

TÜRKİYE KISA SÜRELİ ELEKTRİK TALEBİNİN SAATLİK OLARAK TAHMİN EDİLMESİ

Ahmet Cihat TOKER, Ozan KORKMAZ

APLUS Enerji, İstanbul
actoker@aplusenerji.com.tr

ÖZET

Talep tarafının Gün Öncesi Planlama (GÖP) sistemine verdiği tahminlere göre gün öncesinden tüm sistemin dengelenmesi yapılmaktadır. Tahminlerde yapılan hatalar nedeniyle sistem gerçek zamanda dengesizliğe düşmektedir. Sistemin dengesizliğe düşmesi ile oluşan maliyetler, dengesizliğe sebep olan taraf tarafından karşılanmaktadır. Sistem dengesizlik maliyetlerini en aza indirmek için saatlik talep tahminlerindeki hata payının düşük olması gerekmektedir. Talep tahminlerinin doğru yapılması ve gerçek zamanda dengesizliğe düşülmemesi, diğer perakende satış firmalarıyla rekabet avantajı sağlayacaktır. Bu çalışmada kısa sureli talep tahminlerinin yapılması için bir yöntem önerilmiş ve yöntemin doğruluğunun test edilmesi için Türkiye kısa sureli saatlik talep tahminleri yapılarak sonuçlar değerlendirilmiştir.

İçinde rastlantısal öğeler olan değerlerin tahmin edilmesi, bu değerlerle ilgili belli varsayımlar yapılmasına bağlıdır. Değişik varsayımlar, değişik zamanlarda iyi performans gösterebilir bile sürekli olarak aynı performansı gösteremezler. Dolayısıyla değişik varsayımları birleştiren melez bir model kurulması gereklidir. Yapılan geniş kapsamlı bilimsel literature araştırması sonrasında kısa sureli elektrik tüketiminin üç alt modelle tahmin edilmesi uygun görülmüştür. Tüketim verisindeki aylık sezonsallık, spectrum analiz yöntemiyle ayrılmaktadır. Tüketim verisinin kendi içindeki doğrusal bağlantı, AR filtreleme yöntemiyle ortaya çıkarılmaktadır. Daha sonra tüketimin sıcaklık, ışım, takvim günü girdileri ile olan doğrusal olmayan bağlantısı Yapay Sinir Ağları ile ortaya çıkarılmaktadır.

Tahmin modelinde kullanılan girdiler gerçekleşen elektrik tüketimi, sıcaklık ve diğer gerekli meteorolojik etkenler, ışım (günlük güneş alma süresi) ve takvim günleridir. Bu çalışmada Yapay Sinir Ağları (YSA) ve İleri Sinyal İşleme Teknikleri kullanarak Türkiye talebinin saatlik olarak günlük ve haftalık tahmini yapılmış, sonuçlar Türkiye Elektrik Enerjisi Piyasası katılımcılarıyla paylaşılmıştır.

GİRİŞ

Sanayi ve teknolojinin gelişmesi ile elektrik enerjisi olan ihtiyaç her geçen gün artmaktadır. Artan enerji ihtiyacını karşılamak için enerji üretim, dağıtım ve iletim tesislerinin geleceğe dönük olarak planlanması gerekmektedir. Diğer yandan, küresel ısınma gibi çevresel etkiler ve enerjide dışa bağımlılık gibi siyasal sorunlar; elektrik tüketiminde tasarruf gerekliliğini beraberinde getirmektedir. Bunun da en önemli yolu, elektrik enerjisinin elektrik üretimi ile tüketimi arasındaki dengeyi sağlamaktan geçmektedir. Elektrik dağıtım ve iletiminin ana ilkesinin önemi, yukarıda bahsi geçen gelişmeler ışığında daha da önem kazanmıştır. Arz tarafında alternatif

enerji kaynaklarını ihtiyaç olduğunda devreye sokmanın yani sıra, talepteki ani artışlara karşın şebekede tutulması gereken düşük verimli geleneksel enerji kaynaklarının katkısının mümkün olan en alt seviyede tutulması için elektrik tüketiminin takibi ve tahmini hayati önem taşımaktadır. Bunun yani sıra talep tarafında çok zamanlı tarife opsiyonlarından gerçek zamanlı tarife opsiyonlarına yayılan geniş yelpazeli çözümler elektrik tüketiminde ani artışları azaltmak için geliştirilmiştir.

