

Gün Öncesi Piyasasında PTF Dönemsel Ağırlıklı Fiyat Ortalama Tahmini

Periodic Price Averages Forecasting of MCP in Day-Ahead Market

Fatih Şenocak¹, Hakan Kahveci²

Elektrik-Elektrik Mühendisliği
Karadeniz Teknik Üniversitesi

¹fatih@fatihsenocak.com, ²hknkahveci@ktu.edu.tr

Özet

Elektrik piyasasında enerji ticareti ikili anlaşmalar, gün öncesi piyasası ve gün içi piyasasında yapılmaktadır. Gün öncesi piyasasında oluşan elektrik referans fiyatı önceden tahmin edilerek piyasa katılımcıları için ileri dönük yapılan ikili anlaşmaların fiyatlarının belirlenmesinde, enerji yatırımlarının yapılmasında ve enerji ticareti risklerinin belirlenmesinde referans teşkil etmektedir. Bu çalışmada tahminleme yöntemlerinden Adaptif Ağ Tabanlı Bulanık Çıkarım Sistemi (Adaptive Network Based Fuzzy Inference Systems-ANFIS) ve Yapay Sinir Ağları (Artificial Neural Networks-ANN) ile birincil enerji kaynaklarının üretim miktarları kullanılarak Piyasa Takas Fiyatı (PTF) tahminleri yapılmış ve hangi yöntemin daha başarılı olduğu ve birincil enerji kaynakları üretim miktarı ile ilişkisi gösterilmiştir. ANFIS için Matlab platformu, ANN için C# yazılım dilinde oluşturulan arayüz programı kullanılmıştır.

Abstract

The electric reference price formed in on the day ahead market is anticipated and becomes a reference for the market participants to determine the reference price formed in the forward-looking bilateral contracts prices, in determination of energy trade risks and making energy investments. In this study, Market Clearing Price (MCP) estimation has been made with the estimation methods Adaptive Network Based Fuzzy Inference Systems-ANFIS and Artificial Neural Networks-ANN and as a result the most successful method has been shown. Matlab platform is used for our model practice ANFIS and an interface created in C# programming language is used for ANN.

1. Giriş

Gün öncesi piyasası (GÖP); Bir gün sonrası teslim edilecek uzlaştırma dönemi bazında elektrik enerjisi alış-satış işlemleri için kurulan ve Epiaş tarafından işletilen organize toptan elektrik piyasasıdır[1]. Elektrik piyasasında uzun dönem elektrik alış-satışı ikili anlaşmalarla yapılmaktadır. Bu anlaşmaları tamamlayıcı nitelikte olan GÖP piyasa katılımcılarına bir gün sonrası için oluşabilecek enerji dengesizliklerini gidermek için ortam sağlamaktadır ve GÖP'te oluşan fiyatlar gerçek zamana yakınlığı nedeniyle elektrik referans fiyatı (Piyasa Takas Fiyatı-PTF) olarak kabul edilmektedir. Elektrik piyasasında piyasasının büyük hacmini

ikili anlaşmalar oluştursada, günöncesi piyasası her geçen gün biraz daha büyümektedir. Gün öncesi piyasası 2010 yılında %6, 2011 yılında %8, 2012 yılında %21, 2013 yılında %25, 2014 yılında %32, 2015 yılında %38 civarında paya sahiptir ve payını devamlı olarak büyütmektedir[1]. Enerji ticareti yapan piyasa katılımcıları için birgün sonrası için oluşacak kısa ve uzun vadede dönemsel fiyatların tahmini ileri dönük yapılan ikili anlaşma fiyatlarının ve elektrik enerjisi ticaretinin risklerinin belirlenmesinde referans teşkil etmektedir.

