

İSTANBUL TEKNİK ÜNİVERSİTESİ ★ LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ

**YAPAY SİNİR AĞLARI KULLANILARAK KISA SÜRELİ GÜNEŞ ENERJİSİ
TAHMİNİ**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Ela Nur ORUÇ

Meteoroloji Mühendisliği Anabilim Dalı

Atmosfer Bilimleri Programı

Kasım 2021

İSTANBUL TEKNİK ÜNİVERSİTESİ ★ LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ

**YAPAY SİNİR AĞLARI KULLANILARAK KISA SÜRELİ GÜNEŞ ENERJİSİ
TAHMİNİ**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

**Ela Nur ORUÇ
(511171015)**

Meteoroloji Mühendisliği Anabilim Dalı

Atmosfer Bilimleri Programı

Tez Danışmanı: Doç. Dr. Ahmet ÖZTOPAL

İTÜ, Lisansüstü Eğitim Enstitüsü'nün 511171015 numaralı Yüksek Lisans Öğrencisi Ela Nur ORUÇ, ilgili yönetmeliklerin belirlediği gerekli tüm şartları yerine getirdikten sonra hazırladığı “YAPAY SİNİR AĞLARI KULLANILARAK KISA SÜRELİ GÜNEŞ ENERJİSİ TAHMİNİ” başlıklı tezini aşağıda imzaları olan jüri önünde başarı ile sunmuştur.

Tez Danışmanı : **Doç. Dr. Ahmet ÖZTOPAL**

İstanbul Teknik Üniversitesi

Jüri Üyeleri : **Prof. Dr. Ahmet Duran ŞAHİN**

İstanbul Teknik Üniversitesi

Doç. Dr. Ercan İZGİ

Yıldız Teknik Üniversitesi

Teslim Tarihi : 10 Kasım 2021
Savunma Tarihi : 24 Kasım 2021



Sabrım için kendime,





ÖNSÖZ

Yüksek Lisans sürecinde desteklerini ve sabrını esirgemeyip yol gösteren danışman hocam Doç. Dr. Ahmet ÖZTOPAL'a ve bu yolu beraber tamamladığımız arkadaşım Öykü CAN'a teşekkürü bir borç bilirim.

Ayrıca tez yazma sürecimde yardımlarını hiç eksik etmeyen, bu süreci başarı ile tamamlayacağıma dair motivasyonumu güçlendiren sevgili babam Adnan ve sevgili annem Nermin ORUÇ'a teşekkür ederim.

Kasım 2021

Ela Nur Oruç
(Meteoroloji Mühendisi)



İÇİNDEKİLER

Sayfa

ÖNSÖZ	vii
İÇİNDEKİLER	ix
KISALTMALAR	xi
SEMBOLLER	xiii
ŞEKİL LİSTESİ	xv
ÖZET	xxi
SUMMARY	xxiii
1. GİRİŞ	1
1.1 Literatür Araştırması	3
2. YÖNTEM VE VERİ	7
2.1 Yapay Sinir Ağları	7
2.2 Lineer Regresyon Analizi	14
2.2.1 Basit lineer regresyon	14
2.2.2 Çoklu lineer regresyon	15
2.3 Kullanılan YSA Mimarisi	15
2.4 Çalışma Alanı ve Veri	16
2.5 Dengesizlik Maliyeti ve Kar/Zarar Hesaplama Yöntemi	17
2.5.1 Dengesizlik maliyeti	17
2.5.2 Kar/Zarar	17
3. BULGULAR	19
3.1 Metrik Analiz	19
3.2 Finansal Analiz	23
4. SONUÇ VE ÖNERİLER	27
KAYNAKLAR	29
EKLER	33
ÖZGEÇMİŞ	95



KISALTMALAR

CO₂	: Karbondioksit
DM	: Dengesizlik Maliyeti (Tl/MWh)
EDM	: Enerji Dengesizlik Miktarı
EIC	: Energy Imbalance Cost
LR	: Lineer Regresyon
MAE	: Mean Absolute Error
MGM	: Meteoroloji Genel Müdürlüğü
MSE	: Mean Squared Error
PTF	: Piyasa Takas Fiyatı
RMSE	: Root Mean Squared Error
SMF	: Sistem Marjinal Fiyatı
YSA	: Yapay Sinir Ağı



SEMBOLLER

°C	: Derece Santigrad
€	: Hata Terimi
MWe	: Mega Watt Elektrik
kWh	: Kilo Watt Saat
kWp	: Kilo Watt Peak
kWe	: Kilo Watt Elektrik



ŞEKİL LİSTESİ

Sayfa

Şekil 2.1 : Yapay Sinir Ağları Gelişimi Zaman Çizelgesi (Crone,2004)	7
Şekil 2.2 : Biyolojik Sinir Ağları Yapısı (Krenker, Beşte, & Kos, 2011)	8
Şekil 2.3 : Yapay Sinir Ağları Genel Yapısı (Yurtoğlu, 2005)	9
Şekil 2.4 : Yaygın kullanılan transfer fonksiyonları (Bayır, 2008)	10
Şekil 2.5 : Yapay Sinir Ağı (Bayır, 2006)	11
Şekil 2.6 : Geriye Yayılma Algoritması Yapısı (Kabalcı, 2015), (Öztopal, 2007) ...	12
Şekil 2.7 : Fotovoltaik Güç Potansiyeli Haritası (Solargis, 2019).....	16
Şekil 3.1 : t, t-1, t-2, t-3, t-4 zamanlarına göre yapılmış olan YSA tahminlerinin eğitim ve test aşamalarındaki korelasyon değerleri.....	20
Şekil 3.2 : t, t-1, t-2, t-3, t-4 zamanlarına göre yapılmış olan YSA tahminlerinin eğitim aşamasındaki MAE, MSE ve RMSE değerleri.....	21
Şekil 3.3 : t, t-1, t-2, t-3, t-4 zamanlarına göre yapılmış olan YSA tahminlerinin test aşamasındaki MAE, MSE ve RMSE değerleri.....	21
Şekil 3.4 : t, t-1, t-2, t-3, t-4 zamanlarına göre yapılmış olan LR test tahminlerinin korelasyon değerleri.....	22
Şekil 3.5 : t, t-1, t-2, t-3, t-4 zamanlarına göre yapılmış olan LR test tahminlerinin MAE, MSE ve RMSE değerleri	23
Şekil 3.6 : t, t-1, t-2, t-3, t-4 zamanlarına göre yapılmış olan YSA test tahminlerinin DM değerleri.....	24
Şekil 3.7 : t, t-1, t-2, t-3, t-4 zamanlarına göre yapılmış olan LR test tahminlerinin DM değerleri t, t-1, t-2, t-3, t-4 zamanlarına göre yapılmış olan YSA test tahminlerinin DM değerleri.....	25
Şekil 3.8 : t, t-1, t-2, t-3, t-4 zamanlarına göre yapılmış olan YSA test tahminlerinin Kar/Zarar tutarları	25
Şekil 3.9 : t, t-1, t-2, t-3, t-4 zamanlarına göre yapılmış olan LR test tahminlerinin Kar/Zarar tutarları	26
Şekil A.1: Ocak Gözlem - Tahmin (T-0) (Eğitim) Saçılma Grafiği.....	35
Şekil A.2: Ocak Gözlem - Tahmin (T-0) (Test) Saçılma Grafiği.....	35
Şekil A.3: Şubat Gözlem - Tahmin (T-0) (Eğitim) Saçılma Grafiği	35
Şekil A.4: Şubat Gözlem - Tahmin (T-0) (Test) Saçılma Grafiği	12
Şekil A.5: Mart Gözlem - Tahmin (T-0) (Eğitim) Saçılma Grafiği	12
Şekil A.6: Mart Gözlem - Tahmin (T-0) (Test) Saçılma Grafiği	12
Şekil A.7: Nisan Gözlem - Tahmin (T-0) (Eğitim) Saçılma Grafiği.....	37
Şekil A.8: Nisan Gözlem - Tahmin (T-0) (Test) Saçılma Grafiği.....	37
Şekil A.9: Mayıs Gözlem - Tahmin (T-0) (Eğitim) Saçılma Grafiği	37
Şekil A.10: Mayıs Gözlem - Tahmin (T-0) (Test) Saçılma Grafiği	38
Şekil A.11: Haziran Gözlem - Tahmin (T-0) (Eğitim) Saçılma Grafiği.....	38
Şekil A.12: Haziran Gözlem - Tahmin (T-0) (Test) Saçılma Grafiği.....	38
Şekil A.13: Temmuz Gözlem - Tahmin (T-0) (Eğitim) Saçılma Grafiği	39
Şekil A.14: Temmuz Gözlem - Tahmin (T-0) (Test) Saçılma Grafiği	39

Şekil A.15: Ağustos Gözlem - Tahmin (t, Eğitim) Saçılma Grafiği.....	39
Şekil A.16: Ağustos Gözlem - Tahmin (t, Test) Saçılma Grafiği.....	40
Şekil A.17: Eylül Gözlem - Tahmin (t, Eğitim) Saçılma Grafiği	40
Şekil A.18: Eylül Gözlem - Tahmin (t, Test) Saçılma Grafiği	40
Şekil A.19: Ekim Gözlem - Tahmin (t, Eğitim) Saçılma Grafiği	41
Şekil A.20: Ekim Gözlem - Tahmin (t, Test) Saçılma Grafiği	41
Şekil A.21: Kasım Gözlem - Tahmin (t, Eğitim) Saçılma Grafiği	41
Şekil A.22: Kasım Gözlem - Tahmin (t, Test) Saçılma Grafiği	12
Şekil A.23: Aralık Gözlem - Tahmin (t, Eğitim) Saçılma Grafiği	12
Şekil A.24: Aralık Gözlem - Tahmin (t, Test) Saçılma Grafiği	12
Şekil B.1: Ocak Gözlem - Tahmin (t-1, Eğitim) Saçılma Grafiği	43
Şekil B.2: Ocak Gözlem - Tahmin (t-1, Test) Saçılma Grafiği	43
Şekil B.3: Şubat Gözlem - Tahmin (t-1, Eğitim) Saçılma Grafiği	43
Şekil B.4: Şubat Gözlem - Tahmin (t-1, Test) Saçılma Grafiği	44
Şekil B.5: Mart Gözlem - Tahmin (t-1, Eğitim) Saçılma Grafiği.....	44
Şekil B.6: Mart Gözlem - Tahmin (t-1, Test) Saçılma Grafiği.....	44
Şekil B.7: Nisan Gözlem - Tahmin (t-1, Eğitim) Saçılma Grafiği	45
Şekil B.8: Nisan Gözlem - Tahmin (t-1, Test) Saçılma Grafiği	45
Şekil B.9: Mayıs Gözlem - Tahmin (t-1, Eğitim) Saçılma Grafiği.....	45
Şekil B.10: Mayıs Gözlem - Tahmin (t-1, Test) Saçılma Grafiği.....	46
Şekil B.11: Haziran Gözlem - Tahmin (t-1, Eğitim) Saçılma Grafiği.....	46
Şekil B.12: Haziran Gözlem - Tahmin (t-1, Test) Saçılma Grafiği	46
Şekil B.13: Temmuz Gözlem - Tahmin (t-1, Eğitim) Saçılma Grafiği	47
Şekil B.14: Temmuz Gözlem - Tahmin (t-1, Test) Saçılma Grafiği	47
Şekil B.15: Ağustos Gözlem - Tahmin (t-1, Eğitim) Saçılma Grafiği	47
Şekil B.16: Ağustos Gözlem - Tahmin (t-1, Test) Saçılma Grafiği	48
Şekil B.17: Eylül Gözlem - Tahmin (t-1, Eğitim) Saçılma Grafiği.....	48
Şekil B.18: Eylül Gözlem - Tahmin (t-1, Test) Saçılma Grafiği.....	48
Şekil B.19: Ekim Gözlem - Tahmin (t-1, Eğitim) Saçılma Grafiği.....	49
Şekil B.20: Ekim Gözlem - Tahmin (t-1, Test) Saçılma Grafiği.....	49
Şekil B.21: Kasım Gözlem - Tahmin (t-1, Eğitim) Saçılma Grafiği	49
Şekil B.22: Kasım Gözlem - Tahmin (t-1, Test) Saçılma Grafiği	50
Şekil B.23: Aralık Gözlem - Tahmin (t-1, Eğitim) Saçılma Grafiği	50
Şekil B.24: Aralık Gözlem - Tahmin (t-1, Test) Saçılma Grafiği	50
Şekil C.1: Ocak Gözlem - Tahmin (t-2, Eğitim) Saçılma Grafiği.....	51
Şekil C.2: Ocak Gözlem - Tahmin (t-2, Test) Saçılma Grafiği	51
Şekil C.3: Şubat Gözlem - Tahmin (t-2, Eğitim) Saçılma Grafiği	51
Şekil C.4: Şubat Gözlem - Tahmin (t-2, Test) Saçılma Grafiği	52
Şekil C.5: Mart Gözlem - Tahmin (t-2, Eğitim) Saçılma Grafiği.....	52
Şekil C.6: Mart Gözlem - Tahmin (t-2, Test) Saçılma Grafiği.....	52
Şekil C.7: Nisan Gözlem - Tahmin (t-2, Eğitim) Saçılma Grafiği	53
Şekil C.8: Nisan Gözlem - Tahmin (t-2, Test) Saçılma Grafiği	53
Şekil C.9: Mayıs Gözlem - Tahmin (t-2, Eğitim) Saçılma Grafiği	53
Şekil C.10: Mayıs Gözlem - Tahmin (t-2, Test) Saçılma Grafiği	54
Şekil C.11: Haziran Gözlem - Tahmin (t-2, Eğitim) Saçılma Grafiği.....	54
Şekil C.12: Haziran Gözlem - Tahmin (t-2, Test) Saçılma Grafiği.....	54
Şekil C.13: Temmuz Gözlem - Tahmin (t-2, Eğitim) Saçılma Grafiği	55
Şekil C.14: Temmuz Gözlem - Tahmin (t-2, Test) Saçılma Grafiği	55
Şekil C.15: Ağustos Gözlem - Tahmin (t-2, Eğitim) Saçılma Grafiği	55
Şekil C.16: Ağustos Gözlem - Tahmin (t-2, Test) Saçılma Grafiği	56

Şekil C.17: Eylül Gözlem - Tahmin (t-2, Eğitim) Saçılma Grafiği.....	56
Şekil C.18: Eylül Gözlem - Tahmin (t-2, Test) Saçılma Grafiği.....	56
Şekil C.19: Ekim Gözlem - Tahmin (t-2, Eğitim) Saçılma Grafiği.....	57
Şekil C.20: Ekim Gözlem - Tahmin (t-2, Test) Saçılma Grafiği.....	57
Şekil C.21: Kasım Gözlem - Tahmin (t-2, Eğitim) Saçılma Grafiği.....	12
Şekil C.22: Kasım Gözlem - Tahmin (t-2, Test) Saçılma Grafiği.....	58
Şekil C.23: Aralık Gözlem - Tahmin (t-2, Eğitim) Saçılma Grafiği.....	58
Şekil C.24: Aralık Gözlem - Tahmin (t-2, Test) Saçılma Grafiği.....	58
Şekil D.1: Ocak Gözlem - Tahmin (t-3, Eğitim) Saçılma Grafiği.....	59
Şekil D.2: Ocak Gözlem - Tahmin (t-3, Test) Saçılma Grafiği.....	59
Şekil D.3: Şubat Gözlem - Tahmin (t-3, Eğitim) Saçılma Grafiği.....	59
Şekil D.4: Şubat Gözlem - Tahmin (t-3, Test) Saçılma Grafiği.....	60
Şekil D.5: Mart Gözlem - Tahmin (t-3, Eğitim) Saçılma Grafiği.....	60
Şekil D.6: Mart Gözlem - Tahmin (t-3, Test) Saçılma Grafiği.....	60
Şekil D.7: Nisan Gözlem - Tahmin (t-3, Eğitim) Saçılma Grafiği.....	61
Şekil D.8: Nisan Gözlem - Tahmin (t-3, Test) Saçılma Grafiği.....	61
Şekil D.9: Mayıs Gözlem - Tahmin (t-3, Eğitim) Saçılma Grafiği.....	61
Şekil D.10: Mayıs Gözlem - Tahmin (t-3, Test) Saçılma Grafiği.....	62
Şekil D.11: Haziran Gözlem - Tahmin (t-3, Eğitim) Saçılma Grafiği.....	62
Şekil D.12: Haziran Gözlem - Tahmin (t-3, Test) Saçılma Grafiği.....	62
Şekil D.13: Temmuz Gözlem - Tahmin (t-3, Eğitim) Saçılma Grafiği.....	63
Şekil D.14: Temmuz Gözlem - Tahmin (t-3, Test) Saçılma Grafiği.....	63
Şekil D.15: Ağustos Gözlem - Tahmin (t-3, Eğitim) Saçılma Grafiği.....	63
Şekil D.16: Ağustos Gözlem - Tahmin (t-3, Test) Saçılma Grafiği.....	64
Şekil D.17: Eylül Gözlem - Tahmin (t-3, Eğitim) Saçılma Grafiği.....	64
Şekil D.18: Eylül Gözlem - Tahmin (t-3, Test) Saçılma Grafiği.....	64
Şekil D.19: Ekim Gözlem - Tahmin (t-3, Eğitim) Saçılma Grafiği.....	65
Şekil D.20: Ekim Gözlem - Tahmin (t-3, Test) Saçılma Grafiği.....	65
Şekil D.21: Kasım Gözlem - Tahmin (t-3, Eğitim) Saçılma Grafiği.....	65
Şekil D.22: Kasım Gözlem - Tahmin (t-3, Test) Saçılma Grafiği.....	66
Şekil D.23: Aralık Gözlem - Tahmin (t-3, Eğitim) Saçılma Grafiği.....	66
Şekil D.24: Aralık Gözlem - Tahmin (t-3, Test) Saçılma Grafiği.....	66
Şekil E.1: Ocak Gözlem - Tahmin (t-4, Eğitim) Saçılma Grafiği.....	67
Şekil E.2: Ocak Gözlem - Tahmin (t-4, Test) Saçılma Grafiği.....	67
Şekil E.3: Şubat Gözlem - Tahmin (t-4, Eğitim) Saçılma Grafiği.....	67
Şekil E.4: Şubat Gözlem - Tahmin (t-4, Test) Saçılma Grafiği.....	68
Şekil E.5: Mart Gözlem - Tahmin (t-4, Eğitim) Saçılma Grafiği.....	68
Şekil E.6: Mart Gözlem - Tahmin (t-4, Test) Saçılma Grafiği.....	68
Şekil E.7: Nisan Gözlem - Tahmin (t-4, Eğitim) Saçılma Grafiği.....	69
Şekil E.8: Nisan Gözlem - Tahmin (t-4, Test) Saçılma Grafiği.....	69
Şekil E.9: Mayıs Gözlem - Tahmin (t-4, Eğitim) Saçılma Grafiği.....	69
Şekil E.10: Mayıs Gözlem - Tahmin (t-4, Test) Saçılma Grafiği.....	70
Şekil E.11: Haziran Gözlem - Tahmin (t-4, Eğitim) Saçılma Grafiği.....	70
Şekil E.12: Haziran Gözlem - Tahmin (t-4, Test) Saçılma Grafiği.....	70
Şekil E.13: Temmuz Gözlem - Tahmin (t-4, Eğitim) Saçılma Grafiği.....	71
Şekil E.14: Temmuz Gözlem - Tahmin (t-4, Test) Saçılma Grafiği.....	71
Şekil E.15: Ağustos Gözlem - Tahmin (t-4, Eğitim) Saçılma Grafiği.....	71
Şekil E.16: Ağustos Gözlem - Tahmin (t-4, Test) Saçılma Grafiği.....	72
Şekil E.17: Eylül Gözlem - Tahmin (t-4, Eğitim) Saçılma Grafiği.....	72
Şekil E.18: Eylül Gözlem - Tahmin (t-4, Test) Saçılma Grafiği.....	72

Şekil E.19: Ekim Gözlem - Tahmin (t-4, Eğitim) Saçılma Grafiği.....	73
Şekil E.20: Ekim Gözlem - Tahmin (t-4, Test) Saçılma Grafiği.....	73
Şekil E.21: Kasım Gözlem - Tahmin (t-4, Eğitim) Saçılma Grafiği.....	73
Şekil E.22: Kasım Gözlem - Tahmin (t-4, Test) Saçılma Grafiği.....	74
Şekil E.23: Aralık Gözlem - Tahmin (t-4, Eğitim) Saçılma Grafiği.....	74
Şekil E.24: Aralık Gözlem - Tahmin (t-4, Test) Saçılma Grafiği.....	74
Şekil F.1: Ocak Gözlem - Tahmin (t, Test) Saçılma Grafiği.....	75
Şekil F.2: Şubat Gözlem - Tahmin (t, Test) Saçılma Grafiği.....	75
Şekil F.3: Mart Gözlem - Tahmin (t, Test) Saçılma Grafiği.....	75
Şekil F.4: Nisan Gözlem - Tahmin (t, Test) Saçılma Grafiği.....	76
Şekil F.5: Mayıs Gözlem - Tahmin (t, Test) Saçılma Grafiği.....	76
Şekil F.6: Haziran Gözlem - Tahmin (t, Test) Saçılma Grafiği.....	76
Şekil F.7: Temmuz Gözlem - Tahmin (t, Test) Saçılma Grafiği.....	77
Şekil F.8: Ağustos Gözlem - Tahmin (t, Test) Saçılma Grafiği.....	77
Şekil F.9: Eylül Gözlem - Tahmin (t, Test) Saçılma Grafiği.....	77
Şekil F.10: Ekim Gözlem - Tahmin (t, Test) Saçılma Grafiği.....	78
Şekil F.11: Kasım Gözlem - Tahmin (t, Test) Saçılma Grafiği.....	78
Şekil F.12: Aralık Gözlem - Tahmin (t, Test) Saçılma Grafiği.....	78
Şekil F.13: Ocak Gözlem - Tahmin (t-1, Test) Saçılma Grafiği.....	79
Şekil F.14: Şubat Gözlem - Tahmin (t-1, Test) Saçılma Grafiği.....	79
Şekil F.15: Mart Gözlem - Tahmin (t-1, Test) Saçılma Grafiği.....	79
Şekil F.16: Nisan Gözlem - Tahmin (t-1, Test) Saçılma Grafiği.....	80
Şekil F.17: Mayıs Gözlem - Tahmin (t-1, Test) Saçılma Grafiği.....	80
Şekil F.18: Haziran Gözlem - Tahmin (t-1, Test) Saçılma Grafiği.....	80
Şekil F.19: Temmuz Gözlem - Tahmin (t-1, Test) Saçılma Grafiği.....	81
Şekil F.20: Ağustos Gözlem - Tahmin (t-1, Test) Saçılma Grafiği.....	81
Şekil F.21: Eylül Gözlem - Tahmin (t-1, Test) Saçılma Grafiği.....	81
Şekil F.22: Ekim Gözlem - Tahmin (t-1, Test) Saçılma Grafiği.....	82
Şekil F.23: Kasım Gözlem - Tahmin (t-1, Test) Saçılma Grafiği.....	82
Şekil F.24: Aralık Gözlem - Tahmin (t-1, Test) Saçılma Grafiği.....	82
Şekil F.25: Ocak Gözlem - Tahmin (t-2, Test) Saçılma Grafiği.....	83
Şekil F.26: Şubat Gözlem - Tahmin (t-2, Test) Saçılma Grafiği.....	83
Şekil F.27: Mart Gözlem - Tahmin (t-2, Test) Saçılma Grafiği.....	83
Şekil F.28: Nisan Gözlem - Tahmin (t-2, Test) Saçılma Grafiği.....	84
Şekil F.29: Mayıs Gözlem - Tahmin (t-2, Test) Saçılma Grafiği.....	84
Şekil F.30: Haziran Gözlem - Tahmin (t-2, Test) Saçılma Grafiği.....	84
Şekil F.31: Temmuz Gözlem - Tahmin (t-2, Test) Saçılma Grafiği.....	85
Şekil F.32: Ağustos Gözlem - Tahmin (t-2, Test) Saçılma Grafiği.....	85
Şekil F.33: Eylül Gözlem - Tahmin (t-2, Test) Saçılma Grafiği.....	85
Şekil F.34: Ekim Gözlem - Tahmin (t-2, Test) Saçılma Grafiği.....	86
Şekil F.35: Kasım Gözlem - Tahmin (t-2, Test) Saçılma Grafiği.....	86
Şekil F.36: Aralık Gözlem - Tahmin (t-2, Test) Saçılma Grafiği.....	86
Şekil F.37: Ocak Gözlem - Tahmin (t-3, Test) Saçılma Grafiği.....	87
Şekil F.38: Şubat Gözlem - Tahmin (t-3, Test) Saçılma Grafiği.....	87
Şekil F.39: Mart Gözlem - Tahmin (t-3, Test) Saçılma Grafiği.....	87
Şekil F.40: Nisan Gözlem - Tahmin (t-3, Test) Saçılma Grafiği.....	88
Şekil F.41: Mayıs Gözlem - Tahmin (t-3, Test) Saçılma Grafiği.....	88
Şekil F.42: Haziran Gözlem - Tahmin (t-3, Test) Saçılma Grafiği.....	88
Şekil F.43: Temmuz Gözlem - Tahmin (t-3, Test) Saçılma Grafiği.....	89
Şekil F.44: Ağustos Gözlem - Tahmin (t-3, Test) Saçılma Grafiği.....	89

Şekil F.45: Eylül Gözlem - Tahmin (t-3, Test) Saçılma Grafiği	89
Şekil F.46: Ekim Gözlem - Tahmin (t-3, Test) Saçılma Grafiği	90
Şekil F.47: Kasım Gözlem - Tahmin (t-3, Test) Saçılma Grafiği	90
Şekil F.48: Aralık Gözlem - Tahmin (t-3, Test) Saçılma Grafiği	90
Şekil F.49: Ocak Gözlem - Tahmin (t-4, Test) Saçılma Grafiği	91
Şekil F.50: Şubat Gözlem - Tahmin (t-4, Test) Saçılma Grafiği.....	91
Şekil F.51: Mart Gözlem - Tahmin (t-4, Test) Saçılma Grafiği.....	91
Şekil F.52: Nisan Gözlem - Tahmin (t-4, Test) Saçılma Grafiği	92
Şekil F.53: Mayıs Gözlem - Tahmin (t-4, Test) Saçılma Grafiği.....	92
Şekil F.54: Haziran Gözlem - Tahmin (t-4, Test) Saçılma Grafiği.....	92
Şekil F.55: Temmuz Gözlem - Tahmin (t-4, Test) Saçılma Grafiği	93
Şekil F.56: Ağustos Gözlem - Tahmin (t-4, Test) Saçılma Grafiği.....	93
Şekil F.57: Eylül Gözlem - Tahmin (t-4, Test) Saçılma Grafiği	93
Şekil F.58: Ekim Gözlem - Tahmin (t-4, Test) Saçılma Grafiği.....	94
Şekil F.59: Kasım Gözlem - Tahmin (t-4, Test) Saçılma Grafiği	94
Şekil F.60: Aralık Gözlem - Tahmin (t-4, Test) Saçılma Grafiği	94





YAPAY SİNİR AĞLARI KULLANILARAK KISA SÜRELİ GÜNEŞ ENERJİSİ TAHMİNİ

ÖZET

Gelişen dünya ve artan nüfus ile beraber küresel çaplı enerji ihtiyacı günden güne artmaktadır. Sanayi devrimi ile artan endüstriyel enerji talebinin fosil kaynaklı yakıtlardan karşılanmaya çalışılması, günümüz ve geleceğimiz için büyük problemler doğurmaktadır. Paris İklim Antlaşması ile beraber global CO₂ emisyonunun düşürülmesine yönelik çalışmalar yapılmaktadır. Araştırmalara göre, 2050 yılına kadar hazırlanmış senaryolarda, yenilenebilir enerji kaynaklarının fosil kaynaklara oranla katbekat daha düşük CO₂ emisyonuna neden olacağı ortaya konulmuştur.

Yenilenebilir enerji çeşitlerinden olan güneş enerjisi temiz, sürdürülebilir ve doğada bulunurluğu fazla olması açısından tercih edilmesi önerilen enerji kaynaklarından biridir. Özellikle, günümüzde artan devlet teşvik mekanizmaları ile yükselen elektrik talebini karşılamada tercih edildiği için enerji üretiminde önemli bir yere sahiptir.

Türkiye Elektrik Piyasası katılımcıları, üretim ve tüketim tahminlerini gün öncesinden sisteme bildirerek, arz-talep dengesinin belirlenmesine katkı sağlamakla görevlidir. Yenilenebilir enerji kaynaklarının elektrik üretiminde kullanılarak, elektrik talebini karşılaması günümüzde en çok tercih edilen üretici katılım türüdür. Fakat yenilenebilir enerji tesislerinde karşılaşılan en büyük problem, değişken kaynak tahminlerine bağlı üretim belirsizliğidir. Özellikle artan elektrik talebiyle beraber, güneş enerjisi gibi yenilenebilir kaynakların öngörülebilirliği, Türkiye Elektrik Piyasası açısından geliştirilmesi gereken bir problem haline gelmiştir.

Bu tezin amacı, güneş enerjisi üretim verisinin Elâzığ ili Merkez ilçesinde bulunan güneş enerjisi santrali için kısa ve orta vadeli üretim tahminlenmesinin yapılmasıdır. Bu çalışmayla ilgili santral için gün içi ve gün öncesi performansın geliştirilmesi de hedeflenmektedir.

Geçmiş çalışmalar incelendiğinde, güneş enerjisi üretiminin modellenmesi ve tahmin edilmesi konusunda çeşitli araştırmalar mevcuttur. Çalışmalara genel çerçevede bakıldığında fiziksel yaklaşımlar, istatistiki methodlar ve yapay zekâ yöntemleri öne çıkmaktadır. Destek Vektör Makineleri, Lineer Regresyon Yöntemleri, Rassal Orman Sınıflandırması, Yapay Sinir Ağları gibi tahmin etme yöntemleri en sık tercih edilen uygulamalardır. Farklı alanlar ve farklı veri setleri kullanılmış olan literatür uygulamaları kıyaslandığında, korelasyon olarak en yüksek doğruluğa sahip modeller Yapay Sinir Ağları olarak gözlemlenmektedir (Abuella, 2015; Barrera, 2020).

Yapay Sinir Ağları ve genetik algoritmalar canlılardaki hücrelerin biyolojik özelliklerinin matematiksel modellemesine dayanır. Yapay Sinir Ağları sinir hücrelerinin bir araya gelmesinden oluşmaktadır. Girdi ve çıktı katmanları birer tanedir, fakat aradaki katman sayısı değişkenlik gösterebilir. Bu yöntem tek katmanlı ve çok katmanlı olmak üzere iki farklı yapıya sahiptir.

Tahmin modelinin seçiminin yanı sıra, giriş veri seti olarak adlandırılan değişken bütünü de önem taşımaktadır. Üretilen enerji miktarı ve değişkenlerin korelasyon matrisleri oluşturulduğunda, ortaya çıkan sonuçlar birçok çalışmada sunulmuştur. Global güneş radyasyonu değişkeni, üretilen enerji miktarı ile doğrusal bir korelasyona sahip olduğu için geçmiş çalışmalarda en çok tercih edilen değişkendir. (İbrahim ve diğ., 2012).

Raza ve diğ.(2016) ortaya koydukları çalışmada, bulutluluk indeksinin dahil edildiği durumlarda tahmin performansının çok daha iyi sonuçlar verdiği görülmüştür. Veri setine dahil edilen bir diğer değişken ise sıcaklıktır. Sangrody ve diğ. (2017) hazırladığı çalışmada, sıcaklık ve üretilen enerji arasındaki ilişki, global güneş radyasyonundan sonraki en yüksek korelasyona sahiptir. Yapay Sinir Ağları yardımıyla yapılacak olan güneş enerjisini modelleme ve tahmin etme çalışmasında kullanılmak üzere, geçmiş çalışmalar incelenmiş ve girdi veri seti olarak üretim, sıcaklık, bulutluluk ve güneş radyasyonu değişkenleri dahil edilmiştir.

Dünya Bankası desteği ile Global Solar Atlas tarafından 1999-2018 yılları arasındaki fotovoltaik enerji üretim verileri kullanılarak bir harita hazırlanmıştır. Bu haritada, çalışma bölgesi olarak seçilen Elâzığ ili, enerji üretimi potansiyeli olan 3. kategoride bir bölge olarak belirlenmiştir. Ek olarak, MGM tarafından 1988-2017 yılları arasındaki güneşlenme sürelerinin incelendiği çalışmada bu bölge, günlük ortalama 7,7 saatlik güneşlenme süresi ile potansiyeli yüksek bir konumda yer almaktadır.

Çalışmanın yapıldığı fotovoltaik santral Elâzığ Merkez ilçesinde yer alan 0,999 MWe kurulu güce sahip bir lisanssız güneş enerjisi santralidir. Santral 2017 yılında kurulmuş olup, arazi tipi üretim santrali olarak kayıtlarda yer almaktadır. Güneş enerjisi üretim verisi saatlik olarak kWh biriminde ölçülmüştür. Veri seti 2018-2019 yıllarına ait saatlik verilerden oluşmaktadır. Sıcaklık (°C), bulutluluk (octa), global radyasyon (J/cm^2) verileri Meteogroup adlı meteorolojik danışmanlık firması aracılığı ile Meteoroloji Genel Müdürlüğü'nden alınan gözlem verileridir.

Bu çalışmada gizli katman sayısı 3 olarak seçilmiştir. Analizde öğrenme algoritması olarak traincgf (Conjugate gradient backpropagation with Fletcher-Reeves updates) algoritması seçilmiştir. Mimaride kullanılan gizli katmanda logsig (logaritmik sigmoid) aktivasyon fonksiyonu tercih edilmiştir. Katmanlardaki sinir sayıları sırasıyla 11, 11 ve 1 olarak kurgulanmıştır.

Yapay Sinir Ağı mimarisinde ana veri seti eğitim ve test olmak üzere ikiye ayrılmaktadır. Geçmiş araştırmalarda en çok tercih edilen oran ise ana veri setinin %70'inin eğitim için kullanılmasıdır. Bu oran ile ayrıştırılan veri setinin eğitiminde ortaya çıkan korelasyon 0,96 iken, test aşamasında elde edilen korelasyon değeri 0,89'dur. Çalışmanın devamında, kısa ve orta vadeli tahminleme başarısının tespit edilmesi için 1 saat, 2 saat, 3 saat ve 4 saat sonrası için model çalıştırılmıştır. Ayrıca, tasarlanan YSA mimarisinin kıyaslanabilmesi ve test değerlerinin performansının ölçülebilmesi için de Lineer Regresyon (LR) methodu yardımı ile ikinci bir tahminleme yapılmıştır. Yine bu method yardımı ile 1 saat, 2 saat, 3 saat ve 4 saat sonrası için model çalıştırılmıştır. Çalıştırılan modeller sonucunda Korelasyon (r), Mean Absolute Error (MAE), Mean Squared Error (MSE) ve Root Mean Squared Error (RMSE) hesaplamaları yapılmıştır. Kıyas sonucunda tüm zamanlar için YSA mimarisinin daha iyi performans sergilediği tespit edilmiştir. YSA içerisinde yapılan hesaplamalara göre gün içi performansında kullanılabilir zaman t-2 zamanına aittir.

YSA ve LR tahminlerinin finansal olarak sonuçlarını ortaya koymak için Elektrik Piyasası Dengeleme Uzlaştırma Yönetmeliği'nde belirlenmiş olan Dengesizlik Maliyeti (MWh/Tl) ve Kar/Zarar hesabı yapılmıştır. Bu hesaba göre, iki model kıyaslandığında YSA, t-2 zamanına kadar minimum DM maksimum kar sağlarken; aynı performans LR modelinde t zamanında gözlemlenmiştir.

SHORT TERM SOLAR ENERGY PREDICTION BY USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

SUMMARY

With the developing world and population growth, the need for global energy is increasing day by day. Trying to meet the industrial energy demand, which has increased with the industrial revolution, from fossil fuels, poses great problems for our present and future. With the Paris Climate Agreement, efforts are being made to reduce global CO₂ emissions. According to research, it has been revealed that renewable energy sources will cause much lower CO₂ emissions than fossil sources in scenarios prepared until 2050.

Solar energy, which is one of the renewable energy types, is one of the energy sources recommended to be preferred in terms of clean, sustainable, and abundant in nature. Especially today, with increasing government incentive mechanisms to supply the increasing demand for electric power generation it is stated as an important place.

The participants of the Turkish Electricity Market are responsible for the determination of the supply-demand balance by notifying the system of their production and consumption forecasts the day before. Nowadays, supplying the electricity demand with renewable energy sources is the most preferred type of production participant. However, the major problem encountered in renewable energy facilities is production uncertainty due to variability in estimations. Especially with the increasing electricity demand, the predictability of renewable resources such as solar energy has become a vital problem that needs to be improved in terms of the Turkish Electricity Market.

The purpose of this thesis is to make short and medium-term production estimations of solar energy production data for the solar power plant located in the Merkez district of Elâzığ province. The aim of this study is to improve the intraday and pre-day performance of the related power plant.

During the literature review, it is observed that there are various studies on modeling and estimation of solar energy production. When the studies are examined in a general framework, physical approaches, statistical methods and artificial intelligence methods come to the fore. Estimation methods such as Support Vector Machines, Linear Regression Methods, Random Forest Classification, Artificial Neural Networks are the most preferred applications. When the literature applications using different fields and different data sets are compared, the models with the highest accuracy in correlation are observed in Artificial Neural Networks (Abuella, 2015) (Barrera, 2020).

Artificial Neural Network is based on the mathematical modeling of the biological properties of cells in living things, such as genetic algorithms and other systems under the concept of artificial intelligence, such as fuzzy logic. Artificial Neural Network is made up of a combination of nerve cells. The input and output layers are unique, but the number of layers in between can be varied. There are two different structure types which are single-layer and multi-layer.

In addition to the selection of the estimation model, the set of parameters called the input data set is also important. The results obtained when the correlation matrices of the amount of energy produced and the parameters are created have been presented in many studies. Since the global solar radiation parameter has a linear correlation with the amount of energy produced, it is stated as the most preferred parameter in previous studies (Ibrahim et al., 2012).

Raza et al. (2016) in their study in which the cloudiness index was included, the prediction performance was much better. Another parameter included in the data set is temperature. Sangrody et al. (2017), the relationship between temperature and produced energy has the highest correlation after global solar radiation. Past studies were examined to be used in solar energy estimation and modeling work to be done with the help of Artificial Neural Network and production, temperature, cloudiness, and solar radiation parameters were included as input data set.

A map was prepared by Global Solar Atlas with the support of the World Bank, using photovoltaic energy production data between 1999-2018. In this map, the province of Elâzığ, selected as the Study region, has been determined as a region in the 3rd category with energy production potential. In addition, in the study examining the sunshine durations between 1988 and 2017 by MGM, it is in a high potential position with an average daily sunshine duration of 7.7 hours.

The photovoltaic power plant where the study was conducted is an unlicensed solar power plant with an installed power of 1 MWe located in the central district of Elâzığ. The power plant was established in 2017 and is included in the records as a land type generation power plant. Solar energy production data is measured hourly in kWh. The data set consists of hourly data for the years 2018-2019. Temperature (°C), cloudiness (octa), Global Radiation (J/cm^2) data are observation data obtained from the General Directorate of Meteorology through the meteorological consultancy company MeteoGroup.

In this study, 3 hidden layers were used to configure the architecture.. Traincgf (Conjugate gradient backpropagation with Fletcher-Reeves updates) algorithm was chosen as the learning algorithm in the analysis. The logsig (logarithmic sigmoid) activation function is preferred in the hidden layer used in the architecture. The number of nerves in the layers was set as 11, 11 and 1, respectively.

In the Artificial Neural Network architecture, the main data set is divided into two as training and testing. The most preferred rate in past research is that 70% of the main data set is used for training. While the correlation that emerged in the training of the data set decomposed with this ratio was 0.96, the correlation value obtained in the testing phase was 0.89. In the continuation of the study, the model was run for 1 hour, 2 hours, 3 hours, and 4 hours to determine the short and medium-term forecasting success. In order to compare the designed ANN architecture and measure the performance of the test values, a second estimation was made with the help of the Linear Regression method. With this method, the prediction model was run for 1 hour, 2 hours, 3 hours and 4 hours later. Correlation (r), Mean Absolute Error (MAE), Mean Squared Error (MSE) and Root Mean Squared Error (RMSE) calculations have been made as a result of the models. As a result of the comparison, it has been determined that the ANN architecture performs better for all times.

According to the calculations made in the ANN, the time that can be used in the intraday performance belongs to t-2 time.

To determine the financial results of the ANN and LR estimations, the Energy Imbalance Cost (MWh/Tl) and Profit/Loss calculations ,which is based on Turkish Electricity Market Regulations, has been done. According to these calculations, when the two models are compared, ANN provides minimum EIC and maximum Profit until time t-2; The same performance is observed at time t in the LR model.





1. GİRİŞ

İnsanlığın sürdürülmesi için en temel gereksinimlerden biri olan enerji, Uluslararası Enerji Ajansına göre (2009), “iş yapabilme yeteneği” olarak tanımlanmaktadır. Enerjinin bu açıklaması, insanlığın hayatındaki önemini ortaya koymaktadır. Endüstri, konut gibi alanlar başta olmak üzere, çeşitli ve geniş bir kullanım alanı söz konusudur. Gelişen endüstri ve nüfusla birlikte enerji talebi yıldan yıla artmaktadır. Ayrıca günümüzde yaygın kullanımı olan enerji kaynakları tükenbilir kaynaklar olmaları sebebiyle sınırlıdır. Kömür, petrol ve doğalgaz tükenbilir enerji kaynakları olarak gösterilebilirken; kömür ve petrol gibi enerji kaynaklarının bir kısmı doğaya zararlıdır. Bu enerji kaynaklarının kullanımına bağlı olarak, tehlikeli gazlar ve maddeler açığa çıkmakta olup çevresel kirlilik meydana gelebilmektedir. Küresel enerji talebi arttıkça, tükenbilir enerji kaynaklarının varlığı ile kömür veya petrolden kaynaklanan çevresel kirlilik tehlikesi, yetkilileri temiz, zararsız ve tüketilemez enerji kaynakları aramaya yöneltmektedir. Yenilenebilir enerji kaynakları rüzgar, güneş vb. gibi tüketilmeyen doğal kaynaklara dayanır. Üstelik yenilenebilir enerjinin zararları o kadar azdır ki göz ardı edilebilir. Bu gibi sebeplerden ötürü, yenilenebilir enerjinin rolü, yarının dünyası için çevresel sürdürülebilirliği ve enerji talebini dengelemek için önemlidir. Rüzgar, güneş, biyokütle, jeotermal, hidroelektrik, hidrojen ve dalga enerjisi bugüne kadar faydalanılmış yenilenebilir enerji türleri olmuştur.

Güneş dünya üzerinde en kolay şekilde bulunabilen enerji kaynağı olduğundan dolayı, küresel enerji ihtiyacının karşılanmasında en çok başvurulan yenilenebilir enerji çeşididir (Maurice, 2009). Paris İklim Antlaşması'nın birçok ülke tarafından kabul edilmesi ve buna yönelik atılan CO₂ emisyonlarının düşürülme çabasına dair adımlar çerçevesinde, karbon ayak izi görece düşük olan güneş enerjisi gibi kaynaklara yönelimin artacağı öngörülmektedir.

Yenilenebilir enerji kaynakları 2020 yılının sonunda, geleneksel fosil yakıtla çalışan enerji santrallerine kıyasla maliyet açısından giderek rekabetçi olmakta; özellikle fotovoltaik sistemlerden üretilen elektrik miktarı neredeyse dünyanın her yerinde

fosil elektrik kaynaklarına kıyasla en uygun fiyatlı elektrik üretim türü haline gelmektedir (Ren21, 2020).

Nature Enerji’de yayınlanmış olan bir çalışmada, 2050 yılına kadar elektrik kaynaklarının o yıla kadar oluşturabilecekleri sera gazı emisyonları hesaplanmıştır. Sonuca göre güneş, rüzgar ve nükleer enerji kaynaklarının karbon ayak izleri üretim, yapım aşamaları dahil edildiğinde bile kömür ve gaz kaynaklarla kıyaslandığında katbekat düşük olduğu belirtilmektedir (Pehl ve diğ., 2017). Her yıl küresel veriler ile farklı senaryo öngörülleri ile hazırlanan BP Dünya Enerji Görünümü 2020 Raporu’na göre, düşen maliyetler ve destekler ile birlikte en hızlı büyüyen yenilenebilir enerji kaynakları güneş enerjisi ve rüzgar enerjisi olması beklenmektedir (BP Energy Outlook 2020). Farklı kuruluşlar tarafından hazırlanmış olan raporlar ortaya koymaktadır ki güneş enerjisi başta olmak üzere yenilenebilir enerji kaynakları hem ekolojik sürdürülebilirliğin sağlanabilmesi hem de ekonomik açıdan gerekli bir dönüşüm sunmaktadır.

Son yıllarda ağırlık verilen devlet teşvik mekanizmaları ile artan elektrik talebini karşılamak için tercih edilen güneş enerjisi, Türkiye yenilenebilir enerji sektöründe önemli bir yer edinmiştir. TEİAŞ tarafından hazırlanan aylık enerji kurulu güç raporuna göre, Mart 2021 itibariyle Türkiye’nin toplam kurulu güç miktarı 97.070 MegaWatt’a ulaşmıştır. Toplam kurulu gücün % 7,2’lik bölümünü güneş enerjisi santralleri oluşturmaktadır (TEİAŞ, Mart 2021).

