

YANAL YÜKLÜ KESON TEMELLERİN TAŞIMA KAPASİTESİNİN YAPAY SİNİR AĞLARI YÖNTEMİ İLE TAHMİNİ

M. LAMAN
Doç. Dr.

E. UNCUOĞLU
Arş. Gör.

M.S. KESKİN
Arş. Gör.

M. ÖRNEK
Arş. Gör.

A. DEMİR
Arş. Gör.

Çukurova Üniversitesi, Müh. Mim. Fakültesi, İnşaat Müh. Bölümü
ADANA, TÜRKİYE
Tel : +90 322 3386084-2721 erdaluc@cu.edu.tr

ÖZET

Bu çalışmada yanall yüklü keson temellerin taşıma kapasiteleri yapay sinir ağları (YSA) yöntemi kullanılarak tahmin edilmiştir. Laman (1995) tarafından yapılmış olan deneysel çalışmaya ait veriler belirlenen uygun ağ modelinin Resilient Propagation (RP) öğrenme algoritması kullanılarak eğitilmesi ile YSA'ya uygulanmıştır. Elde edilen sonuçlar YSA'nın bu problemin çözümünde hızlı, ekonomik ve alternatif bir yaklaşım olabileceğini göstermektedir.

GİRİŞ

Yüksek gerilim hattı direkleri, verici kuleleri, demiryolu köprüleri, otoyol ve demiryolu yapılarında kullanılan reklam ve işaret levhaları için tasarlanan derin temel sistemlerinin dizaynında zemin yüzeyi üzerinden etkileyen yatay yüklere karşı da yeterli stabilitenin olması istenir.

Bu tip yapılar için yaygın olarak kullanılan temel sistemleri rijit kazık ve keson temeller olarak sıralanabilir. Bu temel sistemlerinin küçük sayılabilecek düşey kuvvetlere nazaran oldukça yüksek değerdeki momentlere ve yatay kuvvetlere karşı dayanıklı olması istenir.

Derin temel sistemlerinin yanıl yüklenmesi durumunda gösterecekleri davranış ve sahip olacakları taşıma gücü konusunda geliştirilen yaklaşımlar aynı temel sistemlerinin düşey yükleme altındaki davranışları ve taşıma güçlerinin belirlenmesi konusunda geliştirilen yaklaşımlar, kadar ilerlememiştir. Son yıllarda yanıl yüklenmiş kazık problemi konusunda önemli ölçüde araştırmalar yapıyor olmasına karşın bu konuda hala belirsizlikler bulunmaktadır (1).

Geçmişte; yanıl yüklenmiş kazık ve keson temellerin tasarımı birebir ölçekli deneyler ya da laboratuarda yapılan model deneylerden elde edinilen bilgilere dayanılarak yapılmıştır. Son yıllarda teknolojide yaşanan gelişmelerin ışığı altında yanıl yüklenmiş kazık ve keson temellerin davranışlarının tahmin edilmesine yönelik olan yöntemlerde de gelişmeler görülmüştür. Bunlar arasında; santrifüj deneyler, teorik yöntemler ve günümüzde yaygın olarak kullanılan sonlu eleman ve sınır eleman yöntemleri sayılabilir.

Arazi deneyleri en yararlı bilgiyi sağlamasına karşın, bu tip deneyler maliyetlerinin yüksek olmasından dolayı yaygın olarak yapılamamaktadır. Arazi deneylerine alternatif olarak santrifüj model deneyinin kullanılması hem daha ekonomik hem de daha pratiktir. Santrifüj model deneyi ile yanıl yüke maruz kazık ve keson temellerin davranışları tahmin edilebilmektedir (1).

