



Kızılçam (*Pinus brutia* Ten.) Kerestesinde Elastikiyet Modülünün Doğrusal Modelleme ve Yapay Sinir Ağları İle Tahmini

Ergün GÜNTEKİN*¹, Yavuz CENGİZ², Turgay AYDOĞAN³, Tuğba YILMAZ AYDIN¹, İ. Halil ÖZDAMAR¹

¹Süleyman Demirel Üniversitesi, Orman Fakültesi, Orman Endüstri Mühendisliği, 32200, Isparta

²SDÜ Mühendislik Fakültesi, Elektronik-Haberleşme Mühendisliği Bölümü, 32260 Isparta

³SDÜ Rektörlük, 32260 Isparta

(Alınış Tarihi: 11.11.2013, Kabul Tarihi: 13.06.2014)

Anahtar Kelimeler

Kızılçam kereste
Elastikiyet modülü
Doğrusal modelleme
Yapay sinir ağları.

Özet: Bu çalışmada Kızılçam kerestesinde elastikiyet modülü (EM) doğrusal modelleme ve yapay sinir ağları (YSA) metotları kullanılarak tahmin edilmiştir. Kereste örnekleri Türkiye'nin güneyinden 30-80 yaşlarında kesilen kızılçam ağaçlarından elde edilmiştir. 3 metre boyunda 38 x 89 mm enine kesitteki kerestelerin doğal frekans değerleri stres dalga aygıtıyla belirlenmiştir. Doğrusal modelleme ve YSA kereste ve tomruklardan elde edilen bazı fiziksel ölçümler ile doğal frekans kullanılarak farklı optimizasyon teknikleri ile değerlendirilmiştir. Kerestelerin (EM) değerleri aynı zamanda laboratuvar ortamında 3-nokta eğilme testi ile belirlenmiştir. Doğrusal modelleme ve YSA kullanılarak tahmin edilen EM ile ölçülen EM değerleri arasında bulunan regresyon katsayıları sırasıyla 0.87 ve 0.91'dir. Geliştirilen YSA modelleri arasında görsel sınıf, yoğunluk, kereste genişliği, yıllık halka genişliği, rutubet miktarı ve doğal frekansı kullanan model en yüksek regresyon katsayısını vermiştir. Çalışma sonuçlarına göre farklı tomruklardan elde edilen kerestelerde EM doğrusal modelleme ve YSA kullanılarak yüksek hassasiyette tahmin edebilir.

Prediction of Elasticity for Turkish Red Pine (*Pinus Brutia* Ten.) Lumber Using Linear Modeling and Artificial Neural Networks (ANN)

Keywords

Red Pine lumber
Elasticity
Linear modeling
Artificial neural networks.

Abstract: In this study, elasticity of Turkish Red Pine (*Pinus brutia* Ten.) lumbers was predicted using linear modeling and artificial neural networks (ANN). The lumber samples represent 30-80 years old red pine trees harvested from a south west site in Turkey. Natural frequency values of lumbers in 38 mm x 89 mm in cross section and 3 meters in length were measured by stress wave device. Linear modeling and ANN were evaluated by employing several optimization techniques using some physical measurements from the logs and lumbers. Static elasticity values of the lumbers were determined using three point bending tests. Coefficients of determination between measured and predicted MOE's for linear modeling and ANN were 0.87 and 0.91, respectively. Among the ANN models studied the model which uses visual classes, density, width, annual ring width, moisture content, and natural frequency as inputs gave the highest coefficient of determination of 0.91. The results show that linear modeling and ANN can provide accurate elasticity prediction for Turkish Red Pine lumber coming from different logs.

1. Giriş

Ahşabın mekanik özelliklerinin çoğu ile EM arasında pozitif doğrusal bir ilişki olduğu için direnç özellikleri EM kullanılarak tahmin edilebilmektedir. EM statik veya tahribatsız yöntemler kullanılarak tahmin edilebilmektedir.

