

MERMER KESME İŞLEMİNDE KESİM SÜRESİNİN YAPAY SİNİR AĞI TABANLI MODELLENMESİ

Uğur Güvenç*, Mustafa Dursun, Hasan Çimen

Özet

Doğrusal olmayan bir yapıya sahip olan mermer kesim süresi testere devir sayısına, vagon ilerleme hızına ve zamana karşılık kesim miktarına bağlı olarak değişmektedir. Bu değişkenlere bağlı olarak daha önce laboratuvar ortamında yapılmış olan deneylerden elde edilen verilerin matematiksel olarak modellenmesi oldukça zordur. Bu çalışmada, mermer kesme işleminin bitiş süresine yönelik yapay sinir ağı (YSA) tabanlı bir modelleme işlemi gerçekleştirilmiştir. Eğitim esnasında deney verilerinin %90'ı verilmiş olup %10'u test amaçlı kullanılmıştır. Elde edilen sonuçlara göre, gerçekleştirilen modellemenin uygulanabilir olduğu görülmüştür.

Anahtar Kelimeler: YSA, İlerleme Hızı, Testere Devir Sayısı.

ARTIFICIAL NEURAL NETWORK BASED MODELING OF CUTTING TIME IN THE MARBLE CUTTING PROCESS

Abstract

The marble cutting time which has a nonlinear structure changes depending on speed of circular saw rotation, forward speed and amount of cutting against time. Depending on this variables before mathematical modeling of the data obtained from experiments made in laboratory environment are very difficult. In this study, intended to the completion time of marble cutting operation, based artificial neural network (ANN) modeling process were performed. 90% of the experimental data was given during training and 10% were used for testing purposes. According to the results obtained, performed the modelling was seen as applicable.

Keywords: ANN, Forward Speed, Speed of Circular Saw Rotation.

1. Giriş

Mermer işleme tesislerinde verimli bir biçimde işlemlerin sürdürülmesi için mevcut makinelerin bilinçli ve verimli kullanımları gerekmektedir. Bu verimli kullanım mevcut mermer işleme tesislerinin hem zaman kaybını azaltacak hem de üretim maliyetlerini düşürecektir (Bayram, Kulaksız ve Özçelik 2003). Mermer kesme makinesinde kesim işlemi yaparken kesme hızı, kesme derinliği, testere dönüş hızı, mermerin cinsi, boyu, su miktarı, kontrol yöntemi gibi birçok parametre vardır. Bunları en optimum şekilde ayarlamak gerekmektedir (Büyüksağış, 1998). Bu parametrelerin ayarlanması kesim süresine büyük oranda etki etmektedir.

* Düzce Üniversitesi, Teknik Eğitim Fakültesi, Elektrik Eğitimi Bölümü, Düzce.
E-posta: ugurguenc@duzce.edu.tr

Mermer kesme ve işleme sektöründe YSA ve bulanık mantık gibi çeşitli yöntemler kullanılmıştır. Bunlardan bazıları, mermerin sertliği, kesme hızı ve testere dönüş hızı verilerine göre mermer kesme işleminde enerji optimizasyonu için önemli bir parametre olan spesifik enerji faktörünün tahmin edildiği bir çalışmada ANFIS (Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System) ve YSA metodu karşılaştırılmıştır. Yapılan tahmin işlemlerinin doğruluğu daha önce yapılan deney sonuçları ile test edilerek YSA ile daha iyi sonuçlar elde edildiği görülmüştür (Caner ve Akarslan, 2009). Dairesel testereli bir mermer makinesinde gri granitin kesimi için farklı çalışma koşullarında kesme kuvvetleri ve enerjisinin değişimi incelenerek kuvvet ve kesim gücü ölçümlerini bilgisayar ortamına aktarılmış ve verileri işlemek için Matlab yazılımı kullanılmıştır (Xu, Li ve Malkin, 2001). Çeşitli yük ve hız durumlarında indüksiyon motor / sürücü işleminin verimini artırmak için bulanık tabanlı bir enerji optimizasyon kontrol edici incelendiği bir çalışmada enerji optimize edici, verimli optimize işlemi süresince sabit motor hızını korumak için motor mil devrini kontrol eden hız kontrol edicilerinden oluşan bulanık mantık tabanlı algılayıcılar kullanılmıştır. Verimli kazançlar elde etmek için kontrol edicilerle deneysel bir test sisteminde, değişik güçte seçilen motorlarla deneyler yapılmış sonuçta %12 den yüksek verimli kazançlar elde edilmiştir (Spiegel, Turner ve McCormick, 2003).

