

# UZUN KISA DÖNEMLİ BELLEK DERİN ÖĞRENME MODELİ İLE TÜRKİYE ELEKTRİK ÜRETİMİNİN SAAT TEMELİNDE TAHMİNİ

Nalan ÖZKURT

Hacer ŞEKERCİ ÖZTURA Cüneyt GÜZELİŞ

Yaşar Üniversitesi  
Bornova İzmir

Yaşar Üniversitesi  
Bornova İzmir

Yaşar Üniversitesi  
Bornova İzmir

[naln.ozkurt@yasar.edu.tr](mailto:naln.ozkurt@yasar.edu.tr)

[hacer.sekerci@yasar.edu.tr](mailto:hacer.sekerci@yasar.edu.tr)

[cuneyt.guzelis@yasar.edu.tr](mailto:cuneyt.guzelis@yasar.edu.tr)

## ÖZET

Elektrik piyasasının çalışma yöntemi gereği, ihtiyaç duyulan elektrik miktarının doğru olarak tahmin edilmesi ve tüketimin bu tahminleri yakalaması durumunda dengesizlik maliyeti minimumda olup, elektrik fiyatı en uygun değerlerde belirlenmektedir. Bu amaçla elektrik ihtiyacını doğru olarak tahmin edilmek için bu çalışmada Uzun-Kısa Dönemli Bellek derin öğrenme yöntemi Enerji Piyasaları İşletme A.Ş.'nin resmi web sayfasında yayınladığı saatlik üretim verilerine uygulanmıştır ve saatlik tahmin yapılmıştır. Simülasyonlar sonucunda 24, 48 ve 72 saatlik geçmiş zaman verisi test için kullanıldığında, hata ölçütü olarak kullanılan MAPE değerinin sırasıyla 0,81, 0,73 ve 0,77 yüzdeler oranlarda elde edilmiştir.

## 1. GİRİŞ

Enerji insan yaşamının en temel vazgeçilmez parametrelerinden birisidir. Dünya ölçeğinde birincil enerji arzı 1970-2015 yılları arasında 2,7 kat artarken, aynı zaman diliminde enerji kaynaklı CO<sub>2</sub> salınımının da 2,2 kat arttığı bilinmektedir. Bu artışın, referans senaryoya göre 2015'den 2040'a uzanan orta erimli bir ufukta; -Dünya genelinde endüstride yıllık %0,7, binalarda yıllık %1,1 ve ulaşımda yıllık %1,0 olacağı yönünde değerlendirmeler yapılmıştır [1]. Birincil enerji kaynakları üzerinden yapılan bu değerlendirmelerin yanında, elektrik üretiminin de 2015'den 2040'a kadar, 1,46 katına çıkacağı tahmin edilmiştir [1].

Türkiye için benzer tahminlere bakıldığında Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı'nın 2017-2026 arasını kapsayan 10 yıllık talep tahmininde;

yıllık artış oranı referans talep için %4,5, yüksek talep senaryosu için %5,6 ve düşük talep senaryosu için ise %3,7 olarak verilmiştir [2]. Gerçekleşen üretim değerleri ise TEİAŞ verilerinden izlenebilmektedir. 2016'dan 2017'ye, 2017'den 2018'e ve son olarak 2018'den 2019'un ilk 7 ayının gerçekleşen aylık üretim verileri ve bu verilerin bir önceki yılın o ayına göre değişim oranları Tablo-1'de verilmiştir [3]. Elektrik tüketimini ve dolayısıyla doğrudan üretimini etkileyen birçok etmen söz konusudur. İklim koşulları, doğal afetler, ülke, bölge veya Dünya genelindeki ekonomik ve siyasi gelişmeler, krizler ve benzerleri temel etmenler olarak belirtilebilir. Bir yıl önce aynı ay için üretim verilerindeki değişimler -%3,2 (karşılığı 798,1 GWh) ile +%16,7 (karşılığı 1.984 GWh) arasında oldukça geniş bir yelpazede değişim gösterebilmektedir.

