

ARAŞTIRMA MAKALESİ/RESEARCH ARTICLE

ÇOK KATMANLI YAPAY SİNİR AĞLARINDA EN İYİ ETKİNLEŞTİRME FONKSİYONU SEÇİMİ İÇİN ÇOK ÖLÇEKLİ BİR YAKLAŞIM

İbrahim TÜRKÖĞLU¹, Ahmet ARSLAN²

ÖZ

Bu çalışmada, örüntü tanımda kullanılan çok katmanlı yapay sinir ağı sınıflandırıcılarının eğitimini iyileştirmek için dağıtık sistem temelli yeni bir algoritma geliştirilmiştir. Bu algoritma ile yapay sinir ağı için en uygun etkinleştirme fonksiyonu türü seçimi, dağıtık sistemde tüm olasılıklar çok ölçekli bir yaklaşımla denenerek kısa sürede gerçekleştirilebilmektedir. Algoritma, hata geri yayma öğrenme kuralını kullanan çok katmanlı yapay sinir ağlarına uygulanarak radar alıcısı sinyal örüntülerinin tanımlanması ile test edilmiştir. Böylece uzun zaman alan ve tecrübe gerektiren etkinleştirme fonksiyonu seçim süreci kısaltılarak, örüntü tanımda istenen yüksek hız ve doğruluk sağlanmıştır.

Anahtar Kelimeler: Yapay Sinir Ağları, Dağıtık Sistemler, Örüntü Tanıma, Eniyileme, Etkinleştirme Fonksiyonları, Radar Sinyalleri.

A MULTI-SCALE APPROACH FOR SELECTING THE OPTIMIZED ACTIVATION FUNCTION IN MULTI-LAYER ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

ABSTRACT

In this study, a new algorithm using the distributed system structure is developed in order to improve the training of the artificial neural network classifiers used in pattern recognition. With this algorithm, selection of the most suitable type of the activation functions for the artificial neural networks can be realized by trying with a multi-scale approach usage all the possibilities in the distributed system within a short time. The algorithm is tested for the pattern recognition of the radar receiver signals by using the multi-layer neural networks with the back propagation-learning rule. Hence, by shortening the selection process of the activation function, which takes long time and requires experience, the desired high speed and accuracy are obtained in the pattern recognition.

Key Words: Artificial Neural Networks, Distributed systems, Pattern Recognition, Optimization, Activation Functions, Radar Signals.

1.GİRİŞ

Dağıtık hesaplama sistemleri, yapılması gereken çok fazla işi bir bilgisayar ağı üzerinde birden fazla bilgisayara yükleyerek önemli ölçüde sonuca giden yolu kısaltmaktadır (Zhu vd., 1999; Alba ve Troya, 2000). Örüntü tanımda istenen yüksek hızda dağıtık sistemler ile ulaşmak mümkündür (Türkoğlu ve Arslan, 2001). Yapay sinir ağları ise eğitilebilir olmaları ve paralel çalışma yapılarından dolayı, günümüzde çözümlenmesi

zor ve giriş çıkış ikilisi arasında bir matematiksel ilişki kurulamayan sistemlerin çözümlenmesinde yoğun olarak kullanılmaktadır. Etkinleştirme fonksiyonları, yapay sinir ağlarının giriş çıkış ikilisi arasında bir doğrusallığın kurulmasında ve eğitim sürecinin hızlanmasında önemli rol oynar. Yapay sinir ağlarının eğitiminde, farklı etkinleştirme fonksiyonları, farklı katman sayısı, farklı nöron sayısı gibi parametreler kullanıldığında kendi optimumlarına ulaşmaları her zaman için mümkün olamamaktadır (Haykin, 1994). Her bir parametreyi deneye-

¹ Fırat Üniversitesi Teknik Eğitim Fakültesi Elektronik ve Bilgisayar Bölümü, 23119 Elazığ.
E-posta: iturkoglu@firat.edu.tr; Faks: 0424-2184674

² Fırat Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Bilgisayar Bölümü, 23119 Elazığ.
Geliş: 19 Mart 2001; Düzeltme: 19 Aralık 2001; Kabul: 25 Mart 2002.

rek istenen eğitim hatasına optimum şartlarda yaklaşmak uzun zaman gerektirmektedir. Önerilen dağıtık sistem tabanlı algoritma ile en iyi şartları seçmek, gerekli zaman kaybını engellemekte ve parametrelerin tüm olasılıklarının denenmesine imkan vermektedir.