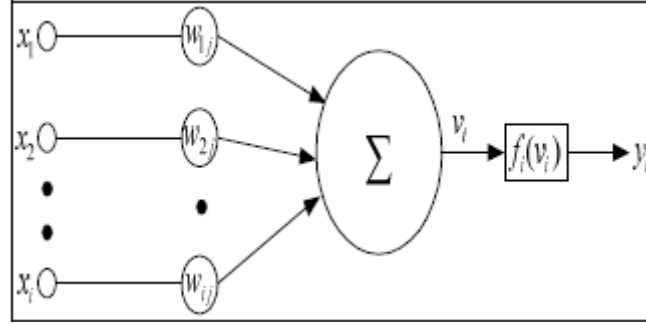
Mermer sanayinde verilen siparişe göre işlemin bitme süresi oldukça önemlidir. Kesim süresinin düşürülmesi hem enerji yönünden hem de daha fazla işin yapılabilmesi açısından çok büyük bir etkidir. Kesim süresinin önceden bilinmesi bize işlem sırasının yapılabilme olanağını tanıyacaktır. Bu sayede daha kısa bir sürede daha verimli bir çalışma sağlanacaktır. Ancak kesim süresinin daha detaylı belirlenebilmesi için sistemin tamamen modellenmesi gerekmektedir. Doğrusal olmayan bir yapıya sahip olan bu sistemin matematiksel olarak modellenmesi çok zordur. Bundan dolayı, doğrusal olmayan sistemlerin modellenmesinde kullanılan YSA tercih edilmiştir. YSA'nın eğitimi esnasında deney verilerinin %90'ı verilmiş olup %10'u test amaçlı kullanılmıştır. Literatürde kesim süresinin belirlenmesine yönelik bir uygulamanın daha önce yapılmayışı da bu çalışmanın yapılmasının tercih sebeplerinden biri olmuştur.

2. YSA

Yapay sinir ağları (YSA), insan beyninin çalışma mekanizmasını taklit ederek beyin öğrenme, hatırlama, genelleme yapma yolu ile yeni bilgiler türetebilme gibi temel işlevlerini gerçekleştirmek üzere geliştirilen mantıksal yazılımlardır. Günümüzde yapay sinir ağları (YSA); fizik, matematik, elektrik, elektronik ve bilgisayar mühendisliği gibi farklı bilim dallarında farklı uygulamalarda kullanılmaktadır. YSA'nın pratikte kullanımı, genelde değişik formlarda ve yapılarda bulunan sistemleri hızlı bir biçimde sınıflandırma, verileri tahmin etme ve kontrol üzerinedir. Aslında mühendislik uygulamalarında YSA'nın geniş çaplı kullanımının en önemli nedeni, klasik yöntemlerle çözümü zor olan problemlere daha kolay çözüm getirmesidir. YSA, geniş bir alana yayılmış bilim ve mühendislik problemlerinin çözümü için matematiksel modeller kullanmak yerine gözleme dayalı veya deneyler sonucu elde edilen verilere dayanan benzetimler kullanır (İnan, 1999).

Genel olarak bir giriş katmanı, bir ya da birkaç gizli katman ve bir çıkış katmanı olmak üzere üç katmandan oluşur. Her bir katman, nöron ya da düğüm diye adlandırılan birbirine bağlı belli sayıda elemanlara sahiptir. Nöronların her biri bağlantı ağırlıkları ile eşlik eden iletişim linkleri aracılığıyla diğerine bağlıdır. Sinyaller bağlantı ağırlıkları üzerinden nöronlar boyunca geçerler. Her bir nöron diğer nöronlardan bağlantı ağırlıkları oranında çoklu girişler alır ve

belki diğer nöronlar tarafından da üretilebilen bir çıkış sinyali üretir (Öztemel, 1992; Kurt, vd., 2007). Şekil 1’de sinir ağlarında kullanılan genel bir sinir modeli verilmiştir.