Tahribatsız yöntemlerin ahşap üzerinde uygulanması özellikle mekanik sınıflandırma işleminde ilgi çekmektedir. Literatürde EM'nün bulunması ve eğilme direnci ile arasındaki ilişkinin belirlenmesi ile ilgili çalışma sayısı oldukça fazladır. Yapılan çalışmalarda statik ve dinamik EM değerleri arasında

* İlgili yazar: ergunguntekin@sdu.edu.tr

yüksek korelasyon katsayılarının bulunduğu görülmüştür (Divos ve Tanaka, 2005). Vibrasyon ve ultrasonik dalga hızları EM'nün belirlenmesinde önemli özelliklerdir. Ultrasonik dalga hızı pratik olduğu için diğer tekniklere göre daha avantajlıdır (Esteban vd., 2009).

Son yirmi yılda stres dalga esaslı tahribatsız muayene yönteminin oldukça sık araştırıldığı ve ahşap esaslı malzemelerde mekanik özelliklerin tahmininde umut verici bir yöntem olduğu görülmektedir. Stres dalga esaslı tahribatsız muayene yöntemleri dikili haldeki ağaçlarda kusurların tespitinde (Wang vd., 2004), küçük çaplı tomruklarda (Wang vd., 2001), LVL (Ross vd., 1998), tabakalı kerestede (Yang vd., 2008) ve ahşap esaslı kompozit malzemelerde (Han vd., 2005) mekanik özelliklerinin belirlenmesinde başarıyla kullanılmıştır. Tarihi ahşap yapı elemanlarının muayenesinde de kullanıldığı görülmektedir (Clausen vd., 2001).

YSA esaslı farklı modelleme metotları birçok araştırmacı tarafından farklı mühendislik uygulamalarında popüler bir metot olarak kullanılmaktadır. YSA, basit biyolojik sinir sisteminin çalışma şeklini simule etmek için tasarlanan programlardır (Yurtoğlu, 2006). Simule edilen sinir hücreleri nöronlar içerirler ve bu nöronlar çeşitli şekillerde birbirlerine bağlanarak ağı oluştururlar. Bu ağlar öğrenme, hafızaya alma ve veriler arasındaki ilişkiyi ortaya çıkarma kapasitesine sahiptirler. Diğer bir ifadeyle, YSA, normalde bir insanın düşünme ve gözlemlemeye yönelik doğal yeteneklerini gerektiren problemlere çözüm üretmektedir. Bir insanın, düşünme ve gözlemeleme yeteneği gerektiren problemlere yönelik çözümler üretebilmesinin temel sebebi ise insan beyninin sahip olduğu yaşayarak veya deneyerek öğrenme yeteneğidir (Sağiroğlu vd, 2003). Bu yüzden YSA mühendislik uygulamalarında çok faydalı bir araç olabilmektedir (Topçu ve Sarıdemir, 2008). YSA özellikle regresyon katsayılarının düşük olduğu veri modellemelerinde çok güçlü bir araçtır (Esteban vd., 2009).

Yapay sinir ağları (YSA) uçak, otomobil, elektronik, üretim, robotik, haberleşme, inşaat vb. birçok mühendislik alanlarında karmaşık işlemlerin modellenmesi için uygulanmaktadır. Son zamanlarda malzeme biliminde oldukça yoğun bir ilgi görmüştür. Ayrıca odun gibi doğrusal olmayan davranış gösteren lastiğin mekanik özelliklerinin tahmin edilmesi (Vijayabaskar vd.,2006), bazı kompozit malzemelerin özelliklerinin tahmin edilmesi (Tho vd., 2004; Seyhan vd., 2005; Altınkok, 2006) ve betonun basma direncinin tahmin edilmesinde (Lee, 2003; Hola ve Schabowicz, 2005; Budak ve Can, 2008; Demir, 2008; Noorzai vd., 2007; Topcu ve Sarıdemir, 2008) başarıyla kullanılmıştır.

