



**Makale
(Article)**

Hafif Beton Basınç Dayanımının Yapay Sinir Ağlarıyla Tahmini

İlker Bekir TOPÇU¹, Tayfun UYGUNOĞLU², Hüseyin Hakan İNCE³

¹Eskişehir Osmangazi Üniversitesi, Müh.-Mim. Fak., İnşaat Mühendisliği Böl., 26480 Eskişehir

²Afyon Kocatepe Üniversitesi, Teknik Eğitim Fakültesi, Yapı Eğitimi Böl., 03200 Afyonkarahisar

³Süleyman Demirel Üniversitesi, Fen Bilimleri Enst., İnşaat Mühendisliği Anabilim Dalı., 32260 Isparta

Özet

Mevcut yapılarda ve ön üretilmiş yapı elemanlarında beton basınç dayanımını hasarsız bir şekilde tahmin edilmesi büyük önem taşımaktadır. Bu nedenle, bu çalışmada betonun basınç dayanımını ultrases geçiş hızı ve Schmidt değerlerinden tahmin etmek için SONREB yöntemine alternatif olarak bir yapay sinir ağı (YSA) modeli geliştirilmiştir. Öncelikle 5 farklı seride beton üretimi gerçekleştirilmiştir. Üretilen bir kenarı 15 cm olan küp numuneler üzerinden ultrases geçiş hızı, Schmidt çekici okumaları ve daha sonra da basınç dayanımı değerleri alınmıştır. Alınan verilerle birlikte YSA modeli geliştirilmiştir. Geliştirilen modelin sonuçları ile bazı araştırmacıların geliştirdiği bağıntıların sonuçları karşılaştırılmıştır. Bu sonuçlar irdelendiğinde YSA ile geliştirilen modelin daha iyi sonuçlar verdiği ve bu modelin betonun basınç dayanımının tahmininde kullanılabilir olduğu görülmüştür.

Anahtar Kelimeler: Basınç dayanımı, yapay sinir ağı, modelleme

Prediction of Lightweight Concrete Compressive Strength Using Artificial Neural Networks

Prediction of compressive strength in existing buildings and pre-cast structural elements is very important. For this aim, in this study an Artificial Neural Network (ANN) model has been developed for predict to compressive strength of concrete by using of ultrasonic pulse velocity and Schmidt hammer values as alternatively to SONREB method. Firstly, 5 different concrete series have been prepared. On the produced specimens that in 15×15×15 cm, ultrasonic velocity, Schmidt hammer readings and compressive strength values have been taken. By the obtained dates, ANN model developed. Results of designed model was compared with formulas used until now for predict to compressive strength of concrete by non-destructive method. As a result, it was seen that compressive strength results obtained from ANN was very close to experimental value. Thus, it was obtained that ANN model may be use in prediction of compressive strength.

Keywords: Compressive strength, artificial neural network, modeling.

1. GİRİŞ

Mevcut bir yapının ve ön-dökümlü yapı bileşenlerinin kalitesinin belirlenmesinde genellikle betonun basınç dayanımı dikkate alınmaktadır. Mevcut bir yapının beton basınç dayanımı belirlenmesinde kullanılan en yaygın yöntem, sertleşmiş betondan kesilerek çıkartılan karot numuneler üzerinde basınç deneyi yapılmasıdır. Ancak, bina ve yapı elemanından karot alınması ve bu şekilde betonun basınç dayanımının belirlenmesi, yapı elemanının kesitinin azalmasına ve dolayısıyla da taşıma kapasitesinin düşmesine neden olmaktadır. Ayrıca bu yöntem, hem zaman alıcıdır hem de ekonomik değildir [1].

Bu makaleye atıf yapmak için

Topçu, İ.B., Uygunoğlu, T., İnce, H.H., "Hafif Beton Basınç Dayanımının Yapay Sinir Ağlarıyla Tahmini" *Yapı Teknolojileri Elektronik Dergisi* 2010, 6(1) 19-29

How to cite this article

Topçu, İ.B., Uygunoğlu, T., İnce, H.H., "Prediction of Lightweight Concrete Compressive Strength Using Artificial Neural Networks" *Electronic Journal of Construction Technologies*, 2010, 6(1) 19-29

Ülkemizdeki mevcut yapıların çoğunun deprem kuşağında olması nedeniyle, klasik yöntem olarak adlandırılan karot alımı yoluyla beton basınç dayanımının bulunması işlemini cazip olmaktan çıkarmaktadır. Bunun yerine, yaklaşık da olsa beton basınç dayanımını kısa sürede ve daha az maliyetle belirleyebilecek yöntemlere gerek duyulmaktadır [2]. Hasarsız beton basınç dayanımı testinde ülkemizde ve diğer ülkelerde en çok kullanılan yöntemler Schmidt çekici okumaları ve ultrases geçiş hızı ölçümüdür. Schmidt çekici yönteminin uygulaması pratik ve ucuz olmasına rağmen, hata payı oldukça fazladır. Ultrases geçiş hızı yöntemi de, yine ekonomik ve pratik bir beton basınç dayanımı tahmin etme yöntemidir [3]. Özellikle, beton elemanlarda ayrışma ve süreksizlikleri bulma işleminde çok başarılı bir şekilde kullanılmaktadır. Son zamanlarda, beton basınç dayanımının yaklaşık olarak bulunmasında kullanılan en etkin ve güvenilir yöntem, Schmidt çekici ile Ultrases geçiş hızının birlikte kullanıldığı ve değerlendirildiği birleşik SONREB yöntemidir [4,5]. Bununla birlikte Nisan 2010'da yeni yürürlüğe giren mevcut yapıların ve ön dökümlü yapı bileşenlerinin beton basınç dayanımının yerinde değerlendirilmesiyle ilgili olan TS EN 13791 [6] standardında da kalibre edilmek şartıyla Schmidt çekici ve ultrases geçiş hızı gibi hasarsız deneylerin kullanımını tavsiye etmektedir. Dolayısıyla bu gibi hasarsız yöntemler artık ülkemizde de standartlaşmıştır. Ultrases geçiş hızı ve Schmidt çekicinin birlikte değerlendirilmesi üzerine bazı arařtırmacılar değişik bağıntılar önermişlerdir. Bunlardan bazıları aşağıda verilmiştir.

