



ELECTRICAL PEAK LOAD FORECASTING IN KÜTAHYA WITH ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS.

Y. ASLAN* & C. YAŞAR* & A. NALBANT*

* Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü, Mühendislik Fakültesi
Dumlupınar Üniversitesi, 43100, Kütahya
e-posta: yaslan@dumlupinar.edu.tr e-posta: cyasar@dumlupinar.edu.tr
e-posta: analbant@mf.dumlupinar.edu.tr

ABSTRACT

In recent years in many parts of the world; with the deregulation of electric utilities and privatisation of electric supply industry, it has been essential for them to accurately forecast the peak load demand, hence support the economic growth and meet power requirements continually in the future. For power distribution and transmission companies, accurate load forecasting is the key factor in long term system construction and expansion plans. In this work, the peak load forecasting is carried out with additional data such as population growth and temperature changes for the last five years (2000-2004) using the artificial neural networks (ANN). The results obtained from the artificial neural network algorithm are compared with the real data and the best approach is investigated.

Keywords: *Load Estimation, Power Distribution Systems, Artificial Neural Networks*

KÜTAHYA İLİNİN YAPAY SİNİR AĞLARI KULLANILARAK ELEKTRİK PUANT YÜK TAHMİNİ

ÖZET

Son yıllarda dünyanın çeşitli ülkelerinde; özellikle elektrik piyasasında yapılan düzenlemeler ve enerji dağıtım şirketlerinin özelleştirilmesi bu firmaların müşterilerine daha iyi hizmet götürmelerini zorunlu kılmaktadır. Tüketicie arz edilen enerjide sürekliliği sağlayabilmek için talep edilecek enerjinin uzun dönemde önceden bilinmesi gerekir. Elektrik dağıtım şirketlerinin ileriye dönük sistem planlaması, kontrol ve işletmesinde yük talep tahmini oldukça önemlidir. Yük tahmini, geçmişteki koşulların incelenerek gelecekteki durumun tahmin edilmesine dayanır. Bu çalışmada Kütahya ili için elektrik puant yük tahmini Yapay Sinir Ağları (YSA) ile geriye doğru son beş yıl (2000-2004 arası) baz alınarak yapılmıştır. Yapılan tahminlerde nüfus ve sıcaklık gibi etkenlerin puant yük tahminine etkisi araştırılarak en iyi yaklaşım bulunmaya çalışılmıştır.

Anahtar Kelimeler: *Yük Tahmini, Enerji Dağıtım Sistemleri, Yapay Sinir Ağları*

1. GİRİŞ

Elektrik enerjisi sektörünün gelişiminde arz, talep, iletim, dağıtım ve fiyatlandırma konularında planlama çok önemlidir. Planlama çalışmalarının daha sağlıklı yapılabilmesi için kullanılacak talep verileri mümkün olduğunca doğru tahmin edilmelidir. Elektrik enerjisi tüketimine yönelik tahminler yük tahmini olarak da isimlendirilebilir. Tüketicilere ekonomik, güvenilir ve kaliteli enerji sunmak için, iyi bir yük tahminine dayalı planlama yapılmalıdır. Yük tahmini, geçmişteki koşulların incelenerek gelecekteki durumun öngörülmesidir. Etkili bir sistem planlaması için, puant yük ve enerji ihtiyacının tahmin edilmesi gereklidir. Yük tahmin yöntemleri genel olarak kısa, orta ve uzun dönemli olmak üzere üç grupta toplanabilir. Kısa dönem; birkaç dakika ile bir günlük, orta dönem; bir gün ile bir yıllık aralığı ve uzun dönem ise bir yıldan daha uzun süreyi kapsamaktadır [1,2].

YSA karmaşık ve kötü şartlanmış problemlerin çözümünde oldukça geniş kabul görmüş bir yöntemdir. Günümüzde kullanılan tahmin yöntemlerinde genellikle analitik bilgisayar kodları kullanılmaktadır. Kullanılan algoritmalar ise genellikle karmaşık diferansiyel eşitliklerin çözümüne dayanmakta ve doğru sonuçların elde edilebilmesi için güçlü bilgisayarlara ve zamana gereksinim duyulmaktadır. Oldukça karmaşık matematiksel yöntem ve algoritmalar yerine YSA'lar anahtar bilgi örneklerini çok boyutlu veri tabanından öğrenebilirler. Bunlara ilave olarak, sinir ağları gürültülü ve eksik verileri işleyebildiklerinden hata toleransları yüksektir. Enerji sistemlerinden elde edilen veriler çoğunlukla gürültülü olduğundan YSA kullanılarak işlenmesi oldukça uygundur. YSA'ların diğer önemli avantajları ise lineer (doğrusal) olmayan problemlerde çözüm üretebilmeleri ve bir defaya mahsus olarak eğitildiklerinde çok yüksek hızda genelleme ve tahmin yapabilmeleridir [3].

