

# FİLTRELEME TEKNİKLERİ İLE İYİLEŞTİRİLMİŞ PARMAKİZLERİNİ YAPAY SİNİR AĞLARI İLE TANIMADA YENİ BİR YAKLAŞIM

**A. Alpaslan ALTUN ve Novruz ALLAHVERDİ**

Elektronik Bilgisayar Eğitimi Bölümü, Teknik Eğitim Fakültesi, Selçuk Üniversitesi, Kampus/Konya,  
[altun@selcuk.edu.tr](mailto:altun@selcuk.edu.tr), [noval@selcuk.edu.tr](mailto:noval@selcuk.edu.tr)

(Geliş/Received: 28.11.2005; Kabul/Accepted: 16.02.2007)

## ÖZET

Bu çalışmada parmakizi görüntüsünün iyileştirilmesi için iki yöntem önerilmiştir. Bunlardan birincisinde lokal histogram eşitleme ve gürültü azaltma filtreleri kullanılmıştır. Gürültü azaltma aşamasında doğrusal, medyan ve uyarlamalı filtreleri kullanılmıştır. İkinci yöntemde ise dalgacık dönüşümü ve iki boyutlu dalgacık dönüşümünün yeni bir açılımı olan çevritsel dönüşüm uygulanmıştır. Elde edilen uygulama sonuçları performans açısından karşılaştırılmıştır. Çalışmada ayrıca filtre-kümesi kullanılarak elde edilen parmakizi özellik vektörlerinin yapay sinir ağları (YSA)'nda eğitilmesiyle bir parmakizi tanıma yöntemi geliştirilmiştir. Parmakizi görüntüsü bütünüyle frekans içerikli bir yapıya sahip olduğundan dolayı filtreleme yönteminin geleneksel yöntemlere göre verimli sonuçlar doğuracağı düşünülmüştür. Geliştirilen yöntemde öncelikle parmakizi görüntüsünün yönsel histogramlar aracılığıyla bulunan bir referans noktası merkez alınarak belirlenen bir dairesel alanı 2 boyutlu Gabor filtreden geçirilmektedir. Her bir parmakizi için elde edilen sabit uzunluklu ve nispeten kısa özellik vektörleri, YSA kullanılarak karşılaştırma işlemine tabi tutulur. YSA kullanılarak eğitilen bir parmakizi özellik vektörleri için karşılaştırma işlemi çok hızlı bir şekilde gerçekleştirilmiş ve başarılı sonuçlar elde edilmiştir.

**Anahtar Kelimeler:** Biyometrik, parmakizi iyileştirme, parmakizi tanıma, filtreleme, yapay sinir ağları.

## A NEW APPROACH TO RECOGNITION OF FINGERPRINTS ENHANCED BY FILTERING TECHNIQUES WITH ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

### ABSTRACT

In this work, we propose two methods for fingerprint image enhancement. The first one is carried out using local histogram equalization and noise reduction filters. In noise reduction step, linear, median and wiener filters are used. In the second method a wavelet transform and a contourlet transform which is a new extension of the wavelet transform in two dimensions are applied. The results are compared with each other based on performance. In addition, a method is developed to recognize fingerprints by using an Artificial Neural Network (ANN) which is trained by data obtained from a filterbank. Because of fingerprint patterns contains mainly frequency data, it is thought that filtering method gives better results than traditional methods. At developed method, fingerprint pattern is filtered by a 2D Gabor filter in a circular area whose center is obtained by a reference point determined by directional histogram. For every fingerprint, fixed length and comparatively small feature vectors are obtained and these vectors are applied a matching process by using ANN. These processes are concluded rapidly and improved results are obtained.

**Keywords:** Biometric, fingerprint enhancement, fingerprint recognition, filtering, artificial neural networks.

### 1. GİRİŞ (INTRODUCTION)

Biyometrik özellik olarak parmakizleri günümüzde personel tanıma amacıyla oldukça geniş bir alanda kullanılmaktadır [1]. Parmakizleri karşılaştırması için kullanılan otomatik sistemlerin birçoğu ayrıntı eşleştirme üzerinedir. Bir mürekkeplenmiş

parmakizinin sayısallaştırılması veya doğrudan sensörden taranmasıyla elde edilen parmakizi görüntüsünden ayrıntıları çıkarmak için öncelikle iyi bir hat yapısı elde edilmelidir. Elde edilen görüntünün kalitesi gibi parmakizi görüntüsündeki hat yapıları her zaman iyi tanımlanmamış olabilir [2]. Bundan dolayı elde edilen görüntünün ön işlenmesi gibi bazı

iyileştirme işlemleri, daha güvenilir ayrıntı çıkarımı elde etmek için gereklidir. Güvenilir olarak ayrıntı çıkarımı, parmakizi sınıflandırması ve tanınmasında önemli adımlardan birisidir. Bu yaklaşımla ilgili olarak bu çalışmada parmakizi görüntü iyileştirme işlemi için iki yöntem önerilir. Birinci yöntemde lokal histogram eşitleme ve gürültü azaltma filtreleri kullanılmıştır. İkinci yöntemde dalgacık dönüşümü ve parmakizi görüntüsünün yapısına uygun olduğunu düşündüğümüz iki boyutlu gelişmiş dalgacık dönüşümü olan çevritsel dönüşüm uygulanmıştır [3].

Parmakizi analizi için geçmişte uygulanmış ve verimliliği ispatlanmış yöntemler bulunmasına rağmen gelişen teknolojiyle beraber filtreleme teknikleri de uygulamada yerini almıştır. Geleneksel yöntemlerin ayırt edemediği parmak izi görüntülerini filtreden geçirilmiş verileri kullanarak yapay zekâ yöntemlerinden biri olan yapay sinir ağları (YSA) ile tanımak mümkündür [4]. Yapılan çalışmada öncelikle elde edilen parmakizi görüntüleri normalize edilir. Normalize işlemi, görüntünün gürültüden temizlenmesi için filtreden geçirilmesini içermektedir. Normalize edilmiş görüntüdeki her bir pikselin açıl değerini bulunarak yönsel histogramlar elde edilir. Görüntüdeki örtüşen bloklar için baskın yönler bulunur. Boyutu azaltılan bu yeni görüntüdeki piksellerin komşu piksellere göre doğrultularına bakılarak bir referans noktası belirlenir. Referans noktası, parmakizinin merkezine yakın çekirdek noktasıdır. Bu referans noktası etrafında ve referans noktasının yönsel bilgisine göre başlangıç doğrultusu elde edilen dairesel bir alan belirlenir. Dairesel alan 2 boyutlu Gabor filtreden geçirilir [5]. Bir parmakizine ait lokal özelliklerin tam olarak belirlenmesi için 8 doğrultu gerekmektedir. Uygun bir şekilde düzenlenen Gabor filtresi, görüntüden gürültüleri yok eder, parmakizi hatlarındaki doğru sırt ve vadi yapılarını korur ve görüntüde belirli bir yönelimde içerilen bilgiyi elde eder. Fingerprint adı verilen ayrıntı vektörleri, Gabor filtresi kullanılarak yakalanan bilgilerden elde edilir [6]. Elde edilen özellik vektörleri yapay sinir ağlarında eğitim işlemine tabi tutulduktan sonra karşılaştırma işlemi gerçekleştirilir.

