



Kısa dönem elektrik talep tahminleri için yapay sinir ağları ve uzman sistemler tabanlı hibrit sistem geliştirilmesi

Benan Başoğlu*, Mehmet Bulut

Elektrik Üretim A.Ş. Genel Müdürlüğü, Ankara, 06520, Ankara, Türkiye

Ö N E Ç İ K A N L A R

- Kısa dönem elektrik talep tahmini için yeni ve özgün bir hibrit yaklaşım
- Günlük elektrik talebi miktar ve 24 saatlik şekli için iki ayrı yapay sinir ağı kullanımı
- Tahmin hatalarını %2 bandı içine düşürebilen yarı-otomatik uzman sistem

Makale Bilgileri

Geliş: 11.05.2016

Kabul: 15.08.2016

DOI:

10.17341/gazimmfd.322184

Anahtar Kelimeler:

Uzman sistemler,
yapay sinir ağları,
elektrik üretimi,
talep tahmini

ÖZET

Elektrik enerjisi modern dünyada yüksek refah seviyesi ve rahat yaşam standartları açısından en fazla önem taşıyan metallerden bir tanesidir. Elektrik arz güvenliğinin sağlanabilmesi doğru elektrik talep tahminlerinin yapılmasını gerektirmektedir. Bu çalışmada, Türkiye'nin piyasa ve mevsimsel koşulları göz önüne alınarak, yapay sinir ağları ve uzman sistemlerin birlikte kullanıldığı, kısa vadeli elektrik talep tahminlerinde yüksek doğruluk derecesi sağlayan bir hibrit sistem geliştirilmiştir. EPSİM-NN adı verilen yeni tahmin sisteminde, günlük ortalama saatlik talep miktarı ve 24 saatlik talep şekli iki farklı yapay sinir ağı kullanılarak belirlenmektedir. Bu ağlardan elde edilen sonuçlar birleştirilerek günlük talep tahmini elde edilmektedir. Hesaplanan tahmin değerleri, yakın zaman talep trendlerinin kullanıldığı bir uzman sistemden geçirilerek tahminlerdeki hatalar minimize edilmektedir. Söz konusu sistem kullanılarak Türkiye için yapılan tahminlerin gerçekleşen değerlerle karşılaştırılması sonucunda, EPSİM-NN tarafından oluşturulan tahminlerin doğruluk derecelerinin oldukça yüksek olduğu görülmüştür.

Development of a hybrid system based on neural networks and expert systems for short-term electricity demand forecasting

H I G H L I G H T S

- A new and unique hybrid approach for short-term electricity demand forecasting
- Use of two separate artificial neural networks (ANN) to forecast quantity and shape of daily electricity demand
- Semi-automatic expert system that can reduce forecast errors below 2% band

Article Info

Received: 11.05.2016

Accepted: 15.08.2016

DOI:

10.17341/gazimmfd.322184

Keywords:

Expert systems,
artificial neural networks,
electricity generation,
demand forecasting

ABSTRACT

Electrical power is one of the most important commodities in terms of high levels of welfare and comfortable living standards in the modern world. The provision of electricity supply security requires accurate electricity demand forecasts. In this study, a hybrid system using neural networks and expert systems has been developed considering Turkey's electricity market and the seasonal conditions in order to obtain short-term electricity demand forecasts with high degree of accuracy. The new forecast system, which is called EPSİM-NN, estimates daily average per hour demand and 24-hour shape function using two different artificial neural networks. The results from these two separate networks are combined to obtain 24-hour daily demand estimates. Forecast errors are further minimized by an expert system module using correction factors derived from recent demand data. By comparing the estimated values with the actual values for typical Turkish demand scenarios, we conclude that degree of accuracy is quite high for EPSİM-NN generated forecasts.

* Sorumlu Yazar/Corresponding author: benan.basoglu@euas.gov.tr / Tel: +90 535 339 8692

1. GİRİŞ (INTRODUCTION)

Elektriğin günlük yaşamın vazgeçilmez bir unsuru olması sebebiyle, hemen hemen tüm ülkelerin hedeflerinden bir tanesi kullanıcılara sürekli, güvenilir ve kaliteli elektrik enerjisi sağlamak olmaktadır. Bu ancak elektrik arz sisteminin doğru planlanması ve yönetilmesi ile mümkün olabilmektedir. Elektrik arz sisteminin doğru planlanması ve yönetilmesi, etkin modelleme ve tahmin yeteneğine ihtiyaç duymaktadır. Daha iyi tahmin, daha etkin planlama, zaman, maliyet ve performans açısından daha doğru yatırımlara yönelme ve daha memnun müşteriler anlamı taşımaktadır. Geleceğe yönelik tahmin yapmak kolay bir süreç olmayıp, işlem çok karmaşık ayrıntıların dikkate alınmasını gerektirmektedir. Enerji sektöründe en önemli tahminlerden bir tanesi elektrik talep tahminleridir. Elektrik talep tahminleri, kısa ve uzun dönemli olarak yapılabilmektedir. Kısa dönemli tahminler, genellikle 1 saat ile 1 hafta arasında değişen tahminlerden oluşmaktadır. Bu kısa dönemli tahminler elektrik üretim sistemlerinin işletilmesi, enerji satışları, ünite çalışma programları, üretim ekonomisi, serbest piyasada etkin fiyat teklifleri, etkin yakıt kullanımını planlaması ve ünite bakımları açısından önemli role sahiptir. Elektrik sektörünün kendine has özellikleri sebebiyle bünyesinde taşıdığı farklı alt sistemlere uygun tahmin modelleri geliştirmek güç olabilmektedir. Bugüne kadar elektrik talebini kestirmek için birçok tahmin yöntemi geliştirilmiştir. Fakat bunları genelleştirmek ve herhangi bir ülkenin talep tahmininde kullanmak neredeyse imkânsızdır. Her ülke ve ortam şartları için uygun olan genel bir modelden söz etmek mümkün değildir. Elektrik talep tahminlerinin, ülkelerin iklimsel özelliklerinin farklı olması, enerji girdi kaynaklarındaki durum ve her ülkenin kendine has tüketim alışkanlıklarının bulunması gibi nedenlerden dolayı, bütün bu hususlar göz önüne alınacak şekilde gerçekleştirilmesi gerekmektedir. Genel anlamda geliştirilen metotlar, ülkelerin iklimsel ve enerji kaynakları açısından farklı özelliklerini ve toplum kültürlerinden gelen davranış biçimlerini değerlendirmekten uzak olduğundan, bunların her ülkeye uygulanması mümkün değildir. Bu anlamda, ülkelerin kendilerine has özelliklerini içerecek metotların geliştirilmesi, elektrik talep tahminlerinin daha gerçekçi değerlerde elde edilmesini sağlayacaktır. Talep tahminlerine yönelik yerli ve yabancı literatürde yapılmış farklı çalışmalar bulunmaktadır. Liu ve diğerleri; zaman serisi ve yapay sinir ağı kullanarak geliştirdiği iki farklı model ile kısa dönem elektrik yük tahmin çalışması gerçekleştirmiştir [1]. Bu çalışmada kısa dönem tahminlerde yapay sinir ağlarının (YSA), geleceğe yönelik uzun dönem tahminlerde ise zaman serisi modelinin daha iyi sonuç verdiği gözlenmiştir. Ericsson tarafından, şebeke seçimi, elektrik tarifeleri ve doğrudan yük kontrolü açısından üç farklı zaman dilimindeki, zaman-farklı fiyatlara göre hane halkının elektrik tüketimindeki tepkisini ölçmeye yönelik tahmin çalışması yapılmıştır [2]. YSA kullanılarak, Kandanand [3] Tayland için ve AbuAl-Foul

