



T.C.

SELÇUK ÜNİVERSİTESİ

FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

YAPAY ZEKÂ YÖNTEMLERİ İLE KISA DÖNEMLİ YÜK TAHMİNİ

Vildan EVREN

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Bilişim Teknolojileri Mühendisliği Anabilim Dalı

Ocak-2021
KONYA
Her Hakkı Saklıdır

TEZ KABUL VE ONAYI

Vildan Evren tarafından hazırlanan “Yapay Zekâ Yöntemleri ile Kısa Dönemli Yük Tahmini” adlı tez çalışması 19/01/2021 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından oy birliği ile Selçuk Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Bilişim Teknolojileri Mühendisliği Anabilim Dalı’nda YÜKSEK LİSANS TEZİ olarak kabul edilmiştir.

Jüri Üyeleri	**İmza**
Başkan Dr. Öğr. Üyesi Onur İNAN	……..
Danışman Dr. Öğr. Üyesi İlker Ali ÖZKAN	……..
Üye Dr. Öğr. Üyesi Hasan Hüseyin ÇEVİK	……..

Yukarıdaki sonucu onaylarım.

Prof. Dr. ……. ……..
FBE Müdürü

TEZ BİLDİRİMİ

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

DECLARATION PAGE

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

Vildan EVREN

Tarih: 17.02.2021

ÖZET

YÜKSEK LİSANS TEZİ

YAPAY ZEKÂ YÖNTEMLERİ İLE KISA DÖNEMLİ YÜK TAHMİNİ

Vildan EVREN

Selçuk Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü
Bilişim Teknolojileri Mühendisliği Anabilim Dalı

Danışman: Dr. Öğr. Üyesi İlker Ali ÖZKAN

2021, 85 Sayfa

Jüri
Danışman: Dr. Öğr. Üyesi İlker Ali ÖZKAN
Dr. Öğr. Üyesi Onur İNAN
Dr. Öğr. Üyesi Hasan Hüseyin ÇEVİK

Güç sistemlerinin verimli çalışmasında ve gelecek planlamada, elektrik yük tahmini çok önemlidir. Yük tahmini, geçmişteki koşulları inceleyerek gelecekteki elektrik yükünün tahminine dayanır. Günlük veya saatlik elektrik tüketimi verileri genellikle kısa vadeli yük tahmini için kullanılmaktadır. Bu çalışmada, Türkiye'nin dört yıllık günlük elektrik enerjisi tüketim verileri kullanarak kısa vadeli yük tahmin modellemesi yapılmıştır. Bu modellemede geçmiş elektrik yük değerleri ve sıcaklık değerleri giriş olarak kullanılmıştır. Öngörü doğruluğunu arttırmak için günlerin karakteristik özelliklerine göre kategorilendirilmesi ve mevsimlere göre sınıflandırılması yapılmıştır. Çalışmada MAPE değerleri hesaplanmıştır. YSA ile geliştirilen modellerden en iyi MAPE değeri %2,51 ve en kötü MAPE değeri %4,48 olarak elde edilmiştir. Sezon kriteri eklendiğinde daha başarılı MAPE değeri elde edilmiştir.

Anahtar Kelimeler: Günlük elektrik yük tahmini, Kısa vadeli elektrik yük tahmini, Yapay sinir ağı, Zaman serisi modelleme

ABSTRACT

MS THESIS

SHORT TERM LOAD ESTIMATION WITH ARTIFICIAL INTELLIGENCE METHODS

Vildan EVREN

THE GRADUATE SCHOOL OF NATURAL AND APPLIED SCIENCE OF SELÇUK UNIVERSITY
THE DEGREE OF MASTER OF SCIENCE OF COMPUTER ENGINEERING

Advisor: Dr. İlker Ali ÖZKAN

2021, 85 Pages

Jury
Dr. İlker Ali ÖZKAN
Dr. Onur İNAN
Dr. Hasan Hüseyin ÇEVİK

Electric load estimation is very important in efficient operation of power systems and future planning. Load estimation is based on estimating the future electrical load by examining past conditions. Daily or hourly electricity consumption data are generally used for short term load estimation. In this study, Turkey's four-year, short-term load forecasting modeling was done using daily electricity consumption data. In this modeling, past electrical load values and temperature values are used as input. In order to increase the prediction accuracy, the days were categorized according to their characteristics and classified according to the seasons. MAPE values were calculated in the study. Among the models developed with ANN, the best MAPE value was obtained as 2.51% and the worst MAPE value was 4.48%. When the season criterion is added, a more successful MAPE value was obtained.

Keywords: Artificial neural network, Short term electrical load forecast, Time series modeling, Daily electric load forecast

ÖNSÖZ

Eğitimim boyunca farklı derslerde yer alarak farklı bilgiler ve deneyimler kazanmamı sağlayan, aynı zamanda tez danışmanım olan değerli hocam Dr. Öğr. Üyesi İlker Ali ÖZKAN'a teşekkürlerimi sunarım.

Ayrıca bugüne kadarki gelişimimde katkısı olan tüm hocalarıma ve aileme teşekkürlerimi sunarım.

Vildan EVREN

KONYA-2021

İÇİNDEKİLER

ÖZET ..... **iv**

ABSTRACT ..... **v**

ÖNSÖZ ..... **vi**

İÇİNDEKİLER ..... **vii**

SİMGELER VE KISALTMALAR ..... **ix**

1. GİRİŞ **10**

2. TEZİN AMACI **12**

3. LİTERATÜR TARAMASI **13**

3.1. Türkiye'de Yapılan Çalışmalar 13
3.2. Yurtdışında Yapılan Çalışmalar 16

4. YÜK TAHMİNİ **18**

4.1. Kısa Dönemli Yük Tahmini 18
4.2. Orta Dönemli Yük Tahmini 19
4.3. Uzun Dönemli Yük Tahmini 19

5. YÜKÜ ETKİLEYEN FAKTÖRLER **20**

5.1. Meteorolojik Koşullar 20
5.2. Zaman Faktörü 21
5.3. Ekonomik ve Demografik Faktör 21
5.4. Rastlantısal Faktör 21

6. TAHMİN YÖNTEMLERİ **22**

7. ANALİTİK YÖNTEMLER **23**

7.1. Regresyon Analizi 23
7.1.1. Basit Regresyon Modeli 23
7.1.2. Çoklu Regresyon Modeli 24
7.2. Benzer Gün Yaklaşımı 24
7.3. En Küçük Kareler Yöntemi 24
7.4. Zaman Serisi Analizi 25

8. YAPAY SİNİR AĞLARI **26**

8.1. İleri Beslemeli Ağlar (Feedforword Networks) 27
8.2. Geri Beslemeli Ağlar (Recurrent Networks) 27
8.3. Yapay Sinir Ağ Modellerinin Eğitimi 28
8.3.1. Levenberg Marquardt (LM) Metodu 28

8.3.2. Bayesian Regulation (BR) Metodu 28

8.4. Yapay Sinir Ağında Öğrenme 29

8.5. Yapay Sinir Ağı ile Zaman Serisi Tahmini 29

8.5.1. NARX Ağı 30

8.6. Aktivasyon Fonksiyonları 31

8.6.1. Doğrusal Aktivasyon Fonksiyonu 31
8.6.2. Sigmoid Aktivasyon Fonksiyonu 32
8.6.3. Hiperbolik Tanjant (TANSIG) Aktivasyon Fonksiyonu 32
8.6.4. Eşik Aktivasyon Fonksiyonu 33

9. YAPAY ZEKÂ YÖNTEMLERİ İLE KISA DÖNEMLİ YÜK TAHMİNİ 34

10. ELEKTRİK YÜK VERİ SETİ 35

11. GELİŞTİRİLEN YÜK TAHMİN MODELLERİ 40

11.1. Model 1 46
11.2. Model 2 47
11.3. Model 1 ve Model 2 Uygulama Sonuçları 48
11.4. Model 3 56
11.5. Model 4 57
11.6. Model 3 ve Model 4 Uygulama Sonuçları 58
11.7. Model 5 63
11.8. Model 6 64
11.9. Model 5 ve Model 6 Uygulama Sonuçları 65
11.10. Model 7 67
11.11. Model 8 68
11.12. Model 7 ve Model 8 Uygulama Sonuçları 69
11.13. Model 9 71
11.14. Model 10 72
11.15. Model 9 ve Model 10 Uygulama Sonuçları 73

12. SONUÇLAR VE ÖNERİLER 76

12.1 Sonuçlar 76
14.2 Öneriler 80

KAYNAKLAR 81

ÖZGEÇMİŞ 85

SİMGELER VE KISALTMALAR

Kısaltmalar

YSA	Yapay Sinir Ağı
EPİAŞ	Enerji Piyasaları İşletme Anonim Şirketi
MAPE	Ortalama Mutlak Yüzde Hata Değeri
LM	Levenberg Marquardt Yöntemi
BR	Bayesian Regulation Yöntemi
NARX	Doğrusal Olmayan Otoregresif Ağ
ANFIS	Adaptif Ağ Tabanlı Bulanık Çıkarım Sistemi
MAE	Ortalama Mutlak Hata Değeri

1. GİRİŞ

Kısa dönemli elektrik yük tahmini güç sistemleri için önemlidir. Tüketicilere ekonomik güvenirliği sağlamak için iyi bir yük tahmini yapılmalıdır (Var & Türkay, 2014). Elektrik enerjisinin planlamasının doğru yapılması ekonomi için önem taşımaktadır. Gün öncesinden planlama yapıldığında, üretim yerlerinin çalışma programlarının belirlenmesinde fayda sağlar (Çevik, 2013). Daha iyi tahmin yapılması, daha doğru planlama, performans, zaman ve maliyet açısından doğru yatırım yapmayı sağlar. Geleceğe yönelik yapılan tahmin çalışmaları kolay bir süreç değildir. Birçok elektrik yük tahmini çalışması mevcuttur fakat bunları herhangi bir ülkenin talep tahmininde kullanmak doğru değildir. Her ülke için ortam ve ortam şartları farklılık göstermektedir. Bundan dolayı her ülkede genel bir model kullanmak mümkün değildir (Başoğlu & Bulut, 2017).

Elektrik yük tahmini, elektrik santrallerin verimli olarak çalışmasında büyük öneme sahiptir. Yük değerinin tahmininde hata değerinin yüksek olması, yedek rezervlerin gereksiz kullanılmasına veya çok fazla güç ünitelerinin devreye girmesine neden olabilmektedir. Bu da elektrik israfına yol açmaktadır (Akman, Yılmaz, & Sönmez, 2018). Planlama çalışmalarının daha sağlıklı yapılabilmesi için elektrik yükü talepleri mümkün olduğunca doğru tahmin edilmelidir. Enerji sektöründeki elektrik enerjisi talebinin en az hata ile tahmin edilebilmesi karar vericiler açısından çok önemlidir. Çalışma planlamalarının yapılması, yük paylaşımı ve en iyi grup belirlenerek üretimin en ekonomik şekilde yapılması kısa dönemli elektrik yük tahmininin önemini artırmaktadır. Gelecek için iyi bir sistem planlamasını yapabilmek için elektrik yük tahminleri yapılmaktadır.

Elektrik yük tahmini üç sınıfta incelenir. Kısa dönemli *(saatlik, günlük ve haftalık)*, orta dönemli *(aylık, üç aylık)* ve uzun dönemli *(yıllık veya daha uzun yıllar)* (ES, Kalender, & Hamzaçelebi, 2014). Kısa dönem yük tahminleri genellikle saatlik tahminden bir haftaya kadar olan süre içerisinde yapılacak olan tahminleri kapsar. Kısa dönem yük tahminleri güç üretim koordinasyonu gibi işlevlerin planlanması için gereklidir. Bu koordinasyon, üretim kaynaklarının saatlik programlarının oluşturulması için kullanılabilir ve böylece enerji güç sistemleri işletme maliyeti en aza düşürülür (Akman, Yılmaz & Sönmez, 2018).

Çalışmada Türkiye'ye ait dört yıllık günlük elektrik enerjisi tüketim verileri kullanılmıştır. 2016, 2017 ve 2018 yılının günlük enerji tüketim verileri, yapay sinir ağının eğitim verisi olarak kullanılmıştır. 2019 yılına ait günlük enerji tüketim verileri ise test verisi olarak ele alınmıştır. Günlük elektrik yük verileri ele alınarak hata oranının en aza düşürülmesi hedeflenmiştir. Günlük elektrik yükü, sıcaklık değerinin yanında mevsim kriteri de eklenmiştir. Yıllara göre elektrik yük verileri incelenmiştir. Verilerdeki benzerlikler ve farklılıklar olduğu görüşmüştür. Verilerin benzerliklerine ve farklılıklarına göre veriler kategoriye ayrılarak ileri beslemeli geri yayılım algoritması ile modeller göre modeller oluşturulmuştur. Model başarımını göstermek için ortalama mutlak yüzde hata değerleri hesaplanmıştır.

2. TEZİN AMACI

Her geçen gün sanayi sektörünün ve nüfus artışından dolayı elektrik enerjisine talep artmaktadır. Enerji dağıtım şirketlerinin ileriye dönük planlama yapması önemlidir. Elektrik yük tahmini piyasa işletmeleri için ve ekonomik kararların alınmasında önemli bir rol oynamaktadır. Tüketicilere ekonomik enerji sunmak için iyi bir yük tahmini çalışması yapılmalıdır ve bu sayede enerji daha verimli kullanılacaktır.

Elektrik enerjisini daha düşük tahmin edilmesi ile tüketicilerin mağdur olması ve elektrik kesintileri yaşanması mümkündür. Bu da birçok problemi peşinden getirecektir. Elektrik enerjisi yüksek tahmin edilmesi halinde ise kaynak israfı olacaktır.

Geleceğe yönelik güvenilir ve doğru tahminlere ihtiyaç duyulmaktadır. Planlama çalışmalarının daha sağlıklı yapılabilmesi için elektrik yükü talepleri mümkün olduğunca doğru tahmin edilmelidir. Elektrik üretiminin en ekonomik şekilde yapılması dağıtım şirketleri ve tüketiciler için önem arz etmektedir. Bu çalışmanın amacı ise elektrik yük tahmininde bulunan hatayı en aza indirgemek ve bu sayede gelir kayıplarını önlemektir. Günlük elektrik yük verileri ele alınarak ve hata oranını en aza düşürülmesi hedeflenmektedir.

3. LİTERATÜR TARAMASI

3.1. Türkiye'de Yapılan Çalışmalar

Çevik tarafından 2013 yılında yapılan Türkiye'nin kısa dönem elektrik yük tahmini çalışmasında, Türkiye'nin 2009-2011 yıllarına ait elektrik tüketim ve sıcaklık verileri kullanılarak, 2012 yılının elektrik yük tahmini bulanık mantık ve ANFIS metotları ile gerçekleştirilmiştir. Giriş verisi olarak geçmiş elektrik yükü, sıcaklık farkı ve mevsim seçilmiştir. Çıkış verisi olarak tahmin edilecek saatlik elektrik yük değeridir. Türkiye'nin saatlik elektrik tüketim verilerine bakılarak günler pazartesi, hafta içi (salı, çarşamba, perşembe ve cuma), cumartesi, pazar ve tatil günleri olarak çeşitli gün tiplerine ayrılmıştır. 2012 yılı için tatil günleri hariç bütün gün tipleri için tahmin yapılmıştır. Giriş verisi olarak kullanılan sıcaklık farkı, tahmin edilecek günün sıcaklığından geçmiş sıcaklık değerinin çıkarılması ile bulunmuştur. Sıcaklık artışı kış mevsiminde yük değerini azaltırken, yaz mevsiminde ise yük değerini artırmaktadır. Bu nedenle mevsim de bir giriş olarak seçilmiştir. Çalışmada RMSE ve MAPE hata değerleri hesap edilmiştir. 2012 yılı için MAPE değerleri ANFIS metodunda 1.85 bulunurken, bulanık mantık metodunda 2.10 bulunmuştur. Hata değerleri karşılaştırıldığında ANFIS metodunun bulanık mantık metoduna göre daha iyi sonuç verdiği görülmüştür (Çevik, 2013).

Es tarafından 2014 yılında YSA ile Türkiye net enerji talep tahmini çalışması yapılmıştır. 1970-2010 yılları arasındaki Gayri Safi Yurtiçi Hâsıla (GSYH), bina yüz ölçümü, taşıt sayısı, nüfus, ihracat ve ithalat değişken verileri kullanılmıştır. Çalışmada, YSA modeli ile sebep-sonuç ilişkisine dayalı tahmin çalışması gerçekleştirilmiştir. YSA teorisi üzerinde araştırmalar yapılarak enerji alanında yaygın olarak kullanılan YSA ve tahmin modelleri incelenmiştir. Tahmin çalışmasının başarısını değerlendirebilmek ve performansını ölçebilmek için regresyon ve zaman seri modelleri geliştirilmiş ve kurulan YSA modeli ile karşılaştırmalar yapılmıştır. Zaman serisi hata değeri % 3,21, YSA hata değeri ise % 1,75 olarak hesap edilmiştir. Yapılan analizler ve karşılaştırmalar neticesinde YSA tekniğinin daha başarılı tahminler gerçekleştirebildiği saptanmış olup 2011-2025 yılları için Türkiye net enerji talebi tahmin edilmiştir (ES, Kalender, & Hamzaçelebi, 2014).

Akman ve arkadaşları tarafından 2018 yılında elektrik yükü tahmin yöntemlerinin analizi çalışması yapılmıştır. Bu çalışmada, literatürdeki akademik çalışmalarda yapılan yük tahmini için kullanılan yöntemlerin farklılıkları, avantajları ve dezavantajları anlatılmıştır. Çalışmada, yaygın olarak kullanılan girdi değişkenleri ve tahmin yöntemlerine genel bir bakış verilmiştir. Daha sonra çeşitli sınıf yöntemleri ve modeller anlatılmıştır. Destek vektör regresyonu ve hibrit yaklaşımlar, yük tahmini için nispeten yeni ve rekabetçi bir yöntem olarak ortaya çıkmıştır. Yük tahmini sadece güç sisteminin işletilmesi için doğru tahminler sağlamak için değil, aynı zamanda enerji işlemlerinde ve enerji piyasalarında karar verme için bir temel olarak önemlidir. Tahminlerin doğruluğu çok önemli bir faktördür. Enerji sektöründeki karar vericilerin doğru tahminlere ihtiyacı vardır, çünkü kararların çoğu zorunlu olarak gelecekteki taleplerin tahminlerine dayanmaktadır. Yük tahmini yapılacak bölgenin özel durumları bağlı olduğu tespit edilmiştir ve bundan dolaya genel bir tavsiye verilmemektedir. Alınacak ilk kararlardan biri, uygun bir modelin seçilmesidir (Akman, Yılmaz & Sönmez, 2018).

Yavuzdemir ve arkadaşı tarafından 2014 yılında Türkiye'nin kısa dönem yıllık brüt elektrik enerjisi talep tahmini çalışması yapılmıştır. Bu çalışmada Türkiye'nin kısa dönem yıllık brüt elektrik talebi üç farklı yöntem (bulanık mantık, zaman serisi ve regresyon) ile tahmin edilmiş ve bu yöntemlerin MAPE değerleri kıyaslanarak oluşturulan modellerin performans değerlendirmesi yapılmıştır. Oluşturulan modellerin MAPE değerleri karşılaştırıldığında, zaman serisi (trend analizi) modelinin hata oranının % 2,75, bulanık modelin hata oranının % 4,81 ve doğrusal regresyon modelinin hata oranının % 7,64 çıktığı görülmektedir. Bu değerler ışığında, zaman serisi modelinin ilgili dönem için Türkiye'nin kısa dönemli yıllık brüt elektrik talebinin tahmin edilmesinde diğer iki modele göre daha iyi performans gösterdiği söylenebilir (Yavuzdemir & Gökgöz, 2014).

Hamzaçebi ve Kutay tarafından 2004 yılında YSA ile Türkiye elektrik enerjisi tüketiminin 2010 yılına kadar tahminin çalışması yapılmıştır. Bu çalışmada, uzun dönemli elektrik enerjisi tüketimi tahmininde YSA'nın kullanılması araştırılmıştır. 1999-2002 yılları için, radyal tabanlı fonksiyon ağları (RBFN) ile MAPE değeri % 3,42 olarak hesap edilmiştir. YSA teknikleri ile bulunan sonuçlar, Box-Jenkins modelleri ve regresyon tekniği ile karşılaştırılmıştır. Bulunan sonuçlar YSA'nın elektrik enerjisi tüketiminde iyi bir tahmin aracı olduğunu göstermiştir. Bu çalışma, YSA tekniklerinin bir tahmin aracı olarak kullanılabilirliğini ve oldukça iyi sonuç verdiğini göstermektedir. Regresyon tekniğinin ve Box-Jenkins modellerinin iyi sonuç vermesi, gözlem sayısı ile sıkı ilişkilidir. Box ve Jenkins, ARIMA modellerinde 70'in üzerinde gözlem ile çalışılması gerektiğini söylemektedirler (Hamzaçebi & Kutay, 2004).

Var ve Türkay tarafından 2014 yılında YSA kullanarak kısa dönem elektrik yükü tahmini çalışması yapılmıştır. Kısa dönem yük tahminlerinde belirleyici faktörler: geçmiş zamana ait elektrik yükü, gün içindeki saat dilimleri, sıcaklık ve nem meteorolojik verilerdir. Bu hedef dâhilinde İstanbul'daki bir bölgenin YSA yöntemiyle elektrik yükü, sıcaklık, nem geçmiş zamandaki elektrik yükü veri olarak alınarak yük tahmini yapılmıştır. Yapılan tahminin hata analizi yapıldığında kullanılan YSA ile %7.5285 MAPE değeri elde edilmiştir. Çalışılan bölgede nüfus yoğunluğunun gün içinde çok değişmesi, veri kümesinin genellikle sıcak havalardan oluşup tahmin yapılan zaman diliminin soğuk havalar olması ve buna bağlı olarak bölgedeki halkın alışkanlıklarının farklılık göstermesi tahminde dalgalanmalara neden olmuştur. En iyi sonuç değerlendirmesi MAPE değerlerine bakılarak yapılmıştır. MAPE değeri %10'un altında ise "çok iyi", %10 ile %20 arasında olan modeler "iyi", %20 ile %50 arasında olan modeler "kabul edilebilir" ve % 50 üzerinde olan modeler ise "yanlış ve hatalı" olarak sınıflandırılmaktadır. Yapılan tahminde % 10 hata oranının altına inilmiş ve istenilen amaca ulaşılmıştır (Var & Türkay, 2014).

Kaysal ve arkadaşları tarafından 2015 yılında yük tahmini için hibrit (YSA ve Regresyon) modeli çalışması yapmıştır. YSA ve regresyon yöntemleri kullanılmıştır. Çalışmayı farklı kılan, mikro ölçekte tahmin yapılmış ve hibrit sistem kullanılmış olmasıdır. YSA modelinde %6,67 MAPE değeri, regresyon modelinde %7,49 ve hibrit modelinde %5,26 MAPE değeri hesaplanmıştır. Bu çalışmada hibrit modeli daha başarılı sonuç vermiştir (Hocaoğlu, Kaysal, & Kaysal, 2015).

Başoğlu ve Bulut tarafından 2017 yılında kısa dönem elektrik talep tahminleri için YSA ve uzman sistemler tabanlı hibrit sistem geliştirilme çalışması yapılmıştır. Çalışmada YSA, uzman sistemler ile desteklenerek bir hibrit sistem geliştirilmiştir. Geliştirilen sistem, son 10 yılda gerçekleşmiş veriler kullanılarak eğitilmiş YSA ve uzman sistemler yardımıyla kısa dönem elektrik talep tahmini yapılmaktadır. Tahminlerin büyük bölümünün MAPE değeri % 2 altına düşmektedir. Gerçekleşen üretim değerleri ile karşılaştırıldığında, sistem tarafından hesaplanan tahminlerin yüksek doğruluk derecesine sahip olduğu görülmüştür. YSA'ların rastlantısal öğelere bağlı oluşabilecek hatalar uzman sistem yardımıyla minimize edilmiştir (Başoğlu & Bulut, 2017).

Elektrik yük tahmini konusunda daha önce Türkiye'de yapılan çalışmalardan bahsedilmiştir. Yapılan çalışmalarda YSA, bulanık mantık veya regrasyon yöntemleri kullanarak elektrik yük tahmini yapılmıştır. Geliştirilen modellerin en iyi sonuç değerlendirmesi MAPE değerlerine bakılarak yapılmıştır. YSA yöntemi kullanılarak elde edilen MAPE değerleri daha başarılı sonuç verdiği tespit edilmiştir. Türkiye'de yapılan çalışmalarda, YSA'nın iyi bir tahmin modeli olduğu görülmektedir.

3.2. Yurtdışında Yapılan Çalışmalar

Adepoju ve arkadaşları 2007 yılında YSA kullanarak kısa dönem Nijerya elektrik yük tahmin çalışması yapılmıştır. Eğitimde kullanılan veriler, önceki saat elektrik yükü, önceki gün elektrik yükü, öneki haftanın elektrik yükü, haftanın günü ve saati kullanılarak 3 katmanlı YSA oluşturulmuştur. Bir giriş, bir gizli ve bir çıkış katmanından oluşmaktadır. Giriş katmanı, 5 nörona sahiptir. Geçmiş elektrik yük verileri ile saatlik yük tahmini çalışması yapılmıştır. Çalışmada, % 2,54 mutlak ortalama hata (MAE) değeri elde edilmiştir. Elde edilen sonuç, kısa dönemli elektrik yük tahmini için YSA uygulanabilirliği onaylanmıştır (Adepoju, Ogunjuyigbe, & Alawode, 2007).

Fan ve Hyndman tarafından 2011 yılında kısa vadeli yük tahmin çalışması yapılmıştır. Yük talebi ile takvim ve sıcaklık gibi bağımsız değişkenler arasındaki ilişkiyi tahmin etmek için önerilen model, yarı parametrik regresyon modelidir. Avusturalya Ulusal Elektrik Piyasası güç sistemleri için yarım saatlik tahminden yedi güne kadar yük tahmin çalışması yapılmıştır. Çalışmada, % 2,81 MAPE değeri elde edilmiştir (Fan & Hyndman, 2011).

Lee ve Tong 2011 yılında genetik algoritmayla desteklenen gri modeli kullanarak Çin'in elektrik yük tahmin çalışması yapılmıştır. Gri tahmin modeli, büyük tahmin hatalarına yol açabilir. Bu tür hataları aza indirmek için bu çalışmada, genetik algoritma kullanarak gri model oluşturulmuştur. 2004 – 2007 yıllarında sırasıyla % 26.21, % 20.23, %20.23 ve % 27.76 MAPE değeri elde edilmiştir (Lee & Tong, 2011).

Himanshu ve Lester 2008 yılında regresyon analizine dayalı deneysel bir model geliştirerek Ürdün'ün elektrik yük tahmin çalışması yapılmıştır. En büyük birimi yaklaşık 120 MW civarındadır. Yaklaşık hata değeri % 6 ve oldukça önemli bir farkı temsil etmektedir (Himanshu & Lester, 2008).

Elektrik yük tahmini konusunda daha önce yurtdışında yapılan çalışmalardan bahsedilmiştir. Elektrik yük tahmininde çeşitli algoritmalar kullanılmıştır. YSA, regresyon veya genetik algoritma yük tahmininde kullanılmıştır. Sıcaklık gibi bağımsız değişkenler yük tahmininde girdi verisi olarak ele alınmıştır. Her ülkenin ortam şartlarına göre kullanılan verilerinde değişiklikler görülmektedir. Geçmişten günümüze elektrik yük tahmin çalışmaları devam etmektedir ve en iyi MAPE değeri hesap edilmektedir.