1.1. Örüntü Tanıma

Örüntü tanıma, bir girdiyi çeşitli özelliklerini göz önüne alarak kendisine en yakın özelliklere sahip olan sınıfa eşlemektir. Yani tanıma işlemi aslında, örüntülerin eşlendirilmesinden farklı bir işlem değildir (Pao, 1989).

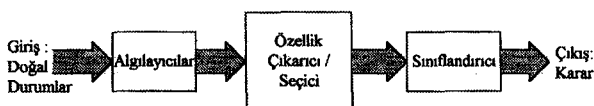
Örüntü tanıma işleminde kullanılan en yaygın blok diyagram Şekil 1'de gösterilmiştir (Duda ve Hart, 1989; Young ve Fu, 1986). Algılayıcılar, herhangi bir anda mümkün olan birçok doğal durumlardan biri olabilen bazı fiziksel bilgileri ölçer. Elde edilen ölçümlerin hepsinden oluşan matematiksel özellik uzayından daha az boyutta özellik çıkartılır. Fark gözetmeksizin gereksiz veya ilgisiz bilgiler atılarak elde edilen özellikler tutulur. Sonunda, sınıflandırıcının rolü örüntüyü özelliklerine göre kategorize ederek tanımlamaktır. Yani olay sınıflandırıcı birimi üzerine odaklanmaktadır (Bishop, 1996).

1.2. Yapay Sinir Ağları

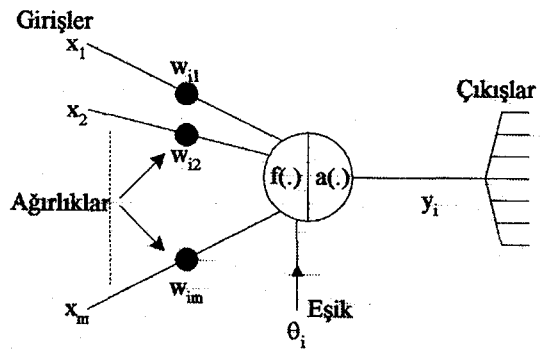
Yapay sinir ağları, özellikle bilgisayar teknolojisinin gelişmesi ile mühendislik sahasında çok geniş bir uygulama alanı bulmuştur (Haykin, 1994; Gökbulut, 1998; Zurada, 1992; Narendra ve Parthasarathy, 1990; Hunt vd., 1992). Yapay sinir ağları aşağıdaki karakteristiklere sahip paralel bilgi işleme yapılarıdır.

- Biyolojik bir nöronun esinlenerek matematiksel modeli ortaya konmuştur.
- Birbirine bağlanan çok fazla sayıdaki işlem elemanlarından oluşur.
- Bağlantı ağırlıkları ile bilgiyi tutar.
- Bir işlem elemanı giriş uyarılarına dinamik olarak tepki verebilir ve tepki tamamen yerel bilgilere bağlıdır (ilgili işlem elemanını etkileyen bağlantılar ve bağlantı ağırlıkları yoluyla gelen giriş sinyali).
- Eğitim verisi ile ayarlanan bağlantı ağırlıkları sayesinde öğrenme, hatırlama ve genelleme yeteneklerine sahiptir.

Bu üstün özellikleri, yapay sinir ağlarının karmaşık problemleri çözebilme yeteneğini gösterir (Lin ve Lee,



Şekil 1. Örüntü Tanıma Sistemi.



