

YAPAY SİNİR AĞLARI İLE NİĞDE BÖLGESİNİN ELEKTRİK YÜK TAHMİNİ

Tankut YALÇINÖZ

Saadetdin HERDEM

Ulaş EMİNOĞLU

Niğde Üniversitesi, Mühendislik-Mimarlık Fakültesi
Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü,
Niğde 51200 / Türkiye

e-posta: tyalcinoz@nigde.edu.tr sherdem@nigde.edu.tr ulas41@hotmail.com.

Anahtar sözcükler: Yük Tahmin Analizi, Yapay Sinir Ağları, Tahmin Yöntemleri, Enerji Sistemleri

ABSTRACT

This paper presents a load forecasting method applied to electricity consumption in Niğde region. The load forecasting method is based on the Multi-Layered Perceptron MLP neural network. The proposed neural network approach is compared with the moving average method. The suitability of the proposed method is illustrated through an application to actual load data of Niğde Tedaş.

1. GİRİŞ

Güç sistemlerinde kontrol, işletme, ekonomik elektrik üretimi-dağıtımı ve planlamasında yük tahmin analizi büyük bir öneme sahiptir. Yapılacak yatırımlar, kurulacak sistemlerin verimli ve kazançlı olabilmesi, sistemin kapasitesinin artırılması v.b. durumlar için elektrik ihtiyacının bilinmesi gerekmektedir. Yük tahmin analizi çözümü zor elektrik güç sistemi problemlerinden biridir [1].

Yük tahminlerini kısa, orta ve uzun dönemli olmak üzere üç değişik boyutta incelemek mümkündür. Kısa dönemli tahminler birkaç dakikadan bir güne kadar güç santralleri arasında yük paylaşımı, en iyi grup belirleme ve ekonomik işletmenin yapılabilmesi açısından büyük bir öneme sahiptir. Orta dönemli tahminler bir günden bir yıla kadar dönem için yakıt kaynaklarının dağılımını ve bakım işlemlerinin zamanlamasının belirlenmesi için kullanılır. Uzun dönemli analizler (bir yıldan daha uzun) iletim ağlarının ve yeni üretim kapasitelerinin ekonomik planlamasında, sistemin modifiye edilmesinde önemli olmaktadır.

Son yıllarda Türkiye de yük tahmini analizinde birçok çalışmalar yapılmıştır. Eşiyok ve arkadaşları [2] yapay sinir ağlarını kullanarak İstanbul'un bazı bölgeleri için yük tahmin analizini gerçekleştirmiştir. Hengirmen ve Kabak [3] Gaziantep yöresi için yük tahmin analizini

en küçük kareler yöntemi ile gerçekleştirmiştir. Hengirmen [4] en küçük kareler, hareketli ortalamalar ve basit exponansiyel metotlarını kullanarak Gaziantep bölgesinin enerji ihtiyacını tahmin etmiştir. Yalçınöz ve arkadaşları [5] beş farklı yöntemle Niğde bölgesine ait yük tahmin analizini gerçekleştirmiştir.

Sadownik ve Barbosa [6] Brezilya'nın endüstriye ait elektrik tüketiminin tahmin edilmesini aylık veriler kullanılarak zaman serisi ile gerçekleştirmişlerdir. Zaman serisi analizi yöntemleri ile aylık verilere göre yük tahmin analizi [6,7,8] yapılmakta ve elde edilen sonuçlara göre kısa dönem planlarının yapılmasına imkan sağlamaktadır.

Yapay Sinir Ağlarının (YSA), özellikle lineer olmayan problem çözümlemelerinde geleneksel metotlara nazaran gösterdikleri performans ve eğitim için kullanılan sınırlı sayıdaki değerlerden hareketle genelleme yapabilme yetenekleri bu tekniğin yaygın kullanımını doğurmuştur. Yapay sinir ağları değişik araştırma grupları tarafından yük tahmin analizi problemini çözmek amacıyla kullanılmıştır [9-12].

