

# Endokronik Model Üzerine Yapay Sinir Ağları ile Bir Uygulama

M. Erkam GÜRBÜZEL\*

Mete İNCECİK\*\*

Derin URAL\*\*\*

## ÖZ

Endokronik model; malzemenin içsel yapısının içsel zamana bağlı olarak modellenebilmesine dayanmaktadır. Modelin eleştiri alan tarafı bir malzeme için belirlenen içsel malzeme parametrelerinin diğer malzemelere uygulanamamasıdır. Malzeme parametreleri, her yeni malzeme için iterasyon ve tecrübe ile yapılan deneme yanılmalar ile belirlenebilmektedir. Yapay sinir ağları Modele ait içsel malzeme parametreleri ve malzeme özellikleri arasında yapay sinir ağlarının ilişki kurabilirliği araştırılmıştır.

## ABSTRACT

### A Neural Network Approach for Endochronic Theory

The endochronic model is based on the modeling of material structure according to inner time. The criticized side of the model is that model parameters cannot be adopted to other materials. Material parameters are found by iteration, experience or trial and error. The model by Ansal (1977) is taken and combined with the neural networks, in order to investigate the applicability of this prediction tool.

## 1. GİRİŞ

Endokronik teori, zeminin yük altında nasıl bir davranış göstereceğini zeminin içsel yapısını içsel parametreler yardımı ile tanımlayarak ortaya koymaya çalışan bir modeldir. Malzemenin içsel yapısını temsil eden katsayıların; sürekli serbest enerjiyi mükemmel olarak temsil ettiği kabul edilmektedir ki [1], malzemelerinin bünye ifadelerinin elde edilmesinde en önemli adımlardan birisi Ansal [1] tarafından entropi fonksiyonunun içsel değişkenlerle ilişkisinin belirlenmesidir. Jain [3] tarafından endokronik model tarafından ortaya konan sınır değeri problemlerinin çözümü için sayısal integrasyon yöntemleri

---

Not: Bu yazı

- Yayın Kurulu'na 07.11.2005 günü ulaşmıştır.
- 31 Aralık 2007 gününe kadar tartışmaya açıktır.

\* gmerkam@yahoo.com

\*\* İstanbul Teknik Üniversitesi, İnşaat Mühendisliği Bölümü, İstanbul - derin@itu.edu.tr

\*\*\* İstanbul Teknik Üniversitesi, İnşaat Mühendisliği Bölümü, İstanbul - mincecik@srv.ins.itu.edu.tr

### *Endokronik Model Üzerine Yapay Sinir Ağları ile bir Uygulama*

sunulmuş ve metal kompozit bir malzeme üzerinde yapılan deney için endokronik model kullanılarak modellenmiştir.

Yapay sinir ağlarının zemin davranışlarının modellenmesinde ve çeşitli parametrelerin bilgisayar tarafından algılanması konusunda çalışmalar; Ural ve Saka [4] tarafından çeşitli vakalardan toplanan bir veri tabanı ile malzeme ve sıvılaşma potansiyeli arasındaki ilişkiyi yapay sinir ağlarına öğretmiş ve ağı farklı vakalar için yaptığı tahminler için verimliliği gözlemlemiş ve başarılı tahminler elde etmiş; Zhu [5] tarafından zemin davranışlarının modellenmesinde kullanılmış ve deneylerde ölçülen deneyler ile modelleme sonuçları uyumlu bir halde elde edilmiş; Ellis [6] tarafından çeşitli gerilme geçmişlerine ve çeşitli büyüklükte dane çapı dağılımına sahip olan kumlar kullanılarak kumların gerilme – şekil değiştirme ilişkilerinin modellenmesinde kullanılmış; Kiefa [7] tarafından gerilme dalgası karşılaştırma tekniği ile kazık bükülme kapasitesinin tahmininde kullanılmış, arazide ölçülen ve ağ tarafından tahmin edilen yüklem – oturma eğrileri ve eksenel yük dağılımı birbiri ile uyumlu çıkmış; Goh [8] tarafından zeminin sıvılaşma potansiyeli koni penetrasyon deneyi verileri kullanılarak yapay sinir ağlarında tahmin ettirilmiş ve çalışma sonucu yapay sinir ağlarının sismik parametreler, zemin parametreleri ve sıvılaşma potansiyeli arasındaki ilişkileri başarı ile modelleyebildiği görülmüş; Chang ve Popplewell [9] tarafından deprem dalgalarının sınıflandırılabilmesi için gerekli olan deprem tepki spektrumu ve yapısal tepkilerin arasındaki ilişki yapay sinir ağına öğretilerek pratik çalışmalar için gerekli deprem verileri üretilmesinde yapay sinir ağları kullanılmıştır.