Şekil 1. Yapay bir sinir (Güvenç, 2007)

Girişler, çevreden aldığı bilgiyi sinire getirir. Ağırlıklar, yapay sinir tarafından alınan girişlerin sinir üzerindeki etkisini belirleyen uygun katsayılardır. Toplama işlevi, sinirde her bir ağırlığın ait olduğu girişlerle çarpımının toplamlarını etkinlik işlevine gönderir (Güvenç, 2007).

$$v_i(t) = \sum_{j=1}^n w_{ij} \cdot x_j(t) + \theta_j \quad (1)$$

Toplama işlevinin sonucu, etkinlik işlevinden geçirilip çıkışa iletilir. Sonuç olarak nöron çıkışının denklemi ise aktivasyon fonksiyonunun değerine göre,

$$y_i = f(v_i) \quad (2)$$

olur. Bir yapay sinirin öğrenme yeteneği, seçilen öğrenme algoritması içerisinde ağırlıkların uygun bir şekilde ayarlanmasına bağlıdır. Öğrenme yöntemi, bütün işleme elemanlarının anlık hatalarını en aza indirmeye çalışır (Güvenç, 2007).

Test edilen hata, arzu edilen tolerans değerine ulaştığında ağ eğitme işlemi durdurulur (Kalogirou, 2001; Yang, vd., 2003). Geriye yayılma (BP) algoritması en popüler ve geniş alanda kullanılan algoritmadır. BP, ileri besleme ve geri yayılma işlemleri olmak üzere iki fazdan oluşur. İleri besleme esnasında, giriş katmanından çıkış katmanına kadar işleme tabi tutulan bilgiler üretilir. Geriye yayılma durumunda ise ileri besleme işleminden elde edilen ağ çıkış değeri ve istenen çıkış değeri arasındaki fark arzu edilen fark toleransı ile karşılaştırılır ve çıkış katmanındaki hata hesaplanır. Bu elde edilen hata giriş katmanındaki bağlantıları güncellemek için geriye doğru yayılır (Kalogirou, 2001; Nasr, Badr, 2003).

BP eğitim algoritması bir rampa iniş algoritmasıdır. BP algoritması, rampası boyunca ağırlıkları değiştirmek suretiyle toplam hatayı küçülterek ağın performansını iyileştirmek için çalışır. Test edilen karesel hatalar ortalaması (MSE) değerleri azalmayı durdurulduğu ve aşırı eğitimin bir işareti olan artış başlatıldığı zaman eğitim durdurulur. (Kalogirou, 2001; Nasr, Badr, 2003).

$$MSE\% = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (d_i - O_i)^2 \quad (3)$$

Burada d_i hedeflenen veya gerçek değer, O_i ağ çıkış veya tahmin edilen değer, n çıkış verileri sayısıdır (Saritas, 2008).

3. Kesim Süresinin Modellenmesi

Bu çalışmada; Şekil 2’de gözüken laboratuvar ortamındaki mermer kesme makinesi üzerinde yapılan kesme deneyleri sonucu elde edilen verilerle ileri beslemeli geri yayımlı danışmanlı bir öğrenme yöntemi kullanılmıştır. Vagon ilerleme hızı, testere devir sayısı ve kesim anında testerenin mermerin kaç cm’lik bölümünü kestiği verileri giriş olarak, bitiş süresi verisi ise çıkış olarak YSA’ya verilmiştir.



Şekil 2. Mermer Kesme Makinesi (Çınar, 2007).

YSA uygulamalarında, en uygun sayıdaki katman ve katmanlardaki sinir sayısını bulmak için her hangi bir kural yoktur. Genellikle sistemin karmaşıklığı, gizli katmanların ve gizli katmanlardaki sinirlerin sayısının artmasıyla giderilir. Çalışmanın başında sinir ağı üç giriş katmanı, bir gizli katman ve bir çıkış katmanı olarak üç katmanlı seçilmiştir. Deneme ve yanılma yoluyla bu sistem için en uygun ağ yapısının üç giriş katmanı, iki gizli katman ve bir çıkış katmanı olduğu anlaşılmıştır. Sırasıyla her bir katmandaki düğüm sayıları ise üç, dokuz, dokuz ve bir olarak yeterli bulunmuştur. YSA’nın eğitilmesi için C Builder tabanlı bir paket program kullanılmıştır. Bu çalışmada kullanılan ağ yapısı Şekil 3’de görülmektedir.