[4] Ürdün için elektrik talep tahmini, Kheirkhah vd. [5] ile Assareh vd. [6] ise YSA ile birlikte veri analiz yöntemleri kullanarak ve Chogumaira vd. [7] YSA ile bulanık sistemlerin kombinasyonu yardımıyla tahmin çalışması yapmışlardır. Ozoh ve diğerleri [8], elektrik tüketim tahmininde kullanılan tekniklerin bir karşılaştırmalı analiz çalışmasını gerçekleştirmiştir. Bu çalışmada, 2009-2012 yılları arasındaki elektrik tüketimi verilerini ve modifiye edilmiş networks yöntemini kullanarak, 2013 yılı için elektrik tüketimi değerleri tahmin edilmeye çalışılmıştır. Baliyan ve diğerleri [9], çalışmalarında kısa dönem elektrik tahmininde kullanılan farklı hibrit YSA modellerini incelemiş ve doğrusal olmayan zaman serilerinin kullanılması sırasında karşılaşılan problemlerin yapay zekâ tabanlı tahmin programları ile üstesinden gelinebileceğini belirlemiştir. Baziar [10], İran'ın kısa dönem elektrik yük değerlerini tahmin etmek için oluşturulan YSA'lardaki eksikliklerin üstesinden gelebilecek destek vektör regresyon analizine dayalı yeni bir hibrit yöntem önermiştir. Ayrıca, Avni vd. [11], Soysal vd. [12] tüm Türkiye için elektrik tüketim tahmini, Aslan vd. ise bölgesel olarak elektrik tahmin çalışmaları gerçekleştirmiştir [13]. Bununla birlikte, Türkiye için yapılan kısa dönem elektrik talep tahmini çalışmalarının sınırlı sayıda olması, bu alanda yeni metot geliştirilmesi ihtiyacını gözler önüne sermektedir.

Bu çalışmada, Türkiye için uygulanmak üzere Türkiye şartlarını içeren, uzman sistemler ile yapay sinir ağlarının birlikte kullanıldığı, kısa dönem elektrik talep tahminleri gerçekleştirmek ve geleceğe yönelik akıllı öngörü elde etmek üzere, EPSİM-NN adı verilen bir uzman hibrit tahmin sistemi geliştirilmiştir. EPSİM-NN sistemi, 2005 yılından bugüne kadar gerçekleşen verileri kullanarak eğitilmiş yapay sinir ağları ve bir uzman sistem yardımıyla talep tahmini yapmaktadır. Talep tahmini için geçmiş değerler, sıcaklık, gayri-safı milli hâsıla, sanayi üretim endeksi ve günün hususi özellikleri kullanılmaktadır. Gerçekleşen üretim değerleri ile karşılaştırıldığında, geliştirilen sistem tarafından oluşturulan tahminlerin doğruluk derecesinin yüksek olduğu görülmüştür.

2. TÜRKİYE ELEKTRİK PİYASASI SİSTEMİ (TURKISH ELECTRICITY MARKET SYSTEM)

1993 yılına kadar Türkiye Elektrik Kurumu'nun (TEK) kontrolü altında olan elektrik sektörü liberalleşme ve özelleştirme hedefleri doğrultusunda, Türkiye'de liberal elektrik piyasası kurulmasının bir parçası olarak 2001 yılında EÜAŞ (Üretim), TEİAŞ (İletim), TETAŞ (Toptan Satış) ve TEDAŞ (Dağıtım) olarak dört şirkete ayrılmıştır. Elektrik piyasası sistemi ve elektrik piyasasının rekabete açılması ile tüm tüketicilerin kendi tedarikçisini seçebildiği serbest bir piyasa hedeflenmiştir. Türkiye'de oluşturulan bu elektrik piyasasında da diğer liberal piyasalarda olduğu gibi talebin arzdan fazla olduğu saatlerde fiyat yükselmekte, arzın talepten fazla olduğu saatlerde ise ki; gece saatleri, hafta sonları ve tatiller buna örnektir, elektrik fiyatı düşmektedir. Böylece talebin yüksek olduğu saatlerde

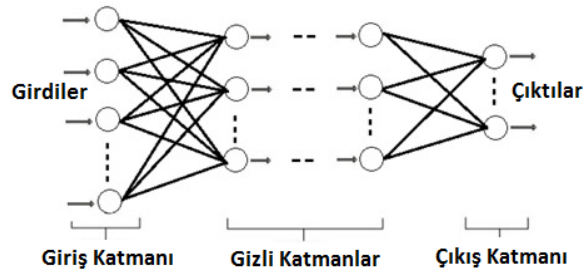
üretimi artırmak, az olduğu saatlerde ise üretimi azaltmak veya tamamen üretimi durdurmak suretiyle ticari kazanç optimizasyonu imkânı ortaya çıkmaktadır. Böyle bir serbest piyasa ortamı, doğru ve etkin talep tahmin kabiliyetini daha da önemli hale getirmiştir. Türkiye elektrik sistemini işleten TEİAŞ'a bağlı Milli Yük Tevzi Merkezi (MYTM), her gün, bir sonraki gün için saatlik bazda belirlediği talep tahminlerini yayımlamakta iken, Enerji Piyasaları İşletme A.Ş.(EPİAŞ)'nin kurulması ile beraber, günlük talep tahminleri bu kuruluş tarafından yayımlanmaya devam edilmiştir. EPİAŞ, her gün, TEİAŞ tarafından kendisine iletilen bir sonraki gün için saatlik bazda talep tahminlerini yayımlamaktadır[14]. Elektrik piyasası katılımcıları, bu tahminleri, bir sonraki gün için kendi üreteceği elektriğe hangi saatlerde ihtiyaç duyulabileceğini belirlemek suretiyle üretim planlamasında kullanmaktadır.