## 2. PARMAKİZİ GÖRÜNTÜSÜ İYİLEŞTİRME (FINGERPRINT IMAGE ENHANCEMENT)

### 2.1. Kontrast Genişletme (Contrast Enhancement)

Kontrast genişletmenin amacı işlenen resimdeki gri ton değerlerinin dinamik sahasını artırmaktır. Lokal histogram eşitleme, kontrast genişletme için kullanılır. Histogram eşitlemesi ile görüntüde parlaklığın en çok toplandığı alana en büyük kontrast zenginleştirilmesi uygulanmaktadır. Histogram eşitleme,  $q$  gri seviye içerisine düzenli dağılımlı  $p$  gri seviye eşlemesini tanımlar [7]. Bu eşleme, maksimum histogramın yanında gri seviye aralığını genişleterek kontrastı

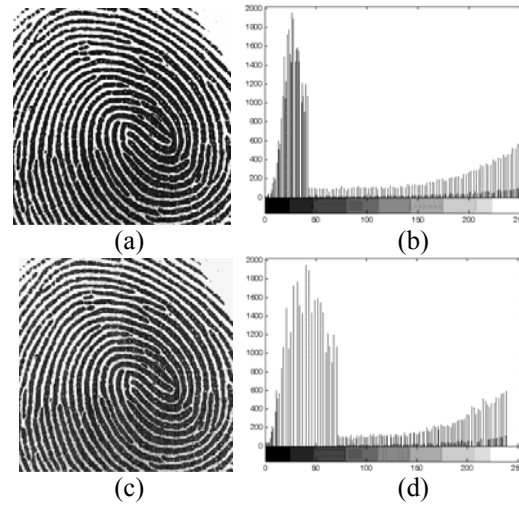
yayar. Bir  $r_k$  piksel yoğunluğu seviyesi için muhtemel yoğunluk fonksiyonu aşağıdaki gibidir:

$$p_r(r_k) = \frac{n_k}{n} \quad (1)$$

Burada  $0 < r_k < 1$ ;  $k=0,1,2,\dots,255$ ;  $n_k$ ,  $r_k$  yoğunluk seviyesindeki piksellerin sayısı ve  $n$ , toplam piksel sayısıdır. Histogram,  $r_k$  ya karşı  $p_r(r_k)$  nın çizilmesiyle elde edilir.  $k$  seviyesinin yeni yoğunluk değeri  $s_k$  aşağıdaki gibi tanımlanır:

$$s_k = \sum_{j=0}^k \frac{n_j}{n} = \sum_{j=0}^k p_r(r_j) \quad (2)$$

Parmakizi görüntüsündeki hatların genişliği genel olarak yaklaşık 11 piksel boyutunda olduğu için 11x11 piksellik lokal bir pencere kullanılarak histogram eşitleme uygulanır. Sonuçta lokal olarak kontrast genişler ve her bir pikselin komşu piksellere göre yoğunluğu değişir. Şekil 1, lokal histogram eşitleme ile elde edilen görüntü kontrastını gösterir.

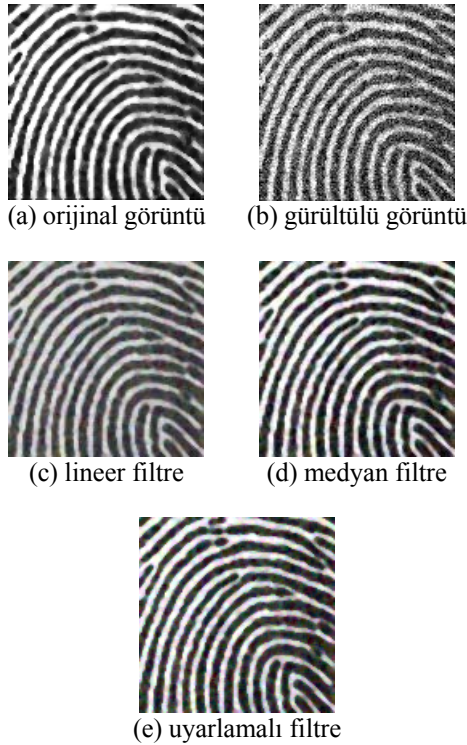


**Şekil 1.** (a) Orijinal parmakizi görüntüsü, (b) histogramı, (c) lokal histogram eşitleme sonucu elde edilen parmakizi görüntüsü, (d) yeni histogram skalası ((a) Original Fingerprint Image, (b) It's histogram, (c) Obtained Fingerprint Image after local histogram equalization, (d) New histogram)

### 2.2. Gürültü Azaltımı İçin Filtreleme (Filtering for Noise Reduction)

Görüntü üzerinde dış etkenlerden kaynaklanan gürültüyü azaltmak için kullanılan filtreler lineer filtre, medyan filtre ve wiener (uyarlamalı) filtre olarak sayılabilir. Lineer filtreler belirli tip gürültüleri azaltmak için kullanılır. Gaussian filtreler lineer filtre sınıfındadır. Medyan filtrelerde ise lineer filtrelemedeki işlemlerin yanı sıra sonuç pikselin değeri, komşu piksellerin ortalama değeri ile belirlenir. Uyarlamalı filtreler, lokal görüntü varyansının uygun hale getirilmesinde kullanılır. Uyarlamalı filtre, görüntüdeki kenar veya diğer bölgeleri bulmada lineer filtrelerden daha seçicidir [8]. Filtrelerin

performanslarını belirlemek için orijinal parmakizi görüntüsüne Gaussian gürültüsü uygulanmıştır [9]. Gaussian gürültüsü, ortalama ve varyans değerlere göre görüntüye beyaz gürültüler eklemektedir. Gürültü için ortalama değeri 0 ve varyans değeri 0,02 seçilmiştir. Şekil 2’de Matlab programı kullanılarak her biri 5x5 boyutlu lineer filtre, medyan filtre ve uyarlamalı filtre uygulanmış parmakizi görüntüleri gösterilmiştir. Bu filtrelerin karşılaştırılması sinyal-gürültü oranı (SNR)’na göre gerçekleştirilmiştir. Sinyal-gürültü oranı, doğru verinin elde edilme oranı veya saptanmak istenen sinyal ile bunu etkileyen gürültüler arasındaki oran olarak tanımlanır.



Şekil 2. Filtreler uygulanmış parmakizi görüntüleri  
(Fingerprint Images using filtering techniques)

Tablo 1’den görüleceği üzere parmakizi görüntüsündeki gürültü azaltımında Matlab programı kullanılarak elde edilen ölçüm değerlerinde en iyi performansı medyan filtre sağlamıştır.

**Tablo 1.** Filtrelemeler sonucu elde edilen görüntülerin farklı hata oranlarına göre karşılaştırma sonuçları  
(Comparison results of the fingerprint images using filtering techniques according to the different error rates)

	Gürültülü görüntü	Lineer filtre	Medyan filtre	Uyarlamalı filtre
Sinyal-Gürültü Oranı (db)	12,18	12,43	<b>15,97</b>	15,65
Tepe Sinyal-Gürültü Oranı	17,30	16,92	<b>20,46</b>	20,15

### 3. DALGACIK DÖNÜŞÜMÜ (WAVELET TRANSFORM)

İşaret işleme, görüntü işleme, biyomedikal gibi bilim dallarında yaygın olarak kullanılan dalgacık dönüşümünün matematiksel ifadesi;

$$W(a,b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \cdot \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (3)$$

şekindedir. Bu denklemlerde  $a > 0, b \in \mathfrak{R}$  olmak üzere  $a$ , ölçekleme/yayımla parametresini;  $b$  dönüşüm/öteleme parametresini;  $f(t)$ , işareti;  $\psi$ , ana dalgacık fonksiyonunu;  $W(a,b)$  de işaretin sürekli dalgacık dönüşümünü belirtir.