“Akıllı Şebeke” teknolojilerinin ilk adımlarından birisi elektrik tüketiminin tahmin edilmesidir. Türkiye'nin artan enerji ihtiyacının tahmini, çeşitli senaryolara göre TEİAŞ tarafından yapılmakta ve bu

tahminler Piyasa Mali Uzlaştırma Merkezi (PMUM) tarafından yayınlanmaktadır. Ancak Türkiye genelini içeren tahminler bölgesel planlamalar için yeterli değildir. Dağıtım şirketlerinin de kendi bölgelerinin elektrik tüketim miktarları için çeşitli yerleşim alanı gelişimi senaryolarına göre yıllık bazda tahminler yaparak şebekelerini planlamayı amaçladıkları bilinmektedir. Ancak, birçok dağıtım bölgesinin kapsamakta olduğu alanın genişliği ve nüfusun büyüklüğü göz önünde alındığında bu tahminlerin gelişen Türkiye elektrik sektörü için yeterli olmadığı düşünülmektedir. Bunun yanı sıra yapılacak tahmin modellerinin dünyadaki eğilimleri takip edebilmesi ve ülkemizin enerji dağıtım verimliliğini artırabilmesi için gerçek zamanlı veri girişi göz önünde bulunarak geliştirilmelidir.

Yerleşim alanlarının her geçen gün yenilendiği, kullanım alışkanlıklarının ve kullanıcı profi linin değiştiği göz önüne alındığında uzun dönemleri içeren ve geniş alanları kapsayan yük tahminlerinin yanında kısa süreli ve daha küçük alanları kapsayan tahminler de önem kazanmaktadır.

KULLANILAN TAHMİN YÖNTEMLERİ

İçinde rastlantısal öğeler olan değerlerin tahmin edilmesi, bu değerlerle ilgili belli varsayımlar yapılmasına bağlıdır. Değişik varsayımlar, değişik zamanlarda iyi performans gösterebilir bile sürekli olarak aynı performansı gösteremezler. Dolayısıyla değişik varsayımları birleştiren melez bir model kurulması gereklidir.

Bölgesel olarak saatlik talep tahmini yapılırken aşağıdaki kriterler göz önünde bulundurulmalıdır:

- Gerçekleşen elektrik tüketimi,
- Sıcaklık, nem, günlük güneş alma süresi, yağış miktarı, rüzgar hızı ve yönü,

- Takvim günleri.

Yapılan geniş kapsamlı bilimsel literatür araştırması sonrasında saatlik elektrik tüketiminin üç alt modelle tahmin edilmesi uygun görülmüştür:

- Tüketim verisindeki aylık sezonsallık, spektrum analiz yöntemiyle ayrılmaktadır.
- Tüketim verisinin kendi içindeki doğrusal bağlantı, AR filtreleme yöntemiyle ortaya çıkarılmaktadır.
- Daha sonra tüketimin sıcaklık, ışık, takvim günü girdileri ile arasındaki doğrusal olmayan bağlantı Yapay Sinir Ağları kullanılarak ortaya çıkarılır.

SEZONSALLIK ANALİZİ

Bölgesel elektrik kullanımında sezonsal bir bileşen olduğu bilinmektedir [2]. Bu sezonsallık haftalık ve aylık öğelerin yanı sıra daha değişik periyotlara sahip öğeler de içermektedir. Sezonsal sinyal işleme yöntemlerinin arkasında yatan en önemli sezgi, sinyalin içindeki saf rastlantısal unsurların tüm frekanslara eşit şekilde dağılacağı, tam anlamıyla belirlenebilir (deterministik) olan periyodik unsurların ise tek bir frekansta kendilerini göstereceğidir. Dolayısıyla herhangi bir zaman serisinin frekans analizi yapıldığı zaman tespit edilecek yüksek tepeler zaman serisindeki periyodik hareketlere işaret edecektir.