4. YÜK TAHMİNİ

Yük tahmini, geçmişteki veriler ve ortam şartları incelenerek gelecekteki durumunun tahmin edilmesidir. Zamana göre planlamaya dayanmaktadır (Akman, Yılmaz & Sönmez, 2018). Yük talep tahmininde önemli olan elektrik enerjisinin ihtiyacının karşılanması ve gereğinden fazla olmayan miktarın tahmin edilmesi gerekmektedir (Gürsoy, 2000). Elektrik enerjisi piyasasının planlanması, elektriğin üretiminden kullanıcıya en güvenilir şekilde ulaşması gerekmektedir. Planlamadaki en önemli durum ise gelecekte talep edilecek olan elektrik yükünün yüksek doğruluk oranı ile tahmin edilmesidir. Tahmin süresinin uzaması ise doğruluk oranının azaltarak belirsizliğine neden olmaktadır. Bundan dolayı kısa dönemli tahmin, orta dönemli tahmin ve uzun dönemli tahmin olmak üzere sınıflara ayrılmaktadır (Biçer, 2017).

Yük tahmini zamana göre sınıflandırılması;

- Kısa Dönemli Yük Tahmin (*Saatlik, günlük veya haftalık*)
- Orta Dönemli Yük Tahmini (*Aylık*)
- Uzun Dönemli Yük Tahmini (*Yıllık*)

4.1. Kısa Dönemli Yük Tahmini

Talep edilen yükün bir saatten bir haftaya kadar olan tahminleri kapsamaktadır. Sistemin doğru çalışması açısından en önemli tahmin dönemidir. Yük değişimleri kısa sürelerde takip edildiğinden dolayı müdahale etme şansı bulunmaktadır. Kısa dönemli yük tahmini, güç sisteminin yük-üretim dengesini sağlamasında önem taşımaktadır. Sistemin verimi, güvenilirliği ve maliyet açısından güç sistemi doğru şekilde kullanılmış olur (Biçer, 2017).

Kısa dönemli yük tahmininde en önemli veri hava koşullarıdır. Elektrik yük tahmininin güvenilir ve ekonomik olmasında kısa dönemli yük tahmininin önemli rolü bulunmaktadır. Kısa dönemli yük tahmini ile anlık bilgiler sağlanır (Ceylan, 2004).

Kısa dönemli yük tahmininde güç üretim koordinasyonunun planlanması gerekmektedir. Bu koordinasyon ile işletme maliyeti en aza düşürülür. Kullanıcılara enerji tüketiminin azaltmasında kolaylık sağlar (Akman, Yılmaz & Sönmez, 2018).

4.2. Orta Dönemli Yük Tahmini

Talep edilen yükün bir haftadan bir yıla kadar olan tahminleri kapsamaktadır. Güç sistemleri yıllık bakım programlarının oluşmasında ve kısa süre içinde dâhil edilecek santrallerin planlanmasında kullanılmaktadır. Orta dönemli yük tahmini, ülkenin ekonomik değerleri, nüfus artışı, büyüme hızı gibi parametreleri ile ilişkilidir (Akman, Yılmaz & Sönmez, 2018).

4.3. Uzun Dönemli Yük Tahmini

Talep edilen yükün bir yıl ve daha uzun süreler için tahminini kapsamaktadır. Uzun dönemli tahmin ile üretim santrallerinin gelecekteki talebi karşılayıp karşılayamayacağı ile ilgili karar verilir. Verilen karara göre önceden önlemler alınmaktadır. Enerji üretimini sağlamak için planlamalar yapılmaktadır. Yeni hatlar kurulması gerekip gerekmediğine dair planlamalar yapılıp güç sistemleri talebe göre devreye alınır (Biçer, 2017).

Uzun dönemli yük tahmininde süre uzun olmasından dolayı tahmindeki doğruluk oranında değişmeler olabilmektedir. Önceden yapılan planlar yetersiz kalabilmektedir. Planlamalar yetersiz kaldığı durumda sanayi sektöründe ciddi zarara yol açabilmektedir. Doğruluk oranını arttırmak için sürekli olarak tahminlerde güncellemeler yapılmalıdır ve zarar en aza indirilmelidir (Biçer, 2017).

5. YÜKÜ ETKİLEYEN FAKTÖRLER

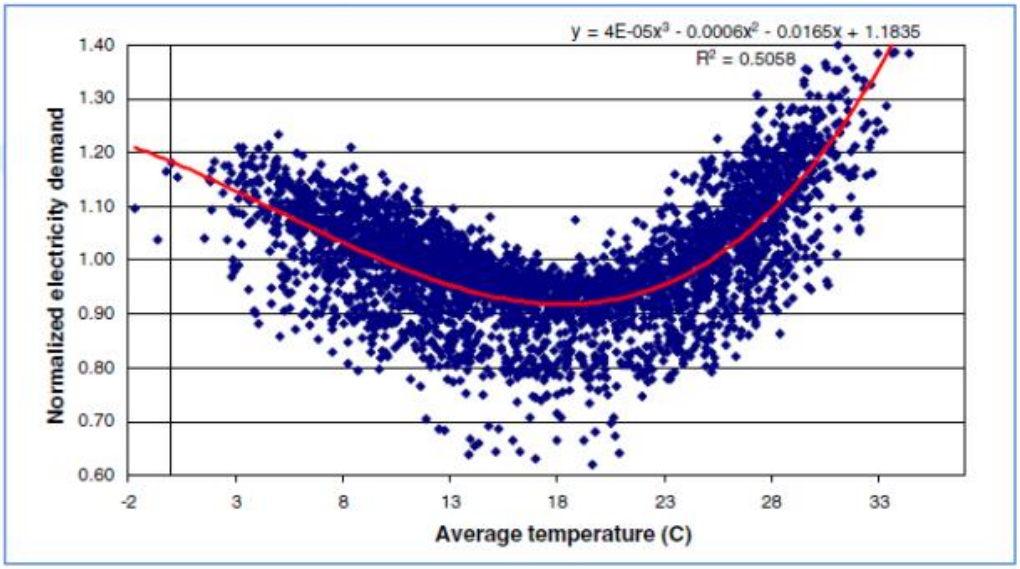
Sitem yükünün modellenebilmesi için, hangi faktörlerin yükü nasıl etkileyeceği bilinmelidir. Yükü etkileyen önemli dört faktör bulunmaktadır. Meteorolojik koşullar, zaman, rastlantısal faktörler, ekonomik ve demografik faktörlerdir.

5.1. Meteorolojik Koşullar

Yük talebinin artmasının en önemli nedeni hava koşullarıdır. Nedeni ise ısıtma, tarımsal sulama, havalandırma gibi faktörlerdir. Elektrik sistemlerinin kayıtları incelendiğinde sistemdeki puant yüklerinin olağan dışı hava koşullarına denk düştüğü görülmektedir. Birçok ülkede kış puantı en yüksek puanttır. Sıcaklık, nem, rüzgâr hızı ve yağış gibi faktörlerinde elektrik tüketiminde etkisi olmaktadır (Ceylan, 2004).

Sıcaklıktaki değişimler elektrik yükünde büyük değişimler meydana getirmektedir. Yaz ve kış mevsimlerinde elektrik yük eğrilerinde büyük farklılıklar meydana gelmektedir. Gün içi sıcaklığın elektrik yükünde etkisi çok önemlidir. Sıcaklık, kısa dönemli yük çalışmalarında bağımsız bir değişken olarak ele alınmalıdır (Çevik, 2013).

Elektrik tüketimi ve sıcaklığın arasındaki ilişkiyi tespit etmek için birçok çalışma yapılmıştır. Mirasgedis ve Sarafidis 2007 yılında Yunanistan'daki elektrik talebinin sıcaklık ile ilişkisini analiz etmişlerdir (Mirasgedis & Sarafidis, 2007). Normalize edilen yük değerleri ile günlük ortalama sıcaklık değerlerinin grafiği Şekil 5.1' de gösterilmiştir. Yapılan çalışmada hava koşullarının elektrik tüketiminde etkili olduğu görülmüştür. (Aydın, 2017).



Şekil 5.1. Normalize edilen elektrik yükü ile günlük ortalama sıcaklığı arasındaki ilişki

5.2. Zaman Faktörü

Zaman faktörü, elektrik yükünü tahmin etmede önemli bir faktördür. Mevsim ve dönemsel davranışlar, dini ve resmi bayramlardan kaynaklanan tatillerde zaman faktörü içinde yer almaktadır (Ceylan, 2004).

5.3. Ekonomik ve Demografik Faktör

Elektrik yük tahminini etkileyen önemli faktörlerden biride ekonomik ve demografik faktörlerdir. Teknoloji her geçen gün gelişmektedir. Kişi başına düşen teknolojik ürünlerle birlikte elektrik tüketimi de artmaktadır. Zaman içinde elektrikle çalışan ürünlerin sayısı artmaktadır. Nüfusun artışı ile birlikte elektrik yüküne talep doğru orantılı bir şekilde artacaktır. Nüfus artışı ile birlikte tüketimde hızlı artış olacaktır ve sanayi sektörü daha çok büyüyecektir. Büyüyen sanayi sektöründe enerji ihtiyacının artmasına sebep olacaktır (Ceylan, 2004).

Tarihsel süreç incelendiğinde ekonominin büyümesi ile birlikte enerji kullanımında ciddi bir artış olmaktadır. Bu süreç birbirini etkilemektedir. Büyüyen ekonomi, artan nüfus ve gelişen teknoloji ile birlikte enerjiye talepte artmaktadır (Aydın, 2017). Büyük ülkelerde ekonomik kriz meydana geldiğinde dünya üzerinde hissedilebilmektedir ve buna bağlı olarak da enerji etkilenmektedir (Çevik, 2013).

5.4. Rastlantısal Faktör

Yükü etkileyen ve ekonomik, meteorolojik veya zaman faktörleri ile açıklanamayan olaylar rastlantısal faktördür. Rastlantısal faktörler tahmine belirsizlik eklemektedir. Sanayi tesislerindeki arızalar, grev gibi olaylardan dolayı elektrik yükü etkilenmektedir ve büyük belirsizliklere yol açmaktadır (Ceylan, 2004).

6. TAHMİN YÖNTEMLERİ

Talep tahmininin doğru bir şekilde yapılması gerekmektedir. Elektrik yük tahmininin doğru yapılmadığı sürece problemler ortaya çıkabilir. Elektrik yükü az hesaplandığında elektrik kesintileri olurken aynı zamanda yüksek fiyatlandırma olmaktadır. Elektrik yükü fazla hesaplandığında ise kaynak israfına yol açacaktır. Bu problemlerin önüne geçebilmek için en doğru şekilde elektrik yük miktarını hesaplamak gerekmektedir. Doğru bir şekilde hesaplama yapabilmek için tahmin yöntemleri kullanılmaktadır.

Kullanılan tahmin yöntemleri (Biçer, 2017);

1) Analitik Yöntemler
    a) Regresyon analizi
    b) Benzer gün yaklaşımı
    c) En küçük kareler yöntemi
    d) Zaman serileri analizi
2) Yapay Sinir Ağları

7. ANALİTİK YÖNTEMLER

7.1. Regresyon Analizi

Regresyon analizi, sebep-sonuç ilişkisi olan veriler arasında tahminler ya da kestirimler yapabilmek için kullanılır. Birçok durumda sebep-sonuç ilişkisi vardır. En az iki değişken ile regresyon analizi yapılır (Gültekin, 2013).

Regresyon analizi, tahmin etmede veya açıklama yapabilmek için kullanılmaktadır. Tahmin yaparken bağımsız değişkenler ile bağımlı değişken hakkında tahmin edilir (Şen, 2007).

Regresyon analizi ile tahminde, değişkenler arasındaki ilişki doğruluk oranını belirler. Bağ iyi olduğu sürece tahmin doğruluk oranı artar. Olumsuz tarafı ise yük talebi ile yükü etkileyen faktörler arasında bağ karmaşıktır ve doğruluk oranı yüksek olması zorlaşmaktadır (Biçer, 2017).

İki değişken kullanıldığında basit regresyon olurken daha fazla değişke ele alındığında ise çoklu regresyon olmaktadır. Regresyon arasındaki ilişkiyi açıklamak için matematiksel model kullanılır ve regresyon modeli olarak isimlendirilmektedir (Gültekin, 2013).

7.1.1. Basit Regresyon Modeli

Basit regresyon modelinde bir bağımlı bir bağımsız değişken mevcuttur. Değişkenler arasındaki ilişki Denklem 7.1'de gösterilmiştir. Y değişkeni sonuçtur ve bağımlı bir değişkendir. Y değişkeni belli bir hataya sahip olduğu düşünülmektedir. X değişkeni sebeptir ve bağımız bir değişkendir. X değişkeni belli bir hataya sahip olduğu düşünülmemektedir. α değişkeni sabit değerdir. β değişkeni regresyon katsayısıdır. ε değişkeni tesadüfi hata terimidir. Katsayıların kontrolleri için önemlidir (Gültekin, 2013).

Y; bağımlı değişken (sonuç),

X; bağımsız değişken (sebep),

α; sabit değer,

β; regresyon katsayısı,

ε; tesadüfi hata terimi,

$$Y=\alpha+\beta X+\varepsilon. \quad (7.1)$$

7.1.2. Çoklu Regresyon Modeli

Birden fazla bağımsız değişken ve bir tane bağımlı değişkenden meydana gelen modeldir. Değişkenler arasındaki ilişki Denklem 7.2'de gösterilmiştir. Çoklu regresyon fonksiyonuna varmak için küçük kareler metodu kullanılmaktadır (Şen, 2007).

$$Y=\alpha+\beta1.X1+\beta2.X2+\beta3.X3+\ldots+\beta n.Xn+\varepsilon. \quad (7.2)$$

7.2. Benzer Gün Yaklaşımı

Benzer gün yaklaşımı tek başına tahmin modeli olmamaktadır. Verilerin seçiminde kullanılabilir. Elde edilen verilerde, benzer özellikleri olan birçok değişkeni içermektedir. Nem, sıcaklık gibi değişkenlerdir (Biçer, 2017).

7.3. En Küçük Kareler Yöntemi

En küçük kareler yöntemi, hata kareler toplamını en küçük yapmayı hedefleyen bir yöntemdir. Güçlü regresyon tahmin edicileri, en küçük kareler yöntemini alternatif olarak kullanmaktadır. En küçük kareler yöntemi, regresyon çözümlemesinde çok yaygın olarak kullanılmaktadır. Regresyon çözümlemesinin amacı sonuca en yakın değerler veren katsayı tahminlerini bulmaktır (Alma & Özgül, 2008).

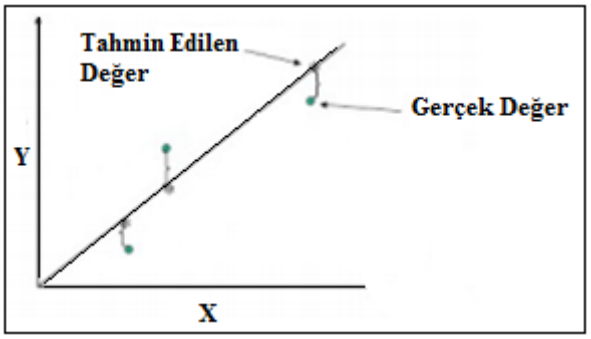
Regresyon modelindeki hatayı en aza indiren yöntem en küçük kareler yöntemidir. En küçük kareler yöntemi sayesinde gerçek veri ile tahmin edilen veri arasındaki farkın kareleri toplamını en aza indirir. Denklem 7.3'de hatalarının kareleri toplamı gösterilmektedir (Gökgöz, 2009).

Y= tahmin edilen değer,

X= gerçek değer,

$$\sum(Y-X)^2. \quad (7.3)$$

Şekil 7.1'de tahmin edilen değer ile gerçek değer arasında oluşan sapmaların grafiği gösterilmiştir (Gökgöz, 2009).



Şekil 7.1. Gerçek değer ile tahmini değer arasında oluşan sapmaların grafiği

7.4. Zaman Serisi Analizi

Zaman serisi, verilerin zaman içindeki sıralanmasından oluşmaktadır (Hanedar, Akkaya, & Bizim, 2000). Zaman serisi olması için zamana bağlı bir durum olmalıdır. Zaman serisi analizi yapılırken verilerin zaman içindeki değişimleri gözlemlenir. Belli zamanlarda verilerde artış olurken belli zamanlarda ise düşüş olabilmektedir. Veriler zamana bağlı olarak değişmektedir (Seker, 2015). Verilerin üzerinde zaman faktörünün dışında başka faktörlerinde etkisi bulunabilir (Alizadeh, 2011).

Gelecek zamana ait alınacak kararlar bir kurumun kar etmesi açısından önem arz etmektedir. Kararların doğru alınmadığı takdirde kurumların zararına olabilir. Kurumların, geleceklerini önceden planlaması gerekmektedir. Geleceğe yönelik bir dizi kararın alınması gerekmektedir ve bundan dolayı tahmin çalışmaları büyük önem taşımaktadır (Kılıç, 2015).

8. YAPAY SİNİR AĞLARI

Yapay zekâ, insan tarafından yapılan davranışların makine tarafından yapılmasıdır. Yapay zekânın amacı makinaları daha akıllı hale getirmektir. Bu sayede makinalar daha faydalı olacaktır. Makineler, insanın zekâsını taklit eder. Amaç öğrenme yeteneği kazandırmaktır. Genetik algoritma, uzaman sitemler, yapay sinir ağları kullanılan yapay zekâ tekniklerinin bazılarıdır (Tektaş, Akbaş, & Topuz, 2002).

Yapay zekâ alanının bir alt dalını oluşturan YSA, insan beyninin çalışma yapısından ilham alınarak geliştirilmiştir. YSA öğrenme yolu ile geliştirilen bir sistemdir. Kendi kendine öğrenme yeteneğine sahiptir. Öğrenmenin yanı sıra veriler arasında ilişki kurma özelliğine sahiptir. Diğer programlama dillerinde YSA'nın yapabildiklerini gerçekleştirmek zordur (Kılıç, 2015). Bundan dolayı da YSA geliştirilmiştir.

YSA, tahminde bulunmak için kullanılabilir. YSA geçmişteki verilerle eğitilerek verilerde olan gizli bağlılıkları bulup onları ileriye yönelik tahminde bulunmak için kullanabilmektedir.

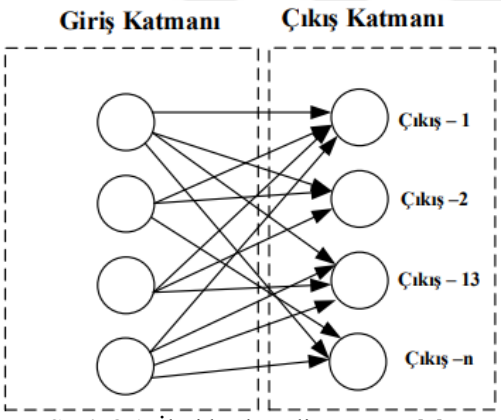
YSA, yapay sinir hücrelerinden meydana gelir. Yapay sinir hücre yapısı biyolojik sinir hücrelerinden yola çıkılarak oluşturulmuştur (Karahan, 2015). YSA giriş katmanı, gizli katman ve çıkış katmanı olmak üzere üç katmandan meydana gelir. Giriş verileri öncelikle girdi katmanına iletilir. Giriş katmanında yapay sinir hücre sayısı giriş verisi kadardır. Veriler girdi katmanında işlenirler ve işlenen veriler gizli katmana aktarılır. Gizli katmanda bulunan nöron sayısı değişiklik göstermektedir. Gizli katmanında veriler işlendikten sonra çıktı katmanına aktarılır. Çıktı katmanı son katmandır. Sonuç olarak ağ, bir veya birden fazla girdi alır ve sonuç sayısı kadar çıktı elde edilir. Çıktı katmanında elde edilen veriler, probleme ürettiği çözüm verileridir (Erdoğan & Özyürek, 2012).

YSA' da yapay sinir hücreleri arasında ileri beslemeli ve geri beslemeli olmak üzere iki bölümden meydana gelir. İleri beslemeli ağda veriler, çıktı bölümüne doğru akış sağlamaktadır. Geri beslemeli ağlarda ise sadece ileriye doğru bir akış söz konusu değildir. Geri beslemeli ağlarda çıktı verisi aynı zamanda girdi verisi olmaktadır (Karadeniz, Yüncü, & Aydemir, 2001).

8.1. İleri Beslemeli Ağlar (Feedforword Networks)

YSA'nın en basit hali ileri beslemeli ağlardır (Aşkın, İskender, & Mamizadeh, 2011). En yaygın olarak kullanılan YSA modelidir. İlk katman girdi katmanı, son katman ise çıktı katmanıdır (Cantürk, 2018). İleri beslemeli ağlarda, geriye doğru bir yönelme yoktur. İleri beslemeli ağlarda veriler ilk önce giriş katmanına gönderiliyor. Giriş katmanından sonra veriler gizli katmana gönderilir. Gizli katmandan sonra veriler çıktı katmanına iletilmektedir (Yılmaz, 2015).

Şekil 8.1' de ileri beslemeli YSA modeli gösterilmiştir (Yılmaz, 2015).



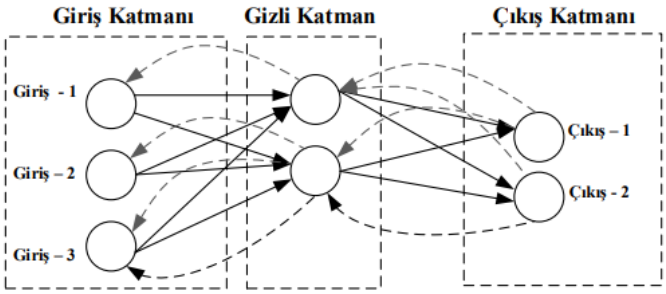
Şekil 8.1. İleri beslemeli YSA modeli

8.2. Geri Beslemeli Ağlar (Recurrent Networks)

Geri beslemeli ağlar, birbirinden bağımsız olarak ilk defa Werbos ve daha sonra Rumelhart tarafından önerilmiştir. Rumelhart ve arkadaşları tarafından 1986 yılında geri yayılım algoritmasını yeniden bulması, algoritmanın kullanılmasını ve daha çok yayılmasına sebep olmuştur (Biçer, 2017).

Geri beslemeli sinir ağı çıkış ve ara katlardaki çıkışlardan giriş birimlerine veya önceki ara katmanlara geri beslenmenin yapıldığı bir ağ yapısıdır (Aşkın, İskender, & Mamızadeh, 2011). Geri beslemeli yapay sinir ağlarında, önceki katmandaki veriler sonraki katmandaki veriler tarafından girdi olarak alınırlar. Bu ağda sadece ileriye doğru veri akışı olmaz. Geriye doğru veri akışı da sağlanmış olur (Yılmaz, 2015).

Şekil 8.2’ de geri beslemeli YSA modeli gösterilmiştir (Yılmaz, 2015).



Şekil 8.2. Geri beslemeli YSA modeli

8.3. Yapay Sinir Ağ Modellerinin Eğitimi

Eğitim genellikle bir optimizasyon problemi olarak görülmektedir. Eğitimin amacı, ağdaki ağırlıkları ayarlayarak hata değerlerini en aza indirgemektir (Aşkın, İskender, & Mamızadeh, 2011).

8.3.1. Levenberg Marquardt (LM) Metodu

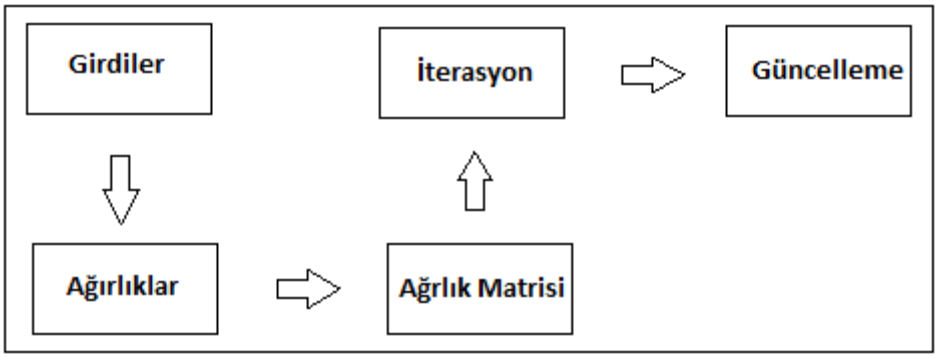
Levenberg Marquardt temel olarak maksimum komşuluk üzerine kurulmuş en az kareler hesaplama metodudur. Regülâsyon teknikleri ağırlık değerlerinin daha küçük değerlerde kalması için ağı zorlar. Bu ağın cevabının daha yumuşak olmasına, ağın ezberleme (over fitting) olasılığının azalmasına ve gürültüyü yakalamasına neden olur (Aşkın, İskender, & Mamızadeh, 2011). Oldukça verimli bir öğrenme algoritmasıdır. Temelinde Newton Yöntemi ve Gradient Descent (gradyan iniş) bulunmaktadır (Yılmaz, 2015).

8.3.2. Bayesian Regulation (BR) Metodu

Bayesian regülâsyonu Levenberg Marquardt optimizasyonuna göre ağırlık ve bias değerlerini günceller. Karesel hata ve ağırlıkların kombinasyonu minimize eder ve ağı üretmek için doğru kombinasyonu belirler (Aşkın, İskender, & Mamızadeh, 2011). Bu algoritma daha fazla zaman alır. Zor veriler, küçük veriler veya gürültülü veriler için iyi bir sonuç verir. Eğitim adaptif ağırlık minimizasyonuna göre durur (Esin, Sarıca, & Artuç, 2018).

8.4. Yapay Sinir Ağında Öğrenme

YSA'nın önemli özelliklerinden birisi kendisine verilen bilgileri öğrenebilme özelliğidir (Cantürk, 2018). YSA girdi verilerini değerlendirerek bir öğrenme gerçekleştirir. Buna bağlı olarak da çıktı verileri üretir. Öğrenme boyunca YSA'nın ağırlıkları sürekli olarak değişmektedir (Yılmaz, 2015). Şekil 8.3'de YSA öğrenme modeli gösterilmektedir.



Şekil 8.3. YSA öğrenme modeli

YSA'da öğrenme üçe ayrılır:

- Danışmalı öğrenme
- Danışmansız öğrenme
- Destekli öğrenme

8.5. Yapay Sinir Ağı ile Zaman Serisi Tahmini

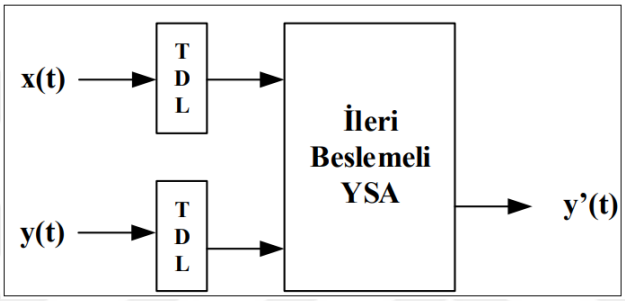
YSA'nın tahmin için kullanılmasında avantaj ve dezavantajları bulunmaktadır. Avantajı YSA elde edilen verileri eğitebilir ve çıktı verilerine yakın veriler yakalayabilir. Dezavantajı ise tahminde hata oranı tespit edilemez. Zaman serisi tahmin aralık süresi çoğaldıkça tahminler azalır (Alizadeh, 2011).

8.5.1. NARX Ağı

NARX (Nonlinear Autoregressive Exogenous – Doğrusal Olmayan Otoregresif Eksojen), ileri beslemeli, döngülü ve dinamik ağlardır (Gürsoy, 2020). NARX, genellikle linear olmayan sistemlerin modellenmesinde kullanılır (Alizadeh, 2011).

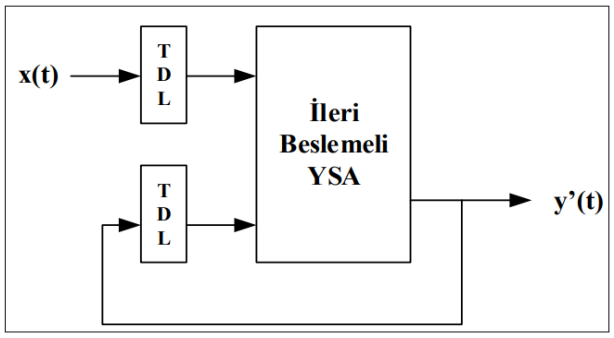
NARX modelinde iki çeşit kullanımı mevcuttur (Alizadeh, 2011):

- Seri-Paralel (SP) Modeli: çıkışın geri dönüşümü, gerçek çıkış verilerinden oluşmaktadır. Şekil 8.4'de NARX Seri Paralel modeli gösterilmektedir (Yılmaz, 2015).