Son yıllarda YSA ahşapta bazı fiziksel özelliklerin tahmininde önem kazanmaya başlamıştır. Pham vd. (2006) kerestede kusurların bulunmasında,

Avramidis ve Iliadis (2005a, 2005b) ahşapta ısı iletkenliği ve sorpsiyon eğrilerinin, Mansfield vd. (2007) Batı Melezi odununda eğilme özelliklerinin, Avramidis ve Wu (2006) rutubet akışının büyüklüğü ve yönünün, Samarasinghe vd. (2007) ahşapta sertliğin tahmininde, Fernandez vd. (2008) yongalevhanın mekanik özelliklerinin tahmininde, Özşahin (2012) OSB'nin su alma ve kalınlığına şişme özelliklerinin modellenmesinde YSA'nı kullanmıştır. Ultrasonik yöntemin elastikiyet modülünü tahmindeki etkinliği ise ANN kullanılarak geliştirilmiştir (Esteban vd., 2009). Yapılan çalışmalar YSA'nın istatistiksel modellere göre daha yüksek tahmin özelliklerinin olduğunu göstermiştir. Bu çalışmanın amacı Kızılcım kerestesinde EM'nü doğrusal istatistik ve YSA modelleri kullanarak tahmin etmektir.

2. Malzeme ve Yöntem

Toplam 788 adet kereste örneği Türkiye'nin Burdur ili Bucak ilçesi Pamucak Orman İşletme Bölgesi'nden 3 farklı sınıf (1, 2 ve 3) ve 23-57 cm arasındaki tomruklardan elde edilmişlerdir. Tomruklar TS EN 1927-2 (2009) standardına göre sınıflandırılmıştır. Enine kesit ölçüleri 38 x 89 mm ve uzunluğu 3 metre olan keresteler TS EN 1611-1 (2002) standardına referans alınarak görünüş özelliklerine göre sınıflandırılmıştır. Öncelikle örneklerin yoğunlukları hesaplanmış daha sonrada bir rutubet ölçer yardımıyla rutubet miktarları belirlenmiştir. Ortalama yıllık halka genişlikleri bir kumpas yardımıyla ölçülmüştür. Doğal frekans değerleri MTG Timber Grader cihazı kullanılarak elde edilmiştir. Bu cihazın ölçüm prensibi ses dalga hızının ölçümüne dayanır (Rozema, 2007). Kerestelerin statik EM değerleri ise üç nokta eğilme testleri ile aşağıdaki formül yardımıyla hesaplanmıştır:

$$EM = \frac{PL^3}{48I\delta} \quad (1)$$

EM= Statik elastikiyet modülü (N / mm²)

P = Elastik bölgeden elde edilen iki yük değeri arasındaki fark (N).

L = Destek noktaları arasındaki uzaklık (mm)

δ= Elastik bölgedeki yüklemeye karşılık gelen deformasyon değerleri arasındaki fark (mm).

I = Atalet momenti (mm⁴)

Statik EM değerlerini tahmin etmek için geriye doğru seçim (backward selection) esasına dayalı doğrusal regresyon tekniği kullanılarak model oluşturulmuştur. Model oluşturmada kullanılan parametreler sırasıyla; tomruk sınıfı, tomruk çapı, kereste görünüş sınıfı, kereste enine kesit ölçüleri, rutubet, yoğunluk, yıllık halka genişliği ve doğal frekanstır.

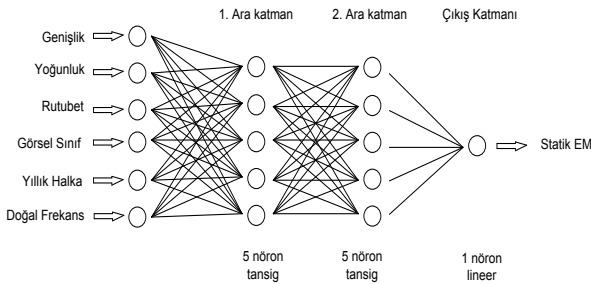
Çalışmada kereste EM'nün tahmini için üç adet gizli katmana sahip "Çok Katmanlı Perceptron" - (Multi-Layered Perceptron: MLP) yapısı kullanılmıştır. Üç

adet gizli katmanda sırası ile 6, 5 ve 5 adet sinir hücresi (nöron) kullanılmıştır. Ağın eğitilmesi Levenberg-Marquardt geriye yayılım algoritması ile gerçekleştirilmiştir. Yapay sinir ağına giriş olarak kereste genişliği, yoğunluk, rutubet, kereste görsel sınıfı, yıllık halka genişliği ve doğal frekans olmak üzere altı adet değişken uygulanmış (Şekil 1) buna karşın statik EM değeri tahmin edilmeye çalışılmıştır.