3. YAPAY SİNİR AĞLARI VE UZMAN SİSTEMLER (ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS AND EXPERT SYSTEMS)

3.1. Yapay Sinir Ağları (Artificial Neural Networks)

Yapay Sinir Ağları (YSA), insan beyninin bilgi işleme şeklinden esinlenerek geliştirilmiş bir tekniktir. YSA ile basit biyolojik sinir sisteminin çalışma şekli matematiksel olarak modellenmektedir [15]. İnsan beyni sinir hücreleri olan nöronlardan oluşmuştur. Bu nöronlar çeşitli şekillerde birbirlerine bağlanarak bir sinir ağı oluşturmaktadır. Bu ağlar öğrenme, hafızaya alma ve veriler arasındaki ilişkiyi ortaya çıkarma kapasitesine sahiptirler. Beyinde öğrenme nöronlar arasındaki bağlantıların kimyasal olarak ayarlanması ile olmaktadır [16].

YSA'lar, insanların düşünme ve gözlemlemeye yönelik doğal yeteneklerini gerektiren problemleri, matematiksel ortamda yapay olarak çözebilmektedir. Öğrenme, oluşturulan matematiksel yapay sinir ağını örnekler kullanarak eğitime yoluyla gerçekleştirilmektedir. Eğitim süreci tamamlanmış bir YSA, veri sınıflandırması, tanıma, optimizasyon, veri ilişkilendirme ve geleceğe yönelik tahminler gibi saf aritmetik yöntemlerle yapılması güç işlemleri matematiksel olarak yapabilmektedir. YSA'lar çok farklı alanlarda kullanılmaktadır. Örneğin, Otkun ve diğerleri [17] YSA'ları doğrusal hareketli sürekli mknatıslı senkron motorun hız denetimini yapmak için kullanmıştır. YSA'lar normal olarak giriş, gizli ve çıkış olmak üzere üç farklı katmandan oluşmaktadır (Şekil 1).

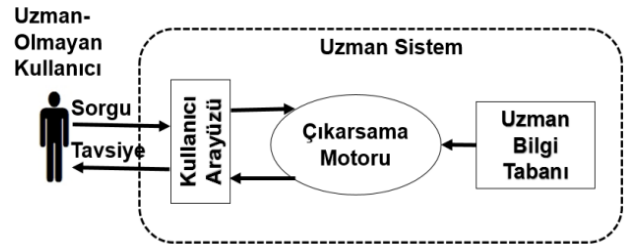


Şekil 1. Tipik bir YSA yapısı
(Typical structure of an artificial neural network)

Giriş katmanı; dış dünyadan girdilerin geldiği katmandır. Bu katmanda girdi sayısı (bağımsız değişken) kadar düğüm bulunmaktadır. Gizli Katman; giriş katmanından aldığı bilgiyi işleyerek bir sonraki katmana iletmektedir. Çıkış Katmanı; gizli katmandan gelen bilgiyi işlemekte ve giriş katmanına gelen bilgiye uygun olarak üretilen çıktıyı dış dünyaya gönderilmesini sağlamaktadır.

3.2. Uzman Sistemler (Expert Systems)

Diğer yandan, bir uzman sistem, insan uzmanın karar verme kabiliyetini taklit eden bilgi-bazlı bir yapay zekâ uygulamasıdır. Uzman Sistem (Expert System), uzmanların (experts) bilgi (knowledge) ve muhakeme yeteneklerine ulaşma ve bu yeteneklerden faydalanma olanağı veren programlardır. Genellikle karmaşık bir problemi çözmek için geliştirilmiş bilgisayar yazılımları olarak oluşturulmaktadır. İnsan zekâsının uzman kabiliyetleri yazılım algoritmasına gömülmektedir. İlk uzman sistemler 1970'li yıllarda oluşturulmuş ve daha sonra bu sistemler 1980'lerde sanayi, hükümet ve ar-ge uygulamalarında hızla artarak çoğalmıştır. Uzman sistemler altında; varsayımla muhakeme, bulanık mantık, ontolojik sınıflandırma gibi birçok teknik geliştirilmiştir [18]. Uzman sistemler de aynen YSA'larda olduğu gibi, bazıları oldukça ilginç, pek çok alanda uygulanmaktadır. Örneğin Yurtcu ve Özocak [19] bulanık mantık tekniğini ince daneli zeminlerde sıkışma indisini tahmin etmek amacıyla kullanmıştır. Uzman sistemler genellikle iki farklı alt sistemden oluşmaktadır. Uzman bilgi tabanı doğrulardan ve kurallardan oluşan bir bilgi deposu niteliğindedir. Çıkarılma motoru bu kuralları ve bilgi tabanındaki doğruları kullanarak yeni yargılar ve tavsiyeler oluşturmaktadır (Şekil 2).



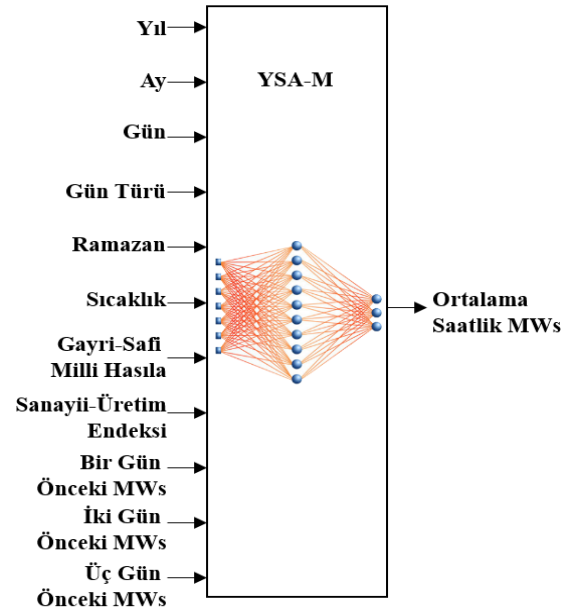
Şekil 2. Tipik bir uzman sistem yapısı
(Typical structure of an expert system)

4. ELEKTRİK TALEP TAHMİNİ İÇİN YSA VE UZMAN SİSTEM TABANLI HİBRİD SİSTEM GELİŞTİRİLMESİ

(NEURAL NETWORK AND EXPERT SYSTEM BASED HYBRID SYSTEM DEVELOPMENT FOR ELECTRICITY DEMAND FORECASTING)

