. Koorelasyon katsayıları incelendiğinde hepsi pozitif yönde ve 0,83 ile 0,66 arasında olduğu görülmüştür.

5.3.9 Nem Deneyleri

Bu deneyde iklim verisi olarak sadece “Nem” verisi kullanılmıştır. Nem, haftanın günü, günün saati, bayram tatili ve elektrik tüketim verileri ile sistem eğitilerek test edilmiştir. Tablo 5.43’de yukarıda belirtilen algoritmalarla yapılan tahminlere ait Koorelasyon Katsayısı, MAE, RMSE değerleri ve hata yüzdeleri görülmektedir. Tablo 5.43 incelendiğinde LinearRegression, SMOreg, Bagging, M5Rules ve REPTree algoritmalarının “MAE” ve “RMSE” değerlerine göre en az hata yüzdelerini vermişlerdir. Koorelasyon katsayıları incelendiğinde hepsi pozitif yönde ve 0,83 ile 0,66 arasında olduğu görülmüştür.

Tablo 5.44: Nem Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation coefficient	MAE		RMSE	
		Değer	Yüzde	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,82	1771,04	6,08	2402,01	8,25
MultilayerPerceptron	0,81	2974,96	10,22	3504,64	12,04
SMOreg	0,83	1699,27	5,84	2321,02	7,97
lazy,Ibk	0,76	2125,51	7,30	2965,31	10,19
lazy,Kstar	0,69	2450,68	8,42	3034,18	10,42
lazy,LWL	0,66	2233,49	7,67	2999,71	10,31
Bagging	0,83	1591,52	5,47	2339,25	8,04
RandomCommittee	0,76	2120,78	7,29	2953,86	10,15
RandomSubSpace	0,67	2558,33	8,79	3127,20	10,74
M5Rules	0,83	1680,07	5,77	2407,22	8,27
RandomTree	0,75	2139,06	7,35	2985,85	10,26
REPTree	0,82	1612,54	5,54	2377,94	8,17

5.3.10 Rüzgâr Deneyleri

Bu deneyde iklim verisi olarak sadece “Rüzgâr” verisi kullanılmıştır. Rüzgâr haftanın günü, günün saati, bayram tatili ve elektrik tüketim verileri ile sistem eğitilerek test edilmiştir.

Tablo 5.44’de yukarıda belirtilen algoritmalarla yapılan tahminlere ait Koorelasyon Katsayısı, MAE, RMSE değerleri ve hata yüzdeleri görülmektedir. Tablo 5.44 incelendiğinde LinearRegression, SMOreg, Bagging, M5Rules ve REPTree algoritmalarının “MAE” ve “RMSE” değerlerine göre en yakın sonuçları vermiştir. Koorelasyon katsayıları incelendiğinde hepsi pozitif yönde ve 0,83 ile 0,62 arasında olduğu görülmüştür.

Tablo 5.45: Rüzgâr Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation coefficient	MAE		RMSE	
		Değer	Yüzde	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,82	1746,22	6,00	2381,76	8,18
MultilayerPerceptron	0,82	2859,45	9,82	3329,28	11,44
SMOreg	0,83	1662,88	5,71	2292,20	7,88
lazy,Ibk	0,73	2214,06	7,61	3036,81	10,43
lazy,Kstar	0,62	2542,92	8,74	3163,55	10,87
lazy,LWL	0,66	2230,54	7,66	2989,97	10,27
Bagging	0,82	1672,24	5,75	2410,22	8,28
RandomCommittee	0,73	2223,96	7,64	3048,72	10,47
RandomSubSpace	0,75	2302,22	7,91	2816,68	9,68
M5Rules	0,82	1649,76	5,67	2389,63	8,21
RandomTree	0,73	2231,66	7,67	3065,98	10,53
REPTree	0,81	1695,70	5,83	2481,18	8,52

5.3.11 Rüzgâr 10 Metre Deneyleri

Bu deneyde iklim verisi olarak sadece “Rüzgâr 10 Metre” verisi kullanılmıştır. Rüzgâr 10 Metre, haftanın günü, günün saati, bayram tatili ve elektrik tüketim verileri ile sistem eğitilerek test edilmiştir. Tablo 5.45’te yukarıda belirtilen algoritmalarla yapılan tahminlere ait Koorelasyon Katsayısı, MAE, RMSE değerleri ve hata yüzdeleri görülmektedir.

Tablo 5.46: Rüzgâr 10 Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation coefficient	MAE		RMSE	
		Değer	Yüzde	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,82	1749,27	6,01	2384,82	8,19
MultilayerPerceptron	0,82	2892,25	9,94	3366,01	11,56
SMOreg	0,83	1667,76	5,73	2297,24	7,89
lazy,Ibk	0,74	2197,39	7,55	3070,93	10,55
lazy,Kstar	0,65	2499,06	8,59	3106,31	10,67
lazy,LWL	0,66	2243,05	7,71	3001,20	10,31
Bagging	0,81	1671,32	5,74	2437,26	8,37
RandomCommittee	0,74	2203,26	7,57	3069,63	10,55
RandomSubSpace	0,82	1901,38	6,53	2410,84	8,28
M5Rules	0,82	1677,53	5,76	2429,54	8,35
RandomTree	0,74	2210,90	7,60	3082,37	10,59
REPTree	0,81	1685,20	5,79	2488,25	8,55

Tablo 5.45 incelendiğinde LinearRegression, SMOreg, Bagging, M5Rules ve REPTree algoritmalarının “MAE” değerine göre en az hata yüzdesi verirken, “RMSE” değerlerine göre LinearRegression, SMOreg, Bagging, M5Rules ve RandomSubSpace algoritmaları en az hata yüzdesi vermiştir. Koorelasyon katsayıları incelendiğinde hepsi pozitif yönde ve 0,83 ile 0,65 arasında olduğu görülmüştür.

5.3.12 Saatlik Basınç Deneyleri

Bu deneyde iklim verisi olarak sadece “Saatlik Basınç” verisi kullanılmıştır. Saatlik Basınç, haftanın günü, günün saati, bayram tatili günü ve elektrik tüketim verileri ile sistem eğitilerek test edilmiştir.

Tablo 5.47: Saatlik Basınç Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation coefficient	MAE		RMSE	
		Değer	Yüzde	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,81	1756,41	6,03	2386,70	8,20
MultilayerPerceptron	0,83	2833,01	9,73	3272,38	11,24
SMOreg	0,83	1674,23	5,75	2297,34	7,89
lazy,Ibk	0,72	2299,41	7,90	3106,92	10,67
lazy,Kstar	0,79	2402,58	8,25	2927,78	10,06
lazy,LWL	0,67	2210,96	7,60	2975,77	10,22
Bagging	0,82	1654,19	5,68	2356,45	8,10
RandomCommittee	0,72	2308,92	7,93	3113,94	10,70
RandomSubSpace	0,83	2041,79	7,01	2542,76	8,74
M5Rules	0,83	1652,08	5,68	2330,56	8,01
RandomTree	0,72	2313,35	7,95	3121,21	10,72
REPTree	0,81	1663,26	5,71	2398,89	8,24

Tablo 5.46’de yukarıda belirtilen algoritmalarla yapılan tahminlere ait Koorelasyon Katsayısı, MAE, RMSE değerleri ve hata yüzdeleri görülmektedir. Tablo 5.46 incelendiğinde LinearRegression, SMOreg, Bagging, M5Rules ve REPTree algoritmalarının “MAE” ve “RMSE” değerlerine göre en az hata yüzdesi vermişlerdir. Koorelasyon katsayıları incelendiğinde zaman hepsi pozitif yönde ve 0,83 ile 0,67 arasında olduğu görülmüştür.

5.3.13 Toprak Isı 5 Deneyleri

Bu deneyde iklim verisi olarak sadece “Toprak Isı 5” verisi kullanılmıştır. Toprak Isı 5, haftanın günü, günün saati, bayram tatili ve elektrik tüketim verileri ile sistem eğitilerek test edilmiştir.

Tablo 5.48: Toprak Isı 5 Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation coefficient	MAE		RMSE	
		Değer	Yüzde	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,81	1751,80	6,02	2384,39	8,19
MultilayerPerceptron	0,79	2705,10	9,29	3198,57	10,99
SMOreg	0,83	1672,68	5,75	2296,72	7,89
lazy,Ibk	0,76	1904,86	6,54	2779,45	9,55
lazy,Kstar	0,78	2370,19	8,14	2910,53	10,00
lazy,LWL	0,66	2238,96	7,69	3003,97	10,32
Bagging	0,82	1494,74	5,14	2271,45	7,80
RandomCommittee	0,76	1900,15	6,53	2749,14	9,45
RandomSubSpace	0,79	2112,79	7,26	2647,21	9,10
M5Rules	0,81	1538,92	5,29	2370,80	8,15
RandomTree	0,76	1902,30	6,54	2761,90	9,49
REPTree	0,81	1568,11	5,39	2361,75	8,11

Tablo 5.47’de yukarıda belirtilen algoritmalarla yapılan tahminlere ait Koorelasyon Katsayısı, MAE, RMSE değerleri ve hata yüzdeleri görülmektedir. Tablo 5.47 incelendiğinde LinearRegression, SMOREg, Bagging, M5Rules ve REPTree algoritmalarının “MAE” ve “RMSE” değerlerine göre en az hata yüzdesi vermişlerdir. Koorelasyon katsayıları incelendiğinde zaman pozitif yönde ve 0,83 ile 0,66 arasında olduğu görülmüştür.

5.3.14 Toprak Isı 10 Deneyleri

Bu deneyde iklim verisi olarak sadece “Toprak Isı 10” verisi kullanılmıştır. Toprak Isı 10 haftanın günü, günün saati, bayram tatili ve elektrik tüketim verileri ile sistem eğitilerek test edilmiştir. Tablo 5.48’de yukarıda belirtilen algoritmalarla yapılan tahminlere ait Koorelasyon Katsayısı, MAE, RMSE değerleri ve hata yüzdeleri görülmektedir. Tablo 5.48 incelendiğinde LinearRegression, SMOREg, Bagging, M5Rules ve REPTree algoritmalarının “MAE” ve “RMSE” değerlerine göre en az hata yüzdesi vermişlerdir. Koorelasyon katsayıları incelendiğinde zaman pozitif yönde ve 0,84 ile 0,66 arasında olduğu görülmüştür.

Tablo 5.49: Toprak Isı 10 Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation coefficient	MAE		RMSE	
		Değer	Yüzde	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,81	1752,69	6,02	2384,74	8,19
MultilayerPerceptron	0,80	2519,37	8,66	3000,69	10,31
SMOREg	0,83	1668,80	5,73	2293,32	7,88
lazy,Ibk	0,74	1908,02	6,56	2875,67	9,88
lazy,Kstar	0,80	2351,55	8,08	2872,63	9,87
lazy,LWL	0,66	2243,12	7,71	3006,63	10,33
Bagging	0,83	1481,52	5,09	2247,78	7,72
RandomCommittee	0,75	1893,32	6,50	2827,57	9,71
RandomSubSpace	0,83	1978,43	6,80	2469,26	8,48
M5Rules	0,84	1474,34	5,07	2173,60	7,47
RandomTree	0,74	1913,43	6,57	2887,11	9,92
REPTree	0,81	1564,73	5,38	2343,48	8,05

5.3.15 Toprak Isı 20 Deneyleri

Bu deneyde iklim verisi olarak sadece “Toprak Isı 20” verisi kullanılmıştır. Toprak Isı 20 haftanın günü, günün saati, bayram tatili ve elektrik tüketim verileri ile sistem eğitilerek test edilmiştir.

Tablo 5.50: Toprak Isı 20 Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation coefficient	MAE		RMSE	
		Değer	Yüzde	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,81	1751,84	6,02	2383,98	8,19
MultilayerPerceptron	0,81	2458,20	8,45	2943,20	10,11
SMOreg	0,83	1669,87	5,74	2294,68	7,88
lazy,Ibk	0,75	1827,16	6,28	2810,94	9,66
lazy,Kstar	0,80	2342,45	8,05	2861,23	9,83
lazy,LWL	0,66	2243,21	7,71	3005,25	10,33
Bagging	0,83	1439,53	4,95	2218,99	7,62
RandomCommittee	0,75	1820,19	6,25	2780,14	9,55
RandomSubSpace	0,75	2329,37	8,00	2853,72	9,80
M5Rules	0,84	1482,31	5,09	2185,98	7,51
RandomTree	0,75	1829,66	6,29	2812,05	9,66
REPTree	0,81	1527,86	5,25	2339,28	8,04

Tablo 5.49’da yukarıda belirtilen algoritmalarla yapılan tahminlere ait Koorelasyon Katsayısı, MAE, RMSE değerleri ve hata yüzdeleri görülmektedir. Tablo 5.49 incelendiğinde LinearRegression, SMOreg, Bagging, M5Rules ve REPTree algoritmalarının “MAE” ve “RMSE” değerlerine göre en az hata yüzdesi vermişlerdir. Koorelasyon katsayıları incelendiğinde zaman pozitif yönde ve 0,84 ile 0,66 arasında olduğu görülmüştür.

5.3.16 Toprak Isı 50 Deneyleri

Bu deneyde iklim verisi olarak sadece “Toprak Isı 50” verisi kullanılmıştır. Toprak Isı 50, haftanın günü, günün saati, bayram tatili ve elektrik tüketim verileri ile sistem eğitilerek test edilmiştir.

Tablo 5.51: Toprak Isı 50 Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation coefficient	MAE		RMSE	
		Değer	Yüzde	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,81	1744,80	5,99	2378,74	8,17
MultilayerPerceptron	0,81	2205,75	7,58	2712,84	9,32
SMOreg	0,83	1671,07	5,74	2294,84	7,88
lazy,Ibk	0,76	1839,47	6,32	2749,46	9,45
lazy,Kstar	0,74	2366,68	8,13	2951,35	10,14
lazy,LWL	0,66	2243,44	7,71	3007,14	10,33
Bagging	0,83	1399,77	4,81	2200,66	7,56
RandomCommittee	0,76	1835,14	6,30	2745,64	9,43
RandomSubSpace	0,63	2428,03	8,34	3051,65	10,48
M5Rules	0,82	1509,94	5,19	2287,02	7,86
RandomTree	0,76	1836,57	6,31	2749,14	9,45
REPTree	0,82	1473,45	5,06	2321,42	7,98

Tablo 5.50’de yukarıda belirtilen algoritmalarla yapılan tahminlere ait Koorelasyon Katsayısı, MAE, RMSE değerleri ve hata yüzdeleri görülmektedir. Tablo 5.50 incelendiğinde LinearRegression, SMOreg, Bagging, M5Rules ve REPTree algoritmalarının “MAE” ve “RMSE” değerlerine göre en az hata yüzdesi vermişlerdir. Koorelasyon katsayıları incelendiğinde zaman pozitif yönde ve 0,83 ile 0,66 arasında olduğu görülmüştür.

5.3.17 Toprak Isı 100 Deneyleri

Bu deneyde iklim verisi olarak sadece “Toprak Isı 100” verisi kullanılmıştır. Toprak Isı 100, haftanın günü, günün saati, bayram tatili ve elektrik tüketim verileri ile sistem eğitilerek test edilmiştir.

Tablo 5.52: Toprak Isı 100 Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation coefficient	MAE		RMSE	
		Değer	Yüzde	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,81	1736,70	5,97	2372,24	8,15
MultilayerPerceptron	0,82	1763,78	6,06	2403,68	8,26
SMOreg	0,83	1676,86	5,76	2299,30	7,90
lazy,Ibk	0,77	1777,04	6,11	2736,45	9,40
lazy,Kstar	0,76	2331,73	8,01	2881,11	9,90
lazy,LWL	0,65	2267,32	7,79	3028,89	10,41
Bagging	0,84	1380,93	4,74	2177,08	7,48
RandomCommittee	0,78	1754,61	6,03	2660,37	9,14
RandomSubSpace	0,63	2620,04	9,00	3168,58	10,89
M5Rules	0,84	1453,08	4,99	2218,60	7,62
RandomTree	0,77	1753,24	6,02	2671,22	9,18
REPTree	0,82	1474,17	5,06	2320,32	7,97

Tablo 5.51’de yukarıda belirtilen algoritmalarla yapılan tahminlere ait Koorelasyon Katsayısı, MAE, RMSE değerleri ve hata yüzdeleri görülmektedir. Tablo 5.51 incelendiğinde LinearRegression, SMOREg, Bagging, M5Rules ve REPTree algoritmalarının “MAE” ve “RMSE” değerlerine göre en az hata yüzdesi vermişlerdir. Koorelasyon katsayıları incelendiğinde zaman pozitif yönde ve 0,84 ile 0,63 arasında olduğu görülmüştür.

5.3.18 İklim İlişkisi Deney Sonuçları

İklim ilişkisi deney sonuçlarına göre MAE ve RMSE değerlerin elde edildiği algoritmalar ve hata ortalamaları Tablo 5.52’da gösterilmektedir.

Tablo 5.52 incelendiğinde MAE için en az hata yüzdesi veren 5 iklim verisi Isı, Maksimum Isı, Minimum Isı, Toprak Isı_50, Toprak Isı_100 olduğu, 6. ve 7. olarak da Toprak Isı_10 ve Minimum Nem iklim verilerinin olduğu görülmektedir. RMSE için en az hata yüzdesi veren 5 iklim verisi Isı, Toprak Isı_10, Toprak Isı_20, Toprak Isı_50 ve Toprak Isı_100 olduğu, 6. ve 7. olarak da Maksimum Isı, Minimum Isı iklim verilerinin olduğu görülmektedir. Tüketim tahmin deneyleri bu sonuçlarda belirlenen iklim verisi özneliliklerine göre ilerleyecektir.

Tablo 5.53: İklim ilişkisi Deney Sonuçları.

Meteorolojik Veri	MAE			RMSE		
	Algoritma	Değer	Yüzde	Algoritma	Değer	Yüzde
Buhar basıncı	Bagging	1612,22	5,54	Bagging	2318,33	7,97
Güneşlenme	Bagging	1632,41	5,61	SMOREg	2300,96	7,91
Güneş Radyasyonu	SMOREg	1678,56	5,77	SMOREg	2301,91	7,91
Isı	Bagging	1464,62	5,03	Bagging	2230,22	7,66
Maksimum Isı	Bagging	1463,81	5,03	Bagging	2235,54	7,68
Maksimum Nem	Bagging	1593,81	5,48	SMOREg	2324,99	7,99
Minimum Isı	Bagging	1469,40	5,05	Bagging	2236,99	7,69
Minimum Nem	LinearRegression	1476,47	5,07	LinearRegression	2250,50	7,73
Nem	Bagging	1591,52	5,47	SMOREg	2321,02	7,97
Rüzgâr	M5Rules	1649,76	5,67	SMOREg	2292,20	7,88
Rüzgâr_10	SMOREg	1667,76	5,73	SMOREg	2297,24	7,89
Saatlik Basınç	M5Rules	1652,08	5,68	SMOREg	2297,34	7,89
Toprak Isı_5	Bagging	1494,74	5,14	Bagging	2271,45	7,80
Toprak Isı_10	M5Rules	1474,34	5,07	M5Rules	2173,60	7,47
Toprak Isı_20	M5Rules	1482,31	5,09	M5Rules	2185,98	7,51
Toprak Isı_50	Bagging	1399,77	4,81	Bagging	2200,66	7,56
Toprak Isı_100	Bagging	1380,93	4,74	Bagging	2177,08	7,48

5.4 Tüketim Tahmin Deneyleri

İklim verilerinin ayrı ayrı elektrik tüketimindeki etkilerini incelemek için yapılan deneylerde elde edilen sonuçlara göre MAE ve RMSE için grup deneyler yapılacaktır. Bu hata yüzdelerinden elde edilen sıralamalara bakılarak iki farklı deney grubunda bu sonuçlarla en iyi tüketim tahmini yapılmaya çalışılmıştır. Birinci deney grubunda MAE değerlerine göre en az hata ortalamasına sahip ilk 5 iklim verisi sabit tutularak diğer iklim verileri teker teker eklenerek, ikinci deney grubunda MAE değerlerine göre en az hata ortalamasına sahip ilk 7 iklim verisi sabit tutularak diğer iklim verileri teker teker eklenerek, üçüncü deney grubunda RMSE değerlerine göre en az hata ortalamasına sahip ilk 5 iklim verisi sabit tutularak diğer iklim verileri teker teker eklenerek ve dördüncü deney grubunda RMSE değerlerine göre en az hata ortalamasına sahip ilk 7 iklim verisi sabit tutularak diğer iklim verileri teker teker eklenerek elektrik tüketim tahmini yapılmaya çalışılmıştır.