Szkuta [2] 1999 yılında 3 katmanlı oluşturulan yapay sinir ağlarıyla geçmiş fiyatları kullanılarak Viktorya Eyaleti elektrik piyasası için Sistem Marjinal Fiyatı (SMP) hesaplamıştır. Careri F. vd. [3] 2010 genetik algortima kullanarak İtalya enerji piyasasını incelenmiştir. Hong Y.Y. vd. [4] hibrit yapay sinir ağları kullanarak gün öncesi piyasasında sistem marjinal fiyat tahmini yapılmıştır. Zhang H. vd. [5] 2012 gün öncesi piyasasında rüzgar enerji üreticileri için optimal teklif verme stratejileri incelenmiştir. Jonsson T. vd. [6] 2012 yılında zaman serisi modelleri kullanılarak batı danimarka için sistem yükü ve rüzgar enerjisi üretim verilerinden gün öncesi fiyat tahminleri yapılmıştır. Voronin S. vd. 2013 [7] Finlandiya Nord Pool Spot gün öncesi gerçek verileri kullanarak iteratif yöntemlerle normal fiyat ve pik fiyat tahmini diğer yöntemlerle karşılaştırılmıştır. Claudio Monteiro vd. [8] 2015 yılında hava tahmin, önceki fiyatlar, bölgesel üretim miktarı ve güç demand verilerini kullanarak İspanya Elektrik Piyasasında gün öncesi fiyatlar analiz edilmiştir.

Bu çalışmada sırasıyla yapay sinir ağları ve ANFIS teorilerine daha sonra yapay sinir ağları ve ANFIS ile elektrik enerjisi üretiminin birincil enerji kaynaklarının üretim miktarları kullanılarak PTF tahmini için modellemeye değinilmektedir. Nümerik giriş değerleri üzerinden kurulan ağların performansları kıyaslanmakta, hangi topolojide ne tür verinin daha iyi sonuçlar ortaya çıkardığı irdelenmektedir.

2. Yapay Sinir Ağları

2.1. Yapay Sinir Ağları

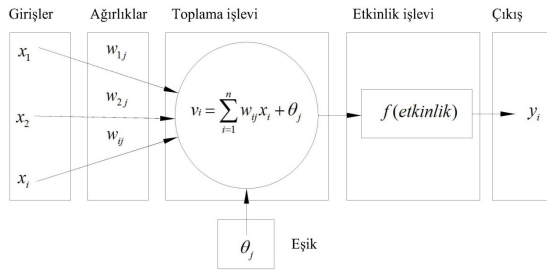
Yapay sinir ağları (ANN), insan beyninden esinlenerek geliştirilmiş, ağırlıklı bağlantılar aracılığıyla birbirine bağlanan ve her biri kendi belleğine sahip işlem elemanlarından oluşan paralel ve dağıtılmış bilgi işleme

yapılarıdır. Yapay sinir ağları, bir başka deyişle biyolojik sinir ağlarını taklit eden bilgisayar programlarıdır[9-10].

2.2. Yapay Sinir Hücresinin Modellenmesi

Yapay sinir ağları, birbirine bağlı çok sayıda işlem elemanlarından oluşan paralel çalışan yapılar olarak ifade edilmektedir. Yapay sinir ağlarındaki işlem elemanları basit sinirlerdir. Yapay sinir ağı birbirine bağlı çok sayıda düğümlerden oluşmaktadır.

Matematiksel anlamda kullanılan yapay bir sinir modeli ise Şekil 2.1’de gösterilmektedir;



Şekil 2.1: Matematiksel yapay sinir modeli

Yapay sinir ağlarının temel birimi işlem elemanı ya da düğüm olarak adlandırılan yapay bir sinirdir ve arasındaki benzerlik Çizelge 2.1’de verilmiştir.

Çizelge 2.1 Biyolojik sinir ağı ile yapay sinir ağının karşılaştırılması

Biyolojik Sinir Ağı	Yapay Sinir Ağı
Sinir	Düğüm
Sinaps	Bağlantı Ağırlıkları
Dendrit	Toplama İşlevi
Hücre Gövdesi	Etkinlik İşlevi
Akson	Sinir Çıkışı

Temel bir yapay sinir hücresi biyolojik bir sinir hücresine göre çok daha basit bir yapıya sahiptir. Yapay sinir hücresinin ana öğeleri Çizelge 2.1’de verilmiştir.