Çeşitli periyotlara sahip öğelerin toplamından oluşan sezonsal seriler matematiksel olarak Fourier serisi olarak yazılabilirler.

Buna göre herhangi bir $x(n)$ sezonsal serisi harmonikperiyotlara sahip trigonometrik fonksiyonların toplamı olarak yazılabilir:

$$x(n) = a_0 + \sum_{k=1}^{\infty} \left(a_k \cos \frac{k\pi n}{L} + b_k \sin \frac{k\pi n}{L} \right) (1)$$

Frekans serilerinin elde edilmesi için çeşitli değişik disiplinlerde kullanılan en hızlı ve en

hassas yöntem Hızlı Fouriyer Değişimi-Fast Fourier Transform (FFT) dir.

N uzunluğundaki bir zaman serisi O (N) kompleksitesinde, yani ölçeklenebilir bu algoritma sayesinde datanın uzunluğuyla doğru orantılı bir surede bulunabilir.

FFT'nin zaman serilerindeki periyodik öğelerinin bulunmasında kullanılırken dikkat edilmesi gereken bir husus da uygulanması gereken pencereleme tekniğinin iyi seçilmesidir. Frekans analizi ancak kullanılan zaman serisinin uzunluğu sonsuz olduğu zaman tam anlamıyla eş değer bir seri üretebilir. Bu elbette pratikte mümkün değildir, dolayısıyla periyodikliğin tespit edilebilmesi için olabildiğince uzun zaman serileri kullanılmalıdır. N uzunluğundaki bir zaman serisi, sonsuz uzunluktaki orijinal periyodik zaman serisinin yine N uzunluğunda dikdörtgen bir pencere ile çarpılmasına eş değerdir. Bu pencerenin getirdiği ani değişiklik, pencere dışında aniden 0 olan zaman serisi değerleri, frekans serisinde kirliliğe yol açmaktadır. Dikdörtgen bir pencere kullanmak, yani sınırlı uzunluktaki seriyi değiştirmeden kullanmak, yerine orijinal veri uç kısımları daha yumuşak bir şekilde azalan başka bir pencere fonksiyonu ile çarpıldıktan sonra FFT analizine sokulur. Bu secimde önemli bir denge söz konusudur: birbirine yakın iki periyodik sinyali ayırmaya yönelik pencereler daha çok gurultu sokarak periyodik sinyale karşılık gelen tepelerin rastlantısal öğelere karşılık gelen frekans dizisi arasında kaybolmasına neden olmaktadır.

Öte yanda ise periyodik sinyali rastlantısal sinyalden ayırmaya uygun pencereler ise birbirine yakın iki periyodik sinyali birbirinden ayıramamaktadır.

Elektrik tüketimindeki zaman serilerindeki periyodik öğelerin birbirinden farklı frekanslara karşılık gelmesi nedeniyle çalışmamızda ikinci tur bir pencereleme

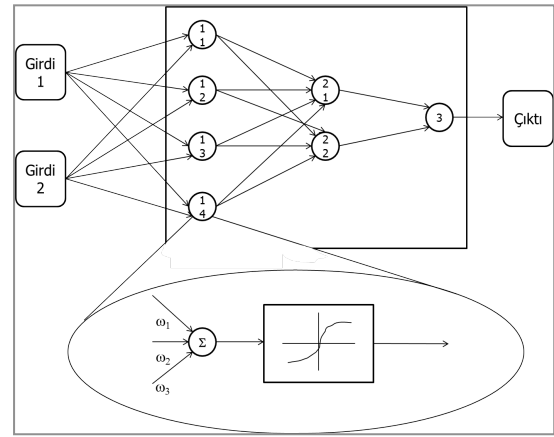
yöntemi olan Blackman - Nutall penceresi kullanılmıştır [3].