Bilgisayar tekniğindeki gelişmelere paralel olarak ortaya çıkan sayısal hesap yöntemleri, analitik çözümün mümkün olmadığı durumlarda büyük avantaj sağlamaktadır. Yeter yaklaşıklıkta çözümler veren; sonlu farklar, sonlu elemanlar, sinir elemanlar gibi sayısal yöntemler günümüzde etkin olarak kullanılmaktadır. Bu metotlar; sürekli bir sistemi, çeşitli noktalarda biri birine bağlı düğümlerden teşkil edilmiş kabul ederek, polinom yada seri yaklaşım ile türev denklemlerin lineer denklem takımı veya çözümü kolayca elde edilebilen bir forma indirgenmesi esasına dayanır. Bu metotların hepsinde konvansiyonel programlama teknikleri kullanılmaktadır.

20. yüzyılın ikinci yarısında temelleri atılan ve günümüzde büyük bir kitlenin üzerinde çalıştığı yapay zeka tekniği, pek çok problemin analizinde başarı ile kullanılmış ve klasik programlamaya alternatif olmuştur. Başlangıçta çok farklı amaçlar (Tıp alanında hastalık teşhisi; uydu fotoğraflarının okunması ve belirlenmesi, strateji belirleme gibi askeri amaçlı uygulamalarda, kontrol problemlerinde, endüstriyel uygulamalarda) için geliştirilen bu teknik günümüzde hemen her disiplinde kullanılır olmuştur. Yapay zeka olarak bilinen ve yapay sinir ağları; fuzzy küme teorisi, genetik algoritmalar, uzman sistemler gibi çeşitli dalları olan mantıksal programlama tekniği geçen birkaç yıl içinde hemen her disiplinde yaygın olarak kullanılmaya başlanmıştır. Geçen zaman içinde yapay sinir ağları ve diğer mantıksal programlama tekniklerinin ispatlanmış teorilerinin ortaya çıkartılması nedeniyle konu pek çok teorisyenin ilgisini çekmiştir.

Çalışmada yapay sinir ağları ve yapay sinir ağlarına veri üretmek için yazılan bir program yardımı ile, Ansal (1977)'yi esas alan endokronik modelin kullandığı içsel durum katsayıları ve malzemenin deneyler ile ölçülen fiziksel özellikleri ile endokronik modelde ortaya çıkan hata miktarları arasındaki ilişki sinir ağına öğretilerek, farklı deney numunesi ve rassal üretilmiş malzeme parametreleri kullanıldığında ağdan hata miktarlarını tahmin

etmesi istenmiştir. Bu şekilde sinir ağının malzeme parametreleri, malzemenin ölçülebilir fiziksel özellikleri arasında bir ilişki oluşturup oluşturmadığı gözlemlenmiştir.

## **2. ENDOKRONİK TEORİ**

Endokronik teori viskoplastisitenin özel bir şeklidir. Malzemenin içsel durumu mikro ölçekteki işlemler (parçacıkların yer değiştirmeleri ve bundan kaynaklanan düzensizlikler) sonucu iyi bir şekilde yorumlanabilen durum değişkenleri ile temsil edilmektedir.

Endokronik terimini ilk olarak metallerin davranışlarının modellenmesinde Valanis (1971) kullanmıştır. Bununla birlikte içsel zamana bağlı parametreler 1950'lerin başlarında Ilyushin, Hill ve Pipkin tarafından bilim dünyasına sunulmuştur. İnelastik davranışı içsel zamana bağlı olarak modellemenin öncülüğünü Schapery (1968, 1969) yapmıştır.