Şekil 8.4. NARX Seri Paralel Model

- Paralel (P) Modeli: çıkışın geri dönüşümü, tahmini çıkış verilerinden oluşmaktadır. Şekil 8.5'de NARX Paralel modeli gösterilmektedir (Yılmaz, 2015).



Şekil 8.5. NARX Paralel Model

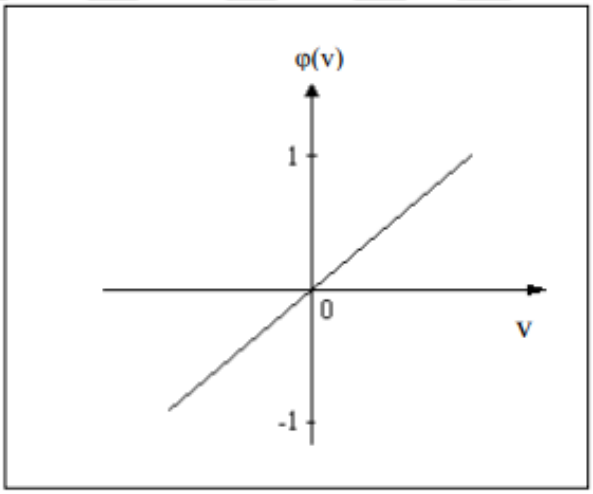
8.6. Aktivasyon Fonksiyonları

Aktivasyon fonksiyonları nöronun doğrusal olmama veya olma özelliğini ve çıktının sınırlarını belirleyen fonksiyondur (Cantürk, 2018). Yayılımlı öğrenmelerde, aktivasyon fonksiyonları türevi alınabilen fonksiyonlardan olması tercih edilmektedir (Yılmaz, 2015). Kolay türevi alınan bir aktivasyon fonksiyonu seçildiğinde ise eğitim hızı için avantaj sağlamaktadır (Cantürk, 2018).

8.6.1. Doğrusal Aktivasyon Fonksiyonu

Doğrusal aktivasyon fonksiyonları, çıkış katmanında sıklıkla kullanılmaktadır. Hücrenin net girdisini doğrudan hücre çıkışı olarak verilir (Ceylan, 2004). Kısıtlı bir hesaplama imkânı tanımaktadır (Cantürk, 2018).

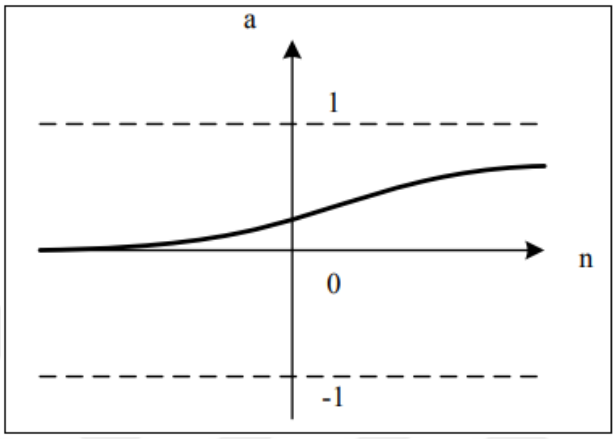
Doğrusal aktivasyon fonksiyonu Şekil 8.6'da yer almaktadır (Ceylan, 2004).



Şekil 8.6. Doğrusal aktivasyon fonksiyonu

8.6.2. Sigmoid Aktivasyon Fonksiyonu

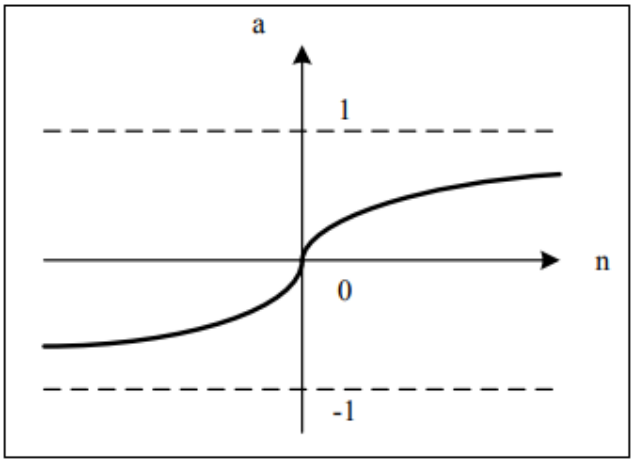
Doğrusal olmayan aktivasyon fonksiyonudur. YSA'larda sıklıkla tercih edilen aktivasyon fonksiyonudur. Sigmoid fonksiyonu, s biçimli bir fonksiyondur. Sigmoid aktivasyon fonksiyonu Şekil 8.7'de yer almaktadır (Cantürk, 2018).



Şekil 8.7. Sigmoid aktivasyon fonksiyonu

8.6.3. Hiperbolik Tanjant (TANSIG) Aktivasyon Fonksiyonu

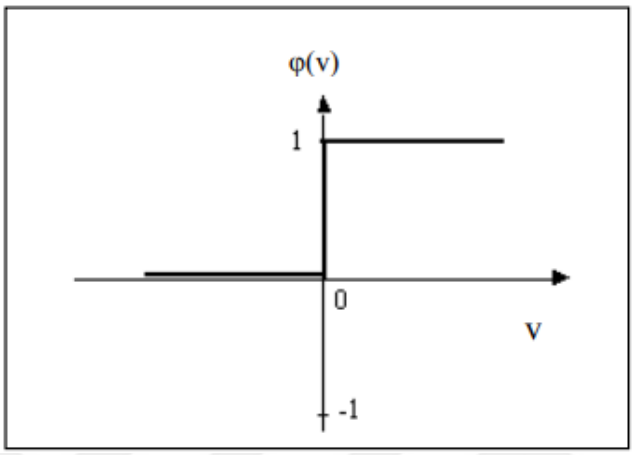
Hiperbolik tanjant aktivasyon fonksiyonu, YSA modellerinde sıklıkla kullanılmaktadır. Sıklıkla kullanılmasının nedeni fonksiyonun negatif ve pozitif değerler üretiyor olmasıdır. Fonksiyon, 1 ve -1 değerleri arasında çıktılar üretmektedir. Negatif değerler için negatif, pozitif değerler için pozitif çıktılar üretilmektedir (Yılmaz, 2015). Hiperbolik tanjant fonksiyonu Şekil 8.8'de yer almaktadır (Cantürk, 2018).



Şekil 8.8. Hiperbolik tanjant aktivasyon fonksiyonu

8.6.4. Eşik Aktivasyon Fonksiyonu

Eşik aktivasyon fonksiyonu, mantıksak çıkış vermektedir. Sınıflandırıcı ağlarda kullanılmaktadır ve modeldeki temel mantık ya hep ya hiçtir. Eşik aktivasyon fonksiyonu Şekil 8.9'da yer almaktadır (Ceylan, 2004).



Şekil 8.9. Eşik aktivasyon fonksiyonu

9. YAPAY ZEKÂ YÖNTEMLERİ İLE KISA DÖNEMLİ YÜK TAHMİNİ

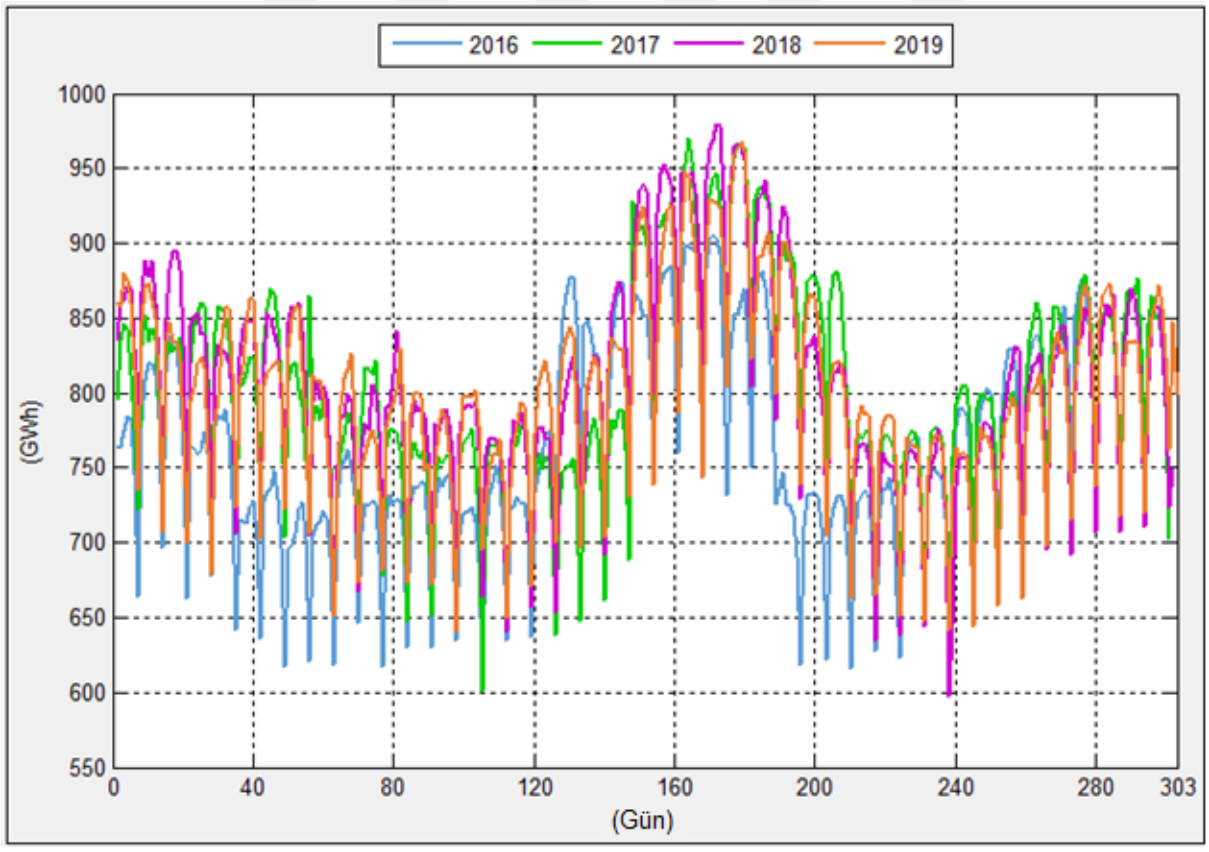
Çalışmada ana hedef elektrik yük tahmininde bulunan hatayı en aza indirgemek ve bu sayede yönetimsel maliyetler ile gelir kayıplarını önlemektir. Bu hedef doğrultusunda, günlük elektrik yük verileri ve YSA'nın ileri beslemeli geri yayılım algoritması kullanılmıştır. Türkiye'ye ait dört yılın günlük elektrik enerjisi tüketim verileri kullanılmıştır. 2016, 2017 ve 2018 yılının günlük enerji tüketim verileri YSA'nın eğitiminde kullanılacaktır. 2019 yılına ait günlük enerji tüketim verileri ise test verisi olarak ele alınmıştır. Ayrıca mevsimsel şartlarda elektrik enerjisi tüketiminde önemini araştırmak adına mevsim kriteri uygulamada ele alınmıştır. Yıllara ait günlük elektrik yük verileri incelenmiştir. Günlük elektrik yük verilerinde farklılıklar ve yük verilerinde ki benzerliklerinin olduğu bulunmuştur ve buna göre veriler kategorilere ayırarak ileri beslemeli geri yayılım algoritması uygulanmıştır. Tahmin ve modelleme çalışmaları MATLAB yazılımı ile gerçekleştirilmiştir.

10. ELEKTRİK YÜK VERİ SETİ

Kısa dönemli elektrik yük tahmini çalışmasında veriler 2016, 2017, 2018 ve 2019 yıllarına aittir. Günlük elektrik yük verileri açık erişimli Enerji Piyasaları İşletme Anonim Şirketi'nden (EPİAŞ) elde edilmiştir (EPDK, 2019). Sıcaklık verileri ise açık erişimli Türkiye hava durumu sitesinden elde edilmiştir (Hava Türkiye, 2019).

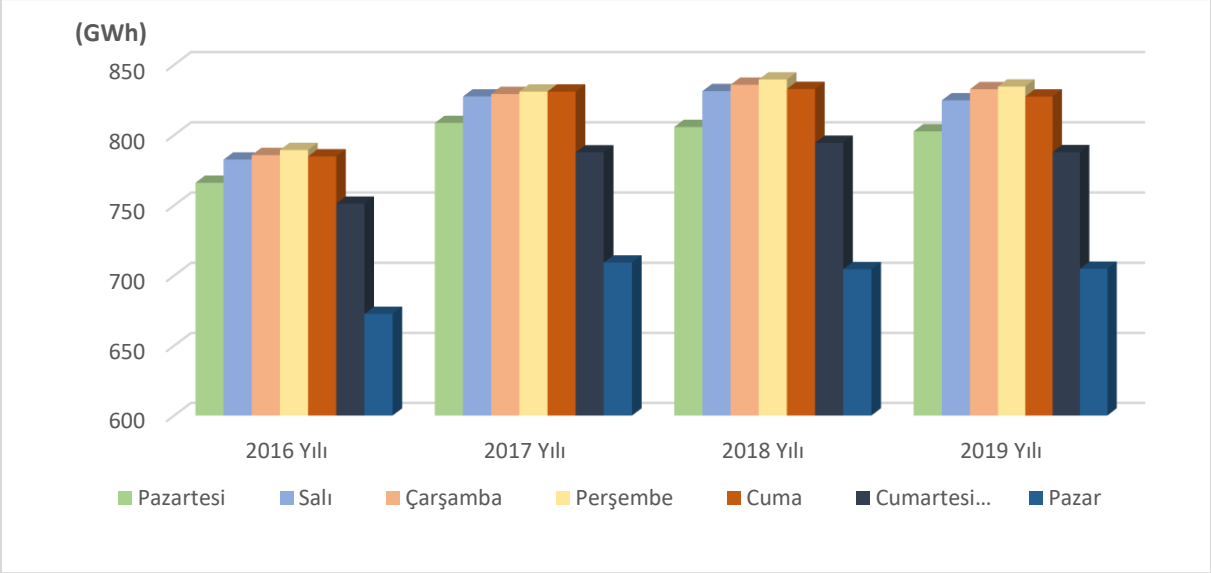
2016, 2017 ve 2018 yıllarına ait günlük yük verileri YSA'nın eğitiminde kullanılmıştır. 2019 yılına ait günlük elektrik yük verileri ise model testi için kullanılmıştır. 2016 yılından daha önceki yıllara ait elektrik yük verileri EPİAŞ'da yer almamaktadır. Öncelikle yıllara göre günlük elektrik yük verilerinin grafikleri incelenmiştir. Yıllara ait grafikler oluşturulmuştur. Geliştirilen modellerde resmi tatil olan haftalar verisetinde çıkarılmıştır. Resmi tatillerin bulunduğu haftalarda yer alan veriler işleme alınmamıştır ve 303 günün elektrik yük verileri tahmin edilmiştir.

Şekil 10.1' de 2016, 2017, 2018 ve 2019 yılına ait günlük elektrik yük miktarı grafiği oluşturulmuştur.



Şekil 10.1. 2016, 2017, 2018 ve 2019 yıllarına ait günlük elektrik yük miktarı grafiği

Şekil 10.2'de ise yıllara göre günlük elektrik yük verilerinin ortalama grafiği verilmiştir.



Şekil 10.2. Yıllara göre günlük elektrik yük verilerinin ortalama grafiği

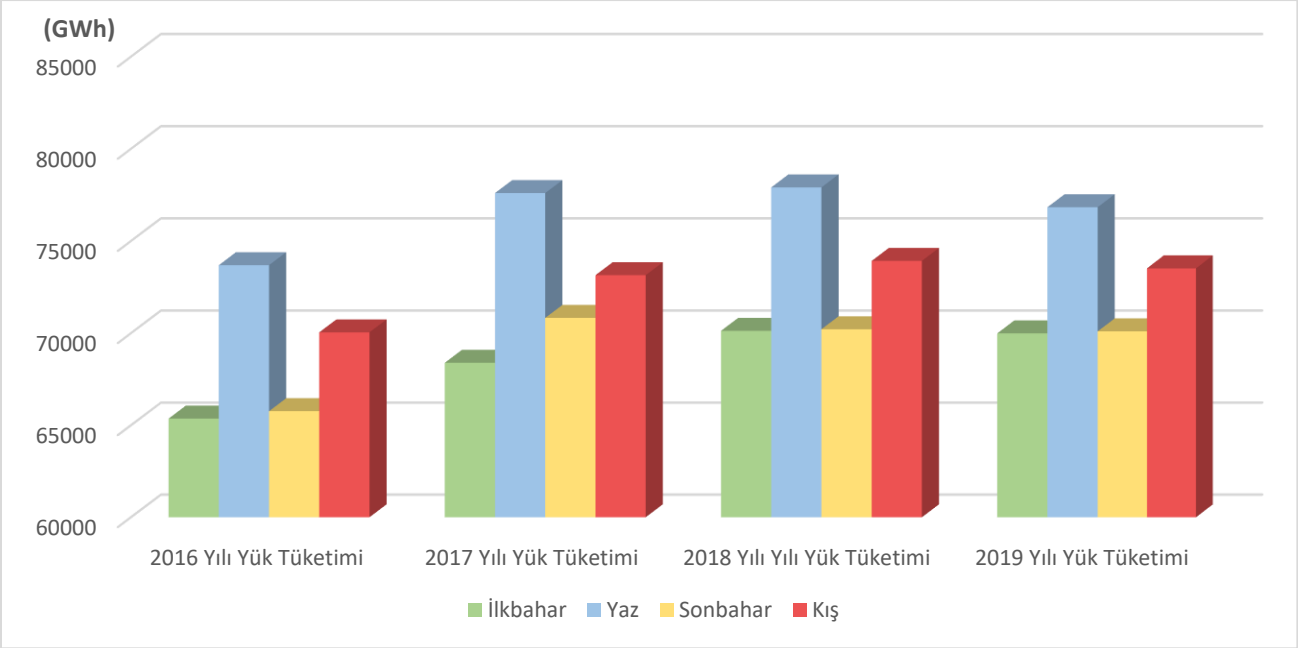
Şekil 10.1 ve 10.2'de verilen grafikler incelendiğinde salı, çarşamba, perşembe ve cuma günlerine ait elektrik yük verileri birbirlerine benzediği görülmektedir. Hafta sonu günlük elektrik yük verisinde düşüş olduğu görülmektedir. Günlük elektrik yük verisinin en düşük olduğu gün pazar günü olduğu belirlenmiştir. Cumartesi, pazar ve pazartesi günlerinin yük verilerindeki düşüş ve yükselişler birbirlerinden farklıdır. Hafta içi ise pazartesi günü diğer günlerden daha düşük yük tüketimine sahiptir. Salı, çarşamba, perşembe ve cuma günlerinde yük değerleri hemen hemen birbirine denk bir yüke sahiptir.

2016, 2017, 2018 ve 2019 yıllarına ait günlük elektrik yük verileri mevsimlere göre gruplandırılmıştır. Mart, nisan ve mayıs ayları ilkbahar mevsimi, haziran, temmuz ve ağustos ayları yaz mevsimi, eylül, ekim ve kasım ayları sonbahar mevsimi, aralık, ocak ve şubat ayları kış mevsimi olarak ele alınmıştır. Tablo 10.1'de mevsimlere göre gruplandırma yer almaktadır. Tablo 10.1 incelendiğinde en fazla yük tüketimi yaz mevsiminde gerçekleşmiştir. En az yük tüketimi ise ilkbahar mevsimde gerçekleşmiştir. Yıllara ait elektrik yük tüketim verileri incelendiğinde mevsimin yük tüketiminde etkisi olduğu görülmektedir.

Tablo 10.1. Yıllarıa ait günlük elektrik yük verileri mevsimlere göre karşılaştırılması

Mevsim	2016 Yılı Yük Tüketimi (GWh)	2017 Yılı Yük Tüketimi (GWh)	2018 Yılı Yük Tüketimi (GWh)	2019 Yılı Yük Tüketimi (GWh)
İlkbahar	65363,42008	68393,82538	70126,25309	69991,54880
Yaz	73689,86612	77602,41288	77908,35579	76836,94134
Sonbahar	65766,43777	70830,37170	70215,09600	70101,31634
Kış	70045,24512	73148,56772	73921,64717	73517,11743

Şekil 10.3' de 2016, 2017, 2018 ve 2019 yıllarına ait günlük elektrik yük verilerinin mevsimlere göre karşılaştırılmasının grafiği yer almaktadır.



Şekil 10.3. Yıllarıa ait günlük elektrik yük verilerinin mevsimlere göre karşılaştırma grafiği

Yük verilerinin benzerlikleri ve farklılıkları olması sebebiyle veriler kategorilere ayrılıp modelleme işlemi yapılmıştır. Kategorilere ayırma işleminde yük verilerinin benzerlikleri göz önünde bulundurulmuştur. Salı, çarşamba, perşembe ve cuma günlerinin yük verileri birbirine benzediğinden bir kategoride değerlendirilmiştir. Diğer kalan günlerin yük verilerindeki değişim farklılığından dolayı ayrı ayrı kategorilerde değerlendirilmiştir. Tüm modellerde geçmiş yük verileri kategorilendirilmiştir. Örneğin pazar gününün geçmiş yük verisi olarak bir önceki haftanın pazar günü verisi ele alınmıştır. Daha sonra yük verilerinin tamamı kategorize edilmeden modelleme işlemine tabii tutulmuştur.

Yük tahminlerinde günler aşağıda belirtilen kategorilere ayrılmıştır:

- Kategori 1: Salı, Çarşamba, Perşembe ve Cuma
- Kategori 2: Cumartesi
- Kategori 3: Pazar
- Kategori 4: Pazartesi

Sıcaklıktaki değişimler elektrik yükünde büyük değişimler meydana getirmektedir. Yaz ve kış mevsimlerinde elektrik yük eğrilerinde büyük farklılıklar meydana gelmektedir. Gün içi sıcaklığın elektrik yükünde etkisi çok önemlidir (Ceylan, 2004).

Mirasgedis ve Sarafidis (2007) elektrik talebinin sıcaklık ile ilişkisini analiz etmişlerdir. Yapılan çalışmada hava koşullarının elektrik tüketiminde etkili olduğu görülmüştür. En büyük etkiye sahip olan değişken ise sıcaklıktır (Aydın, 2017).

Türkiye'nin elektrik tüketim miktarı illere göre dağılımı ele alınmıştır. 2016, 2017 ve 2018 yıllarına ait elektrik piyasası gelişim raporu incelenmiştir. 2016 yılında faturalanan elektrik tüketiminin illere göre dağılımı yapılmıştır. 2016 yılında en fazla elektrik tüketim miktarı 36,96 TWh ile İstanbul ilinde gerçekleşmiştir. Toplam tüketimin %17,39'una karşılık gelmektedir. Tablo 10.2'de 2016 yılına ait en fazla elektrik tüketimi gerçekleştiren altı il gösterilmektedir (T. E. P. D. Kurumu, 2017).

Tablo 10.2. 2016 Yılında faturalanan tüketimin altı ile göre dağılımı (MWh - %)

İLLER	Dağıtım Gerilim Seviyesinden Bağlı Tüketicilerin Tüketim Miktarı (MWh)	İletim Gerilim Seviyesinden Bağlı Tüketicilerin Tüketim Miktarı (MWh)	Toplam (MWh)	Oran (%)
İSTANBUL (TÜMÜ)	34.333.246,36	2.597.412,28	36.390.658,64	17,39
İST. AVRUPA	23.243.975,00	1.399.192,32	24.643.167,32	11,61
İZMİR	10.984.148,10	5.248.078,78	16.232.226,88	7,64
İST. ASYA	11.089.271,36	1.198.219,96	12.287.491,32	5,79
ANKARA	10.816.280,12	1.462.665,34	12.278.945,46	5,78
BURSA	6.678.891,81	3.182.410,63	9.861.302,44	4,65

2017 yılında faturalanan elektrik tüketiminin illere göre dağılımı yapılmıştır. 2017 yılında en fazla elektrik tüketim miktarı 36,93 TWh ile İstanbul ilinde gerçekleşmiştir. Toplam tüketimin %17,39'una karşılık gelmektedir. Tablo 10.3'de 2017 yılına ait en fazla elektrik tüketimi gerçekleştiren altı il gösterilmektedir (T. E. P. D. Kurumu, 2018).

Tablo 10.3. 2017 Yılında faturalanan tüketimin altı ile göre dağılımı (MWh - %)

İLLER	Dağıtım Gerilim Seviyesinden Bağlı Tüketicilerin Tüketim Miktarı (MWh)	İletim Gerilim Seviyesinden Bağlı Tüketicilerin Tüketim Miktarı (MWh)	Toplam (MWh)	Oran (%)
İSTANBUL (TÜMÜ)	36.381.265,53	2.729.435,68	39.110.701,21	17,33
İST. AVRUPA	24.845.008,93	1.473.721,15	26.318.730,08	11,66
İZMİR	11.235.113,09	5.173.608,81	16.408.721,90	7,27
İST. ASYA	11.536.256,60	1.255.714,53	12.791.971,13	5,67
ANKARA	11.548.244,44	1.745.997,53	13.294.241,97	5,89
BURSA	7.224.720,54	4.539.798,31	11.764.518,85	5,21

2018 yılında faturalanan elektrik tüketiminin illere göre dağılımı yapılmıştır. 2018 yılında en fazla elektrik tüketim miktarı 40,45 TWh ile İstanbul ilinde gerçekleşmiştir. Toplam tüketimin %17,32'sine karşılık gelmektedir. Tablo 10.4'de 2018 yılına ait en fazla elektrik tüketimi gerçekleştiren altı il gösterilmektedir (T. E. P. D. Kurumu, 2019).

Tablo 10.4. 2018 Yılında faturalanan tüketimin altı ile göre dağılımı (MWh - %)

İLLER	Dağıtım Gerilim Seviyesinden Bağlı Tüketicilerin Tüketim Miktarı (MWh)	İletim Gerilim Seviyesinden Bağlı Tüketicilerin Tüketim Miktarı (MWh)	Toplam (MWh)	Oran (%)
İSTANBUL (TÜMÜ)	37.777.429,42	2.674.689,43	40.452.118,85	17,32
İSTANBUL (AVRUPA)	25.958.517,34	1.465.658,34	27.424.175,68	11,74
İZMİR	11.590.067,15	4.866.829,45	16.456.896,60	7,04
ANKARA	11.723.699,11	2.581.524,98	14.305.224,09	6,12
İSTANBUL (ANADOLU)	11.818.912,08	1.209.031,09	13.027.943,17	5,58
BURSA	7.229.082,79	4.592.523,17	11.821.605,96	5,06

Tablo 10.2, 10.3 ve 10.4 incelendiğinde elektrik tüketimi en fazla olan İstanbul ilidir. Bu çalışmada da Türkiye'nin elektrik tüketiminin en fazla olan İstanbul ilinin sıcaklığı ele alınmıştır.