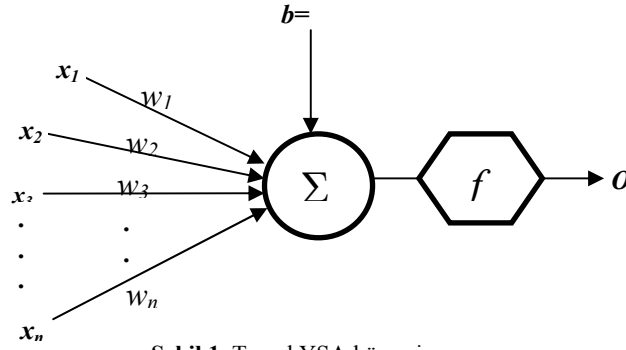
Yük tahmini için günümüzde çeşitli yöntemler kullanılmaktadır. Literatür taramasında istatistiksel bir yöntem olan regresyon analizi [2,5]'de, en küçük kareler yöntemi [14]'de ve bu yöntemlerle birlikte farklı yerleşim bölgeleri için yapay sinir ağları (YSA) kullanılarak kısa dönem yük tahmini [4,8-13]'de, uzun dönem yük tahmini içinde aynı metod [2]'de kullanılmıştır. Sözkonusu çalışmalarda farklı metodlarla elde edilen sonuçlar birbirleriyle karşılaştırılarak tartışılmıştır. Bu çalışmalarda, regresyon tekniğinin iyi sonuç vermesi için çok sayıda verinin gerektiği, buna karşılık YSA tekniğinin daha az veriyle çalışabileceği belirtilmiştir.

En küçük kareler metodu kullanılarak daha önce çalışılan Kütahya ili için elektrik puant yük tahmini, bu çalışmada YSA metodu kullanılarak yapılmış ve elde edilen sonuçlar tartışılmıştır.

2. YAPAY SİNİR AĞLARI

En basit ve en genel YSA tek yönlü sinyal akışını kullanır. YSA modelleri ileri ve geri beslemeli olarak iki grupta toplanmaktadır. İleri beslemeli YSA'da gecikmeler yoktur ve işlem girişlerden çıkışlara doğru ilerlemektedir. Geri beslemeli modellerde ise gecikmeler söz konusudur [1].

Şekil 1’de görülen temel YSA hücresi matematiksel modeli biyolojik sinir hücresine göre çok daha basit bir yapıya sahiptir. YSA hücresinde temel olarak dış ortamdan ya da diğer nöronlardan alınan veriler yani girişler (x_n), ağırlıklar (w_n), toplama fonksiyonu (Σ), aktivasyon fonksiyonu (f), aktivasyon fonksiyonunun eşik değeri (b) ve çıkışlar (O) bulunmaktadır [3].

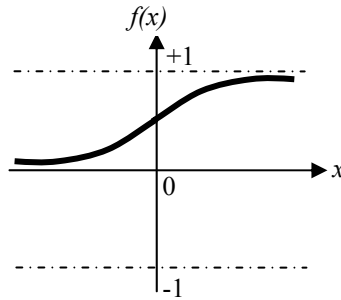


Şekil 1. Temel YSA hücresi

Dış ortamdan alınan veriler, girişin etkisini belirleyen ağırlıklar aracılığıyla nörona bağlanır. Toplam fonksiyonu ise ağırlıklarla girişlerin çarpımlarının toplamına b fonksiyonunun ilave edilmesiyle bulunan net girişi hesaplar. Aktivasyon fonksiyonu işlem süresince net çıkışı hesaplar ve bu işlem aynı zamanda nöron çıkışını verir. Genelde aktivasyon fonksiyonu doğrusal olmayan bir fonksiyondur. Şekil 1’de verilen YSA hücresinin net çıkışı eşitlik 1’deki gibi hesaplanır [1,16-18].

$$O = f\left(\sum_{i=1}^n w_i x_i + b\right) \quad (1)$$

YSA’da aktivasyon fonksiyonu olarak birçok fonksiyon kullanılmaktadır. Ağda hangi aktivasyon fonksiyonunun kullanılacağı probleme göre değişmektedir. En genel aktivasyon fonksiyonları olarak eşik, doğrusal, hiperbolik tanjant ve logaritma sigmoid kullanılmaktadır. Bu çalışmada aktivasyon fonksiyonu olarak Şekil 2’de verilen logaritma sigmoid transfer fonksiyonu (lojistik fonksiyon) kullanılmıştır. Bu fonksiyon türevlenebilir olduğundan geri yayımlı ağlarda daha çok tercih edilmektedir [4,5,16-18].