Türkiye Elektrik Piyasası; gün öncesi, gün içi ve dengeleme güç piyasası olmak üzere üç ana sistemden oluşmaktadır. Piyasa katılımcıları, üretim ve tüketim tahminlerini gün öncesinden sisteme bildirerek, arz-talep dengesinin belirlenmesine katkı sağlamakla görevlidir. Gün öncesinde piyasaya bildirilmiş olan üretim ve tüketim tahminlerinin değişkenlik gösterebileceği ve elektrik şebeke yönetiminde problemlere yol açabileceği için katılımcılara gün içinde de portföy dengeleme imkanı sağlanmıştır. Gün öncesi ve gün içi piyasalarında dengelenemeyen arz-talep dengesi, piyasa katılımcısı olan elektrik tedarik şirketleri ve elektrik üreticilerine dengeleme güç piyasasında zarar olarak sonuçlanmaktadır. Yenilenebilir enerji kaynaklarının elektrik üretiminde kullanılarak elektrik talebini karşılaması, günümüzde en çok tercih edilen üretici katılım türüdür. Fakat yenilenebilir enerji tesislerinde karşılaşılan en büyük problem, değişken kaynak tahminlerine bağlı üretim belirsizliğidir. Özellikle artan elektrik talebiyle beraber, güneş enerjisi gibi

yenilenebilir kaynakların öngörülebilirliği Türkiye Elektrik Piyasası açısından geliştirilmesi gereken bir problem haline gelmiştir. Üretilen enerjinin depolanamaması ve Türkiye Elektrik Piyasası'nın arz-talep dengesinin sağlanması adına geliştirilen bu sistem, üretilecek enerjinin tahminlenmesini önemli kılmıştır. Arz-Talep dengesinin sağlanması ve gün öncesi ile gün içi piyasalarında aktif rol oynayabilmek adına, 0-23 saat arası üretim tahminlerinin yapılması gerekmektedir (Almonacid ve diğ., 2014).

1.1 Literatür Araştırması

Literatür incelendiğinde, güneş enerjisinin modelleme ve tahmin edilmesi konusunda çeşitli çalışmalar mevcuttur. Çalışmalar ana başlıklar altında incelendiğinde; fiziksel yaklaşımlar, istatistikî yöntemler ve yapay zeka metotları altında toplanmaktadır. Çalışmalara genel çerçevede bakıldığında, literatürde en çok tercih edilen yöntemler olarak; Yapay Sinir Ağları (İbrahim ve diğ., 2012), Bayesyen Model (Chang ve diğ., 2019), Destek Vektör Makineleri (Jang ve diğ., 2016), Karar ağacına dayalı algoritmalar (Torres- Barran ve diğ., 2017) gibi tahmin yöntemlerinin üzerinde yoğunlaşıldığı görülmektedir.

Almonacid ve diğ. (2014), fotovoltaik panelin bir saat sonra üreteceği enerjiyi Yapay Sinir Ağları (YSA) yöntemiyle tahmin etmek için bir model kurgulamışlardır. Bu çalışmada, önce üretilen enerjiyi etkileyen küresel radyasyon ve sıcaklık gibi atmosferik değişkenler geçmiş araştırmalardan yola çıkılarak belirlenmiş; ardından ise seçilen değişkenlerin Lineer Olmayan Otoregresif Sinir Ağları metodolojisi kullanılarak bir saat sonrası için tahmini yapılmıştır. Tahmin edilen meteorolojik değişkenler ve gerçekleşme değerlerinin birleştirilerek hazırlandığı yeni veri seti ile Yapay Sinir Ağları yöntemi kullanılarak bir saat sonrasının üretim değerini bulunmaya çalışılmıştır. Model sonucunda ortaya çıkan tahmini üretim değerleri ve gözlemlenmiş üretim değerleri kıyaslandığında, pearson korelasyonunun 0,98 oranı ile kurgulanan Yapay Sinir Ağı yapısının başarılı olduğu ve gerçeğe çok yakın değerler ürettiği tespit edilmiştir. Özellikle Yapay Sinir Ağları, lineer regresyon modelleri ve süreklilik içeren model sonuçlarının kıyaslandığında, Yapay Sinir Ağları tahmin başarısı belirgin şekilde öne çıkmaktadır (Abuella, 2015).

2016 yılında Dumitru ve. diğ., tarafından 2 yıllık üretim gerçekleşme verilerinin analiz edilmesiyle yapılmış olan çalışma göstermektedir ki, güneş enerjisi üretiminin tahmin edilmesi, kompleks algoritma modellerinin gereksinim duyulduğu ve başarı sağladığı bir alandır.

Raza ve diğ. (2016) tarafından, güneş enerjisi üretim miktarı, radyasyon ve bulutluluk verilerinin kullanılmasıyla yapılan araştırmada; bulutsuz günlerde radyasyon ve üretim miktarının korelasyonunun yüksek düzeyde olduğu, öte yandan kısmen bulutlu ve çok bulutlu günler incelendiğindeyse radyasyon ve üretim miktarındaki dalgalanma oranının korelasyonunun azaldığı tespit edilmiştir.

Premalatha ve Valan Arasu (2016) bir yıllık güneş radyasyonu verilerine dayanarak yaptığı Yapay Sinir Ağı algoritmasına bağlı güneş radyasyonu tahmininin %98 doğru olduğunu ortaya koydu. Gutierrez-Corea ve diğerlerinin (2016) yaptığı başka bir çalışma ise, kısa vadeli güç tahmininde 4-6 saat arasındaki zaman diliminin en iyi sonuç verdiğini belirtti. Yapay Sinir Ağları yönteminin güneş enerjisi üretim tahmini için yüksek doğruluğa sahip olduğu kanıtlanmış olmasına rağmen, algoritmanın kaliteli girdi optimizasyonu ve numerik hava tahmin modelleriyle hibrit edilmesiyle yüksek tutarlılıkları sonuçlara ulaşılabileceğine inanılmaktadır (Pazikadin ve diğ., 2020).

Gök ve arkadaşları (2019), güneş enerjisi üretim tahmini yapmak için farklı girdiler ve farklı Yapay Sinir Ağı yapılarını analiz etmişlerdir. Çalışmaları sonucunda, üretim değerinin ve meteorolojik değişkenlerin kullanıldığı tahminleme modellerinin kullanılmayanlara göre çok daha başarılı olduğu gözlemlenmiştir. Yapay Sinir Ağları ile Türkiye’de farklı değişkenlerin kombinasyonu ile yapılmış bu çalışmada, bulutluluk değişkeni kullanılarak elde edilen sonuçların, bulutluluk değişkeni kullanılmadan elde edilen sonuçlara göre daha başarılı olduğu tespit edilmiştir.

Barrera ve diğ. (2020), OpenData verisi kullanarak yaptıkları çalışmada, literatürde daha önce yapılmış olan Yapay Sinir Ağları çalışmalarının RMSE değerlerini karşılaştırmış ve kurgulamış oldukları 13 Yapay Sinir Ağı algoritmasından en iyisinin RMSE değeri olan 0,04 ile şu ana kadar ilgili bölgedeki en iyi tahmin sonucuna ulaşılmışlardır. Çalışmada elde edilen bir diğer bulgu ise, küresel çapta incelenmiş olan birçok çalışmada güneş enerjisi üretim tahmininin yapılması yerine, güneş radyasyonu tahmini yapılarak dolaylı yoldan enerji hesabı yapılmış olmasıdır. Fotovoltaik panellerin sıcaklık gibi meteorolojik değişkenlerden etkilenmesi sonucunda üretilen enerji miktarı, değişkenlik gösterebilir. Ayrıca, aynı Yapay Sinir

Ađı'nın kullanılarak yapıldığı güneş radyasyonu ve güneş enerjisinin tahmin edilmesi çalışmalarında farklı hata payları elde edildiđi gözlemlenmiştir.

Wang ve diđ. (2020); sıcaklık, güneş radyasyonu ve üretim verilerinin birbirleriyle korelasyonunu inceleyerek 8 farklı veri seti ile tek katmanlı Yapay Sinir Ađı ve çok katmanlı Yapay Sinir Ađı ile hazırlanmış olan iki farklı tahmin etme methodu üzerinde çalışma yapmışlardır. Bu araştırma sonucunda ortaya çıkan hata oranları göstermektedir ki, çok katmanlı Yapay Sinir Ađı ile yapılmış olan güneş enerjisi üretim tahmini, tek katman ile hazırlanmış olan yapıya göre çok daha kullanışlıdır ve doğru tahmin performansına sahiptir.

Yenilenebilir enerji kaynaklı tahminleme modellerinin tasarımları yapılırken, modele girdi sağlayacak meteorolojik deđişkenlerin seçimi de model yapısı kadar önem arz etmektedir. Güneş enerjisi tahmin modellerinde girdi sağlayacak en önemli bileşen güneş radyasyonudur. Çünkü güneş enerjisinden elektrik üretimi, radyasyonun fotovoltaiik hücredeki elektronu uyarması ile elektrik enerjisine dönüşmektedir. Doğrudan, diffüz ve reflektif radyasyonun kombine edilerek güneş ışınlarının yeryüzüne ulaştığı açıya göre hesap edilmesi sonucu global güneş radyasyonu oluşmaktadır. Bu deđişken, güneş paneli tarafından üretilmesi beklenen güneş enerji miktarının tayininde en etkin deđişken olarak kabul edilmektedir (İbrahim S. ve diđ., 2012). Hava sıcaklığı ise güneş radyasyonundan sonra güneş enerjisinden üretilen miktar ile korelasyonu en yüksek ikinci girdi olarak kabul edilmektedir (Dupré, 2017). Bulutluluk, güneş radyasyonunun yoğunluđunu belirleyen en önemli faktörlerden biridir. Bulutların arasından geçen güneş enerjisinin oranı sabit olmamakla beraber, yüzeye ulaşan miktar bulutların miktarına ve türüne bađlı olarak deđişkenlik göstermektedir (Mohammadi, 2018).

Mellit (2020), İstanbul'da konumlanmış olan bir fotovoltaiik panelin üretilen enerji miktarını modellemek ve tahminini gerçekleştirmek için radyasyon ve sıcaklık verilerini kullanarak bir Yapay Sinir Ađı mimarisi geliştirmişlerdir. Güneşli ve bulutlu günlerin gruplandırılmasıyla oluşturulan veri setinin ayrı ayrı eğitildiđi iki modelin birleştirilmesi sonucunda oluşturulmuş ve bu şekilde en başarılı performans elde edilmiştir. Yöntemin hata oranının yaklaşık %5 olduđu ve Polinom Regresyon, Çoklu Lineer Regresyon ve Tek Diyot tahmin modellerinden daha iyi bir performans gösterdiđi belirlenmiştir. Güneşli ve bulutlu günlerin beraber ele alındığı denemeler

ortaya koymaktadır ki veri seti mevsimsel veya bulutluluk temel alınarak gruplandırılmalıdır.

Yukarıda da belirtildiği üzere, yenilenebilir enerji kaynak tahminlerinde üretim belirsizliğini gidermek, elektrik piyasasının dengelenebilmesi açısından çözülmesi gereken en önemli sorunlardan biridir. Dolayısıyla bu tezin amacı, Yapay Sinir Ağları (YSA) yöntemi kullanılarak 1 MWe kurulu güce sahip bir fotovoltaik sistemin t , $t-1$, $t-2$, $t-3$ ve $t-4$ zamanlarındaki hem ürettiği enerjinin belirlenmesi hem de üretim belirsizliğinin Dengesizlik Maliyeti (MWh/Tl) ve Kar/Zarar değişimi üzerinden ortaya konulmasıdır.



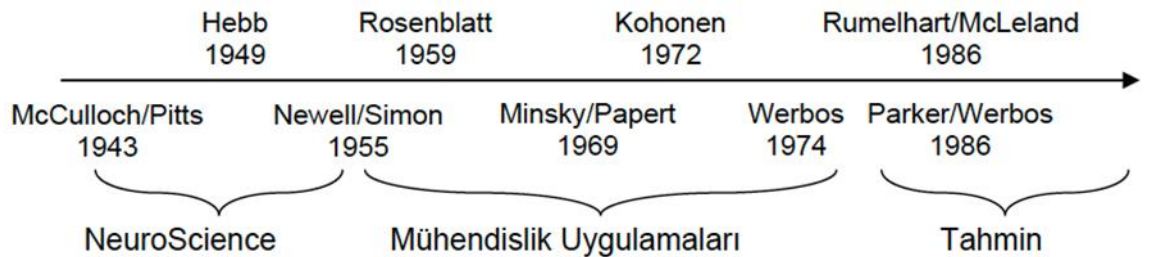
2. YÖNTEM VE VERİ

2.1 Yapay Sinir Ağları

Canlıların vücudundaki sinir sisteminden etkilenecek, bilgiyi iletme ve işleme amaçlı geliştirilen yöntemlerden biri olan Yapay Sinir Ağları (YSA), bilgisayarların olayları öğrenmesini sağlayan bir tekniktir. Genetik Algoritma ve Bulanık Mantık gibi diğer yapay zeka kavramları altında değerlendirilen sistemler gibi canlı hücrelerinin biyolojik ve düşünce özelliklerinin matematiksel modellenmesine dayanır.

Öğrenme yeteneği sayesinde, karmaşık sistemlerin modellenmesinde önemli bir rol almaktadır. İnsan beyni fonksiyonlarına benzerlik gösterecek şekilde öğrenme, ilişkilendirme, sınıflandırma, özellik belirleme, optimizasyon ve genelleme gibi uygulama alanları vardır. Genelleme yapabilme dolayısıyla sistem dinamiğinin modellenmesinin zor olduğu durumlarda, öğretilen olaylarla birlikte karmaşık fonksiyonlara yakınsayabilmekte ve çok çeşitli alanlarla yaygın kullanım göstermektedir. Öğrenme için gerekli girdiler sağlandığında; yeni bilgiler türetme, yeni bilgiler oluşturma, keşfetme gibi sonuçları vermesi beklenir. Karar verme mekanizması ve problemleri çözmesi, verilen örneklerden öğrendikleri bilgilerle kendi deneyimlerini oluşturup, yeni olaylarla deneyimleri arasındaki benzerliği yorumlamasıyla oluşur. Öğrenme kabiliyeti farklı öğrenme algoritmalarıyla sağlanabilir. Öğrenmenin gerçekleşebilmesi bir eğitim sürecine tabi tutulmaları, geleneksel yöntemler ile aralarındaki farklardan biridir (Öztopal, 2011).

Yapay Sinir Ağları hakkındaki ilk çalışmalar, McCulloch ve Pitts (1943) tarafından yapılmıştır ve çalışma konusu önermeler mantığıdır (Crone, 2004). Nöron mantığıyla Yapay Sinir Ağları'na "ve" "veya" operatörlerinin öğretilmesi başarıyla sonuçlanmıştır. Şekil 2.1'de görüleceği gibi YSA'ların gelişiminin tarihçesini Hebb, Edmonds, Kohonen gibi isimler takip etmiştir.

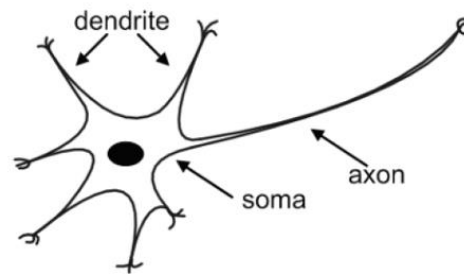


Şekil 2.1 : Yapay Sinir Ağları Gelişimi Zaman Çizelgesi (CRONE, 2004)

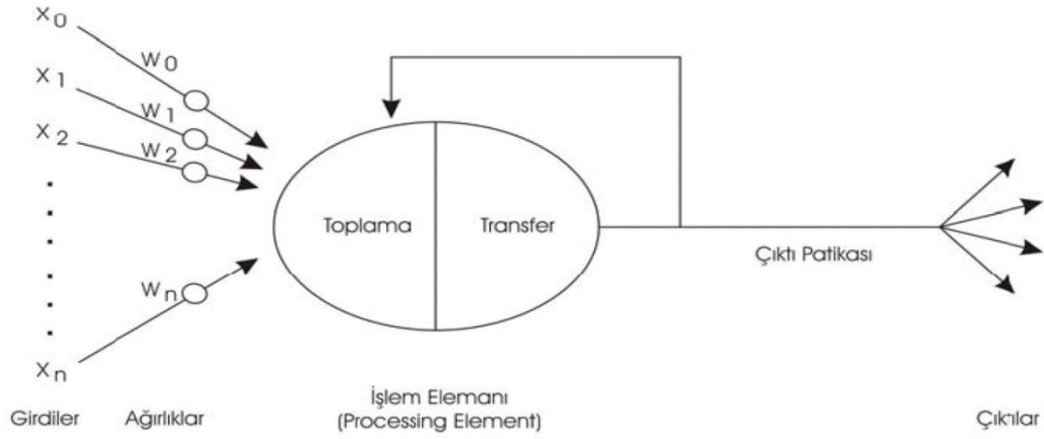
Minsky ve Papert'in (1969) tek katmanlı Yapay Sinir Ağları'nın XOR (Exclusive OR) gibi basit yapıli problemleri sonuçlandıramayacaklarını ortaya koyduktan sonra YSA çalışmalarında yavaşlama gerekleşmiştir (Bayır, 2008). Ardından Rumelhart ve McClelland'ın (1986) ok katmanlı ađlar iin tasarladıkları "Geri Yayılım Algoritması"nı kullanan Parker ve Werbos'un (1988) alışmaları ile XOR problemi özölerek alışmalar günümüzdeki haline kadar gelmiştir.

Yapay Sinir Ağları kontrol ve sistem tanımlama konularından; tıp, haberleşme, elektronik, otomasyon, probabilistik fonksiyon kestirimleri yaklaştırmaları, uzay ve enerji alanlarına kadar etkin rol almaya başlamıştır. Bunların yanı sıra gelecekteki eğilimler hakkında fikir yürütmekte tahmin aracı olarak kullanılması oldukça yaygınlaşmıştır. Bunlara örnek olarak hava tahmini ve ekonomik kriz döngüleri verilebilir. eşitli veriler arasındaki ilişkileri keşfetmek ve izlemek amacıyla oluşturulmuş bu hesaplama sistemi, tahmin edilen ve gerek sonuçları karşılaştırarak kendini eğiterek bu alandaki kullanıma uygunluđunu kanıtlamıştır.

Yapay Sinir Ağları olarak tanımlanan bu sentetik yapılar, biyolojik sinir ağlarını taklit eder (Egrioglu, Aladag, Yolcu, Uslu, & Basaran, 2009). Biyolojik sinir sistemleri, özel sinir hücreleri nöronlar tarafından kontrol edilir. Oluşturulan yapay nöronun tasarımsal ve işlevsel benzerlikleri Şekil 2.2 ve Şekil 2.3 karşılaştırıldığında doğrulanabilmektedir. Biyolojik nöron incelendiğinde bilgi dentrit (Dendrite) yoluyla nörona gelir, soma işler ve akson (Axon) yoluyla iletilirler (Şekil 1.1). Benzer şekilde Yapay Sinir Ağları'nda da bilgi (girdi), ađlıklardan giriş yaparak toplanır ve transfer fonksiyonuyla işlenir. İşlenen bilgiler ıktı üzerinden iletilir.



Şekil 2.2 : Biyolojik Sinir Ağları Yapısı (Krenker, Beşte, & Kos, 2011)



Şekil 2.3 : Yapay Sinir Ağları Genel Yapısı (Yurtoğlu, 2005)

Şekil 2.3 üzerinde Yapay Sinir Ağları'na ait genel bir yapı gösterilmiştir. Gösterilen $x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$ değerleri girdileri; $w_1, w_2, w_3, \dots, w_n$ değerleri ağırlıkları ifade etmektedir.

Aynı genel yapıya sahip McCulloch ve Pitts (1943) tarafından oluşturulan ilk Yapay Sinir Ağları'nın matematiksel ifadesi aşağıda verilmiştir

$$y_i = f(g(x)) = f\left(\sum_{j=0}^n w_{ij} x_j - Q_i\right); x_i = (x_1, x_2, \dots, x_n) \in R \quad (2.1)$$

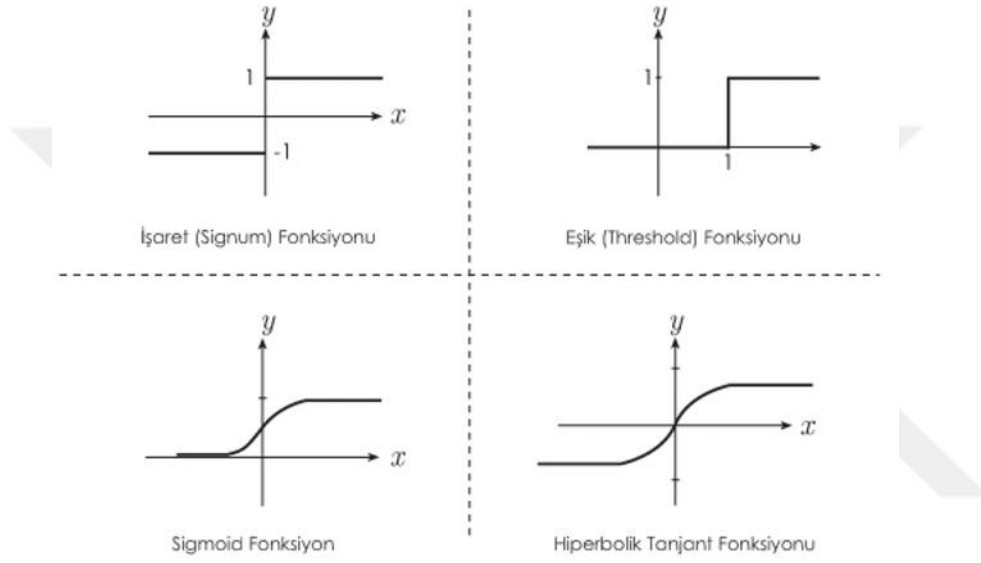
Matematiksel ifadesinde de x_i girdi değerlerini, y_i çıktı değerlerini, w_{ij} bağlantı ağırlıklarını, Q_i ise i numaralı sinir hücresinin eşik değerini temsil etmektedir. Formülasyonun (2.1) geneli incelendiğinde $f(\cdot)$ transfer fonksiyonunu, $g(\cdot)$ ise toplama fonksiyonunu ifade etmektedir.

Transfer fonksiyonu olarak, birim adım fonksiyonu kullanılmıştır (2.2).

$$f(\cdot) = \begin{cases} 1; & g(\cdot) \geq 0 \\ 0; & g(\cdot) < 0 \end{cases} \quad (2.2)$$

Bir sinir hücresinin genel yapısı incelendiğinde ise; girdiler aktarılan bilgileri temsil eder, ağırlıklar ise girdi sinir hücresi arasındaki bağlantıyı sağlar. Girdi değerinin sinir hücresi üzerindeki etkisini belirleyen uygun katsayılar, ağırlıkları oluşturur (Çevik, 2018). Belirlenen ağırlık katsayıları, biyolojik nöronların değişen sinaptik etkililiklerinde olduğu gibi bazı girdilerin diğerlerine göre daha önemli olmasını

sağlar. Bu yüzden ağırlıklar, girdinin bağlı gücünü belirleyen önemli bir unsurdur. Toplama fonksiyonu ise, her bir giriş değerinin ağırlıklarıyla çarpımının eşik bir değer ile toplamının alındığı basamaktır. Ancak ağ yapısına göre toplama fonksiyonu; minimum, maksimum, ortalama gibi farklı fonksiyonlar şeklinde kullanılabilir. Sonraki adım olan transfer fonksiyonunda amaç, toplama fonksiyonunun zamansal değişimini ortaya koyan bir çıktı sağlamaktır (Yurtoğlu, 2005). Pek çok transfer fonksiyonu bulunmasıyla birlikte, en çok kullanılanları Şekil 2.4'te gösterilmiştir.



Şekil 2.4 : Yaygın kullanılan transfer fonksiyonları (Bayır, 2008)

Kullanılan bazı transfer fonksiyonları aşağıdaki şekildedir:

Doğrusal Fonksiyon:

$$F(s) = s \quad (2.3)$$

Adım/İşaret Fonksiyonu:

$$y = F(s) = \begin{cases} 1 & s > 0 \\ -1 & s \leq 0 \end{cases} \quad (2.4)$$

Eşik Fonksiyonu:

$$y = F(s) = \begin{cases} 1 & s > \theta \\ 0 & s \leq \theta \end{cases} \quad (2.5)$$

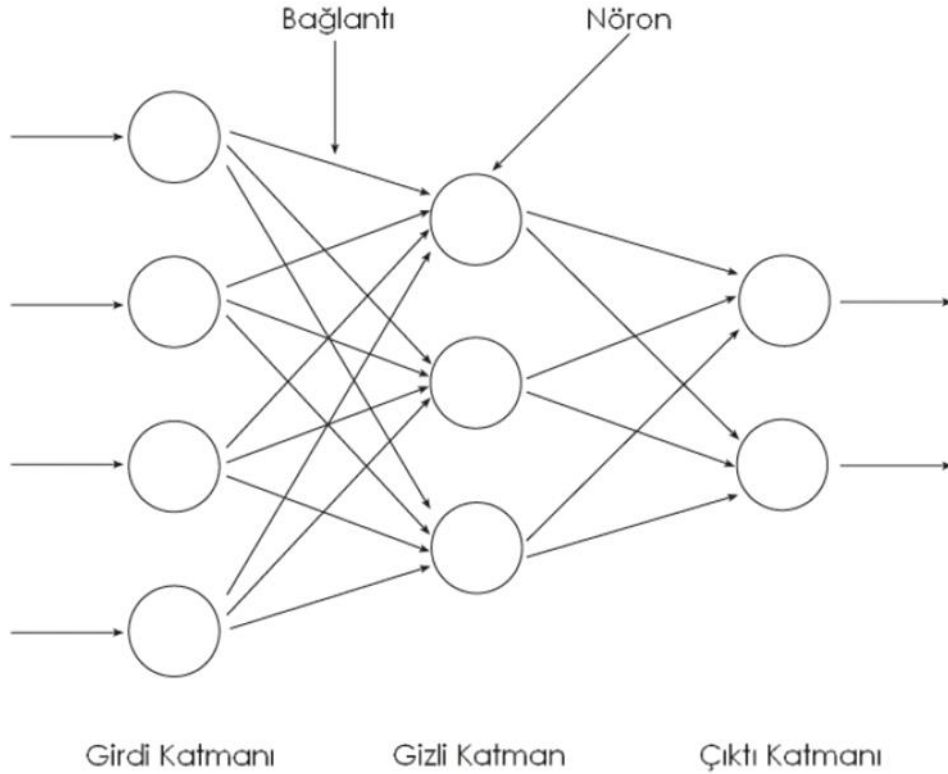
Sigmoid Fonksiyonu:

$$y = F(s) = \frac{1}{1+e^{-s}} \quad (2.6)$$

Hiperbolik Tanjant Fonksiyonu:

$$y = F(s) = \frac{e^s + e^{-s}}{e^s - e^{-s}} \quad (2.7)$$

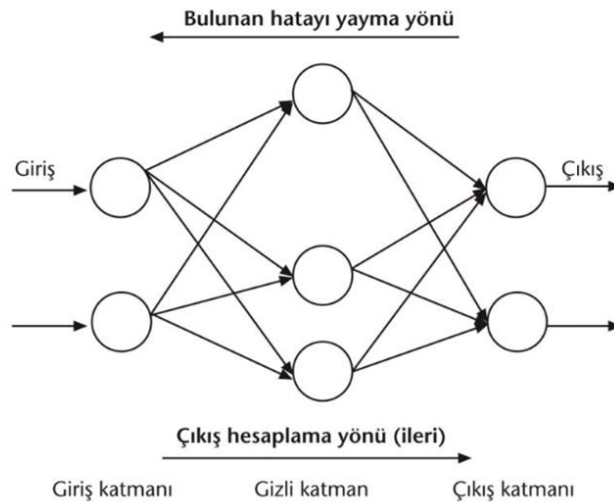
Yapay Sinir Ağları, yukarıda belirtilen yapay sinir hücrelerinin birleşmesinden oluşur. Oluştugu katman sayısına göre Tek Katmanlı veya Çok Katmanlı YSA olarak ayrılmaktadır. Temel olarak Girdi Katmanı, Gizli (Ara) Katman ve Çıktı Katmanı olmak üzere 3 katmana ayrılır. (Şekil 2.5). Girdi ve Çıktı Katmanları birer tane olurken, incelenen problemin özelliklerine göre Gizli Katman birden fazla olabilir. Katmanlar arası bağlantı ağırlıkları ağın çalışmasını önemli derecede etkilemektedir.



Şekil 2.5 : Yapay Sinir Ağı (Bayır, 2006)

Geriyeye yayılma algoritmasını 2 ana akışa bölebiliriz. Bunlardan ilki bir önceki bölümde de değinilen ileriye olan akış, diğeri ise geriyeye işleyen bir algoritmadır. İleriye olan akışta, girdi değeri verilir ve yapay sinir hücreleri yardımıyla bir çıktı elde edilir. Bu aşamadan sonra Yapay Sinir Ağları'nın eğitiminde etkin olarak kullanılan, en çok bilinen algoritma olan geriyeye yayılım devreye girer. İlk aşamada elde edilen çıktılar ve gerçek çıktılar arasındaki toplam hata bulunur ve bu geriyeye doğru işler. Bunu sağlayan öğrenme fonksiyonları çeşitli olabileceği gibi, öğrenme algoritmasının geriyeye işleminin amacı, minimum hatayı sağlayan ağırlık katsayılarını elde etmektir. Sistem amacına ulaşana kadar işlem tekrarını sürdürür. Bir katmandaki hücreler arasında olabileceği gibi, katmanların arasındaki hücreler arasında da gerçekleşebilir. Bu yapıyla birlikte doğrusal olmayan dinamik bir davranış sergiler. Bu yüzden geriyeye yayılım algoritması kullanan Yapay Sinir Ağları bağlantı şekline göre farklı yapıda çıktılar verebilir (Doğan, 2016).

Şekil 2.6'da genel yapısıyla birlikte geriyeye yayılım algoritmasının bulunan hatayı yayma yönü belirtilmiştir. F_x giriş katmanı, F_y gizli katman, F_z çıkış katmanı olmak üzere; v giriş katmanı ve gizli katmanı arasındaki ağırlık katsayısı, w ise gizli katmanı ve çıkış katmanı arasındaki ağırlık katsayısıdır. Formül 2.8 ve 2.9'da sırasıyla F_y gizli katmanındaki ve F_z çıkış katmanındaki değerleri ifade etmektedir.



$$F_x \rightarrow v \rightarrow F_y \rightarrow w \rightarrow F_z$$

Şekil 2.6 : Geriyeye Yayılma Algoritması Yapısı (Kabalıcı, 2015), (Öztopal, 2007)

$$Y_i = f \left(\sum_{i=1}^n X_h V_{ih} \right) \quad (2.8)$$

$$Z_j = f \left(\sum_{i=1}^p Y_i W_{ji} \right) \quad (2.9)$$

Geriye yayılım algoritmasının girdi ve çıktılar arasındaki hatalara dayalı olarak ağırlıkların güncellenmesini aşağıdaki adımlarla sağlamaktadır (Şen, 2004):

Adım 1: Tabaka ve tabakalardaki sinir hücre sayısı belirlenerek başlanır.

Adım 2: İterasyon sayısı, hata kriterleri, hata adım, sabit parametreler belirlenir.

Adım 3: V (giriş ve gizli katman arasındaki ağırlık katsayısı) ve W (gizli ve çıkış katman arasındaki ağırlık katsayısı) değerlerine atamalar yapılır.

Adım 4: Her bir giriş vektörü için z_{kj} ($k=1, \dots, L, j=1, \dots, q$) çıkış değerleri bulunur. L ölçüm sayısı, q giriş sayısını göstermektedir.

Adım 5: Hatanın geriye yayılma işlemi çıkış katmanından gizli katmana doğru başlar, η öğrenme oranını temsil etmek üzere w değerleri aşağıdaki eşitliğe göre güncellenir.

$$W_{ij}^{yeni} = W_{ij}^{eski} - \eta \frac{\partial H}{\partial w_{ji}} \quad (2.10)$$

Adım 6: Toplam hata değeri, H, verilmiş olan tahmin z_{kj} ve çıkış değerleri b_{kj} yardımıyla hesaplanır.

$$H = \sum_{k=1}^L \sum_{j=1}^q (b_{kj} - z_{kj})^2 \quad (2.11)$$

Adım 7: Tüm ağırlık katsayılarının yenilenebilmesi amacıyla, H'nin w_{ij} ağırlıklarına göre türevi alınır. Aşağıdaki eşitliklerde f fonksiyonu olarak sık kullanılan sigmoid kullanılmıştır.

$$\frac{\partial H}{\partial w_{ij}} = \frac{\partial}{\partial w_{ij}} \left[\sum_{k=1}^L \sum_{j=1}^q (b_{kj} - z_{kj})^2 \right] \quad (2.12)$$

↓

$$\frac{\partial H}{\partial w_{ij}} = 2 \sum_{k=1}^L (b_{kj} - z_j) (-1) f'(z_j) y_i \quad (2.13)$$

Adım 8: w_{ij} ağırlıklarının belirlendiği gibi v_{ih} ağırlıkları da aşağıdaki gibi elde edilir.

$$v_{ih}^{yeni} = W_{ih}^{eski} - \eta \frac{\partial H}{\partial v_{ih}} \quad (2.14)$$

Adım 9: v_{ih} üzerine uygulanmış hali aşağıdaki gibi gösterilmiştir.

$$\frac{\partial H}{\partial v_{ih}} = \frac{\partial}{\partial z_j} \frac{\partial}{\partial y_i} \frac{\partial}{\partial v_{ih}} \quad (2.15)$$

↓

$$\frac{\partial H}{\partial v_{ih}} = 2 \sum_{k=1}^L (b_{kj} - z_j) (-1) f'(z_j) y_i w_{ji} f'(y_i) a_{kh} \quad (2.16)$$

2.2 Lineer Regresyon Analizi

Regresyon analizi bir istatistiksel yöntemdir. Bağımsız bir veya daha çok değişken ile bağımlı bir değişken arasındaki bağlantının tahmin edilmesinde kullanılır. Değişkenler arasındaki korelasyonun ölçüsünü ve aralarındaki ilişkinin tahmin boyutunu modellemek için kullanılabilir.

2.2.1 Basit lineer regresyon

Basit doğrusal regresyon, bağımsız bir değişken ile bağımlı bir değişkenin aralarında bulunan ilişkiyi inceleyen bir model yapısıdır. Basit lineer regresyon aşağıdaki denklem kullanılarak ifade edilir:

$$y = \alpha + \beta x_i + \epsilon_i \quad (2.17)$$

Bu denklemde, X bağımsız değişken ve Y bağımlı değişkeni temsil etmektedir. a ve b regresyon katsayıları olarak ifade edilmektedir. Son olarak ϵ ise hata terimi veya artık olarak tanımlanmıştır. Değerinin 0 olması beklenir.

2.2.2 Çoklu lineer regresyon

Çoklu doğrusal regresyon analizi, modelde birden çok bağımsız değişken kullanılması dışında, temel olarak basit doğrusal modele benzer. Çoklu doğrusal regresyonun matematiksel gösterimi Denklem 2.18'de verilmiştir.

$$Y = \alpha + B X_1 + C X_2 + D X_3 + \epsilon \quad (2.18)$$

Bu denklemde, Y bağımlı değişken ve X1, X2, X3 bağımsız değişkenleri temsil etmektedir. a regresyon sabiti ve B, C, D regresyon katsayılarını ifade etmektedir. Son olarak ϵ ise hata terimi veya artık olarak tanımlanmıştır.

Çoklu doğrusal regresyon, basit doğrusal modellerle aynı koşulları izler. Ancak çoklu doğrusal analizde birden fazla bağımsız değişken olduğundan model için doğrusal olmama koşulu bulunmaktadır. Doğrusal olmama koşulu ise bağımsız değişkenlerin birbirleriyle minimum korelasyon göstermesidir. Bağımsız değişkenler birbirleriyle yüksek düzeyde ilişkiliyse, bağımlı ve bağımsız değişkenler arasındaki gerçek bağlantıyı incelemek zor olacaktır.

2.3 Kullanılan YSA Mimarisi

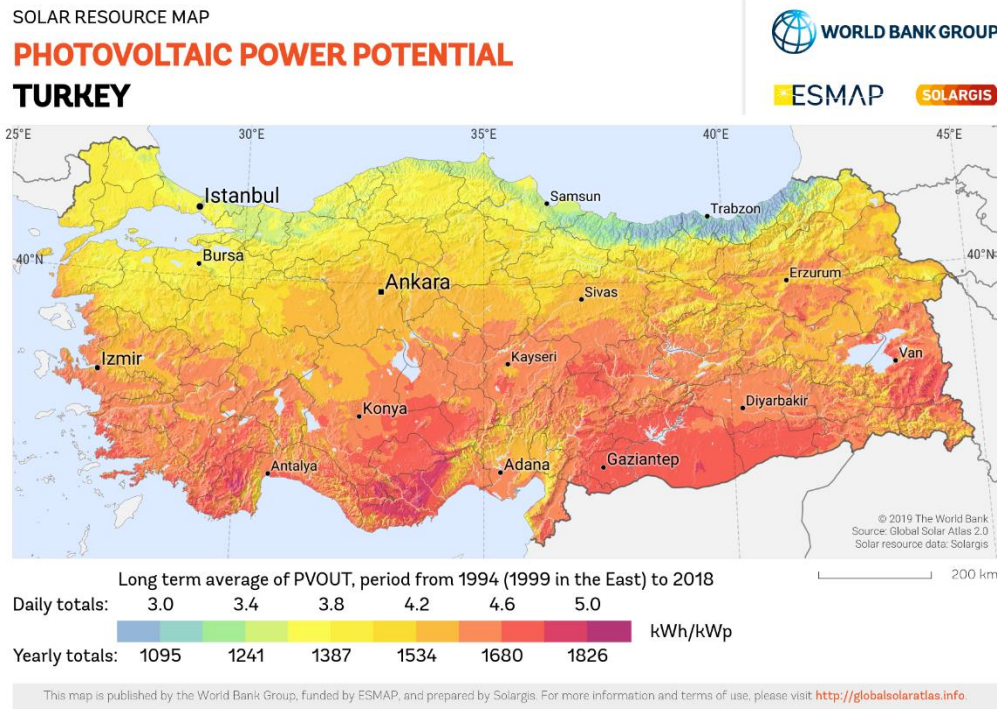
Bu tez çalışmasında oluşturulan yapay sinir ağı tez kapsamında incelenen GES üretimlerini tahmin etmek amacıyla kullanılmıştır. Daha önce de anlatıldığı üzere, Yapay Sinir Ağı yapısı girdi katmanı, gizli tabaka ve çıktı tabaka olmak üzere en az 3 tabakadan oluşmaktadır. Bu çalışmada gizli katman sayısı 3 olarak seçilmiştir. Analizde öğrenme algoritması olarak traincgf (Conjugate gradient backpropagation with Fletcher-Reeves updates) algoritması seçilmiştir. Sinir hücrelerinin sayısı ile girdi sayısı arasında literatürde iki uygulama bulunmaktadır. Bu çalışmada ise n girdi sayısı olmak üzere $2n+1$ sinir hücreli yapı tercih edilmiştir. Son olarak, kullanılan

gizli katmanda logsig (logaritmik sigmoid) aktivasyon fonksiyonu tercih edilmiştir. Katmanlardaki sinir sayıları sırasıyla 11, 11 ve 1 olarak kurgulanmıştır.

2.4 Çalışma Alanı ve Veri

Şekil 2.7’de verilen harita, Dünya Bankası desteği ile Solargis tarafından hazırlanmış ve Türkiye’ye ait fotovoltaik üretim potansiyelini göstermektedir. Kullanılan veriler, yaklaşık olarak 1999-2018 aralığındaki günlük/yıllık elektrik üretimini temsil etmektedir. Harita detaylı incelendiğinde, Elazığ ilinin bulunduğu bölgede günlük ortalama 4,8 kWh/kWp ve yıllık ortalama 1.753 kWh/kWp enerji üretim miktarları ile güneş enerjisi potansiyeli en yüksek 3. bölge konumundadır.

Meteoroloji Genel Müdürlüğü’nün yayınlamış olduğu 1988-2017 yılları arasındaki Türkiye ortalama il bazlı güneşlenme süresi çalışmasında ise Elazığ ili günlük ortalama 7,76-8 saat ile günlük güneşlenme süresi görece yüksek bir lokasyondur.



Şekil 2.7 : Fotovoltaik Güç Potansiyeli Haritası (Solargis, 2019)

Bu çalışmada, Elazığ ili bölgesinde yer alan 1229,58 kWp / 999 kWe gücüne sahip bir fotovoltaik sistem kullanılmıştır. 2017 yılında kurulmuş olan santral, arazi tipi

güneş enerjisi santrali olarak kayıtlarda yer almaktadır. Bu özel çalışmada kullanılan üretim verileri 2018-2019 yılına ait kWh biriminde saatlik olarak kaydedilmiştir. Çalışmada kullanılan meteorolojik veriler, Meteogroup adlı meteorolojik danışmanlık firması aracılığı ile Meteoroloji Genel Müdürlüğü'nden alınmıştır. Kullanılan değişkenler literatür araştırmalarında üretim - değişken korelasyonları göz önünde bulundurularak belirlenmiştir. Değişkenler Elazığ iline ait Sıcaklık (°C), bulutluluk (octa), global radyasyon (J/cm²)'dur.

2.5 Dengesizlik Maliyeti ve Kar/Zarar Hesaplama Yöntemi

2.5.1 Dengesizlik maliyeti

Dengesizlik Maliyeti (DM); planlanan üretim veya tüketimin gerçekleşen üretim veya tüketimden olan sapmadan ortaya çıkan maliyete denilir. Gün Öncesi Piyasası, Gün İçi Piyasası, Dengeleme Güç Piyasası ile İkili Anlaşmalar'ın toplanarak oluşturulduğu tahmin ile gerçekleşen tüketim/üretim farkından kaynaklanmaktadır. Tahmin ile gerçekleşen arasında bir fark bulunmazsa herhangi bir maliyet ortaya çıkmaz, fakat tahminin saptığı durumlarda; piyasa yönü de göz önünde bulundurularak Kar veya Zarar yazılabilir.

$$DM = [(Pozitif Dengesizlik + Negatif Dengesizlik) - PTF] \times (EDM) \quad (2.20)$$

$$\text{Pozitif Dengesizlik} = \text{Minimum}(PTF, SMF) \times 0,97 \quad (2.21)$$

$$\text{Negatif Dengesizlik} = \text{Maksimum}(PTF, SMF) \times 1,03 \quad (2.22)$$

2.5.2 Kar/Zarar

Lisanssız Üretim Santralleri'nin bulunduğu elektrik portföylerine K3 Santrali adı verilmektedir. K3 santrallerinde dengesizlik maliyeti hesabının yanı sıra Kar ve Zarar hesabı da yapılmaktadır. Sistem kaynağın cinsine bağlı olarak, tahmin ile gerçekleşen arasındaki farkın yaratacağı maliyetin belirli bir miktarını göz ardı edebilir. Bu durum, EPDK tarafından belirlenmiş olan katsayılara göre değişmektedir. Bu çalışmada kullanılan üretim kaynağı güneş enerjisi olduğu için

belirlenmiş olan katsayı 0,985'tir. Sonuç olarak, sistem dengesizlik maliyetinin %1,5'a tekabül eden kısmını kendi içinde sönmeler. Bunun sonucunda, Kar ve Zarar hesaplama yöntemi aşağıdaki gibidir.

$$\text{KAR/ZARAR} = [(\text{PTF}-\text{PTF} \times 0,985) \times \text{Üretim Miktarı}] \times \text{DM} \quad (2.23)$$



3. BULGULAR

3.1 Metrik Analiz

Veri seti ay bazında kümelenecek, 5 zaman dilimi (t, t-1, t-2, t-3 ve t-4) için toplamda 60 veri grubuna ayrılmıştır. Bu veri gruplarının önerilen yöntemler ile modellenmesi sonucunda elde edilen saçılma grafiklerine Ekler bölümünde yer verilmiştir. Ekler A, B, C, D, E olarak 5 grupta yer almaktadır. Ek A, t zamanında yer alan veri için yapılmış tahminin ay bazında saçılma grafiklerini göstermektedir. Sırasıyla, Ek B t-1 zamanı; Ek C t-2 zamanı; Ek D t-3 zamanı; Ek E ise t-4 zamanına ait gerçekleşme – tahmin saçılma grafiklerine aittir. En başarılı saçılma grafikleri Ek A grubunda yer alan t zamanında gözlemlenmiştir. Saçılma grafikleri incelendiğinde anlamlılık sırasıyla t, t-1, t-2, t-3 ve t-4 olacak şekilde görülmektedir. Saçılma olarak en anlamlı grafikler sırasıyla Temmuz, Ağustos ve Eylül olarak tespit edilmiştir. Tahmin edilebilirliğin zorlaştığı zaman ve aylarda saçılma grafikleri de paralel bir şekilde bozulmaya uğramaktadır.

Şekil 3.1 t, t-1, t-2, t-3 ve t-4 zamanlarından t üretim verisinin tahmini için çalıştırılmış olan modelin aylara göre eğitim ve test korelasyon değerlerini göstermektedir. Sırasıyla tüm zamanların eğitim korelasyon sonuçlarında 0,99 ile 0,92 arasındaki değerleriyle Ağustos ayı öne çıkmaktadır. Ağustos ayı görece bulutsuzluğun en düşük olduğu ay olduğundan ötürü; tahmin – gerçekleşme arasındaki zaman artsa da tahmin edilebilirlik büyük oranda başarılıdır. Tüm zamanlarda test korelasyon sonuçları kıyaslandığında ise t, t-1, t-2 zamanları için Ağustos ayı, t-3 ve t-4 zamanları için ise Eylül ayı öne çıkmaktadır. Eğitim ve test korelasyon değerleri ay bazında kıyaslandığında en başarısız sonuç bulutluluğun en fazla olduğu Aralık ayına aittir. Sırasıyla Ocak, Şubat ve Kasım ayları ise başarısızlığın öne çıktığı diğer aylar olarak tespit edilmiştir. Tahmin zamanı göz önünde bulundurularak kıyas yapıldığında ise t, t-1 ve t-2 korelasyon sonuçları ayların çoğunluğunda %90 üzerinde iken, t-3 ve t-4 zamanları için hem eğitim hem test korelasyon sonuçları sırasıyla %80 ve %70 civarlarına ve daha aşağısına inmektedir.