Gerek zemin mekaniği ve gerekse temel mühendisliği problemlerinde gerçek boyutlardaki bir sistemin davranışının küçük ölçekli

bir laboratuvar modeli kullanılarak gerçekçi bir şekilde tahmin edilebilmesi son derece önemlidir. Bununla birlikte doğru tahminler yapılabilmesi için laboratuvar ortamında kullanılan modellerin arazideki mevcut gerilme seviyelerinin aynı değerlerde test edilmesi gereklidir. Santrifüj deney sistemi bu gerekliliği sağlayan bir deney yöntemidir (1). Ancak santrifüj deney düzeneği oldukça pahalı bir düzenek olup ülkemizde geoteknik mühendisliğinde kullanılabilen bir düzenek mevcut değildir. İngiltere, Amerika, Japonya, Rusya gibi ülkelerde çok sayıda bulunan santrifüj deney düzenekleri ile geoteknik mühendisliğine yönelik deneyler yapılabilmektedir.

Arazi ve laboratuvar deneylerinden elde edilen sonuçların uygulamada daha yaygın kullanılabilmesi için bir takım matematiksel modellemelere ihtiyaç duyulmaktadır. Bu amaçla geliştirilen yapay sinir ağları (YSA) yöntemi geoteknik mühendisliğinde de kullanılabilir hale gelmiş ve başarılı sonuçlar elde edilmiştir. Yapay sinir ağları (YSA), insan beyninin çalışma prensibinden esinlenerek geliştirilen ve beynin işlevlerini belirli bir yazılım aracılığı ile gerçekleştirmeye çalışan mantıksal programlama teknikleridir. YSA, genellikle matematiksel bir model olarak ifade edilemeyen ya da matematiksel modelleri çok karmaşık olan problemlerin çözümünde başarı ile uygulanmaktadır.

ÇALIŞMANIN AMACI

Bu çalışmada; Laman (1995) tarafından yapılan santrifüj model deney çalışmasına ait veriler kullanılarak doygun kil zemindeki kısa keson temellerin moment taşıma kapasitelerinin YSA yöntemi ile belirlenmesi amaçlanmıştır. Laman (1995) yapmış olduğu santrifüj model deneylerinden siltli Moreton kil zeminindeki keson temeller için temel geometrisinin

moment taşıma kapasitesi üzerindeki etkisini incelemiş ve ampirik bağıntılar elde etmiştir.

YAPAY SİNİR AĞLARI

YSA deneysel bilgiyi saklayan ve onu kullanmak için işe yarar hale getiren paralel dağılmış işlemcilerden oluşmaktadır. Haykin (1994), YSA'ların aşağıda belirtilen iki nedenden dolayı insan beynine benzediğini belirtmiştir (2). Bunlar; Bilgi, ağ yapısı tarafından bir öğrenme işlemi yoluyla kazanılır, nöronlar arasında bulunan ve sinaptik ağırlıklar olarak adlandırılan ağırlıklar bilgiyi depolamak için kullanılır.

YSA'ların öğrenebilme özelliği birçok araştırmacının dikkatini çeken bir özelliktir. Öyle ki YSA'lar, doğrusal olan ya da olmayan bir probleme ait tek veya çoklu değişkenlere bağlı olarak tanımlanabilen giriş verileri ile yine tek veya çoklu değişkenlere bağlı olarak tanımlanabilen çıkış değerleri arasında ilişki kurabilme yeteneğine sahiptir.

Yapay sinir ağları, genellikle, matematiksel bir model olarak ifade edilemeyen ya da matematiksel modelleri çok karmaşık olan problemlerin çözümünde başarı ile uygulanmaktadır.

YSA'lar, nöron adı verilen işlemci elemanlar ve nöronlar arasındaki bağlantıyı sağlayan ve ağırlık olarak adlandırılan ağ bağlantılarından meydana gelmektedir. Ağ yapısını oluşturan işlemci elemanlar katmanlar şeklinde düzenlenmişlerdir. Literatürde çeşitli uygulamalarda kullanılabilen birçok farklı ağ modeli bulunmaktadır (2,3). Çok Katmanlı Perceptron (ÇKP) ağ yapısı, ileri beslemeli sinir ağlarına bir örnek olup birçok mühendislik probleminin çözümünde başarı ile uygulanmıştır. ÇKP ağ yapıları; dış ortamdan gelen sinyalleri algılayan giriş nöronlarının