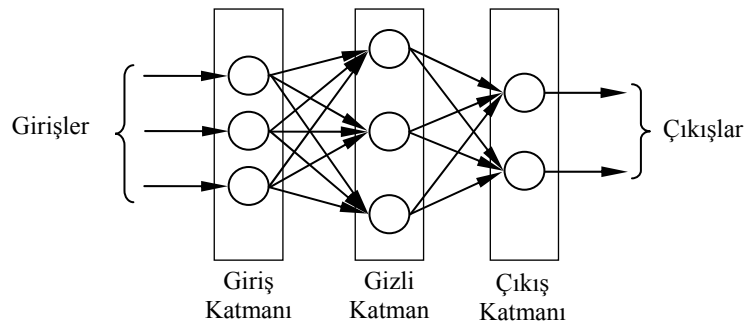
Şekil 2. Logaritma sigmoid aktivasyon fonksiyonu.

Aktivasyon fonksiyonunun matematiksel ifadesi eşitlik 2’de verilmiştir. Buradaki β eğim sabiti olup genelde 1 olarak seçilmektedir [16-18].

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-\beta x}} \quad (2)$$

Öğrenme algoritmaları temelde eğitici, eğitici-siz ve takviyeli olmak üzere üç grupta toplanmaktadır. Eğitici öğrenmede, her bir örnekleme zamanında giriş uygulandığında sistemin arzu edilen cevabı eğitici tarafından sağlanır. Eğitici-siz öğrenmede, eğitici öğrenmedeki gibi arzu edilen çıkışlar bilinmemektedir. Bu yüzden kesin bir hata bilgisini ağın davranışını değiştirmekte kullanmak mümkün değildir. Takviyeli öğrenmede, ağın davranışının uygun olup olmadığını belirten bir öz yetenek bilgisine ihtiyaç duyulur. Bu bilgiye göre ağırlıklar ayarlanır. Takviyeli öğrenme gerçek zamanda öğrenme yöntemi olup deneme-yanılma esasına göre sinir ağı eğitilmektedir. Çeşitli öğrenme algoritmalarıyla hata azaltılıp hedeflenen çıkış değerine yaklaşılmaya çalışılır. Bu amaçla ağırlıklar her bir çevrimde yenilenir. Eğer YSA, verilen giriş-çıkış çiftleriyle hedefe ulaşmış ise ağırlık değerleri saklanır. Ağırlıkların sürekli yenilenerek istenilen sonuca ulaşılmaya kadar geçen zamana öğrenme adı verilir. YSA’da öğrenme gerçekleştikten sonra daha önce verilmeyen girişler verilip, sinir ağı çıkışıyla gerçek çıkışın yaklaşımını incelenir. Eğer çıkışlar yeni verilen örneklere de doğru yaklaşıyorsa sinir ağı işi öğrenmiş demektir. Sinir ağına verilen örnek sayısı uygun değerden fazla ise sinir ağı işi öğrenmemiş, fakat ezberlemiş olarak kabul edilir. Genelde eldeki verilerin %80’i kullanılarak ağ eğitilir, geri kalan %20’lik kısım ile ağın davranışını incelenerek ağ test edilir. Geri yayılım algoritması eğitici öğrenmede kullanılan en yaygın algoritmadır. Basit ve iyi bir öğrenme kapasitesine sahip olması nedeniyle geniş kullanım alanı bulmuştur. Daha öncede belirtildiği gibi girişlerle çıkışlar arasındaki hata sinyali bulunarak, ağırlıklar bu hata sinyaliyle güncellenmektedir [6,15].

Şekil 3’te birçok sinir hücresinin bir birine bağlandığı ileri yönlü çok katmanlı bir YSA görülmektedir. Giriş katmanı ile çıkış katmanı arasındaki katman veya katmanlar gizli katman olarak adlandırılır. Sinir ağlarında kaç tane gizli katman kullanılacağı, her bir gizli katmanda kaç nöron bulunacağı ilgililenen probleme göre değişmektedir ve bu nitelikler deneme-yanılma yoluyla bulunur [1,3,6, 16-18].



Şekil 3. İleri beslemeli çok katmanlı sinir ağı

Giriş katmanı sadece giriş verilerinin uygulandığı ve bu verileri ara katmana ileten bölümdür. Ara katman verileri işleyerek çıkış katmanına aktarır. Katman sayısının fazla olması iyi olmakla beraber hesaplama yükünü üssel bir biçimde arttırmaktadır. Bu yüzden genellikle üç katmanlı ağlar tercih edilmektedir [1,6].

YSA'lar belirli bir probleme göre programlanmadıkları halde o problemi çözmeyi öğrenebilirler. YSA için öğrenme, giriş vektörleri ile karşılık gelen çıkış vektörleri arasında bir çeşit bağıntı kurulması olarak tanımlanabilir. Öğrenme, ağırlık değerlerindeki uygun değişimler ile sağlanır. Uygun bir şekilde eğitilen ağ, daha sonra kendisine sunulan ve eğitim setinde bulunmayan verilere de uygun cevaplar verecektir. YSA bu özelliklerinden dolayı çok değişkenli sistemlere kolaylıkla uygulanabilmektedir.