Bu çalışmada, Niğde'nin 1991 yılından itibaren aylık enerji verilerinden faydalanarak, Çok Katmanlı Perceptron (MLP) YSA (ANN) ve hareketli ortalama yöntemi kullanılarak Niğde bölgesinin 2001-2004 yılları için enerji tahminleri gerçekleştirilmiştir. Ayrıca yapılan tahmin sonucu elde edilen değerler ile 2001 yılına ait gerçek değerler karşılaştırılmıştır.

2. TAHMİN YÖNTEMLERİ

Tahmin metotları genellikle nitelikli ve nicelikli olarak sınıflandırılmakta, matematiksel ve istatistiksel yöntemlere dayanmaktadır [6-8]. Zaman serisi analizi, bir değişkenin geçmiş zamanda almış olduğu değerlere karşılık, gelecek zamanda ne değerler alabileceğinin tahminidir.

2.1 Hareketli Ortalamalar Analizi

Bazı olayların oluşumları ve süreçlerin zaman içinde gösterdiği değişme trendini bir doğru yardımıyla açıklamak mümkün olmayabilir. Çünkü, bağımsız değişken üzerinde görülen değişmelere karşı bağımlı değişken üzerindeki değişimler her zaman aynı yönde olmayabilir. Zaman dizileri arasındaki ilişkinin doğrusal olmadığı durumda ilgili trendi tahmin edebilmek için farklı teknikler kullanılır. Bu çalışmada doğrusal olmayan trend analiz yöntemlerinden hareketli ortalamalar analiz yöntemi kullanılarak yük tahmini yapılmıştır.

İncelenen zaman serisinin uygun bir şekilde herhangi bir matematik denklem ile belirtilmesi mümkün olmadığı takdirde, hareketli ortalamaların kullanılması ile trend çizgisinin temin edilmesi mümkündür [6]. Hareketli ortalamalar yöntemiyle, zaman serilerinde meydana gelen dalgalanmaların mümkün olduğu kadar giderilmesi amacı güdülür.

Hareketli ortalamalar yöntemiyle elde edilen trend değerlerinin birleştirilmesi sonucunda trend çizgisi elde edilir. Yeni serinin trend eğrisi;

$$x_t = b_1 + b_2 t \quad (2)$$

denkleminin çözümü ile elde edilir. Burada b_1 kesişme noktası, b_2 eğim ve t ise belirli bir zaman aralığındaki ortalama rasgele sapmayı göstermektedir. Tahmin tekniklerinin birçoğunda değişkenlerin değer varsayımlarında en küçük kareler yöntemi kullanılmaktadır.

Zaman serisi işlemindeki ortalama, zamanla doğrusal olarak değişmekte olup t anındaki ortalama $b_1 + b_2 t$ 'dir. T zaman aralığındaki uygun verilerin $x_1, x_2, \dots, x_t$ olduğunu varsayarak uyarlanmış modelin denklemini ve verilen bir x_t tahmini için tahmindeki hata (e_t) aşağıda ki gibi verilebilir.

$$\hat{x}_t = \hat{b}_1 + \hat{b}_2 t \quad (3)$$

$$e_t = x_t - \hat{x}_t \quad (4)$$

b_1 ve b_2 değerlerini tespit edebilmek için uyarlanmış $\hat{b}_1$ ve $\hat{b}_2$ değerlerini öyle seçilmelidir ki hataların kareleri toplamı en aza indirilebilsin. Bunun sonucu olarak aşağıdaki denklemler elde edilir.

$$\hat{b}_1 \sum_{t=1}^T (1) + \hat{b}_2 \sum_{t=1}^T t = \sum_{t=1}^T x_t \quad (5)$$

$$\hat{b}_1 \sum_{t=1}^T t + \hat{b}_2 \sum_{t=1}^T t^2 = \sum_{t=1}^T t x_t \quad (6)$$

Burada

$$\sum_{t=1}^T t = \frac{T(T+1)}{2} \quad \text{ve} \quad \sum_{t=1}^T t^2 = \frac{T(T+1)(2T+1)}{6} \quad (7)$$

olarak alınabilir. Denklem (5) ve (6)'e analiz norm denklemleri denir. Yukarıdaki denklemleri düzenleyerek $\hat{b}_1$ ve $\hat{b}_2$ bulunabilir. Gelecekte bir $T+\tau$ zaman birimindeki gözlemin yapılması için tahmin denklemi aşağıdaki gibi yazılabilir.