Bu deneylerde Model 3 ikinci deneye göre bütün deneyler yapılmıştır. Buna göre 2012, 2013 ve 2014 yıllarına ait iklim verileri ile birlikte, haftanın günü, günün saati, bayram tatili günü ve iki seviyeli normalizasyon uygulanmış elektrik tüketim verileri kullanılmıştır.

Deneylerde algoritmalarının doğruluk oranlarını karşılaştırabilmek için Ortalama Mutlak Hata (MAE) ve Ortalama Karesel Hatanın KareKökü (RMSE) ve Koorelasyon Katsayısı (Correlation coefficient) kullanılmıştır. MAE ve RMSE değerlerinin hata yüzdeleri, test verilerinde gerçekleşen ortalama saatlik tüketim değeri olan 29106,17 MWh göre hesaplanmıştır. Tahmin deneylerinde zaman-tüketim değişimlerini yakalayan LinearRegression, MultilayerPerceptron, SMOreg, Bagging, RandomSubSpace, M5Rules, RandomTree ve REPTree algoritmaları kullanılmıştır.

5.4.1 MAE İçin Sabit İlk 5 İklim Verisi Deneyleri

Bu grup deneylerde 2012, 2013 ve 2014 yıllarına ait Isı, Maksimum Isı, Minimum Isı, Toprak_Isı_50, Toprak_Isı_100 iklim öznitelikleri ile birlikte diğer iklim öznitelikleri ayrı ayrı eklenmiştir.

Tablo 5.54: MAE Göre Sabit İlk 5 İklim Verisi İçin Yapılacak Deneyler.

Öznitelikler	Deney Sıraları											
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
Elektrik Tüketim	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
Haftanın Günü	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
Günün Saati	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
Bayram Tatil Günü	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
Buhar Basıncı	x											
Güneşlenme		x										
Güneş Radyasyonu			x									
Isı	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
Maksimum Isı	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
Maksimum Nem				x								
Minimum Isı	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
Minimum Nem					x							
Nem						x						
Rüzgâr							x					
Rüzgâr 10								x				
Saatlik Basınç									x			
Toprak Isı 5										x		
Toprak Isı 10											x	
Toprak Isı 20												x
Toprak Isı 50	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
Toprak Isı 100	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x

Bu grup deneylerde uygulanacak testler ve öznitelikler Tablo 5.53’de gösterilmektedir. Sistem 765 gün için 18036 saatlik belirlenen iklim verileri ile birlikte haftanın günü, günün saati, bayram tatil günü ve iki seviyeli normalleştirilmiş elektrik tüketim verileri ile eğitilmiş 85 gün için 2004 saatlik belirlenen iklim verileri ile birlikte haftanın günü, günün saati, bayram tatil günü ve elektrik tüketim verileri ile test edilmiştir. 2004 saatlik enerji tüketimi LinearRegression, MultilayerPerceptron, SMOreg, Bagging, RandomSubSpace, M5Rules, RandomTree ve REPTree algoritmaları ile tahmin edilmeye çalışılmıştır.

5.4.1.1 Birinci grup için buhar basıncı deneyleri

Bu deneyde birinci grup iklim öznitelikleri ile birlikte “Buhar Basıncı” iklim verisi, haftanın günü, günün saati, bayram tatil günü ve iki seviyeli normalleştirilmiş elektrik tüketim verileri kullanılarak %90 ile sistem eğitilmiş ve %10 ile test edilmiştir.

Tablo 5.55: MAE Göre Sabit İlk 5 İklim Verisi İle Buhar Basıncı Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation Coefficient	MAE			RMSE		
		Sıra	Değer	Yüzde	Sıra	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,81		1738,22	5,97		2372,20	8,15
MultilayerPerceptron	0,83	3	1514,67	5,20	1	2212,96	7,60
SMOreg	0,83		1743,73	5,99		2328,84	8,00
Bagging	0,83	1	1415,10	4,86	2	2223,28	7,64
RandomSubSpace	0,63		2362,65	8,12		3104,21	10,67
M5Rules	0,83	2	1472,95	5,06	3	2278,94	7,83
RandomTree	0,78		1750,17	6,01		2556,17	8,78
REPTree	0,81		1528,25	5,25		2384,77	8,19

Tablo 5.54’de yukarıda belirtilen algoritmalarla yapılan tahminlere ait Koorelasyon Katsayısı, MAE, RMSE değerleri ve hata yüzdeleri görülmektedir. Tablo 5.54 incelendiğinde MultilayerPerceptron, Bagging ve M5Rules algoritmalarının “MAE” ve “RMSE” değerlerine göre en azz yüzdellik hatayı vermiştir. Koorelasyon katsayıları incelendiğinde hepsinin pozitif yönde ve 0,83 ile 0,63 arasında olduğu görülmüştür.

5.4.1.2 Birinci grup için güneşlenme deneyleri

Bu deneyde birinci grup iklim öznitelikleri ile birlikte “Güneşlenme” iklim verisi, haftanın günü, günün saati, bayram tatil günü ve iki seviyeli normalleştirilmiş elektrik tüketim verileri kullanılarak %90 ile sistem eğitilmiş ve %10 ile test edilmiştir. Tablo 5.55’de yukarıda belirtilen algoritmalarla yapılan tahminlere ait Koorelasyon Katsayısı, MAE, RMSE değerleri ve hata yüzdeleri görülmektedir. Tablo 5.55 incelendiğinde MultilayerPerceptron, Bagging ve M5Rules algoritmalarının “MAE” değerine göre en az hata yüzdelerini verirken, “RMSE” değerlerine göre en az hata yüzdelerini SMOreg, Bagging ve M5Rules algoritmaları vermiştir. Koorelasyon katsayıları incelendiğinde hepsinin pozitif yönde ve 0,84 ile 0,78 arasında olduğu görülmüştür.

Tablo 5.56: MAE Göre Sabit İlk 5 İklim Verisi İle Güneşlenme Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation Coefficient	MAE			RMSE		
		Sıra	Değer	Yüzde	Sıra	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,82		1721,09	5,91		2366,70	8,13
MultilayerPerceptron	0,82	2	1445,12	4,96		2309,86	7,94
SMOreg	0,84		1658,34	5,70	2	2259,59	7,76
Bagging	0,83	1	1435,51	4,93	3	2260,54	7,77
RandomSubSpace	0,78		1852,29	6,36		2504,75	8,61
M5Rules	0,83	3	1459,64	5,01	1	2240,57	7,70
RandomTree	0,78		1762,28	6,05		2597,11	8,92
REPTree	0,80		1549,76	5,32		2413,52	8,29

5.4.1.3 Birinci grup için güneş radyasyonu deneyleri

Bu deneyde birinci grup iklim öznitelikleri ile birlikte “Güneş Radyasyonu” iklim verisi, haftanın günü, günün saati, bayram tatil günü ve iki seviyeli normalleştirilmiş elektrik tüketim verileri kullanılarak %90 ile sistem eğitilmiş ve %10 ile test edilmiştir. Tablo 5.56’da yukarıda belirtilen algoritmalarla yapılan tahminlere ait Koorelasyon Katsayısı, MAE, RMSE değerleri ve hata yüzdeleri görülmektedir. Tablo 5.56 incelendiğinde MultilayerPerceptron, Bagging ve REPTree algoritmalarının “MAE” değerine göre en az hata yüzdeleri verirken, “RMSE” değerlerine göre en az hata yüzdelerini MultilayerPerceptron, SMOreg ve Bagging algoritmaları vermiştir. Koorelasyon katsayıları incelendiğinde hepsinin pozitif yönde ve 0,83 ile 0,70 arasında olduğu görülmüştür.

Tablo 5.57: MAE Göre Sabit İlk 5 İklim Verisi İle Güneş Radyasyonu Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation Coefficient	MAE			RMSE		
		Sıra	Değer	Yüzde	Sıra	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,81		1729,60	5,94		2363,03	8,12
MultilayerPerceptron	0,83	2	1465,33	5,03	2	2278,08	7,83
SMOreg	0,83		1715,68	5,89	3	2299,70	7,90
Bagging	0,83	1	1448,74	4,98	1	2262,52	7,77
RandomSubSpace	0,81		1684,32	5,79		2349,87	8,07
M5Rules	0,71		1608,14	5,53		3104,06	10,66
RandomTree	0,70		2032,40	6,98		3069,52	10,55
REPTree	0,81	3	1550,72	5,33		2382,51	8,19

5.4.1.4 Birinci grup için maksimum nem deneyleri

Bu deneyde birinci grup iklim öznitelikleri ile birlikte “Maksimum Nem” iklim verisi, haftanın günü, günün saati, bayram tatil günü ve iki seviyeli normalleştirilmiş elektrik tüketim verileri kullanılarak %90 ile sistem eğitilmiş ve %10 ile test edilmiştir. Tablo 5.57’de yukarıda belirtilen algoritmalarla yapılan tahminlere ait Koorelasyon Katsayısı, MAE, RMSE değerleri ve hata yüzdeleri görülmektedir.

Tablo 5.58: MAE Göre Sabit İlk 5 İklim Verisi İle Maksimum Nem Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation Coefficient	MAE			RMSE		
		Sıra	Değer	Yüzde	Sıra	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,81		1799,63	6,18		2441,17	8,39
MultilayerPerceptron	0,82		1582,19	5,44		2347,22	8,06
SMOreg	0,82		1723,92	5,92		2347,65	8,07
Bagging	0,83	1	1427,50	4,90	1	2233,59	7,67
RandomSubSpace	0,82		1695,35	5,82	3	2314,42	7,95
M5Rules	0,83	2	1481,85	5,09	2	2256,17	7,75
RandomTree	0,77		1799,88	6,18		2732,25	9,39
REPTree	0,81	3	1534,20	5,27		2393,19	8,22

Tablo 5.57 incelendiğinde Bagging, M5Rules ve REPTree algoritmalarının “MAE” değerine göre en az hata yüzdelerini verirken, “RMSE” değerlerine göre en az hata yüzdelerini Bagging, RandomSubSpace ve M5Rules algoritmaları vermiştir. Koorelasyon katsayıları incelendiğinde hepsinin pozitif yönde ve 0,83 ile 0,77 arasında olduğu görülmüştür.

5.4.1.5 Birinci grup için minimum nem deneyleri

Bu deneyde birinci grup iklim öznitelikleri ile birlikte “Minimum Nem” iklim verisi, haftanın günü, günün saati, bayram tatil günü ve iki seviyeli normalleştirilmiş elektrik tüketim verileri kullanılarak %90 ile sistem eğitilmiş ve %10 ile test edilmiştir. Tablo 5.58’de yukarıda belirtilen algoritmalarla yapılan tahminlere ait Koorelasyon Katsayısı, MAE, RMSE değerleri ve hata yüzdeleri görülmektedir. Tablo 5.58 incelendiğinde Bagging, M5Rules ve REPTree algoritmalarının “MAE” değerine göre en az hata yüzdelerini verirken, “RMSE” değerlerine göre en az hata yüzdelerini SMOreg, Bagging ve M5Rules algoritmaları vermiştir. Koorelasyon katsayıları incelendiğinde hepsinin pozitif yönde ve 0,83 ile 0,73 arasında olduğu görülmüştür.

Tablo 5.59: MAE Göre Sabit İlk 5 İklim Verisi İle Minimum Nem Deneş Sonuları.

Kullanılan Algorİtmaİlar	Correlation Coefficient	MAE			RMSE		
		Sıra	Deęer	Yüzde	Sıra	Deęer	Yüzde
LinearRegression	0,82		1772,09	6,09		2384,98	8,19
MultilayerPerceptron	0,80		1553,20	5,34		2477,72	8,51
SMOreg	0,83		1714,57	5,89	3	2330,55	8,01
Bagging	0,83	2	1424,64	4,89	2	2230,10	7,66
RandomSubSpace	0,73		2092,03	7,19		2806,11	9,64
M5Rules	0,85	1	1421,58	4,88	1	2126,34	7,31
RandomTree	0,78		1769,64	6,08		2628,02	9,03
REPTree	0,81	3	1545,44	5,31		2397,93	8,24

5.4.1.6 Birinci grup için nem deneyleri

Bu deneyde birinci grup iklim öznitelikleri ile birlikte “Nem” iklim verisi, haftanın günü, günün saati, bayram tatil günü ve iki seviyeli normalleştirilmiş elektrik tüketim verileri kullanılarak %90 ile sistem eğitilmiş ve %10 ile test edilmiştir. Tablo 5.59’da yukarıda belirtilen algorİtmalarla yapılan tahminlere ait Koorelasyon Katsayısı, MAE, RMSE deęerleri ve hata yüzdeleri görölmektedir. Tablo 5.59 incelendięinde MultilayerPerceptron, Bagging ve REPTree algorİtmalarının “MAE” deęerine göre en az hata yüzdelerini veririrken, “RMSE” deęerlerine göre en az hata yüzdelerini LinearRegression, SMOreg ve Bagging algorİtmaları vermiştir. Koorelasyon katsayıları incelendięinde hepsinin pozitif yönde ve 0,83 ile 0,71 arasında olduęu görölmüştür.

Tablo 5.60: MAE Göre Sabit İlk 5 İklim Verisi İle Nem Deneş Sonuları

Kullanılan Algorİtmaİlar	Correlation Coefficient	MAE			RMSE		
		Sıra	Deęer	Yüzde	Sıra	Deęer	Yüzde
LinearRegression	0,82		1800,02	6,18	3	2403,11	8,26
MultilayerPerceptron	0,77	2	1553,88	5,34		2793,64	9,60
SMOreg	0,82		1735,27	5,96	2	2347,21	8,06
Bagging	0,83	1	1445,97	4,97	1	2249,48	7,73
RandomSubSpace	0,71		2037,81	7,00		2813,58	9,67
M5Rules	0,77		1589,98	5,46		2731,17	9,38
RandomTree	0,77		1814,56	6,23		2655,51	9,12
REPTree	0,80	3	1565,22	5,38		2406,21	8,27

5.4.1.7 Birinci grup için rüzgâr deneyleri

Bu deneyde birinci grup iklim öznitelikleri ile birlikte “Rüzgâr” iklim verisi, haftanın günü, günün saati, bayram tatil günü ve iki seviyeli normalleştirilmiş elektrik tüketim verileri kullanılarak %90 ile sistem eğitilmiş ve %10 ile test edilmiştir. Tablo 5.60’da yukarıda belirtilen algoritmalarla yapılan tahminlere ait Koorelasyon Katsayısı, MAE, RMSE değerleri ve hata yüzdeleri görülmektedir.

Tablo 5.61: MAE Göre Sabit İlk 5 İklim Verisi İle Rüzgâr Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation Coefficient	MAE			RMSE		
		Sıra	Değer	Yüzde	Sıra	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,82		1708,70	5,87		2348,60	8,07
MultilayerPerceptron	0,84	3	1473,37	5,06	1	2169,30	7,45
SMOreg	0,84		1647,02	5,66		2250,64	7,73
Bagging	0,83	1	1417,41	4,87	2	2235,39	7,68
RandomSubSpace	0,65		2314,30	7,95		3017,45	10,37
M5Rules	0,83	2	1440,14	4,95	3	2243,11	7,71
RandomTree	0,78		1769,41	6,08		2672,85	9,18
REPTree	0,81		1532,83	5,27		2389,90	8,21

Tablo 5.60 incelendiğinde MultilayerPerceptron, Bagging ve M5Rules algoritmalarının “MAE” ve “RMSE” değerlerine göre en az hata yüzdelerini vermişlerdir. Koorelasyon katsayıları incelendiğinde hepsinin pozitif yönde ve 0,84 ile 0,65 arasında olduğu görülmüştür.

5.4.1.8 Birinci grup için rüzgâr 10 metre deneyleri

Bu deneyde birinci grup iklim öznitelikleri ile birlikte “Rüzgâr 10 metre” iklim verisi, haftanın günü, günün saati, bayram tatil günü ve iki seviyeli normalleştirilmiş elektrik tüketim verileri kullanılarak %90 ile sistem eğitilmiş ve %10 ile test edilmiştir. Tablo 5.61’de yukarıda belirtilen algoritmalarla yapılan tahminlere ait Koorelasyon Katsayısı, MAE, RMSE değerleri ve hata yüzdeleri görülmektedir. Tablo 5.61 incelendiğinde MultilayerPerceptron, Bagging ve M5Rules algoritmalarının “MAE” değerine göre en az hata yüzdeleri verirken, “RMSE” değerlerine göre en az hata yüzdelerini MultilayerPerceptron, SMOreg ve Bagging,

algoritmaları vermiştir. Koorelasyon katsayıları incelendiğinde hepsinin pozitif yönde ve 0,84 ile 0,73 arasında olduğu görülmüştür.

Tablo 5.62: MAE Göre Sabit İlk 5 İklim Verisi İle Rüzgâr 10 Metre Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation Coefficient	MAE			RMSE		
		Sıra	Değer	Yüzde	Sıra	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,82		1719,94	5,91		2360,86	8,11
MultilayerPerceptron	0,84	3	1484,23	5,10	1	2162,83	7,43
SMOreg	0,84		1651,56	5,67	3	2260,48	7,77
Bagging	0,83	2	1427,62	4,90	2	2247,40	7,72
RandomSubSpace	0,73		2077,15	7,14		2752,42	9,46
M5Rules	0,83	1	1414,61	4,86		2265,23	7,78
RandomTree	0,78		1738,81	5,97		2617,62	8,99
REPTree	0,81		1542,07	5,30		2392,14	8,22

5.4.1.9 Birinci grup için saatlik basınç deneyleri

Bu deneyde birinci grup iklim öznelikleri ile birlikte “Saatlik Basınç” iklim verisi, haftanın günü, günün saati, bayram tatil günü ve iki seviyeli normalleştirilmiş elektrik tüketim verileri kullanılarak %90 ile sistem eğitilmiş ve %10 ile test edilmiştir. Tablo 5.62’de yukarıda belirtilen algoritmalarla yapılan tahminlere ait Koorelasyon Katsayısı, MAE, RMSE değerleri ve hata yüzdeleri görülmektedir. Tablo 5.62 incelendiğinde MultilayerPerceptron, Bagging ve M5Rules, algoritmalarının “MAE” ve “RMSE” değerlerine göre en az hata yüzdelerini verdiği görülmüştür. Koorelasyon katsayıları incelendiğinde hepsinin pozitif yönde ve 0,84 ile 0,78 arasında olduğu görülmüştür.