**Tablo 1.** 2016-2019 yılları arasındaki aylık elektrik üretimi ve değişim oranları [3]

<i>Aylar</i>	<i>2016 (GWh)</i>	<i>2017 (GWh)</i>	<i>Artış (%)</i>	<i>2018 (GWh)</i>	<i>Artış (%)</i>	<i>2019 (GWh)</i>	<i>Artış (%)</i>
Ocak	23.443,1	25.479,3	+8,1	26.300,9	+3,2	25.845,5	-1,7
Şubat	20.929,2	22.916,2	+7,5	23.248,7	+1,5	23.342,4	+0,4
Mart	22.038,8	23.998,7	+8,6	24.815,6	+3,4	24.637,9	-0,7
Nisan	21.330,8	22.583,4	+5,5	23.424,8	+3,7	23.591,7	+0,7
Mayıs	21.923,8	23.442,2	+6,6	23.810,1	+1,6	24.792,3	+4,1
Haziran	22.975,9	22.913,3	-0,5	23.917,6	+4,4	24.040,2	+0,5
Temmuz	24.269,9	28.362,6	+16,7	29.246,9	+3,1	28.531,6	-2,4
Ağustos	26.146,4	28.130,4	+7,6	27.608,0	-1,9	-	-
Eylül	21.264,5	24.455,3	+14,1	25.075,2	+2,5	-	-
Ekim	22.127,2	24.058,6	+7,9	23.590,5	-1,9	-	-
Kasım	22.892,9	24.729,6	+6,4	23.931,5	-3,2	-	-
Aralık	25.065,3	26.207,9	+3,9	25.746,9	-1,8	-	-
<b>Toplam</b>	<b>274.407,7</b>	<b>297.277,5</b>	<b>+7,7</b>	<b>300.716,8</b>	<b>+1,2</b>	<b>174.781,5</b>	

Elektrik enerjisinde tüketim fazlasının depolanması konusundaki çalışmalar halen araştırma ve deneme aşamasında olup ülkeler geneline yaygın ticari bir uygulama boyutuna gelmemiştir. Bu yüzden arzın, talebi karşılaması ama talebin çok da üzerinde olmaması gerekir. Aktif enerji bedeli, bulunulan ay içerisinde elektrik piyasasında her gün, saatlik olarak ortaya çıkan fiyatlara göre belirlendiği için, elektrik üretim ve tüketim miktarlarının daha önceki gerçek veriler kullanılarak tahmin edilebiliyor olması çok büyük önem taşımaktadır. Sonuç olarak, elektrik üretim ve tüketiminin doğru olarak tahmin edilebiliyor olması elektrik fiyatını doğrudan etkilemektedir. Üretim ile tüketim tahmini arasındaki fark direk dengesizlik maliyeti olarak karşımıza çıkmaktadır ve elektrik enerjisi maliyetlerinin yükselmesi anlamına gelmektedir. Bu önemi dolayısıyla, bildiride ön çalışmaları sunulan çalışma, Türkiye genelindeki elektrik üretiminin saatlik temelde tahmini için, zaman serilerinden tahmin yapmada başarılı olduğu bilinen Uzun-Kısa Dönemli Bellek (LSTM: Long-Short Term

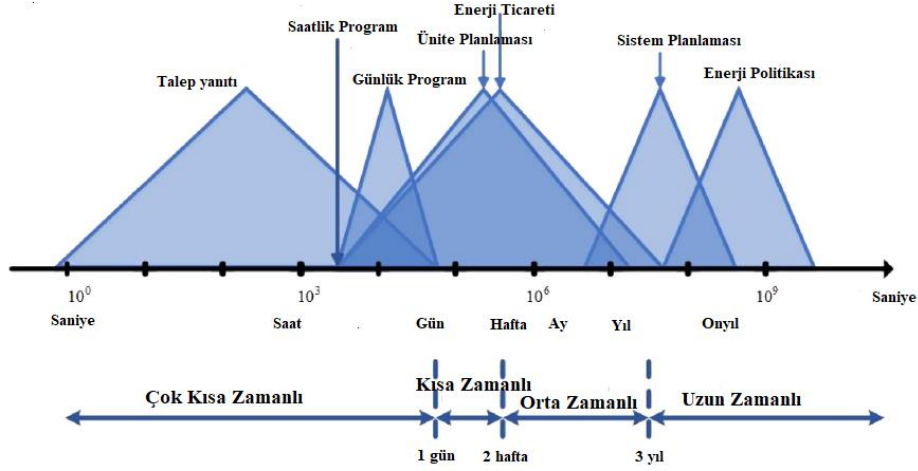
Memory) derin öğrenme modelinin [4] başarısının incelenmesine odaklanmıştır.

