



XVII. ULUSAL MEKANİK KONGRESİ  
5-9 Eylül 2011, Fırat Üniversitesi, Elazığ

## İKİ ELASTİK ÇEYREK DÜZLEME OTURAN VE DAİRESEL RİJİT BİR PANÇ İLE BASTIRILAN ELASTİK TABAKA PROBLEMİNDE TEMAS MESAFELERİNİN YAPAY SİNİR AĞI İLE HESABI

Erdogan ÇAKIROĞLU<sup>1</sup>  
Karadeniz Teknik Üniversitesi  
TRABZON

İsa ÇÖMEZ<sup>2</sup>  
Karadeniz Teknik Üniversitesi  
TRABZON

Ragıp ERDÖL<sup>3</sup>  
Karadeniz Teknik Üniversitesi  
TRABZON

### ÖZET

Bu çalışmada, iki elastik çeyrek düzleme oturan ve tekil yükü iletən dairesel rijit bir panç ile bastırılan sürtünmesiz ve ağırlıkları ihmali edilmiş elastik tabaka probleminde, temas mesafelerinin Yapay Sinir Ağı (YSA) yöntemi ile hesabı incelenmiştir. Temas mesafelerinin hesaplanması için üç katmanlı geriye yayılma öğrenme algoritması olan bir ağ yapısı kullanılmıştır. Problem integral dönüşüm teknigi ve elastisite teorisi kullanılarak teorik olarak çözülmüştür. YSA'nın eğitim ve test aşamalarında ise; dış yüze, rijit dairesel panç yarıçapına, çeyrek düzlemler arası açıklık mesafesine ve malzeme özelliklerine değişik değerler verilerek oluşturulmuş örnekler kullanılmıştır. Bütün örnekler normalize edilmiş ve YSA yeterli hassasiyete kadar eğitilmiştir. Teorik sonuçlar ile YSA sonuçları karşılaştırılmış ve YSA hesaplarının teorik sonuçlara oldukça yakın çıktıği görülmüştür. YSA yönteminin doğru olarak kullanılması halinde, özellikle zaman gerektiren çalışmalararda, alternatif sayısal bir yöntem olabileceği belirtilemiştir.

### ABSTRACT

In this study, the contact lengths calculation by Artificial Neural Networks (ANNs) in the case of frictionless and neglected gravity force contact problem for an elastic layer resting on two quarter planes is considered. The concentrated force in the vertical direction is applied to the layer by means of a rigid cylindrical stamp. A three layered ANNs with backpropagation learning algorithm is utilized for calculation of the contact lengths. The problem is solved theoretically by using the theory of elasticity and integral transform technique. The patterns used in training and testing stages of ANN are formed by different numerical values of external load, radius of the rigid cylindrical stamp, the distance between two quarter planes and material properties. All of the patterns are normalized and ANN is trained to acceptable tolerance. Theoretical and ANN solutions are compared and it is seen that ANN solutions are quite close to theoretical solutions. It is demonstrated that if properly used, ANN can be a suitable numerical tool, especially in time consuming problems.

<sup>1</sup> Dr., İnşaat Müh. Böl., E-posta: erdoganc@ktu.edu.tr

<sup>2</sup> Yrd. Doç. Dr., İnşaat Müh. Böl., E-posta: isacomez@ktu.edu.tr

<sup>3</sup> Prof. Dr., İnşaat Müh. Böl., E-posta: erdol@ktu.edu.tr

## GİRİŞ

Bilgisayar programları ile yaklaşık çözümler üreten sayısal hesap yöntemleri, teorik çözümün çok zaman alabilecegi mühendislik problemlerin çözümünde oldukça kolaylık sağlamaktadır. Bunun yanında, mevcut hesap yöntemlerine alternatif olabilecek yapay sinir ağı (YSA) yöntemi ile son yıllarda birçok araştırmacı inşaat mühendisliği uygulamalarında oldukça güvenilir sonuçlar elde etmişlerdir.

