

Yapay Sinir Ağları ile Kısa Dönem Profil Katsayısı Tahmini

*¹Salih Tosun, ¹Ali Öztürk, ²Hasan Çelik and ¹Uğur Güvenç

*¹ Faculty of Technology, Department of Electric and Electronic Engineering Duzce University, Turkey

² Department of ARGE, SEDAS, Sakarya, Turkey

Özet

Enerjinin üretimi iletimi ve dağıtımı günümüzde önemli bir sorun haline gelmiştir. Özellikle enerjinin dağıtımında planlamanın önemi gittikçe artmaktadır. Serbest piyasanın hakim olduğu ülkelerde hangi vakitte ne kadar güce ihtiyaç olduğu üreticileri, iletimi sağlayan kuruluşları ve dağıtıcı firmaları da etkilemektedir. Planlanmayan değişimler maliyet olarak üretici ve tüketicilere yansımaktadır. Yük profillerinin doğru bir şekilde belirlenmesi, ayrıca dengesizlik maliyetlerinin azaltılması bakımından da büyük öneme sahiptir. Bunun sonucunda kısa dönemli profil katsayıları tahmini önemli bir konu haline gelmiştir. Bu çalışmada Batı Karadeniz bölgesinin profil katsayıları tahmini Yapay Sinir Ağları (YSA) ile gerçekleştirilmiştir. Çalışmada uzaktan okuma ile elde edilen saatlik veriler ve sıcaklık değerleri girdi olarak alınarak saatlik profil katsayılar tahmini yapılmıştır.

Anahtar Kelimeler: Profil Katsayıları, Kısa Dönem Yük Tahmini, YSA

Short-term Profile Coefficient Forecasting Using Artificial Neural Network

Abstract

Nowadays, Generation, transmission and distribution of energy have become major study area. Especially, the importance of planning in the distribution of energy is increasing. Hourly electric energy needs is very important in the countries where free market is dominated. This situation has affected to producers, transmission and distribution companies. Unplanned changes are reflected in the cost to manufacturers and consumers. Determining the correct load profiles, also in terms of reducing the cost imbalance is of great importance. As a result, short-term profile coefficients prediction has become an important issue. In this study, profile coefficient of the Western Black Sea was estimated with Artificial Neural Networks (ANN). In this study, taking as input data and hourly temperature values obtained by remote reading obtained estimation of profile coefficients

Key words: Profile Coefficient, Short-term Load Prediction, ANN

1. Giriş

Güç sisteminin planlanması ve işletilmesindeki en önemli sorunlardan biride yük tahmini yapmaktır. Yük tahmini; planlama, güç sistemlerinin güvenilirliği ile yakından ilgilidir. Ayrıca doğru tahmin edilen yükler elektrik piyasasında fiyat tahmini içinde gereklidir. Üretim ve tüketim

*Corresponding author: Address: Faculty of Technology, Department of Electric and Electronic Engineering Duzce University, 81820, Duzce TURKEY. E-mail address: salihtosun@duzce.edu.tr, Phone: +903805413333

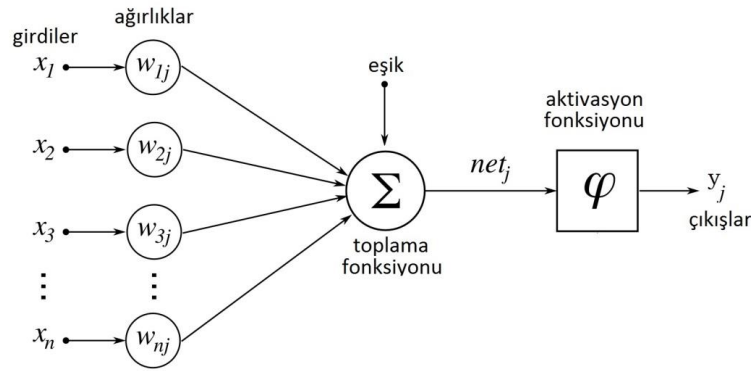
dengesi sağlanamadığı durumda dengesizlik maliyeti oluşmaktadır. Dengesizlik maliyetlerinin azaltılmasında en büyük etken yük tahminlerinin tutarlı yapılmasıdır. Sorun sadece sistem işletmecileri için değil aynı zamanda piyasa işletmecileri için ve iletim şebeke sahipleri veya piyasa işletmecisi için de önem arz etmektedir [1-2]. Yük tahminini etkileyen çeşitli sosyo politik ve çevresel faktörler vardır. Ayrıca sistemde yüklerin lineer olmayan ve rastlantısal davranışları da olmaktadır. Bu faktörlerden dolayı konu anlaşılması ve uğraşılması zor konu haline gelmektedir [1-3]. Güç sistemlerinde hangi yükün, ne zaman, ne şekilde devreye gireceği öngörülemez. Ayrıca sistemde beklenmedik arıza gibi durumlar konuyu karmaşık hale getirir.

