

TEŐEKKÜR

Yüksek Lisans tez çalışmamın başından beri desteğini hiçbir zaman esirgemeyen tez danışmanım sayın Doç. Dr. Ahmet AKBAŐ'a teşekkür ederim. Yine yaşamım süresince maddi ve manevi desteklerini hiçbir zaman esirgemeyen aileme teşekkürlerimi sunarım.

Temmuz, 2009

Murat ALÇIN

İÇİNDEKİLER

SAYFA NO

TEŞEKKÜR	i
İÇİNDEKİLER	ii
ÖZET	iv
ABSTRACT	v
SEMBOLLER	vi
KISALTMALAR.....	viii
ŞEKİLLER	ix
TABLolar	xii
BÖLÜM I.....	1
GİRİŞ VE AMAÇ	1
I.1. GİRİŞ.....	1
I.1.1. Biyometrik Ölçme ile Kimlik Tanıma ve Doğrulama.....	1
I.1.2. Görme Süreçleri ve Biyometri.....	2
I.1.3. Parmakizi Tanıma ve/veya Doğrulama	4
I.2. AMAÇ.....	5
I.3. BÖLÜMLERİN ÖZETİ.....	6
BÖLÜM II	7
PARMAKİZİ TANIMA VE DOĞRULAMA SÜREÇLERİ.....	7
II.1. GÖRÜNTÜ ANALİZİ.....	9
II.1.1. Morfolojik İşlemler.....	10
II.1.2. Görüntü Filtreleme, Dönüştürme ve Kayıt İşlemleri.....	13
II.1.2.1. Fourier Dönüşümü	15
II.1.2.2. Gabor Filtresi	16
II.2. BİYOMETRİK ÖLÇÜMLER.....	17
II.2.1. Biyometrik Görüntü Tanıma	17
II.2.2. Doğrulama Problemi.....	19

II.2.3. Performans Değerlendirme	19
II.3. BİR BİYOMETRİK ÖLÇÜM OLARAK PARMAKİZİ.....	22
II.3.1. Parmakizi ile İlgili Temel Bilgiler	23
II.3.2. Parmakizi Sensörleri	24
II.3.3. Parmakizi Tanımlama ve Doğrulama	27
II.3.3.1. Öznitelik Esaslı Tanımlama.....	29
II.3.3.2. Görüntü İşleme Esaslı Tanımlama.....	30
II.4. LİTERATÜRDE PARMAKİZİ TANIMA ÇALIŞMALARI	31
BÖLÜM III.....	37
YAPILAN ÇALIŞMALAR	37
III.1. PARMAKİZİ GÖRÜNTÜLERİNİN ELDE EDİLMESİ.....	38
III.1.1. Parmakizi Veri Bankaları	38
III.1.2. Test Görüntü Setlerinin Oluşturulması.....	39
III.2. ÖZİNİTELİK VERİLERİNİN ÜRETİLMESİ.....	40
III.2.1. Önışlemler.....	41
III.2.2. Lokal Bölgelerin Oluşturulması (Sektörizasyon).....	46
III.2.3. Gabor Filtreleme ve Öznitelik Vektörlerinin Üretilmesi.....	47
III.3. YSA EĞİTİMLERİ.....	51
III.3.1. YSA Modelleri	51
III.3.2. Eğitim Süreci	52
III.3.3. Performans Analizleri.....	52
III.4. ANALİZ ÇALIŞMALARI	54
III.4.1. Euclid Uzaklığı ve Korelasyon Yaklaşımı ile Yapılan Analizler	55
III.4.2. YSA Yaklaşımı ile Parmakizi Tanıma Analizleri	59
III.4.3. İşlem Süresi Analizleri	65
BÖLÜM IV.	67
ANALİZ SONUÇLARININ DEĞERLENDİRİLMESİ.....	67
IV.1. DB320 VE DB800'DE ROC ANALİZLERİ.....	68
IV.2. DB320YSA VE DB800YSA' DA ROC ANALİZLERİ	70
BÖLÜM V.....	73
SONUÇ VE ÖNERİLER.....	73
KAYNAKLAR.....	76
ÖZGEÇMİŞ.....	79

ÖZET

GÖRÜNTÜ İŞLEME ESASLI PARMAKİZİ DOĞRULAMA

Güvenilir kimlik tanımlama ve/veya tanıma uygulamaları, hızla gelişen sayısal dünyada, insan-bilgisayar etkileşimine ilişkin etkinlikler arasında önemli bir yer tutmaya başlamıştır. Bilgisayarların gücünden yararlanarak gerçekleştirilen biyometrik ölçümler, bu kapsamda önemli bir rol oynamaktadır. Bir kişinin kimliğinin güvenilir bir şekilde tespit edilmesinin önemli olduğu uygulamalar arasında; ulusal güvenlik, elektronik ticaret ve bilgisayar ağlarına ulaşım gibi konu başlıkları sayılabilir.

Halen yaygın olarak kullanılan şifre veya parola gibi güvenlik uygulamaları, bazı fiziksel ya da sanal ortamlara ulaşmak için bilgi tabanlı yaklaşımları kullanır. Bu yöntemler çok güvenilir değildir. Ayrıca, bu yöntemlerle, yetkili personel ile bir şifre veya parolaya sahip kişiler birbirinden ayırt edilemez.

Parmakizi, yüz ve ses gibi biyometrik ölçümler, bu problemlerin çözümü için aday gösterilebilecek güvenilir kimlik tanımlama önerileri sunmaktadır. Biyometrik ölçme, kişiler ve yöneticiler nezdinde de kabul görmektedir. Parmakizleri yasal uygulamalar ve bazı sivil uygulamalarda ilk kullanılan biyometrik ölçüm biçimlerinden birisidir. Bununla beraber, parmakizinin toplumsal kabul görmüş olması ve parmakizi üzerine yapılan araştırmaların onlarca yıllık geçmişi olmasına rağmen, güvenilir parmakizi tanıma problemi halen açık bir problemdir.

Bu tez çalışmasında Yapay Sinir Ağı (YSA) tabanlı bir parmakizi tanıma sistemi geliştirilerek, bu problemin çözümüne katkı sağlanmaya çalışılmıştır. Sistemde Gabor filtre tabanlı bir öznitelik çıkarma sistemi ile parmakizi vektörleri üretilir. YSA, bu vektörleri alarak karşılık gelen parmakizi tanımlayıcı çıkış vektörlerine dönüştürür. Sistemin testi için iki ayrı parmakizi veri bankasından alınan görüntüler kullanılmıştır. Çalışma sürecinde filtrelemeler, görüntü işleme ile ilgili işlemler, YSA eğitimi ve test aşamalarında kullanılan süreçlerin tümü MATLAB ortamında gerçekleştirilmiştir. Test sonuçlarına göre, geliştirilen sistem kimlik tanımlama ve tanımadaki hızı ve hassasiyeti ile, alternatif yöntemlerle karşılaştırıldığında tatmin edici ilerlemeler sağlamıştır.

ABSTRACT

IMAGE PROCESSING BASED FINGERPRINT VERIFICATION

Reliable personal identification and/or recognition have become an important human computer interface activity, in an increasingly digital world. Biometric applications using the power of computers are gaining an important role in this context. National security, e-commerce, and accessing computer networks are some examples where reliable personal identification is important.

Like passwords or token-based approaches, existing security measures rely on knowledge-based approaches to control accessing some physical and virtual spaces. Such methods are not very secure. Furthermore, they cannot differentiate between the authorized user and others.

Biometrics such as fingerprint, face and voice offers reliable personal identification that can address these problems. It is gaining public and government acceptance. Fingerprints were one of the first forms of biometric identification to be used for law enforcement and civilian applications. However, contrary to popular belief, and despite decades of research in fingerprints, reliable fingerprint recognition is still an open problem.

In this thesis, a contribution is presented by developing an Artificial Neural Network (ANN) based fingerprint recognition system to advance the state of the art in this field. A Gabor filter bank based feature extraction system has been used to produce the fingerprint vectors. ANN takes these vectors and converts them to corresponding fingerprint identification vectors. Two different fingerprint data base have been used for tests. All phases of the studies including filtering, other image processing operations, ANN training and testing processes have been completed in MATLAB environment. Test results show that, developed system has sufficient identification speed and recognition accuracy compared to the alternative methods.

July, 2009

Murat ALÇIN

SEMBOLLER

λ	: Kosinüs faktörünün dalga boyu
θ	: Gabor fonksiyonunun paralel çizgilere göre normalin oryantasyonu
Ψ	: Faz ofset değeri
σ	: Standart sapma
γ	: Uzaysal görüş açısı
B_i	: i bireyinin kimliğini temsil eden biyometri
T_i	: B_i biyometrisinin makine sunumu (öznitelikler vektörü)
T_j	: B_j biyometrisinin makine sunumu (öznitelikler vektörü)
T_h	: Eşik seviyesi
N	: Yoğunluk dağılım fonksiyonunun en büyük değeri
H_0	: Sıfır Hipotezi
H_1	: Alternatif Hipotez
p_g	: Gerçek skorların dağılımı
p_i	: Sahte skorların dağılımı
N_{pair}	: Benzer öznitelik sayısı
M	: Referans setindeki öznitelik sayısı
N	: Test setindeki öznitelik sayısı
I	: Giriş resmi
O	: Oryantasyon alanı
O'	: Düzleştirilen oryantasyon alanı
∂	: Gradient
Φ_x, Φ_y	: Vektör alanının komponentleri
W	: Birim integral ile iki boyutlu alçak geçiren filtre
ε	: O' 'nın sadece sinüs komponentlerini içeren bir görüntü
A	: Etiket resmi
(x_c, y_c)	: Çekirdek noktası
S_i	: i 'nci sektör
b	: Band genişliği
k	: Bandın ilgili sektör numarası

B	: Öznitelik çıkartılması için çekirdek nokta etrafında eşmerkezli band sayısı
I(x,y)	: (x,y) pikselindeki gri değer
V_i	: S _i lokal bölgesinin tahmini varyans değeri
M_i	: S _i lokal bölgesinin tahmini ortalama değeri
N_i(x,y)	: (x,y) pikselindeki normalize edilmiş gri ton değeri
M₀	: İstenen ortalama değer
V₀	: İstenen varyans değeri
f	: x ekseninden θ yönü boyunca sinüzoidal düzlem dalgasının frekansı
$\partial x'$: x' eksenini boyunca Gaussian zarfının uzay sabiti
$\partial y'$: y' eksenini boyunca Gaussian zarfının uzay sabiti
K	: Ortalama tümsek uzaklığı
$F_{i\theta}(x,y)$: S _i lokal bölgesi için θ yönlü filtrelenmiş resim
n_i	: S _i 'de bulunan piksel sayısı
$P_{i\theta}$: S _i lokal bölgedeki $F_{i\theta}(x,y)$ 'nin piksel değerlerinin ortalaması

KISALTMALAR

PIN	: Kişisel kimlik tanımlama numarası
YZ	: Yapay Zekâ
YSA	: Yapay Sinir Ağları
MLP	: Çok Katmanlı Algılayıcı
IPT	: Görüntü İşleme Araç Kutusu
MATLAB	: Matris Laboratuvarı
FBI	: Federal Araştırma Bürosu
AGF	: Alçak Geçiren Filtre
FFT	: Hızlı Fourier Dönüşümü
FM	: Yanlış Eşleme
FNM	: Yanlış Eşlememe
FTE	: Kaydetme Hatası
FTA	: Doğrulama Hatası
FMR	: Yanlış Eşleme Oranı
GMR	: Gerçek Eşleme Oranı
FNMR	: Yanlış Eşlememe Oranı
ROC	: Alıcı İşletim Karakteristiği
AAD	: Ortalama Mutlak Sapma
WT	: Dalgacık Dönüşümü
GWT	: Gabor Dalgacık Dönüşümü
FVC	: Parmakizi Doğrulama Yarışması
LMS	: En küçük kareler
ROI	: Çalışma Bölgesi

ŞEKİLLER

	<u>SAYFA NO</u>
Şekil II.1. Parmakizi tanıma süreci.....	7
Şekil II.2. Bir nesneye ait olan; a- Orijinal, b- Aşındırma, c- Genişletme, d- Açma ve e- Kapama işlemlerine ait görüntüler.....	11
Şekil II.3. Bir parmakizi görüntüsü ve siyah-beyaz iskeletlendirilmesi	12
Şekil II.4. Piksel numaralandırma.....	12
Şekil II.5. Bağlantılı komşuluklar.....	13
Şekil II.6. Bağlantısız komşuluklar	13
Şekil II.7. En yakın komşuluk ekleme yapma metodu kullanarak bir rotasyon dönüşümü.....	15
Şekil II.8. Biyometrik sinyallerde kullanıcılar arasındaki farklılığın gösterimi.....	19
Şekil II.9. Gerçek ve sahte dağılımlar.....	21
Şekil II.10. Tipik FMR ve FNMR hata eğrileri ve tipik ROC eğrisi.....	22
Şekil II.11. Parmakizinin yapısını gösteren deri kesiti.....	23
Şekil II.12. Parmakizi üzerinde tümsek ve oyuklar.....	24
Şekil II.13. Optik sensörün çalışması.....	25
Şekil II.14. Kapasitif sensörün çalışması	26
Şekil II.15. Parmakizi eşlemedeki zorluk.....	28
Şekil II.16. Bir parmakizi doğrulama sisteminin genel yapısı.....	29
Şekil III.1. Parmakizi doğrulama / tanıma süreci	37
Şekil III.2. Parmakizi veri tabanı oluşturma süreci	40
Şekil III.3. Seçilen parmakizi görüntüsü.....	41
Şekil III.4. Pekiştirilmiş parmakizi görüntüsü.....	42
Şekil III.5. Pekiştirilmiş parmakizi için Çekirdek noktası tahmini.....	43
Şekil III.6. $A(i,j)$ için ϵ piksel yoğunluklarının entegrasyonu sonucu oluşan bölgeler	45
Şekil III.7. Parmakizi resminde çekirdek noktasının tespit edilmesi	46
Şekil III.8. Çekirdek noktası (x), Çalışma Bölgesi ve 64 lokal bölge	47
Şekil III.9. Parmakizi için lokal bölgedeki tümsekler ve Fourier spektrumu.....	48
Şekil III.10. Gabor filtresi.....	48

Şekil III.11. Parmakizi doğrulamada kullanılan YSA modeli	52
Şekil III.12. DB320 için eğitim sonunda hedeflenen hata değerine ulaşıldığının gösterimi	53
Şekil III.13. DB320 için hedef matrisi ile çıkış matrisinin örtüştüğünün gösterimi.....	53
Şekil III.14. DB800 için eğitim sonunda hedeflenen hata değerine ulaşıldığının gösterimi.....	54
Şekil III.15. DB800 için hedef matrisi ile çıkış matrisinin örtüştüğünün gösterimi.....	54
Şekil III.16. DB320 veri tabanı için karşılaştırma sonuçlarının Gerçek ve Sahte kümelere göre dağılımları: a- Euclid uzaklığı ölçümüne göre, b- Korelasyon ölçümüne göre	55
Şekil III.17. FVC 2000 DB1-DB3/FVC 2002 DB3 veri seti (DB320 veri tabanı) için yapılan ROC analizi sonuçları: a- Euclid Uzaklığı Parametresine göre, b- Korelasyon Parametresine göre	57
Şekil III.18. DB800 veri tabanı için karşılaştırma sonuçlarının Gerçek ve Sahte kümelere göre dağılımları: a- Euclid uzaklığı ölçümüne göre, b- Korelasyon ölçümüne göre.....	58
Şekil III.19. FVC 2004 DB1 veri seti (800 parmakizi) için yapılan ROC analizi sonuçları: a- Euclid Uzaklığı Parametresine göre, b- Korelasyon Parametresine göre	59
Şekil III.20.a DB320YSA veri tabanı için yapılan karşılaştırma sonuçlarının Gerçek ve Sahte kümelere göre dağılımları: Euclid uzaklığı ölçümüne göre ...	60
Şekil III.20.b DB320YSA veri tabanı için yapılan karşılaştırma sonuçlarının Gerçek ve Sahte kümelere göre dağılımları: Korelasyon ölçümüne göre	61
Şekil III.21. FVC 2000 DB1-DB3/FVC 2002 DB3 veri setine göre eğitilmiş bir YSA modeli için yapılan ROC analizi sonuçları: a- Euclid Uzaklığı, b- Korelasyon parametrelerine göre.....	62
Şekil III.22. DB800YSA veri tabanı için yapılan karşılaştırma sonuçlarının Gerçek ve Sahte kümelere göre dağılımları: a- Euclid uzaklığı ölçümüne göre, b- Korelasyon ölçümüne göre	63
Şekil III.23.a FVC 2004 DB1 veri setine göre eğitilmiş bir YSA modeli için yapılan ROC analizi sonuçları:Euclid Uzaklığı parametresine göre	64

Şekil III.23.b FVC 2004 DB1 veri setine göre eğitilmiş bir YSA modeli için yapılan ROC analizi sonuçları: Korelasyon parametresine göre**65**

TABLolar

SAYFA NO

Tablo III.1. FVC 2000 DB1-DB3/FVC 2002 DB3 veri seti için (DB320) analiz sonuçları	56
Tablo III.2. FVC 2004 DB1 veri seti için (DB800) analiz sonuçları	58
Tablo III.3. FVC 2000 DB1-DB3/ FVC 2002 DB3 veri seti için (DB320YSA) analiz sonuçları	61
Tablo III.4. FVC 2004 DB1 veri seti için (DB800YSA)analizi sonuçları	64
Tablo III.5. YSA-Klasik Euclid uzaklığı ölçümü ile eşleme yöntemlerinin işlem süresi analizleri.....	66

BÖLÜM I

GİRİŞ VE AMAÇ

I.1. GİRİŞ

Günümüzde, kart, şifre veya kişisel kimlik tanımlama numarası (Personal Identification Number, PIN) gibi çeşitli araçları kullanan kimlik tanıma veya doğrulama yöntemleri, birçok resmi veya özel hizmet alanında, yerini biyometrik ölçümlere dayanan yöntemlere bırakmaktadır. Bu durumun nedenleri arasında; kullanıcının kendini tanıtmak için, kimlik kartı benzeri tanıtıcıları yanında bulundurmaya zorunda olmayışı ve şifre/PIN benzeri gizli olması gereken bilgileri ezberlemek zorunda olmayışı sayılabilir.

Bununla beraber, bu durumun en önemli nedeni, kimlik belirleme için kullanılan bu yaklaşımın, gerçek zamanlı olarak hızlı ve güvenilir kimlik tespitine imkân sağlıyor olmasıdır. Bu yaklaşımla bir yandan kişilerin kimlik tespiti kolayca yapılabilirken, diğer yandan bu süreçte yaşanan yorucu ve üzücü işlemler en düşük seviyelere indirilebilmektedir. Bu nedenle, biyometrik ölçme sistemleri, *kimlik tanımlama*, *kimlik doğrulama* ya da *kimlik tanıma* gibi amaçlarla giderek daha yaygın bir kullanıma kavuşmaya aday gözükmektedir.

I.1.1. Biyometrik Ölçme ile Kimlik Tanıma ve/veya Doğrulama

Biyometrik ölçme sistemlerinde kimlik tanımlayıcı veriler, kişinin fizyolojik veya biyokimyasal özelliklerini, ya da bazı doku veya organlarının morfolojik özelliklerini temsil eden bir kısım parametrelerle temsil edilir. Bu kapsamda kullanılan parametreler; vücut ısısı, konuşma sesi, kalp sesi ve vücut kokusu gibi çeşitli fizyolojik veya biyokimyasal değişkenlerin kişiye özel karakteristiklerini yansıtır. Bunun gibi, morfolojik parametreler de; yüz, retina, iris, parmakizi, avuçiçi, el, cilt gözenekleri, bilek ve el damarları gibi çeşitli doku veya organ görüntülerine ilişkin değişkenlerin kişiye özel karakteristiklerini yansıtır.

Diğer taraftan, kimlik tanımlama amacıyla kullanılan biyometrik parametreler, kişilerin davranış özelliklerini temsil eden bir kısım değişkenliklerin analiz edilmesi suretiyle de elde edilebilmektedir. Bu amaçla, imza, klavye tuşlarına basış şekli, ses

izi, yürüyüş biçimi, mimik ve jestler gibi davranışsal değişkenlerin kişiye özel karakteristiklerini yansıtan parametreler kullanılır.

Biyometrik kimlik tanıma ve doğrulama uygulamaları, biyometrik ölçümlerle elde edilen kimlik tanımlayıcı parametrelerin bir veri tabanında tutulması ve bunların gerçek zamanlı ölçüm sonuçları ile karşılaştırılmasına ilişkin çalışmaları kapsar. Bu kapsamdaki çalışmalar, insan beyninin bir kişiyi tanıması ve diğer insanlardan ayırt etmesi için kullandığı yöntemleri benzeştirmeyi amaçlar. Bu amaçla geliştirilen işaret ve görüntü işleme yöntemleri, günümüzdeki araştırmalar ve teknolojik gelişmelerle giderek daha da zenginleşmektedir.

Bu gelişmeler, biyometrik ölçümlerin kimlik tanıma açısından giderek daha güvenilir hale gelmesine imkân sağlamaktadır. Bununla beraber, biyometrik kimlik tanıma ya da doğrulama amacıyla kullanılan sistemlerin çoğu yeteri derecede karmaşık olup, bunlarla ilgili araştırma ve geliştirme çalışmaları halen devam etmektedir. Bu kapsamda geliştirilen algoritmaların başarısı, uygulamada sağladıkları kolaylıkların yanı sıra, kimlik tanıma veya doğrulamada sağladıkları doğruluk ve güvenilirlikle ölçülmektedir [1].

1.1.2. Görme Süreçleri ve Biyometri

Görme süreçleri, görüntüden, gerçek nesne özelliklerinin tahmin edildiği veya nesne özelliklerini yansıtan karakteristik bilgilerin çıkarıldığı süreçlerdir. Bir sahne ve onu oluşturan nesnelere görüntü düzlemi üzerinde iki boyutlu olarak temsil edildiğinden; görüntüden, gerçek nesne özelliklerini tahmin etmek veya nesne özelliklerini yansıtan karakteristik bilgileri çıkarmak için, çeşitli seviyelerde işlemler yapmak gerekir. Bu işlemler, *görme* kavramı ile ifade edilen süreçleri gündeme taşır.

Bir görme sürecinde gerçekleştirilen işlemler, genellikle, bilinen en karmaşık görme sistemi olan *insan görme sistemi* ya da diğer biyolojik görme sistemlerinin yapıları ve fonksiyonları benzeştirilerek geliştirilmeye çalışılır. Literatürde bu amaçla yapılan çalışmalar, *görme*, *bilgisayarlı görme* veya *makine görmesi* gibi başlıklar altında toplanmaktadır. Bu kapsamda yapılan işlemler, *görüntü elde etme*, *görüntü işleme* ve *görüntü analizi* gibi başlıklarla ifade edilen çeşitli çalışmaları kapsamaktadır.

Bunlardan görüntü işleme ve görüntü analizi kavramları, genellikle benzer uygulamaları çağırıştırır. Bununla beraber, görüntü işleme kavramının, daha çok, görüntülenen nesnelere karakteristik özelliklerine ilişkin ölçüm sonuçları üretmeyi

amaçlayan işlemleri kapsadığı; görüntü analizi kavramının ise, daha çok, görüntüyü anlama ve yorumlama gibi işlemleri kapsadığı şeklindeki bir yaklaşım, bilim adamları arasında kabul görmektedir [2].

Diğer taraftan, görüntü işleme ya da görüntü analizi başlığı altında yapılan çeşitli işlemlerin, bilgisayarla yapılabilecek işlemlerin özelliklerine göre sınıflandırılması, pratikte daha yararlı bir yaklaşım sağlamaktadır. Buna göre, görme sistemlerinde bilgisayarla yapılabilecek işlemler; düşük-seviyeli işlemler, orta-seviyeli işlemler ve yüksek-seviyeli işlemler olmak üzere üç ana başlık altında toplanabilir.

Düşük-seviyeli işlemler, görüntüyü gürültüden arındırma, görüntüdeki zıtlıkları (kontrast) pekiştirme (zenginleştirme) ve görüntü keskinleştirme (netleştirme) gibi basit işlemleri kapsarken; orta-seviyeli işlemler, görüntüyü bölgelere veya nesnelere ayırma (segmentasyon), nesnelere bilgisayarda işlenebilecek uygun biçimlere indirgeme, tanımlama ve sınıflandırma gibi işlemleri kapsar. Yüksek-seviyeli işlemler ise, görüntü analizinin hedeflenen nihai amacını oluşturan ve normalde insan görmesi ile ilgili algılama ve tanıma fonksiyonlarını benzeştiren işlemleri kapsar [2].

Nesnelerin karakteristik özelliklerini ortaya çıkarmak için matematiksel modellerin veya Yapay Zekâ (YZ) modellerinin oluşturulması, birer yüksek seviyeli işlem örneğidir. Bu kapsamda özellikle Yapay Sinir Ağları (YSA) uygulamalarını esas alan YZ tabanlı işlemler, konu ile ilgili çalışmalar arasında önemli bir yer tutmaktadır [3].

Görmeye konu olan süreçler; yukarıda belirtilen çeşitli seviyelerdeki işlemlerin belirli bir mantıksal yapı içinde birlikte kullanıldığı algoritmik yapılarla oluşturulur. Literatürde bu kapsamda yer alan çalışmaların önemli bir kısmı, *şekil tanıma*, *desen tanıma* ya da *doku tanıma* gibi kavramlarla ifade edilen görme süreçleri ile ilgilidir. Bu kapsamdaki çalışma alanlarından birisi de, *biyometrik ölçme sistemleri* ile ilgili olan görme süreçleridir.

Bu süreçler, bazı doku ya da organ yapılarına ilişkin görüntülerin işlenmesi ile elde edilen kimlik tanımlayıcı verilerin (morfolojik parametreler) amaçlanan hedefler doğrultusunda analiz edilmesini ve karşılaştırmalar yapılmasını konu alır. Bu kapsamda öne çıkanlar; parmakizi, yüz, el, iris, retina ve damar görüntülerinin işlenmesi veya analiz edilmesine ilişkin süreçlerdir. Bunlar arasında en yaygın kullanıma kavuşmuş olanlar ise, parmakizi görüntülerinin işlenmesi veya analizine ilişkin olanlardır [1].

1.1.3. Parmakizi Tanıma ve/veya Doğrulama

Parmakizi görüntüleri, tümsek ve oyukların oluşturduğu; genetik ve/veya çevresel faktörlere bağlı olarak her birey için farklı şekilde oluşmuş desenlerdir. Kimlik tanımlayıcı parametreler (sayısal veriler), parmakizi tanıma sistemlerinde, özellik esaslı ve görüntü işleme esaslı olmak üzere iki farklı yaklaşımla yapılan analizler sonucunda belirlenir.