	Korelasyon									
	t0		t-1		t-2		t-3		t-4	
	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test
Ocak	0,92	0,93	0,85	0,88	0,87	0,87	0,67	0,61	0,59	0,45
Şubat	0,95	0,83	0,92	0,81	0,91	0,75	0,79	0,68	0,73	0,49
Mart	0,96	0,89	0,95	0,86	0,95	0,87	0,84	0,74	0,78	0,67
Nisan	0,94	0,94	0,91	0,91	0,91	0,93	0,81	0,84	0,72	0,74
Mayıs	0,96	0,98	0,94	0,96	0,95	0,97	0,86	0,86	0,80	0,80
Haziran	0,96	0,97	0,95	0,95	0,95	0,95	0,89	0,88	0,87	0,84
Temmuz	0,98	0,98	0,98	0,98	0,98	0,98	0,95	0,94	0,92	0,90
Ağustos	0,99	0,99	0,99	0,99	0,99	0,99	0,94	0,91	0,92	0,85
Eylül	0,98	0,99	0,98	0,99	0,98	0,99	0,89	0,94	0,83	0,91
Ekim	0,97	0,96	0,96	0,96	0,96	0,96	0,87	0,90	0,82	0,86
Kasım	0,97	0,88	0,97	0,85	0,96	0,84	0,85	0,68	0,75	0,55
Aralık	0,86	0,88	0,85	0,84	0,83	0,84	0,66	0,64	0,65	0,42

Şekil 3.1 : t, t-1, t-2, t-3, t-4 zamanlarına göre yapılmış olan YSA tahminlerinin eğitim ve test aşamalarındaki korelasyon değerleri

Şekil 3.2 t, t-1, t-2, t-3 ve t-4 zamanlarından t üretim verisinin tahmini için çalıştırılmış olan modelin aylara göre eğitim Mean Absolute Error (MAE), Mean Squared Error (MSE) ve Root Mean Squared Error (RMSE) değerlerini göstermektedir. Korelasyon değerlerinde olduğu gibi bu metrik hesaplamalarda da tüm zamanlarda en başarılı tahmin performansı Ağustos ayında gözlemlenmiştir. En başarısız tahmin performansının elde edildiği ay ise korelasyon tablosuyla benzer olmayarak Nisan ayında görülmüştür. Hata oranlarının tahmin zamanlarına göre dağılımı incelendiğinde, Ağustos ayı için t, t-1 ve t-2 zamanları sırasıyla MAE 18, 23 ve 23; MSE 1.835, 2.353 ve 2.623; RMSE 43, 49, 51 değerleri ile birbirlerine yakındır. Yine Ağustos ayı eğitim MAE, MSE ve RMSE değerleri incelendiğinde ise t-3 ve t-4 değerleri önceki zaman hata paylarının üç katına çıkarak tahmin edilebilirliğin zorluğunu ortaya koymaktadır. Genel olarak, 3 metrik hata hesabı için de hata oranı büyümesi t-3 zamanından itibaren yükselmektedir. Fakat Nisan, Mayıs ve Haziran aylarının hata değerleri t-1 zamanından itibaren bozulmaya uğrayarak en yüksek rakamlara ulaşmıştır.

Eğitim	Mean Absolute Error (MAE)					Mean Squared Error (MSE)					Root Mean Squared Error (RMSE)				
	t-0	t-1	t-2	t-3	t-4	t-0	t-1	t-2	t-3	t-4	t-0	t-1	t-2	t-3	t-4
Ocak	31	44	42	56	60	5.473	9.787	8.844	18.237	21.751	74	99	94	135	147
Şubat	37	50	53	72	76	6.538	11.074	12.028	22.778	26.527	81	105	110	151	163
Mart	38	51	51	81	94	6.619	9.707	9.819	24.252	31.351	81	99	99	156	177
Nisan	54	70	71	101	114	10.259	15.585	16.051	29.902	38.920	101	125	127	173	197
Mayıs	44	67	62	97	112	7.853	13.992	12.427	28.932	37.674	89	118	111	170	194
Haziran	46	61	61	89	91	8.450	12.196	12.384	23.658	24.659	92	110	111	154	157
Temmuz	25	32	31	69	79	3.151	4.170	4.216	13.481	19.426	56	65	65	116	139
Ağustos	18	23	23	65	75	1.835	2.353	2.623	14.027	20.226	43	49	51	118	142
Eylül	27	40	33	78	99	3.717	6.116	4.977	23.427	32.984	61	78	71	153	182
Ekim	29	40	45	81	96	4.777	7.760	8.265	23.664	31.326	69	88	91	154	177
Kasım	26	34	35	70	91	4.883	5.479	6.302	22.602	34.077	70	74	79	150	185
Aralık	35	38	40	50	50	6.584	7.381	8.413	13.380	14.205	81	86	92	116	119

Şekil 3.2 : t, t-1, t-2, t-3, t-4 zamanlarına göre yapılmış olan YSA tahminlerinin eğitim aşamasındaki MAE, MSE ve RMSE değerleri

Şekil 3.3 t, t-1, t-2, t-3 ve t-4 zamanlarından t üretim verisinin tahmini için çalıştırılmış olan modelin aylara göre test MAE, MSE ve RMSE değerlerini göstermektedir. Ağustos ayının 3 metrik hata hesaplamasındaki başarısı diğer iki tabloda olduğu gibi t, t-1 ve t-2 zaman dilimlerinde ortaya çıkmaktadır. Diğer hesaplamalardan farklı olarak, hata değerlerinin ay bazında değişkenliği gözlemlenmektedir.

Test	Mean Absolute Error (MAE)					Mean Squared Error (MSE)					Root Mean Squared Error (RMSE)				
	t-0	t-1	t-2	t-3	t-4	t-0	t-1	t-2	t-3	t-4	t-0	t-1	t-2	t-3	t-4
Ocak	31	67	63	107	116	5.486	17.708	17.976	48.314	60.643	74	133	134	220	246
Şubat	65	71	75	83	99	21.229	23.340	27.452	31.689	45.486	146	153	166	178	213
Mart	52	68	75	93	103	13.133	17.986	27.452	31.381	37.636	115	134	166	177	194
Nisan	62	80	70	103	139	13.236	21.677	16.119	32.358	57.114	115	147	127	180	239
Mayıs	37	60	55	113	129	5.180	10.293	9.773	35.424	48.332	72	101	99	188	220
Haziran	39	55	58	91	95	7.204	13.640	14.475	24.739	27.184	85	117	120	157	165
Temmuz	25	31	33	75	88	4.754	4.752	5.472	17.377	26.450	69	69	74	132	163
Ağustos	13	25	21	78	102	505	2.653	2.067	20.862	40.216	22	52	45	144	201
Eylül	22	30	28	63	73	2.572	3.588	3.605	13.080	18.263	51	60	60	114	135
Ekim	37	44	45	76	87	9.587	10.533	9.947	18.963	25.905	98	103	100	138	161
Kasım	61	79	85	110	123	21.760	30.933	35.629	53.196	59.252	148	176	189	231	243
Aralık	59	75	75	84	102	15.450	25.615	23.004	31.122	40.676	124	160	152	176	202

Şekil 3.3 : t, t-1, t-2, t-3, t-4 zamanlarına göre yapılmış olan YSA tahminlerinin test aşamasındaki MAE, MSE ve RMSE değerleri

Şekil 3.4 t, t-1, t-2, t-3 ve t-4 zamanlarında t üretim verisinin Lineer Regresyon (LR) modeli ile tahmini için çalıştırılmıştır. Aylara göre test korelasyon değerlerini göstermektedir. Sırasıyla tüm zamanların korelasyon kıyaslaması yapıldığında Ağustos ve Eylül ayları ön plana çıkmaktadır. En başarısız olarak adlandırılacak aylar ise YSA modelinin aksine Şubat ve Kasım aylarıdır. Genel tabloya

bakıldığında, t ve t-1 zamanları korelasyon açısından başarılı sonuçlanırken; t-2 zamanından sonrasında korelasyon değerleri başarısız olarak değerlendirilebilir. Özellikle t-4 zamanı için yapılmış olan tahminde, korelasyon değerleri anlamsız denecek kadar düşmüştür. Ağustos ayı görece bulutsuzluğun en düşük olduğu ay olduğundan ötürü; tahmin – gerçekleşme arasındaki zaman artsa da tahmin edilebilirlik büyük oranda bu modelde de başarılıdır.

LR	Korelasyon				
	t0	t-1	t-2	t-3	t-4
	Test	Test	Test	Test	Test
Ocak	0,93	0,86	0,69	0,47	0,24
Şubat	0,87	0,80	0,66	0,47	0,47
Mart	0,90	0,84	0,71	0,52	0,33
Nisan	0,95	0,88	0,75	0,56	0,33
Mayıs	0,98	0,93	0,81	0,62	0,40
Haziran	0,98	0,92	0,78	0,58	0,35
Temmuz	0,98	0,93	0,79	0,59	0,36
Ağustos	1,00	0,94	0,79	0,58	0,34
Eylül	0,99	0,93	0,77	0,55	0,29
Ekim	0,98	0,91	0,73	0,49	0,23
Kasım	0,90	0,82	0,63	0,39	0,14
Aralık	0,93	0,86	0,67	0,42	0,16

Şekil 3.4 : t, t-1, t-2, t-3, t-4 zamanlarına göre yapılmış olan LR test tahminlerinin korelasyon değerleri

Şekil 3.5 t, t-1,t-2,t-3 ve t-4 zamanlarından t üretim verisinin tahmini için çalıştırılmış olan LR modelinin aylara göre test aşamasındaki MAE, MSE ve RMSE değerlerini göstermektedir. Korelasyon değerlerinde ve YSA'da olduğu gibi bu metrik hesaplamalarda da tüm zamanlarda en başarılı tahmin performansı Ağustos ayında gözlemlenmiştir. En başarısız tahmin performansına sahip olan ay ise yine YSA sonuçlarında da olduğu gibi korelasyon tablosuyla benzer olmayarak Nisan ayında görülmüştür. Hata oranlarının tahmin zamanlarına göre dağılımı incelendiğinde, Ağustos ayı için t, t-1 ve t-2 zamanları sırasıyla MAE 22, 91 ve 179; MSE 998, 16.697 ve 53.713; RMSE 32, 129, 232 değerleri ile birbirlerine yakındır. Yine Ağustos ayı baz alındığında YSA modeli sonuçları t-3 ve t-4 zamanlarında önceki zaman hata oranlarının üç katına çıkmıştı; LR modelinde ise bu bozulma aya bağlı olarak t-1 ve t-2 arasında değişiklik göstermektedir.

LR	Mean Absolute Error (MAE)					Mean Squared Error (MSE)					Root Mean Squared Error (RMSE)				
	t-0	t-1	t-2	t-3	t-4	t-0	t-1	t-2	t-3	t-4	t-0	t-1	t-2	t-3	t-4
Ocak	50	84	128	169	203	12.681	24.724	48.786	85.790	115.510	113	157	221	293	340
Şubat	61	89	125	147	147	16.774	24.532	38.208	66.757	66.763	130	157	195	258	258
Mart	63	88	124	141	174	13.888	20.457	33.816	55.418	74.013	118	143	184	235	272
Nisan	80	119	175	237	295	13.769	27.276	50.877	106.908	160.351	117	165	226	327	400
Mayıs	49	101	172	234	301	6.017	18.558	49.377	107.229	162.152	78	136	222	327	403
Haziran	48	106	182	253	324	7.282	22.027	52.856	115.752	179.181	85	148	230	340	423
Temmuz	38	98	180	252	317	6.811	20.735	53.387	117.633	175.521	83	144	231	343	419
Ağustos	22	91	179	251	320	998	16.697	53.713	121.596	183.753	32	129	232	349	429
Eylül	27	94	177	236	305	2.587	17.386	51.011	114.324	178.831	51	132	226	338	423
Ekim	40	101	172	227	284	5.656	20.008	50.421	111.658	156.821	75	141	225	334	396
Kasım	62	102	159	198	244	17.757	30.056	54.125	102.418	144.222	133	173	233	320	380
Aralık	74	96	130	156	185	15.859	25.301	44.641	63.575	83.882	126	159	211	252	290

Şekil 3.5 : t, t-1, t-2, t-3, t-4 zamanlarına göre yapılmış olan LR test tahminlerinin MAE, MSE ve RMSE değerleri

3.2 Finansal Analiz

Şekil 3.6 t, t-1, t-2, t-3 ve t-4 zamanlarından t üretim verisinin tahmini için çalıştırılmış olan YSA modelinin aylara göre test Dengesizlik Maliyeti (DM) (TL) tutarlarını göstermektedir. Türkiye Elektrik Piyasası düzenlemesine göre minimum ve sifıra yakın DM maksimum karı sağlamaktadır. Değerlere göre bakıldığında; metrik hesaplamalarda gözlemlenen en iyi ayın Ağustos olması DM hesabında da göze çarpmaktadır. Metrik hesaplarla benzer olarak t zamanında bile tahmin edilebilirliğin en tutarsız ve maliyetli olduğu ay ise Nisan ayı olarak gözlemlenmiştir. Bu hesaplamalara göre, YSA t-2 zamanına kadar başarılı olarak adlandırılabilir.

YSA	Dengesizlik Maliyeti (t-0)	Dengesizlik Maliyeti (t-1)	Dengesizlik Maliyeti (t-2)	Dengesizlik Maliyeti (t-3)	Dengesizlik Maliyeti (t-4)
Ocak	(448)	(913)	(923)	(1.345)	(1.362)
Şubat	(1.051)	(997)	(1.097)	(937)	(1.058)
Mart	(1.135)	(1.290)	(1.183)	(1.725)	(1.764)
Nisan	(1.350)	(909)	(900)	(1.134)	(1.427)
Mayıs	(637)	(1.111)	(918)	(2.585)	(2.940)
Haziran	(435)	(619)	(674)	(955)	(1.018)
Temmuz	(275)	(381)	(416)	(1.078)	(1.215)
Ağustos	(135)	(343)	(291)	(1.029)	(1.463)
Eylül	(219)	(388)	(355)	(611)	(1.089)
Ekim	(353)	(530)	(551)	(946)	(956)
Kasım	(504)	(829)	(917)	(1.302)	(1.314)
Aralık	(723)	(1.116)	(1.150)	(1.084)	(1.381)

Şekil 3.6 : t, t-1, t-2, t-3, t-4 zamanlarına göre yapılmış olan YSA test tahminlerinin DM değerleri

Şekil 3.7 ise t, t-1, t-2, t-3 ve t-4 zamanlarından t üretim verisinin tahmini için çalıştırılmış olan LR modelinin aylara göre test DM (TL) tutarlarını göstermektedir. LR DM kendi içinde kıyaslandığında en düşük maliyet Ağustos ve en yüksek maliyetli ay ise Mart olarak gözlemlenebilir. Tahminlerin zamana göre maliyetleri t zamanında bile YSA mimarisinden daha fazla maliyete sebep olarak başarı göstermemektedir.

LR	Dengesizlik Maliyeti (t-0)	Dengesizlik Maliyeti (t-1)	Dengesizlik Maliyeti (t-2)	Dengesizlik Maliyeti (t-3)	Dengesizlik Maliyeti (t-4)
Ocak	(565)	(1.039)	(1.599)	(2.306)	(2.703)
Şubat	(969)	(1.318)	(1.675)	(2.158)	(2.158)
Mart	(1.183)	(1.607)	(2.304)	(2.949)	(3.647)
Nisan	(917)	(1.380)	(2.041)	(2.773)	(3.542)
Mayıs	(818)	(1.782)	(3.558)	(4.745)	(6.634)
Haziran	(458)	(992)	(1.723)	(2.386)	(3.114)
Temmuz	(395)	(947)	(1.844)	(2.574)	(3.317)
Ağustos	(229)	(897)	(1.919)	(2.518)	(3.360)
Eylül	(276)	(1.224)	(2.521)	(3.417)	(4.512)
Ekim	(454)	(1.195)	(2.040)	(2.772)	(3.477)
Kasım	(553)	(1.043)	(1.790)	(2.303)	(2.900)
Aralık	(923)	(1.263)	(1.766)	(2.353)	(2.810)

Şekil 3.7 : t, t-1, t-2, t-3, t-4 zamanlarına göre yapılmış olan LR test tahminlerinin DM değerleri t, t-1, t-2, t-3, t-4 zamanlarına göre yapılmış olan YSA test tahminlerinin DM değerleri

Şekil 3.8 t, t-1, t-2, t-3 ve t-4 zamanlarında t üretim verisinin tahmini için çalıştırılmış olan YSA modelinin aylara göre test Kar/Zarar (TL) tutarlarını göstermektedir. DM miktarları ile bağlantılı olarak Kar/Zarar'ın ay ve zaman bazında dağılımı da birbiri ile örtüşmektedir. Kar değerlerine bakıldığında; tahmin edilebilirliğin yüksek olduğu yaz aylarında kar maksimum; tutarsızlığın en yüksek olduğu bahar aylarında ise zarar maksimum olarak gözlemlenmektedir.

YSA	Kar/Zarar (t-0)	Kar/Zarar (t-1)	Kar/Zarar (t-2)	Kar/Zarar (t-3)	Kar/Zarar (t-4)
Ocak	(77)	(542)	(549)	(979)	(996)
Şubat	(789)	(735)	(834)	(674)	(796)
Mart	(891)	(1.046)	(939)	(1.482)	(1.520)
Nisan	(1.055)	(615)	(605)	(840)	(1.133)
Mayıs	(250)	(725)	(529)	(2.201)	(2.556)
Haziran	159	(25)	(80)	(361)	(424)
Temmuz	377	270	238	(431)	(567)
Ağustos	523	315	370	(376)	(809)
Eylül	346	176	210	(46)	(525)
Ekim	119	(58)	(75)	(477)	(488)
Kasım	(141)	(466)	(554)	(939)	(951)
Aralık	(426)	(819)	(853)	(788)	(1.085)

Şekil 3.8 : t, t-1, t-2, t-3, t-4 zamanlarına göre yapılmış olan YSA test tahminlerinin Kar/Zarar tutarları

Şekil 3.9 t, t-1, t-2, t-3 ve t-4 zamanlarından t üretim verisinin tahmini için çalıştırılmış olan LR modelinin aylara göre test Kar/Zarar (TL) tutarlarını göstermektedir. YSA modeli ile bağlantılı olarak Kar/Zarar'ın ay ve zaman bazında dağılımı da birbiri ile örtüşmektedir. Yine bu hesaplama ile YSA modeli sonuçları kıyaslandığında YSA modeli hem zamana göre yapılmış tahminlerde hem ay bazlı tahminlerde çok daha başarılı bir sonuç ortaya koymaktadır.

LR	Kar/Zarar (t-0)	Kar/Zarar (t-1)	Kar/Zarar (t-2)	Kar/Zarar (t-3)	Kar/Zarar (t-4)
Ocak	(194)	(668)	(1.225)	(1.940)	(2.336)
Şubat	(707)	(1.056)	(1.413)	(1.896)	(1.896)
Mart	(939)	(1.363)	(2.060)	(2.705)	(3.404)
Nisan	(622)	(1.085)	(1.746)	(2.478)	(3.248)
Mayıs	(431)	(1.395)	(3.169)	(4.361)	(6.250)
Haziran	135	(398)	(1.129)	(1.792)	(2.520)
Temmuz	257	(295)	(1.189)	(1.926)	(2.670)
Ağustos	428	(239)	(1.259)	(1.865)	(2.707)
Eylül	288	(660)	(1.957)	(2.853)	(3.948)
Ekim	18	(723)	(1.564)	(2.303)	(3.009)
Kasım	(190)	(680)	(1.427)	(1.940)	(2.537)
Aralık	(626)	(966)	(1.469)	(2.057)	(2.514)

Şekil 3.9 : t, t-1, t-2, t-3, t-4 zamanlarına göre yapılmış olan LR test tahminlerinin Kar/Zarar tutarları

4. SONUÇ VE ÖNERİLER

Bu tez çalışmasında Elazığ ilinde yer alan bir güneş enerjisi santrali için kısa süreli üretim tahmini yapılabilecek bir sistem önerilmiştir. Bu sistemde Yapay Sinir Ağı kullanılmıştır. Yapay Sinir Ağları ve Lineer Regresyon ile yapılmış olan bu çalışmanın amacı, t , $t-1$, $t-2$, $t-3$, $t-4$ zamanlarından t zamanında gerçekleşecek olan güneş enerjisi üretim tahmininin en başarılı olduğu zaman dilimini tespit edilmesidir. Yapılan çalışmada kullanılan girdiler; sıcaklık, bulutluluk, güneş radyasyonu ve gerçekleşen üretim verisidir. Çalışmada gözlem verileri kullanılmıştır ve meteorolojik tahminlerden kaynaklı hatanın sifra indirgenerek kurgulanan modelin başarısının net bir şekilde tespit edilmesi amaçlanmıştır. Elde edilen YSA sonuçlarına göre tüm zamanlarda en iyi tahmin performansı gösteren ay sırasıyla Ağustos, Temmuz ve Eylül aylarıdır. Ay bazlı sıralamada tahmin edilebilirliği açısından en başarısız aylar sırasıyla Aralık, Ocak ve Nisan aylarıdır. t , $t-1$, $t-2$, $t-3$, $t-4$ zamanları göz önünde bulundurularak yapılan kıyasta ise, saat sırasıyla t , $t-1$, $t-2$, $t-3$, $t-4$ zamanları başarılıdır. Tahmin zamanı ilerledikçe model performansı ters orantılı olarak azalmaktadır. MAE, MSE ve RMSE değerlerine bakıldığında gün içi piyasasında kullanılabilecek en iyi zaman dilimi $t-2$ olarak uygulanabilir. YSA modelinin $t-2$ zamana kadar başarılı olarak tahminlemesinin aksine Lineer Regresyon modeli ise en başarılı olduğu zaman t zamanıdır. MAE, MSE ve RMSE değerlerine ve hata miktarlarına bakıldığında her hesaplamada YSA mimarisinin sonuçları LR mimarisine göre göz doldurmaktadır. Ek olarak, finansal analiz için yapılmış olan Dengesizlik Maliyeti (TL) ve Kar/Zarar hesabı ise, korelasyon ve metrik hesaplamalar ile örtüşerek; finansal açıdan YSA'nın başarısını nitelemektedir. İlerde yapılacak olan çalışmalarda gerçekleşme üretim verisi ve meteorolojik değişkenler kullanılmalı ve değişken sayısının etki analizine göre artırılması önerilmektedir.



KAYNAKLAR

- Abuella, M., & Chowdhury, B.** (2015). Solar power forecasting using artificial neural networks. 2015 North American Power Symposium (NAPS), 1-5.
- Almonacid, F., Pérez-Higueras, P., Fernandez, E., & Hontoria, L.** (2014). A methodology based on dynamic artificial neural network for short-term forecasting of the power output of a PV generator. *Energy Conversion and Management*, 85, 389-398, <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2014.05.090>.
- Aladağ, Ç. , Eğrioglu, E. , Günay, S. & Yolcu, U.** (2010). HIGH ORDER FUZZY TIME SERIES MODEL AND ITS APLICATION TO IMKB . *Anadolu University Journal of Science and Technology A - Applied Sciences and Engineering* , 11 (2) , 95-101 . Retrieved from <https://dergipark.org.tr/tr/pub/aubtda/issue/3032/42114>
- Arbib, M.,** (1969). Review of 'Perceptrons: An Introduction to Computational Geometry' (Minsky, M., and Papert, S.; 1969). *Information Theory, IEEE Transactions on*. 15. 738- 739. 10.1109/TIT.1969.1054388.
- Barrera, J.M.; Reina, A.; Maté, A.; Trujillo, J.C.** (2020). Solar Energy Prediction Model Based on Artificial Neural Networks and Open Data. *Sustainability*, 12, 6915. <https://doi.org/10.3390/su12176915>
- Bayır, F.** (2006). Yapay sinir ağları ve tahmin modellemesi üzerine bir uygulama. Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi, İstanbul, İstanbul Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- BP.** (2020). BP Energy Outlook 2020. Erişim Adresi :<https://www.bp.com/content/dam/bp/business-sites/en/global/corporate/pdfs/energy-economics/energy-outlook/bp-energy-outlook-2020.pdf>
- Chang, J., Dong, N., Ip, W., & Yung, K.** (2019). An ensemble learning model based on Bayesian model combination for solar energy prediction. *Journal of Renewable and Sustainable Energy*, 11, 043702.
- Crone, Sven F.,** (2004) “Bussiness Forecasting with Artificial Neural Networks”, presentation of IBF tutorial, Institute of Bussiness Forecasting.
- Dandıl, E., & Gürgen, E.** (2019). Yapay Sinir Ağları Kullanılarak Fotovoltaik Panel Güç Çıkışlarının Tahmini ve Sezgisel Algoritmalar ile Karşılaştırılması. *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, (16), 146-158.
- Dumitru, C., Gligor, A. & Enachescu, C.** (2016). Solar Photovoltaic Energy Production Forecast Using Neural Networks. *Procedia Technology*. 22. 808-815. 10.1016/j.protcy.2016.01.053.
- Dupré, O., Vaillon, R., Green, M.A.** (2017). *Thermal Behavior of Photovoltaic Devices*. Springer.
- Gök, A , Yıldız, C , Şekkeli, M .** (2019). Yapay Sinir Ağları Kullanarak Kısa Dönem Güneş Enerjisi Santrali Üretim Tahmini: Kahramanmaraş Örnek Çalışması . *Uluslararası Doğu Anadolu Fen Mühendislik ve*

Tasarım Dergisi , 1 (2) , 186-195 . Erişim Adresi
<https://dergipark.org.tr/en/pub/ijeased/issue/47170/618757>.

- Ibrahim, S. , Daut, I. , Yusoff, M. , Irwanto, M. , Nair, G. , Farhana, Z.** (2012). Linear Regression Model in Estimating Solar Radiation in Perlis. *Energy Procedia*. 18. 1402-1412. 10.1016/j.egypro.2012.05.156.
- International Energy Agency (IEA).** (2009). World Energy Outlook 2009. Erişim Adresi <https://www.iea.org/reports/world-energy-outlook-2009>
- Izgi, E., Öztopal, A., Yerli, B., Kaymak, M., & Şahin, A.** (2012). Short–mid-term solar power prediction by using artificial neural networks. *Solar Energy*, 86, 725-733.
- Jang, H.S., Bae, K.Y., Park, H., & Sung, D.K.** (2016). Solar Power Prediction Based on Satellite Images and Support Vector Machine. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, 7, 1255-1263.
- Jebli, I., Belouadha, F., Kabbaj, M., & Tilioua, A.** (2021). Prediction of solar energy guided by pearson correlation using machine learning. *Energy*, 224, 120109.
- Krenker, A., Bešter, J., & Kos, A.** (2011). Introduction to the artificial neural networks. *Artificial Neural Networks: Methodological Advances and Biomedical Applications*. InTech, 1-18.
- Maurice, R.** (2009). Les energies:Comparaisons techniques et socio-economiques. *Hermes Science*.
- Mellit, A., Sağlam, Ş., & Kalogirou, S.** (2013). Artificial neural network-based model for estimating the produced power of a photovoltaic module. *Renewable Energy*, 60, 71-78, <https://doi.org/10.1016/j.renene.2013.04.011>.
- Mcculloch, W.S. and Pitts, W.A.,** (1943). A logical calculus of the ideas immanent in nerve activity, *Bull. Math. Biophysics*, 5, 115-133.
- Mohammadi, K., & Goudarzi, N.** (2018). Study of inter-correlations of solar radiation, wind speed and precipitation under the influence of El Niño Southern Oscillation (ENSO) in California. *Renewable Energy*, 120, 190-200, DOI: 10.1016/j.renene.2017.12.069.
- Öztopal, A.** (2011). Uydu ve yer kaynaklı meteorolojik değişkenlerle kısa vadeli yağış modellenmesi için yapay sinir ağı yaklaşımı (Doctoral dissertation, Fen Bilimleri Enstitüsü).
- Öztemel E.,**(2005). TUTORIAL: Yapay sinir ağları ve bilgisayarda öğrenme, *Bilimde Modern Yöntemler Sempozyumu-BMYS'2005,Kocaeli*, 16-18 Kasım, 11.
- Öztürk, K., & Şahin, M. E.** (2018). Yapay sinir ağları ve yapay zekâ'ya genel bir bakış. *Takvim-i Vekayi*, 6(2), 25-36.
- Pazikadin, A. R., Rifai, D., Ali, K., Malik, M. Z., Abdalla, A. N., & Faraj, M. A.** (2020). Solar irradiance measurement instrumentation and power solar generation forecasting based on Artificial Neural Networks (ANN): A review of five years research trend. *Science of The Total Environment*, 715, 136848.

- Pehl ve diğ.** (2017) Understanding future emissions from low-carbon power systems by integration of life cycle assessment and integrated energy modelling, *Nature Energy*, doi: 10.1038/s41560-017-0032-9.
- Raza, M., Nadarajah, M., & Ekanayake, C.** (2016). On recent advances in PV output power forecast. *Solar Energy*, 136, 125-144, <https://doi.org/10.1016/j.solener.2016.06.073>.
- REN 2021.** (2020). Renewables 2020 Global Status Report. Erişim Adresi https://www.ren21.net/wpcontent/uploads/2019/05/gsr_2020_full_report_en.pdf
- Rumelhart, D. & Hinton, G. & McClelland, James.** (1986). A General Framework for Parallel Distributed Processing. *Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition*. 1.
- Sangrody, H., Sarailoo, M., Zhou, N., Tran, N., Motalleb, M., & Foruzan, E.** (2017). Weather Forecasting Error in Solar Energy Forecasting.
- Global Solar Atlas.** (2020). Photovoltaic Power Potential Map [Harita]. Erişim Adresi: <https://globalsolaratlas.info/download/turkey>
- Şen, Z.**, 2004. Yapay sinir ağları ilkeleri, Su Vakfı _Yayınları, İstanbul.
- TEİAŞ.** (2021). Mart 2021 Kurulu Güç Raporu. Erişim Adresi <https://webapi.teias.gov.tr/file/43404b87-b077-4073-80df-8c85b32e88b4?download>
- Torres-Barran, A., Alonso, A., Dorronsoro, J.** (2017), Regression Tree Ensembles for Wind Energy and Solar Radiation Prediction. *Neurocomputing* doi:10.1016/j.neucom.2017.05.104
- Wang, S., Zhang, Y., Zhang, C., & Yang, M.** (2020). Improved artificial neural network method for predicting photovoltaic output performance.
- Werbos, P.**, (1988). Backpropagation: Past and future. *Neural Networks, 1988.*, IEEE International Conference On. I. 343 - 353 vol.1. 10.1109/ICNN.1988.23866.
- Yaıcı, W., Entchev, E., Longo, M., Brenna, M., Foadelli, F.** (2015). Artificial neural network modelling for performance prediction of solar energy system. 1147-1151. 10.1109/ICRERA.2015.7418589.
- Yurtoğlu, H.**, (2005). Yapay sinir ağları _metodolojisi ile öngörü modellemesi: Bazı makroekonomik değişkenler için Türkiye örneği, Uzmanlık Tezi, DP
- Zanetti, S. S., Sousa, E. F., Oliveira, V. P., Almeida, F. T., & Bernardo, S.** (2007). Estimating evapotranspiration using artificial neural network and minimum climatological data. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 133(2), 83-89.
- Zhang, J., & Su, G.** (2021). Artificial neural network introductions. *In Nuclear Power Plant Design and Analysis Codes* (pp. 515-541). Woodhead Publishing.



EKLER

EK A : T zamanı için YSA Eğitim ve Test veri setleri ile hazırlanmış saçılma grafikleri.

EK B : T-1 zamanı için YSA Eğitim ve Test veri setleri ile hazırlanmış saçılma grafikleri.

EK C : T-2 zamanı için YSA Eğitim ve Test veri setleri ile hazırlanmış saçılma grafikleri.

EK D : T-3 zamanı için YSA Eğitim ve Test veri setleri ile hazırlanmış saçılma grafikleri.

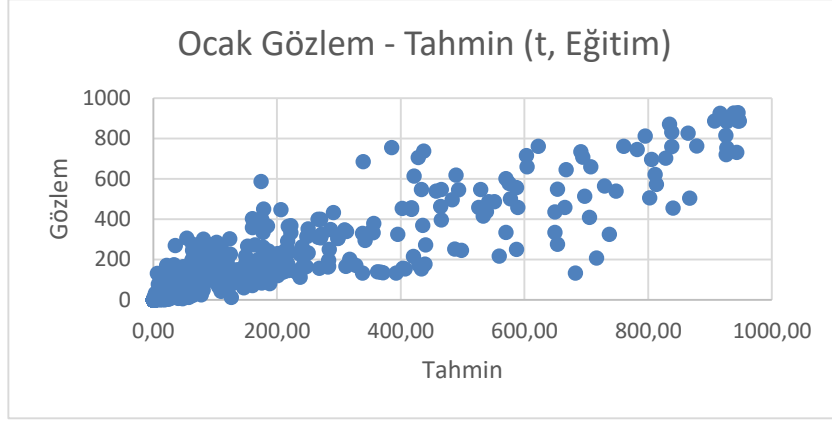
EK E : T-4 zamanı için YSA Eğitim ve Test veri setleri ile hazırlanmış saçılma grafikleri.

EK F : T, T-1, T-2, T-3, T-4 zamanları için LR Test veri seti ile hazırlanmış saçılma grafikleri.

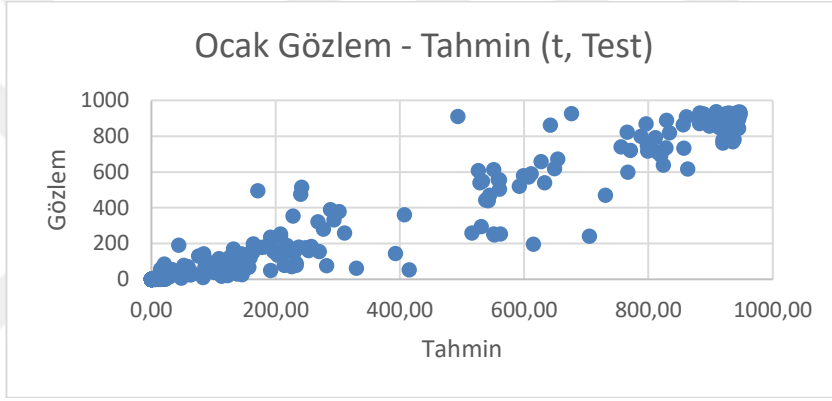




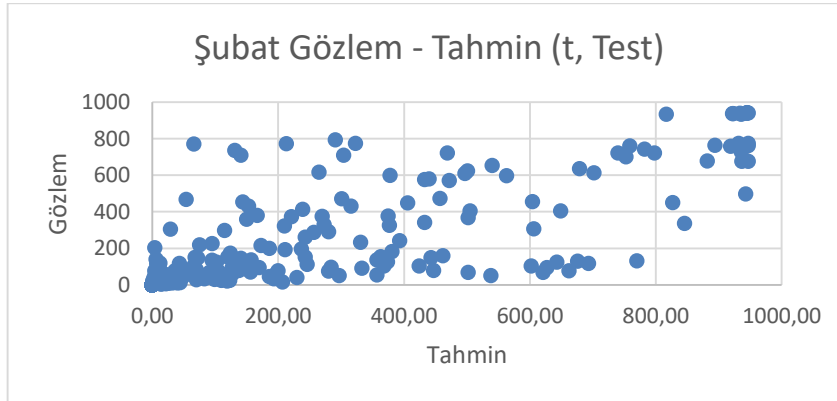
EK A



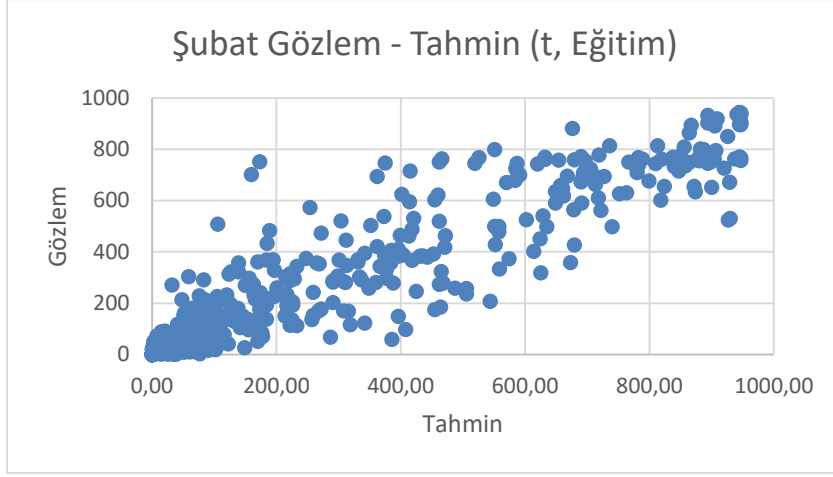
Şekil A.1: Ocak Gözlem - Tahmin (t, Eğitim) Saçılma Grafiği



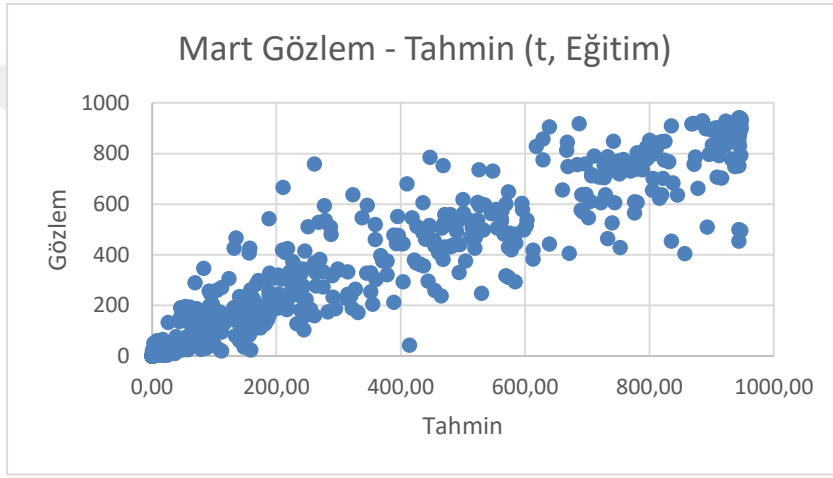
Şekil A.2: Ocak Gözlem - Tahmin (t, Test) Saçılma Grafiği



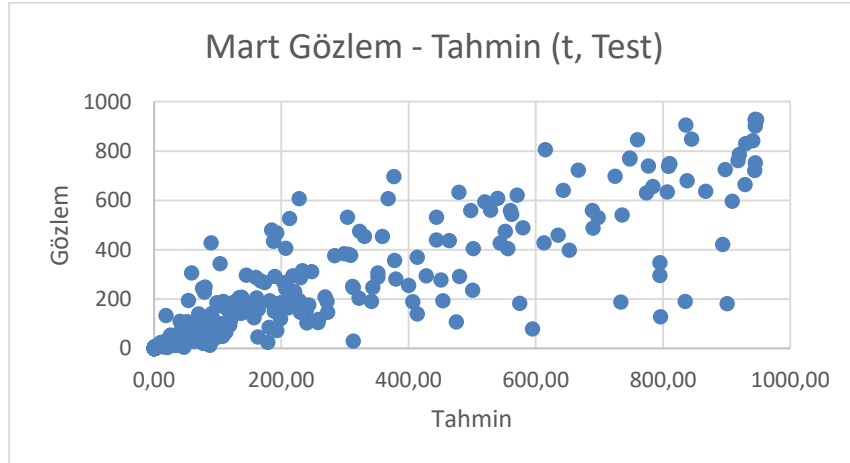
Şekil A.3: Şubat Gözlem - Tahmin (t, Test) Saçılma Grafiği



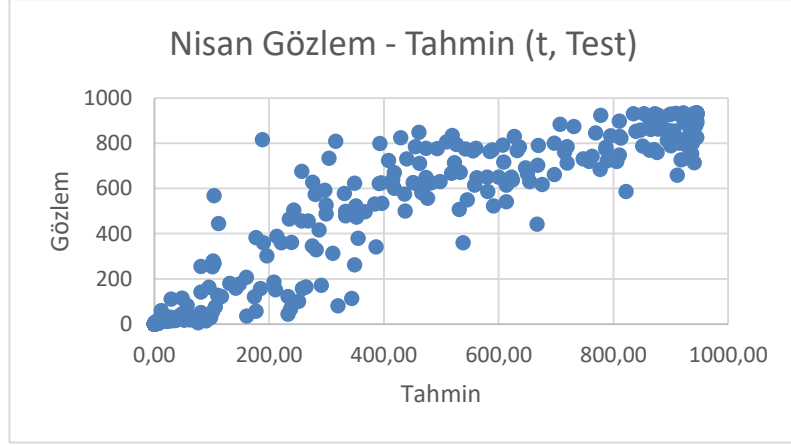
Şekil A.4:Şubat Gözlem - Tahmin (t, Eğitim) Saçılma Grafiği



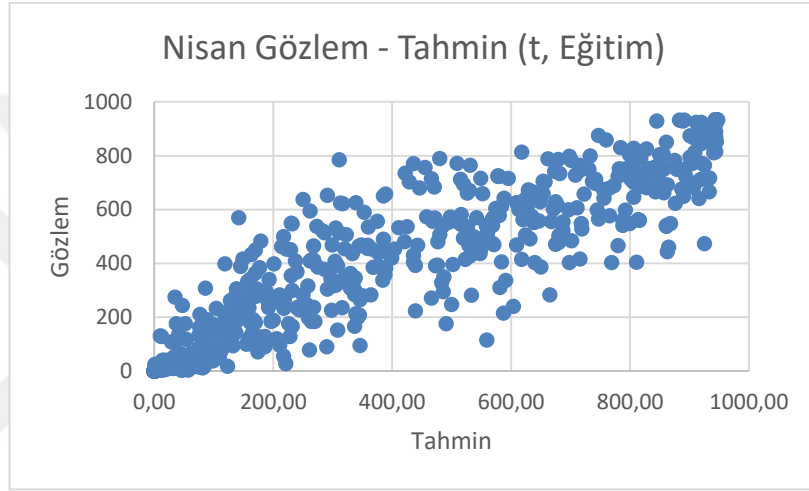
Şekil A.5:Mart Gözlem - Tahmin (t, Eğitim) Saçılma Grafiği



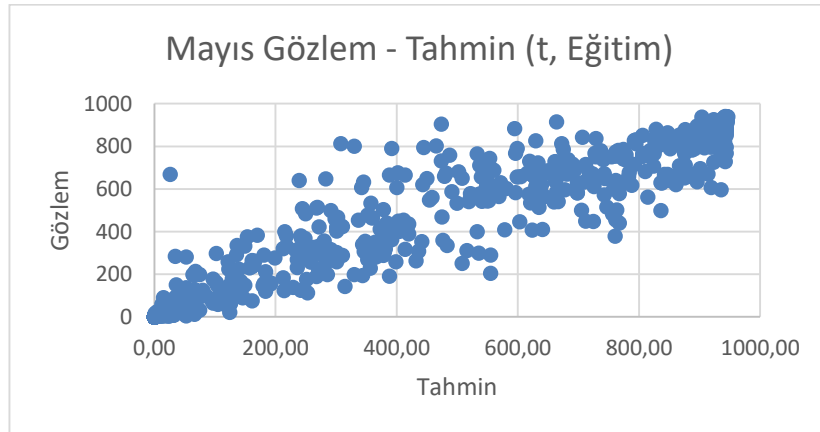
Şekil A.6:Mart Gözlem - Tahmin (t, Test) Saçılma Grafiği



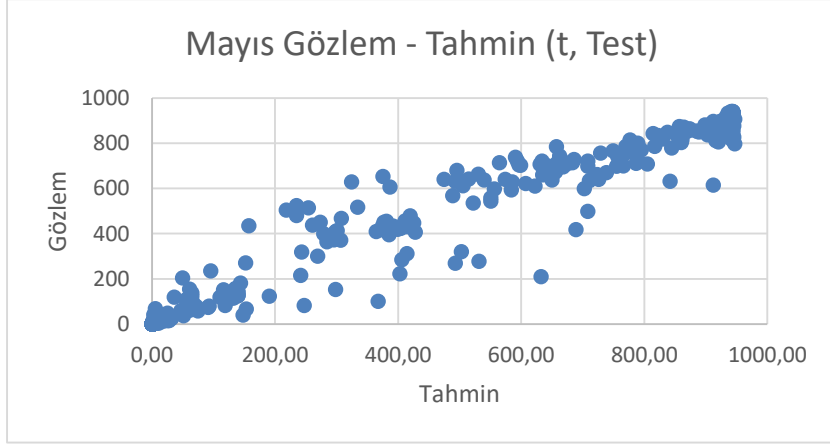
Şekil A.7:Nisan Gözlem - Tahmin (t, Eğitim) Saçılma Grafiği



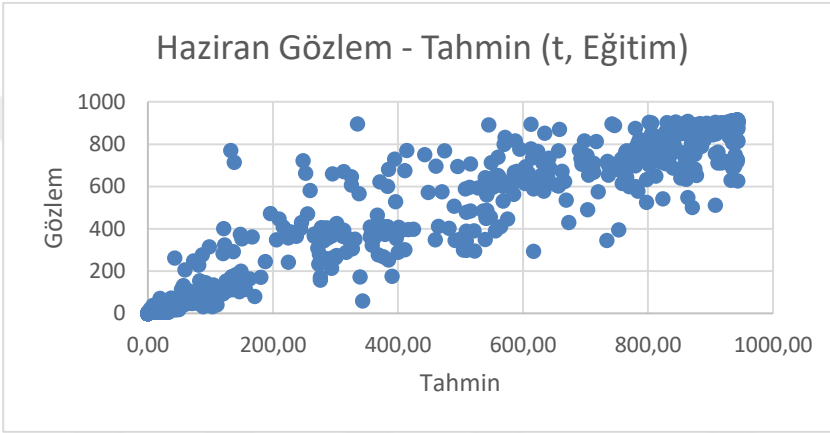
Şekil A.8:Nisan Gözlem - Tahmin (t, Eğitim) Saçılma Grafiği



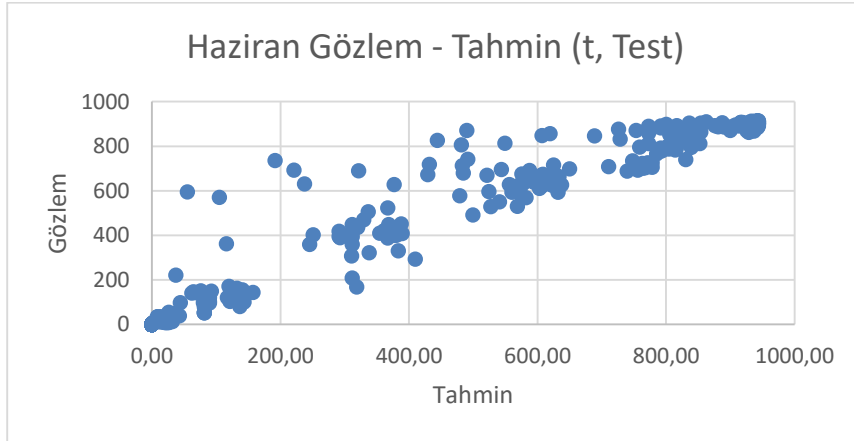
Şekil A.9: Mayıs Gözlem - Tahmin (t, Eğitim) Saçılma Grafiği