Kısa dönem yük tahmini ile saatlik veya günlük yük tahmini yapılmaya çalışılır. Bu tahminle santraller arasında yük paylaşımı ve santrallerin devreye girip çıkma zamanları da belirlenmiş olur [4]. Yük tahminleri kısa dönemli olduğu gibi uzun dönemli tahminler de olabilir [5]. Literatür araştırıldığında çeşitli yük tahmin metotları geliştirilmiştir. Benzer gün yaklaşımı ile iki veya üç yıl içerisindeki tarihsel verilerin kullanılarak benzer günlerin, tarihsel ve çevre şartları da göz önüne alınarak elde edilen tahminlerdir [6]. Yaygın kullanılan yöntemlerden birisi de uydurma yöntemleridir. Bu yöntemler hava, gün tipi, tüketici profili gibi faktörleri de modelleyerek tahmin yapar. Sosyal alandan ekonomiye, istatistikten teknik alana kadar bir çok alanda kullanıldığı gibi zaman serileri ile de yük tahmininde çok sık kullanılan yöntem olarak karşımıza çıkmaktadır. Yapay sinir ağlarının yanında bulanık mantık yöntemi de yük tahminlerinde kullanılan yöntemlerden bir olarak görülmektedir. Bilgisayar teknolojisinin gelişimine bağlı olarak son yıllarda çok sık kullanılan uzman sistemlerde yük tahmin modellemesinde kullanılmaya başlanmıştır [6, 9].

Yük profilleri ve yük tahminleri konusunda dünyanın gelişmiş ülkelerinde çeşitli çalışmalar yapılmıştır. İngiltere’de yapılan çalışmada bir evin günlük elektrik tüketim profili çıkarılmıştır [10]. Yük profilleri üzerine yapılan bir çalışmada ise Norveç’de toplam elektriğin %40’ını tüketen konutlar için müşteriler sınıflandırılmıştır ve profilleri elde edilmiştir [11]. Bu iki çalışmada tüm konutların aynı standartta olduğu kabulü yapılmıştır. Yapılan bir başka çalışma ile konut enerji tüketiminin YSA yöntemiyle tahmini yapılmaya çalışılmıştır [12]. Diğer önemli ve ilk çalışmalardan bir tanesi uzman sistemler kullanılarak kısa dönem olarak yirmi dört saatlik yük tahmini yapılmıştır [13]. Ancak bu çalışmada tüm günler aynı tipte kabul edilmesi bir eksiklikler. Diğer bir çalışmanın konusu ise yük tahmini yanında müşterilerin profilleri belirlenerek yük tahmini yapılmıştır [14]. Farklı bir çalışmada ise ticari binaların elektrik tüketim tahminleri yapılmıştır [15].

2. Yapay Sinir Ağları

YSA, insanın biyolojik sinir ağlarından ilham alarak ortaya çıkarılan ve sinir ağlarına benzer bazı özellikleri içeren bilgi işleme sistemidir [16]. Basit şekilde insan beyninin taklit yapan YSA ile; öğrenme, optimizasyon, analiz, sınıflandırma, genelleme gibi konulara başarılı bir şekilde uygulanabilmektedir [17]. YSA’nın kullanıldığı önemli alanlardan biri de ileri yönelik tahminlerdir. YSA’nın çalışmasını teşkil eden en küçük birimler yapay sinir hücresi olarak isimlendirilirler. Şekil 1’de görüleceği üzere bir yapay sinir hücresi beş katmandan oluşmaktadır.



Şekil 1. Yapay Sinir Hücresi

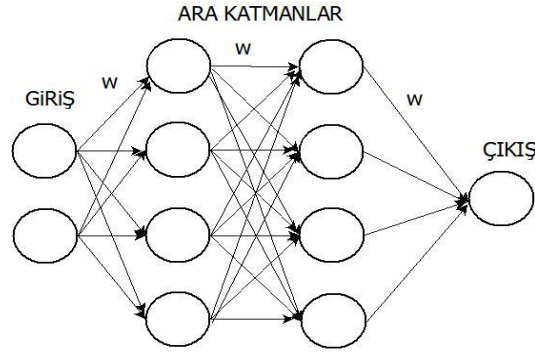
Bu katmanlar incelenirse, girdiler; dış ortamdan veya diğer hücrelerden yapay sinir hücresine giren bilgilerdir. Ağırlıklar; yapay sinir hücresine gelen bilgiler çekirdeğe ulaşmadan önce bir ağırlık katsayısı ile çarpılarak çekirdeğe iletilir. Böylece girdinin etkisi artırılıp azaltılabilir. Ağırlıklarla çarpılarak gelen girdiler toplama fonksiyonu vasıtasıyla toplanır. Toplam fonksiyonu Denklem 1’de verildiği gibidir.