Özellik esaslı parmakizi tanıma yaklaşımı, çatallanmış veya sonlanmış tümsekler gibi, görüntü desenlerindeki tümsek ve oyukların oluşturduğu normal olmayan yapıların tespit edilmesi prensibine dayanır. Bu yaklaşımda önışleme, özellik çıkartma ve eşleme olmak üzere üç aşama gerçekleştirilir. Önışleme aşamasında, tarayıcıdan alınan parmakizi görüntüsü pekiştirilir, iz yönleri bulunur; segmentasyon, binarizasyon ve inceltme işlemleri yapılır. Özellik çıkarma aşamasında, inceltmiş görüntüden uç ve çatal noktaları bulunur; iz yönlerinden yararlanarak çekirdek, delta ve referans noktalar tespit edilir. Bulunan bu özellikler eşleme aşamasında kullanılır.

Görüntü işleme esaslı yaklaşımda ise, önışlem aşamaları olmaksızın doğrudan parmakizi görüntüsünün özyapısından elde edilen iz yönleri, iz frekansları gibi veriler değerlendirilir. Bu kapsamda, örneğin, görüntünün Fourier dönüşümü veya Dalgacık dönüşümü gibi yöntemlerle işlenmesi suretiyle elde edilen özelliklerden yararlanılır [4].

Literatürde, her iki yaklaşımın da, kimlik tanımlama, doğrulama veya tanıma için parmakizi deseninin bütünündeki farklılıkları yansıtacak parametrelerin (global parametreler) belirlenmesini esas alan çalışmaların yanı sıra; görüntüyü oluşturan segmentlerdeki farklılıkları yansıtacak parametrelerin (lokal parametreler) belirlenmesini esas alan çalışmalar da yer almaktadır.

Parmakizi görüntülerinin elde edilmesi için kullanılan sensörlerin boyutları küçüldükçe ve fiyatları azaldıkça, bu görüntülerin analizine dayanan kimlik tanıma ve doğrulama uygulamaları, diğer biyometrik kimlik tanımlama ve doğrulama uygulamalarına göre daha yaygın kullanıma kavuşmaya aday gözükmektedir [5]. Bununla beraber, parmakizi analizi ile kimlik tanıma ve/veya doğrulama uygulamalarının yaygınlaşması, hedeflenen kimlik tanıma uygulamasının performans ihtiyaçlarını (eşleme hızı ve eşleme doğruluğu) karşılayacak bir yöntemin geliştirilmesi ile daha çok ilgilidir.

I.2. AMAÇ

Bu tez çalışmasında, parmakizi analizi ile kimlik tanıma ve/veya doğrulama için, bölgesel (lokal) görüntü parametrelerinin tespitini esas alan bir uygulamanın gerçekleştirilmesi amaçlanmıştır. Buna göre; öncelikle, iki ayrı veri bankasından alınan parmakizi görüntülerinin önışlemeden sonra gerçekleştirilen analizler ile, parmakizine dayanan kimlik tanımlama verileri (öznitelik vektörleri) üretilerek bir veri tabanı oluşturulmuştur. Sorgulanan bir parmakizinin bu veri tabanında olup olmadığının belirlenmesi için; literatürde karşılaşılan yaklaşımların yanı sıra; bu amaçla eğitilen bir YSA'nın kullanıldığı parmakizi doğrulama ve/veya tanıma (eşleme) algoritmaları kullanılmıştır.

Parmakizi tanımadaki etkinliğin arttırılabilmesi için; öznitelik vektörlerinin elde edilmesi sürecinde, ön işlemlerden sonra, 8 kademeli (22.5 derece aralıklarla) bir Gabor filtre bankası kullanılmıştır. Tanınması istenen bir parmakizinin, veri tabanındaki hangi parmakizi ile eşleştiğine ilişkin kararın oluşturulması için; bu parmakizi için, veri tabanı oluşturulurken kullanılan aynı yöntemle üretilen öznitelik vektörü, veri tabanında bulunan bütün parmakizlerine ilişkin öznitelik vektörleri ile arasındaki Euclid uzaklıkları veya korelasyon belirlenerek karşılaştırmalar yapılmıştır.

Bu tez çalışmasında, parmakizi doğrulama ve/veya tanıma için, ayrıca, YSA tabanlı alternatif bir doğrulama ve/veya tanıma yaklaşımı kullanılmıştır. Buna göre, literatürde sık kullanılan veri bankalarından elde edilen iki ayrı guruptaki parmakizi görüntüleri kullanılarak, iki ayrı YSA eğitimi gerçekleştirilmiştir. Geliştirilen YSA modelleri, veri tabanındaki bütün parmakizi görüntülerine ilişkin öznitelik vektörlerinin giriş verisi olarak kullanıldığı bir eğitim sürecinden sonra, çıkışında ilgili parmakizi kodunu çok yüksek bir performansla üreten Çok Katmanlı Algılayıcı (Multi Layer Perceptron, MLP) yapıda gerçekleştirilmiştir. Buna göre, yukarıda aynı yöntemle üretilen parmakizi vektörleri YSA modeline girilmekte ve YSA modeli çıkışında, tanınan parmakizi kodu doğrudan üretilmektedir. Sonuçta, hem eşleme için harcanan süre en aza indirilmiş, hem de tanıma performansı arttırılmış olacağı beklentisi ile testler yapılmıştır.

Bu tez çalışmasında, yukarıda anılan yaklaşımlarla yapılan parmakizi doğrulama ve/veya tanıma uygulamaları için performans analizlerinin yapılması ve sonuçların değerlendirilmesi, çalışma sürecinin nihai amacını oluşturmaktadır.

Diğer taraftan, bir görüntüdeki şekil parametreleri üzerine işlemler yaparak; tanıma, sınıflandırma gibi görevlerin yerine getirilmesini kolaylaştıran morfolojik işlemler; MATLAB (Matris Laboratuvarı) Görüntü İşleme Araç Kutusunun (IPT) sağladığı hazır fonksiyon ve komutlardan yararlanarak, görüntü işleme esaslı biyometrik ölçümlerin kolayca yapılabilmesine imkân sağlamaktadır. Bununla beraber, çeşitli filtre fonksiyonları gibi, görüntünün bütünü veya segmentleri bazındaki öznitelik verilerini (global ve lokal parametreler) üretmek için kullanılan fonksiyonlar da, Matris Laboratuvarı (MATLAB)'nın hazır fonksiyon ve komutlarından yararlanarak kolayca uygulanabilmektedir.

Bu nedenle, bu tez çalışması kapsamında yapılan bütün algoritma geliştirme ve test çalışmaları, MATLAB çalışma ortamında ve büyük ölçüde onun hazır fonksiyonlarından yararlanarak gerçekleştirilmiştir.

I.3. BÖLÜMLERİN ÖZETİ

Bölüm II'de parmakizi görüntülerinin analizi ile ilgili temel konular üzerine detaylı bir inceleme yapılmıştır. Bu kapsamda, görüntü analizi ile ilgili çeşitli operatörler, Gabor filtreleri gibi temel konular hakkında teorik bilgiler verilmiştir. Parmakizi tanıma veya doğrulama algoritmalarının performansının değerlendirilmesi için kullanılan yöntemler de bu bölümde incelenmiştir. Bu bölümün sonunda literatürde parmakizi tanıma ve doğrulama üzerine yapılan çalışmalarla ilgili bir araştırmanın sonuçları da verilmiştir.

Bölüm III'de parmakizi görüntülerinin analizi ile kimlik tanımlayıcı verilerin üretilmesi, veri tabanının oluşturulması, tanıma ve doğrulama üzerine yapılan bütün çalışmalar sonuçları ile beraber verilmiştir.

Bölüm IV'de elde edilen sonuçlar yorumlanmış ve performans değerlendirmeleri ile ilgili karşılaştırmalar yapılmıştır.

Bölüm V'de yapılan analiz sonuçları değerlendirilerek, ileriye dönük çalışmalar için öneriler oluşturulmuştur.

BÖLÜM II

PARMAKİZİ TANIMA VE DOĞRULAMA SÜREÇLERİ

Parmakizi tanıma teknolojileri, suç alanları ve sivil alanlar olmak üzere iki ana alanda uygulanmaktadır. Bu alanlarda kullanılan sistemlerde, veri bankası büyüklüğü ve beklenen görüntü kalitesi gibi bazı farklılıklar bulunmaktadır. Buna rağmen her iki sistem de Şekil II.1’de gösterilen aşamaları takip ederler.



Şekil II.1 Parmakizi Tanıma Süreci [6]

Parmakizi Elde Edilmesi: Belirtilmesi gereken ilk husus, parmakizini dijital formatta elde etmektir. Parmakizi için bu işlem, elektronik parmakizi tarayıcıları kullanılarak gerçekleştirilir. Bölüm II.3.2’ de bahsedildiği gibi piyasada mevcut çok çeşitli tarayıcı bulunmaktadır ve genel eğilim bu cihazların daha küçük, ucuz ve hızlı olması yönündedir. Bu tarayıcıların hızlı bir şekilde, mobil telefonlar ve smart kartlar gibi pek çok taşınabilir cihaza entegre olmuş şekilde yaygın olacağı tahmin edilmektedir.

Parmakizi Sunumu: Parmakizi dijital bir formatta elde edildiğinde, parmakizi tanıma sistemi uygun bir saklama sunumu seçilmelidir. Bazı veri bankalarındaki büyük boyut düşünüldüğünde, parmakizlerinin sıkı ve verimli bir şekilde saklanması çok önem taşımaktadır. Ancak parmakizinin ayırt edici bilgisini sağlayan bir sunumun seçilmesi, eşit oranda önem taşımaktadır. Federal Araştırma Bürosu (Federal Bureau of Investigation, FBI) dalgacık sıkıştırmasına dayanan bir sunum geliştirmiştir. Görüntü işleme dayalı sunuma bir diğer alternatif, sadece parmakizinin özelliklerinin belirli karakteristiklerini saklamaktır ve bu verimli parmakizi sunumunu sağlar.

Önişlemler: Bir parmakizi tanıma sisteminin çok önemli bir basamağı, önişleme ve parmakizi görüntülerinin pekiştirilmesidir. Parmakizi baskıları sıklıkla kontrolsüz çevre koşullarında elde edilir. Bu da parmakizi kalitesinde büyük değişimlere sebep olmaktadır. Parmakizinin ayırt edici özelliklerinin birçoğu, düşük kalitedeki görüntülerden çıkartılması çok güç olan parmakizi tümsek yapılarının düzensizlikleridir. Bir parmakizi eşleme algoritmasının performansı, onun öznitelik çıkarma aşamasındaki güvenilirliği ile yakından ilgilidir. Sonuç olarak, parmakizi önişleme ve parmakizi görüntülerinin pekiştirilmesi problemi ile ilgili birçok araştırma yapılmaktadır.

Özniteliklerin Çıkartılması: Özniteliklerin çıkarılması aşaması, bir veri bankasında bulunan parmak izleri ile eşleme amacıyla kullanılacak olan parmakizinin önemli özelliklerini bulmak ve sayısallaştırmak ile ilgilidir. Parmakizi özniteliklerinin, özniteliklere dayanan ve parmakizinin diğer özelliklerine dayanan olmak üzere iki genel kategorisi bulunmaktadır.

Kayıt İşlemi: Parmakizi tanıma sisteminin nihai amacı, sisteme sunulan kişinin parmakizinin kimliğini bulmak ya da doğrulamaktır. Bu, iki izden çıkarılan özniteliklerin karşılaştırılmasını ve aynı parmağa ait izler olma ihtimalini belirlemeyi içerir. Çıkarılan özniteliklerin karşılaştırılması için, parmakizleri ilk önce birbirine göre hizalanmalıdır. Bu hizalanma işlemi *kayıt işlemi* olarak adlandırılır ve Bölüm II.3.3.1’de açıklanmıştır.

Doğrulama: Parmakizi eşlemenin son aşaması, iki iz arasındaki benzerlik derecesini sayısallaştıran bir skor hesaplaması ve iki izin aynı parmağa ait olmasının düşünülmeye için yeterli yükseklikte bir skor olup olmadığının belirlenmesi işlemlerini kapsayan doğrulamadır. Kayıt işlemi ve doğrulama, sıklıkla parmakizi doğrulama sistemi çalışmalarında tek bir işlem gibi düşünülebilir [6].

II.1. GÖRÜNTÜ ANALİZİ

Görüntü analizi, genellikle görüntüyü oluşturan yapısal bölgelerin tespitini ve bu bölgeleri niteleyen sayısal verilerin belirlenmesine dönük işlemleri konu alır. Bu kapsamdaki işlemlerden birisi olan görüntü bölümlendirme (segmentasyon), bir resmi ilgili yapısal bölgelere ayırmayı konu alan önemli bir işlemdir. Bölümlendirme ile ilgili problemler üzerinde çok çalışılmış ve birçok sayıda yöntem geliştirilmiştir.

Genel bölümlendirme yöntemleri üç sınıfa ayrılabilir: *piksel-tabanlı*, *süreklilik-tabanlı* ve *kenar-tabanlı yöntemler*. *Piksel-tabanlı yöntemler*, uygulaması ve anlaması en kolay olanıdır fakat diğerleri arasında etkinlik bakımından en az olanıdır çünkü bir anda sadece bir eleman üzerinde işlem görürler ve gürültüye karşı duyarlıdırlar. *Süreklilik-tabanlı* ve *kenar-tabanlı yöntemler*, bölümlendirme problemine farklı açılardan yaklaşırlar. Kenar tabanlı yöntemler farklılıkları ararken, süreklilik-tabanlı yöntemler benzerlikleri ararlar.

Süreklilik-tabanlı yöntemler, yapısal üniteler için benzerlikleri veya tutarlılıkları bulmaya çalışır. Bu yöntemler, bölümlendirme görevlerinde oldukça etkili olabilir. Ancak kenar tanımlaması eksikliğinden dolayı güçlük çekerler. Çünkü bu yöntemler komşuluk işlemlerine dayanır ve bu işlemler, kenar pikselleri yapısal segment (bölüm) pikselleri ile bağlı olurken kenar bölgelerini bulanıklaştırmaya eğilimlidirler. Kullanılan komşuluk büyüdükçe daha çok yetersiz kenar tanımlanacaktır. Ne yazık ki, komşuluk boyutunun arttırılması genellikle verilen herhangi bir süreklilik-tabanlı işlemin gücünü geliştirir, tanımlama yeteneği ve kenar tanımlaması arasında bir uzlaşma zemini düzenler. Sürekliliğe dayanan bir kolay teknik, Alçak Geçiren Filtreleme (AGF) işlemidir. AGF, değişken bölge üzerinde ağırlıklı ortalamayı alan bir komşuluk işlemi olduğu için, tutarlı karakteristikleri pekiştirir [7].

Bu kapsamda morfolojik işlemler, şekilleri işlemek ile ilgilidir. Bu bağlamda, bu işlemler süreklilik-tabanlı yöntemlerdir fakat bazı uygulamalarda bu işlemler, kenar-tabanlı yaklaşımlarda olduğu kadar kenarları kullanışlı bir hale getirerek ayrıca kenarlar üzerinde çalışırlar. Aslında morfolojik işlemler, segmentasyonu da içeren birçok görüntü işleme uygulamasını içerisinde bulundurur ve bu işlemler MATLAB Görüntü İşleme Araç Kutusu'nda (Image Processing Toolbox, IPT) iyi bir şekilde sunulur ve desteklenir.

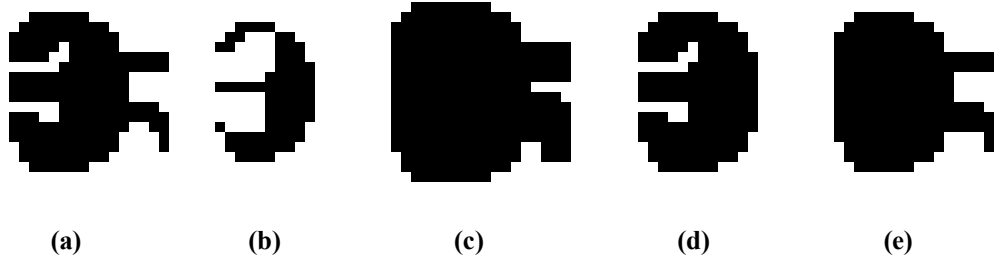
II.1. 1. Morfolojik İşlemler

Morfolojik işlemlerden en yaygın olarak bilinenleri, *aşındırma* ve *genişletme*'dir. Genişletmede zengin daha zengin olurken, aşındırmada ise fakir daha fakir olur. Özellikle genişletmede merkez veya aktif piksel, kendi komşularının maksimumuna ayarlanır ve aşındırmada ise merkez veya aktif piksel kendi komşularının minimumuna ayarlanır. Bu işlemler ikili görüntüler üzerinde sıklıkla gerçekleştirildiğinden, genişletme kenar, sınır veya bölgeleri genişletmek, büyütme eğiliminde iken; aşındırma küçük bölgeleri küçültmek veya elimine etmek eğilimindedirler. Açık olarak, kullanılan komşuluğun boyutu ve şekli iki işlemden biri tarafından üretilen sonuç üzerinde çok kuvvetli bir etkiye sahiptir.

Bu iki işlem birlikte aynı alan üzerinde yapılabilir. Aşındırma ve genişletme doğrusal olmayan işlemler olduğu için tersi alınamayan işlemlerdir. Bir başka deyişle, birinin diğerini takip etmesi genellikle orijinal görüntü ile sonuçlanmaz. Eğer aşındırma işlemini genişletme işlemi takip ederse, bu işlem *açma* olarak adlandırılır. Eğer görüntü ikili ise bu birleşik işlem büyük nesnelerin boyut ve şeklini değiştirmeden küçük nesnelere kaldırma eğiliminde olacaktır. Sonraki aşındırma, aşındırma tarafından kaldırılmayan nesnelere eski haline getirecektir. Eğer sıralama ters çevrilir ve genişletme işlemi ilk uygulanıp onu aşındırma takip ederse bu birleşik işlem *kapama* olarak adlandırılır. Kapama birbirine yakın olan nesnelere bağlar, küçük delikleri doldurma eğilimindedir ve bir nesnenin iskeletini küçük boşluklar ile doldurarak düzleştirir. Genişletme ve aşındırmanın daha temel işlemleri ile olduğu gibi, açma ile kaldırılan veya kapama ile doldurulan nesnenin boyutu, seçilen komşuluğun boyutu ve şekline bağlıdır [7].

Şekil II.2.a'da gri-tonlu görüntüden eşikleme ile oluşturulan bir siyah-beyaz görüntü örneği verilmiştir. Görüntüdeki nesne, kıvılcık ötesi görüntüleme ile elde edilmiş bir düşman tankı, uzay görüntüleme sistemi ile elde edilmiş bir gök taşı veya röntgen görüntüsünden elde edilmiş bir tümörü temsil edebilir. Arka plandaki her bir piksel, beyaz olarak görüntülenirken, resme ait her bir piksel siyah ile görüntülenir. Sıklıkla siyah-beyaz görüntüler, gri-tonlu bir resmin eşiklenmesi ile elde edilir; eşik seviyesinden büyük olan piksel değerleri 1 değerini alırken, eşik seviyesinden küçük olan piksel değerleri 0 değerini alır. Gri-tonlu bir resmin eşikleme işleminden önce doğrusal teknikler ile işlenmesi alışılmış bir durumdur. Morfolojik işlemler, burada görüldüğü gibi nesne tanımadaki belirsizlikleri gidermede yardımcı olur. Bu

amaçla kullanılan temel morfolojik işlemlerden aşındırma, genişletme, açma ve kapama uygulamaları Şekil II.2'deki örnek üzerinde gösterilmiştir.



Şekil II.2 Bir nesneye ait olan; a- Orijinal, b- Aşındırma, c- Genişletme, d- Açma ve e- Kapama işlemlerine ait görüntüler [8]

Aşındırmada, nesnenin arka plana yakın konumdaki ya da nesneye teması az olan bütün pikseller arka plan pikseline dönüştürülür. *Genişletmede* ise, nesnenin piksellerine temas eden bütün arka plan pikselleri nesne pikseline dönüştürülür. Dolayısıyla, aşındırma nesnelere daha küçültürken, toplu halde bulunan nesnelere içinden bir nesneyi koparabilir. Benzer şekilde, genişletme nesnelere daha büyütür ve toplu halde bulunan farklı nesnelere tek bir nesne halinde birleştirebilir.

Bu örnekte gösterildiği gibi, nesnedeki küçük piksel grupları ve ince piksel uzantıları açma işlemi ile ortadan kaldırılmıştır. Aynı şekilde, arka plandaki adacıklar ve ince piksel grupları kapama işlemi ile ortadan kaldırılmıştır. Bu teknikler, yanlış ikili değere sahip bazı piksellerdeki gürültüyü gidermek için yararlıdır. Örneğin, bu bir “boşluk” içermeyen bir nesne veya kenarları düzgün olan bir nesne olarak bilinebilir.

Bu kapsamda parmakizi görüntüsündeki tümsek yapılarının sürekliliğini temin etmek ve tümsek yapıları için genişliği tek bir piksel olarak elde edebilmek için morfolojik işlemlerden faydalanılmaktadır. Şekil II.3.a'daki görüntü, parmakizinin siyah-beyaz görüntüsüdür. Bu görüntü, birden fazla piksel genişliği olan tümsekler içerir. Algoritmalar, bireysel parmakizlerini bir veri bankasındaki diğer parmakizleri ile eşleme imkânı vererek, bu görüntüleri analiz etmek için geliştirilmektedir. Bu algoritmalarındaki genel bir basamak olan iskeletlendirme, tümseklere ait artık konumdaki pikselleri kaldırarak bir diğer deyişle ilgili pikselleri siyahtan beyaza dönüştürerek görüntüyü basitleştirir. Bu işlem, her tümseğin tek bir piksel genişliğinde bir hatta dönüştürülmesi ile sonuçlanır. Sonuç görüntüsü Şekil II.3.b'de görülmektedir [8].



(a)



(b)

Şekil- II.3 a- Bir parmakizi görüntüsü, b- bir parmakizinin siyah-beyaz iskeletlendirilmesi [8]

Şekil II.4'te gösterildiği gibi, [S,K] konumundaki bir pikselin 8 komşuluğu vardır. Yatay ve düşey doğrultudaki 4 komşuluk (2, 4, 6, 8 etiketli) genellikle *yakın komşuluk* olarak adlandırılır. Çapraz pikseller (1, 3, 5, 7 etiketli) benzer şekilde *uzak komşuluk* olarak adlandırılır [8].

		KOLON		
		K-1	K	K+1
SATIR	S-1	1	2	3
	S	8		4
	S+1	7	6	5

Şekil II.4 Piksel numaralandırma [8]

Bir pikseli kaldırma kararı, dört kurala dayanır. Bu kuralların hepsi bir pikselin siyahtan beyaza değiştirilebilmesi için gerçekleştirilmelidir. İlk üç kural daha basit iken dördüncüsü biraz daha karmaşıktır. Dört kural aşağıda açıklanmıştır:

1- Üzerinde düşünülen pikselin mevcut durumu siyah olmalıdır. Eğer piksel beyaz ise herhangi bir işlem yapılmasına gerek yoktur.

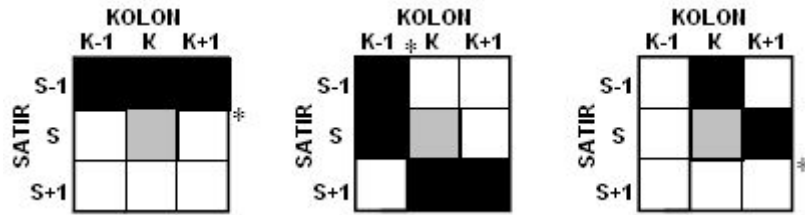
2- En az piksellerden birinin yakın komşuluğu beyaz olmalıdır. Bu, kalın piksellerin aşındırma işleminin dışardan olmasını sağlar. Diğer bir deyişle, eğer bir piksel siyah ise ve tamamen siyah pikseller ile çevrelenmiş ise bu piksel bu iterasyonun dışında tutulmalıdır. Daha ziyade yakın komşulukların kullanılmasının cevabı basittir: İki yoldan da algoritmanın çalıştırılması bunun daha iyi çalışacağını gösterir. Morfolojik görüntü işlemede bu çok geneldir; bir tekniğin diğerine göre daha iyi performans verdiğini bulmak için, deneme yanılma kullanılabilir.

3- Pikselin birden fazla siyah komşuluğu olmalıdır. Eğer bir siyah komşuluğu varsa, bu piksel bir hattın sonu olmalıdır ve bu nedenle kaldırılmamalıdır. Aynı

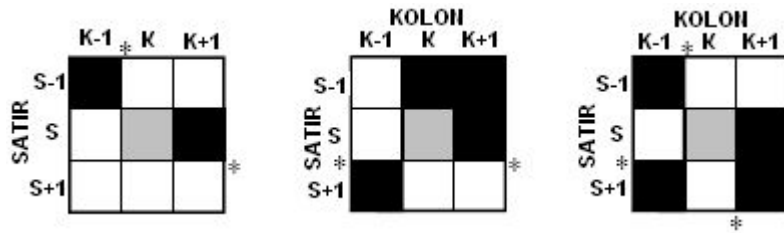
şekilde bağlantısız demek siyah komşulukların ikili veya daha fazla gruplar oluşturması demektir.

4- Eğer onun komşulukları bağlantısız, kesik olacaksa o piksel kaldırılamaz. Örneklerden görüleceği üzere bağlantılı tüm siyah komşulukların birbiri ile temas halinde olması demektir.

Komşulukların bağlantılı ya da bağlantısız olduğunu belirlemek için algoritma, saat yönünde bitişik komşu pikseller arasında siyahtan beyaza geçişlerin sayılması esasına dayanır. Örneğin, eğer piksel 1 siyah ve piksel 2 beyaz ise bu siyahtan beyaza bir geçiş olarak düşünülür. Buna benzer şekilde eğer piksel 2 siyah ve hem piksel 3 hem de piksel 4 beyaz ise bu ayrıca bir siyah beyaz geçişidir. Toplam olarak, bir siyah-beyaz geçişinin gerçekleşebileceği 8 konum bulunur. Bu tanımlamayı daha ileri seviyede göstermek için Şekil II.5 ve Şekil II.6'daki örnekler, her bir siyah-beyaz geçişi tarafından yerleştirilen bir yıldız işaretine sahiptir. Bu algoritmanın anahtarı eğer komşuluklar bağlantılı ise 0 ya da 1 adet siyah-beyaz geçişi bulunabilecektir. Birden fazla buna benzer geçiş komşulukların bağlantısız olduğunu göstermektedir [8].



Şekil II.5 Bağlantılı komşuluklar [8]



Şekil II.6 Bağlantısız komşuluklar [8]

II.1. 2. Görüntü Filtreleme, Dönüştürme ve Kayıt İşlemleri

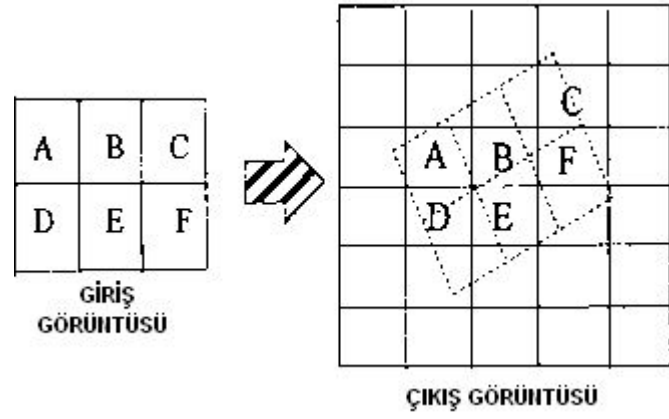
Filtreleme: Filtreleme kavramı gerçekte *frekans domeninde* sinyal işleme için Fourier dönüşümlerinin kullanılmasına dayanır. Uzaysal filtreleme terimi ise frekans domenindeki filtrelemeden ayırt etmek için kullanılmıştır. Filtre içindeki değerler piksel yerine *katsayı* olarak adlandırılır.