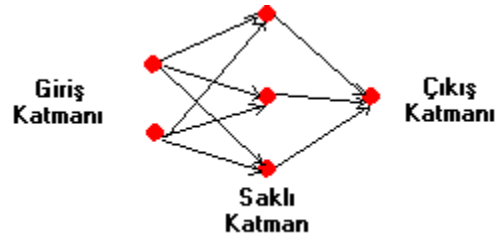
$$X_{t+\tau+1}(T) = \hat{b}_1 + \hat{b}_2(T+1+\tau) \quad (8)$$

2.2 Yapay sinir ağı ile yük tahmin analizi

Yapay sinir ağlarının kullanımı ile kısa orta ve uzun vadeli yük tahmin analizi çalışmaları literatürde oldukça geniş bir alana sahiptir.[10,11,12]

Bu çalışmada zaman serisi modellerinden hareketli ortalamalar analiz yöntemi ve yapay sinir ağları kullanılarak 2001-2004 yılları için yük tahmini yapılmıştır.

Çok Katmanlı Perceptron YSA'nda Widrow Hoff eğitim kuralının çok katmanlı ağlara uygulanması sonucunda ortaya çıkmıştır. Bu yaklaşım genellikle geri-yayılım algoritmasında kullanılmaktadır. Giriş ve buna uygun olan çıkış vektörü ağı eğitmek için kullanılmaktadır. MLP tipi çok katmanlı ağlar giriş, saklı (hidden) ve çıkış katmanlarından oluşmaktadır. Katmanlara ait ağlar w ağırlıkları ile ağırlıklanmaktadır. Üç katmanlı bir ağlar yapısı şekil-1 de verilmiştir.



Şekil-1 Üç katmanlı ağı yapısı

Katmanları oluşturan ağlar arasında tanımlanan başlıca aktivasyon fonksiyonları; Tansig (Tangt-Sigmoid), Logsig (Logaritmik-Sigmoid) ve Purelin fonksiyonlarıdır.

Çok Katmanlı Perceptron YSA'nın yapısı bir giriş katmanı, çıkış katmanı ve bir veya birden fazla gizli katmandan oluşmaktadır. Linear çıkış katmanı ağı -1 ile +1 arasında çıkış vermesine imkan sağlamaktadır.

Yapay sinir ağı oluşturma

Çok Katmanlı Perceptron YSA'nın eğitiminde ilk adım bir ağ oluşturmaktır. Matlab Yapay Sinir Ağı Araç Kutucuğunda "Newff" fonksiyonu eğitilebilen yapay sinir ağını oluşturmaktadır. Bu fonksiyon 4 bölümden oluşmaktadır. Birinci bölüm R giriş vektörü elemanlarının herbirinin minimum ve maksimum

değerlerini gösteren Rx2'lik matristir. İkinci bölüm her bir katmanın boyutunu gösteren dizidir. Üçüncü bölüm her bir katmanda kullanılan transfer fonksiyon isimlerinden oluşmaktadır. Son bölüm ise eğitim fonksiyonunu göstermektedir. Fonksiyonun yapısı aşağıda verilmiştir.

Net=Newff([minmax(P),[S1..Sn],{'tansig','purelin'}, 'trainrp')

Bu komut bir ağı yapısı oluşturmakla beraber bias ve ağırlıkların başlangıç değerlerindeki de oluşturulmaktadır. Böylece ağ eğitime hazır duruma getirilmiş olur.

Yapay sinir ağı simülasyonu

Mevcut data'lara göre eğitilen ağ simülasyon ile verilen hata değerine bağlı olarak çıkış vermektedir. Simülasyon "Sim" fonksiyonu ile gerçekleştirilir. Bu fonksiyon giriş ve ağ yapısını kullanarak ağı çıkışını oluşturmaktadır. Fonksiyonun network uygulaması aşağıda verilmiştir.

$$a = \text{sim}(\text{net}, p)$$

Burada a yapay sinir ağı çıkışını, net ağ yapısını, p ise ağ girişini göstermektedir.