Girdiler: Yapay sinir hücresine gelen girdiler ($x_1, x_2, \dots, x_n$) ağıın öğrenmesi istenen örnekler tarafından belirlenir. Giriş verileri, dış dünyadan girilen bilgiler veya kendinden önceki hücrelerden veya kendi kendisinden de gelen bilgiler olabilir.

Ağırlıklar: Ağırlıklar ($w_1, w_2, \dots, w_n$) girişlerin sinir üzerindeki etkisi ve önemini gösterir. Her bir giriş bir ağırlık üzerinden sinire bağlanır. Ağırlığın büyük olması bağlatının güçlü olduğunu, küçük olması durumunda ise zayıf olduğunu gösterir. Ağırlıklar pozitif, negatif, sıfır değerler olabilir.

Toplama İşlevi: Girişlerden gelen her bir veri sahip olduğu ağırlıklarla çarpılarak sinire ulaşmaktadır. Sinire gelen bütün

bu ağırlıkla çarpılmış girdilerin toplanarak etkinlik işlevine gönderildiği yerdir. Bazen toplama işlevi algoritmaya bağlı olarak, en az (min) veya en çok (max) olabilir. Bunlardan en yaygın olanı toplama işlevidir ve girdilerin kendi ağırlıklarıyla çarpılarak toplanır ve sinir ağına giren net girdi bulunur. Toplama işlevinin gösterimi alttaki gibi formülize edilebilir.

$$NET = \sum_i^n w_i x_i \quad (2.1)$$

Burada x girdileri, w ağırlıkları, n ise bir hücreye gelen toplam giriş sayısını göstermektedir. Yapay sinir ağları tasarımı süreci içerisinde her bir proses elemanı aynı toplama işlevine sahip olabileceği gibi farklı farklı toplama işlevine de sahip olabilmektedir. Bu durum tamamen tasarımcının kendi öngörüsüne ve ağıın performansına bağlı olarak değişmektedir.

Aktivasyon Fonksiyonu ya da Etkinlik İşlevi: Toplama fonksiyonundan çıkan Net toplam hücrenin çıktısını oluşturmak üzere aktivasyon fonksiyonuna iletir. Aktivasyon fonksiyonu seçilirken dikkat edilmesi gereken nokta fonksiyonun türevinin kolay hesaplanabilir olmasıdır. Geri beslemeli ağlarda aktivasyon fonksiyonunun türevi de kullanıldığından hesaplamaların yavaşlamaması için türevi kolay hesaplanır fonksiyon seçilir [11]. Eğrisel etkinlik işlevi

$$f = \frac{1}{1 + e^{-fx}} \quad (2.2)$$

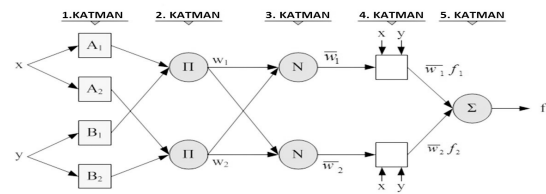
3. ANFIS

3.1. ANFIS

Adaptif Ağ Tabanlı Bulanık Çıkarım Sistemi (Adaptive-Network Based Fuzzy Inference Systems ANFIS), sinirsel öğrenme kabiliyetine sahip ağı, yapay sinir ağlarının paralel öğrenme yeteneğine ve bulanık mantığın çıkartım özelliğini kullanmaktadır. Bu melez yapısı ilk olarak Jang tarafından 1993 yılında geliştirilmiştir. ANFIS sadece geri yayılım ya da en küçük kareler ortalamasıyla birlikte hibrit öğrenme algoritması kullanmaktadır[9].

3.2. ANFIS Mimarisi

İki girişli ve iki kurallı Sugeno tip bulanık çıkarım yöntemine ait ANFIS mimarisi aşağıda gözükmektedir. Bu mimari katman katman Şekil 3.1’de gösterilmiştir.