Şekil 2. Bir Nöron Hücrenin Matematiksel Modeli.

1996). Şekil 2'de biyolojik nöronun esinlenerek ortaya konmuş işlem elemanının basit bir matematiksel modeli verilmiştir. Bu modelde i . işlem elemanının çıkışı Denklem (1) de gösterilmiştir.

$$y(t+1) = a\left(\sum_{j=1}^m w_{ij} x_j(t) - \theta_i\right) \quad (1)$$

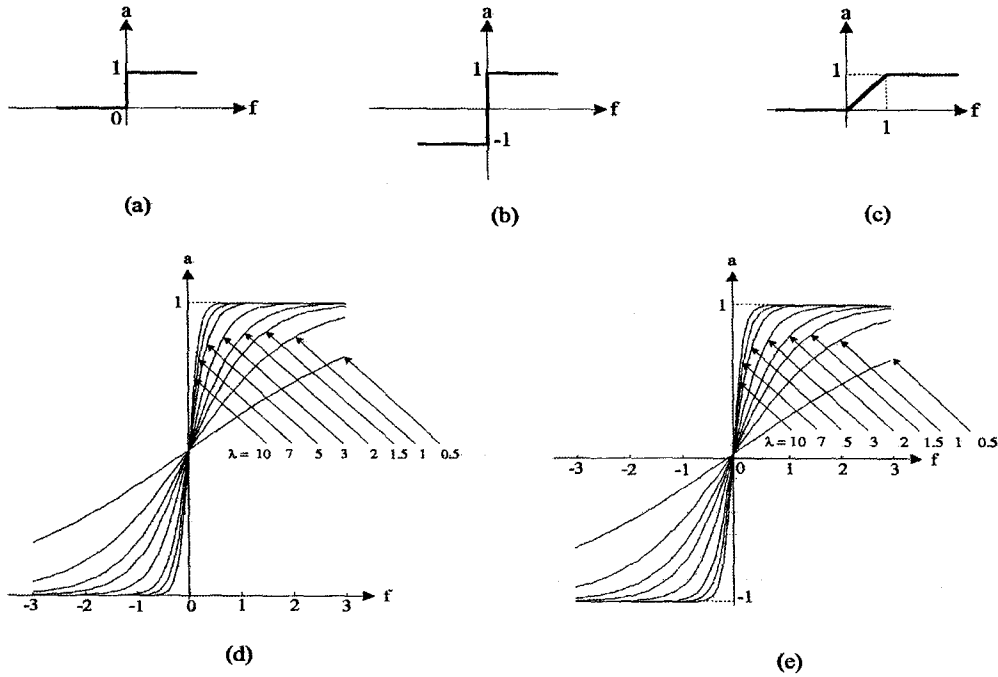
Burada $a(\cdot)$ etkinleştirme fonksiyonu, θ_i ise i . işlem elemanının eşik değeridir. İşlem elemanlarının bilgi işlemleri iki kısımdan oluşur : giriş ve çıkış. Bir işlem elemanı dışardan almış olduğu x_j giriş bilgilerini bağlı buldukları w_{ij} ağırlıkları üzerinden birleştirerek bir f_i değeri üretir. i . işlem elemanının net değeri Denklem (2) ile hesaplanır.

$$f_i = \sum_{j=1}^m w_{ij} x_j - \theta_i \quad (2)$$

Her bir işlem elemanının ikinci süreci, f_i değerini bir $a(\cdot)$ etkinleştirme fonksiyonundan geçirerek çıkış değerini bulmaktır. Etkinleştirme fonksiyonları işlem elemanlarının çok geniş aralıktaki çıkışını belli aralıklara çekmektedir. Böylece her bir işlem elemanının tepkisi yumuşak olmaktadır ve bağlantı ağırlıklarının değişimlerinin, daha küçük değerlerde olması sağlanmaktadır. Dolayısıyla yapay sinir ağının eğitimi sırasında, hata değişiminin iraksaması engellenerek kararlılığa ulaşmasına yardımcı olunur. Çok yaygın olarak kullanılan bazı etkinleştirme fonksiyonları :