oluşturduğu bir giriş katmanı, gizli nöronlardan oluşan bir ya da daha fazla sayıdaki ara katman ve çıkış nöronlarının oluşturduğu bir çıkış katmanından meydana gelmektedir. Bu ağ yapısının en önemli özelliği; herhangi bir tabakada bulunan nöronun kendinden sonraki tabakada yer alan nöronlara kendi çıkış değerini gönderebilmesi ve kendi bulunduğu katmandan bir önceki katmanda yer alan nöronların her birinden giriş verisi kabul edebilmesidir. ÇKP ağ yapılarında katmanlar ve aynı katman içerisinde yer alan nöronlar arasında bağlantı bulunmamaktadır. ÇKP ağ yapılarında ara katman sayısı ve ara katmanlarda kullanılacak nöron sayısı deneme-yanılma yolu ile bulunurken çıkış katmanında kullanılacak nöron sayısı uygulanan problemin özelliklerine bakılarak belirlenmektedir. Bu tip ağ yapılarında giriş sinyalleri ağ yapısı boyunca giriş katmanından çıkış katmanına doğru tabakalar boyunca ileri doğru yayılır. Geri besleme yoktur.

Yapay Sinir Ağları Öğrenme Algoritması

Öğrenme süreci, bir probleme ait olan giriş ve çıkış değerleri arasındaki ilişkiyi en iyi biçimde tanımlayabilecek ağırlık değerlerinin bulunması olarak açıklanabilmektedir.

Ağ yapısı, uygulanan probleme ait giriş-çıkış örnek veri çiftlerinden oluşan bir eğitim kümesi ile eğitilir. Ağ yapısının bulmuş olduğu çıkış değerleri ile gerçek çıkış değerleri arasındaki fark minimum oluncaya kadar ağ yapısında bulunan bağlantı ağırlıkları değiştirilerek ağın eğitimine devam edilir. Bağlantı ağırlıklarındaki değişim miktarının ihmal edilebilir büyüklükte olması ağ yapısının kararlı bir duruma geldiğini, başka bir deyişle ağın problemi öğrendiğini gösterir.

Öğrenme süreci sonunda, ağ yapısına uygulanan problem için gerekli olan optimum ağırlık değerleri bulunmuş olur. Öğrenme işlemi öğrenme algoritmaları kullanılarak yapılmaktadır. Öğrenme işleminde amaç kullanılan algoritma yardımı ile istenilen çıkış değerlerine en yakın sonuçları

üretecek bağlantı ağırlık değerlerinin belirlenmesidir. İnşaat mühendisliği problemlerinde YSA uygulanırken genellikle geri yayılım öğrenme algoritması kullanılmaktadır. Bunun başlıca nedeni algoritmanın basit, anlaşılır ve kolay uygulanabilir olmasıdır.

Bu çalışmada ağ modellerinin eğitilmesi amacıyla Resilient Propagation (RP) öğrenme algoritması kullanılmıştır. Eğitim işleminde amaç E ile tanımlanan toplam hata değerinin azaltılmasıdır.

$$E = \frac{1}{P} \sum_{p=1}^P E_p \quad (1)$$

Bu eşitlikte P giriş verilerinin toplam sayısını E_p ise p giriş verisi için hata değerini göstermektedir. E_p değeri aşağıdaki eşitlik yardımı ile hesaplanabilir.

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N (o_i - t_i)^2 \quad (2)$$

Yukarıdaki eşitlikte N , o_i , t_i ifadeleri sırası ile, çıkış katmanı toplam nöron sayısı, i inci çıkış katmanı nöronundaki ağ çıkış değeri ve i inci çıkış katmanı nöronundaki gerçek çıkış değeridir. Öğrenme algoritması kullanılarak ağ yapısındaki bağlantı ağırlık ve bias değerleri düzenlenerek toplam hata değeri azaltılır.

