Gazi Üniv. Müh. Mim. Fak. Der.
Cilt 25, No 3, 601-610, 2010

J. Fac. Eng. Arch. Gazi Univ.
Vol 25, No 3, 601-610, 2010

ANFIS VE ARMA MODELLERİ İLE ELEKTRİK ENERJİSİ YÜK TAHMİNİ

Özkan DEMİREL, Adnan KAKİLLİ ve Mehmet TEKTAŞ
Elektrik Bölümü, Teknik Eğitim Fakültesi, Marmara Üniversitesi, Göztepe/İstanbul
demirel-ozkan@hotmail.com, kakilli@marmara.edu.tr, tektas@marmara.edu.tr

(Geliş/Received: 15.10.2009 ; Kabul/Accepted: 31.05.2010)

ÖZET

Elektrik enerjisi, insanın refahı ve çağdaş bir hayat sürdürebilmesi için en önemli ihtiyaçlardan biridir. Böylesine önemli bir ihtiyacın yeterli ve kaliteli bir şekilde temin edilebilmesi için elektrik enenerjisine olan talebin önceden tahmin edilerek buna göre üretime yönelik yatırımların yapılması gerekir. Bu çalışmada tahminleme yöntemlerinden Adaptif Ağ Tabanlı Bulanık Çıkarım Sistemi (Adaptive Network Based Fuzzy Inference Systems-ANFIS), Otoregresif Hareketli Ortalamalar (Autoregressive Moving Average-ARMA) teknikleri ile elektrik enerjisi talep tahminleri yapılmış ve hangi yöntemin talep tahmininde daha başarılı olduğu ortaya konulmuştur. ANFIS modelin için Matlab 7.04, ARMA model için SPSS15 paket programı kullanılmıştır. Elde edilen sonuçlar ilgili kurumların öngörüleri ile karşılaştırılmıştır.

Bu çalışmada, 1970-2007 arası Gayri Safi Milli Hasıla (GSMH), Üretilen Enerji (ÜE), Tüketilen Enerji (TE), Nüfus (N) ve Kurulu Güç (KG) verileri kullanılarak ANFIS ve ARMA modelleri oluşturulmuştur. Elde edilen model yardımıyla 2006-2010 yıllarına ait elektrik enerjisi talep tahminleri elde edilmiştir. ANFIS ve ARMA ile bulunan sonuçların karşılaştırmalı yorumları yapılarak önerilerde bulunulmuştur.

Anahtar Kelimeler: Yük Tahmini, anfis modeli, arma momodeli.

ELECTRIC ENERGY LOAD FORECASTING USING ANFIS AND ARMA METHODS

ABSTRACT

Electricity power is one of the needs of people to be able to live a contemporary life and for his well-being. In order for this need to be met, it is vital that electricity is produced enough and in good quality. It is necessary to predict the need of electricity beforehand, and thereby deciding on the generation of it. In this study, of the prediction methods, Regression, ANFIS, and ARMA have been used to assess the results obtained and the most successful method in the prediction of electricity demand has been determined. Fuuzy Logic and Neural Networks toolboxes of Matlab 7.04 for ANFIS medel and SPSS 15 for ARMA model were used respectively.

In this study, Gross National Product, Produced Energy, Consumed Energy, Population and İnstalled Capacity data have been used in the prediction of the consumed electricity between the years 1970–2007. ANFIS and ARMA models have been used and thus the energy demands between 2006–2010 have been predicted. The results obtained by ANFIS and ARMA models were compared and some suggestions were presented.

Keywords: Load Forecasting, Anfis Model, Arma Model.

1.GİRİŞ (INTRODUCTION)

Günümüzde teknoloji hızlı bir şekilde gelişmekte ve bu gelişmenin reel karşılığı olan teknolojik ürünler insan hayatının vazgeçilmez unsuru haline gelmektedir. Teknolojik cihazların tasarım, üretim ve tüketiminde en önemli rolü hiç şüphesiz bu sistemlere hayat veren enerji oynamaktadır. Bu enerjinin büyük bir bölümünü birçok farklı doğal kaynaktan üretilen elektrik karşılamaktadır.

Türkiye'de elektrik enerjisi talebi, artan nüfus, şehirleşme, sanayileşme, teknolojinin yaygınlaşması ve refah artışına paralel olarak yükselmesini sürdürmektedir. Türkiye'de elektrik enerjisi tüketimi, geçen 40 yılda, yıllık ortalama %10'luk bir hızla büyümüştür. Bu artış hızı son 20 yılda % 8,5 düzeyine gerilemiştir. Azalan artış hızına rağmen talebin tüketimde doyuma ulaşılıncaya kadar daha uzun bir süre yüksek oranlarda artmaya devam etmesi beklenmektedir. Yapılan tahmin hesaplamalarında bu durum net bir şekilde görülmektedir [1].

Elektrik enerjisinin üretimi, iletimi ve dagıtımı ile yükümlü bulunan kuruluşların amacı, üretilen enerjinin tüketicilere ucuz ve kaliteli olarak sunulmasıdır. Tüketicilere ekonomik, güvenilir ve kaliteli elektrik enerjisi sunabilmek için mevcut olan elektrik enerji sistemlerinin gelecekteki elektrik enerjisi ihtiyacını ve puant yükü karşılayabilecek şekilde büyütülmesi gerekmektedir. Talep değişiminin takip edilip bu talebe karşılık gelecek arzın oluşturulması ve enerji darboğazlarının yaşanmaması için üretim, iletim ve dağıtım sistemlerinin düzenli olarak planlamalarının yapılması gerekmektedir. Bu planlamalar yapılırken de en önemli safhayı enerji talep tahminleri oluşturmaktadır. Bu çalışmada talep tahmin modellerinden ARMA ve ANFIS modeli incelenmiş ve ileriye yönelik projeksiyonlar belirlenmiştir.

2. TALEP TAHMİNİN MODELLERİ (MODELS OF DEMAND PREDICTION)

2.1. ARMA Modelleri (ARMA Models)

ARMA modelleri AR, MA, ARMA, ARIMA olmak üzere dört modelden oluşmaktadır. Bu modeller sırasıyla aşağıda anlatılmıştır.

2.1.2. AR(p) Modelleri (AR(p) Models)

AR(p) modelinde *Yt* değeri, serinin *p* dönem geçmiş değerlerinin ağırlıklı toplamının ve rassal hata teriminin doğrusal fonksiyonudur. AR(p) modelleri genel olarak aşağıdaki gibi gösterilir.

$$Yt = \Phi_1 Y_{t-1} + \Phi_2 Y_{t-2} + ... + \Phi_p Y_{t-p} + \delta + a_t \quad (1)$$

Burada $Y_{t-1}, Y_{t-2}, ..., Y_{t-p}$ geçmiş gözlem değerleri, $\Phi_1, \Phi_2, ... \Phi_p$ geçmiş gözlem değerleri için katsayılar, δ sabit bir değer ve a_t de hata terimini ifade etmektedir [2].