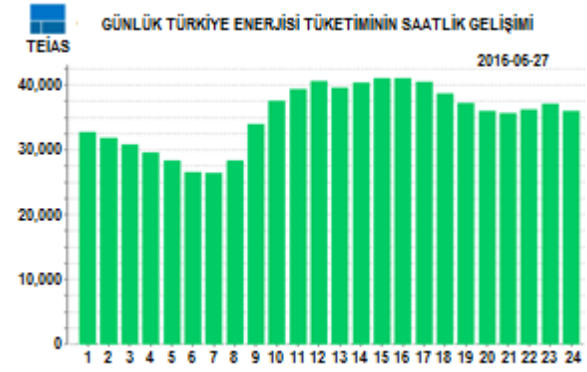
Geliştirilen sistemde, Türkiye'ye yönelik, günlük (yirmi dört saatlik) talep tahmin modelleme çalışması için, birbirlerinden bağımsız iki farklı YSA kullanılmaktadır: Ortalama saatlik talep miktarını tahmin etmek için YSA-M ve yirmi dört saatlik bazda günlük talep tahmini elde etmek için YSA-Ş. Gün içinde ortalama saatlik talep miktarının belirlenmesi amacıyla oluşturulan YSA-M'de kullanılan

bağımsız değişkenler için bir ön çalışma gerçekleştirilmiş ve elektrik taleplerini etkileyebilecek unsurlar bu çalışma sırasında belirlenmeye çalışılmıştır. Parametrelerin sayısı zaman içinde artırılmış ve tahmin kalitesi yükseltilmeye çalışılmıştır. Tahmin için kullanılan bağımsız parametreler arasında tarih, mevsimsel ve ekonomik durum bilgileri bulunmaktadır. Tarih bilgilerinde, ay ve gün dışında gün türü adı verilen bir parametre kullanılmaktadır. Günler; cumartesi, pazar, pazartesi, hafta-içi, resmi-bayram ve dini bayram olarak 6 farklı türe ayrılmıştır. Diğer yandan ramazan günlerinde farklı talep şekli gerçekleştiği belirlendiğinden, ramazan günleri de ayrıca sınıflandırılmıştır. EPSİM-NN miktar tahminleri sırasında son 3 güne kadar gerçekleşen miktar değerleri de kullanabilmektedir. YSA-M'nin girdi ve çıktı düğümleri Şekil 3'te gösterilmiştir. Veriler açısından en zorlayıcı husus, talebi etkileyecek mevsimsel parametrelerin oluşturulmasında yaşanmıştır. Öncelikle, orta ve uzun dönem sıcaklık tahminlerini bulabilmek neredeyse mümkün değildir. Sürekli yapılan sıcaklık tahmin çalışmaları en fazla gelecek 1 aylık süreyi kapsamaktadır. Mevsimsel bilgilerle ilgili bir diğer zorluk da Türkiye için genel bir ortalama sıcaklık değeri elde edilmesidir. Farklı mevsimsel özelliklere sahip bölgelerin sıcaklık değerlerini tek bir ülke sıcaklık değeri haline dönüştürmek gerekmektedir. Bu çalışmada, Türkiye 12 farklı bölge olarak ele alınmakta ve her bölgenin en büyük şehrinin sıcaklığı internet üzerindeki veri kaynaklarından otomatik olarak toplanmaktadır. Daha sonra bölgelerin nüfus yoğunlukları ile oluşturulan ağırlık katsayıları kullanarak Türkiye genel ortalama sıcaklığı belirlenmeye çalışılmaktadır. Bu sıcaklık değerleri yardımıyla mevsimsel ortalama sapma hesaplanmaktadır. Bu sapma miktarı YSA'da mevsimsel parametre olarak kullanılmaktadır.



Şekil 3. YSA-M'de kullanılan bağımlı ve bağımsız değişkenler
(Dependent and independent variables used in ANN for forecasting the amount of electricity demand)

Talep tahminleri için kullanılan diğer bir bağımsız değişken de gayri-safi milli hâsıla verileridir. Bu veriler her üç ayda bir Türkiye İstatistik Kurumu (TÜİK) tarafından tablolar halinde yayımlanmaktadır. EPSİM-NN, TÜİK'in harcamalar yöntemiyle sabit fiyatlarla hesapladığı gayri safi yurtiçi hâsıla değerlerini dikkate almaktadır. Kullanılan bir başka veri de TÜİK tarafından yayımlanan Sanayi-Üretim Endeksi'dir. Sanayi üretimi endeksi, sanayi sektörünün üretim faaliyetlerindeki artış ya da azalışın yıllar itibarıyla karşılaştırmalı olarak izlenmesini sağlayan bir göstergedir. Elektrik talebine doğrudan etki yapabilecek faktörleri hesaba katan ve aylık olarak yayımlanan bu veri düzenli olarak arşivlenmekte ve YSA-M'in eğitilmesi sırasında kullanılmaktadır. EPSİM-NN, TÜİK'in yayımladığı takvim etkilerinden arındırılmış sanayi üretim endeksi (2010=100) değerlerini kullanmaktadır. Geliştirilen sistem tarafından tahmin edilen sonuçların, gerçekleşen günlük elektrik talebi ile karşılaştırılması için Şekil 4'te bir örneği gösterilen TEİAŞ tarafından yayımlanan günlük işletme sonuçları kullanılmaktadır [20]. EPSİM-NN bu raporları otomatikman indirip verileri çekebilme ve arşivleme yeteneğine sahip bulunmaktadır.

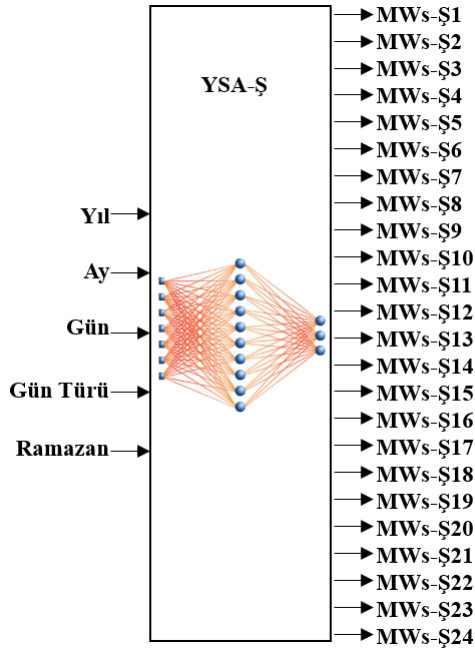


Şekil 4. TEİAŞ tarafından yayımlanan gerçekleşen günlük işletme sonuçları örneği
(Sample actual daily demand profile published by Turkish Electricity Transmission Company)

Yirmi dört saatlik bazda günlük talep tahmini belirlenmesi için oluşturulan YSA'da kullanılan bağımsız değişkenler, miktarı belirlemek için kullanılanlardan daha az olup sadece zaman bilgilerinden oluşmaktadır. Şekil 5'te YSA-S'de kullanılan girdi ve çıktı düğümlerinde tanımlanan değişkenleri gösterilmektedir. YSA'ların eğitilmesi sırasında kullanılan veriler, yazılım tarafından işlenerek günlük ortalama talep ve günlük 24 saatlik şekil verilerine dönüştürülmektedir. İşlenen ham verinin küçük bir bölümü örnek olarak Tablo 1'de gösterilmiştir. 2005 yılından beri her saat için mevcut bulunan veriler, bir ön işlemden geçirilerek, yapay sinir ağlarının eğitiminde kullanılacak formata dönüştürülmekte ve bunu takiben 0-1 arasında bir değer alacak şekilde normalize edilmektedir. Bu verilerin %3'lük kısmı test verisi, %7'lik kısmı da doğrulama (validasyon) verisi olarak seçilmektedir. Hazırlanan YSA'lar geri yayımlı ağ modeli kullanılarak eğitilmektedir. Model, geri beslemeli bir öğrenme mekanizması kullanılmaktadır.