$$\text{Meynink [7]} \quad f_c = -24.6 + 1.42R + 0.029V^4 \quad (1)$$

$$\text{Tanigawa [8]} \quad f_c = -39.5 + 1.53R + 5.06V \quad (2)$$

$$\text{Erdoğan [3]} \quad \log f_c = 0.001149R + 0.0003794V + 0.4332 \quad (3)$$

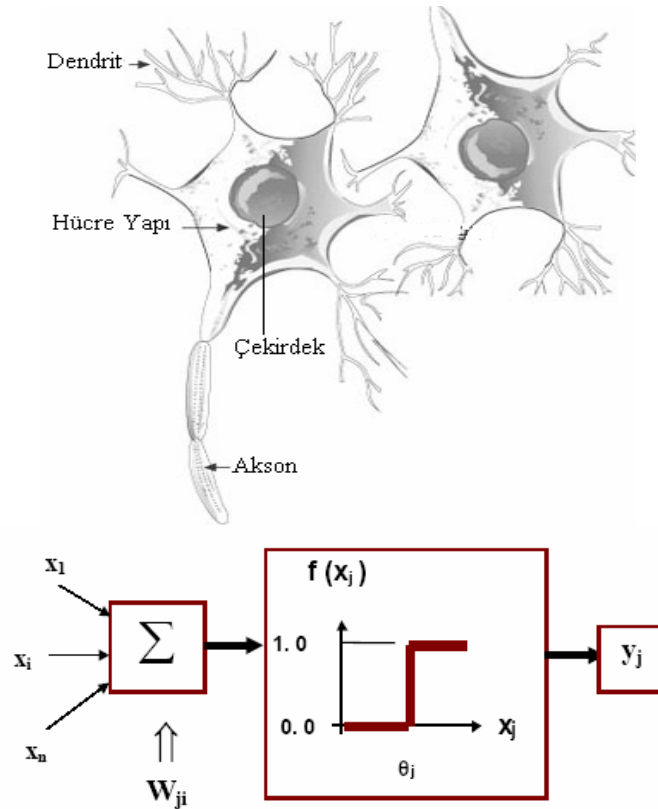
Buradaki eşitliklerde; f_c , basınç dayanımı (kgf/cm^2); R, Schmidt çekici okumalarını; V, ultrases geçiş hızlarını (m/s) ifade etmektedir. Günümüzde özellikle hasar verici deneyler ve aynı zamanda ekonomik kayıpları önlemek amacıyla bir takım yapay zeka teknikleri kullanılmaya başlanmış ve bazı durumlarda deneysel sonuçlarla karşılaştırıldığında diğer ampirik modellere göre çok daha iyi sonuçlar alınmıştır [9,10]. Bu çalışmada da özellikle ön-dökümlü yapı bileşeni olarak kullanımları artan hafif betonun kalitesinin belirlenmesi amacıyla yerinde alınan ultrases geçiş hızı ve Schmidt okumalarını birlikte kullanarak Yapay Sinir Ağları (YSA) yaklaşımıyla betonun basınç dayanımı tahmin edilmiş ve önerilen diğer bağıntılarla karşılaştırılmıştır.

2. YAPAY SİNİR AĞLARI (YSA)

Yapay sinir ağları (YSA), insan beyninin temel birimi olan hücrelere benzer olarak oluşturulan yapay hücrelerin farklı topoloji ve ağ modelleriyle birbirine bağlanmasıyla oluşan karmaşık sistemlerdir. Bir YSA, birbiriyle etkileşim içindeki pek çok yapay hücrenin paralel bağlı bir hiyerarşik organizasyonudur. YSA'da hesaplama algoritmik programlamaya bir seçenek oluşturan, temel olarak yeni ve farklı bir bilgi işleme tekniğidir.

En genel anlamda YSA ileri beslemeli ve geri beslemeli ağlar şeklinde iki ana grupta düşünülebilir. İleri beslemeli ağlarda hücreler; girdi, saklı ve çıktı olarak adlandırılan katmanlarla organize edilir. Her bir katmandaki hücreler; bir sonraki katman hücreleri ile bağlantı ağırlıklarıyla ilişkilidir. Ancak katmanların kendi aralarında herhangi bir bağlantı yoktur. Bilgi, girdi katmanından çıktı katmanına doğru ilerler. Buna aktivasyon yönü de denilir. Bu tür yapay sinir ağına örnek olarak tek ve çok katmanlı perceptron verilebilir. Bu tür ağlar denetimli öğrenme teknikleriyle eğitilir. Geri beslemeli ağların en belirgin özelliği; katmanlar arasındaki hücreler birbiriyle bağlantılı olup ayrıca bir dinamik hafızaya sahiptirler. Bu tür ağların eğitilmesi takviyesiz öğrenmeye bir örnek oluşturur. Hopfield ağları daha çok bir içerikli

adreslenebilir bellek olarak veya optimizasyon tipi problemlerde başarılıdır. YSA'daki işleme elemanları biyolojik olarak insan beyindeki hücelere karşılık gelmektedir (Şekil 2).



Şekil 2. Biyolojik ve Yapay Sinir Ağı Modeli

YSA'nın işleyişi de buna benzer olarak gelişmektedir. 1940 yılında McCulloch ve Pitts hücresinin, mantık sistemlerinde basit eş değer yapısıyla modellenebileceğini ortaya atmışlardır [11]. Bu amaçla yaptıkları çalışmalar sonunda Şekil 2'de görüldüğü gibi bir yapay sinir ağı modeli geliştirmişlerdir. Bu modele göre, bir sinir N tane ağırlıklandırılmış girişi toplamakta ve sonucu lineer olmayan bir fonksiyondan geçirmektedir. Herhangi bir katmandaki j . birime gelen toplam giriş, önceki katmandaki birimlerin y_i çıkışlarının (ilk katman için girişlerin) bağlantılar üzerindeki w_{ij} ağırlıkları ile hesaplanmış bir ağırlıklı toplamıdır.

$$net_j = \sum_i w_{ij} y_j \quad (4)$$

Birimin çıkışı, bu değer bir eşik değerden çıkartılıp lineer olmayan bir fonksiyondan geçirilmesiyle hesaplanır.