2.1.3. MA(q) Modelleri (MA(q) Models)

MA(q) modelinde Y_t değeri, serinin geriye doğru q dönem geçmiş hata terimlerinin ve ortalamasının doğrusal fonksiyonudur. *MA(q)* modelleri genel olarak aşağıdaki gibi gösterilir.

$$Y_t = \mu + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - ... - \theta_q a_{t-q} \quad (2)$$

Burada $a_t, a_{t-1}, a_{t-2}, ..., a_{t-q}$ hata terimlerini, $\theta_1, \theta_2, ..., \theta_q$ hata terimleri ile ilgili katsayıları, μ sürecin ortalaması olan bir sabiti göstermektedir [3].

2.1.4. ARMA(p,q) Modelleri (ARMA(p,q) Models)

ARMA modelleri en genel durağan stokastik süreç modelleri olup, geçmiş gözlemlerin ve geçmiş hata terimlerinin doğrusal bir fonksiyondur. *ARMA(p,q)* modelleri genel olarak aşağıdaki gibi gösterilebilir.

$$Y_t = \Phi_1 Y_{t-1} + \Phi_2 Y_{t-2} + ... + \Phi_p Y_{t-p} + \delta + a_t + \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - ... - \theta_q a_{t-q} \quad (3)$$

Denklem 3'de, $Y_{t-1}, Y_{t-2}, ..., Y_{t-p}$ geçmiş gözlem değerlerini, $\Phi_1, \Phi_2, ... \Phi_p$ geçmiş gözlem değerleri için katsayıları, δ bir sabit değeri, $a_t, a_{t-1}, a_{t-2}, ..., a_{t-q}$ hata terimlerini *ve* $\theta_1, \theta_2, ..., \theta_q$ hata terimleri ile ilgili katsayıları temsil etmektedir.

2.1.5. ARIMA(p,d,q) Modelleri (ARIMA(p,d,q) Models)

Zaman serisinin durağan olduğu durumlarda, yani sürecin ortalamasının, varyansının ve kovaryansının zamana bağlı olarak değişmediği durumlarda *ARMA(p,q)* veya *ARMA(p,q)*'nın özel hali olan *AR(p)* veya *MA(q)* modellerinden uygun olanı kullanılabilir. Ancak gerçekte zaman serilerinin ortalama ve varyansında zamana bağlı olarak bir değişim olmaktadır. Bu durum durağan olmayan durum olarak adlandırılır. Bu tip zaman serileri durağan hale dönüştürüldüğünde yukarıda bahsedilen *ARMA(p,q)* modelleri tahmin için kullanılabilir. Zaman serisinin durağanlaştırılması ise fark almak suretiyle yapılır. Zaman serisinin doğrusal bir trendi var ise birinci fark serisi durağan olur. Eğer zaman serisinin eğrisel bir trendi var ise farkların tekrar farkı alınarak ikinci farklar serisi durağan olur. Bu durumda model, *ARIMA(p,d,q)* olarak ifade edilir. Burada "*d*" serinin durağanlaştırma (fark alma) parametresidir [3].

2.2. ANFIS Model (ANFIS Model)

Adaptif Ağ Tabanlı Bulanık Çıkarım Sistemi (Adaptive-Network Based Fuzzy Inference Systems-ANFIS), yapay sinir ağlarının paralel hesaplayabilme ve öğrenme kabiliyeti ile bulanık mantığın çıkarım özelliğini kullanan melez bir yapay zeka yöntemidir. Jang [2] tarafından 1993 yılında geliştirilmiş olan ANFIS model sugeno tipi bulanık çıkarım sistemini ve Melez öğrenme (Hybrid learning) algortitmasını kullanır. Adaptif (uyumlu) ağlar, doğrudan bağlanmış düğümlerden oluşur. Her bir düğüm, bir işlem birimini temsil eder. Düğümler arasındaki bağlantılar, aralarındaki değeri tam olarak belli olmayan bir ilgiyi (ağırlığı) gösterir. Düğümlerin hepsi veya bir kısmı adaptif yapıda olabilir. Adaptasyon, bu düğümlerin

çıkışlarının değişebilir parametrelerle belirlenmesi suretiyle oluşturulur. Öğrenme kuralları, değişebilir parametrelerin, ağın tamamının çıkışı ile hedef değer arasındaki farkı, yani hatayı minimum yapacak şekilde nasıl değiştirilmesi gerektiğini belirler. Gradient vektörü, zincir kuralının ardışık işlemleriyle türetilir. Adaptif ağlar, sistem tanımlama için kullanılır. Verilen giriş-çıkış veri setleriyle tanımlanan bilinmeyen sistemin, en uygun ağ yapısı ve parametre setleriyle en iyi şekilde modellenmesinde kullanılır. Adaptif ağlardaki temel öğrenme kuralı, *en dik iniş* (*steepest descent*) yöntemidir [4]. ANFIS, ele alınan problem için oluşturulan yapıya göre olası tüm kuralları atayabilmekte veya kuralların veriler yardımıyla uzman tarafından atanmasına imkan vermektedir. ANFIS'in kural oluşturabilmesi veya kural oluşturulmasına imkan sağlaması uzman görüşlerinden faydalanması anlamına gelmektedir. Bu nedenle birçok tahmin probleminde yapay sinir ağlarına uzman görüşlerinden faydalanma imkanı tanıdığı için ortalama hata kareler (MSE) kriterine göre daha iyi sonuçlar elde edilmesini mümkün kılmaktadır. ANFIS modelin temel akış diyagramı Şekil 1'de verilmiştir.