- **Adım fonksiyonu:** $a(f) = \begin{cases} 1 & f \geq 0 \\ 0 & \text{diğer} \end{cases}$
- **Signum fonksiyonu:** $a(f) = \text{sgn}(f) = \begin{cases} 1 & f \geq 0 \\ -1 & f < 0 \end{cases}$
- **Rampa fonksiyonu:** $a(f) = \begin{cases} 1 & f > 0 \\ f & 0 \leq f \leq 1 \\ 0 & f < 0 \end{cases}$
- **Tek yönlü sigmoid fonksiyonu:** $a(f) = \frac{1}{1 + e^{-\lambda f}}$
- **Çift yönlü sigmoid fonksiyonu:** $a(f) = \frac{1}{1 + e^{-\lambda f}} - 1$

Şekil 3'de etkinleştirme fonksiyonları grafiksel olarak gösterilmiştir:



Şekil 3. Etkinleştirme Fonksiyonları: a) Adım Fonksiyonu. b) Signum Fonksiyonu. c) Rampa Fonksiyonu. d) Tek Yönlü Sigmoid Fonksiyonu. e) Çift Yönlü Sigmoid Fonksiyonu.

1.3. Dağıtık Sistemler

Dağıtık hesaplama sistemleri, mümkün olan bağlantı ve görev dağılımıyla geniş boyutlu bir probleme ortak çözüm getiren veya işi çok parçaya bölerek eşzamanlı olarak yapan bilgisayar ağlarıdır. Dağıtık bir sistemdeki tüm bilgisayarlar kendi yerel hafızaları ve giriş/çıkış sürücülerine sahiptirler. Fakat onların uygulama programları ve çalışma sistemleri çoğu kez ortak bir bilgisayar tarafından koordine edilir (Wittie, 1991).

Dağıtık hesaplama kullanımı üç önemli gerekçeye sahiptir:

- Dağıtık kaynakların fiziksel paylaşımı : Ağlar yazıcı ve disk sistemi gibi pahalı kaynakların yerel bir ortamdaki kullanıcıların paylaşımına izin verir. Gerçekleştirilen düzenlemeler ile ilgili problem üzerine çalışan, fiziksel olarak dağıtık bilgisayarlar arasında dosya değişimi yapılabilir.
- Hızlı çözümler için birleştirilmiş bilgisayarlar : Yüksek performanslı bilgisayarlar etkili hesaplama periyodu sağlar. Büyük problemleri hızlıca çözmek için onlar, yeterince güçlü paralel sistem biçiminde birleştirilebilir.

İkinci kopya sayesinde güvenilirlik : Kritik bilgilerin kopyası ve gereğinden fazla önemli hesaplamaların yerine getirilmesiyle felakete yol açan bilgisayar hatalarına karşı koyabilir.

1.4. Problemin Tanımlanması

Örüntü tanımda karar aşamasında önemli bir unsur olan yapay sinir ağı sınıflandırıcısının öğrenme sürecini hızlandırmak ve daha kararlı bir davranış sergilemesini sağlamak için kullanılan etkinleştirme fonksiyonlarının istenenleri sağlayacak şekilde seçimi uzun zaman ve tecrübe gerektirmektedir. Ayrıca çok katmanlı ağlarda her bir ara katmanda kullanılacak olan etkinleştirme fonksiyonunun türünün seçimi içinde belli bir kriter yoktur. Etkinleştirme fonksiyonunun seçimi sınıflandırılacak olan örüntünün yapısına bakarak çıkış katmanında kısmen yapılabilir de genellikle, tecrübeler ve deneysel çalışmalara bağlı olarak bu fonksiyonlar bulunabilmektedirler (Narayan, 1997). Bu sorunlara çözüm getirmek üzere dağıtık sistemlerin eşzamanlı olarak aynı veri üzerinde işlem yapabilme özelliklerinin, farklı etkinleştirme fonksiyonlarının denenip en uygun olanının bulunmasında önemli bir katkı sağlayacağı bu çalışmada çift yönlü sigmoid etkinleştirme fonksiyonunun farklı yapıları üzerinde gösterilmiştir. Bununla birlikte geliştirilen algoritma, farklı ve aynı tür olmayan etkinleştirme fonksiyonları üzerinde de çalışılabilmeğe uygundur.