$$Net = \sum_{j=1}^n x_j * w_j + b \quad (1)$$

Burada, *Net* YSA’ya giren değişkenlerin ağırlıklar ile çarpılması sonucu oluşan toplamı, *x* algoritmaya giren değişkenleri, *w* değişkenler üzerine etki eden ağırlıkları, *b* ise eşik değerini ifade etmektedir. Aktivasyon fonksiyonunda hücreye gelen net bilgi işlenerek, bu girdiye karşılık hesaplanıp üretilen çıktıdır. Aktivasyon fonksiyonu olarak genellikle doğrusal olmayan fonksiyon seçilir. Bunun nedeni YSA’nın doğrusal olmayan özelliğinden gelmektedir ve bu durum kolayca türevinin alınması için gereklidir [18]. Aktivasyon fonksiyonu ile toplamadan gelen bilgiler çıktıya dönüştürülür. Aktivasyon fonksiyonu ile girdi ve çıktı bilgileri arasındaki eşleşme sağlanır. Aktivasyon fonksiyonunun doğru seçilmesi ağın performansını etkileyecek niteliktedir [19]. Çeşitli aktivasyon fonksiyonları vardır, ancak bu çalışmada aktivasyon fonksiyonu olarak Denklem 2’de verilen sigmoid fonksiyon seçilmiştir. İfadede geçen *y* ise çıkışı ifade etmektedir.

$$y = \frac{1}{1 - e^{-Net}} \quad (2)$$

YSA’nın önemli bir parçası da ağ yapılarıdır. Ağ yapıları çeşitli özellikte olabilmekte ve giriş çıkış katmanları arasında birden fazla katman olabilir. Ara katmanlar gizli katmanlar olarak da ifade edilmektedir. Bu katmanlar ile karmaşık işlemleri hesaplamak daha kolaylaşır [20]. YSA temel olarak eğitim ve test şeklinde iki aşamada çalışmaktadır. Eğitim aşaması ile ağırlıklara göre çıktılar hesaplanır. Test aşaması ile de YSA’nın bilgi sahibi olmadığı veriler ile sistem test edilir. Yapılan çalışma için tasarlanan YSA yapısı ve elemanları Şekil 2’de verilmektedir.



Şekil 2. Tasarlanan 2-4-4-1 YSA ağ yapısı

Bu ağ yapısında dışarıdan gelen bilgiler girdi katmanı üzerinden algoritmaya girerler. Ara katman veya gizli katmanlar üzerinden ağırlıklarında etkisi ile çıkış katmanına iletilirler. Bu girdi ve çıktı arasındaki ilişki ile ağıın öğrenmesi sağlanır. Yapılan bu çalışmada İleri Beslemeli Geri Yayılım (Feed Forward Back Propagation Neural Network Architecture) YSA algoritmasıyla öğrenme sağlanmıştır. İleri doğru hesaplama işleminde ağa giren bilgiler ağırlık matrisleriyle işleme girerek çıktı değeri hesaplanır. Sonra ağıın ürettiği çıktı değeri ile gerçek değer arasındaki hata minimize edilerek geriye doğru ağırlık katsayıları yeniden düzenlenir. Bu işlem ağıın istenen çıktı değerini üretmesine kadar devam eder [21]. Geriye yayılma algoritması, gerçek çıktı t ile istenen çıktı y arasındaki karesel hatayı minimum yapmak için gradyen azalma algoritmasını (gradyen descent algorithm) kullanır ve hata hesaplanır [22-23]. Yapılan çalışmada hata fonksiyonun minimize edildiği fonksiyon Denklem 3'te verilmiştir.

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^n (y_k - t_k)^2 \quad (3)$$

Eşitlikte E hata fonksiyonunu, y_k ağıın ürettiği çıktıyı, t_k ise gerçek değeri göstermektedir. YSA giren verilerin girdi olmadan önce belli işlemlere tabi tutulması gerekmektedir. Bu işlem normalizasyon olarak ifade edilir ve veriler 0 ile 1 arasında bir değere taşınır. Bu şekilde işlemlerin hızlandırılması sağlanmış olur. Bu çalışmada Denklem 4'de verilen min-max normalizasyonu kullanılmaktadır [24].

$$x' = \frac{x_i - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (4)$$

Bu eşitlikte; x' normalleşmiş veriyi, x_i normalleşecek olan girdi değerini, x_{min} girdi değerleri içindeki en küçük değeri, x_{max} girdi verileri içindeki en büyük sayıyı temsil etmektedir.

Yapılan bu çalışmada tahmin sonuçlarını karşılaştırmak amacıyla performans ölçümü olarak Denklem 5'de verilen ortalama mutlak yüzde hata (Mean Absolute Percentage Error, MAPE) eşitliği kullanılmıştır. Eşitlikte verilen n sayısı veri sayısını ifade etmektedir.