1.1. Resilient Propagation (RP)

Çok katmanlı ağ yapıları ara katmanlarında sigmoid ve hiperbolik transfer fonksiyonları kullanılır. Bu transfer fonksiyonları sonsuz bir giriş değeri aralığını sonlu bir çıkış değeri aralığına sıkıştırdıklarından dolayı

çoğunlukla sınırlayıcı fonksiyonlar olarak da adlandırılmaktadır. Sigmoid ve hiperbolik fonksiyonlarda fonksiyona uygulanan nöron net giriş değeri büyüdükçe fonksiyon eğrisinin eğimi de sıfıra yakınsamaktadır. Bu durum ise sigmoid ve hiperbolik transfer fonksiyonları içeren çok katmanlı ağ yapılarının Steepest Descent yöntemi kullanılarak eğitilmesi sırasında problemlere neden olur.

Nöron net giriş değerlerinin büyük olması durumunda, ağırlık ve bias değerleri optimum değerlerinden uzak olmasına rağmen, ağırlık ve bias değerlerindeki değişim miktarları da küçük olacaktır. RP eğitim algoritmasının amacı kısmi türevin bu olumsuz etkisini elimine etmektir.

Ağırlık güncellemesinin yönünün tanımlanması amacıyla türev işleminin sadece işareti kullanılır. Kısmi türev sonucu bulunan değer ağırlık güncellenmesi üzerinde herhangi bir etkisi yoktur. Ağırlık değişiminin boyutu ayrı bir güncellenme değeri ile tanımlanır. Hata fonksiyonunun ağırlıklara göre türevi peş peşe iki iterasyonda aynı işarete sahip olduğunda her bir ağırlık ve bias için güncellenme değeri bir faktör yardımı ile artırılır. Hata fonksiyonunun ağırlığa göre türevinin işareti bir önceki iterasyondaki işaretten farklı ise bu durumda güncellenme değeri bir faktör yardımı ile azaltılmaktadır. Eğer hata fonksiyonunun ağırlığa göre türevi sıfır ise güncellenme değeri aynı kalacaktır.

Ağırlık değerlerinin salınma neden olması durumunda ağırlık değişim miktarı azaltılmakta diğer taraftan, ağırlık değerlerinin birkaç iterasyonda da aynı doğrultuda değişmeye devam etmesi durumunda ise ağırlık değişim miktarı artırılmaktadır. RP eğitim algoritması yakınsama hızı oldukça yüksek olan bir eğitim algoritmasıdır (4).

YAPAY SİNİR AĞLARI (YSA) UYGULAMASI

Bu çalışmada; doymuş kil zemin içerisinde yer alan rijit keson temellerin moment taşıma kapasiteleri Çok Katmanlı Perceptron (ÇKP) ağ yapıları kullanılarak tahmin edilmiştir. Problemin YSA'ya uygulanması sırasında ileri beslemeli ağ yapıları kullanılmış ve bu ağ yapıları Resilient Propagation (RP) öğrenme algoritması kullanılarak eğitilmişlerdir. Ağ yapısına sunulan veriler Laman (1995) tarafından yapılmış olan deneysel çalışmadan elde edilmiştir.

Deneysel çalışmalarda, doymuş kil zemin içerisinde bulunan keson temellerin uygun bir yükseklikten uygulanan yatay yükleme sonucu oluşan devirme momentine karşı tepkileri araştırılmıştır. Deneysel çalışmalarda farklı boyutlarda ve derinlikte kare kesitli keson temel modelleri kullanılarak yaklaşık 58 deney yapılmıştır. Santrifüj deneylerinde kullanılan keson temel modellerinin genişlikleri ve derinlikleri 20 mm. ile 60 mm. arasında 10 mm. lik artımlar ile değişmektedir.

Deneysel çalışmada kullanılmış olan model keson temellerin boyutları eşdeğer birebir ölçekli boyutları ile birlikte Tablo 1' de gösterilmiştir.