Valanis tarafından sunulan endokronik teori (1971); daha sonra Bazant (1974), Bazant ve Bhat (1976) ve Bazant ve Shieh (1977) tarafından betonun davranışını tanımlamada (özellikle şekil değiştirme-yumuşama, hidrostatik basınca duyarlılık ve inelastik gevşeme) ve Bazant ve Krizek (1976), Ansal (1977) tarafından kohezyonsuz ve inelastik zeminlerin davranışlarını tanımlamada genişletilmiştir.

Bu bağlamda endokronik teori tarihsel gelişimini iki ekolün öncülüğünde gerçekleştirmiştir. Bunlardan birincisi Valanis (1971)'in ortaya koyduğu, diğeri ise Bazant-Ansal-Cuellar tarafından geliştirilen modeldir.

Modelin eleştirilme alan yönü, bir test için belirlenen denklemin farklı testlerde malzeme davranışını temsil eden eğrileri bulmak için uyarlanamamasıdır[10].

Ansal (1977) yaptığı endokronik model formülasyonunda malzemenin içsel durumunu temsil etmek için  $a_1, a_2, a_3, a_4, c_1, c_2, c_3, c_4, \text{Beta}(\beta), \text{Beta}_1(\beta_1), z_1$  malzeme parametrelerini kullanmıştır [1].

Formülasyonda kullanılan parametreler ve açıklamaları aşağıda verilmiştir (Uygulama kumlu zeminlerle yapıldığı için  $z_1$  kil türüne bağlı olan katsayı verilmemiştir);

$a_1$ : Sertleşme ya da yumuşamanın görülmediği kritik durumlar için geri dönüşümü olmayan şekil değiştirme artımını belirlemek için gerekli olan pozitif malzeme parametresi,

$a_2$ : Gerilme geçmişi bağımlılığı için bir malzeme parametresi.

$a_3$ : Kohezyonlu zeminlerin kırılma olayları, gerilme yumuşama ve sertleşmesinin asıl efektif gerilmeye bağlı olmasını gerektirir. Bu ilk efektif gerilme invariantına bağlı olarak ifade edilmesinde kullanılan pozitif bir malzeme parametresi.

$\beta, \beta_1$ : Gerilme geçmişine bağlı olan malzeme parametresi.

$c_1$ : Bağımsız pekleşme-gevşeme miktarının ifadesinde gerilme geçmişinin göz önüne alınması için gerekli olan malzeme parametresi.

$c_2$ : Birlikte hacimsel şekil değiştirmenin geri dönüşümsüz kısmı toplam şekil değiştirmeye bağlıdır. Bu bağımlılığın lineer olduğu kabul edilerek, yazılan yardımcı fonksiyonda kullanılan malzeme parametresi.

### *Endokronik Model Üzerine Yapay Sinir Ağları ile bir Uygulama*

c<sub>3</sub>: Kaymaya bağlı olarak ortaya çıkan hacimsel değişimler zeminlerin sürtünmeli yapıları nedeniyle efektif başlangıç gerilmesine bağımlılığını ifade eden formülde kullanılan malzeme parametresi.

c<sub>4</sub>: Sıklaşma-gevşeme fonksiyonunun işareti negatif veya pozitif olabilir ama artımın şiddeti(ya da şekil değiştirmeye bağlı olan fonksiyonun eğimi) daima monoton olarak azalan ve limit durumda sifıra ulaşan bir şekilde olur.Bu durumun, sınırlayıcı fonksiyonun toplam inelastik hacimsel şekil değiştirmeler türünden ifade edilmesinde kullanılan malzeme parametresi.

### **3. YAPAY SİNİR AĞLARI**

Bilim dünyası 1940'lı yıllarda yapay sinir ağları ile tanıştı. Bu alanda yapılan ilk çalışmalar beyin hücrelerinin işlevlerinin ve birbirleri ile haberleşme şekillerinin ortaya çıkarılmasını amaçlamaktaydı. O zamandan beri yapay sinir ağları gerek teorik gerekse pratik anlamda dikkate değer bir yol kaydetmiştir. Bugün birçok hücrenin belli bir düzende bir araya getirilmesi ve uygun öğrenme algoritmaları ile sinir ağları kurulabilmekte ve bu ağlar çok karmaşık görevleri başarı ile yerine getirebilmektedir [11].