Yapay sinir ağı eğitimi

Eğitim için ilk olarak başlangıç ağırlıkların ve biasların başlangıç durumuna getirilmesi gerekir. Eğitim için ağ girişi p ve hedef çıkışı t'nin girilmesi gerekmektedir. Ağırlık ve biasların eğitimi sırasında matlab yapay sinir ağı araç kutusunda bulunan "net.performfcn" fonksiyonu verilen hatayı minimuma indirmek için kullanılır.

Geri yayılım algoritması

Birden fazla geri yayılım (backpropagation) algoritması mevcuttur. Ağı ağırlık ve biaslarının yenilenmesinde kullanılan en basit uygulama performans fonksiyonunun çok hızlı bir şekilde azaltılmasıdır. Bu durumda algoritmanın tek bir iterasyonu aşağıdaki gibi yazılabilir.

$$X_{k+1} = X_k - \alpha_k g_k \quad (1)$$

Burada X_{k+1} geçerli bias ve ağırlıklar vektörünü, g_k geçerli değişmeyi ve α_k ise öğrenme oranını göstermektedir. Bu değiştirme algoritması için birçok farklı metodlar kullanılmaktadır. Bunlardan bazıları arttırılmalı (incremental) veya yığın (batch) modlarıdır. Arttırılmalı modda değişme hesaplanmakta ve ağırlık ve biaslar her bir giriş uygulandıktan sonra yenilenmektedir. Yığın (batch) modunda ise tüm girişler girildikten sonra ağırlık ve biaslar yenilenmektedir. Arttırılmalı eğitim için "adapt" fonksiyonu, yığın modlu eğitim için "train" fonksiyonu kullanılmaktadır.

Bu çalışmada yapay sinir ağı ile yük tahmin analizinde yığın (Batch) metodu kullanılmıştır. Geçmiş yıllara ait aylık enerji tüketimlerinden 4'ü ağ girişi 5. aya ait sarfiyat ağ çıkışı olacak şekilde ağ yapısı oluşturularak ağ çıkışı bir sonraki adımda yük tahmin analizi için giriş verilerek yapay sinir ağı eğitimi yapılmıştır. Eğitim 2500 adımda yapılmıştır.

2.3 Theil Değerlendirme Yöntemi

Yapılan tahminin uygunluk derecesi öğrenilmek istendiği taktirde Theil deneyi uygulanır. Tahminlerin değerlendirilmesinde kullanılan Theil deneyinin esası: gözlenen değerler ile tahmin olunan değerler arasındaki uyuşmanın derecesini belirlemektir.

Meydana getirilen tahminin uygun bir tahmin olabilmesi için t=1 zamanı ile (t) zamanı arasındaki değişme miktarları gözlenen ve tahmin olunan değerler için aynı olmalıdır. Gözlenen değerler ile tahmin edilen değerler arasındaki uyuşmanın derecesi aşağıdaki formül ile hesaplanır.

$$U^2 = \frac{\sum_{i=1}^T (x_t - \hat{x}_t)^2}{\sum_{i=1}^T x_t^2} \quad (9)$$

Burada U^2 uyuşmanın derecesini, $\hat{x}_t$ t zamanında tahmin edilen değerleri ve x_t zamanında gözlenen değerleri göstermektedir. Yukarıdaki formülden de görülebileceği gibi $\hat{x}_t$ ve x_t değerler arasındaki farkın büyük olması halinde U^2 'de büyük olacaktır.

Eşit sayıda parametreleri olan fonksiyonlardan teorik değerler ile gerçek değerler arasındaki farkların toplamını daha küçük veren fonksiyon o olayın trendini daha iyi temsil eder. Bu amaç için standart sapma aşağıdaki gibi hesaplanır.

$$S = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^T (x_t - \hat{x}_t)^2}{T}} \quad (10)$$