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-\sum_i w_{ij} y_j)} \quad (5)$$

olarak hesaplanır [11].

2.1. YSA'da Öğrenme ve Ağın Eğitilmesi

YSA konvansiyonel programlama gibi belirli bir algoritma çerçevesinde programlanmazlar. Sinir ağları insanlar gibi örnekler ile eğitilirler. YSA'nın öğrenmesi bir çocuğun öğrenmesi gibidir. Sıcak bir nesneye dokunmaması gerektiğini deneyerek öğrenen çocuklar zamanla daha az sıcak olan bir cisme dokunabilme cesaretini gösterirler ve sıcak süt dolu bardağı elleriyle tutarlar. Yani çocuk sıcaklık bilgisini öğrenmiş olmaktadır. Günümüze kadar çeşitli öğrenme algoritmaları geliştirilmiştir. Bunlar temel olarak denetimli öğrenme, denetimsiz öğrenme ve takviyeli öğrenmelerdir.

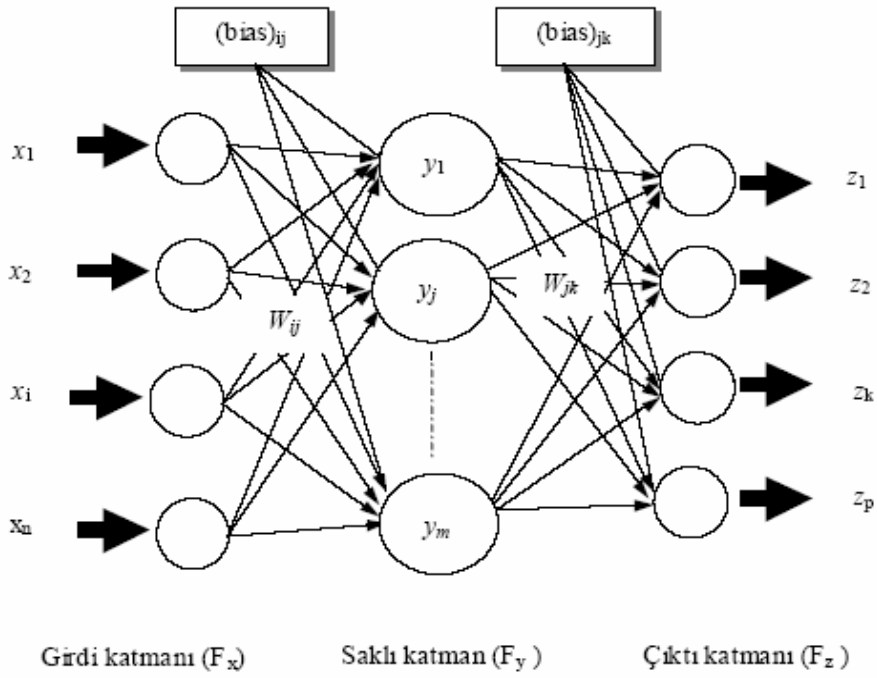
YSA'nın öğrenme mekanizması, girdi vektörü ve transfer fonksiyonu tarafından sağlanan değerlere karşılık olarak bağlantı ağırlıklarının hepsinin veya bir kısmının değiştirilmesidir. YSA ne kadar çok örnekle eğitilirse hem öğrenebilecekleri olay ve tanıyabilecekleri obje sayısı artar, hem de hata oranı azalarak daha hassas sonuçlar elde edilir. En genel anlamda sinir ağları; kullanılan hücre modeli, bu hücrelerin ağ yapısında bir arada bulunma şekli, yani ağ mimarisi, ağırlıkların ayarlanması için öğrenme kuralının belirlenmesi ve kullanılan aktivasyon fonksiyonu gibi dört farklı özellik ile karakterize edilir.

Ağdaki her bir katman işleme elamanının bir toplamından oluşur. Her bir işleme elemanı kendi girdi bağlantılarındaki değerlerin ağırlıklı toplamını bir eşik fonksiyonundan geçirerek bir çıktı değeri üretir. Bilginin ağ içerisinde saklanması bağlantı ağırlıklarının ayarlanarak uygun değerleri almasıyla sağlanır. Bu ağırlık değerleri eğitim işlemi başlangıcında rastgele küçük sayılara atanır. İstenen çıktı ile ağ çıktısı arasındaki fark yeterince küçük oluncaya kadar yapılan eğitim işlemi sırasında öğrenme kuralına bağlı olarak ağırlıklar düzenlenerek sonuç değerleri elde edilir [12].

Tekniğin inşaat mühendisliğinde kullanımı daha çok malzeme modellenmesi [13], boyutlandırma [14], optimizasyon [15,16], hasar analizi [17], deprem mühendisliği [18] gibi konuları içermektedir. Daha önce yapılan bu çalışmalarda genellikle geri-yayıma ve Hopfield sinir ağları kullanılmıştır.

2.2. Geriye Yayılma Öğrenme Algoritması

Sinir ağlarında öğrenme girdi ve çıktı kümesi için test edilen ağın, istenilen çıktıyı verecek ağırlık kümesinin belirlenmesidir. Bu ağırlık vektörü istenilen çıktı ile ağ çıktısı arasındaki fark minimum oluncaya kadar ayarlanarak bulunur. Bu amaçla her bir öğrenme grubu için farklı öğrenme algoritmaları geliştirilmiştir. Geriye yayılma algoritması esasen çok katmanlı ağların eğitiminde kullanılan bir denetimli öğrenme algoritmasıdır. Çok katmanlı sinir ağları girdi ve çıktı katmanına ilaveten bir veya daha fazla saklı katmandan oluşur. Şekil 3'te bir adet saklı katmandan oluşan çok katmanlı bir ağ görülmektedir [18-20].