Çalışmada kullanılan hata geriye yayma ile parametre güncelleme algoritması 1972 yılında Harvard'daki bir grup araştırmacı tarafından ortaya atılmıştır [11]. İteratif bir metottur. Genelde basit bir ağ kullanılır. Amaç çıktıları istenen değeri üstel bir yaklaşıklıkla getirmektir. Bunun içinde ortalama karesel hata minimize edilmeye çalışılır. Bu türden algoritmalar, konuşma sentezi, şekil tanıma, haberleşme gibi pek çok alanda başarıyla uygulanmıştır. Uygulanması kolay bir metottur [2].

### **4. UYGULAMA**

Endokronik modellemeyi yaparak gerçek deney verileri ve model arasındaki hata miktarını hesaplayan endo isimli bir c++ programı yazılmıştır. Program malzeme özellikleri, endokronik model sabitleri ve modelleme ile deney arasındaki karşılaştırmalardan bulunan hatalardan oluşan veri takımları üretmektedir. Endokronik formülasyonda kullanılan malzeme sabitlerini [1, 1000] aralığında rassal olarak üretmektedir. Program tarafından oluşturulan veri takımları bölüm 5.2 de detaylı olarak anlatıldığı gibi yapay sinir ağlarına sunulur.

#### **4.1 Modelleme için Kullanılan Deneyler**

Modelleme için VELACS projesine ait Nevada kumu olan aşağıdaki çizelgedeki deneyler kullanılmıştır [12],

Tablo 1. Nevada kumu numunelerine ait bilgiler

Deney Türü	Deney No	Efektif Kons. Bas.(kpa)	Yükseklik (m)	Çap (m)	Yoğunluk (kN/m <sup>3</sup> )	Boşluk Oranı (e)	Relatif Sıklık (%)
C <sub>y</sub> IUC	40-05	160.0	0.1548	0.0636	15.12	0.732	41.5
C <sub>y</sub> IUC	40-06*	40.0	0.1532	0.0637	15.08	0.736	40.2
C <sub>y</sub> IUC	40-34	80.0	0.1545	0.0637	15.12	0.732	41.4
C <sub>y</sub> IUC	40-35	160.0	0.1523	0.0636	15.18	0.725	43.1
C <sub>y</sub> IUC	40-51	40.0	0.1542	0.0637	15.11	0.733	41.1
C <sub>y</sub> IUC	40-54	160.0	0.1526	0.0635	15.17	0.762	42.9
C <sub>y</sub> AUC	40-94	80.0	0.1543	0.0637	15.14	0.730	42.0
C <sub>y</sub> IUC	60-11	80.0	0.1545	0.0637	15.74	0.663	59.6
C <sub>y</sub> IUC	60-12	40.0	0.1542	0.0637	15.81	0.656	61.4
C <sub>y</sub> IUC	60-33	80.0	0.1532	0.0637	15.80	0.657	61.3

Deney türü kodlarının anlamları

C<sub>y</sub> = Dairesel

I = İzotropik, A = Anizotropik

U = Drenajsız, D = Drenajlı

C = Konsolide edilmiş.

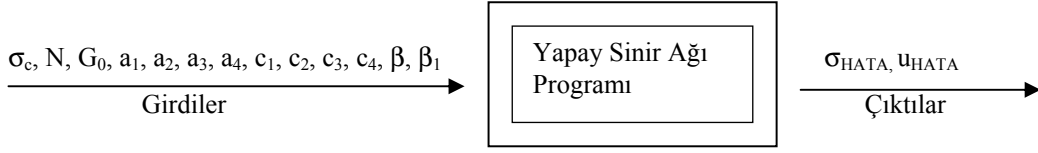
Not: Tahminlerde kullanılan ve eğitimde kullanılmayan deney 40-06 kodlu deneydir.

#### 4.2 Yapay Sinir Ağı ve Bilgisayar Programı Çıktıları

Girdilerin çıktılar üzerine etkilerinin de gözlemlenmek istenmesi dolayısıyla, kullanım kolaylığı ve güvenilirliğini de beraberinde getiren geri besleme algoritması ve farklı aktivasyon fonksiyonları kullanan geri sürümlü 3 katmanlı bir yapay sinir ağıyla yapılmıştır.