Şekil 3.1: İki girişli ve iki kurallı ANFIS mimarisi

1.Katman : Bu katman bulanıklaştırma işlemi yapılmaktadır. Bu katmandaki düğümlerin çıkışı, giriş sinyallerini kullanan üyelik işlevlerine bağlı üyelik derecelerine çevirmektedir. Burada μ_{Ai} ve μ_{Bi} üyelik işlevi, x ve y giriş değişkenleri, c_i, a_i çan eğrisi üyelik işlevinin orta noktası ve standart sapması, i düğüm sayısı, A_i ve B_i bulanık kümelerdir.

$$\mu_{Ai}(x) = \frac{1}{1 + \left[\left(\frac{x - c_i}{a_i} \right)^2 \right]} \quad (3.1)$$

$$\mu_{Bi}(y) = \frac{1}{1 + \left[\left(\frac{y - c_i}{a_i} \right)^2 \right]} \quad (3.2)$$

2.Katman : Herbir düğüm en küçük (min) ya da çarpım (prod) operatörlerini kullanarak her kuralın ateşleme seviyesini hesaplar. Bu katman çıkışı giriş sinyallerinin çarpımını verir.

$$\omega_i = \mu_{Ai}(x) \times \mu_{Bi}(y), i = 1, 2 \quad (3.3)$$

3.Katman : Bir kuralın normaleştirilmiş ateşleme seviyesi hesaplanır. Bütün kuralların ateşleme seviyesine göre bir kural ateşleme seviye oranlarını hesaplar.

$$\varpi = \frac{\omega_i}{\omega_1 + \omega_2}, i = 1, 2 \quad (3.4)$$

4.Katman : Berraklaştırma katmanıdır. Her bir düğüm ağırlıklaştırılmış değerleri çıkışa aktarır.

Burada p_i, q_i, r_i sonuç değişkenleridir.

$$\varpi_i f_i = \omega_i (p_i x + q_i y + r_i) \quad (3.5)$$

5.Katman : Bir önceki katmandan gelen bütün sinyalleri toplayarak çıkışa verir.

4. Performans Kriteri

Model performanslarının ölçümü, gerçek sistemin belirli bir giriş için ürettiği çıkış ile aynı girişin modele uygulanması ile elde edilen çıkış arasındaki farka göre yapılmaktadır. Modellerin performans ölçümü için ortalama mutlak yüzde hata (*Mean Absolute Percentage Error, MAPE*) kullanılmıştır.

x_i : Gerçek Çıkış

y_i : İstenilen Çıkış

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{x_i - y_i}{x_i} \right| \times 100\% \quad (3.6)$$

5. ANN ve ANFİS Model Uygulamaları

Piyasa Takas Fiyatı (PTF) gün öncesi piyasasında oluşan referans elektrik enerjisi alışı-satışı fiyatıdır. Şekil 5.1’de aylık değişimi gösterilen PTF arz talep dengesinin bir sonucudur. Arz talep ise elektrik üretim ve tüketim miktarlarıdır.



Şekil 5.1: Geçmiş dönemlere ait PTF ağırlıklı ortalama aylık değişim grafiği

Türkiye elektrik enerjisi üretiminin birincil enerji kaynakları olarak doğalgaz, kömür, linyit, sıvı yakıtlar (fuel-oil, motorin), atık ısı, hidrolik, jeotermal, rüzgar ve güneş sayabiliriz.[12] Bu enerji kaynaklarını termik, hidrolik, rüzgar, jeotermal, güneş olarak sınıflandırabiliriz. Giriş veri seti olarak 2009-2014 yıllarına ait doğalgaz, hidrolik ve doğalgaz-sıvı yakıtlar- linyit enerji kaynaklarının üretim miktarları kullanılmıştır.

5.1. ANN Model Uygulaması

Bu çalışmada 1 giriş, 1 gizli ve 1 çıkış katmanlı yapay sinir ağı oluşturuldu. Gizli katman 4 ve çıkış katmanı 1 sinirden oluşmaktadır.