İki boyutlu  $f(t)$  işaretinin dalgacık analizi için iki boyutlu bir  $\phi(x,y)$  ölçekleme fonksiyonu ve iki boyutlu sırasıyla yatay, dikey ve köşegensel olmak üzere  $\psi^Y(x,y)$ ,  $\psi^D(x,y)$  ve  $\psi^K(x,y)$  dalgacık fonksiyonları gereklidir. Bunların her biri, bir boyutlu  $\phi$  ölçekleme fonksiyonu ve ilgili  $\psi$  dalgacık fonksiyonu ile elde edilir (Tablo 2) [10].

**Tablo 2.** İki boyutlu ölçekleme ve dalgacık fonksiyonları (2-D measuring and wavelet functions)

Fonksiyon	İfadesi	Ölçü ve değerlendirme
Ölçekleme	$\phi(x,y) = \phi(x)\phi(y)$	Düşük çözünürlüklü görüntü
Dalgacık	$\psi^Y(x,y) = \psi(x)\phi(y)$	Sütunlardaki değişimler (yatay kenar)
	$\psi^D(x,y) = \phi(x)\psi(y)$	Satırlardaki değişimler (dikey kenar)
	$\psi^K(x,y) = \psi(x)\psi(y)$	Köşegenlerdeki değişimler

Tablo 2’deki ölçekleme ve dalgacık fonksiyonlarından ölçeklenmiş ve ötelenmiş baz fonksiyonları  $i = \{Y, D, K\}$  için

$$\left. \begin{aligned} \phi_{j,m,n}(x,y) &= 2^{j/2} \phi(2^j x - m, 2^j y - n) \\ \psi_{j,m,n}^i(x,y) &= 2^{j/2} \psi^i(2^j x - m, 2^j y - n) \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

elde edilerek  $N \times N$  boyutundaki  $s(x,y)$  fonksiyonunun (görüntüsünün) 2 boyutlu ayrık dalgacık dönüşümü  $i = \{Y, D, K\}$  için

$$\left. \begin{aligned} W_{\varphi}(j_0, n, n) &= \frac{1}{\sqrt{NN}} \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} s(x, y) \varphi_{j_0, n, n}(x, y) \\ W_{\psi}^i(j, n, n) &= \frac{1}{\sqrt{NN}} \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} s(x, y) \psi_{j, n, n}^i(x, y) \end{aligned} \right\} (5)$$

ve 2 boyutlu ters dalgacık dönüşümü de

$$\begin{aligned} s(x, y) &= \frac{1}{\sqrt{NN}} \sum_m \sum_n W_{\varphi}(j_0, n, n) \varphi_{j_0, n, n}(x, y) \\ &+ \frac{1}{\sqrt{NN}} \sum_{i=Y, D, K} \sum_n \sum_m W_{\psi}^i(j, n, n) \psi_{j, n, n}^i(x, y) \end{aligned} (6)$$

ile hesaplanır.

İki boyutlu dalgacık dönüşümü için Şekil 3'te görülen analiz filtre seti kullanılır. Burada her bir seviyedeki ayrıştımda çıkış olarak elde edilen öz/yaklaşım alt görüntüsü, diğer analiz filtre setine giriş olarak uygulanır. Şekil 3'teki analiz filtre seti kullanılarak  $N \times N$  boyutundaki  $s(x, y)$  görüntüsü bir seviye ayrıştırılırsa, dört tane  $\frac{N}{2} \times \frac{N}{2}$  boyutunda alt görüntü elde edilir.

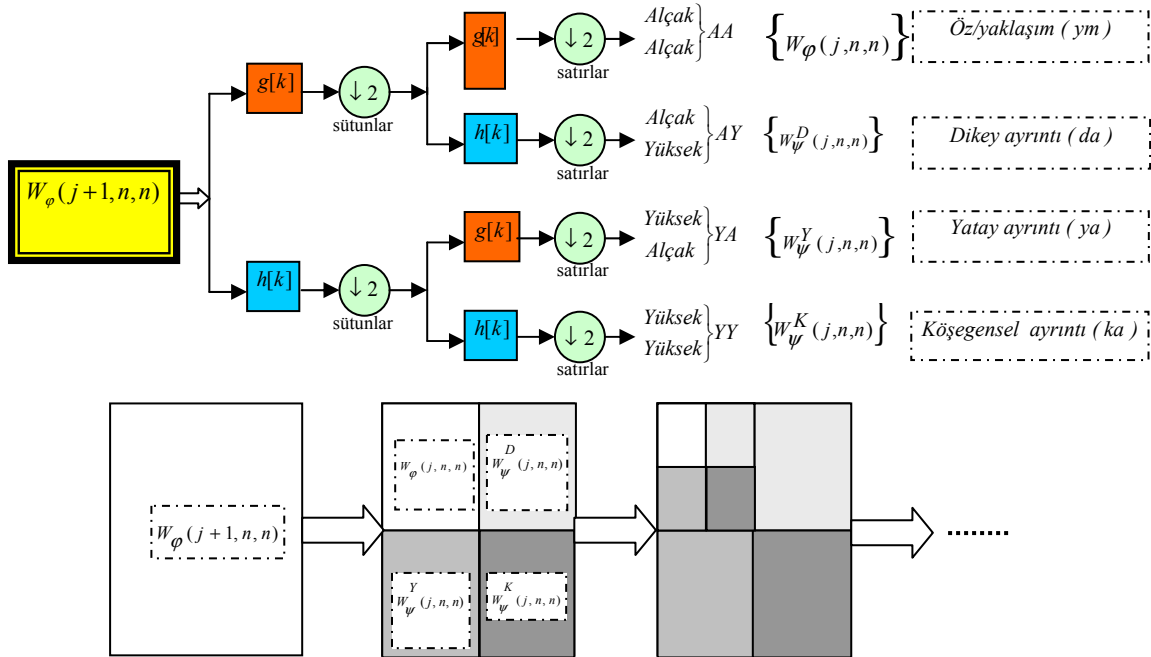
$$s \rightarrow \begin{cases} ym^1 & | & da^1 \\ - & & - \\ ya^1 & | & ka^1 \end{cases} (7)$$

Yukarıdaki ifadede yer alan;

- $ym^1$  alt görüntüsü; ana görüntünün düşük çözünürlüklü (öz/yaklaşım) halidir.
- $ya^1$  alt görüntüsü; ana görüntünün yatay değişimlerini gösterir.
- $da^1$  alt görüntüsü; ana görüntünün dikey değişimlerini gösterir.
- $ka^1$  alt görüntüsü; ana görüntünün köşegensel değişimlerini gösterir.