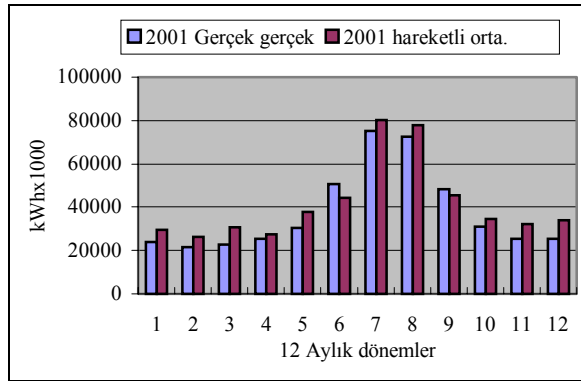
3. SAYISAL SONUÇLAR

Yapay sinir ağı eğitimi ve hareketli ortalamalar analizi ile Niğde bölgesinin 2001-2004 yıllarına ait yük tahmin analizi gerçekleştirilmiştir. Ayrıca 2001 yılına ait gerçek veriler ile 2001 yılı için her iki metodla yapılan tahmin sonuçları karşılaştırılmıştır. Bu çalışmada TEDAŞ Niğde Müessese Müdürlüğünden alınan verilerden faydalanılmıştır [9]. Bu verilerin 1994-2001'e kadar olan değerler aylık olarak tutulmuş değerlerdir. 1991-1993'e kadar olan değerler ise senelik değerlerdir. Bir yıllık olan 1991-1993 arasındaki değerler aylara göre oranlanarak aylık değerler elde edilmiştir.

İlk olarak Niğde bölgesinin yük tahmin analiz problemi hareketli ortalamalar yöntemi kullanılarak çözülmüştür. Elde edilen sonuçlar ve aylara göre sarfiyatların değişimi aşağıda verilmiştir.

Tablo-1. Hareketli ortalamalarla elde edilen 4 yıllık tahmin (kWhx1000).

Aylar	2001	2002	2003	2004
Ocak	29567	31371	33176	34981
Şubat	26158	27620	29081	30542
Mart	30596	32415	34233	36052
Nisan	27301	28620	29939	31258
Mayıs	37681	40019	42357	44695
Haziran	44185	46430	48674	50918
Temmuz	80253	85964	91676	97387
Ağustos	77825	83441	89057	94673
Eylül	45462	48127	50791	53456
Ekim	30271	32376	34482	40798
Kasım	27953	30006	32059	38217
Aralık	29317	31623	33929	40847



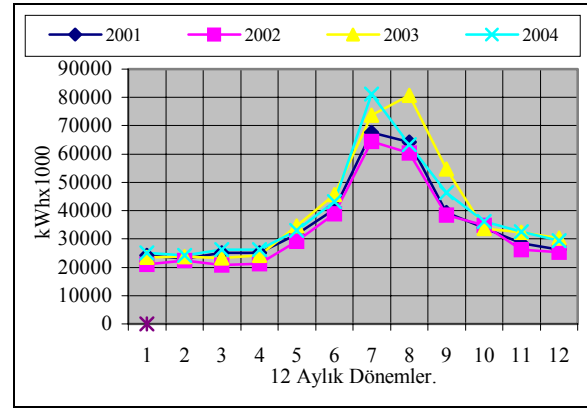
Şekil-2. 2001'e ait hareketli ortalamaların tahmin sonuçları ve TEDAŞ'ın değerleri

Üç aylık hareketli ortalamalar metoduna göre enerji tahminleri gerçekleştirildiğinde, Matlab ortamında hazırlanan hareketli ortalama metodu ile elde edilmiş olan Niğde bölgesinin gelecek 4 yıllık yük tahmin sonuçları Tablo-1'de verilmiştir. Şekil-2'de 2001'e ait hareketli ortalamalar analizi ile elde edilen tahmin değerleri ile gerçek değerlerin karşılaştırılması görülmektedir. Yapılan bu trend analizi ile elde edilen sonuçlardan görüleceği üzere 7 ve 8. aylardaki tüketim artışı saptanabilmekte ve hata oranı oldukça düşük değerdedir.

Yapay sinir ağı kullanılarak yük tahmin problemi çözümü için elde edilen sonuçlar ve 4 yılın enerji tüketiminin aylara göre değişimi Tablo 2'de verilmiştir. Tablodan görüleceği gibi Temmuz ve Ağustos aylarında belirgin artışlar bulunmaktadır. Bu artışlar tarımsal sulamalardan kaynaklanmaktadır. Yapılan tahmin analizlerinde bu artış, diğer aylardaki hata oranlarına yakın hata oranıyla saptanabilmektedir.