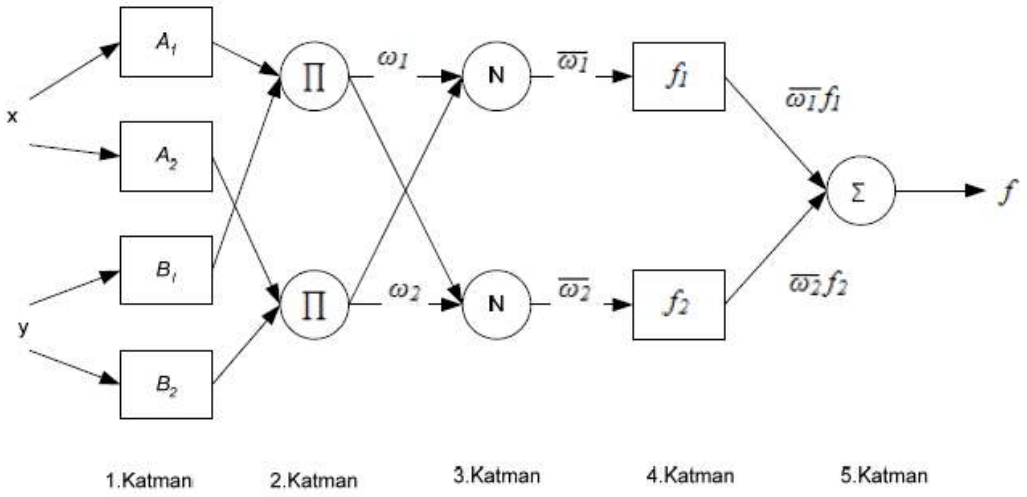
Şekil 2'deki gibi iki girişli bir çıkışlı ve 2 kurallı Sugeno tipi bir ANFIS yapısında 5 adet katman vardır. Aynı katmandaki düğüm fonksiyonları özdeş olup, aşağıdaki gibi tanımlanmaktadır.

1.Katman: Bulanıklaştırma katmanı olarak adlandırılır. Giriş değerlerini bulanık kümelere ayırmada Jang'ın ANFIS modelini, üyelik fonksiyonu şekli olarak Gauss aktivasyon fonksiyonunu kullanmaktadır. Burada, her bir düğümün çıkışı, giriş değerlerine ve kullanılan üyelik fonksiyonuna bağlı olan üyelik derecelerinden oluşmaktadır.

Bu katmandaki her *i* düğümü, bir kare düğümdür. Düğümün çıkışı, Denklem(4)'de verilen üyelik fonksiyonudur.

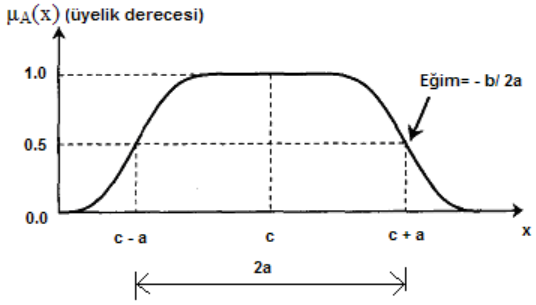
$$O_{i1} = \mu A_i(x) \; i=1,2.. \qquad (4)$$

Şekil 1. ANFIS Modelin Temel Akış Diyagramı (Flowchart of ANFIS Model)



Şekil 2. İki Girişli Bir Çıkışlı ve 2 Kurallı Sugeno Tipi Bir ANFIS Yapısı (Architecture of 2 Ruled SugenoType An ANFIS with Two Inputs One Output)

Burada x, düğümün giriş değişkenini; A_i, bu düğümün temsil ettiği bulanık kümeyi gösterir. $\mu A_i(x)$ genellikle maksimumu 1 ve minimumu 0 olan bir Gauss eğrisi şeklinde seçilir. Şekil 3'de bu üyelik fonksiyonunun şekli ve parametre tanımları gösterilmiştir.



Şekil 3. Gauss Eğrisi Tipi Üyelik Fonksiyonu ve Parametre Tanımları (Gauss Curve Type Membership Function and Parameter Defination)

Buna göre, a_i, b_i, c_i parametrelerinin alacağı değere bağlı olarak, düğüm çıkışları, $\mu_{Ai}(x)$ ve $\mu_{Bi}(y)$, aşağıda verilen ifadelerden birine göre hesaplanabilir [4].

$$\mu_{Ai}(x) = \frac{1}{1+\left[\left(\frac{x-c_i}{a_i}\right)^2\right]^{bi}} \quad (5)$$

$$\mu_{Bi}(y) = \frac{1}{1+\left[\left(\frac{y-c_i}{a_i}\right)^2\right]^{bi}} \quad (6)$$

Bu parametreler değiştiğinde, Gauss eğrisi fonksiyonu da bu değişime uygun olarak değişir. Bu da, A_i sözel etiketli kümenin üyelik fonksiyonlarının çeşitli formlarda olması demektir. Gerçekte, bu katmandaki düğüm fonksiyonları için aday fonksiyonlar türevi alınabilen fonksiyonlardır. Bu katmandaki parametreler *öncül parametreler* olarak isimlendirilir [5].

2.Katman: Kural katmanıdır. Bu katmandaki her bir düğüm, Sugeno bulanık mantık çıkarım sistemine göre oluşturulan kuralları ve sayısını ifade etmektedir. Her bir kural düğümünün çıkısı μ_i, 1. katmandan gelen üyelik derecelerinin çarpımı olmaktadır. Her düğüm çıkışı, bir kuralın ateşleme seviyesini gösterir. μ_i değerlerinin elde edilişi ise, ($j=1,2$) ve ($i=1,....,n$) olmak üzere, aşağıdaki gibi elde edilir.

$$SEE = \sum_{i=1}^{n} \varepsilon_i^2 = \sum_{i=1}^{n} (x_i - y_i)^2 \quad (10)$$

Model performansının ölçümü için kullanılan ikinci bir ölçüt, (11) no'lu eşitlikte verilmiştir. Hata, toplam karesel hatanın ortalaması alınarak hesaplanır. (*Mean Squared Error*, MSE).

$$\omega_i = \mu_{Ai}(x) * \mu_{Bi}(y), i = 1,2 \quad (7)$$

3.Katman: Normalizasyon katmanıdır. Bu katmandaki her bir düğüm, kural katmanından gelen tüm düğümleri giriş değeri olarak kabul etmekte ve her bir kuralın normalleştirilmiş değerini hesaplamaktadır. Bu katmanın çıkışları, *normalize edilmiş ateşleme seviyesi* olarak adlandırılır. Yani, bu katmandaki her bir düğüm, N etiketli bir sabit düğümdür. *i*. düğüm, *i*. kuralın ateşleme seviyesini, bütün kuralların ateşleme seviyeleri toplamına oranlayarak (8) nolu eşitliğe görehesaplar.

$$\varpi = \frac{\omega_i}{\omega_1 + \omega_2}, \; i = 1,2 \quad (8)$$

4.Katman: Berraklaştırma katmanıdır. Berraklaştırma katmanındaki her bir düğümde verilen bir kuralın ağırlıklandırılmış sonuç değerleri hesaplanmaktadır. Bu katmandaki parametreler, *sonuç parametreleri* olarak isimlendirilir. Bu katmandaki her *i* düğümü, bir kare düğümdür. Düğüm çıkışı, Denklem (9) ifadesi ile verilen çıkış üyelik fonksiyonudur.

$$o_i^4 = \varpi_i f_i = \omega_i (p_i x + q_i y + r_i) \quad (9)$$

5.Katman: Toplam katmanıdır. Bu katmanda sadece bir düğüm vardır ve Σ ile etiketlenmiştir. Burada, 4. katmandaki her bir düğümün çıkış değeri toplanarak sonuçta, ANFIS sisteminin gerçek değeri elde edilir. Sonuç olarak, ANFIS yapısı fonksiyonel olarak, Sugeno tipi bir FIS yapısının aynısıdır.