Bir sonraki adımda;  $\frac{N}{2} \times \frac{N}{2}$  boyutundaki  $ym^1$  öz/yaklaşım alt görüntüsü, analiz filtre setine uygulanarak  $\frac{N}{4} \times \frac{N}{4}$  boyutunda dört alt görüntü daha elde edilir ve bu şekilde iterasyon sürdürülür [10].

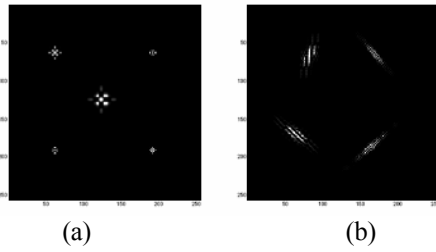
$$ym^1 \rightarrow \begin{cases} ym^2 & | & da^2 \\ - & & - \\ ya^2 & | & ka^2 \end{cases} (8)$$



**Şekil 3.** İki boyutlu dalgacık analiz filtre seti ve ayrışım sonuçları  
(Analysis filter set of 2-D wavelet and the analysis results)

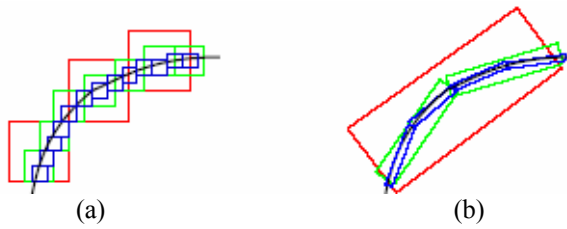
#### 4. ÇEVİRİSEL DÖNÜŞÜM (CONTOURLET TRANSFORM)

Çevrimsel dönüşüm, çok ölçekli ve yönsel filtre kümeleri kullanılarak iki boyutlu dalgacık dönüşümün geliştirilmiştir. Çevrimsel dönüşüm, çoklu ölçeklemelerde esnek olarak çeşitli yönlere yönlendirilmiş temel görüntülerin düzenlenmiş durumudur. Bu zengin temel görüntü kümeleri ile çevrimsel dönüşüm, doğal görüntüdeki baskın ayrıntılara sahip olan düzgün konturları etkili bir şekilde elde eder. İki boyutlu dalgacık dönüşüm yönselliğe gereksinim duyması ve bununla süresiz noktalar yakalanmasına karşın konturların geometrik düzgünlüğü elde edilemez (Şekil 4). Çevrimsel dönüşüm, bu eksikliği ortadan kaldırmak için geliştirilmiştir. Özellikle bu dönüşüm esnek olduğundan dolayı dalgacık dönüşümden daha az katsayı ile ifade edilebilmektedir [8].



**Şekil 4.** (a) İki boyutlu dalgacık dönüşüm ve (b) çevrimsel dönüşümün temel fonksiyonları (Initial functions of (a) 2-D wavelet transform and (b) contourlet transform)

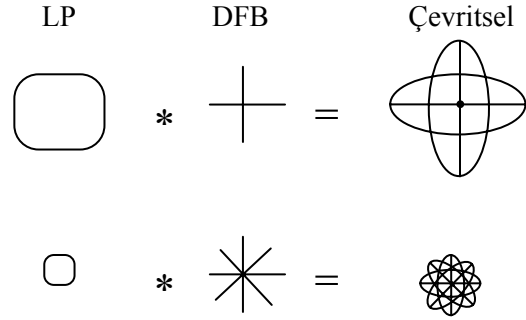
Şekil 5'ten görüleceği üzere dalgacık dönüşümler, sadece noktasal devamsızlıkları yakalayabilen karesel dönüşümlerdir. Çevrimsel dönüşümler ise konturların doğrusal bölümlerini de yakalayabilen genişletilmiş dönüşümlerdir.



**Şekil 5.** (a) Dalgacık ve (b) çevrimsel dönüşümlerin görüntü yakalama performansları (Image capture results of (a) the wavelet and (b) the contourlet transforms)

Yönsel filtre kümesi (DFB), görüntünün yüksek frekans bileşenlerini yakalamak için tasarlanmıştır. Bundan dolayı küçük frekanslı bileşenler DFB tarafından zayıf olarak elde edilir. Bu durumu düzeltmek için düşük frekanslar DFB işleminden önce çıkarılmalıdır. Bunun için Laplas piramidi (LP), bant geçiren görüntüde uygulanarak daha ileri bir alt-bant ayrıştırmasına izin verir. Yönsel bilgi yeterli şekilde yakalanabilmesi için bu bant geçiren görüntüler DFB içerisine gömülebilir. Sonuç, çok yönlü ölçeklerde

yönsel alt-bantlardaki görüntüleri ayrıştıran piramitsel yönsel filtre kümesi (PDFB) olarak adlandırılan iki kat yinelemeli filtre kümesidir [6]. Çevrimsel dönüşüm, piramitsel yönsel filtre kümesi (PDFB)'nden geçerek uygulanır. Şekil 6, her ölçekteki yönsel bir filtre kümesini ve Laplas piramidinin bir basamağı olan PDFB'yi gösterir [11]. Şekilde yön sayısı üst sıradan alt sıraya iki kat artmasına rağmen ölçek dört kat azalmıştır.



**Şekil 6.** Çevrimsel tabanlı görüntülerin gösterilmesi (Denote of the contourlet based images)

Matlab programı kullanılarak parmakizi görüntüsüne dalgacık dönüşümü ve çevrimsel dönüşüm uygulanmıştır. Elde edilen parmakizi görüntüleri Şekil 7'de gösterilmiştir. Uygulanan dönüşümler sonucunda dalgacık dönüşümü için sinyal-gürültü oranı 18,21 db iken çevrimsel dönüşüm için bu oran 19,65 db olarak bulunmuştur. Parmakizinin kavisli yapıya sahip olması ve çevrimsel dönüşümün kavisli yapıya sahip görüntülere daha uygun olması dolayısı ile bu dönüşüm parmakizi görüntüsündeki gürültü azaltımında dalgacık dönüşümüne göre daha iyi performans göstermiştir.



**Şekil 7.** (a) Dalgacık dönüşüm ve (b) çevrimsel dönüşüm uygulanmış parmakizi görüntüleri (Fingerprint images to be applied (a) the wavelet transform and (b) the contourlet transform)

#### 5. PARMAKİZİ TANIMA (FINGERPRINT RECOGNITION)

Parmakizi tanıma aşamasında kullanılacak olan özellik vektörünü elde etmek için iyileştirilmiş parmakizi görüntüsü ön işleme tabi tutulur. Daha sonra parmakizi görüntüsünün yönsel histogramı elde edilir. Yönsel histogramlara göre çekirdek nokta

belirlenerek, bu nokta etrafında dairesel bir alan seçilir. Elde edilen alan 2 boyutlu Gabor filtreden geçirilerek parmakizi görüntüsüne ait özellik vektörü elde edilir. Elde edilen bu özellik vektörleri, YSA kullanılarak eğitime işlemine tabi tutulur ve test edilir. Tüm bu aşamalar Şekil 8’de gösterilmiştir.

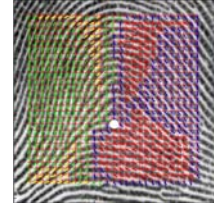
### 5.1. Parmakizi Görüntüsünün Yönel Histogramı (Directional Histogram of Fingerprint Image)

Parmakizi görüntüsünde çekirdek noktayı belirlemek için ilk aşamada görüntünün ön işlenmesi gerekmektedir. Ön işleme işlemi aşağıdaki formülle gerçekleştirilir.