Türkiye’de elektrik sektörü, 30.03.2013 tarih ve 28603 sayılı Resmî Gazete’de yayınlanan 6446 sayılı Elektrik Piyasası Kanunu kapsamında faaliyet göstermektedir [5]. Arz-talep dengesinin kurulabilmesi için; sistem kısıtlarını gözetken, fiziki dengeyi koruyan, ortak bir piyasa aracılığı ile ortak bir fiyatın oluştuğu, dengeleme ve uzlaştırmayı hedefleyen bir piyasa yönetimi gerekmektedir. Bu amaçla Piyasa Takas Fiyatı (PTF), Gün Öncesi Piyasası (GÖP), Gün İçi Piyasası (GİP), ve Dengeleme Güç Piyasası (DGP) ve benzeri yapılanmalarla piyasa faaliyetleri gerçekleştirilmektedir.

Enerji üretim planını yapmak için yük tahminleri bir saat veya bir hafta sonrası gibi kısa erimli olabileceği gibi, yatırımlara şekil vermek amacıyla yıllık ya da mevsimlik olmak üzere uzun erimli olarak da yapılabilmektedir. Yük tahmini modelleri, çok kısa dönem, kısa dönem, orta dönem ve uzun dönem tahminleri olmak üzere dört gruba ayrılabilir. Çok kısa dönem yük

tahminleri, bir saat ya da birkaç gün sonrasında kapsayan saatlik veya dakikalık tahminler iken, kısa dönemli yük tahminleri 2 haftaya kadar uzanan

tahminler olmakta olup, Şekil 1’de bu sınıflama ve farklı dönem tahmin sonuçlarının kullanıldığı yerler görülmektedir [6].



Şekil 1. Elektrik yük tahmininin zamansal sınıflaması ve tahminlerin kullanıldığı alanlar [6]

Kısa erimli tahminleme için sıklıkla kullanılan modellerden Özyinelemeli Kayan Ortalama (ARMA: Auto Regressive Moving Average) veya Özyinelemeli Tümlşik Kayan Ortalama (ARIMA: Auto Regressive Integrated Moving Average) gibi doğrusal özyinelemeli modellerin hava koşulları, geçmiş yük değerleri, haftanın hangi günü olduğu ya da tatil günü olup olmadığı gibi bilgilerin de modelde kullanılması durumunda oldukça başarılı sonuçlar verdiği gözlenmiştir. Tüketim miktarını belirleyen etmenlerin çokluğu ve doğrusal olmaması problemin zorluğunu arttırmaktadır. Bu yüzden de ARMA tabanlı doğrusal modeller birçok çalışmada Yapay Sinir Ağları (YSA) ile birlikte kullanılmıştır.

Türkiye için yapılan kısa dönem elektrik tüketim tahmin çalışmalarından birisinde Topallı ve diğerleri [7], 2002 yılı elektrik tüketim verisi üzerinde yaptıkları 24 saatlik kısa dönem tahmin sisteminde ARMA ve Elman Yapay Sinir Ağı modelini kullanmışlar ve Elman YSA