Eğitim aşaması hem ilerleme hem de geri yayılım safhalarını içerirken, kullanma aşaması sadece ilerleme safhasını içerir. Ayrıca eğitim aşamasında hata kabul edilebilir oranda küçülünceye kadar bu iki safha sürekli tekrarlanır. Bu yüzden eğitim aşaması kullanma aşamasına göre oldukça yavaştır. Eğitim aşamasında kullanılan geri yayılım algoritmasının amacı, ilerleme sonucu ortaya çıkan hatayı geriye doğru yansıtarak ağırlıkları daha doğru sonuçlar verecek şekilde düzeltmektir. Buna genelleştirilmiş delta kuralı denir ve kural aşağıdaki adımlardan oluşur [1,15].

- Adım 1.** Eğitim kümesinden bir sonraki eğitim çiftini seç (Giriş vektörü ve karşılık gelen çıkış vektörü).
- Adım 2.** Giriş vektörünü ağırlık girişlerine uygula ve ağ çıkışlarını hesapla.
- Adım 3.** Ağ çıkışları ile çıkış vektörü (hedef vektör) arasındaki hatayı hesapla.
- Adım 4.** Hatayı küçültecek şekilde ağırlık değerlerini ayarla.
- Adım 5.** Hata istenen seviyeye ulaşana kadar yukarıdaki işlemleri tekrarla.

Kullanma aşamasında, ağırlıklar verilen girişlere karşılık gelecek çıkışları bulmak için kullanılır. Bu aşamada gerçek sonuçlar bilinmediğinden hatanın hesaplanıp geri yansıtılması mümkün değildir.

Eğitimde kullanılan veriler ne kadar çok, çeşitli ve sağlam olursa öğrenme o kadar etkin olur. Fakat bütün veriler eğitim için kullanılmamalı, bazıları test amacıyla saklanmalıdır. Eğer hiç eğitilmemiş verilerle de doğru sonuçlar elde ediliyorsa ağ veriler arasındaki bağıntıları doğru kurmuş ve kullanılmaya hazır demektir. Eğer büyük hatalar oluşuyorsa ağ daha fazla sayıda veya daha özellikli verilerle tekrar eğitmek gerekir. Ayrıca ağda kullanılan nöron sayısını değiştirmek de etkili olabilir.

Öğrenme hızı ağırlık büyüklüğüne ve vektör sayısına bağlı olmakla beraber eğitimi hızlandıracak bazı eğitim parametrelerinden de yararlanılmaktadır. Bunlar; aktivasyon fonksiyonunun eşik değeri (b), eğitim oranı (η) ve momentum (α) parametreleridir. Eğitim oranı ve momentum parametreleri 0 ile 1 arasında uygun değerlerde seçilmelidirler. Bu seçim kullanılan verilere ve transfer fonksiyonuna göre değişebilir. Bu parametrelerin çok küçük seçilmesi eğitimin yavaşlamasına, çok büyük seçilmesi ise

eğitimin gerçekleşmemesine neden olur. Aktivasyon fonksiyonunun eşik değerinin parametreleri ise her bir nörona fazladan bir ağırlık ilave ederek eğitimi hızlandırır [1,6,15].

3. UYGULAMA

Çalışmada ara yüzü Windows tabanlı olan ve Delphi programlama dili ile yazılmış bir program kullanılmıştır. Programda kullanılan ileri beslemeli YSA üç katmandan oluşmuş ve geri yayılım öğrenme algoritması kullanılmıştır. Programda YSA'nın muhtelif değişkenleri, öğrenme oranı, moment faktörü ve her katmanın nöron sayıları değiştirilebilmektedir. Sistemin eğitimi için 2000–2003 yıllarını kapsayan aylık puant yük değerleri, aylık ortalama sıcaklık ve nüfus değerlerinden faydalanılmıştır. Daha sonra bu veriler kullanılarak 2004 yılı için tahmin yapılmış ve bulunan tahmin değerleri gerçek değerler ile karşılaştırılmıştır. Gerçek değere en yakın sonucu veren ağ değişkenleri seçilerek sonraki yılların tahmininde bu değerlerden yararlanılmıştır.

Çalışmada YSA ile yük tahmini yapılırken aşağıdaki dört aşamalı yol izlenmiştir.