Tablo 1. Ham veri örneği (Sample raw data)

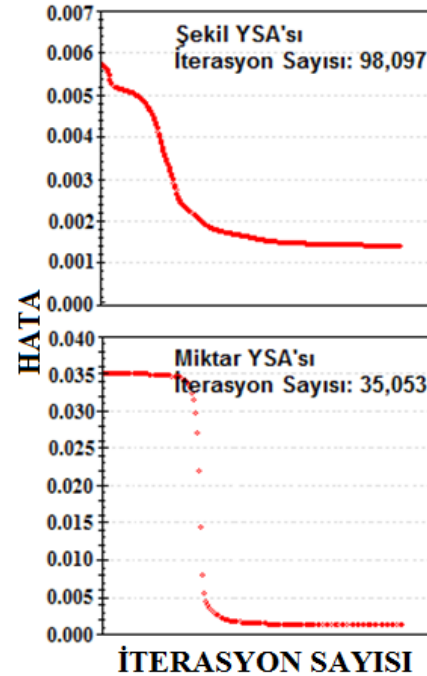
Veri Yılı	Veri Ayı	Veri Günü	Veri Saati	Gün Türü 0:Hafta-İçi, 1:Cumartesi, 2:Pazar, 3:Pazartesi, 4:Resmi Bayr 5:Dini Bayram	Ramazan Belirteci 0:Normal, 1:Ramazan	Uzun dönemli sıcaklık ortalaması sapma miktarı (ΔT)	GSMH (Gayri safı yurtiçi hâsıla)	SUI (Sanayi üretim endeksi)	Gerçekleşen elektrik talebi (MWh)
...
2011	3	6	20	2	0	0	26,4	111,7	26535
2011	3	6	21	2	0	0	26,4	111,7	26135
2011	3	6	22	2	0	-1	26,4	111,7	26248
2011	3	6	23	2	0	-1	26,4	111,7	24906
2011	3	7	0	3	0	-2	26,4	111,7	22821
2011	3	7	1	3	0	-2	26,4	111,7	21398
...

**Şekil 5.** YSA-Ş’de kullanılan bağımlı ve bağımsız değişkenler

(Dependent and independent variables used in ANN for forecasting the shape of electricity demand)

YSA’ların eğitilmesi sırasında hem girdi değerleri, hem de söz konusu girdiye yönelik gerçekleşmiş (istenen) çıktı değerleri sisteme verilmektedir. İstenen (gerçekleşen) değer ile ağıın ürettiği çıktı karşılaştırılarak hata hesabı yapılmakta, bu hata hesabına göre de ağıdaki düğümler arasındaki ağırlık değerleri güncellenmektedir. Ağırlık değerleri yakınsadığında, ağı eğitilmiş olmaktadır. Eğitim sırasında iterasyon sayısına göre hata miktarının yakınsaması bir görsel grafik üzerinde izlenmektedir. Örnek bir yakınsama grafiği Şekil 6’da gösterilmektedir. Bu grafikte gösterilen uygulama için şekil YSA’sında 4 giriş düğümü, her biri 10 düğümden oluşan 2 gizli katman ve 24 çıkış düğümü kullanılmıştır. Miktar YSA’ında ise 11 giriş

düğümü, her biri 10 düğümden oluşan 3 gizli katman ve 1 çıkış düğümü bulunmaktadır. Orta katman ve bu katmanda kullanılan düğüm sayısı için herhangi bir parametrik çalışma yapılmamıştır. En ideal düğüm ve katman sayıları için gelecekte bir parametrik çalışma yapılması düşünülmektedir. Söz konusu YSA’lar, 1 Ocak 2005 tarihinden sonra Türkiye elektrik piyasasında gerçekleşen değerler kullanılarak eğitilmiştir. YSA eğitildikten sonra, doğrulama verileri ile hata oranlarına bakılmakta, yeterli hata oranlarına inilmesi amaçlanmaktadır.

**Şekil 6.** YSA’ların yakınsama grafikleri (Convergence graphs of ANNs)

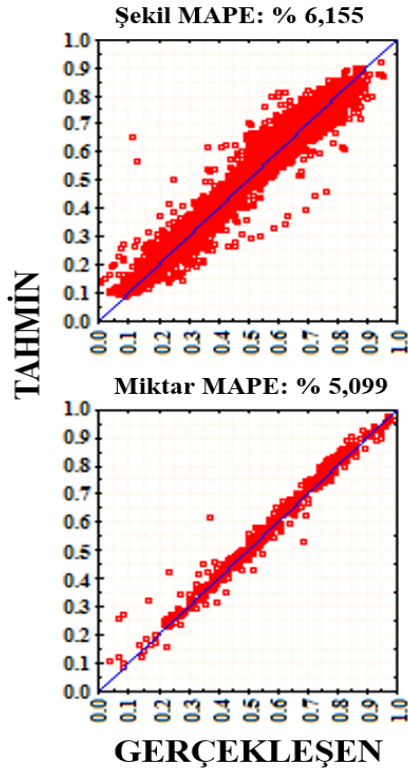
Şekil 7, tipik doğrulama sonuçlarını göstermektedir. Bu çalışma sırasında tahmin sürecinin performansını değerlendirmek amacıyla MAPE ve RSME değerleri

kullanılmıştır. Gerçek değerler ile tahmin değerlerinin arasındaki farkı belirlemek amacıyla en sık kullanılan parametreler olan MAPE ve RMSE Eş. 1 ve Eş. 2’de eşitliklerinde tanımlanmaktadır:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{A_i - F_i}{A_i} \right| \quad (1)$$

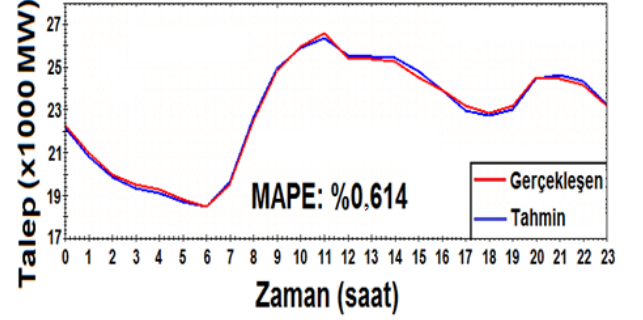
$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (A_i - F_i)^2}{n}} \quad (2)$$

Yukarıda verilen Eş. 1 ve Eş. 2 eşitliklerinde, A_i gerçekleşmiş değerleri, F_i tahmin değerlerini, n tahmin sayısını ifade etmektedir. MAPE tahmin yöntemlerinin doğruluğunu belirlemek amacıyla en yaygın olarak kullanılan ve “ortalama mutlak yüzde hata” değerini veren ölçüttür. RMSE ise tahmin değerler ile gözlenen değerler arasındaki farkların standart sapmasını temsil etmektedir. Doğrulama işleminin ardından, birbirinden bağımsız çalışan her iki ağın sonuçları birleştirilerek, yirmi dört saatlik elektrik talebi tahminleri MWh cinsinden elde edilmekte ve YSA’lar test için ayrılmış veriler kullanılarak test edilmektedir. Rastgele olarak test verisi olarak belirlenmiş ve 21 Mayıs 2011 tarihine ait yapılan test sonuçları Şekil 8’de gösterilmektedir. Bu tarih için MAPE değerinin %0,614 olduğu görülmektedir. Tatminkâr test sonuçlarının elde edilmesi, eğitilen YSA’ların tahmin için kullanılmaya hazır olduğu anlamına gelmektedir.