Tablo 5.63: MAE Göre Sabit İlk 5 İklim Verisi İle Saatlik Basınç Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation Coefficient	MAE			RMSE		
		Sıra	Değer	Yüzde	Sıra	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,81		1729,60	5,94		2363,03	8,12
MultilayerPerceptron	0,84	3	1470,50	5,05	1	2170,88	7,46
SMOreg	0,83		1700,74	5,84		2285,35	7,85
Bagging	0,83	1	1412,81	4,85	3	2234,98	7,68
RandomSubSpace	0,80		1957,43	6,73		2507,13	8,61
M5Rules	0,84	2	1469,82	5,05	2	2221,65	7,63
RandomTree	0,78		1758,35	6,04		2623,76	9,01
REPTree	0,81		1527,53	5,25		2392,55	8,22

5.4.1.10 Birinci grup için toprak ısı 5 metre deneyleri

Bu deneyde birinci grup iklim öznitelikleri ile birlikte “Toprak Isısı 5 Metre” iklim verisi, haftanın günü, günün saati, bayram tatil günü ve iki seviyeli normalleştirilmiş elektrik tüketim verileri kullanılarak %90 ile sistem eğitilmiş ve %10 ile test edilmiştir. Tablo 5.60’da yukarıda belirtilen algoritmalarla yapılan tahminlere ait Koorelasyon Katsayısı, MAE, RMSE değerleri ve hata yüzdeleri görülmektedir.

Tablo 5.64: MAE Göre Sabit İlk 5 İklim Verisi İle Toprak Isısı 5 Metre Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation Coefficient	MAE			RMSE		
		Sıra	Değer	Yüzde	Sıra	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,81		1729,01	5,94		2361,89	8,11
MultilayerPerceptron	0,82		1577,88	5,42		2359,53	8,11
SMOreg	0,83		1709,93	5,87	1	2294,91	7,88
Bagging	0,83	1	1432,78	4,92	2	2249,54	7,73
RandomSubSpace	0,72		2165,22	7,44		2813,73	9,67
M5Rules	0,82	2	1491,75	5,13	3	2295,52	7,89
RandomTree	0,77		1741,32	5,98		2662,75	9,15
REPTree	0,80	3	1542,44	5,30		2408,46	8,27

Tablo 5.60 incelendiğinde Bagging, M5Rules ve REPTree algoritmaları “MAE” değerine göre en az hata yüzdelerini verirken, “RMSE” değerlerine göre en az hata yüzdelerini SMOreg, Bagging ve M5Rules algoritmaları vermiştir. Koorelasyon katsayıları incelendiğinde hepsinin pozitif yönde ve 0,83 ile 0,72 arasında olduğu görülmüştür.

5.4.1.11 Birinci grup için toprak ısı 10 metre deneyleri

Bu deneyde birinci grup iklim öznitelikleri ile birlikte “Toprak Isısı 10 Metre” iklim verisi, haftanın günü, günün saati, bayram tatil günü ve iki seviyeli normalleştirilmiş elektrik tüketim verileri kullanılarak %90 ile sistem eğitilmiş ve %10 ile test edilmiştir. Tablo 5.64’de yukarıda belirtilen algoritmalarla yapılan tahminlere ait Koorelasyon Katsayısı, MAE, RMSE değerleri ve hata yüzdeleri görülmektedir.

Tablo 5.65: MAE Göre Sabit İlk 5 İklim Verisi İle Toprak Isısı 10 Metre Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation Coefficient	MAE			RMSE		
		Sıra	Değer	Yüzde	Sıra	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,81		1718,36	5,90		2361,73	8,11
MultilayerPerceptron	0,83	2	1470,36	5,05	3	2232,52	7,67
SMOreg	0,84		1677,04	5,76		2266,27	7,79
Bagging	0,83	1	1423,34	4,89	2	2225,26	7,65
RandomSubSpace	0,84	3	1491,41	5,12	1	2107,78	7,24
M5Rules	0,82		1500,71	5,16		2300,90	7,91
RandomTree	0,77		1717,78	5,90		2664,87	9,16
REPTree	0,81		1538,59	5,29		2390,01	8,21

Tablo 5.64 incelendiğinde MultilayerPerceptron, Bagging ve RandomSubSpace algoritmalarının “MAE” ve “RMSE” değerlerine göre en az hata yüzdelerini verdikleri görülmüştür. Koorelasyon katsayıları incelendiğinde hepsinin pozitif yönde ve 0,84 ile 0,77 arasında olduğu görülmüştür.

5.4.1.12 Birinci grup için toprak ısı 20 metre deneyleri

Bu deneyde birinci grup iklim öznelikleri ile birlikte “Toprak Isısı 20 Metre” iklim verisi, haftanın günü, günün saati, bayram tatil günü ve iki seviyeli normalleştirilmiş elektrik tüketim verileri kullanılarak %90 ile sistem eğitilmiş ve %10 ile test edilmiştir. Tablo 5.65’de yukarıda belirtilen algoritmalarla yapılan tahminlere ait Koorelasyon Katsayısı, MAE, RMSE değerleri ve hata yüzdeleri görülmektedir.

Tablo 5.66: MAE Göre Sabit İlk 5 İklim Verisi İle Toprak Isısı 20 Metre Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation Coefficient	MAE			RMSE		
		Sıra	Değer	Yüzde	Sıra	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,82		1705,39	5,86		2361,40	8,11
MultilayerPerceptron	0,84	1	1400,76	4,81	1	2163,79	7,43
SMOreg	0,84		1609,62	5,53	3	2226,71	7,65
Bagging	0,83	2	1419,99	4,88	2	2217,07	7,62
RandomSubSpace	0,67		2234,85	7,68		2938,76	10,10
M5Rules	0,83	3	1493,48	5,13		2264,86	7,78
RandomTree	0,81		1666,50	5,73		2409,91	8,28
REPTree	0,81		1535,38	5,28		2379,10	8,17

Tablo 5.65 incelendiğinde MultilayerPerceptron, Bagging ve M5Rules algoritmalarının “MAE” değerine göre en az hata yüzdeleri verirken, “RMSE” değerlerine göre en az hata yüzdelerini MultilayerPerceptron, SMOREg ve Bagging algoritmaları vermiştir. Koorelasyon katsayıları incelendiğinde hepsinin pozitif yönde ve 0,84 ile 0,67 arasında olduğu görülmüştür.

5.4.1.13 Birinci grup deney sonucu

Birinci grup iklim özneliklerine ayrı ayrı eklenen iklim verileri ile yapılan grup deney sonuçlarına göre MAE ve RMSE değerlerinin elde edildiği algoritmalar ve hata yüzdeleri Tablo 5.66’da gösterilmektedir.

Tablo 5.67: Birinci Grup Deney Sonuçları.

Meteorolojik Veri	MAE				RMSE			
	Sıra	Algoritma	Değer	Yüzde	Sıra	Algoritma	Değer	Yüzde
Buhar Basıncı	3	Bagging	1415,10	4,86		MultilayerPercep.	2212,96	7,60
Güneşlenme		Bagging	1435,51	4,93		M5Rules	2240,57	7,70
Güneş Radyas.		Bagging	1448,74	4,98		Bagging	2262,52	7,77
Maksimum Nem		Bagging	1427,50	4,90		Bagging	2233,59	7,67
Minumum Nem		M5Rules	1421,58	4,88	2	M5Rules	2126,34	7,31
Nem		Bagging	1445,97	4,97		Bagging	2249,48	7,73
Rüzgâr	4	Bagging	1417,41	4,87	5	MultilayerPercep.	2169,30	7,45
Rüzgâr_10	2	M5Rules	1414,61	4,86	3	MultilayerPercep.	2162,83	7,43
Saatlik Basınç	1	Bagging	1412,81	4,85		MultilayerPercep.	2170,88	7,46
Toprak_Isı_5		Bagging	1432,78	4,92		SMOREg	2294,91	7,88
Toprak_Isı_10		Bagging	1423,34	4,89	1	RandomSubSpace	2107,78	7,24
Toprak_Isı_20	5	MultilayerPercep.	1400,76	4,81	4	MultilayerPercep.	2163,79	7,43

Tablo 5.66 incelendiğinde; MEA değerlerine göre sırasıyla Saatlik Basınç, Rüzgâr_10, Buhar Basıncı, Rüzgâr ve Toprak_Isı_20 en az hata yüzdesine sahip iklim verileri iken RMSE değerlerine göre sırasıyla Toprak_ısı_10, Minumum Nem, Rüzgâr_10, Toprak_ısı_20 ve Rüzgâr iklim verileri daha az hata yüzdelerine sahiptir.

5.4.2 MAE İçin Sabit İlk 7 İklim Verisi Deneyleri

Bu grup deneylerde 2012, 2013 ve 2014 yıllarına ait Isı, Maksimum Isı, Minumum Isı, Minimum Nem, Toprak_Isı_10, Toprak_Isı_50 ve Toprak_Isı_100

iklim öznitelikleri ile birlikte diğer iklim öznitelikleri ayrı ayrı eklenmiştir. Bu grup deneylerde uygulanacak testler ve öznitelikler Tablo 5.67’de gösterilmektedir.

Tablo 5.68: MAE İçin Sabit İlk 7 İklim Verisi İle Birlikte Yapılacak Deneyleri.

Öznitelikler	Deney Sıraları									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Elektrik Tüketim	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
Haftanın Günü	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
Günün Saati	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
Bayram Tatil Günü	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
Buhar Basıncı	x									
Güneşlenme		x								
G-Rds			x							
Isı	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
Maksimum Isı	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
Maksimum Nem				x						
Minimum Isı	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
Minimum Nem	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
Nem					x					
Rüzgâr						x				
Rüzgâr_10							x			
Saatlik Basınç								x		
Toprak_Isı_5									x	
Toprak_Isı_10	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
Toprak_Isı_20										x
Toprak_Isı_50	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
Toprak_Isı_100	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x

Sistem 765 gün için 18036 saatlik belirlenen iklim verileri ile birlikte haftanın günü, günün saati, bayram tatil günü ve iki seviyeli normalleştirilmiş elektrik tüketim verileri ile eğitilmiş, 85 gün için 2004 saatlik belirlenen iklim verileri ile birlikte haftanın günü, günün saati, bayram tatil günü ve elektrik tüketim verileri ile test edilmiştir. 2004 saatlik enerji tüketimi LinearRegression, MultilayerPerceptron, SMOreg, Bagging, RandomSubSpace, M5Rules, RandomTree ve REPTree algoritmaları ile tahmin edilmeye çalışılmıştır.

5.4.2.1 İkinci grup için buhar basıncı deneyleri

Bu deneyde ikinci grup iklim öznitelikleri ile birlikte “Buhar Basıncı” iklim verisi, haftanın günü, günün saati, bayram tatil günü ve iki seviyeli normalleştirilmiş elektrik tüketim verileri kullanılarak %90 ile sistem eğitilmiş ve %10 ile test edilmiştir.

Tablo 5.69: MAE Göre Sabit İlk 7 İklim Verisi İle Buhar Basıncı Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation Coefficient	MAE			RMSE		
		Sıra	Değer	Yüzde	Sıra	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,83		1819,09	6,25		2397,50	8,24
MultilayerPerceptron	0,83	2	1516,13	5,21	2	2224,18	7,64
SMOreg	0,82		1751,70	6,02		2381,28	8,18
Bagging	0,84	1	1411,42	4,85	1	2192,60	7,53
RandomSubSpace	0,83		1640,67	5,64	3	2263,51	7,78
M5Rules	0,81		1582,16	5,44		2354,56	8,09
RandomTree	0,77		1796,88	6,17		2646,22	9,09
REPTree	0,81	3	1532,69	5,27		2380,03	8,18

Tablo 5.68’de yukarıda belirtilen algoritmalarla yapılan tahminlere ait Koorelasyon Katsayısı, MAE, RMSE değerleri ve hata yüzdeleri görülmektedir. Tablo 5.68 incelendiğinde MultilayerPerceptron, Bagging ve REPTree algoritmalarının “MAE” değerine göre en az hata yüzdelerini verirken, “RMSE” değerlerine göre en az hata yüzdelerini MultilayerPerceptron, Bagging ve RandomSubSpace algoritmaları vermiştir. Koorelasyon katsayıları incelendiğinde hepsinin pozitif yönde ve 0,84 ile 0,77 arasında olduğu görülmüştür.

5.4.2.2 İkinci grup için güneşlenme deneyleri

Bu deneyde ikinci grup iklim öznelikleri ile birlikte “Güneşlenme” iklim verisi, haftanın günü, günün saati, bayram tatil günü ve iki seviyeli normalleştirilmiş elektrik tüketim verileri kullanılarak %90 ile sistem eğitilmiş ve %10 ile test edilmiştir.

Tablo 5.70: MAE Göre Sabit İlk 7 İklim Verisi İle Güneşlenme Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation Coefficient	MAE			RMSE		
		Sıra	Değer	Yüzde	Sıra	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,83		1795,71	6,17		2379,11	8,17
MultilayerPerceptron	0,82	2	1453,77	4,99	3	2288,92	7,86
SMOreg	0,83		1690,00	5,81	2	2305,26	7,92
Bagging	0,83	1	1421,38	4,88	1	2217,47	7,62
RandomSubSpace	0,81		1693,97	5,82		2341,77	8,05
M5Rules	0,82		1601,14	5,50		2353,46	8,09
RandomTree	0,73		1895,27	6,51		2850,20	9,79
REPTree	0,80	3	1558,21	5,35		2407,15	8,27

Tablo 5.69’da yukarıda belirtilen algoritmalarla yapılan tahminlere ait Koorelasyon Katsayısı, MAE, RMSE değerleri ve hata yüzdeleri görülmektedir. Tablo 5.69 incelendiğinde MultilayerPerceptron, Bagging ve REPTree algoritmalarının “MAE” değerine göre en az hata yüzdeleri verirken, “RMSE” değerlerine göre en az hata yüzdelerini MultilayerPerceptron, SMOreg ve Bagging algoritmaları vermiştir. Koorelasyon katsayıları incelendiğinde hepsinin pozitif yönde ve 0,83 ile 0,73 arasında olduğu görülmüştür.

5.4.2.3 İkinci grup için güneş radyasyonu deneyleri

Bu deneyde ikinci grup iklim öznelikleri ile birlikte “Güneş Radyasyonu” iklim verisi, haftanın günü, günün saati, bayram tatil günü ve iki seviyeli normalleştirilmiş elektrik tüketim verileri kullanılarak %90 ile sistem eğitilmiş ve %10 ile test edilmiştir.

Tablo 5.71: MAE Göre Sabit İlk 7 İklim Verisi İle Güneş Radyasyonu Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation Coefficient	MAE			RMSE		
		Sıra	Değer	Yüzde	Sıra	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,80		1995,90	6,86		2617,11	8,99
MultilayerPerceptron	0,81	2	1438,17	4,94	3	2367,35	8,13
SMOreg	0,83		1701,74	5,85	2	2302,47	7,91
Bagging	0,83	1	1434,09	4,93	1	2227,03	7,65
RandomSubSpace	0,78		1832,57	6,30		2510,88	8,63
M5Rules	0,79		1647,51	5,66		2606,14	8,95
RandomTree	0,60		2284,62	7,85		3432,83	11,79
REPTree	0,80	3	1569,41	5,39		2421,83	8,32

Tablo 5.70’de yukarıda belirtilen algoritmalarla yapılan tahminlere ait Koorelasyon Katsayısı, MAE, RMSE değerleri ve hata yüzdeleri görülmektedir. Tablo 5.70 incelendiğinde MultilayerPerceptron, Bagging ve REPTree algoritmalarının “MAE” değerine göre en az hata yüzdelerini verirken, “RMSE” değerlerine göre en az hata yüzdelerini MultilayerPerceptron, SMOreg ve Bagging algoritmaları vermiştir. Koorelasyon katsayıları incelendiğinde hepsinin pozitif yönde ve 0,82 ile 0,60 arasında olduğu görülmüştür.

5.4.2.4 İkinci grup için maksimum nem deneyleri

Bu deneyde ikinci grup iklim öznelikleri ile birlikte “Maksimum Nem” iklim verisi, haftanın günü, günün saati, bayram tatil günü ve iki seviyeli normalleştirilmiş elektrik tüketim verileri kullanılarak %90 ile sistem eğitilmiş ve %10 ile test edilmiştir. Tablo 5.71’de yukarıda belirtilen algoritmalarla yapılan tahminlere ait Koorelasyon Katsayısı, MAE, RMSE değerleri ve hata yüzdeleri görülmektedir.

Tablo 5.72: MAE Göre Sabit İlk 7 İklim Verisi İle Maksimum Nem Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation Coefficient	MAE			RMSE		
		Sıra	Değer	Yüzde	Sıra	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,81		1762,19	6,05		2410,57	8,28
MultilayerPerceptron	0,81	2	1422,61	4,89	3	2368,08	8,14
SMOreg	0,82		1702,92	5,85	2	2333,08	8,02
Bagging	0,83	1	1414,67	4,86	1	2205,02	7,58
RandomSubSpace	0,76		2108,64	7,24		2676,16	9,19
M5Rules	0,80		1566,35	5,38		2469,44	8,48
RandomTree	0,77		1770,97	6,08		2648,56	9,10
REPTree	0,81	3	1534,85	5,27		2380,42	8,18

Tablo 5.71 incelendiğinde MultilayerPerceptron, Bagging ve REPTree algoritmalarının “MAE” değerlerine göre en az hata yüzdelerini verirken, “RMSE” değerlerine göre en az hata yüzdelerini MultilayerPerceptron, SMOreg ve Bagging algoritmaları vermiştir. Koorelasyon katsayıları incelendiğinde hepsinin pozitif yönde ve 0,79 ile 0,63 arasında olduğu görülmüştür.

5.4.2.5 İkinci grup için nem deneyleri

Bu deneyde ikinci grup iklim öznelikleri ile birlikte “Nem” iklim verisi, haftanın günü, günün saati, bayram tatil günü ve iki seviyeli normalleştirilmiş elektrik tüketim verileri kullanılarak %90 ile sistem eğitilmiş ve %10 ile test edilmiştir. Tablo 5.72’de yukarıda belirtilen algoritmalarla yapılan tahminlere ait Koorelasyon Katsayısı, MAE, RMSE değerleri ve hata yüzdeleri görülmektedir.