Deneyler sırasında zemin su muhtevasının %15.56 ile %17.77 arasında değiştiği gözlenmiştir. Deneylerde model temellere uygulanan yatay yükleme için 150 mm. lik bir çekme yüksekliği kullanılmıştır. Keson temel geometrisinin moment taşıma kapasitesi üzerindeki etkisinin belirlenmesi amacıyla gerçek boyutlardaki farklı temel geometrileri için 0°, 0.5°, 1°, 1.5° ve 2° derecelik dönme açalarına karşılık moment-dönme ilişkileri elde edilmiştir. Deneylerde gözlenen su muhtevası aralığında, kil zeminin kohezyonunun su muhtevası ile değişimini elde edebilmek için üç eksenli deneyler yapılmıştır.

Tablo 1. Keson Temel Boyutları

Moreton Kili	
Likit Limit, W_L	42%
Plastik Limit, W_P	15%
Plastisite İndeksi, I_P	27%
Özgül Ağırlık, S_G	2.67
Konsolidasyon Katsayısı, C_v	0.465 m ² /yıl
Su Muhtevası Aralığı, W	15-18%

Deneylede Liverpool'un güneybatısında yer alan ve yaklaşık olarak 8 mil uzaklıkta bulunan Moreton, Wirral bölgesinden temin edilen yoğrulmuş siltli kil zemin kullanılmıştır. Kil zeminin başlıca fiziksel özellikleri Tablo 2' de verilmiştir.

Tablo 2. Moreton Kilinin Fiziksel Özellikleri

Moreton Kili	
Likit Limit, W_L	42%
Plastik Limit, W_P	15%
Plastisite İndeksi, I_P	27%
Özgül Ağırlık, S_G	2.67
Konsolidasyon Katsayısı, C_v	0.465 m ² /yıl
Su Muhtevası Aralığı, W	15-18%

Problem ağ yapısına 5 giriş ve 1 çıkış parametresi kullanılarak sunulmuştur. Giriş parametreleri olarak; model temelin derinliği (D), genişliği (B), kil zeminin su muhtevası (w), kohezyon değeri (c) ve model temelin dönme açısı (R) kullanılmış, buna karşılık ağ yapısının çıkış değeri olarak moment taşıma kapasitesi (M) değerini bulması istenmiştir. Ağ modelinin belirlenmesi amacı ile deneysel çalışmadan elde edilen, 0.5°, 1° ve 1.5° dönme açılara ait toplam 75 veri kullanılmıştır. Bu verilerin 50 tanesi ağ yapısının eğitilmesi, 15 tanesi ağ yapısının test edilmesi ve geriye

kalan 10 tanesi de seçilen ağ yapısının güvenilirliğinin belirlenmesi amacıyla veri setlerine ayrılmıştır. Belirtilen veri setleri toplam veriler içerisinde verilerin rastgele seçilmeleri yoluyla oluşturulmuştur.

Ağ modelinin oluşturulmasında kullanılan parametrelere ait değer aralıkları Tablo 3’de verilmiştir. Veri seti içerisinde yer alan verilerin değerleri ağ yapısına sunulmadan önce 3 no. lu eşitlik kullanılarak 0.0 ile 1.0 arasında bir değere küçültülmüştür. Bu işlem verilerin normalizasyonu olarak adlandırılmaktadır.

$$x_n = (x - x_{\min}) / (x_{\max} - x_{\min}) \quad (3)$$

Bu eşitlikte yer alan x_{\min} , x_{\max} ve x_n ifadeleri sırası ile her bir parametrenin minimum, maksimum ve normalize değerlerini göstermektedir.

Tablo 3. Parametrelerin Değer Aralıkları

Model parametreleri	Minimum değer	Maksimum değer	Aralık
Model boyut derinliği, D (m.)	0.800	2.400	1.600
Model boyut genişliği, B (m.)	0.800	2.400	1.600
Su muhtevası, w (%)	16.155	17.440	1.285
Kohezyon, c (kN/m ²)	70.700	111.235	40.535
Dönme açısı, R (°)	0.500	1.500	1.000
Moment, M (kNm)	58.655	638.562	579.907