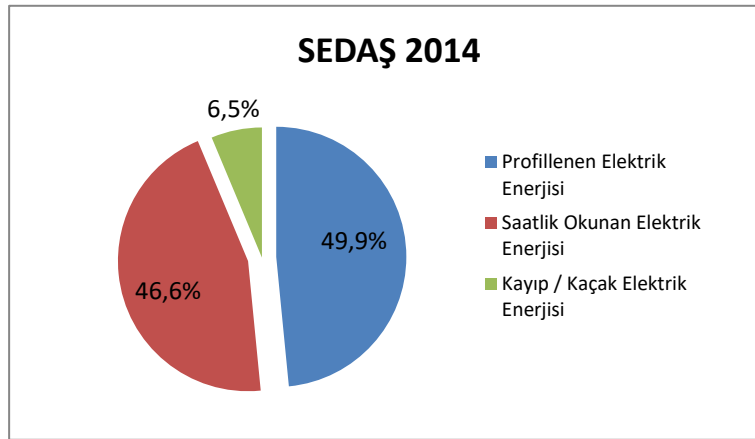
$$MAPE = \left(\frac{1}{n} \sum \frac{\text{gerçek} - \text{tahmin}}{\text{gerçek}} \right) * 100 \quad (5)$$

3. Uygulama

Bu Enerji Piyasası Düzenleme Kurulunun almış olduğu karar gereği dağıtım şirketleri yük profillerini veri olarak kuruma yönetmelikte yer alan kurallar dahilinde sunmak zorundadırlar. Sunulan profil ile gerçekleşen profilin uyuşup uyuşmadığı belirlenerek maliyetlere yansıyan bir unsur olarak meydana gelir. Burada yük profilinin tanımına bakıldığında yönetmelik şöyle ifade etmektedir; Kapsamış olduğu tüketici grubu için geçmişe yönelik verilere dayanarak hazırlanmış olan dönem boyunca uzlaştırma döneminden daha uzun aralıklarla ölçülmüş olan elektrik tüketim ölçüm değerlerini uzlaştırma dönemi bazında değerlere dönüştürmek üzere kullanılacak olan çarpanlardır [25]. Ayrıca yönetmelik profil datalarının nasıl elde edilebileceği konusunda da rehberlik yapmaktadır.

Bu dengesizliği en fazla etkileyen unsur tükettiği enerji saatlik olarak okunamayan abonelerdir. Verilen Şekil 3’de görüleceğe üzere Sakarya Elektrik Dağıtım A.Ş. bölgesinde dağıtılan enerji ve Piyasa mali uzlaştırma merkezince hesaplanmış veriler incelendiğinde bölgede dağıtılan enerjinin %46.6’sı OSOS (Otomatik Sayaç Okuma Sistemi) kapsamında uzlaştırma dönemi bazında okunmakta ve uzlaştırılmakta iken %46.9’luk enerji kısmı ise EPDK’nın belirlediği usul ve esaslar ile hesaplanan ve yine EPDK’nın onayladığı dağıtım şirketi profil katsayıları ile çarpılarak saatlik olarak uzlaştırma hesaplamalarına dahil edilmektedir.

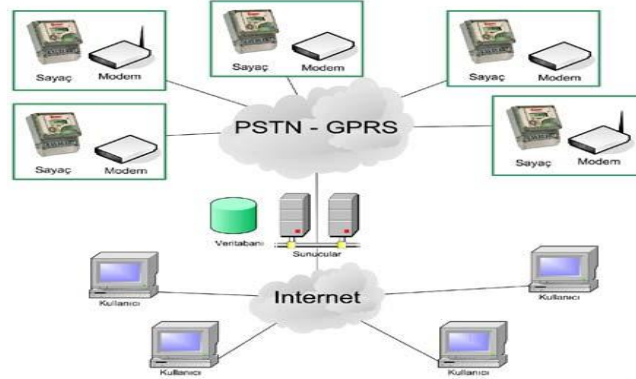
SEDAŞ’a tüketim değerleri incelendiğinde profillenen tüketim miktarları içerisinde en büyük paya %48,56 ile mesken abone grupları sahiptir. Ardından %36,16 ile Ticarethane abone grupları gelmektedir. Dağıtım şirketlerinin talep tahminleri ile gerçekleşen değerlerinin tutarsız olması hem dağıtım şirketleri için büyük bir dengesizlik maliyeti doğurmakta hem de Dengeleme ve Uzlaştırma Piyasasına etkisi olmaktadır.



Şekil 3: 2014 yılına ait Profillenme Oranları [26].

Dengeleme ve Uzlaştırma Piyasasında arz-talep dengesi piyasa fiyatlarının oluşmasındaki temel etkenlerden biridir. Tahmin gerçeğe ne kadar yakın olursa enerji üretim-tüketim dengesi daha rahat kurulacaktır. Ayrıca piyasada oluşacak olan fiyatlarda en uygun değeri almış olacaktır.

Bu çalışmada Batı Karadeniz Bölgesinde (SEDAŞ bölgesi) Otomatik Sayaç Okuma Sistemi (OSOS) ile konut ve ticarethanelerde okunan sayaçlar baz alınarak yapılmıştır. Şekil 4’de verildiği şekilde Sedaş dağıtım bölgesi olan İzmit, Sakarya, Düzce ve Bolu illerinde elektrik enerjisi tüketimi uzaktan sayaç okuması gerçekleştirilmiştir. Bu sistemle, elektrik sayaçları kablosuz (GPRS) erişimle uzaktan okunarak ve verilerin bir merkezde toplanması sağlanmıştır.