Şekil 3. Tek Saklı Katmana Sahip Bir Geri-Yayıma Ağ Mimarisi

3. DENEYSSEL ÇALIŞMA

Ultrases ve Schmidt okumalarının aynı numunelerde yapılması için farklı serilerde bir kenarı 15 cm olan hafif agregayla küp numuneler üretilmiştir. Serilerin üretiminde çimento miktarı 450 kg/m^3 , ince malzeme miktarı da 100 kg/m^3 kireç taşı tozu ve 50 kg/m^3 uçucu külün toplamından oluşmaktadır. Tüm karışımlarda su/(çimento + kireç taşı tozu + uçucu kül) oranı 0.35 olarak sabit tutulmuştur. 1 m^3 beton içerisindeki bileşen miktarları Çizelge 1'de verilmiştir.

Çizelge 1. Birim hacimdeki (1 m^3) beton bileşen miktarları

Bileşen	Ağırlık (kg)				
	Seri 1	Seri 2	Seri 3	Seri 4	Seri 5
Cimento (kg)	450	450	450	450	450
Su (lt)	210	210	210	210	210
Katkı (kg)	12	12	12	12	12
Uçucu Kül	50	50	50	50	50
Kireç taşı tozu	100	100	100	100	100
Su/(ince malzeme+Ç)	0.35	0.35	0.35	0.35	0.35
Doğal Kum (kg)	686	758	831	904	977
4/8 mm pomza (kg)	109	91	82	73	64
8/16 mm pomza (kg)	358	332	297	262	227

Her seri karışımında betonyere önce agregalar ve ince malzeme konularak 2 dakika kuru halde karıştırılmıştır. Daha sonra karışım suyunun üçte ikisi karıştırıcıya konulmuş ve malzemelerin nemli hale gelmesi için 2 dakika daha karıştırılmıştır. Son olarak kalan su içerisinde katkı çözülerek karışıma ilave edilerek 2 dakika daha karışıma devam edilmiştir. Taze beton kalıplara yerleştirilmiş ve 24 saat sonra kalıplardan alınarak 28. güne kadar kür edilmiştir. Ultrases geçiş süreleri, numunelerin karşılıklı kenarlarından TS EN 12504-4 [21] standardına göre ölçülmüştür. Her seriden 3 numunede alınan ultrases geçiş süreleri (6) nolu denklemde kullanılmak suretiyle, ultrases hızı değerleri bulunmuştur.

$$V = (L/t) * 10^3 \quad (6)$$

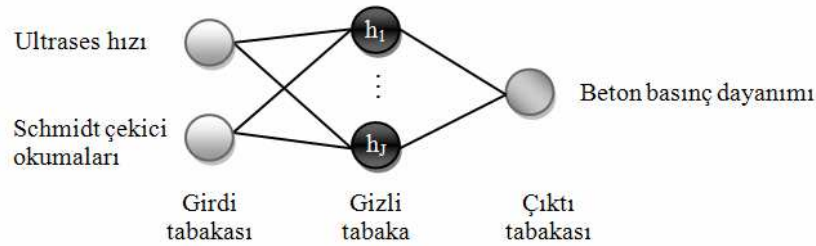
Denklemden, V (km/sn), ultrases geçiş hızı, L (m), ultrases hızı ölçümünün yapıldığı problar arası mesafe, t (μ s), cihazdan okunan ultrases geçiş hızı geçiş süresidir. Numunelerin yüzey sertliklerinin belirlenmesi amacıyla yapılan Schmidt çekici okumaları, TS EN 12504-2 [22] standardına göre numunelerin 7 MPa yük altında ve yatay düzleme 0° açı ile yapılmıştır. Schmidt çekici okumaları her numunede 12 adet okuma yapıp, en küçük ve en büyük değerler atılarak, kalan 10 okumanın aritmetik ortalaması alınmıştır. Ultrases geçiş süresi ve Schmidt çekici okumaları yapılan numuneler 200 tonluk otomatik basınç presinde 3, 7, 28 ve 90. günlerde basınç deneyine tabi tutularak basınç dayanımları belirlenmiştir.

4. YSA MODELİNİN OLUŞTURULMASI

YSA ile betonun basınç dayanımını tahmin edebilmek amacıyla, deneyler sonucunda elde edilen toplam 50 veriden 40'ı (verilerin % 80'i) eğitim amacıyla kullanılmıştır, kalan 10 veri ise test için kullanılmıştır. Çalışma için Şekil 4'te gösterilen iki tabakalı bir model oluşturulmuştur. YSA modellerinde kullanılan veriler, aşağıdaki denklemde verilen bağıntı kullanılarak boyutsuz hale getirilmiştir.

$$F = (F_i - F_{\min}) / (F_{\max} - F_{\min}) \quad (7)$$

Burada, F , boyutsuz değer, F_i , ölçümlerdeki i . değer, F_{\max} ve F_{\min} ölçümlerdeki maksimum ve minimum değerlerdir.