Ağ yapısının topolojisi ağ yapısının hesaplama gücünü ve genelleştirme kabiliyetini direk olarak etkilediğinden dolayı sunulan problem için uygun olan ağ mimarisinin tanımlanması son derece önemli bir konudur. Bu çalışmada bir giriş, bir ara ve bir de çıkış katmanından oluşan üç katmanlı bir ağ yapısı kullanılmıştır. Çalışma kapsamında gerek ara katman sayısı ve gerekse ara katmanda kullanılacak nöron sayısının belirlenmesi amacıyla farklı ağ modelleri denenmiştir. Çünkü YSA' ya sunulan problemin kullanılan herhangi bir transfer fonksiyonu ile sonuca yakınsaması için kaç tane ara katman kullanacağımız ve ara katmanda kaç tane nöron kullanacağımıza dair geliştirilmiş herhangi bir teori henüz bulunmamaktadır. Bu yüzden bu konuda uygulanabilecek en iyi yaklaşım; ara katmanda birkaç tane nöron kullanılarak işleme başlanması ve nöron sayısının artırılarak ağ yapısının performansının gözlenmesidir. Nöron sayısındaki artışın ağ yapısı performansı üzerindeki iyileştirmesi ihmal edilecek seviyelerde olduğu zaman kullanılacak nöron sayısı hakkında da fikir sahibi olunmuş demektir. Çalışma kapsamında ara katman nöron sayısı 2' den 12 ' ye kadar birer birer artırılarak farklı ağ modelleri denenmiştir. Eğitim işlemi, her bir iterasyondaki ortalama karesel hata (MSE) değerinin gözlenmesi şeklinde kontrol edilmiştir.

Uygun ağ yapısının belirlenmesi amacıyla yapılan deneme-yanılma işlemi sırasında ara katmanda yer alan her bir farklı nöron sayısı için her bir farklı ağ modelinden elde edilen ortalama mutlak relatif hata (MARE) ile ortalama karesel hata (MSE) değerleri karşılaştırılmıştır. Ortalama mutlak relatif hata (MARE) ve ortalama karesel hata (MSE) ifadeleri aşağıda verilen 4 ve 5 no. lu eşitlikler ile tanımlanmışlardır. Bu işlem sonucunda ara katmanda 7 nöronun bulunduğu tek ara katmanlı ağ yapısının problemimiz için en uygun ağ modeli olduğuna karar verilmiştir. Seçilen ağ yapısının mimarisi Şekil 1. de gösterilmiştir.

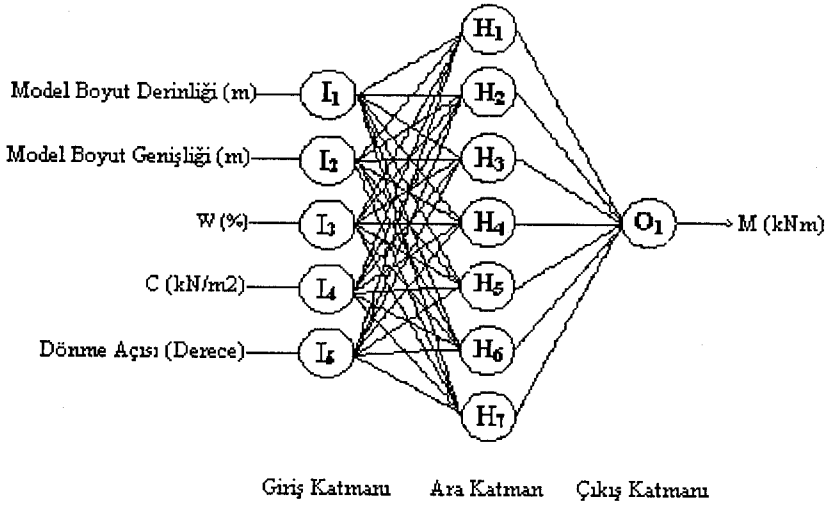
$$\text{MARE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|Y_{i \text{ deneysel}} - Y_{i \text{ tah min}}|}{Y_{i \text{ deneysel}}} * 100$$

(4)

$$\text{MSE} = \frac{\sum_{i=1}^N (Y_{i \text{ deneysel}} - Y_{i \text{ tah min}})^2}{N}$$

(5)

Eşitliklerde yer alan N ve Y ifadeleri sırası ile toplam veri örneği sayısını ve moment taşıma kapasitesi değerlerini ifade etmektedir.