- Aşama 1.** Girişlerin seçilmesi: Geçmiş yıllara ait puant yük değerleri, nüfus ve sıcaklık bilgilerinin kullanımı.
- Aşama 2.** Verilerin eğitim ve test için ayarlanması: Ağa girilecek verilerin seçilmesi ve test edilerek ağ için en verimli tahmin modelinin seçilmesi.
- Aşama 3.** Hangi durumda (sadece puant yük; puant yük ve sıcaklık; puant yük ve nüfus; puant yük, nüfus ve sıcaklık) daha az hata ile tahmin yapıldığının saptanması.
- Aşama 4.** Gelecek yıllar için tahmin yapılması.

YSA ile dört farklı durum için (sadece puant yük; puant yük ve sıcaklık; puant yük ve nüfus; puant yük, nüfus ve sıcaklık) Kütahya ili için elektrik puant yük tahmini yapılmıştır. Yapılan bütün tahminler için 9 nöronu bulunan tek gizli katmanlı ve logaritma sigmoid aktivasyon fonksiyonu kullanılmıştır. Öğrenme metodu olarak geriye yayılım algoritması kullanılmış ve öğrenme oranı 0,5 ve momentum katsayısı da 0,6 alınmıştır.

Çalışmada kullanılan aylık sıcaklık ortalamaları meteoroloji kayıtlarından alınan aylık rasat değerleridir. Kütahya ilinin aylık nüfus değerleri ise 1997 ve 2000 genel nüfus sayım sonuçları dikkate alınarak, eşitlik 3'deki doğal artış bağıntısının yardımı ile hesaplanmıştır [19].

$$P_n = P_0 \cdot e^{rn} \quad (3)$$

Bu bağıntıdaki terimlerden P_n iki ardışık sayımdan ikincisini, P_0 birincisini, n 'de iki sayım arasından geçen zaman birimi sayısını, r ise nüfus artış hızını göstermektedir. Kütahya ili için 1997 sayım sonucu 643117, 2000 yılı sayım sonucu 656903 alınarak r

değeri aylık olarak $5,04 \times 10^{-4}$ bulunmuştur. Bu değerler kullanılarak aylık nüfus değerleri hesaplanmıştır.

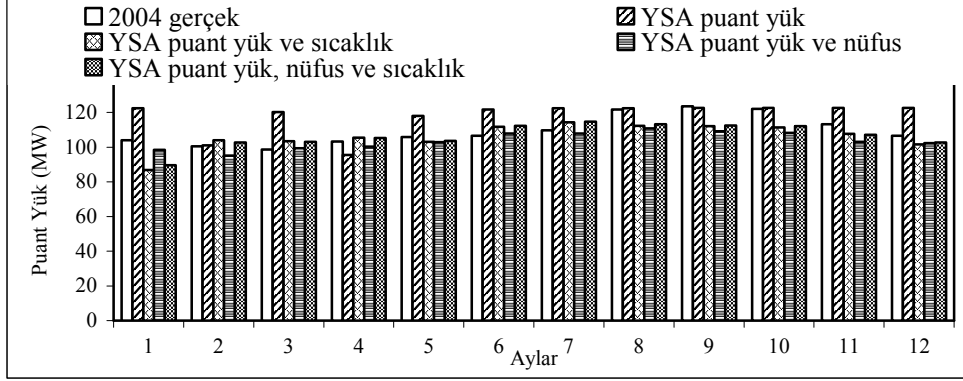
Ağın eğitimi için öncelikle 2000–2002 arasındaki yıllara ait aylık değerleri giriş ve 2003 yılı aylık puant yük değerleri çıkış olarak kullanılmıştır. Giriş olarak her bir yıl için puant yük, sıcaklık ve nüfus değerleri kullanıldığından 2000-2002 yılları arasında bir aya ait veri vektörünün boyutu 9 olmaktadır. Sonra 2001–2003 yılları değerleri giriş alınarak 2004 yılı aylık puant yüklerin tahmin edilmesi istenmiştir. Bulunan değerler gerçek puant yük değerleri ile karşılaştırılarak hataların yüzde değerleri hesaplanmıştır. Çalışmada YSA ile yapılan tahminde öncelikle mevcut verilerle dört farklı durum için 2004 yılı için tahminler yapılmış ve sonuçlar 2004 yılı gerçek değeri ile karşılaştırılarak hatalar hesaplanmıştır. Hesaplanan nüfus değerlerinin çok büyük değerler olması tahmini olumsuz yönde etkilemiştir. Bu nedenle çalışmada nüfus değerleri normalize edilerek kullanılmıştır.

Bu tahmin sırasında hata oranı en az olan eğitimin, YSA'nın hangi parametreleri ile gerçekleştirilebileceğini belirleyebilmek için bir çok iterasyon yapılmıştır. Bu nedenle üzerinde değişiklik yapılan YSA parametreleri ve kullanılan değerler Çizelge 1'de verilmiştir.

Çizelge 1. Değişiklik yapılan YSA parametreleri.