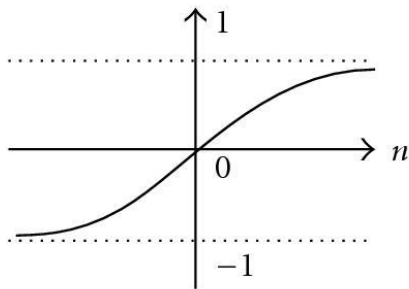
Ağ için seçilen eğitim yöntemi, eğitimci öğrenme metodudur. Ağın eğitimi amacıyla verilerin yarısı eğitime diğer yarısı da test için ayrılmıştır. Ağda öğrenme oranı 0.9 alınırken eğitim için 100000 iterasyon kullanılmıştır. Aktivasyon fonksiyonu olarak ara katmanlarda hiperbolik tanjant sigmoid (hiperbolik tangent sigmoid), çıkış katmanında ise lineer fonksiyonu tercih edilmiştir. Tanjant hiperbolik fonksiyonu, sigmoid fonksiyonuna benzer bir fonksiyondur. Sigmoid fonksiyonunda çıkış değerleri 0 ile 1 arasında değişirken hiperbolik tanjant fonksiyonunun çıkış değerleri -1 ile 1 arasında değişmektedir. Matematiksel ifadesi aşağıdaki gibidir:

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

Tanjant hiperbolik fonksiyonunun grafiksel gösterimi Şekil 2'deki gibidir.



Şekil 1. Çalışmada kullanılan ağ yapısı



Şekil 2. Tanjant hiperbolik fonksiyonunun grafiksel gösterimi

3. Bulgular ve Tartışma

Tablo 1'de çalışmada test edilen toplam 788 adet kerestenin bazı fiziksel özelliklerinin ortalama değerleri gösterilmiştir. Çalışmada kullanılan kerestelerin yoğunluğu 0.38 ile 0.9 arasında değişmektedir, ortalama yoğunluk 0.54 g/cm³ ve

varyasyon katsayısı %13'tür. Kerestelerde rutubet miktarı %12 ile % 50 arasında değişmektedir, ortalama rutubet miktarı % 27 ve varyasyon katsayısı %11'dir. Görsel olarak sınıflandırılan kerestelerin 232 adedi 1. Sınıf, 336 adedi 2. Sınıf ve 220 adedi ise 3. Sınıftır. Tablo 2'de kerestelerin oransal dağılımları gösterilmiştir. Çalışma sonuçları görsel kalite sınıfı yüksek olan kerestelerde EM'nün de daha yüksek olduğunu göstermiştir.

Statik EM değerlerini tahmin etmek için uygulanan geriye doğru seçim (backward selection) esasına dayalı doğrusal regresyon tekniği kullanılarak aşağıdaki model oluşturulmuştur. Bu modelin EM'nü tahmin etmede regresyon katsayısı 0.87'dir (Şekil 3).

$$EM = -78.66 + (16135 * \text{yoğunluk}) - (140.94633 * \text{yükseklik}) - (30.35255 * \text{rutubet}) - (522.83769 * \text{görsel sınıf}) - (49.74032 * \text{yıllık halka genişliği}) + (7.42442 * \text{doğal frekans})$$