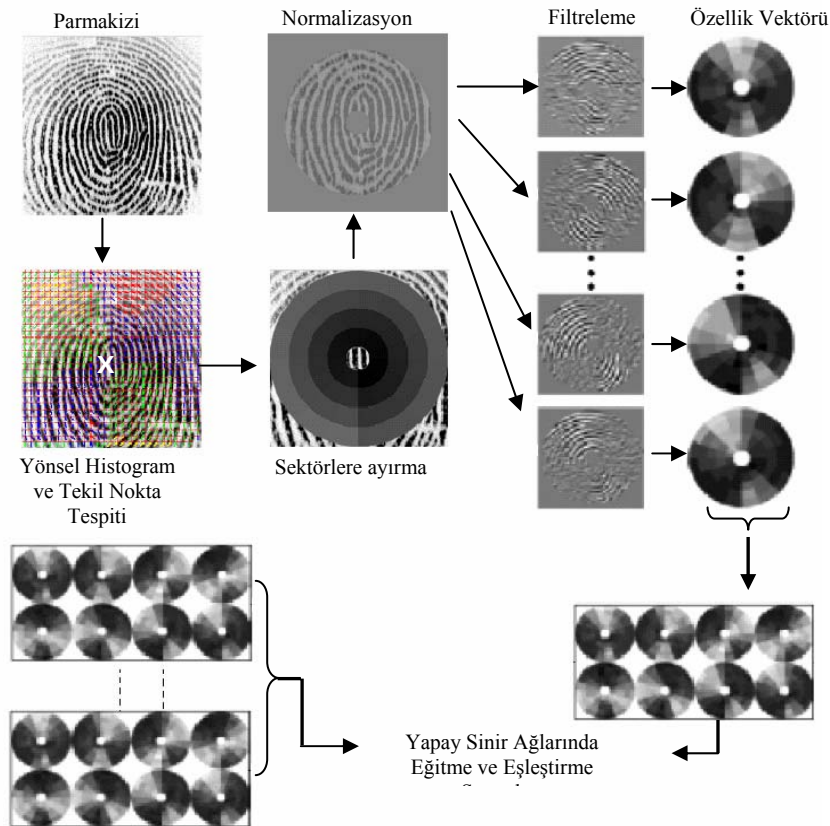
$$N(x, y) = \begin{cases} O_0 + \sqrt{\frac{V_0 * (P(x, y) - O)^2}{V}} & , P(x, y) > M \\ O_0 - \sqrt{\frac{V_0 * (P(x, y) - O)^2}{V}} & , \text{diğer durumlar} \end{cases} \quad (9)$$

Ön işlenerek normalize edilmiş gri seviyeli görüntüden yönel histogram elde edilir. Bunun için görüntü 16x16 boyutta örtüşmeyen bloklara bölünür. Her bir pikselin  $x$  ve  $y$  yönündeki eğimi Sobel operatörü kullanılarak sırasıyla  $G_x$  ve  $G_y$  olarak hesaplanır. Her bir pikselin açısı  $\theta = \arctan\left(\frac{G_y}{G_x}\right)$

ile hesaplanarak her bir bloğun merkez piksel değerlerine göre lokal oryantasyonu elde edilir. Şekil 9’da bir parmakizine ait yönel histogram görülmektedir.



Şekil 9. Yönel histograma göre çekirdek noktası bulunmuş parmakizi görüntüsü (Fingerprint image to be determined core point with respect to the directional histogram)



Şekil 8. Özellik Vektörü Elde Etme ve YSA’da Eğitime Aşamaları (The levels of obtaining feature vectors and training of the ANN)

## 5.2. Çekirdek Noktanın Belirlenmesi (Reference Point Location)

Çekirdek nokta parmakizi görüntüsü üzerindeki delta veya göbek noktasına karşılık gelmektedir. İşlemin ilk aşamasında elde edilen yönsel histogram 5x5 boyutta örtüşmeyen bloklara bölünür. Elde edilen her bir alt görüntüye ait yönsel histogramlar çıkarılarak baskın yönler ( $BY_n$ ) belirlenir. Eğer komşu matrislerden birinde iki yön değeri iki kere tekrarlamışsa o piksel elenir ve bir sonraki piksele geçilir. Ele alınan noktanın çekirdek nokta olabilmesi için ( $BY_1 \geq 90^\circ$  ve  $BY_2 \leq 45^\circ$ ) ya da ( $BY_3 < 90^\circ$  ve  $90^\circ \leq BY_4 < 180^\circ$ ) olmalıdır. Bu şekilde çekirdek nokta bulunur. Yönsel histogram kullanılarak çekirdek noktası tespit edilmiş parmakizi görüntüsü Şekil 9'da görülmektedir.

## 5.3. Parmakizinin Sektörizasyonu (Sectorization of Fingerprint)

Çekirdek nokta tespit edildikten sonra Gabor filtresinin uygulanacağı dairesel alan, bant sayısı, sektör sayısı ve bant genişliği parametrelerine bağlı olarak sektörlize edilir.

Sektörlize işlemi, çekirdek nokta bloğunun açısız vektörü başlangıç noktası kabul edilerek aşağıdaki formülle gerçekleştirilir:

$$S_i = \left\{ \begin{array}{l} (x, y) / b(T_i + 1) \leq r < b(T_i + 2), \\ \theta_i \leq \theta < \theta_{i+1}, 1 \leq x \leq N, 1 \leq y \leq N \end{array} \right\}, \quad (10)$$

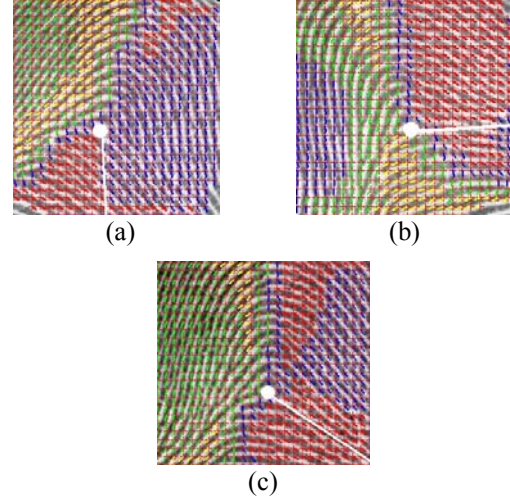
$$T_i = i \operatorname{div} s, \theta_i = (i \operatorname{mod} s)x(2\pi/s) + \theta_0,$$

$$r = \sqrt{(x - x_c)^2 + (y - y_c)^2},$$

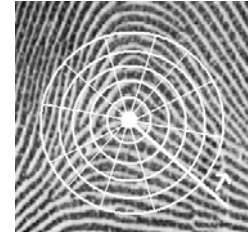
$$\theta = \tan^{-1}((y - y_c)/(x - x_c)) + \theta_0$$

Burada  $\theta_0$ , çekirdek nokta bloğunun açısız değeri;  $b$ , her bir bantın genişliği;  $s$ , sektör sayısı;  $N$ , görüntü matrisi boyutu ve  $i=0, \dots, (Bxs-1)$  olmak üzere  $B$ , iç içe geçen bant sayısını göstermektedir. Şekil 10'da orijinal ve döndürülmüş parmakizi görüntüleri için elde edilen çekirdek noktaya ait bloğun açısız değerine göre sektörlizasyon işleminin başlangıç kabul edileceği yönler beyaz çizgi ile gösterilmiştir.