2.3. Model Performansı (Model Performance)

Bir modelleme işleminin başarısı (*performansı*), geliştirilen modelin temsil ettiği gerçek sistemin belirli bir giriş işaretine karşılık ürettiği çıkış ile modelin aynı girişe karşılık ürettiği çıkış arasındaki farkın (*hata*) esas alındığı çeşitli tanımlamalara göre belirlenmektedir [5].

Buna göre, model performansının ölçümü için kullanılan ölçülerden birincisi, gerçek sistem çıkışı ile model çıkışı arasındaki farkın karelerinin toplamıdır (*Sum Squared Error*, SSE) ve Deklem(10)'dan faydalanılarak hesaplanabilir.

$$MSE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} \varepsilon_i^2 = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} (x_i - y_i)^2 \quad (11)$$

Model performansının ölçümü için kullanılan üçüncü bir ölçü, (12) eşitliği ile verilen ortalama karesel hatanın karekökünün alınması suretiyle bulunan hatadır.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\varepsilon_i^2} = \sqrt{\frac{1}{n}\sum(x_i - y_i)^2} \quad (12)$$

Model performansının ölçümü için kullanılan dördüncü ölçü ise (13) eşitliği ile verilen mutlak yüzde hata (*Mean Absolute Error-MAE*)'dır.

$$MAE = \frac{1}{n\sum_{i=1}^{n}|x_i - y_i|} \quad (13)$$

Model performansının ölçümü için kullanılan beşinci ölçü, belirlenen ortalama mutlak yüzde hata olup (*Mean Absolute Percentage Error-MAPE*) Denklem(14)'de verilmiştir.

$$MAPE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|\frac{x_i - y_i}{x_i}\right| * 100\% \quad (14)$$

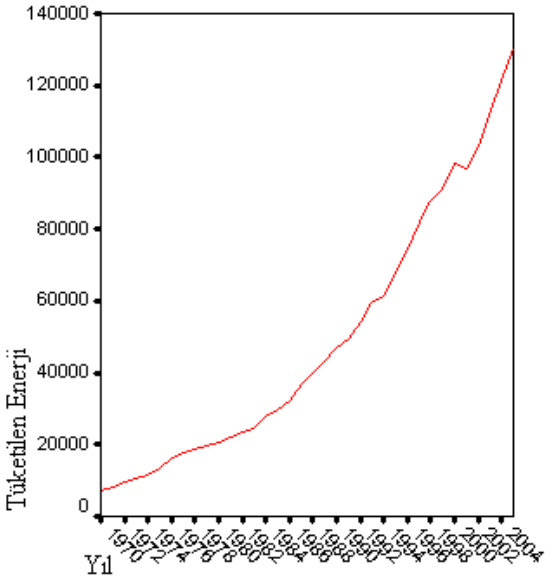
Bu eşitliklerde, i ayrık veri indeksini, n hata ölçümü için kullanılan ayrık çıkış verilerinin sayısını, x_i sistemin gerçek çıkış verisini, y_i sistem modelinin çıkışını, ε_i hatayı temsil etmektedir.

Model parametrelerinin optimizasyonu için genellikle yukarıdaki eşitliklerle verilen hata tanımlarından birisi kullanılır. Model parametrelerinin tahmini, kullanılan hata ölçüsünün en aza indirilmesini esas alan algoritmalarla yapılır [5].

3. ARMA VE ANFİS MODEL UYGULAMALARI (Aplication of ARMA and ANFIS Models)

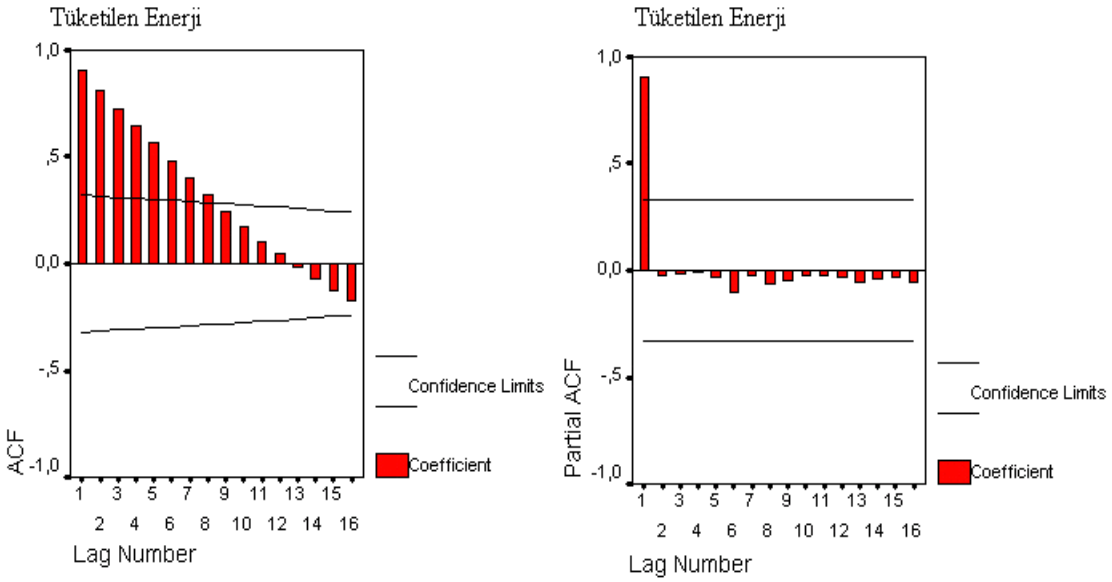
3.1. ARMA Modeli Uygulaması (Aplication of ARMA Model)

ARMA modellerinin belirlenmesi, ilgilenilen serinin otokorelasyon ve kısmi otokorelasyon fonksiyonları yardımı ile gerçekleştirilir. 1970-2005 yılları arasındaki veriler kullanılarak, uygun modeller araştırılmıştır. Belirlenen modeller ile 2005-2010 yıllarına ait tüketim değerleri tahmin edilmiştir. 2006 ve 2007 yılları için bulunan tahmin değerleri, bu yıllara ait gerçek değerlerle karşılaştırılmıştır.