11. GELİŞTİRİLEN YÜK TAHMİN MODELLERİ

YSA'nın eğitimi için elde edilen veri seti gün ve mevsime göre kategoriye ayrılmıştır. Veriler, YSA'nın eğitiminde ve test etmede kullanılmıştır. 2016, 2017 ve 2018 yıllarına ait günlük yük verileri YSA'nın eğitiminde, 2019 yılına ait günlük elektrik yük verileri ise model testi için kullanılmıştır. YSA'nın eğitilmesi için MATLAB programında Neural Network Toolbax kullanılmıştır. İleri beslemeli geri yayılım algoritması (feed forward back propagation) ile modeller oluşturulmuştur. Modellerin tümünde sıcaklık ve geçmiş (*t-7*) elektrik yük değeri giriş verisi olarak kullanılmıştır. Bazı modellerde mevsim giriş değeri olarak ele alınmıştır. Mevsim giriş değişkeni ele alınan modellerde ise kış mevsimine ait gün için 1 değeri, ilkbahar mevsimine ait gün için 2 değeri, yaz mevsimine ait gün için 3 değeri, sonbahar mevsimine ait gün için 4 değeri kullanılmıştır. Geçmiş yük değeri olarak o günün bir önceki haftasına *(t-7)* ait yük verisi ele alınmıştır. Sıcaklık giriş değeri ise aynı günün sıcaklığı (*t*) ve o günün bir önceki haftasına *(t-7)* ait sıcaklık değerleri kullanılarak MAPE değerleri elde edilmiştir ve MAPE değerleri karşılaştırılmıştır. Elde edilen veriler kullanılarak tek katmanlı ve [2, 20] aralığında gizli katman nöron sayısından oluşan modellemeler gerçekleştirilmiştir. Çalışmalarda ağdaki ağırlıkları ayarlayarak hata değerlerini minimize edilmiştir. Elde edilen verilere Denklem 11.1'de bulunan normalize formülü uygulanarak 0 ile 1 arasında veriler elde edilmiştir.

$$y = (x - x(min))/(x(max) - x(min)) \tag{11.1}$$

Geliştirilen modelerde MAPE değeri hesaplanmıştır. Denklem 11.2'de verilen MAPE hesaplama formülü uygulanmıştır.

$$Tahmini\ Değer = T,$$

$$Gerçek\ Değer = G,$$

$$MAPE = \frac{100}{n}\sum_{k=1}^{n} |(T_k - G)/\ G_k| \ . \tag{11.2}$$

YSA ile kısa vadeli elektrik yük tahmini için geliştirilen modellerde kullanılan veriler Tablo 11.1' de verilmiştir.

Tablo 11.1. YSA modellerinde kullanılan veriler

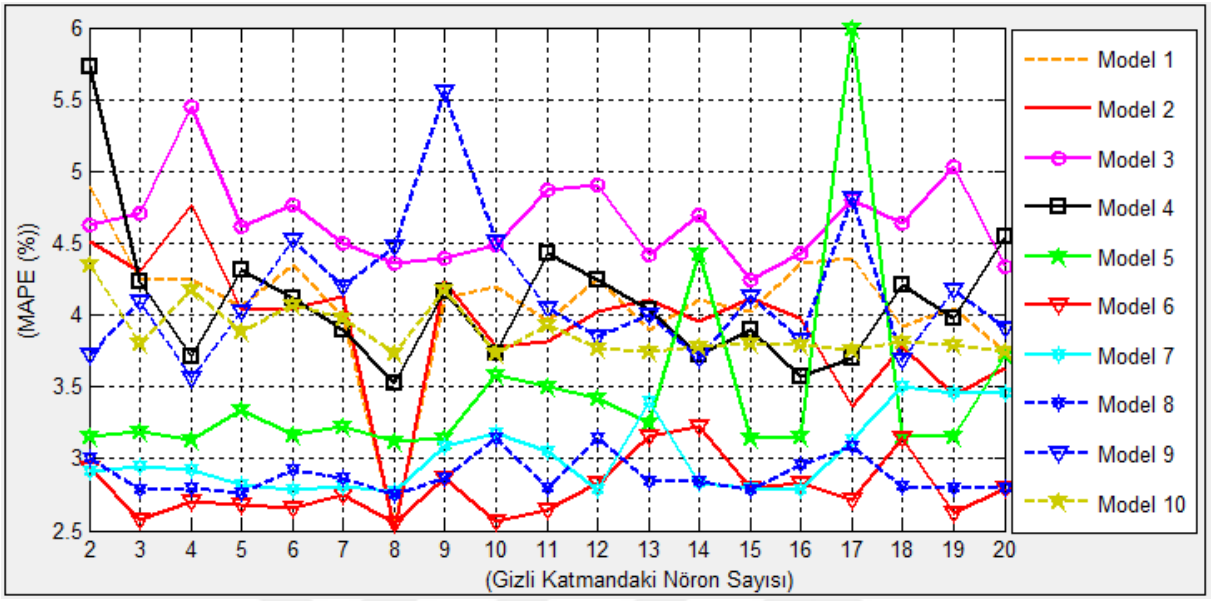
YSA Model	Veri Tipi	Gün Sınıflandırması	Mevsim Veri Girişi	Geçmiş Yük Veri Girişi (Gün Sınıflandırması) (t-7)	Sıcaklık Veri Girişi
Model 1	Tüm Günler	Hayır	Hayır	Evet	Evet
Model 2	Tüm Günler	Hayır	Evet	Evet	Evet
Model 3	Salı, Çarşamba, Perşembe ve Cuma	Evet	Hayır	Evet	Evet
Model 4	Salı, Çarşamba, Perşembe ve Cuma	Evet	Evet	Evet	Evet
Model 5	Cumartesi	Evet	Hayır	Evet	Evet
Model 6	Cumartesi	Evet	Evet	Evet	Evet
Model 7	Pazar	Evet	Hayır	Evet	Evet
Model 8	Pazar	Evet	Evet	Evet	Evet
Model 9	Pazartesi	Evet	Hayır	Evet	Evet
Model 10	Pazartesi	Evet	Evet	Evet	Evet

YSA ile tek katmanlı ve [2, 20] aralığında gizli katman nöron sayısından oluşan modellerin MAPE değerleri hesaplanmıştır. Geliştirilen modellerin gizli katmandaki nöron sayısına göre MAPE değerleri Tablo 11.2'de verilmiştir. Modellerin en iyi MAPE değeri, gizli katmandaki nöron sayısı 8 olduğunda elde edilmiştir. YSA eğitiminde gizli katmandaki nöron sayısı 8 olarak kullanılmıştır.

Tablo 11.2. Geliştirilen modellerin gizli katmandaki nöron sayısına göre MAPE değerleri

Gizli Katmandaki Nöron Sayısı	Model 1 MAPE Değeri (%)	Model 2 MAPE Değeri (%)	Model 3 MAPE Değeri (%)	Model 4 MAPE Değeri (%)	Model 5 MAPE Değeri (%)	Model 6 MAPE Değeri (%)	Model 7 MAPE Değeri (%)	Model 8 MAPE Değeri (%)	Model 9 MAPE Değeri (%)	Model 10 MAPE Değeri (%)
Gizli Katmandaki Nöron Sayısı 2	4,89%	4,51%	4,63%	5,73%	3,16%	2,94%	2,91%	3,00%	3,72%	4,35%
Gizli Katmandaki Nöron Sayısı 3	4,25%	4,30%	4,71%	4,23%	3,19%	2,58%	2,95%	2,78%	4,09%	3,80%
Gizli Katmandaki Nöron Sayısı 4	4,25%	4,76%	5,45%	3,71%	3,13%	2,70%	2,92%	2,79%	3,56%	4,18%
Gizli Katmandaki Nöron Sayısı 5	4,06%	4,04%	4,62%	4,31%	3,34%	2,68%	2,82%	2,76%	4,02%	3,88%
Gizli Katmandaki Nöron Sayısı 6	4,35%	4,05%	4,77%	4,12%	3,17%	2,66%	2,78%	2,92%	4,52%	4,07%
Gizli Katmandaki Nöron Sayısı 7	3,99%	4,13%	4,50%	3,90%	3,23%	2,75%	2,81%	2,87%	4,20%	3,98%
Gizli Katmandaki Nöron Sayısı 8	2,53%	2,51%	4,36%	3,52%	3,12%	2,55%	2,77%	2,75%	4,48%	3,73%
Gizli Katmandaki Nöron Sayısı 9	4,12%	4,23%	4,39%	4,16%	3,14%	2,87%	3,08%	2,87%	5,55%	4,17%
Gizli Katmandaki Nöron Sayısı 10	4,20%	3,78%	4,49%	3,74%	3,58%	2,56%	3,18%	3,14%	4,51%	3,74%
Gizli Katmandaki Nöron Sayısı 11	3,95%	3,82%	4,87%	4,43%	3,50%	2,64%	3,05%	2,79%	4,05%	3,93%
Gizli Katmandaki Nöron Sayısı 12	4,26%	4,02%	4,90%	4,24%	3,42%	2,83%	2,78%	3,14%	3,85%	3,77%
Gizli Katmandaki Nöron Sayısı 13	3,90%	4,11%	4,42%	4,03%	3,25%	3,16%	3,40%	2,84%	4,00%	3,75%
Gizli Katmandaki Nöron Sayısı 14	4,10%	3,96%	4,70%	3,72%	4,43%	3,22%	2,83%	2,84%	3,70%	3,78%
Gizli Katmandaki Nöron Sayısı 15	4,02%	4,12%	4,25%	3,90%	3,14%	2,80%	2,79%	2,78%	4,13%	3,80%
Gizli Katmandaki Nöron Sayısı 16	4,36%	3,98%	4,43%	3,57%	3,15%	2,83%	2,78%	2,96%	3,83%	3,79%
Gizli Katmandaki Nöron Sayısı 17	4,40%	3,36%	4,80%	3,70%	6,00%	2,71%	3,13%	3,08%	4,81%	3,76%
Gizli Katmandaki Nöron Sayısı 18	3,92%	3,78%	4,64%	4,21%	3,15%	3,14%	3,50%	2,81%	3,69%	3,82%
Gizli Katmandaki Nöron Sayısı 19	4,05%	3,45%	5,03%	3,98%	3,16%	2,62%	3,46%	2,79%	4,17%	3,79%
Gizli Katmandaki Nöron Sayısı 20	3,75%	3,63%	4,34%	4,55%	3,72%	2,80%	3,46%	2,79%	3,91%	3,75%

Şekil 11.1'de geliştirilen modellerin gizli katmandaki nöron sayısına göre MAPE değerlerinin karşılaşma grafiği yer almaktadır.



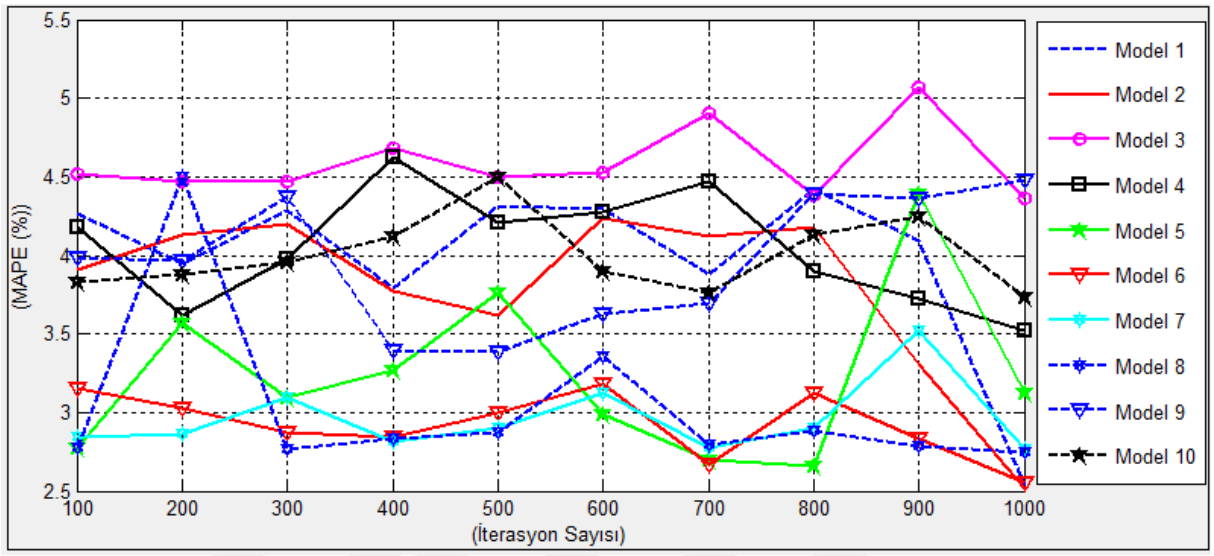
Şekil 11.1. Geliştirilen modellerin gizli katmandaki nöron sayısına göre MAPE değerlerinin karşılaştırma grafiği

Gizli katman nöron sayısı 8 ve [100, 1000] aralığında 100'er 100'er artan iterasyon değerinden oluşan modellerin MAPE değerleri hesaplanmıştır. Geliştirilen modellerin iterasyon sayısına göre MAPE değerleri Tablo 11.3'de verilmiştir. Modellerin en iyi MAPE değeri, iterasyon sayısı 1000 olduğunda elde edilmiştir.

Tablo 11.3. Geliştirilen modellerin iterasyon sayısına göre MAPE değerleri

İterasyon Sayısı	Model 1 MAPE Değeri (%)	Model 2 MAPE Değeri (%)	Model 3 MAPE Değeri (%)	Model 4 MAPE Değeri (%)	Model 5 MAPE Değeri (%)	Model 6 MAPE Değeri (%)	Model 7 MAPE Değeri (%)	Model 8 MAPE Değeri (%)	Model 9 MAPE Değeri (%)	Model 10 MAPE Değeri (%)
100	4,27%	3,91%	4,52%	4,18%	2,78%	3,15%	2,84%	2,78%	3,99%	3,83%
200	3,95%	4,13%	4,47%	3,62%	3,57%	3,03%	2,86%	4,50%	3,97%	3,88%
300	4,29%	4,20%	4,47%	3,98%	3,10%	2,87%	3,10%	2,77%	4,37%	3,96%
400	3,79%	3,77%	4,68%	4,62%	3,27%	2,84%	2,81%	2,83%	3,40%	4,12%
500	4,31%	3,62%	4,50%	4,21%	3,76%	3,00%	2,90%	2,87%	3,39%	4,50%
600	4,30%	4,24%	4,53%	4,28%	2,99%	3,18%	3,12%	3,36%	3,63%	3,90%
700	3,88%	4,12%	4,90%	4,47%	2,70%	2,67%	2,78%	2,80%	3,70%	3,76%
800	4,42%	4,18%	4,38%	3,90%	2,66%	3,12%	2,90%	2,88%	4,39%	4,13%
900	4,09%	3,31%	5,07%	3,72%	4,39%	2,83%	3,52%	2,79%	4,36%	4,25%
1000	2,53%	2,51%	4,36%	3,52%	3,12%	2,55%	2,77%	2,75%	4,48%	3,73%

Şekil 11.2'de geliştirilen modellerin iterasyon sayısına göre MAPE değerlerinin karşılaşma grafiği yer almaktadır.



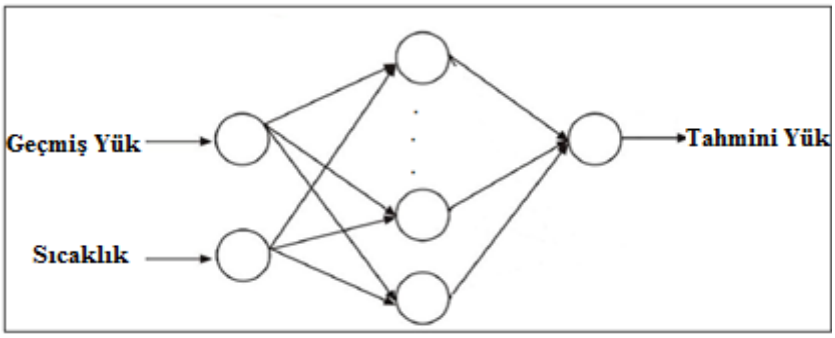
Şekil 11.2. Geliştirilen modellerin iterasyon sayısına göre MAPE değerlerinin karşılaştırma grafiği

Tablo 11.4'de YSA eğitiminde kullanılan parametreler yer almaktadır.

Tablo 11.4. YSA eğitiminde kullanılan parametreler

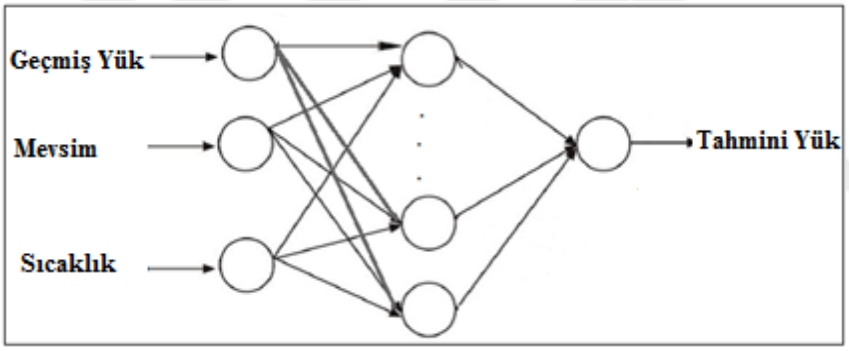
Algoritma	İleri beslemeli geri yayılım algoritması
Eğitim fonksiyonu	TRAINGDX
Öğrenme fonksiyonu	LEARNGDM
Aktivasyon fonksiyonu	TANSIG
Katman sayısı	Tek katman
Gizli katman nöron sayısı	8
İterasyon sayısı	1000
Öğrenme katsayısı	0.01

Sıcaklık, geçmiş yük giriş değişkenleri ve tahmini yük çıkış değişkeni kullanılan model Şekil 11.3'de gösterilmiştir.



Şekil 11.3. Sıcaklık ve geçmiş yük giriş verileri kullanılarak geliştirilen YSA modeli

Sıcaklık, geçmiş yük ve mevsim giriş değişkenleri ve tahmini yük çıkış değişkeni kullanılan model Şekil 11.4'de gösterilmiştir.



Şekil 11.4. Sıcaklık, geçmiş yük ve mevsim giriş verileri kullanılarak geliştirilen YSA modeli

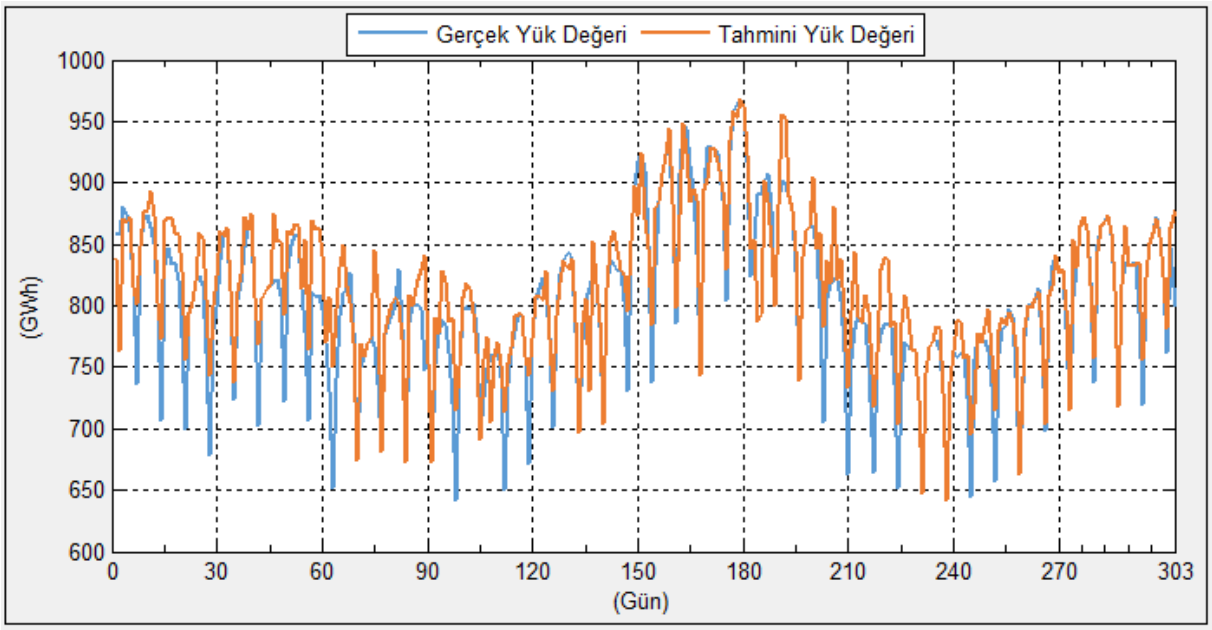
11.1. Model 1

Yük verilerinin tamamı herhangi bir kategoriye tabii tutulmadan modellemeleri yapılmıştır. Model 1' de giriş verisi olarak günlerin sıcaklığı ve geçmiş elektrik yük verisi kullanılmıştır. Tahmini yük çıkış değişkeni kullanılarak model oluşturulmuştur. Çıktı değişkeni günlük elektrik yük miktarıdır. Giriş verisinde kullanılan geçmiş yük değeri olarak o günün bir önceki haftasına *(t-7)* ait yük verisi ele alınmıştır. Model 1'de sıcaklık giriş verisi için aynı günün (*t*) sıcaklık değeri mi veya o günün bir önceki haftasına *(t-7)* ait sıcaklık değeri mi daha başarılı sonuç verdiği karşılaştırılmıştır. MAPE değerleri elde edilmiştir. Tablo 11.5'de MAPE değerleri karşılaştırması verilmiştir. Aynı günün sıcaklığı kullanılarak daha başarılı MAPE değeri elde edilmiştir. Sıcaklık giriş verisi, aynı günün (*t*) sıcaklığı kullanılarak oluşturulan Model 1'de gerçek yük değerleri ile tahmini yük değerleri arasındaki MAPE değeri % 2,53 elde edilmiştir.

Tablo 11.5. Model 1, sıcaklık MAPE değerleri karşılaştırması

YSA Model	Sıcaklık (t) MAPE Değeri (%)	Sıcaklık (t-7) MAPE Değeri (%)
Model 1	2,53%	4,25%

Sıcaklık giriş verisi, aynı günün (*t*) sıcaklığı kullanılarak oluşturulan Model 1'de gerçek yük değerleri ile tahmini yük değerlerinin grafiksel karşılaştırılması Şekil 11.5'de gösterilmiştir.



Şekil 11.5. Model 1, gerçek yük değerleri ile tahmini yük değerlerinin grafiksel karşılaştırılması

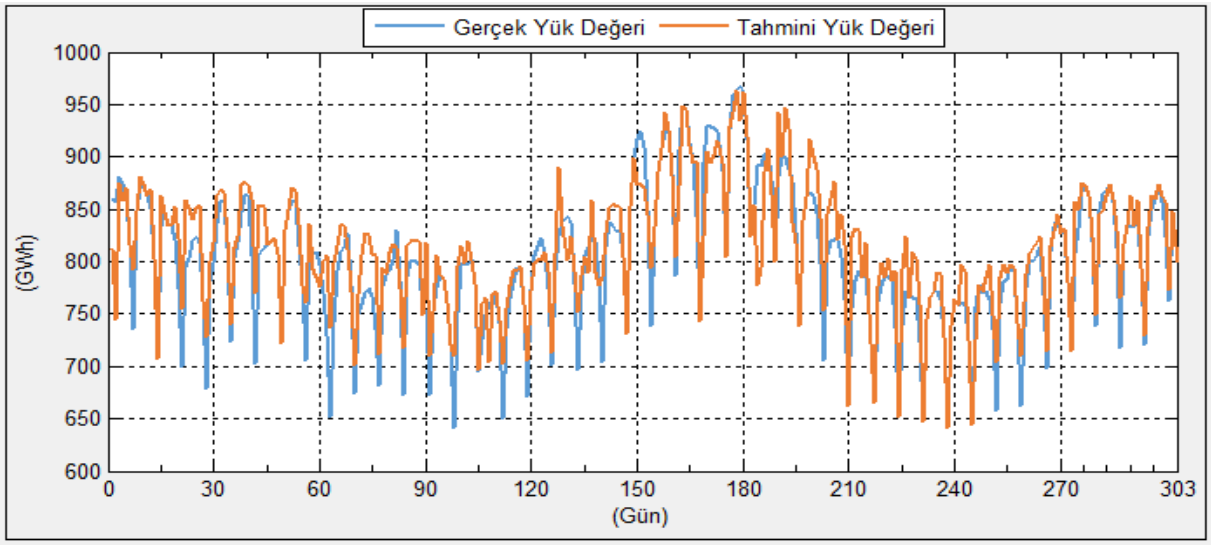
11.2. Model 2

Yük verilerinin tamamı herhangi bir kategoriye tabii tutulmadan modellemeleri yapılmıştır. Model 2' de giriş verisi olarak günlerin sıcaklığı ve geçmiş elektrik yük verisi kullanılmıştır. Tahmini yük çıkış değişkeni kullanılarak model oluşturulmuştur. Çıktı değişkeni günlük elektrik yük miktarıdır. Giriş verisinde kullanılan geçmiş yük değeri olarak o günün bir önceki haftasına *(t-7)* ait yük verisi ele alınmıştır. Mevsim giriş değerinin belirlenmesinde kış mevsimine ait gün için 1 değeri, ilkbahar mevsimine ait gün için 2 değeri, yaz mevsimine ait gün için 3 değeri, sonbahar mevsimine ait gün için 4 değeri girdi olarak kullanılmıştır. Model 2'de sıcaklık giriş verisi için aynı günün (*t*) sıcaklık değeri mi veya o günün bir önceki haftasına *(t-7)* ait sıcaklık değeri mi daha başarılı sonuç verdiği karşılaştırılmıştır. MAPE değerleri elde edilmiştir. Tablo 11.6'da MAPE değerleri karşılaştırması verilmiştir. Aynı günün sıcaklığı kullanılarak daha başarılı MAPE değeri elde edilmiştir. Sıcaklık giriş verisi, aynı günün (*t*) sıcaklığı kullanılarak oluşturulan Model 2'de gerçek yük değerleri ile tahmini yük değerleri arasındaki MAPE değeri % 2,51 elde edilmiştir.

Tablo 11.6. Model 2, sıcaklık MAPE değerleri karşılaştırması

YSA Model	Sıcaklık (t) MAPE Değeri (%)	Sıcaklık (t-7) MAPE Değeri (%)
Model 2	2,51%	4,07%

Sıcaklık giriş verisi, aynı günün (*t*) sıcaklığı kullanılarak oluşturulan Model 2'de gerçek yük değerleri ile tahmini yük değerlerinin grafiksel karşılaştırılması Şekil 11.6'de gösterilmiştir.



Şekil 11.6. Model 2, gerçek yük değerleri ile tahmini yük değerlerinin grafiksel karşılaştırılması

11.3. Model 1 ve Model 2 Uygulama Sonuçları

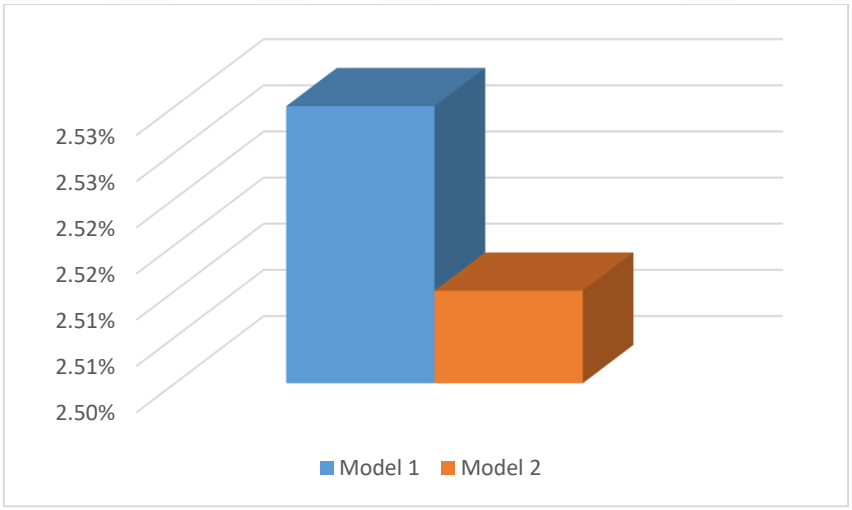
Tüm günler için geliştirilen modellerde mevsim kriteri eklendiğin de daha iyi sonuç verdiği gözlemlenmiştir. Model 1'de mevsim kriteri ele alınmamıştır Model 2'de mevsim kriteri ele alınmıştır. Aynı günün (t) sıcaklığı kullanılarak oluşturulan ve mevsim kriteri eklenen Model 2 daha başarılı sonuç vermiştir.

Tablo 11.7'de tüm günler için geliştirilen modellerde MAPE değerlerinin karşılaştırması yer almaktadır.