DOĞRUSAL ANALİZ

Elektrik tüketiminin modellenmesinde sezonsal özelliğın yanında kullanılan bir diğer ilişki şekli de doğrusal ilişkidir. Doğrusal ilişki ile kast edilen tahmin edilecek geleceğe ait elektrik tüketimi verilerinin geçmişteki tüketim verileri ile olan doğrusal ilişkidir.

Bu tarz doğrusal ilişkilerin modellenmesinde kullanılan kabul görmüş yöntemlerden biri Otoresif Hareketli Ortalamalardır – Autoregressive Moving Average (ARMA). Bu yöntem tahmin edilecek veri $x(n)$ 'i daha gerçekleşen veri $x(n-k)$ ve geçmişe ait tahmin hatalarının $\varepsilon(n-k)$ doğrusal bir polinomu olarak ifade eder. Bu modelin parametreleri polinomun dereceleri (p,q) ile polinomun katsayılarıdır $(a(k),b(k))$. Denklem 2 ARIMA yönteminin kullandığı tahmin denklemini belirtmektedir.

$$x(n) = \varepsilon(n) + \sum_{k=1}^p a(k) \cdot x(n-k) + \sum_{k=1}^q b(k) \cdot \varepsilon(n-k) \quad (2)$$



Şekil 1.

Doğrusal modelin derecesinin seçilmesinde kriter olarak tahmin edilecek verinin gerçekleşen kısmının otokorelasyon serisidir. Bu serinin niteliklerine göre model derecesini otomatik olarak seçmek bilimsel literatürde bulunan algoritmaları **Error!**

Reference source not found. kullanarak mümkündür. Bu tarz ARMA modelleri geçmişte çeşitli yazarlar tarafından hem elektrik talebini **Error! Reference source not found.** hem de elektrik fiyatlarını **Error! Reference source not found.** tahmin etmek için başarıyla uygulanmışlardır.

YAPAY SİNİR AĞLARI

Yapay Sinir Ağları (YSA) insan beyninin yapıtaşları olan nöronların matematiksel modellerinin bir araya getirilmesi ile oluşturulur. **Error! Reference source not found.**'de, üç seri katman şeklinde yerleştirilmiş, yedi nörondan oluşan bir yapay sinir ağı modeline her bir nöronun yapısı verilmiştir. Her bir nöron kendisine gelen girdileri belli bir doğrusal ağırlık ile çarptıktan sonra sonuçları toplar. Toplam değeri daha sonra şekildekine benzer doğrusal olmayan bir fonksiyondan geçirilir ve çıktı elde edilir.

Error! Reference source not found.'de verilen YSA Çok Katmanlı (ÇK) YSA'lara bir örnektir. Bu tür YSA'ların dizayn problemi YSA'nın topolojisini belirlemesi ve belirli bir topoloji için her bir nöron için kullanılan ağırlıkların belirlenmesidir. Bunun için Geriye Doğru Hesaplama (GDH) yöntemi kullanılır. GDH öğretmenli öğrenme stratejisine bir örnektir. Bu strateji uyarınca YSA'nın tahmin etmesi gerekli çıktı parametresi ve bu çıktı parametresine etki eden girdi parametrelerinin geçmişe yönelik değerleri toplanır. Ağırlıklara belli bir başlangıç değerleri verildikten sonra geçmiş girdiler ve ağırlıklar kullanılarak yapay sinir ağı çıktıları elde edilir. Bu tahmin geçmişe yönelik gerçekleşmiş çıktı parametresi ile karşılaştırılarak toplam hata oranı bulunur. Ağırlıklar değiştirilerek yeni bir toplam hatası bulunur. Ağırlık değişimlerinin toplam tahmin hatasına etkileri göz önüne alınarak, ağırlıklar bir sonraki iterasyonda hatayı azaltacak şekilde değiştirilir. Bu işlem hata belli bir hedef oranın altına ininceye kadar tekrar edilir.