2. YÖNTEM

Algoritmada kullanılan dağıtık sistemin yapısı Şekil 4'de gösterilmiştir. İş dağıtımı ve sonuçların değerlendirilmesini, A bilgisayarı ardışıl yapmakta olup, bununla birlikte iş paylaşımından sonra diğer bilgisayarlar tama-

men birbirlerinden bağımsız ve paralel çalışmaktadır. Buna göre geliştirilen algoritma üç adım üzerine kurulmuştur :

1. *A bilgisayar tarafından işin bilgisayarlara paylaştırılması*: Her bilgisayara ortak olarak örüntü verisi, başlangıç bağlantı ağırlıkları w , öğrenme oranı ε , momentum katsayısı α ve ara katmandaki nöron sayısı β ile birlikte her birine farklı ölçek aralığına sahip aynı tür $a_i(.)$ etkinleştirme fonksiyonu gönderilmektedir.

BilgisayarB ($w, \varepsilon, \alpha, \beta, \text{örüntü}, a_1$);
BilgisayarC ($w, \varepsilon, \alpha, \beta, \text{örüntü}, a_2$);
BilgisayarD ($w, \varepsilon, \alpha, \beta, \text{örüntü}, a_3$);
BilgisayarE ($w, \varepsilon, \alpha, \beta, \text{örüntü}, a_4$);
BilgisayarF ($w, \varepsilon, \alpha, \beta, \text{örüntü}, a_5$);
BilgisayarG ($w, \varepsilon, \alpha, \beta, \text{örüntü}, a_6$);
BilgisayarH ($w, \varepsilon, \alpha, \beta, \text{örüntü}, a_7$);
BilgisayarI ($w, \varepsilon, \alpha, \beta, \text{örüntü}, a_8$);

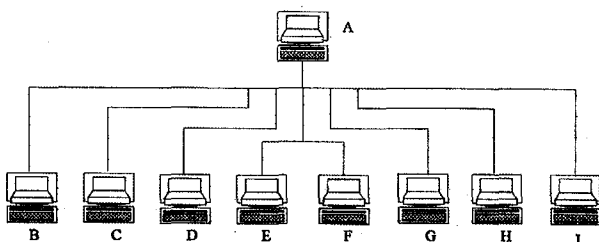
2. Her bilgisayar bağımsız çalışarak kendisi için gönderilen etkinleştirme fonksiyonunu kullanıp hata geri yayılım öğrenme algoritmasına göre yapay sinir ağını eğiterek w bağlantı ağırlık değerlerini ve eğitim süresini t , A bilgisayarına geri gönderir.

3. A bilgisayarı en kısa eğitim süresini baz alarak her bilgisayar için bulunan en iyi eğitim parametrelerini bilgisayarlar arasından seçer.