Program ile oluşturulan veri dosyası yapay sinir ağı programına (neuroshell) girilmiştir. Girdi ve çıktılar hangi değerler olduğu belirlenerek ve öğrenmeyi programın test edebilmesi için deney setinin %20'si test seti olarak program tarafından rassal olarak ayrılarak, öğrenme işlemi gerçekleştirilmiştir. Kalibrasyon sayısı 200 olarak belirlenmiştir. Şekil'de girdi ve çıktı olarak belirlenen parametreler görülmektedir.

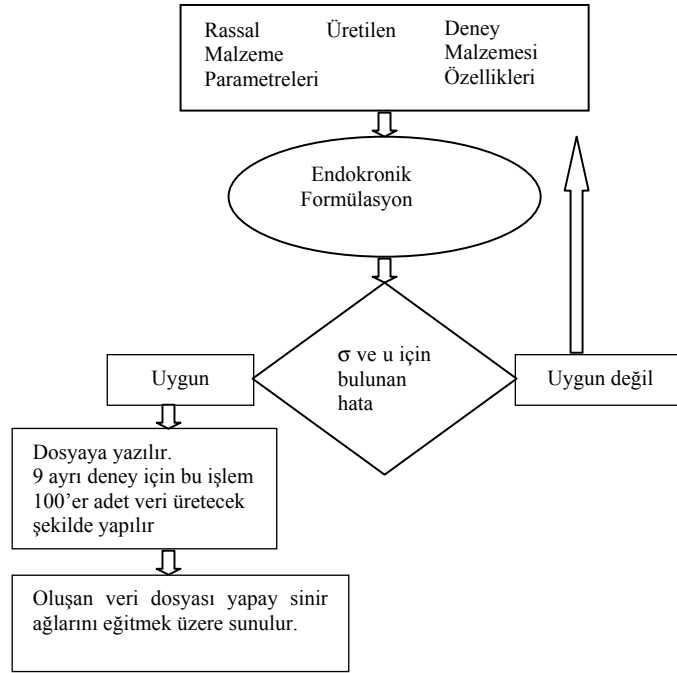
## Endokronik Model Üzerine Yapay Sinir Ağları ile bir Uygulama



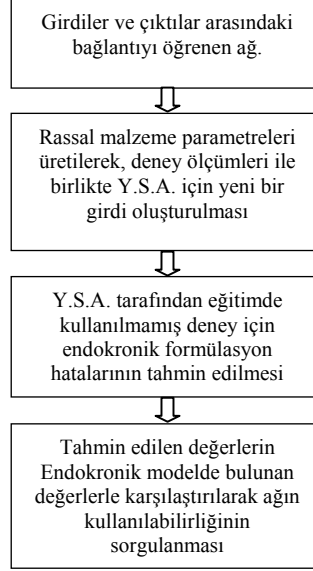
Şekil. Yapay sinir ağı programına verilen girdi ve çıktılar

Oluşturulan veri tabanında malzeme sabitleri, malzeme özellikleri girdi, bulunan  $u_h$  (boşluk suyu basıncı hata) ve  $\sigma_h$  (gerilme hata) çıktı olarak, geriye yayımlı bir algoritma kullanan yapay sinir ağı programına verilmiş ve ağ eğitilmiştir. Malzemenin deneylerle belirlenmiş özelliği olarak,  $\sigma_c$  (konsolidasyon gerilmesi),  $N$  (porozite oranı;  $n / (1+n)$ ) ve  $G_0$  (kayma mukavemeti) kullanılmıştır. Eğitilmiş olan ağa, eğitim aşamasında kullanılmayan bir malzemeye ait malzeme özellikleri ile ve yeniden [1, 1000] aralığında üretilen rassal malzeme sabitleri girdi olarak verilmiş ve modelin ne kadar hata yapacağını tahmini istenmiştir. Şekil 1(a) ve (b) de işlemlerin akış diyagramı verilmekte, şekil 2 de ise ağa sunulan girdiler ( $\sigma_c$ , konsolidasyon basıncı;  $G_0$ , kayma mukavemeti,  $N$ , porozite oranı, malzeme sabitleri ve çıktılar gösterilmektedir.