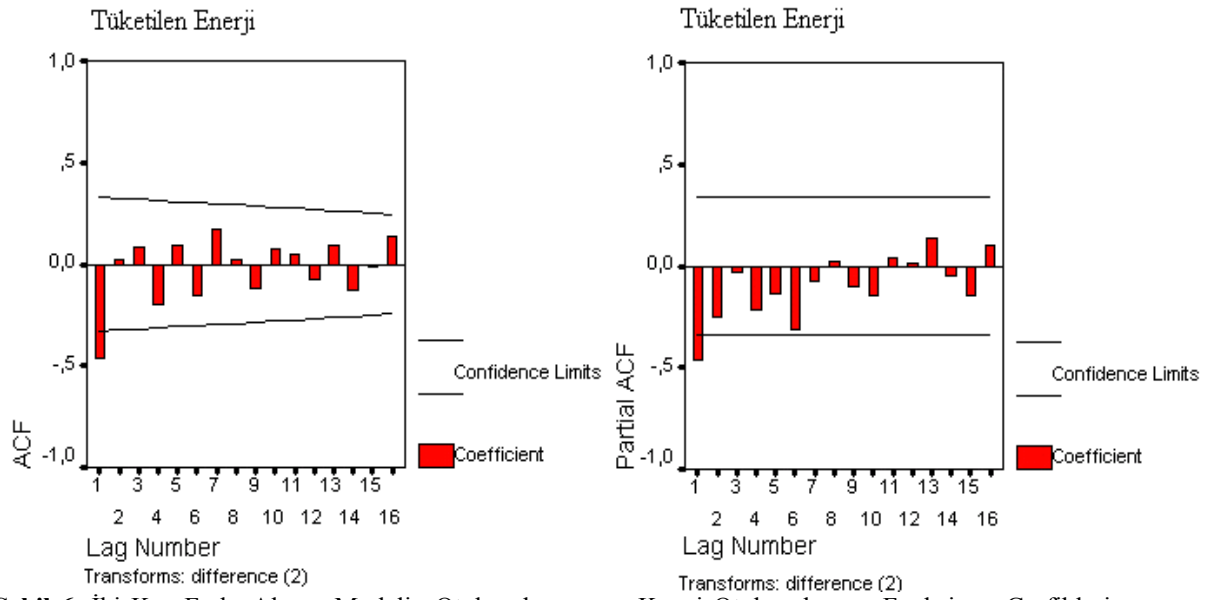


Şekil 4. Tüketilen Enerjinin Yıllara Göre Değişimi (Variation of Consumed Energy By Years)

Model bulma aşamasında tüketilen enerjinin yıllara göre değişimini gösteren grafik Şekil 4'den de görüldüğü gibi artan bir eğilim göstermektedir. Tüketilen enerjinin yıllara göre değişimi artan bir eğilim gösterdiği için modelin aşağıda gösterilen otokorelasyon ve kısmi otokorolesyon fonksiyon grafiklerine göre iki kez farkı alınmıştır. Korelasyon fonksiyon grafikleri Şekil 5 ve Şekil 6'da verilmiştir. İki kez fark alındığında serimiz model belirleme aşamasında aşağıdaki grafiklerden görüldüğü gibi durağan hale gelmiştir.



Şekil 5. Otokorelasyon ve Kısmi Otokorolesyon Fonksiyon Grafikleri (Function Graphics of Autocorelation and Particial Autocorelation)



Şekil 6. İki Kez Farkı Alınan Modelin Otokorelasyon ve Kısmi Otokorolesyon Fonksiyon Grafikleri (Function Graphics of Twice Eliminated Model of Autocorelation and Particial Autocorelation)

Yukardaki grafikler incelendiğinde otokorelasyon katsayılarından sadece birinci derece otokorelasyon katsayısının güven sınırları dışına çıktığı görülmektedir. Ayrıca ikinci derece otokorelasyon katsayısında ciddi bir düşüş görülmektedir.

Kısmi otokorelasyon katsayıları incelendiğinde üstel bir azalma görülmekte ve birinci derece kısmi otokorelasyon katsayısından ikinci dereceden kısmı otokorelasyon katsayısına geçişte bir azalma görülmektedir. Bu durumda aday modelimiz birinci dereceden hareketli ortalama modeli MA(1) seçilir. Bu duruma göre modelimiz ARIMA(0,2,1) olarak alınmış ve SPSS ortamında bu model oluşturulmuştur. Buna göre elde edilen artık analizi grafiği aşagıdaki Şekil 7'de görüldüğü gibi elde edilmiştir.

1970 -2010 dönemine ait gerçek değerler ile zaman serilerinde ARIMA(0,2,1) modelinden elde edilen tahmin değerleri Şekil 8'de verilmiştir.

Sonuç olarak ARMA modellerinden elde edilen tüketilen enerjinin 2006-2010 dönemine ait tahminlerindeki hatalar hesaplanmış ve Tablo 1'de verilmiştir

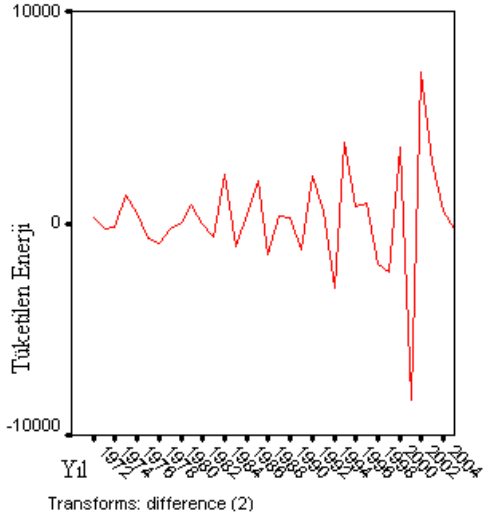
Tablo 1. ARMA Modellerinden Elde Edilen Tüketilen Enerjinin 2006-2010 Dönemine Ait Tahminleri (Predicted Consumed Energy of ARMA Models 2006-2010 Terms)

Net Tüketim GWh					
			ARMA		
Yıl	**Gerçek**	**Tahmin**	**RMSE**	**MAE**	**MAPE**
2006	144094,4	137896,5	8211,46	8008,61	5,315
2007	155135,2	145312,8			
2008		152929,5			
2009		160746,4			
2010		168763,7			

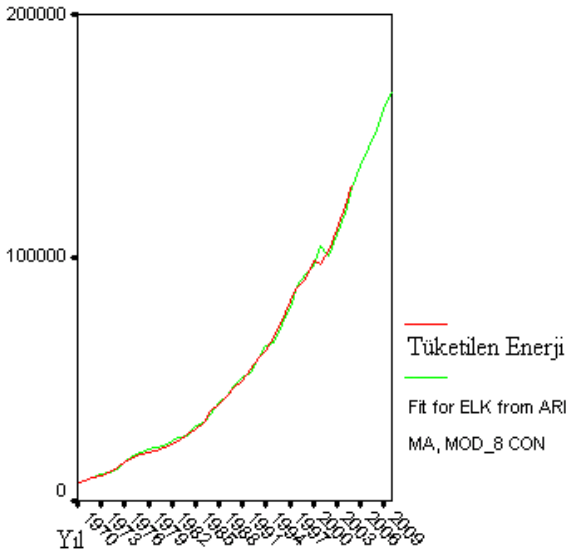
3.2. ANFIS Modeli Uygulaması (Application ANFIS Model)