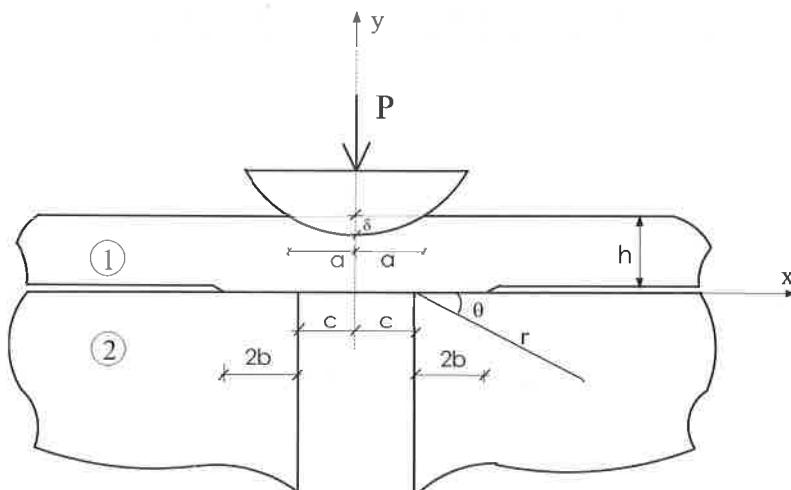
Yapay sinir ağıının inşaat mühendisliği uygulamalarına yönelik yapılan ilk çalışmalarдан biri olarak [14] verilebilir. Kompozit plaklardaki temas gerilmesinin tahmini [11]'de, betonda oluşan basınç gerilmelerinin tahmini [10]'da, ön gerilmeli beton yüksek kırışların nihai kesme kuvvetinin tahmini [9]'da, dikdörtgen plakların lineer ve lineer olmayan analizi [8]'de, bir elastik tabaka ile iki dairesel pançın arasındaki temas mesafelerinin tahmini [7]'de incelenmiştir. Maksimum temas gerilmelerinin hesabı [6], çelik lifli ön gerilmeli beton kırışlarında oluşan nihai kesme kuvvetinin tahmini [5], çeşitli yaşlarda betondaki titreşim hızı ile basınç direnci arasındaki ilişkinin belirlenmesi [4], beton basınç direncinin ve beton kalınlığının belirlenmesi [3] ve ön gerilmeli beton kırışlarında burulma dayanımının tahmini [2] bu yöntem ile yapılmış çalışmalardan bazlılardır.

Bu çalışmada [1] tarafından teorik olarak çözülmüş elastik tabaka probleminde oluşan temas mesafelerinin YSA yöntemi ile hesaplanabileceği sunulmuştur. Problem elastisite teorisı ve integral dönüşüm tekniği kullanılarak teorik olarak çözülmüştür. Eğitim ve test setlerindeki örneklerin girdi ve çıktı katmanları, teorik çözümde; dış üye, panç yarıçapına, ceyrek düzlemler arası açıklık mesafesine ve malzeme özelliklerine değişik değerler verilerek oluşturulmuştur. Deneme-yanılma ile en iyi genelleme yapabilen, en küçük YSA yapısı bulunmuştur. Test aşamasından sonra temas mesafelerine etkiyen bazı değişkenler, teorik ve YSA sonuçları ile karşılaştırılmıştır.

## PROBLEM

İki elastik ceyrek düzleme oturan ve dairesel rıjıt bir panç ile bastırılan elastik tabaka problemi Şekil 1'de görülmektedir. Sırtúnme ve kütle kuvvetleri dikkate alınmamıştır.

Ceyrek düzlemler ve tabaka  $(-\infty, +\infty)$  aralığında olup  $y$  eksenine göre simetri olduğundan, hesaplar  $0 \leq x < \infty$  aralığında yapılmıştır. Problem düzlem şekil değiştirme hali için incelendiğinden,  $z$  ekseni doğrultusunda kalınlıklar birim olarak alınmıştır.



Şekil 1: İki elastik ceyrek düzleme oturan ve dairesel rıjıt bir panç ile bastırılan elastik tabaka problemi

Temas probleminde sınır şartları aşağıdaki gibi yazılabilir.

$$\sigma_{y_1}(x, h) = \begin{cases} -p_1(x) & 0 \leq x \leq a \\ 0 & a < x < \infty \end{cases} \quad (1a)$$

$$\tau_{xy_1}(x, h) = 0 \quad 0 \leq x < \infty \quad (1b)$$

$$\sigma_{y_1}(x, 0) = \begin{cases} -p_2(x) & c \leq x \leq c + 2b \\ 0 & 0 \leq x < c, \quad c + 2b < x < \infty \end{cases} \quad (1c)$$

$$\tau_{xy_1}(x, 0) = 0 \quad 0 \leq x < \infty \quad (1d)$$

$$\sigma_\theta(r, 0) = \begin{cases} -p_2(r) & c \leq r \leq c + 2b \\ 0 & 0 \leq r < c, \quad c + 2b < r < \infty \end{cases} \quad (1e)$$

$$\tau_{r\theta}(r, 0) = 0 \quad 0 \leq r < \infty \quad (1f)$$

$$\sigma_\theta(r, \pi/2) = 0 \quad 0 \leq r < \infty \quad (1g)$$

$$\tau_{r\theta}(r, \pi/2) = 0 \quad 0 \leq r < \infty \quad (1h)$$

$$\frac{\partial v_1(x, h)}{\partial x} = f(x) \quad 0 \leq x \leq a \quad (1i)$$

$$\frac{\partial v_1(x, 0)}{\partial x} - \frac{\partial v_2(x, 0)}{\partial x} = 0 \quad c \leq x \leq c + 2b \quad (1j)$$

Yukarıdaki sınır şartlarında;  $P$  dış tekil yükü,  $h$  tabaka kalınlığını,  $\mu_1$  ve  $\nu_1$  tabakanın elastik sabitlerini,  $\mu_2$  ve  $\nu_2$  çeyrek düzlemin elastik sabitlerini,  $a$  panç-tabaka temas mesafesinin yarısını,  $2b$  tabaka-çeyrek düzlem temas mesafesini,  $c$  çeyrek düzlemin  $y$  simetri eksenine olan mesafesini,  $p_1(x)$ ; panç-tabaka temas mesafesi boyunca gerilme dağılımını ve  $p_2(x)$ ; tabaka-çeyrek düzlem temas mesafesi boyunca gerilme dağılımını göstermektedir.