Filtre kullanılarak görüntü zenginleştirilmesi de görüntü işleme fonksiyonlarının bir diğer çeşididir. Uzaysal filtreler bir görüntüdeki bazı nesnelere belirginleştirmek ya da bastırmak amacıyla kullanılırlar.

Alçak geçiren bir filtre büyük, benzer tonda homojen alanları belirginleştirmek ve çok küçük detayları azaltarak sadeleştirmek üzere kullanılır. Yüksek geçiren filtreler ise küçük detayları keskinleştirmek ve mümkün olduğu kadar çok detayı ortaya çıkarmak için kullanılır. Doğrusal filtreler veya kenar çıkartımı filtreleri, yolları ve alan sınırları gibi çizgisel yapıları vurgulamak için kullanılmaktadırlar [9].

Dönüştürme: Çeşitli kullanışlı dönüşümler tamamen uzaysal domende meydana gelmektedir. Bu dönüşümler görüntüyü yeniden boyutlandırma, döndürme, kesme, uzatma, kırma ve görüntü gösterimlerini içermektedir. Uzaysal dönüşümler, piksellerin yeniden haritasını yapma işlemini (remapping) gerçekleştirir ve sık sık mümkün örtüşme (anti-aliasing)-önlere ekleme yapma (ara değerini bulma) ihtiyacını gerektirir. Anti-aliasing'e öncelikli bir yaklaşım AGF işlemidir. Ekleme yapmak için görüntü işlemede kullanılan ve MATLAB'in desteklediği üç popüler metod bulunmaktadır. Bu üç ekleme yapma stratejisi aynı temel yaklaşımı kullanır: çıkış resmindeki ekleme yapılmış piksel, dönüşümden sonra orijinal pikselin çevresindeki piksellerin ağırlıklandırılmış toplamıdır.

Metotlar öncelikle kaç tane komşu pikselin değerlendirileceğine göre farklılık gösterir. Yukarıda bahsedildiği gibi, uzaysal dönüşümler, bir piksel kümesinin (diğer deyişle görüntü) diğerine yeniden haritasını yapma işlemini içerir. Bu bakımdan orijinal görüntü yeniden harita yapma işleminin girişi ve aynı şekilde dönüştürülen görüntü, bu işlemin çıkışı olarak düşünülebilir. Eğer görüntüler sürekli ise yeniden harita yapma işlemi, ekleme yapmayı gerektirmez fakat piksellerin ayırık yapısı genellikle ekleme yapma işlemini gerektirir. En basit ekleme yapma metodu, çıkış pikseli dönüştürülmüş görüntüdeki en yakın piksel değerine atanan en yakın komşuluk metodudur (Şekil II.7).



Şekil II.7 En yakın komşuluk ekleme yapma metodu kullanarak bir rotasyon dönüşümü [7]

Eğer dönüştürülen görüntü orijinal görüntüden büyük ve daha fazla piksel içeriyor ise yeniden haritası yapılan giriş pikseli iki veya daha fazla çıkış pikseline karşı gelir. Şekil II.7 için çıkış görüntüsündeki piksel değerleri dönüşümü yapılan giriş resminde en yakın piksellerden atanmış değerlerdir [7].

Kayıt işlemi: Görüntü kayıt işlemi, iki veya daha fazla görüntünün en iyi şekilde üst üste gelebilmesi için hizalanması işlemidir. Kayıt işlemi, zaman içinde farklı noktalardan aynı nesneden elde edilmiş görüntülerin karşılaştırılması için oldukça faydalıdır. En iyi örtüşmeyi elde etmek için görüntülere dönüşüm işlemi uygulamak gerekli olabilir. Görüntü kayıt işlemi, görüntüler eş veya çok benzer olsa bile zorlayıcı olabilir. Genellikle hizalanacak görüntüler benzer değildir çünkü farklı tarayıcılar ile veya farklı şartlarda elde edilmiştir. Az çok benzer olan görüntüleri kesin bir şekilde hizalamada zorluk, görüntü kayıt işlemi algoritmalarına önemli bir talep getirmektedir [7].

II.1.2.1. Fourier Dönüşümü

Fourier dönüşümü ve onu hesaplamak amacıyla kullanılan Hızlı Fourier Dönüşümü (Fast Fourier Transformation, FFT) algoritması, iki ya da daha fazla boyutlara genişletmektedir. Fourier dönüşümünün iki boyutlu versiyonu, görüntü içeriğinin bir spektral analizi olması koşulu ile görüntülere uygulanabilir. Elbette sonuç spektrumu, iki boyutlu olacaktır ve bir boyutlu spektrumu yorumlamaya göre daha güç olacaktır. Bununla beraber Fourier dönüşümü, hem bir görüntünün içeriğini tanımlaması ile hem de filtrelerin tasarımına yardımcı olması ile çok faydalı bir analiz aracıdır. Görüntülere uygulandığı zaman, uzaysal doğrultular tek boyutlu Fourier dönüşümün zaman değişkeni ile eşit olur ve bu benzer uzaysal frekans

saykıl/birim uzunluk (bir diğere deyişle saykıl/cm veya saykıl/inch) şeklinde verilir veya saykıl/örneke normalize edilir [7].

II.1.2.2. Gabor Filtresi

Gabor filtresi, Dennis Gabor tarafından geliştirilmiştir ve minimum belirsizlik ile frekans ve zaman (ya da uzay) işaretlerini tanımlar. Gabor filtresi, darbe cevabı harmonik bir fonksiyon ile Gaussian bir fonksiyonun çarpımından oluşan lineer bir filtredir. Çarpım-konvolüsyon özelliğinden dolayı (konvolüsyon teoremi), Gabor filtresinin darbe cevabının Fourier dönüşümü, harmonik fonksiyonun ve Gaussian fonksiyonun Fourier dönüşümünün konvolüsyonudur [10].

$$g(x, y; \lambda, \theta, \psi, \sigma, \gamma) = \exp\left(-\frac{x'^2 + \gamma^2 y'^2}{2\sigma^2}\right) \cos\left(2\pi\frac{x'}{\lambda} + \psi\right) \quad (\text{II.1})$$

$$x' = x \cos \theta + y \sin \theta \quad (\text{II.1a})$$

$$y' = -x \sin \theta + y \cos \theta \quad (\text{II.1b})$$

Bu eşitliklerde;

λ : kosinüs faktörün dalga boyunu,

θ : Gabor fonksiyonunun paralel çizgilere göre normalin oryantasyonunu (yönelimi),

Ψ : fazın ofset değerini,

σ : standart sapmayı,

γ : uzaysal görüş açısını temsil eder ve Gabor filtresinin eliptikliğini belirtir.

Gabor filtresi, Gabor dalgacıklar ile yakından ilgilidir, çünkü birçok sayıda açma (dilation) ve döndürme işlemleri için tasarlanmışlardır. Bununla beraber, genelde genişletme Gabor dalgacıklar için uygulanmaz, çünkü bu tersinir (biortogonal) dalgacıkların hesaplanmasını gerektirir ki bu da zaman harcayan bir işlemdir. Bu nedenle, genellikle değişik ölçek ve rotasyonlara sahip Gabor filtrelerinden oluşan bir *filtre bankası* oluşturulur. Filtreler, sinyal ile konvolüsyon işlemine tabi tutulur ve Gabor uzayı olarak sonuçlanır. Gabor uzayı, örneğin iris ve parmakizi tanıma gibi görüntü işleme uygulamaları için oldukça kullanışlıdır. Ayrıca seyrek obje sunumlarını oluşturmak için Gabor uzayından önemli aktivasyonlar çıkartılır.

Gabor filtreleri, görüntü işlemede ön işlem olarak kullanılırlar. Gabor filtreleri, bilgisayarla görme ve görüntü işleme konularındaki bir uygulama için farklı kullanımları vardır. Bunlara örnek olarak, doku tanıma ve sınıflama, yazı tanımlama, doku ayrımı, kenar belirleme, görüntü sıkıştırma, hareket kestirimi, nesne tanımlama ve dokuda şekil tanıma verilebilir.

Parmakizi açısından, baskın tümsek oryantasyon ve tümsek aralığından oluşan kaynak bilgisini kullanarak, tümsek yapısını pekiştirmek için bir band geçiren filtre kullanılır. Algoritmalarda, pekiştirmeyi gerçekleştirmek için uygun bir şekilde yönlendirilmiş Gabor kerneli kullanılabilir [11].

II.2. BİYOMETRİK ÖLÇÜMLER

Biyometri, genel olarak otomatik tanıma ya da kimlik doğrulama amacıyla insan karakteristiklerini analiz eden teknolojilerle ilgilenmektedir ve bireyin ölçülebilir fiziksel özelliklerini ve davranışsal karakteristiklerini sağlayan bir bilim dalıdır. İnsanları birbirinden ayırt edebilme şansını bize sunduğundan dolayı biyometri, bir kimlik doğrulama sistemi olarak da kullanılmaktadır. Biyometrik tanıma sistemleri, bir bireyin gerçekten 'kim' olduğunu kanıtlamasına olanak sağlar. İnsanların bunu yapması için ek olarak bir kart, cihaz, kimlik taşınamaları ve şifre gibi ezberle dayalı bilgileri kafalarında tutmamaları ise bu biyometrik tanımanın önemli avantajlarıdır. Unutulması veya başkası tarafından kullanılması söz konusu olmayan bir kimlik onaylama yoludur. Bu sayede kimlik, pasaport, ehliyet gibi kartların yerini tamamen alacak bir sistem geliştirilebilir. Hem daha güvenli hem de aşılması zor sistemler gün geçtikçe ortaya çıkacaktır [12].

II.2.1. Biyometrik Görüntü Tanıma

Biyometrik görüntü tanımda kullanılacak birden fazla yöntem vardır. Gereksinimlere göre bu yöntemlerden biri veya birkaçı kullanılabilir. Birden fazla yöntemi bir arada kullanmak sonuçları kesinleştirmek için gerekli olabilir. Bu yöntemler her zaman doğru sonuçları vermeyebilir, bundan dolayı kullanım alanına göre yüksek başarı sağlayanlar seçilmelidir. Başarı performansının yanı sıra tanıma işleminin gerçekleşmesi için gereken süre de yöntemlerin seçilmesinde dikkate alınmalıdır. Gerçek zamanlı (real-time) tespit yapmak gerektiğinde, yöntem seçimine çok daha fazla dikkat edilmelidir.

Biyometrik yöntemlerin genel çalışma prensibi iki adımdan oluşmaktadır. Birinci adımda tanınacak kişinin ilgili yönteme ait bilgileri gerekli araçlar vasıtasıyla

bilgisayar ortamına aktarılır. Bu bilgiler yine ynteme zel algoritmalar sayesinde analiz edilir ve kiřiye tanımlayacak parametreler bu bilgiler iinden seilerek veri tabanına kayıt edilir. İkinci adım ise kiřinin kimlik doęrulama isteęidir. Bu adımda sisteme aynı aralar vasıtasıyla girilen bilgiler genellikle kayıt sisteminde uygulanan aynı algoritmayla analiz edilip veri tabanındaki bilgilerle karřılařtırılıp eřleřtirmelere bakılır. Eęer eřleřme varsa kiřinin kimlięi onaylanmıřtır aksi halde sistemde bir sorun yoksa kiři iddia ettięi kimlięe sahip deęildir.

Yukarıda geen birinci adımda gerekli olan yntemler arasında byk farklılıklar grlmektedir. rneęin, ses ve parmakizi tanıma arasında bilgiyi dijital ortama aktaran aralardan bu bilginin analizinde kullanılan algoritmaya kadar oęu ara ve yazılım farklıdır. Ancak sisteme alınan bilgilerin iřleniři oęunda ortaktır. Hangi yntemde olursa olsun analogtan dijitale evrilen veri iinden belirli zellikler seilir. Bu zellik seimi sonucunda ortaya ıkan veriler bizim karřılařtırma ve kayıt fonksiyonlarına vereceęimiz parametrelerdir. Bu parametrelerin sayısı arttıka tanıma iřleminin doęruluęu artar. Ancak doęru orantılı bir artıř sz konusu deęildir. Belirli bir limitten sonra parametre sayısının arttırılması sadece sisteme ek yk getirecektir ve tanımanın doęruluęu zerinde bir etki etmeyecektir. rneęin bir kiřiye tanımak iin sadece boyunu parametre olarak alırsak aynı boyda iki insanı ayırt edemeyiz. Bunun yanı sıra eęer kiřilerin kilolarını da parametre olarak alırsak bařarı oranımız artar. Kiřinin vcudundaki btn lleri almanın bir anlamının olmayacaęı ortadadır.

Bireyi tanımlamada kullanılabilen fiziksel ve davranıřsal karakteristikler temelde ařaęıdaki kořulları saęlamak zorundadır:

Evrensellik (Universality) : Herkes bu zellięe sahip olmalıdır.

Tekillik (Uniqueness): Herhangi iki insan ilgili karakteristik zellik bakımından yeterince ayrılabilir olmalıdır.

Sreklilik (Permanence): İlgili karakteristik zellik stabil olmalı ve zaman veya evresel nedenlerle byk lde deęiřime uęramamalıdır.

Elde edilebilirlik (Collectability): Nicel olarak llebilir bir karakteristik olmalıdır.

Kabul edilebilirlik (Acceptability): Kiřilerin ilgili biyometrik sistemi ne derece kabulleneceęini belirtir.

Bařarım (Performance): Elde edilebilir tanımlama doęruluęuna karřılık gelmektedir

Bir insan karakteristięinin biyometrik sistemler iin uygun olup olmadıęı son derece geniř rnekler zerinde testler yapıldıktan sonra belirlenebilir.

Genel olarak biyometride kullanılmakta olan fiziksel ve davranışsal karakteristikler şunlardır:

Fiziksel karakteristikler: Vücut kokusunun kimyasal bileşimi, yüz özellikleri ve ısı emisyonu, gözün özellikleri (retina ve iris gibi), parmak izi, avuç içi izi, el geometrisi, cilt gözenekleri, bilek ve el damarları.

Davranışsal karakteristikler: İmza, klavyede tuş basım tarzı, ses izi, yürüyüş biçimi, mimik ve jestler [12].

II.2.2. Doğrulama Problemi

Biyometrik doğrulama problemi, burada daha biçimsel şekilde düşünülmüştür. Doğrulama probleminde kullanıcıdan gelen biyometrik işaret, kayıtlı tek bir şablon ile karşılaştırılır. Bu şablon, kullanıcının hak iddia ettiği kimliğe dayanılarak seçilir. Her bir kullanıcı, bir B_i biyometrisi ile temsil edilir. B_i biyometrisi ile i bireyinin kimliği arasında bire bir eşleme olduğu kabul edilir. Öznitelik çıkarma aşaması, B_i biyometrisinin bir T_i makine sunumu ile (şablon) sonuçlanır.

Doğrulama boyunca, bir kullanıcı j kimliğini iddia eder ve bir B_j biyometrisi sağlar. Öznitelik çıkartıcı, ilgili T_j makine sunumunu çıkarır. Tanıma $S(T_i, T_j)$, benzerlik skorunun hesaplanmasından oluşur. İddia edilen kimlik, T_h eşik seviyesi için $S(T_i, T_j) > T_h$ şartı sağlanırsa doğru kabul edilir. Eşik değerinin seçimi ayrıca kullanıcı uygunluğu ile sistem güvenliği arasındaki ilişkiyi belirler [13].

II.2.3. Performans Değerlendirme

Şifreler ve parola anahtarlarından farklı olarak biyometrik şablonlar yüksek belirsizliğe sahiptir. Aynı kullanıcıdan farklı zaman ve çevresel şartlar altında alınan biyometrik şablonlar arasında bile hatırı sayılır ölçüde bir değişim olabilir (Şekil II.8). Bu nedenle, eşleme olasılıkları dahilinde yapılır. Bu, parola ve anahtar merkezli yaklaşımlar tarafından ihtiyaç duyulan doğru eşlemeye karşıdır [13].



Şekil II.8 Biyometrik sinyallerde kullanıcılar arasındaki farklılığın gösterimi [13]

Tamamıyla doğru olmayan bu eşleme yaklaşımında iki önemli hata şekli oluşabilir. Bunlar Yanlış Eşleme (False Matching, FM) ve Yanlış Eşlememe (False Non-Matching, FNM) hatalarıdır:

Yanlış Eşleme (FM): Eğer sahtekarın şablon benzerliği, gerçek kullanıcının kullanıcı değişimleri dahilinde ise bazen bir gerçek kullanıcı olarak kabul edilebilir.

Yanlış Eşlememe (FNM) : Elde edilen biyometrik sinyal düşük kalitede olduğunda, gerçek bir kullanıcı bile doğrulama süresince reddedilebilir. Bu hata şekli “Yanlış Eşlememe” olarak ifade edilir.

Sistem ayrıca daha az sıklıkla ihtiyaç duyulan aşağıdaki hata şekillerine sahiptir:

Kaydetme Hatası (FTE, Failure to Enroll): Parmakizi için düşünüldüğünde tahminlere göre, popülasyonun % 4’ünün okunması zor parmakizine sahip olduğu tahmin edilmektedir. Bu popülasyonun yaşlı kısmını-ellerini çok kullanan ve yaralanmalar oluşan emekçi kesimini- içerir. Buna benzer bireylerde sunulan fakir tümsek yapısı yüzünden bu tip kullanıcılar bir veri bankasına kaydedilemezler ve sonradan doğrulanamazlar. Bir biyometrik sistemde bu tip durumlarla ilgilenmeye uygun olağandışı durum işleme mekanizmaları bulunmalıdır.

Doğrulama Hatası (FTA, Failure to Authenticate): Bu tip hata, kayıt süresince biyometri okunabilir olmasına karşın, sistemin doğrulama boyunca öznelikleri çıkartılamadığında oluşur. Bu, parmakizi için aşırı terlemeden ve yaralanma gibi durumlardan dolayı; konuşma için boğaz ağrısından dolayı oluşabilir. Bu hatanın, eşleme sürecinde gerçekleşen Yanlış Eşlememeden farklı olduğuna dikkat edilmelidir. FTA’da ise reddetme sadece öznelilik çıkarma aşamasında iken oluşur.

Bir biyometrik eşleyici, T ve T' şablonlarını alır ve çıkış olarak $S = S(T, T')$ skorunu üretir. Bu skor, iki şablon arasındaki benzerliğin bir ölçüsüdür. Eğer $S(T, T')=1$ ise iki şablon eşittir. Eğer $S(T, T')=0$ ise şablonlar tamamıyla farklıdır. Bu nedenle benzerlik bazı değişmez biçimlerde eşleme olasılığı ile ilişkilendirilebilir. Eşleme olasılığını hesaplayan bir alternatif yol, $D(T, T')$ eşleme uzaklığını hesaplamaktır. Bu durumda, eş şablonlar $D(T, T')=0$ uzaklığına sahip olurken; farklı şablonlar ideal olarak $D(T, T')=\infty$ uzaklığına sahip olmalıdır. Genellikle bir eşleyici benzerlik skorunu, $S(T, T') \in [0, 1]$ şeklinde verir.

Verilen iki biyometrik örneğe göre iki hipotez oluşturulmuştur:

Sıfır Hipotezi H_0 : İki örnek eşleşir.

Alternatif Hipotez H_1 : İki örnek eşleşmez.

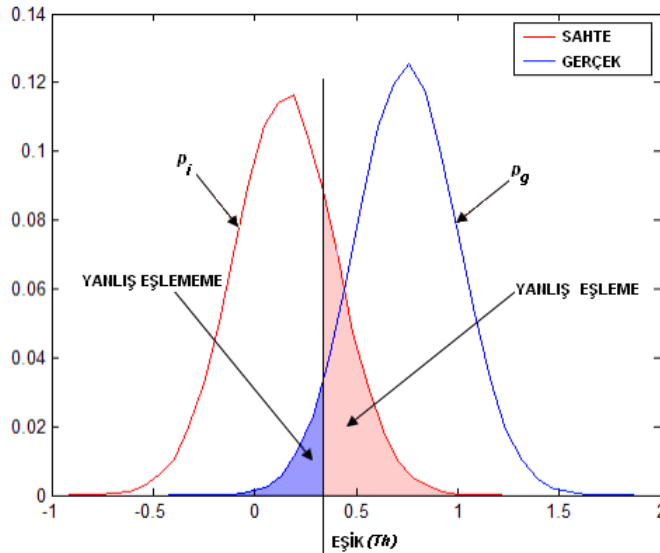
Eşleme aşaması, H_0 ya da H_1 'in doğru olduğuna karar verir. Eşleyicinin kararı ayarlanmış eşik değerine (T_h) bağlıdır:

Eğer $S(T, T') > Th$, H_0 ' ı seçer.

Eğer $S(T, T') \leq Th$, H_1 'i seçer.

Biyometrik sinyaldeki değişiklikten dolayı aynı kişiye ait $S(T, T')$ skorları her zaman bütünlük göstermez ve farklı kişiler için $S(T, T')$ skorları tamamıyla sıfır olmaz. Genellikle gerçek çiftlerin eşlenmesiyle oluşan skorlar 'yüksektir' ve sahte çiftlerin eşlenmesiyle oluşan skorlar genellikle 'düşüktür' [13].

p_g gerçek skorların dağılımını ve p_i sahte skorların dağılımını temsil etmek üzere, T eşik değerindeki FM ve FNM hatalarına ilişkin oranların (False Matching Rate, FMR ve False Non-Matching Rate, FNMR) nasıl belirlendiği Şekil II.9'da gösterilmiştir.



Şekil II.9 Gerçek ve Sahte skorların dağılımları [13]

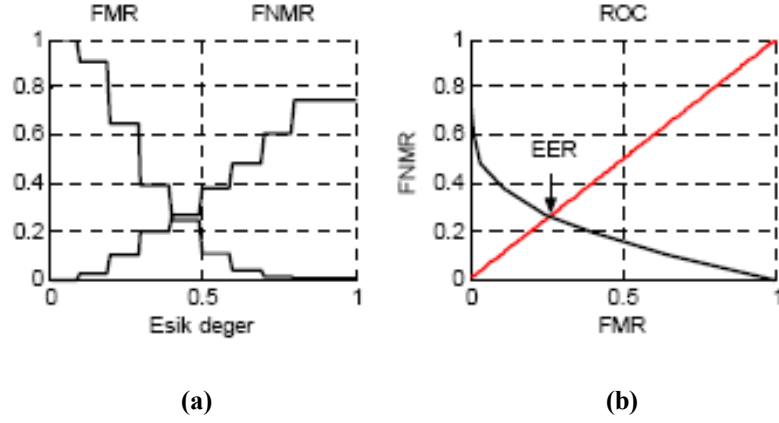
Buna göre, anılan FMR ve FNMR hata oranları aşağıdaki gibi hesaplanır:

$$FMR(T) = \int_T^{Max} p_i(x) dx \quad (II.2)$$

$$FNMR(T) = \int_{Min}^T p_g(x) dx \quad (II.3)$$

İlgili Alıcı İşletim Karakteristiği (Receiver Operating Characteristic, ROC) eğrisi, FMR'nin x-eksenine; FNMR'nin y-eksenine çizilmesiyle elde edilir. Şekil

II.10'da FMR ve FNMR hata oranlarının eşik değere bağlı olarak değişimini gösteren karakteristik hata eğrileri ile, bunlara karşılık gelen tipik bir ROC eğrisinin değişim şekli gösterilmektedir [13].



Şekil II.10 a-Tipik FMR ve FNMR hata eğrileri, b-Tipik ROC eğrisi [14]

II.3. BİR BİYOMETRİK ÖLÇÜM OLARAK PARMAKİZİ

Parmakizinin diğer biyometrilere göre avantajları aşağıda sıralanmaktadır:

1. *Yüksek yaygınlık:* İnsan popülasyonunun büyük çoğunluğu okunabilir parmakizine sahiptir böylece kolaylıkla yetkilendirilebilir. Bu pasaport, kimlik kartı vb. kartı bulunan popülasyonun kapsamını aşar.

2. *Yüksek ayırt edicilik:* Parmakizi üzerindeki tümsek yapısı bir bireyin genlerinde kodlanmadığı için, aynı Deoksiribonükleik asit (Deoxyribonucleic acid, DNA)'e sahip eş ikizlerde bile farklı parmakizi bulunduğu görülmüştür. Böylece parmakizi DNA'ya göre daha kuvvetli bir yetkilendirme mekanizması sunar. Bunun da ötesinde, yüz yılı aşkın bir adli uygulama süresince farklı bireylere ait eş parmakizi kanıtı bulunmamaktadır. Ayrıca parmakizi örüntülerinin yüksek ayırt ediciliğini haklı çıkaran matematiksel modeller bulunmaktadır.

3. *Yüksek kalıcılık:* Parmak yüzeyi üzerindeki tümsek örüntüleri rahimde şekillenir ve ölüme kadar sabit kalır (derin fiziksel yaralanmalar ve çeşitli yanık durumları hariç).

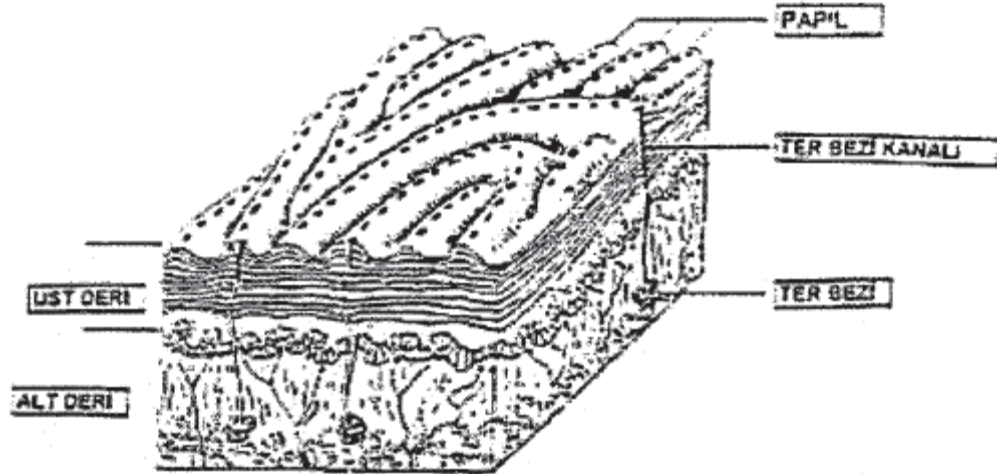
4. *Kolay toplanabilirlik:* Parmakizi toplama işlemi on-line sensörlerin bulunmasıyla beraber çok kolay bir hale gelmiştir. Bu sensörler birkaç saniye içerisinde parmak yüzeyinin yüksek çözünürlüklü resmini elde edebilmektedir. Bu işlem en az ya da deneyimsiz kullanıcılar tarafından bile gerçekleştirilebilir. Bunun aksine iris tanıma gibi diğer yöntemler tanımlama sistemini kullanmada, çok yetkin kullanıcılar gerektirmektedir.