Şekil 1. Seçilen Ağ Mimarisi

Eğitim işlemi aşamasında; her bir YSA modeli için farklı başlangıç ağırlık değerleri ile denemeler yapılarak problem için minimum hatayı verecek başlangıç ağırlık değerleri tanımlanmıştır. Ağ modellerinin eğitim işlemini tamamlamasının ardından test işleminde ve ağ yapısının

güvenilirliğinin denenmesi aşamalarında kullanılacak olan nihai ağırlık değerleri belirlenmiştir. Problem için en güvenilir sonuçlar ara katmanda hiperbolik tanjant (HT) ve çıkış katmanında lineer transfer fonksiyonlarının kullanılması ile elde edilmiştir. Ağ modelinin problem için ürettiği sonuçların gerçek sonuçlar ile karşılaştırılabilmesi için elde edilen sonuçlar denormalize edilerek orjinal değerlerine dönüşüm yapılmıştır.

Seçilen ağ modeli ile elde edilen sonuç değerler Tablo 4. de özetlenmiştir.

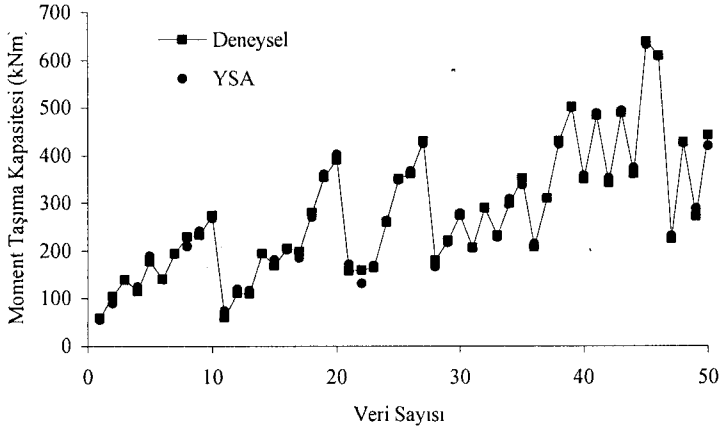
Tablo 4. Ağ Modelinden Elde Edilen Sonuçlar

Eğitim MSE	Test MSE	Güvenilirlik MSE	Eğitim MARE	Test MARE	Güvenilirlik MARE	$R^2_{Eğitim}$	R^2_{Test}	$R^2_{Güvenilirlik}$
90.279	1377.100	1570.400	3.763	14.551	15.187	0.995	0.982	0.949

Seçilmiş olan bu ağ modelinde öğrenme süresi CPU Time 2 sn. dir. Bu süre test ve ağ yapısının güvenilirliğinin denemesi aşamalarında çok daha kısa olacaktır ki bu da YSA' nın hızının problem çözümünde son derece etkileyici olduğunu göstermektedir.

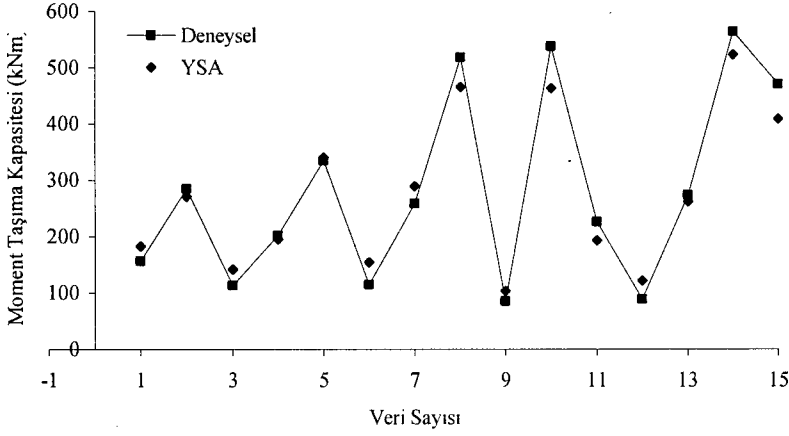
Problemin çözümü için belirlemiş olduğumuz ağ modeli ile elde etmiş olduğumuz sonuç değerlerin deneysel değerler ile karşılaştırılması Şekil 2,3 ve 4'de gösterilmiştir.