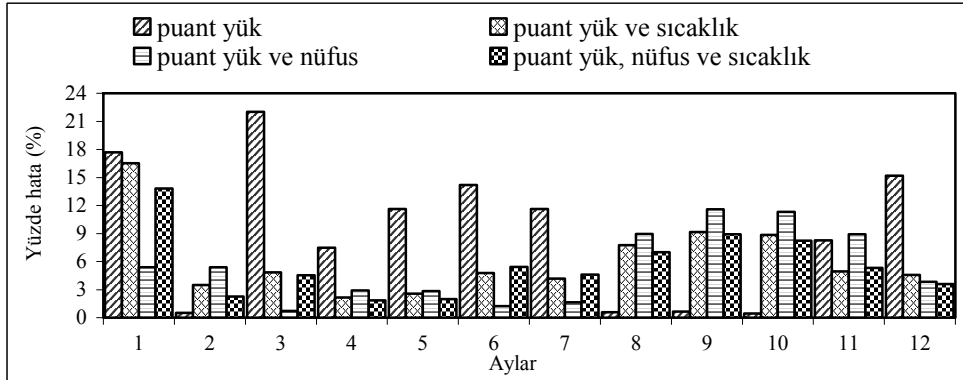
Gizli Katman Nöron Sayısı	İterasyon Sayısı	Öğrenme Oranı(η)	Moment Faktörü(α)
N	10000,30000, 50000,100000	0,1	0,2
		0,3	0,5
		0,5	0,6

Çizelge 1 incelendiğinde optimum YSA yapısını bulabilmek için sistemin defalarca çalıştırıldığı görülmektedir. İterasyon sayısının dolayısıyla eğitim süresinin artması hatanın azalmasını sağlamaktadır. Ancak 35000 iterasyondan sonra hatadaki azalma çok küçüktür. Bununla beraber gizli katman nöron sayısındaki artış genelde tahmin değerlerindeki hatayı azaltmaktadır. Burada gizli katman nöron sayısı N ; 3,5,7 ve 9 olarak alınmıştır. Dokuz nörondan sonra hatada azalma olmamaktadır. Aynı nedenle öğrenme oranı 0,5, moment faktörü 0,6 seçilerek tahmin yapılmıştır. Girişler için sadece puant yük, puant yük ve sıcaklık, puant yük ve nüfus, puant yük, sıcaklık ve nüfus kullanılması halinde elde edilen tahmin sonuçları Şekil 4' de gösterilmiştir.



Şekil 4. 2004 yılına ait gerçek değerler ile dört farklı durumdan elde edilen sonuçların birlikte gösterilmesi.

Sonuçlar hakkında daha doğru karşılaştırma yapabilmek için Şekil 5’de verilen % hata değerleri gösterilmiştir.



Şekil 5. 2004 yılına ait dört farklı durum için % hataların gösterilmesi.

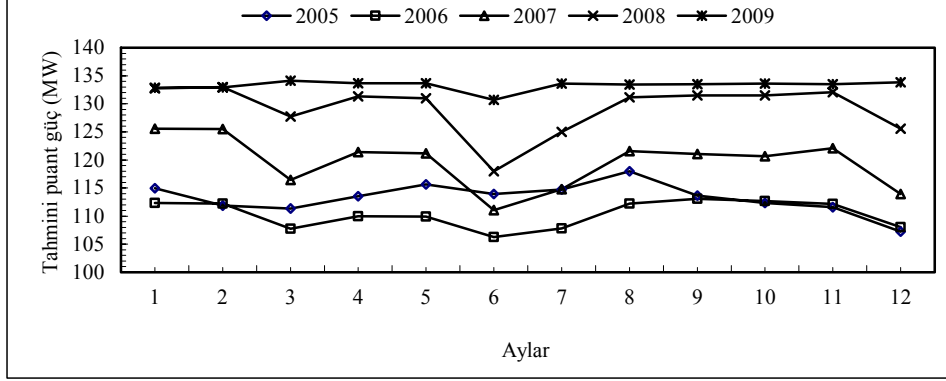
Şekil 5’deki hatalar incelendiğinde özellikle 2004 yılının Ocak ayı için hatanın oldukça yüksek olduğu görülmektedir. Bu durum tahmin için kullanılan verilere ait yıllarda ekonomik krizin yaşanmasıyla enerji talebinde oluşan talebin aşırı şekilde dalgalanmasıyla açıklanabilir. Ancak aylık sıcaklık ve/veya aylık nüfus artışı dikkate alınarak yapılan tahminlerde hataların azaldığı, Ocak ayında puant yük ile nüfusun birlikte dikkate alındığı durumda ve Şubat ayına ait bütün tahminlerde %10’un altında kaldığı gözlenmiştir. Mart ayı için yapılan tahminlerde yalnızca puant yük kullanılarak yapılan tahminde hatanın %10 dan fazla çıktığı görülmektedir. Fakat puant yük ile birlikte nüfus ve/veya sıcaklık gibi faktörlerin dikkate alınmasıyla yapılan tahminde hatanın %5’in altına düşmesi tahminde bu faktörlerin etkisini ortaya koymaktadır. Mart – Temmuz ayları arasındaki hatalar incelendiğinde sadece puant yük dikkate alınarak yapılan tahminlerde hata %10’un üzerinde (sadece 4. ayda % 10’un altındadır), puant yük ile sıcaklık ve nüfus gibi etkenler