5. *Yüksek performans*: Parmakizi hem en uygun FMR'yi hem de en uygun FNMR'yi sağlayan en doğru biyometrik modellerden biridir. Bilimsel sistemler halen 10^{-4} 'ten daha küçük bir FMR'ye ulaşabilen sistemlerdir.

6. *Geniş kabul edilebilirlik*: Kullanıcı popülasyonunun bir azınlığı, kriminal ve bilimsel parmakizi veri bankalarının ilişkilendirilmesinden dolayı kendi parmak izlerini verme konusunda isteksiz olduğu halde biyometrik yetkilendirme için en yaygın kullanılan yöntemdir [13].

II.3.1. Parmakizi ile İlgili Temel Bilgiler

İnsanların el ve ayak parmaklarının en son boğumundan başlayarak yukarıda tırnakların dibine, yanlarda ise parmakların kenar ortalarına kadar uzanan bir alanda; 0.2 veya 0.5 mm aralıklarla sıralanmış olan "Papil" adını verdiğimiz kabartı şeklinde, genelde birbirine paralel düzenli tümsekler (tepeler) ve bunların üzerinde de ter ve değişik salgıların vücuttan dışarı atılmasını sağlayan "Por" adı verilen küçük delikler (oyuklar) mevcuttur. Papillerin parmak uçlarında meydana getirdiği ve her insanda farklı olan bu düzenli şekillerin, cisimler (kağıt, cam, cilalı ve düzgün yüzeyler) üzerinde kalan izlerine, parmakizi denir. Parmakizi yapısı Şekil II.11'de gösterilmektedir.



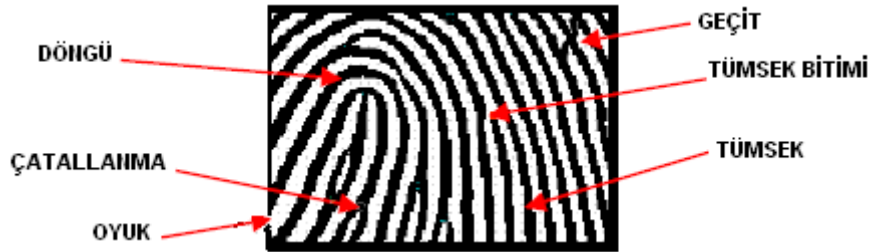
Şekil II.11 Parmakizinin yapısını gösteren deri kesiti [15]

Parmaklarımıza dikkatlice bakarsak, parmakizlerinin birçok hattın farklı biçimlerde bir araya gelmesi ile oluştuğunu görürüz. Derin kesik ve yaralar olmadığı sürece parmakizlerindeki hatlar insan yaşamı boyunca değişmezler. Bir insanın parmakizi yaşamının tüm evrelerinde aynı özellikleri taşır. Parmakizlerinin bu

değişmez ve herkes için farklı olan özellikleri, onları kimlik saptama konusunda çok kullanılan bir araç haline getirmektedir [15].

Parmakizi, bir diğer yaklaşıma göre parmak yüzeyindeki tümsek ve oyukların şablonudur [4]. Parmak izleri üzerinde yapılan araştırmalar tümsek ve oyukların, tümsek bitimi ve çatallanma noktaları, kısa tümsek çizgileri gibi çeşitli oluşumlar gösterdiğini ortaya koymuştur. Tümsek bitimi ve tümsek çatallanmaları, gri değerli sayısal parmakizi görüntülerinden çıkarılan yapısal özelliklerdir. Parmakizi içindeki çizgilerin tamamı birbirine bağlı değildir. Bunların içinde, tümsek karakteristikleri olarak adlandırılan tümsek bitimi (*uç*) ve çatallanma noktaları gibi oluşumlar yer alır (Şekil II.12). Bu özelliklerin her biri üç bileşenden meydana gelir. Bunlar *x koordinatı*, *y koordinatı* ve *yerel tümsek doğrultusudur*. Parmakizi tanıma probleminde kullanılan birçok özellik, bu üç boyutlu özellik vektöründen türetilir.

Parmakizleri üzerinde yapılan çalışmalar sonucunda, 18 değişik tipte parmakizi özelliği tespit edilmiştir. Bu özellikler *öznitelikler* olarak adlandırılır. Tümsek, tümsek bitimi ve çatallanma özniteliklerinin çeşitli kombinasyonları ile daha karmaşık öznitelikler elde etmek mümkündür. Örneğin, bir döngüyü iki çatallanmanın birleşmesi ya da kısa bir tümseği bir dizi tümsek uç noktasının birleşmesi oluşturabilir [12].



Şekil II.12 Parmakizi üzerinde tümsek ve oyuklar [5]

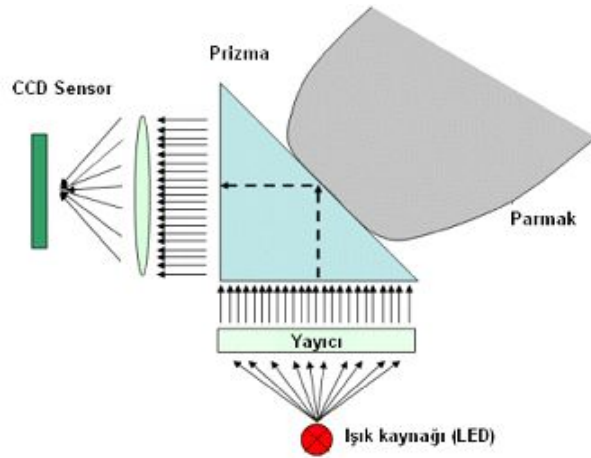
II.3.2. Parmakizi Sensörleri

Parmakizi okuyucu olarak da bilinen parmakizi sensörü, biyometrik parmakizi tanıma/doğrulama sisteminin ilk basamağında yer alan ve parmakizi görüntüsünü yakalayan cihazdır. Çeşitli türden olan parmakizi sensörleri tanıma prensiplerine ve teknolojilerine göre genel olarak Optik, Kapasitif, Termal, Piezo-Elektrik Basınç ve RF olmak üzere beş sınıfa ayrılmaktadır. Tez çalışmasında yararlanılan parmakizi veri bankası optik ve kapasitif sensörler kullanılarak elde edildiği için, aşağıda bu sensör tiplerinin özellikleri dikkate sunulmuştur.

Optik Sensörler: Optik sensörler temelde dijital fotoğraf makinalarında kullanılmakta olan Charge Coupled Device (CCD) ışık sensörlerinden oluşmaktadır. Bir CCD basitçe fotosit (photosite) olarak isimlendirilen ışığa duyarlı bir dizi diyottan elde edilir. Fotositler ışığa elektrik sinyali üreterek karşılık verirler. Her bir fotosit bir piksellik görüntü elde eder.

Şekil II.13'te görüldüğü gibi parmak cam bir yüzeye yerleştirildiğinde tarama süreci başlar ve CCD kamera tarafından parmağın bir fotoğrafı çekilmiş olur. Tarayıcının kendi ışık kaynağı mevcut olup genelde aydınlatma için LED kullanılır. CCD tarafından aslında parmağın terslenmiş bir görüntüsü üretilir; koyu alanlar ışığı daha fazla yansıtan alanlardır, yani tümseklerdir. Açık renk alanlar da ışığı daha az yansıtan oyukları temsil eder.

Kaydedilmiş parmakizi görüntüleriyle karşılaştırma işlemine başlamadan önce CCD tarafından elde edilen görüntünün yeterince iyi olup olmadığı sınanır. Bunun için de ortalama piksel koyuluğu hesaplanır ve görüntünün bütününde çok koyu ya da çok açık olmasına göre uygunluğuna karar verilir. Görüntünün koyuluğu uygun ise, ek olarak görüntünün netliği de değerlendirilir.



Şekil II.13 Optik sensörün çalışması [16]

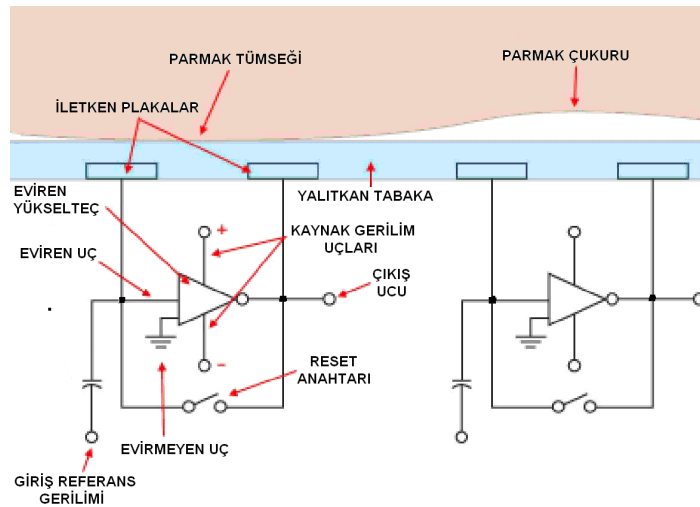
Optik sensörlerin avantajı ucuz olmalarıdır. Dezavantajı ise aldatılmalarının kolay olmasıdır; tarama yüzeyine yerleştirilen bir parmak fotoğrafı bile gerçek parmak gibi taranabilir. Ayrıca, önceki taramalar sırasında tarama yüzeyinde kalan parmak izleri de taramayı olumsuz etkilemektedir.

Kapasitif Sensörler (Yarıiletken Sensörler): Kapasitif sensörler, sensör yüzeyi ile parmak derisi arasındaki elektrostatik kapasiteyi ölçme metoduyla çalışırlar. Yapısında kullanılan yarıiletken malzemeler nedeniyle yarıiletken

sensörler olarak da bilinirler. Sensör yüzeyi minik hücrelerden oluşur. Bu hücreler parmakızının tümseklerinin genişliğinden daha küçük boyutlardadır. Her bir hücre iki iletken plakaya sahiptir. Bu iki iletken plaka bir kondansatörün iletken plakaları olarak düşünülebilir.

Sensör hücresinin plakaları op-amp ile oluşturulmuş integral alan devreye bağlıdır. Op-amp'ın faz çevirmeyen girişi şaselemişdir. Faz çeviren girişi ise referans gerilim kaynağına ve geri besleme döngüsüne bağlıdır. Bu geri besleme döngüsü aynı zamanda op-amp'ın çıkışına da bağlıdır. İntegral alıcı devrenin girişi ve çıkışı arasında kondansatör olarak, hücrenin plakaları görev yapmaktadır.

Şekil II.14'de görüldüğü gibi hücrenin iki iletken plakası bir kondansatör meydana getirir. Parmak yüzeyi de bu kondansatör için üçüncü iletken plakadır. Parmağın sensör hücrelerine olan mesafesi hücrenin toplam kapasitesini etkilemektedir. Bir kişi parmağını sensör yüzeyine yerleştirdiği zaman, parmakizindeki tümsek kısımlar hücrelere yakinken, oyuk kısımlar (vadiler) hücrelerden uzaktır. Dolayısıyla tümseklerin dokunduğu kısımdaki kapasite yüksek iken, oyuklara karşılık gelen noktadaki kapasite düşüktür.



Şekil II.14 Kapasitif sensörün çalışması [16]

Parmakizi tarama sürecinin en başında sensörün işlemcisi tüm hücrelerin reset anahtarını kapatır, op-amp'ın girişi ve çıkışı kısa devre olur. Böylece integral alıcı devre denge konumuna gelir. İşlemci tarafından reset anahtarı açıldığında işlemci tarafından integral alıcı devreye sabit bir gerilim uygulanır ve kondansatörler şarj olur. Geri besleme döngüsündeki kondansatörün kapasitesi, op-amp'ın girişindeki ve dolayısıyla çıkışındaki gerilimi belirler. Parmağın hücreye olan mesafesi toplam

kapasiteyi deęiřtirdiđinden, tümsek ile oyuđun neden oldukları ıkıř gerilimleri de farklı olmaktadır.

Parmakizi sensörünün iřlemcisi her bir hücrenin ıkıřını deđerlendirerek bu ıkıřın tümsek nedeniyle mi yoksa oyuk nedeniyle mi oluřtuđuna karar verir. Sensör yüzeyini oluřturan tüm hücrelerin toplam sonucu parmakizi görüntüsünü oluřturur.

Yarıiletken sensörler hafif ve küçük olarak imal edilebilmektedirler. Ancak bu sensörler kiřilerin parmak yüzeyindeki tuz vb. maddelere karşı hassastırlar. Bu dezavantajı ortadan kaldırmak için sensör yüzeyinde koruyucu kaplamalar kullanılmaktadır. Optik sensörlere göre tümsek ve oyuklarıyla gerek bir parmakizi gerektirmesi bu tip sensörlerin üstün yanıdır [16].

II.3.3. Parmakizi Tanımlama ve Doğrulama

Parmakizinin benzersizliđi, tümsek ve oyukların tüm řablonu ile belirlenebileceđi gibi bölgesel tümsek anormallikleri ile de belirlenebilir. Parmakizi ayırt edebilen bilgiye sahip olmasına rađmen, güvenilir parmakizi dođrulama algoritması tasarlamak oldukça güç bir iřlemdir (řekil II.15). Parmakizi sensörlerinin boyutları ve fiyatları azaldıka, parmakizi merkezli otomatik tanımlama, geleneksel tanımlama metodlarına göre ilgi ekici, alternatif/tamamlayıcı olmaya devam edecektir. Parmakizinin yaygın kullanımında kritik etken, ortaya ıkan sivil tanımlama uygulamalarının performans ihtiyalarını (eřleme hızı ve eřleme dođruluđu) karřılamasıdır. Bu uygulamaların bazıları (örneđin parmakizi merkezli smart kartlar) parmakizinin yoğun temsilinden yararlanmışlardır.

ođu parmakizi görüntüleri, kısıtlı aralıđı olan uzaysal frekansa (tümsekler arası uzaklıklar) sahiptir. Farklı uzaysal frekans, oryantasyon veya faza sahip yapılı bölgeler, yapıyı farklı uzaysal frekans ve oryantasyon kanallarında ayırıtılarak kolaylıkla ayırt edilebilir. 500 dpi'da taranan tipik parmakizi görüntüleri için, farklı parmakizleri arasında uzaysal frekanslar açısından ok küçük deđerimler vardır. Bir parmakizi resmindeki her nokta, dominant lokal oryantasyon ve kalıbın lokal uyum ölçüsü ile iliřkilidir. Parmakizi resminin sembolik bir tanımı, görüntüdeki her bir noktada aç ve uyumun hesaplanmasıyla ıkartılabilir. Parmakizleri öznelikler gibi yönelimli yapı ile ilgili nicel ölçümler kullanılarak tanımlanabilir [17].



Şekil II.15 Parmakizi eşlemedeki zorluk: Her iki parmakizi görüntüsü de aynı global konfigürasyona sahip olmalarına rağmen farklı iki parmağa aittir [17].

Parmakizi yapısında bulunan öznitelik noktaları arasında tümsek bitimi ve çatallanma en genel kullanılan özniteliklerdir. Bir tümsek bitimi, tümsek akışı aniden sonlandığında oluşur ve bir tümsek çatallanması tümsek akışında bir çatallanma ile işaretlenir. Çoğu eşleme algoritması, görüntü elde edilirken farklı parmak basınçları altında kolaylıkla değişebileceğinden ötürü bu iki tipi ayıramaz [13].

Yukarıda açıklananlara ek olarak parmakizi temsili için geleneksel yaklaşımların iki eksikliği bulunmaktadır. Nüfusun dikkate değer bir bölümü için parmakizindeki tüm tümsek yapılarının açık tespitine dayanan temsiller ile tüm tümsek yapılarını çıkarmak güçtür. Öznitelik esaslı temsil, parmakizindeki elde edilebilir, zengin, ayırt edilebilen bilginin önemli bir parçasını sağlayamaz. Lokal tümsek yapıları, öznitelikler tarafından tamamen karakterize edilemez. Bundan başka öznitelik esaslı eşleme farklı sayıda kayıtlı olmayan öznitelik noktaları içeren iki parmakizi resmini hızlı bir şekilde eşlemede güçlüklerle karşılaşır. Görüntü işleme esaslı olan filtre-tabanlı diğer bir yaklaşım, parmakizindeki hem lokal hem de global detayları yakalamak için Gabor filtre bankasını kullanır [4].

Tipik bir parmakizi doğrulama sisteminin çeşitli aşamaları Şekil II.16'da gösterilmektedir. Parmakizi resmi, kağıt üzerine mürekkepli bir baskı oluşturarak veya optik, kapasitif, ultrasound veya termal sensörler gibi çevrim dışı metotlar kullanılarak elde edilir. İlk aşama gürültü kaldırılması ve yumuşatma gibi standart görüntü işleme algoritmaları içerir. Ancak düzenli görüntülerden farklı olarak parmakizi resmi yönlü yapıda bir sistemdir ve görüntü kapsamında çok zengin yapısal bilgi içerirler. Bundan başka gürültünün ve istenmeyen yapay dokuların belirtilmesi parmak izleri için ayrıca spesifiktir. Parmakizi resmi pekiştirme

algoritmaları özellikle tümseklerin periyodik ve yönlü yapısından faydalanmak amacıyla tasarlanmıştır. Sonuç olarak, öznitelikler görüntüden çıkartılır ve sonrasında eşleme için kullanılır. Parmakizi doğrulama arařtırmaları birkaç yüzyıldan beri yürütülmesine rağmen, hala çeşitli açık arařtırmaları davet edici niteliktedir [13].



Şekil II.16 Bir parmakizi doğrulama sisteminin genel yapısı [13]

II.3.3.1. Öznitelik Esaslı Tanımlama

Literatürde var olan çoğu parmakizi doğrulama metodu belli bir oranda öznitelik kullanır. Bu yaklaşım, özellikle iki parmakizi arasında bir örtüşme olasılığı bulmak da iki parmakizi arasında bir benzerlik ölçüsü hesaplamak için ön yoklama amacıyla kullanılır.

Öznitelik kümelerinin örtüştürülmesi kayıt işlemi için bir yaklaşımdır ve aslında bir benzerlik problemdir. Nokta örüntü eşlemesi olarak da bilinen benzerlik, bilgisayar görmesi ve örüntü tanıma alanlarında ortaya çıkan herkesçe bilinen bir problemdir. Amaç, mümkün olan bir çok noktayı örtüştüren bir dönüşüm ve rotasyon (ve muhtemelen ölçekleme) bulmaktır; fakat öznitelik eşlemesi durumunda bir çok komplikasyon oluşmaktadır.

İlk olarak, her bir kümedeki öznitelik sayısı elde edilen parmakizinin farklı bölgelerinden dolayı farklı olabilmektedir. Bu durumda bir küme, yalnız iki kümenin çakışması ile örtüşmelidir. İkinci olarak kayıp ve artık öznitelikler değerlendirmeye alınmalıdır. Bir diğer deyişle, eşleme algoritması, diğer kümede ilgili bir noktası olmayan bir kümedeki noktalar için uyum sağlamalıdır (çakışan bölge dahil olmak üzere). Üçüncü ana zorluk, nokta kümelerinin doğrusal olmayan deformasyonudur (şekil bozukluğu). Eğer deformasyonlar açık bir şekilde modellenmemişse nokta kümelerinin kusursuz örtüşmesi mümkün değildir. Bu durumda, örtüşme algoritması yer deęiştirme hatalarını minimize etmeye çalışmalıdır. Son olarak, her bir öznitelik oryantasyon ve tip gibi dikkate alınması gereken özelliklere sahiptir. Literatürde

birçok benzer algoritma mevcuttur; fakat yukarıda açıklanan belirli problemlerden dolayı bunlardan az bir kısmı parmakizi eşleme problemine uygundur [13].

Öznitelik Eşleme Skoru

Örtüştürülme işleminden sonra eşleme için bir eşleme skoru hesaplanmalıdır. Bu hesaplama, öznitelikler kullanılarak gerçekleştirilebilir. Tipik bir eşleme skoru, öznitelik benzerliğinin her bir setten öznitelik sayısına oranı ile bulunur.

$$\text{Eşleme skoru} = \frac{100 \times N_{pair}}{\max\{M, N\}} \quad (\text{II.4})$$

burada N_{pair} benzer öznitelik sayısını, M referans setindeki öznitelik sayısını ve N test setindeki öznitelik sayısını ifade etmektedir. Parmakizleri için bir eşleme olarak düşünülmesi gereken skor ayarlanabilir bir sistem parametresi olabilir. Parmakizlerinin eş olarak düşünülmesi için gerekli olan skor sistemin ayarlanabilir bir parametresi olabilir [6].

II.3.3.2. Görüntü İşleme Esaslı Tanımlama

Öznitelik esaslı tanımlamada, parmakizi tanıma ve doğrulama için özniteliklerin kullanıldığından bahsedilmiştir. Özniteliklerin yaygın kullanımına rağmen öznitelikler sadece parmakizinde mevcut olan özniteliklerin bir alt kümesini temsil eder. Bazı algoritmalar tanıma ve doğrulama problemleri için alternatif yöntemler kullanırlar. Bu alternatif yöntemler arasında Filtre bankaları ve Korelasyon bulunmaktadır. Tez çalışmamızda Filtre bankaları ve Korelasyon metotları kullanıldığı için, bu metotlardan bahsedilecektir.

Filtre Bankaları: Bir parmakizi resminin lokal bir bölgesi yönelimli bir doku olarak düşünülebilir ve filtreler bu dokuları çıkartmak ve ayırt etmek amacıyla kullanılabilir. Bu sebeple, parmakizi doğrulama için bir yaklaşım filtre cevaplarını esas alan parmakizlerinin bir temsilini kullanmaktır. Teoride bu işlem bir parmakizinin tümsek yapısı hakkında önemli bilgiyi elde etmelidir.

Parmakizi doğrulama için yapısal analizin kullanımı literatürde yapılan çalışmalar arasında görülmektedir. Bu çalışmalardan biri incelendiğinde bir parmakizinin çevresindeki alanın 64 küçük sektöre bölümlendiği görülmüştür. Bu sektörlerin her biri için, her biri farklı bir oryantasyona sahip sekiz Gabor filtresi bu sektörlerin özelliklerinin elde edilmesi amacıyla uygulanır. Sonrasında Ortalama Mutlak Sapma (Average Absolute Deviation, AAD) hesaplanır. Ortalama Mutlak Sapma, verilen bir hücre için belirli bir filtre ile açığa çıkarılan enerjiyi temsil eder.

Parmakizi sonra 512x1 boyutunda bir sütun matrisi olarak temsil edilir. Parmakizi doğrulama, öznitelik vektörleri arasındaki *Euclid Uzaklığının* karşılaştırılması ile devam eder. Bu algoritma için iki parmak arasındaki kayıt parametreleri açık/kesin bir şekilde hesaplanmamıştır. Bunun yerine bir parmakizinden resmi segmentlere ayırmak amacıyla tutarlı bir referans noktası olarak çekirdek noktasının çıkartılmasına dayanır. Bu yaklaşımla ilgili problem, kalıcı bir çekirdek noktası çıkartılması işleminin çok zor olmasıdır. Çekirdek noktası doğru bir şekilde belirlenemezse algoritma eşleme işleminde yetersiz kalır [6].

Korelasyon: Korelasyon, doğrudan piksel yoğunluklarını karşılaştırarak bulunan iki görüntü arasındaki benzerliğin bir ölçüsüdür. Bu parmakizi doğrulama problemine doğal bir yaklaşıma benzer. Teoride, korelasyon parmakizi resminde bulunan tüm bilgiden yararlanma açısından güçlü bir metottur. Bundan başka özellik esaslı yaklaşımları zorlayan birçok problemi önlemektedir. Örneğin, kayıp veya artık öznitelikler, sadece bir lokal alana sınırlanmış piksel değerlerinde hatalara sebebiyet vermektedir. Öte yandan bu durumun genel etkisi ise, nispeten önemsiz olmaktadır. Ancak teknik zorluklar korelasyonun genel bir yaklaşım olmasını önlemektedir. Özellikle elde edilen aynı parmakizi görüntülerini piksel seviyesinde geniş ölçüde değiştirecek birçok sebep bulunmaktadır.

Saf parmakizi görüntülerine korelasyon işlemi uygulamada temel engellerden biri, görüntülerin kaydedilmesini içeren hesaplama problemidir. Örneğin, öznitelikler çevresindeki alan korelasyon işlemine tabi tutulabilir [6].

II.4. LİTERATÜRDE PARMAKİZİ TANIMA ÇALIŞMALARI

Ayrık görüntünün Dalgacık Dönüşümü'nden (Wavelet Transform, WT) öznitelik çıkartmaya dayanan yeni bir parmakizi tanıma yaklaşımı Tico, Immonen, Ramo ve Saarinen tarafından sunulmuştur. Dalgacık karakterleri gri ton parmakizi görüntüsünden ön işlem (görüntü pekiştirme, yönsel filtreleme, tümsek bölümlenme, tümsek inceltme ve öznitelik çıkartma) yapmadan doğrudan çıkartılmıştır. İstenilen yöntem K-Nearest Neighbour (k-NN) sınıflayıcısıyla küçük bir parmakizi veri bankasında test edilmiştir. Yüksek tanıma oranlarına ulaşılması, istenen metodun küçük ölçekli parmakizi tanıma sistemi için faydalı bir çözüm getirdiğini göstermektedir [18].

Arivazhagan ve Ganesan, parmakizi tanımanın diğer tanıma metodlarına göre daha pozitif tanımlar yaptığını ifade etmektedirler. En geniş kullanılan ayrıntı

temelli teknikler, kayıt edilmemiş ayrıntı noktaları ile iki parmakizini eşleştirmede ve parmakizinden tüm tümsek yapılarını otomatik olarak çıkartmakta zorlanmaktadır. Gabor Dalgacık Dönüşümü (Gabor Wavelet Transform, GWT) temelli parmakizi tanıma algoritmasını sunmaktadır. Bu yöntem belirli uzunluk parmakizi kodu için yerel ve global bilgi sağlar. İki benzer parmakizi kodu arasında Euclid uzaklığını bulmaya yarayan eşleştirme yapılmıştır ve dolayısıyla eşleşme daha hızlıdır [19].

Parmakizi tanıma için Nanni ve Lumini tarafından sunulan sistem, soruna iki sınıf problem tanıma modeli gibi yaklaşmıştır. Test parmakizinden referans parmakizine uzaklıklar, referans kümeden elde edilen benzer ortalama değerler ile beş boyutlu özellik vektörünü oluşturmak için test edilir. Bu vektör sonra tek boyutlu Karhunen-Loevespace'e yansıtılır ve sonra orijinal-sahte olarak iki sınıfa sınıflandırılır [20].

Shi ve Govindaraju, parmakizi tümsek kenarlarının zincir kodu gösterimini kullanarak öznelik çıkartmayı sunmuştur. Etkin görüntü kalitesi arttırımı ve öznelik noktalarının tespitini sunar. Alanın yönü, seçilen bir seri zincir kodlardan tahmin edilir. Orjinal gri ton görüntü, kenarların akış yönü tahmini avantajı olan dinamik bir filtreleme yöntemi ile kuvvetlendirilir. Ayrıntılar tümsek kenar takibi ile üretilir [21].