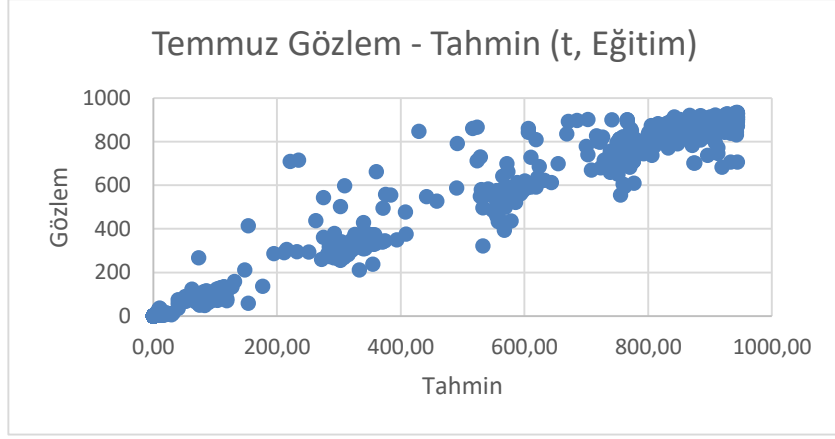
Şekil A.10: Mayıs Gözlem - Tahmin (t, Test) Saçılma Grafiği



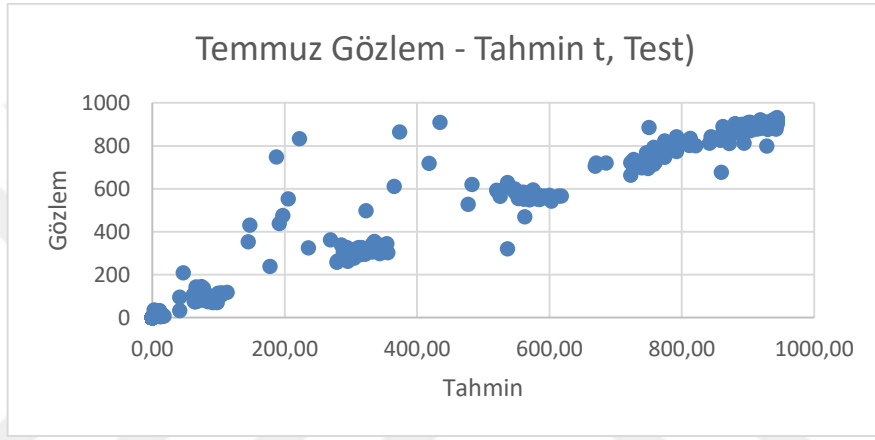
Şekil A.11: Haziran Gözlem - Tahmin (t, Eğitim) Saçılma Grafiği



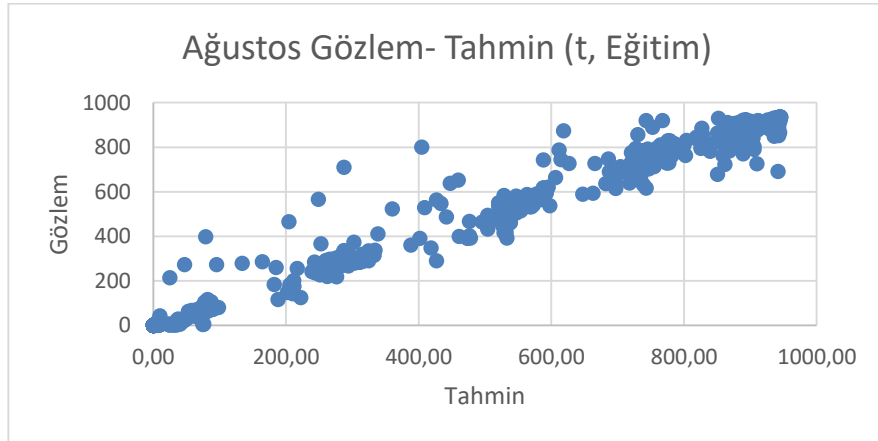
Şekil A.12: Haziran Gözlem - Tahmin (t, Test) Saçılma Grafiği



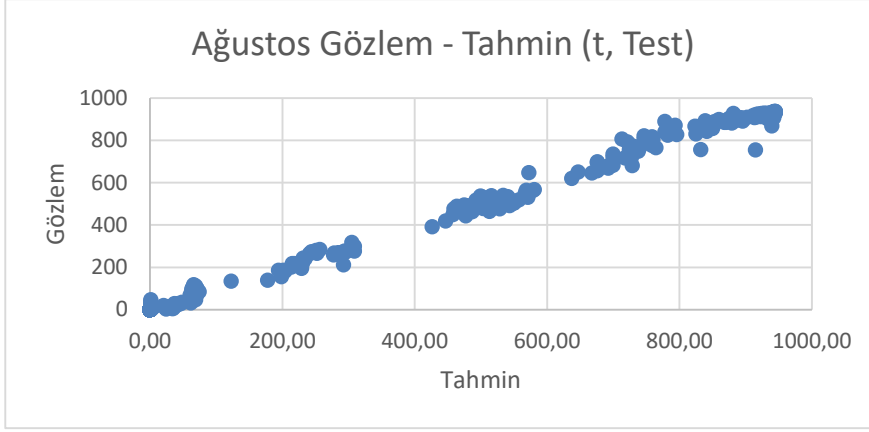
Şekil A.13: Temmuz Gözlem - Tahmin (t, Eğitim) Saçılma Grafiği



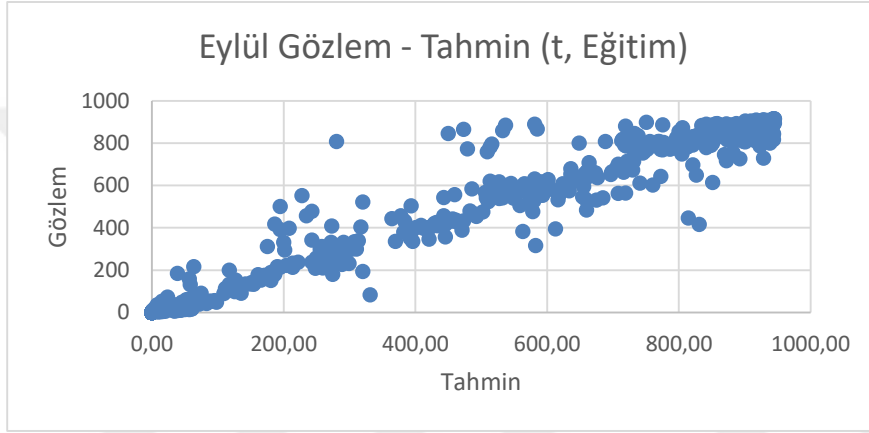
Şekil A.14: Temmuz Gözlem - Tahmin (t, Test) Saçılma Grafiği



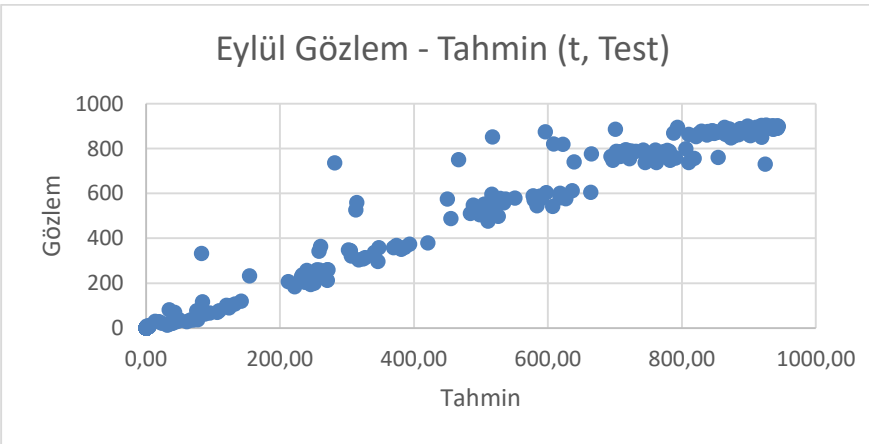
Şekil A.15: Ağustos Gözlem - Tahmin (t, Eğitim) Saçılma Grafiği



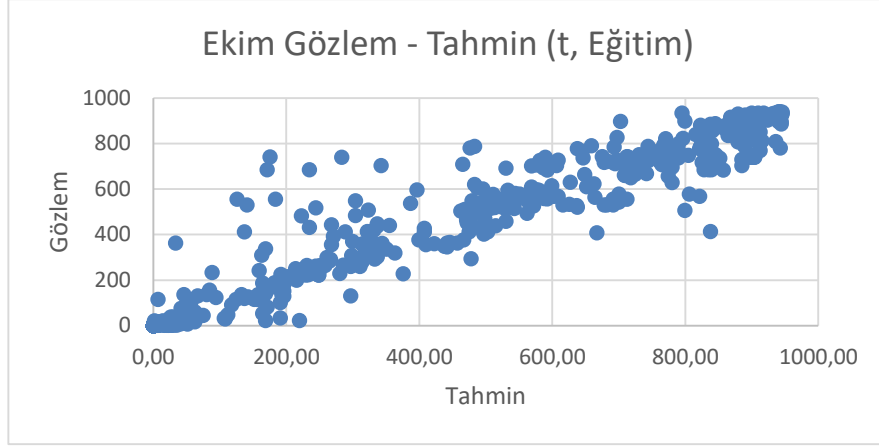
Şekil A.16: Ağustos Gözlem - Tahmin (t, Test) Saçılma Grafiği



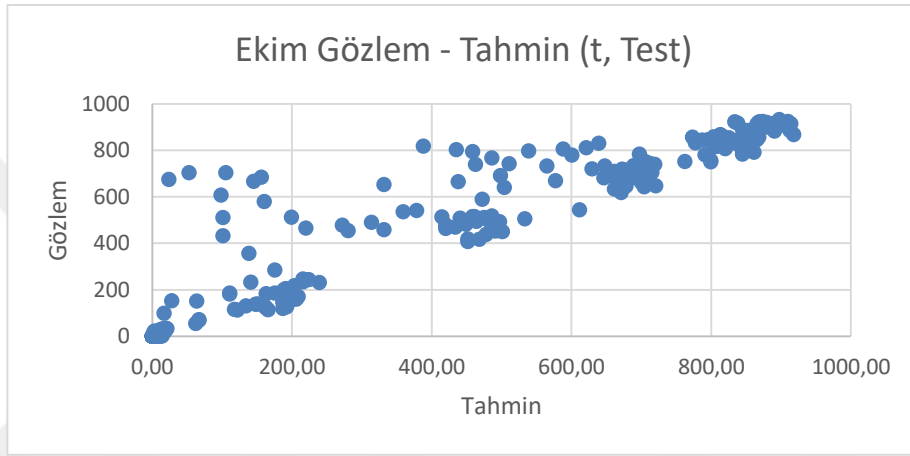
Şekil A.17: Eylül Gözlem - Tahmin (t, Eğitim) Saçılma Grafiği



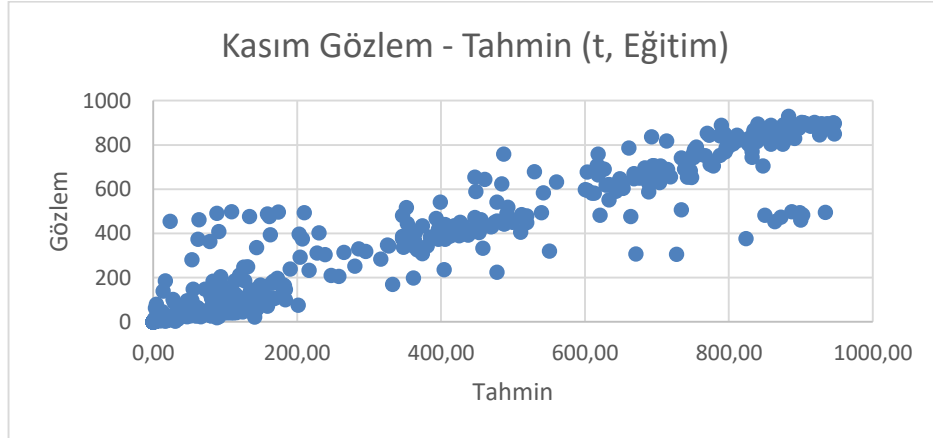
Şekil A.18: Eylül Gözlem - Tahmin (t, Test) Saçılma Grafiği



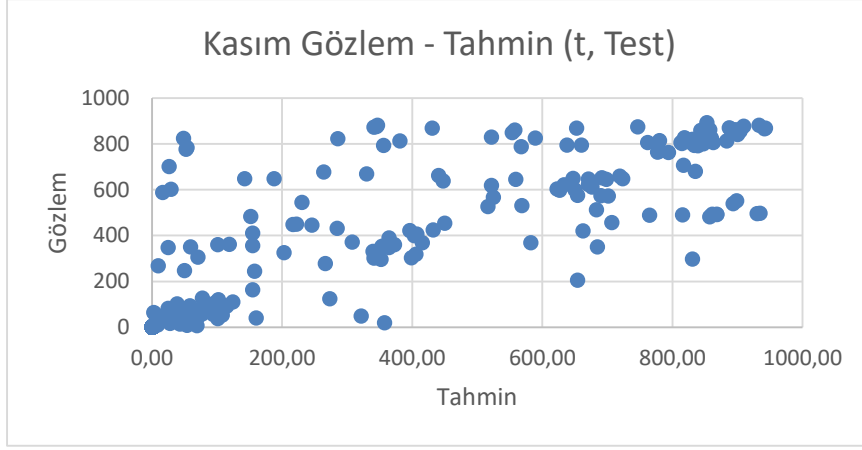
Şekil A.19: Ekim Gözlem - Tahmin (t, Eğitim) Saçılma Grafiği



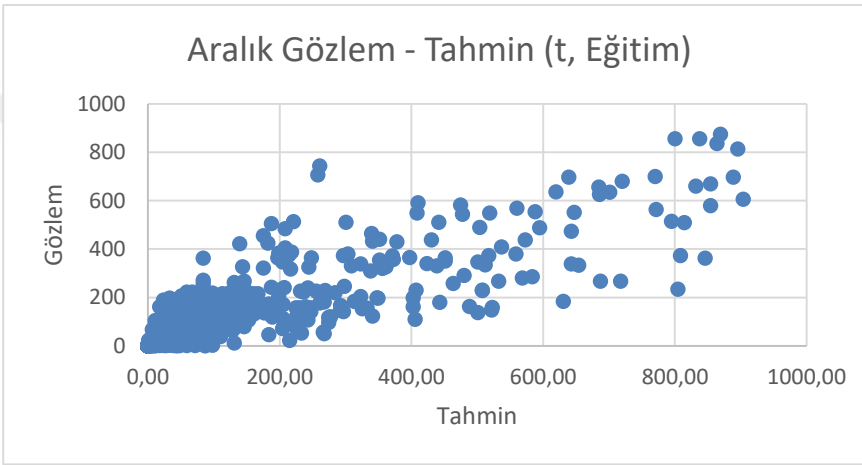
Şekil A.20: Ekim Gözlem - Tahmin (t, Test) Saçılma Grafiği



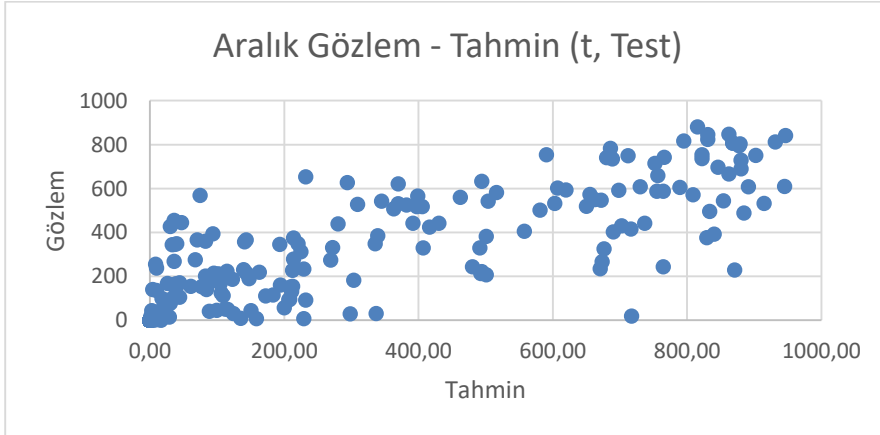
Şekil A.21: Kasım Gözlem - Tahmin (t, Eğitim) Saçılma Grafiği



Şekil A.22: Kasım Gözlem - Tahmin (t, Test) Saçılma Grafiği

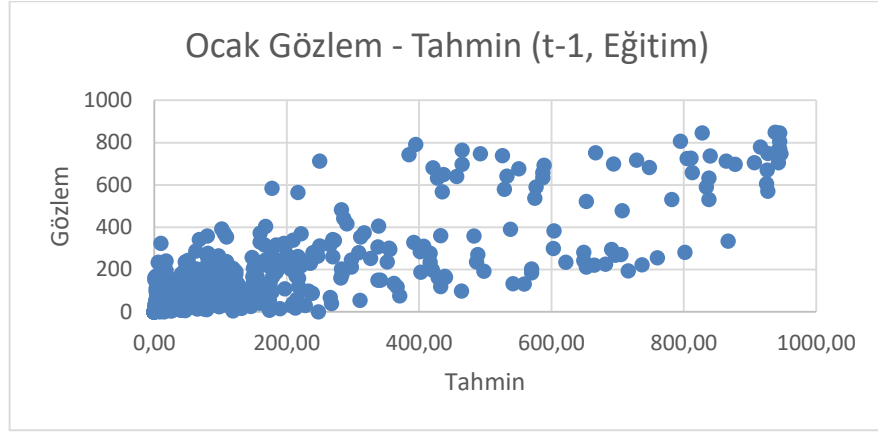


Şekil A.23: Aralık Gözlem - Tahmin (t, Eğitim) Saçılma Grafiği

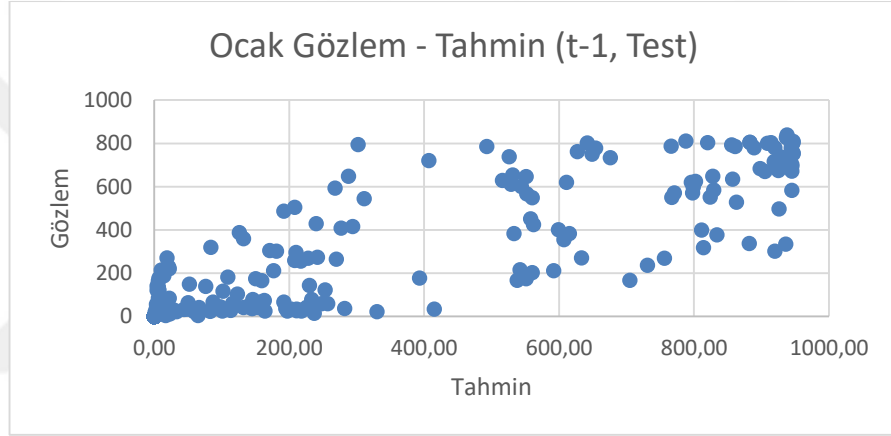


Şekil A.24: Aralık Gözlem - Tahmin (t, Test) Saçılma Grafiği

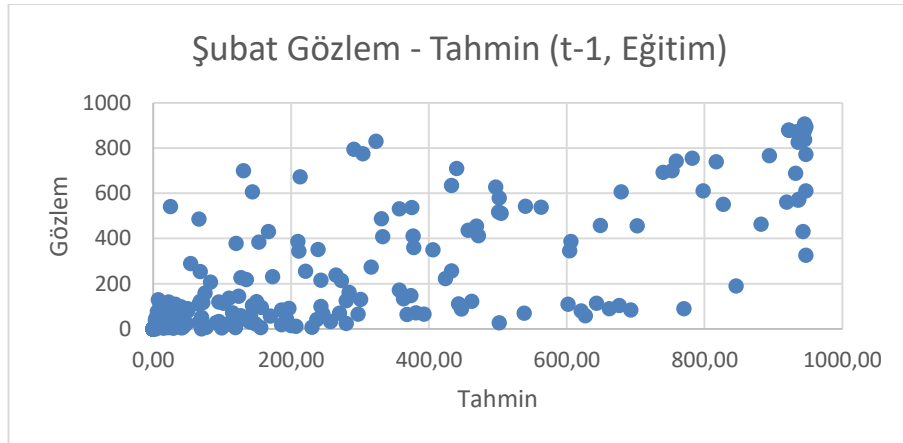
EK B



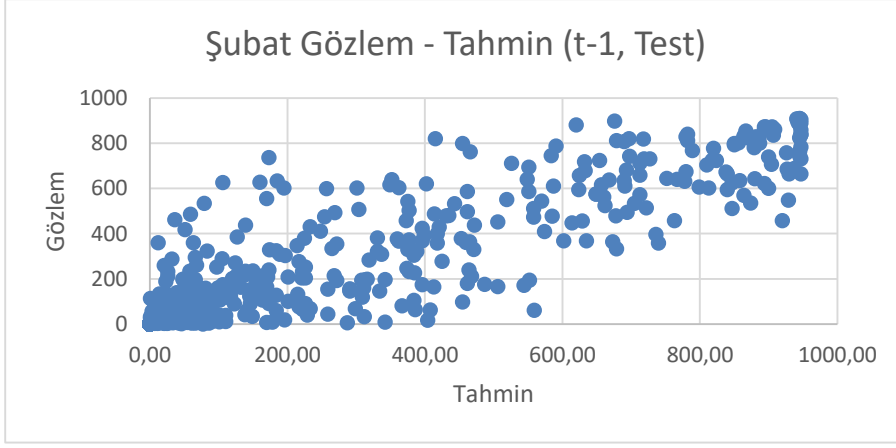
Şekil B.1: Ocak Gözlem - Tahmin (t-1, Eğitim) Saçılma Grafiği



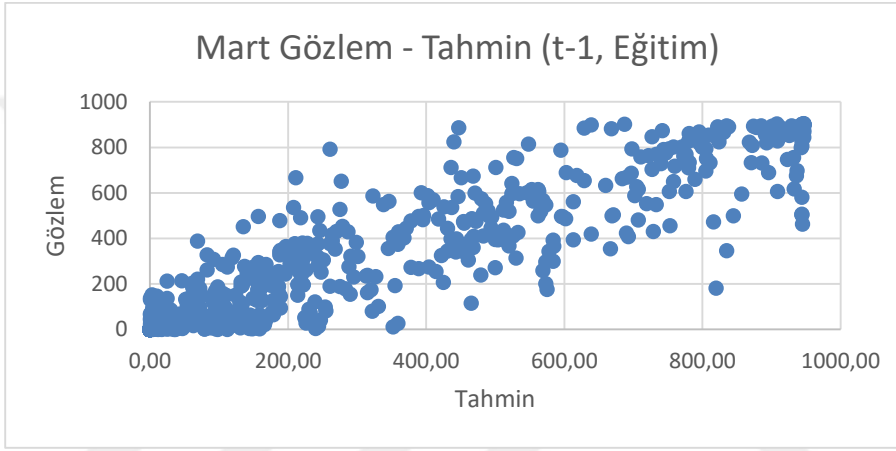
Şekil B.2: Ocak Gözlem - Tahmin (t-1, Test) Saçılma Grafiği



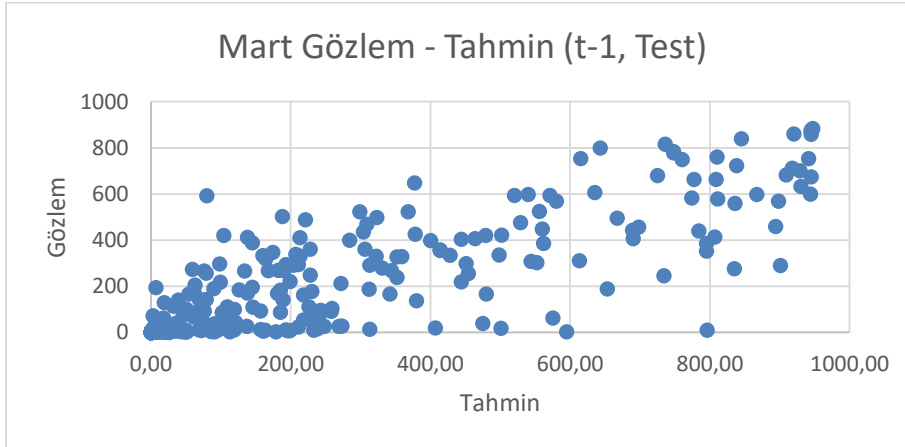
Şekil B.3: Şubat Gözlem - Tahmin (t-1, Eğitim) Saçılma Grafiği



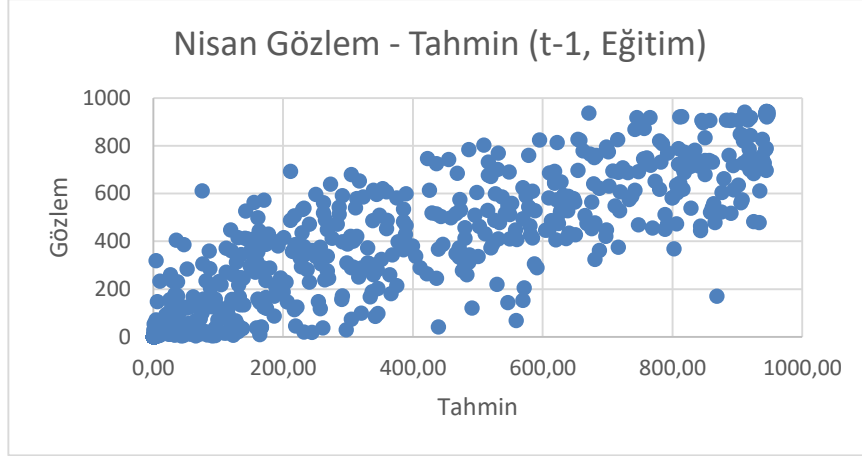
Şekil B.4: Şubat Gözlem - Tahmin (t-1, Test) Saçılma Grafiği



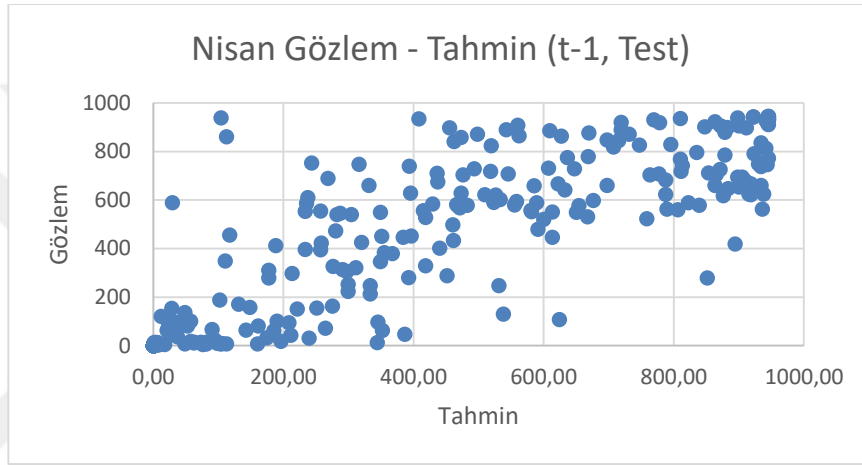
Şekil B.5: Mart Gözlem - Tahmin (t-1, Eğitim) Saçılma Grafiği



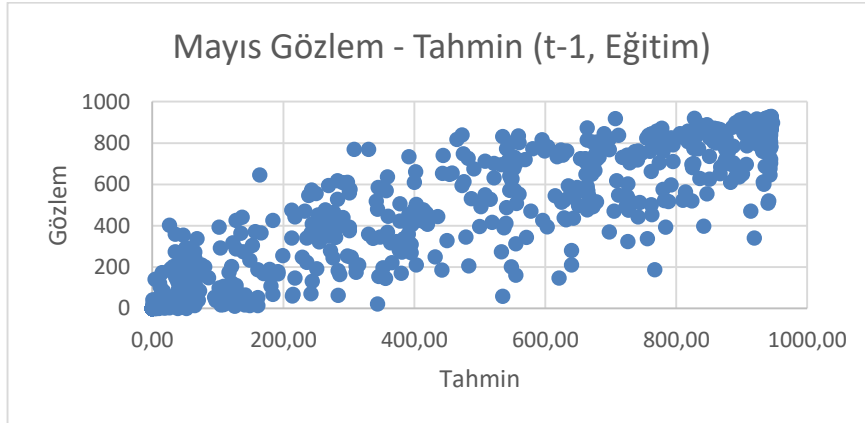
Şekil B.6: Mart Gözlem - Tahmin (t-1, Test) Saçılma Grafiği



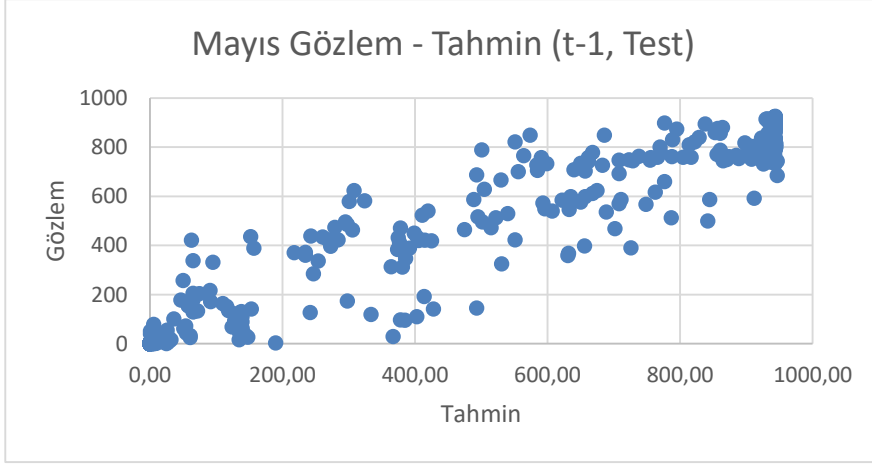
Şekil B.7: Nisan Gözlem - Tahmin (t-1, Eğitim) Saçılma Grafiği



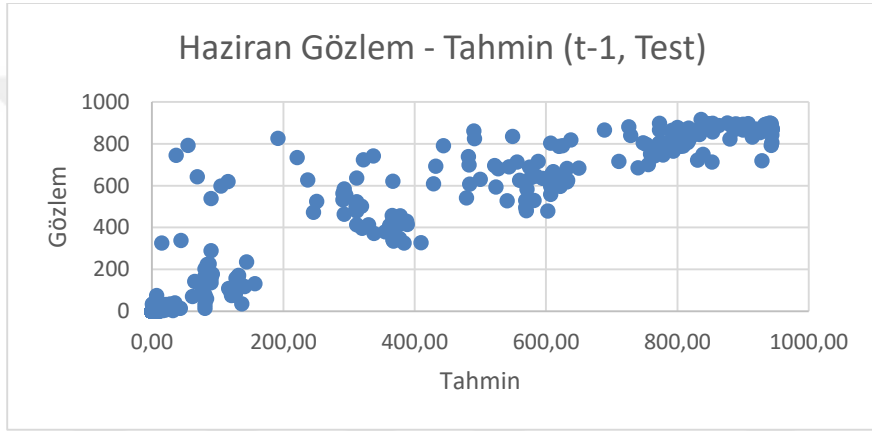
Şekil B.8: Nisan Gözlem - Tahmin (t-1, Test) Saçılma Grafiği



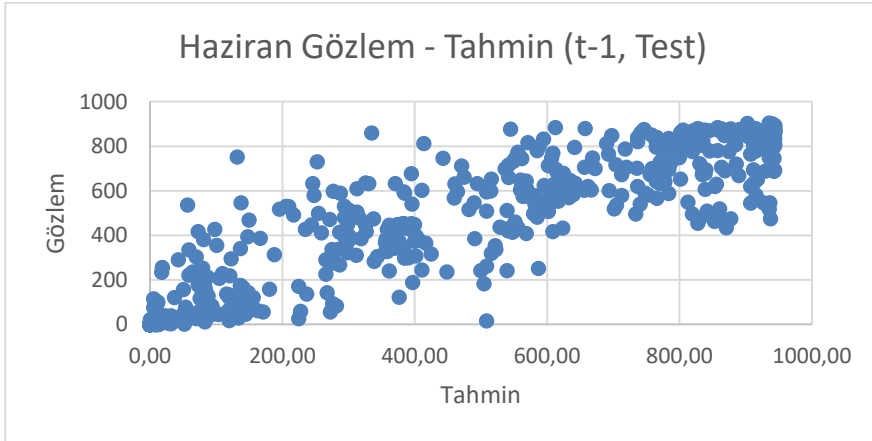
Şekil B.9: Mayıs Gözlem - Tahmin (t-1, Eğitim) Saçılma Grafiği



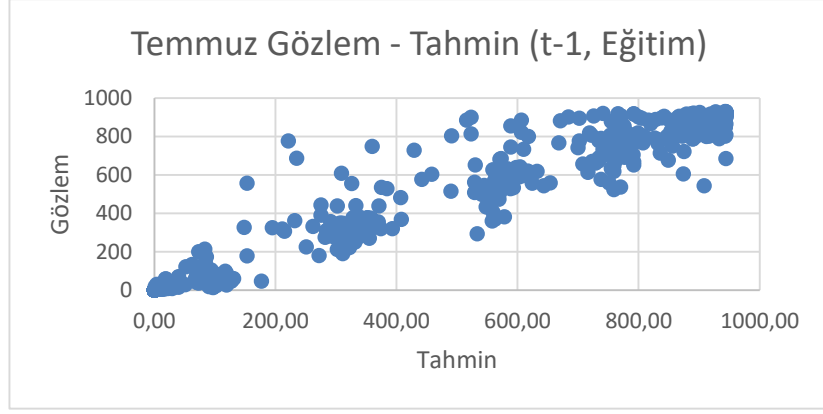
Şekil B.10: Mayıs Gözlem - Tahmin (t-1, Test) Saçılma Grafiği



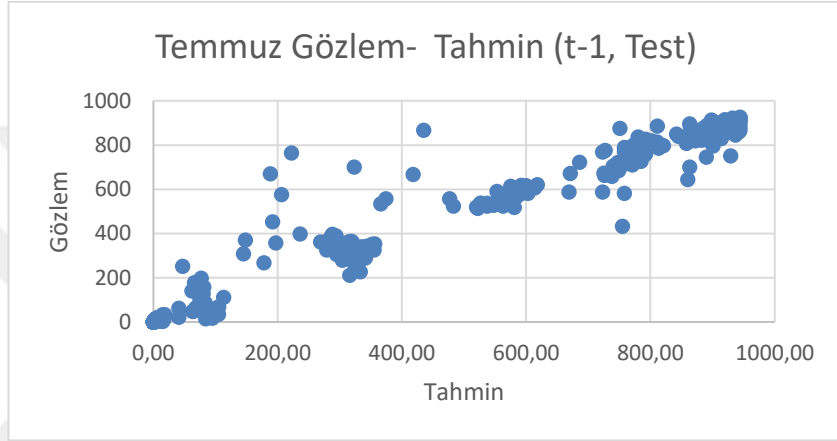
Şekil B.11: Haziran Gözlem - Tahmin (t-1, Eğitim) Saçılma Grafiği



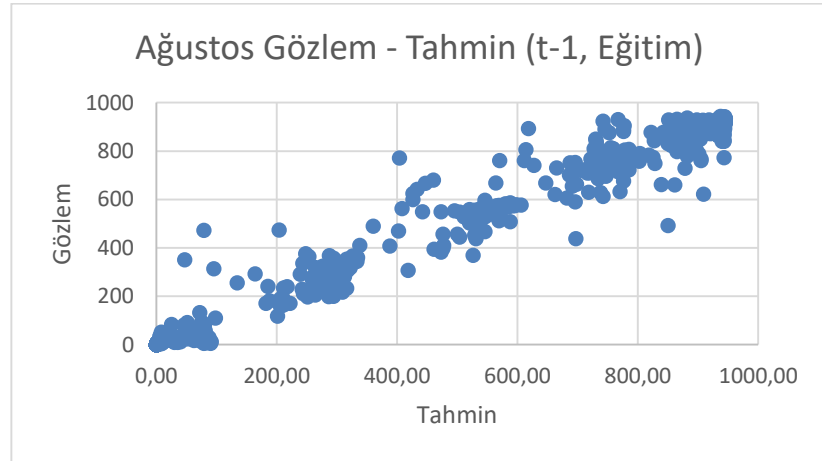
Şekil B.12: Haziran Gözlem - Tahmin (t-1, Test) Saçılma Grafiği



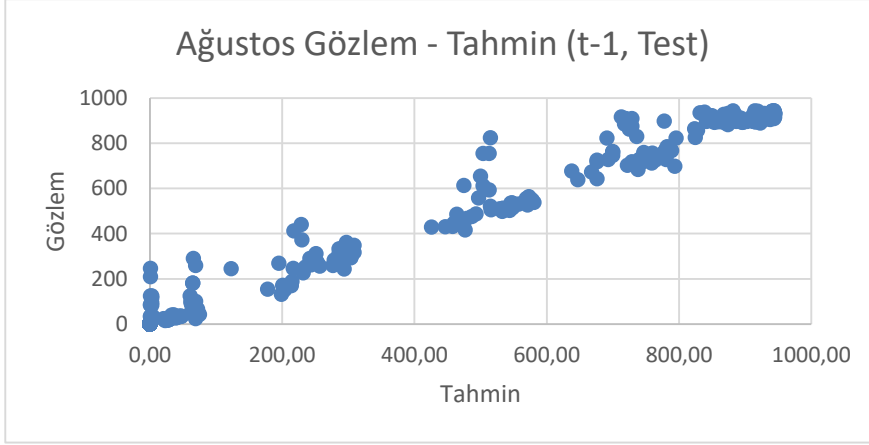
Şekil B.13: Temmuz Gözlem - Tahmin (t-1, Eğitim) Saçılma Grafiği



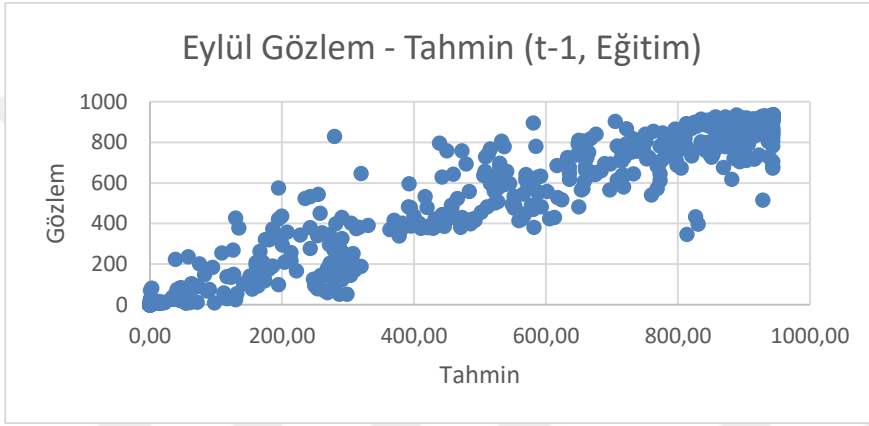
Şekil B.14: Temmuz Gözlem - Tahmin (t-1, Test) Saçılma Grafiği



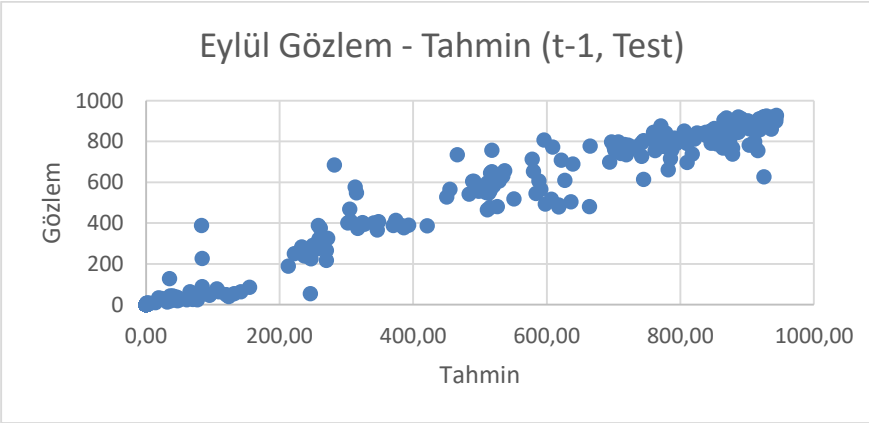
Şekil B.15: Ağustos Gözlem - Tahmin (t-1, Eğitim) Saçılma Grafiği



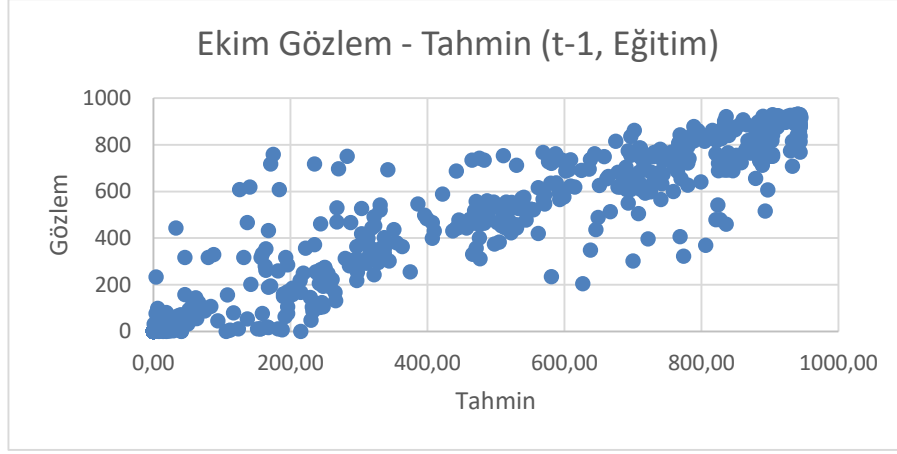
Şekil B.16:Ağustos Gözlem - Tahmin (t-1, Test) Saçılma Grafiği



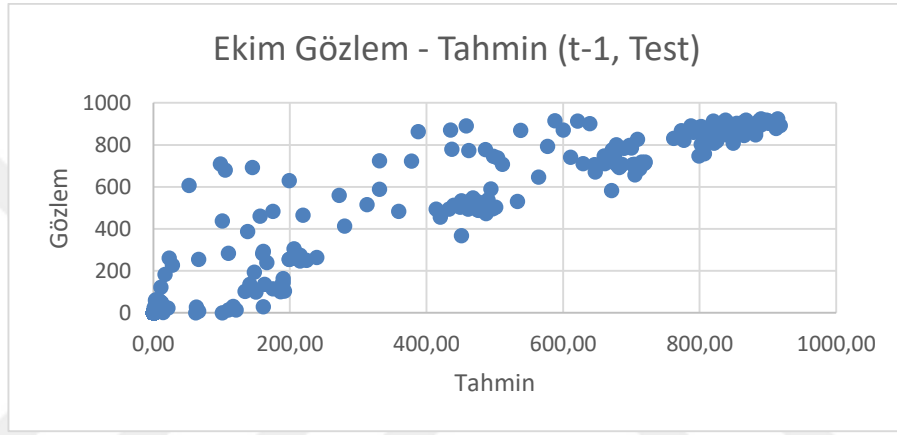
Şekil B.17:Eylül Gözlem - Tahmin (t-1, Eğitim) Saçılma Grafiği



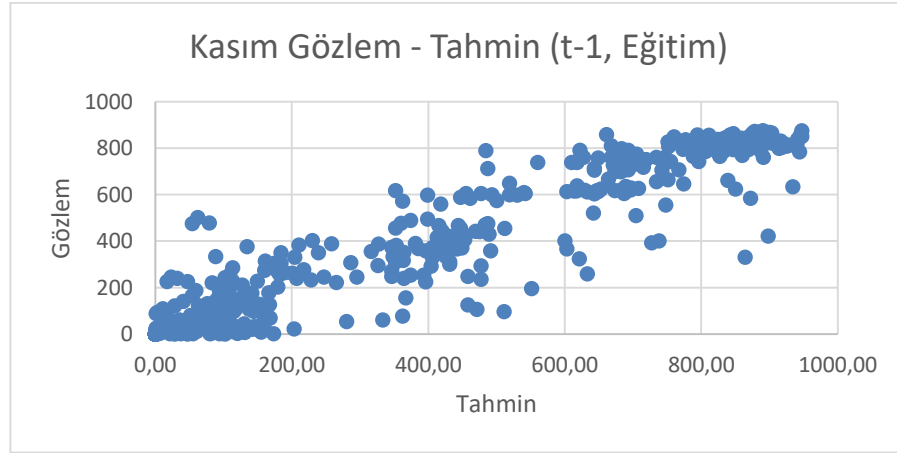
Şekil B.18:Eylül Gözlem - Tahmin (t-1, Test) Saçılma Grafiği



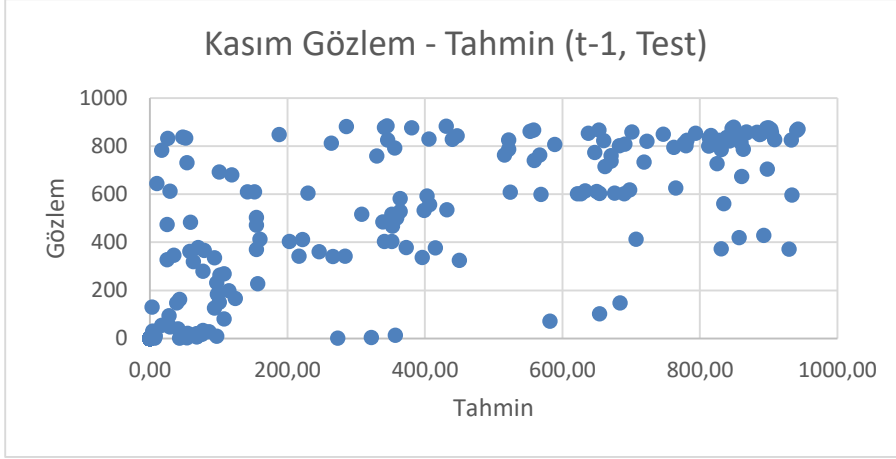
Şekil B.19:Ekim Gözlem - Tahmin (t-1, Eğitim) Saçılma Grafiği