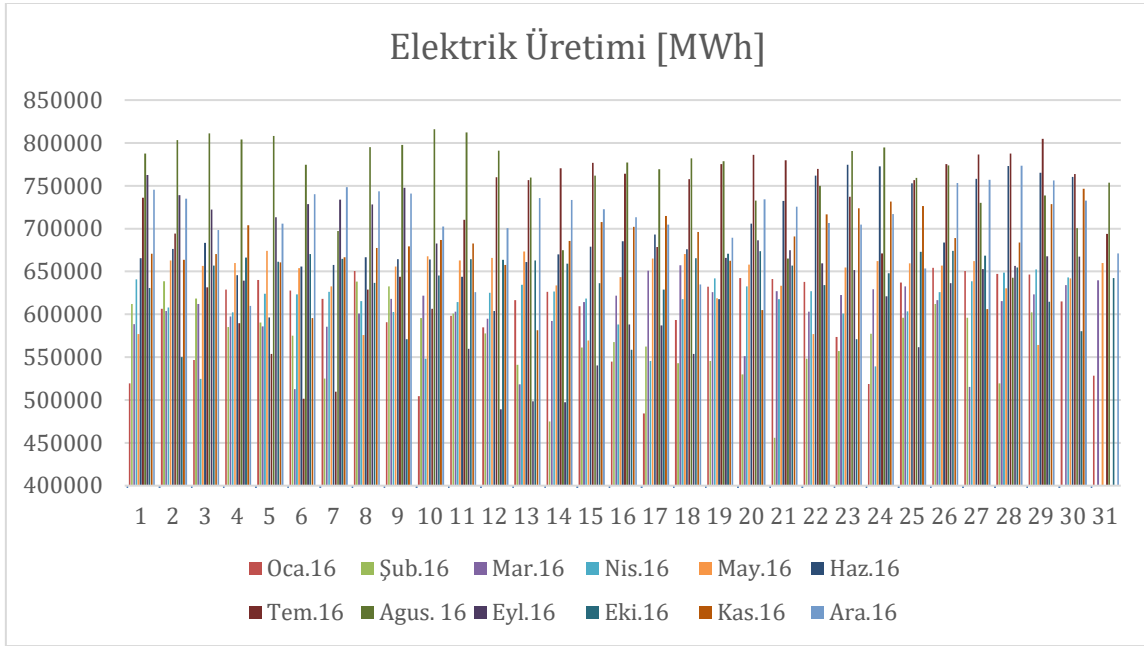
modeli ile %1,6 ARMA modeli ile ise %2,33 Ortalama Mutlak Yüzde Hata'sı (MAPE: Mean Absolute Percentage Error) elde etmişlerdir. 2013-2014 yılları Türkiye tüketim verileri üzerinde çalışma yapan Tayşi ve diğerleri [8], Levenberg-Marguardt (LM) algoritması ile eğitilen Çok Katmanlı Algılayıcı (ÇKA) YSA modeli ile %1,76 MAPE; Bozkurt ve diğerleri [9] Levenberg-Marguardt (LM) algoritması ile eğitilen Çok Katmanlı Algılayıcı (ÇKA) YSA modeli ile %1,8 MAPE elde etmişlerdir. [8] sayılı kaynakta sunulan çalışmada, geçmiş tüketim verilerinin yanında fiyat ve yük tahmin planı da eklenerek tahmin sonuçları iyileştirilmiştir. [9] sayılı kaynakta sunulan çalışmada ise ÇKA YSA modeli, aynı veri kümesi üzerinde Mevsimsel ARIMA (SARIMA: Seasonal ARIMA) modeli ile karşılaştırılmış ve daha iyi sonuç verdiği gösterilmiştir.

Son günlerde derin öğrenme birçok farklı alanda olduğu gibi tahminleme konusunda kullanılmaya başlanmıştır