Tablo 5.73: MAE Göre Sabit İlk 7 İklim Verisi İle Nem Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation Coefficient	MAE			RMSE		
		Sıra	Değer	Yüzde	Sıra	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,81		1753,87	6,03		2400,87	8,25
MultilayerPerceptron	0,82	3	1453,18	4,99	3	2300,96	7,91
SMOreg	0,81		1786,57	6,14		2444,11	8,40
Bagging	0,83	1	1414,42	4,86	2	2204,14	7,57
RandomSubSpace	0,79		1754,03	6,03		2421,31	8,32
M5Rules	0,85	2	1435,50	4,93	1	2148,73	7,38
RandomTree	0,75		1824,04	6,27		2796,16	9,61
REPTree	0,81		1543,17	5,30		2387,54	8,20

Tablo 5.72 incelendiğinde MultilayerPerceptron, Bagging ve M5Rules, algoritmalarının “MAE” ve “RMSE” değerlerine göre en az hata yüzdelerini vermişlerdir. Koorelasyon katsayıları incelendiğinde hepsinin pozitif yönde ve 0,85 ile 0,75 arasında olduğu görülmüştür.

5.4.2.6 İkinci grup için rüzgâr deneyleri

Bu deneyde ikinci grup iklim öznelikleri ile birlikte “Rüzgâr” iklim verisi, haftanın günü, günün saati, bayram tatil günü ve iki seviyeli normalleştirilmiş elektrik tüketim verileri kullanılarak %90 ile sistem eğitilmiş ve %10 ile test edilmiştir.

Tablo 5.74: MAE Göre Sabit İlk 7 İklim Verisi İle Rüzgâr Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation Coefficient	MAE			RMSE		
		Sıra	Değer	Yüzde	Sıra	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,82		1749,14	6,01		2391,88	8,22
MultilayerPerceptron	0,82		1693,82	5,82		2348,09	8,07
SMOreg	0,83		1695,04	5,82	3	2326,41	7,99
Bagging	0,83	1	1407,76	4,84	2	2197,06	7,55
RandomSubSpace	0,80		1800,91	6,19		2435,03	8,37
M5Rules	0,84	2	1454,97	5,00	1	2176,55	7,48
RandomTree	0,74		1839,51	6,32		2859,29	9,82
REPTree	0,81	3	1527,07	5,25		2363,78	8,12

Tablo 5.73’de yukarıda belirtilen algoritmalarla yapılan tahminlere ait Koorelasyon Katsayısı, MAE, RMSE değerleri ve hata yüzdeleri görülmektedir. Tablo 5.73 incelendiğinde Bagging, M5Rules ve REPTree algoritmalarının “MAE” değerine göre en az hata yüzdelerini verirken, “RMSE” değerlerine göre en az hata

yüzdelerini SMOreg, Bagging ve M5Rules algoritmaları vermiştir. Koorelasyon katsayıları incelendiğinde hepsinin pozitif yönde ve 0,84 ile 0,74 arasında olduğu görülmüştür.

5.4.2.7 İkinci grup için rüzgar 10 metre deneyleri

Bu deneyde ikinci grup iklim öznelikleri ile birlikte “Rüzgar 10 Metre” iklim verisi, haftanın günü, günün saati, bayram tatil günü ve iki seviyeli normalleştirilmiş elektrik tüketim verileri kullanılarak %90 ile sistem eğitilmiş ve %10 ile test edilmiştir.

Tablo 5.75: MAE Göre Sabit İlk 7 İklim Verisi İle Rüzgâr 10 Metre Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation Coefficient	MAE			RMSE		
		Sıra	Değer	Yüzde	Sıra	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,16		3386,79	11,64		4244,99	14,58
MultilayerPerceptron	0,49	1	2705,15	9,29	1	3679,00	12,64
SMOreg	0,41		3110,88	10,69		4156,12	14,28
Bagging	0,31		3023,95	10,39		4056,74	13,94
RandomSubSpace	0,33	3	2982,40	10,25	2	3741,02	12,85
M5Rules	0,44	2	2923,81	10,05	3	3972,41	13,65
RandomTree	0,25		3655,02	12,56		4903,92	16,85
REPTree	0,23		3379,25	11,61		4546,60	15,62

Tablo 5.74’te yukarıda belirtilen algoritmalarla yapılan tahminlere ait Koorelasyon Katsayısı, MAE, RMSE değerleri ve hata yüzdeleri görülmektedir. Tablo 5.74 incelendiğinde MultilayerPerceptron, RandomSubSpace ve M5Rules algoritmalarının “MAE” ve “RMSE” değerlerine göre en az hata yüzdelerini verdikleri görülmüştür. Koorelasyon katsayıları incelendiğinde hepsinin pozitif yönde ve 0,49 ile 0,16 arasında olduğu görülmüştür.

5.4.2.8 İkinci grup için saatlik basınç deneyleri

Bu deneyde ikinci grup iklim öznelikleri ile birlikte “Saatlik Basınç” iklim verisi, haftanın günü, günün saati, bayram tatil günü ve iki seviyeli normalleştirilmiş elektrik tüketim verileri kullanılarak %90 ile sistem eğitilmiş ve %10 ile test edilmiştir.

Tablo 5.76: MAE Göre Sabit İlk 7 İklim Verisi İle Saatlik Basınç Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation Coefficient	MAE			RMSE		
		Sıra	Değer	Yüzde	Sıra	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,83		1766,01	6,07		2368,70	8,14
MultilayerPerceptron	0,83	3	1534,17	5,27	2	2245,88	7,72
SMOreg	0,83		1713,74	5,89		2332,22	8,01
Bagging	0,83	1	1405,73	4,83	1	2196,81	7,55
RandomSubSpace	0,72		2217,47	7,62		2816,67	9,68
M5Rules	0,82	2	1513,01	5,20	3	2317,11	7,96
RandomTree	0,77		1796,89	6,17		2678,55	9,20
REPTree	0,81		1539,32	5,29		2396,14	8,23

Tablo 5.75’de yukarıda belirtilen algoritmalarla yapılan tahminlere ait Koorelasyon Katsayısı, MAE, RMSE değerleri ve hata yüzdeleri görülmektedir. Tablo 5.75 incelendiğinde MultilayerPerceptron, Bagging ve M5Rules algoritmalarının “MAE” ve “RMSE” değerlerine göre en az hata yüzdelerini verdikleri görülmüştür. Koorelasyon katsayıları incelendiğinde hepsinin pozitif yönde ve 0,83 ile 0,72 arasında olduğu görülmüştür.

5.4.2.9 İkinci grup için toprak ısı 5 metre deneyleri

Bu deneyde ikinci grup iklim öznelikleri ile birlikte “Toprak Isısı 5 Metre” iklim verisi, haftanın günü, günün saati, bayram tatil günü ve iki seviyeli normleştirilmiş elektrik tüketim verileri kullanılarak %90 ile sistem eğitilmiş ve %10 ile test edilmiştir. Tablo 5.76’da yukarıda belirtilen algoritmalarla yapılan tahminlere ait Koorelasyon Katsayısı, MAE, RMSE değerleri ve hata yüzdeleri görülmektedir. Tablo 5.76 incelendiğinde MultilayerPerceptron, Bagging ve M5Rules algoritmalarının “MAE” ve “RMSE” değerlerine göre en az hata yüzdelerini verdikleri görülmüştür. Koorelasyon katsayıları incelendiğinde hepsinin pozitif yönde ve 0,82 ile 0,71 arasında olduğu görülmüştür.

Tablo 5.77: MAE Göre Sabit İlk 7 İklim Verisi İle Toprak Isısı 5 Metre Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation Coefficient	MAE			RMSE		
		Sıra	Değer	Yüzde	Sıra	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,81		1811,85	6,22		2476,55	8,51
MultilayerPerceptron	0,83	3	1539,13	5,29	2	2244,84	7,71
SMOreg	0,83		1694,82	5,82		2325,15	7,99
Bagging	0,83	1	1419,79	4,88	1	2218,61	7,62
RandomSubSpace	0,77		1940,89	6,67		2551,34	8,77
M5Rules	0,83	2	1527,22	5,25	3	2293,37	7,88
RandomTree	0,76		1822,45	6,26		2770,35	9,52
REPTree	0,81		1542,49	5,30		2390,30	8,21

5.4.2.10 İkinci grup için toprak ısı 20 metre deneyleri

Bu deneyde ikinci grup iklim öznitelikleri ile birlikte “Toprak Isısı 20 Metre” iklim verisi, haftanın günü, günün saati, bayram tatil günü ve iki seviyeli normleştirilmiş elektrik tüketim verileri kullanılarak %90 ile sistem eğitilmiş ve %10 ile test edilmiştir.

Tablo 5.78: MAE Göre Sabit İlk 7 İklim Verisi İle Toprak Isısı 20 Metre Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation Coefficient	MAE			RMSE		
		Sıra	Değer	Yüzde	Sıra	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,80		1833,47	6,30		2501,96	8,60
MultilayerPerceptron	0,83	3	1537,38	5,28	2	2246,71	7,72
SMOreg	0,83		1694,77	5,82		2329,58	8,00
Bagging	0,83	1	1414,78	4,86	1	2202,72	7,57
RandomSubSpace	0,73		2037,72	7,00		2692,47	9,25
M5Rules	0,82		1564,03	5,37	3	2326,16	7,99
RandomTree	0,79		1742,49	5,99		2574,70	8,85
REPTree	0,81	2	1532,10	5,26		2367,49	8,13

Tablo 5.77’de yukarıda belirtilen algoritmalarla yapılan tahminlere ait Koorelasyon Katsayısı, MAE, RMSE değerleri ve hata yüzdeleri görülmektedir. Tablo 5.77 incelendiğinde MultilayerPerceptron, Bagging ve REPTree algoritmalarının “MAE” değerine göre en az hata yüzdeleri verirken, “RMSE” değerlerine göre en yakın sonuçları MultilayerPerceptron, Bagging ve M5Rules algoritmaları vermiştir. Koorelasyon katsayıları incelendiğinde hepsinin pozitif yönde ve 0,83 ile 0,73 arasında olduğu görülmüştür.

5.4.2.11 İkinci grup deney sonucu

İkinci Grup deney sonuçlarına göre MAE ve RMSE değerlerinin elde edildiği algoritmalar ve hata ortalamaları Tablo 5.78’de gösterilmektedir. 2012, 2013 ve 2014 yıllarına ait Maksimum Isı, Maksimum Nem, Minimum Isı, Minimum Nem, Nem, Toprak_Isı_5, Toprak_Isı_10 iklim öznitelikleri ile birlikte haftanın günü, günün saati, bayram tatil günü ve iki seviyeli normleştirilmiş elektrik tüketim verilerine ayrı ayrı eklenen iklim verilerinde MEA değerlerine göre sırasıyla Toprak_ısı_50, Güneş Radyasyonu, Toprak_ısı_100, Saatlik Basınç ve Rüzgâr en az hata ortalamasına sahipken RMSE değerlerine göre sırasıyla Buhar Basıncı,

Toprak_ısı_100, Toprak_ısı_50, Toprak_ısı_20 ve Güneş Radyasyonu iklim verileri daha az hata ortalamasına sahiptir.

Tablo 5.79: İkinci Grup Deneş Sonuçları.

Meteorolojik Veri	MAE				RMSE			
	Sıra	Algoritma	Değer	Yüzde	Sıra	Algoritma	Değer	Yüzde
Buhar basıncı	3	Bagging	1411,42	4,85	3	Bagging	2192,60	7,53
Güneşlenme		Bagging	1421,38	4,88		Bagging	2217,47	7,62
Güneş Radyas.		Bagging	1434,09	4,93		Bagging	2227,03	7,65
Maksimum Nem	5	Bagging	1414,67	4,86		Bagging	2205,02	7,58
Nem	4	Bagging	1414,42	4,86	1	M5Rules	2148,73	7,38
Rüzgâr	2	Bagging	1407,76	4,84	2	M5Rules	2176,55	7,48
Rüzgar_10		MultilayerPercep.	2705,15	9,29		MultilayerPercep.	3679,00	12,64
Saatlik Basıncı	1	Bagging	1405,73	4,83	4	Bagging	2196,81	7,55
Toprak Isı_5		Bagging	1419,79	4,88		Bagging	2218,61	7,62
Toprak Isı_20		Bagging	1414,78	4,86	5	Bagging	2202,72	7,57

2012, 2013 ve 2014 yıllarına ait Maksimum Isı, Maksimum Nem, Minimum Isı, Minimum Nem, Nem, Toprak_Isı_5, Toprak_Isı_10 iklim öznitelikleri ile birlikte haftanın günü, günün saati, bayram tatil günü ve iki seviyeli normalleştirilmiş elektrik tüketim verilerine ayrı ayrı eklenen iklim verilerinde MEA değerlerine göre sırasıyla Saatlik Basıncı, Rüzgâr, Buhar Basıncı, Nem ve Maksimum Nem en az hata yüzdesine sahipken RMSE değerlerine göre sırasıyla Nem, Rüzgâr, Buhar Basıncı, Saatlik Basıncı ve Toprak_ısı_20 iklim verileri daha az hata ortalamasına sahiptir.

5.4.3 RMSE İçin Sabit İlk 5 İklim Verisi Deneşleri

Bu grup deneşlerde 2012, 2013 ve 2014 yıllarına ait Isı, Toprak_Isı_10, Toprak_Isı_20, Toprak_Isı_50, Toprak_Isı_100 iklim öznitelikleri ile birlikte diğer iklim öznitelikleri ayrı ayrı eklenmiştir. Sistem 765 gün için 18036 saatlik belirlenen iklim verileri ile birlikte haftanın günü, günün saati, bayram tatil günü ve iki seviyeli normalleştirilmiş elektrik tüketim verileri ile eğitilmiş 85 gün için 2004 saatlik belirlenen iklim verileri ile birlikte haftanın günü, günün saati, bayram tatil günü ve elektrik tüketim verileri ile test edilmiştir. 2004 saatlik enerji tüketimi LinearRegression, MultilayerPerceptron, SMOreg, Bagging, RandomSubSpace, M5Rules, RandomForest, RandomTree ve REPTree algoritmaları ile tahmin edilmeye çalışılmıştır. Bu grup deneşlerde uygulanacak testler ve öznitelikler Tablo 5.79'da gösterilmektedir.

Tablo 5.80: RMSE İçin Sabit İlk 5 İklim Verisi İle Uygulanacak Deneyler.

Öznitelikler	Deney Sıraları											
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
Elektrik Tüketim	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
Haftanın Günü	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
Günün Saati	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
Bayram Tatil Günü	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
Buhar Basıncı	x											
Güneşlenme		x										
G-Rds			x									
Isı	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
Maksimum Isı				x								
Maksimum Nem					x							
Minimum Isı						x						
Minimum Nem							x					
Nem								x				
Rüzgâr									x			
Rüzgâr_10										x		
Saatlik Basıncı											x	
Toprak Isı_5												x
Toprak Isı_10	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
Toprak Isı_20	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
Toprak Isı_50	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
Toprak Isı_100	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x

5.4.3.1 Üçüncü grup için buhar basıncı deneyleri

Bu deneyde üçüncü grup iklim öznitelikleri ile birlikte “Buhar Basıncı” iklim verisi, haftanın günü, günün saati, bayram tatil günü ve iki seviyeli normalleştirilmiş elektrik tüketim verileri kullanılarak %90 ile sistem eğitilmiş ve %10 ile test edilmiştir. Tablo 5.80’de yukarıda belirtilen algoritmalarla yapılan tahminlere ait Koorelasyon Katsayısı, MAE, RMSE değerleri ve hata yüzdeleri görülmektedir.

Tablo 5.81: RMSE Göre Sabit İlk 5 İklim Verisi İle Buhar Basıncı Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation Coefficient	MAE			RMSE		
		Sıra	Değer	Yüzde	Sıra	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,81		1708,25	5,87		2348,09	8,07
MultilayerPerceptron	0,81		1554,92	5,34		2371,54	8,15
SMOreg	0,82		1664,61	5,72	3	2321,13	7,97
Bagging	0,83	1	1411,49	4,85	1	2199,26	7,56
RandomSubSpace	0,76		1993,57	6,85		2621,88	9,01
M5Rules	0,84	2	1484,95	5,10	2	2199,90	7,56
RandomTree	0,79		1699,29	5,84		2538,44	8,72
REPTree	0,81	3	1525,48	5,24		2367,80	8,14

Tablo 5.80 incelendiğinde Bagging, M5Rules ve REPTree algoritmalarının “MAE” değerine göre en az hata yüzdelerini verirken, “RMSE” değerlerine göre en az hata yüzdelerini SMOreg, Bagging ve M5Rules algoritmaları vermiştir. Koorelasyon katsayıları incelendiğinde hepsinin pozitif yönde ve 0,84 ile 0,76 arasında olduğu görülmüştür.

5.4.3.2 Üçüncü grup için güneşlenme deneyleri

Bu deneyde üçüncü grup iklim öznelikleri ile birlikte “Güneşlenme” iklim verisi, haftanın günü, günün saati, bayram tatil günü ve iki seviyeli normalleştirilmiş elektrik tüketim verileri kullanılarak %90 ile sistem eğitilmiş ve %10 ile test edilmiştir. Tablo 5.81’de yukarıda belirtilen algoritmalarla yapılan tahminlere ait Koorelasyon Katsayısı, MAE, RMSE değerleri ve hata yüzdeleri görülmektedir. Tablo 5.81 incelendiğinde MultilayerPerceptron, Bagging ve M5Rules algoritmalarının “MAE” ve “RMSE” değerlerine göre en az hata yüzdelerini verdikleri görülmüştür. Koorelasyon katsayıları incelendiğinde hepsinin pozitif yönde ve 0,83 ile 0,69 arasında olduğu görülmüştür.

Tablo 5.82: RMSE Göre Sabit İlk 5 İklim Verisi İle Güneşlenme Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation Coefficient	MAE			RMSE		
		Sıra	Değer	Yüzde	Sıra	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,82		1681,95	5,78		2341,44	8,04
MultilayerPerceptron	0,83	2	1466,24	5,04	2	2232,81	7,67
SMOreg	0,83		1628,58	5,60		2268,86	7,80
Bagging	0,83	1	1426,90	4,90	1	2227,77	7,65
RandomSubSpace	0,81		1707,85	5,87		2318,81	7,97
M5Rules	0,83	3	1515,90	5,21	3	2256,56	7,75
RandomTree	0,69		1912,58	6,57		3150,60	10,82
REPTree	0,81		1533,25	5,27		2381,77	8,18

5.4.3.3 Üçüncü grup için güneş radyasyonu deneyleri

Bu deneyde üçüncü grup iklim öznelikleri ile birlikte “Güneş Radyasyonu” iklim verisi, haftanın günü, günün saati, bayram tatil günü ve iki seviyeli normalleştirilmiş elektrik tüketim verileri kullanılarak %90 ile sistem eğitilmiş ve %10 ile test edilmiştir. Tablo 5.82’de yukarıda belirtilen algoritmalarla yapılan tahminlere ait Koorelasyon Katsayısı, MAE, RMSE değerleri ve hata yüzdeleri görülmektedir.