Tablo 11.7. Tüm günler için geliştirilen modellerde MAPE değerlerinin karşılaştırması

YSA Model	Veri Tipi	Gün Sınıflandırması	Mevsim Veri Girişi	Geçmiş Yük Veri Girişi (Gün Sınıflandırması) (t-7)	Sıcaklık Veri Girişi (t)	MAPE Değeri (%)
Model 1	Tüm Günler	Hayır	Hayır	Evet	Evet	% 2,53
Model 2	Tüm Günler	Hayır	Evet	Evet	Evet	% 2,51

Şekil 11.7' de tüm günler için geliştirilen modellerde MAPE değerlerinin karşılaştırma grafiği yer almaktadır.



Şekil 11.7. Tüm günler için geliştirilen modellerde MAPE değerlerinin karşılaştırma grafiği

Aynı günün (*t*) sıcaklığı kullanılarak oluşturulan Model 1 ve Model 2 için elektrik yük değerleri ile gerçek elektrik yük değerlerinin karşılaştırılması Tablo 11.8'de yer almaktadır.

Tablo 11.8. Model 1 ve Model 2 elektrik yük değerleri ile gerçek elektrik yük değerleri karşılaştırılması

Tarih	Gerçek Elektrik Yük Değeri (GWh)	Model 1 Tahmini Elektrik Yük Değeri (GWh)	Model 1 Hata Yüzdesi (%)	Model 2 Tahmini Elektrik Yük Değeri (GWh)	Model 2 Hata Yüzdesi (%)
7.1.2019	859,80479	837,95492	2,54126	811,45338	5,62353
8.1.2019	857,57139	763,71924	10,94395	744,05213	13,23730
9.1.2019	880,53790	871,11564	1,07006	875,42668	0,58047
10.1.2019	875,13117	867,14708	0,91233	859,04750	1,83786
11.1.2019	860,48502	871,63541	1,29583	870,54773	1,16942
12.1.2019	816,17356	816,17250	0,00013	816,17350	0,00001
13.1.2019	735,69810	800,93679	8,86759	792,15845	7,67439
14.1.2019	847,88096	847,88110	0,00002	847,88200	0,00012
15.1.2019	870,92923	876,84293	0,67901	881,28796	1,18939
16.1.2019	873,17863	877,94458	0,54582	873,17850	0,00001
17.1.2019	863,06112	893,08200	3,47842	863,06100	0,00001
18.1.2019	850,25314	873,24376	2,70397	868,99292	2,20402
19.1.2019	803,26139	803,26100	0,00005	803,26100	0,00005
20.1.2019	707,27530	773,41836	9,35181	707,27520	0,00001
21.1.2019	834,52777	869,02021	4,13317	862,75270	3,38214
22.1.2019	846,97260	872,35786	2,99718	846,97250	0,00001
23.1.2019	834,01178	870,51742	4,37711	834,01170	0,00001
24.1.2019	834,87463	859,72318	2,97632	834,87410	0,00006
25.1.2019	821,51566	857,32701	4,35918	853,12327	3,84747
26.1.2019	774,42486	827,70661	6,88017	822,54725	6,21395
27.1.2019	700,30503	756,11882	7,96993	755,48006	7,87871
28.1.2019	795,03721	795,03710	0,00001	858,82556	8,02332
29.1.2019	803,40697	803,40700	0,00000	851,28207	5,95901
30.1.2019	819,63213	819,63200	0,00002	840,54871	2,55195
31.1.2019	824,51455	858,82748	4,16159	850,57941	3,16124
1.2.2019	817,48704	855,57809	4,65953	853,50456	4,40588
2.2.2019	762,46687	805,44800	5,63712	762,46680	0,00001
3.2.2019	678,63793	742,88592	9,46720	728,51056	7,34893
4.2.2019	780,55183	800,67854	2,57852	799,66399	2,44854
5.2.2019	798,08777	823,48961	3,18284	818,28906	2,53121
6.2.2019	836,35098	861,14520	2,96457	862,42844	3,11800
7.2.2019	857,04487	857,04300	0,00022	869,34417	1,43508
8.2.2019	857,13966	863,44984	0,73619	866,09523	1,04482
9.2.2019	813,39235	813,39200	0,00004	819,98692	0,81075
10.2.2019	723,12071	737,97261	2,05386	739,36850	2,24690
11.2.2019	805,06567	811,17529	0,75890	813,01391	0,98728
12.2.2019	817,98435	826,07500	0,98910	823,25283	0,64408
13.2.2019	847,10214	871,39024	2,86720	873,36328	3,10012

14.2.2019	862,45381	862,45370	0,00001	876,84240	1,66833
15.2.2019	862,94530	874,25715	1,31084	872,55513	1,11361
16.2.2019	806,36127	806,36100	0,00003	859,17621	6,54979
17.2.2019	701,97365	768,49525	9,47637	769,30097	9,59115
18.2.2019	805,75805	805,75810	0,00001	853,97655	5,98424
19.2.2019	813,98804	813,98700	0,00013	851,74588	4,63862
20.2.2019	816,57653	816,57640	0,00002	816,57640	0,00002
21.2.2019	819,89801	874,81942	6,69857	819,89700	0,00012
22.2.2019	821,74215	852,07700	3,69153	821,74210	0,00001
23.2.2019	807,97628	851,88413	5,43430	807,97620	0,00001
24.2.2019	721,97702	793,60769	9,92146	721,97600	0,00014
25.2.2019	830,24581	860,50120	3,64415	830,24570	0,00001
26.2.2019	850,10604	857,52969	0,87326	850,10500	0,00012
27.2.2019	857,40823	866,37233	1,04549	870,08869	1,47893
28.2.2019	856,51366	864,71821	0,95790	867,28716	1,25783
1.3.2019	814,66441	814,66400	0,00005	835,59791	2,56959
2.3.2019	778,16031	853,15250	9,63711	778,16020	0,00001
3.3.2019	706,25098	764,47438	8,24401	760,63524	7,70042
4.3.2019	811,92173	869,30135	7,06714	835,50828	2,90503
5.3.2019	807,74729	862,40049	6,76613	791,94587	1,95623
6.3.2019	808,46643	864,19844	6,89355	784,50779	2,96347
7.3.2019	797,39661	841,02778	5,47170	776,25157	2,65176
8.3.2019	769,94541	769,94440	0,00013	800,14540	3,92235
9.3.2019	730,04691	807,00078	10,54095	806,70707	10,50072
10.3.2019	651,55315	750,93092	15,25244	737,08583	13,12751
11.3.2019	740,90063	796,86688	7,55381	799,06390	7,85035
12.3.2019	791,55056	831,31232	5,02327	815,46526	3,02125
13.3.2019	809,59924	849,07932	4,87650	834,94579	3,13075
14.3.2019	815,43685	815,43600	0,00010	834,18727	2,29943
15.3.2019	826,73383	802,27381	2,95863	812,58640	1,71124
16.3.2019	778,12233	770,85546	0,93390	770,83095	0,93705
17.3.2019	673,86213	673,86200	0,00002	700,48047	3,95012
18.3.2019	749,89881	768,65216	2,50078	769,18053	2,57124
19.3.2019	759,30960	759,30950	0,00001	805,77962	6,12004
20.3.2019	769,56762	769,56700	0,00008	827,00514	7,46361
21.3.2019	774,52213	774,51100	0,00144	825,55054	6,58837
22.3.2019	767,04793	845,54227	10,23330	807,39345	5,25984
23.3.2019	735,71627	806,97790	9,68602	806,68623	9,64638
24.3.2019	681,33852	681,33700	0,00022	712,25709	4,53792
25.3.2019	777,79469	777,79400	0,00009	793,95776	2,07806
26.3.2019	786,23885	791,82936	0,71104	788,57508	0,29714
27.3.2019	793,21324	801,07082	0,99060	809,39307	2,03978
28.3.2019	801,88664	806,79156	0,61167	816,30861	1,79850
29.3.2019	829,52138	801,87826	3,33242	812,76883	2,01954
30.3.2019	781,99984	773,05223	1,14420	774,11692	1,00805

31.3.2019	672,90468	672,90410	0,00009	717,08115	6,56504
1.4.2019	787,25878	808,56990	2,70700	815,56817	3,59594
2.4.2019	799,75804	799,75000	0,00101	820,18485	2,55412
3.4.2019	800,71981	821,64916	2,61382	819,01929	2,28538
4.4.2019	797,28704	829,53072	4,04417	819,90984	2,83747
5.4.2019	748,32280	840,37398	12,30100	748,32270	0,00001
6.4.2019	753,26699	753,26600	0,00013	818,09561	8,60633
7.4.2019	672,11994	672,11900	0,00014	709,84694	5,61314
8.4.2019	751,31286	790,13929	5,16781	751,31280	0,00001
9.4.2019	776,77107	776,77120	0,00002	806,19592	3,78810
10.4.2019	788,58875	828,47156	5,05749	788,58870	0,00001
11.4.2019	784,04788	819,37721	4,50602	784,04780	0,00001
12.4.2019	761,23070	787,02066	3,38793	761,23060	0,00001
13.4.2019	721,24446	790,37792	9,58530	721,24440	0,00001
14.4.2019	641,14815	714,50774	11,44191	710,02387	10,74256
15.4.2019	751,08528	751,08400	0,00017	795,66236	5,93502
16.4.2019	796,94904	807,61535	1,33839	814,88649	2,25077
17.4.2019	798,82897	818,96204	2,52032	798,82800	0,00012
18.4.2019	797,27612	814,53255	2,16442	819,16353	2,74527
19.4.2019	802,42114	793,92152	1,05925	801,65979	0,09488
20.4.2019	778,74139	762,28088	2,11373	778,74130	0,00001
21.4.2019	695,62104	691,07883	0,65297	696,95622	0,19194
6.5.2019	725,59584	756,80858	4,30167	758,97626	4,60042
7.5.2019	749,45956	775,17381	3,43104	765,53813	2,14536
8.5.2019	759,15175	704,86420	7,15108	704,54466	7,19317
9.5.2019	759,39628	759,39620	0,00001	768,38833	1,18411
10.5.2019	769,70388	769,70380	0,00001	771,15327	0,18831
11.5.2019	742,13636	751,33954	1,24009	744,33233	0,29590
12.5.2019	649,73209	714,43582	9,95853	701,94770	8,03648
13.5.2019	736,16321	752,92828	2,27736	754,52455	2,49419
14.5.2019	765,93006	765,93000	0,00001	777,70018	1,53671
15.5.2019	779,24495	792,08434	1,64767	790,89447	1,49497
16.5.2019	793,52225	792,29356	0,15484	791,06706	0,30940
17.5.2019	790,92299	793,32656	0,30389	794,81173	0,49167
18.5.2019	759,26429	759,26400	0,00004	759,26420	0,00001
19.5.2019	671,14679	743,71297	10,81227	705,21169	5,07563
20.5.2019	772,44619	772,62726	0,02344	771,15480	0,16718
21.5.2019	805,77761	806,76868	0,12300	799,05437	0,83438
22.5.2019	814,38528	807,99455	0,78473	801,55731	1,57517
23.5.2019	822,23196	804,67325	2,13549	801,81438	2,48319
24.5.2019	807,47325	827,80141	2,51750	808,44311	0,12011
25.5.2019	773,85297	773,85100	0,00025	790,97402	2,21244
26.5.2019	700,46093	731,40192	4,41723	713,52729	1,86540
27.5.2019	791,41219	791,41230	0,00001	807,61028	2,04673
28.5.2019	824,84091	817,84732	0,84787	889,74904	7,86917

29.5.2019	837,20117	837,20100	0,00002	834,32759	0,34324
30.5.2019	843,91015	830,07010	1,63999	802,19902	4,94260
31.5.2019	837,83889	837,83880	0,00001	823,72113	1,68502
1.6.2019	779,45735	787,38352	1,01688	790,96380	1,47621
2.6.2019	696,62827	696,62800	0,00004	752,22121	7,98029
10.6.2019	771,20764	785,86670	1,90079	786,84714	2,02792
11.6.2019	805,35744	805,35700	0,00005	804,75327	0,07502
12.6.2019	814,12576	730,22508	10,30562	788,78304	3,11288
13.6.2019	824,19814	852,30583	3,41031	858,64229	4,17911
14.6.2019	818,73285	818,73200	0,00010	788,87782	3,64649
15.6.2019	782,33498	787,56331	0,66830	777,51536	0,61606
16.6.2019	704,05967	704,06000	0,00005	784,48451	11,42301
17.6.2019	813,98993	813,98900	0,00011	827,45901	1,65470
18.6.2019	836,88378	852,48562	1,86428	850,93574	1,67908
19.6.2019	833,75912	861,27269	3,29994	854,83371	2,52766
20.6.2019	828,89650	845,52919	2,00661	853,03379	2,91198
21.6.2019	830,23633	830,23600	0,00004	852,72539	2,70875
22.6.2019	804,34927	824,74490	2,53567	804,34920	0,00001
23.6.2019	730,49243	795,15393	8,85177	730,49230	0,00002
24.6.2019	852,21984	852,21900	0,00010	852,21970	0,00002
25.6.2019	898,22379	898,22300	0,00009	898,22370	0,00001
26.6.2019	916,78549	873,88775	4,67915	873,32716	4,74029
27.6.2019	924,24961	924,24900	0,00007	873,31798	5,51059
28.6.2019	909,56841	871,24967	4,21285	870,34309	4,31252
29.6.2019	849,66128	847,02639	0,31011	844,58479	0,59747
30.6.2019	738,24919	784,38912	6,24991	793,97172	7,54793
1.7.2019	832,86490	879,14430	5,55665	832,86480	0,00001
2.7.2019	885,41040	885,41000	0,00005	885,41030	0,00001
3.7.2019	907,21721	907,21700	0,00002	907,21710	0,00001
4.7.2019	922,30517	922,30500	0,00002	942,12325	2,14876
5.7.2019	925,63529	944,07315	1,99191	925,63520	0,00001
6.7.2019	883,70153	883,11614	0,06624	882,36227	0,15155
7.7.2019	786,54784	797,97507	1,45283	804,76203	2,31571
8.7.2019	906,90689	873,21434	3,71511	872,56434	3,78678
9.7.2019	948,10208	948,10200	0,00001	948,10200	0,00001
10.7.2019	944,78110	924,68472	2,12709	944,78100	0,00001
11.7.2019	914,06632	884,17500	3,27015	911,46785	0,28428
12.7.2019	894,60159	894,60150	0,00001	894,60150	0,00001
13.7.2019	842,82728	886,44071	5,17466	895,45039	6,24364
14.7.2019	743,69989	743,69900	0,00012	743,69950	0,00005
22.7.2019	894,25625	894,25600	0,00003	823,28277	7,93659
23.7.2019	928,92140	902,82819	2,80898	904,38734	2,64113
24.7.2019	928,40676	928,40600	0,00008	893,81084	3,72638
25.7.2019	926,86791	926,86700	0,00010	901,30690	2,75778
26.7.2019	923,85047	917,53869	0,68320	915,32304	0,92303

27.7.2019	886,20649	893,34810	0,80586	894,03305	0,88315
28.7.2019	804,01217	830,14856	3,25075	804,01210	0,00001
29.7.2019	926,49845	933,68100	0,77524	929,47459	0,32122
30.7.2019	958,86272	958,86200	0,00008	941,65563	1,79453
31.7.2019	963,68831	952,93540	1,11581	963,68820	0,00001
1.8.2019	968,04798	968,04700	0,00010	934,45674	3,47000
2.8.2019	962,46903	962,46800	0,00011	962,46800	0,00011
3.8.2019	917,29178	922,53045	0,57110	919,35962	0,22543
4.8.2019	823,43108	846,82372	2,84087	823,43100	0,00001
19.8.2019	853,88435	853,88400	0,00004	853,88430	0,00001
20.8.2019	891,04974	787,87060	11,57950	777,40244	12,75432
21.8.2019	891,71801	792,98005	11,07278	794,67923	10,88223
22.8.2019	901,40340	901,40300	0,00004	885,79956	1,73106
23.8.2019	907,22241	884,12626	2,54581	907,22230	0,00001
24.8.2019	877,75938	847,85999	3,40633	864,32284	1,53078
25.8.2019	799,81516	799,81500	0,00002	799,81510	0,00001
2.9.2019	881,45134	881,45120	0,00002	942,66667	6,94483
3.9.2019	901,08038	955,87423	6,08091	901,08030	0,00001
4.9.2019	899,62104	952,27833	5,85327	947,11395	5,27921
5.9.2019	888,97780	888,97700	0,00009	926,84903	4,26009
6.9.2019	877,05884	877,05800	0,00010	837,16862	4,54818
7.9.2019	827,97394	845,44420	2,11000	817,73300	1,23687
8.9.2019	738,92951	738,92900	0,00007	738,92940	0,00001
9.9.2019	839,07091	839,07000	0,00011	839,07080	0,00001
10.9.2019	860,69035	860,69000	0,00004	860,69030	0,00001
11.9.2019	865,64751	865,64700	0,00006	916,85701	5,91574
12.9.2019	863,46819	904,17829	4,71472	900,28167	4,26344
13.9.2019	845,98611	845,98600	0,00001	888,17404	4,98683
14.9.2019	798,04513	858,69999	7,60043	841,31333	5,42177
15.9.2019	705,28420	782,37541	10,93052	753,99505	6,90656
16.9.2019	807,06626	837,28805	3,74465	845,24244	4,73024
17.9.2019	819,04406	819,04400	0,00001	859,45850	4,93434
18.9.2019	820,81343	880,26557	7,24308	876,69123	6,80761
19.9.2019	820,97320	820,97300	0,00002	820,97310	0,00001
20.9.2019	804,15573	838,00723	4,20957	845,34515	5,12207
21.9.2019	763,56069	791,31612	3,63500	816,60805	6,94737
22.9.2019	662,40846	733,79156	10,77630	662,40840	0,00001
23.9.2019	755,72283	796,21635	5,35825	824,01043	9,03606
24.9.2019	781,99366	843,32262	7,84264	831,19272	6,29149
25.9.2019	790,83509	790,83500	0,00001	829,50704	4,89001
26.9.2019	785,49659	785,49600	0,00008	785,49650	0,00001
27.9.2019	785,27030	808,68104	2,98123	817,69855	4,12957
28.9.2019	751,04082	795,82407	5,96283	751,04070	0,00002
29.9.2019	664,94502	717,71790	7,93643	664,94600	0,00015
30.9.2019	761,37959	761,37900	0,00008	775,37909	1,83870

1.10.2019	778,00636	830,17144	6,70497	798,68983	2,65852
2.10.2019	784,80093	837,64437	6,73336	784,80080	0,00002
3.10.2019	785,72779	838,66430	6,73726	803,06854	2,20697
4.10.2019	782,61468	782,61460	0,00001	782,61460	0,00001
5.10.2019	736,92944	786,67415	6,75027	791,45236	7,39866
6.10.2019	651,36653	703,32777	7,97727	651,36640	0,00002
7.10.2019	738,45554	785,74902	6,40438	792,63262	7,33654
8.10.2019	770,85888	807,98802	4,81659	824,39963	6,94560
9.10.2019	765,44796	789,77316	3,17790	765,44700	0,00013
10.10.2019	765,05423	765,05400	0,00003	808,28121	5,65018
11.10.2019	763,60689	763,60600	0,00012	803,62003	5,24002
12.10.2019	724,28899	724,28800	0,00014	759,77285	4,89913
13.10.2019	647,79490	647,79400	0,00014	647,79480	0,00002
14.10.2019	744,42918	744,42900	0,00002	744,42820	0,00013
15.10.2019	765,95274	765,95200	0,00010	765,95260	0,00002
16.10.2019	771,71979	771,71900	0,00010	771,71970	0,00001
17.10.2019	771,34292	782,91807	1,50065	789,15676	2,30946
18.10.2019	764,36860	782,22504	2,33610	787,88768	3,07693
19.10.2019	728,72631	728,72600	0,00004	728,72620	0,00002
20.10.2019	641,37388	641,37300	0,00014	641,37380	0,00001
21.10.2019	738,24156	738,24100	0,00008	738,24150	0,00001
22.10.2019	763,34846	763,34800	0,00006	763,34840	0,00001
23.10.2019	757,89252	786,73626	3,80578	757,89240	0,00002
24.10.2019	761,19347	786,61531	3,33973	797,39314	4,75565
25.10.2019	757,33651	757,33600	0,00007	791,64464	4,53010
26.10.2019	725,30426	760,38159	4,83622	725,30420	0,00001
27.10.2019	643,92750	695,10297	7,94740	643,92740	0,00002
4.11.2019	756,38430	718,75090	4,97543	725,05900	4,14145
5.11.2019	777,77686	777,77600	0,00011	777,77680	0,00001
6.11.2019	770,39344	770,82277	0,05573	771,54899	0,14999
7.11.2019	771,08765	783,23189	1,57495	784,57745	1,74945
8.11.2019	763,61076	797,65144	4,45786	796,78534	4,34444
9.11.2019	735,60364	760,54831	3,39105	748,64859	1,77337
10.11.2019	657,59482	715,04059	8,73574	704,81655	7,18098
11.11.2019	759,93944	779,87780	2,62368	784,71765	3,26055
12.11.2019	780,20587	790,45638	1,31382	797,69153	2,24116
13.11.2019	784,08780	784,08700	0,00010	789,39700	0,67712
14.11.2019	796,67491	793,87248	0,35177	796,67480	0,00001
15.11.2019	791,08491	786,80164	0,54144	794,49017	0,43045
16.11.2019	742,11710	767,14188	3,37208	742,11710	0,00000
17.11.2019	662,65414	662,65420	0,00001	710,13808	7,16572
18.11.2019	774,36123	781,83930	0,96571	787,84450	1,74121
19.11.2019	799,48303	799,48200	0,00013	807,22472	0,96834
20.11.2019	799,55038	798,04000	0,18890	813,15291	1,70127
21.11.2019	805,27625	805,27600	0,00003	818,00792	1,58103

22.11.2019	813,51076	811,18837	0,28548	824,41671	1,34060
23.11.2019	768,60772	782,38522	1,79253	786,62755	2,34448
24.11.2019	697,86643	703,53371	0,81209	714,08627	2,32420
25.11.2019	808,66014	808,66000	0,00002	814,24077	0,69011
26.11.2019	832,52853	815,50017	2,04538	828,59169	0,47288
27.11.2019	840,95542	840,95500	0,00005	845,42149	0,53107
28.11.2019	826,23053	826,23000	0,00006	826,23040	0,00002
29.11.2019	829,05096	829,05200	0,00013	831,78534	0,32982
30.11.2019	781,17120	796,68382	1,98582	781,17110	0,00001
1.12.2019	715,21460	715,21400	0,00008	715,21450	0,00001
2.12.2019	807,37919	853,67881	5,73456	856,34429	6,06470
3.12.2019	831,02169	831,02100	0,00008	849,52365	2,22641
4.12.2019	865,56709	865,56700	0,00001	874,48695	1,03052
5.12.2019	872,56759	872,66700	0,01139	872,56750	0,00001
6.12.2019	862,71575	862,71500	0,00009	862,71570	0,00001
7.12.2019	820,15312	816,88296	0,39873	824,09359	0,48046
8.12.2019	738,04764	758,16848	2,72623	749,66685	1,57432
9.12.2019	849,06612	843,93392	0,60445	845,55040	0,41407
10.12.2019	864,54542	864,54500	0,00005	848,82581	1,81825
11.12.2019	869,27268	868,34680	0,10651	862,32456	0,79930
12.12.2019	873,32583	873,32440	0,00016	873,32570	0,00001
13.12.2019	857,27732	859,69703	0,28226	860,11613	0,33114
14.12.2019	812,84182	812,84100	0,00010	829,23511	2,01679
15.12.2019	717,41167	717,41100	0,00009	764,82394	6,60880
16.12.2019	817,16155	817,16140	0,00002	817,16150	0,00001
17.12.2019	834,76952	864,99608	3,62095	834,76940	0,00001
18.12.2019	832,89516	832,89510	0,00001	863,25844	3,64551
19.12.2019	834,39019	832,95663	0,17181	834,39010	0,00001
20.12.2019	833,94101	833,94000	0,00012	857,73494	2,85319
21.12.2019	793,83207	835,34953	5,23001	793,83210	0,00000
22.12.2019	720,13693	755,98479	4,97792	729,21298	1,26032
23.12.2019	823,27871	823,27860	0,00001	832,96751	1,17686
24.12.2019	850,51580	850,55170	0,00422	863,52030	1,52901
25.12.2019	859,26977	859,26900	0,00009	859,26970	0,00001
26.12.2019	872,00095	870,76586	0,14164	872,81404	0,09324
27.12.2019	856,58415	856,58400	0,00002	863,25720	0,77903
28.12.2019	824,61702	824,62700	0,00121	857,65717	4,00673
29.12.2019	761,80278	782,17601	2,67434	772,66079	1,42530
30.12.2019	847,74216	863,22755	1,82666	847,74210	0,00001
31.12.2019	798,62657	878,29100	9,97518	798,62650	0,00001

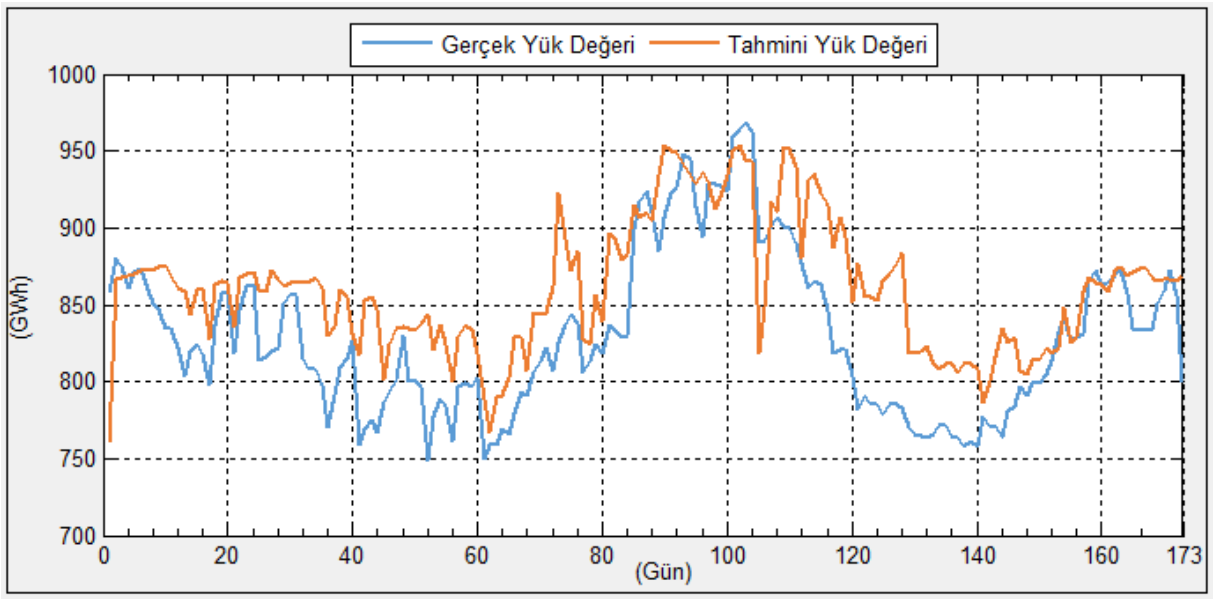
11.4. Model 3

Model 3' de giriş verisi olarak salı, çarşamba, perşembe ve cuma günlerinin sıcaklığı ve geçmiş elektrik yük verisi kullanılmıştır. Tahmini yük çıkış değişkeni kullanılarak model oluşturulmuştur. Çıktı değişkeni günlük elektrik yük miktarıdır. Giriş verisinde kullanılan geçmiş yük değeri olarak o günün bir önceki haftasına *(t-7)* ait yük verisi ele alınmıştır. Model 3'de sıcaklık giriş verisi için aynı günün (*t*) sıcaklık değeri mi veya o günün bir önceki haftasına *(t-7)* ait sıcaklık değeri mi daha başarılı sonuç verdiği karşılaştırılmıştır. MAPE değerleri elde edilmiştir. Tablo 11.9'da MAPE değerleri karşılaştırması verilmiştir. Aynı günün sıcaklığı kullanılarak daha başarılı MAPE değeri elde edilmiştir. Sıcaklık giriş verisi, aynı günün (*t*) sıcaklığı kullanılarak oluşturulan Model 3'de gerçek yük değerleri ile tahmini yük değerleri arasındaki MAPE değeri % 4,36 elde edilmiştir.