Oluşturulan yapay sinir ağında öğrenme katsayısı $k = 0,2$ momentum $m = 0,1$ seçilmiştir. Aktarım işlevi olarak da eğrisel işlev kullanılmıştır. Ağımız ise 10.000 kez giriş veri seti ile eğitilmiştir.

Yapay sinir ağıımız eğitildikten sonra uzun dönem 2015 yılı Ocak-Aralık aylarına ait dönemsel ortalama PTF tahmin edilmiştir. Elde edilen değerlerin MAPE (Mean Absolute Percentage Error-MAPE) oranları karşılaştırılmıştır.

Çizelge 5.1.1: ANN'e ait MAPE hata oranları

Giriş	MAPE
Doğalgaz	0,0876
Hidrolik	0,1679
Doğalgaz-Sıvı-Linyit	0,0881

2009-2014 yılları arası verilerini kullanarak modellenen yapay sinir ağıımız üzerinden 2015 Ocak-Aralık aylar arası uzun dönem PTF ağırlıklı ortalama (Piyasa Takas Fiyatı) tahminleri girişe uygulanan enerji kaynakları türüne göre ayrı ayrı hesaplanmıştır.

Çizelge 5.1.2: ANN için 2015 yılı PTF ağırlıklı ortalama tahminleri

Piyasa Takas Fiyatı Ağırlıklı Ortalamaları (PTF) TL				
Dönem	2015 PTF	Doğalgaz	Hidrolik	Doğalgaz-Sıvı-Linyit
2015-Ocak	179,052	156,374	157,583	157,853
2015-Şubat	145,201	144,389	161,336	144,515
2015-Mart	128,219	144,004	155,037	145,253
2015-Nisan	103,295	127,678	149,629	125,942
2015-Mayıs	110,817	127,734	151,291	129,570
2015-Haziran	126,071	131,561	152,846	133,150
2015-Temmuz	139,081	147,315	152,210	148,673
2015-Ağustos	160,933	166,833	153,474	166,535
2015-Eylül	167,483	158,713	156,633	157,537
2015-Ekim	141,110	153,123	158,249	152,551
2015-Kasım	136,369	149,425	158,482	150,883
2015-Aralık	169,349	163,603	159,406	168,308

5.2. ANFIS Model Uygulaması

Bu model uygulamamızda 1 girişli 1 çıkışlı Sugeno tipi bulanık çıkarım melez öğrenme algoritması kullanılmıştır. Modelimize ait ağıın eğitilmesi için 2009-2014 yıllarına ait veri seti kullanılmıştır.

Uzun dönemde eğitimi yapılan ağı üzerinden 2015 yılı PTF ağırlıklı ortalamaları tahmin edilmiştir. En küçük kareler yöntemi ve geri yayılmalı en dik iniş yönteminin birleşimi olan hibrit ağı ile öğrenme gerçekleştirilmiştir.

ANFIS model yapısında, FIS eğitimi “hibrit”, giriş MF tipi “gaussmf”, çıkış MF tipi “costant” seçilerek ağı üzeinden giriş veri eğitime sokulmuştur. Eğitimi tamamlanan ağı üzerinden 2015 yılı Ocak-Aralık aylarına ait dönemsel PTF ağırlıklı ortalamaları elde edilmiştir.

Çizelge 5.2.1 ANFIS'e ait MAPE oranları

Giriş	MAPE
Doğalgaz	0,0698
Hidrolik	0,1002
Doğalgaz-Sıvı-Linyit	0,0567

Bu eğitim aşamasından sonra 2015 Ocak-Aralık aylarını kapsayan PTF ağırlıklı ortalama tahminleri girişe uygulanan enerji kaynakları türüne göre ayrı ayrı hesaplanmıştır.