Bu çalışmada kullanılan dört giriş ve bir çıkıştan oluşan ANFIS model sugeno tipi bulanık çıkarım sistemini ve *melez öğrenme* (hybrid learning) algortitmasını kullanır. Her bir giriş üyelik fonksiyonları tanımlanarak bulanıklaştırılır. Giriş değişkenleri kümesi için üyelik fonksiyonu verinin karakteristiğine bağlı olarak *gauss* olarak alınmıştır. Bu bulanık girişler sinir ağlarının girişleri olarak alınır ve ağın farklı katmanlarındaki transfer fonksiyonları ile işleme tabi tutularak bulanık çıkışlar elde edilir. Bu bulanık çıkışlar *lineer* üyelik fonksiyonlarına sahiptir. Yani, bu bulanık çıkışlar berraklaştırılarak tek bir çıkış elde edilir.

Bu çalışmadaki giriş değişkenleri GSMH, Nüfus, Üretilen Enerji, Kurulu Güç, çıkış ise Tüketilen Enerji olarak belirlenmiştir. Çalışmamızdaki modelde 1970-



Şekil 7. ARIMA(0,2,1) Modelinin Artık Analizi Grafiği (ARIMA(0,2,1) Model of Remaining Analysis Graphic)



Şekil 8. 1970-2010 Dönemine Ait Gerçek Değerler ile ARIMA Modelinden Elde Edilen Tahmin Değerleri (Real Values and Predicted ARIMA Model Values 1970-2010 Terms)

2007 yılları arası veriler kullanılmış olup bu verilerin 1970-1987 yılları arasındakiler eğitim, 1988-2005 yılları arasındakiler test ve 2006-2007 yılları arasındakiler doğrulama ve son olarak 2008-2010 yılları da tahmin edilmiştir.

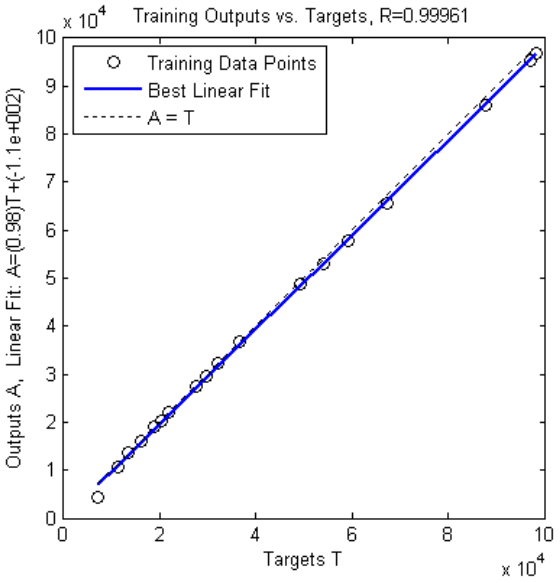
En küçük kareler yöntemi ve geri yayılmalı gradient descent (en dik iniş) yönteminin birleşimi olan bir melez ağ yardımıyla öğrenme işlemi gerçekleştirilmiş ve bu işleme tahminleme hatası minimize edilinceye kadar devam edilmiştir. Genellikle test için verilerin %5, %10 veya %20'si kullanılırken bizim çalışmamızda ise mevcut verinin %50 si test için seçilerek kurduğumuz ANFIS modelin güvenilirliği ve üstünlüğü ortaya konulmuştur. Bu modelin mimarisi Şekil 9'da görüldüğü gibidir.

1970-2007 yılları arası GSMH, Nüfus, Üretilen Enerji, Kurulu Güç ve Tüketilen Enerji verilerinin ANFIS ortamında işlenmesinden sonra elde edilen grafikler ve denklemler aşağıda sırasıyla verilmiştir. Şekil 10'da verilen çıkışın eğitilmesi sonucu doğrusal eğri denklemi; A=(0,98)T+(-1,1e+002) ve R değeri 0.99961 olarak elde edilmiştir.

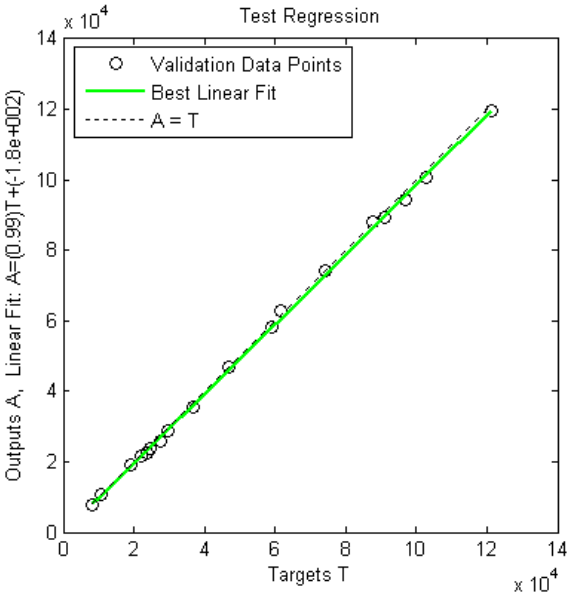
Şekil 11'de ise çıkışın test edilmesi sonucu doğrusal eğri denklemi; A=(0,99)T+(-1,8e+002) olarak elde edilmiştir.

18 yıllık veri için ANFIS modele ait eğitim grafiği Şekil 12'de, test grafiği ise Şekil 13'de verilmiştir.