$F(x)$  dairesel pançın şekil fonksiyonunu ve  $f(x)$  panç şekil fonksiyonunun türevini tanımlamaktadır. Dairesel panç durumunda pançın şekil fonksiyonunun türevi aşağıdaki gibi hesaplanır.

$$f(x) \cong \frac{x}{R} \quad (2)$$

Probleme ait düşey denge şartları aşağıdaki gibidir.

$$\int_{-a}^a p_1(x) dx = P, \quad \int_c^{c+2b} p_2(x) dx = \frac{P}{2} \quad (3a, b)$$

Problemin teorik çözümü [1] tarafından detaylı olarak verilmektedir.

## TEMAS MESAFELERİNİN YAPAY SİNİR AĞI İLE HESAPLANMASI

Yapay sinir ağı yöntemi; beyin sinir sistemindeki nöronlarının davranışlarını taklit ederek, sinir sisteminin basitleştirilmiş matematiksel modelinin oluşturulmasına ve bilgisayar programına aktarılmasına dayanmaktadır. Bir YSA yapısının temel birimi yapay nörondur veya diğer bir deyişle işlem elemanıdır. Her bir işlem elemanın birden fazla girdisi olabilir ve her bir işlem elemanı kendisine gelen ağırlıklandırılmış girdilerini toplar ve bir aktivasyon fonksiyonundan geçirerek çıkış üretir.

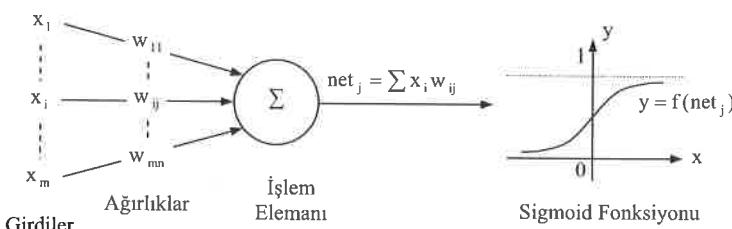
YSA'lar girdi-çıkıtı değerlerinden oluşan örnekler ile öğrenirler. Genel olarak denetimli ve denetimsiz öğrenme olarak iki tür öğrenme vardır. Denetimli öğrenmede; YSA'ya eğitim setini oluşturan örneklerin hem girdi hem de çıktı değerleri verilir. Ağın hesapladığı değerler ile istenen değerler karşılaştırılır ve arasındaki fark kabul edilebilir hata toleransına ulaşıcaya kadar ağırlıklar değiştirilir.

Değişik amaçlar için birçok YSA modelleri ve farklı öğrenme algoritmaları geliştirilmiştir. Bunlardan en yaygın olanı, delta öğrenme kuralı ile türevi alınabilir fonksiyonlara sahip ve hatanın minimize edilebildiği geriye yayılma öğrenme algoritmasıdır. Geriye yayılma, YSA'nın mimari yapısıdır ve çok katmanlı ağların eğitiminde kullanılan bir denetimli öğrenme algoritmasıdır [15].

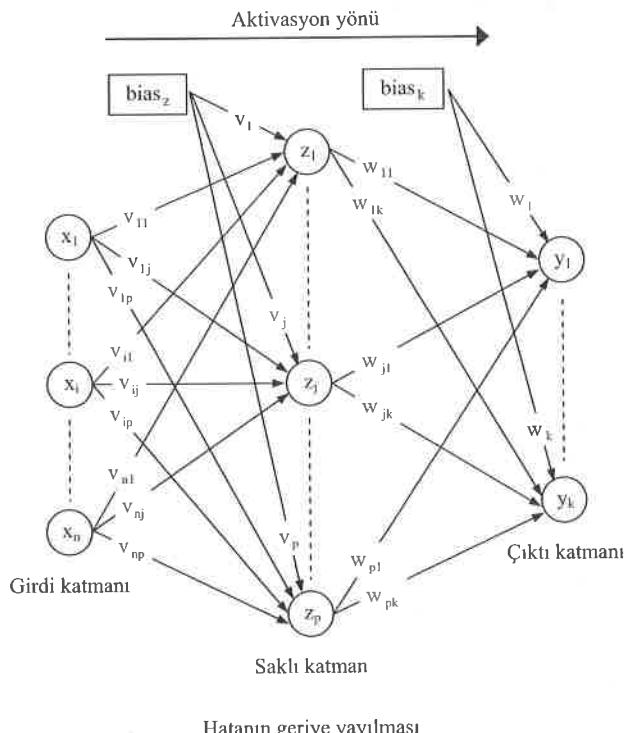
Aktivasyon fonksiyonu olarak kullanılan Sigmoid fonksiyonunun özelliğinden dolayı ağın çıkışı  $[0 - 1]$  arasında olmalıdır. Bu sebeple, girdi-çıkıtı örnek verilerinin ağı eğitilmeden önce normalize edilmesi gereklidir. Girdi-çıkıtı örnek çiftlerinden oluşan eğitim setinin  $[0.1 - 0.9]$  gibi sigmoid aktivasyon fonksiyonun içinde kalacak aralıkta normalize edilmesi durumunda istenilen hassasiyetteki eğitim sonuçlarına çok daha hızlı ulaşıldığı yapılan çalışmalarla görülmüştür [13].