Çizelge 5.2.2: ANFIS için 2015 yılı PTF ağırlıklı ortalama tahminleri

Piyasa Takas Fiyatı Ağırlıklı Ortalamaları (PTF) TL				
Dönem	2015 PTF	Doğalgaz	Hidrolik	Doğalgaz-Sıvı-Linyit
2015-Ocak	179,052	149,276	149,239	147,512
2015-Şubat	145,201	136,654	152,279	138,553
2015-Mart	128,219	136,139	143,529	139,218
2015-Nisan	103,295	119,632	114,511	107,777
2015-Mayıs	110,817	119,664	118,938	115,047
2015-Haziran	126,071	122,072	129,210	122,416
2015-Temmuz	139,081	140,435	124,383	141,867
2015-Ağustos	160,933	162,017	134,135	158,580
2015-Eylül	167,483	151,031	147,953	147,308
2015-Ekim	141,110	146,643	149,886	144,321
2015-Kasım	136,369	142,936	150,088	143,310
2015-Aralık	169,349	155,924	150,825	163,620

6. Değerlendirme

Bu çalışmada, 2012-2014 yılları arası birincil enerji kaynaklarından doğalgaz, hidrolik ve doğalgaz-sıvı yakıtlar-linyit birleşiminin üretim miktarları kullanılarak ANFIS ve ANN modelleri oluşturulmuştur. Elde edilen model yardımı ile 2015 yılına ait PTF tahmini elde edilmiştir. 2015 yılı için her iki modele ait tahmin edilen piyasa takas fiyatı aylık dönemler halinde Şekil 6.1’de verilmiştir.

Enerji kaynakları olarak doğalgaz ve doğalgaz-sıvı yakıtlar-linyit birleşimini içeren enerji kaynaklarının üretim miktarı veri olarak uygulandığında MAPE hata oranlarının daha az olduğu ve fiyatın oluşumunda daha etkili olduğu gözlemlenmiştir. PTF fiyatının ise doğrudan birincil enerji kaynaklarından doğalgaz enerji kaynağı üretim miktarı ile doğru ve hidrolik enerji kaynağı üretim miktarı ile ters orantılı olduğu gözükmetedir. Enerji üretiminde kullanılan doğalgaz hammadesinin büyük kısmı ülkemizde üretilmeyip ihraç

edilen pahalı bir enerji kaynağıdır. Bunun sonucu olarak doğalgaz enerji kaynağından üretilen elektrik miktarı arttıkça elektrik referans fiyatını da yukarı çekmektedir. Bunun aksine mevsimsel yağış miktarı artması hidrolik enerji üretimini artırarak daha ucuz enerji sağlanacaktır ve elektrik referans fiyatı aşağıya çekilecektir.

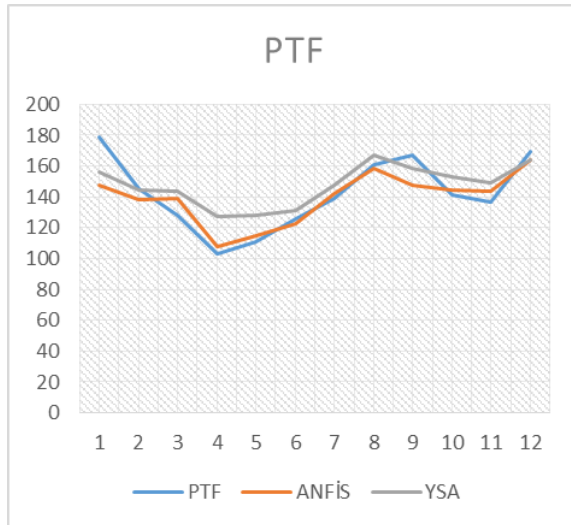
Çizelge 6.1’de enerji kaynaklarına göre ortalama hata oranları verilmiştir. Doğalgaz-Sıvı Yakıtlar-Linyit birleşimi %5 bir oranla en başarılı sonuçlar alınmıştır. Çizelge 6.2’de ise ANFIS ve ANN modelinden elde edilen aylık dönemsel değerlerin aritmetik ortalaması alınarak yıllık ortalamalar karşılaştırılmış ve gerçeğe yakın değerler elde edilmiştir.