Şekil 4. Otomatik Sayaç Okuma Sistemi [27].

Yapılan çalışma ile belirli kıstaslara göre örnek konut ve ticarethane aboneleri belirlenerek buralara saatlik okunabilen sayaçlar bağlanmıştır. Kıstaslar olarak; sayaç sayıları, şehir nüfusu, yerleşim yeri, kullanılan sayaç türü ve aylık enerji tüketim miktarları gibi kısıtlar belirlenmiştir

3.1. YSA Uygulaması

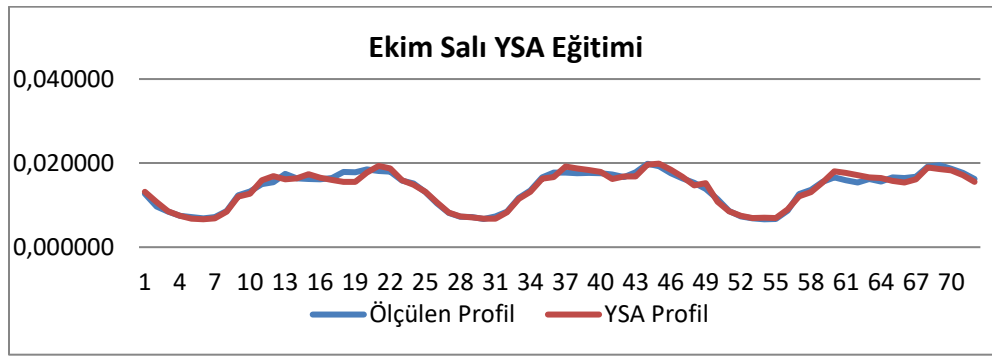
Bu çalışmada OSOS kapsamında okunmuş verileri olan Ekim ayı incelemeye tabi tutulmuştur. İlk üç hafta saatlik okunan değerler eğitilmişlerdir. Bu değerler normleştirme işlemine tabi tutulduktan sonra YSA'ya veri olarak girilmişlerdir. Veriler eğitilme işleminden sonra test aşamasına geçilmiştir. Eğitme işlemi Ekim ayı için haftanın her günü için ayrı ayrı gerçekleştirilmiştir. Tablo 1’de sadece Ekim ayı Salı günlerine ait veriler ve eğitime tabi tutulduktan sonra elde edilen değerler verilmiştir. Ortalama hata değerini ifade eden MAPE (mean absolute percentage error) değeri %4,31 olarak görülmektedir. Bu değer ağırlık başarı ile eğitildiğini ifade etmektedir.

Tablo 1. 2015 Ekim ayı Salı günlerine ait eğitime tabi tutulan veri seti

| Tarih | Saat | Sıcaklık | Ölçülen Profil | YSA Eğt. Profil | %MAPE |
|---------|------|----------|----------------|-----------------|----------|
| 6 Ekim | 00 | 14,4 | 0,012687 | 0,013147 | 3,591016 |
| | 01 | 15,2 | 0,009710 | 0,010736 | 10,52646 |
| | 02 | 16,2 | 0,008453 | 0,00852 | 0,754909 |
| | 03 | 15,8 | 0,007485 | 0,007492 | 0,050298 |
| 13 Ekim | 08 | 19,2 | 0,011764 | 0,01147 | 2,532678 |
| | 09 | 20 | 0,013478 | 0,013186 | 2,204325 |
| | 10 | 20,2 | 0,016619 | 0,016239 | 2,31728 |
| | 11 | 20,2 | 0,017732 | 0,016688 | 5,91824 |

| | | | | | |
|---------|-------------|------|----------|----------|----------|
| | 12 | 19,6 | 0,017722 | 0,019136 | 7,946415 |
| 20 Ekim | 16 | 18,6 | 0,016633 | 0,015721 | 5,513218 |
| | 17 | 18 | 0,016455 | 0,015365 | 6,657288 |
| | 18 | 16,4 | 0,016751 | 0,016099 | 3,922266 |
| | 19 | 15,4 | 0,019186 | 0,018919 | 1,423568 |
| | Toplam MAPE | | | | 4,316987 |

YSA algoritmasının eğitimi sonucunda elde edilen eğitim değerleri ile gerçek değerlerin grafiği Şekil 5’de verilmiştir. Burada elde edilen eğri, sadece Ekim ayına ait Salı günlerinin eğitimi sonucunda elde edilmiştir.