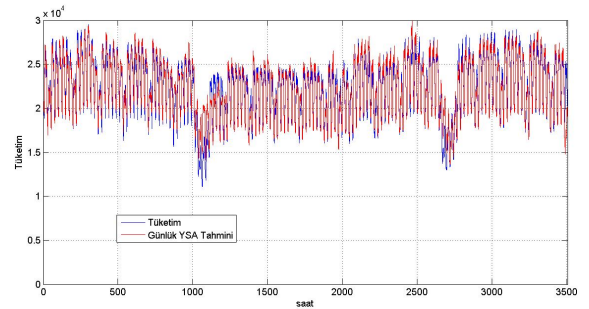
GDH yöntemiyle eğitilen ÇK YSA'lar girdi ve çıktı arasındaki doğrusal olmayan bağlantıları modellemeyi mümkün kılar. YSA'lar bu tarz

tahminlerin dışında örüntü algılama, sınıflandırma, bilgi sıkıştırma gibi alanlarda da kullanılabilir. YSA'ların kısa süreli elektrik tüketimini tahmin etmekte kullanılması bilimsel literatürde uzun geçmişe ve bir çok örneğe sahip bir uygulamadır **Error! Reference source not found.** Elektrik tüketimi'nin özellikle meteorolojik ve takvimsel değişkenlerle olan ilişkisi doğrusal olmayan ilişkilerdir. Bu noktada YSA'lar ideal bir çözüm aracı olarak görülebilirler.

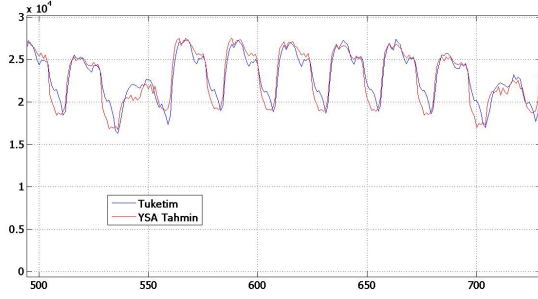
KULLANILAN METODOLOJİ

Tahmin modelinin ihtiyaç duyduğu verilerin temin edilmesinin ardından, veri setleri tutarlılık analizi ile veri toplama işlemlerinden kaynaklanabilecek hatalardan arındırılır. Daha sonra tüketim verileri ile diğer veri setleri arasındaki korelasyonların araştırılması yapılarak yüksek korelasyona sahip veri setleri modelde kullanılmak üzere ayrılır. Yapılan çalışmalar sonrasında geçmiş tüketimlerin yanı sıra sıcaklık, nem, ışımaya ve takvim değerlerinin yüksek korelasyon gösterdikleri görülmüştür. Takvim verileri olarak haftanın günlerinin yanı sıra dini ve milli bayramlar ile Ramazan ayının günleri kullanılmıştır. Tüm verilerin %80'i model oluşturmak, kalan %20'si ise oluşturulan modelin test edilmesi için ayrılır.

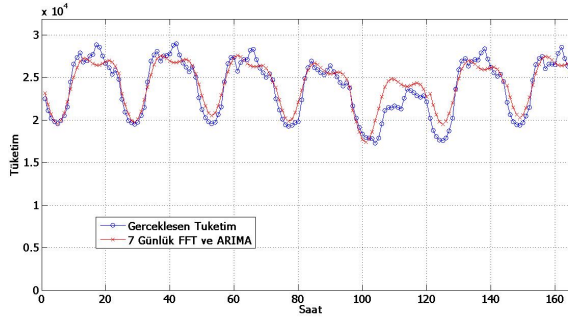
Tüketim verisindeki periyodik ilişkiler (günlük, haftalık, mevsimsel ve yıllık) spektrum analiz yöntemiyle ayrılmaktadır. Tüketim verisinin kendi içindeki doğrusal bağlantı, AR filtreleme yöntemiyle ortaya çıkarılmaktadır.