[10]. Yinelemeli Sinir Ağları (RNN: Recurrent Neural Network) ve LSTM [11], Türkiye ve yurtdışı tüketim verileri üzerinde yapılan kısa, orta ve uzun vadeli tahminleme çalışmalarında başarılı sonuçlar vermiştir. Derin öğrenme yöntemlerinin yaptığı en büyük katkı öznitelik çıkarma ya da parametre seçme işlemlerine ihtiyaç duymaması ve veri ile ilgili dinamiklerin zaman serisinden en iyileme yöntemleri ile çıkarılabilmesidir. 2018 yılında yapılan bir çalışmada yine 2013-2014 tüketim verileri ile RNN, LSTM ve basitleştirilmiş özel bir LSTM modeli olan Kapılı Yinelemeli Birim (GRU: Gated Recurrent Unit) modelleri karşılaştırılmıştır. Önceki çalışmalarla doğrudan karşılaştırma yapabilmek

amacıyla öznitelik olarak tüketim saati, haftanın hangi günü olduğu, tatil olup olmadığı, 1 hafta önceki tüketim ve son 24 saatin ortalama tüketimi kullanılmıştır. En iyi başarımlar üç katmanlı GRU modeli ile % 0,71 MAPE olarak elde edilmiştir [11].

Bu bildiriye sunulan çalışmada, bilimsel yazında yer alan yukarıda özetlenen diğer çalışmalardan farklı olarak, 2016-2018 yıllarına ait EPIAŞ üretim verileri [12] ile herhangi bir öznitelik çıkarımı yapılmadan LSTM modeli ile zaman serisi üzerinde saatlik tahmin yapılmıştır. Şekil 2’de 2016 yılına ait EPIAŞ sayfasından alınan saatlik gerçek üretimler günlere ve aylara göre verilmiştir.



Şekil 3. EPIAŞ’ın 2016 yılı aylık üretim verileri [12]

## 2. YÖNTEM

Bu bölümde kullanılan yöntem, bu yöntemde kullanılacak gerçek zamanlı veri seti, söz konusu çalışmada tercih edilen başarı ölçütü anlatıldıktan sonra

deneysel çalışma kısmı ve elde edilen sonuçlar grafiklerle verilecektir.

### a) Uzun-Kısa Dönemli Bellek (LSTM) Modeli

LSTM ağları RNN ağlarının uzun dönemli ilişkileri modelleyebilmesi için geliştirilmesi ile ortaya çıkmıştır [10,11].

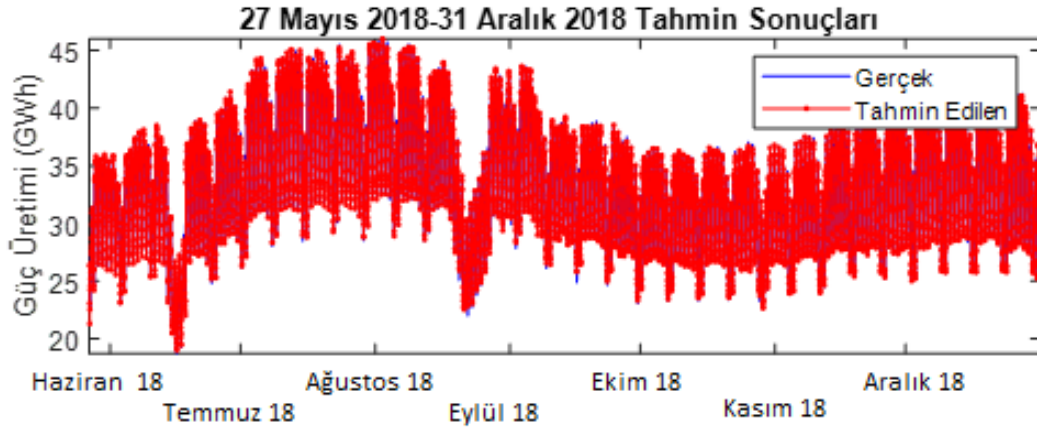


İterasyon sayısı 200 ve gradyan eşiği 1 değerlerinin iyi sonuç verdiği gözlenmiştir. İlk iterasyonda 0.005 olarak seçilen öğrenme oranı her 100 iterasyonda bir %20 oranında düşürülmüştür. Bu sayede başlangıçta daha hızlı öğrenme sağlanırken, son iterasyonlarda ağ parametreleri hassas olarak değiştirilmiştir. Yüzdelerik hata oranını düşürmek amacıyla geçmiş 48 saat ve 72 saatlik zaman serisi girdi olarak tek katmanlı LSTM ağına verilmiştir. Tablo 2’de giriş olarak 24, 48

ve 72 saatlik geçmiş veriyi test amaçlı kullanan analizlerin MAPE yüzdeleri görülmektedir.