Şekil 5. 2015 Ekim ayı Salı günlerine ait eğitim sonu elde edilen grafik

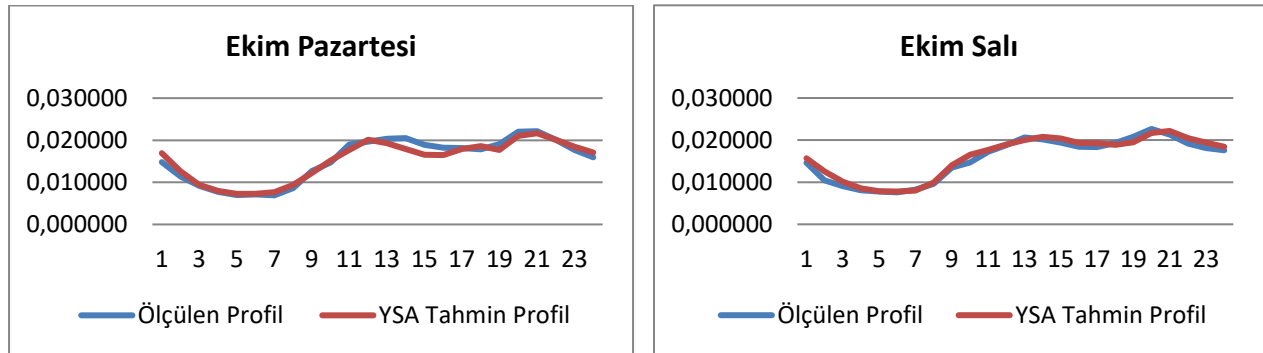
Bu eğitime işlemi Ekim ayına yönelik her gün için ayrı ayrı gerçekleştirilmiştir. YSA’da eğitilen üç haftalık değerler belirlendikten sonra son haftaya ait günler teste tabi tutulmuştur. Eğitime ve test işleminden sonra YSA ile tahmin işlemine geçilmiştir. Tahmin işlemi sonucunda gerçek tüketilen değerler ve YSA ile tahmin edilen değerler karşılaştırmalı olarak Tablo 2’de verilmiştir. Tablo 2’deki örnek olarak haftanın dört günü ve oniki saatlik verileri verilmiştir. Bu veriler sonucunda her güne ait MAPE değerleri elde edilmiştir. MAPE değerlerinin değişimi %4 ile %7,5 arasında değişmektedir.

Tablo 2. 2015 Ekim ayı üçüncü haftaya yönelik gerçek ve YSA ile tahmin edilen profil değerleri

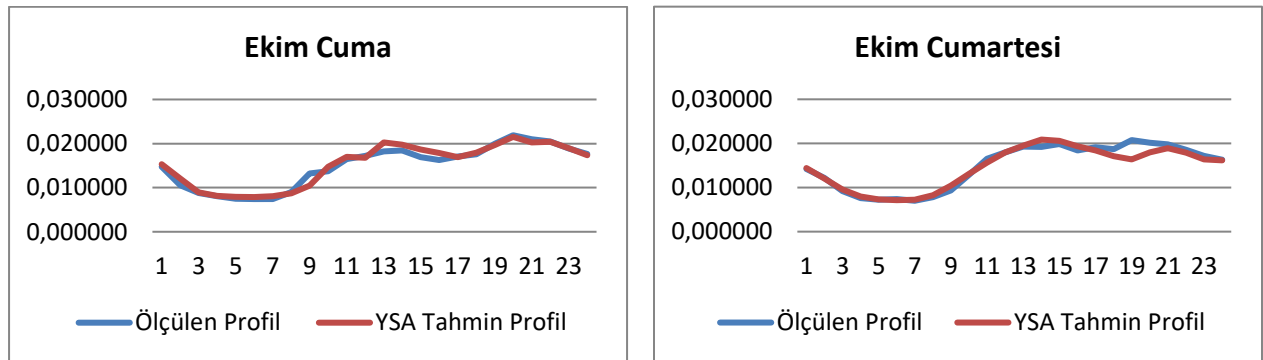
| Saat | Pazartesi | | Çarşamba | | Cuma | | Cumartesi | |
|------|-----------|----------|----------|----------|----------|----------|-----------|----------|
| | Ölçülen | YSA | Ölçülen. | YSA | Ölçülen. | YSA | Ölçülen. | YSA |
| 00 | 0,014795 | 0,016956 | 0,014996 | 0,015038 | 0,014767 | 0,015333 | 0,014214 | 0,014425 |
| 01 | 0,011357 | 0,012623 | 0,011231 | 0,012466 | 0,010549 | 0,012035 | 0,012164 | 0,012035 |
| 02 | 0,009172 | 0,009387 | 0,008553 | 0,010207 | 0,008756 | 0,008906 | 0,009167 | 0,009543 |
| 03 | 0,007728 | 0,007933 | 0,007760 | 0,009334 | 0,008081 | 0,008134 | 0,007636 | 0,007960 |
| 04 | 0,006963 | 0,007257 | 0,007219 | 0,007877 | 0,007476 | 0,007896 | 0,007214 | 0,007326 |
| 05 | 0,007088 | 0,007306 | 0,007077 | 0,007242 | 0,007429 | 0,007871 | 0,007349 | 0,007136 |
| 06 | 0,006920 | 0,007688 | 0,007103 | 0,007372 | 0,007417 | 0,008036 | 0,007003 | 0,007202 |
| 07 | 0,008630 | 0,009388 | 0,008983 | 0,008845 | 0,009020 | 0,008720 | 0,007840 | 0,008218 |
| 08 | 0,012697 | 0,012247 | 0,012679 | 0,011977 | 0,013221 | 0,010463 | 0,009338 | 0,010395 |