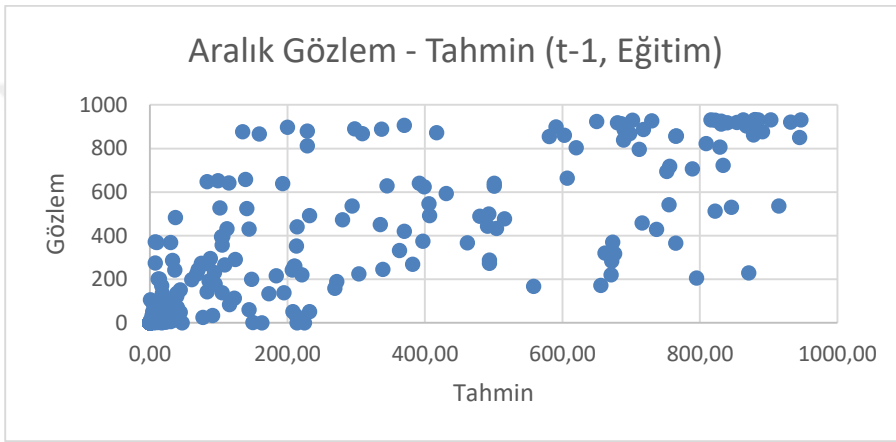
Şekil B.20:Ekim Gözlem - Tahmin (t-1, Test) Saçılma Grafiği



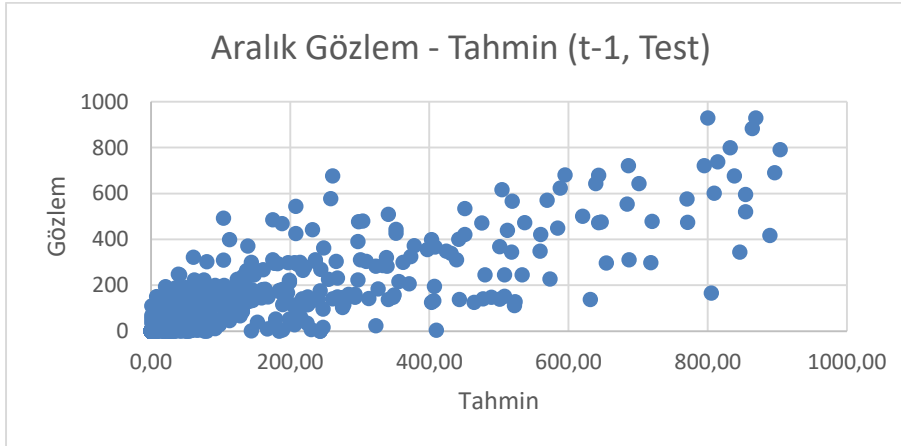
Şekil B.21:Kasım Gözlem - Tahmin (t-1, Eğitim) Saçılma Grafiği



Şekil B.22:Kasım Gözlem - Tahmin (t-1, Test) Saçılma Grafiği

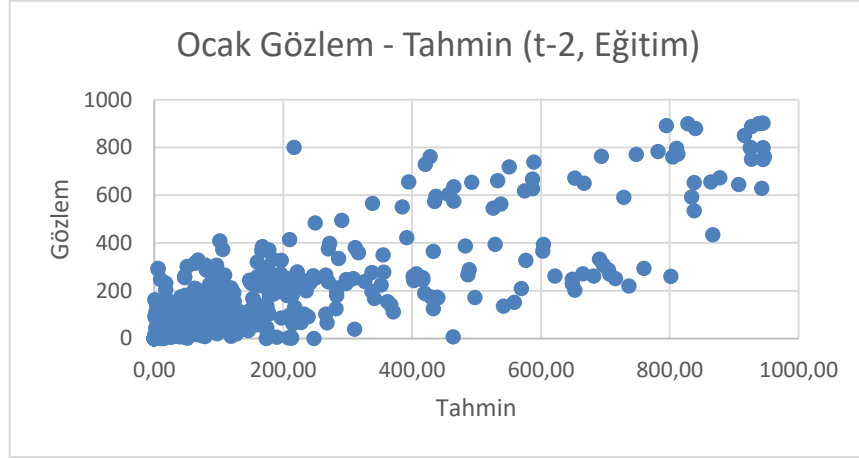


Şekil B.23:Aralık Gözlem - Tahmin (t-1, Eğitim) Saçılma Grafiği

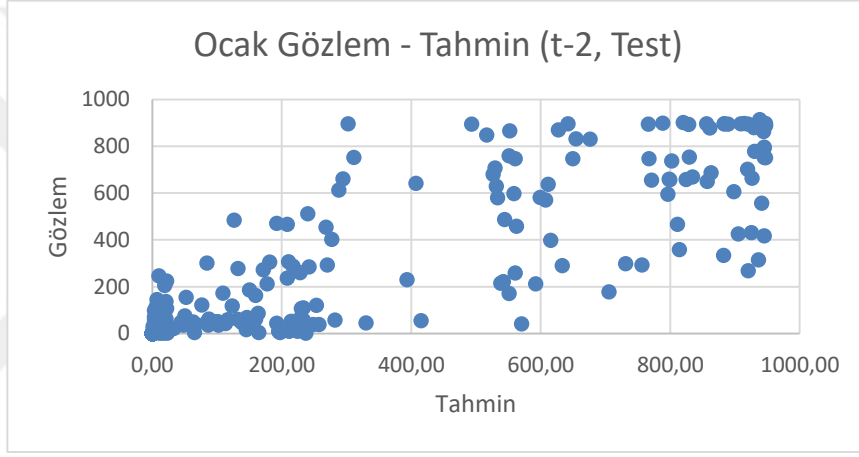


Şekil B.24:Aralık Gözlem - Tahmin (t-1, Test) Saçılma Grafiği

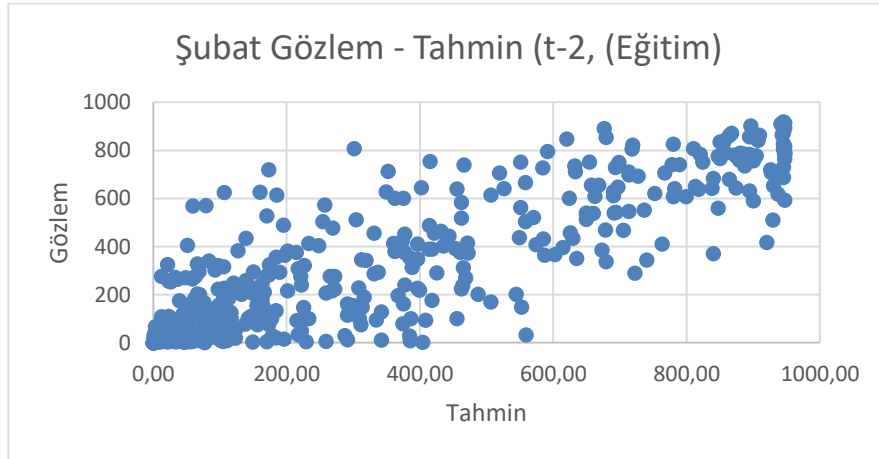
EK C



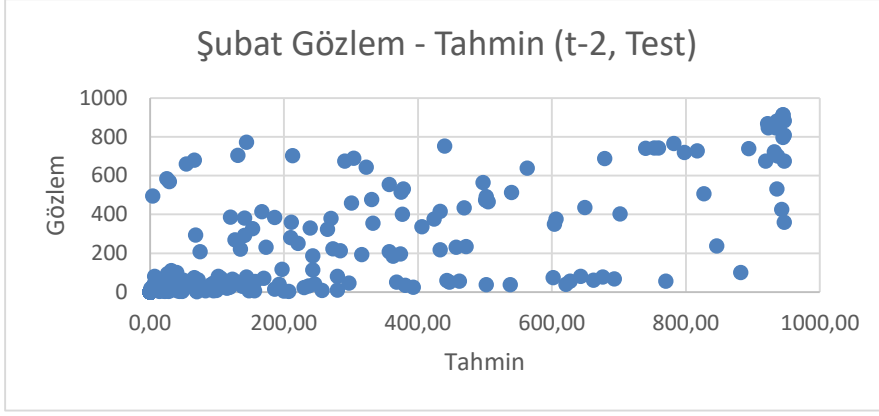
Şekil C.1: Ocak Gözlem - Tahmin (t-2, Eğitim) Saçılma Grafiği



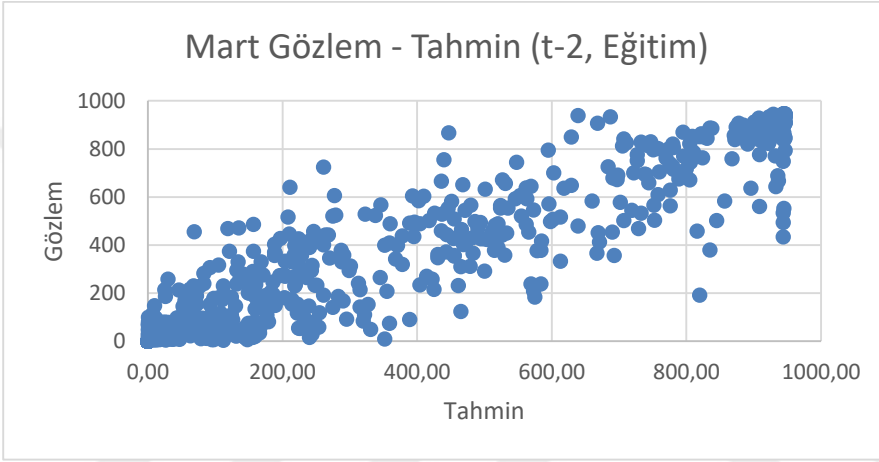
Şekil C.2: Ocak Gözlem - Tahmin (t-2, Test) Saçılma Grafiği



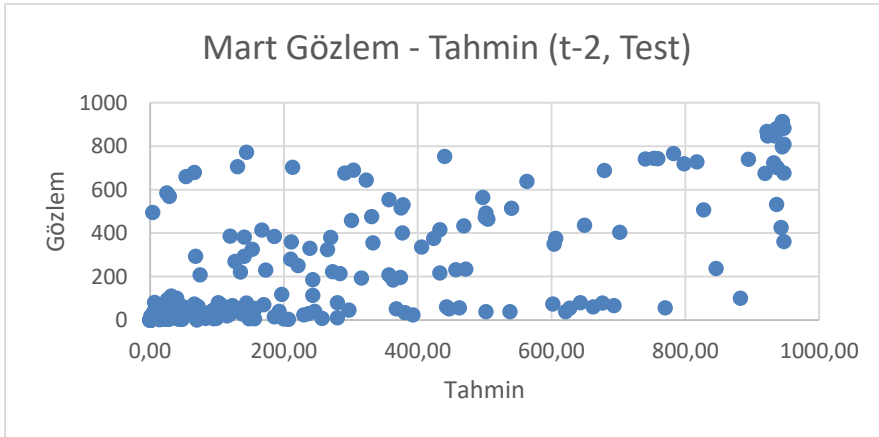
Şekil C.3: Şubat Gözlem - Tahmin (t-2, Eğitim) Saçılma Grafiği



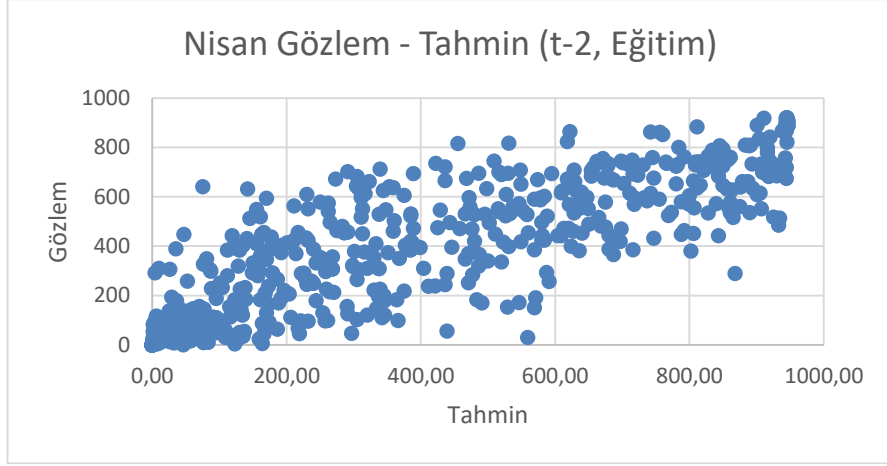
Şekil C.4:Şubat Gözlem - Tahmin (t-2, Test) Saçılma Grafiği



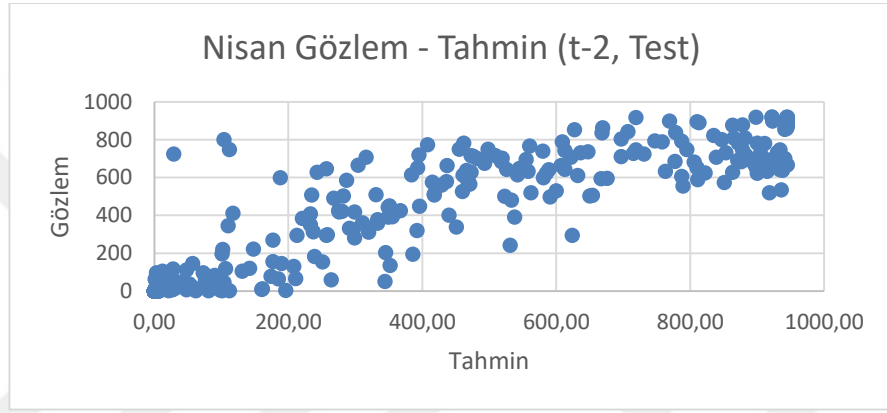
Şekil C.5:Mart Gözlem - Tahmin (t-2, Eğitim) Saçılma Grafiği



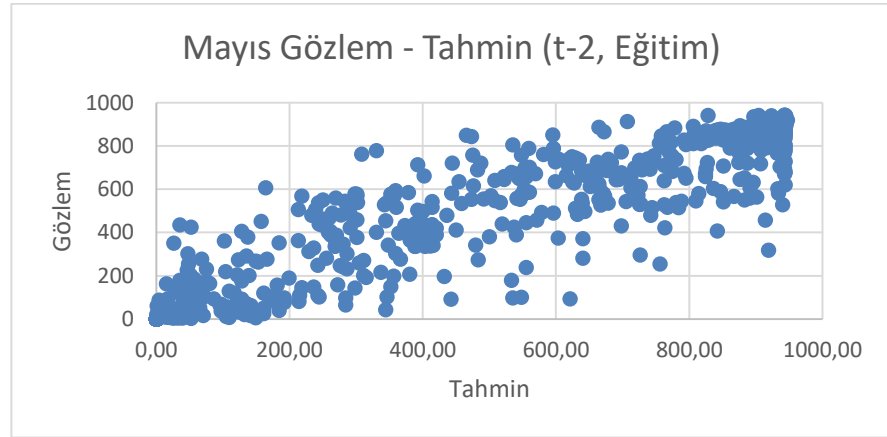
Şekil C.6:Mart Gözlem - Tahmin (t-2, Test) Saçılma Grafiği



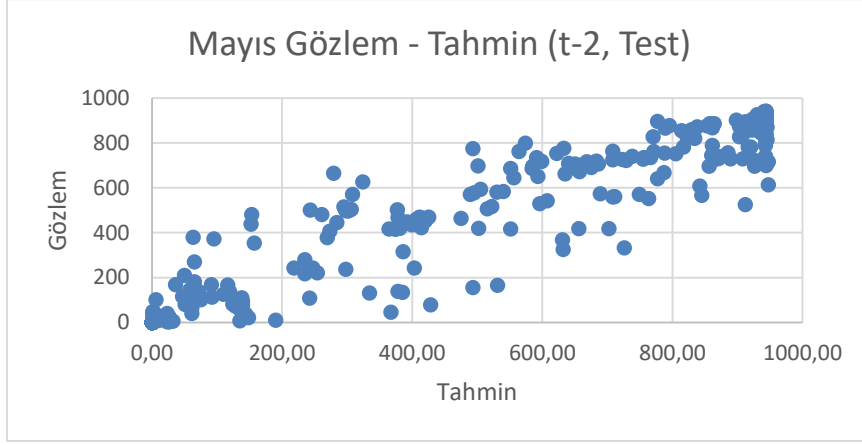
Şekil C.7:Nisan Gözlem - Tahmin (t-2, Eğitim) Saçılma Grafiği



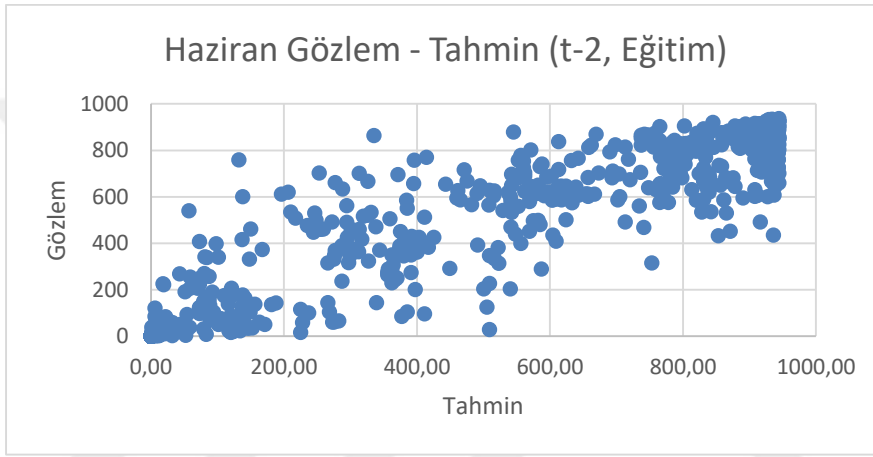
Şekil C.8:Nisan Gözlem - Tahmin (t-2, Test) Saçılma Grafiği



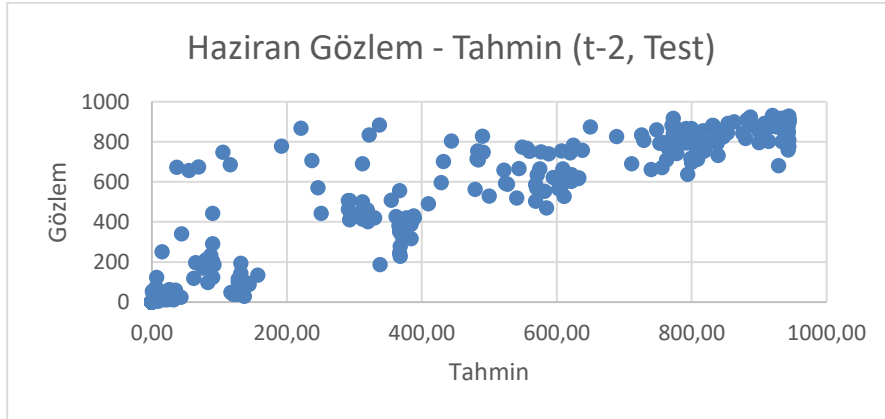
Şekil C.9:Mayıs Gözlem - Tahmin (t-2, Eğitim) Saçılma Grafiği



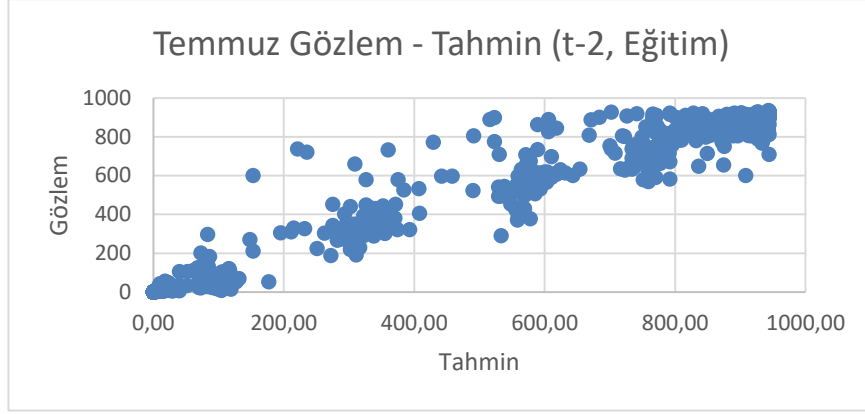
Şekil C.10: Mayıs Gözlem - Tahmin (t-2, Test) Saçılma Grafiği



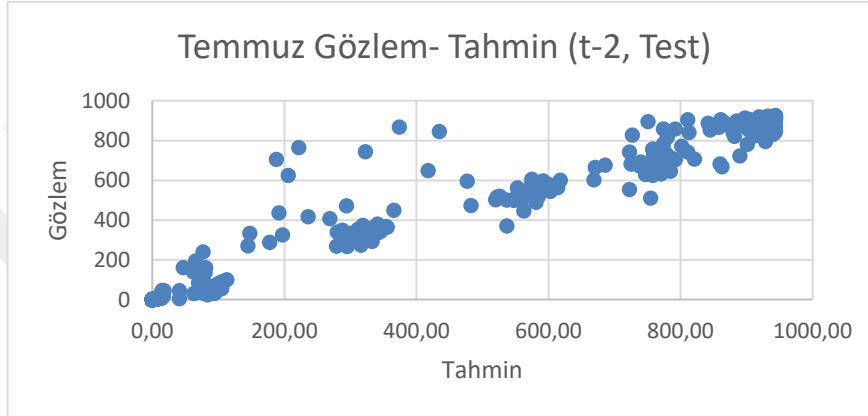
Şekil C.11: Haziran Gözlem - Tahmin (t-2, Eğitim) Saçılma Grafiği



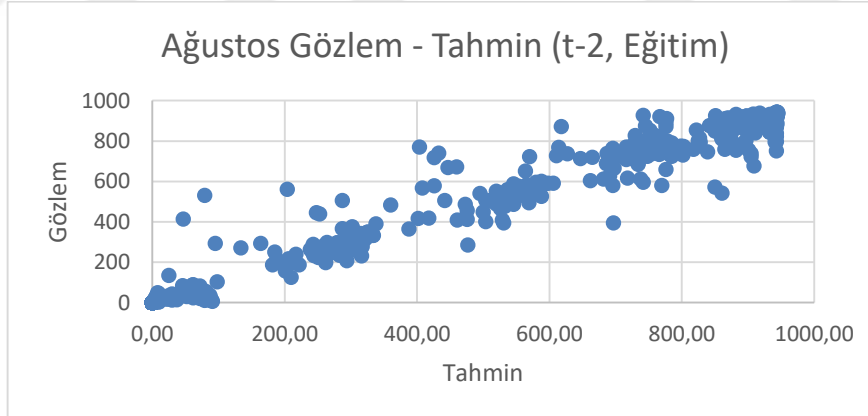
Şekil C.12: Haziran Gözlem - Tahmin (t-2, Test) Saçılma Grafiği



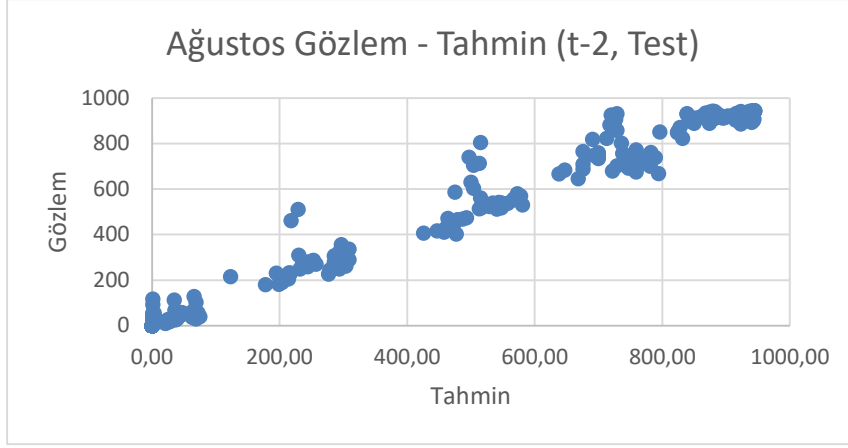
Şekil C.13: Temmuz Gözlem - Tahmin (t-2, Eğitim) Saçılma Grafiği



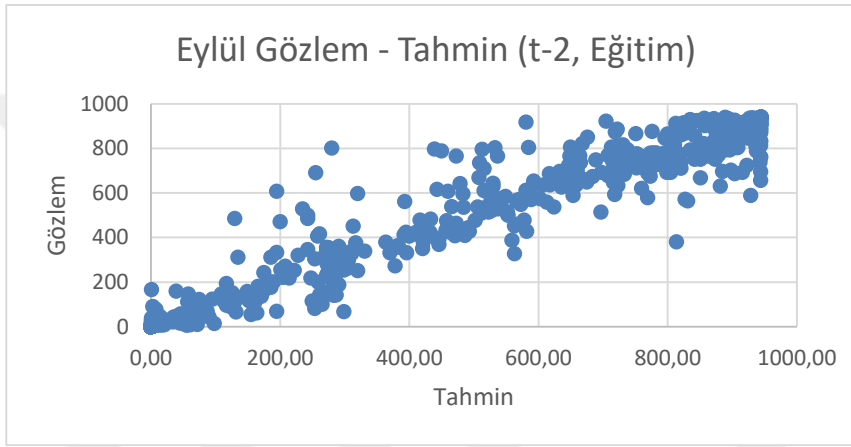
Şekil C.14: Temmuz Gözlem - Tahmin (t-2, Test) Saçılma Grafiği



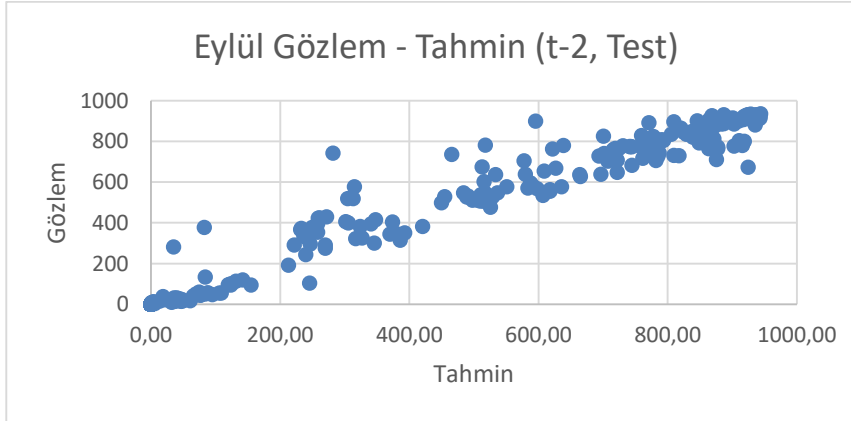
Şekil C.15: Ağustos Gözlem - Tahmin (t-2, Eğitim) Saçılma Grafiği



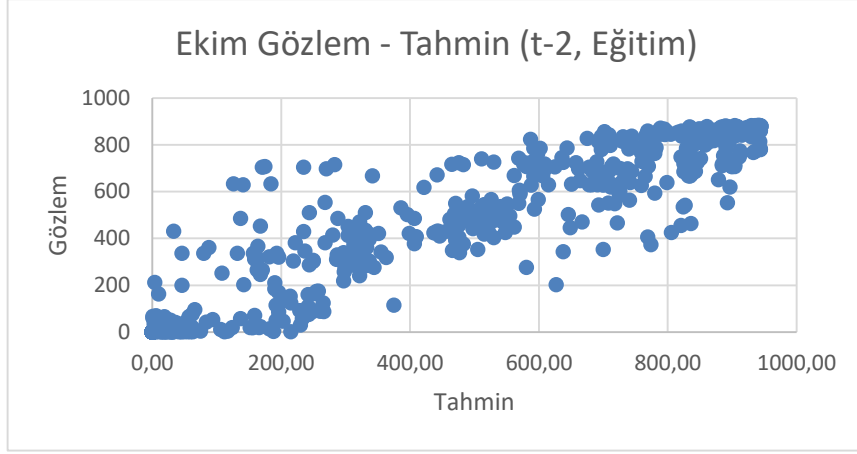
Şekil C.16:Ağustos Gözlem - Tahmin (t-2, Test) Saçılma Grafiği



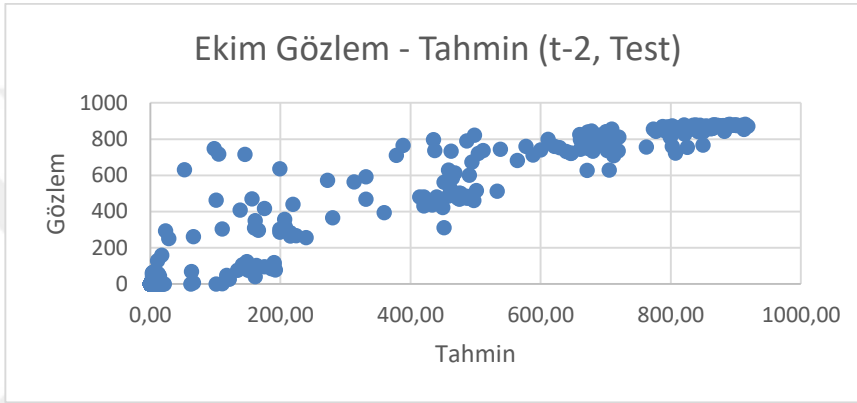
Şekil C.17:Eylül Gözlem - Tahmin (t-2, Eğitim) Saçılma Grafiği



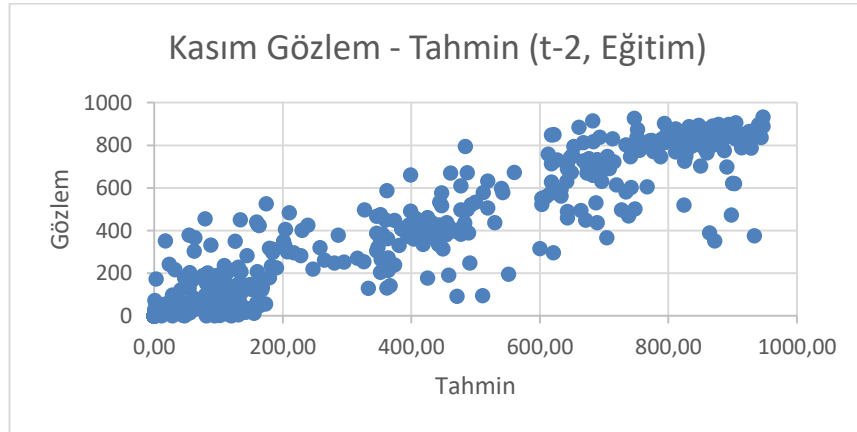
Şekil C.18:Eylül Gözlem - Tahmin (t-2, Test) Saçılma Grafiği



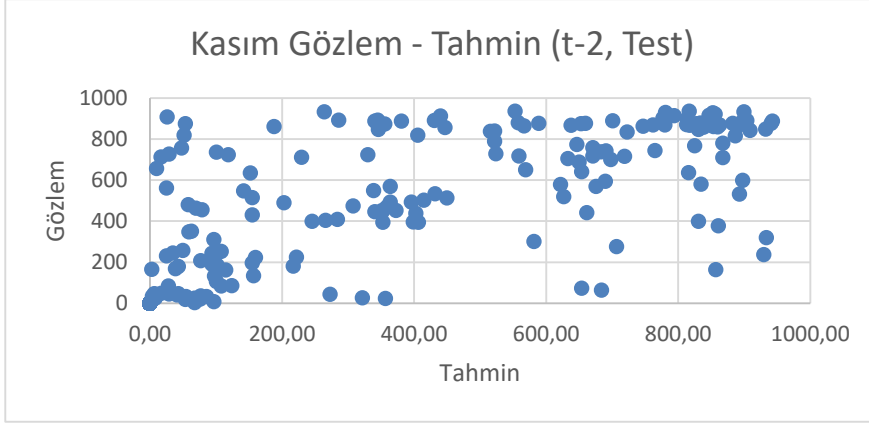
Şekil C.19:Ekim Gzlem - Tahmin (t-2, Eđitim) Saçılma Grafiđi



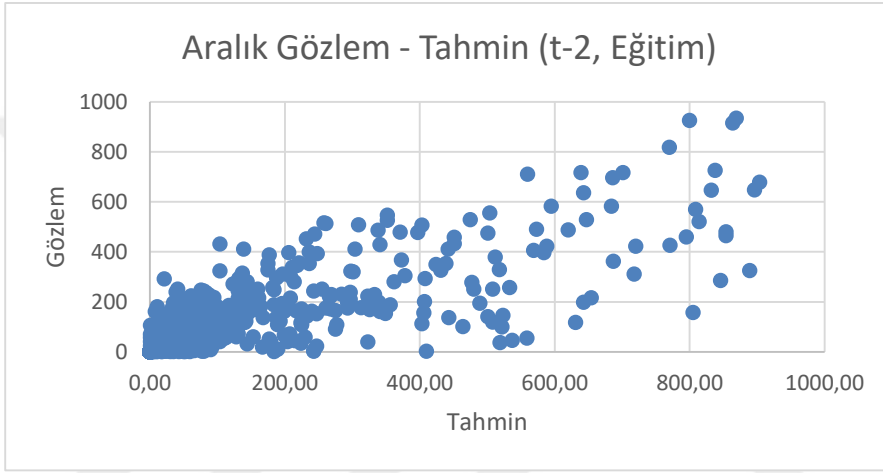
Şekil C.20:Ekim Gzlem - Tahmin (t-2, Test) Saçılma Grafiđi



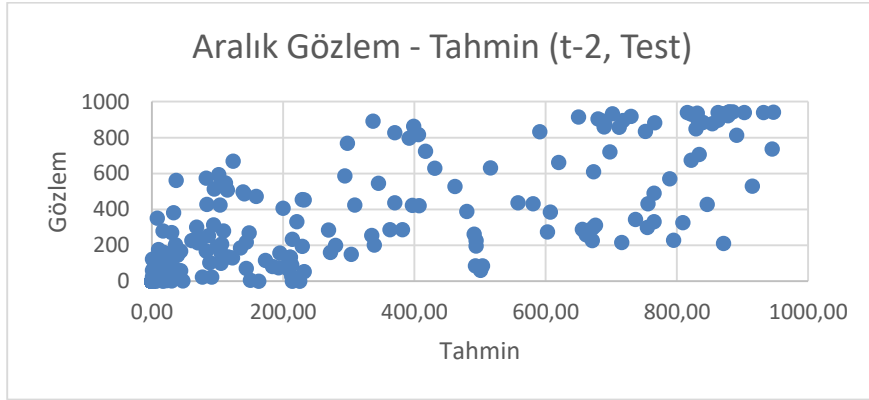
Şekil C.21:Kasım Gzlem - Tahmin (t-2, Eđitim) Saçılma Grafiđi



Şekil C.22:Kasım Gözlem - Tahmin (t-2, Test) Saçılma Grafiği

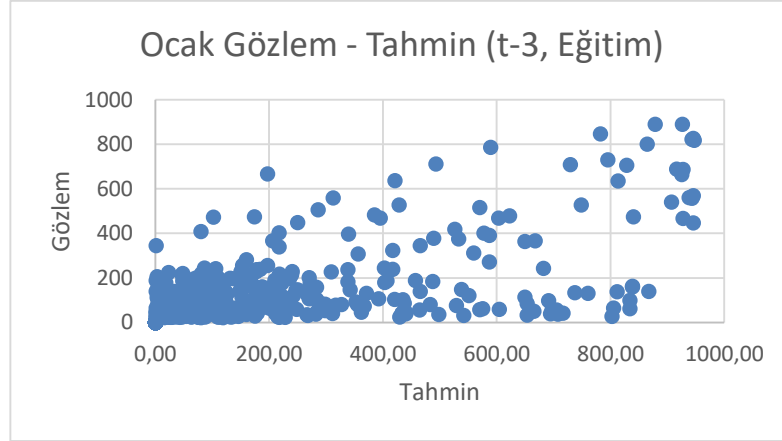


Şekil C.23:Aralık Gözlem - Tahmin (t-2, Eğitim) Saçılma Grafiği

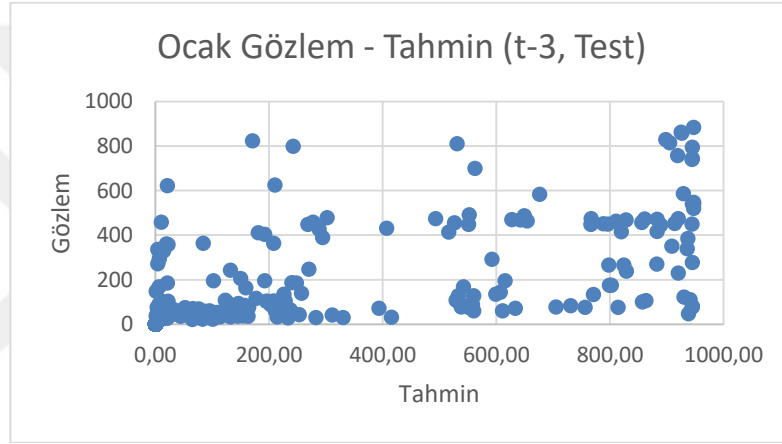


Şekil C.24:Aralık Gözlem - Tahmin (t-2, Test) Saçılma Grafiği

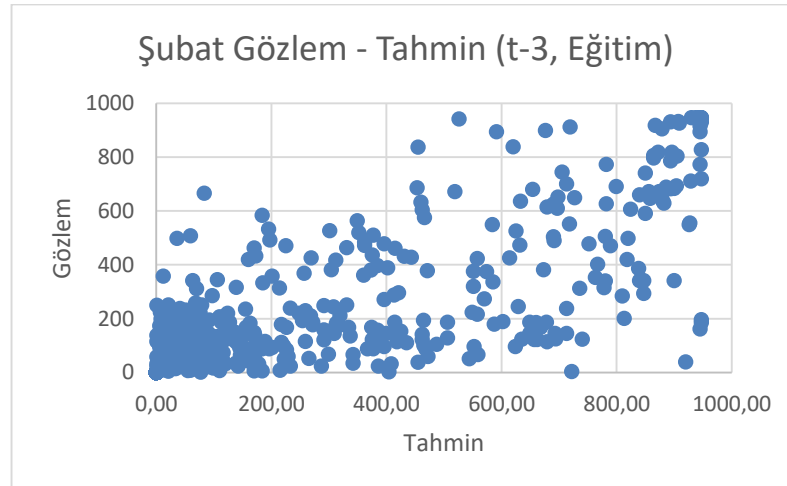
EK D



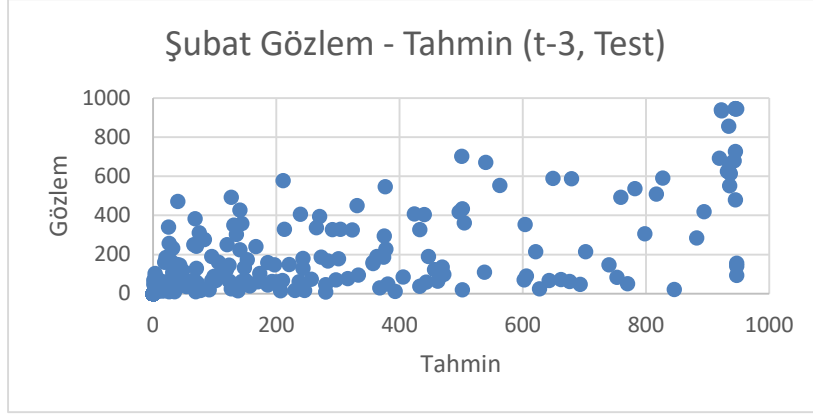
Şekil D.1: Ocak Gözlem - Tahmin (t-3, Eğitim) Saçılma Grafiği



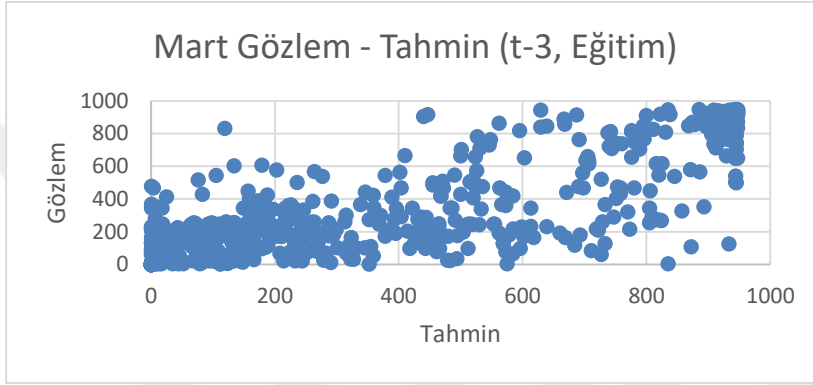
Şekil D.2: Ocak Gözlem- Tahmin (t-3, Test) Saçılma Grafiği



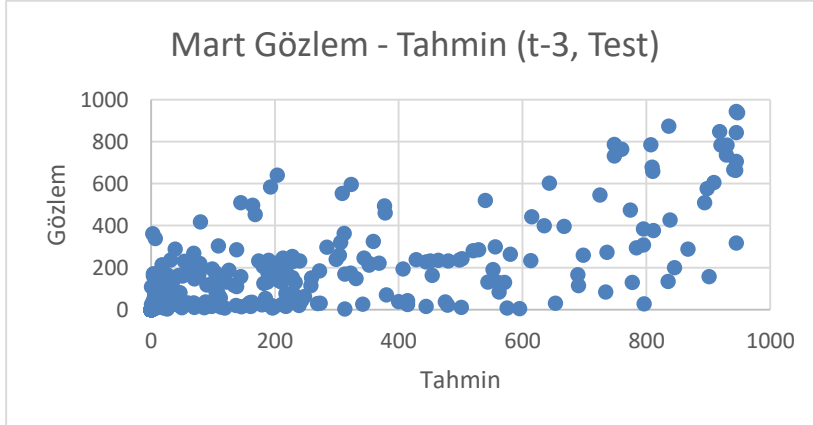
Şekil D.3: Şubat Gözlem - Tahmin (t-3, Eğitim) Saçılma Grafiği



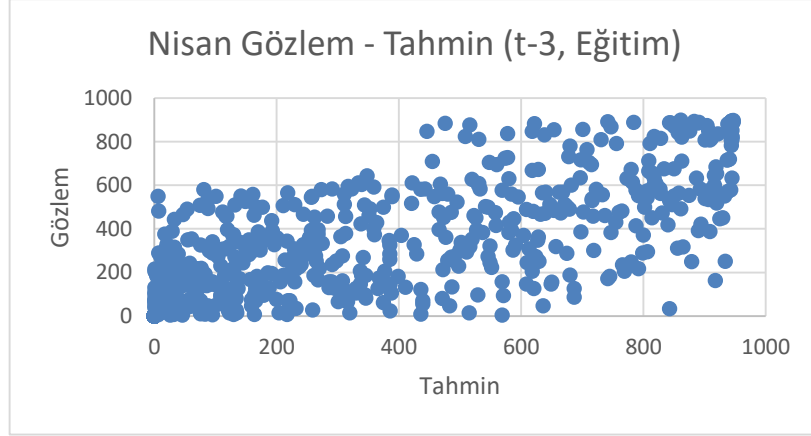
Şekil D.4:Şubat Gözlem - Tahmin (t-3, Test) Saçılma Grafiği



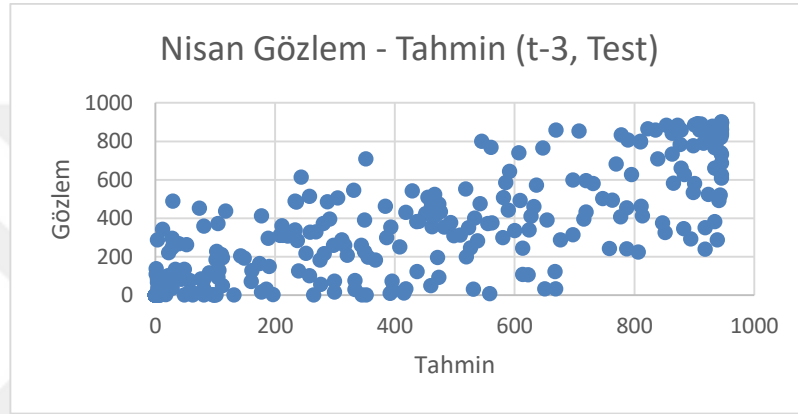
Şekil D.5: Mart Gözlem - Tahmin (t-3, Eğitim) Saçılma Grafiği



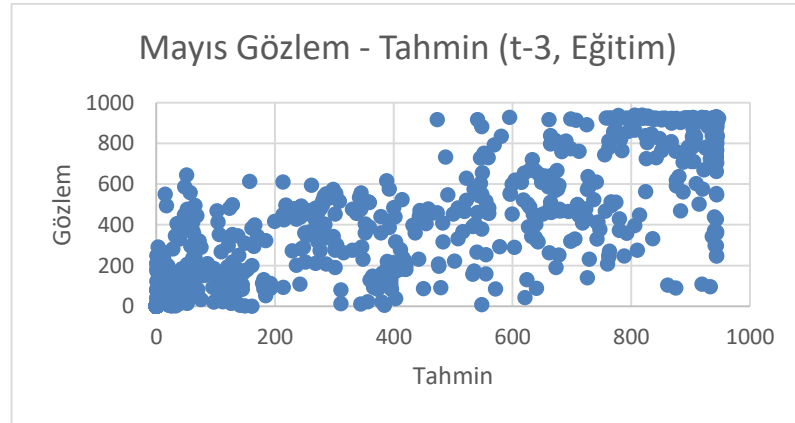
Şekil D.6: Mart Gözlem - Tahmin (t-3, Test) Saçılma Grafiği



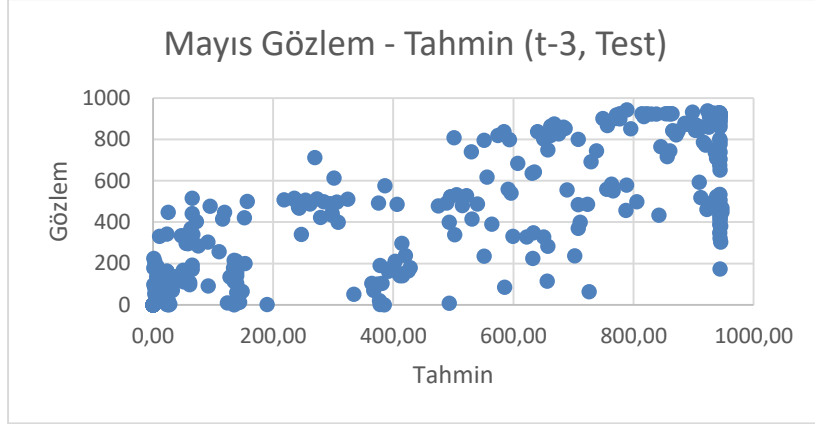
Şekil D.7:Nisan Gözlem - Tahmin (t-3, Eğitim) Saçılma Grafiği