YSA, yapıları açısından temel olarak birbirlerine benzemektedir. YSA içindeki işlem elemanları katman adı verilen grupların içinde düzenlenirler. Bu katmanlar; girdi katmanı, saklı katman (bir veya daha fazla, genellikle bir) ve çıktı katmanı olarak adlandırılırlar. Bir katman içindeki işlem elemanlarının kendi aralarında bağlantıları yoktur, ancak bir katmandaki her işlem elemanı, kendisinden bir ileri katmandaki her işlem elemanına ayrı ayrı bağlıdır ve bu katmanın girişini oluşturmaktadır. Girdi ve çıktı katmanlarındaki işlem elemanı sayısına, problemdeki gereksinimlere göre karar verilir. Ancak saklı katmandaki işlem elemanı sayısının belirlenmesinde genel bir kural yoktur, genellikle deneme-yanılma ile bulunur. Saklı katmandaki işlem elemanı sayısı belirlenirken, YSA'nın en iyi genelleme yapabilmesi ama en az sayıda olması amaçlanır.

Bir işlem elemanına girişler dışarıdan veya bir önceki katmandaki işlem elemanlarından olmaktadır. Bu giriş değerleri farklı olabileceğinden ağırlıkları da farklıdır. Bir işlem elemanı;  $m$  tane  $x_i$  giriş değerlerinin,  $w_{ij}$  ağırlıkları ile çarpılarak toplanmakta ve bu toplam, bir aktivasyon fonksiyonundan geçirilerek  $y_j$  çıkış değerleri hesaplanmaktadır. Şekil (2)'de işlem elemanı ve matematiksel modeli ile Şekil (3)'de bir adet saklı katmandan oluşan çok katmanlı bir yapay sinir ağı yapısı gösterilmektedir [13].



Şekil 2: İşlem elemanın matematiksel modeli ve sigmoid fonksiyonu



Şekil 3: Bir adet saklı katmandan oluşan çok katmanlı yapay sinir ağı yapısı

Burada,  $X_i$  ( $i = 1, \dots, n$ ) ,  $Z_j$  ( $j = 1, \dots, p$ ) ve  $Y_k$  ( $k = 1, \dots, s$ ) sırasıyla girdi, saklı ve çıktı katmanlarındaki işlem elemanlarını;  $v_{ij}$  ve  $w_{jk}$  girdi katmanından saklı katmanına doğru olan ve saklı katmandan çıktı katmanına doğru olan ağırlık değerlerini;  $bias_z$  ve  $bias_k$  ise saklı ve çıktı katmanlarındaki bias değerlerini belirtmektedir.

Geriye yayılma öğrenme algoritmaları bir YSA'nın eğitimi üç aşamadan oluşmaktadır. Bunlar; eğitim setinin ileri beslenmesi, hatanın geriye yayılması ile ağırlık ve bias değerlerinin düzeltilemesidir. Bu üç aşama, [13] ve [12] tarafından detaylı olarak verilmektedir.

YSA iyi şekilde bir kez eğitildikten sonra, daha önce karşılaşmadığı herhangi bir girdi değerlerine karşılık çıkış değerlerini hesaplar. Ağ, eğitim sonunda elde edilen düzeltilmiş ağırlık ve bias değerlerini kullandığı için çıkış değerlerini oldukça hızlı hesaplar. Bu özellik, zaman alan interpolasyon ve iterasyon gerektiren problemlerde çok kolaylık sağlamaktadır.

YSA ile hesaplama yapabilen birçok bilgisayar programı mevcuttur. Bu çalışmada temas mesafelerini hesaplamak için C++ dilinde yazılmış bir bilgisayar programı kullanılmış ve Şekil 3'deki gibi üç katmanlı bir YSA yapısı belirlenmiştir. Ağın eğitimi ve testi için kullanılacak örnekler teorik çözümlerden elde edilmiştir. Ağın girdi katmanı için; yük, geometri ve malzeme özelliklerinin birleşimlerinden oluşan 5 işlem elemanı belirlenmiştir. Bu 5 işlem elemanına karşılık gelen 5 değişken aşağıda açıklanmıştır.

Burada,  $h$  ve  $\mu_1$  değerleri birden fazla değişkeni etkilediğinden sabit tutulmuştur.