Tablo 5.83: RMSE Göre Sabit İlk 5 İklim Verisi İle Güneş Radyasyonu Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation Coefficient	MAE			RMSE		
		Sıra	Değer	Yüzde	Sıra	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,82		1695,57	5,83		2332,26	8,01
MultilayerPerceptron	0,85	1	1337,79	4,60	1	2112,80	7,26
SMOreg	0,83		1612,26	5,54	3	2246,87	7,72
Bagging	0,83	2	1443,16	4,96	2	2233,26	7,67
RandomSubSpace	0,74		1881,02	6,46		2635,64	9,06
M5Rules	0,81		1610,42	5,53		2400,69	8,25
RandomTree	0,71		1965,78	6,75		3015,35	10,36
REPTree	0,80	3	1568,85	5,39		2418,79	8,31

Tablo 5.82 incelendiğinde MultilayerPerceptron, Bagging ve REPTree algoritmalarının “MAE” değerine göre en az hata yüzdelerini verirken, “RMSE” değerlerine göre en az hata yüzdelerini MultilayerPerceptron, SMOreg ve Bagging algoritmaları vermiştir. Koorelasyon katsayıları incelendiğinde hepsinin pozitif yönde ve 0,85 ile 0,71 arasında olduğu görülmüştür.

5.4.3.4 Üçüncü grup için maksimum isi deneyleri

Bu deneyde üçüncü grup iklim öznelikleri ile birlikte “Maksimum Isı” iklim verisi, haftanın günü, günün saati, bayram tatil günü ve iki seviyeli normalleştirilmiş elektrik tüketim verileri kullanılarak %90 ile sistem eğitilmiş ve %10 ile test edilmiştir. Tablo 5.83’de yukarıda belirtilen algoritmalarla yapılan tahminlere ait Koorelasyon Katsayısı, MAE, RMSE değerleri ve hata yüzdeleri görülmektedir.

Tablo 5.84: RMSE Göre Sabit İlk 5 İklim Verisi İle Maksimum Isı Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation Coefficient	MAE			RMSE		
		Sıra	Değer	Yüzde	Sıra	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,65		2500,49	8,59		3622,21	12,44
MultilayerPerceptron	0,82	2	1515,05	5,21	2	2300,09	7,90
SMOreg	0,79		1827,72	6,28		2550,28	8,76
Bagging	0,83	1	1421,10	4,88	1	2216,58	7,62
RandomSubSpace	0,78		1827,39	6,28		2456,28	8,44
M5Rules	0,81		1573,60	5,41		2383,90	8,19
RandomTree	0,78		1700,88	5,84		2575,47	8,85
REPTree	0,81	3	1527,69	5,25	3	2368,86	8,14

Tablo 5.83 incelendiğinde MultilayerPerceptron, Bagging ve REPTree algoritmalarının “MAE” ve “RMSE” değerlerine göre en az hata yüzdelerini

vermişlerdir. Koorelasyon katsayıları incelendiğinde hepsinin pozitif yönde ve 0,83 ile 0,65 arasında olduğu görülmüştür.

5.4.3.5 Üçüncü grup için maksimum nem deneyleri

Bu deneyde üçüncü grup iklim öznelikleri ile birlikte “Maksimum Nem” iklim verisi, haftanın günü, günün saati, bayram tatil günü ve iki seviyeli normalleştirilmiş elektrik tüketim verileri kullanılarak %90 ile sistem eğitilmiş ve %10 ile test edilmiştir. Tablo 5.84’de yukarıda belirtilen algoritmalarla yapılan tahminlere ait Koorelasyon Katsayısı, MAE, RMSE değerleri ve hata yüzdeleri görülmektedir.

Tablo 5.84 incelendiğinde MultilayerPerceptron, Bagging ve REPTree algoritmalarının “MAE” değerine göre en az hata yüzdelerini verirken, “RMSE” değerlerine göre en yakın sonuçları MultilayerPerceptron, Bagging ve M5Rules algoritmaları vermiştir. Koorelasyon katsayıları incelendiğinde hepsinin pozitif yönde ve 0,83 ile 0,69 arasında olduğu görülmüştür.

Tablo 5.85: RMSE Göre Sabit İlk 5 İklim Verisi İle Maksimum Nem Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation Coefficient	MAE			RMSE		
		Sıra	Değer	Yüzde	Sıra	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,82		1758,22	6,04		2408,13	8,27
MultilayerPerceptron	0,82	2	1419,33	4,88	3	2312,91	7,95
SMOreg	0,83		1712,50	5,88		2344,64	8,06
Bagging	0,83	1	1418,10	4,87	1	2207,42	7,58
RandomSubSpace	0,69		2228,20	7,66		2891,53	9,93
M5Rules	0,82		1543,69	5,30	2	2305,59	7,92
RandomTree	0,77		1725,45	5,93		2659,70	9,14
REPTree	0,81	3	1528,05	5,25		2363,43	8,12

5.4.3.6 Üçüncü grup için minimum isi deneyleri

Bu deneyde üçüncü grup iklim öznelikleri ile birlikte “Minimum Isı” iklim verisi, haftanın günü, günün saati, bayram tatil günü ve iki seviyeli normalleştirilmiş elektrik tüketim verileri kullanılarak %90 ile sistem eğitilmiş ve %10 ile test edilmiştir. Tablo 5.85’de yukarıda belirtilen algoritmalarla yapılan tahminlere ait Koorelasyon Katsayısı, MAE, RMSE değerleri ve hata yüzdeleri görülmektedir.

Tablo 5.86: RMSE Göre Sabit İlk 5 İklim Verisi İle Minimum Isı Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation Coefficient	MAE			RMSE		
		Sıra	Değer	Yüzde	Sıra	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,82		1687,79	5,80		2351,83	8,08
MultilayerPerceptron	0,84	1	1390,84	4,78	1	2123,17	7,29
SMOreg	0,84		1725,02	5,93	3	2304,06	7,92
Bagging	0,83	2	1423,57	4,89	2	2220,87	7,63
RandomSubSpace	0,81		1684,51	5,79		2330,39	8,01
M5Rules	0,79		1645,38	5,65		2534,91	8,71
RandomTree	0,78		1708,27	5,87		2580,09	8,86
REPTree	0,81	3	1526,27	5,24		2370,75	8,15

Tablo 5.85 incelendiğinde MultilayerPerceptron, Bagging ve REPTree algoritmalarının “MAE” değerine göre en az hata yüzdelerini verirken, “RMSE” değerlerine göre en az hata yüzdelerini MultilayerPerceptron, SMOreg ve Bagging algoritmaları vermiştir. Koorelasyon katsayıları incelendiğinde hepsinin pozitif yönde ve 0,84 ile 0,79 arasında olduğu görülmüştür.

5.4.3.7 Üçüncü grup için minimum nem deneyleri

Bu deneyde üçüncü grup iklim öznitelikleri ile birlikte “Minimum Nem” iklim verisi, haftanın günü, günün saati, bayram tatil günü ve iki seviyeli normalleştirilmiş elektrik tüketim verileri kullanılarak %90 ile sistem eğitilmiş ve %10 ile test edilmiştir. Tablo 5.86’da yukarıda belirtilen algoritmalarla yapılan tahminlere ait Koorelasyon Katsayısı, MAE, RMSE değerleri ve hata yüzdeleri görülmektedir.

Tablo 5.87: RMSE Göre Sabit İlk 5 İklim Verisi İle Minimum Nem Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation Coefficient	MAE			RMSE		
		Sıra	Değer	Yüzde	Sıra	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,82		1764,69	6,06		2413,02	8,29
MultilayerPerceptron	0,82		1577,67	5,42		2359,19	8,11
SMOreg	0,83		1712,93	5,89	3	2344,68	8,06
Bagging	0,83	1	1416,57	4,87	1	2203,79	7,57
RandomSubSpace	0,67		2259,52	7,76		2974,31	10,22
M5Rules	0,83	2	1509,79	5,19	2	2267,06	7,79
RandomTree	0,78		1713,52	5,89		2583,30	8,88
REPTree	0,81	3	1534,01	5,27		2367,08	8,13

Tablo 5.86 incelendiğinde Bagging, M5Rules ve REPTree algoritmalarının “MAE” değerine göre en az hata yüzdelerini verirken, “RMSE” değerlerine göre en az hata yüzdelerini SMOreg, Bagging ve M5Rules algoritmaları vermiştir.

Koorelasyon katsayıları incelendiğinde hepsinin pozitif yönde ve 0,83 ile 0,67 arasında olduğu görülmüştür.

5.4.3.8 Üçüncü grup için nem deneyleri

Bu deneyde üçüncü grup iklim öznelikleri ile birlikte “Nem” iklim verisi, haftanın günü, günün saati, bayram tatil günü ve iki seviyeli normalleştirilmiş elektrik tüketim verileri kullanılarak %90 ile sistem eğitilmiş ve %10 ile test edilmiştir. Tablo 5.87’de yukarıda belirtilen algoritmalarla yapılan tahminlere ait Koorelasyon Katsayısı, MAE, RMSE değerleri ve hata yüzdeleri görülmektedir. Tablo 5.87 incelendiğinde MultilayerPerceptron, Bagging ve M5Rules, algoritmalarının “MAE” ve “RMSE” değerine göre en az hata yüzdelerini verdikleri görülmüştür. Koorelasyon katsayıları incelendiğinde hepsinin pozitif yönde ve 0,83 ile 0,58 arasında olduğu görülmüştür.

Tablo 5.88: RMSE Göre Sabit İlk 5 İklim Verisi İle Nem Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation Coefficient	MAE			RMSE		
		Sıra	Değer	Yüzde	Sıra	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,82		1759,97	6,05		2409,20	8,28
MultilayerPerceptron	0,83	2	1432,25	4,92	3	2286,41	7,86
SMOreg	0,83		1712,74	5,88		2346,03	8,06
Bagging	0,83	1	1417,61	4,87	1	2204,09	7,57
RandomSubSpace	0,58		2455,69	8,44		3205,20	11,01
M5Rules	0,83	3	1519,72	5,22	2	2256,40	7,75
RandomTree	0,81		1629,91	5,60		2380,08	8,18
REPTree	0,81		1539,40	5,29		2370,71	8,15

5.4.3.9 Üçüncü grup için rüzgâr deneyleri

Bu deneyde üçüncü grup iklim öznelikleri ile birlikte “Rüzgâr” iklim verisi, haftanın günü, günün saati, bayram tatil günü ve iki seviyeli normalleştirilmiş elektrik tüketim verileri kullanılarak %90 ile sistem eğitilmiş ve %10 ile test edilmiştir.

Tablo 5.89: RMSE Göre Sabit İlk 5 İklim Verisi İle Rüzgâr Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation Coefficient	MAE			RMSE		
		Sıra	Değer	Yüzde	Sıra	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,81		1788,24	6,14		2451,24	8,42
MultilayerPerceptron	0,82	1	1403,07	4,82	2	2265,64	7,78
SMOreg	0,79		1877,55	6,45		2573,62	8,84
Bagging	0,83	2	1410,31	4,85	1	2199,57	7,56
RandomSubSpace	0,70		2174,97	7,47		2845,67	9,78
M5Rules	0,82		1539,17	5,29	3	2323,73	7,98
RandomTree	0,71		2052,27	7,05		3217,59	11,05
REPTree	0,81	3	1513,37	5,20		2347,61	8,07

Tablo 5.88’de yukarıda belirtilen algoritmalarla yapılan tahminlere ait Koorelasyon Katsayısı, MAE, RMSE değerleri ve hata yüzdeleri görülmektedir. Tablo 5.88 incelendiğinde MultilayerPerceptron, SMOreg ve REPTree algoritmalarının “MAE” değerine göre en az hata yüzdelerini verirken, “RMSE” değerlerine göre en az hata yüzdelerini MultilayerPerceptron, Bagging ve M5Rules algoritmaları vermiştir. Koorelasyon katsayıları incelendiğinde hepsinin pozitif yönde ve 0,83 ile 0,70 arasında olduğu görülmüştür.

5.4.3.10 Üçüncü grup için rüzgâr 10 metre deneyleri

Bu deneyde üçüncü grup iklim öznelikleri ile birlikte “Rüzgâr 10 metre” iklim verisi, haftanın günü, günün saati, bayram tatil günü ve iki seviyeli normalleştirilmiş elektrik tüketim verileri kullanılarak %90 ile sistem eğitilmiş ve %10 ile test edilmiştir. Tablo 5.89’da yukarıda belirtilen algoritmalarla yapılan tahminlere ait Koorelasyon Katsayısı, MAE, RMSE değerleri ve hata yüzdeleri görülmektedir.

Tablo 5.90: RMSE Göre Sabit İlk 5 İklim Verisi İle Rüzgâr 10 Metre Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation Coefficient	MAE			RMSE		
		Sıra	Değer	Yüzde	Sıra	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,83		1661,98	5,71		2319,82	7,97
MultilayerPerceptron	0,85	1	1407,29	4,84	1	2139,27	7,35
SMOreg	0,84		1612,95	5,54		2257,84	7,76
Bagging	0,83	2	1416,79	4,87	3	2217,09	7,62
RandomSubSpace	0,83		1577,33	5,42	2	2200,33	7,56
M5Rules	0,83	3	1497,81	5,15		2247,28	7,72
RandomTree	0,79		1696,43	5,83		2553,14	8,77
REPTree	0,81		1543,97	5,30		2375,39	8,16

Tablo 5.89 incelendiğinde MultilayerPerceptron, Bagging ve M5Rules algoritmalarının “MAE” değerine göre en az hata yüzdelerini verirken, “RMSE” değerlerine göre en az hata yüzdelerini MultilayerPerceptron, Bagging ve RandomSubSpace algoritmaları vermiştir. Koorelasyon katsayıları incelendiğinde hepsinin pozitif yönde ve 0,85 ile 0,79 arasında olduğu görülmüştür.

5.4.3.11 Üçüncü grup için saatlik basınç deneyleri

Bu deneyde üçüncü grup iklim öznelikleri ile birlikte “Saatlik Basınç” iklim verisi, haftanın günü, günün saati, bayram tatil günü ve iki seviyeli normalleştirilmiş elektrik tüketim verileri kullanılarak %90 ile sistem eğitilmiş ve %10 ile test edilmiştir. Tablo 5.90’da yukarıda belirtilen algoritmalarla yapılan tahminlere ait Koorelasyon Katsayısı, MAE, RMSE değerleri ve hata yüzdeleri görülmektedir. Tablo 5.90 incelendiğinde MultilayerPerceptron, Bagging ve M5Rules algoritmalarının “MAE” değerine göre en az hata yüzdelerini verirken, “RMSE” değerlerine göre en az hata yüzdelerini SMOreg, Bagging ve M5Rules algoritmaları vermiştir. Koorelasyon katsayıları incelendiğinde hepsinin pozitif yönde ve 0,83 ile 0,76 arasında olduğu görülmüştür.

Tablo 5.91: RMSE Göre Sabit İlk 5 İklim Verisi İle Saatlik Basınç Metre Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation Coefficient	MAE			RMSE		
		Sıra	Değer	Yüzde	Sıra	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,82		1664,01	5,72		2319,73	7,97
MultilayerPerceptron	0,82	2	1442,29	4,96		2280,68	7,84
SMOreg	0,83		1617,15	5,56	2	2257,23	7,76
Bagging	0,83	1	1408,03	4,84	1	2207,03	7,58
RandomSubSpace	0,76		1908,94	6,56		2559,68	8,79
M5Rules	0,82	3	1524,51	5,24	3	2279,20	7,83
RandomTree	0,79		1650,31	5,67		2515,29	8,64
REPTree	0,81		1527,55	5,25		2380,47	8,18

5.4.3.12 Üçüncü grup için toprak ısı 5 metre deneyleri

Bu deneyde üçüncü grup iklim öznelikleri ile birlikte “Toprak Isısı 5 Metre” iklim verisi, haftanın günü, günün saati, bayram tatil günü ve iki seviyeli normalleştirilmiş elektrik tüketim verileri kullanılarak %90 ile sistem eğitilmiş ve %10 ile test edilmiştir. Tablo 5.91’de yukarıda belirtilen algoritmalarla yapılan tahminlere ait Koorelasyon Katsayısı, MAE, RMSE değerleri ve hata yüzdeleri görülmektedir.

Tablo 5.92: RMSE Göre Sabit İlk 5 İklim Verisi İle Toprak Isısı 5 Metre Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation Coefficient	MAE			RMSE		
		Sıra	Değer	Yüzde	Sıra	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,82		1673,47	5,75		2329,33	8,00
MultilayerPerceptron	0,84	1	1442,84	4,96	1	2218,42	7,62
SMOreg	0,83		1619,94	5,57	3	2260,56	7,77
Bagging	0,83	2	1452,35	4,99	2	2249,42	7,73
RandomSubSpace	0,71		2046,61	7,03		2776,23	9,54
M5Rules	0,72		1799,40	6,18		3025,48	10,39
RandomTree	0,71		1920,76	6,60		2978,74	10,23
REPTree	0,80	3	1566,99	5,38		2404,79	8,26

Tablo 5.91 incelendiğinde MultilayerPerceptron, Bagging ve REPTree algoritmalarının “MAE” değerine göre en az hata yüzdelerini verirken, “RMSE” değerlerine göre en az hata yüzdelerini MultilayerPerceptron, SMOreg ve Bagging algoritmaları vermiştir. Koorelasyon katsayıları incelendiğinde hepsinin pozitif yönde ve 0,84 ile 0,71 arasında olduğu görülmüştür.

5.4.3.13 Üçüncü grup deney sonucu

Üçüncü Grup deney sonuçlarına göre MAE ve RMSE değerlerinin elde edildiği algoritmalar ve hata ortalamaları Tablo 5.92’de gösterilmektedir. Üçüncü grup verilerine ayrı ayrı eklenen iklim verileri ile elde edilen tahminlerin MEA değerlerine göre sırasıyla Güneş Radyasyonu, Minimum Isı, Rüzgâr, Rüzgâr 10 Metre ve Saatlik Basınç en az hata yüzdelerine sahipken RMSE değerlerine göre sırasıyla Güneş Radyasyonu, Minimum Isı, Rüzgâr 10 Metre, Buhar Basıncı ve Rüzgâr iklim verileri en az hata yüzdelerine sahiptir.

Tablo 5.93: Üçüncü Grup Deney Sonuçları.