Çalışmada 3, 4, 5, 6, 7, 8 adet bant ve 8, 12, 16, 20, 24 adet sektör olmak üzere toplam 30 farklı kombinasyondan oluşan sektörlize edilmiş dairesel alan belirlenmiştir (Şekil 11). Burada bant genişlikleri seçilen bant sayısına göre belirlenmiştir. Tablo 3'te seçilen bant genişlikleri belirtilmiştir. Sektörlizasyon sonucu elde edilen dairesel alanlardaki en az hücre sayısı 24 (3x8) ve en çok hücre sayısı ise 192 (8x24)'dir.



Şekil 10. (a) -45° döndürülmüş, (b) +45° döndürülmüş ve (c) Normal görüntüleri ait sektörlizasyon başlangıç yönleri (Beginning directions of the sectorization with respect to the images to be rotated (a) -45° (b) +45° and (c) 0°)



Şekil 11. Sektörlize edilmiş parmakizi görüntüsü (Fingerprint image to be sectorized)

Tablo 3. Bant sayısı ve bant genişlikleri (Band widths with respect to the band numbers)

Bant sayısı	Bant genişliği (piksel)
3	24
4	18
5	15
6	12
7	11
8	9

## 5.4. 2 Boyutlu Gabor Filtreleme (2-Dimensional Gabor Filtering)

Sektörlize edilmiş her bir bölge (9)'a göre normalize edilerek (11)'deki Gabor filtre uygulanır. Açısız değer  $\theta$ , 0°'den itibaren aralarında 22.5° fark bulunan açısız değerleri (0°, 22.5°, 45°, 67.5°, 90°, 112.5°, 135°, 157.5°) ile oluşturulan 8 Gabor filtresi uygulanır.

$$G(x, y; f, \theta) = \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left[ \frac{x'^2}{\delta_x^2} + \frac{y'^2}{\delta_y^2} \right] \right\} \cos(2\pi f x') \quad (11)$$

$x' = x \sin \theta + y \cos \theta$ ,  $y' = x \cos \theta - y \sin \theta$   
 $f$ :  $x$  ekseninden  $\theta$  yönündeki frekans bileşeni;  $\delta_x$ ,  $\delta_y$ : sabitler

### 5.5. Özellik Vektörünün Elde Edilmesi (Feature Vector Extraction)

Parmakizi görüntüsünün özellik vektörünü elde etmek için öncelikle (12) uygulanarak her bir sektörün sektör içi ortalama değerden sapması bulunur.

$$V_{i\theta} = \frac{1}{n_i} \left( \sum_{n_i} |F_{i\theta}(x, y) - P_{i\theta}| \right) \quad (12)$$

Burada  $V_{i\theta}$ , öznelik değeri olmak üzere;  $F_{i\theta}(x, y)$ , filtrelenmiş görüntüyü;  $n_i$ , herbir sektördeki piksel sayısını ve  $P_{i\theta}$  de herbir sektörün ortalama değerini ifade eder.

Her bir parmakizi görüntüsü için band ve sektör sayısına bağlı olarak değişken büyüklüklerdeki diskler halinde 8'er özellik vektör kümeleri elde edilir. 0°'den başlamak üzere Gabor filtre sonucu elde edilen özellik vektör değerleri sırasıyla yan yana yazılarak özellik vektör kümesi oluşturulur. Mesela 4 band ve 16 sektörden oluşan bir sektörizasyon işlemi sonucunda 512 boyutlu özellik vektörü elde edilmiş olur. Sonuç olarak YSA'nda eğitime işlemde kullanılmak üzere bir parmakizi görüntüsüne ait en küçük 192 (3x8x8) ve en büyük 1536 (8x24x8) uzunlukta özellik vektörü elde edilir.

### 6. YAPAY SİNİR AĞLARI (ARTIFICIAL NEURAL NETWORK (ANN))

Yapay sinir ağları (YSA) kavramı, biyolojik sinir sisteminin çalışma prensibinden esinlenerek ortaya çıkmış bir hesaplama modelidir. YSA olayları öğrenerek karar verme prensibi üzerine çalışır. Çok katmanlı YSA (ÇKYSA) modeli, bir giriş, bir veya daha fazla gizli ve bir de çıkış katmanından oluşan ileri beslemeli bir YSA tipidir [12]. Giriş katmanındaki nöronlar sadece giriş sinyallerini gizli katmandaki nöronlara dağıtır. Gizli katmandaki nöronlar bir önceki katmanın çıkışlarını giriş olarak kullanır. Tüm girişlerde ağırlıklar çarpılarak toplanır. Toplam değer bir transfer fonksiyonundan geçirilerek o nöronun çıkış değeri hesaplanır. Bu işlemler bu kattaki bütün nöronlar için tekrarlanır. Çıkış katmanındaki nöronlarda, gizli katman nöronları gibi davranırlar ve ağ çıkış değerleri hesaplanır. Geriye yayılım algoritmaları gibi birçok öğrenme algoritmasının çok katmalı yapay sinir ağını eğitmede kullanılabilir olması, bu ağı yaygın olarak kullanılmasının sebebidir.

Eşlenik gradyan algoritması, çok katmanlı perseptron eğitiminin gelişmiş bir yöntemidir [13]. Geri yayılım algoritmasından daha iyi performans gösterir ve bu algoritmanın kullanıldığı tüm işlemler için kullanılabilir. Çok büyük sayıda ağırlıkları içeren ve çok çıkış düğümlü ağlar için gerekli bir tekniğe sahiptir.

Bu çalışmada hızlı geri yayılım, online geri yayılım, yığın geri yayılım, eşlenik gradyan öğrenme algoritmaları çok katmanlı YSA'ların eğitilmesinde kullanılmıştır.

### 7. DENEYSEL SONUÇLAR (EXPERIMENTAL RESULTS)

Parmakizi görüntüsündeki gürültüleri azaltmak ve ayrıntı çıkarım performansını artırmak için kullanılan birinci yöntemde lokal histogram eşitleme ve filtreleme uygulanmıştır. Bu yöntemde uygulanan filtrelemelerden en iyi performansı medyan filtresi göstermiştir. İkinci yöntemde ise dalgacık dönüşümü ve çevritsel dönüşümü uygulanmıştır. Burada ise çevritsel dönüşümün dalgacık dönüşümüne göre daha etkili olduğu tespit edilmiştir. Elde edilen sinyal-gürültü oranları sonucu Tablo 4'te gösterilmiştir.