Zegarra, Leite ve Torres'in yaptığı çalışma, öznelik çıkartma, benzerlik ölçümü ve öznelik sıralamayı kapsayan dalgacık tabanlı yeniden erişim-geri alma sistemine dayanan kişi tanımalama için yeni bir yaklaşım sunar. Etkili bir yol ile parmakizi görüntülerinde sunulan yapısal bilgiyi tanımlayan ve temsil eden farklı dalgacık tiplerinin kullanımı önerilmiştir. Bu amaç için, parmakizini karakterize etmek için kullanılan öznelik vektörleri, dalgacık domeninde ayrılmış görüntülerin ortalama ve standart sapması hesaplanarak elde edilmiştir. Bu öznelik vektörleri, verilen kuşku bir görüntüden en benzer parmakizlerini elde etmek için kullanılır Bu vektörlerin endekslemesi, aranan aday görüntü miktarını azaltmak için kullanılır. Bu çalışmada kullanılan farklı dalgacık tipleri: Gabor dalgacık, ortogonal ve bi-ortogonal filtre bankaları kullanarak, ağaç-yapılı dalgacık ayrıştırması, steerable wavelets gibi. Önerilen yöntemin yeniden elde etme doğruluğunu değerlendirmek için, sekiz farklı veri kümesi hesaba katılmıştır. Ayrıca dalgacık üzerinde altı benzer ölçümün farklı kombinasyonları hesaba katılmıştır. Sonuçlar, Square Chord benzerlik ölçümü ile beraber Gabor dalgacığının en iyi yeniden elde etme etkinliğine ulaştığını göstermektedir [22].

Jain, Prabhakar ve Hong'un yaptığı çalışmada, parmakizi sınıflamanın parmakizi veri bankasında önemli bir sıralama mekanizması sağladığından bahsedilmektedir. Mevcut çalışmalara göre, doğruluğu yüksek bir parmakizi sınıflama algoritması sunulmaktadır. Algoritma yeni bir gösterim (parmak kodu-finger code) kullanır ve sınıflama yapmak için iki kademeli sınıflayıcıya dayanır. NIST-4 veri bankasında 4000 görüntü üzerinde test edilmiştir. Parmakizleri beş kategoriye ayrılmaktadır.(Sarmal, sağa döngü, sola döngü, yay, yönelimli yay). Beş sınıf problemi için , %90 sınıflama başarısına ulaşılmıştır (öznitelik çıkartma fazı boyunca % 1.8 reddedilme oranı ile). Dört sınıf problemi için (yay ve yönelimli yay tek sınıf olarak birleştirilmiştir), % 94.8 sınıflama başarısına ulaşılmıştır (% 1.8 reddedilme oranı ile). Sınıflayıcıda reddedilme seçeneği birleştirilerek, sınıflama doğruluğu beş sınıf için % 96'ya yükselmiş, dört sınıf için % 97.8'e yükselmiştir [23].

Bir diğer biyometri olan Ilisto, Vildjiounaite, Lindholm, Makela ve Peltola tarafından yapılan çalışmanın amacı, doğrulama tipi uygulamalarında biyometrik performansı arttırabilen, ağırlık ve kilo yüzdesi gibi kolaylıkla ölçülebilen soft biyometrikler kullanarak kişisel karakteristikleri araştırmaktır. Parmakizi biyometrileri ile soft biyometrileri (vücut ağırlığı ölçümleri) birleştirmek, Toplam Hata Oranı'nı (Total Error Rate, TER), 62 denek için % 3.9 'dan % 1.5 'a düşürmüştür. Bu sonuç basit fizyolojik ölçümlerin biyometrik tanımayı desteklediğini göstermiştir. Ayrıca, soft biyometriler dikkat çekmez, göze çarpmaz; kimlik çalınması gibi bir riski yoktur, ihtiyaç duyulan ekipman düşük maliyetlidir ve metotların anlaşılması kolaydır. Soft biyometriler yalnız başına güvenlik ile ilgili uygulamalar için uygun değildir, fakat geleneksel biyometri performansını pekiştirmek amacıyla kullanılabilir [24].

Abhyankar ve Schuckers, parmakizi tarayıcılarının basit ve ucuz teknikler kullanarak kolaylıkla yanıtlanabileceğini göstermiştir. Bu çalışmada, bu tip girişimlere karşı canlılığı algılayacak dalgacık tabanlı bir yaklaşım sağlayan, parmakizi eşleyicisi ile bütünleşmiş bir önlem geliştirilmiştir. Canlılık sadece yaşayan insanlarda gözlenen, parmakizi tümsekleri boyunca terleme değişikliklerinden belirlenir. Önerilen algoritma, 0-2 saniyede her bir üç farklı tarayıcı tipinden elde edilen, 58 canlı, 50 aldatıcı ve 28 kadavra parmakizi görüntüleri veri kümesine uygulanmıştır. Sonuçlar, normal şartlar için kusursuz bir canlı-cansız ayrışmasını gösterir. Ticari olarak canlılık modülü olmadan, parmakizi eşleyicisinin %13.85'lik

bir Eşit Hata Oranı (Equal Error Rate, EER) verdiğini göstermiştir. Parmakizi eşleyicisi ve canlılık modülünün tümleştirilmiş sistemi EER'yi %0.03'e kadar düşürmüştür. Sonuçlar ayrıca, gliserin ve aseton ile ayrı ayrı simüle edilerek nemli ve kuru parmaklar için sunulmuştur. Sistem, canlılık algoritmasının kuvvetini analiz etmek için, kandırmaya yönelik nem eklemek ve basınç değiştirmek şartlarını kasıtlı olarak simüle ederek ve yapışkan parmaklar kullanarak test edilmiştir [25].

Nemati, Javed ve Zaidi, FMR (False Matching Rate, Yanlış Eşleme Oranı) sağlamayan parmakizi doğrulama sistemine dayanan yeni bir doğrulama yöntemini önermişlerdir. Doğrulama sistemi, Log-Gabor filtre bankası metodolojisine dayanan filtre bankası çevresinde geliştirilmiştir. Önerilen metot, kompleks filtreleme tekniği ile çekirdek noktayı yerleştirir ve parmakizi kodu olarak bilinen gerekli karakteristik parmakizi özelliklerini almak amacıyla Log-Gabor filtre bankasını kullanır. Eşleme sistemine dayanan Rehan'ın Doğrulama Metodu (rehan Verification Model, RVM)'nda, sorgu taslağı kayıtlı taslakların tümü ile eşik değeri seçimi dahilinde minimum Euclid uzaklıklı taslak ile karşılaştırılır. İlgili veri bankasındaki eşlenen taslaktaki karakter dizisi ID'si talep sahibinden sağlanan kimlik ile karşılaştırılır. Üçlü, dördü, altılı ve sekizli Log-Gabor filtre bankaları sonuçları hesaplamak için kullanılır. Altılı Log-Gabor filtre bankası, parmakizi görüntülerinin kayıtlı veri kümeleriyle %97.5'lik GMR (Geniune Matching Rate, Gerçek Eşleme Oranı) ve %0'luk FMR başarırken; sekizli Log-Gabor filtre bankası %99'luk GMR ve hala %0'luk FMR 'ı başarır. FVC (Fingerprint Verification Competition, FVC) 2000 DB_1 gibi daha geniş bir veri kümesi ile görüntü çözünürlüğü ve boyutundaki değişkenliğe rağmen sistem performansı %93.5'luk GMR ve 0 % lık FMR'ı başarır [26].

Lee, Jeng, Yang, Chen ve Lin sundukları çalışmada parmakizlerinde bulunan tek noktaların (çekirdek ve delta noktaları) çok önemli özellikler olduğunu vurgulamışlardır. Parmakizlerini sınıflandırmak için çekirdek ve deltaların numarası ve pozisyonu birbiri ile ilgilidir. Parmakizi eşleme için bazı yaklaşımlar, rotasyon ve çevirme gibi problemlerin üstesinden gelmek için iki parmakizi görüntüsünde çekirdek noktayı hizalamak için kullanılır. Bu nedenle tekli noktaların tespiti, hem parmakizi eşleme için hem de parmakizi sınıflama için kritik bir işlemdir. Tekli noktaların tespiti işlemi güçlü olmalıdır; aksi takdirde parmakizi tanıma sisteminin genel performansı ağırlıklı olarak etkilenir. Bu çalışmada, Gabor temel fonksiyonlarının tüm kümelerini örnekleyen, tekli noktaların bölgelerini göstermek

amacıyla Gabor Dönüşüm kullanılmıştır. Bunun yanında tekli noktaların tespiti için dayanıklı bir metot geliştirilmiştir [27].

Khan ve Zhang tarafından yapılan bu çalışma, verimli çok modlu yüz ve parmakizi biyometrik doğrulama sistemini akıllı kart, sürücü belgesi ve kimlik kartı vb. uygulamalar üzerinde sunar. Parmakizi taslakları, şifrelenir ve kodlanır, yüz görüntülerine özellikleri (bu özellikler yüz eşleştirmede kullanılır) kodlama ve kod çözme işlemleri sırasında önemli bir ölçüde değişmeyecek şekilde gömülür. Bunun sonucu olarak, kodu çözülmüş görüntüye dayanan onaylama doğruluğu orjinal görüntünününe benzerdir. Deney ve simülasyon sonuçları önerilen yöntemin, çok modlu biyometrik onaylamanın alan-kısıtlı jetonlar üzerinde biyometrik sistemin tüm kod çözme ve eşleme performansını azaltmadan, verimli ve ucuz bir çözüm olduğunu gösterir. Bunun yanında, önerilen sistem tek modlu biyometrik sistemlerin problemleriyle ilgilenmede faydalı olabilir [28].

Bir biyometri olarak Flynn ve Woodard tarafından parmakizinin kullanıldığı çalışmada kişi tanıma ve kimlik doğrulama için, biyometrik tanımlayıcı olarak üç boyutlu parmak yüzey özelliklerini sağlayan yeni bir yaklaşım sunulmuştur. Elin üç boyutlu alan görüntülerini kullanarak, işaret, orta ve yüzük parmağı için yüzey sunumu hesaplanır ve nesne benzerliğini belirlemek için karşılaştırmayı kullanır. Parmak yüzeylerini temsil etmek için şekil sıralamaya dayanan eğriliği kullanır. Bir eşleme skoru hesaplamak için normalize edilmiş korelasyon katsayılarını kullanarak, galeri ve prob şekil indeks imzaları karşılaştırılır. El görüntülerinin büyük eşsiz veri bankası bu çalışmayı destekler. Biyometrik tanımlayıcı olarak her bireyin parmak yüzey performansını hesaplamak için zaman boyunca elde edilen veri kümeleri kullanılmıştır. Hem tanıma hem de doğrulama araştırmaları toplanmıştır. Bununla birlikte prop ve galeri küme boyutları, bu deneyde tanıma performansını iyileştirmek için arttırılmıştır. İleri yönde araştırmaları destekleyen bu yaklaşım ilk bu tip biyometrik teknik için iyi sonuçlar vermektedir [29].

Nanni ve Lumini çalışmalarında, bölgesel ikili örneklere dayanan yeni bir parmakizi eşleme sistemi sunmuştur. Eşleşecek iki parmakizi önce kendi özneliklerini kullanarak hizalanır, sonra görüntüler çeşitli örtüşen alt pencerelerde ayrıştırılır. Her bir alt pencere Gabor filtre bankası ile konvolüsyona tabi tutulur ve sonuç olarak işlem sonucu elde edilen görüntülerden sabit bölgesel ikili örnek histogramları çıkarılır. Dört adet FVC2002 parmakizi veri bankasından toplanan yaygın deneyler, diğer görüntü temelli yaklaşımlar ve herkesçe bilinen Tico'nun

öznitelik eşleyicisine göre, önerilen hibrit yaklaşımın etkinliğini gösterir. Bunun da ötesinde BioHashing yaklaşımı, önerilen ayarlı-uzunluklu özellik vektörünü kullanarak dizayn edilmiştir ve Tico'nun öznitelik eşleyicisi ile birleştirilerek ilgi çekici bir performans elde edilmiştir [30].

Karameşe'nin hazırladığı tezde morfoloji özellikle gri tonlu morfoloji amaç edinilmiştir. Temel morfolojik operatörler uygulanmış ve morfolojik görüntü işleme aracı olarak vurgulanmıştır. Bazı gri renklerde morfoloji uygulamaları tartışılmıştır. Yapı elemanı morfolojik süzgeçlerin anahtar noktasıdır. Öte yandan uygun yapı elemanını bulmak zor iştir ve uzman bilgisi gerektirir. Optimum yapı elemanını bulmak için bir yapay zeka aracı, genetik algoritmalar kullanılmıştır [31].

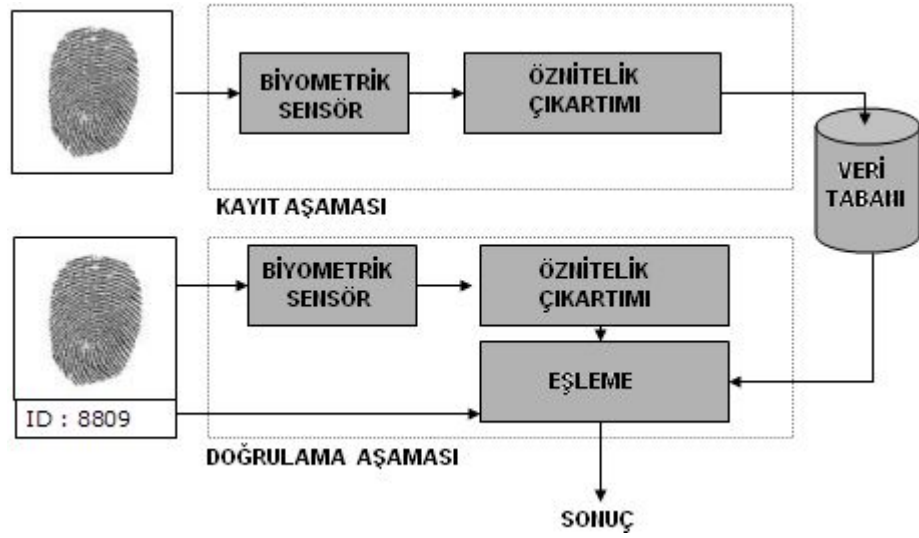
Görgünoğlu'nun çalışmasında, parmakizi tanıma ve doğrulama sistemlerinde kullanılan algoritmalar ve bu algoritmaların sistem performansı üzerindeki etkileri incelenmiştir. Otsu yönteminden elde edilen eşik değerine göre histogram değerleri elde edilerek parmakizinin segmentasyonu, yönsel maske uygulayarak parmakizinin iyileştirilmesi ve korelasyon analizi yaparak parmakizinin doğrulanması üzerine üç algoritma geliştirilmiştir. C++ Builder görsel programlama dili kullanılarak bir otomatik parmakizi tanıma ve doğrulama yazılımı gerçekleştirilmiştir. Bu sayede, algoritmaların sistem performansı üzerindeki etkileri değerlendirilmiş, literatürdeki algoritmalar ile karşılaştırılarak performansı artırma yönünde katkı sağladıkları görülmüştür [32].

BÖLÜM III

YAPILAN ÇALIŞMALAR

Bu tez çalışmasında kullanılan algoritmalar, MATLAB yazılımı ile uygulanmış ve Intel (R) Core (TM) CPU T7200 2.00 GHz işlemci ve 2 GB Ram konfigürasyonuna sahip bir PC kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Bu özellikler, doğrulama sürecinde Euclid yaklaşımı ve Korelasyon hesaplama yaklaşımının yanısıra YSA modeli yaklaşımı kullanıldığında, sorgulanan bir parmakizine cevap süresinin ve performans analizinin rapor edilmesi sebebiyle önem taşımaktadır. Doğal olarak bu test işlemi, test amaçlı kullanılan makinenin hız ve bellek özelliklerine bağlı olarak değişiklik gösterecektir.

Parmakizi doğrulama modelinin blok şeması Şekil III.1’de sunulmuştur. Model uygulamaya bağlı olarak, tanıma veya doğrulama amaçlı kullanılabilir.



Şekil III.1 Parmakizi doğrulama / tanıma süreci [6]

Doğrulamada biyometri, birey tarafından yapılan talebin doğrulanması amacıyla kullanılır. Kullanıcının biyometrisi, veri tabanındaki talep edilen bireyin biyometrisi ile karşılaştırılır. Eşlemeye göre talep reddedilir veya kabul edilir. Temel olarak şu soru cevaplanmaya çalışılır: “Ben talep ettiğim kimse miyim?”. Tanımda veri tabanındaki her bir kayıt ile bireyin biyometrisini karşılaştırarak bir bireyi

onaylar, kabul eder. Temel olarak Őu soru cevaplanmaya alıŐılır: “ Ben kimim? ”. Genellikle biyometrik dođrulama iki aŐamadan oluŐur (Őekil III.1): Kayıt ve Dođrulama. Kayıt sũresince kullanıcının biyometrisi elde edilir ve ˆznelikleri (Őablon) veri tabanında saklanır. Dođrulama sũresince, kullanıcının biyometrisi elde edilir ve ıkarılan ˆznelikler bir eŐlemeyi belirlemek iin veri tabanında varyansı olan diđer ˆznelikler ile karŐılaŐtırılır. Veri tabanından alınan belirli kayıt, talep edilen kullanıcının kimliđini kullanarak belirlenir.

III.1. PARMAKİZİ GˆRˆNTˆLERİNİN ELDE EDİLMESİ

Literatũrde genellikle adı geen veri bankası halka aık olması ve ˆcret istenmemesinden dolayı Bologna ˆniversitesinin sunduđu ve iki senede bir yarıŐması dũzenlenen FVC veritabanıdır. Bunun dıŐında NeuroTechnology firmasının ˆrettiđi, Suprema parmakizi sensˆrũnden ve NIST veri bankasından elde edilen parmakizi gˆrˆntˆleri bulunmakta ve performans geliŐtirme alıŐmaları iin bu veri bankaları da kullanılmaktadır.

III.1.1. Parmakizi Veri Bankaları

alıŐmadaki tũm deneyler, FVC veri bankaları kullanılarak yũrˆtˆlmˆŐtũr. YarıŐma, bir kriter olarak yeni algoritmaların sonularının yayınlanması amacıyla parmakizi veri bankalarını halkın eriŐimine aık olarak sunmaktadır. YarıŐma 2000, 2002, 2004 ve 2006 yıllarında yũrˆtˆlmˆŐtũr. Her birinde 110 farklı parmađa ait 880 parmakizi resmi bulunan dˆrt ayrı veri bankası oluŐturulmuŐtur. Dˆrt veri bankası DB1, DB2, DB3 ve DB4 olarak isimlendirilir. 800 parmakizi orta bˆyˆklˆkteki bir biyometrik sistem iin beklenen mantıklı bir veri bankası boyutudur. Veri bankasının ˆũ (DB1, DB2, DB3) parmakizi sensˆrũ kullanılarak elde edilmiŐtir; DB4 ise sentetik olarak ˆretilmiŐtir. YarıŐma organizatˆrleri deđerlendirme iŐlemi iin veri bankalarından 4950 eŐleŐmeyen iftler (8 ayrı sũtun iin $8 \times 4950 = 39600$) ile 28 adet gerek olarak eŐleŐen iftler setini (100 ayrı satır iin $28 \times 100 = 2800$) semiŐlerdir.

Parmakizi veri bankası elde edilirken, Bologna ˆniversitesi Bilgisayar bilimleri programına kayıtlı ortalama yaŐları 24 olan katılımcı ˆđrencilerden yararlanılmıŐtır.

FVC2004-DB1 veri bankasında bulunan resimler, 500 dpi ˆzˆnˆrlˆđe ve 640×480 (307 Kpiksel) piksel boyuta sahiptir.

FVC2004 veri bankası aŐađıdaki Őartlar altında toplanmıŐtır:

- Katılımcılar rastgele otuzar kişilik üç gruba ayrılmıştır ve her grup bir DB ile ve böylece farklı bir sensör ile ilişkilendirilmiştir (her veri bankasında farklı katılımcılar bulunmakla birlikte beş katılımcı iki veri bankasında da bulunmaktadır).

- Her katılımcı her oturum arası en az iki hafta olmak üzere, üç farklı oturuma davet edilmektedir.

- Her katılımcının her iki elinin işaret parmağı ve orta parmağından (toplam dört parmak) parmakizleri elde edilir.

- Resim kalitesini etkileyecek hiç bir baskı yapılmamıştır.

- Her oturumda her katılımcının her dört parmağından dört baskı alınır. İlk oturum sırasında, katılımcıların parmağını çok az farklı bir düşey pozisyonda koymaları (baskı 1 ve 2) ve sensör yüzeyine karşı alçak ve yüksek basıncı değiştirmek için parmaklarını koymaları (baskı 3 ve 4) istenmektedir.

- İkinci oturum boyunca katılımcıların derideki bozukluğu (distorsiyonu) abartmaları (baskı 1 ve 2) ve parmak rotasyonunu büyütmeleleri istenmektedir (baskı 3 ve 4)

- Üçüncü oturum boyunca parmaklar kurutulmuş (baskı 1 ve 2) ve nemlendirilmiştir (baskı 3 ve 4) [33].

Verilerin elde edilmesi sonucunda her bir veri bankası için toplam 120 parmak ve her parmak için 12 baskı (toplam 1440 baskı) toplanmıştır. Fakat 1440 baskının hepsi veri bankasında mevcut değildir. Çalışmada FVC2000 DB1-DB3/FVC 2002 DB3 veri bankası ile FVC2004 DB1 veri bankasından faydalanılmıştır.

III.1.2. Test Görüntü Setlerinin Oluşturulması

Bu tez çalışmasında kullanılan parmakizi resimleri için iki farklı veri seti kullanılmıştır. İlk FVC2004 veri bankasında bulunan, DB1 isimli veri setinden elde edilmiştir. Bu veri setindeki resimler CrossMatch Technologies firmasının "V300" isimli optik parmakizi sensörü kullanılarak elde edilmiştir.

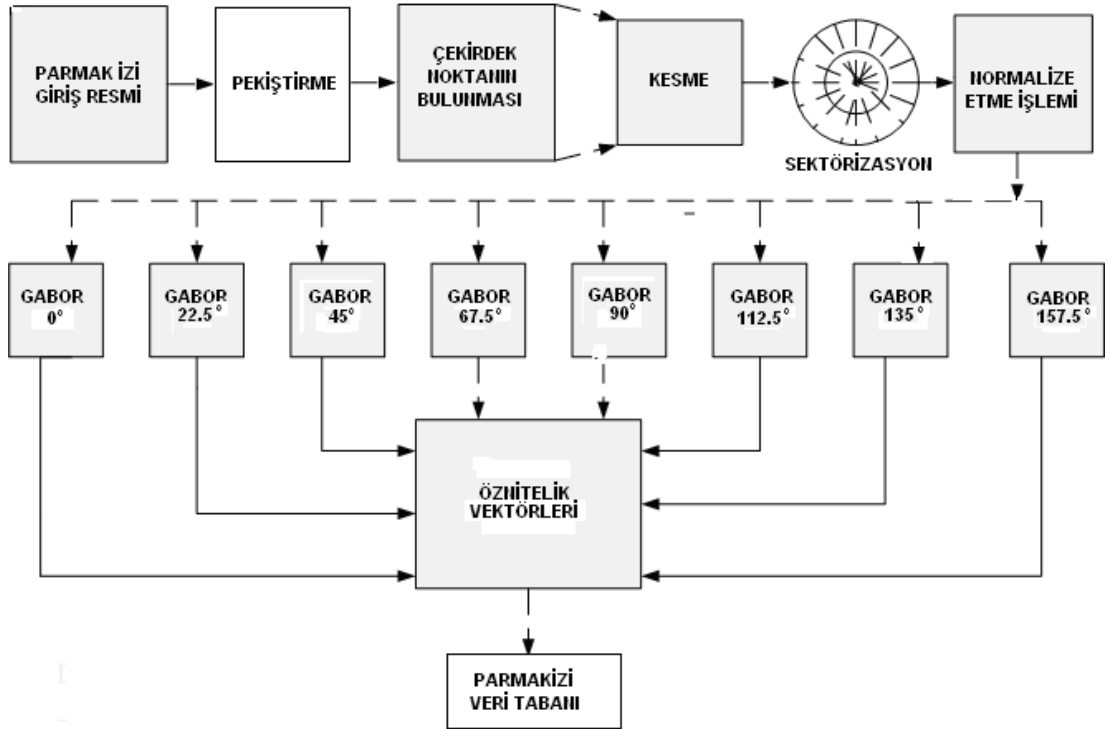
İkinci veri seti, FVC2000 veri bankasında bulunan DB1, DB2 ve DB3 isimli veri seti ile FVC2002 veri bankasında bulunan DB3 isimli veri setinden elde edilmiştir. FVC2000 veri bankası için DB1 veri setindeki resimler KeyTronic firmasının "Secure Desktop Scanner" isimli optik parmakizi sensörü kullanılarak elde edilmiştir. Aynı veri bankasında bulunan DB2 veri setindeki resimler ST Microelectronics firmasının "TouchChip" isimli kapasitif parmakizi sensörü kullanılarak elde edilmiştir. Yine DB3 veri setindeki resimler Identicator Technology

firmasının "DF-90" isimli optik parmakizi sensörü kullanılarak elde edilmiştir. FVC2002 veri bankası için DB3 veri setindeki resimler Precise Biometrics firmasının "100 SC" isimli kapasitif parmakizi sensörü kullanılarak elde edilmiştir.

FVC2004 veri bankası, kasıtlı olarak sunulan karışıklıklardan ötürü açık olarak FVC2000 ve FVC2002 veri bankalarından daha zor olduğu belirtilmektedir.

III.2. ÖZNİTELİK VERİLERİNİN ÜRETİLMESİ

Parmakizi veri tabanı oluşturma sürecinde gerçekleştirilen işlem Şekil III.2’de gösterilmiştir.



Şekil III.2 Parmakizi veri tabanı oluşturma süreci

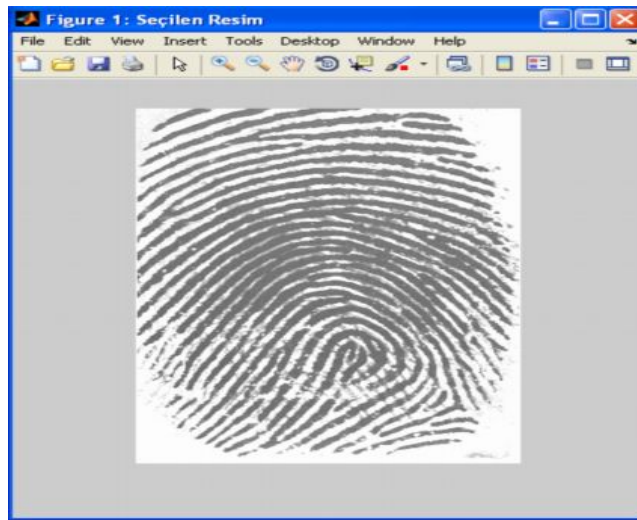
Parmakizi doğrulama amaçlı yapılan bu çalışmada, parmakizini temsil eden sayısal verilerin (öznitelik verileri) elde edilmesi için üç temel adım aşağıdaki gibidir:

1. Parmakizi görüntüsü için; pekiştirme, çekirdek noktası (referans noktası) tespiti ve kesme işlemlerini kapsayan ön işlemler uygulanır [23].
2. Tespit edilen çekirdek noktası etrafındaki bölge 64 parça lokal bölgelere ayrılır (sektörizasyon işlemi). Filtreleme işleminden önce her bir lokal bölgedeki gri ton yoğunluğu sabit bir ortalama ve varyans değerine normalize edilir [17].