Tablo 11.9. Model 3, sıcaklık MAPE değerleri karşılaştırması

YSA Model	Sıcaklık (t) MAPE Değeri (%)	Sıcaklık (t-7) MAPE Değeri (%)
Model 3	% 4,36	% 5,82

Sıcaklık giriş verisi, aynı günün (*t*) sıcaklığı kullanılarak oluşturulan Model 3'de gerçek yük değerleri ile tahmini yük değerlerinin grafiksel karşılaştırılması Şekil 11.8'de gösterilmiştir.



Şekil 11.8. Model 3, gerçek yük değerleri ile tahmini yük değerlerinin grafiksel karşılaştırılması

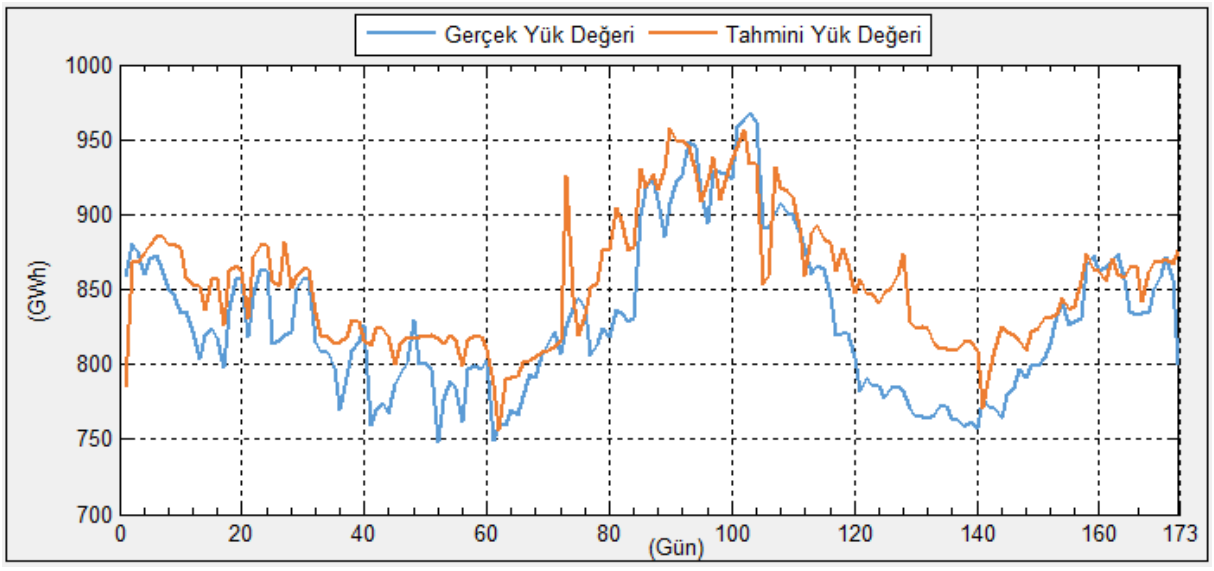
11.5. Model 4

Model 4' de giriş verisi olarak salı, çarşamba, perşembe ve cuma günlerinin sıcaklığı, mevsimi ve geçmiş elektrik yük verisi kullanılmıştır. Tahmini yük çıkış değişkeni kullanılarak model oluşturulmuştur. Çıktı değişkeni günlük elektrik yük miktarıdır. Giriş verisinde kullanılan geçmiş yük değeri olarak o günün bir önceki haftasına *(t-7)* ait yük verisi ele alınmıştır. Mevsim giriş değerinin belirlenmesinde kış mevsimine ait gün için 1 değeri, ilkbahar mevsimine ait gün için 2 değeri, yaz mevsimine ait gün için 3 değeri, sonbahar mevsimine ait gün için 4 değeri girdi olarak kullanılmıştır. Model 4'de sıcaklık giriş verisi için aynı günün (*t*) sıcaklık değeri mi veya o günün bir önceki haftasına *(t-7)* ait sıcaklık değeri mi daha başarılı sonuç verdiği karşılaştırılmıştır. MAPE değerleri elde edilmiştir. Tablo 11.10'da MAPE değerleri karşılaştırması verilmiştir. Aynı günün sıcaklığı kullanılarak daha başarılı MAPE değeri elde edilmiştir. Sıcaklık giriş verisi, aynı günün (*t*) sıcaklığı kullanılarak oluşturulan Model 4'de gerçek yük değerleri ile tahmini yük değerleri arasındaki MAPE değeri % 3,52 elde edilmiştir.

Tablo 11.10. Model 4, sıcaklık MAPE değerleri karşılaştırması

YSA Model	Sıcaklık (t) MAPE Değeri (%)	Sıcaklık (t-7) MAPE Değeri (%)
Model 4	% 3,52	%5,16

Sıcaklık giriş verisi, aynı günün (*t*) sıcaklığı kullanılarak oluşturulan Model 4'de gerçek yük değerleri ile tahmini yük değerlerinin grafiksel karşılaştırılması Şekil 11.9'da gösterilmiştir.



Şekil 11.9. Model 11, gerçek yük değerleri ile tahmini yük değerlerinin grafiksel karşılaştırılması

11.6. Model 3 ve Model 4 Uygulama Sonuçları

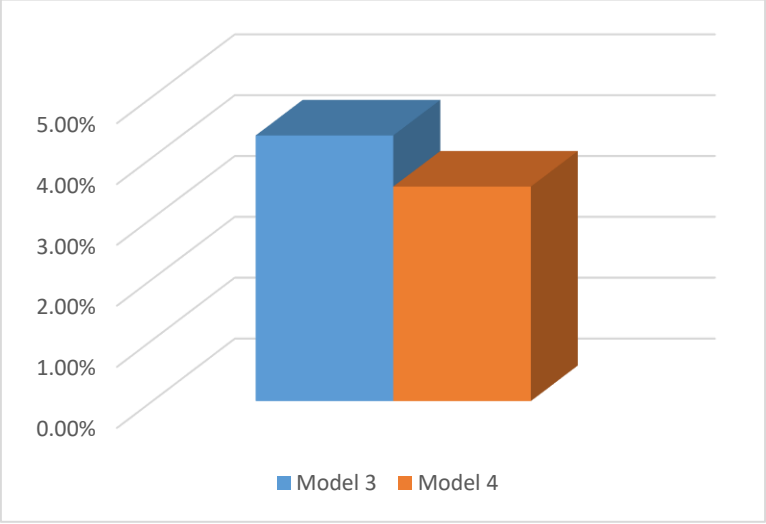
Salı, çarşamba, perşembe ve cuma günleri için geliştirilen modellerde mevsim kriteri eklendiğin de daha iyi sonuç verdiği gözlemlenmiştir. Model 3'de mevsim kriteri ele alınmamıştır Model 4'de mevsim kriteri ele alınmıştır. Aynı günün (*t*) sıcaklığı kullanılarak oluşturulan ve mevsim kriteri eklenen Model 4 daha başarılı sonuç vermiştir.

Tablo 11.11'de salı, çarşamba, perşembe ve cuma günleri için geliştirilen modellerde MAPE değerlerinin karşılaştırması yer almaktadır.

Tablo 11.11. Salı, çarşamba, perşembe ve cuma günleri için geliştirilen modellerde MAPE değerlerinin karşılaştırması

YSA Model	Veri Tipi	Gün Sınıflandırması	Mevsim Veri Girişi	Geçmiş Yük Veri Girişi (Gün Sınıflandırması) (t-7)	Sıcaklık Veri Girişi (t)	MAPE Değeri (%)
Model 3	Salı, Çarşamba, Perşembe ve Cuma	Evet	Hayır	Evet	Evet	% 4,36
Model 4	Salı, Çarşamba, Perşembe ve Cuma	Evet	Evet	Evet	Evet	% 3,52

Şekil 11.10' da salı, çarşamba, perşembe ve cuma günleri için geliştirilen modellerde MAPE değerlerinin karşılaştırma grafiği yer almaktadır.



Şekil 11.10. Salı, çarşamba, perşembe ve cuma günleri için geliştirilen modellerde MAPE değerlerinin karşılaştırma grafiği

Aynı günün (*t*) sıcaklığı kullanılarak oluşturulan Model 3 ve Model 4 için elektrik yük değerleri ile gerçek elektrik yük değerlerinin karşılaştırılması Tablo 11.12'de yer almaktadır.

Tablo 11.12. Model 3 ve Model 4 elektrik yük değerleri ile gerçek elektrik yük değerleri karşılaştırılması

Tarih	Gerçek Elektrik Yük Değeri (GWh)	Model 3 Tahmini Elektrik Yük Değeri (GWh)	Model 3 Hata Yüzdesi (%)	Model 4 Tahmini Elektrik Yük Değeri (GWh)	Model 4 Hata Yüzdesi (%)
8.1.2019	857,57139	760,53025	11,31581	784,68136	8,49959
9.1.2019	880,53790	866,23143	1,62474	868,55257	1,36114
10.1.2019	875,13117	867,29639	0,89527	867,57917	0,86296
11.1.2019	860,48502	868,41755	0,92187	873,69441	1,53511
15.1.2019	870,92923	870,11881	0,09305	879,72063	1,00943
16.1.2019	873,17863	871,88987	0,14759	884,75451	1,32572
17.1.2019	863,06112	873,49264	1,20866	886,14615	2,67479
18.1.2019	850,25314	871,78888	2,53286	878,90667	3,37000
22.1.2019	846,97260	874,49491	3,24949	880,26358	3,93059
23.1.2019	834,01178	875,41442	4,96427	877,36311	5,19793
24.1.2019	834,87463	868,85093	4,06963	857,59332	2,72121
25.1.2019	821,51566	860,99798	4,80603	853,17449	3,85371
29.1.2019	803,40697	858,98404	6,91767	851,92082	6,03852
30.1.2019	819,63213	843,24241	2,88059	836,10085	2,00928
31.1.2019	824,51455	859,78564	4,27780	857,09084	3,95097
1.2.2019	817,48704	860,65187	5,28019	857,96112	4,95104
5.2.2019	798,08777	827,89671	3,73504	825,72251	3,46262
6.2.2019	836,35098	863,67876	3,26750	862,16773	3,08683
7.2.2019	857,04487	865,35660	0,96981	866,06318	1,05226
8.2.2019	857,13966	864,18462	0,82191	862,78585	0,65872
12.2.2019	817,98435	835,62756	2,15691	831,02562	1,59432
13.2.2019	847,10214	867,22424	2,37540	871,30289	2,85689
14.2.2019	862,45381	870,50013	0,93296	879,66946	1,99612
15.2.2019	862,94530	870,87461	0,91887	879,09378	1,87132
19.2.2019	813,98804	859,51388	5,59294	855,97255	5,15788
20.2.2019	816,57653	859,06358	5,20307	851,97129	4,33453
21.2.2019	819,89801	871,87691	6,33968	881,14745	7,47037
22.2.2019	821,74215	867,02019	5,51001	851,27047	3,59338
26.2.2019	850,10604	862,47765	1,45530	859,23962	1,07441
27.2.2019	857,40823	864,59347	0,83802	863,56630	0,71822
28.2.2019	856,51366	864,59538	0,94356	863,92489	0,86528
1.3.2019	814,66441	864,11082	6,06954	834,13877	2,39048
5.3.2019	807,74729	863,94151	6,95691	818,92740	1,38411
6.3.2019	808,46643	867,63787	7,31897	818,17274	1,20058
7.3.2019	797,39661	860,32409	7,89162	814,05195	2,08871
8.3.2019	769,94541	829,54919	7,74130	814,75323	5,81961
12.3.2019	791,55056	835,31794	5,52932	818,58170	3,41496
13.3.2019	809,59924	859,19776	6,12631	829,51714	2,46022

14.3.2019	815,43685	855,68540	4,93583	828,14708	1,55870
15.3.2019	826,73383	831,29436	0,55163	816,28931	1,26335
19.3.2019	759,30960	816,98494	7,59576	812,78399	7,04250
20.3.2019	769,56762	852,73956	10,80762	824,18805	7,09755
21.3.2019	774,52213	855,19667	10,41604	824,51377	6,45451
22.3.2019	767,04793	846,59971	10,37116	818,85306	6,75383
26.3.2019	786,23885	801,54921	1,94729	800,58454	1,82460
27.3.2019	793,21324	824,50356	3,94476	813,92788	2,61148
28.3.2019	801,88664	834,36098	4,04974	817,82667	1,98782
29.3.2019	829,52138	835,59520	0,73221	817,72940	1,42154
2.4.2019	799,75804	835,11356	4,42078	818,84778	2,38694
3.4.2019	800,71981	832,83368	4,01062	818,40614	2,20880
4.4.2019	797,28704	837,78340	5,07927	819,61174	2,80008
5.4.2019	748,32280	843,69139	12,74431	817,38402	9,22880
9.4.2019	776,77107	821,02099	5,69665	814,24436	4,82424
10.4.2019	788,58875	837,12296	6,15456	819,48111	3,91742
11.4.2019	784,04788	824,53112	5,16336	816,11444	4,08987
12.4.2019	761,23070	799,91138	5,08134	799,36005	5,00891
16.4.2019	796,94904	829,29382	4,05858	816,36204	2,43592
17.4.2019	798,82897	836,48529	4,71394	819,34812	2,56865
18.4.2019	797,27612	833,81011	4,58235	818,34081	2,64208
19.4.2019	802,42114	818,51392	2,00553	810,48283	1,00467
7.5.2019	749,45956	788,76317	5,24426	786,52718	4,94591
8.5.2019	759,15175	766,69318	0,99340	755,81104	0,44006
9.5.2019	759,39628	790,16629	4,05190	789,99048	4,02875
10.5.2019	769,70388	791,46840	2,82765	790,69443	2,72709
14.5.2019	765,93006	802,66886	4,79663	792,37819	3,45307
15.5.2019	779,24495	828,72252	6,34942	801,82479	2,89766
16.5.2019	793,52225	828,91625	4,46037	801,91907	1,05817
17.5.2019	790,92299	806,92147	2,02276	804,52329	1,71955
21.5.2019	805,77761	844,39837	4,79298	808,18950	0,29932
22.5.2019	814,38528	844,12267	3,65151	809,18974	0,63797
23.5.2019	822,23196	845,06881	2,77742	811,70689	1,28006
24.5.2019	807,47325	861,70718	6,71650	815,89371	1,04282
28.5.2019	824,84091	922,49848	11,83956	925,59829	12,21537
29.5.2019	837,20117	892,97704	6,66218	845,28461	0,96553
30.5.2019	843,91015	871,77941	3,30240	819,62231	2,87801
31.5.2019	837,83889	884,72849	5,59649	832,99295	0,57839
11.6.2019	805,35744	827,41631	2,73902	851,10173	5,68000
12.6.2019	814,12576	823,99790	1,21261	854,00377	4,89826
13.6.2019	824,19814	856,38997	3,90584	875,94663	6,27865
14.6.2019	818,73285	839,10304	2,48801	875,56826	6,94187
18.6.2019	836,88378	896,05023	7,06985	903,86954	8,00419
19.6.2019	833,75912	892,88905	7,09197	895,74757	7,43482
20.6.2019	828,89650	879,48130	6,10267	875,47319	5,61912

21.6.2019	830,23633	883,11862	6,36955	878,82361	5,85222
25.6.2019	898,22379	914,44202	1,80559	929,91877	3,52863
26.6.2019	916,78549	906,59244	1,11183	918,28395	0,16345
27.6.2019	924,24961	910,42144	1,49615	927,03853	0,30175
28.6.2019	909,56841	904,91099	0,51205	916,55492	0,76811
2.7.2019	885,41040	934,11205	5,50046	930,68334	5,11322
3.7.2019	907,21721	953,30332	5,07994	957,60591	5,55420
4.7.2019	922,30517	950,44151	3,05065	948,63523	2,85481
5.7.2019	925,63529	949,15234	2,54064	950,05596	2,63826
9.7.2019	948,10208	941,26219	0,72143	944,85101	0,34290
10.7.2019	944,78110	934,49098	1,08915	927,66708	1,81143
11.7.2019	914,06632	927,86331	1,50941	909,37669	0,51305
12.7.2019	894,60159	936,98063	4,73720	922,19332	3,08425
23.7.2019	928,92140	929,38102	0,04948	938,49017	1,03009
24.7.2019	928,40676	911,83208	1,78528	910,48927	1,92992
25.7.2019	926,86791	920,76528	0,65841	922,31025	0,49173
26.7.2019	923,85047	934,59953	1,16351	937,62016	1,49047
30.7.2019	958,86272	949,67100	0,95861	945,11361	1,43390
31.7.2019	963,68831	953,55398	1,05162	956,22632	0,77432
1.8.2019	968,04798	944,25471	2,45786	934,13279	3,50346
2.8.2019	962,46903	942,99474	2,02337	933,21746	3,03922
20.8.2019	891,04974	819,02286	8,08337	853,45653	4,21898
21.8.2019	891,71801	848,50361	4,84620	859,21388	3,64511
22.8.2019	901,40340	917,50880	1,78670	931,87998	3,38101
23.8.2019	907,22241	909,97788	0,30373	917,50061	1,13293
3.9.2019	901,08038	952,76423	5,73577	915,49278	1,59946
4.9.2019	899,62104	950,76433	5,68498	911,58910	1,33034
5.9.2019	888,97780	939,86457	5,72419	892,24476	0,36750
6.9.2019	877,05884	880,45535	0,38726	859,40680	2,01264
10.9.2019	860,69035	930,74153	8,13895	887,64740	3,13203
11.9.2019	865,64751	934,91173	8,00143	893,54813	3,22309
12.9.2019	863,46819	922,69821	6,85955	884,23614	2,40518
13.9.2019	845,98611	914,48656	8,09711	880,87562	4,12412
17.9.2019	819,04406	887,50696	8,35888	862,65361	5,32444
18.9.2019	820,81343	906,94707	10,49369	877,60264	6,91865
19.9.2019	820,97320	894,46433	8,95171	867,26480	5,63863
20.9.2019	804,15573	851,99916	5,94952	847,27753	5,36237
24.9.2019	781,99366	876,97000	12,14541	856,51031	9,52906
25.9.2019	790,83509	855,50653	8,17761	846,44357	7,03162
26.9.2019	785,49659	855,61661	8,92684	846,51123	7,76765
27.9.2019	785,27030	852,44993	8,55497	841,08040	7,10712
1.10.2019	778,00636	865,73154	11,27564	847,27022	8,90274
2.10.2019	784,80093	870,47062	10,91610	850,96178	8,43027
3.10.2019	785,72779	876,39022	11,53866	859,73531	9,41898
4.10.2019	782,61468	884,30835	12,99409	873,47583	11,60995

8.10.2019	770,85888	818,41100	6,16872	828,57199	7,48686
9.10.2019	765,44796	819,06927	7,00522	824,29565	7,68801
10.10.2019	765,05423	819,57887	7,12690	824,91005	7,82374
11.10.2019	763,60689	822,68885	7,73722	823,52919	7,84727
15.10.2019	765,95274	811,53000	5,95040	814,29817	6,31180
16.10.2019	771,71979	808,60116	4,77911	810,11240	4,97494
17.10.2019	771,34292	812,14089	5,28921	810,53059	5,08045
18.10.2019	764,36860	811,27246	6,13629	809,40977	5,89260
22.10.2019	763,34846	806,40943	5,64106	810,74532	6,20907
23.10.2019	757,89252	811,99365	7,13836	814,95151	7,52864
24.10.2019	761,19347	811,79073	6,64710	814,66599	7,02483
25.10.2019	757,33651	808,01244	6,69134	809,26395	6,85659
5.11.2019	777,77686	786,23090	1,08695	770,36917	0,95242
6.11.2019	770,39344	800,41220	3,89655	795,84284	3,30343
7.11.2019	771,08765	816,02033	5,82718	810,88344	5,16099
8.11.2019	763,61076	834,37404	9,26693	825,34592	8,08464
12.11.2019	780,20587	825,94403	5,86232	821,80386	5,33167
13.11.2019	784,08780	828,42366	5,65445	819,70817	4,54291
14.11.2019	796,67491	807,58258	1,36915	815,61769	2,37773
15.11.2019	791,08491	805,21621	1,78632	808,90365	2,25244
19.11.2019	799,48303	813,49047	1,75206	821,24413	2,72190
20.11.2019	799,55038	813,69558	1,76914	824,46680	3,11630
21.11.2019	805,27625	821,86768	2,06034	831,36423	3,23963
22.11.2019	813,51076	818,15642	0,57106	830,81271	2,12682
26.11.2019	832,52853	822,41516	1,21478	834,60157	0,24901
27.11.2019	840,95542	848,20267	0,86179	844,60722	0,43424
28.11.2019	826,23053	825,49485	0,08904	836,88240	1,28921
29.11.2019	829,05096	828,43387	0,07443	839,22831	1,22759
3.12.2019	831,02169	858,72907	3,33413	855,91734	2,99579
4.12.2019	865,56709	867,94149	0,27432	873,25083	0,88771
5.12.2019	872,56759	863,90264	0,99304	863,37672	1,05331
6.12.2019	862,71575	862,98482	0,03119	862,02207	0,08041
10.12.2019	864,54542	858,04444	0,75195	855,14935	1,08682
11.12.2019	869,27268	872,59750	0,38248	870,04636	0,08900
12.12.2019	873,32583	874,68698	0,15586	860,39978	1,48010
13.12.2019	857,27732	868,63925	1,32535	857,48388	0,02409
17.12.2019	834,76952	871,18347	4,36216	864,16707	3,52164
18.12.2019	832,89516	873,50589	4,87585	865,70802	3,93961
19.12.2019	834,39019	875,02302	4,86976	841,62024	0,86651
20.12.2019	833,94101	867,57227	4,03281	861,60221	3,31692
24.12.2019	850,51580	865,94967	1,81465	867,64893	2,01444
25.12.2019	859,26977	866,29703	0,81782	868,64369	1,09092
26.12.2019	872,00095	866,91879	0,58282	870,45823	0,17692
27.12.2019	856,58415	865,75454	1,07058	867,24625	1,24472
31.12.2019	798,62657	868,36717	8,73257	875,69005	9,64950

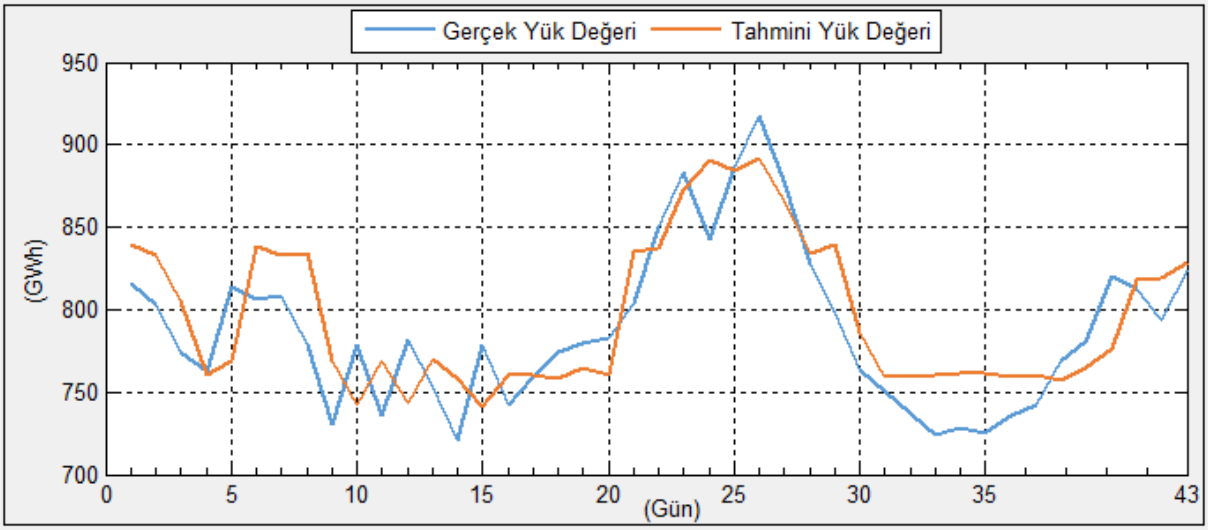
11.7. Model 5

Model 5' de giriş verisi olarak cumartesi gününün sıcaklığı ve geçmiş elektrik yük verisi kullanılmıştır. Tahmini yük çıkış değişkeni kullanılarak model oluşturulmuştur. Çıktı değişkeni günlük elektrik yük miktarıdır. Giriş verisinde kullanılan geçmiş yük değeri olarak o günün bir önceki haftasına *(t-7)* ait yük verisi ele alınmıştır. Model 5'de sıcaklık giriş verisi için aynı günün (*t*) sıcaklık değeri mi veya o günün bir önceki haftasına *(t-7)* ait sıcaklık değeri mi daha başarılı sonuç verdiği karşılaştırılmıştır. MAPE değerleri elde edilmiştir. Tablo 11.13'de MAPE değerleri karşılaştırması verilmiştir. Aynı günün sıcaklığı kullanılarak daha başarılı MAPE değeri elde edilmiştir. Sıcaklık giriş verisi, aynı günün (*t*) sıcaklığı kullanılarak oluşturulan Model 5'de gerçek yük değerleri ile tahmini yük değerleri arasındaki MAPE değeri % 3,12 elde edilmiştir.

Tablo 11.13. Model 5, sıcaklık MAPE değerleri karşılaştırması

YSA Model	Sıcaklık (t) MAPE Değeri (%)	Sıcaklık (t-7) MAPE Değeri (%)
Model 5	% 3,12	% 3,13

Sıcaklık giriş verisi, aynı günün (*t*) sıcaklığı kullanılarak oluşturulan Model 5'de gerçek yük değerleri ile tahmini yük değerlerinin grafiksel karşılaştırılması Şekil 11.11'de gösterilmiştir.



Şekil 11.11. Model 5, gerçek yük değerleri ile tahmini yük değerlerinin grafiksel karşılaştırılması

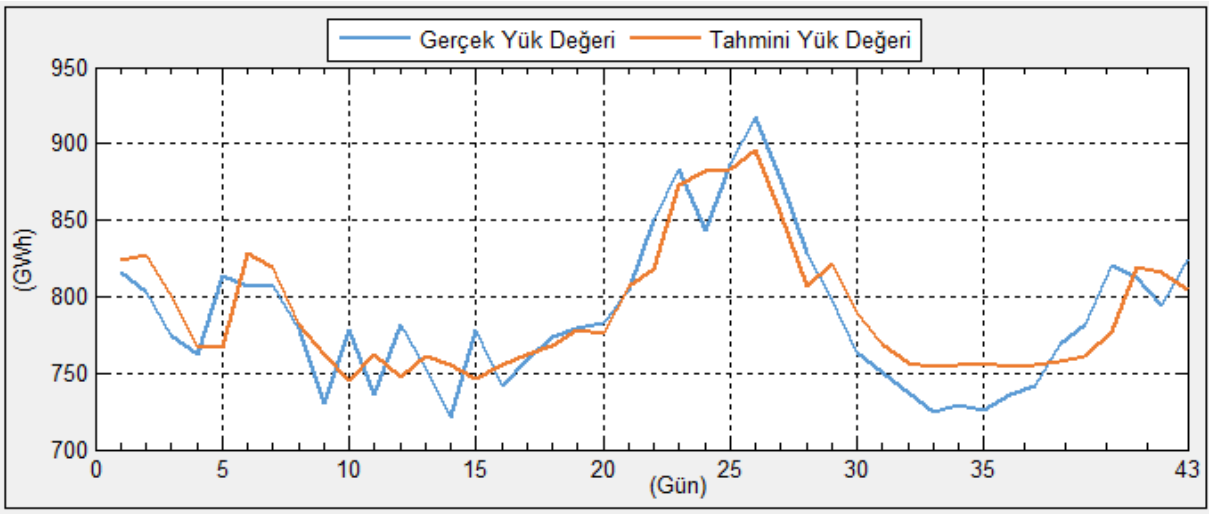
11.8. Model 6

Model 6’ da giriş verisi olarak cumartesi gününün sıcaklığı, mevsimi ve geçmiş elektrik yük verisi kullanılmıştır. Tahmini yük çıkış değişkeni kullanılarak model oluşturulmuştur. Çıktı değişkeni günlük elektrik yük miktarıdır. Giriş verisinde kullanılan geçmiş yük değeri olarak o günün bir önceki haftasına *(t-7)* ait yük verisi ele alınmıştır. Mevsim giriş değerinin belirlenmesinde kış mevsimine ait gün için 1 değeri, ilkbahar mevsimine ait gün için 2 değeri, yaz mevsimine ait gün için 3 değeri, sonbahar mevsimine ait gün için 4 değeri girdi olarak kullanılmıştır. Model 6’da sıcaklık giriş verisi için aynı günün (*t*) sıcaklık değeri mi veya o günün bir önceki haftasına *(t-7)* ait sıcaklık değeri mi daha başarılı sonuç verdiği karşılaştırılmıştır. MAPE değerleri elde edilmiştir. Tablo 11.14’de MAPE değerleri karşılaştırması verilmiştir. Aynı günün sıcaklığı kullanılarak daha başarılı MAPE değeri elde edilmiştir. Sıcaklık giriş verisi, aynı günün (*t*) sıcaklığı kullanılarak oluşturulan Model 6’da gerçek yük değerleri ile tahmini yük değerleri arasındaki MAPE değeri % 2,55 elde edilmiştir.