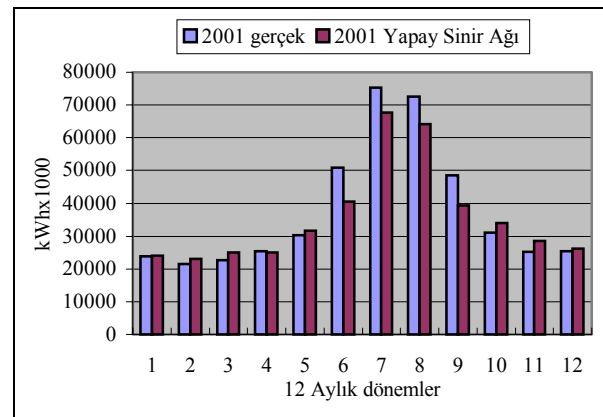
Tablo-2.Yapay Sinir Ağı yük tahmin sonuçları (kWhx1000).

Aylar	2001	2002	2003	2004
Ocak	24099	21139	23620	25149
Şubat	23117	22460	23650	24255
Mart	25131	20888	23330	26319
Nisan	25044	21282	24276	26209
Mayıs	31713	29252	34698	33096
Haziran	40526	38890	45760	43233
Temmuz	67621	64429	73820	81211
Ağustos	64184	60421	80670	63399
Eylül	39401	38385	54807	46280
Ekim	33995	34726	33788	36096
Kasım	28485	26285	32408	32266
Aralık	26248	25326	30315	29370



Şekil 3. Yapay Sinir Ağı ile elde edilen sonuçların grafiksel gösterimi

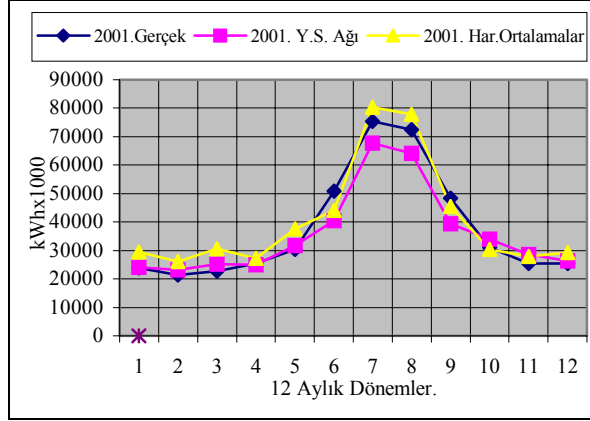
Yapay sinir ağı kullanarak yük tahmin analizi ile Niğde bölgesi için 4 yıllık elektrik enerjisi tahminleri gerçekleştirildi. Elde edilen tahmin sonuçları Tablo-2'de verilmiştir. Şekil-3'de elde edilen sonuçların yıllara göre aylık tahminlerin değişim grafiği gösterilmiştir. Şekilden de görüleceği gibi 6,7,8,9 aylarındaki yüksek değerlerin ağ tarafından saptanması 4x1 lik eğitim setinin uygun bir yaklaşım yöntemi olduğunu göstermektedir.



Şekil 4. Yapay sinir ağı sonuçları-gerçek değerler

Şekil-4'te 2001'e ait yapay sinir ağı ile elde edilen tahmin sonuçları ile gerçek değerlerin karşılaştırılması yapılmıştır. Şekilden görüleceği gibi, elde edilen tahminler 2001'in gerçek değerlerine çok yakındır.

Her iki metodla elde edilen 2001 yılına ait değerler ile bu yılın gerçek değerlerinin değişimi ve sonuçların karşılaştırılması şekil-5'de verilmiştir.