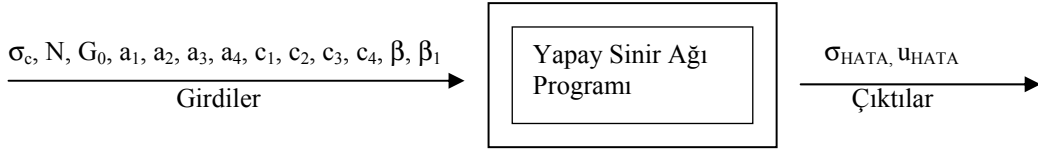
Her bir deney için;



Şekil 1.a. Yapılan işlemlerin birinci safhası



Şekil 1.b. Yapılan işlemlerin ikinci safhası



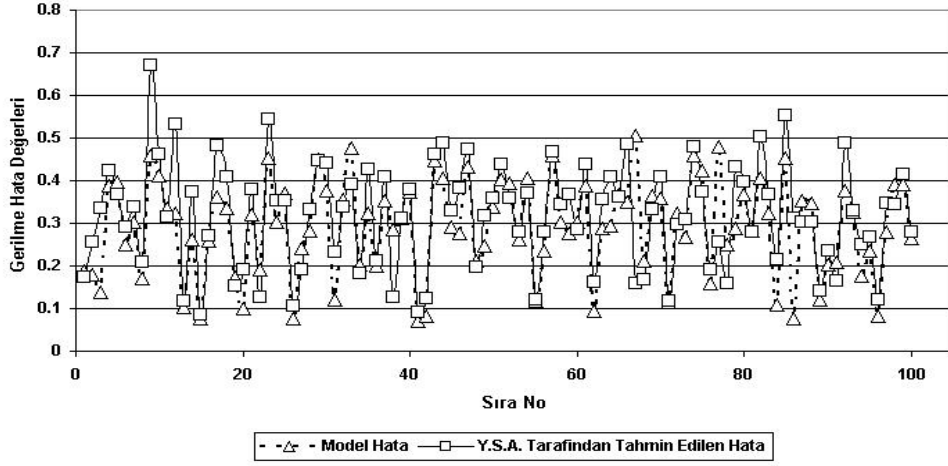
Şekil 2. Yapay sinir ağı programına verilen girdi ve çıktılar.

## 6. SONUÇLAR VE TARTIŞMA

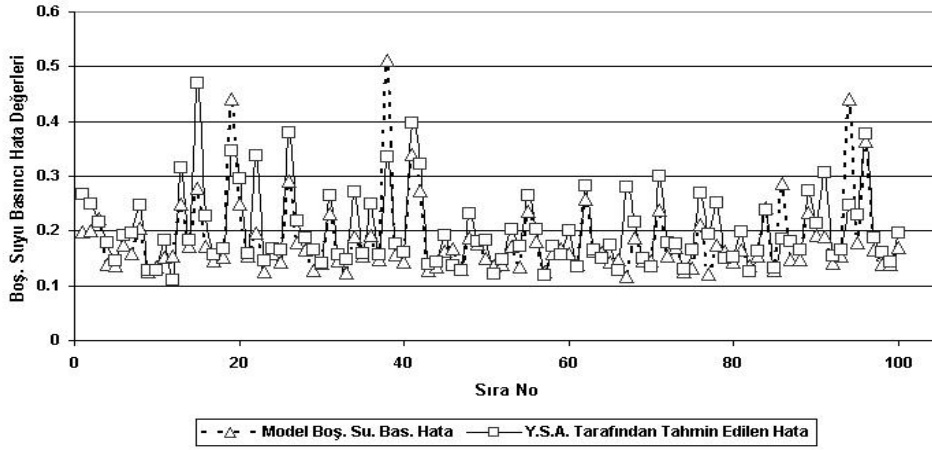
Yapay sinir ağı tahmininin gerçek değerlere yakınlığı korelasyon katsayısının 1 değerine yaklaşıklığı ile anlaşılmaktadır. Korelasyon sayısının 1 olması tam öğrenme durumuna karşılık gelmek üzere, yapay sinir ağının eğitimi sonunda  $\sigma_{Hata}$  tahmininde 0.840,  $u_{Hata}$  tahmininde 0.933 olan korelasyon katsayıları elde edilmiştir. Eğitimde kullanılmayan bir deney seti ve bu deney seti için üretilen rassal malzeme parametreleri için yapay sinir ağının tahmin ettiği hata miktarı değerleri ve endokronik formülasyon ile bulunan hata değeri miktarları grafikte birbirlerini uyumlu biçimde takip etmektedirler. Y.S.A.'nın gerçek değerlere uygun bir şekilde artım ve azalım gösteren değerler tahmin etmesi, malzemenin rassal parametreleri ve deneysel özellikleri arasında sağlıklı bir ilişki kurabildiğini göstermiştir.