$\text{Min}BCDEFGHI(t) \rightarrow a_i(.)$

3. UYGULAMA

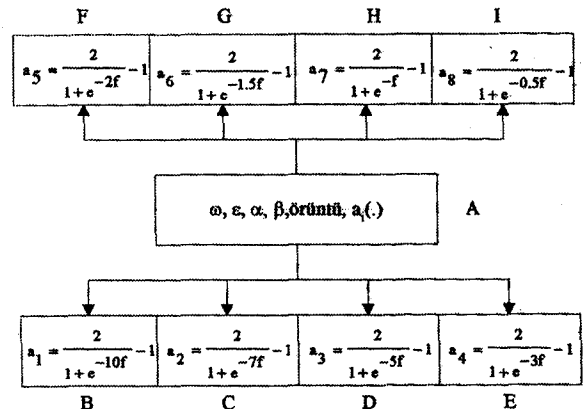
Dağıtık sistem, 9 adet PIII 600Mhz benzer bilgisayardan kurulmuştur. Örüntü verisi olarak, 24 örnekten oluşan sürekli dalga radar alıcı sinyalleri kullanılmıştır. Yapay sinir ağına girişine radar alıcısının I ve Q kanal çıkışları verilmiş, çıkıştan ise hedef mesafesi T alınmıştır. Böylece çok katmanlı ağı yapısı; giriş 2 nöron ve çıkış ise 1 nöron olup, ara katmanda bulunan nöron



Şekil 4. Dağıtık Sistemin Yapısı.

sayısı $\beta=15$ seçilmiştir. Hata geri yayılım algoritmasının, eğitimde istenen minimum toplam sistem hatası (sum-square error) $sse=0.005$, öğrenme oranı $\varepsilon=0.001$, momentum katsayısı $\alpha=0.95$ olarak seçilmiştir. Yapay sinir ağındaki başlangıç ağırlıkları $w=\{-1, +1\}$ aralığında rasgele seçilmiştir. Etkinleştirme fonksiyonu olarak çift yönlü sigmoid fonksiyonunun farklı λ değerlerine sahip fonksiyonları kullanılmıştır. İşin bilgisayarlara dağıtımı Şekil 5'de gösterilmiştir.

Gerçekleştirilen uygulama sonuçları Tablo 1'de her bilgisayar için verilmiştir. Tablo 1'de bulunan değerler Şekil 6'da grafik olarak gösterilmiştir.

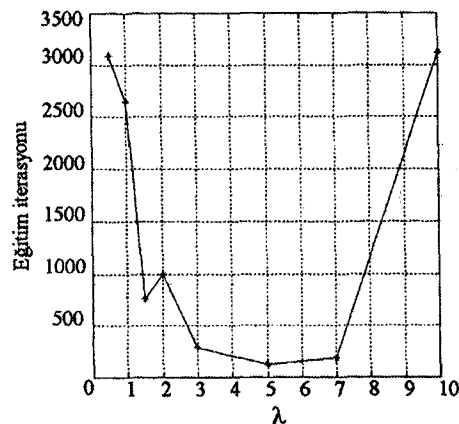


Şekil 5. İşin Bilgisayarlara Dağıtımı.

Tablo 1. Geliştirilen Algoritmanın Her Bilgisayar İçin Sonuçları.

Bilgisayarlar	t (sn)	Eğitim iterasyonu
B	3.119	100,000*
C	181	6,198
D	122	4,012
E	284	9,766
F	993	34,009
G	759	26,096
H	2,649	87,800
I	3.092	100,000*

* 100.000 eğitim iterasyonu sonunda istenen sse değerine hata ulaşamadığından işlem durdurulmuştur.

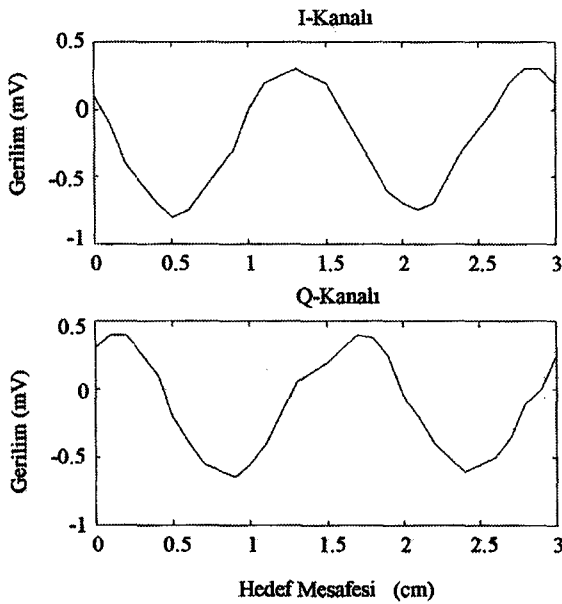


Şekil 6. Çift Yönlü Sigmoid Etkinleştirme Fonksiyonunun Performansı.