Şekil 5. 2001 yılına ait tahmin ve TEDAŞ değerleri

Niğde bölgesi için iki farklı yöntemle gerçekleştirilen 2001'e ait yük tahmin sonuçları ile gerçek değerlerin karşılaştırılması sonuçlarından görüleceği gibi, elde edilen sonuçlar gerçek değerlere çok yakındır. Uygun tahmin yöntemini seçebilmek için Theil deneyi sonuçlarına ve standart sapmalarına bakılabilir. Bu çalışmada her ayın yük tahmini yapıldığı için değerlendirmeler de aylara göre yapılacaktır. Buna göre; ocak, şubat, mart, nisan, mayıs ve aralık ayları için en uygun analiz yapay sinir ağı ile yük tahmin analizidir. Diğer aylar için hareketli ortalamalar metodu daha yakın değerler verdiği için bu aylar için hareketli ortalamalar metodu daha uygundur. Şekil-4'te görüleceği üzere genel olarak her iki metod ile elde edilen sonuçlar son derecede makul değerlerdir.

4. SONUÇ

Yük tahmin analizine, ekonomik elektrik üretimi ve dağıtım planlamasını yapabilmek için başvurulur. Bu çalışmada Niğde bölgesi için yük tahminini iki farklı yöntemle gerçekleştirmiştir. Bunlar yapay sinir ağı geri yayılım algoritması ve doğrusal olmayan trend analizlerinden hareketli ortalamalar metodudur. Tahmin yöntemlerinden uygun olanı Theil deneyi ve standart sapma sonuçlarına göre seçilmiştir. Genel olarak Niğde bölgesi için en uygun yöntemin yapay sinir ağı kullanımının olduğu elde edilen sonuçlardan görülmektedir. 2001'e ait her iki yöntemle elde edilen tahminler ile gerçek değerler karşılaştırılmış ve tahmin sonuçlarının gerçek değerlere çok yakın olduğu bulunmuştur. Ayrıca kullanılan 4 girişli tek çıkışlı ağı yapısının yük tahmini için oldukça uygun bir yapı olduğu görülmüştür.

KAYNAKLAR

- [1] Harry G. Stoll 'Least-Cost Electric Utility Planning', John Wiley & Sons, New York, 1989.
- [2] Eşiyok E., Hocaoglu A. T., Dumanlı M., 'Güç Sistemlerinde Yapay Sinir Ağları ile Yük Tahmin Analizi', Elektrik Mühendisliği 6. Ulusal Kongresi, pp. 69-72, 1995.
- [3] Hengirmen M.O., Kabak S., 'Gaziantep ve Yöresinde 5 Yıllık Elektrik Enerjisi İhtiyaç Tahminleri', Elektrik Elektronik Bilgisayar Müh. 8.Ulusal Kongresi, pp.333-335, 1999.
- [4] Hengirmen M.O., 'Comparison of Three Forecast Methods for Power Demand in Gaziantep', Eleco'99 International Conference on Electrical and Electronics Eng., Bursa, pp 185-188, 1-5-December,1999.
- [5] Yalçınöz T., Karadeniz Y. and Yücel İ., 'Niğde bölgesi için elektrik yük tahmini', Eleco'2000 Elektrik – Elektronik - Bilgisayar Mühendisliği Sempozyumu, pp. 43-47 (Elektrik), Bursa, 8-12 Kasım 2000.
- [6] Sadownik R., Barbosa E. P., 'Short-term Forecasting of Industrial Electricity Consumption in Brazil', Journal of Forecasting, Vol. 18, pp. 215-224, 1999.
- [7] Arıcı H., 'İstatistik yöntemler ve uygulamalar', Ankara, 1993.
- [8] Bağırkan Ş., 'İstatistiksel Analiz', Bilim Teknik Yayın Evi, 1993.
- [9] Wayne L. Winston 'Operations Research, Application and Algorithms', International Thomson Publishing, California, 1994.
- [10] Nelson M., Hill T., 'Time Series Using Neural Network', Journal of Forecasting, Vol. 18, pp. 359-367, 1999.
- [11] Drezga I., Rahman S., 'Short-Term Load Forecasting', 'IEEE Transactions on Power Systems', Vol.105, pp. 0-12,1997.
- [12] Senjyu T., Sakihara H., Tamaki Y., Uezato K., 'Next Day Peak Load Forecasting Using Neural Network With Adaptive Learning Algorithm Based On Similarity', 'Electric Machines and Power Systems', Vol. 28, pp. 613-624, 2000.
- [13] TEDAŞ, Niğde verileri, 2002.