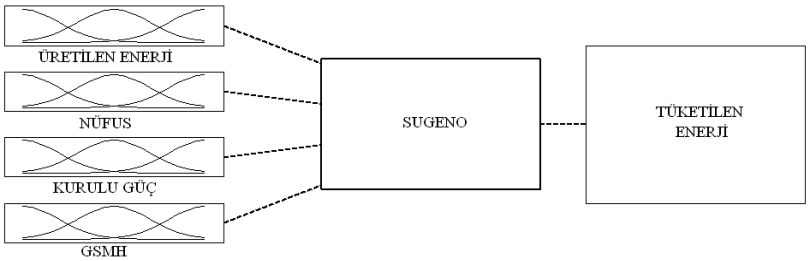
Farklı iterasyon sayıları denenerek en uygun iterasyon sayısı 612 olarak bulunmuş ve Şekil 14'de iterasyon



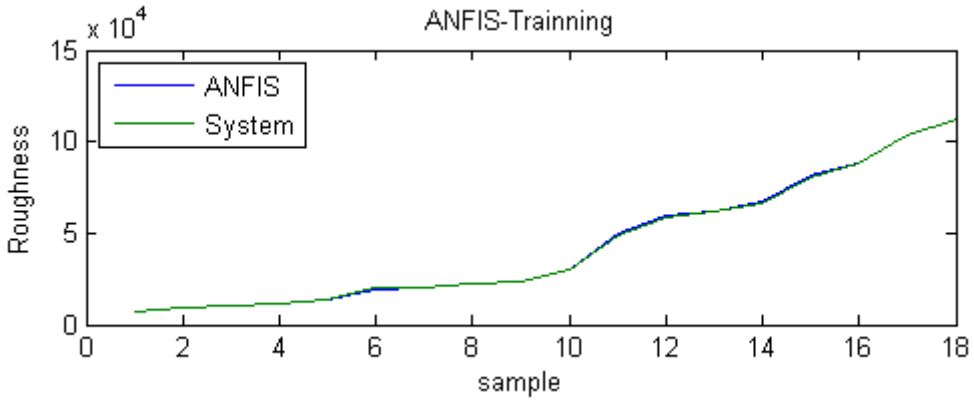
Şekil 10. Çıkışın Eğitilmesi (Training of Output)



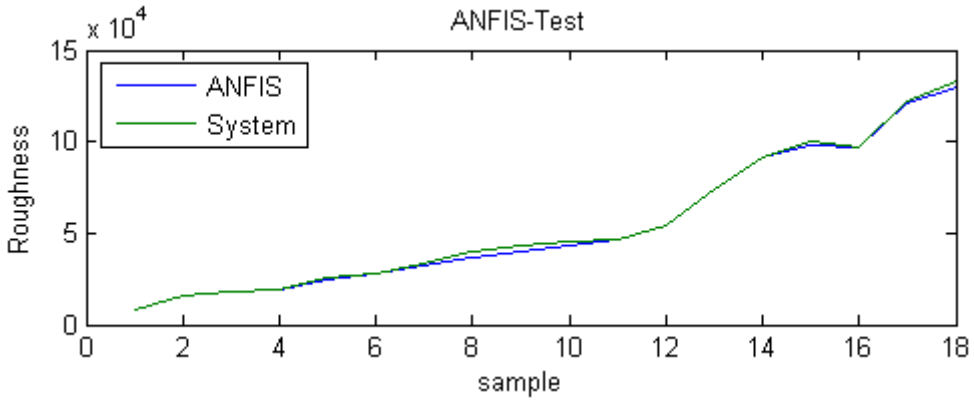
Şekil 11. Çıkışın Test Edilmesi (Testing of Output)



Şekil 9. ANFIS Model Mimarisi (Artitecture of ANFIS Model)



Şekil 12. Onsekiz Yıllık Veri İçin Eğitim Grafiği (Training Grapchic For 18 Years Datas)



Şekil 13. Onsekiz Yıllık Veri İçin Test Grafiği (Testing Grapchic For 18 Years Datas)

sayısına göre hatanın değişim grafiği verilmiştir.

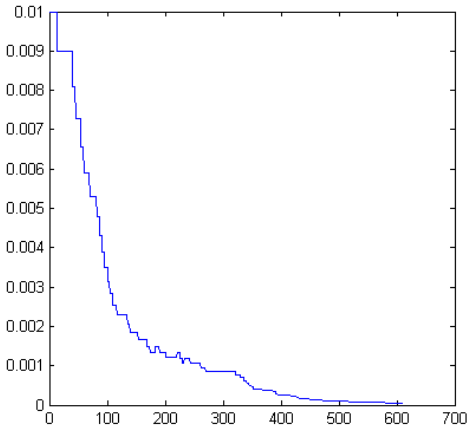
ANFIS modelde kullanılan gaussmf üyelik fonksiyonunun eğitmeden önceki ve sonraki grafikleri aşağıda verilmiştir.

Şekil 15 eğitimden önceki giriş değerlerini, Şekil 16 eğitimden sonraki giriş değerlerini göstermektedir.

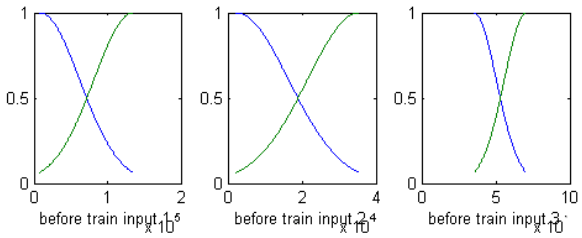
ANFIS modelden elde edilen 2006- 2010 dönemine ait projeksiyondaki hatalar hesaplanmış ve Tablo 2 de verilmiştir.

4. SONUÇLAR ve YORUMLAR (CONCLUSIONS AND DISCUSSION)

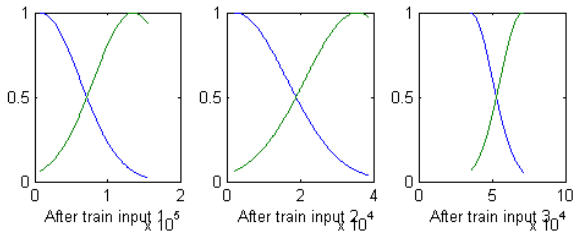
Modellerden elde edilen sonuçlara ve verilere bakıldığında tüketilen enerji miktarının tahmininde ANFIS'in bir tahmin aracı olarak kullanılabilirliğini



Şekil 14. Hatanın İterasyon Sayısına Göre Değişimi (Eror Changing Versus Iteration Numbers)



Şekil 15. Gaussmf Üyelik Fonksiyonunun Eğitmeden Önceki Giriş Değeri (Gaussmf Membership Function Input Value Before Training)



Şekil 16. Gaussmf Üyelik Fonksiyonunun Eğitmeden Sonraki Giriş Değeri (Gaussmf Membership Function Input Value After Training)

ve oldukça iyi bir sonuç verdiğini göstermektedir. ANFIS ve ARMA moddellerinde dört bağımsız bir bağımlı değişken kullanılmıştır. Hatalara bakıldığında en iyi sonucu ANFIS'in verdiği görülmüştür. 2006-2007 yılları için tüketilen enerjnin tahmini değerleri ANFIS ve ARMA modelleri ile elde edilmiş olup Tablo 3'de verilmiştir [6].