Tablo 11.14. Model 6, sıcaklık MAPE değerleri karşılaştırması

YSA Model	Sıcaklık (t) MAPE Değeri (%)	Sıcaklık (t-7) MAPE Değeri (%)
Model 6	% 2,55	% 2,60

Sıcaklık giriş verisi, aynı günün (*t*) sıcaklığı kullanılarak oluşturulan Model 6’da gerçek yük değerleri ile tahmini yük değerlerinin grafiksel karşılaştırılması Şekil 11.12’de gösterilmiştir.



Şekil 11.12. Model 6, gerçek yük değerleri ile tahmini yük değerlerinin grafiksel karşılaştırılması

11.9. Model 5 ve Model 6 Uygulama Sonuçları

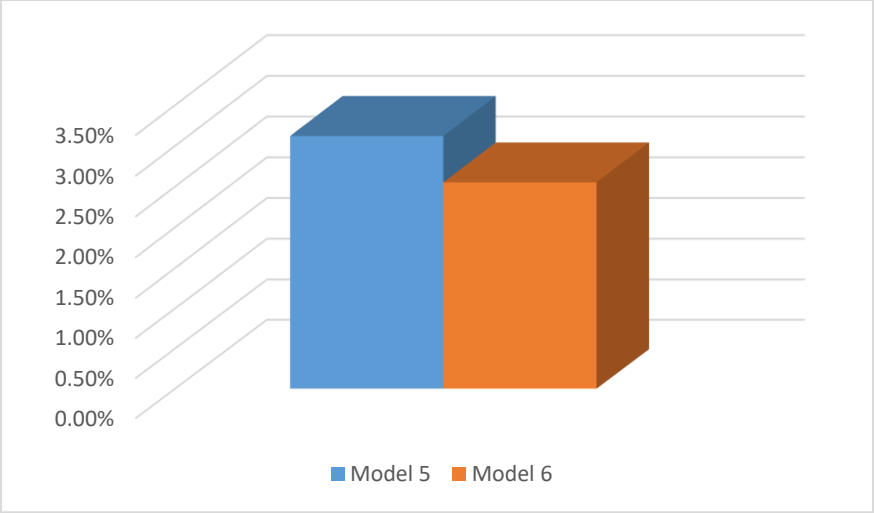
Cumartesi günü için geliştirilen modellerde mevsim kriteri eklendiğin de daha iyi sonuç verdiği gözlemlenmiştir. Model 5'de mevsim kriteri ele alınmamıştır Model 6'da mevsim kriteri ele alınmıştır. Aynı günün (t) sıcaklığı kullanılarak oluşturulan ve mevsim kriteri eklenen Model 6 daha başarılı sonuç vermiştir.

Tablo 11.15'de cumartesi günü için geliştirilen modellerde MAPE değerlerinin karşılaştırması yer almaktadır.

Tablo 11.15. Cumartesi günü için geliştirilen modellerde MAPE değerlerinin karşılaştırması

YSA Model	Veri Tipi	Gün Sınıflandırması	Mevsim Veri Girişi	Geçmiş Yük Veri Girişi (Gün Sınıflandırması) (t-7)	Sıcaklık Veri Girişi (t)	MAPE Değeri (%)
Model 5	Cumartesi	Evet	Hayır	Evet	Evet	% 3,12
Model 6	Cumartesi	Evet	Evet	Evet	Evet	% 2,55

Şekil 11.13' de cumartesi günü için geliştirilen modellerde MAPE değerlerinin karşılaştırma grafiği yer almaktadır.



Şekil 11.13. Cumartesi günü için geliştirilen modellerde MAPE değerlerinin karşılaştırma grafiği

Aynı günün (*t*) sıcaklığı kullanılarak oluşturulan Model 5 ve Model 6 için elektrik yük değerleri ile gerçek elektrik yük değerlerinin karşılaştırılması Tablo 11.16'da yer almaktadır.

Tablo 11.16. Model 5 ve Model 6 elektrik yük değerleri ile gerçek elektrik yük değerleri karşılaştırılması

Tarih	Gerçek Elektrik Yük Değeri (GWh)	Model 5 Tahmini Elektrik Yük Değeri (GWh)	Model 5 Hata Yüzdesi (%)	Model 6 Tahmini Elektrik Yük Değeri (GWh)	Model 6 Hata Yüzdesi (%)
12.1.2019	816,17356	839,19145	2,82022	823,49892	0,00898
19.1.2019	803,26139	833,27127	3,73600	827,25667	0,02987
26.1.2019	774,42486	804,95772	3,94265	801,54519	0,03502
2.2.2019	762,46687	759,90864	0,33552	766,51245	0,00531
9.2.2019	813,39235	769,21619	5,43110	767,01107	0,05702
16.2.2019	806,36127	837,86066	3,90636	828,83669	0,02787
23.2.2019	807,97628	833,02640	3,10035	818,91459	0,01354
2.3.2019	778,16031	834,36635	7,22294	781,43056	0,00420
9.3.2019	730,04691	768,42707	5,25722	762,67133	0,04469
16.3.2019	778,12233	741,84152	4,66261	745,55169	0,04186
23.3.2019	735,71627	768,38879	4,44091	762,65049	0,03661
30.3.2019	781,99984	743,06134	4,97935	747,14204	0,04458
6.4.2019	753,26699	770,45120	2,28129	761,38706	0,01078
13.4.2019	721,24446	758,11456	5,11201	755,21712	0,04710
20.4.2019	778,74139	741,43260	4,79091	745,68158	0,04245
11.5.2019	742,13636	759,95194	2,40058	755,53072	0,01805
18.5.2019	759,26429	760,29994	0,13640	762,50774	0,00427
25.5.2019	773,85297	758,27199	2,01343	767,42730	0,00830
1.6.2019	779,45735	764,60120	1,90596	778,05545	0,00180
15.6.2019	782,33498	760,62724	2,77474	775,95801	0,00815
22.6.2019	804,34927	835,15060	3,82935	806,21195	0,00232
29.6.2019	849,66128	837,41020	1,44188	818,45604	0,03673
6.7.2019	883,70153	872,33267	1,28650	872,43450	0,01275
13.7.2019	842,82728	890,67922	5,67755	882,17121	0,04668
27.7.2019	886,20649	884,62995	0,17790	883,77435	0,00274
3.8.2019	917,29178	892,29988	2,72453	895,71360	0,02352
24.8.2019	877,75938	866,43953	1,28963	854,96884	0,02596
7.9.2019	827,97394	834,49194	0,78722	806,30909	0,02617
14.9.2019	798,04513	839,20757	5,15791	821,21321	0,02903
21.9.2019	763,56069	785,89377	2,92486	789,99358	0,03462
28.9.2019	751,04082	759,65780	1,14734	768,72226	0,02354
5.10.2019	736,92944	759,74809	3,09645	756,05111	0,02595
12.10.2019	724,28899	759,88034	4,91397	754,41672	0,04160
19.10.2019	728,72631	761,25786	4,46417	755,60529	0,03688
26.10.2019	725,30426	760,90971	4,90904	756,52988	0,04305
9.11.2019	735,60364	759,77600	3,28606	754,43014	0,02559
16.11.2019	742,11710	760,87128	2,52712	755,23268	0,01767

23.11.2019	768,60772	756,79040	1,53750	757,38425	0,01460
30.11.2019	781,17120	764,17683	2,17550	761,21574	0,02555
7.12.2019	820,15312	776,13957	5,36650	777,45089	0,05207
14.12.2019	812,84182	817,77864	0,60735	818,88209	0,00743
21.12.2019	793,83207	819,53262	3,23753	815,72007	0,02757
28.12.2019	824,61702	828,97588	0,52859	804,05045	0,02494

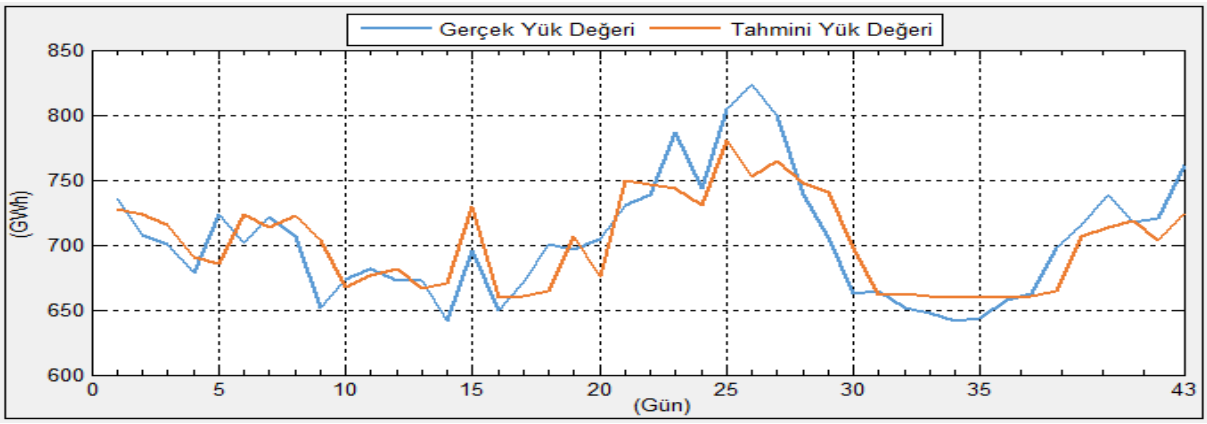
11.10. Model 7

Model 7' de giriş verisi olarak pazar gününün sıcaklığı ve geçmiş elektrik yük verisi kullanılmıştır. Tahmini yük çıkış değişkeni kullanılarak model oluşturulmuştur. Çıktı değişkeni günlük elektrik yük miktarıdır. Giriş verisinde kullanılan geçmiş yük değeri olarak o günün bir önceki haftasına *(t-7)* ait yük verisi ele alınmıştır. Model 7'de sıcaklık giriş verisi için aynı günün (*t*) sıcaklık değeri mi veya o günün bir önceki haftasına *(t-7)* ait sıcaklık değeri mi daha başarılı sonuç verdiği karşılaştırılmıştır. MAPE değerleri elde edilmiştir. Tablo 11.17'de MAPE değerleri karşılaştırması verilmiştir. Aynı günün sıcaklığı kullanılarak daha başarılı MAPE değeri elde edilmiştir. Sıcaklık giriş verisi, aynı günün (*t*) sıcaklığı kullanılarak oluşturulan Model 7'de gerçek yük değerleri ile tahmini yük değerleri arasındaki MAPE değeri % 2,77 elde edilmiştir.

Tablo 11.17. Model 7, sıcaklık MAPE değerleri karşılaştırması

YSA Model	Sıcaklık (t) MAPE Değeri (%)	Sıcaklık (t-7) MAPE Değeri (%)
Model 7	% 2,77	% 3,24

Sıcaklık giriş verisi, aynı günün (*t*) sıcaklığı kullanılarak oluşturulan Model 7'de gerçek yük değerleri ile tahmini yük değerlerinin grafiksel karşılaştırılması Şekil 11.14'de gösterilmiştir.



Şekil 11.14. Model 7, gerçek yük değerleri ile tahmini yük değerlerinin grafiksel karşılaştırılması

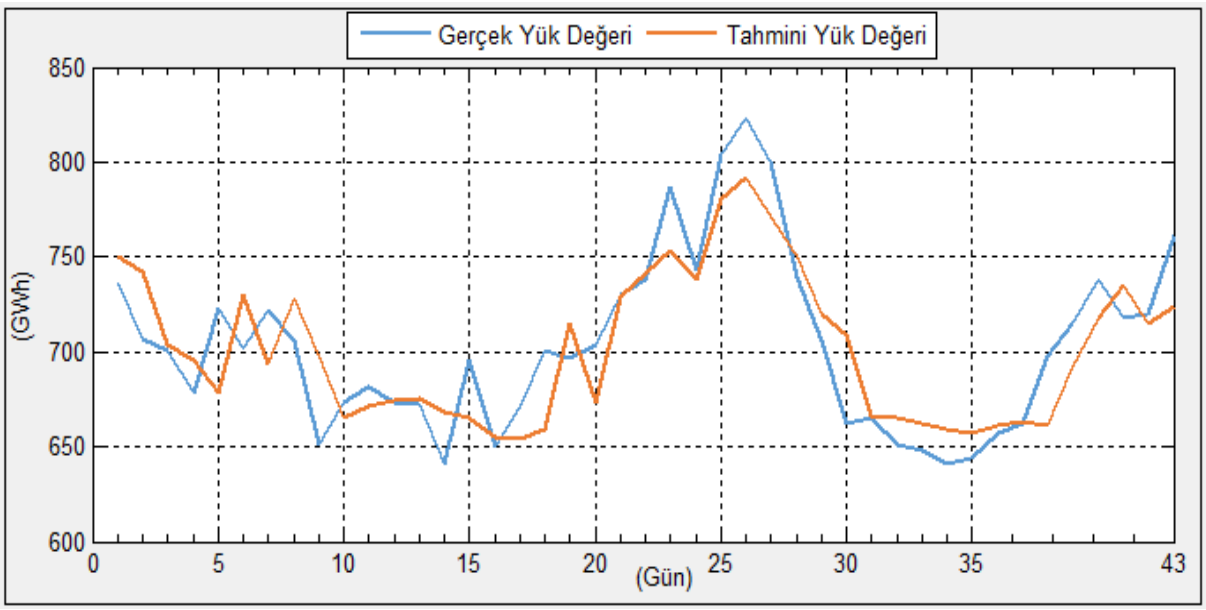
11.11. Model 8

Model 8' de giriş verisi olarak pazar gününün sıcaklığı, mevsimi ve geçmiş elektrik yük verisi kullanılmıştır. Tahmini yük çıkış değişkeni kullanılarak model oluşturulmuştur. Çıktı değişkeni günlük elektrik yük miktarıdır. Giriş verisinde kullanılan geçmiş yük değeri olarak o günün bir önceki haftasına *(t-7)* ait yük verisi ele alınmıştır. Mevsim giriş değerinin belirlenmesinde kış mevsimine ait gün için 1 değeri, ilkbahar mevsimine ait gün için 2 değeri, yaz mevsimine ait gün için 3 değeri, sonbahar mevsimine ait gün için 4 değeri girdi olarak kullanılmıştır. Model 8'de sıcaklık giriş verisi için aynı günün (*t*) sıcaklık değeri mi veya o günün bir önceki haftasına *(t-7)* ait sıcaklık değeri mi daha başarılı sonuç verdiği karşılaştırılmıştır. MAPE değerleri elde edilmiştir. Tablo 11.18'de MAPE değerleri karşılaştırması verilmiştir. Aynı günün sıcaklığı kullanılarak daha başarılı MAPE değeri elde edilmiştir. Sıcaklık giriş verisi, aynı günün (*t*) sıcaklığı kullanılarak oluşturulan Model 8'de gerçek yük değerleri ile tahmini yük değerleri arasındaki MAPE değeri % 2,75 elde edilmiştir.

Tablo 11.18. Model 8, sıcaklık MAPE değerleri karşılaştırması

YSA Model	Sıcaklık (t) MAPE Değeri (%)	Sıcaklık (t-7) MAPE Değeri (%)
Model 8	% 2,75	% 3,07

Sıcaklık giriş verisi, aynı günün (*t*) sıcaklığı kullanılarak oluşturulan Model 8'de gerçek yük değerleri ile tahmini yük değerlerinin grafiksel karşılaştırılması Şekil 11.15'de gösterilmiştir.



Şekil 11.15. Model 8, gerçek yük değerleri ile tahmini yük değerlerinin grafiksel karşılaştırılması

11.12. Model 7 ve Model 8 Uygulama Sonuçları

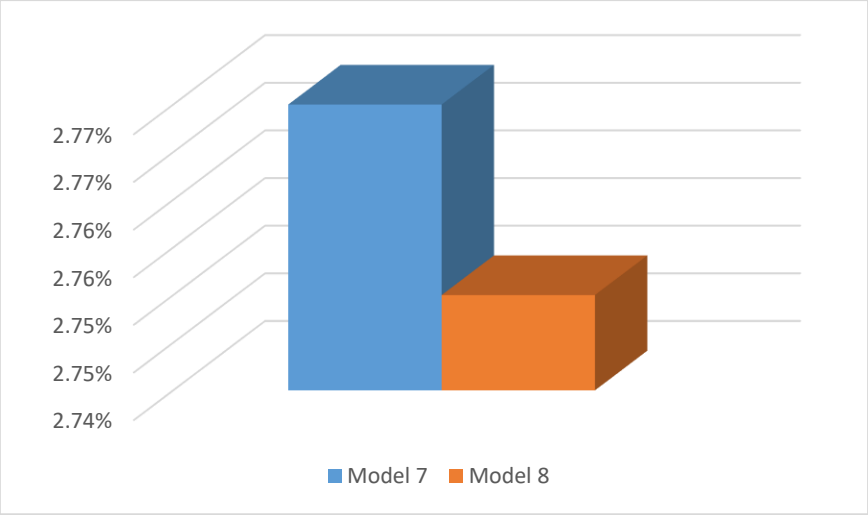
Pazar günü için geliştirilen modellerde mevsim kriteri eklendiğin de daha iyi sonuç verdiği gözlemlenmiştir. Model 7'de mevsim kriteri ele alınmamıştır Model 8'de mevsim kriteri ele alınmıştır. Aynı günün (t) sıcaklığı kullanılarak oluşturulan ve mevsim kriteri eklenen Model 8 daha başarılı sonuç vermiştir.

Tablo 11.19'da pazar günü için geliştirilen modellerde MAPE değerlerinin karşılaştırması yer almaktadır.

Tablo 11.19. Pazar günü için geliştirilen modellerde MAPE değerlerinin karşılaştırması

YSA Model	Veri Tipi	Gün Sınıflandırması	Mevsim Veri Girişi	Geçmiş Yük Veri Girişi (Gün Sınıflandırması) (t-7)	Sıcaklık Veri Girişi (t)	MAPE Değeri (%)
Model 7	Pazar	Evet	Hayır	Evet	Evet	% 2,77
Model 8	Pazar	Evet	Evet	Evet	Evet	% 2,75

Şekil 11.16' da pazar günü için geliştirilen modellerde MAPE değerlerinin karşılaştırma grafiği yer almaktadır.



Şekil 11.16. Pazar günü için geliştirilen modellerde MAPE değerlerinin karşılaştırma grafiği

Aynı günün (*t*) sıcaklığı kullanılarak oluşturulan Model 7 ve Model 8 için elektrik yük değerleri ile gerçek elektrik yük değerlerinin karşılaştırılması Tablo 11.20'de yer almaktadır.

Tablo 11.20. Model 7 ve Model 8 elektrik yük değerleri ile gerçek elektrik yük değerleri karşılaştırılması

Tarih	Gerçek Elektrik Yük Değeri (GWh)	Model 7 Tahmini Elektrik Yük Değeri (GWh)	Model 7 Hata Yüzdesi (%)	Model 8 Tahmini Elektrik Yük Değeri (GWh)	Model 8 Hata Yüzdesi (%)
13.1.2019	735,69810	727,70904	1,08592	750,44257	2,00415
20.1.2019	707,27530	723,47420	2,29033	742,45586	4,97410
27.1.2019	700,30503	715,77281	2,20872	703,72949	0,48900
3.2.2019	678,63793	690,46756	1,74314	696,10562	2,57393
10.2.2019	723,12071	685,17623	5,24732	678,62886	6,15276
17.2.2019	701,97365	723,51207	3,06827	729,95966	3,98676
24.2.2019	721,97702	713,65795	1,15226	693,81927	3,90009
3.3.2019	706,25098	722,22811	2,26224	728,16212	3,10246
10.3.2019	651,55315	703,46084	7,96676	697,76222	7,09214
17.3.2019	673,86213	667,65751	0,92076	665,43572	1,25046
24.3.2019	681,33852	676,47839	0,71332	671,05394	1,50947
31.3.2019	672,90468	681,05598	1,21136	674,08567	0,17551
7.4.2019	672,11994	666,39837	0,85127	675,21900	0,46109
14.4.2019	641,14815	670,68986	4,60763	667,85766	4,16589
21.4.2019	695,62104	729,59830	4,88445	665,51420	4,32805
12.5.2019	649,73209	659,79154	1,54825	655,18924	0,83991
19.5.2019	671,14679	660,23723	1,62551	654,42509	2,49151
26.5.2019	700,46093	664,28570	5,16449	659,69225	5,82027
2.6.2019	696,62827	706,22134	1,37707	715,02532	2,64087
16.6.2019	704,05967	675,34643	4,07824	673,14515	4,39089
23.6.2019	730,49243	749,58476	2,61362	728,79588	0,23225
30.6.2019	738,24919	746,02254	1,05294	741,35876	0,42121
7.7.2019	786,54784	743,63484	5,45587	752,99560	4,26576
14.7.2019	743,69989	730,97865	1,71053	738,18779	0,74117
28.7.2019	804,01217	780,37374	2,94006	780,53232	2,92034
4.8.2019	823,43108	752,37051	8,62981	791,65680	3,85877
25.8.2019	799,81516	764,18419	4,45490	771,91650	3,48814
8.9.2019	738,92951	747,04443	1,09820	750,11233	1,51338
15.9.2019	705,28420	740,51894	4,99582	720,33540	2,13406
22.9.2019	662,40846	697,29128	5,26606	708,89522	7,01784
29.9.2019	664,94502	661,17409	0,56710	666,56444	0,24354
6.10.2019	651,36653	662,18361	1,66067	665,10410	2,10904
13.10.2019	647,79490	660,09282	1,89843	661,86516	2,17202
20.10.2019	641,37388	659,92902	2,89303	659,11549	2,76619
27.10.2019	643,92750	660,14264	2,51816	656,73881	1,98956
10.11.2019	657,59482	659,96390	0,36026	661,58483	0,60676
17.11.2019	662,65414	660,49027	0,32655	662,83660	0,02754
24.11.2019	697,86643	664,24201	4,81817	661,59110	5,19803

1.12.2019	715,21460	706,17353	1,26411	691,59739	3,30212
8.12.2019	738,04764	713,08862	3,38176	717,54035	2,77859
15.12.2019	717,41167	718,22687	0,11363	735,61615	2,53752
22.12.2019	720,13693	703,57077	2,30042	714,74825	0,74828
29.12.2019	761,80278	724,19304	4,93694	723,80119	4,98838

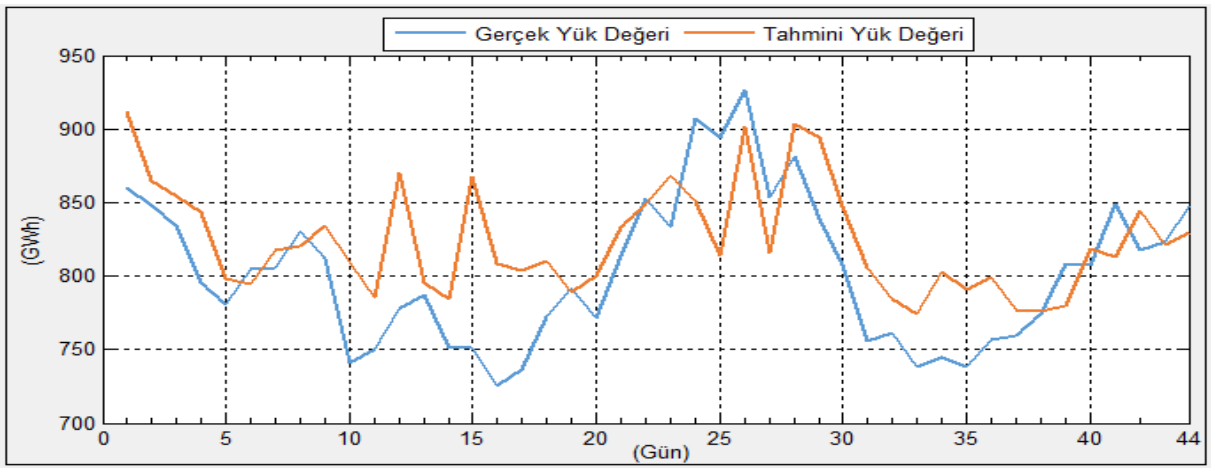
11.13. Model 9

Model 9' da giriş verisi olarak pazartesi gününün sıcaklığı ve geçmiş elektrik yük verisi kullanılmıştır. Tahmini yük çıkış değişkeni kullanılarak model oluşturulmuştur. Çıktı değişkeni günlük elektrik yük miktarıdır. Giriş verisinde kullanılan geçmiş yük değeri olarak o günün bir önceki haftasına *(t-7)* ait yük verisi ele alınmıştır. Model 9'da sıcaklık giriş verisi için aynı günün (*t*) sıcaklık değeri mi veya o günün bir önceki haftasına *(t-7)* ait sıcaklık değeri mi daha başarılı sonuç verdiği karşılaştırılmıştır. MAPE değerleri elde edilmiştir. Tablo 11.21'de MAPE değerleri karşılaştırması verilmiştir. Aynı günün sıcaklığı kullanılarak daha başarılı MAPE değeri elde edilmiştir. Sıcaklık giriş verisi, aynı günün (*t*) sıcaklığı kullanılarak oluşturulan Model 9'da gerçek yük değerleri ile tahmini yük değerleri arasındaki MAPE değeri % 4,48 elde edilmiştir.

Tablo 11.21 Model 9, sıcaklık MAPE değerleri karşılaştırması

YSA Model	Sıcaklık (t) MAPE Değeri (%)	Sıcaklık (t-7) MAPE Değeri (%)
Model 9	% 4,48	% 4,56

Sıcaklık giriş verisi, aynı günün (*t*) sıcaklığı kullanılarak oluşturulan Model 9'da gerçek yük değerleri ile tahmini yük değerlerinin grafiksel karşılaştırılması Şekil 11.17'de gösterilmiştir.