Çizelge 6.1: ANFIS ve ANN için MAPE oranları

Giriş	ANN	ANFİS
Doğalgaz	0,0876	0,0698
Hidrolik	0,1679	0,1002
Doğalgaz-Sıvı-Linyit	0,0881	0,0567

Çizelge 6.2: 2015 yılı PTF ağırlıklı ortalaması ve 2015 yılı ANN-ANFIS aylık ağırlıklı ortalamalarının aritmetik ortalaması

Giriş	2015 PTF	ANN PTF	ANFİS PTF
Doğalgaz	143,97	147,56	140,20
Hidrolik	143,97	155,52	138,75
Doğalgaz-Sıvı-Linyit	143,97	148,40	139,13



Şekil 6.1 2015 yılı gerçek PTF-ANFİS PTF-ANN PTF değerleri

7. Sonuçlar

Gün öncesi piyasasında PTF ağırlıklı ortalama değerlerinin tahmini için ANN ve ANFIS kullanılmıştır. Kullanılan iki method için eğitim aşamasında 2012-2014 yıllarına ait birincil enerji kaynaklarının üretim miktarı giriş verisi olarak uygulanarak, 2015 yılı PTF ağırlıklı ortalama değerleri hesaplanmıştır. Bu iki methodan elde edilen değerler gerçek PTF ağırlıklı ortalama değerlerle karşılaştırıldığında ANFIS modelin MAPE hata oranlarının gerçeğe daha yakın olduğu ve genelde hata oran aralığının %1-5 arasında kaldığı gözükmemektedir. Bunun nedeni ise ANFIS’in öğrenme kalibiyetinin adaptif olmasıdır. Her iki modelden çıkarılan sonuç PTF ağırlıklı ortalama değeri ile birincil enerji kaynakları üretim miktarı arasında sıkı bağ olduğu üretimdeki artış ve azalmaların direkt fiyata etki ettiği ve ANFIS modelinden alınan sonuçları göre tahminleme için en doğru tercih olduğu gözükmemektedir..

8. Kaynaklar

- [1] Enerji Piyasaları İşletme A.Ş. www.epias.com.tr
- [2] Szkuta, B.R., Sanabria, L.A., Dillon, T.S., “Electricity Price Short-Term Forecasting Using Artificial Neural Networks”, IEEE Transaction on Power Systems, 14(3), 851-857, 1999
- [3] Careri, F., Genesi, C., Marannino, P., Montagna, M., “Strategic Bidding in a Day-Ahead Market By Coevolutionary Genetic Algorithms”, IEEE PES General Meeting, 2010, 1-8
- [4] Hong, Y.Y., Wu, C.P., “Day-Ahead Electricity Price Forecasting Using a Hybrid Principal Component Analysis Network”, Energies, 5, 4711-4725, 2012
- [5] Zhang, H., Gao, F., Wu, J., Liu, K., Liu, X., “Optimal Bidding Strategies for Wind Power Producers in the Day-Ahead Electricity Market”, Energies, 5, 4804-4823, 2012
- [6] Jonsson, T., Pinson, P., Madsen, H., Nielsen, H.A., “Forecasting Electricity Spot Prices Accounting Wind Power Predictions”, IEEE Transactions on Sustainable Energy, 4(1), 210-218, 2012
- [7] Voronin, S., Partanen., “Price Forecasting in the Day-Ahead Energy market by an Iterative Method with Separate Normal Price and Price Spike Frameworks”, Energies, 6, 5897-5920, 2013
- [8] Monterio, C., Jimenez L.A.F., Rosado I.J.R., “Explanatory Information Analysis for Day-Ahead PriceForecasting in the Iberian Electricity Market”, Energies, 10464-10486, 8, 2015
- [9] Elmas, Ç., Yapay Zeka Uygulamaları, Seçkin Yayıncılık, Ankara, 2011
- [10] Nabiye, V. V., Yapay Zeka, Seçkin Yayıncılık, Ankara, 2012
- [11] Kubat, C., Yapay Zeka ve Mühendislik Uygulamaları, Pusula Yayıncılık, Ankara, 2013
- [12] Türkiye Elektrik İletim A.Ş. www.teias.gov.tr