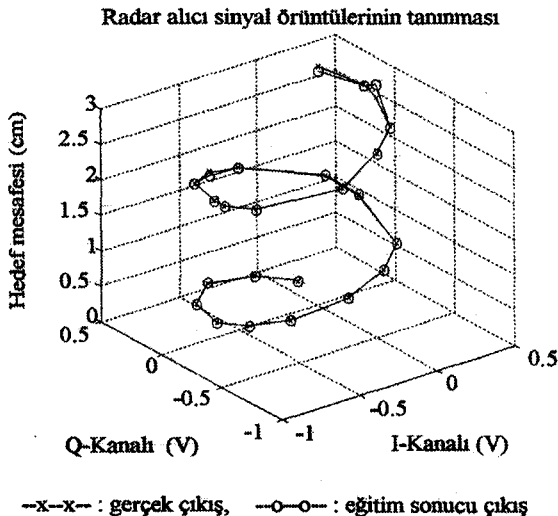
Şekil 6'da verilen λ ya göre $a(\cdot)$ etkinleştirme fonksiyonunun performans eğrisinden, en iyi etkinleştirme fonksiyonu Denklem (3) ile bulunur.

$$a(f) = a(\cdot) \Big|_{\text{min. iterasyon}} = \frac{2}{1 + e^{-5f}} - 1 \quad (3)$$

Bu sonuç D bilgisayarında elde edilmiştir. Bu parametrelere göre hata geri yayma öğrenme algoritmaları çok katmanlı yapay sinir ağı örüntü sınıflayıcısı olarak kullanılıp, Şekil 7'de gösterilen sürekli dalga radar (Lab-Volt, 1993) alıcısından elde edilen sinyal örüntüleri iki girişli yapay sinir ağına verilmiştir. Ağın çıkışında elde edilen hedef mesafesi tanıma başarısı olup, Şekil 8'de gösterilmiştir.



Şekil 7. Sürekli Dalga Radardan Alınan dalga Şekli Örüntüleri.



Şekil 8. En İyi Etkinleştirme Fonksiyonlu Yapay Sinir Ağı Örüntü Tanıyıcısının Başarımı.

4. SONUÇ VE DEĞERLENDİRME

Dinamik örüntü tanıma sistemlerin de gerçek zaman olayı son derece önemlidir. Bu da göstermektedir ki hız ve zaman değerleri en az olmalıdır. Bunu sağlama, örüntü tanıma sistemindeki sınıflandırıcı yapısı önemli bir yer teşkil etmektedir. Karar aşamasında kullanılan yapay sinir ağı sınıflandırıcısının eğitimi bir kez yapıldıktan sonra, gerçek zamanda örüntü sınıflama gerçekleştirilebilir. Bu makalede de yapay sinir ağının eğitim süresini en aza indirgeyerek hızını artırmak için bir çok olasılıkları deneme imkanı veren dağıtık bilgisayar sistemi yapısından faydalanılarak yeni bir algoritma önerilmiştir. Yöntemde çift yönlü sigmoid etkinleştirme fonksiyonundaki λ 'nın değişim aralığı daha küçük parçalara bölünerek daha iyi değerler elde edilebileceği gibi, dağıtık sistemdeki bilgisayar sayısı artırılarak çok kısa sürede sonuçlara erişilebilir. Yine bu yöntem ile çok katmanlı yapay sinir ağının her bir katmanı için farklı parametrelere veya ayrı etkinleştirme fonksiyon türleri deneyerek ağın en iyi eğitim süreci bulunabilir. Böylece bulunabilecek en iyi yapay sinir ağı örüntü sınıflandırıcısının en az katman sayısı, katmanlarda en az nöron sayısı ve en iyi etkinleştirme fonksiyonu ile donanım olarak gerçekleştirilmesi optimum olacaktır.