$c / h$  : Çeyrek düzlemin  $y$  simetri eksenine mesafesinin, tabaka yüksekliğine oranı (açıklık oranı)

$(\mu_1/(P/h)) / (R/h)$  : Yük oranının, yarıçap oranına oranı (yük yarıçap oranı)

$\mu_2 / \mu_1$  : Çeyrek düzlem ve tabaka kayma modüllerinin oranı (kayma modülleri oranı)

$\kappa_1$  : Tabaka malzeme özelliği

$\kappa_2$  : Çeyrek düzlem malzeme özelliği

Cıktı katmanı ise; panç-tabaka temas mesafesi ile tabaka-çeyrek düzlem temas mesafesine karşılık gelen 2 farklı işlem elemanından oluşmaktadır. Bu 2 işlem elemanına karşılık gelen 2 değişken aşağıdaki gibidir.

$a / h$  : Panç-tabaka temas mesafesinin yarısının, tabaka yüksekliğine oranı (panç-tabaka temas oranı)

$2b / h$  : Tabaka-çeyrek düzlem temas mesafesinin, tabaka yüksekliğine oranı (tabaka-çeyrek düzlem temas oranı)

Eğitim setini oluşturan örneklerde kullanılan girdi değerleri, aşağıda Tablo 1'de sunulmaktadır.

Tablo 1: Eğitim seti için kullanılan girdi değerleri

$c / h$	$(\mu_1/(P/h)) / (R/h)$	$\mu_2 / \mu_1$	$\kappa_1$	$\kappa_2$
0.05	0.1	0.1		
	0.25	0.25		
	0.5	0.5	1.8	1.8
	1	1	2.0	2.0
	2	2	2.2	2.2
	4	4		
	10	10		

Eğitim seti için, Tablo 1'de verilen girdi değerlerinin değişik birleşimlerinden oluşturulan 196 örnek kullanılmıştır. Ayrıca, test seti için Tablo 1'deki değerlerden farklı oluşturulan 38 örnek kullanılmıştır. Eğitim ve test setlerini oluşturan örneklerin girdi ve çıktı değerleri, sigmoid fonksiyonunun (0 – 1) aralığında kalacak şekilde normalize edilmiştir. Tablo 1'de görüldüğü üzere, her değişkenin sınırları farklı aralıklardadır. Bu nedenle, her değişken farklı aralıklarda normalize edilmişlerdir.

Saklı katman yapay sinir ağı yapısının en önemli kısmıdır ve ağır yakınsama ve genelleme özelliği ile iç içedir. Yakınsamayı ve genellememeyi etkileyen en önemli faktörler; başlangıçta seçilen ağırlık ve bias değerleridir. Bu değerlerin aktivasyon fonksiyonunu ve türevini sıfır yapmayacak şekilde seçilmesidir. Bu değerleri, ya program rastgele seçer ya da kullanıcı programa dışarıdan girer. Bunların yanında;  $\alpha$ , öğrenme oranı da etkilidir. Çünkü öğrenme oranı ne kadar büyükse ağırlık ve bias değerleri de o oranda değişir.

En iyi genelleme yapabilen en küçük ağ yapısını bulabilmek için; saklı katman işlem elemanı sayısının, öğrenme oranının, başlangıç ağırlık ve bias değerlerinin farklı birleşimlerinden oluşan birçok ağ yapıları düzenlenmiştir. Ağın öğrenme kapasitesi ile öğrenme süresi arasında birebir ilişki olduğu bulunmaktadır. Ağın öğrenme kapasitesinin artması için örnek sayısının da artması gerekmekte, dolayısıyla da ağ yapısı büyüdüğü için hesap süresi artmaktadır.

Bu çalışmada; en iyi ağ yapısı bulunmaya çalışılmış ve hata oranı gerçek değer ile çıktı değerinin her birinin bağıl hata oranına göre belirlenmiştir. Bağıl hata oranı,

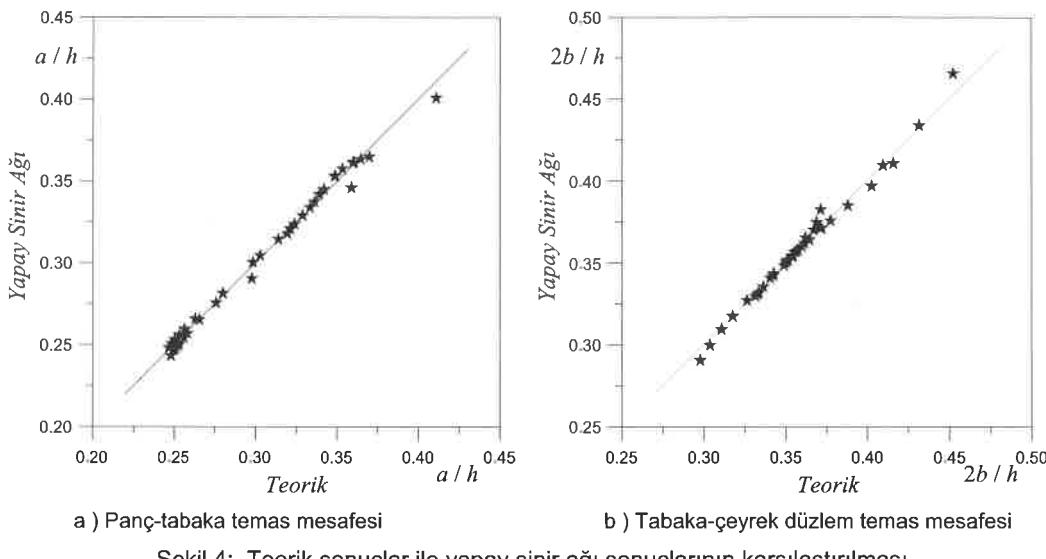
$$e_{rel} = \left| \frac{g_k - y_k}{g_k} \right| * 100 \text{ şeklinde hesaplanmaktadır. Bu ifadedeki } g_k \text{ ile } y_k \text{ sırasıyla; gerçek}$$