Giriş Düğüm Sayısı Çıkış Düğüm Sayısı

3 1

Gizli Katman Sayısı

2

Oluştur

1. Gizli Katman Düğüm Sayısı 2. Gizli Katman Düğüm Sayısı

9 9

EĞİTİME GEÇ

Şekil 3. Ağ yapısı

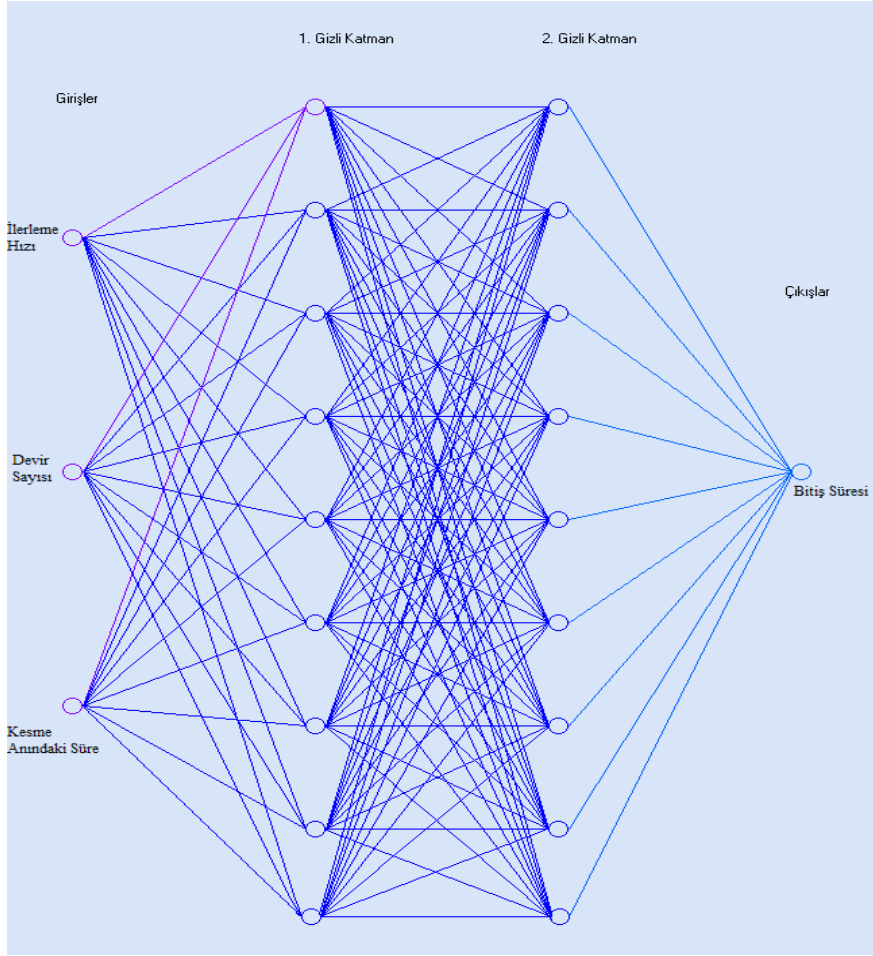
Sistemin ağ yapısı belirlendikten sonra eğitimde kullanılacak öğrenme katsayısı, momentum katsayılarının belirlenmesi ve veri örnek sayısının girilmesi ile ağ eğitime başlar.

Şekil 4'te ağ yapısında kullanılan giriş katman sayısı, çıkış katman sayısı, gizli katmalardaki sinir sayıları ve uygulamada eğitilecek olan eğitim veri örnek sayısı, momentum ve öğrenme katsayılarının değerleri görülmektedir. Momentum ve öğrenme katsayıları ağın ezberlenmesinden kaçınılacak şekilde geçmiş deneyimlerden faydalanılarak belirlenmiştir.