Tablo 2. ANFIS Modelinden Elde Edilen, 2006-2010 Dönemine Ait Projeksiyon (Projection of 2006-2010 Terms from ANFIS Model)

Net Tüketim GWh					
			ANFIS		
Yıl	Gerçek	Tahmin	RMSE	MAE	MAPE
2006	144094,4	143394,9	709,26	709,15	0,474
2007	155135,2	155857,0			
2008		165972,0			
2009		175558,6			
2010		184191,9			

Tablo 3. ANFIS ve ARMA Yöntemleriyle 2006-2007 Yılları İçin Tüketilen Enerjinin Tahmini Değerleri (Predicted Consumed Energy of 2006-2007 Terms From ANFIS and ARMA Methods)

Net Tüketim GWh			
		Tahminler	
Yıl	Gerçek	ANFIS	ARMA
2006	144091,4	143394,9	137896,5
2007	155135,2	155857,0	145312,8

2006-2007 yılları için Tüketilen enerjnin tahmininde RMSE, MAE ve MAPE hatalarının değerleri ANFIS ve ARMA yöntemleri için hesaplanmış ve Tablo 4'de verilmiştir.

Tablo 4. ANFIS ve ARMA Yöntemlerinin RMSE, MAE ve MAPE Hata Değerleri (RMSE, MAE and MAPE Error Values of ANFIS And ARMA Methods)

	Tahmin Hataları	
Tahmin Hataları	ANFIS	ARMA
RMSE	709,26	8211,46
MAPE	0,474	5,315
MAE	709,150	8008,65

Gerek Tablo 3'de 2006-2007 yılları için yapılan test amaçlı tahminler, gerekse Tablo 4'de projeksiyonlar için yapılan hatalar incelendiğinde ANFIS modelin ARMA modele göre çok daha iyi sonuç verdiği görülmektedei. Bu sonuç ANFIS modeldeki Şekil 10'daki R=0.99961 değerini doğrulayan ve ANFIS'in öğrenme kabiliyetinin adaptif olmasının farkını ortaya koymaktadır.

Tablo 5'de verilen değerlere bakıldığında ARMA modele göre planlama yapıldığında talebi karşılayacak üretimin gerçekleştirilemeyeceği, yeterli ve kaliteli bir arzın mümkün olmayacağı ve zorunlu olarak elektirik kesintilerinin olacağı görülmektedir. Bu durum hem sanayide iş potansiyelinin tam olarak kullanılamamasına hem de hane halkı kullanıcıları için yaşam kalitesinin olumsuz yönde bozulmasına neden olur. Ancak yine Tablo 3'e göre ANFIS modelin sonuçlarına göre yapılacak olan planlamalarda söz konusu olumsuzluklardan minimum oranda etkilenileceği ve bu oranda da doğru bir planlamanın gerçekleştirilmiş olacagı görülmektedir.

Tablo 5. ANFIS ve ARMA Yöntemleri ile 2006-2010 Net Tüketim Tahmini (Pure Consume Prediction Of 2006-2010 Terms From ANFIS ARMA Methods)

Net Tüketim GWh			
		Tahminler	
Yıl	Gerçek	ANFIS	ARMA
2006	144091,4	143394,9	137896,5
2007	155135,2	155857,0	145312,8
2008		165972,0	152929,5
2009		175558,6	160746,4
2010		184191,9	168763,7

TEİAŞ tarafından Kasım 2004'te DPT Müsteşarlığınca hazırlanan plan hedefleri kapsamındaki makroekonomik ve sosyal veriler kullanılarak MAED modeliyle elektrik enerjisi talep projeksiyonu yapılmıştır. Tablo 6 incelendiğinde MAED modelden elde edilmiş sonuçlarla bu çalışmada ANFIS ve ARMA modellerinden elde edilen sonuçlar arasında küçük farklar bulunmaktadır. Bu fark yapılan çalışmalarda kullanılan değişkenlerin çeşitliliğinin ve kabullerin farklılığından kaynaklanmaktadır [6].

Tablo 6. ANFIS ve ARMA Modellerinden Elde Edilen Tahminler ve TEİAŞ'in MAED İle Yaptığı Tahminler (Comperasion of ANFIS, ARMA Projection And TEİAŞ Projection)

Net Tüketim GWh				
	TAHMİNLER			
Yıl	GERÇEK	ANFIS	ARMA	MAED
2006	144091,4	143394,9	137896,5	*141800
2007	155135,2	155857,0	145312,8	*154700
2008		165972,0	152929,5	*168800
2009		175558,6	160746,4	*184400
2010		184191,9	168763,7	*201852

*MAED modele ait sonuçlar TEİAŞ-APK Daire Başkanlığından alınmıştır [7].

Sonuç olarak enerji sistemlerinin planlanmasında ilk ve en önemli aşamalarından biri yük tahminidir. Bu bağlamda çalışmamızın sonuç verileri incelendiğinde ANFIS modelden alınan tahminlere göre yapılacak olan sistem planlamasının en ekonomik ve en doğruru tercih olacağı görülmektedir [6].

TEŞEKKÜR (ACKNOWLEDGEMENT)

Bu çalışma, Marmara Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsünde tamamlanan Yüksek Lisans Tezinden üretilmiştir. Yazarlar Fenbilimleri Enstitüsü ile Elektrik Eğitimi ABD yöneticisi ve çalışanlarına teşekkürü borç bilirler.

KAYNAKLAR (REFERENCES)

1. Güneği, O. O., "Elektrik Enerjisinde Yeni Dönem", *DPT Planlama Dergisi*, Özel Sayı, Ankara, Türkiye, 2002.

2. Jang, J.S.R., "ANFIS Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference Systems," *Man, And Cybernetics, Vol. 23, No. 3*, May, 665-685 1993.

3. Hamzaçebi, C., Kutay, F., "Yapay Sinir Ağları İle Türkiye Elektrik Enerjisi Tüketiminin 2010 Yılına Kadar Tahmini", *Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi,* Endüstri Mühendisliği Bölümü, Gazi Üniversitesi, Ankara, 227-233, 2004.

4. Jang, J.S.R., Sun, C.T. and Mizutani, E., " Neuro-Fuzzy and Soft Computing A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence", Prentice Hall, New Jersey, USA, 1997.

5. Taş, Ü., "Fizyolojik Sistemlerin Yapay Zekâ Teknikleri Kullanılarak Modellenmesi Ve Kontrolü İçin Eğitim Amaçlı Bir Simülatör Tasarımı", Doktora Tezi, Marmara Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul, Türkiye, 10-13, 2009.

6. Demirel, Ö., "ANFIS ve ARMA Modelleri İle Elektrik Enerjisi Yük Tahmini", *Yüksek Lisans Tezi*, Marmara Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul, Türkiye, 2009.

7. Türkiye Elektrik İletim Anonim Şirketi Resmi internet sitesi, Türkiye Elektrik Üretim-İletim İstatistikleri, http://www.teias.gov.tr/ist2007/index.htm (13.02.2009).