değer ile ağ çıktı değeridir. Deneme-yanılmalar sonunda; öğrenme oranı 0.5 olan, başlangıç ağırlık ve bias değerleri programa rastgele girilen, 5-20-2 yapısındaki ağın en iyi genelleme yaptığı ve maksimum bağıl hata oranının %1.5 olduğu durumda test aşamasında en iyi sonuçlar verdiği belirlenmiştir. Eğitim setindeki örneklerin tamamının bağıl hata oranlarının ortalaması ise %1.0'den daha az hesaplanmıştır. Eğitim süresi kişisel bir bilgisayarda yaklaşık 10 saat olup, test aşamasında ise hesaplama süresi aynı bilgisayarda 1 saniyeden kısa sürmektedir.

Ağın genelleme yapabilme kapasitesini belirlemek için, teorik sonuçlar ile elde edilen temas mesafeleri yapay sinir ağı sonuçları ile karşılaştırılmıştır. Tablo (2)'deki 38 örnekli test setinden  $a/h$  ve  $2b/h$  değerlerinin karşılaştırılması Şekil (4)'de verilmektedir. Bu şekilde; yatay eksen teorik değerleri, düşey eksen yapay sinir ağı ile elde edilen değerleri göstermektedir. Teorik ve yapay sinir ağı çözümlerinden elde edilen sonuçların aynı olması durumda, grafiklerde işaretlenen noktaların 45 derecelik doğru üzerinde bulunacağı açıklıdır. Dolayısı ile bu doğrudan sapmalar hata durumunu ortaya koyacaktır. Yapay sinir ağı ile elde edilen sonuçlarda maksimum bağıl hata oranları sırasıyla %3.58 ve %2.96 olarak hesaplanmıştır. Hata oranlarının düşük çıkması, ağın iyi genelleme yaparak, kabul edilebilir hata oranı sınırlarında hesaplama yapabildiğini göstermektedir.

Tablo 2: Örnek seti için kullanılan girdi değerleri

Örnek No	c/h	$\frac{\mu_1}{P/h}$		$\kappa_1$	$\kappa_2$	Örnek No	c/h	$\frac{\mu_1}{P/h}$		$\mu_2/\mu_1$	$\kappa_1$	$\kappa_2$
		$P/h$	$R/h$					$P/h$	$R/h$			
1	0.005	16	0.08	1.77	2.03	20	0.35	0.09	16	2.21	1.96	
2	0.01	13	0.11	1.79	2.05	21	0.38	0.11	14	2.19	1.94	
3	0.02	11	0.15	1.81	2.08	22	0.41	0.13	11	2.17	1.92	
4	0.03	9	0.22	1.84	2.11	23	0.43	0.18	8	2.14	1.88	
5	0.04	8	0.3	1.87	2.13	24	0.45	0.22	5	2.11	1.85	
6	0.06	6	0.35	1.90	2.17	25	0.48	0.33	2.7	2.08	1.82	
7	0.07	5	0.45	1.94	2.19	26	0.52	0.45	1.8	2.07	1.79	
8	0.08	3	0.6	1.96	2.21	27	0.55	0.54	1.4	2.03	1.78	
9	0.09	1.5	0.8	1.98	2.25	28	0.6	0.65	1.1	2.01	1.75	
10	0.11	0.75	1.2	2.02	2.24	29	0.65	0.8	0.07	1.99	1.76	
11	0.12	0.6	1.6	2.04	2.22	30	0.7	1.2	0.09	1.97	1.79	
12	0.14	0.4	2.2	2.06	2.18	31	0.75	2.5	0.12	1.93	1.81	
13	0.15	0.3	3	2.09	2.16	32	0.8	3.5	0.16	1.89	1.84	
14	0.16	0.2	4.3	2.12	2.13	33	0.85	5	0.21	1.85	1.87	
15	0.18	0.15	6	2.15	2.10	34	0.9	7	0.33	1.83	1.89	
16	0.22	0.12	9	2.18	2.08	35	0.95	9	0.43	1.81	1.90	
17	0.25	0.09	12	2.19	2.05	36	1.0	12	0.55	1.78	1.93	
18	0.28	0.08	15	2.22	2.04	37	1.1	15	0.7	1.76	1.96	
19	0.3	0.07	20	2.25	2.02	38	1.2	20	0.9	1.75	1.98	



Şekil 4: Teorik sonuçlar ile yapay sinir ağı sonuçlarının karşılaştırılması

Aşağıdaki tablolarda, eğitim ve test setlerindeki farklı örneklerden oluşturulmuş girdi katmanı için belirlenen işlem elemanlarından sadece 1 tanesinin temas mesafeleri üzerindeki etkisi ile teorik ve yapay sinir ağı sonuçlarından elde edilen temas mesafeleri karşılaştırılmıştır. Tablolardan elde edilen bulgular, sonuçlar bölümünde açıklanmıştır.