Tablo 1. Çalışmada kullanılan tomruk ve kerestelerin bazı fiziksel özellikleri

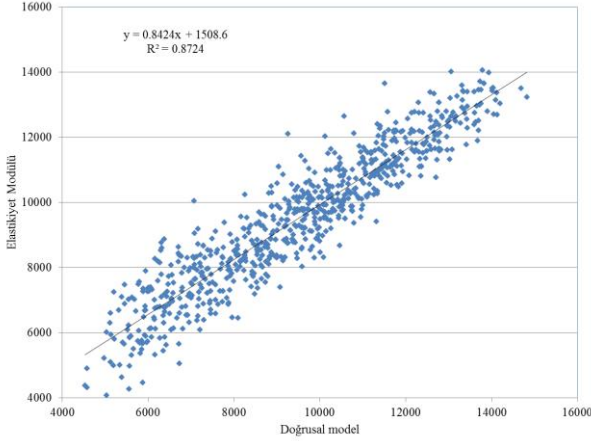
Tomruk Sınıfı	Tomruk Çapı (cm)	Örnek Adedi	Kereste Yoğunluğu g/cm ³	Kereste Rutubet miktarı (%)
1	20-30	48	0,53	27
1	30-40	51	0,58	28
1	40-50	48	0,50	26
1	>50	46	0,55	27
2	20-30	49	0,52	26
2	30-40	55	0,58	33
2	40-50	82	0,56	33
2	>50	93	0,58	30
3	20-30	40	0,56	18
3	30-40	94	0,54	36
3	40-50	69	0,62	19
3	>50	113	0,58	19

Tablo 2. Çalışmada kullanılan kerestelerin görsel sınıflandırma sonuçları ve ortalama EM değerleri

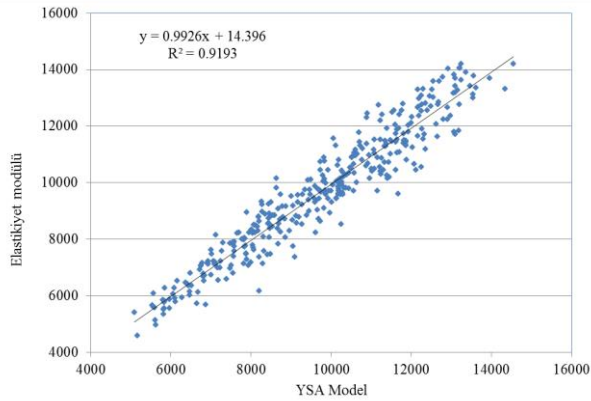
Sınıf	Ortalama EM	Örnek Adedi	%
I	11555	232	29,44
II	9974	336	42,64
III	8372	220	27,92

Yapılan çalışmada Şekil 1'deki ağ yapısı kullanılarak deneysel olarak elde edilmiş veriler ile alternatif bir tahmin yöntemi olan YSA yöntemi kullanılarak bir tahmin modeli geliştirilmiştir. Değişken olarak yoğunluk, rutubet miktarı, kereste genişliği, yıllık halka genişliği, görsel sınıf ve doğal frekans kullanan YSA modeli en yüksek R² değerini vermiştir. Geliştirilen model ile deney sonuçları arasındaki regresyon katsayısı test aşamasında % 91 bulunmuştur (Şekil 4). Çalışma sonuçları modelin güvenilirliği açısından değerlendirilirse tahmin

değerleri ile deneysel değerler arasındaki regresyon katsayısı kabul edilebilir düzeydedir. Bulunan regresyon katsayısı göknar (Esteban vd., 2009), melez (Mansfield vd., 2007) ve kavak (Mansfield vd., 2011) türlerinde mekanik özelliklerin tahmininde kullanılan YSA modellerinin regresyon katsayılarına yakındır.