Şekil 7. YSA’ların doğrulama sonuçları (Verification results of ANNs)

Şekil 8’de sonuçları gösterilen yapay sinir ağlarında miktar için yaklaşık %5, şekil için yaklaşık %6’lık MAPE değerleri gerçekleştiği görülmektedir. Aslında %5-6 hata, enerji sektöründe çeşitli amaçlar için kullanmak açısından oldukça iyi değerlerdir. Diğer yandan, bu çalışma sırasında özellikle kısa dönem tahminler için hata oranlarının daha da iyileştirilebileceği görülmüş ve YSA sonuçlarını yakın günlerin tahmin trendleri yardımıyla düzelten bir uzman modül hazırlanmıştır.



Şekil 8. 21 Mayıs 2011 tarihi için EPSİM-NN talep tahmini ve gerçekleşen değerler karşılaştırması (Comparison of EPSIM-NN forecast and actual values for May 21, 2011)

Bu uzman modül, yakın geleceğe yönelik sıcaklık tahminleri mevcut bulunduğu sürece yakın geçmişte gerçekleşen trendleri kullanarak tahminlere yönelik düzeltme katsayıları üretebilmektedir. Bu modül, tahmin yapılacak gün dikkate alınarak;

1. Bir önceki aynı gün türüne,
2. Bir önceki güne,
3. Bir önceki haftanın aynı gün türüne,
4. Bir önceki haftanın normal bir hafta-içi gününe
5. Bir önceki yılın aynı gününe,
6. Ampirik bir veriye (bayram günleri),
7. Sıcaklık değerlerine

göre veya bunların bir birleşimini alarak düzeltme yapabilmektedir. Yukarıda listelenen her düzeltme türü p için düzeltme faktörleri, A_i gerçekleşmiş değerler, F_i tahmin değerleri olmak üzere Eş. 3 ve Eş. 4’de gösterildiği şekilde hesaplanmaktadır.

$$B^p = 1 \rightarrow C_j^p = \frac{1}{k} \sum_{i=j-1}^{j-1-k} \frac{A_i}{F_i} \quad (3)$$

$$B^p = 0 \rightarrow C_j^p = 1 \quad (4)$$

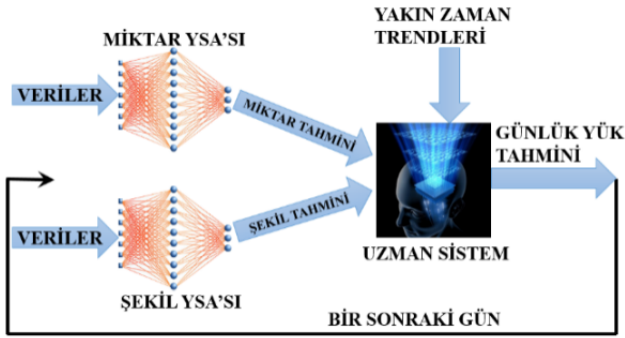
Eş. 3’deki k ve B^p değerleri kullanıcı tarafından seçilebilen yazılım parametreleridir. k tahmin işlemi gerçekleştirilmekte olan günden önceki kaç günün hesaplamaya dahil edilmesinin gerektiğini belirlemektedir. B^p ise bir bayrak parametresi olup 1 veya 0 olarak yukarıda listelenen 7 farklı düzeltme yöntemine göre kullanıcı tarafından seçilebilmektedir. Örneğin; B^i ’in kullanıcı tarafından “1” olarak seçilmesi “bir önceki aynı gün

türüne” göre düzeltmenin Eş. 3 kullanılarak hesaplanması, B^{iii} ’ün “0” seçilmesi, “bir önceki haftanın aynı gün türüne” göre düzeltmenin Eş. 4 kullanılarak hesaplanması, bir başka deyişle düzeltme faktörü C_j^{iii} ’ün 1 alınması anlamına gelmektedir. Düzeltme faktörleri, daha sonra, Eş. 5’de gösterildiği gibi birbirleri ile çarpılarak birleşik düzeltme faktörü C_j hesaplanmaktadır. Düzeltilmiş tahmin değerleri C_j ile tahmin değerlerinin Eş. 6’de gösterildiği gibi çarpılması sonucunda elde edilmektedir.

$$C_j = \prod_{p=i}^{vii} C_j^p \quad (5)$$

$$F_{j,corr} = C_j F_j \quad (6)$$

Akıllı arama özelliği yardımıyla, tahminin yapıldığı günler için hangi kombinasyonda bir düzeltmenin en etkin sonucu verdiği (B^p bayrak parametrelerinin 0’ını yoksa 1’ini olması gerektiği) otomatik olarak belirlenebilmektedir. Uzman son işlem modülü ile yakın tahminlerdeki hata oranları %1-2 seviyelerine indirilebilmektedir. Geliştirilen YSA ve Uzman Sistem tabanlı EPSİM-NN talep tahmin yönteminin yapısı Şekil 9’da gösterilmektedir.



Şekil 9. EPSİM-NN tahmin yöntemi
(EPSIM-NN estimation method)

5. EPSİM-NN İLE ÖRNEK BİR TAHMİN ÇALIŞMASI (SAMPLE CASE STUDY USING EPSIM-NN)

EPSİM-NN’in tahmin performansını belirlemek amacıyla çeşitli karşılaştırma çalışmaları yapılmıştır. Bu çalışmalardan birinde farklı haftalık dilimlerde bir gün sonrası için tahmin kalitesinin belirlenmesi üzerine odaklanılmış, 2016 yılı Mayıs ayının üçüncü ve dördüncü haftalarına yönelik EPSİM-NN ile yapılan tahmin çalışmalarının sonuçları irdelenmiştir. Yapılan tahmin çalışmasında EPSİM-NN ile kıyaslamak amacıyla EPİAŞ’ın bir gün sonrası için yayımladığı veriler kullanılmıştır. EPİAŞ’ın bu tahminlerinde hangi tahmin yöntemlerini kullandığı ile ilgili literatürde herhangi bir bilgi bulunmamaktadır. Türkiye’deki elektrik üreticileri bir gün sonrası için üretimlerini bu tahminlere göre düzenlemeye çalıştığından, EPSİM-NN’nin sonuçlarını değerlendirmek için EPİAŞ tahminlerinin uygun kıyaslama aracı olduğu düşünülmektedir. Tablo 2’de 2016 yılının