Tablo 3. Sadece  $\mu_1/(P/h)$  değerinin temas mesafeleri üzerindeki etkisinin teorik sonuçlar ile YSA sonuçlarının karşılaştırılması

(  $R/h = 250$ ,  $c/h = 0.25$ ,  $\mu_2/\mu_1 = 1.5$ ,  $\kappa_1 = 2.1$ ,  $\kappa_2 = 1.9$  )

$\mu_1/(P/h)$	$a / h$		$e_{rel} (%)$	$2b / h$		$e_{rel} (%)$
	Teorik	YSA		Teorik	YSA	
50	1.86475	1.86528	0.03	1.93491	1.93208	0.15
100	1.34212	1.34613	0.30	1.49832	1.49757	0.05
200	0.94038	0.94496	0.49	1.22917	1.22638	0.23
300	0.75163	0.75356	0.26	1.13549	1.13292	0.23
600	0.50470	0.50407	0.13	1.04917	1.04717	0.19
900	0.40042	0.39972	0.17	1.02434	1.02250	0.18
1500	0.30156	0.30150	0.02	1.00654	1.00479	0.17

Tablo 4. Sadece  $R/h$  değerinin temas mesafeleri üzerindeki etkisinin teorik sonuçlar ile YSA sonuçlarının karşılaştırılması

(  $\mu_1/(P/h) = 250$ ,  $c/h = 0.15$ ,  $\mu_2/\mu_1 = 2.5$ ,  $\kappa_1 = 1.9$ ,  $\kappa_2 = 2.1$  )

$R/h$	$a / h$		$e_{rel} (%)$	$2b / h$		$e_{rel} (%)$
	Teorik	YSA		Teorik	YSA	
20	0.19439	0.19500	0.31	1.00554	1.00517	0.04
50	0.31200	0.31111	0.29	1.02394	1.02253	0.14
100	0.44988	0.44874	0.25	1.05664	1.05388	0.26
200	0.65114	0.65270	0.24	1.12668	1.12243	0.38
300	0.80594	0.80988	0.49	1.19876	1.19435	0.37
600	1.14359	1.14524	0.14	1.40556	1.40438	0.08
1000	1.45966	1.45564	0.28	1.64553	1.64646	0.06

Tablo 5.  $c/h$  değerinin temas mesafeleri üzerindeki etkisinin teorik sonuçlar ile YSA sonuçlarının karşılaştırılması  
 $(\mu_1/(P/h) = 700, R/h = 250, \mu_2/\mu_1 = 2.25, \kappa_1 = 1.95, \kappa_2 = 2.05)$

$c/h$	$a/h$		$e_{rel} (\%)$	$2b/h$		$e_{rel} (\%)$
	Teorik	YSA		Teorik	YSA	
0.01	0.41893	0.41692	0.48	1.21714	1.21461	0.21
0.08	0.42308	0.42153	0.37	1.14422	1.14110	0.27
0.16	0.43003	0.42876	0.29	1.05631	1.05355	0.26
0.25	0.44069	0.43943	0.29	0.95476	0.95298	0.19
0.4	0.46512	0.46303	0.45	0.78973	0.78924	0.06
0.6	0.51048	0.50532	1.01	0.59826	0.59693	0.22
0.8	0.57130	0.55995	1.99	0.45063	0.44626	0.97

Tablo 6. Sadece  $\mu_2/\mu_1$  değerinin temas mesafeleri üzerindeki etkisinin teorik sonuçlar ile YSA sonuçlarının karşılaştırılması  
 $(\mu_1/(P/h) = 500, R/h = 300, c/h = 0.15, \kappa_1 = 2.05, \kappa_2 = 1.95)$

$\mu_2/\mu_1$	$a/h$		$e_{rel} (\%)$	$2b/h$		$e_{rel} (\%)$
	Teorik	YSA		Teorik	YSA	
0.08	1.34408	1.33527	0.66	3.13610	3.22398	2.80
0.2	0.91303	0.91145	0.17	2.24001	2.24753	0.34
0.6	0.68130	0.68351	0.32	1.56027	1.56460	0.28
1.5	0.59613	0.59649	0.06	1.20513	1.20157	0.30
3	0.56235	0.56179	0.10	1.03755	1.03423	0.32
7	0.54050	0.53947	0.19	0.92062	0.91909	0.17
20	0.52877	0.52758	0.22	0.85539	0.85534	0.06

## SONUÇLAR

Bu çalışmada, üç katmanlı geriye yayılma öğrenme algoritmali bir yapay sinir ağı kullanılarak, ele alınan elastik tabaka probleminde temas mesafeleri oldukça güvenilir yaklaşımıkta hesaplanmıştır. Eğitim ve test aşamalarında kullanılan örnekler teorik çözüm sonuçlarından oluşturulmuştur. Saklı katmandaki işlem elemanı sayısının, öğrenme oranının, başlangıç ağırlık ve bias değerlerinin ağırlık eğitimi'ne önemli ölçüde etki ettiğini belirlenmiştir. Hızlı sonuca ulaşılabilmesi ile teorik çözümü zaman alıcı interpolasyon ve iterasyon gerektiren bu çalışmada oldukça zaman kazanıldığı görülmüştür.