Şekil 3. Doğrusal model kullanılarak EM tahmini



Şekil 4. YSA modeli ile EM tahmini

4. Sonuç

YSA'nın istatistiksel modellere üstünlüğü her türlü mühendislik malzemelerinin mekanik özelliklerinin tahmininde görülmektedir. YSA karmaşık işlem parametreleri arasındaki ilişkileri öğrenebilme yeteneği olduğu için birçok mekanik özelliğin modellenmesine uygundur. Ahşap en değişken yapı malzemesi ve özelliklerinin tahmini istatistiksel modellerle zor olmasına rağmen, YSA daha iyi bir tahmin özelliği göstermektedir. Çalışma sonuçları yoğunluk, doğal frekans, görsel sınıf, kereste yüksekliği vb. gibi fiziksel özellikler kullanılarak kızılçam kerestesinde EM'nün YSA kullanılarak tahmin edilebileceğini göstermektedir. YSA yoğunluk, rutubet gibi sayısal değerlerin yanında görsel sınıf gibi kategorik verileri de girdi olarak kabul etmektedir. EM'nün bulunması için zaman alan, malzeme harcanan, teknik personel gerektiren ve ekonomik yükü olan deneysel çalışmaların yerine

YSA gibi modelleme tekniklerinin kullanılması bu tür kayıpları daha aza indirebilmektedir.

Kaynaklar

Altınok, N., 2006. Use of artificial neural network for prediction of mechanical properties of a-Al₂O₃ particulate-reinforced al-si10mg alloy composites prepared by using stir casting process. *Journal of Composite Materials*, 40: 9, 779-796.

Avramidis, S., Iliadis, L., 2005(a). Predicting wood thermal conductivity using artificial neural networks. *Wood and Fiber Science*, 37(4), 682-690.

Avramidis, S., Iliadis L., 2005(b). Wood-Water sorption isotherm prediction with artificial neural networks: A preliminary study. *Holzforschung*, 59 (3), 336-341.

Avramidis, S., Wu, H., 2006. Artificial neural network and mathematical modeling comparative analysis of nonisothermal diffusion of moisture in wood. *Holz als Roh- und Werkstoff*, 65, 89-93.

Budak, A., Can, İ., 2008. Yapay sinir ağları ile tek eksenli bileşik eğilme altındaki betonarme kolon kesitlerinin donatı hesabı. *Fırat Üniversitesi Fen ve Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 20 (1), 135-143.

Clausen, C.A, Ross, R.J., Forsman, J.W, Balachowski, J.D., 2001. Condition Assessment of Roof Trusses of Quincy Mine Blacksmith Shop In Keweenaw National Historical Park. FPL-RN-0281, Forest Products Laboratory, Madison.

Demir, F., 2008. Prediction of elastic modulus of normal and high strength concrete by artificial neural networks. *Construction and Building Materials*, 22, 1428-1435.

Divós, F., Tanaka, T., 2005. Relation between static and dynamic modulus of elasticity of wood. *Acta Silv. Lign. Hung.*, 1, 105-110.

Esteban, L.G., Fernandez, F.G., de Palacios, P., 2009. MOE Prediction in *Abies pinsapo* boiss. Timber: application of an artificial neural network using non-destructive testing. *Computers and Structures*, 87, 1360-1365.

Fernandez, G.F., Esteban, L.G., de Palacios, P., Navarro, N., Conde, M., 2008. Prediction of standard particleboard mechanical properties utilizing an artificial neural network and subsequent comparison with a multivariate regression model. *Invest Agrar Sist Recur For.*, 17(2), 178-87.

Han, G., Wu, Q., Wang, X., 2005. Stress-Wave velocity of wood-based panels: effect of moisture, product