Eđitim Verileri Deneysel-YSA Karşılařtırması



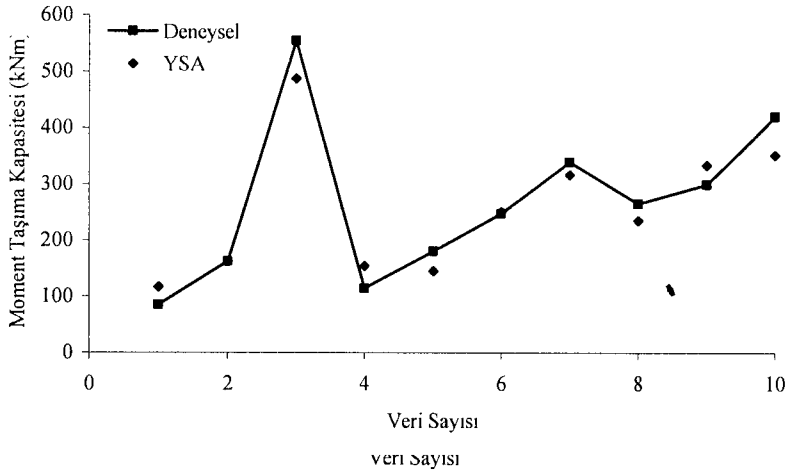
řekil 2. Eđitim İřlemi Sonuřları Karşılařtırması

Test Verileri Deneysel-YSA Karşılařtırması



řekil 3. Test İřlemi Sonuřları Karşılařtırması

Güvenilirlik Verileri Dencysel-YSA karşılaştırması



Şekil 4. Güvenilirlik İşlemi Sonuçları Karşılaştırması

SONUÇLAR

Belirlenen YSA modeli ile elde edilen moment taşıma kapasitesi değerleri dencysel değerler ile karşılaştırılarak grafikler halinde sunulmuştur. Elde edilen sonuçlar bu problemin çözümünde YSA'nın hızlı, ekonomik ve güvenilir bir alternatif yaklaşım olabileceğini göstermektedir.

KAYNAKLAR

1. LAMAN, M., The Moment Carrying Capacity of Short Pier Foundations in Clay, PhD Thesis, University Of Liverpool, 1995.
2. Haykin, S., Neural Networks A Comprehensive Foundation, Macmillian College Publishing Company, New York, 1994 .
3. Sağiroğlu, Ş., Modelling A Robot Sensor Using Artificial Neural Networks Ph.D. Thesis, University Of Wales., Cardiff, U.K. 1994.
4. The MathWorks, Inc, Matlab 5.3. Neural Networks Toolbox For Use Matlab, User's Guide, 1984-1999.

**THE PREDICTION OF BEARING CAPACITY OF THE PIER
FOUNDATION SUBJECT TO LATERAL LOAD BY USING
ARTIFICIAL NEURAL NETWORK**

M. LAMAN
Assoc. Prof.

E. UNCUOĞLU
Res. Assist.

M.S. KESKİN
Res. Assist.

M. ÖRNEK
Res. Assist.

A. DEMİR
Res. Assist.

Cukurova University, The Faculty of Engineering and Architecture
Civil Engineering Department
ADANA, TURKEY
Tel : +90 322 3386084-2721 erdalu@cu.edu.tr

ABSTRACT

In this study, the bearing capacity of the pier foundation subject to lateral load are predicted by using Artificial Neural Network (ANN). The data proposed to ANN model have been obtained from experimental studies performed by Laman (1995). The ANN model is trained by using Resilient Propagation (RP) training algorithm. The results show that ANN can be fast, economic and an alternative approach for solving this problem.