3. Gabor filtre bankası kullanılarak elde edilen bölge sekiz farklı yönde filtrelenir. Sekiz yön, parmakizindeki sınırlı ayrıntı karakteristiklerini tam olarak elde etmede dört yön uygulanmasından daha etkilidir. Bu çalışmada 0° 'den başlayarak $22,5^\circ$ derece artırımla $157,5^\circ$ 'ye kadar Gabor filtresi uygulanarak özellik vektörü elde edilme aşamasına geçilmiştir. Ortalama Mutlak Sapma istatistiksel özelliği, gri-tonlu parmakizi lokal bölgesindeki ortalama değerden elde edilerek parmakizi global yapısını temsil eden bir gösterge olan öznitelik verileri elde edilmiş olur [17].

III.2.1. Önışlemler

Parmakizleri için tanımının, ölçek ve döndürmeden bağımsız değişmez nitelikte olması istenir. Çoğu parmakizi resimleri, sensörlerin çözünürlüğüne göre ölçeklenmesinden dolayı ölçek değişmezliği önemli bir problem değildir. Döndürme değişmezliği, döndürme ile değişmeyen saf parmakizi karakteristiklerine dayanan bir referans çerçevesi kurularak başarılabilir. Çoklu tanımlar elde etmek için bir parmakizinde değişik işaret yapılarına dayanan birçok referans çerçevenin kurulması mümkündür. Ekstra işleme ve hafıza bedeli pahasına, çoklu tanımlar çıkarma algoritması bir ya da daha fazla referans çerçevenin tespit edilmesinde başarısız olduğu durumda sağlam-stabil eşleme performansı sunar. Çalışmamızdaki öznitelik çıkarma yönteminde, dönüştürme öznitelik çıkarma işlemi boyunca tek bir çekirdek nokta tespiti tarafından yürütülür. Mevcut öznitelik çıkarma uygulaması, parmak izlerinin düşey olarak ayarlandığını varsayar [17]. Şekil III.3'de seçilen bir parmakizi gösterilmektedir.

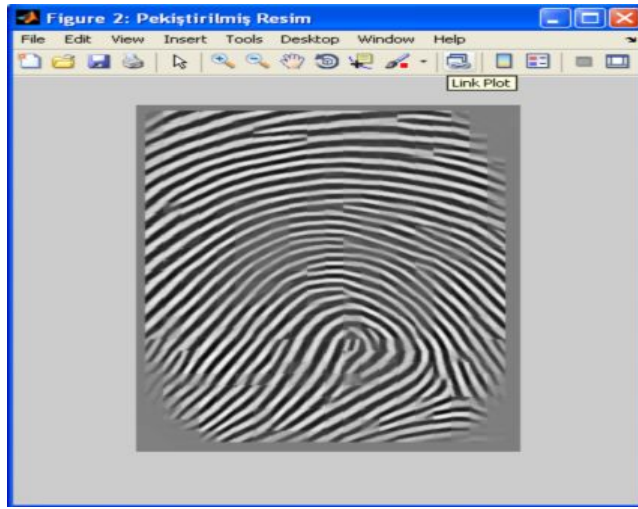


Şekil III.3 Seçilen parmakizi görüntüsü

Gerçekte veri bankasındaki parmakizleri tam olarak düşey yönlü ayarlı değildir. Parmakizleri farz edilen dikey oryantasyondan ± 45 dereceye kadar dönmüş haliyle kayıtlıdır. Bu resim döndürme işlemi kısmen eşleme aşamasında parmak öznelik verileri değerlerinin (Parmakizi kodu) çevrimsel döndürülmesi ile yürütülür. Sonraki çalışmalarda resim döndürme, resim verisinden parmakizi oryantasyonunun otomatik olarak belirlenmesiyle doğru bir şekilde yürütülecektir [17].

Önişlemler, aşağıdaki temel işlemlerden oluşmaktadır:

1) *Parmakizi resminin pekiştirilmesi ve kesilmesi*, (Şekil III.4)



Şekil III.4 Pekiştirilmiş parmakizi görüntüsü

Giriş parmakizi görüntüsü kalitesi düşüktür. Bu nedenle bu görüntüye, sonraki işlemlerin sağlıklı bir şekilde yürütülebilmesi için pekiştirme işlemi uygulanır. Böylece görüntü kalitesi belli bir düzeye çıkarılır. Ardından görüntünün sınır bölgelerinde tümsek ve oyukların deformasyonunun yüksek olması nedeniyle görüntüden bir karesel bölge çıkartılır. Bu işlem, çalışma bölgesi dışında kalan sınır bölgedeki piksel değerlerinin sıfıra eşitlenmesiyle gerçekleşir.

2) *Parmakizi resmi için çekirdek noktanın belirlenmesi:*

Parmakizlerinin bir çok göze çarpan-belirgin işaret yapıları vardır ve bunların kombinasyonu bir çekirdek noktası yerleşiminde kullanılabilir. Bir parmakizindeki çekirdek noktası, bir parmakizindeki konkav tümseğin maksimum eğrilik noktası olarak tanımlanabilir [23].

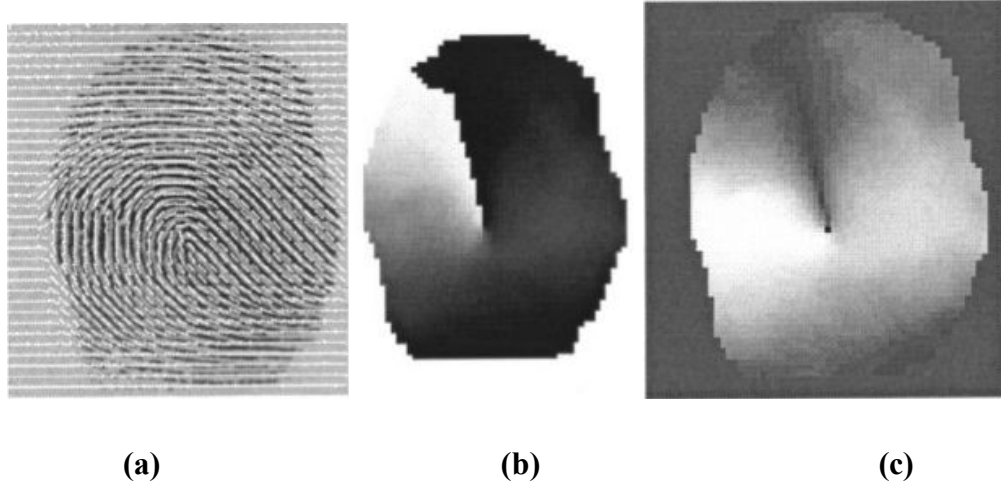
Bir çekirdek noktası algoritmasının kalitesi düşük olan bir parmakizinde lokal gürültüyü incelikte ele alabilmesi için, algılamanın parmakizinde yüksek bir

komşuluğu göz önüne alması gerekir. Diğer taraftan çekirdek noktasının kesin yerleşimi için, yaklaşım küçük komşuluklar içinde lokal değişimlere karşı hassas olmalıdır. Kesin ve güvenilir yerleşimin çelişkili ihtiyaçlarını karşılayabilmek için, oryantasyon (yönelim) alanlarının çoklu çözünürlük analizine dayanan bir çekirdek noktası belirleme metodu sunulmuştur [34].

Çekirdek noktası yerleşimi algoritmasının özeti aşağıda sunulmuştur:

1- $w \times w$ boyutunda bir pencere kullanılarak oryantasyon alanı, \hat{O} tahmin edilir.

Bir parmakizi resmi için oryantasyon alanı, \hat{O} , $P \times Q$ boyutunda bir resim olarak tanımlanır. Burada $\hat{O}(i,j)$, (i,j) koordinatlarındaki lokal tümsek oryantasyonunu temsil eder. Lokal tümsek oryantasyonu bütün piksellerde belirtilmesi yerine genellikle bir blok için belirtilir. $w \times w$ boyutunda birbiri ile çakışmayan blok setine bölünür ve her bir blok için tek bir oryantasyon tanımlanır (Şekil III.5). Parmakizi oryantasyonunda Π 'nin iki anlamlılığı-anlam belirsizliği bulunmaktadır; başka bir deyişle $\Pi/2$ ve $3\Pi/2$ 'de yönlü olan lokal tümsekler birbirinden ayırt edilemezler. Bir çok sayıda metot bir parmakizinde oryantasyon alanını tespit etmek için geliştirilmiştir [35,36].



Şekil III.5 Pekiştirilmiş parmakizi için Çekirdek noktası tahmini. (a) Orjinal resimdeki çakışan düzleştirilmiş oryantasyon alanı, (b) Oryantasyon alanının yoğunluk dağılımı olarak gösterimi ($w = 10$); arka plân segmentlere ayrılmıştır, (c) Oryantasyon alanının sinüs komponenti; en koyu piksel belirlenen çekirdek noktası olarak işaretlenir [17].

En küçük kareler (Least Mean Square, LMS) oryantasyon tespit algoritması aşağıdaki adımlardan oluşur:

- I. I , giriş resmi $w \times w$ boyutunda birbiri ile çakışmayan bloklara bölünür,
- II. Her (i,j) pikseli için $\partial x(i,j)$ ve $\partial y(i,j)$ gradient değerleri hesaplanır [35].

III. (i,j) pikselinde merkezlenmiş olan her bloğun lokal oryantasyonu aşağıdaki eşitlikler kullanılarak tespit edilir [36]:

$$v_x(i, j) = \sum_{u=i-w/2}^{i+w/2} \sum_{v=j-w/2}^{j+w/2} 2\partial_x(u, v)\partial_y(u, v) \quad (III.2)$$

$$v_y(i, j) = \sum_{u=i-w/2}^{i+w/2} \sum_{v=j-w/2}^{j+w/2} (\partial_x^2(u, v) - \partial_y^2(u, v)) \quad (III.3)$$

burada $O(i,j)$, (i,j) pikseline merkezlenmiş blokta lokal tümsek oryantasyonunun LMS değeridir. Matematiksel olarak, $w_x w_y$ penceresinin Fourier spektrumunun baskın yönüne ortogonal olan yönünü temsil eder.

2- Lokal bir komşulukta oryantasyon alanı düzleştirilir. Düzleştirilen oryantasyon alanı O' ile temsil edilsin. Düzleştirme (alçak geçiren filtreleme) işlemini gerçekleştirebilmek için oryantasyon resminin aşağıda tanımlanan *süreklili vektör alanına* dönüştürülmesi gerekir:

$$\Phi_x(i,j) = \cos(2 O(i,j)) \quad (III.4)$$

$$\Phi_y(i,j) = \sin(2 O(i,j)) \quad (III.5)$$

Burada Φ_x ve Φ_y ayrı ayrı vektör alanının komponentleridir. Vektör alanının sonucu ile AGF aşağıdaki şekilde gerçekleştirilebilir:

$$\Phi'_x(i, j) = \sum_{u=-w_\Phi/2}^{w_\Phi/2} \sum_{v=-w_\Phi/2}^{w_\Phi/2} W(u, v) \cdot \phi_x(i - uv, j - vw) \quad (III.6)$$

$$\Phi'_y(i, j) = \sum_{u=-w_\Phi/2}^{w_\Phi/2} \sum_{v=-w_\Phi/2}^{w_\Phi/2} W(u, v) \cdot \phi_y(i - uv, j - vw) \quad (III.7)$$

Burada W birim integral ile iki boyutlu alçak geçiren filtredir. $w_\Phi \times w_\Phi$ filtre boyutunu belirler. Düzleştirme işlemi blok seviyesinde gerçekleşir. Buradaki deneyler için 5×5 lik bir ortalama (mean) filtre kullanılmıştır. (i,j)'deki düzleştirilmiş oryantasyon alanı, O' aşağıdaki şekilde hesaplanabilir:

$$O'(i, j) = \frac{1}{2} \tan^{-1} \left(\frac{\Phi'_y(i, j)}{\Phi'_x(i, j)} \right) \quad (III.8)$$

3- O' 'nın sadece sinüs komponentlerini içeren bir görüntü, ε hesaplanır (Şekil III.5.c).

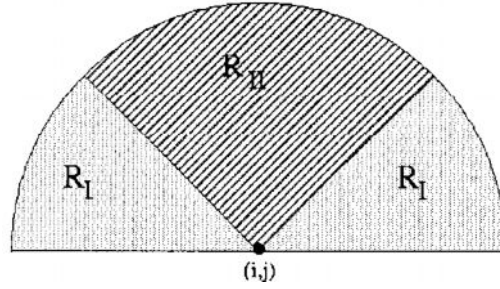
$$\varepsilon(i, j) = \sin(O'(i, j)) \quad (III.9)$$

4- Çekirdek noktayı göstermek için kullanılan bir etiket resmi, A başlatılır.

5- ε 'de her bir piksel (i,j) için Şekil II.6'da R_I ve R_{II} bölgelerindeki piksel yoğunlukları (oryantasyon alanının sinüs komponentleri) entegrasyona tabi tutulur ve A'daki ilgili piksellere onların fark değerleri atanır.

$$A(i, j) = \sum_{R_I} \varepsilon(i, j) - \sum_{R_{II}} \varepsilon(i, j) \quad (III.10)$$

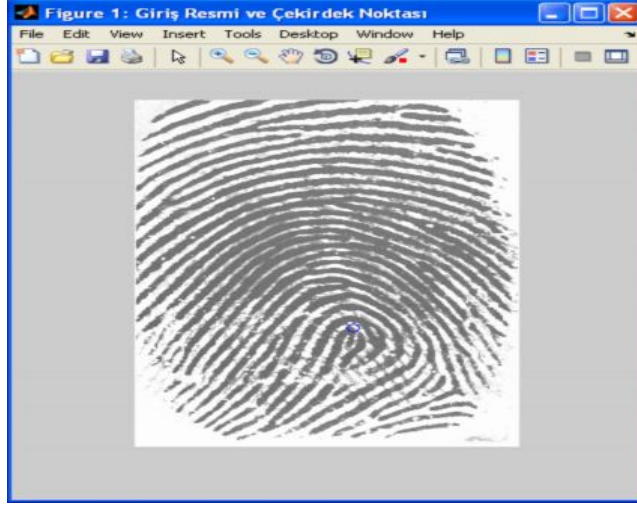
Şekil III.6'daki R_I ve R_{II} bölgeleri, büyük bir veri bankası üzerinde çekirdek noktası yerleşimi algoritmasını uygulayarak deneme yolu ile belirlenir. R_I ve R_{II} bölgelerinin geometrisi konkav bölgelerde maximum eğriliği yakalamak amacıyla tasarlanır [17].



Şekil III.6 A(i,j) için ε piksel yoğunluklarının entegrasyonu sonucu oluşan bölgeler [17]

6- Etiket resmi A'daki maximum değer bulunur ve maximum değer koordinatı çekirdek noktası olarak atanır.

7- Ayarlanmış bir süre için, $w \times w'$ lık bir pencere boyutu kullanarak 1-6 arasındaki basamaklar tekrar edilir. Burada $w' < w$ ve tespit edilen çekirdek noktasının lokal komşuluğunda 6. basamakta çekirdek noktası için arama sınırlandırılır. Buradaki deneylerde üç iterasyon ile ve ayrı ayrı $w=15,10$ ve 5 piksel değerleri için kullanılmıştır ve sonuç olarak belirlenen çekirdek noktasının duyarlılığı 5'tir. Bu şekilde, çekirdek noktasındaki hata onun doğru konumundan 10 piksele kadar (yaklaşık 1 tümsekler arası uzaklık birimi) tolere edebilir [17]. Şekil III.7, buradaki çekirdek noktası tespiti için bir parmakizi örneğini göstermektedir.



Şekil III.7 Parmakizi resminde çekirdek noktasının tespit edilmesi

III.2.2. Lokal Bölgelerin Oluşturulması (Sektörizasyon)

Öznitelik çıkarmanın önemli bir aşaması verilen parmakizi görüntüsünde Çalışma Bölgesini (Region of Interest, ROI)'yi çekirdek noktaya göre segmentlere ayırmadır.

$I(x,y)$, $M \times N$ boyutunda bir parmakizi resmindeki (x,y) koordinatlarındaki pikselin gri seviye değeri olsun. (x_c, y_c) ise çekirdek noktasını ifade etsin. ROI, bütün S_i sektörlerinin toplamı olarak tanımlanabilir. i 'ninci S_i sektörü (r, θ) parametrelerine göre aşağıdaki gibi hesaplanır:

$$S_i = \{(x, y) | b(T_i + 1) \leq r < b(T_i + 2), \theta_i \leq \theta < \theta_{i+1}, 1 \leq x \leq N, 1 \leq y \leq M \}, \quad (III.11)$$

burada

$$T_i = i \text{ div } k \quad (III.11a)$$

$$\theta_i = i \text{ mod } k (2\pi/k) \quad (III.11b)$$

$$r = \sqrt{(x - x_c)^2 + (y - y_c)^2} \quad (III.11c)$$

$$\theta = \arctan\left(\frac{y - y_c}{x - x_c}\right) \quad (III.11d)$$

b , her bandın genişliğini; k , her bandda bulunan sektör sayısını; B , öznitelik çıkartılması için çekirdek noktası etrafında eşmerkezli band sayısını ve sonuç olarak $i=0 \dots (B \cdot k - 1)$, ilgili sektör numarasını ifade etmektedir. Bu parametreler resim çözünürlüğü ve boyutuna bağlıdır [23]. Bu çalışmada, kullanılan iki farklı veri

bankası (FVC2004-DB1 ve FVC2000-DB1, FVC2000-DB2, FVC2000-DB3, FVC2002-DB3 kombinasyonu) ile (resim boyutu = 508x480 piksel, 500dpi'da taranmış), öznitelik çıkartılması için 4 eşmerkezli band düşünülmüştür (B=4). Her band 20 piksel genişliğindedir (b=20) ve 16 lokal bölgeye (sektöre) bölünlenmiştir (k=16). Sonuç olarak $i=0..63$ olmak üzere toplam 64 adet sektör bulunmaktadır (Şekil III. 8).



Şekil III. 8 Çekirdek noktası (x), Çalışma Bölgesi ve 64 lokal bölge

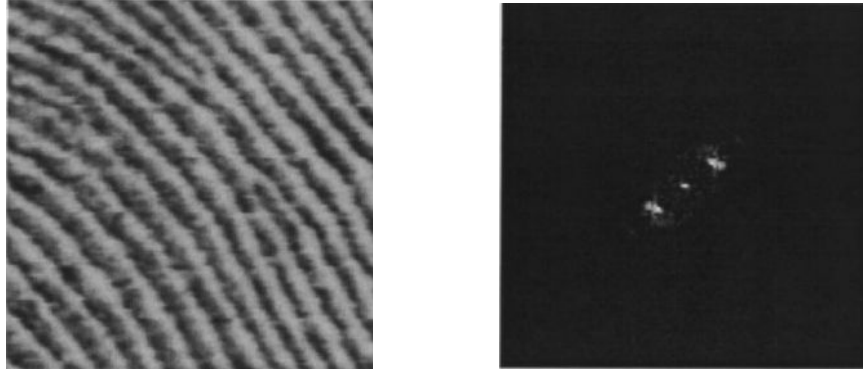
20 piksellik band genişliği, ortalama 500 dpi'lık bir parmakizi resminde yaklaşık bir tümsek ve tümsek çiftini bulunduran alanı kapsar. 20 piksellik genişliğe sahip bir band bir lokal bölgedeki tek bir özniteliği yakalamak için gereklidir. Eğer lokal bölge genişliği 20 pikselden büyükse lokal bilgi daha fazla global bilgi ile modüle edilebilir. En içteki band (daire), öznitelik çıkartmak amacıyla kullanılmaz. Çünkü çok yüksek kıvrımsal nokta (çekirdek) çevresindeki bölgede akış alanı fakir uyumluluk barındırır. Bu sebeple yönlü Gaborun mutlak sapmasının bu bölgeye cevabı sonucu, güvenilirmez öznitelik eşlemesi olması beklenir.

Böylece $16 \times 4 = 64$ lokal bölge ($S_0...S_{63}$ arası) bulunur ve ROI, yarıçapı 100 piksel olan çekirdek noktasında merkezlenmiş olan bir dairedir.

III.2.3. Gabor Filtreleme ve Öznitelik Vektörlerinin Oluşturulması

Parmakizi lokal paralel belirlenmiş lokal frekans ve oryantasyon, tümsek ve oyuklar içerir (Şekil III.9). Uygun şekilde ayarlanan Gabor filtreleri gürültüyü

kaldırabilir, gerçek tümsek ve oyuk yapılarını koruyabilir ve resimde belirli bir oryantasyonu kapsayan bilgiyi sağlayabilir [37].

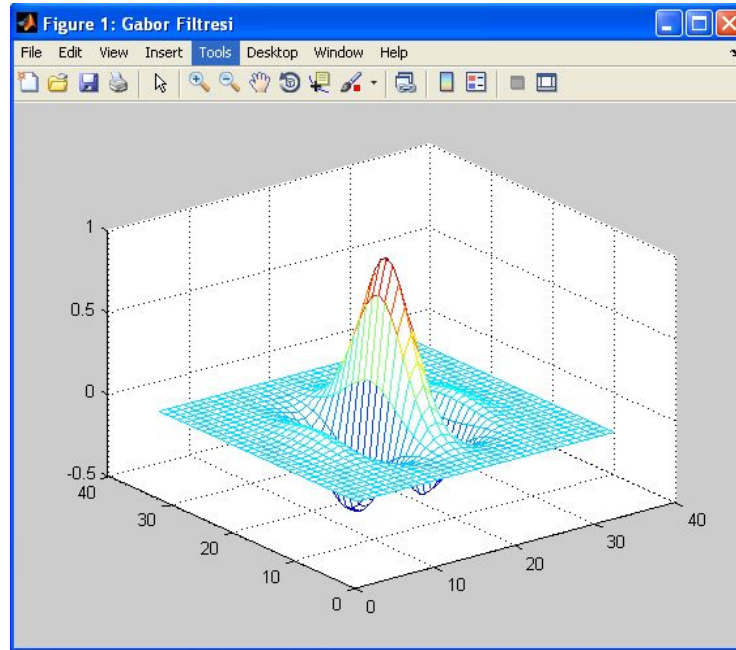


(a)

(b)

Şekil III.9 Parmak izleri iyi tanımlanmış lokal frekans ve oryantasyona sahiptir;
a-Lokal bölgedeki tümsekler, b- (a)'nın Fourier spektrumu

Şekil III.10'da MATLAB'a Gabor filtresi kerneli gösterilmektedir.



Şekil III.10 Gabor filtresi kerneli

Bir öznelik noktası, lokal olarak paralel tümseklerdeki bir anormallik olarak görülebilir ve Gabor filtresi kullanarak yakalamaya çalışılan bilgi budur. Resmi filtrelemeden önce her bir lokal bölgedeki ROI'yı ayrı ayrı sabit bir ortalama ve varyans değerine normalize edilir. Normalize etme, parmak basınç farklılıklarından dolayı ortaya çıkan gri ton deformasyonu ve sensör gürültü etkilerini ortadan

kaldırmak amacıyla gerçekleştirilir. $I(x,y)$, (x,y) pikselindeki gri değeri ifade etsin; M_i , S_i lokal bölgesinin tahmini ortalama değerini ifade etsin; V_i , S_i lokal bölgenin tahmini varyans değerini; $N_i(x,y)$, (x,y) pikselindeki normalize edilmiş gri ton değerini ifade etmek üzere: S_i lokal bölgedeki bütün pikseller için normalize edilmiş görüntü aşağıdaki gibi tanımlanır:

$$N_i(x,y) = \begin{cases} M_0 + \sqrt{\frac{V_0 \cdot (I(x,y) - M_i)^2}{V_i}}, & \text{eğer } I(x,y) > M_i \\ M_0 - \sqrt{\frac{V_0 \cdot (I(x,y) - M_i)^2}{V_i}}, & \text{bunundışında} \end{cases} \quad (\text{III.12})$$

Burada M_0 ve V_0 ayrı ayrı istenen ortalama ve varyans değerleridir. Normalizasyon, tümsek ve oyuk yapılarının açıklığını değiştirmeyen piksel-merkezli bir işlemdir. Eğer normalizasyon tüm resim üzerinde gerçekleştirilirse, parmağın elastik doğallığından dolayı resmin farklı bölgelerindeki yoğunluk değişimlerini telafi edemeyebilir. Her bir lokal bölgenin normalizasyonunun ayrı ayrı yapılması bu problemi azaltır. Buradaki deneyler için M_0 ve V_0 değerleri 100 olarak belirlenmiştir [17].

Bir çift simetrik Gabor filtresi uzaysal domende aşağıdaki genel forma sahiptir:

$$G(x,y,f,\theta) = \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left[\frac{x'^2}{\partial x'^2} + \frac{y'^2}{\partial y'^2} \right] \right\} \cos(2\pi f x') \quad (\text{III.13})$$

$$x' = x \sin \theta + y \cos \theta \quad (\text{III.13a})$$

$$y' = -x \sin \theta + y \cos \theta \quad (\text{III.13b})$$

Burada f , x ekseninden θ yönü boyunca sinüzoidal düzlem dalgasının frekansıdır. $\partial x'$ ve $\partial y'$, x' ve y' eksenleri boyunca Gaussian zarfının ayrı ayrı uzay sabitleridir [23].

Burada filtreleme işlemi uzaysal domende 33x33 ebatında bir maske kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Bununla beraber, filtreleme işleminin hızını arttırmak için bir piksel, yalnızca filtre maskesindeki mutlak değeri 0.05'ten büyük olan değerler ile konvolüsyon işlemine tabi tutulmuştur. Bilgi içeriğini, filtre maskesinin küçük değerleri ile konvolüsyon olarak koruması, tüm konvolüsyon işlemine büyük oranda katkıda bulunmazken, konvolüsyon işlemi büyük ölçüde

hızlandırır. Burada ayrıca konvolüsyon işlemini hızlandırmak için filtrenin simetrik olmasından da yararlanılmıştır. Fakat Gabor Filtreleri ile konvolüsyon, hala bütün öznelik çıkarma süresinin başlıca destekçisidir.