**Tablo 4.** Filtrelemeler sonucu elde edilen sinyal-gürültü oranları (Signal-to-Noise rates obtained from the fingerprint images to be filtered)

Filtreler	Linear	Medyan	Uyarlamalı	Dalgacık dönüşüm	Çevritsel dönüşüm
Sinyal-Gürültü Oranları (db)	12,43	15,97	15,65	18,21	<b>19,65</b>

Elde edilen parmakizi özellik vektörleri YSA'nın girişlerini oluşturur. Çıkış olarak parmakizi görüntülerinin kime ait olduğu bilgisi verilmiştir. Bu çalışmada 10 kişiye ait parmakizi görüntüleri kullanılmıştır. Eğitim aşamasında NIST-4 veritabanından 10 kişiye ait 100'er adet parmakizi görüntülerinden elde edilen toplam 1000 adet parmakizi görüntüsü kullanılmıştır. Bu görüntülerden 700'ü eğitim veri kümesi, 150'si doğrulama veri kümesi ve 150'si test veri kümesi olarak belirlenmiştir. Deneysel (Heuristic) arama yöntemi kullanılarak gizli katman düğüm sayısı belirlenmiştir [14]. Arama işlemi belirlenen aralıktaki düğüm sayılarına göre oluşturulan YSA ağına test kümesine göre en düşük hata oranı veren YSA yapısının belirlenmesiyle sonuçlanır. Bant ve sektör sayılarına göre belirlenen en uygun YSA yapılarından bazıları Tablo 5'te gösterilmiştir.

**Tablo 5.** En Uygun YSA Yapıları (The optimum ANN structures)

Bant sayısı	Sektör sayısı	En uygun YSA yapısı
3	12	288:44:10
4	12	384:58:10
4	16	512:78:10
5	16	640:96:10
5	20	798:120:10
6	12	576:86:10
7	8	448:68:10
7	20	1118:168:10
8	24	1536:236:10



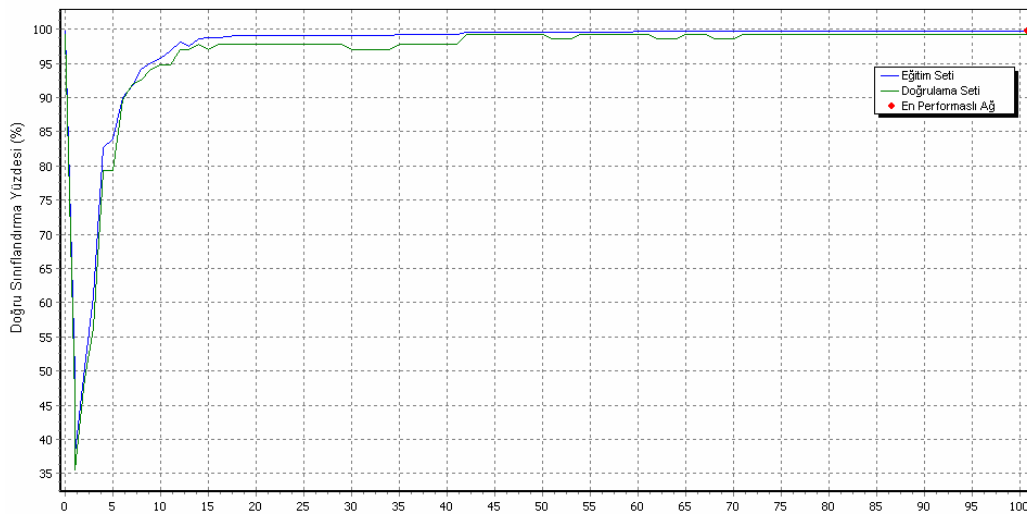
Çalışmada kullanılan görüntü iyileştirme yöntemlerinden olan medyan filtre, dalgacık dönüşümü ve çevritsel dönüşüm uygulanarak iyileştirilmiş parmakizi görüntülerinden elde edilen özellik vektörlerinin YSA'da 100 iterasyon gerçekleştirilerek en iyi performansları veren eğitim ve test sonuçları Tablo 6'da gösterilmiştir.

Elde edilen sonuçlara göre en iyi performansı çevritsel dönüşüm kullanılarak iyileştirilmiş parmakizi görüntüsü sağlamıştır. Burada 4 bant ve 12 sektör ile sektörizasyon gerçekleştirilmiştir. Sektörizasyon sonucu bir parmakize ait 384 adet özellik vektörü elde edilmiştir. Elde edilen 384 özellik vektörü için 384 düğümlü giriş katmanına, 58

düğümlü bir gizli katmana ve 10 düğümlü bir çıkış katmanına sahip YSA yapısına eşlenik gradyan öğrenme algoritması uygulanmıştır. Burada YSA eğitim aşamasında 100 iterasyon gerçekleştirilmesi sonucu eğitim veri kümesi için %100 başarı elde edilmiştir. Test veri kümesi dikkate alındığında başarımın %98,6 ve tüm veri kümesi için ise %99,6 olduğu belirlenmiştir. En iyi performansı gösteren YSA'nın eğitim aşamasında eğitim ve doğrulama veri kümelerine ait doğru sınıflandırma oranları (CCR) Şekil 12'de ve eğitim veri kümesi, test veri kümesi ve tüm veri kümelerine ait eşleştirme matrisleri sırasıyla Şekil 13 (a), (b) ve (c) de ve gösterilmiştir. Sonuçların geleneksel yöntemlere göre oldukça iyi olduğu gözlemlenmiştir.

**Tablo 6.** Görüntü iyileştirme yöntemlerine göre YSA yöntemleri eğitim ve test sonuçları (Training and test results of the ANN methods with respect to the image enhancement techniques)

Görüntü İyileştirme Yöntemi	Bant ve sektör sayısı	Eğitim süresi	YSA yöntemleri	YSA yapısı	Eğitim veri kümesi	Doğrulama veri kümesi	Test veri kümesi	Tüm veri kümesi
Çevritsel	7 x 20	00:44:38	Yığın Geri Yayılım	1118:168:10	99,428571	98,000000	96,666670	98,800000
Normal	7 x 20	01:04:24	Yığın Geri Yayılım	1120:168:10	98,857143	96,000000	96,666670	98,100000
Wavelet	7 x 20	00:56:17	Yığın Geri Yayılım	1120:168:10	98,571429	98,000000	96,000000	98,100000
<b>Çevritsel</b>	<b>4 x 12</b>	<b>00:54:04</b>	<b>Eşlenik Gradyen</b>	<b>384:58:10</b>	<b>100,000000</b>	<b>98,666667</b>	<b>98,666667</b>	<b>99,600000</b>
Wavelet	4 x 12	01:12:00	Eşlenik Gradyen	384:58:10	100,000000	96,666667	95,333333	98,800000
Normal	6 x 16	04:40:09	Eşlenik Gradyen	768:116:10	99,857143	98,000000	95,333333	98,900000
Çevritsel	8 x 16	00:18:37	Online Geri Yayılım	1023:154:10	100,000000	97,333333	98,666670	99,400000
Wavelet	8 x 12	00:18:19	Online Geri Yayılım	767:116:10	100,000000	96,000000	98,666670	99,200000
Normal	7 x 20	00:15:26	Online Geri Yayılım	1120:168:10	100,000000	96,000000	96,000000	98,800000
Çevritsel	7 x 24	02:06:56	Hızlı Geri Yayılım	1341:224:10	99,857143	98,666670	97,333333	99,300000
Wavelet	8 x 24	03:23:34	Hızlı Geri Yayılım	1535:236:10	99,857143	98,666670	94,666667	98,900000
Normal	4 x 16	00:14:41	Hızlı Geri Yayılım	512:78:10	99,571429	98,000000	96,666667	98,900000