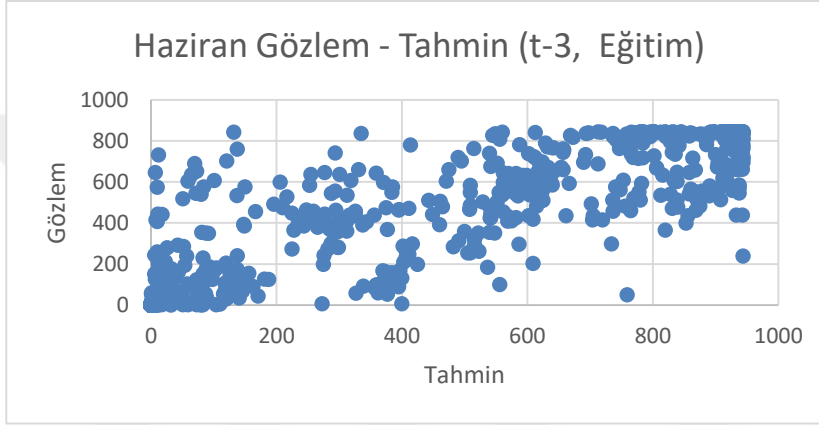
Şekil D.8:Nisan Gözlem - Tahmin (t-3, Test) Saçılma Grafiği



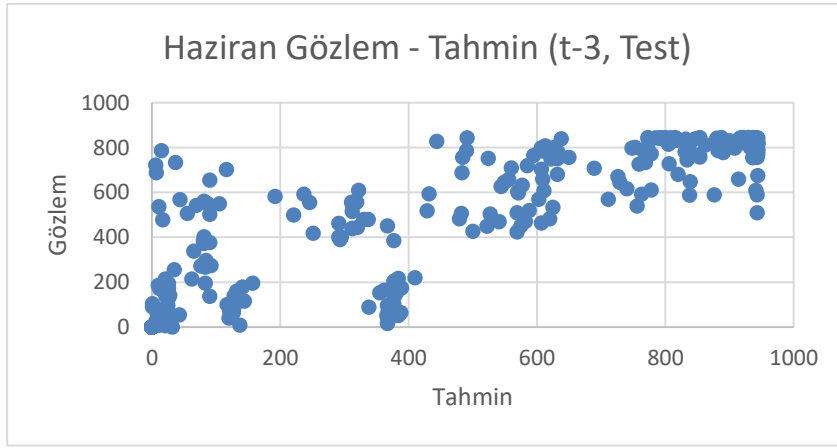
Şekil D.9:Mayıs Gözlem - Tahmin (t-3, Eğitim) Saçılma Grafiği



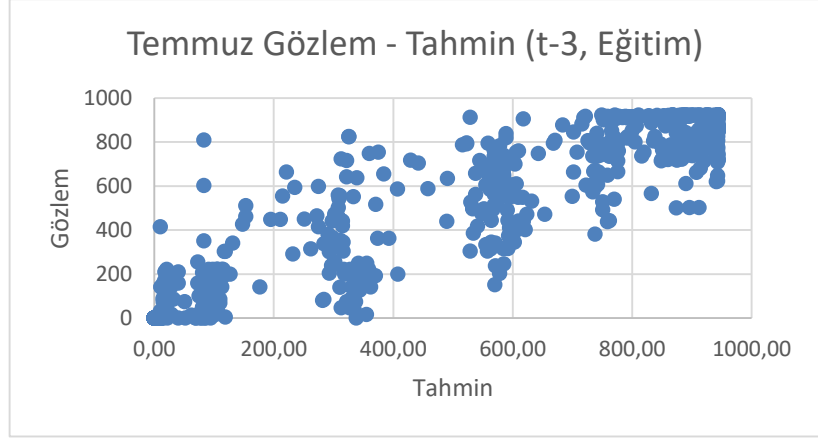
Şekil D.10: Mayıs Gözlem - Tahmin (t-3, Test) Saçılma Grafiği



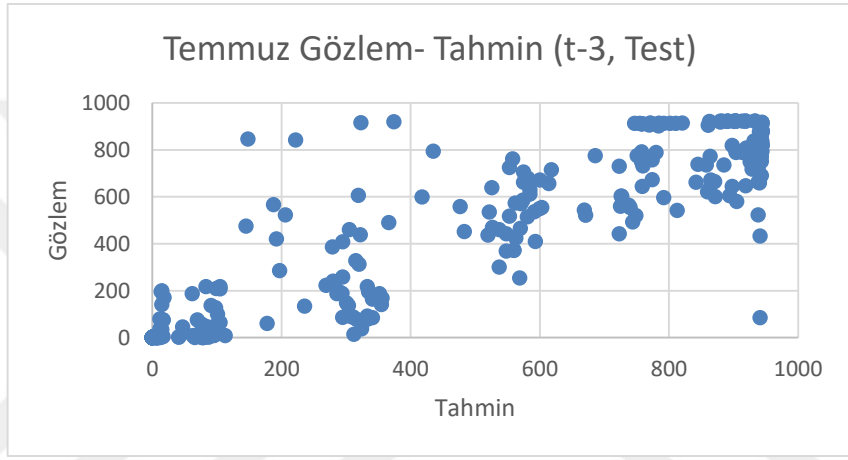
Şekil D.11: Haziran Gözlem - Tahmin (t-3, Eğitim) Saçılma Grafiği



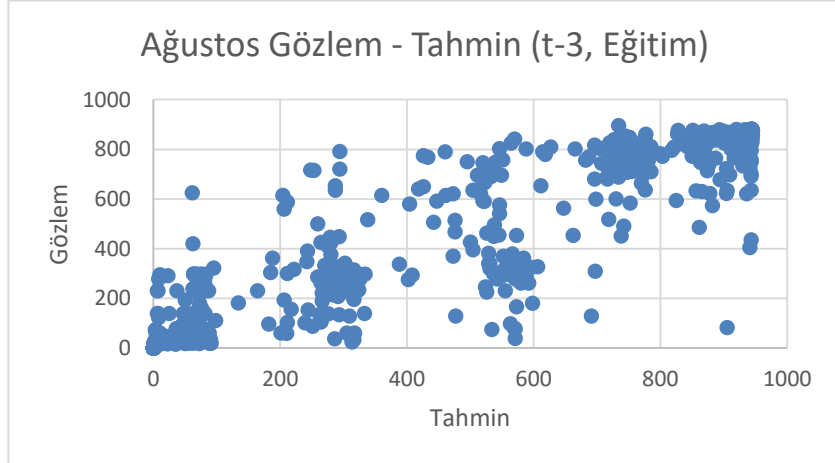
Şekil D.12: Haziran Gözlem - Tahmin (t-3, Test) Saçılma Grafiği



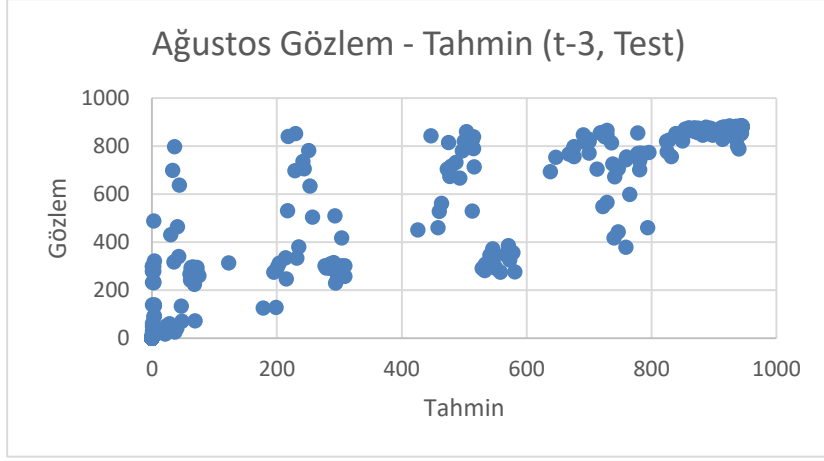
Şekil D.13: Temmuz Gözlem - Tahmin (t-3, Eğitim) Saçılma Grafiği



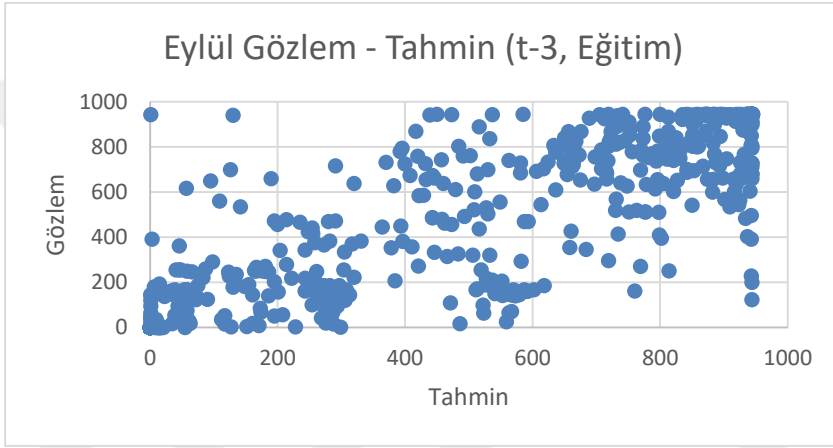
Şekil D.14: Temmuz Gözlem - Tahmin (t-3, Test) Saçılma Grafiği



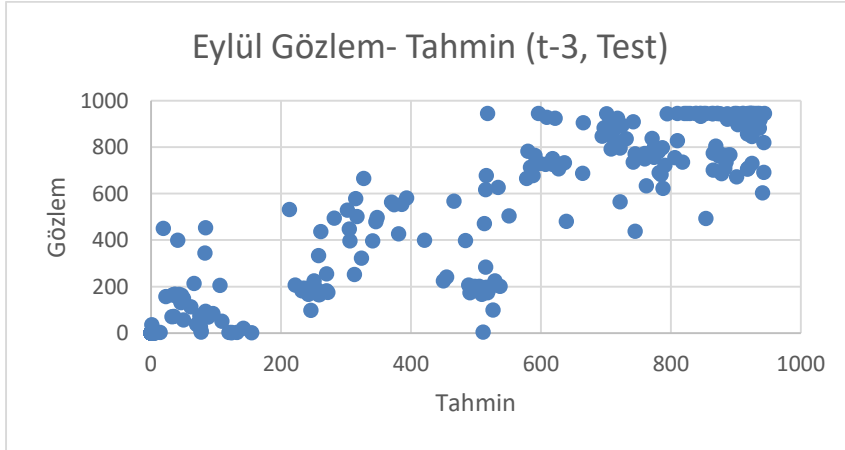
Şekil D.15: Ağustos Gözlem - Tahmin (t-3, Eğitim) Saçılma Grafiği



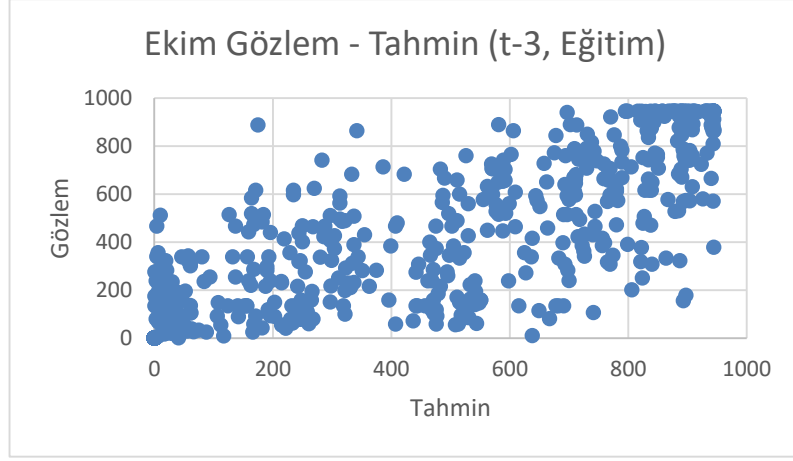
Şekil D.16:Ağustos Gözlem - Tahmin (t-3, Test) Saçılma Grafiği



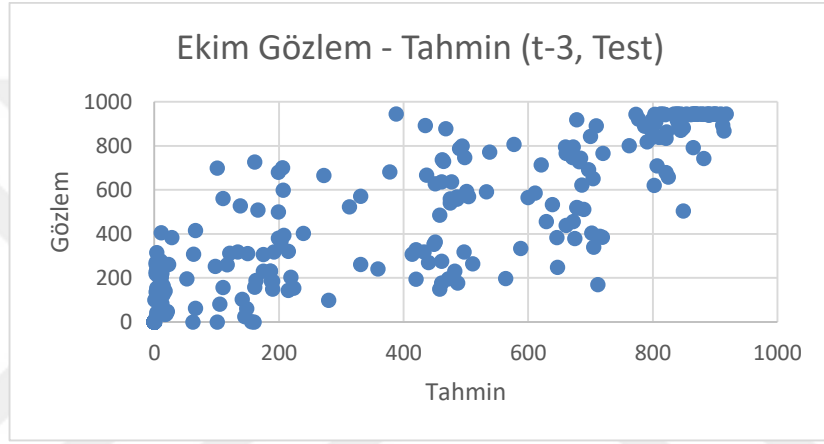
Şekil D.17:Eylül Gözlem - Tahmin (t-3, Eğitim) Saçılma Grafiği



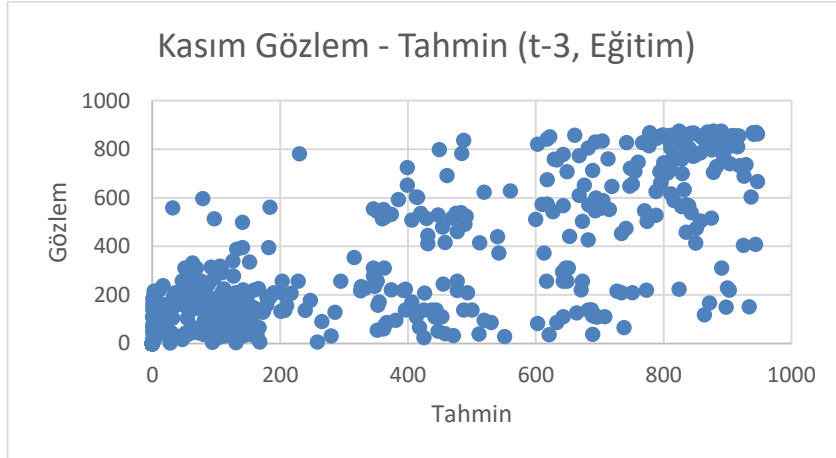
Şekil D.18:Eylül Gözlem - Tahmin (t-3, Test) Saçılma Grafiği



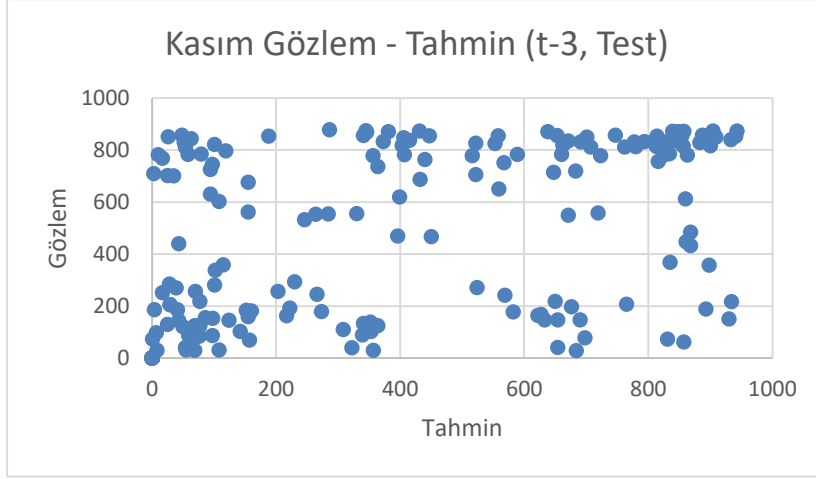
Őekil D.19:Ekim Gzlem - Tahmin (t-3, Eđitim) Saęılma Grafiđi



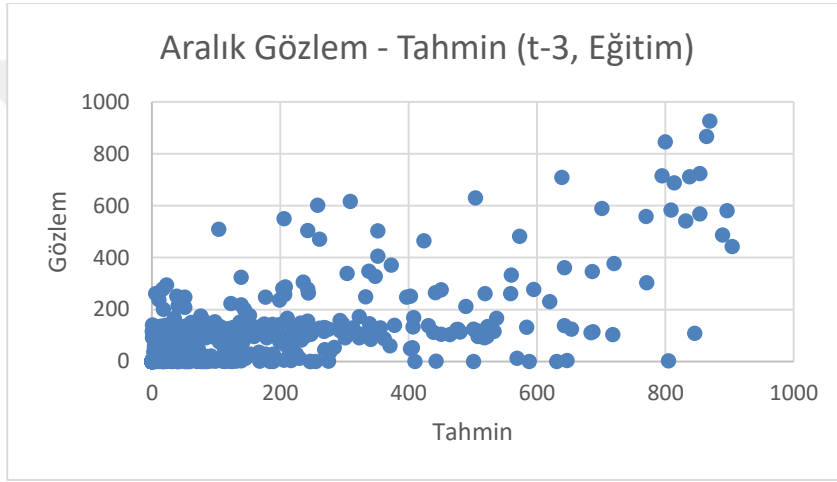
Őekil D.20:Ekim Gzlem - Tahmin (t-3, Test) Saęılma Grafiđi



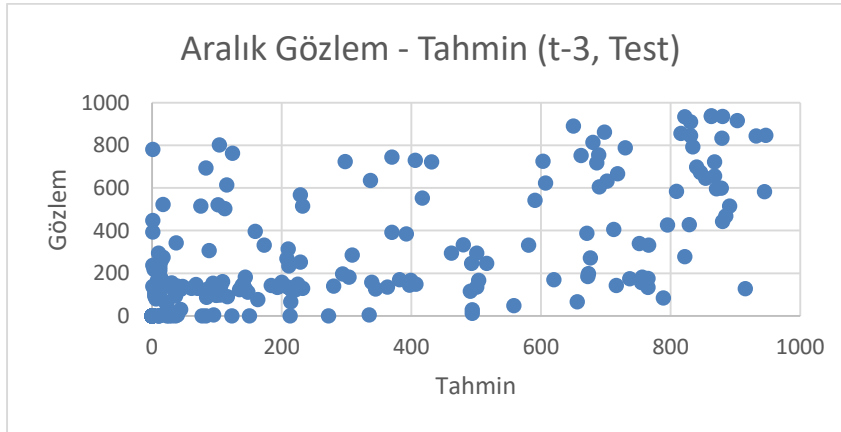
Őekil D.21:Kasım Gzlem - Tahmin (t-3, Eđitim) Saęılma Grafiđi



Şekil D.22: Kasım Gözlem - Tahmin (t-3, Test) Saçılma Grafiği

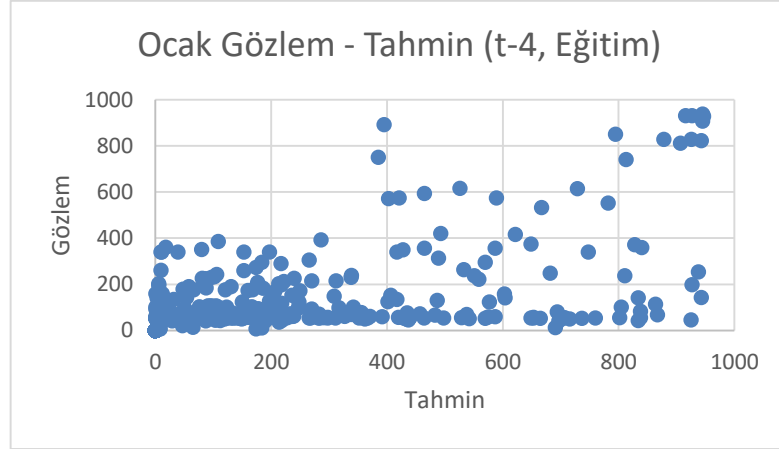


Şekil D.23: Aralık Gözlem - Tahmin (t-3, Eğitim) Saçılma Grafiği

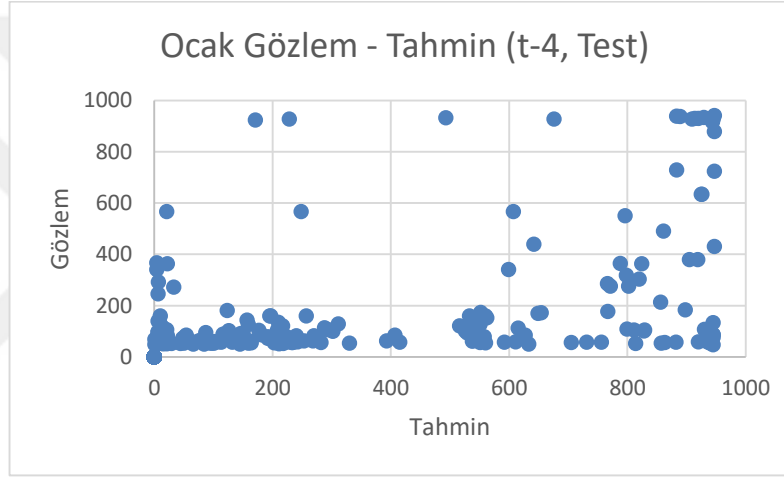


Şekil D.24: Aralık Gözlem - Tahmin (t-3, Test) Saçılma Grafiği

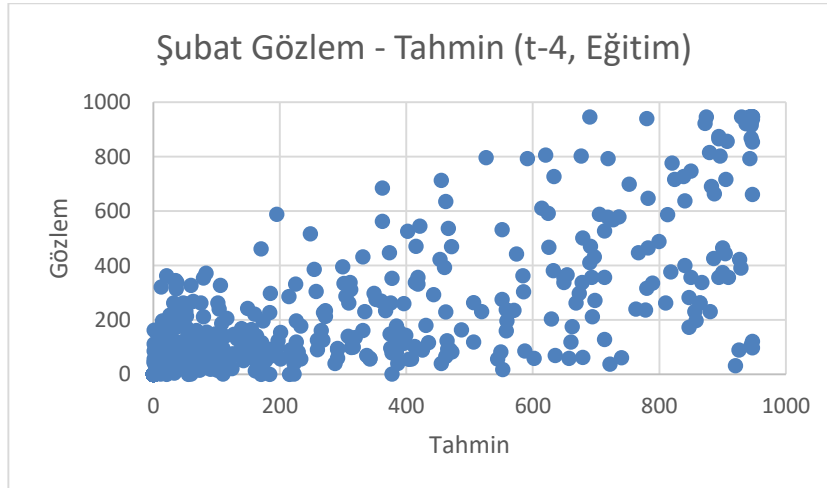
EK E



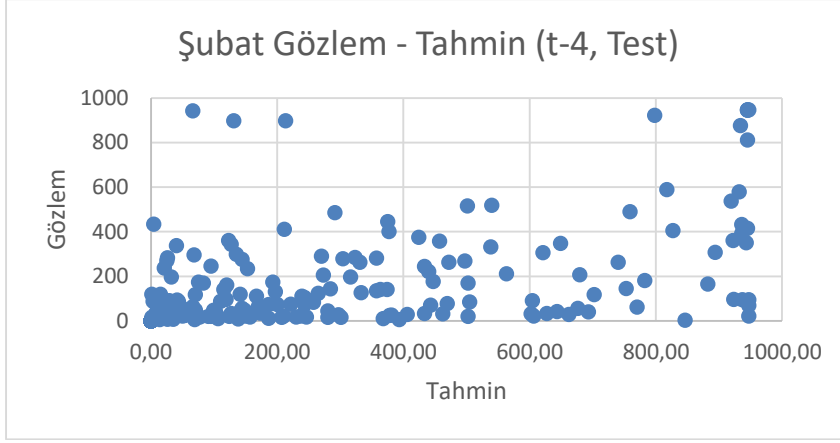
Şekil E.1: Ocak Gözlem - Tahmin (t-4, Eğitim) Saçılma Grafiği



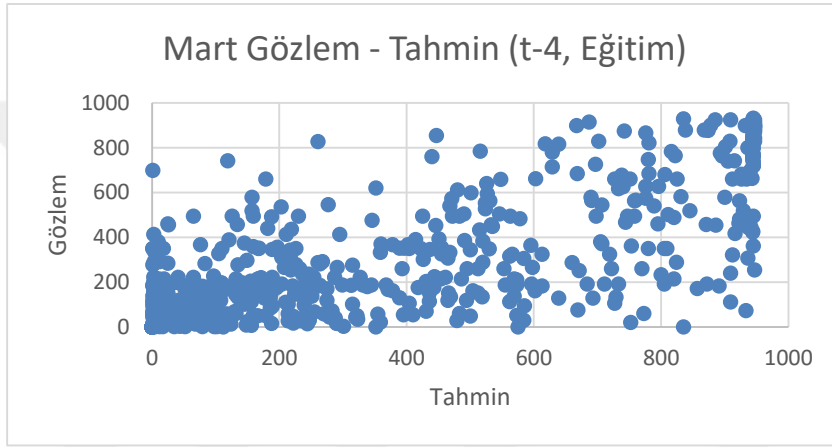
Şekil E.2: Ocak Gözlem - Tahmin (t-4, Test) Saçılma Grafiği



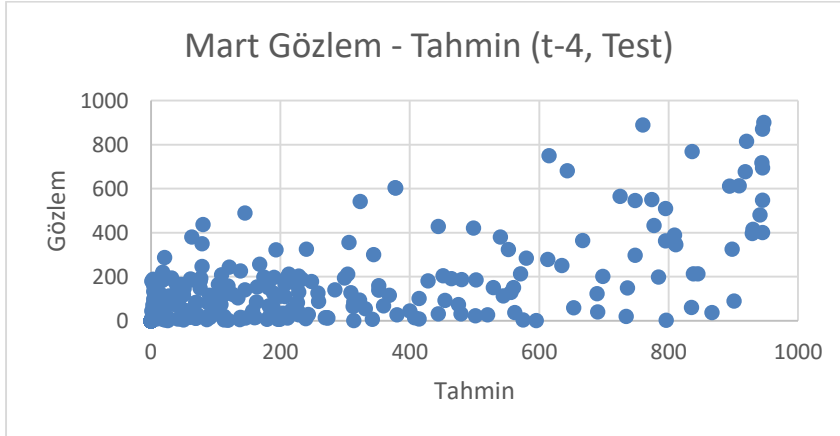
Şekil E.3: Şubat Gözlem - Tahmin (t-4, Eğitim) Saçılma Grafiği



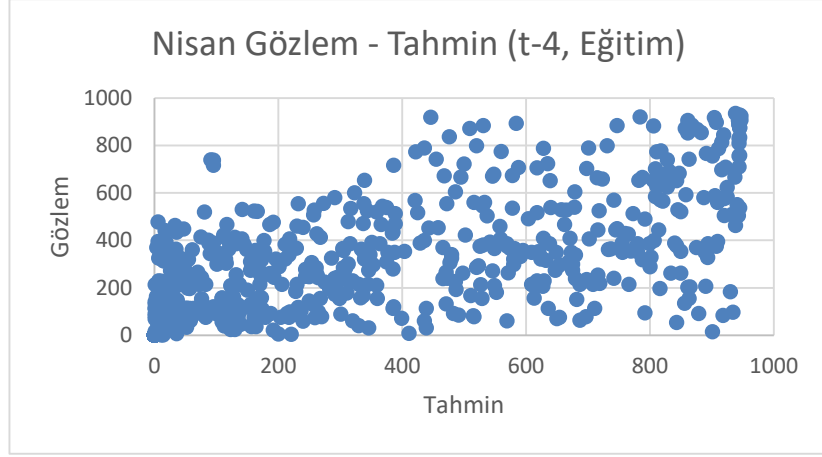
Şekil E.4:Şubat Gözlem - Tahmin (t-4, Test) Saçılma Grafiği



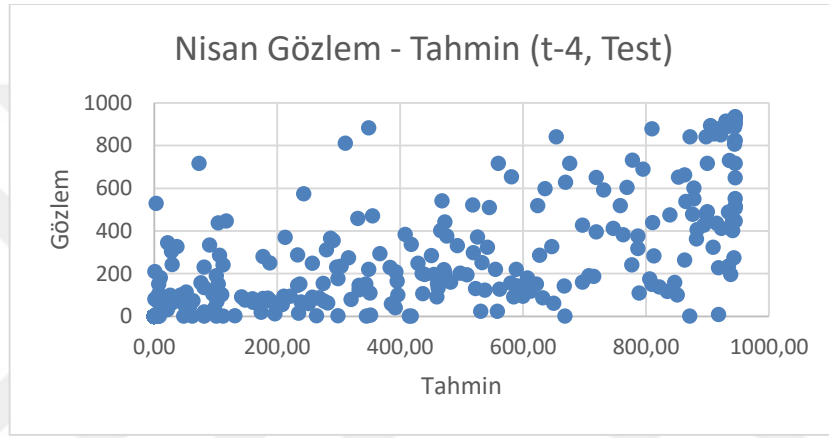
Şekil E.5:Mart Gözlem - Tahmin (t-4, Eğitim) Saçılma Grafiği



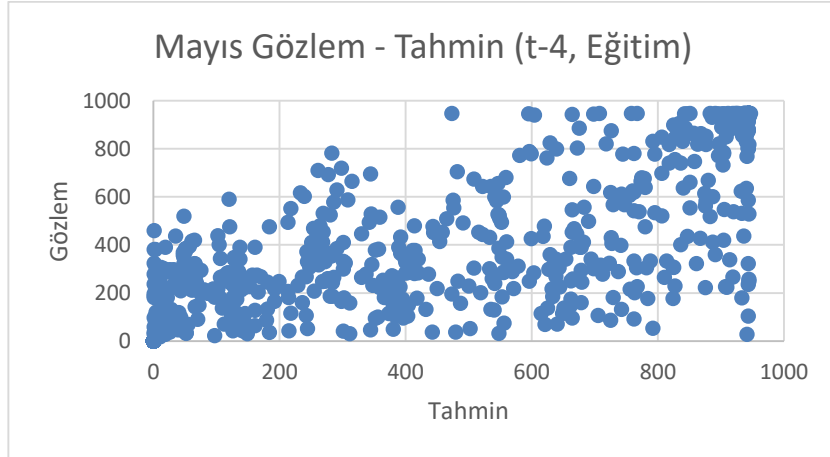
Şekil E.6:Mart Gözlem - Tahmin (t-4, Test) Saçılma Grafiği



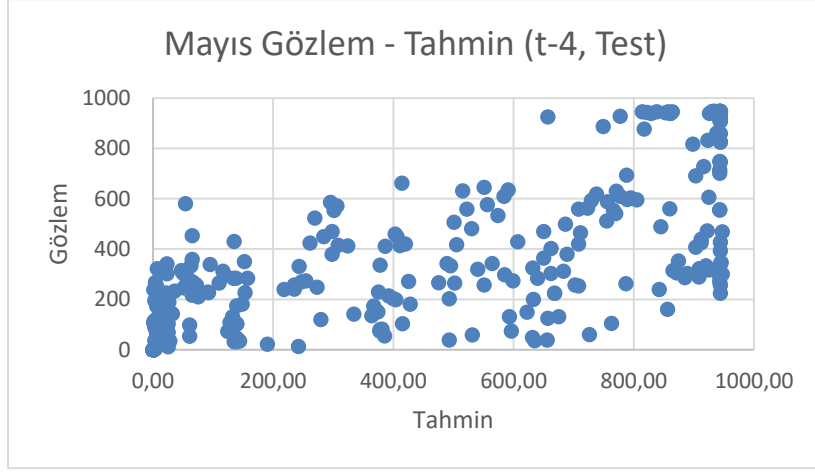
Şekil E.7:Nisan Gözlem - Tahmin (t-4, Eğitim) Saçılma Grafiği



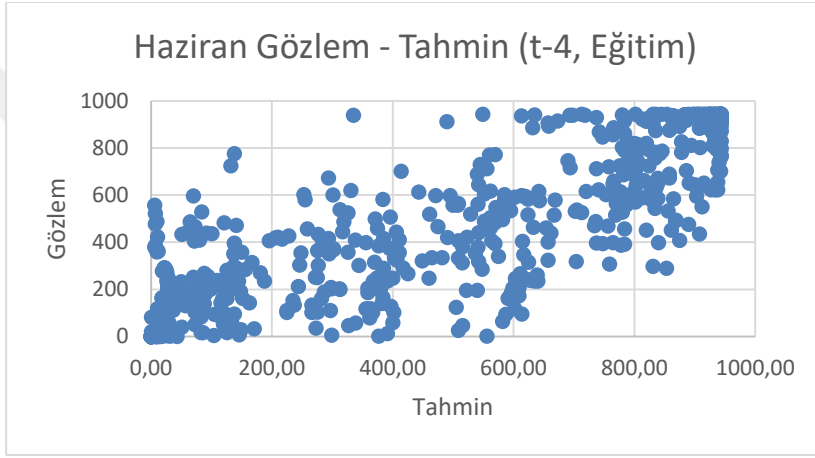
Şekil E.8:Nisan Gözlem - Tahmin (t-4, Test) Saçılma Grafiği



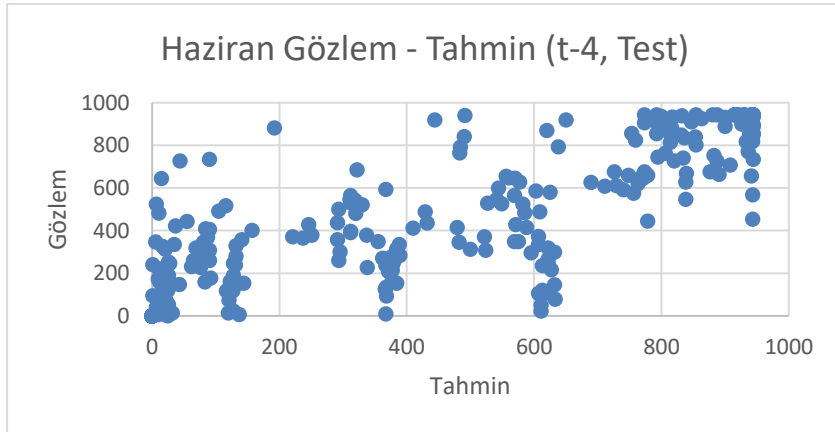
Şekil E.9:Mayıs Gözlem - Tahmin (t-4, Eğitim) Saçılma Grafiği



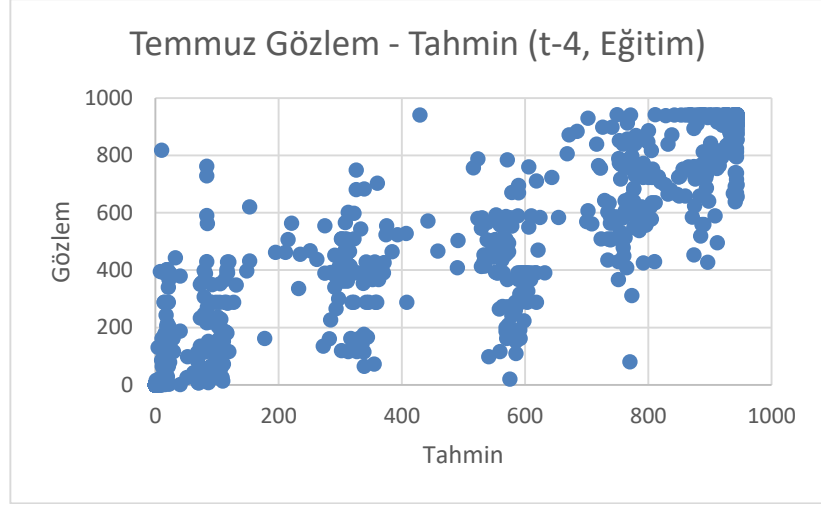
Şekil E.10: Mayıs Gözlem - Tahmin (t-4, Test) Saçılma Grafiği



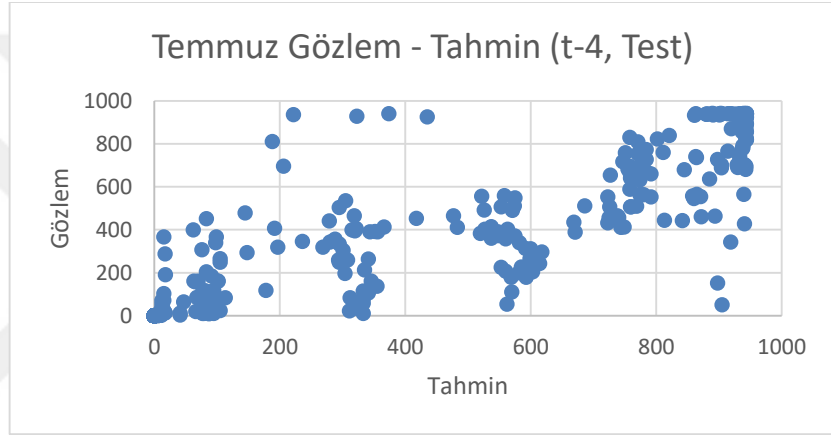
Şekil E.11: Haziran Gözlem - Tahmin (t-4, Eğitim) Saçılma Grafiği



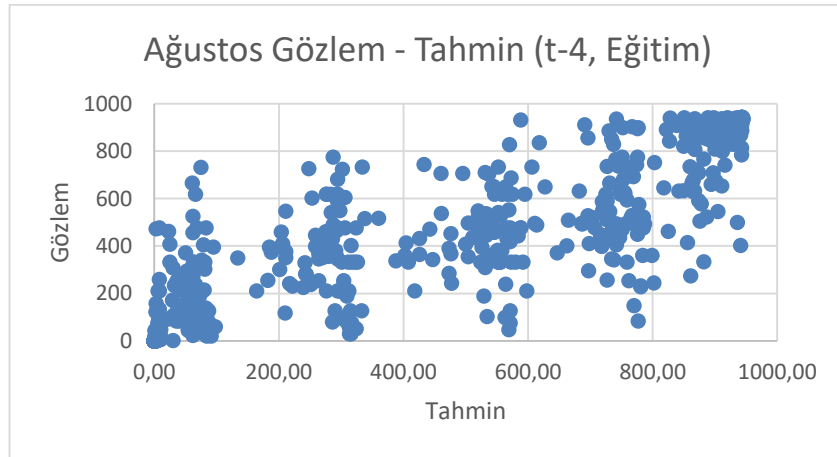
Şekil E.12: Haziran Gözlem - Tahmin (t-4, Test) Saçılma Grafiği



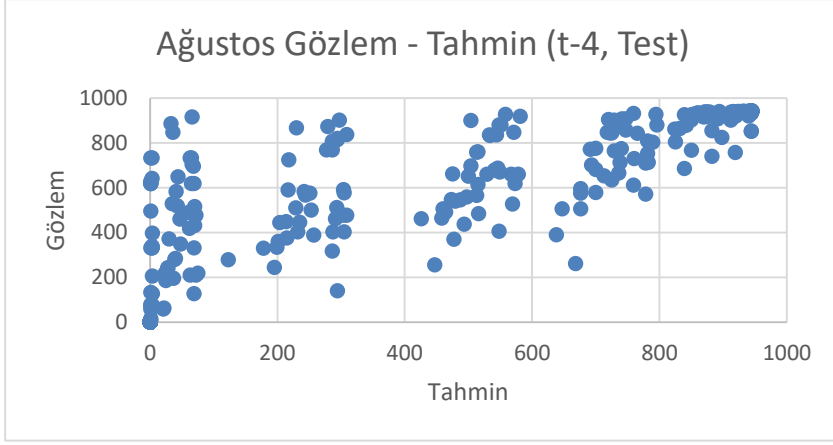
Şekil E.13: Temmuz Gözlem - Tahmin (t-4, Eğitim) Saçılma Grafiği



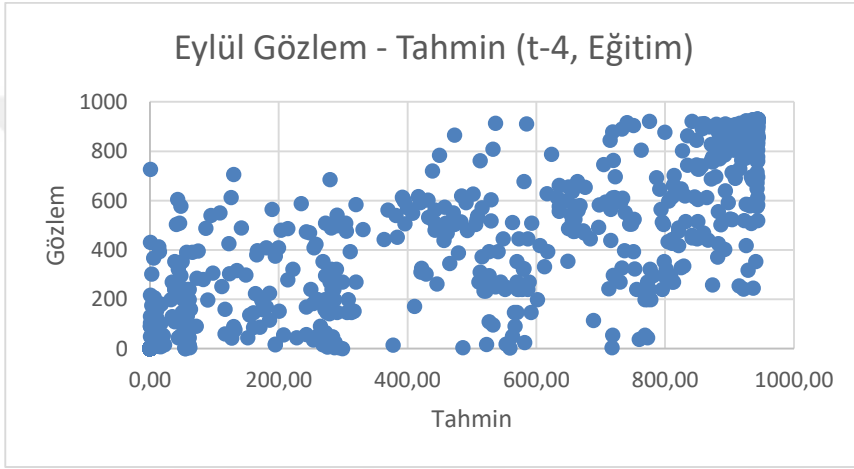
Şekil E.14: Temmuz Gözlem - Tahmin (t-4, Test) Saçılma Grafiği



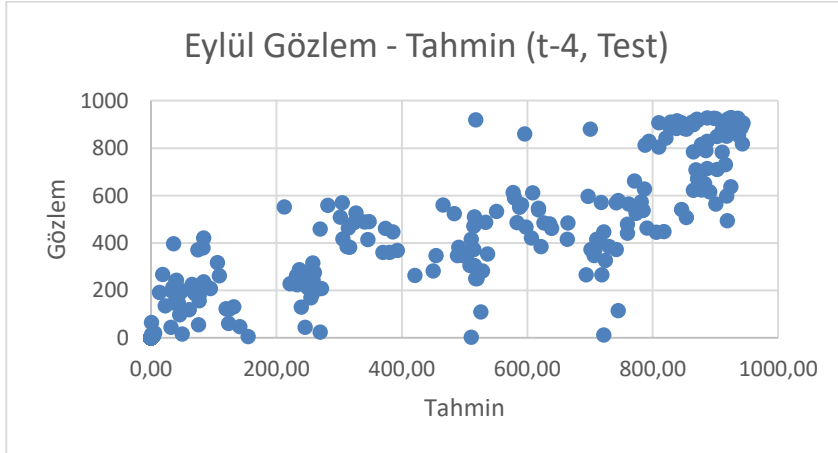
Şekil E.15: Ağustos Gözlem - Tahmin (t-4, Eğitim) Saçılma Grafiği



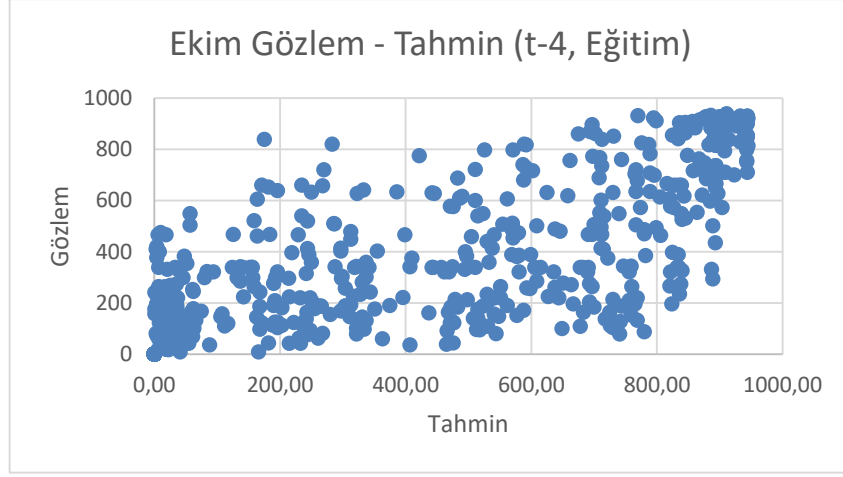
Şekil E.16:Ağustos Gözlem - Tahmin (t-4, Test) Saçılma Grafiği



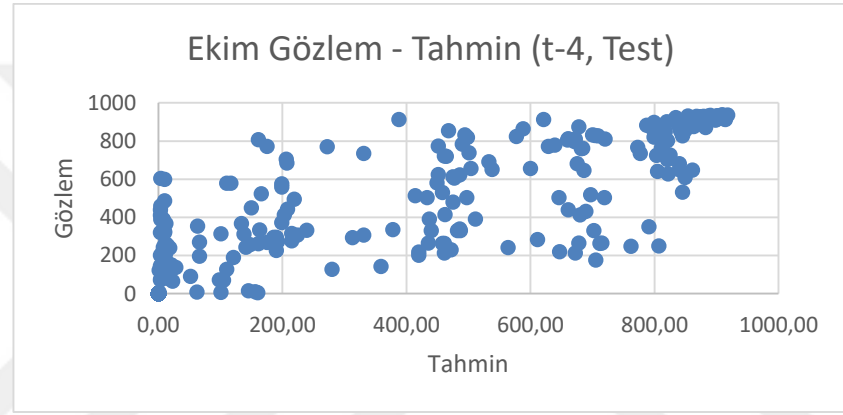
Şekil E.17:Eylül Gözlem - Tahmin (t-4, Eğitim) Saçılma Grafiği



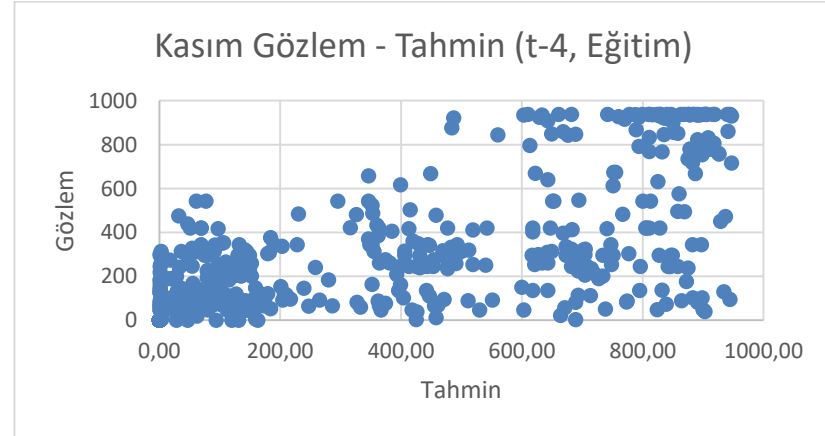
Şekil E.18:Eylül Gözlem - Tahmin (t-4, Test) Saçılma Grafiği