birlikte dikkate alındığında hata genel olarak %5'in altında kalmıştır. Sadece puant yük dikkate alındığında 8, 9 ve 10. aylarda yapılan tahminde hata % 5'in altındadır. Fakat, puant yük ile sıcaklık, puant yük ile nüfus, puant yük, nüfus ve sıcaklığın birlikte değerlendirildiği durumlarda ise hata oranı %10 civarında kalmıştır. Yalnızca puant yük dikkate alındığı durum hariç 11 ve 12. aylar için yapılan diğer kullanılan tahminlerde hata %5'in altında kalmıştır. Sadece puant yük dikkate alındığında bu iki aya ait hata %10 ile %15 arasındadır. Genel olarak Şekil 5 incelendiğinde puant yük ile sıcaklık, puant yük ile nüfus ve puant yük, nüfus ve sıcaklığın birlikte değerlendirilmesinde hataların kabul edilebilir büyüklük olan %10 ve onunda altında kaldığı söylenebilir.

Şekil 5'de görüldüğü gibi en iyi sonuç; puant yük, nüfus ve sıcaklık değerlerinin birlikte ele alındığında elde edilmiştir. En iyi sonucun elde edildiği bu durum kullanılarak yapılan beş yıllık tahmin sonuçları MW olarak ve 2005 yılına ait gerçek değerler Çizelge 2' de, grafiksel gösterimi ise Şekil 6' da verilmiştir. 2005 yılına ait tahmin edilen değerlerle gerçek değerler arasındaki mutlak hata; 7 ay için %5'in, 4 ay için %10' un altında, sadece Aralık ayında %12 civarında oluşmuştur. Bu sonuçlardan, hataların kabul edilebilir sınırlar içinde olduğu görülmektedir.

Çizelge 2. Puant yük, sıcaklık ve nüfus kullanılarak yapılan beş yıllık tahmin sonuçları ve 2005 yılı gerçek değerleri (MW).

Aylar	2005 Gerçek	2005 Tahmin	2005 % Hata	2006 Tahmin	2007 Tahmin	2008 Tahmin	2009 Tahmin
Ocak	114,4	114,97	0,50	112,34	125,57	132,78	132,88
Şubat	104,2	111,86	7,35	112,19	125,52	132,96	132,92
Mart	108,7	111,37	2,45	107,78	116,44	127,73	134,10
Nisan	107,6	113,55	5,50	109,97	121,39	131,33	133,69
Mayıs	121,6	115,64	4,90	109,94	121,16	130,97	133,69
Haziran	112,4	113,90	1,33	106,28	111,06	117,98	130,68
Temmuz	119,9	114,72	4,34	107,79	114,78	124,97	133,61
Ağustos	121,1	117,96	2,60	112,2	121,57	131,18	133,42
Eylül	114,7	113,61	0,95	113,04	121,04	131,52	133,51
Ekim	119,2	112,34	5,75	112,68	120,68	131,49	133,60
Kasım	120,0	111,56	7,03	112,13	122,06	132,05	133,47
Aralık	121,5	107,27	11,71	108,07	113,92	125,57	133,84



Şekil 6. Puant yük, sıcaklık ve nüfus durumu kullanılarak yapılan beş yıllık tahmin sonuçlarının grafiksel gösterimi.

4. SONUÇ

Tüketiciye ekonomik, güvenilir ve kaliteli elektrik enerjisi sunabilmek için mevcut olan elektrik enerji sistemlerinin gelecekteki elektrik enerjisi ihtiyacını ve puant yükü karşılayabilecek şekilde büyütülmesi gerekmektedir. Enerji üretim, iletim ve dağıtım sistemlerinin planlamasının ilk adımlarından biri yük tahminidir. Yük tahminindeki tahmin süresinin uzunluğu hatanın artmasına neden olmaktadır. Tahmine katılacak olan verilerdeki hatalar, ekonomik verilerin değişmesi veya puant yükteki aşırı farklılıklar gibi etkenler tahmini olumsuz etkiler. Özellikle Kütahya gibi gelişmekte olan bir şehir için bu belirsizlik faktörü daha fazla olacaktır. Bu sebeple yük tahminlerinin birkaç farklı yöntemle yapılması tahmini daha gerçekçi kılacaktır. Bulunan sonuçların karşılaştırılmasından ne kadar çok veri kullanılırsa o kadar daha az hatanın yapılabileceği sonucuna varılmıştır.