Şekil 2 Tüm doğrulama serisi için günlük 24 saatlik YSA tahmini



Şekil 3 1 Hafta için 7 Günlük YSA Tahmini



Şekil 4 1 Hafta için 7 Günlük ARIMA ve FFT Tahmini

Periyodik ilişkilerin modellenmesi sonucu oluşan deterministik seri ile tüketim verisi arasındaki fark, doğrusal olmayan hata serisini göstermektedir. Bu doğrusal olmayan ilişkilere takvimsel değişiklikler (bayram vb.) ve meteorolojik olaylar sebep olmaktadır. Doğrusal olmayan ilişkiyi içeren hata serisi Yapay Sinir Ağı (YSA) yöntemi ile modellenir. YSA modeli tahminleri ile deterministik tahminler toplanarak saatlik talep tahminleri oluşturulur.

Tahmin modelinin birincil hedefi en fazla %1 hatadır. Modelin hedeflenen birincil hatayı sağlaması durumunda model test verisi kullanılarak çalıştırılır. Modelin birincil hedef olan %1 hata sonucuna ulaşamaması durumunda ikincil hata hedefi %2,5'tur. Modelin hedeflenen ikincil hatayı sağlaması durumunda model test verisi kullanılarak çalıştırılır. Test verisi ile çalıştırılan model sonucunda hata oranı %2,5'un altında ise model doğru kabul edilir, hata %2,5'tan fazla

ise VIII. adımdaki Yapay Sinir Ağı (YSA) modelinin nöron sayıları ve katmanları değiştirilerek yeni bir YSA modeli kurgulanır.

Hem oluşturulan model hem de test verisinde hata oranlarının %2,5'un altında sağlanması sonucunda doğru kabul edilen model kullanılarak saatlik tüketim tahminleri yapılır.

SONUÇLAR

Yukarıda anlatılan metodoloji kullanılarak değişik zaman ölçeklerinde tahminler yapılmıştır. Tahminler için 2008 ve 2009 yılına ait toplam Türkiye elektrik tüketimi ile İstanbul iline ait meteorolojik veriler kullanılmıştır. İstanbul ilinin tüm Türkiye meteorolojik değişimleri için sınırlı bir oranda örnek teşkil etmektedir. Bu da hata oranlarını az da olsa yukarıya çekmiştir.

YSA ile Günlük Tahmin

İlk olarak önceli günün gerçekleşen tüketim verileri ve ertesi gününün meteorolojik tahminleri kullanılarak ertesi günün saatlik bazda elektrik tüketimi tahmin edilmiştir. Bu tahmin Gün Öncesi Piyasası (GÖP) için tahminde bulunacak bir piyasa katılımcısının durumunu özetlemektedir. Piyasa katılımcısı bir sonraki günün talep tahmini için geçmiş günün verilerine ve ertesi günün meteorolojik verilerine sahip olacaktır. Bu tahmin YSA kullanılarak yapılmıştır. YSA için iki katmanlı bir yapı seçilmiş, il katmanda 20 ikinci katmanda 5 nöron kullanılmıştır. Nöron sayıları 20x20'lik bir dizayn uzayındaki tüm kombinasyonların teker teker denemesi sonucu elde edilmiştir.

Error! Reference source not found.'de tüm doğrulama serisi için, yani tüm geçmiş verinin son %20'lik kısmı için tahmin ve gerçekleşen değerler gösterilmiştir. Ortalama Mutlak Yüzde hata oranı (MAPE) %2 bulunmuştur.

YSA ile Haftalık Tahmin

GÖP piyasasına tahmin hazırlamanın yanı sıra piyasa katılımcıları daha uzun dönemli projeksiyonlar yapabilmek için daha uzun periyotlara yayılmış talep tahmini ihtiyaçları duyacaklardır. Bu nedenle bir hafta boyunca

saatlik olarak talep tahminleri yapılmış ve hata oranları araştırılmıştır.