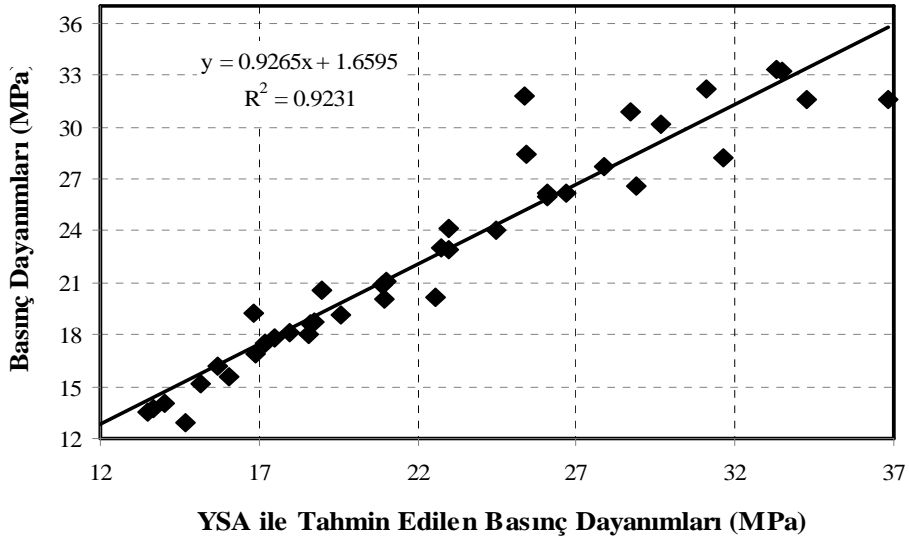


Şekil 4. Geliştirilen YSA modelinin yapısı

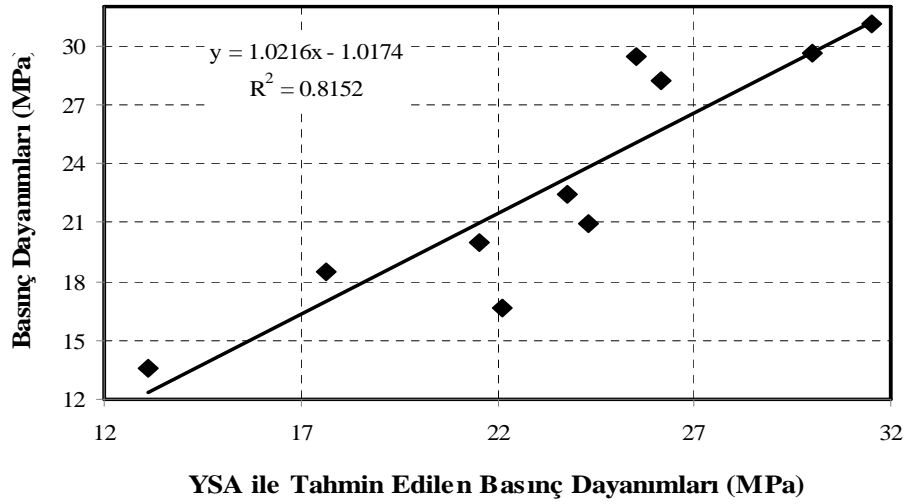
YSA modelleri genellikle $YSA(i,j,k)$ ağ mimarisi ile gösterilir. Burada i girdi tabakasındaki hücre sayısı, j gizli tabakadaki hücre sayısı, k ise çıktı tabakasındaki hücre sayısıdır. Çalışmada, girdi tabaka hücre sayısı $i=2$ ve çıktı tabaka hücre sayısı $k=1$ olarak alınmıştır. Farklı gizli tabaka hücre sayıları denenerak beton dayanımını tahminini en iyi temsil eden gizli tabaka hücre sayısı belirlenmiştir. Çalışmada, çok tabakalı ileri beslemeli YSA modeli ve ağırlıkların ayarlanmasında hatanın geriye yayılma algoritması kullanılmıştır. Aynı zamanda aktivasyon fonksiyonu olarak Sigmoid fonksiyonu kullanılmıştır. İterasyon sayısı ise 2000 ile sınırlandırılmıştır.

5. DENEY SONUÇLARININ DEĞERLENDİRİLMESİ

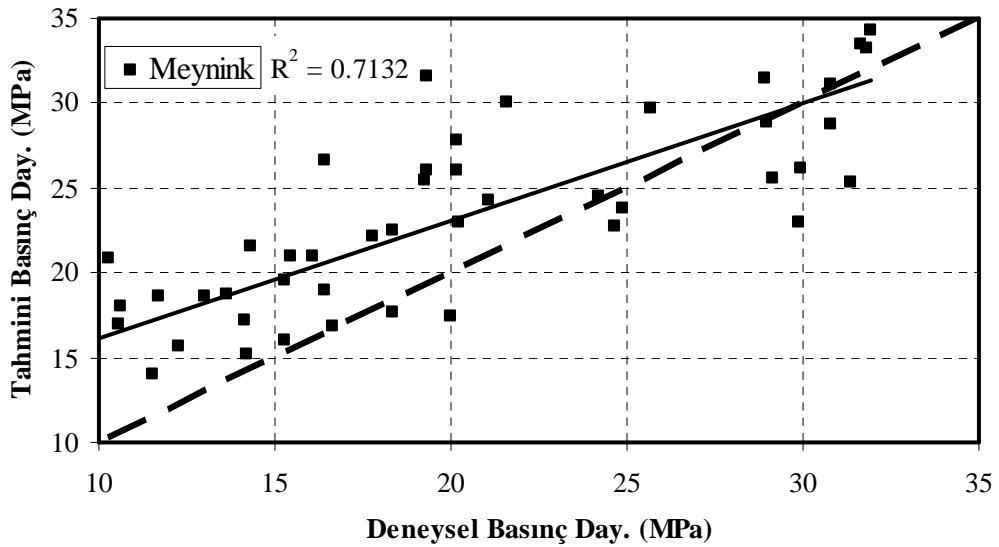
Beton basınç dayanımının hasarsız olarak tahmin edilebilmesi için ultrases hızı ve Schmidt çekici okumaları kullanılmaktadır. Bu çalışmada YSA kullanılarak ultrases ve Schmidt çekici okumalarıyla beton basınç dayanımını tahmin edilmeye çalışılmıştır. YSA modelinin oluşturulması için öncelikle sistem eğitilmiş ve daha sonra test edilmiştir. Girdi olarak ultrases hızı ve Schmidt çekici verileri kullanılarak oluşturulan YSA modelinde eğitim ve test sonucunda oluşan, beton basınç dayanımı ile YSA modeli sonuçları arasındaki ilişki Şekil 5 ve 6'da görülmektedir. Şekil 5 ve 6'dan da görüldüğü gibi, YSA modeli kullanılarak betonun basınç dayanımı değeri eğitim setine yaklaşık olarak % 96 güvenilirlik derecesiyle; test setinde ise % 90 güvenilirlik derecesiyle doğru tahmin edilebilmektedir. Görüldüğü gibi oluşturulan YSA modeli deneysel verilerin bir bölümüyle test edilerek % 90 oranında güvenilir olduğu belirtilebilir. Diğer araştırmacıların formüllerinden elde edilen basınç dayanımları ile deneysel basınç dayanımları arasındaki ilişki ise Şekil 7, 8 ve 9'da gösterilmiştir.