Meteorolojik Veri	MAE				RMSE			
	Sıra	Algoritma	Değer	Yüzde	Sıra	Algoritma	Değer	Yüzde
Buhar basıncı		Bagging	1411,49	4,85	4	Bagging	2199,26	7,56
Güneşlenme		Bagging	1426,90	4,90		Bagging	2227,77	7,65
Güneş Radyas.	1	MultilayerPercep.	1337,79	4,60	1	MultilayerPercep.	2112,80	7,26
Maksimum Isı		Bagging	1421,10	4,88		Bagging	2216,58	7,62
Maksimum Nem		Bagging	1418,10	4,87		Bagging	2207,42	7,58
Minimum Isı	2	MultilayerPercep.	1390,84	4,78	2	MultilayerPercep.	2123,17	7,29
Minimum Nem		Bagging	1416,57	4,87		Bagging	2203,79	7,57
Nem		Bagging	1417,61	4,87		Bagging	2204,09	7,57
Rüzgar	3	MultilayerPercep.	1403,07	4,82	5	Bagging	2199,57	7,56
Rüzgar 10	4	MultilayerPercep.	1407,29	4,84	3	MultilayerPercep.	2139,27	7,35
Saatlik Basınç	5	Bagging	1408,03	4,84		Bagging	2207,03	7,58
Toprak Isı_5		MultilayerPercep.	1442,84	4,96		MultilayerPercep.	2218,42	7,62

5.4.4 RMSE İçin Sabit İlk 7 İklim Verisi Deneyleri

Bu grup deneylerde 2012, 2013 ve 2014 yıllarına ait Isı, Maksimum Isı, Minimum Isı, Toprak_Isı_10, Toprak_Isı_20, Toprak_Isı_50 ve Toprak_Isı_100 iklim öznelikleri ile birlikte diğer iklim öznelikleri ayrı ayrı eklenmiştir. Sistem 765 gün için 18036 saatlik belirlenen iklim verileri ile birlikte haftanın günü, günün saati, bayram tatil günü ve iki seviyeli normalleştirilmiş elektrik tüketim verileri ile eğitilmiş 85 gün için 2004 saatlik belirlenen iklim verileri ile birlikte haftanın günü, günün saati, bayram tatil günü ve elektrik tüketim verileri ile test edilmiştir. 2004 saatlik enerji tüketimi LinearRegression, MultilayerPerceptron, SMOreg, Bagging, RandomSubSpace, M5Rules, RandomTree ve REPTree algoritmaları ile tahmin edilmeye çalışılmıştır. Bu grup deneylerde uygulanacak testler ve öznelıklar Tablo 5.90'da gösterilmektedir.

Tablo 5.94: RMSE İçin Sabit İlk 7 İklim Verisi İçin Uygulanacak Deneyler.

Öznelıklar	Deney sayıları									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Elektrik Tüketim	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
Haftanın Günü	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
Günün Saati	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
Bayram Tatil Günü	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
Buhar Basıncı	x									
Güneşlenme		x								
G-Rds			x							
Isı	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
Maksimum Isı	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
Maksimum Nem				x						
Minimum Isı	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
Minimum Nem					x					
Nem						x				
Rüzgâr							x			
Rüzgâr_10								x		
Saatlik Basınc									x	
Toprak_Isı_5										x
Toprak_Isı_10	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
Toprak_Isı_20	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
Toprak_Isı_50	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
Toprak_Isı_100	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x

5.4.4.1 Dördüncü grup için buhar basıncı deneyleri

Bu deneyde dördüncü grup iklim öznelikleri ile birlikte “Buhar Basıncı” iklim verisi, haftanın günü, günün saati, bayram tatil günü ve iki seviyeli normalleştirilmiş elektrik tüketim verileri kullanılarak %90 ile sistem eğitilmiş ve %10 ile test edilmiştir.

Tablo 5.95: RMSE Göre Sabit İlk 7 İklim Verisi İle Buhar Basıncı Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation Coefficient	MAE			RMSE		
		Sıra	Değer	Yüzde	Sıra	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,81		1729,96	5,94		2371,12	8,15
MultilayerPerceptron	0,84	2	1477,15	5,08	1	2159,90	7,42
SMOreg	0,84		1618,62	5,56		2239,02	7,69
Bagging	0,83	1	1412,11	4,85	2	2200,69	7,56
RandomSubSpace	0,66		2285,26	7,85		2952,65	10,14
M5Rules	0,83	3	1502,49	5,16	3	2238,84	7,69
RandomTree	0,79		1724,68	5,93		2516,74	8,65
REPTree	0,81		1526,27	5,24		2368,95	8,14

Tablo 5.94’de yukarıda belirtilen algoritmalarla yapılan tahminlere ait Koorelasyon Katsayısı, MAE, RMSE değerleri ve hata yüzdeleri görülmektedir. Tablo 5.94 incelendiğinde MultilayerPerceptron, Bagging ve M5Rules algoritmalarının “MAE” ve “RMSE” değerlerine göre en az hata yüzdelerini verdikleri görülmüştür. Koorelasyon katsayıları incelendiğinde hepsinin pozitif yönde ve 0,84 ile 0,66 arasında olduğu görülmüştür.

5.4.4.2 Dördüncü grup için güneşlenme deneyleri

Bu deneyde dördüncü grup iklim öznelikleri ile birlikte “Güneşlenme” iklim verisi, haftanın günü, günün saati, bayram tatil günü ve iki seviyeli normalleştirilmiş elektrik tüketim verileri kullanılarak %90 ile sistem eğitilmiş ve %10 ile test edilmiştir. Tablo 5.95’de yukarıda belirtilen algoritmalarla yapılan tahminlere ait Koorelasyon Katsayısı, MAE, RMSE değerleri ve hata yüzdeleri görülmektedir.

Tablo 5.96: RMSE Göre Sabit İlk 7 İklim Verisi İle Güneşlenme Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation Coefficient	MAE			RMSE		
		Sıra	Değer	Yüzde	Sıra	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,82		1707,87	5,87		2365,64	8,13
MultilayerPerceptron	0,83	2	1507,27	5,18	3	2246,79	7,72
SMOreg	0,84		1606,61	5,52	2	2232,43	7,67
Bagging	0,83	1	1426,23	4,90	1	2230,10	7,66
RandomSubSpace	0,75		1970,30	6,77		2618,59	9,00
M5Rules	0,81	3	1536,43	5,28		2365,90	8,13
RandomTree	0,67		2060,95	7,08		3171,01	10,89
REPTree	0,81		1544,65	5,31		2393,11	8,22

Tablo 5.95 incelendiğinde MultilayerPerceptron, Bagging ve M5Rules, algoritmalarının “MAE” değerine göre en az hata yüzdelerini verirken, “RMSE” değerlerine göre en az hata yüzdelerini MultilayerPerceptron, SMOreg ve Bagging algoritmaları vermiştir. Koorelasyon katsayıları incelendiğinde hepsinin pozitif yönde ve 0,84 ile 0,67 arasında olduğu görülmüştür.

5.4.4.3 Dördüncü grup için güneş radyasyonu deneyleri

Bu deneyde dördüncü grup iklim öznelikleri ile birlikte “Güneş Radyasyonu” iklim verisi, haftanın günü, günün saati, bayram tatil günü ve iki seviyeli normalleştirilmiş elektrik tüketim verileri kullanılarak %90 ile sistem eğitilmiş ve %10 ile test edilmiştir. Tablo 5.96’da yukarıda belirtilen algoritmalarla yapılan tahminlere ait Koorelasyon Katsayısı, MAE, RMSE değerleri ve hata yüzdeleri görülmektedir.

Tablo 5.97: RMSE Göre İlk 7 İklim Verisi İle Güneş Radyasyonu Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation Coefficient	MAE			RMSE		
		Sıra	Değer	Yüzde	Sıra	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,81		1718,36	5,90		2361,73	8,11
MultilayerPerceptron	0,82	1	1445,10	4,96		2400,36	8,25
SMOreg	0,84		1632,16	5,61	1	2236,39	7,68
Bagging	0,83	2	1444,39	4,96	2	2238,11	7,69
RandomSubSpace	0,81		1683,13	5,78	3	2328,72	8,00
M5Rules	0,68		1822,02	6,26		3255,15	11,18
RandomTree	0,77		1773,75	6,09		2675,43	9,19
REPTree	0,80	3	1568,71	5,39		2419,12	8,31

Tablo 5.96 incelendiğinde MultilayerPerceptron, Bagging ve REPTree algoritmaları “MAE” değerine göre en az hata yüzdelerini verirken, “RMSE” değerlerine göre en az hata yüzdelerini SMOreg, Bagging ve RandomSubSpace algoritmaları vermiştir. Koorelasyon katsayıları incelendiğinde hepsinin pozitif yönde ve 0,84 ile 0,68 arasında olduğu görülmüştür.

5.4.4.4 Dördüncü grup için maksimum nem deneyleri

Bu deneyde dördüncü grup iklim öznelikleri ile birlikte “Maksimum Nem” iklim verisi, haftanın günü, günün saati, bayram tatil günü ve iki seviyeli normalleştirilmiş elektrik tüketim verileri kullanılarak %90 ile sistem eğitilmiş ve %10 ile test edilmiştir.

Tablo 5.98: RMSE Göre Sabit İlk 7 İklim Verisi İle Maksimum Nem Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation Coefficient	MAE			RMSE		
		Sıra	Değer	Yüzde	Sıra	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,79		1909,58	6,56		2602,98	8,94
MultilayerPerceptron	0,82	2	1451,79	4,99	3	2300,06	7,90
SMOreg	0,83		1704,93	5,86		2340,10	8,04
Bagging	0,83	1	1416,74	4,87	1	2208,32	7,59
RandomSubSpace	0,65		2283,64	7,85		2999,95	10,31
M5Rules	0,83	3	1520,31	5,22	2	2254,47	7,75
RandomTree	0,79		1701,41	5,85		2494,27	8,57
REPTree	0,81		1526,51	5,24		2364,93	8,13

Tablo 5.97’de yukarıda belirtilen algoritmalarla yapılan tahminlere ait Koorelasyon Katsayısı, MAE, RMSE değerleri ve hata yüzdeleri görülmektedir. Tablo 5.97 incelendiğinde MultilayerPerceptron, Bagging ve M5Rules, algoritmalarının “MAE” ve “RMSE” değerlerine göre en az hata yüzdelerini vermiştir. Koorelasyon katsayıları incelendiğinde hepsinin pozitif yönde ve 0,83 ile 0,65 arasında olduğu görülmüştür.

5.4.4.5 Dördüncü grup için minimum nem deneyleri

Bu deneyde dördüncü grup iklim öznelikleri ile birlikte “Minimum Nem” iklim verisi, haftanın günü, günün saati, bayram tatil günü ve iki seviyeli normalleştirilmiş elektrik tüketim verileri kullanılarak %90 ile sistem eğitilmiş ve %10 ile test edilmiştir. Tablo 5.98’de yukarıda belirtilen algoritmalarla yapılan

tahminlere ait Koorelasyon Katsayısı, MAE, RMSE değerleri ve hata yüzdelerigörülmektedir.

Tablo 5.99: RMSE Göre Sabit İlk 7 İklim Verisi İle Minimum Nem Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation Coefficient	MAE			RMSE		
		Sıra	Değer	Yüzde	Sıra	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,80		1833,47	6,30		2501,96	8,60
MultilayerPerceptron	0,83	3	1537,38	5,28	2	2246,71	7,72
SMOreg	0,83		1694,77	5,82		2329,58	8,00
Bagging	0,83	1	1414,78	4,86	1	2202,72	7,57
RandomSubSpace	0,73		2037,72	7,00		2692,47	9,25
M5Rules	0,82		1564,03	5,37	3	2326,16	7,99
RandomTree	0,79		1742,49	5,99		2574,70	8,85
REPTree	0,81	2	1532,10	5,26		2367,49	8,13

Tablo 5.98 incelendiğinde MultilayerPerceptron, Bagging ve REPTree algoritmalarının “MAE” değerine göre en az hata yüzdelerini verirken, “RMSE” değerlerine göre en az hata yüzdelerini MultilayerPerceptron, Bagging ve M5Rules algoritmaları vermiştir. Koorelasyon katsayıları incelendiğinde hepsinin pozitif yönde ve 0,83 ile 0,73 arasında olduğu görülmüştür.

5.4.4.6 Dördüncü grup için nem deneyleri

Bu deneyde dördüncü grup iklim öznelikleri ile birlikte “Nem” iklim verisi, haftanın günü, günün saati, bayram tatil günü ve iki seviyeli normalleştirilmiş elektrik tüketim verileri kullanılarak %90 ile sistem eğitilmiş ve %10 ile test edilmiştir. Tablo 5.99’da yukarıda belirtilen algoritmalarla yapılan tahminlere ait Koorelasyon Katsayısı, MAE, RMSE değerleri ve hata yüzdeleri görülmektedir.

Tablo 5.100: RMSE Göre Sabit İlk 7 İklim Verisi İle Nem Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation Coefficient	MAE			RMSE		
		Sıra	Değer	Yüzde	Sıra	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,75		2081,31	7,15		2850,51	9,79
MultilayerPerceptron	0,83	2	1513,24	5,20	3	2255,52	7,75
SMOreg	0,82		1709,70	5,87		2349,65	8,07
Bagging	0,83	1	1415,19	4,86	1	2203,67	7,57
RandomSubSpace	0,76		1942,84	6,68		2591,12	8,90
M5Rules	0,83	3	1521,39	5,23	2	2253,42	7,74
RandomTree	0,79		1706,74	5,86		2510,63	8,63
REPTree	0,81		1536,70	5,28		2371,11	8,15

Tablo 5.99 incelendiğinde MultilayerPerceptron, SMOREg, Bagging, M5Rules ve RandomForest algoritmalarının “MAE” ve “RMSE” değerlerine göre en az hata yüzdelerini vermişlerdir. Koorelasyon katsayıları incelendiğinde hepsinin pozitif yönde ve 0,83 ile 0,75 arasında olduğu görülmüştür.

5.4.4.7 Dördüncü grup için rüzgâr deneyleri

Bu deneyde dördüncü grup iklim öznitelikleri ile birlikte “Rüzgâr” iklim verisi, haftanın günü, günün saati, bayram tatil günü ve iki seviyeli normalleştirilmiş elektrik tüketim verileri kullanılarak %90 ile sistem eğitilmiş ve %10 ile test edilmiştir.

Tablo 5.101: RMSE Göre Sabit İlk 7 İklim Verisi İle Rüzgâr Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation Coefficient	MAE			RMSE		
		Sıra	Değer	Yüzde	Sıra	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,82		1704,39	5,86		2363,64	8,12
MultilayerPerceptron	0,83	2	1494,48	5,13	1	2197,26	7,55
SMOREg	0,84		1597,88	5,49	3	2230,09	7,66
Bagging	0,83	1	1408,59	4,84	2	2206,61	7,58
RandomSubSpace	0,82		1699,67	5,84		2293,40	7,88
M5Rules	0,83	3	1510,62	5,19		2242,10	7,70
RandomTree	0,76		1772,29	6,09		2726,19	9,37
REPTree	0,81		1524,95	5,24		2372,64	8,15

Tablo 5.100’de yukarıda belirtilen algoritmalarla yapılan tahminlere ait Koorelasyon Katsayısı, MAE, RMSE değerleri ve hata yüzdeleri görülmektedir. Tablo 5.100 incelendiğinde MultilayerPerceptron, Bagging ve M5Rules, algoritmalarının “MAE” değerine göre en az hata yüzdelerini verirken, “RMSE” değerlerine göre en az hata yüzdelerini MultilayerPerceptron, SMOREg ve Bagging, algoritmaları vermiştir. Koorelasyon katsayıları incelendiğinde hepsinin pozitif yönde ve 0,84 ile 0,76 arasında olduğu görülmüştür.

5.4.4.8 Dördüncü grup için rüzgâr 10 metre deneyleri

Bu deneyde dördüncü grup iklim öznitelikleri ile birlikte “Rüzgâr 10 Metre” iklim verisi, haftanın günü, günün saati, bayram tatil günü ve iki seviyeli normalleştirilmiş elektrik tüketim verileri kullanılarak %90 ile sistem eğitilmiş ve %10 ile test edilmiştir. Tablo 5.101’de yukarıda belirtilen algoritmalarla yapılan tahminlere ait Koorelasyon Katsayısı, MAE, RMSE değerleri ve hata yüzdeleri görülmektedir.

Tablo 5.102: RMSE Göre Sabit İlk 7 İklim Verisi İle Rüzgâr Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation Coefficient	MAE			RMSE		
		Sıra	Değer	Yüzde	Sıra	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,82		1712,52	5,88		2372,80	8,15
MultilayerPerceptron	0,83	3	1500,40	5,15		2291,20	7,87
SMOreg	0,84		1614,50	5,55	2	2252,16	7,74
Bagging	0,83	1	1418,90	4,87	1	2221,87	7,63
RandomSubSpace	0,82		1710,32	5,88		2313,88	7,95
M5Rules	0,83	2	1481,98	5,09	3	2252,57	7,74
RandomTree	0,76		1801,43	6,19		2779,11	9,55
REPTree	0,81		1544,53	5,31		2375,39	8,16

Tablo 5.101 incelendiğinde MultilayerPerceptron, Bagging ve M5Rules, algoritmalarının “MAE” değerine göre en az hata yüzdelerini verirken, “RMSE” değerlerine göre en az hata yüzdelerini SMOreg, Bagging ve M5Rules algoritmaları vermiştir. Koorelasyon katsayıları incelendiğinde hepsinin pozitif yönde ve 0,84 ile 0,76 arasında olduğu görülmüştür.

5.4.4.9 Dördüncü grup için saatlik basınç metre deneyleri

Bu deneyde dördüncü grup iklim öznelikleri ile birlikte “Saatlik Basınç” iklim verisi, haftanın günü, günün saati, bayram tatil günü ve iki seviyeli normalleştirilmiş elektrik tüketim verileri kullanılarak %90 ile sistem eğitilmiş ve %10 ile test edilmiştir. Tablo 5.102’de yukarıda belirtilen algoritmalarla yapılan tahminlere ait Koorelasyon Katsayısı, MAE, RMSE değerleri ve hata yüzdeleri görülmektedir.

Tablo 5.103: RMSE Göre Sabit İlk 7 İklim Verisi İle Saatlik Basınç Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation Coefficient	MAE			RMSE		
		Sıra	Değer	Yüzde	Sıra	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,82		1704,27	5,86		2359,96	8,11
MultilayerPerceptron	0,83	2	1451,97	4,99	1	2192,42	7,53
SMOreg	0,84		1602,12	5,50	3	2224,52	7,64
Bagging	0,83	1	1405,51	4,83	2	2205,82	7,58
RandomSubSpace	0,75		1999,22	6,87		2639,30	9,07
M5Rules	0,82	3	1526,18	5,24		2262,75	7,77
RandomTree	0,76		1747,53	6,00		2756,21	9,47
REPTree	0,81		1527,43	5,25		2384,83	8,19

Tablo 5.102 incelendiğinde MultilayerPerceptron, Bagging ve M5Rules, algoritmalarının “MAE” değerine göre en az hata yüzdelerini verirken, “RMSE” değerlerine göre en az hata yüzdelerini MultilayerPerceptron, SMOreg ve Bagging algoritmaları vermiştir. Koorelasyon katsayıları incelendiğinde hepsinin pozitif yönde ve 0,84 ile 0,75 arasında olduğu görülmüştür.

5.4.4.10 Dördüncü grup için toprak ısı 5 metre deneyleri

Bu deneyde dördüncü grup iklim öznelikleri ile birlikte “Toprak Isısı 5 Metre” iklim verisi, haftanın günü, günün saati, bayram tatil günü ve iki seviyeli normalleştirilmiş elektrik tüketim verileri kullanılarak %90 ile sistem eğitilmiş ve %10 ile test edilmiştir.

Tablo 5.103’de yukarıda belirtilen algoritmalarla yapılan tahminlere ait Koorelasyon Katsayısı, MAE, RMSE değerleri ve hata yüzdeleri görülmektedir. Tablo 5.103 incelendiğinde MultilayerPerceptron, Bagging ve REPTree algoritmalarının “MAE” değerine göre en az hata yüzdelerini verirken, “RMSE” değerlerine göre en az hata yüzdelerini LinearRegression, SMOreg ve Bagging algoritmaları vermiştir. Koorelasyon katsayıları incelendiğinde hepsinin pozitif yönde ve 0,84 ile 0,72 arasında olduğu görülmüştür.