**Tablo 2. LSTM girişleri ve yüzdelerik hata oranları**

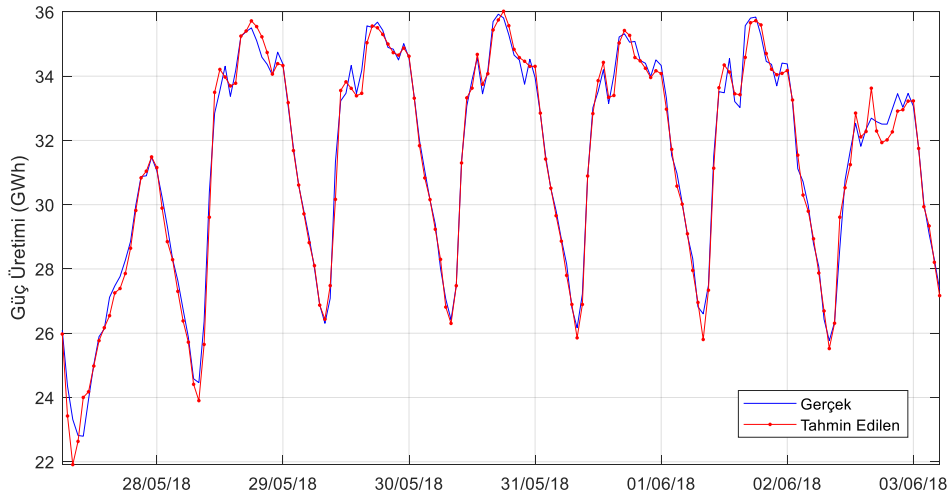
Giriş zaman aralığı	%MAPE
24 saat	0,81
48 saat	0,73
72 saat	0,77



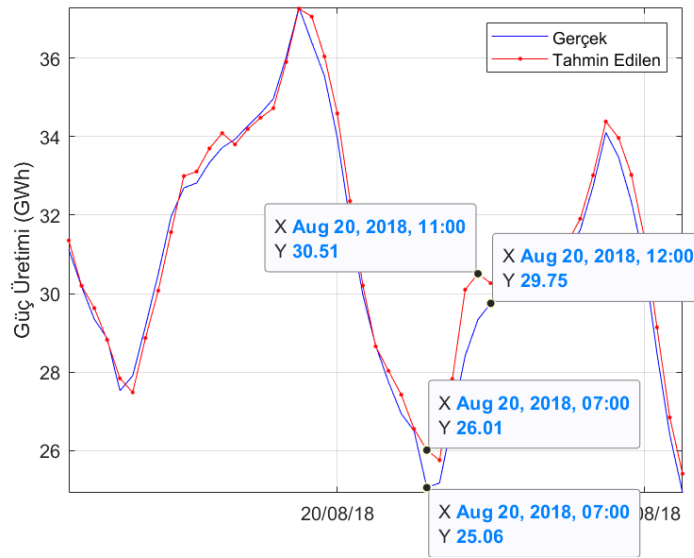
**Şekil 4.** LSTM ile saatlik gerçekleşen ve tahmin edilen güç üretimi değerleri

Şekil 4’te tüm test kümesi için 48 saatlik geçmişe ilişkin saatlik veri kullanılarak tahmin edilen ve gerçekleşen üretim değerleri görülmektedir. Sonuçları daha ayrıntılı irdelemek için Şekil 5’de bir haftalık sonuçlar sunulmuştur. Grafik incelendiğinde LSTM modelinin hava durumu, tatil günleri veya önceki hafta verileri gibi öznitelikler kullanılmadan da günlük değişimleri oldukça başarılı

olarak modellediği görülmektedir. Şekil 6’da ise hatalı tahminlerin bulunduğu 48 saatlik zaman diliminden bir örnek sunulmuştur. Hata oranının düşük olmasına karşın gerçek veri ile tahmin değeri arasında yaklaşık 1GWh hata bulunmaktadır. Bu da hassasiyetin daha da artırılması gerektiğini göstermektedir.