| | | | | | | | | |
|------|------------|----------|------------|----------|------------|----------|------------|----------|
| 09 | 0,014716 | 0,015208 | 0,015263 | 0,015305 | 0,013692 | 0,014741 | 0,012895 | 0,013117 |
| 10 | 0,018973 | 0,017714 | 0,016620 | 0,017046 | 0,016506 | 0,016997 | 0,016490 | 0,015673 |
| 11 | 0,019705 | 0,020146 | 0,017673 | 0,018394 | 0,017181 | 0,016749 | 0,017991 | 0,017976 |
| MAPE | % 6,019875 | | % 6,447205 | | % 5,364536 | | % 4,918232 | |

Bu sonuçlara göre YSA tahmin edilen değerleri ile gerçek değerler birbirlerine benzerlik göstermektedirler. Buradaki hata değerleri incelendiğinde bu yöntem için oldukça başarılı olduğu söylenilebilir [28]. YSA ile tahmin değerler ve gerçek değerlerin günlük profil eğrilerinin bazıları Şekil 6, 7’de sırasıyla verilmiştir.



Şekil 6. Pazartesi ve Salı gününe ait gerçek ve YSA ile tahmin edilen profil eğrileri



Şekil 7. Cuma ve Cumartesi gününe ait gerçek ve YSA ile tahmin edilen profil eğrileri

Günlük tüketim profilleri incelendiğinde YSA sonucu elde edilen değerler ile başarılı bir şekilde tahmin yapıldığı görülmektedir. Oluşan hataların ise özellikle değişimin ani olduğu saatlerde gerçekleştiği görülmektedir.

4. Sonular

Bu alıřmada Batı Karadeniz blgesinde faaliyet gsteren SEDAŐ dađıtım Őirketinin kısa dnemli yk profil katsayısı tahmini YSA ile gerekleŐtirilmiŐtir. Kullanılan veri seti gerek deđerler olup OSOS kapsamında rnekleme seilen mŐterilere takılan sayalardan okunan deđerlerdir. Bu deđerler, YSA ile elde edilen deđerlerle karŐılaŐtırılmıŐ olup metodun geerliliđi incelenmiŐtir. Elde edilen deđerler MAPE performans kıstaslarıyla karŐılaŐtırılmıŐlardır. Elde edilen deđerler hata olarak incelendiđinde Tablo 3'deki sonular elde edilir.

Tablo 3. Ekim ayın ait son haftaya ait hata deđerleri

| | 26 Ekim Pazartesi | 27 Ekim Salı | 28 Ekim arŐamba | 22 Ekim PerŐembe | 23 Ekim Cuma | 24 Ekim Cumartesi | 25 Ekim Pazar | Ortalama |
|------|----------------------|-----------------|---------------------|---------------------|-----------------|----------------------|------------------|----------|
| MAPE | % 6,0198 | % 5,2920 | % 6,4472 | % 4,0033 | % 5,3645 | % 4,9182 | % 7,5906 | %5,6623 |

MAPE deđerleri incelendiđinde %10'nun altındaki deđerler ok iyi, %10-%20 arasındaki deđerler iyi, %20-%50 arasındaki deđerler kabul edilebilir ve %50'nin zerindeki deđerler yanlıŐ ve hatalı olarak kabul edilmiŐtir [28]. Ayrıca tablolardan tahmin karakteristiklerine bakıldıđında gerek deđerlere benzeŐtiđi grlmektedir. Bu alıŐma ile aynı zamanda lineer olmayan verilere sahip modellerin YSA ile baŐarılı bir Őekilde modellendiđi gsterilmiŐtir. İleriki alıŐmalarda yk profil katsayısını etkileyen diđer faktrler de gz nne alınarak alıŐma daha da geliŐtirilebilir. Yeni senaryolar retilerek yeni tahminler de gerekleŐtirilebilir.