Tablo 5.104: RMSE Göre Sabit İlk 7 İklim Verisi İle Toprak Isısı 5 Metre Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation Coefficient	MAE			RMSE		
		Sıra	Değer	Yüzde	Sıra	Değer	Yüzde
LinearRegression	0,82		1703,95	5,85	3	2360,31	8,11
MultilayerPerceptron	0,79	2	1534,28	5,27		2563,48	8,81
SMOreg	0,84		1602,89	5,51	1	2227,83	7,65
Bagging	0,83	1	1430,38	4,91	2	2237,17	7,69
RandomSubSpace	0,72		2007,89	6,90		2712,33	9,32
M5Rules	0,80		1563,86	5,37		2459,81	8,45
RandomTree	0,77		1770,32	6,08		2677,18	9,20
REPTree	0,81	3	1535,41	5,28		2386,82	8,20

5.4.4.11 Dördüncü grup deney sonucu

Dördüncü grup deney sonuçlarına göre MAE ve RMSE değerlerinin elde edildiği algoritmalar ve hata ortalamaları Tablo 5.104’de gösterilmektedir. Dördüncü

grup verilerine ayrı ayrı eklenen iklim verilerinde MEA değerlerine göre sırasıyla Saatlik Basınç, Rüzgâr, Buhar Basıncı, Minimum Nem ve Nem en az hata ortalamasına sahipken RMSE değerlerine göre sırasıyla Buhar Basıncı, Saatlik Basınç, Rüzgâr, Minimum Nem ve Nem iklim verileri daha az hata ortalamasına sahiptir.

Tablo 5.105: Dördüncü Grup Deney Sonuçları.

Meteorolojik Veri	MAE				RMSE			
	Sıra	Algoritma	Değer	Yüzde	Sıra	Algoritma	Değer	Yüzde
Buhar basıncı	3	Bagging	1412,11	4,85	1	MultilayerPercep.	2159,90	7,42
Güneşlenme		Bagging	1426,23	4,90		Bagging	2230,10	7,66
Güneş Radyas.		MultilayerPercep.	1445,10	4,96		SMOreg	2236,39	7,68
Maksimum Nem		Bagging	1416,74	4,87		Bagging	2208,32	7,59
Minimum Nem	4	Bagging	1414,78	4,86	4	Bagging	2202,72	7,57
Nem	5	Bagging	1415,19	4,86	5	Bagging	2203,67	7,57
Rüzgâr	2	Bagging	1408,59	4,84	3	MultilayerPercep.	2197,26	7,55
Rüzgâr_10		Bagging	1418,90	4,87		Bagging	2221,87	7,63
Saatlik Basınç	1	Bagging	1405,51	4,83	2	MultilayerPercep.	2192,42	7,53
Toprak_Isı_5		Bagging	1430,38	4,91		SMOreg	2227,83	7,65

5.5 Gün Deneyleri

Elektrik tüketiminde haftanın günleri arasında tüketim farklılıkları Şekil 3.42’de görülmektedir. Bayram tatilleri ile normal günler arasındaki farklılıklarda Şekil 1.3’te görülmektedir. Bu günlerdeki farklılıkları ortadan kaldırarak gün tüketimlerine göre iklim verilerinin etkisi incelenmiştir. İki farklı yapılan deneylerde önce bayram tatili günleri çıkarılarak, sonraki deneyde bayram tatili olmayan sadece haftaiçi günlerle ve son olarakta bayram tatili olmayan hafta sonu günleri ile deneyler yapılmıştır.

5.5.1 Bayram Tatilsiz Deney

Model 3’e göre 2012-2013 ve 2014 (Ocak, Şubat, Mart ve Nisan ayları) yıllarındaki bayram tatili olan günler veri setinden çıkarılmıştır. Bu günlere ramazan ve kurban bayramının arefe günleride dâhil edilmiştir.

Buna göre 2012, 2013 ve 2014 yıllarına ait iklim verileri, haftanın günleri, günün saati ve iki seviyeli normalize edilmiş elektrik tüketim verileri kullanılmıştır.

17366 saat veri ile sistem eğitilmiş 1930 saat veri ile test edilmiştir. LinearRegression, MultilayerPerceptron, SMOreg, Bagging, RandomSubSpace, M5Rules, RandomForest, RandomTree, REPTree algoritmaları kullanılmıştır.

Tablo 5.105’de yukarıda belirtilen algoritmalarla yapılan tahminlere ait Koorelasyon Katsayısı, MAE, RMSE değerleri ve test verisinde gerçekleşen değerlerin ortalaması ile tahmin edilen değerlerin ortalaması arasındaki fark görülmektedir.

Tablo 5.106: Bayram Tatilsiz Model 3 Deney Sonuçları.

Kullanılan Algoritmalar	Correlation coefficient	MAE		RMSE	
		Değer	Yüzdesi	Değer	Yüzdesi
LinearRegression	0,80	1888,89	6,51	2507,74	8,64
MultilayerPerceptron	0,82	1404,68	4,84	2224,86	7,66
SMOreg	0,83	1759,48	6,06	2349,59	8,09
Bagging	0,84	1387,10	4,78	2131,54	7,34
RandomSubSpace	0,82	1641,77	5,66	2228,13	7,68
M5Rules	0,78	1705,84	5,88	2613,46	9,00
RandomForest	0,80	1584,80	5,46	2321,50	8,00
RandomTree	0,72	1957,70	6,74	2907,54	10,02
REPTree	0,83	1491,60	5,14	2210,30	7,61

Tablo 5.105 incelendiğinde MultilayerPerceptron, Bagging ve REPTree algoritmalarının “MAE” ve “RMSE” değerlerine göre en az hata yüzdeleri vermiştir. Koorelasyon katsayıları incelendiğinde hepsinin pozitif yönde ve 0,84 ile 0,72 arasında olduğu görülmüştür.

5.5.2 Bayram Tatilsiz Haftaiçi Günleri Deneyi

Model 3’e göre 2012-2013 ve 2014 (Ocak, Şubat, Mart ve Nisan ayları) yıllarındaki bayram tatili olan günler ve hafta sonu günleri (cumartesi ve pazar günleri) veri setinden çıkarılmıştır. Sadece haftaiçi günleri (Pazartesi, Salı, Çarşamba, Perşembe ve Cuma) verileri kullanılmıştır.

Buna göre 2012, 2013 ve 2014 yıllarına ait iklim verileri, haftanın günleri, günün saati ve iki seviyeli normalize edilmiş elektrik tüketim verileri kullanılmıştır. 12355 saat veri ile sistem eğitilmiş 1373 saat veri ile test edilmiştir. LinearRegression, MultilayerPerceptron, SMOreg, Bagging, RandomSubSpace, M5Rules, RandomForest, RandomTree, REPTree algoritmaları kullanılmıştır.

Tablo 5.107: Bayram Tatilsiz Haftaiçi Günleri İçin Model 3 Deney Sonuçları.

	Correlation coefficient	MAE		RMSE	
		Değer	Yüzdesi	Değer	Yüzdesi
LinearRegression	0,85	1667,86	5,75	2228,07	7,68
MultilayerPerceptron	0,88	1243,71	4,28	1879,18	6,47
SMOreg	0,87	1551,28	5,34	2101,31	7,24
Bagging	0,89	1238,24	4,27	1790,26	6,17
RandomSubSpace	0,86	1466,22	5,05	1977,56	6,81
M5Rules	0,80	1604,52	5,53	2460,05	8,47
RandomForest	0,85	1458,93	5,03	2065,71	7,12
RandomTree	0,78	1754,33	6,04	2563,78	8,83
REPTree	0,88	1342,93	4,63	1892,23	6,52

Tablo 5.106’da yukarıda belirtilen algoritmalarla yapılan tahminlere ait Koorelasyon Katsayısı, MAE, RMSE değerleri ve test verisinde gerçekleşen değerlerin ortalaması ile tahmin edilen değerlerin ortalaması arasındaki fark görülmektedir. Tablo 5.106 incelendiğinde MultilayerPerceptron, Bagging ve REPTree algoritmalarının “MAE” ve “RMSE” değerlerine göre en az hata yüzdeleri vermiştir. Koorelasyon katsayıları incelendiğinde hepsinin pozitif yönde ve 0,88 ile 0,78 arasında olduğu görülmüştür.

ALTINCI BÖLÜM

SONUÇLAR VE ÖNERİLER

Bu çalışmada 2012 ve 2013 yılları, 2014 yılının Ocak, Şubat, Mart ve Nisan aylarını içeren 850 gün için 20040 saatlik iklim ve elektrik tüketim verileri elektrik tüketim tahmini için kullanılmıştır. Bu veriler ile tahminler yapılırken yapılan tahminlerin doğruluk oranını artırmak için haftanın günü, günün saati, bayram tatili günü ve gelişmişlik katsayıları gibi veriler de kullanılmıştır. İklim verilerinin Türkiye ortalaması hesaplanırken nüfusa göre katsayıları belirlenerek yapılmıştır.

2012, 2013 ve 2014 yıllarına ait 850 gün için 20040 saatlik verinin, %90'lık kısmı eğitim (train), %10'luk kısmı test olarak kullanılırken, 2013 ve 2014 yıllarına ait veriler kullanılarak yapılan tahminlerde 476 gün için 14444 saatlik veri kullanılmıştır. Bu verinin %90'lık kısmı eğitim (train), %10'luk kısmı test olarak kullanılmıştır.

Çalışmada Elektrik tüketim tahmini için üç ayrı model önerilmiştir. Önerilen 3 modelin başarısı araştırılmıştır. Model 1'de elektrik tüketim verileri ham olarak kullanılarak elektrik tüketim tahmini yapılmış, Model 2'de elektrik tüketim verileri bir seviyeli normalize edilerek elektrik tüketim tahmini yapılmış, Model 3'de ise iki seviyeli normalize edilen elektrik tüketim verileri ile elektrik tüketim tahmini yapılmıştır.

Model 1'de Meteorolojik iklim verileri ve herhangi bir normalizasyon uygulanmamış elektrik tüketim verileri kullanılarak enerji tahmini modeli geliştirilmiştir. Bu modelde sadece iklim ve elektrik tüketim verileri ile eğitim yapılacağı gibi günün saati ve haftanın günleri değişkenleri de kullanılarak modelin elde ettiği sonuçlar değerlendirilmiştir. En iyi sonuç; 2012, 2013 ve 2014 yıllarına ait iklim ve tüketim verileri ile haftanın günü ve günün saati verilerinin kullanıldığı deneyde sınıflandırma algoritmalarından bagging algoritması ile elde edilen tahmindir. Bu tahminde MAE'ye göre %7,43'lük bir hata yüzdesi varken RMSE'ye göre %10,57'lik bir hata yüzdesi gerçekleşmiştir.

Model 2’de 2 tür elektrik tüketim verisi kullanılmıştır. Birinci türde 2012 yılındaki elektrik tüketimleri 2012 yılı gelişmişlik katsayısı ile çarpılarak 2013 yılına normalize edilmiştir. İkinci türde 2012 yılı verileri hiç kullanılmadan 2013 yılı elektrik tüketim verileri de 2013 yılı gelişmişlik katsayısı ile çarpılarak 2014 yılına normalize edilerek bir seviyeli normalizasyon yapılmıştır. Bir seviyeli normalize edilen elektrik tüketim verileri ile iklim verileri kullanılarak elektrik tüketim tahminleri gerçekleştirilmiştir.

Bu modelde sadece iklim verileri kullanıldığı gibi günün saatleri, haftanın günleri ve tatil günleri değişkenleri de kullanılarak modelin elde ettiği sonuçlar değerlendirilmiştir. En iyi sonuç; MAE’ye göre 2012, 2013 ve 2014 yıllarına ait iklim ve bir seviyeli normalize edilmiş tüketim verileri ile haftanın günü ve günün saati verilerinin kullanıldığı deneyde bagging algoritması ile elde edilen tahmin olmuştur. Bu tahminde %7,15’lik hata yüzdesi gerçekleşirken, RMSE’ye göre 2013 ve 2014 yıllarına ait iklim ve bir seviyeli normalize edilmiş tüketim verileri ile haftanın günü, günün saati ve bayram tatili günü verilerinin kullanıldığı deneyde SMOreg algoritması ile elde edilen tahmin %9,84’lük hata yüzdesi gerçekleşmiştir.

Model 3’de, önce 2012 yılındaki elektrik tüketimleri 2012 yılı gelişmişlik katsayısı ile çarpılarak 2013 yılına normalize edildikten sonra 2013 gelişmişlik katsayısı ile çarpılarak 2014 yılına normalize edilerek iki seviyeli bir normalizasyon gerçekleştirilmiştir. Bununla birlikte 2013 yılındaki elektrik tüketimleri de 2013 yılı gelişmişlik katsayısı ile çarpılarak 2014 yılına normalize edilerek 1 seviyeli normalizasyon yapılmıştır. Normalizasyonu yapılan elektrik verileri ile iklim verileri ile gerçekleştirilen makine öğrenmesi sonucu elektrik tüketimleri tahmin edilmiştir. Bu modelde de iklim verileri ile birlikte günün saati, haftanın günü, bayram tatili günleri değişkenleri de kullanılarak modelin elde ettiği sonuçlar değerlendirilmiştir. En iyi sonuç; 2012, 2013 ve 2014 yıllarına ait iklim ve iki seviyeli normalize edilmiş tüketim verileri ile haftanın günü, günün saati ve bayram tatili günü verilerinin kullanıldığı deneyde MultilayerPerceptron algoritması ile elde edilen tahmindir. Bu tahminde MAE’ye göre %5,19’luk bir hata payı varken RMSE’ye göre %8,48’lik bir hata payı gerçekleşmiştir.

Bu üç model kendi arasında değerlendirildiğinde model 3’de kullanılan 2012, 2013 ve 2014 yıllarına ait iklim ve iki seviyeli normalize edilmiş tüketim verileri ile haftanın günü, günün saati ve bayram tatili günü verilerinin daha başarılı sonuçlar

verdiği tespit edilmiştir. Bundan sonra yapılan deneylerde model 3'e göre bu verilerle hareket edilmiştir. Bu kısımda kullanılan algoritmalar da tahmin-zaman değişimini yakalayamayan algoritmalar elenmiştir (algoritma isimlerini yaz).

Elektrik tüketimi tahmininde başarılı iklim verilerini tespit etmek için Model 3'e göre iklim verileri ayrı ayrı kullanılarak elektrik tüketimi tahminleri yapılmıştır. Bu tahminlerde Isı, Maksimum Isı, Minimum Isı, Minimum Nem, Toprak_Isı_10, Toprak_Isı_50 ve Toprak_Isı_100 iklim verileri MAE ye göre en az hata yüzdeleri vermiştir. RMSE değerlerine bakıldığında, Isı, Maksimum Isı, Minimum Isı, Toprak_Isı_10, Toprak_Isı_20, Toprak_Isı_50 ve Toprak_Isı_100 iklim verileri en az hata yüzdeleri vermişlerdir.

Her iklim verisinin birbiri ile olan etkisini araştırmak, deney sayısını üstel biçimde artıracaktır. Başarılı bulunan iklim verileri sabit tutularak diğer iklim verilerinin etkisini araştırmak deney sayısını azaltacaktır. Bunun için dört farklı grup oluşturulmuştur. Birinci grupta MAE'ye göre başarılı olan ilk 5 iklim verisi, ikinci grupta MAE'ye göre başarılı 7 iklim verisi, üçüncü grupta RMSE'ye göre başarılı olan ilk 5 iklim verisi ve dördüncü grupta RMSE'ye göre başarılı olan ilk 7 iklim verisi ile kalan iklim verileri ayrı ayrı olarak sisteme verilmiş ve elektrik tüketim tahminleri yapılmıştır.

Birinci grup tahminlerde MAE'ye göre başarılı olan ilk beş iklim verisi olan Isı, Maksimum Isı, Minimum Isı, Toprak_Isı_50 ve Toprak_Isı_100 ile birlikte yapılan tahminlerde Bagging, M5Rules ve MultilayerPerceptron algoritmaları başarılı olmuştur. Sisteme ilk beş veriyle birlikte ayrı ayrı verilen iklim verilerinin MAE değerlerinin yüzdesine göre Toprak_Isı_20 %4,81 hata yüzdesi ile ön plana çıkmış olsa bile diğer iklim verilerinin hata yüzdeleri %4,85 ile %4,97 arasında değişerek başarı göstermişlerdir. RMSE değerlerine bakıldığında, Toprak_Isı_10 %7,24 ile ön plana çıkmıştır. Diğer iklim verilerinin RMSE yüzdeleri ise %7,31 ile %7,88 arasında başarılı sonuçlar vermişlerdir.

İkinci grup tahminlerde MAE'ye göre başarılı olan ilk yedi iklim verisi olan Isı, Maksimum Isı, Minimum Isı, Minimum Nem, Toprak_Isı_10, Toprak_Isı_50 ve Toprak_Isı_100 ile birlikte yapılan tahminlerde Bagging, M5Rules ve MultilayerPerceptron algoritmaları başarılı olmuştur. Sisteme ilk yedi iklim verisiyle birlikte ayrı ayrı verilen iklim verilerinden Saatlik Basınç, MAE değerine göre %4,83'lük hata yüzdesi ile ön plana çıkarken, Rüzgar 10 Metre %9,29'lük hata

yüzdesi ile %5'den çok uzaklaşarak kötü bir sonuç vermiştir. Diğer iklim verilerinin MAE hata yüzdeleri ise %4,84 ile %4,93 arasında değişmektedir. Bu değerlerin %5'in altında kalması başarılı tahmin olarak kabul edilmiştir. RMSE değerlerine bakıldığında, %7,38 değeri ile Nem ön plana çıkarken Rüzgar 10 Metre %12,64'lük hata yüzdesi ile %8'den çok uzaklaşarak kötü bir sonuç vermiştir. Diğer iklim verilerinin RMSE hata yüzdeleri ise %7,48 ile %7,62 arasında değişmektedir. Bu değerlerin %8'in altında kalması başarılı tahmin olarak kabul edilmiştir.

Üçüncü grup tahminlerde RMSE'ye göre başarılı olan ilk beş iklim verisi olan Isı, Toprak_Isı_10, Toprak_Isı_20, Toprak_Isı_50 ve Toprak_Isı_100 ile birlikte yapılan tahminlerde MultilayerPerceptron ve Bagging algoritmaları başarılı olmuştur. Sisteme ilk beş iklim verisiyle birlikte ayrı ayrı verilen iklim verilerinden MAE değerine göre %4,60'lık hata yüzdesi ile Güneş Radyasyonu ön plana çıkarken diğer iklim verilerinin MAE hata yüzdeleri %4,78 ile %4,96 arasında değişmektedir. Bu değerlerin %5'in altında kalması başarılı tahmin olarak kabul edilmiştir. RMSE değerlerine bakıldığında, %7,26'lık hata yüzdesi ile Güneş Radyasyonu ön plana çıkarken diğer iklim verilerinin RMSE hata yüzdeleri %7,29 ile %7,65 arasında değişmektedir. Bu değerlerin %8'in altında kalması başarılı tahmin olarak kabul edilmiştir.