**Şekil 12.** YSA eğitim ve doğrulama veri kümeleri doğru sınıflandırma oranları (Correct classification graph of the training and validation datasets of ANN)

Ortalama doğruluk oranları (%)

Eğitim veri kümesi: 100      Test veri kümesi: 98,666667

output:	S1	S2	S3	S4	S5	S6	S7	S8	S9
S1	70	0	0	0	0	0	0	0	0
S2	0	67	0	0	0	0	0	0	0
S3	0	0	71	0	0	0	0	0	0
S4	0	0	0	72	0	0	0	0	0
S5	0	0	0	0	72	0	0	0	0
S6	0	0	0	0	0	71	0	0	0
S7	0	0	0	0	0	0	71	0	0
S8	0	0	0	0	0	0	0	66	0
S9	0	0	0	0	0	0	0	0	70

output:	S1	S2	S3	S4	S5	S6	S7	S8	S9	S10
S1	15	0	0	0	0	0	0	0	0	0
S2	0	14	0	0	0	0	0	0	0	0
S3	0	0	14	0	0	0	0	0	0	0
S4	0	0	0	14	0	0	0	0	0	0
S5	0	0	0	0	14	0	0	0	0	0
S6	0	0	0	0	0	13	0	0	0	1
S7	0	0	0	0	0	0	14	0	0	1
S8	0	0	0	0	0	0	0	17	0	0
S9	0	0	0	0	0	0	0	0	16	0
S10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	17

Tüm veri kümesi: 99,6

output:	S1	S2	S3	S4	S5	S6	S7	S8	S9	S10
S1	99	0	0	0	1	0	0	0	0	0
S2	0	100	0	0	0	0	0	0	0	0
S3	0	0	100	0	0	0	0	0	0	0
S4	0	0	0	100	0	0	0	0	0	0
S5	0	0	0	0	100	0	0	0	0	0
S6	0	0	0	1	0	98	0	0	0	1
S7	0	0	0	0	0	0	99	0	0	1
S8	0	0	0	0	0	0	0	100	0	0
S9	0	0	0	0	0	0	0	0	100	0
S10	0	0	0	0	0	0	1	0	99	0

**Şekil 13.** (a) Eğitim, (b) Test ve (c) Tüm veri kümelerine ait ortalama doğruluk oranları ve eşleştirme matrisleri (Correct classification rates and the confusion matrix of (a) the training, (b) testing and (c) the all datasets)

## 8. TARTIŞMA VE ÖNERİLER (DISCUSSION)

Parmakizi eşleştirme işlemini etkileyen en önemli adımlardan birisi görüntü iyileştirme aşamasıdır. Parmakizi görüntüsünün kalitesi parmakizi eşleştirmedeki başarıyı da doğrudan etkilemektedir. Uygulanan görüntü iyileştirme yöntemlerinden en iyi performansı, parmakizinin kavisli yapısına da uygun olduğundan dolayı çevritsel dönüşüm vermiştir. Çevritsel dönüşüm geliştirilerek parmakizi görüntü iyileştirmedeki etkisi artırılabilir. Eşleştirme işlemindeki performans kriterlerinden en önemlisi eşleştirilecek olan parmakizi görüntüsünde de aynı çekirdek noktasının tespit edilebilmesidir. YSA'ya giriş değerleri olarak verilen özellik vektörlerinin sayısının fazla olmasından dolayı YSA eğitim süresi de artmaktadır. Genetik algoritmalar gibi özellik azaltma yöntemleri kullanılarak özellik sayısı azaltılabilir. Sektör ve bant sayısı, özellik vektörü elde edilmesinde sonucu değiştirmektedir. Optimum bant sayısı 4, 5 ve sektör sayısı da 12, 16 olarak seçilebilir. Bu çalışmanın devamında kişi sayısı artırılarak performans değerlendirilmesi yapılması ön görülmektedir.

## TEŞEKKÜR

Bu çalışma, Selçuk Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projeleri Koordinatörlüğü'nün 2003/185 nolu projenin bir parçası olup vermiş olduğu katkılarından dolayı teşekkür ederiz.

## KAYNAKLAR (REFERENCES)

- Wayman J., Jain A.K., Maltoni D., Maio D., **Biometric Systems: Technology, Design and Performance Evaluation**, Springer, 2004.
- Mario, D., Maltoni, D., "Direct Gray-Scale Minutiae Detection in Fingerprints", **IEEE Trans.**

**Pattern Analysis and Machine Intelligence**, vol. 19, no. 1, pp.27-40, 1997.

- Duncan, D., Po, Y., Do, M.N., "Directional Multiscale Modeling Of Images Using The Contourlet Transform", **IEEE Transactions on Image Processing**, June 11, 2004.
- Altun A.A., Allahverdi N., Koçer H.E., "2 Boyutlu Gabor Filtre Kullanarak Yapay Sinir Ağları İle Parmakizi Analizi", **4. Uluslar arası İleri Teknolojiler Sempozyumu**, cilt 1, sf. 10-14, 2005.
- Yıldırım N., Saraç, U., Özer, H., "Gabor Filtre Kullanarak Parmakizi Analizi", SIU 2002, **10. Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı**, Pamukkale, 2002.
- Jain, A.K., Prabhakar, S., Lin, H., Pankanti, S., "FingerCode: A Filterbank for Fingerprint Representation and Matching", **IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition**, , pt. 2, p 187-93, Vol. 2, 1999.
- Yaman, K., Sarucan, A., Atak, M., Aktürk, N., "Dinamik Çizelgeleme İçin Görüntü İşleme ve ARIMA Modelleri Yardımıyla Veri Hazırlama", **Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi**, Cilt 16, No 1, 19-40, 2001.
- Altun, A., Allahverdi, N., Koçer, H.E., Yılmaz, T., Alan, S., "Filtreleme Teknikleri Kullanarak Parmakizi Görüntüsü İyileştirme", SIU 2005 **13. Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı**, 2005.
- Ortiz, F., Torres, F., Gil, P., "Gaussian Noise Elimination in Colour Images by Vector-Connected Filters", **17th International Conference on Pattern Recognition**, pt. 4, Vol.4, p 807-10, 2004.
- Vatansever, F., Çankaya, İ., Akgün, D., "Dalgacık Tabanlı Görüntü Temizleme", **4. Uluslar arası İleri Teknolojiler Sempozyumu**, cilt 1, sf. 63-68, 2005.
- Prabhakar, S., **Fingerprint Classification and Matching Using a Filterbank**, PhD Thesis, Michigan State University, 2001.
- Erdem, O.A., Uzun, E., "Yapay Sinir Ağları ile Türkçe Times New Roman, Arial ve Elyazısı Karakterleri Tanıma", **Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi**, Cilt 20, No 1, 13-19, 2005.
- Bishop, C.M., **Neural Networks for Pattern Recognition**, **Oxford University Press**, Oxford, UK, 1995.
- Ghada, B., B. John, O., "Enhancing trie-based syntactic pattern recognition using AI heuristic search strategies", **Lecture Notes in Computer Science**, v 3686, n PART I, Pattern Recognition and Data Mining: Third International Conference on Advances in Pattern Recognition, ICAPR 2005. Proceedings, p 1-17, 2005.