Error! Reference source not found.'de yapay sinir ağları kullanılarak yapılan 7 günlük tahminlerden oluşan bir haftalık tahmin serisi gerçekleşen tüketim değerleriyle birlikte verilmiştir. 7 günlük saatlik düzeyde yapılacak meteorolojik tahminlerin çok güvenilir olmayacağı düşünülerek bu tahminler için meteorolojik veri olarak yalnızca 7 günlük maksimum ve minimum sıcaklık değerleri kullanılmıştır. Bu sadeleştirmeye rağmen %4lük MAPE hatası oranı YSA'nın bu amaçla kullanılabilmesine işaret etmektedir.

FFT ve ARIMA ile Haftalık Tahmin

Bir haftalık meteorolojik verilerin güvenilir bir biçimde elde edilememesi durumunda haftalık saatlik bazda tahminler ancak geçmiş tüketim verileri göz önüne alınarak yapılabilir. Bu durumda FFT ve ARIMA'nın beraber kullanılması gereklidir. Sezonallık çıkarıldıktan sonra geriye kalan değişimler ARIMA olarak modellenir.

Error! Reference source not found. 1 Haftalık tahmin ve gerçekleşen tüketim değerlerini özetler. Bu tarz tahmin metodu için MAPE oranı %5dir.

YORUMLAR VE İLERİDEKİ ÇALIŞMALAR

Günlük ve haftalık tahminler veri setinin uzunluğu ve meteorolojik verilerin kısıtlı oluşuna karşı tatmin edici düzeyde olduğu gözlenmiştir. 2010 ve 2011 yıllarının da eklenmesiyle hata oranlarının daha da düşmesi beklenmektedir. Aynı zamanda değişik kentlerin meteorolojik verilerinden çıkarılacak bir ortak meteorolojik veri seti hataları daha da düşürecektir. Türkiye toplam talebinin tahmininin yanı sıra dağıtım bölgelerinin de talebinin tahmini tüketim datası bulunması halinde mümkün olacaktır.

Aynı metotlar uygulanarak fiyat ve üretim tahminleri yapmak da mümkündür. Yukarıda açıklanan tahminlere ek olarak fiyat ve üretim tahminlerini kullanıcının kolaylıkla yapmasını

ve sonuçları analiz etmesini sağlayacak bir yazılım geliştirilmiş,

<http://aview.aplusenerji.com.tr> adresinden kullanıcıların testlerine açılmıştır.

KAYNAKLAR

- [1] Box, G. and Jenkins, G. "Time series analysis: Forecasting and control," San Francisco: Holden-Day, 1970.
- [2] S. P. Moutter, P. S. Bodger, and P. T. Gough, "Spectral decomposition and extrapolation of variations in electricity loading," Generation, Transmission and Distribution, IEE Proceedings, vol. 133, no. 5, pp. 247–255, 1986.
- [3] A. Nuttall, "Some windows with very good sidelobe behavior," Acoustics, Speech and Signal Processing, IEEE Transactions on, vol. 29, no. 1, pp. 84–91, 1981.
- [4] P. M. T. Broersen, "Automatic Spectral Analysis with Time Series Models," IEEE Trans. Instrum. Meas., Vol. 51, No. 2, April 2002, pp. 211–216.
- [5] J. Contreras, R. Espinola, F. J. Nogales, and A. J. Conejo, "ARIMA model stop redirect next-day electricity prices," Power Systems, IEEE Transactions on, vol. 18, no. 3, pp. 1014–1020, 2003.
- [6] J. W. Taylor, L. M. De Menezes, and P. E. McSharry, "A comparison of univariate methods for forecasting electricity demand upto a day ahead," International Journal of Forecasting, vol. 22, no. 1, pp. 1–16, 2006.
- [7] M. Zhou, Z. Yan, Y. X. Ni, G. Li, and Y. Nie, "Electricity price forecasting with confidence-interval estimation through an extended ARIMA approach," in Generation, Transmission and Distribution, IEE Proceedings-, vol. 153, no. 2, pp. 187–195, 2006.
- [8] H. S. Hippert, C. E. Pedreira, and R. C. Souza, "Neural networks for short-term load forecasting: A review and evaluation," Power Systems, IEEE Transactions on, vol. 16, no. 1, pp. 44–55, 2001.