Dördüncü grup tahminlerde RMSE'ye göre başarılı olan ilk yedi iklim verisi olan Isı, Maksimum Isı, Minimum Isı Toprak_Isı_10, Toprak_Isı_20, Toprak_Isı_50 ve Toprak_Isı_100 ile birlikte yapılan tahminlerde MultilayerPerceptron ve Bagging algoritmaları başarılı olmuştur. Sisteme ilk yedi iklim verisiyle birlikte ayrı ayrı verilen iklim verilerinden, MAE değerine göre, %4,83'lük hata yüzdesi ile Saatlik Basınç ön plana çıkarken diğer iklim verilerinin MAE hata yüzdeleri %4,84 ile %4,91 arasında değişmektedir. Bu değerlerin %5'in altında kalması başarılı tahmin olarak kabul edilmiştir. RMSE değerlerine bakıldığında, %7,42'lik hata yüzdesi ile Buhar Basıncı ön plana çıkarken diğer iklim verilerinin RMSE hata yüzdeleri %7,53 ile %7,68 arasında değişmektedir. Bu değerlerin %8'in altında kalması başarılı tahmin olarak kabul edilmiştir.

Elektrik tüketiminde haftanın günleri arasında ve Bayram tatilleri ile normal günler arasındaki farklılıkların olduğu görülmüştür. Bu günlerdeki farklılıkları ortadan kaldırarak gün tüketimlerine göre iklim verilerinin etkisi incelenmiştir. Bu deneylerden ilkinde model 3'e göre hazırlanan veri setinden bayram tatilleri ve arife

günleri çıkarılarak yapılmıştır. Yapılan bu deneylerde tahmin edilen tüketim tahminlerinin MAE değerlerinin hata yüzdelerine bakıldığında %4,78 ile %6,74 arasında değerler görülmüştür. Bu değerler diğer deneylere göre daha başarılı sonuç olarak kabul edilmemiştir. İkinci deneyde ise bayram tatilleri ile birlikte hafta sonu günleri olan cumartesi ve Pazar günleri çıkarılarak sadece haftaiçi günlerle elektirik tüketim tahmini yapılmıştır. Bu tahminlerin MAE değerlerinin yüzdelerine bakıldığında Bagging algoritması ile elde edilen %4,27'lik ve MultilayerPerceptron algoritması ile elde edilen %4.28 lik hata yüzdeleri başarılı olarak kabul edilmiştir.

Çalışmadaki veri setlerinde kullanılan iklim verilerinde eksikliklerin son değeri ileri taşıma yöntemi ile tamamlanmış olsa da hiçbir zaman gerçek değerlerle yapılan tahminler gibi olmayacaktır. İklim verileri Türkiye ortalamasının hazırlanma sürecinin uzun sürmesi sebebi ile daha geniş zamanlı bir veri ile çalışılmamıştır. İleride yapılacak çalışmalarda; veri seti, eğitim ve test süresi daha uzun tutularak iklim verilerinin etkisi daha detaylı araştırılmalıdır.

Literatür taraması sonucunda, bu çalışmadaki kadar çok iklim verisi ile elektrik tüketim tahmin çalışmaları yapıldığı bir çalışma ile karşılaşılammışken, ülke geneli iklim ortalamasının çıkarıldığı herhangi bir çalışmaya da rastlanılmamıştır. Daha önce kullanılmayan iklim verilerinin ilk kez kullanılması açısından önem kazanan bu çalışmanın literatüre katkı sağlayacaktır.

KAYNAKLAR

- Akar H.A., 2005, “Dağıtım Sisteminin Özelleştirilmesi ve Yapay Sinir Ağları ile Yük Tahmini”, Yüksek Lisans Tezi, Gazi Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara, 43-45,61.
- Ardıl, E. (2009). Esnek hesaplama yaklaşımı ile yazılım hata kestrimi (Master's thesis).
- Akman, M., Genç, Y., Ankaralı H, Random Forests Yöntemi ve Sağlık Alanında Bir Uygulama, Türkiye Klinikleri J Biostat 2011;3(1), p:36-48, 2011.
- Aydemir, E., (2019) Weka ile Yapay Zeka, Seçkin Yayınları, 2. Baskı.
- Balcı, H., Esener, İ. I., & Kurban, M. Regresyon Analizi Kullanılarak Kısa Dönem Yük Tahmini Short-Term Load Forecasting using Regression Analysis. ELECO 2012 Elektrik - Elektronik ve Bilgisayar Mühendisliği Sempozyumu, Bursa 2012 796-801.
- Bilge, B., Kısa Dönem Yük Tahmini. TEİAŞ Milli Yük Tevzi İşletme Müdürlüğü, Gölbaşı, ANKARA. 15 Mart 2016 tarihinde http://dektmk.org.tr/pdf/enerji_kongresi_10/kisa_donem_yuktahmini.pdf adresinden erişildi.
- Bulut, Y. M., & Açıklalp, E. (2013). Rüzgar Enerjisi Potansiyelinin Hesaplanmasında Parametre Tahmin Yöntemlerinin İncelenmesi. Gazi Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi Part C: Tasarım ve Teknoloji, 1(2), 49-54.
- Ceylan G., Demirören A., 2004, “Yapay Sinir Ağı ile Gölbaşı Bölgesinin Kısa Dönem Yük Tahmini”, İstanbul Teknik Üniversitesi Elektrik-Elektronik Fakültesi Yayınları, İstanbul, 1-2.
- Chen, H., Canizares, C. A., & Singh, A. (2001). ANN-based short-term load forecasting in electricity markets. In Power Engineering Society Winter Meeting, 2001. IEEE (Vol. 2, pp. 411-415). IEEE.
- Cleary, J.G., Trigg, L.E. K*: An Instance-based Learner Using an Entropic Distance Measure, Proceedings Twelfth International Conference on Machine Learning, Tahoe City, California, 1995, pp. 108-114.

- Class IBK, (t.y.). 23 Haziran 2016 tarihinde <http://weka.sourceforge.net/doc.dev/weka/classifiers/Lazy/IBk.html> adresinden erişildi.
- Class M5Rules. (t.y.). 23 Haziran 2016 tarihinde <http://weka.sourceforge.net/doc.dev/weka/classifiers/rules/M5Rules.html> adresinden erişildi.
- Class RandomTree, (t.y.). 23 Haziran 2016 tarihinde <http://weka.sourceforge.net/doc.dev/weka/classifiers/trees/RandomTree.html> adresinden erişildi.
- Çilliyüz Y., 2006, “Yapay Sinir Ağları ile Çevre Koşulları Etkili Bölgesel Yük Kestirimi”, Yüksek Lisans Tezi, Kocaeli Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Kocaeli, 42.
- Dahl, M., Brun, A., Kirsebom, O., & Andresen, G. (2018). Improving short-term heat load forecasts with calendar and holiday data. *Energies*, 11(7), 1678.
- Demirel, Ö., Kakilli, A., & Tektaş, M. (2010). ANFIS ve ARMA Modelleri İle Elektrik Enerjisi Yük Tahmini. *Gazi Üniversitesi Mühendislik-Mimarlık Fakültesi Dergisi*, Ankara, 25(3).
- Dombaycı, A., Bayrakçı, H. C., & Özgür, A. E. (2009). Konutlarda Soğutma Enerjisi Tüketiminin Farklı Baz Sıcaklıkları İçin Derece Gün Yöntemiyle Tahmini. *SDÜ Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi*, 13(3).
- Erdem, H. H. (2004). Capacity Optimization of the Electrical Energy Production Systems. *Sigma*, 3.
- Easley, M., Haney, L., Paul, J., Fowler, K., & Wu, H. (2018, February). Deep neural networks for short-term load forecasting in ERCOT system. In 2018 IEEE Texas Power and Energy Conference (TPEC) (pp. 1-6). IEEE.
- Eşiyok, E., Hocaoğlu, A. T., & Dumanlı, M. (1995). Güç Sistemlerinde Yapay Sinir Ağları ile Yük Tahmin Analizi. *Elektrik Mühendisliği*, 6, 69-72.
- Gebeyehu, S., Rao, V., S., A Two Step Data Mining Approach for Amharic Text Classification, *American Journal of Engineering Research (AJER)* e-ISSN: 2320-0847 p-ISSN: 2320-0936 Volume-03, Issue-04, pp-251-259, 2014
- Güven, Z. B., & Bilgin, T. T., Zaman Serileri Madenciliği Kullanılarak Nüfus Artışı Tahmin Uygulaması. *Akademik Bilişim'14 - XVI. Akademik Bilişim Konferansı Bildirileri 5 - 7 Şubat 2014 Mersin Üniversitesi*

- Hamzaçebi, C., & Kutay, F. (2004). Yapay Sinir Ağları İle Türkiye Elektrik Enerjisi Tüketiminin 2010 Yılına Kadar Tahmini. Gazi Üniversitesi Mühendislik-Mimarlık Fakültesi Dergisi, 19(3).
- Hengirmen M.O., Kabak S., 1999, “Gaziantep ve Yöresinde 5 Yıllık Elektrik Enerjisi İhtiyaç Tahminleri”, Elektrik Elektronik Bilgisayar Mühendisliği 8. Ulusal Kongresi, Gaziantep, 333-335.
- Ho T.K., The Random Subspace Method for Constructing Decision, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Lucent Tech no 1., AT&T Bell Labs., Murray Hill, 20(8), 832-844, 1998
- Irmak, S., Köksal, C. D., & Asilkan, Ö. (2012). Hastanelerin Gelecekteki Hasta Yoğunluklarının Veri Madenciliği Yöntemleri ile Tahmin Edilmesi. Uluslararası Alanya İşletme Fakültesi Dergisi, 4(1).
- Kakilli, A. (1993). Elektrik Enerjisi iletim ve Tüketiminin Optimal Planlanması. Yüksek Lisans Tezi Marmara Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul, Turkey.
- Keçeli, H. (2006). Haber Kaynaklarından Makine Öğrenmesi İle Türkiye Genelinde Zaman Bazlı Elektrik Enerjisi Tüketim Modeli, Yüksek Lisans Tezi Türk Hava Kurumu Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara, Türkiye.
- Keleş, M. S. (2005). Elektrik Enerjisi Talep Tahminleri ve Türkiye Ekonomisine Olan Etkileri, Hazine Uzmanlık Tezi, 7-20.
- Komitesi, D. E. K. T. M. (2011). Enerji Raporu, 2011, ISSN: 1301-6318. Ankara, Aralık.
- Korkem, E., Mikroarray Gen Ekspresyon Veri Setlerinde Random Forest Ve Naïve Bayes Sınıflama Yöntemleri Yaklaşımı, Yüksek Lisans Tezi, Hacettepe Üniversitesi, Sağlık Bilimleri Enstitüsü, 2013
- Mahmutoğlu, M., & Öztürk, F. (2015). Türkiye Elektrik Tüketimi Öngörüsü ve Bu Kapsamda Geliştirilebilecek Politika Önerileri. In EY International Congress on Economics II (EYC2015), November 5-6, 2015, Ankara, Turkey (No. 239).
- Meteorolojik Aletler Isı (t.y.) 22 Haziran 2019 tarihinde <https://www.mgm.gov.tr/genel/meteorolojikaletler.aspx?s=2> adresinden erişildi.

Meteorolojik Aletler Maksimum Nem (t.y.) 7 Temmuz 2016 tarihinde
<http://www.mgm.gov.tr/genel/meteorolojikaletler.aspx?a=b> adresinden erişildi

Meteorolojik Aletler Minimum Nem (t.y.) 8 Temmuz 2016 tarihinde
<http://www.mgm.gov.tr/genel/meteorolojikaletler.aspx?a=b> adresinden erişildi

Meteorolojik Aletler Nem (t.y.) 22 Haziran 2019 tarihinde
<https://www.mgm.gov.tr/genel/meteorolojikaletler.aspx?s=3> adresinden erişildi

Meteoroloji Sözlüğü Buhar Basıncı (t.y.) 25 Haziran 2019 tarihinde
<https://www.mgm.gov.tr/genel/meteorolojisozlugu.aspx?m=B&k=aa94>
adresinden erişildi.

Meteoroloji Sözlüğü Güneş Rds (t.y.) 25 Haziran 2019 tarihinde
<https://www.mgm.gov.tr/genel/meteorolojisozlugu.aspx?m=G&k=aa90>
adresinden erişildi.

Meteoroloji Sözlüğü Maksimum Isı (t.y.) 22 Haziran 2019 tarihinde
<https://www.mgm.gov.tr/genel/meteorolojisozlugu.aspx?m=M&k=aa12>
adresinden erişildi

Meteoroloji Sözlüğü Minimum Isı (t.y.) 22 Haziran 2019 tarihinde
<https://www.mgm.gov.tr/genel/meteorolojisozlugu.aspx?m=M&k=aa82>
adresinden erişildi

Meteoroloji Sözlüğü Rüzgâr (t.y.) 23 Haziran 2019 tarihinde
<https://www.mgm.gov.tr/genel/meteorolojisozlugu.aspx?m=R&k=aa52>
adresinden erişildi

Meteoroloji Sözlüğü Saatlik Basıncı (t.y.) 23 Haziran 2019 tarihinde
<https://www.mgm.gov.tr/genel/meteorolojisozlugu.aspx?m=B&k=aa27>
adresinden erişildi

Meteorolojik Tanımlar Güneşlenme (t.y.) 22 Haziran 2019 tarihinde
<https://www.mgm.gov.tr/FILES/resmi-istatistikler/tanimlar.pdf> adresinden erişildi.

Ekonomik Yaklaşım Association.

Oğurlu, H. (2011). Matematiksel modelleme kullanarak Türkiye'nin uzun dönem elektrik yük tahmini,,Yüksek Lisans Tezi, (Doctoral dissertation, Selçuk Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü).

- Özçınar, H. (2006). Kpss Sonuçlarının Veri Madenciliği Yöntemleriyle Tahmin Edilmesi.
- Özekes, S. (2003). Veri Madenciliği Modelleri ve Uygulama Alanları. İstanbul Ticaret Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi, 2 (3), 65-82.
- Özkan, Y. (2013). Veri Madenciliği Yöntemleri (2. bs.). İstanbul: Papatya Yayıncılık Eğitim.
- Park, D. C., El-Sharkawi, M. A., Marks, R. J., Atlas, L. E., & Damborg, M. J. (1991). Electric load forecasting using an artificial neural network. IEEE transactions on Power Systems, 6(2), 442-449.
- Sezgin, E., & Çelik, Y. (2013). Veri madenciliğinde kayıp veriler için kullanılan yöntemlerin karşılaştırılması. Akademik Bilişim Konferansı, Akdeniz Üniversitesi, 23-25.
- Singh, P., & Dwivedi, P. (2018). Integration of new evolutionary approach with artificial neural network for solving short term load forecast problem. Applied energy, 217, 537-549.
- Song, K. B., Baek, Y. S., Hong, D. H., & Jang, G. (2005). Short-term load forecasting for the holidays using fuzzy linear regression method. Power Systems, IEEE Transactions on, 20(1), 96-101.
- Soylu, A., Türkay, M., & Sarıyer, İ. (2005). Yenilenebilir Enerji Kaynaklarına Geçiş Sürecinin Planlanmasında Doğrusal En İyi Yönetim Tekniğinin Kullanılması. Yenilenebilir Enerji Kaynakları Sempozyumu, İstanbul.
- Stoll, H. G., & Garver, L. J. (1989). Least-cost electric utility planning. J. Wiley.
- Şeker, Ş. E. (2013). İş Zekası ve Veri Madenciliği. İstanbul: Cinius Yayınları.
- Şener F., 2005, “Yük Tahmin Yöntemleri ve Ankara Merkez Metropol Alan İçin Regresyon Analizi Yöntemi Kullanılarak Uygulanması”, Yüksek Lisans Tezi, Gazi Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara, 26-43.
- Toker, A. C., & Korkmaz, O. (2010). Türkiye Kısa Süreli Elektrik Talebinin Saatlik Olarak Tahmin Edilmesi.
- TUIK. (2015), “Çevre ve Enerji İstatistikleri”, Net elektrik tüketiminin sektörlere göre dağılımı”. 12 Haziran 2016 tarihinde http://www.tuik.gov.tr/PreIstatistikTablo.do?istab_id=1579 adresinden erişildi.

- Wang, Y., Zhang, N., Tan, Y., Hong, T., Kirschen, D. S., & Kang, C. (2018). Combining probabilistic load forecasts. *IEEE Transactions on Smart Grid*.
- Wang, X., & McDonald, J. R. (1994). *Modern power system planning*. McGraw-Hill Companies.
- Yalçınöz, T., Herdem, S., & Eminoğlu, U. Yapay Sinir Ağları ile Niğde Bölgesinin Elektrik Yük Tahmini., *ELECO'2002*, Sayfa 25-29, Bursa, 2002.
- Yaylalı, M., Lebe, F., & Sosyal, N. H. B. V. Ü. (2013). Konut Sektörünün Elektrik Talebi: Türkiye İçin Talep Tahmini ve Öngörü. *Nevşehir Hacı Bektaş Veli Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 3, 119-145.
- Yıldırım, U., Gazibey, Y., & Güngör, A. (2012). Niğde ili rüzgâr enerjisi potansiyeli. *Niğde Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 1(2), 37-47.
- Yoldaş, U. C. (2006). Elektrik enerjisinde yük tahmini yöntemleri ve Türkiye'nin 2005–2020 yılları arasındaki elektrik enerjisi talep gelişimi ve arz planlaması. Yüksek Lisans Tezi, Gazi Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara, 1-16 Lisans
- Y. Zhao, Y. Zhang, “Comparison of Decision Tree Methods for Finding Active Objects”, *Advances in Space Research*, 41(12), 1955-1959, 2008
- Zhang, R., Dong, Z. Y., Xu, Y., Meng, K., & Wong, K. P. (2013). Short-term load forecasting of Australian National Electricity Market by an ensemble model of extreme learning machine. *IET Generation, Transmission & Distribution*, 7(4), 391-397.

ÖZGEÇMİŞ

KİŞİSEL BİLGİLER

Adı Soyadı : Murat KOÇALI
Uyruğu : T.C.
Doğum Yeri ve Tarihi : Sürmene - 07.09.1973
Medeni Hali : Evli
Adres : Emek Mah. 24. Sok. No:20/6 Çankaya/ANKARA
E-Posta Adresi : muratkocali@gmail.com
İletişim (Telefon) : 0 505 242 63 11



EĞİTİM

Lise : Trabzon Teknik Lisesi/Elektronik (Trabzon) - 1991
Lisans : Gazi Üniversitesi/Bilgisayar Sistemleri Öğretmenliği (ISPARTA)
: Kırıkkale Üniversitesi/Elektrik-Elektronik Mühendisliği
(Mühendislik Tamamlama) (KIRIKKALE)
Yüksek Lisans : Türk Hava Kurumu Üniversitesi/Elektrik ve Bilgisayar
Mühendisliği (Ankara)

İŞ DENEYİMİ

2002 - 2004 Bilgisayar Öğretmeni, Yenice İlköğretim Okulu, Ankara
2004 Bilişim Teknolojileri Öğretmeni, Yenimahalle Mesleki ve Teknik
Anadolu Lisesi, Ankara
2010-2019 Uluslararası MEB Robot Yarışması, Bilişim İşlemleri Teknik
Danışmanı