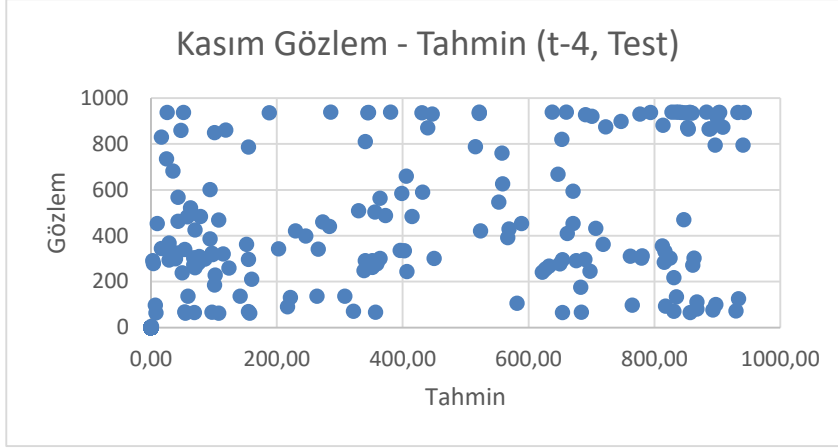
Şekil E.19:Ekim Gözlem - Tahmin (t-4, Eğitim) Saçılma Grafiği



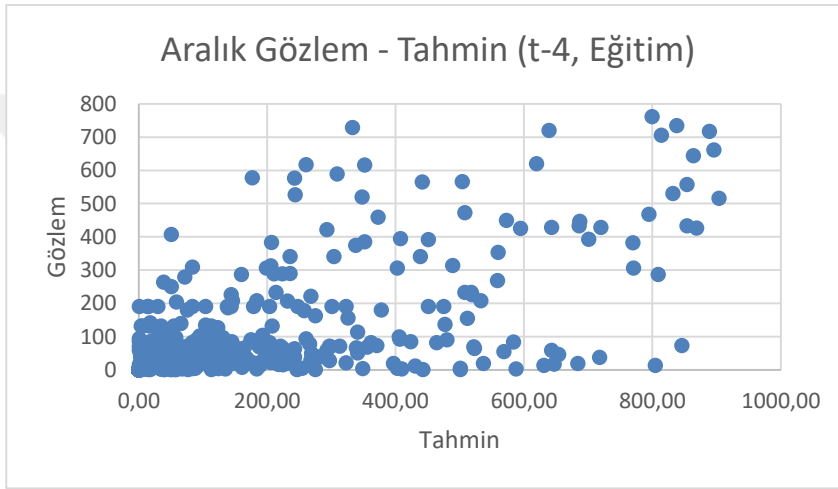
Şekil E.20:Ekim Gözlem - Tahmin (t-4, Test) Saçılma Grafiği



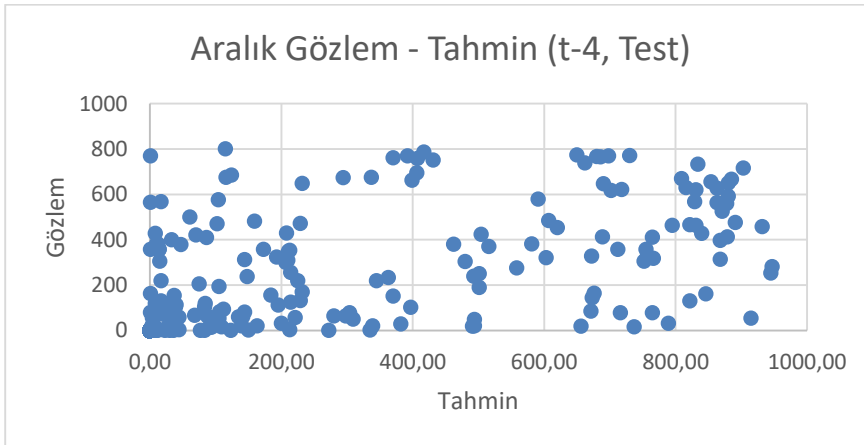
Şekil E.21:Kasım Gözlem - Tahmin (t-4, Eğitim) Saçılma Grafiği



Şekil E.22:Kasım Gözlem - Tahmin (t-4, Test) Saçılma Grafiği

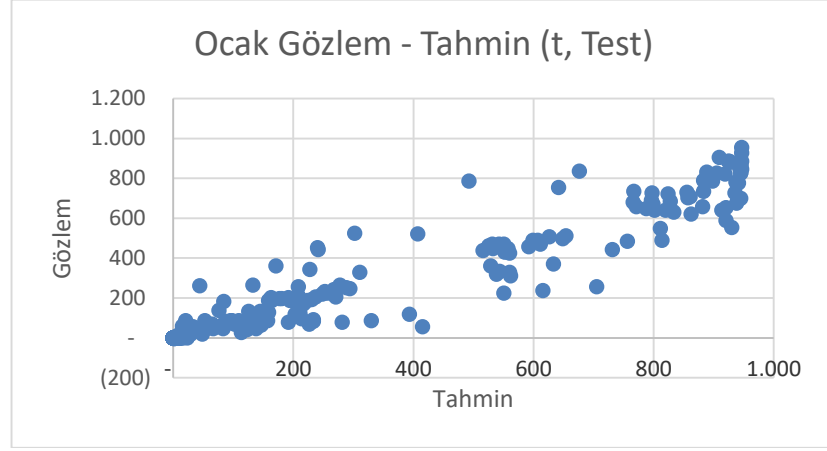


Şekil E.23:Aralık Gözlem - Tahmin (t-4, Eğitim) Saçılma Grafiği

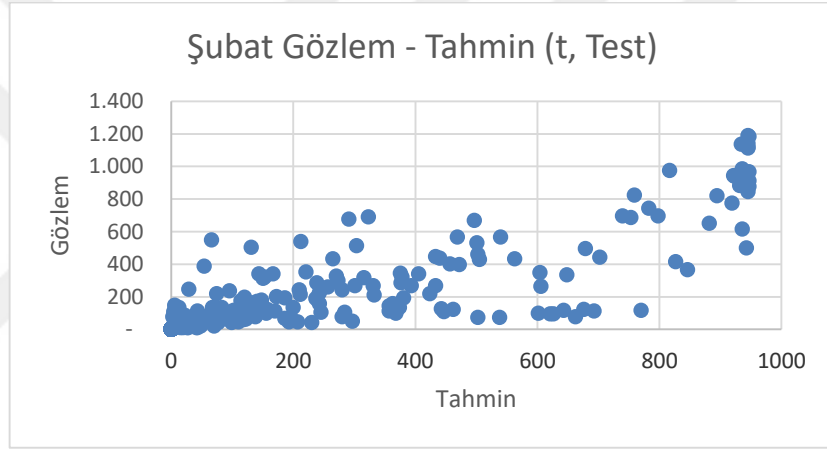


Şekil E.24:Aralık Gözlem - Tahmin (t-4, Test) Saçılma Grafiği

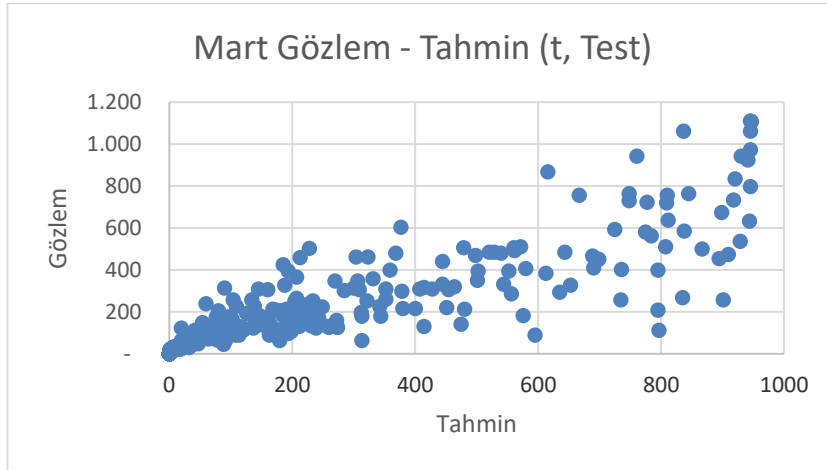
EK F



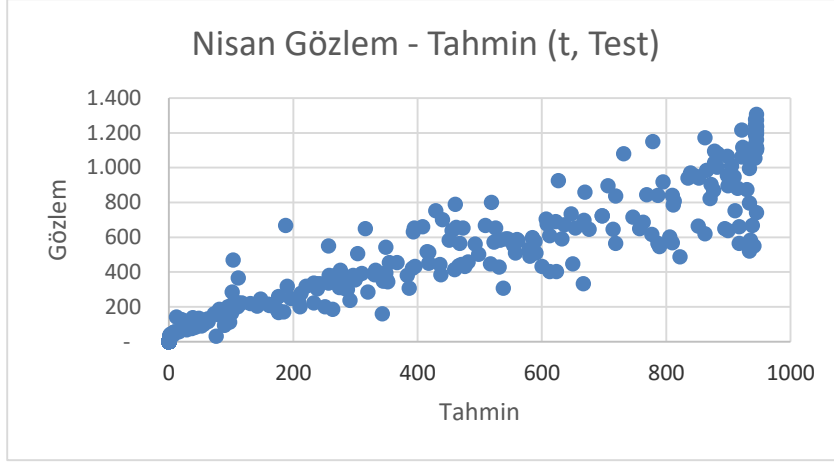
Şekil F.1: Ocak Gözlem - Tahmin (t, Test) Saçılma Grafiği



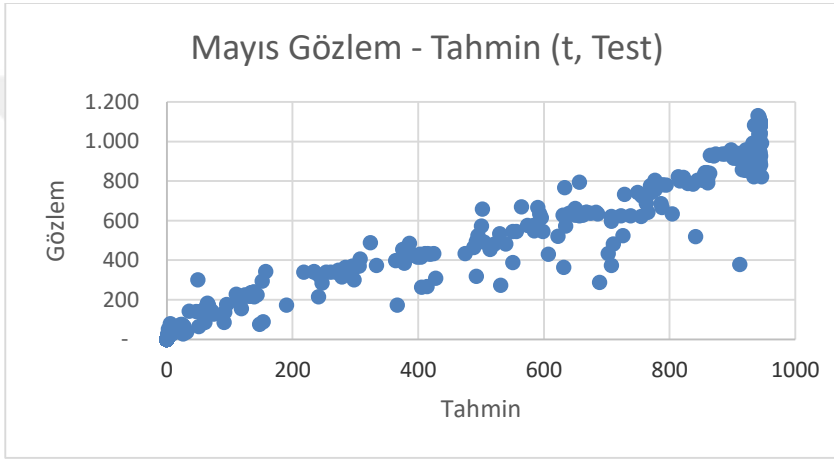
Şekil F.2: Şubat Gözlem - Tahmin (t, Test) Saçılma Grafiği



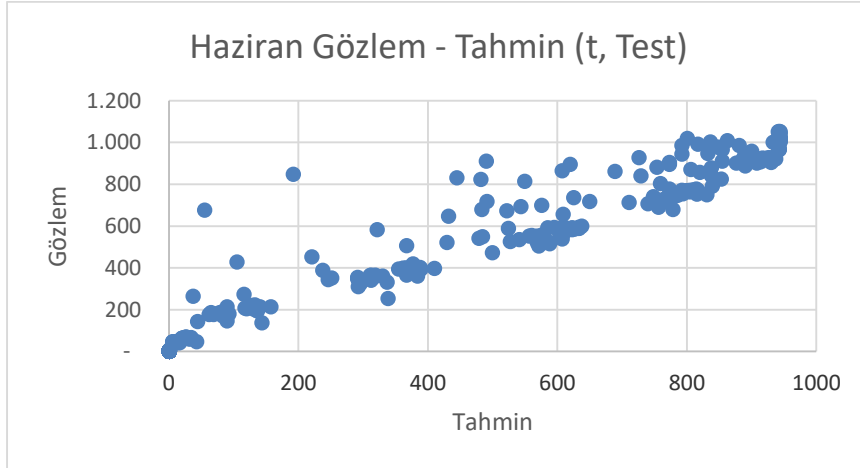
Şekil F.3: Mart Gözlem - Tahmin (t, Test) Saçılma Grafiği



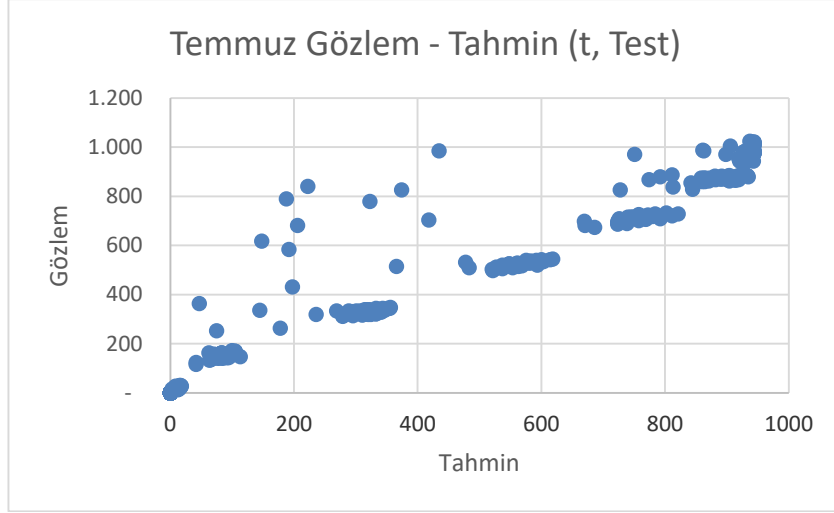
Şekil F.4:Nisan Gözlem - Tahmin (t, Test) Saçılma Grafiği



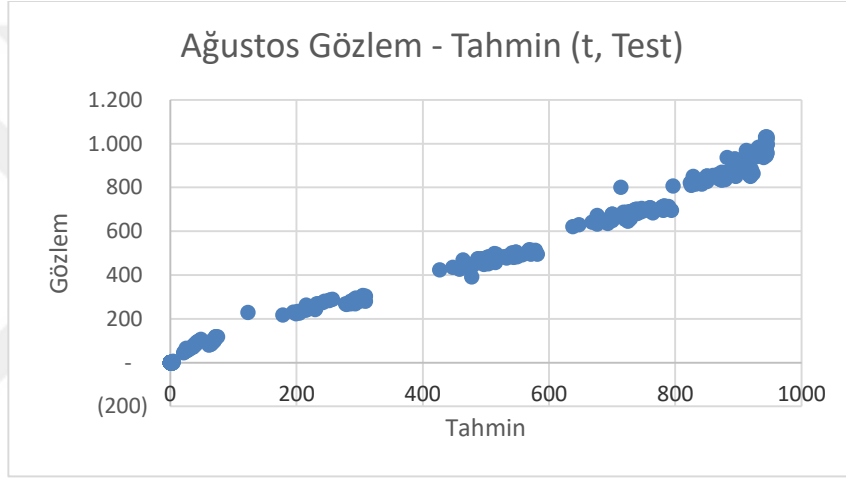
Şekil F.5:Mayıs Gözlem - Tahmin (t, Test) Saçılma Grafiği



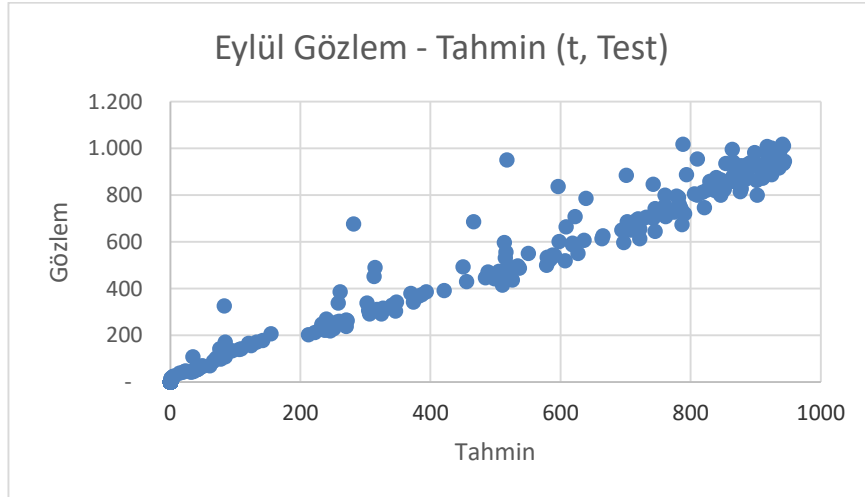
Şekil F.6: Haziran Gözlem - Tahmin (t, Test) Saçılma Grafiği



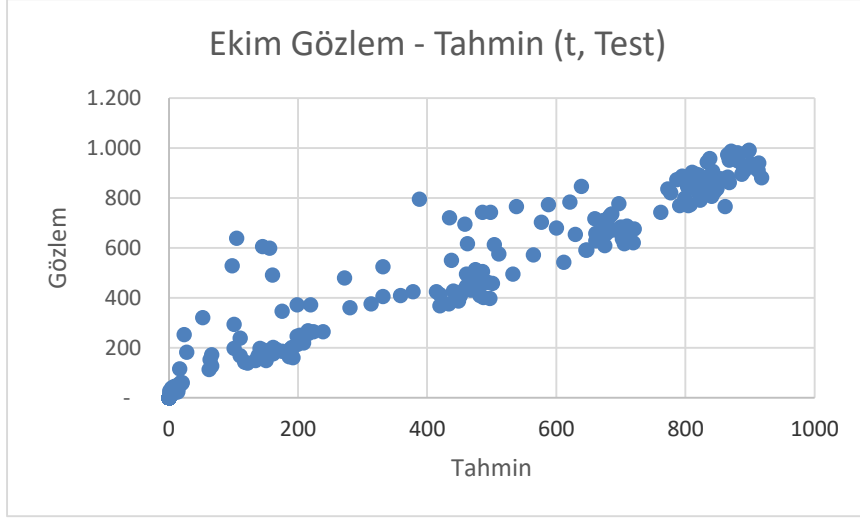
Şekil F.7:Temmuz Gözlem - Tahmin (t, Test) Saçılma Grafiği



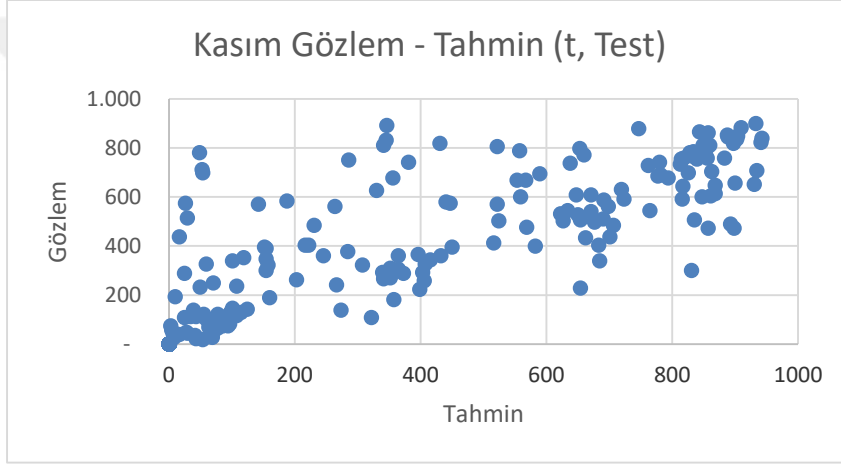
Şekil F.8:Ağustos Gözlem - Tahmin (t, Test) Saçılma Grafiği



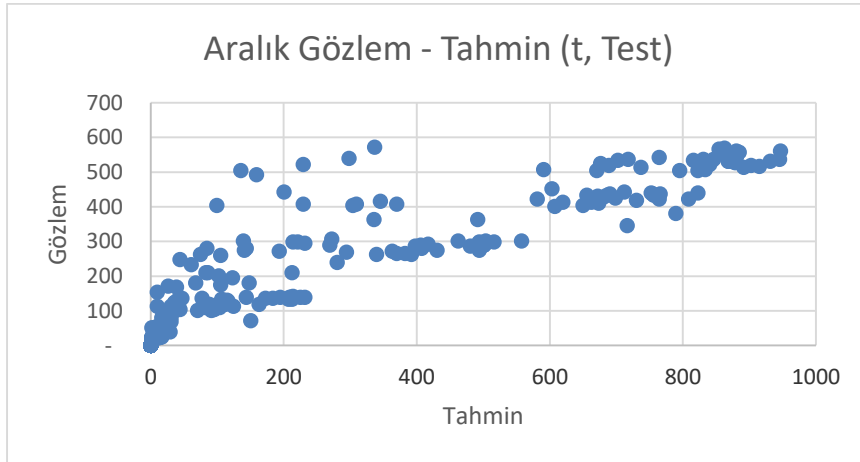
Şekil F.9:Eylül Gözlem - Tahmin (t, Test) Saçılma Grafiği



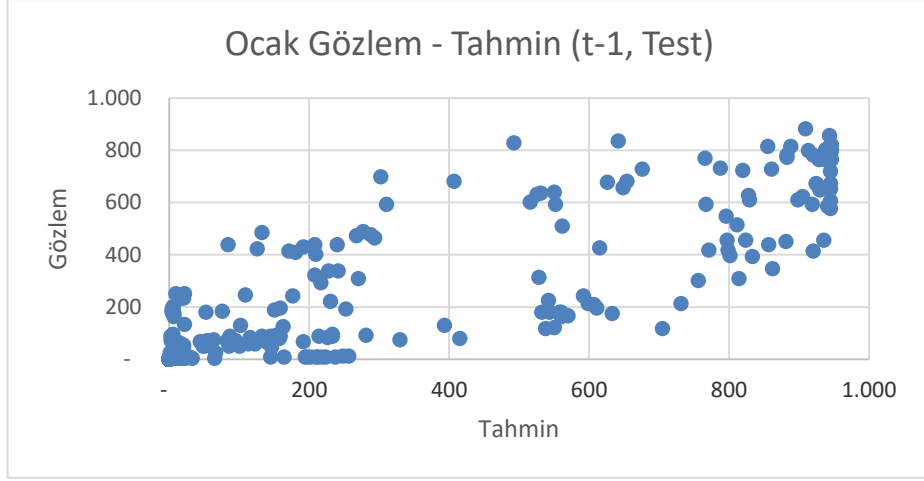
Şekil F.10:Ekim Gözlem - Tahmin (t, Test) Saçılma Grafiği



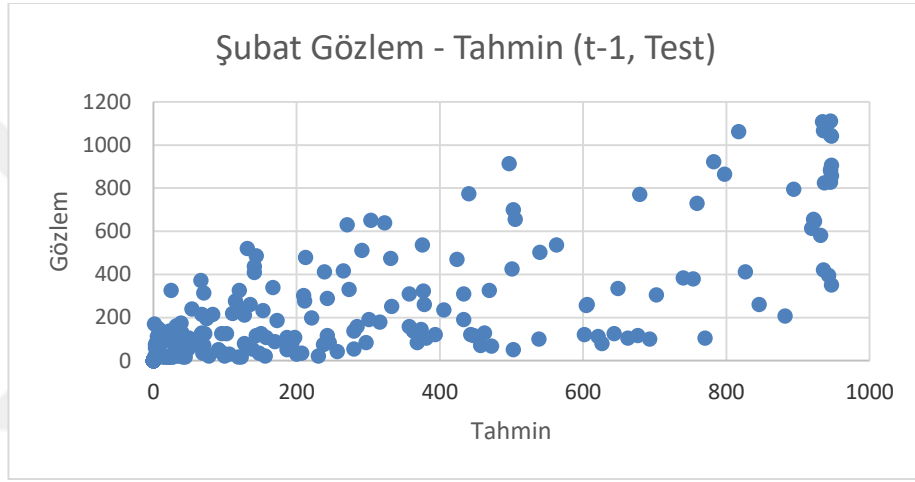
Şekil F.11:Kasım Gözlem - Tahmin (t, Test) Saçılma Grafiği



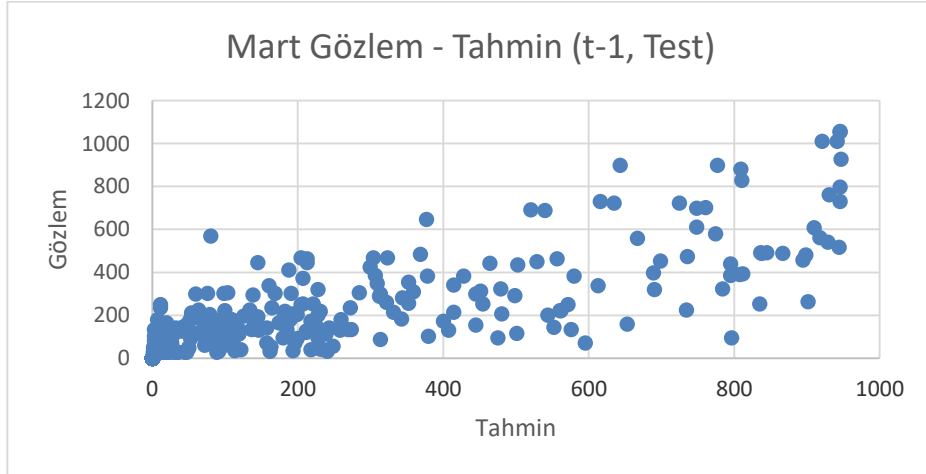
Şekil F.12:Aralık Gözlem- Tahmin (t, Test) Saçılma Grafiği



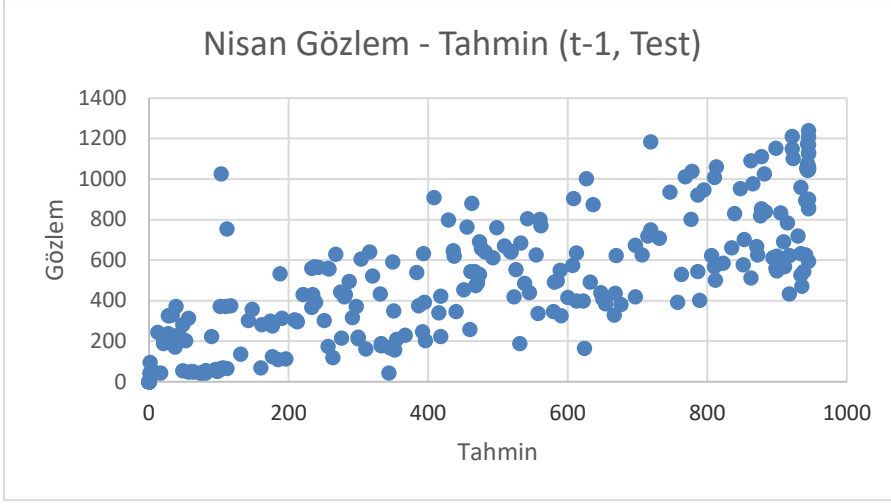
Şekil F.13: Ocak Gözlem - Tahmin (t-1, Test) Saçılma Grafiği



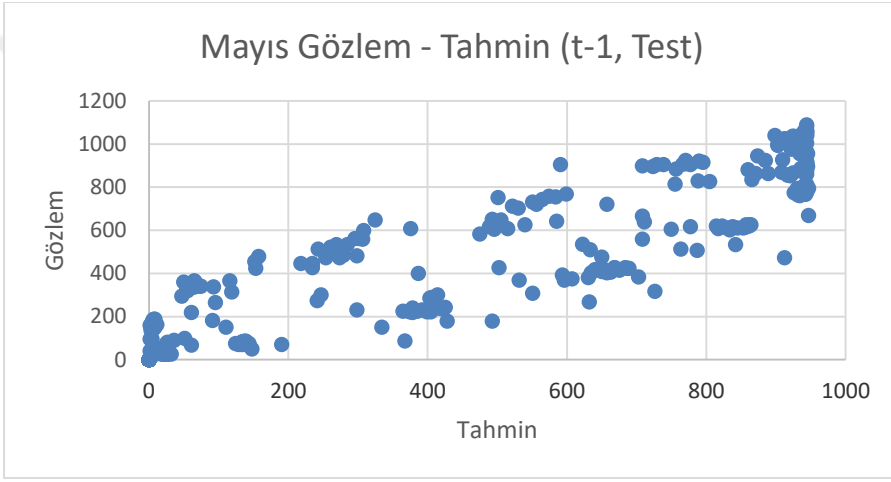
Şekil F.14: Şubat Gözlem - Tahmin (t-1, Test) Saçılma Grafiği



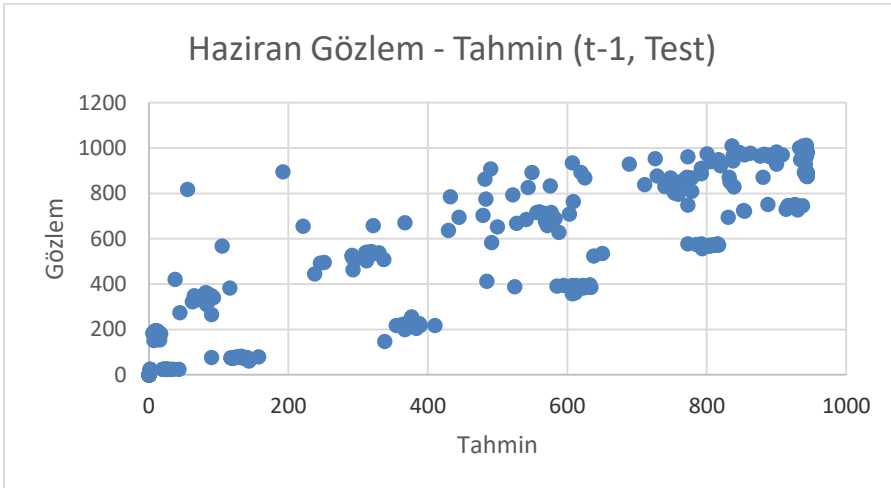
Şekil F.15: Mart Gözlem - Tahmin (t-1, Test) Saçılma Grafiği



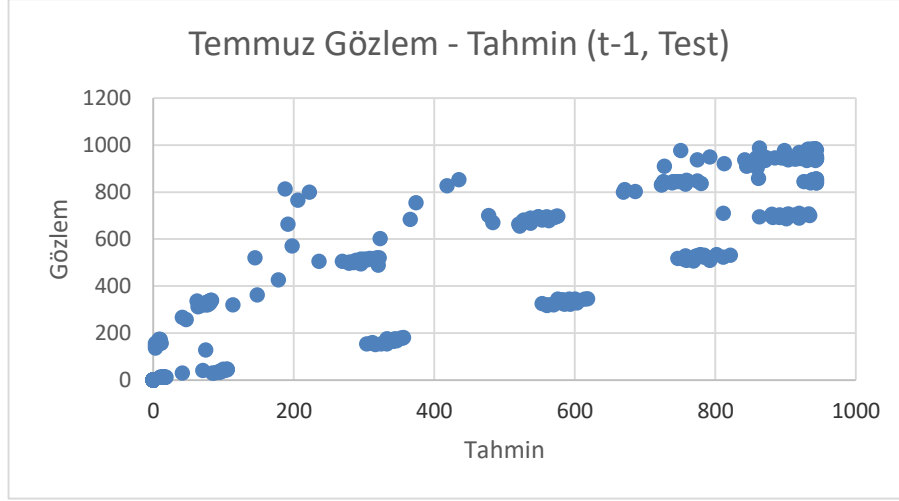
Şekil F.16: Nisan Gözlem - Tahmin (t-1, Test) Saçılma Grafiği



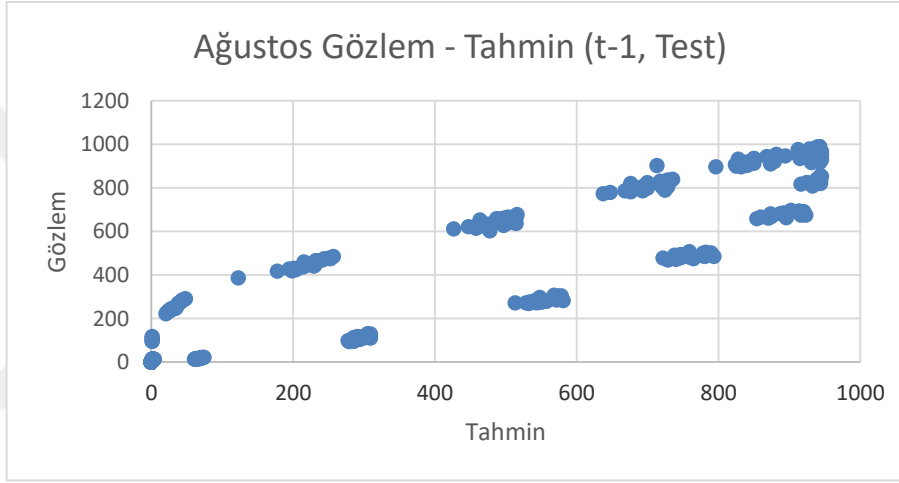
Şekil F.17: Mayıs Gözlem - Tahmin (t-1, Test) Saçılma Grafiği



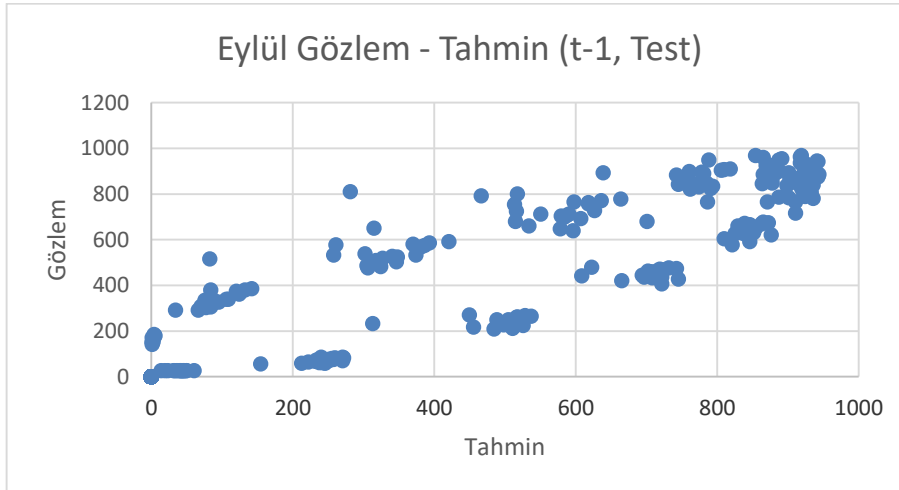
Şekil F.18: Haziran Gözlem - Tahmin (t-1, Test) Saçılma Grafiği



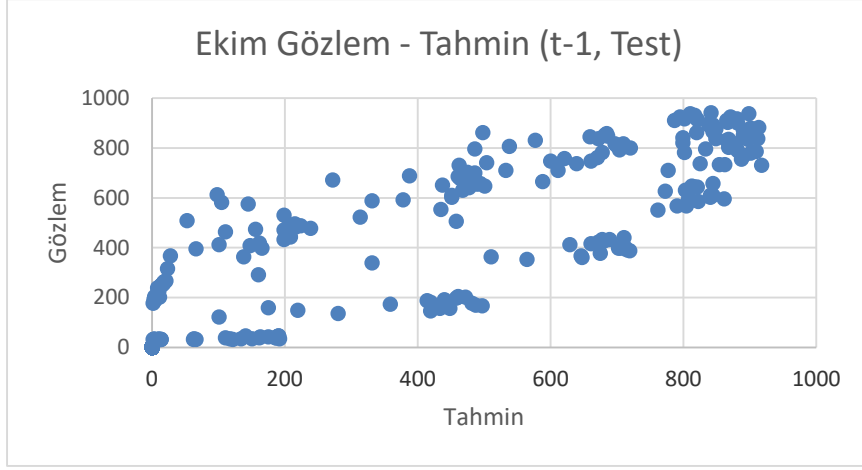
Şekil F.19: Temmuz Gözlem - Tahmin (t-1, Test) Saçılma Grafiği



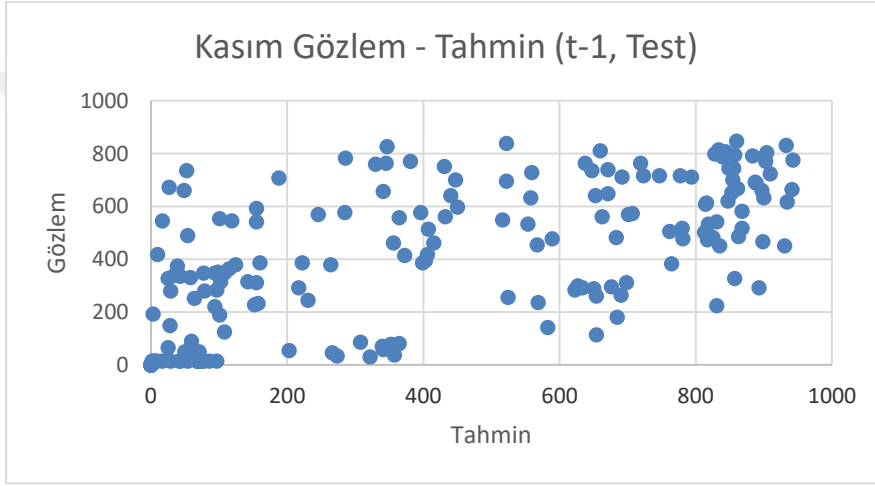
Şekil F.20: Ağustos Gözlem - Tahmin (t-1, Test) Saçılma Grafiği



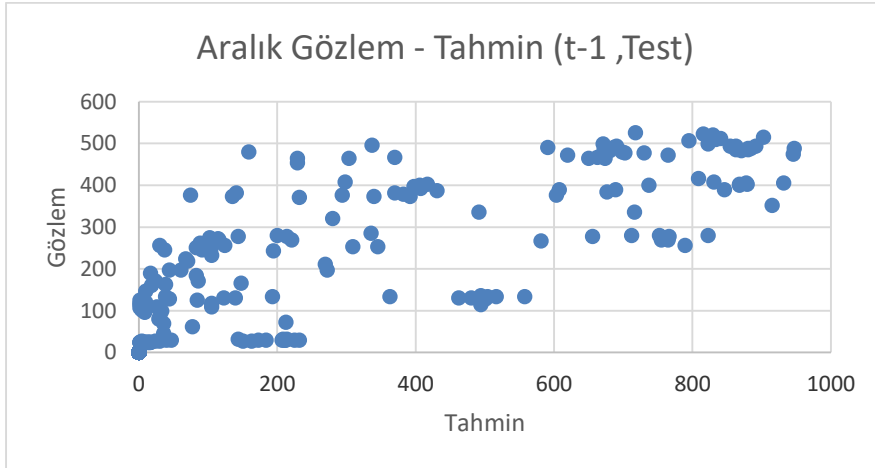
Şekil F.21: Eylül Gözlem - Tahmin (t-1, Test) Saçılma Grafiği



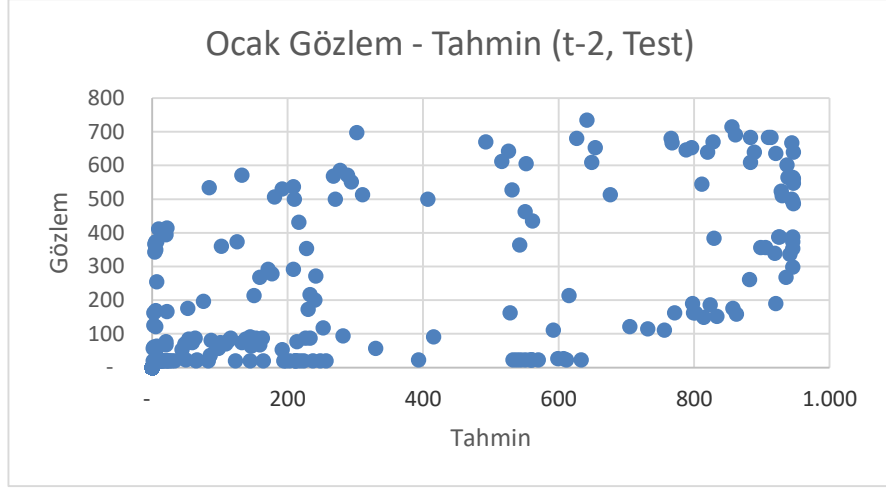
Şekil F.22: Ekim Gözlem- Tahmin (t-1, Test) Saçılma Grafiği



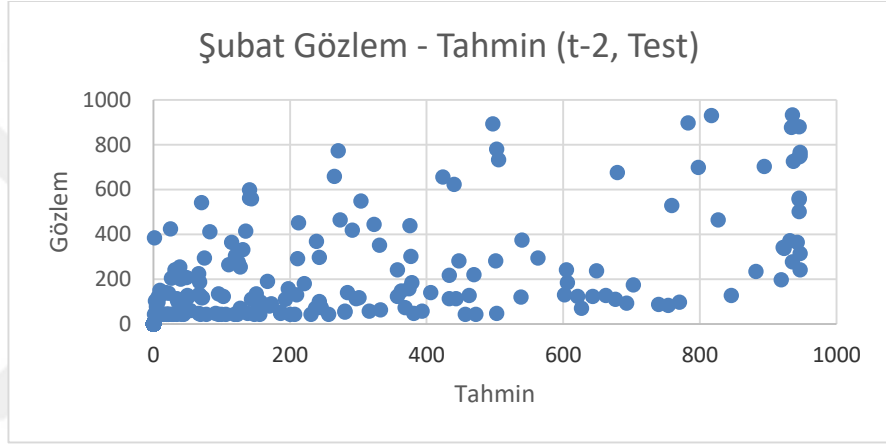
Şekil F.23: Kasım Gözlem - Tahmin (t-1, Test) Saçılma Grafiği



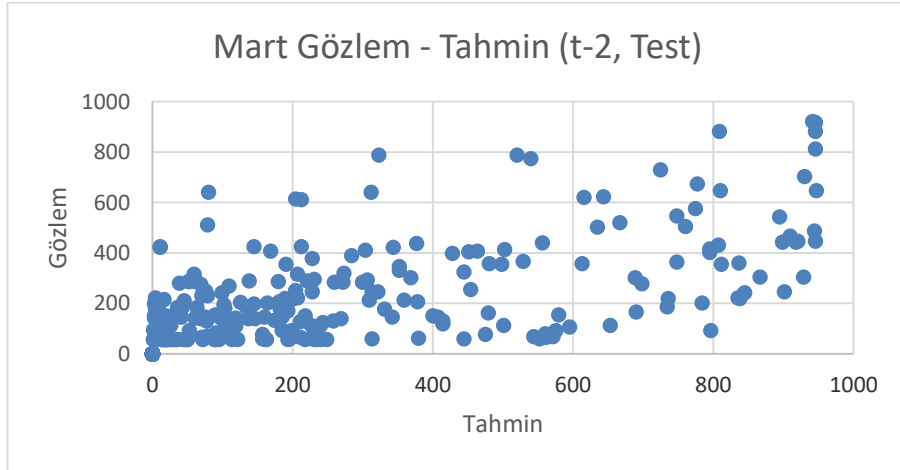
Şekil F.24: Aralık Gözlem - Tahmin (t-1, Test) Saçılma Grafiği



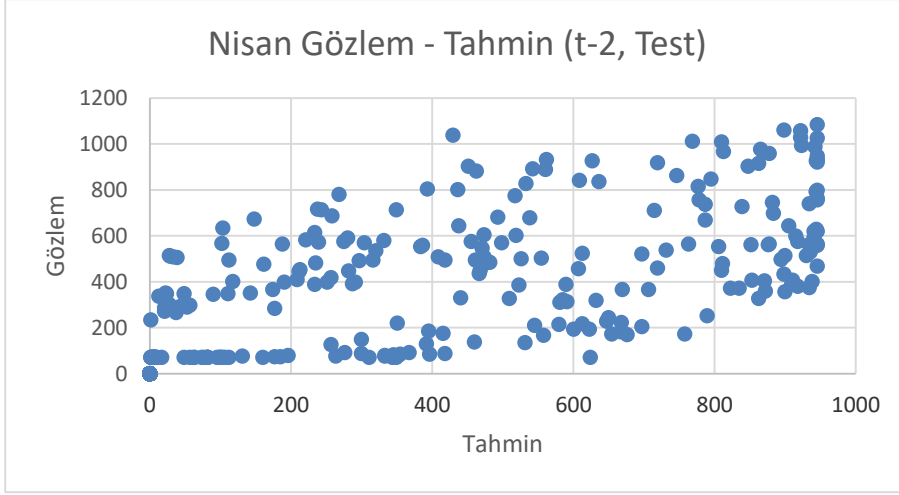
Şekil F.25: Ocak Gözlem - Tahmin (t-2, Test) Saçılma Grafiği



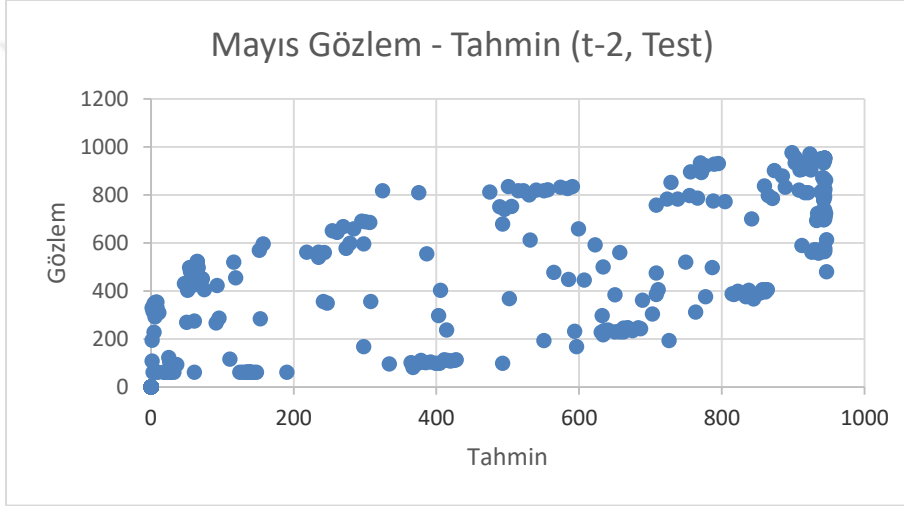
Şekil F.26: Şubat Gözlem - Tahmin (t-2, Test) Saçılma Grafiği



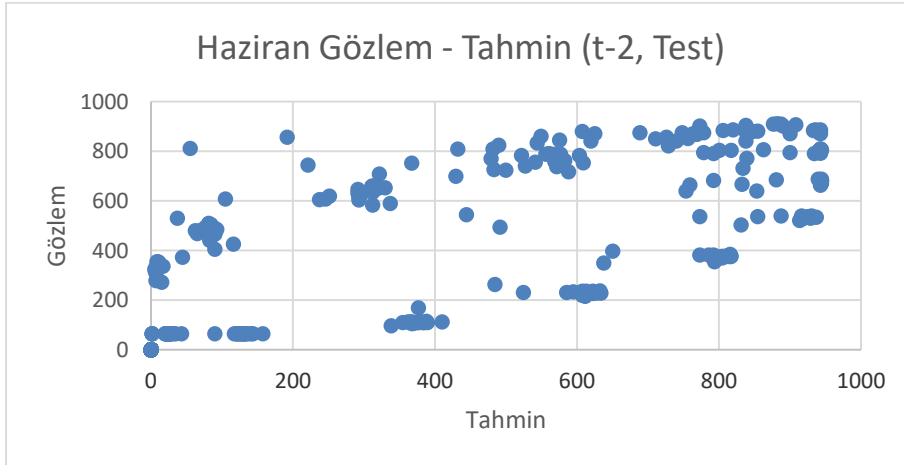
Şekil F.27: Mart Gözlem - Tahmin (t-2, Test) Saçılma Grafiği