Ayrıca, temas mesafelerine etki eden değişkenlerin temas mesafeleri üzerindeki etkisi incelenmiştir ve aşağıdaki sonuçlar elde edilmiştir.

- Sadece dış yük arttıkça temas mesafeleri artmaktadır.
- Sadece panç yarıçapı arttıkça temas mesafeleri artmaktadır.
- Sadece çeyrek düzlemler arası açıklık temas mesafesi arttıkça panç-tabaka temas mesafesi artarken tabaka-çeyrek düzlem temas mesafesi azalmaktadır.
- Sadece çeyrek düzlemin rıjittiği, tabakaya göre arttıkça temas mesafeleri azalmaktadır.

Sonuç olarak; yapay sinir ağı yöntemi ile teorik çözümü zaman gerektiren temas mesafelerinin hesaplanmasında kabul edilebilir hata oranı sınırlarında hesaplama yapılabileceği görülmüştür.

**KAYNAKLAR**

- [1] Çakiroğlu, E., *İki Elastik Çeyrek Düzleme Oturan ve Rijit Bir Panç ile Bastırılan Elastik Tabaka Probleminin Çözümü ve Yapay Sinir Ağı Uygulaması*, Doktora Tezi, Karadeniz Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, 2011.
- [2] Arslan, M.H., *Predicting of Torsional Strength of RC Beams by Using Different Artificial Neural Network Algorithms and Building Codes*, Advances in Engineering Software, 41, 946–955, 2010.
- [3] Cho, Y.S., Hong, S.U. ve Lee, M.S., *The Assessment of the Compressive Strength and Thickness of Concrete Structures Using Nondestructive Testing and an Artificial Neural Network*, Nondestructive Testing and Evaluation, 24, 277–288, 2009.
- [4] Tang, C.W., Lin Y.C. ve Kuo, S.F., *Investigation on Correlation Between Pulse Velocity and Compressive Strength of Concrete Using ANNs*, Computers and Concrete, 4, 477–497, 2007.
- [5] Adhikary B.B. ve Mutsuyoshi H., *Prediction of Shear Strength of Steel Fiber RC Beams Using Neural Networks*, Construction and Building Materials, 20, 801–811, 2006.
- [6] Cakiroglu, E., Comez, I. ve Erdol R., *Application of Artificial Neural Network to a Double Receding Contact Problem with a Rigid Stamp*, Structural Engineering and Mechanics, 21, 205–220, 2005.
- [7] Ozsahin, T.S., Birinci, A. ve Cakiroglu, A.O., *Prediction of Contact Lengths Between an Elastic Layer and Two Elastic Circular Punches with Neural Networks*, Structural Engineering and Mechanics, 18, 441–459, 2004.
- [8] Civalek, Ö. ve Ülker, M., *Dikdörtgen Olmayan Plakların Doğrusal Olmayan Analizinde Yapay Sinir Ağı Yaklaşımı*, İMO Teknik Dergi, 3171–3190, 2004.
- [9] Sanad, A. ve Saka, M.P., *Prediction of Ultimate Shear Strength of Reinforced-Concrete Deep Beams Using Neural Networks*, Journal of Structural Engineering-ASCE, 127, 818–828, 2001.
- [10] Ni, H.G. ve Wang, J.Z., *Prediction of Compressive Strength of Concrete by Neural Networks*, Cement and Concrete Research, 30, 1245–1250, 2000.
- [11] Chandrashekara, K., Okafor, A.C. ve Jiang, Y.P., *Estimation of Contact Force on Composite Plates Using Impact-Included Strain and Neural Networks*, Composites Part B-Engineering, 29, 363–370, 1998.
- [12] Fausett, L., *Fundamentals of Neural Networks*, Prentice-Hall, New Jersey, 1994.
- [13] Zurada, J.M., *Introduction to Artificial Neural Systems*, West Publishing Company, New York, 1992.
- [14] Vanluchene, R.D. ve Sun, R., *Neural Networks in Structural Engineering*, Microcomputers in Civil Engineering, 5, 207–215, 1990.
- [15] Rumelhart, D.E., Hinton, G.E. ve Williams, R.J., *Learning Internal Representations by Error Propagation*, in Rumelhart, D.E. and McClelland, J.L., eds., *Parallel Distributed Processing*, MIT Press, Cambridge, 318–362, 1986.