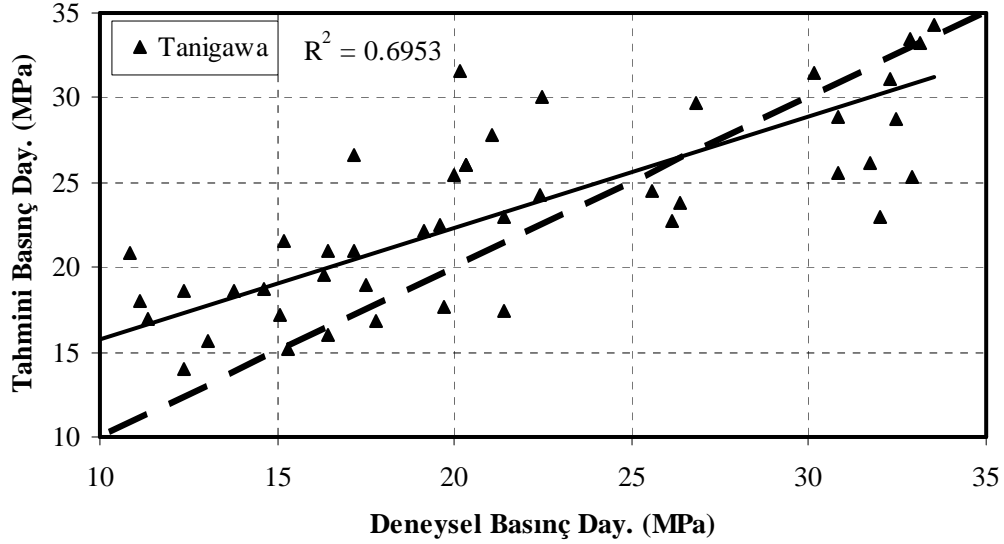
Şekil 5. Eğitim seti basınç dayanımları ile YSA modeli sonuçları arasındaki ilişki



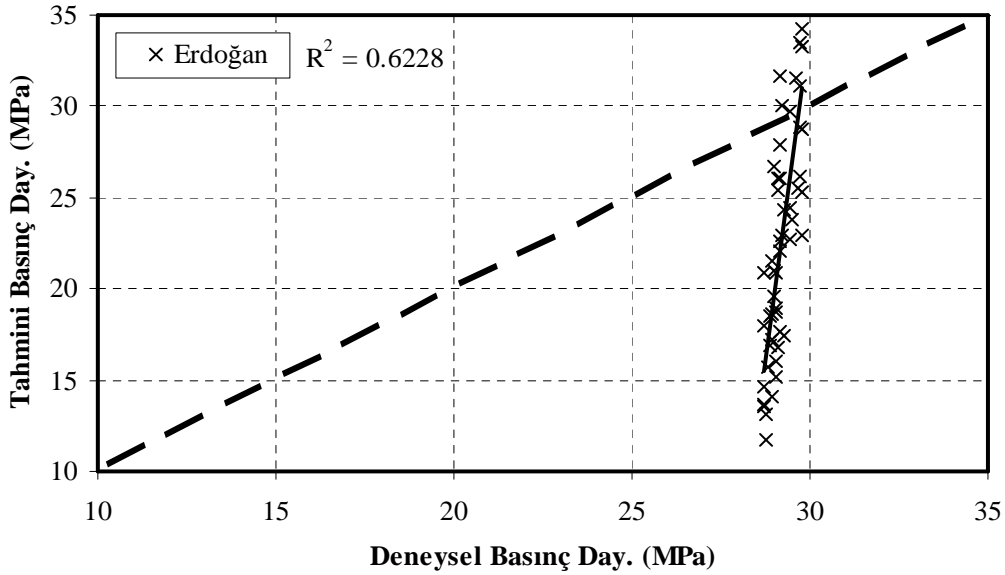
Şekil 6. Test seti basınç dayanımları ile YSA modeli sonuçları arasındaki ilişki



Şekil 7. Basınç dayanımları ile Meynink [7] formülü arasındaki ilişki



Şekil 8. Basınç dayanımları ile Tanigawa [8] formülü arasındaki ilişki

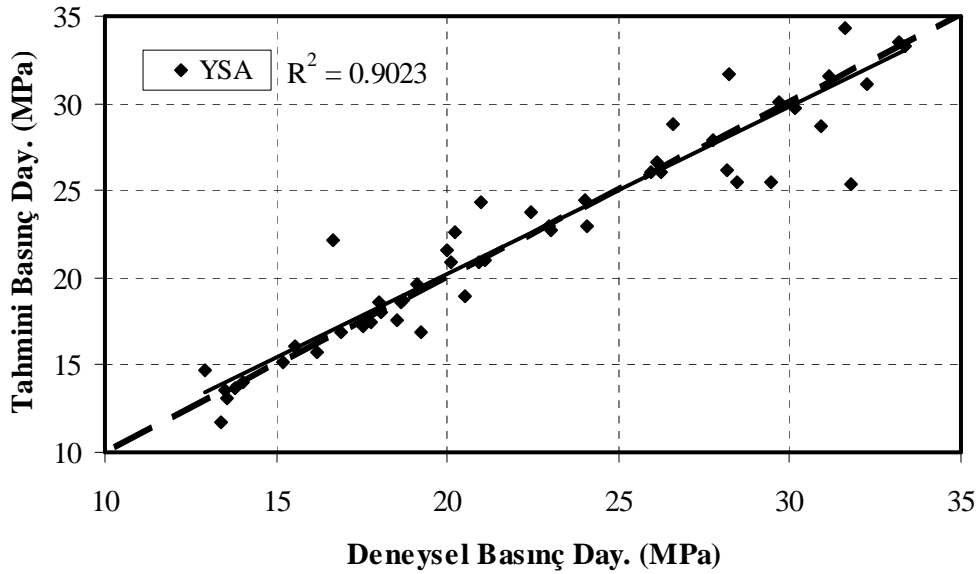


Şekil 9. Basınç dayanımları ile Erdoğan [3] formülü arasındaki ilişki

Şekil 7, 8 ve 9'dan, güvenilirlik derecelerinin (R) Meynink formülünde % 84, Tanigawa formülünde yaklaşık % 83, Erdoğan formülünde ise % 79 olduğu görülmektedir. Ayrıca her bağıntı için elde edilen noktalardan geçirilmiş olan eğrilerden deneysel verilere en yakın olanı Meynink ve Tanigawa tarafından verilen bağıntılardan elde edildiği Şekil 7 ve 8'den de görülebilir. Ancak Erdoğan tarafından verilen bağıntının deneysel verilerden oldukça uzak olduğu; ama 30 MPa basınç dayanımına sahip betonlarda deneysel verilere çok yakın olduğu görülmüştür. Çeşitli arařtırmacılar tarafından verilen bu bağıntıların deneysel verilerle arasındaki farkların, basınç dayanımı değerlerinin karot numuneler üzerinden elde edilmiş olmasından dolayı olduğu belirtilebilir.