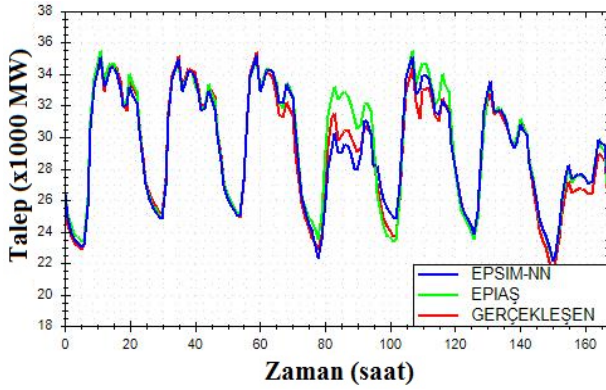
Mayıs ayının üçüncü haftasına yönelik olan tahminlerden elde edilen hata oranları EPİAŞ tahminleri ile karşılaştırmalı olarak gösterilmektedir. Bu tabloda görülebileceği gibi, uzman sistem modülü yardımıyla, YSA çıkışında %5-6 bandında olan hata oranları, büyük oranda %2 bandının civarına çekilebilmektedir. Haftalık tahminlerde RMSE değerlerinin yaklaşık 650 MWh enerjiye denk olduğu görülmektedir. Bu hafta için EPSİM-NN’nin gerçekleştirdiği günlük tahminlerin çoğunda EPİAŞ’ın değerlerinden daha düşük MAPE ve RMSE değerleri elde edilmiştir. Bazı günler tahmin performansı %2 bandının dışına da çıksa bunların öngörülemez rastlantısal günlük değişiklikler nedeniyle oluştuğu anlaşılmaktadır. Tahminlerin büyük bölümünde hata oranlarının %2’in altında kalmaktadır.

Tablo 2. Mayıs 2016 üçüncü haftası için yapılan tahminlerin hata oranları
(Estimation error rates for the third week of May-2016)

Gün	EPSİM	EPİAŞ	EPSİM	EPİAŞ
	MAPE	MAPE	RMSE	RMSE
16	0,009	0,014	301,93	440,66
17	0,010	0,008	347,64	295,79
18	0,014	0,015	615,52	698,99
19	0,027	0,053	899,40	1624,66
20	0,028	0,032	900,58	1146,67
21	0,007	0,010	296,17	351,83
22	0,032	0,027	827,87	714,05
Hafta	0,018	0,023	652,90	874,91

Şekil 10’da 2016 yılı Mayıs ayı üçüncü haftası için gerçekleşen, EPİAŞ’ın bir gün sonrası için yaptığı tahmin ve EPSİM-NN sonuçlarını karşılaştırmalı olarak gösterilmektedir. Şekilden görülebileceği gibi, 19 Mayıs Perşembe günü dışında tahmin kalitesinin çok yüksek olduğu görülmektedir. 19 Mayıs tarihi resmi tatil olması ve yapay sinir ağlarının resmi tatiller için sınırlı veri ile eğitilmesi nedeniyle, resmi tatil günleri için hata oranları diğer günlere oranla daha yüksek çıkabilmektedir. Buna rağmen haftalık MAPE’nin %1,8 civarında olduğu görülmektedir.

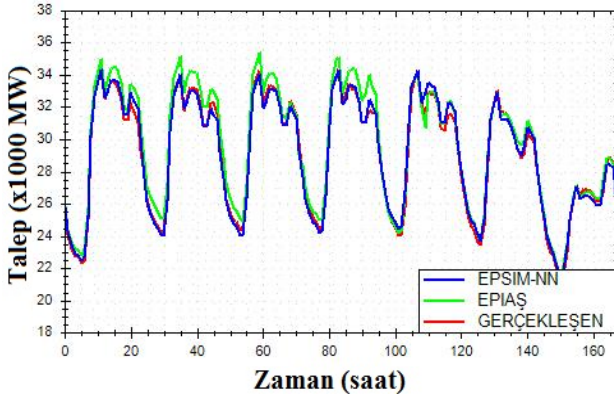
Benzer sonuçlar Mayıs ayının dördüncü haftası için de Tablo 3 ve Şekil 11’de sunulmuştur. Belirtilen hafta içinde herhangi bir resmi tatil günü bulunmaması nedeniyle EPSİM-NN’nin daha başarılı tahminler gerçekleştirdiği, bütün tahminlerin %1,5 bandının içinde kaldığı görülmektedir. Mayıs ayının dördüncü haftası için EPSİM-NN tahminleri, EPİAŞ’ın bir gün sonrası için yaptığı tahminlerden çok daha başarılı gerçekleşmiştir. Haftalık MAPE değerleri %1 civarında iken, EPİAŞ tahminleri %2,1 civarında gerçekleşmiştir. EPİAŞ tahminlerinin RMSE değerlerinin enerji karşılığı 737 MWh iken, EPSİM-NN değerleri sadece 347 MWh dolaylarında kalmıştır. Şekil 10 ve 11’de görülebileceği üzere EPSİM-NN sistemi oldukça başarılı sonuçlar üretebilmektedir. Elde edilen tahmin değerlerinin elektrik piyasasında kullanılabilecek düzeyde düşük hata oranlarına sahip olduğu görülmüştür.



Şekil 10. 2016 yılı Mayıs 3. haftası için EPSİM-NN tahmin, gerçekleşen ve EPIAŞ değerleri karşılaştırması (Comparison of EPSIM-NN estimated, actual and Market & Financial Settlement Center published values for third week of May-2016)

Tablo 3. Mayıs 2016 dördüncü haftası için yapılan tahminlerin hata oranları (Estimation error rates for the fourth week of May-2016)

Gün	EPSİM MAPE	EPIAŞ MAPE	EPSİM RMSE	EPIAŞ RMSE
23	0,010	0,027	380,80	879,42
24	0,008	0,033	283,97	983,24
25	0,008	0,023	277,17	744,97
26	0,007	0,029	253,88	1014,71
27	0,015	0,010	558,99	383,05
28	0,009	0,014	294,28	463,19
29	0,010	0,011	280,12	339,97
Hafta	0,010	0,021	347,33	736,94



Şekil 11. 2016 yılı Mayıs 4. haftası için EPSİM-NN tahmin, gerçekleşen ve EPIAŞ değerleri karşılaştırması (Comparison of EPSIM-NN estimated, actual and Market & Financial Settlement Center published values for fourth week of May-2016)