Referanslar

- [1] Song, K. B., Baek, Y. S., Hong, D. H., & Jang, G. (2005). Short-term load forecasting for the holidays using fuzzy linear regression method. *Power Systems, IEEE Transactions on*, 20(1), 96-101.
- [2] Chen, H., Canizares, C. A., & Singh, A., ANN-based short-term load forecasting in electricity markets. In *Power Engineering Society Winter Meeting, 2001. IEEE*, Vol. 2, pp. 411-415
- [3] IEEE Power System Engineering Committee. (1980). Load forecast bibliography phase I. *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*,99(1), 53-58.
- [4] Azadeh, A., Ghadrei, S. F., & Nokhandan, B. P. (2009, March). Short term load forecasting by ANN. In *Hybrid Intelligent Models and Applications, 2009. HIMA'09. IEEE Workshop on* (pp. 39-43). IEEE.
- [5] Campbell, P. R., & Adamson, K. (2006, September). Methodologies for load forecasting. In *Intelligent Systems, 2006 3rd International IEEE Conference on*(pp. 800-806). IEEE.
- [6] Feinberg, E. A., & Genethliou, D. (2005). Load forecasting. In *Applied mathematics for restructured electric power systems* (pp. 269-285). Springer US.
- [7] Engle, R. F., Mustafa, C., & Rice, J. (1992). Modelling peak electricity demand. *Journal of forecasting*, 11(3), 241-251.
- [8] Yang, H. T., Huang, C. M., & Huang, C. L. (1995, May). Identification of ARMAX model for short term load forecasting: an evolutionary programming approach. In *Power Industry Computer Application Conference, 1995. Conference Proceedings., 1995 IEEE* (pp. 325-330).

IEEE.

- [9] Bakirtzis, A. G., Petridis, V., Kiartzis, S. J., & Alexiadis, M. C. (1996). A neural network short term load forecasting model for the Greek power system. *Power Systems, IEEE Transactions on*, 11(2), 858-863.
- [10] Yao, R., & Steemers, K., A method of formulating energy load profile for domestic buildings in the UK. *Energy and Buildings*, 2005, 37(6), 663-671.
- [11] Andrei Z. M., Nicolai F., Hanne S. & Karen B. L., Method for development and segmentation of load profiles for different final customers and appliances. 7. Monitoring and evaluation, *ECEEE Summer Study proceedings*, 2015, 1927-1933.
- [12] Songpu, A., Kolhe, M. L., Jiao, L., & Zhang, Q., Domestic load forecasting using neural network and its use for missing data analysis. In *Advanced Topics in Electrical Engineering (ATEE)*, 2015 9th International Symposium on IEEE, (pp. 535-538).
- [13] Rahman, S., & Bhatnagar, R., An expert system based algorithm for short term load forecast. *Power Systems, IEEE Transactions on*, 1988, 3(2), 392-399.
- [14] Felea, I., Dan, F., & Dzitac, S., Consumers Load Profile Classification Corelated to the Electric Energy Forecast. *Proceedings of the Romanian Academy Series a-Mathematics Physics Technical Sciences Information Science*, 2012, 13(1), 80-88.
- [15] Frank, S. M., & Sen, P. K., Estimation of electricity consumption in commercial buildings. In *North American Power Symposium (NAPS)*, IEEE, 2011 (pp. 1-7).
- [16] Fausett, L., *Fundamentals of neural networks: architectures, algorithms and applications*, 1994.
- [17] Öztemel, E., *Yapay sinir ağları*, Papatya Yayıncılık, Ankara, 2003.
- [18] Kaynar, O., & Taştan, S., Zaman Serisi Analizinde MLP Yapay Sinir Ağları ve Arima Modelinin Karşılaştırılması, *Erciyes Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 2009, (33), 161-172.
- [19] Hwang, JT. Gene, & A. Adam Ding., Prediction intervals for artificial neural networks. *Journal of the American Statistical Association*, 1997, 92.438, 748-757.
- [20] Elmas, Ç., *Yapay Sinir Ağları (Theory, Architecturue, Education, Application)*, Seckin Yayıncılık, Ankara, 2003.
- [21] Kalender, F. Y., & Hamzaçebi, C., Yapay sinir ağları ile Türkiye net enerji talep tahmini. *Gazi Üniversitesi Mühendislik-Mimarlık Fakültesi Dergisi*, 2014, 29(3).
- [22] Kalogirou, S. A., Artificial neural networks in renewable energy systems applications: a review. *Renewable and sustainable energy reviews*, 2001, 5(4), 373-401.
- [23] Kalogirou, S. A., Applications of artificial neural networks in energy systems. *Energy Conversion and Management*, 1999, 40(10), 1073-1087.
- [24] Jayalakshmi, T., & Santhakumaran, A., Statistical Normalization and Back Propagation for Classification. *International Journal of Computer Theory and Engineering*, 2011, 3(1), 89.
- [25] Elektrik Piyasası Dengeleme ve Uzlaştırma Yönetmeliği Uyarınca Uzlaştırma Hesaplarında Kullanılacak Profil Uygulamasına İlişkin Usul ve Esaslar, EPDK(Yönetmelik).
- [26] SEDAŞ İstatistikleri
- [27] <http://www.beyaz.net/tr/otomasyon/uzaktan-sayac-okuma.html>, (erişim tarihi 20.05.2016).
- [28] Var, H., & Türkay, B. E., Yapay Sinir Ağları Kullanılarak Kısa Dönem Elektrik Yüğü Tahmini, Short Term Electric Load Forecasting Using Artificial Neural Networks. Eleco 2014 Elektrik – Elektronik – Bilgisayar ve Biyomedikal Mühendisliği Sempozyumu, Bursa