KAYNAKLAR

- [1] Nalbant, A., “Kütahya İli Elektrik Puant Yük Tahmini”, Yüksek Lisans Tezi, Dumlupınar Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Kütahya, 2005.
- [2] Hamzaçebi, C., Kutay, F., “Yapay Sinir Ağları ile Türkiye Elektrik Enerjisi Tüketiminin 2010 Yılına Kadar Tahmini”, Gazi Üniv. Müh. Mim. Fak. Der. Cilt 19, No 3, sayfa: 227–233, 2004.
- [3] Kalogirou, S.A., “Applications of Artificial Neural Networks in Energy Systems a Review”, Energy Conversion and Management, Vol. 40, sayfa: 1073-1087, 1999.
- [4] Yalçınöz, T., Herdem, S. ve Eminoğlu, U., “Yapay Sinir Ağları ile Niğde Bölgesinin Elektrik Yük Tahmini”, ELECO’2002 Elektrik, Elektronik ve Bilgisayar Mühendisliği Sempozyumu ve Fuarı, sayfa 25-29, Bursa, 18-22 Aralık 2002.
- [5] Yalçınöz, T., Karadeniz, Y. ve Yücel, İ., “Niğde Bölgesi için Elektrik Yük Tahmini”, ELECO’2000 Elektrik, Elektronik ve Bilgisayar Mühendisliği Sempozyumu ve Fuarı, sayfa: 8-12, Bursa, 8-12 Kasım 2000.
- [6] Batman, M.A., “Elektrik Üretimi İçin Güneş Pillerinin Kullanımında Verimi Artırıcı Yeni Bir Yöntem”, Doktora Tezi , İ.T.Ü. Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul, 2001.
- [7] Ceylan, G., Demirören, A., “Yapay Sinir Ağları ile Gölbaşı Bölgesini Kısa Dönem Yük Tahmini”, ELECO’2004 Elektrik, Elektronik ve Bilgisayar Mühendisliği Sempozyumu ve Fuarı , sayfa:73-78 ,Bursa, 8-12 Aralık 2004.
- [8] Krunic, S., Kirckmar, I., Rajakovic, N., “An Improved Neural Network Application For Short-Term Load Forecasting in Power Systems, Electric Machines and Power Systems”, Vol. 28, sayfa:703-721, 2000.
- [9] Singh, D., Singh, S. P., “A Self Selecting Neural Network For Short-Term Load Forecasting”, Electric Power Components and Systems, Vol. 29, sayfa:117-130, 2001.
- [10] Senjyu, T., Sakihara, H., Tamaki, Y., Uezato, K., “Next-Day Load Curve Forecasting Using Neural Network Based On Similarity”, Electric Power Components and Systems, Vol.29, sayfa: 939-948, 2001.
- [11] Eşiyok, E., Hocoğlu, A.T. ve Dumanlı, M., “Güç Sistemlerinde Yapay Sinir Ağları ile Yük Tahmini Analizi”, Elektrik Mühendisliği 6. Ulusal Kongresi, sayfa: 69-72, Bursa, 11-17 Eylül 1995.
- [12] Yalcinoz, T., Eminoglu, U., “Short Term and Medium Term Power Distribution Load Forecasting by Neural Networks”, Energy Conversion and Management, Vol.44, sayfa:1393-1405, 2005.

- [13] Hsu, C.C., Chen, C.Y., "Regional Load Forecasting in Taiwan applications of Artificial Neural Network", Energy Conversion and Management, Vol. 44, sayfa:1941-1949, 2003.
- [14] Nalbant, A., Aslan, Y., Yaşar, C., "Kütahya İli Elektrik Puant Yük Tahmini", Elektrik Elektronik Bilgisayar Mühendisliği, 11. Ulusal Kongresi, Bildiri Kitapçığı I, Sayfa:211-214 , İstanbul, 22-25 Eylül 2005.
- [15] Temurtaş, H., "Üç Eklemlili Bir Robot Kolunun Yapay Sinir Ağı Genelleştirilmiş Öngörülü Kontrol İle Eklem Esaslı Yörünge Kontrolü", Doktora Tezi, Sakarya Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Sakarya, 2004.
- [16] Elmas, Ç., "Yapay Sinir Ağları", Seçkin Yayıncılık, Ankara, 31-140.2003.
- [17] Öztemel, E., "Yapay Sinir Ağları", Papatya Yayıncılık, İstanbul, 31-140.2003.
- [18] Kreyszig, E., "Advanced Engineering Mathematics 6th edition", John Wiley and Sons, Canada, 10-11, 1988.