Buradaki deneylerde, filtre frekansı ortalama tümsek frekansına ($1/K$) ayarlanmıştır. Burada K , ortalama tümsek uzaklığıdır. Ortalama tümsek uzaklığı, 500 dpi çözünürlüğünde bir parmakizi resminde yaklaşık olarak 10 pikseldir. Eğer f çok büyük ise filtrelenmiş resimde yapay tümsekler oluşturulurken; eğer f çok küçükse yanibaşında olan tümsekler birisinde birleşir-karışır. Burada x eksenine göre, θ için 8 farklı değer kullanılmıştır (0° , 22.5° , 45° , 67.5° , 90° , 112.5° , 135° , 157.5°). Parmakizi resmindeki normalize olmuş ROI, 8 filtrelenmiş resim kümesi üretmek için 8 filtrenin her biri ile konvolüsyon işlemine tabi tutulur. 0° oryantasyonlu bir filtre ile konvolüsyon işlemine tabi tutulan bir parmakizi, x eksenine paralel olan tümsekleri vurgular ve diğer yönlerde tümsekleri yumuşatır. Diğer yönlerde ayarlanmış olan filtreler benzer yöntemle çalışırlar. Bu 8 yönsel duyarlı filtre, mevcut parmakizinde lokal tümsek karakteristiklerinde olduğu gibi çoğu global tümsek yönlülük bilgisini yakalar. Burada bu, filtrelenmiş tüm resmin birlikte toplanarak bir parmakizi resminin yeniden oluşturulmasıyla gösterilmiştir. Yeniden oluşturulan resim orijinal resme çok benzerdir ve filtreler boyunca ortogonalite eksikliğinden dolayı çok az bulanıklaşmıştır. Bir parmakizinde tüm global tümsek bilgisini yakalayabilmek için en az 4 yönsel filtreye ihtiyaç vardır; fakat 8 yönsel filtreye lokal karakteristikleri yakalamak için ihtiyaç duyulur. Böylece sınıflama için 4 yön yeterli iken, 8 yön eşleme için gereklidir. Sadece 4 yön ile karşılaştırıldığında 8 yön kullanılarak eşleme için daha yüksek doğruluk elde edilebilir. Hem lokal ve hem de global bilginin yakalanmasıyla, 8 filtre görüntüsü boyunca bir miktar artıklık oluşmasına rağmen, doğrulama başarısı kuvvetlendirilir. Eğer $\partial x'$ ve $\partial y'$ (Gaussian zarfının standart sapmaları) değerleri çok büyük ise filtre gürültüye karşı daha dirençlidir ve güçlüdür fakat filtre parmakizinde kaybolan tümsek ve oyuk detaylarını kapsayacak şekilde yumuşatma eğilimindedir. Eğer $\partial x'$ ve $\partial y'$ değerleri çok küçükse filtre gürültüyü kaldırmada etkin olamaz. $\partial x'$ ve $\partial y'$ değerleri deneme yanılma yoluyla belirlenip her biri 4.0'e (yaklaşık ortalama tümsekler arası uzaklığın yarısı) ayarlanmıştır [17].

$F_{i\theta}(x, y)$, S_i lokal bölgesi için θ yönlü filtrelenmiş resim olsun. $\forall i \in \{0, 1, \dots, 63\}$ ve $\theta \in (0^\circ, 22.5^\circ, 45^\circ, 67.5^\circ, 90^\circ, 112.5^\circ, 135^\circ, 157.5^\circ)$ olmak üzere, öznitelik değeri,

$$V_{i\theta} = \frac{1}{n_i} \left(\sum_{n_i} F_{i\theta}(x, y) - P_{i\theta} \right) \quad (\text{III.14})$$

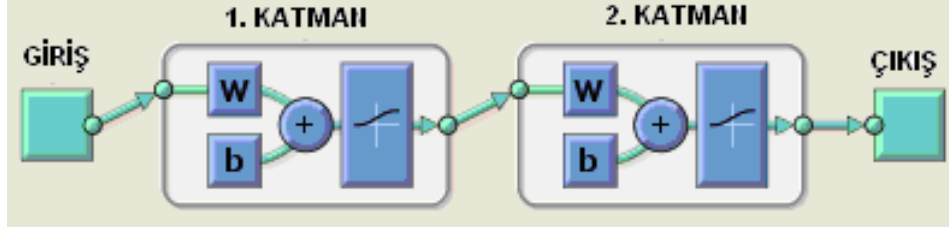
Burada n_i , S_i 'de bulunan piksel sayılarını ve $P_{i\theta}$, S_i lokal bölgedeki $F_{i\theta}(x, y)$ 'nin piksel değerlerinin ortalamasını ifade etmektedir. Her 8 filtrelenmiş resmin her bir sektörünün ortalama mutlak sapması öznitelik vektörünün komponentlerini tanımlanır [17].

Sonuç olarak, her biri 8 filtrelenmiş görüntüye ait 64 öznitelik her bir görüntü için toplam $64 \times 8 = 512$ öznitelik sağlar. Dolayısıyla her bir öznitelik vektörü 512×1 boyutundaki bir vektör olarak elde edilir.

III.3. YSA EĞİTİMLERİ

III.3.1.1 YSA Modelleri

Bu çalışmada, 4 bant ve 16 sektörden elde edilen parmakizi öznitelik vektörleri için iki ayrı eğitim gerçekleştirilmiştir. 320 parmakizinden oluşan veri seti (DB320) için, her bir parmağı temsil etmek üzere hesaplanan 512 adet sayısal öznitelik verisi, toplam 320 adet parmakizi görüntüsü için ayrı ayrı elde edilmiştir. Böylece ağ girişi için 512×320 boyutunda bir veri tabanı oluşturulmuştur. Burada sütun elemanları veri bankasındaki ilgili parmakizi için öznitelik verilerini temsil etmektedir. 800 parmakizinden oluşan veri seti (DB800) için, benzer yaklaşımla her bir parmağı temsil etmek üzere hesaplanan 512 adet sayısal öznitelik verisi, toplam 800 adet parmakizi görüntüsü için elde edilmiştir. Böylece ağ girişi için 512×800 boyutunda ikinci bir veri tabanı oluşturulmuştur. Deneme ve yanımlardan sonra gerçekleştirilen her iki eğitim süreci için, MLP tip bir YSA modeli uygulanmıştır (Şekil III.11). Bu modeldeki danışmanlı öğrenme algoritması, geri yayılım algoritmasıdır. Geri yayılım algoritması, ileri beslemeli ağ mimarisi gerektirdiği için, ileri beslemeli ağ mimarisi kullanılmıştır. Modelde iki ara katman bulunmaktadır. İlk katmanda hem DB320 hem de DB800 için 2500 nöron; ikinci katmanda DB320 için 320 nöron, DB800 için 800 nöron bulunmaktadır.



Şekil III.11. Parmakizi doğrulamada kullanılan YSA modeli

III.3.1.2 Eğitim Süreci

Ağın oluşturulması süreci, MATLAB'in hazır fonksiyonu olan *newff* fonksiyonu ile gerçekleştirilmiştir. Bu fonksiyon ile *hatanın geriye yayılması algoritması* kullanılmaktadır. Ağın oluşturulması için parametreler aşağıda verilmiştir:

- Aktivasyon fonksiyonu olarak sigmoid (logsig) fonksiyonu kullanılmıştır.
- Eğitim fonksiyonu olarak 'traincg' (Eşleştirmeli Eğitim Azaltımlı, Conjugate Gradient Descent) kullanılmıştır.
- Hedef matrisi olarak, DB320 için 320x320 boyutunda ortogonal matris belirlenirken; DB800 için 800x800 boyutunda ortogonal matris belirlenmiştir.

Yukarıda tanımlanan parametreler *newff* fonksiyonu ile kullanılması sonucu ağ oluşturulmuştur.

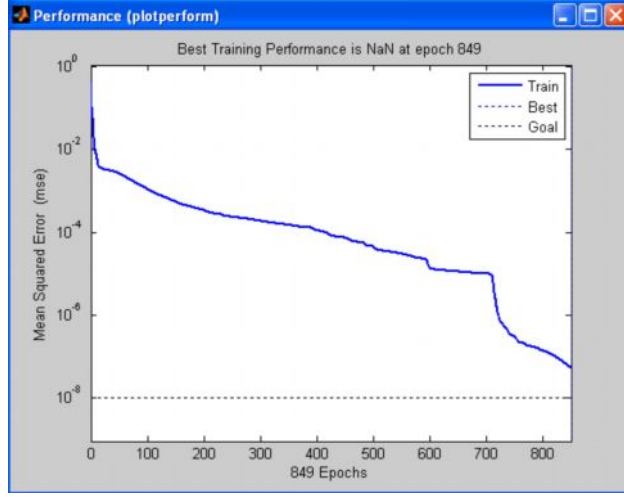
Ağın eğitimi amacıyla aşağıdaki eğitim parametreleri kullanılmıştır:

- Performans fonksiyonu olarak 'mse' (Karesel Ortalama Hata) fonksiyonu kullanılmıştır.
- Hedef yanılma payı 10^{-8} olarak belirlenmiştir.
- Eğitim için döngü sayısı 2000 olarak belirlenmiştir.

Tanımlanan bu parametreler kapsamında ağ, MATLAB'in hazır fonksiyonu olan *train* ile giriş matrisi ve hedef matrisine göre eğitilmiştir.

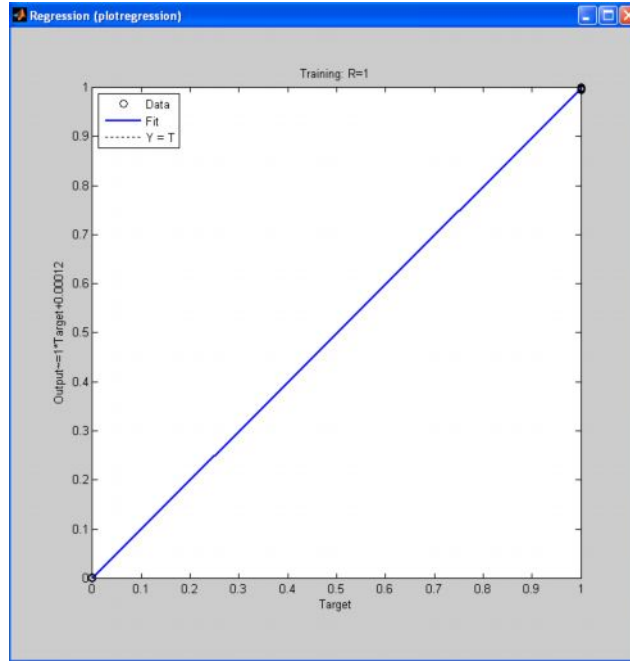
III.3.1.3 Performans Analizleri

DB320 veri seti için eğitim süreci boyunca hedeflenen 'mse' değerine yaklaşıldığı görülmüş, 849 döngü sonucu istenilen hedefe ulaşılmış ve sonuç olarak eğitim süreci başarı ile tamamlanmıştır. Eğitilen ağın performans verileri Şekil III.12'de ve Şekil III.13'te gösterilmektedir .



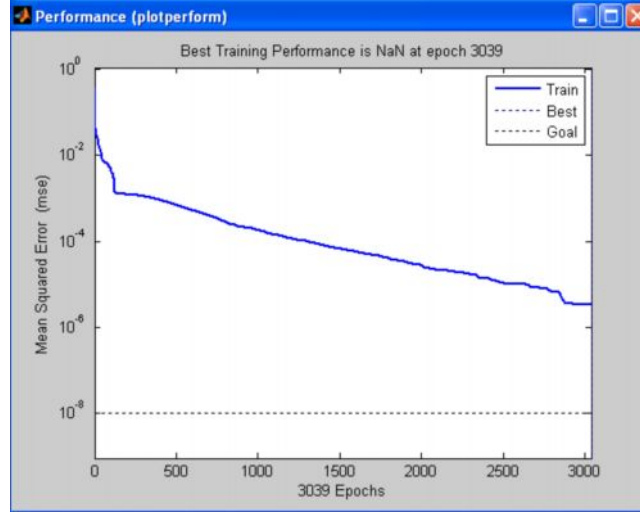
Şekil III.12. DB320 için eğitim sonunda hedeflenen hata değerine ulaşıldığının gösterimi

DB320 için eğitim süreci sonunda belirlenen hedef matrisi ile çıkış matrisinin örtüştüğü görülmüştür (Şekil III.13).



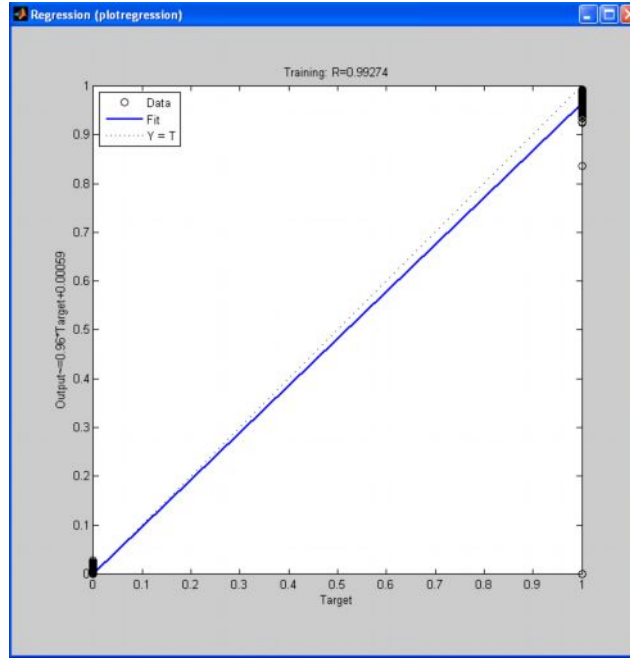
Şekil III.13. DB320 için hedef matrisi ile çıkış matrisinin örtüştüğünün gösterimi

DB800 için eğitim süreci boyunca benzer şekilde hedeflenen 'mse' değerine yaklaşıldığı görülmüş, 3039 döngü sonucu istenilen hedefe ulaşılmış ve sonuç olarak eğitim süreci başarı ile tamamlanmıştır (Şekil III.14).



Şekil III.14. DB800 için eğitim sonunda hedeflenen hata değerine ulaşıldığının gösterimi

DB800 için benzer şekilde eğitim süreci sonunda belirlenen hedef matrisi ile çıkış matrisinin örtüştüğü görülmüştür (Şekil III.15).



Şekil III.15. DB800 için hedef matrisi ile çıkış matrisinin örtüştüğünün gösterimi

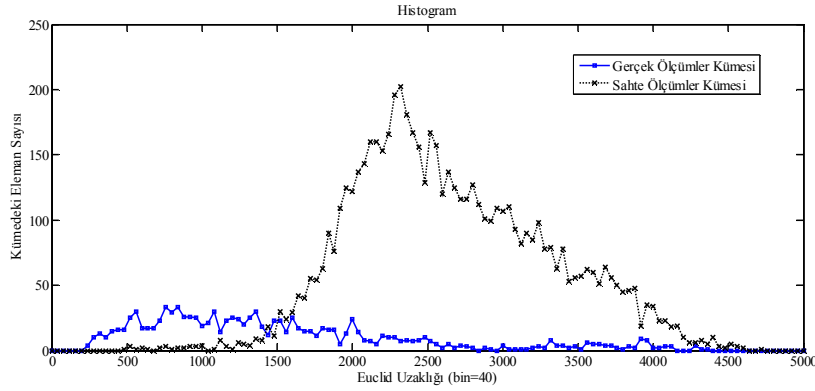
III.4. ANALİZ ÇALIŞMALARI

Yukarıda açıklandığı şekliyle, üretilen DB320 ve DB800 veritabanları kullanılarak, bilinmeyen bir parmakizinin anılan veritabanlarında olup olmadığının araştırılması için iki farklı doğrulama yaklaşımı kullanılarak testler yapılmıştır. Bunlar, iki parmakizi öznelik vektörü arasındaki Euclid uzaklığının ve korelasyonun hesaplanmasını esas alan yaklaşımlardır. Her iki yaklaşım için, hesaplanan Euclid uzaklığı ya da korelasyonun, verilen eşik değeri ile doğrudan karşılaştırılmasını esas alan doğrulama testlerinin yanı sıra; bu amaçla eğitilmiş YSA

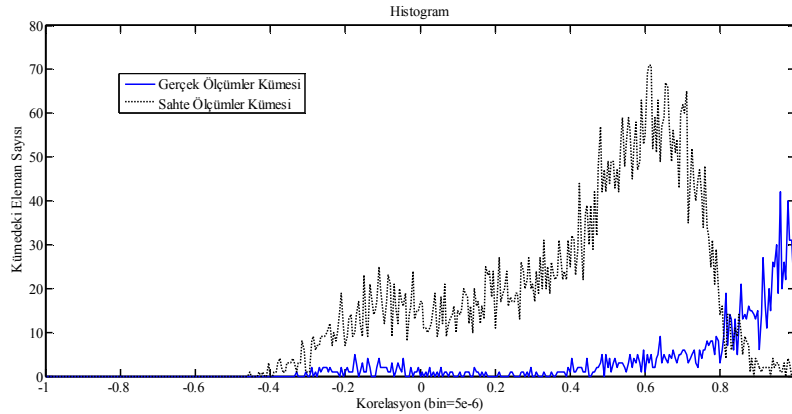
modellerinin ürettiği parmakizi kodları arasındaki Euclid uzaklığının ve korelasyonun hesaplanmasını esas alan doğrulama testleri de yapılmıştır. Bu testlerden elde edilen sonuçlar, performans değerlendirmesi için uygun tablolar ve grafikler halinde verilerek yorumlar yapılmıştır.

III.4.1. Euclid Uzaklığı ve Korelasyon Yaklaşımı ile Yapılan Analizler

Şekil III.16a'da, DB320 veritabanı için yapılan ölçümler sonucu gerçek ve sahte için sırasıyla, 1120 ve 6240 adet ölçüm sonucunun hesaplanan Euclid uzaklığına göre dağılımını gösteren histogram verilmiştir. Şekil III.16b'de ise aynı veritabanı için gerçek ve sahte ölçümler kümelerine giren sırasıyla, 1120 ve 6240 adet ölçüm için korelasyon hesaplamasına göre oluşan dağılımı verilmiştir.



(a)



(b)

Şekil III.16. DB320 veri tabanı için ölçüm sonuçlarının Gerçek ve Sahte kümelerine göre dağılımları:
a- Euclid uzaklığı ölçümüne göre, **b-** Korelasyon ölçümüne göre

Buna göre, gerçek ölçümler kümesi için ölçülen Euclid uzaklıkları yaklaşık olarak [222,4364] arasında; korelasyon ise [-0.33,0.99] arasında değişmektedir. Sahte ölçümler kümesi için ölçülen Euclid uzaklıkları yaklaşık olarak [490,4732] arasında;

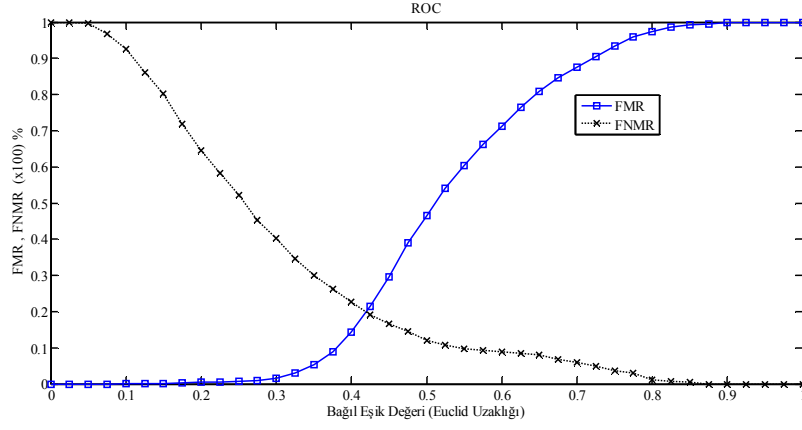
korelasyon ise $[-0.46,0.98]$ arasında değişmektedir. Euclid uzaklığı ve korelasyon için ölçülen eşik değerlerin yukarıda verilen sınırlar arasındaki dağılımı 10 basamak halinde Tablo III.1’de gösterilmiştir. Aynı tabloda, hem Euclid uzaklığı hem de korelasyon için ölçülen bu eşik değerlere karşılık gelen bağıl eşik değerler de gösterilmiştir.

Tablo III.1 FVC 2000 DB1-DB3/FVC 2002 DB3 veri seti için (DB320) analiz sonuçları

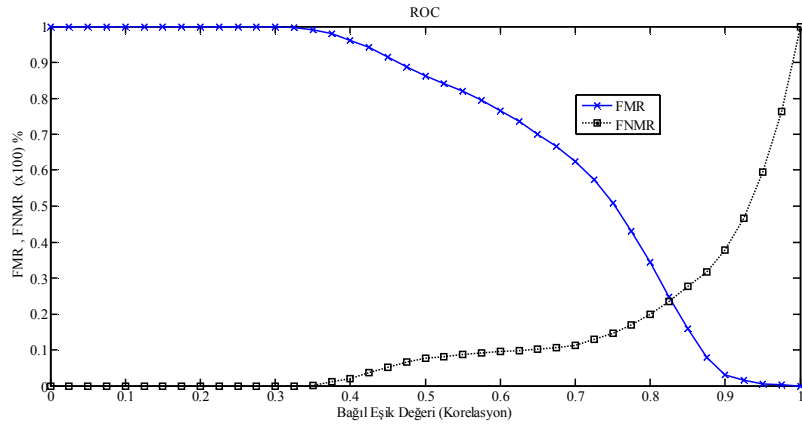
Ölçü	Bağıl Eşik Değeri		0.05	0.15	0.25	0.35	0.45	0.55	0.65	0.75	0.85	0.95	
Euclid Uzaklığı	Küme	Ölçülen Eşik Değer	250	750	1250	1750	2250	2750	3250	3750	4250	4750	Toplam Karş. Sayısı
	Gerçek (Genuine)	Yanlış Eşleme Oranı (FMR)	0	0.001	0.007	0.05	0.295	0.603	0.808	0.934	0.992	1	6240
	Sahte (Imposter)	Yanlış Eşleme Oranı (FNMR)	0.996	0.802	0.521	0.300	0.166	0.097	0.080	0.036	0.005	0	1120
Korelasyon	Küme	Ölçülen Eşik Değer	-0.900	-0.700	-0.500	-0.300	-0.100	0.100	0.300	0.500	0.700	0.900	Toplam Karş. Sayısı
	Gerçek (Genuine)	Yanlış Eşleme Oranı (FMR)	1	1	1	0.990	0.915	0.820	0.700	0.507	0.158	0.006	6240
	Sahte (Imposter)	Yanlış Eşleme Oranı (FNMR)	0	0	0	0.001	0.051	0.086	0.102	0.146	0.275	0.594	1120

Tablo III.1’de verilen eşik değerlere ve toplam ölçüm sayılarına itibar edilerek FMR ve FNMR hatalarının değişimi hesaplanarak aynı tabloda gösterilmiştir. Bu hataların değişimi ayrıca Şekil III.17’deki hata eğrileri ile de gösterilmiştir. Şekil III.17a, Euclid uzaklığının 0-1 aralığındaki bağıl değerine göre bu hataların nasıl değiştiğini göstermektedir. Benzer şekilde, Şekil III.17b korelasyonun $[-1,1]$ aralığındaki bağıl değerine göre FMR ve FNMR hatalarının nasıl değiştiğini göstermektedir.

Buna göre hatalı eşleme için kabul edilebilecek en yüksek bağıl eşik değeri Euclid uzaklığı için 0.42, korelasyon için ise 0.83’tür. Bu bağıl eşik değerlerine karşılık gelen eşit hata değeri (FMR=FNMR) ise Euclid uzaklığı için yaklaşık %20, korelasyon için yaklaşık %25’tir.



(a)



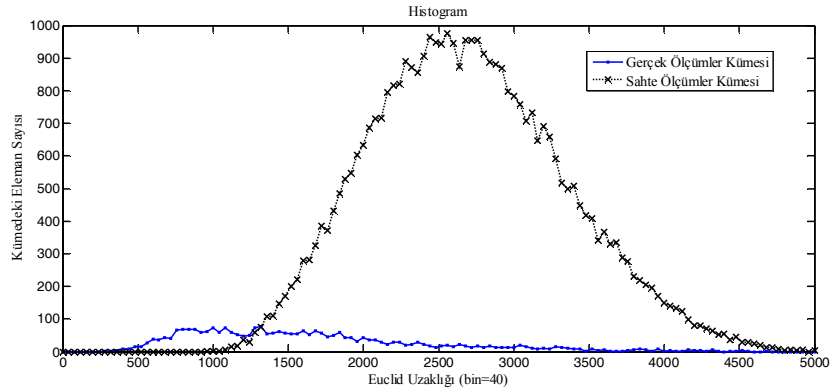
(b)

Şekil III.17. FVC 2000 DB1-DB3/FVC 2002 DB3 veri seti (DB320 veri tabanı) için yapılan ROC analizi sonuçları: **a-** Euclid Uzaklığı Parametresine göre, **b-**Korelasyon Parametresine göre

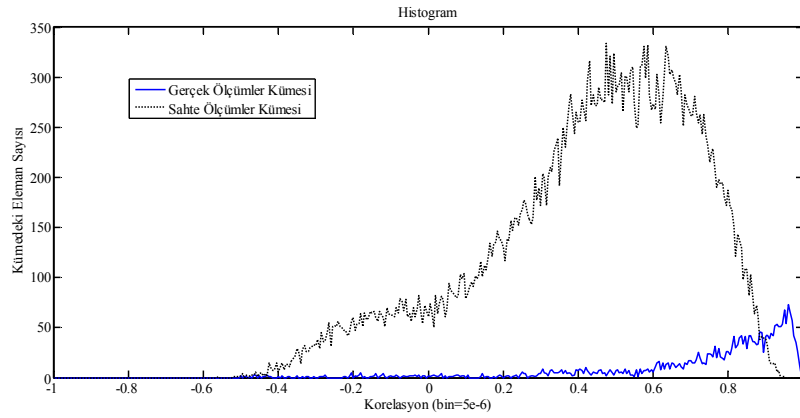
Şekil III.18a'da, DB800 veritabanı için gerçek ve sahte ölçümler kümelerine giren sırasıyla, 2800 ve 39600 adet ölçümün hesaplanan Euclid uzaklığına göre dağılımını gösteren histogram verilmiştir. Şekil III.18b'de ise aynı veritabanı için gerçek ve sahte ölçümler kümelerine giren sırasıyla, 2800 ve 39600 adet ölçümün korelasyon hesaplamasına göre oluşan dağılımı verilmiştir.

Buna göre, gerçek ölçümler kümesi için ölçülen Euclid uzaklıkları yaklaşık olarak [288,4661] değerleri arasında; korelasyon ise [-0.5,0.99] arasında değişmektedir. Sahte ölçümler kümesi için ölçülen Euclid uzaklıkları ise yaklaşık olarak [977,5030] değerleri arasında; korelasyon ise [-0.56,0.95] arasında değişmektedir. Euclid uzaklığı ve korelasyon için ölçülen eşik değerlerin yukarıda verilen sınırlar arasındaki dağılımı 10 basamak halinde Tablo III.2'de gösterilmiştir.

Aynı tabloda, hem Euclid uzaklığı hem de korelasyon için ölçülen bu eşik değerlere karşılık gelen bağıl eşik değerler de gösterilmiştir.