Giriş Sayısı	3
Çıkış Sayısı	1
1. Gizli Katman Düğüm Sayısı	9
2. Gizli Katman Düğüm Sayısı	9
Veri Örnek Sayısı	495
Momentum Katsayısı	0.0025
Öğrenme Katsayısı	0.0025

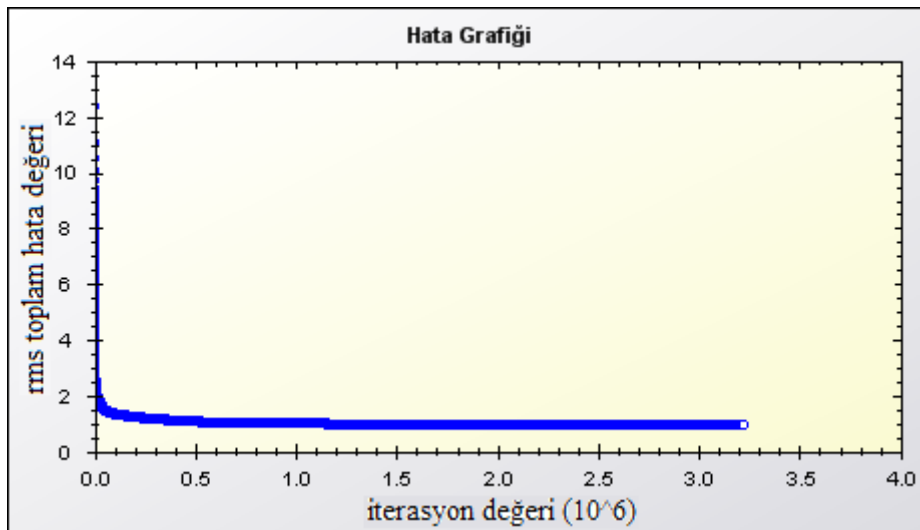
Şekil 4. Eğitim için girilen veriler

Şekil 5'te Borland C++ Builder 5.0 programında (Güvenç, Biroğul ve Sönmez 2007) hazırlanmış olan paket programın tasarlanan sistem için geliştirilmiş ağ yapısının çizimi görülmektedir.



Şekil 5. YSA Modeli

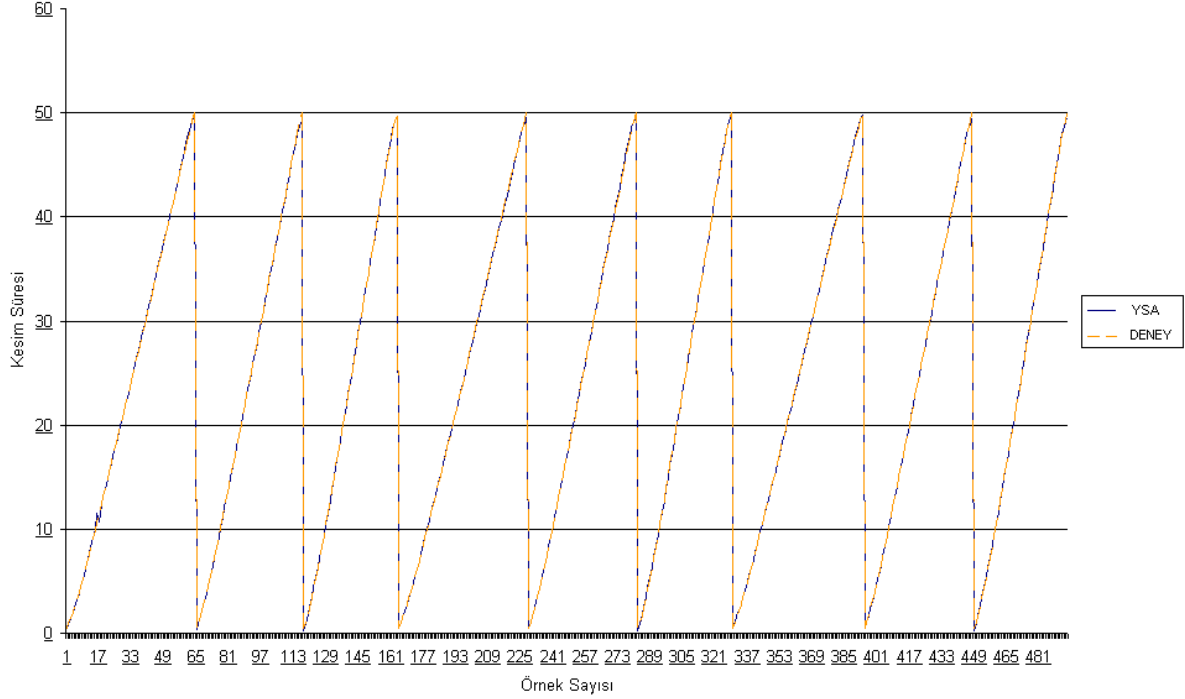
Şekil 6'da iterasyon sayısına karşılık hata grafiği görülmektedir. Eğitim işlemi başladığındaki ilk iterasyonda hata değeri 13,76 değerinden başlamış olup 3250000 iterasyon sonra eğitime durdurulmuştur. Son iterasyondaki hata değeri 0,79 olmuştur. Bu çalışma için bu hata değeri uygun görülmüş olup eğitime işlemi tamamlanmıştır.