**Şekil 5.** LSTM ile saatlik gerçekleşen ve tahmin edilen güç üretimi değerleri (1 hafta)



**Şekil 6.** LSTM ile saatlik gerçekleşen ve tahmin edilen güç üretimi değerleri (48 saat)

### 3. SONUÇ

Sunulan çalışmada EPIAŞ'tan alınan güç üretimi değerleri üzerinden 1 saat ilerideki Türkiye geneli elektrik üretim değerini tahmin etmek üzere derin öğrenme modellerinden LSTM modeli kullanılmıştır. Bilimsel yazında güç tüketim tahmini için elde edilen sonuçlar ile uyumlu başarı düzeyi elde edilmiştir. Bu çalışmada 24, 48 ve 72 saatlik zaman dilimini girdi olarak kullanan tek katmanlı LSTM ağının başarılı tahminler

yapabildiği gösterilmiştir. Gelecek çalışmalarda Türkiye ve dünyadaki Elektrik Tüketim verileri incelenerek farklı ağ yapılarının kısa, orta ve uzun vadeli tahmin sonuçlarına etkisinin araştırılması planlanmaktadır.

## KAYNAKLAR

[1] IEA World Energy Outlook 2017, (son erişim 05.09.2019)

[https://www.iea.org/media/weowebiste/2017/Chapter1\\_WEO2017.pdf](https://www.iea.org/media/weowebiste/2017/Chapter1_WEO2017.pdf)

[2] TEİAŞ, Planlama ve Stratejik Yönetim Dairesi Başkanlığı, 10 yıllık talep tahminleri raporu 2017-2018, (son erişim 05.09.2019)

[https://www.teias.gov.tr/sites/default/files/2018-02/Taleprapor\\_2017.pdf](https://www.teias.gov.tr/sites/default/files/2018-02/Taleprapor_2017.pdf)

[3] TEİAŞ Aylık Elektrik İstatistikleri (son erişim 05.09.2019)

<http://kojenturk.org/tr/teias-elektrik-uretim-istatistikleri-2019-1268>

[4] S. Hochreiter and J. Schmidhuber, "Long short-term memory," Neural computation, vol. 9, no. 8, pp. 1735–1780, 1997.

[5] 6446 sayılı Elektrik Piyasası Kanunu (son erişim 05.09.2019)

<http://www.resmigazete.gov.tr/eskiler/2013/03/20130330.htm>

[6] I. Moghram, S. Rahman, "Analysis and evaluation of five short-term load forecasting techniques", IEEE Transaction of power system, Volume 4, Issue 4, pp. 1484-1491, 1989.

[7] A. K. Topalli, I. Erkmén, and I. Topalli, "Intelligent short-term load forecasting in Turkey," International Journal of Electrical Power & Energy Systems, vol. 28, no. 7, pp. 437–447, 2006.

[8] Z. C. Tayşı, G. Biricik et al., "Power load forecast system for Turkish Electric market," in Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU), 2015 23th. IEEE, pp. 569-572, 2015.

[9] Ö. Ö. Bozkurt, G. Biricik, and Z. C. Tayşı, "Artificial Neural Network and SARIMA based models for power load forecasting in Turkish Electricity Market," PloS one, vol. 12, no. 4, e0175915, 2017.

[10] I. Goodfellow, Y. Bengio, and A. Courville, Deep learning. MIT press Cambridge, 2016, vol. 1.

[11] A. Tokgöz, G. Ünal, "A RNN based time series approach for forecasting turkish electricity load," In 2018 26th Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU) (pp. 1-4). IEEE, 2018.

[12] EPİAŞ Şeffaflık Platformu (son erişim 05.09.2019)

<https://seffalik.epias.com.tr/transparency/uretim/gerceklesen-uretim/gercek-zamanli-uretim.xhtml>