- type, and material direction. *Forest Products Journal*, 56(1), 28-33.
- Hola, J., Schabowicz, K., 2005. Application of ANN to determine concrete compressive strength based on non-destructive tests. *Journal of Civil Engineering and Management*, 11 (1), 23-32.
- Lee, S.C., 2003. Prediction of Concrete Strength Using Artificial Neural Networks. *Engineering Structures*, 849-857.
- Mansfield, S.D., Iliadis, L., Avramidis, S., 2007. Neural network prediction of bending strength and stiffness in Western Hemlock (*Tsuga heterophylla* Raf.). *Holzforschung*, 61(6), 707-16.
- Mansfield, S.D., Kyu-Young, K., Lazaros, I., Stavros, T., Avramidis, S., 2011. Predicting the strength of populus spp. clones using artificial neural networks and E-regression support vector machines (ϵ -rSVM). *Holzforschung*, 65(6), 855-863.
- Noorzaei, J., Hakim, S.J.S., Jaafar, M.S., Thanoon, W.A.M., 2007. Development of artificial neural networks for predicting concrete compressive strength. *International Journal of Engineering and Technology*, 4(2), 141-153.
- Özşahin, S., 2012. The use of the artificial neural network for modeling the moisture absorption and thickness swelling of oriented strand board. *BioResources*, 7(1), 1053-1067.
- Pham, D.T., Soroka, A.J., Ghanbarzadeh, A., Koc, E., Otri, S., Packianather, M., 2006. Optimising Neural Networks for Identification of Wood Defects Using the Bees Algorithm. *IEEE International Conference on Industrial Informatics*, 1346-1351.
- Ross, R.J., Brashaw, B.K., 1998. Pellerin, R.F., Nondestructive evaluation of wood. *Forest Products Journal*, 48(1), 14-19.
- Rozema, P., 2007. Timber Grader MTG-Brookhuis Micro-Electronics BV. the Netherlands.
- Samarasinghe, S., Kulasiri, D., Jamieson, T., 2007. Neural networks for predicting fracture toughness of individual wood samples. *Silva Fennica*, 41(1), 105-122.
- Sağiroğlu, Ş., Beşdok, E., Erler, M., 2003. Mühendislikte Yapay Zekâ Uygulamaları I: Yapay Sinir Ağları, Ufuk Kitabevi. Kayseri.
- Seyhan, A.T., Gokmen, T., Murat, K., Metin, T., 2005. Artificial neural network (ANN) prediction of compressive strength of VARTM processed polymer composites. *Computational Materials Science*, 34, 99-105.
- Tho, K.K., Swaddiwudhipong, S., Liu, Z.S., Hua, J., 2004. Artificial neural network model for material characterization by indentation, modelling simul. *Mater. Sci. Eng.*, 12, 1055-1062.
- Topçu, İ.B., Sarıdemir, M., 2008. Prediction of Compressive Strength of Concrete Containing Fly Ash Using Artificial Neural Networks and Fuzzy Logic. *Computational Materials Science*, 41,305-311.
- TS EN 1611-1, 2002. Biçilmiş yapacak odun (kereste)- İğne yapraklı (yumuşak) odunların görünüşlerine göre sınıflandırılması, Bölüm 1: Avrupa ladinleri, göknarları, çamları ve douglas göknarları.
- TS EN 1927-2, 2009. İğne yapraklı (yumuşak) ağaç yuvarlak yapacak odunlarının kalite sınıflandırması - Bölüm 2: Çamlar.
- Vijayabaskar, V., Gupta, R., Chakrabarti, P.P., Bhowmick, A.K., 2006. Prediction of properties of rubber by using artificial neural networks. *Journal of Applied Polymer Science*, 100, 2227-2237.
- Wang, X., Ross, R.J., Mattson, J.A., Erickson, J.R., Forsman, J.W., Geske, E.A., Wehr, M.A., 2001. Several Nondestructive Evaluation Techniques for Assessing Stiffness and MOE of Small- Diameter Logs. FPL-RP-600, Forest Products Laboratory Research Paper.
- Wang, X., Divos, F., Pilon, C., Brashaw, B.K., Ross, R.J., Pellerin, R.F., 2004. Assessment of Decay in Standing Timber Using Stress Wave Timing Nondestructive Evaluation Tools. FPL-GTR-147, USDA Forest Products Laboratory, Madison.
- Yang, T.H., Wang, S.Y., Lin, C.J., Tsai, M.J., 2008. Evaluation of the mechanical properties of douglas-fir and japanese cedar lumber and its structural glulam by non-destructive techniques. *Construction and Building Materials*, 22, 487-493.
- Yurtoğlu, H., 2006. Yapay sinir ağları metodolojisi ile öngörü modellemesi. Uzmanlık Tezi, Yıldız Teknik Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, İstanbul.