KAYNAKÇA

- Alba, E. ve Troya, J. M. (2000). Analyzing synchronous and asynchronous parallel distributed genetic algorithms. *Future Generation Computer Systems*, 17(4), 451-465.
- Bishop, C.M. (1996). *Neural Networks for Pattern Recognition*. Clarendon Press, Oxford.
- Duda, R.O. ve Hart, P.E. (1989). *Pattern Classification and Scene Analysis*. Stanford Research Institute, New York.
- Gökbulut, M. (1998). *Fırçasız Doğru Akım Motorlarının Yapay Sinir Ağları ile Uyarlamalı Denetimi*. Erciyes Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Doktora Tezi.
- Haykin, S. (1994). *Neural networks, A Comprehensive Foundation*. Macmillan College Publishing Company Inc., New York.
- Hunt, K.J., Sbarbaro, D. ve Zbikowski, R. (1992). Neural Networks for Control Systems—A Survey. *Automatica*, 28(6), 1083-1112.
- Lab-Volt (1993). Radar Eğitim Seti. YÖK/Dünya Bankası II. Endüstriyel Eğitim Projesi.
- Lin, C.T. ve Lee, C.S.G. (1996). *Neural Fuzzy Systems*. Prentice-Hall.

- Narayan, S. (1997). The Generalized Sigmoid Activation Function Competitive Supervised Learning. *Elsevier Science Inc. Information Sciences*, 99 (1-2), 69-82.
- Narendra, K.S. ve Parthasarathy, K. (1990). Identification and Control of Dynamical Systems Using Neural Networks. *IEEE Trans. on Neural Networks*, 1(1), 4-27.
- Pao, Y.H. (1989). *Adaptive Pattern Recognition and Neural Networks*. Addison-Wesley.
- Türkoğlu, İ. ve Arslan, A. (2001). Optimisation of the Performance of Neural Network Based Pattern Recognition Classifiers with Distributed Systems. *IEEE Computer Society, 2001 International Conference on Parallel and Distributed Systems (ICPADS'2001)*, ss.379-382, Kyong Ju, Kore.
- Wittie, L.D. (1991). Computer Networks and Distributed Systems. *IEEE Trans. on Computers*, 24(9), 67-76.
- Young, T.Y. ve Fu, K.S. (1986). *Handbook of Pattern Recognition and Image Processing*. Academic Press.
- Zhu, W., Liang, T.Y. ve Shieh, C.K. (1999). A Hopfield Neural Network Based Task Mapping Method. *Elsevier Computer Communications*, 22, 1068-1079.
- Zurada, M.J. (1992). *Introduction to Artificial Neural Systems*. West Publishing Company Inc., New York.



İbrahim Türkoğlu, 1973'de Elazığ'da doğdu. Fırat Üniversitesi Elektrik-Elektronik Mühendisliğinden Lisans ve Yüksek Lisans derecelerini sırasıyla 1994 ve 1996'da aldı. Halen aynı Anabilim dalında doktora çalışmalarına devam etmektedir.

İlgi alanları; yapay zeka, akıllı tanı sistemleri, örüntü tanıma, radar sistemleri ve biyomedikal işaret işleme.



Ahmet Arslan, 1963'de Konya'da doğdu. Fırat Üniversitesi Elektrik-Elektronik Mühendisliğinden Lisans ve Yüksek Lisans derecelerini sırasıyla 1984 ve 1987'de aldı. Doktora derecesini Bilkent Üniversitesi Bilgisayar Mühendisliğinden 1992'de aldı.

İlgi alanları; nesne ve yüzey modelleme, animasyon, örüntü tanıma ve yapay zeka.