Geliştirilen YSA modeli ile deneysel sonuçların arasındaki ilişki incelendiğinde (Şekil 10), modelin deneysel verilerle oldukça uyumlu ve yakın olduğu açıkça görülebilir. Elde edilen noktalardan geçirilen eğri ile deneysel verilerden geçirilen eğri neredeyse üst üste çakışmaktadır ve güvenilirlik derecesi (R) % 95'tir. Şekil 10, önerilmiş diğer bağıntılarla karşılaştırıldığında; yine deneysel sonuçlara YSA modelinin daha yakın olduğu açıkça görülmektedir. Ayrıca sapmalar da diğer formüllere göre çok daha azdır.

Dolayısıyla geliştirilmiş olan YSA modeli ile basınç dayanımının hasarsız bir şekilde belirlenmesinde büyük kolaylık sağlayacak ve daha güvenilir sonuçlara götürecektir.



Şekil 10. YSA ile tahmin edilen basınç deneyi ile deney sonuçları arasındaki ilişki

Daha önce de bahsedildiği gibi, hasarsız deney yöntemleri kullanılarak beton basınç dayanımının tahmin edilmesi genellikle yerinde basınç dayanımının belirlenmesinde büyük önem taşımaktadır. Mevcut yapıların dayanımlarının belirlenmesinde en güvenilir yöntem karot alınarak basınç dayanımının belirlenmesidir. Ancak yapıya verilen hasar göz önüne alındığında hasarsız deney yöntemleriyle elde edilen ve buna göre önerilen bağıntılar karot numunelerden elde edilen basınç dayanımına göreler. Dolayısıyla, yapılmış olan bu deneysel çalışmada elde edilen 28 günlük dayanım değerleri ile beton yaşı neredeyse belli olmayan karot numunelerinin dayanımlarının arasındaki ilişkinin doğruluğunun tartışılması yoluna gidilebilir. Aydın ve Sarıbyık [23], 28 günlük ve 90 günlük numuneler ile 1–40 yıllık yapılardan alınan karot numuneleri ultrases, Schmidt çekici ve basınç dayanımları arasındaki ilişki açısından incelemiş ve aynı Schmidt okuması için arasındaki dayanımın farklı olduğunu belirtmiştir. Aradaki bu farkın yaş etkisinden dolayı olduğunu belirtmiş ve aradaki katsayıları vererek düzeltme katsayıları önermişlerdir. Dolayısıyla bu çalışma için de yazarlar tarafından verilen dönüşüm katsayıları kullanılabilir.

Ayrıca ülkemizdeki mevcut yapıların çoğunda kullanılan beton hazır beton olmayıp, hem homojenliği hem de karışım oranları bile tartışma konusudur. Dolayısıyla önerilen bağıntıların ülkemizdeki yapılarda alınan hasarsız verilere ve bunlara bağlı olarak elde edilen dayanım değerlerine uygunluğu da ayrıca kontrol edilmesi gereklidir. Bu nedenle, hazır beton kullanılmadan inşa edilen günümüz eski yapılarda beton kalitesinin belirlenmesinde en uygun yöntemin karot alarak belirlenmesinin en uygun ve güvenilir sonuç olacağı bu çalışmada belirtilebilir. Ancak hazır betonla üretilen yapılarda, bu çalışmada geliştirilmiş olan YSA modelinin kullanılması, hasarsız verileri kullanarak daha güvenilir dayanım sonuçları alınmasını sağlayacaktır. Geliştirilen YSA modelinin ve diğer araştırmacılar tarafından önerilen bağıntıların deneysel verilerle arasındaki farkın daha iyi ortaya konması için en küçük, en büyük ve ortalama mutlak hataları ve geometrik hata ortalamaları belirlenmiş ve Çizelge 2’de gösterilmiştir.

Çizelge 2. Hesaplanan hatalar (%)

Hata Tipi	YSA		Formüller			
	Eğitim	Test	Meynink [4]	Tanigawa [5]	Erdoğan [3]	
Geometrik hata ortalaması	0.52	-2.14	-16.06	-11.16	39.32	
Mutlak hata	En küçük	0.00	1.13	0.32	0.37	0.76
	Ortalama	4.48	8.54	20.85	19.34	42.29
	En büyük	25.52	24.67	50.81	48.17	144.19

YSA modelinin sonuçları Çizelge 2’de görüldüğü gibi hesaplanan hatalara göre değerlendirilirse, eğitim ve test serisinde geometrik hata ortalaması sırasıyla % 0.52 ve (-) % 2.14, mutlak hata ortalaması ise % 4.48 ve % 8.54’dür. Diğer arařtırmacıların formüllerinde ise geometrik hata ortalamaları Meynink’de (-) 16.06, Tanigawa’da (-) 11.06, Erdoğan’da % 39.32, ortalama mutlak hatalar Meynink’de % 20.85, Tanigawa’da % 19.34, Erdoğan’da ise % 42.29 bulunmuştur. YSA modelinin hata ortalamaları ile diğer arařtırmacıların formüllerinin hata ortalamaları karşılaştırılırsa YSA modelinin hata ortalamaları diğer arařtırmacıların bağıntılarından oldukça düşüktür.