Şekil 11.17. Model 9, gerçek yük değerleri ile tahmini yük değerlerinin grafiksel karşılaştırılması

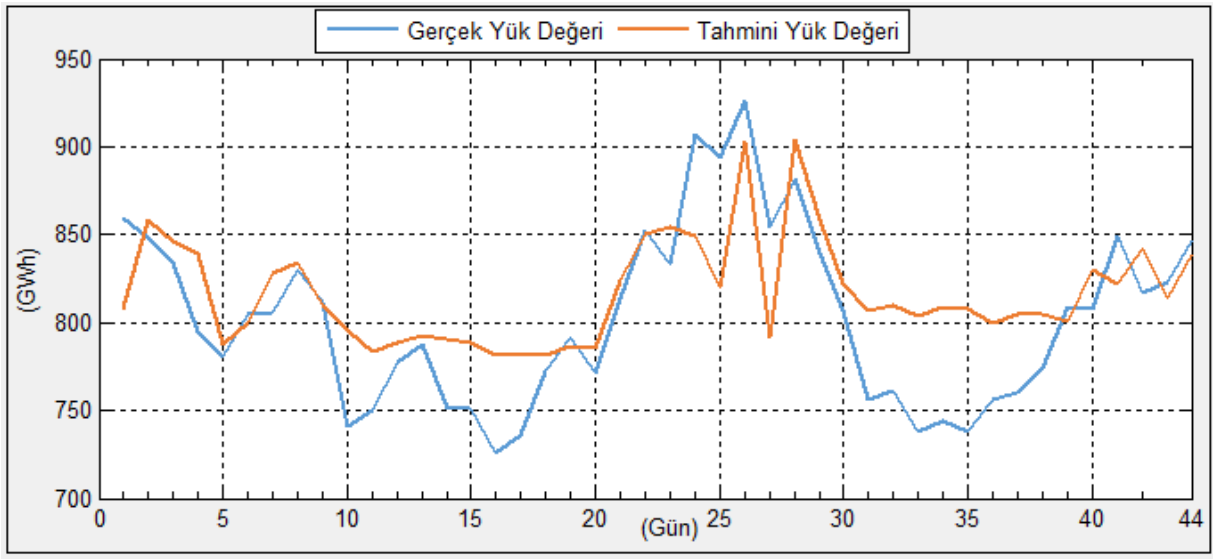
11.14. Model 10

Model 10' da giriş verisi olarak pazartesi gününün sıcaklığı, mevsimi ve geçmiş elektrik yük verisi kullanılmıştır. Tahmini yük çıkış değişkeni kullanılarak model oluşturulmuştur. Çıktı değişkeni günlük elektrik yük miktarıdır. Giriş verisinde kullanılan geçmiş yük değeri olarak o günün bir önceki haftasına *(t-7)* ait yük verisi ele alınmıştır. Mevsim giriş değerinin belirlenmesinde kış mevsimine ait gün için 1 değeri, ilkbahar mevsimine ait gün için 2 değeri, yaz mevsimine ait gün için 3 değeri, sonbahar mevsimine ait gün için 4 değeri girdi olarak kullanılmıştır. Model 10'da sıcaklık giriş verisi için aynı günün (*t*) sıcaklık değeri mi veya o günün bir önceki haftasına *(t-7)* ait sıcaklık değeri mi daha başarılı sonuç verdiği karşılaştırılmıştır. MAPE değerleri elde edilmiştir. Tablo 11.22'de MAPE değerleri karşılaştırması verilmiştir. Aynı günün sıcaklığı kullanılarak daha başarılı MAPE değeri elde edilmiştir. Sıcaklık giriş verisi, aynı günün (*t*) sıcaklığı kullanılarak oluşturulan Model 10'da gerçek yük değerleri ile tahmini yük değerleri arasındaki MAPE değeri % 3,73 elde edilmiştir.

Tablo 11.22. Model 10, sıcaklık MAPE değerleri karşılaştırması

YSA Model	Sıcaklık (t) MAPE Değeri (%)	Sıcaklık (t-7) MAPE Değeri (%)
Model 10	% 3,73	% 3,75

Sıcaklık giriş verisi, aynı günün (*t*) sıcaklığı kullanılarak oluşturulan Model 10'da gerçek yük değerleri ile tahmini yük değerlerinin grafiksel karşılaştırılması Şekil 11.18'de gösterilmiştir.



Şekil 11.18. Model 10, gerçek yük değerleri ile tahmini yük değerlerinin grafiksel karşılaştırılması

11.15. Model 9 ve Model 10 Uygulama Sonuçları

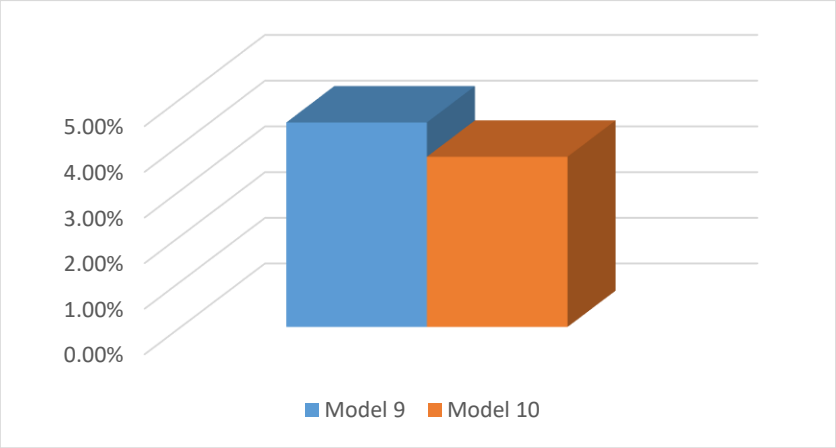
Pazartesi günü için geliştirilen modellerde mevsim kriteri eklendiğin de daha iyi sonuç verdiği gözlemlenmiştir. Model 9'da mevsim kriteri ele alınmamıştır Model 10'da mevsim kriteri ele alınmıştır. Aynı günün (t) sıcaklığı kullanılarak oluşturulan ve mevsim kriteri eklenen Model 10 daha başarılı sonuç vermiştir.

Tablo 11.23'de pazartesi günü için geliştirilen modellerde MAPE değerlerinin karşılaştırması yer almaktadır.

Tablo 11.23. Pazartesi günü için geliştirilen modellerde MAPE değerlerinin karşılaştırması

YSA Model	Veri Tipi	Gün Sınıflandırması	Mevsim Veri Girişi	Geçmiş Yük Veri Girişi (Gün Sınıflandırması) (t-7)	Sıcaklık Veri Girişi (t)	MAPE Değeri (%)
Model 9	Pazartesi	Evet	Hayır	Evet	Evet	% 4,48
Model 10	Pazartesi	Evet	Evet	Evet	Evet	% 3,73

Şekil 11.19'da pazartesi günü için geliştirilen modellerde MAPE değerlerinin karşılaştırma grafiği yer almaktadır.



Şekil 11.19. Pazartesi günü için geliştirilen modellerde MAPE değerlerinin karşılaştırma grafiği

Aynı günün (*t*) sıcaklığı kullanılarak oluşturulan Model 9 ve Model 10 için elektrik yük değerleri ile gerçek elektrik yük değerlerinin karşılaştırılması Tablo 11.24'de yer almaktadır.

Tablo 11.24. Model 9 ve Model 10 elektrik yük değerleri ile gerçek elektrik yük değerleri karşılaştırılması

Tarih	Gerçek Elektrik Yük Değeri (GWh)	Model 9 Tahmini Elektrik Yük Değeri (GWh)	Model 9 Hata Yüzdesi (%)	Model 10 Tahmini Elektrik Yük Değeri (GWh)	Model 10 Hata Yüzdesi (%)
7.1.2019	859,80479	911,67501	6,03279	807,65644	6,06514
14.1.2019	847,88096	864,78661	1,99387	858,30002	1,22884
21.1.2019	834,52777	854,66889	2,41347	846,06640	1,38265
28.1.2019	795,03721	843,71745	6,12301	838,92194	5,51983
4.2.2019	780,55183	797,97754	2,23249	787,88932	0,94004
11.2.2019	805,06567	794,71231	1,28603	799,43944	0,69885
18.2.2019	805,75805	817,27641	1,42951	827,67208	2,71968
25.2.2019	830,24581	820,44057	1,18100	834,37877	0,49780
4.3.2019	811,92173	834,44993	2,77468	809,95256	0,24253
11.3.2019	740,90063	809,58206	9,26999	795,93695	7,42830
18.3.2019	749,89881	785,65587	4,76825	783,83601	4,52557
25.3.2019	777,79469	869,98599	11,85291	788,46277	1,37158
1.4.2019	787,25878	795,59911	1,05941	792,85171	0,71043
8.4.2019	751,31286	784,52765	4,42090	790,50117	5,21598
15.4.2019	751,08528	867,71707	15,52844	788,68022	5,00542
6.5.2019	725,59584	808,34475	11,40427	781,54032	7,71014
13.5.2019	736,16321	803,64962	9,16732	781,62266	6,17519
20.5.2019	772,44619	810,28191	4,89817	781,47121	1,16837
27.5.2019	791,41219	788,81800	0,32779	786,99434	0,55822
10.6.2019	771,20764	799,83248	3,71169	785,87843	1,90231
17.6.2019	813,98993	832,90999	2,32436	823,72199	1,19560
24.6.2019	852,21984	848,90592	0,38886	850,53461	0,19775
1.7.2019	832,86490	868,64326	4,29582	853,90976	2,52680
8.7.2019	906,90689	851,06942	6,15691	849,52146	6,32760
22.7.2019	894,25625	814,09011	8,96456	820,37486	8,26177
29.7.2019	926,49845	901,59375	2,68805	902,56544	2,58317
19.8.2019	853,88435	816,20530	4,41266	791,50351	7,30554
2.9.2019	881,45134	903,35660	2,48514	904,29474	2,59157
9.9.2019	839,07091	894,22815	6,57361	858,12226	2,27053
16.9.2019	807,06626	847,48116	5,00763	822,01207	1,85187
23.9.2019	755,72283	805,52667	6,59023	807,17725	6,80864
30.9.2019	761,37959	784,10350	2,98457	809,46901	6,31609
7.10.2019	738,45554	774,08937	4,82545	803,42697	8,79829
14.10.2019	744,42918	802,61965	7,81679	808,97788	8,67090
21.10.2019	738,24156	791,21692	7,17588	807,38334	9,36574
4.11.2019	756,38430	799,12672	5,65089	799,89627	5,75263
11.11.2019	759,93944	776,58640	2,19056	804,63418	5,88136
18.11.2019	774,36123	775,75839	0,18043	804,81959	3,93335

25.11.2019	808,66014	779,77539	3,57193	800,30847	1,03278
2.12.2019	807,37919	818,38362	1,36298	830,00828	2,80278
9.12.2019	849,06612	813,40465	4,20008	822,06828	3,17971
16.12.2019	817,16155	844,02528	3,28744	842,07973	3,04936
23.12.2019	823,27871	821,48537	0,21783	814,08482	1,11674
30.12.2019	847,74216	829,98807	2,09428	839,10391	1,01897

12. SONUÇLAR VE ÖNERİLER

12.1 Sonuçlar

Bu çalışmada YSA, kısa dönemli elektrik yük tahmini çalışmasında kullanılmıştır. Algoritma olarak ileri beslemeli geri yayılım algoritması kullanılmıştır. Elektrik yük tahminini ele alan çalışmalar incelenmiştir. Gerçek elektrik yük verisi ile tahmin edilen elektrik yük verileri karşılaştırılmıştır.

Tahmin yapılmadan önce veriler elde edilmelidir. Bu verilerin analizi iyi yapılmalıdır. Elektrik yükü için Türkiye'nin günlük elektrik tüketim bilgileri kullanılmıştır. 2016, 2017 ve 2018 yıllarına ait yük verileri YSA'nın eğitimi için alınmıştır. Test verisi olarak 2019 yılına ait yük verileri ele alınmıştır. Sıcaklığın yük tüketimine etkisi mevsimlere göre farklılık göstermektedir. Kısa dönemli elektrik yük tahmininde sıcaklık en önemli faktördür. Türkiye 'nin elektrik tüketiminin en fazla olan İstanbul ilinin sıcaklığı ele alınmıştır.

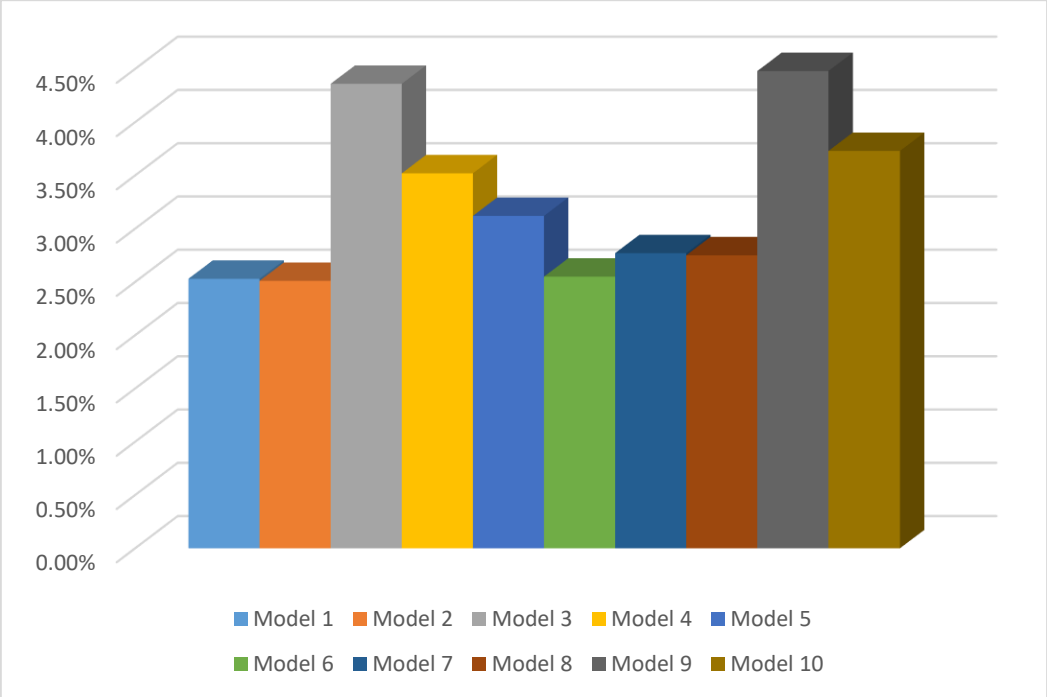
İleri beslemeli geri yayılım algoritması (feed forward back propagation) ile veri girişi ve gizli katmandaki nöron sayısına göre modeller oluşturulmuştur. Bazı modellerde mevsim verisi ele alınmıştır. Mevsim verisi kullanılan modellerde değerler şu şekildedir; kış mevsimine ait gün için 1 değeri, ilkbahar mevsimine ait gün için 2 değeri, yaz mevsimine ait gün 3 değeri, sonbahar mevsimine ait gün 4 değeri girdi olarak kullanılmıştır. Yük verilerinin benzerlikleri ve farklılıkları olması sebebiyle veriler kategorilere ayrılıp modeller oluşturulmuştur ve modeller arasında değerlendirme yapılmıştır. Modellerin MAPE değeri hesaplanmıştır.

İleri beslemeli geri yayılım algoritması (feed forward back propagation) kullanılarak oluşturulan modellerin MAPE değerleri karşılaştırılması Tablo 12.1' de verilmiştir. YSA ile geliştirilen modellerden en iyi MAPE değeri %2,51 (*Model 2*) ve en kötü MAPE değeri %4,48 (*Model 9*) olarak elde edilmiştir. Mevsim kriteri hata değerini düşürmüştür. Mevsim kriterinin eklenmesi başarılı sonuç vermiştir. Modellerde aynı günün (*t*) sıcaklığı kullanılması başarılı sonuç verdiği görülmüştür. O günün bir önceki haftasına *(t-7)* ait sıcaklık değeri başarılı sonuç vermediği tespit edilmiştir.

Tablo 12.1. İleri beslemeli geri yayılım algoritması ile geliştirilen modellerin MAPE değerleri karşılaştırması

YSA Model	Veri Tipi	Gün Sınıflandırması	Mevsim Veri Girişi	Geçmiş Yük Veri Girişi (Gün Sınıflandırması) (t-7)	Sıcaklık Veri Girişi (t)	MAPE (%)
Model 1	Tüm Günler	Hayır	Hayır	Evet	Evet	% 2,53
Model 2	Tüm Günler	Hayır	Evet	Evet	Evet	% 2,51
Model 3	Salı, Çarşamba, Perşembe ve Cuma	Evet	Hayır	Evet	Evet	% 4,36
Model 4	Salı, Çarşamba, Perşembe ve Cuma	Evet	Evet	Evet	Evet	% 3,52
Model 5	Cumartesi	Evet	Hayır	Evet	Evet	% 3,12
Model 6	Cumartesi	Evet	Evet	Evet	Evet	% 2,55
Model 7	Pazar	Evet	Hayır	Evet	Evet	% 2,77
Model 8	Pazar	Evet	Evet	Evet	Evet	% 2,75
Model 9	Pazartesi	Evet	Hayır	Evet	Evet	% 4,48
Model 10	Pazartesi	Evet	Evet	Evet	Evet	% 3,73

İleri beslemeli geri yayılım algoritması kullanılarak oluşturulan modellerin MAPE değerleri grafiği, Şekil 12.2'de verilmiştir.



Şekil 12.2. İleri beslemeli geri yayılım algoritması ile geliştirilen modellerin MAPE değerleri grafik karşılaştırması

Tablo 12.2' de YSA ile geliştirilen modellerin mevsimsel MAPE değerlerinin karşılaştırılması yer almaktadır. Tabloda yer alan kırmızı renkli alanlar en kötü ve yeşil renkli alanlar en iyi MAPE değerlerini verdiği tespit edilmiştir. En iyi MAPE değerlerini kış mevsiminde, en kötü MAPE değerlerini sonbahar ve ilkbahar mevsiminde elde edilmiştir.

Tablo 12.2. YSA ile geliştirilen modellerin mevsimsel MAPE değerleri karşılaştırılması

YSA Model	İlkbahar MAPE Değeri (%)	Yaz MAPE Değeri (%)	Sonbahar MAPE Değeri (%)	Kış MAPE Değeri (%)
Model 1	3,14%	2,00%	2,52%	2,35%
Model 2	3,10%	2,33%	2,51%	2,11%
Model 3	5,40%	2,85%	5,97%	2,81%
Model 4	3,13%	3,23%	4,97%	2,64%
Model 5	3,94%	2,35%	3,08%	3,20%
Model 6	2,75%	1,79%	2,87%	2,63%
Model 7	2,89%	3,59%	2,93%	2,62%
Model 8	2,84%	2,55%	2,34%	3,49%
Model 9	6,86%	4,12%	4,59%	2,82%
Model 10	3,65%	3,79%	5,27%	2,52%

Literatürde yer alan bazı çalışmaların sonuçları Tablo 12.3'de değerlendirilmiştir.

Tablo 12.3. Literatürde yer alan bazı çalışmalar

Ülke	Yıl	Kullanılan Veriler	Kullanılan Modeller	MAPE Değeri (%)	Yük Tahmini Zamanı	Atıf
Türkiye	2014	Geçmiş zamana ait elektrik yükü, gün içindeki saat dilimleri, sıcaklık ve nem meteorolojik verileri	Levenberg – Marquardt Geri Yayılım Algoritması ile Geliştirilen Model	% 7.528	Kısa Dönemli	(Var & Türkay, 2014)
Türkiye	2015	Bir hafta önceki yük verileri ve mevsimsel veriler	YSA Modeli	% 6,67	Kısa Dönemli	(Hocaoğlu,Kaysal & Kaysal, 2015)
			Regresyon Modeli	% 7,49		
			Hibrit Modeli	% 5,26		
Türkiye	2014	Gayrisafi Yurtiçi Hasıla girdi ve enerji talebi çıktı	Bulanık Mantık Modeli	% 4,81	Kısa Dönemli Yıllık	(Yavuzdemir & GÖKGÖZ, 2014)
			Zaman Serisi Modeli	% 2,75		
			Regresyon Modeli	% 7,64		
Avusturalya	2011	Takvim, Sıcaklık	Yarı Parametrik Regresyon Modeli	% 2,81	Kısa Dönemli Saatlik	(Fan & Hyndman, 2011)

Bu çalışmada ise YSA modeli ile en iyi MAPE değeri % 2,51 olarak hesaplanmıştır. Sıcaklık yük değeri olarak o günün bir önceki haftasına *(t-7)* ait sıcaklık verisi ile o güne (*t*) ait sıcaklık verisi kullanıldığında hesaplanan MAPE değerleri karşılaştırılmıştır. O güne (*t*) ait sıcaklık verisi kullanıldığında daha başarılı MAPE değeri elde edildiği tespit edilmiştir. Çalışmada giriş verisi olarak geçmiş yük (*t-7*) alınmıştır. Geçmiş yük, kategorilendirmeye uygun bir şekilde elde edilmiştir. Pazar gününe ait geçmiş yük olarak bir hafta önce Pazar günü elektrik yük verisi alınmıştır. Geçmiş yük verisinde kategorilendirme kullanılması ve mevsim giriş verisi ele alındığında MAPE değerinin başarılı bir sonuç vermesini sağlamıştır. Mevsimin elektrik yükününün tahmininde önemli rolü olduğu tespit edilmiştir.

14.2 Öneriler

Bu çalışmada ileri beslemeli geri yayılım algoritması (feed forward back propagation) kullanılmıştır. Mevsim kriterinin kısa dönemli günlük elektrik yük tahmininde etkisi ele alınmıştır. Mevsim kriteri eklenerek daha başarılı sonuçlar elde edildiği tespit edilmiştir. Kategoriye ayırma işleminin sapma oranında düşme olmasından başarılı sonuç alındığı tespit edilmiştir. İleriye yönelik yapılacak çalışmalarda farklı algoritmalar kullanılarak hata değerleri en aza indirgenebilinir ya da giriş verilerinde elektrik yük tüketimini etkileyen faktörler tespit edilip hata oranını başarılı sonuç elde edilebilinir.

KAYNAKLAR

Adepoju, G., Ogunjuyigbe, S., & Alawode, K. (2007). Application of neural network to load forecasting in Nigerian electrical power system. *The Pacific Journal of Science and Technology*, *8*(1), 68-72.

Akman, T., Yılmaz, C., & Sönmez, Y. (2018). Elektrik yükü tahmin yöntemlerinin analizi. *Gazi Mühendislik Bilimleri Dergisi (GMBD), 4*(3), 168-175.

Alizadeh, M. (2011). Yapay sinir ağları ile fiyat tahmin analizi. İstanbul Üniversitesi. *Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi, İstanbul, 90s*.

Alma, Ö. G., & Özgül, V. (2008). Regresyon analizi kullanılan en küçük kareler ve en küçük medyan kareler yöntemlerinin karşılaştırılması.

Aşkın, D., İskender, İ., & Mamızadeh, A. (2011). Farklı yapay sinir ağları yöntemlerini kullanarak kuru tip transformatör sargısının termal analizi. *Journal of the Faculty of Engineering & Architecture of Gazi University, 26*(4).

Aydın, B. D. (2017). *Meteorolojik değişkenlerin elektrik tüketimi üzerindeki etkisi.* Fen Bilimleri Enstitüsü.

Başoğlu, B., & Bulut, M. (2017). Kısa dönem elektrik talep tahminleri için yapay sinir ağları ve uzman sistemler tabanlı hibrit sistem geliştirilmesi. *Journal of the Faculty of Engineering & Architecture of Gazi University, 32*(2).

Biçer, A. (2017). *Enerji talep tahminine yönelik program geliştirme ve bir bölge için uygulaması.*

Cantürk, S. (2018). *Bir rüzgar çiftliğinden yapay sinir ağlarıyla kısa süreli elektrik üretim tahmini. Fen Bilimleri Enstitüsü.*

Ceylan, G. (2004). *Yapay sinir ağları ile kısa dönem yük tahmini.* Fen Bilimleri Enstitüsü.

Çevik, H. H. (2013). *Türkiye'nin kısa dönem elektrik yük tahmini.* Selçuk Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü.

Erdoğan, E., & Özyürek, H. (2012). Yapay sinir ağları ile fiyat tahminlemesi. *Sosyal ve Beşeri Bilimler Dergisi, 4*(1), 85-92.

EPDK, (2019), [Online], https://seffaflik.epias.com.tr [Ziyaret Tarihi: 15 Eylül 2019].

ES, H. A., Kalender, F. Y., & Hamzaçelebi, C. (2014). Yapay sinir ağlari ile Türkiye net enerji talep tahmini. *Gazi Üniversitesi Mühendislik-Mimarlık Fakültesi Dergisi, 29*(3).

Esin, Y., Sarıca, S. S., & Artuç, E. (2018). Kontrol alan ağları için optimum statik mesaj zamanlaması. *Mühendislik Bilimleri ve Tasarım Dergisi, 6*(3), 532-540.

Fan, S., & Hyndman, R. J. (2011). Short-term load forecasting based on a semi-parametric additive model. *IEEE Transactions on Power Systems, 27*(1), 134-141.

Gökgöz, F. (2009). Tekli regresyon analizi (en küçük kareler yöntemi).

Gürsoy, E. (2000). *Yük tahmini yöntemleri ve Çukurova Elektrik Aş., Kepez Elektrik Ta ş. bölgelerine yygulanması. Fen Bilimleri Enstitüsü.*

Gültekin, F., (2013), [Online], www.fkretgultekin.com, [Ziyaret Tarihi: 1 Ağustos 2020].

Hamzaçebi, C., & Kutay, F. (2004). Yapay sinir ağlari ile türkiye elektrik enerjisi tüketiminin 2010 yilina kadar tahmini. *Gazi Üniversitesi Mühendislik-Mimarlık Fakültesi Dergisi, 19*(3).

Hanedar, A. Ö., Akkaya, O., & Bizim, Ç. (2000). Durağanlık analizi, Diss. Birim kök testleri ve trend. *NEWBOLD,Paul,İşletme ve İktisat için İstatistik,çev. Ümit Şenesen,Literatür Y.,İstanbul,2000.ss.777-785*.

Himanshu, A.A., Lester, C.H., (2008), Electricity demand for Sri Lanka: a time series analysis. *Energy*; 33: 724–739.

Hava Türkiye, (2019), [Online], https://www.havaturkiye.com [Ziyaret Tarihi: 15 Eylül 2019].

Hocaoğlu, F. O., Kaysal, K., & Kaysal, A. (2015). Yük tahmini için hibrit (YSA ve regresyon) model. *Akademik Platform Mühendislik ve Fen Bilimleri Dergisi, 3*(2), 33-39.

Karadeniz, M., Yüncü, S., & Aydemir, M. T. (2001). Asenkron motorlarda stator direncinin yapay sinir ağları ile tahmini.

Kurumu, T. E. P. D. (2017). Elektrik piyasası 2016 yılı Piyasa gelişim raporu. TC Enerji Piyasası Düzenleme Kurumu, Ankara, 97.

Kurumu, T. E. P. D. (2018). Elektrik piyasası 2017 yılı piyasa gelişim raporu. TC Enerji Piyasası Düzenleme Kurumu, Ankara, 88.

Kurumu, T. E. P. D. (2019). Elektrik piyasası 2018 yılı Piyasa gelişim raporu. TC Enerji Piyasası Düzenleme Kurumu, Ankara, 96.

Karahan, M. (2015). Turizm talebinin yapay sinir ağları yönetimiyle tahmin edilmesi. *Suleyman Demirel University Journal of Faculty of Economics & Administrative Sciences, 20*(2).

Kılıç, G. (2015). *Yapay sinir ağlari ile yemekhane günlük talep tahmini.* Pamukkale Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü.

Lee, Y.-S., & Tong, L.-I. (2011). Forecasting energy consumption using a grey model improved by incorporating genetic programming. *Energy conversion and Management*, *52*(1), 147-152.

Mirasgedis, S., Sarafidis Y. (2007). Modeling framework for estimating impacts of climate change on electricity demand at regional level: Case of Greece, Energy Conversion and Manangment 48, 1737-1750.

Seker, S. (2015). Zaman Serileri Analizi (Time Series Analysis). *YBS Ansiklopedi, 2*.

Şen, S., (2007), Regresyon [Online], https://docplayer.biz.tr/108427657-Regresyon-9-sunumyrd-doc-dr-sedat-sen, [Ziyaret Tarihi: 7 Eylül 2020].

Tektaş, M., Akbaş, A., & Topuz, V. (2002). Yapay zeka tekniklerinin trafik kontrolünde kullanilmasi üzerine bir inceleme: Uluslararası Trafik ve Yol Güvenliği Kongresi ve Fuarı, Ankara.

Var, H., & Türkay, B. E. (2014). Yapay sinir ağları kullanılarak kısa dönem elektrik yükü tahmini short term electric load forecasting using artificial neural networks: Eleco.

Yavuzdemir, M. Y., & Gökgöz, F. T. D. (2014). *Türkiye'nin kısa dönem yıllık brüt elektrik enerjisi talep tahmini.* Ankara Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü İşletme Anabilim Dalı.

Yılmaz, B. (2015). Akarçay Havzasında çözünmüş oksijen değerlerinin yapay sinir ağları ile belirlenmesi.