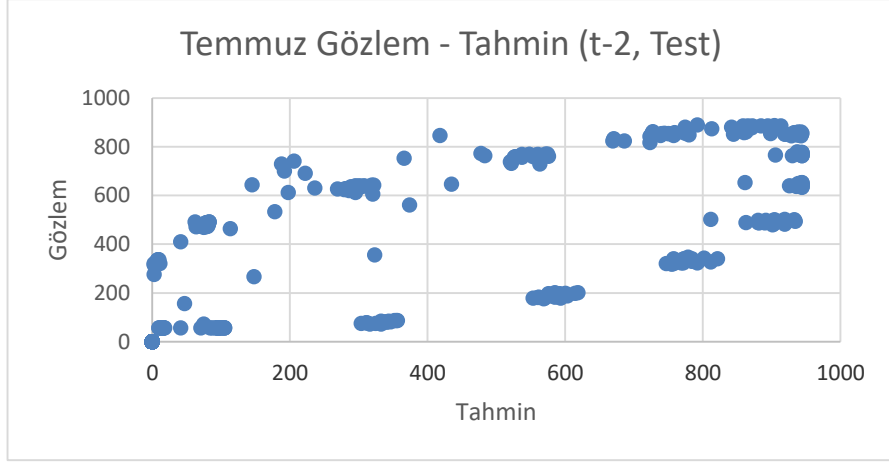
Şekil F.28: Nisan Gözlem - Tahmin (t-2, Test) Saçılma Grafiği



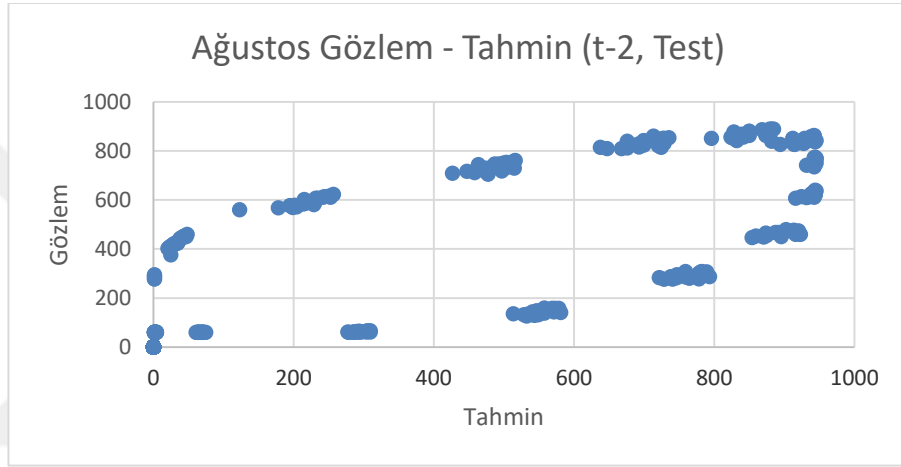
Şekil F.29: Mayıs Gözlem - Tahmin (t-2, Test) Saçılma Grafiği



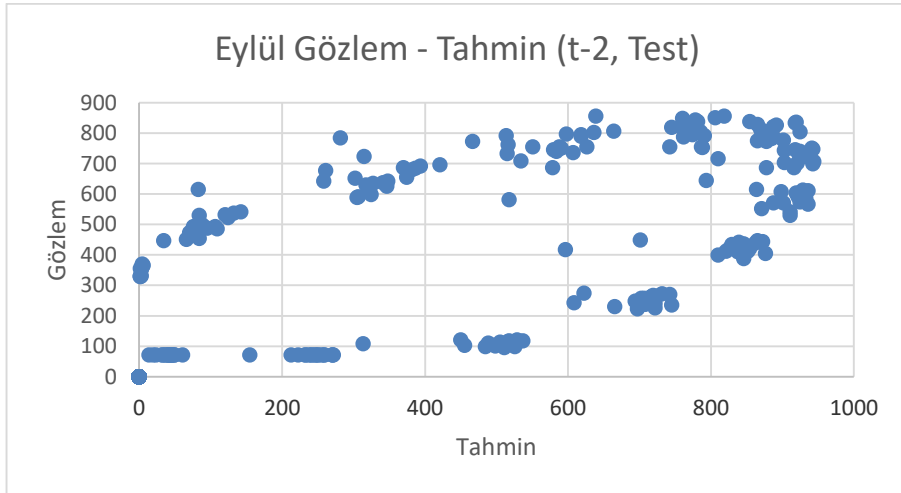
Şekil F.30: Haziran Gözlem - Tahmin (t-2, Test) Saçılma Grafiği



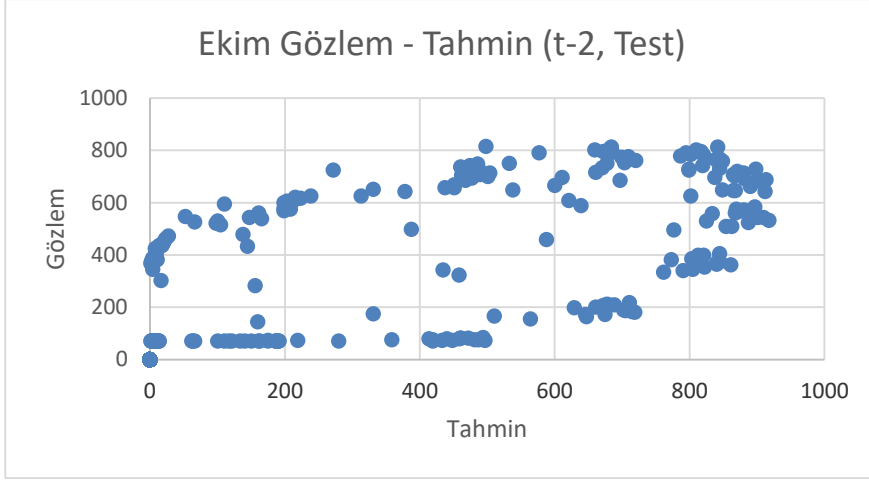
Şekil F.31: Temmuz Gözlem - Tahmin (t-2, Test) Saçılma Grafiği



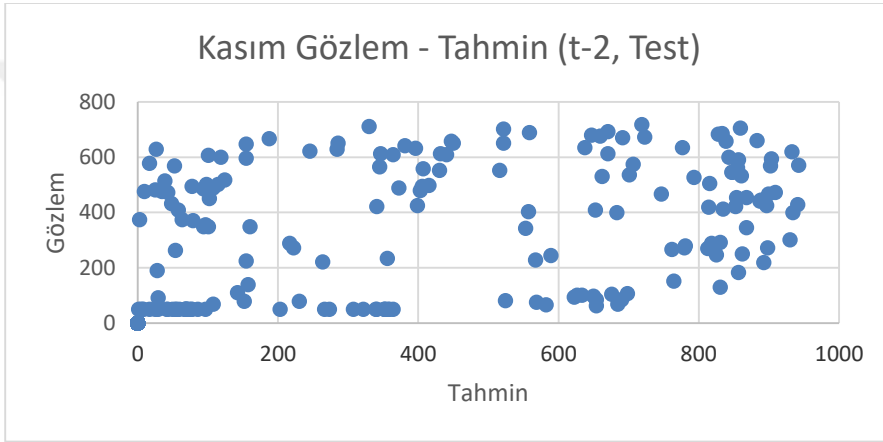
Şekil F.32: Ağustos Gözlem - Tahmin (t-2, Test) Saçılma Grafiği



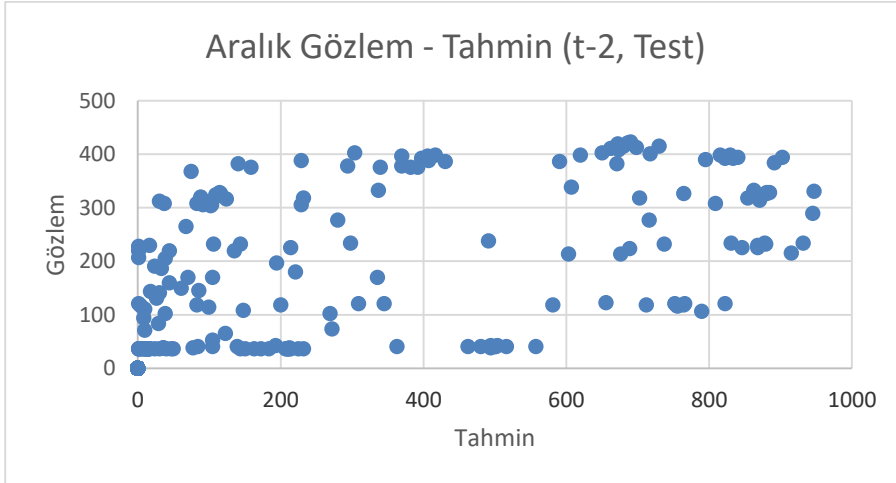
Şekil F.33: Eylül Gözlem - Tahmin (t-2, Test) Saçılma Grafiği



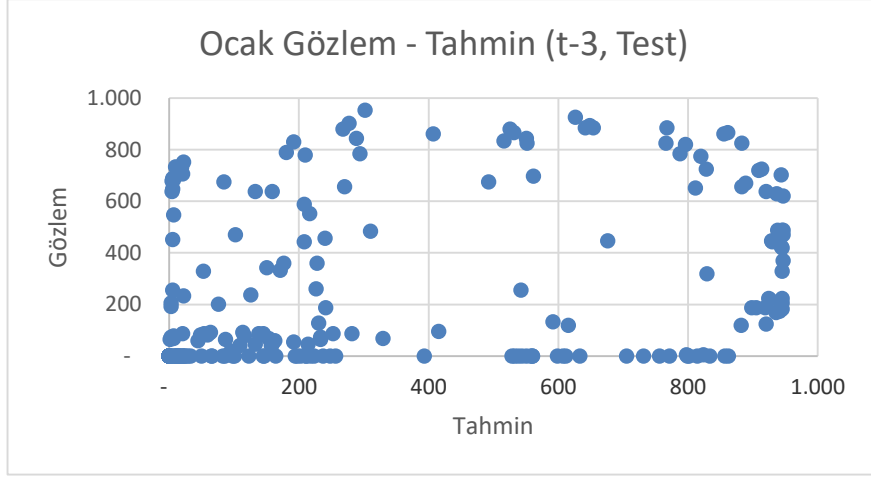
Şekil F.34: Ekim Gözlem - Tahmin (t-2, Test) Saçılma Grafiği



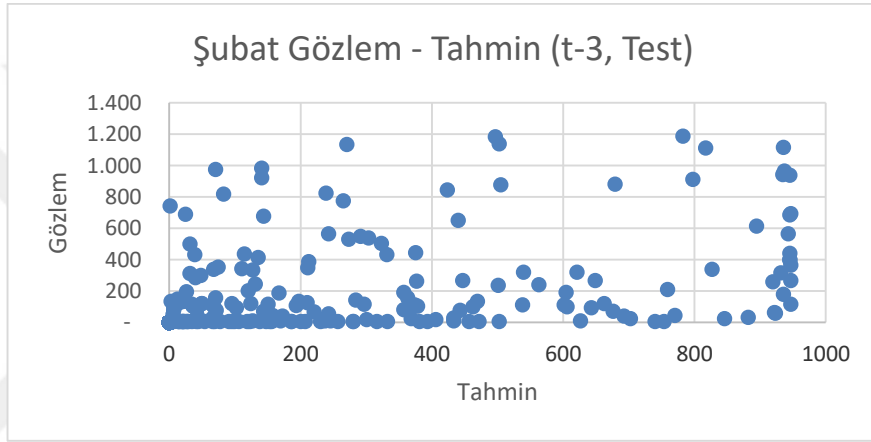
Şekil F.35: Kasım Gözlem - Tahmin (t-2, Test) Saçılma Grafiği



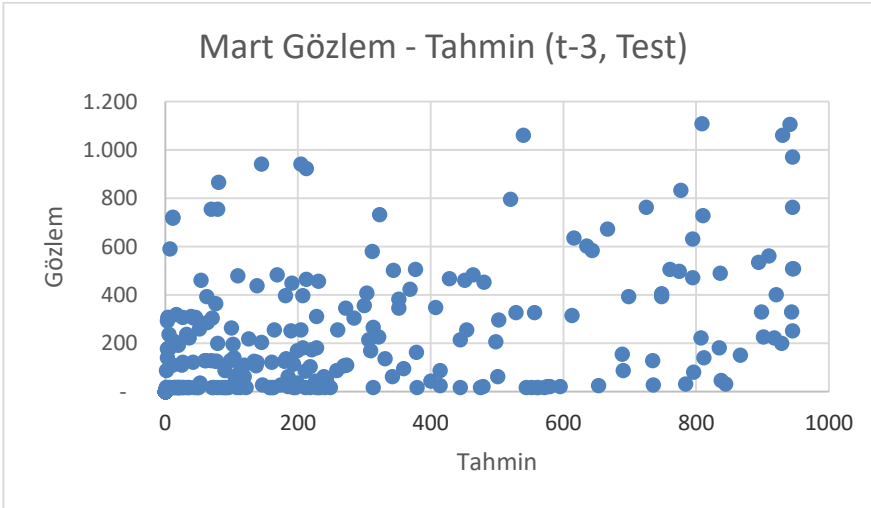
Şekil F.36: Aralık Gözlem - Tahmin (t-2, Test) Saçılma Grafiği



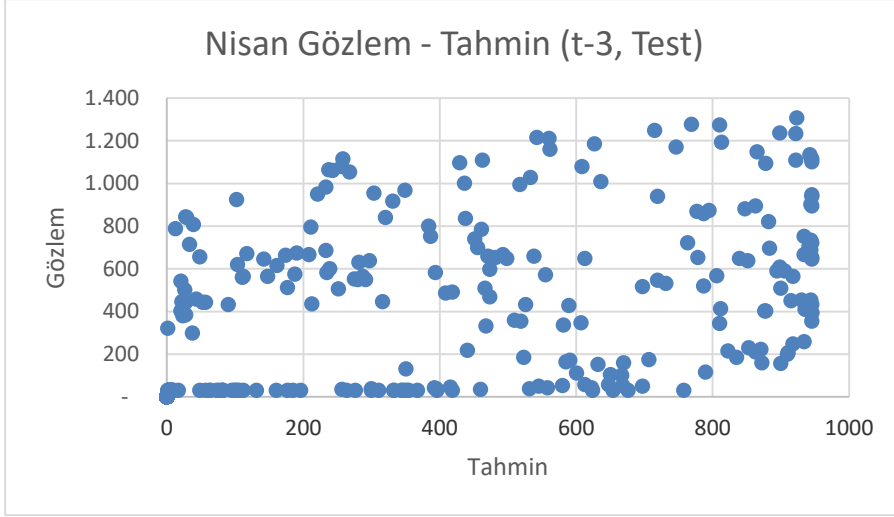
Şekil F.37: Ocak Gözlem - Tahmin (t-3, Test) Saçılma Grafiği



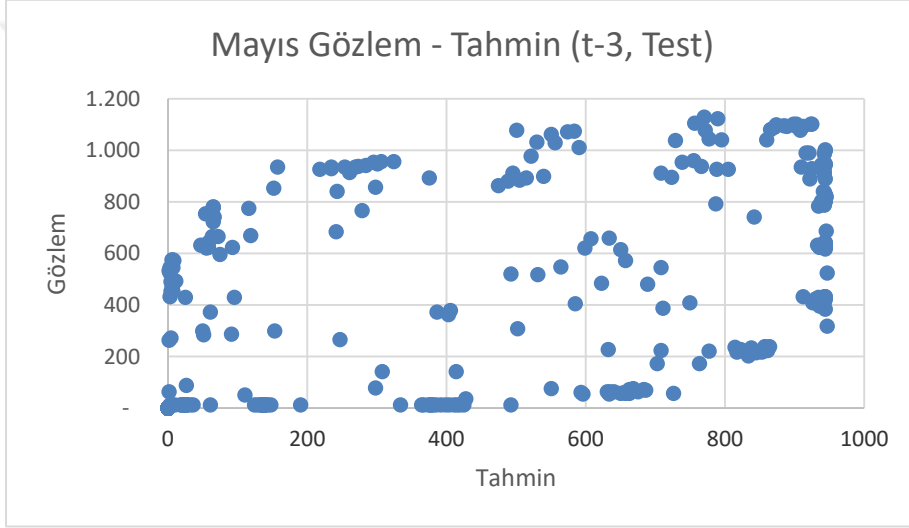
Şekil F.38: Şubat Gözlem - Tahmin (t-3, Test) Saçılma Grafiği



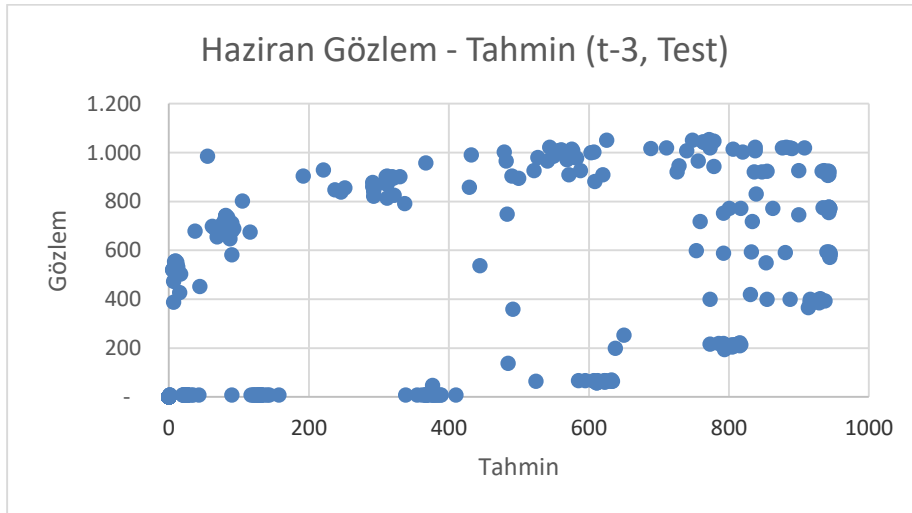
Şekil F.39: Mart Gözlem - Tahmin (t-3, Test) Saçılma Grafiği



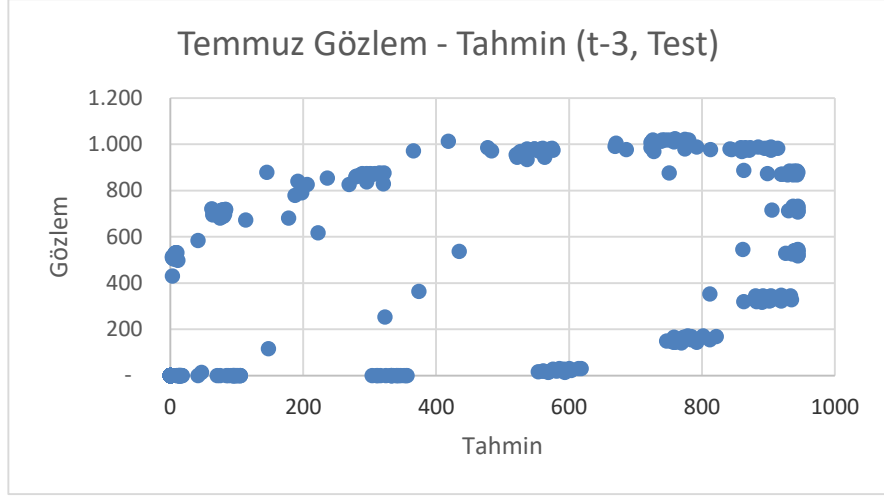
Şekil F.40: Nisan Gözlem - Tahmin (t-3, Test) Saçılma Grafiği



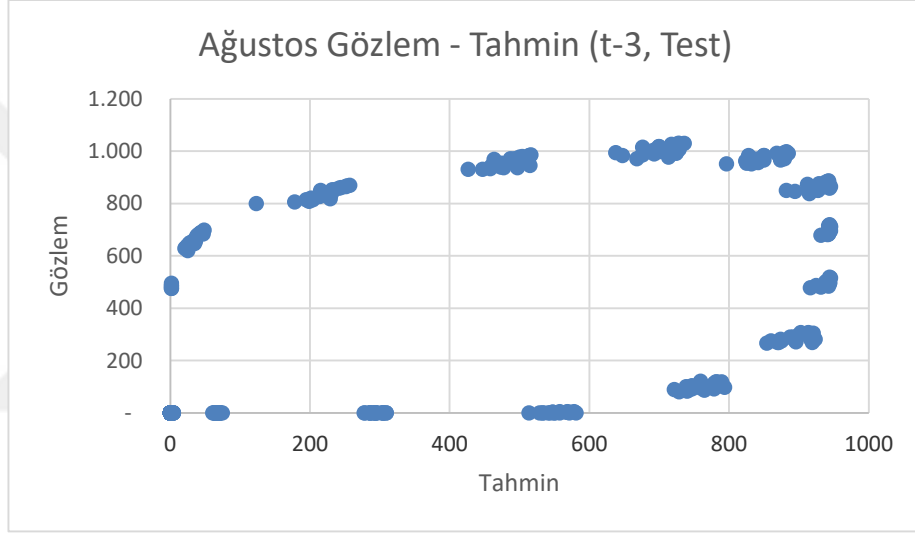
Şekil F.41: Mayıs Gözlem - Tahmin (t-3, Test) Saçılma Grafiği



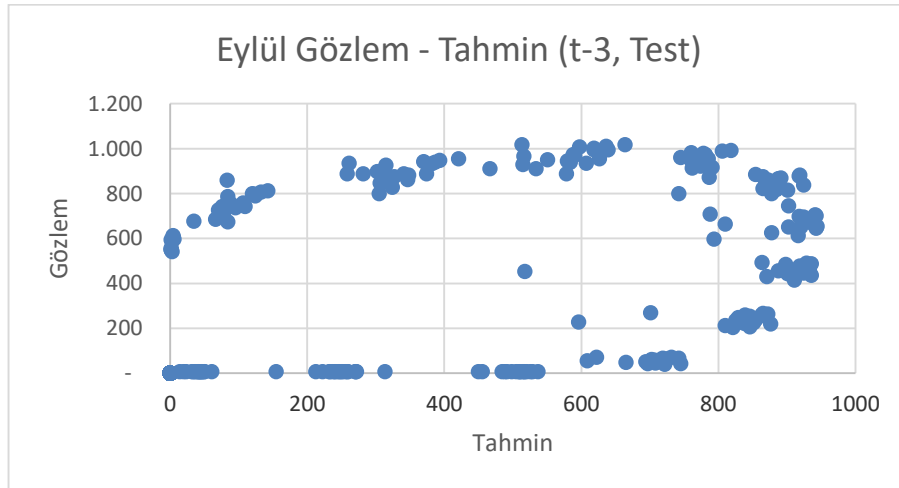
Şekil F.42: Haziran Gözlem - Tahmin (t-3, Test) Saçılma Grafiği



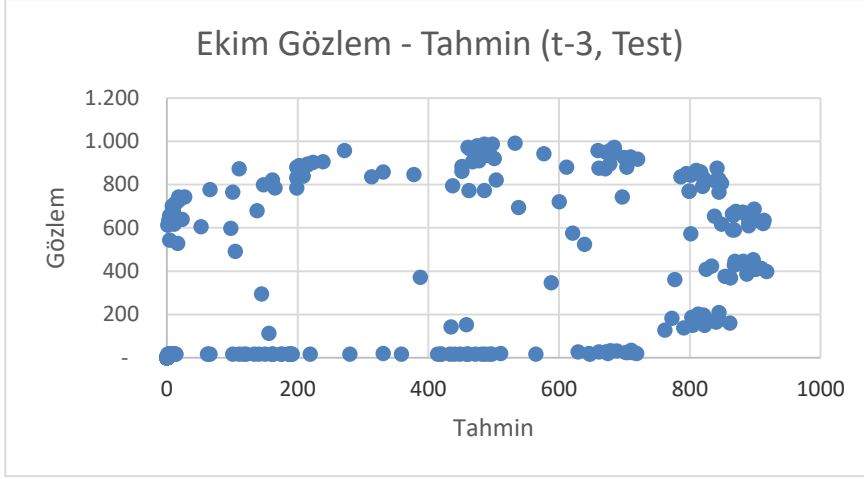
Şekil F.43: Temmuz Gözlem - Tahmin (t-3, Test) Saçılma Grafiği



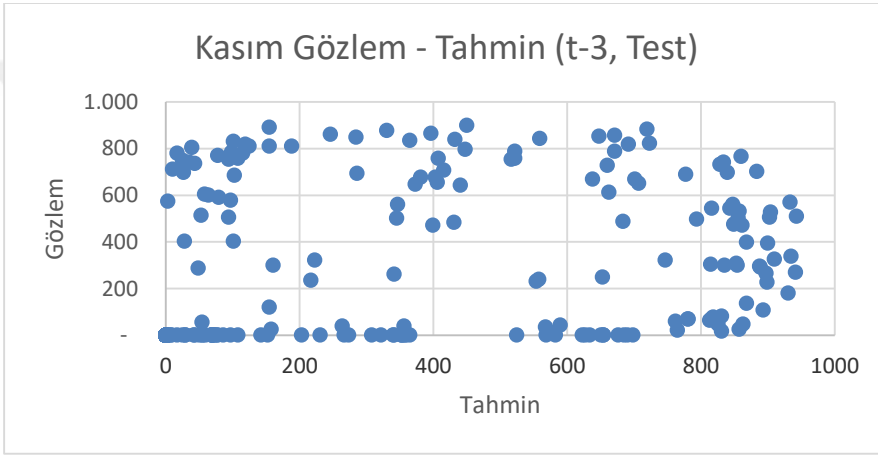
Şekil F.44: Ağustos Gözlem - Tahmin (t-3, Test) Saçılma Grafiği



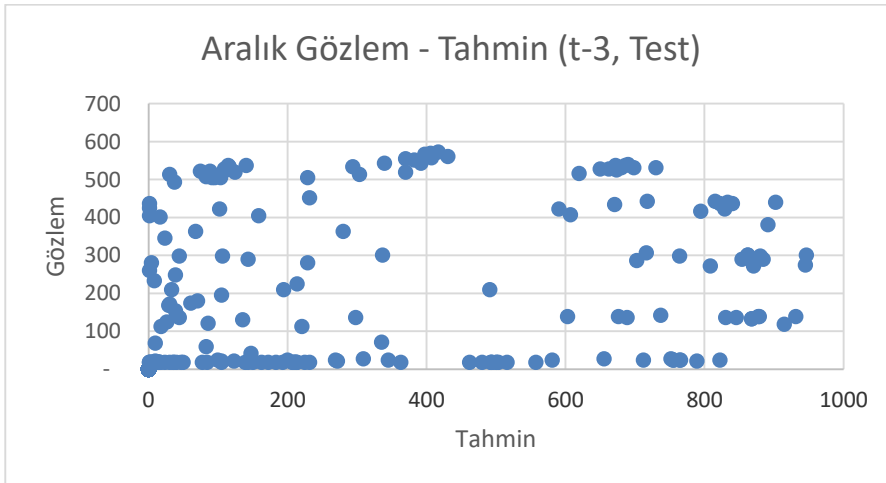
Şekil F.45: Eylül Gözlem - Tahmin (t-3, Test) Saçılma Grafiği



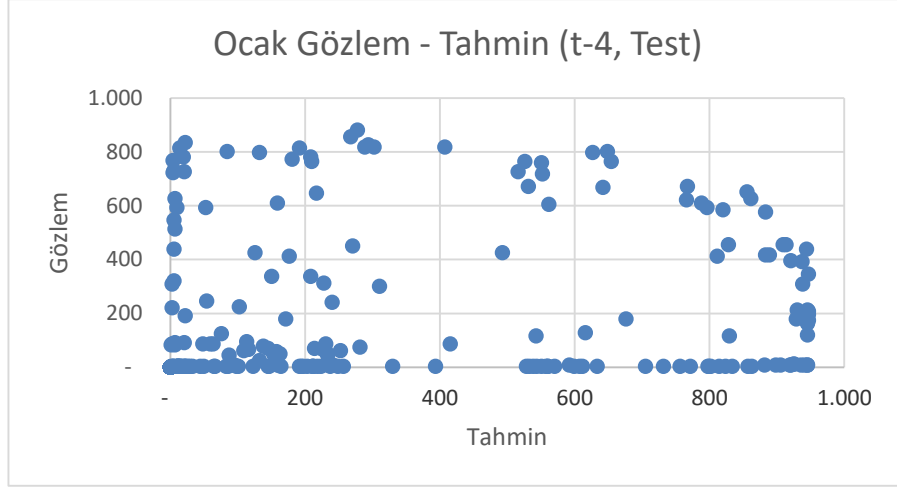
Şekil F.46:Ekim Gözlem - Tahmin (t-3, Test) Saçılma Grafiği



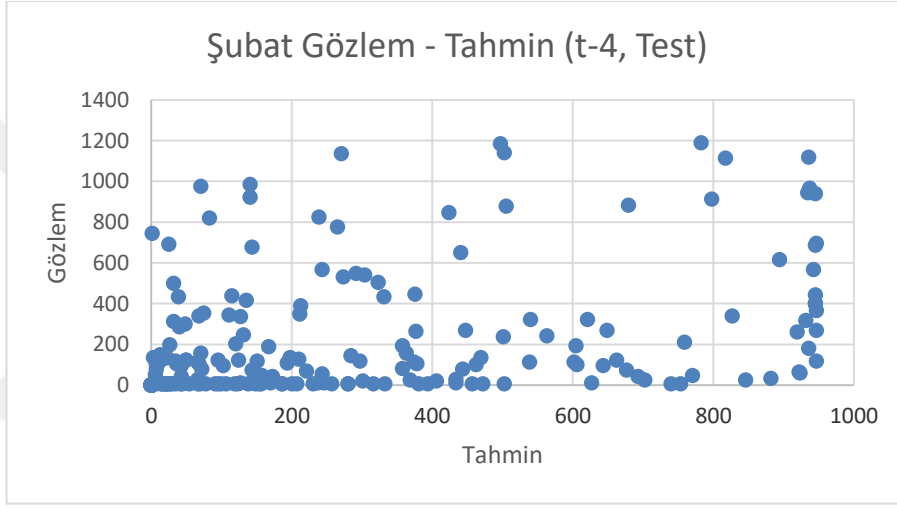
Şekil F.47:Kasım Gözlem - Tahmin (t-3, Test) Saçılma Grafiği



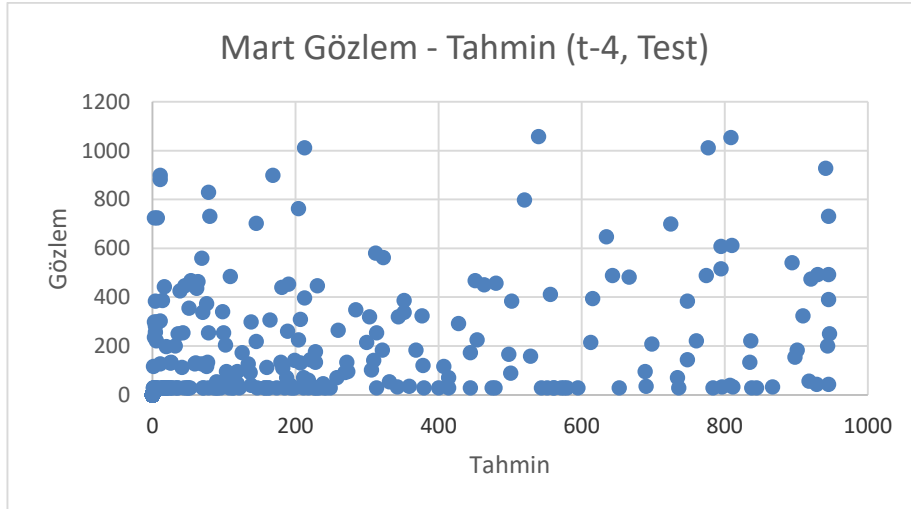
Şekil F.48:Aralık Gözlem - Tahmin (t-3, Test) Saçılma Grafiği



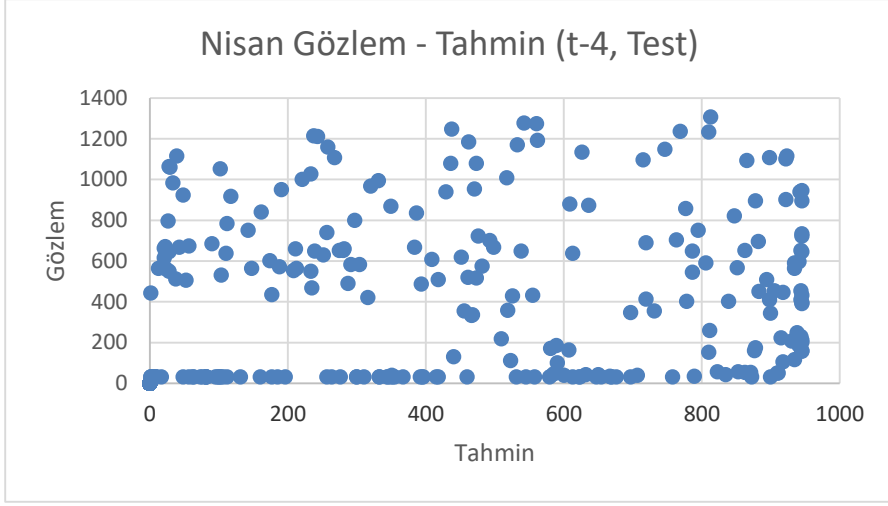
Şekil F.49:Ocak Gözlem - Tahmin (t-4, Test) Saçılma Grafiği



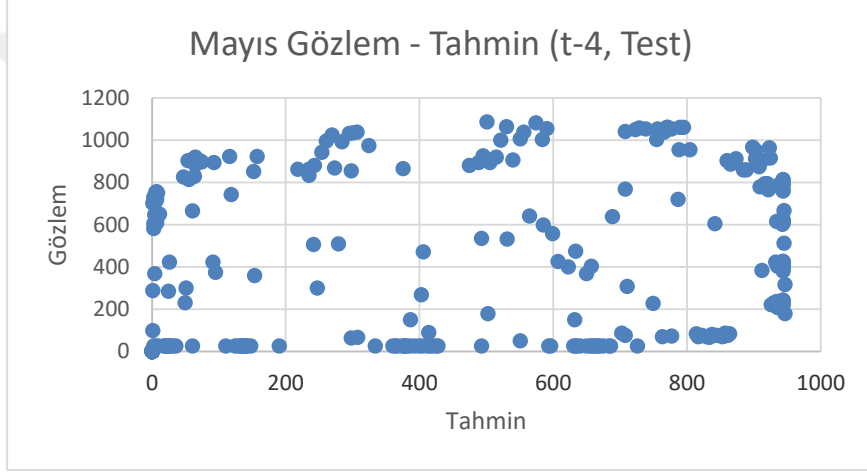
Şekil F.50:Şubat Gözlem - Tahmin (t-4, Test) Saçılma Grafiği



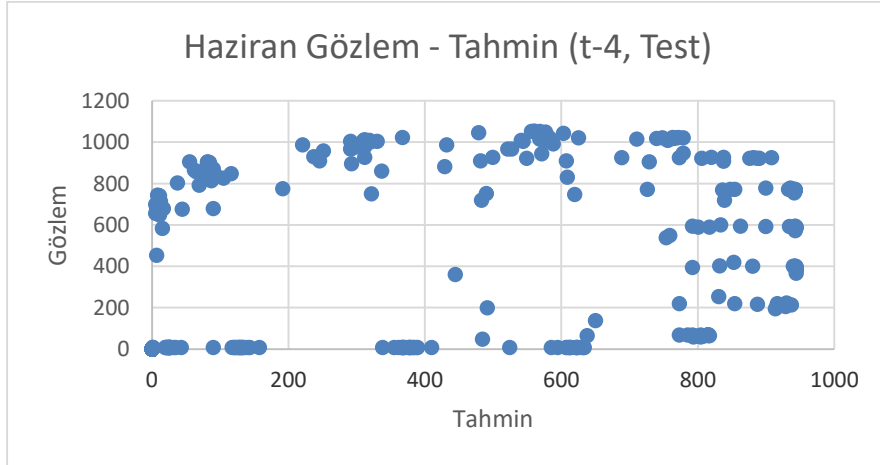
Şekil F.51:Mart Gözlem - Tahmin (t-4, Test) Saçılma Grafiği



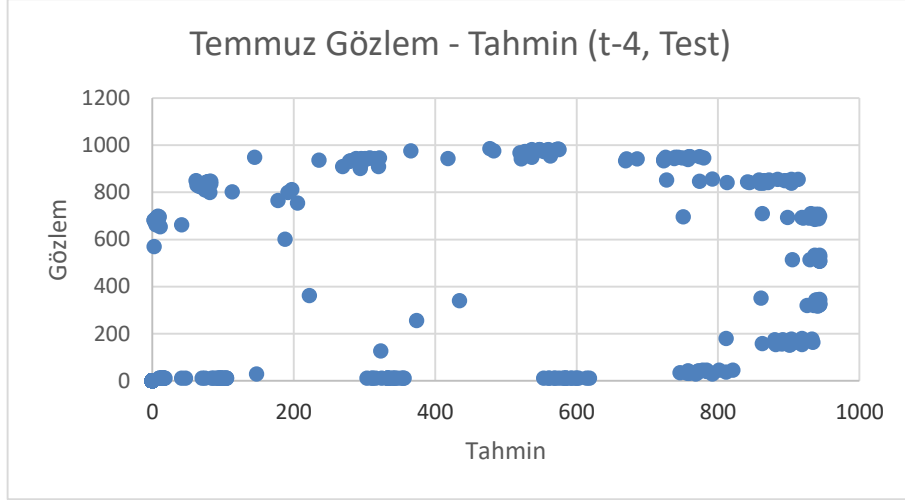
Şekil F.52:Nisan Gözlem - Tahmin (t-4, Test) Saçılma Grafiği



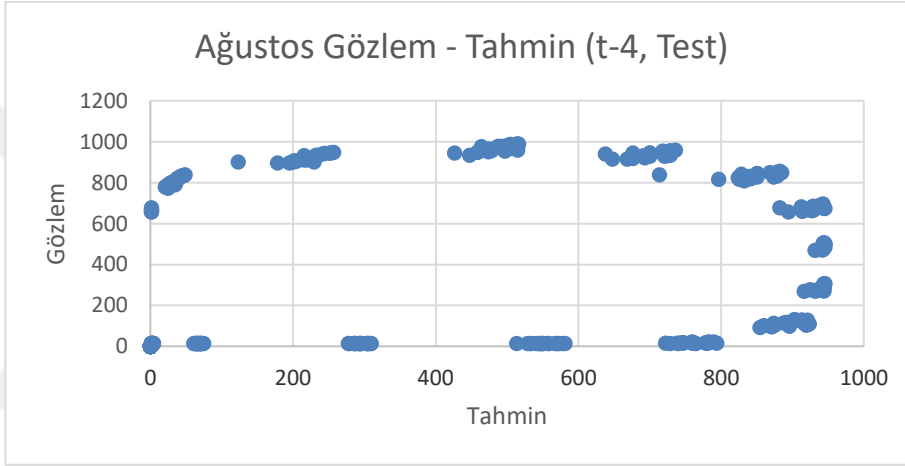
Şekil F.53:Mayıs Gözlem - Tahmin (t-4, Test) Saçılma Grafiği



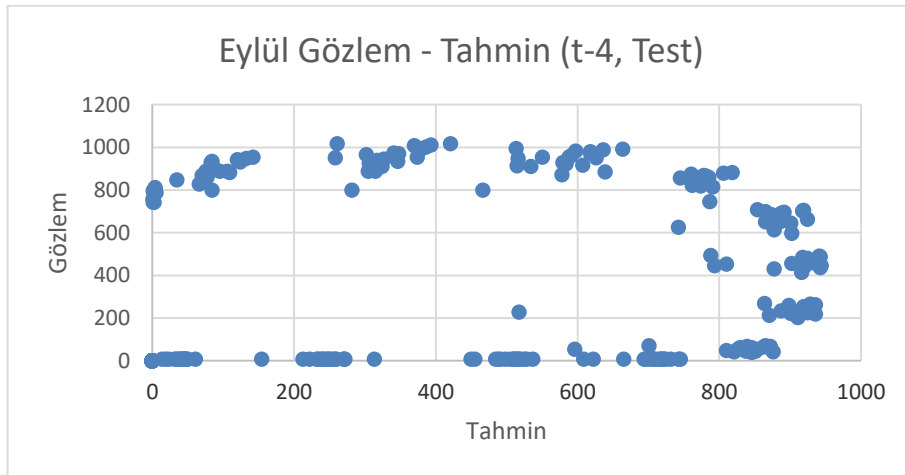
Şekil F.54:Haziran Gözlem - Tahmin (t-4, Test) Saçılma Grafiği



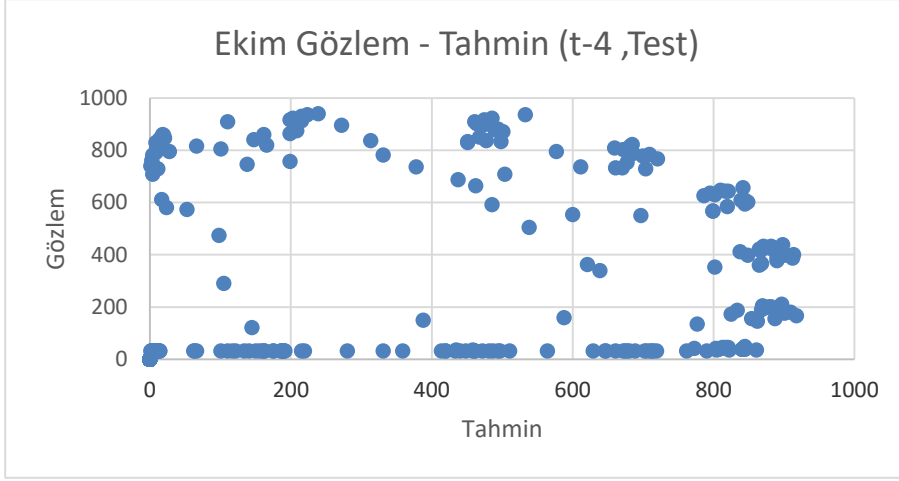
Şekil F.55: Temmuz Gözlem - Tahmin (t-4, Test) Saçılma Grafiği



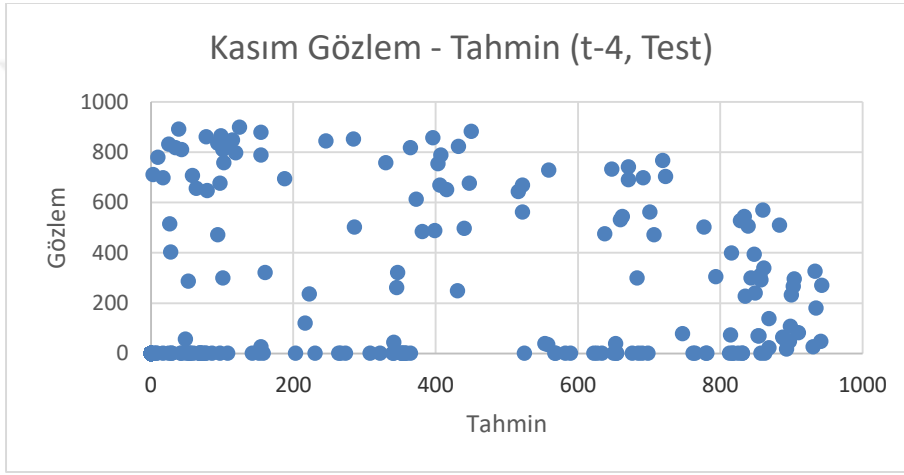
Şekil F.56: Ağustos Gözlem - Tahmin (t-4, Test) Saçılma Grafiği



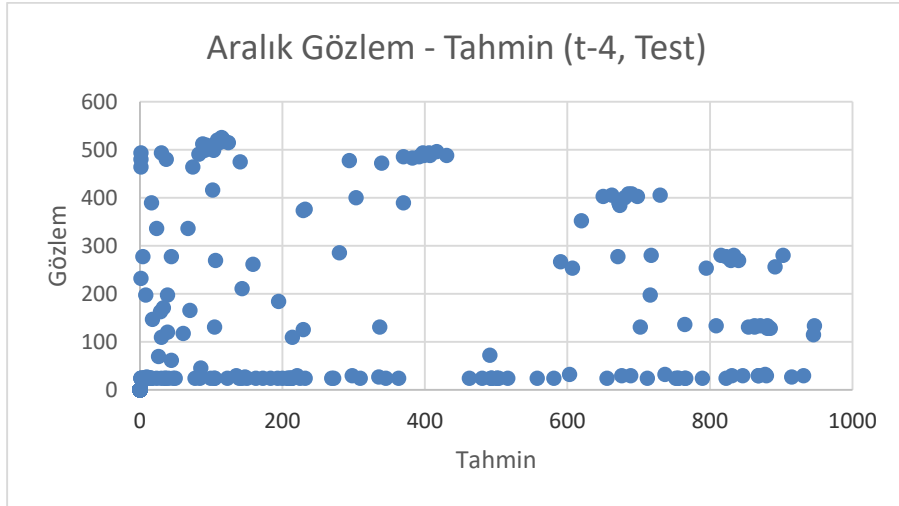
Şekil F.57: Eylül Gözlem - Tahmin (t-4, Test) Saçılma Grafiği



Şekil F.58:Ekim Gözlem - Tahmin (t-4, Test) Saçılma Grafiği



Şekil F.59:Kasım Gözlem - Tahmin (t-4, Test) Saçılma Grafiği



Şekil F.60:Aralık Gözlem - Tahmin (t-4, Test) Saçılma Grafiği

ÖZGEÇMİŞ

Ad-Soyad : Ela Nur Oruç

ÖĞRENİM DURUMU:

- **Lisans** : 2018, İTÜ, UUBF, Meteoroloji Mühendisliği