Yapay sinir ağının tahmin ettiği değerler ve endokronik formülasyon sonucunda elde edilen gerçek hata miktarı değerleri grafiksel biçimde karşılaştırmalı olarak verilmiştir;

Endokronik Model Üzerine Yapay Sinir Ağları ile bir Uygulama



Şekil 3.  $\sigma_{Hata}$  yapay sinir ağı tahmini değerleri ve endokronik formülasyondan elde edilen değerler.



Şekil 4.  $u_{Hata}$  yapay sinir ağı tahmin değerleri ve endokronik formülasyondan elde edilen değerler



### Semboller

$a_1, a_2, a_3, c_1, c_2, c_3, c_4, \beta, \beta_1$	: Malzeme parametreleri
$G_0$	: Kayma mukavemeti
$N$	: Porozite oranı ( $n / (n+1)$ )
$u_{Hata}$	: Modelleme sonucu oluşan boşluk suyu basıncı hata
Y.S.A.	: Yapay sinir ağı
$\sigma_c$	: Konsolidasyon basıncı
$\sigma_{Hata}$	: Modelleme sonucu bulunan gerilme hata

### Kaynaklar

- [1] Ansal, A.M., “An Endochronic Constitutive Law for Normally Consolidated Cohesive Soils”, PhD Thesis, Northwestern University, Evanston, Illinois, 1977
- [2] Efe, Ö., Kaynak, O., “Yapay Sinir Ağları ve Uygulamaları”, Boğaziçi Üniversitesi Yayınları, 2000
- [3] Jain S. K., “Advancement of Endochronic Theory In Engineering Mechanics”, European Congress on Computational Methods in Applied Sciences and Engineering, 2000
- [4] Ural, D. And Saka, H., “Liquefaction Prediction by Neural Networks”, Electronic Journal of Geotechnical Engineering, ISSN 1089 – 3032, Sayı 3, sayfa 1-4, 1998
- [5] Zhu, J., Zaman, M.M., Anderson, A., Modeling of soil behavior with a recurrent neural network, Canadian Geotechnical Journal, Sayı 35, sayfa 858 – 872, 1998
- [6] Ellis, G. W., Yao, C., Zhao, R., Penumadu, D., “Stress-Strain Modeling of Sands Using Artificial Neural Networks”, Journal of Geotechnical Engineering, Sayı 121, No.5, 1995
- [7] Kiefa M.A.A., “General Regression Neural Networks For Driven Piles In Cohesionless Soils”, Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering, Sayı 124, No.12, 1998
- [8] Goh, A.T.C., “Neural- Network Modeling of CPT Seismic Liquefaction Data”, Journal of Geotechnical Engineering, Sayı 122, No 1, 1996
- [9] Cheng, M., Popplewel, N., “Neural Network for Earthquake Selection In Structural Time History Analysis”, Earthquake Engineering and Structural Dynamics, Sayı 23, sayfa 303 – 319, 1994
- [10] Ansal, A.M., Bazant, Z.P. and Krizek, R.J., “Critical Appraisal of Endochronic Theory For Soils”, ASCE, Proc., Workshop on Limit Equilibrium, Plasticity and

*Endokronik Model Üzerine Yapay Sinir Ağları ile bir Uygulama*

Generalized Stress-Strain in Geotechnical Engineering, held at McGill Univ., 286-327, 1980

- [11] Haykin, S., “Neural Networks”, Prentice Hall International, Inc., sayfa 1- 41, 1999
- [12] <http://geoinfo.usc.edu/gees/velacs/>
- [13] Gürbüz, M.E., “Endokronik Model Üzerine Yapay Sinir Ağları ile Bir Uygulama”, Y.L. Tezi, İstanbul Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, 2003
- [14] Frederick, M.D., 1995, “NeuroSHELL2 Users’s Manual – Version 3.0”, Ward Systems Group Inc.