Şekil 6. Hata grafiği

4. Sonuçlar ve Değerlendirme

YSA tabanlı tahmin modelinin başarımını görmek için deneysel düzenden alınan veri eğrileri ile YSA eğitim sonrası elde edilen eğrilerin karşılaştırılması Şekil 7’de görülmektedir.



Şekil 7. Deneysel veriler ile YSA verilerinin karşılaştırılması

Tasarlanan bu YSA modeliyle, mermer kesme makinelerinde kesim işleminin bitiş süresinin tahmin edilmesi amaçlanmıştır. YSA tabanlı tahmin modelinin başarımını görmek için deneysel düzenden alınmış veri eğrileri ile YSA eğitim sonrası elde edilen eğriler karşılaştırılmıştır. Deneylerden elde edilen 550 verinin 495’i eğitim için kullanılmıştır. Geriye kalan 55 veriyi ise test verimiz olarak YSA’ya sunduğumuzda gerçek değerler ile tahmin değerlerinin birbirine çok yakın çıktığı Şekil 7’de görülmektedir. Tablo1’de ise verilen örnek sayısına karşılık mermerin kaç cm’lik bölümünün kesildiğini gösterir gerçek değerler ile YSA değerleri verilmiştir. Sonuçların birbirine ne kadar yakın çıktığı bu işin yapılabilirliği bakımından bize bir fikir sağlamaktadır. Bu uygulama 50 cm uzunluğunda Uşak yeşil mermeri için yapılmıştır. Birçok mermer türü için kesim işlemi yapıp elde edilen veriler YSA’da işlendiğinde daha uzun mermerlerin ne kadar sürede kesilebileceğine dair elimizde bir katalog sağlanmış olacaktır. Bu sistem gerçek hayata geçirildiğinde işin bitiş süresi daha önceden bilindiğinden belirli bir işlem sırasının yapılması mümkün olacaktır. Bu sayede işletmeler zaman ve maliyet açısından büyük faydalar sağlayacaktır.

Tablo 1. Deneyden ölçülen değerler ile YSA değerleri

	Gerçek Değ.	YSA		Gerçek Değ.	YSA		Gerçek Değ.	YSA		Gerçek Değ.	YSA
1	0,421023	0,435473	15	9,93655	9,883369	29	21,12099	21,13574	43	32,70322	32,69683
2	0,887315	0,890044	16	10,73585	10,72128	30	21,93078	21,94343	44	33,53823	33,52498
3	1,398831	1,404615	17	11,53557	11,5292	31	22,74377	22,75103	45	34,37122	34,36233
4	1,95375	1,962744	18	12,33476	12,3227	32	23,56003	23,56486	46	35,20156	35,19391
5	2,549582	2,554447	19	13,13289	13,12882	33	24,37955	24,38852	47	36,02876	35,92177
6	3,183232	3,197733	20	13,92986	13,93671	34	25,20226	25,19204	48	36,85254	36,84671
7	3,851099	3,864937	21	14,72587	14,73244	35	26,02803	25,99183	49	37,67293	37,66883