6. SONUÇLAR

Hafif betonun basınç dayanımını tahmin etmek için ultrases hızı ve Schmidt çekici okumaları birlikte kullanılarak YSA ile bir model geliştirilmiştir ve geliştirilen bazı bağıntılarla karşılaştırılmıştır. Bu çalışmanın sonucunda aşağıdaki sonuçlar çıkarılabilir:

- Deneysel olarak elde edilen veriler farklı arařtırmacılar tarafından geliştirilen bağıntılarla değerlendirildiğinde deneysel verilerle aradaki farkın ortalama hata oranı % 21 ile % 43 arasında değişirken, YSA modelinde ortalama hata değeri % 4.5 olarak elde edilmiştir.
- Güvenirlik derecesi ve hata değeri göz önüne alındığında, YSA ile geliştirilen modelin diğer bağıntılara göre daha iyi sonuçlar verdiği belirlenmiştir.
- Genelde betonun hasarsız olarak değerlendirilmesinde ultrases ve Schmidt çekici okumaları ayrı ayrı değerlendirilmektedir. Ancak bu modelle her iki parametre birlikte kullanılarak basınç dayanımı tahmin edilebilmektedir.
- Geliştirilen YSA modeli genel olarak hazır betonla üretilen yapıların değerlendirilmesinde daha güvenilir olacağı sonucuna varılmıştır.

Sonuç olarak, hafif betondan üretilmiş ön-dökümlü ve mevcut yapı bileşenlerin yerinde basınç dayanımlarının tahmin edilmesinde YSA modeli SONREB modeline alternatif olarak kullanılabilir.

KAYNAKLAR

- [1] Erdal, M., Şimşek, O., Bazı Hasarsız Deneysel Metotlarının Vakum Uygulanmış Betonların Basınç Dayanımlarının Belirlenmesindeki Performanslarının İncelenmesi, Gazi Üniv., Müh.-Mim. Fak. Der., Cilt 21, No 1, 65-73, 2006.
- [2] Küçük, Ö.F., Ultrasonik Yüzey Dalgaları-Schmidt Yöntemi Yardımıyla Beton Dayanımının Bulunması, Harran Üniv., Fen Bil. Ens., Yük. Lis. Tezi, Şanlıurfa, 2006, ss. 1-22.
- [3] Erdoğan, T.Y., Beton, ODTÜ Geliştirme Vakfı Yay. ve İletişim A.Ş. Yayını, Ankara 2003, ss. 511-512.
- [4] Topçu, İ.B., Volkanik Cürüflü Betonlarda Sonreb Yöntemi Uygulaması, 5. Malzeme Semp., Pamukkale Üniv., Müh. Fak., 7-8-9 Nisan 1993, Denizli, Cilt 2, ss. 770-779.
- [5] Yüksel, İ. Bileşik Yıkıntısız Yöntemle Yerinde Beton Dayanımının Tahmini, Pamukkale Üniversitesi, Mühendislik Bilimleri Dergisi, 9(2), 2003, 231-235.

- [6] TS EN 13791, Basınç dayanımının yapılar ve öndökümlü beton bileşenlerde yerinde tayini, Türk Standartları Enstitüsü, Ankara, Nisan 2010.
- [7] Meynink, P., Samarin, A., 1979, Assesment of Compressive Strength of Concrete by Cylinders, Cores and Non-Destructive Tests, Rilem Symp. Proc. on Quality Control of Concr. Struct., Swedish Concr. Res. Inst., Sweden, Vol. 1, pp. 127-134.
- [8] Tanigawa, Y., Baba, K., Mor, H., 1984, Estimation of Concrete Strength by Combined Nondestructive Testing Method, Concrete, 1: 57-65.
- [9] Hong-Guang, N., Ji-Zong, W., Prediction of compressive strength of concrete by neural Networks, Cement and Concrete Research 30 (2000) 1245± 1250.
- [10] Hoła, J., Schabowicz, K., New technique of nondestructive assessment of concrete strength using artificial intelligence, NDT&E International 38 (2005) 251-259.
- [11] McCullogh, WS., and Pitts, W., A logical calculus of ideas imminent in nervous activity., Bull. Math. Biophysics, 1943; 5: 115-33.
- [12] Rio L.M., Jimenez A., Lopez F., Rosa F.J., Rufo M.M., Paniaqua J. M.; “Characterization and hardening of concrete with ultrasonic testing”, Ultrasonics, 42 (2004), pp. 527-530
- [13] Ghaboussi, J., Garrett, Jr., Wu, X., Knowledge- based modeling of material behavior with neural networks, Jour. of Struc. Eng., ASCE, 1991; 117: 1, 132-53.
- [14] Kang, HT., Yoon, C J., Neural networks approaches to aid simple truss design problems, Microcomputers in Civil Eng., 1994; 9:211-18.
- [15] Erbatur, F., Hasançebi, O., Tütüncü, İ., and, Kılıç, H., Optimal design of planer and space structures with genetic algorithms., Computers and Structures, 75, 209-224, 2000.
- [16] Topçu İ.B., Uygunoğlu T., Sivri M., Puzolanların Beton Basınç Dayanımına Etkisinin Yapay Sinir Ağlarıyla İncelenmesi, Yapı Teknolojileri Elektronik Dergisi 2006 (2) 1-10.
- [17] Szewczyk, Z.P., Hajela, P., Damage detection in structures based on feature sensitive neural networks, J Computing Civil Eng., ASCE, 1994; 8(2):163-78.
- [18] Civalek, Ö., The design of structures under earthquake effects by using neuro-fuzzy method., Fourth National Earthquake Engineering Conferences, Ankara, 1997:431-38.
- [19] Uygunoğlu T., Yurtcu Ş., “Yapay Zeka Tekniklerinin İnşaat Mühendisliği Problemlerinde Kullanımı”, Yapı Teknolojileri Elektronik Dergisi, (YTED), 2006 (1) 61-70.
- [20] Civalek, Ö., Çatal, H.H., Demirdağ, O., Geriye Yayılma Yapay Sinir Ağları ile Düzlem Çerçeve ve Kirişlerin Titreşim Frekanslarının Tahmini, İMO Teknik Dergi Cilt 13(3), 2709-2726, 2002.
- [21] TS EN 12504-4, Beton deneyleri - Bölüm 4: Ultrases geçiş hızının tayini, Türk Standartları Enstitüsü, Ankara, 2004.
- [22] TS EN 12504-2, Yapılarda beton deneyleri -Bölüm 2: Hasarsız deneyler -Geri sıçrama değerinin tayini, Türk Standartları Enstitüsü, Ankara, 2004.
- [23] Aydın, F., Sarıbiyık, M., Compressive Strength of Various Ages Concretes by Non-Destructive Test Methods, 4th FAE Int. Symp., European Lefke University, Cyprus, Nov. 30 – Dec. 1, 2006.