6. SONUÇLAR VE TARTIŞMALAR (RESULTS AND DISCUSSIONS)

Elektrik sektöründe talep tahminlerinin doğru yapılması, elektrik arzının sorunsuz sağlanabilmesi ve kaynakların doğru kullanılması açılarından önem arz etmektedir. Kısa dönemli taleplerin tahmin edilmesi, elde edilmeye çalışılan tahmin değerleri içerisinde rastlantısal öğeler bulunması

sebebiyle çoğu zaman zor olabilmektedir. Değerlerin sağlıklı bir şekilde tahmin edilmesi, söz konusu rastlantısal öğelere yönelik uzman sistemlere dayalı tahminlerin yapılmasını gerektirmektedir. Diğer yandan talep miktarları, o günkü hava sıcaklığının mevsimsel ortalamadan sapması gibi uzun vadeli olarak elde edilmesi zor mevsimsel değişkenlerden etkilenebilmektedir. Bölgesel olarak farklılık gösteren sıcaklıklar için ortalama bir değer bulunması belirsizliklerle dolu bir işlemdir. Sağlıklı talep tahminleri, farklı zamanlarda farklı şekillerde ortaya çıkan rastlantısal öğeleri ve mevsimsel etkileri hesaba katabilecek uzman yazılım sistemlerinin oluşturulmasına ihtiyaç duymaktadır.

Mühendisliğin çeşitli dallarından gerçekleştirilen benzer tahmin çalışmalarında kullanılan farklı tahmin metodları arasında en yaygın olanlardan bir tanesi yapay sinir ağlarıdır. Bu çalışmada, yapay sinir ağları, uzman sistemler ile desteklenerek bir hibrit sistem geliştirilmiştir. Geliştirilen sistem, son 10 yılda gerçekleşmiş veriler kullanılarak eğitilmiş yapay sinir ağları ve uzman sistemler yardımıyla kısa dönem elektrik talep tahmini yapmaktadır. Gerçekleşen üretim değerleri ile karşılaştırıldığında, sistem tarafından hesaplanan tahminlerin yüksek doğruluk derecesine sahip olduğu görülmüştür. Geliştirilen EPSİM-NN sisteminden kısa vadeli dönemler için, gerçekleşen değerlere yakın tahmin sonuçları elde edilmiştir. YSA'ların rastlantısal öğelere bağlı oluşabilecek hatalar uzman sistem yardımıyla minimize edilmiştir. Bundan sonraki süreçte, EPSİM-NN sisteminin haftalık, aylık ve yıllık olarak uzun vadeli etkin elektrik talep tahminleri yapmak üzere geliştirilmesi için çalışmalar yapılması planlanmaktadır.

TEŞEKKÜR (ACKNOWLEDGEMENTS)

Bu çalışmada verdikleri katkılardan ötürü Dr. Enis PEZEK, Tufan DOĞAN ve Budak DİLLİ'ye teşekkür ederiz.

KAYNAKLAR (REFERENCES)

1. Liu N., Babushkin V., Afshari A., Short-Term Forecasting of Temperature Driven Electricity Load Using Time Series and Neural Network Model, *Journal of Clean Energy Technologies*, 2 (4), 327-331, 2014
2. Ericson T., Short-term electricity demand response, Thesis for the degree doctor ingenior, Norwegian University of Science and Technology, Faculty of Information Technology, Trondheim, March, 2007.
3. Kandanand K., Forecasting Electricity Demand in Thailand with an Artificial Neural Network Approach, *Energies* 4 (1), 1246-1257, 2011.
4. AbuAl-Foul B., Forecasting Energy Demand in Jordan Using Artificial Neural Networks, *Topics in Middle Eastern and African Economies*, 14 (1), Sept 2012.
5. Kheirhah A., Azadeh A., Saberi M., Azaron A., Shakouri H., Improved Estimation of Electricity Demand Function by Using of Artificial Neural Network, Principal Component Analysis and Data

- Envelopment Analysis, Computers & Industrial Engineering, 64 (1), 425-441, 2013.
6. Assareh E., Behrang M.A., Assareh R., Hedayat N., Integration of Artificial Neural Network and Intelligent optimization techniques on world electricity consumption estimation, World Academy of Science, Engineering and Technology, 73 (1), 2011.
 7. Chogumaira E.N., Hiyama, T., Short-Term Electricity Price Forecasting Using a Combination of Neural Networks and Fuzzy Inference, Energy and Power Engineering, 3, 9-16, 2011.
 8. Ozoh P., Abd-Rahman S., Labadin J., Apperley M., A Comparative Analysis of Techniques for Forecasting Electricity Consumption, Int. Journal of Computer Applications, 8(15), 2014.
 9. Baliyan A., Gaurav K., Mishra S.K., A Review of Short Term Load Forecasting using Artificial Neural Network Models, Int. Conf. on Computer, Communication and Convergence (ICCC2015), 48(1), 121-125, 2015.
 10. Baziar A., Kavousi-Fard A., Short Term Load Forecasting Using A Hybrid Model Based On Support Vector Regression, Int. Journal of Scientific & Technology Research, 4 (5), May 2015.
 11. Es H.A., Kalender F.Y., Hamzaçebi C., Forecasting the net energy demand of Turkey by artificial neural networks, Journal of the Faculty of Engineering and Architecture of Gazi University, 29 (3), 495-504, 2014.
 12. Soysal A., Akkurt A., Yapay Sinir Ağları ve Türkiye Elektrik Tüketimi Tahmin Modeli, Yüksek Lisans Tezi, İstanbul Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, 2005.
 13. Aslan Y., Yaşar C., Nalbant A., Electrical Peak Load Forecasting in Kütahya with Artificial Neural Networks, Dumlupınar Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi, 11 (1), 2006.
 14. Enerji Piyasaları İşletme A.Ş. (EPIAŞ), seffaflik.epias.com.tr/transparency/tuketim/tahmin/yuk-tahmin-plani.xhtml
 15. Philip C., Jackson Jr., Introduction to Artificial Intelligence, Dover Publications, 2. edition, June 1985.
 16. Samarasinghe S., Neural Networks for Applied Sciences and Engineering: From Fundamentals to Complex Pattern Recognition, Auerbach Publications, First Edition, Sept 2006.
 17. Otkun Ö., Dođan R.Ö., Akpınar A.S., Neural Network Based Scalar Speed Control of Linear Permanent Magnet Synchronous Motor, Journal of the Faculty of Engineering and Architecture of Gazi University, 30 (1), 395-404, 2015.
 18. Giarratan J., Expert Systems: Principles and Programming, Course Technology, 4. Edition, Oct 2004.
 19. Yurtcu1 Ş., Özocak A., Prediction Of Compression İndex Of Fine-Grained Soils Using Statistical And Artificial Intelligence Methods, Journal of the Faculty of Engineering and Architecture of Gazi University, 31 (3), 597-608, 2016.
 20. Yük Tevzi Bilgi Sistemi, ytbs.teias.gov.tr