8	4,549199	4,558707	22	15,52135	15,53034	36	26,85665	26,86161	50	38,49042	38,4831
9	5,273309	5,270603	23	16,31682	16,32197	37	27,68784	27,67189	51	39,30615	39,2955
10	6,01913	6,007776	24	17,11291	17,1239	38	28,52123	28,51028	52	40,12212	40,11891
11	6,782437	6,776147	25	17,91019	17,92728	39	29,35637	29,3433	53	40,9414	40,9542
12	7,559233	7,541771	26	18,70922	18,71466	40	30,19276	30,18543	54	41,7683	41,77878
13	8,345881	8,333462	27	19,51046	19,5289	41	31,02979	30,03107	55	42,60832	42,61632
14	9,139202	9,090045	28	20,31429	20,32333	42	31,86684	31,85775			

6.Kaynaklar

Bayram, F., Kulaksız, S. ve Özçelik, Y. (2003). Katraklarda Mermerlerin Fiziki-Mekanik Özelliklerinin ve Kesim Hızının Elmas Soketlerdeki Aşınmalara Etkisi. Türkiye IV. Mermer Sempozyumu (Mersem 2003) Bildiriler Kitabı, 18-19 Aralık, Ankara.

Büyüksağış, I., S. (1998). Dairesel Testereleli Blok Kesme Makinelerinde Mermerlerin Kesilebilirlik Analizleri. Osmangazi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Doktora tezi, Eskişehir.

Caner, M., ve Akarlan, E. (2009). Mermer kesme işleminde spesifik enerji faktörünün ANFIS ve YSA yöntemleri ile tahmini. Pamukkale Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi, 15 (2) 233-239.

Çınar, S., M. (2007). Mermer Kesme Makinelerinde Elektrik Enerjisi Tüketimi Optimizasyonu. AKÜ., Fen Bil.Ens. Yük.Lis.Tezi, Afyonkarahisar.

Güvenç, U. (2007). Anahtarlamalı Relüktans Motor Manyetik Akısının Yapay Sinir Ağı Tabanlı Modellenmesi. Akademik Bilişim'07- IX. Akademik Bilişim Konferansı Bildirileri, Dumlupınar Üniversitesi, Kütahya.

İnan, A. (1999). Yapay Sinir Ağlarının Güç Sistemlerinde Kullanım Alanları. Kaynak Elektrik, Sayı 119, 104-114,

Kalogirou, S., A. (2001). Artificial neural networks in the renewable energy systems applications. A review, Renewable and Sustainable Energy Reviews, , vol. 5, pp. 373–401.

Kurt, H., Atik, K., Özkaymak, M. And Binark, A. K. (2007). The artificial neural networks approach for evaluation of temperature and density profiles of salt gradient solar pond. Journal of the Energy Institute, , 80 (1), pp.46–51.

Nasr, G., E. and Badr, C., J. (2003). Back-propagation neural networks for modeling gasoline consumption. Energy Conversion and Management, 44 (6), 893–905.

Öztemel E. (1992). Integrating expert systems and neural networks for intelligent on-line statistical process control. School of Electrical, Electronic and Systems Engineering, University of Wales, PhD thesis. Cardiff, December p. 1–38.

Saritas, İ. (2008). The Design of Magnetic Filter for Cleaning Industrial Liquids and Adaptive Control of Filter by Artificial Intelligence Methods. Selcuk University Institute of the Natural and Applied Sciences, Phd Thesis.

Spiegel, R.J., Turner, M.W., McCormick, V.E. (2003). Fuzzy-logic-based Controllers for Efficiency Optimization of Evirici-fed Induction Motor Drivers. Elsevier, Fuzzy Sets and Systems 137, pp.387-401.

Xu, X. P., Li, Y. Malkin, S. (2001). Forces and Energy in Circular Sawing and Grinding of Granite. Journal of Manufacturing Science and Engineering, Feb., Vol.123, pp.13-22.

Yang, I. H., Yeo, M., S. and Kim, K., W. (2003). Application of artificial neural network to predict the optimal start time for heating system in building. Energy Conversion and Management, vol. 44(17), pp.2791-2809.

U. Güvenç, S. Biroğul, ve Y. Sönmez., (2007). Yapay Sinir Ağları Eğitim Seti. The Proceedings of 7th International Educational Technology Conference, 3-5 May, Turkish Republic of Northern Cyprus.