(a)



(b)

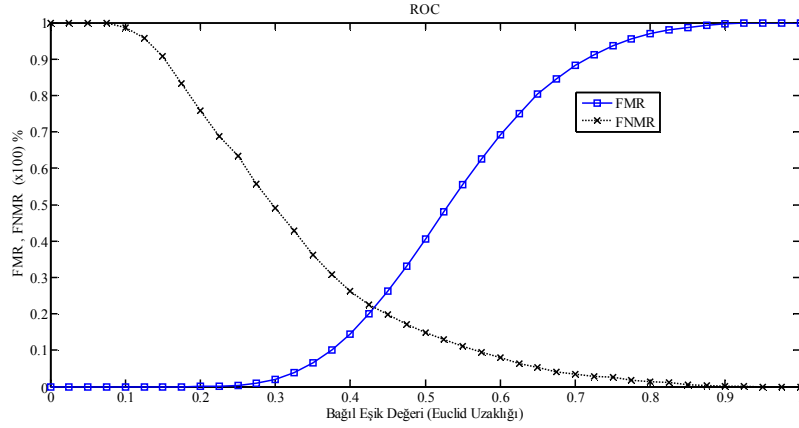
Şekil III.18. DB800 veri tabanı için ölçüm sonuçlarının Gerçek ve Sahte kümelere göre dağılımları: **a-** Euclid uzaklığı ölçümüne göre, **b-** Korelasyon ölçümüne göre

Tablo III.2’de verilen eşik değerlere ve toplam ölçüm sayılarına itibar edilerek, FMR ve FNMR hatalarının değişimi hesaplanarak aynı tabloda gösterilmiştir.

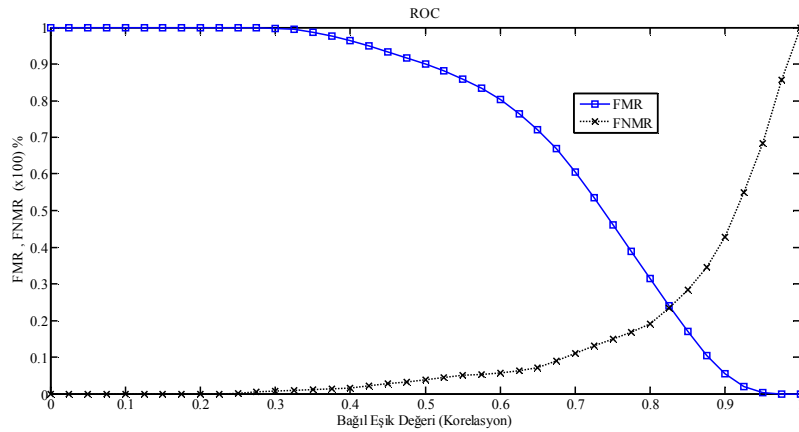
Tablo III.2 FVC 2004 DB1 veri seti için (DB800) analiz sonuçları

Ölçü	Bağıl Eşik Değeri		0.05	0.15	0.25	0.35	0.45	0.55	0.65	0.75	0.85	0.95	
Euclid Uzaklığı	Küme	Ölçülen Eşik Değer	250	750	1250	1750	2250	2750	3250	3750	4250	4750	Toplam Karş. Sayısı
	Gerçek (Genuine)	Yanlış Eşleme Oranı (FMR)	0	0	0.002	0.056	0.262	0.553	0.803	0.937	0.987	0.999	39600
	Sahte (Imposter)	Yanlış Eşlememe Oranı (FNMR)	1	0.907	0.632	0.362	0.198	0.110	0.052	0.025	0.006	0	2800
Korelasyon	Küme	Ölçülen Eşik Değer	-0.900	-0.700	-0.500	-0.300	-0.100	0.100	0.300	0.500	0.700	0.900	Toplam Karş. Sayısı
	Gerçek (Genuine)	Yanlış Eşleme Oranı (FMR)	1	1	0.999	0.987	0.933	0.860	0.721	0.462	0.169	0.003	39600
	Sahte (Imposter)	Yanlış Eşlememe Oranı (FNMR)	0	0	0	0.011	0.027	0.050	0.071	0.148	0.284	0.683	2800

FMR ve FNMR hatalarının deęiřimi ayrıca Őekil III.19'daki hata eęrileri ile de gsterilmiřtir. Őekil III.19a Euclid uzaklıęının 0-1 aralıęındaki baęıl deęerine gre bu hataların nasıl deęiřtięini gstermektedir. Benzer Őekilde, Őekil III.19b korelasyonun [-1,1] aralıęındaki baęıl deęerine gre FMR ve FNMR hatalarının nasıl deęiřtięini gstermektedir.



(a)



(b)

Őekil III.19 FVC 2004 DB1 veri seti (800 parmakizi) iin yapılan ROC analizi sonuları:

a- Euclid Uzaklıęı Parametresine gre, **b-**Korelasyon Parametresine gre

Buna gre hatalı eřleme iin kabul edilebilecek en yksek baęıl eřik deęeri Euclid uzaklıęı iin 0.43, korelasyon iin ise 0.84'tr. Bu baęıl eřik deęerlerine karřılık gelen eřit hata deęeri (FMR=FNMR) ise Euclid uzaklıęı iin yaklařık %22, korelasyon iin yaklařık %25'tir.

III.4.2. YSA Yaklařımı ile Parmakizi Tanıma Analizleri

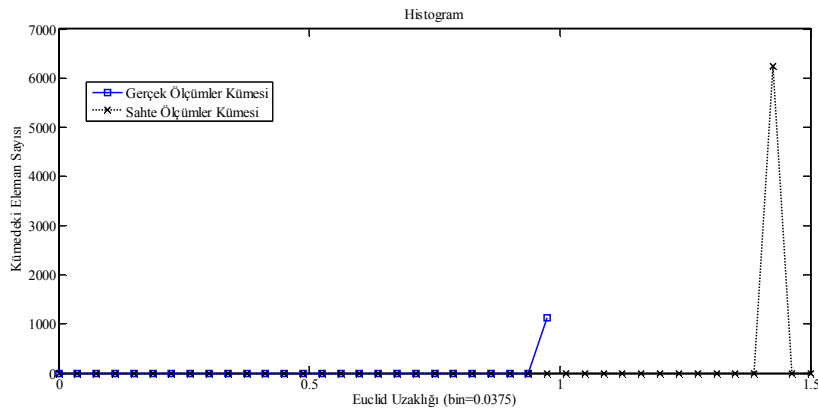
YSA yaklařımı ile parmakizi analizleri iin, ncelikle DB320 ve DB800 veritabanlarındaki znitelik vektrlerinin giriř verisi olarak kullanıldıęı iki ayrı YSA

modelinin eğitimi yapılmıştır: DB320YSA ve DB800YSA. Bölüm III.3.1.3'te açıklandığı gibi her iki YSA modelinin performansı da regresyon analizlerine göre % 100'e yakın doğrulukla sonuç üretmektedir.

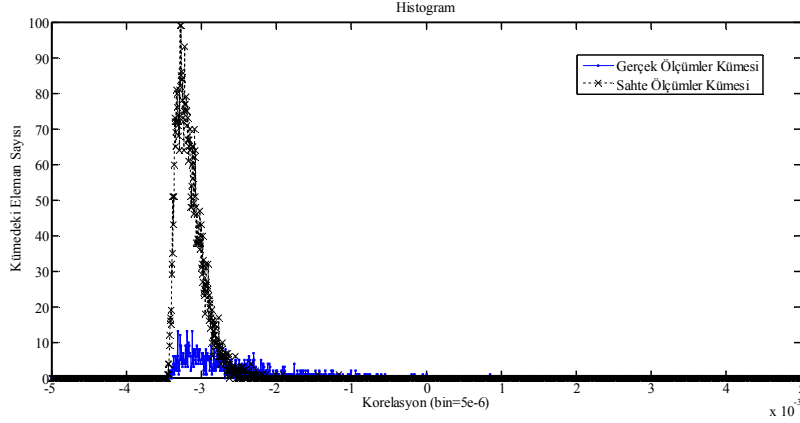
Anılan YSA modelleri kullanılarak hem DB320 hem de DB800 veritabanı için YSA eşlemesi amaçlı kullanılacak versiyonlar üretilmiştir. Bununla beraber, YSA modellerinin üretmiş olduğu parmakizi kodlarının, YSA eğitimi için esas alınan birim vektörlere dönüştürülmesi için üretilen yeni veritabanları ile karşılaştırılması yerine, bağıl olarak 0.9 gibi bir eşik değeri ile karşılaştırılarak üretilmesinin uygun olacağı görülmüştür.

Bununla beraber, YSA yaklaşımı ile parmakizi eşlemenin sağladığı performans artışını yukarıda anlatılan yaklaşımların performansına göre ölçümü için, YSA modelleri tarafından üretilen parmakizi kodlarının veritabanındaki parmakizi kodları ile arasındaki Euclid uzaklığını ve korelasyonu belirleyen analiz çalışmaları da yapılmıştır. Bu kapsamda elde edilen analiz sonuçları aşağıda gösterilen tablo ve şekiller ile sunulmuştur.

Şekil III.20a'da, DB320YSA, veritabanı için gerçek ve sahte ölçümler kümelerine giren sırasıyla, 1120 ve 6240 adet ölçümün hesaplanan Euclid uzaklığına göre dağılımını gösteren histogram verilmiştir. Şekil III.20b'de ise aynı veritabanı için gerçek ve sahte ölçümler kümelerine giren sırasıyla, 1120 ve 6240 adet ölçümün korelasyon hesaplamasına göre oluşan dağılımı verilmiştir.



Şekil III.20.a DB320YSA veri tabanı için yapılan ölçüm sonuçlarının Gerçek ve Sahte kümelere göre dağılımları: Euclid uzaklığı ölçümüne göre



(b)

Şekil III.20.b DB320YSA veri tabanı için yapılan ölçüm sonuçlarının Gerçek ve Sahte kümelerine göre dağılımları: Korelasyon ölçümüne göre

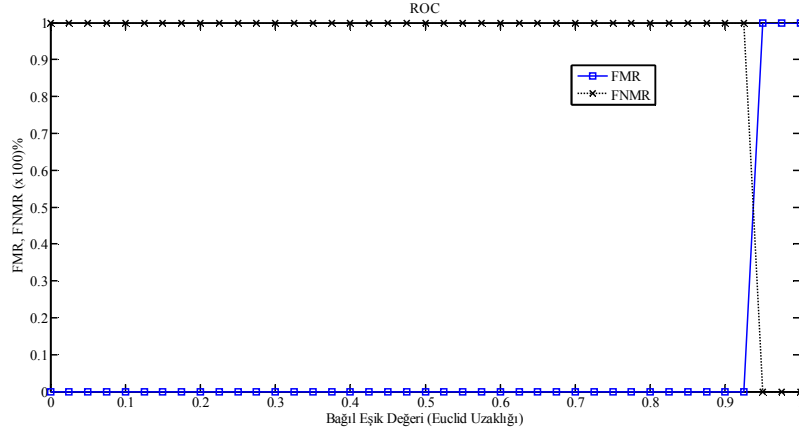
Buna göre, gerçek ölçüm kümeleri için ölçülen Euclid uzaklıkları yaklaşık olarak 1 değeri civarında iken sahte ölçüm kümeleri için ölçülen Euclid uzaklıkları yaklaşık olarak 1.4 değeri civarındadır. Korelasyonlar ise yaklaşık olarak 0 civarında gerçekleşmiştir. Euclid uzaklığı ve korelasyon için ölçülen eşik değerlerin yukarıda verilen sırasıyla, 1.4 ve 0 değerleri civarındaki dağılımları 10 basamak halinde Tablo III.3’de gösterilmiştir. Aynı tabloda, hem Euclid uzaklığı hem de korelasyon için ölçülen bu eşik değerlere karşılık gelen bağıl eşik değerler de gösterilmiştir.

Tablo III.3 FVC 2000 DB1-DB3/ FVC 2002 DB3 veri seti için (DB320YSA) analiz sonuçları

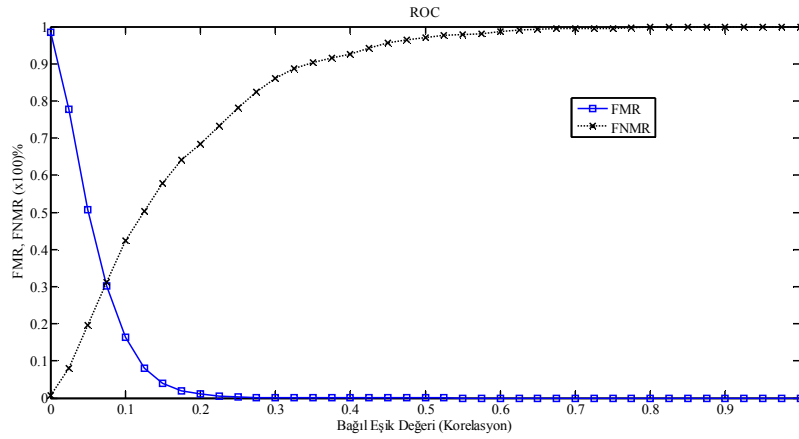
Ölçü	Bağıl Eşik Değeri		0.05	0.15	0.25	0.35	0.45	0.55	0.65	0.75	0.85	0.95	Toplam Karş. Sayısı
	Euclid Uzaklığı	Küme	Ölçülen Eşik Değer	0.075	0.225	0.375	0.525	0.675	0.825	0.975	1.125	1.275	
Gerçek (Genuine)		Yanlış Eşleme Oranı (FMR)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	
Sahte (Imposter)		Yanlış Eşleme Oranı (FNMR)	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1120
Korelasyon	Küme	Ölçülen Eşik Değer	-0.0032	-0.0028	-0.0023	-0.0019	-0.0015	-0.0011	-0.0006	-0.0002	0.0002	0.0006	6240
	Gerçek (Genuine)	Yanlış Eşleme Oranı (FMR)	0.507	0.039	0.003	0	0	0	0	0	0	0	
	Sahte (Imposter)	Yanlış Eşleme Oranı (FNMR)	0.196	0.578	0.781	0.904	0.955	0.978	0.993	0.995	0.996	0.999	

Tablo III.3’te verilen eşik değerlere ve toplam ölçüm sayılarına itibar edilerek, FMR ve FNMR hatalarının değişimi hesaplanarak aynı tabloda gösterilmiştir. Bu hataların değişimi ayrıca Şekil III.21’deki hata eğrileri ile de gösterilmiştir. Şekil III.21a Euclid uzaklığının 0-1 aralığındaki bağıl değerine göre bu hataların nasıl değiştiğini göstermektedir. Benzer şekilde, Şekil III.21b korelasyonun [-1,1] aralığındaki bağıl değerine göre FMR ve FNMR hatalarının nasıl değiştiğini

göstermektedir. Ancak burada bağıl değişim aralığı belirlenirken, Euclid uzaklığı için 1.4 civarındaki, korelasyon için de 0 civarındaki çok dar bir ölçüm aralığının esas alındığına dikkat etmek gerekir.



(a)



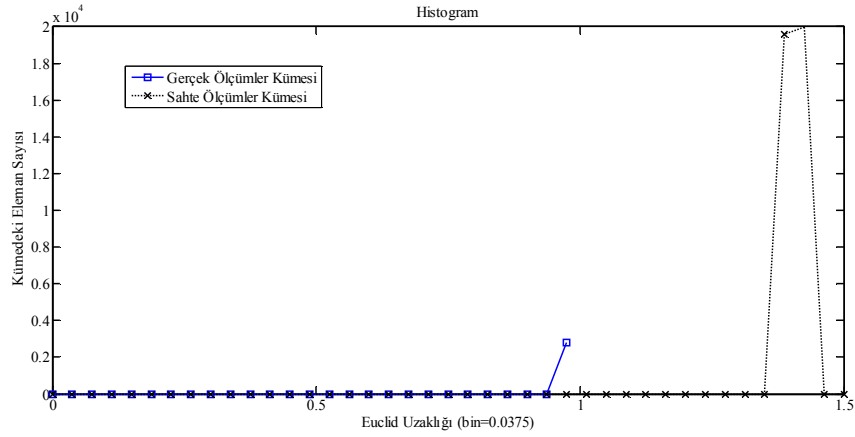
(b)

Şekil III.21. FVC 2000 DB1-DB3/FVC 2002 DB3 veri setine göre eğitilmiş bir YSA modeli için yapılan ROC analizi sonuçları: **a-** Euclid Uzaklığı, **b-**Korelasyon parametrelerine göre

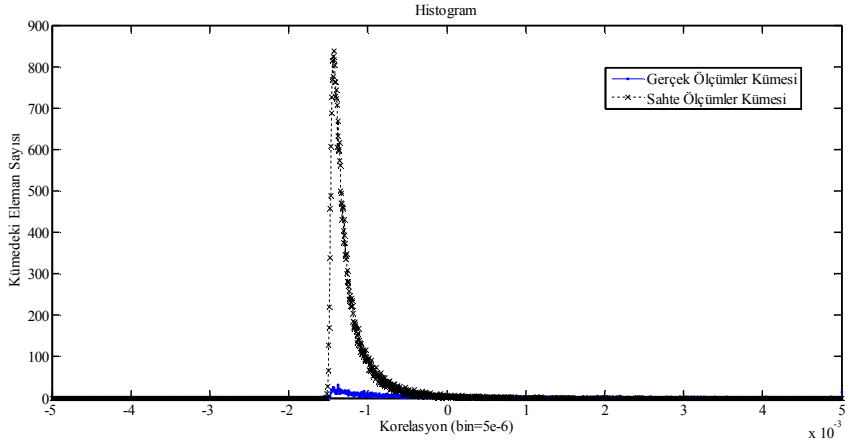
Dolayısıyla hatalı eşleme ihtimalinin söz konusu olduğu eşik değer sınırı, klasik yaklaşımlarda 0 ya da 1 gibi sınır değere çok yakın olduğu halde; YSA yaklaşımında, bu sınır değerden en az % 90 oranında daha büyük olan bir sınırdan başlamaktadır. YSA tanınması ile yapılan hatanın da 0'a çok yakın olduğu dikkate alındığında, YSA tabanlı bir eşleme sürecinde hatalı eşleme ihtimalinin klasik yaklaşımlara göre çok önemli boyutlarda azaldığı rahatlıkla söylenebilir.

Şekil III.22a'da, DB800YSA, veritabanı için gerçek ve sahte ölçümler kümelerine giren sırasıyla, 2800 ve 39600 adet ölçümün hesaplanan Euclid uzaklığına göre dağılımını gösteren histogram verilmiştir. Şekil III.22b'de ise aynı

veritabanı için gerçek ve sahte ölçümler kümelerine giren sırasıyla, 2800 ve 39600 adet ölçümün korelasyon hesaplamasına göre oluşan dağılımı verilmiştir.



(a)



(b)

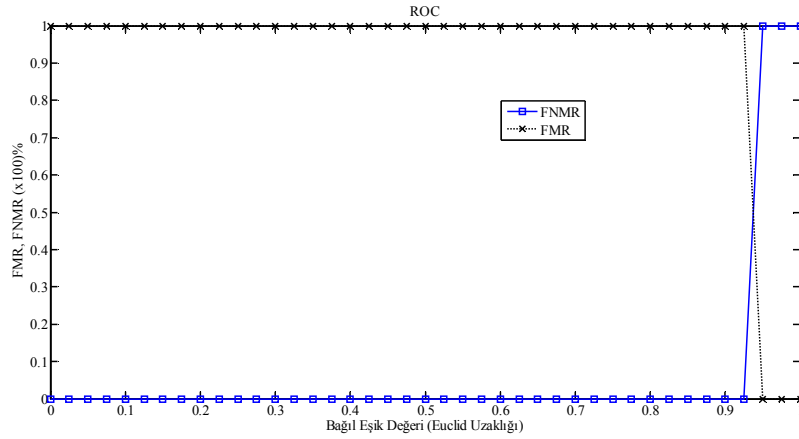
Şekil III.22. DB800YSA veri tabanı için yapılan ölçüm sonuçlarının Gerçek ve Sahte kümelerine göre dağılımları: **a-** Euclid uzaklığı ölçümüne göre, **b-** Korelasyon ölçümüne göre

Buna göre, hem gerçek ve hem de sahte ölçüm kümeleri için ölçülen Euclid uzaklıkları benzer şekilde, yaklaşık olarak 1.4 değeri civarında, korelasyonlar ise yaklaşık olarak 0 civarında gerçekleşmiştir. Euclid uzaklığı ve korelasyon için ölçülen eşik değerlerin yukarıda verilen sırasıyla, 1.4 ve 0 değerleri civarındaki dağılımları 10 basamak halinde Tablo III.4'de gösterilmiştir. Aynı tabloda, hem Euclid uzaklığı hem de korelasyon için ölçülen bu eşik değerlere karşılık gelen bağlı eşik değerler de gösterilmiştir.

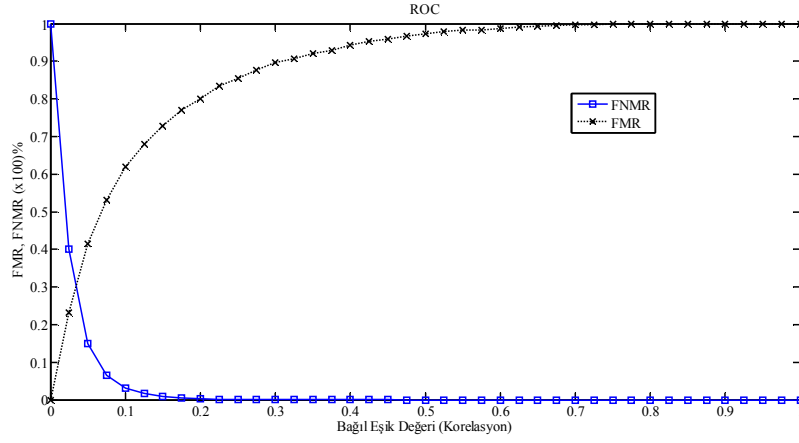
Tablo III.4 FVC 2004 DB1 veri seti için (DB800YSA)analizi sonuçları

Ölçü	Bağıl Eşik Değeri		0.05	0.15	0.25	0.35	0.45	0.55	0.65	0.75	0.85	0.95	
Euclid Uzaklığı	Küme	Ölçülen Eşik Değer	0.075	0.0225	0.375	0.525	0.675	0.825	0.975	1.125	1.275	1.425	Toplam Karş. Sayısı
	Gerçek (Genuine)	Yanlış Eşleme Oranı (FMR)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	39600
	Sahte (Imposter)	Yanlış Eşleme Oranı (FNMR)	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	2800
Korelasyon	Küme	Ölçülen Eşik Değer	-0.0010	0	0.0009	0.0020	0.0029	0.0039	0.0049	0.0058	0.0068	0.0078	Toplam Karş. Sayısı
	Gerçek (Genuine)	Yanlış Eşleme Oranı (FMR)	0.149	0.008	0.0008	0	0	0	0	0	0	0	39600
	Sahte (Imposter)	Yanlış Eşleme Oranı (FNMR)	0.414	0.728	0.854	0.921	0.959	0.982	0.992	0.998	0.999	1	2800

Tablo III.4’te verilen eşik değerlere ve toplam ölçüm sayılarına itibar edilerek, FMR ve FNMR hatalarının değişimi hesaplanarak aynı tabloda gösterilmiştir. Bu hataların değişimi ayrıca Şekil III.23’deki hata eğrileri ile de gösterilmiştir. Şekil III.23a Euclid uzaklığının 0-1 aralığındaki bağıl değerine göre bu hataların nasıl değiştiğini göstermektedir. Benzer şekilde, Şekil III.23b korelasyonun [-1,1] aralığındaki bağıl değerine göre FMR ve FNMR hatalarının nasıl değiştiğini göstermektedir. Ancak burada bağıl değişim aralığı belirlenirken, Euclid uzaklığı için 1.4 civarındaki, korelasyon için de 0 civarındaki çok dar bir ölçüm aralığının esas alındığına dikkat etmek gerekir.



Şekil III.23.a FVC 2004 DB1 veri setine göre eğitilmiş bir YSA modeli için yapılan ROC analizi sonuçları: Euclid Uzaklığı parametresine göre



Şekil III.23.b FVC 2004 DB1 veri setine göre eğitilmiş bir YSA modeli için yapılan ROC analizi sonuçları: Korelasyon parametresine göre

DB320YSA veritabanı için yapılan analizlerde olduğu gibi, DB800YSA veritabanı için yapılan analizlerde de hatalı eşleme ihtimalinin söz konusu olduğu eşik değer sınırı, geleneksel yaklaşımlarda 0 ya da 1 gibi sınır değere çok yakın olduğu halde; YSA yaklaşımında, bu sınır değerden en az % 90 oranında daha büyük olan bir sınırdan başlamaktadır. YSA tanınması ile yapılan hatanın da 0'a çok yakın olduğu dikkate alındığında, YSA tabanlı bir eşleme sürecinde hatalı eşleme ihtimalinin geleneksel yaklaşımlara göre çok önemli boyutlarda azaldığı rahatlıkla söylenebilir.

III.4.3. İşlem Süresi Analizleri

Bir diğer analiz aşaması da parmakizi doğrulama süresince gerçekleşen temel işlemlerin aldığı sürenin değerlendirilmesi bakımından gerçekleştirilmiştir. Buna göre, DB320 ile DB800 parmakizi veri setlerinden her bir veri seti için birer parmakizi görüntüsü referans alınarak gerçekleştirilen işlem süreleri ile ilgili analiz Tablo III.5'te verilmiştir.

Tablo III.5. YSA-Klasik Euclid uzaklığı ölçümü ile eşleme yöntemlerinin işlem süresi analizleri

İŞLEMLER	EUCLİD UZAKLIĞI ÖLÇÜMÜ İLE EŞLEME		YSA İLE EŞLEME	
	DB320	DB800	DB320 YSA	DB800 YSA
Pekiştirme	0.661sn	0.661sn	0.661sn	0.661sn
Çekirdek Noktanın bulunması	4.558sn	4.558sn	4.558sn	4.558sn
Kesme	0.022sn	0.022sn	0.022sn	0.022sn
Sektörizasyon	3.33sn	3.33sn	3.33sn	3.33sn
Normalize Etme İşlemi	0.217sn	0.217sn	0.217sn	0.217sn
Gabor Filtreleme Öznelik Verilerinin Elde Edilmesi	1.756sn	1.756sn	1.756sn	1.756sn
Karar	23.106sn	29.2sn	4.147sn	8.773sn

Tablodan açıkça görüleceği üzere, YSA ile eşleme yönteminin karar verme sürecinde Euclid Uzaklığı ölçümüne göre daha kısa sürede sonuç ürettiği görülmektedir. Öyle ki DB320 veri tabanı esas alındığında, karar verme süresi 23.106 sn yerine 4.147 sn olarak gerçekleşmiştir, dolayısıyla performans % 557.1 oranında artmıştır. Bunun gibi DB800 veri tabanı esas alındığında, karar verme süresi 29.2 sn yerine 8.773 sn olarak gerçekleşmiştir, dolayısıyla performans % 332.8 oranında artmıştır.

BÖLÜM IV

ANALİZ SONUÇLARININ DEĞERLENDİRİLMESİ

Bu tez çalışmasında, FVC veri bankasının FVC2000 DB1-DB3/FVC 2002 DB3 veri setlerinden derlenen 320 adet parmakizi ile FVC2004 DB1 veri setinden derlenen 800 adet parmakizi, öznitelik çıkarma sürecinden geçirilerek, DB320 ve DB800 isimli iki ayrı veri tabanı oluşturulmuştur. Bu veri tabanlarında farklı parmakizlerini temsil eden her bir veri, parmakizi görüntülerinin 512 boyutlu bir öznitelikler uzayına dönüştürülmüş şekli ile temsil edilmektedir.

Daha sonra, öznitelik vektörü üretilen herhangi bir parmakizinin bu veri tabanlarında bulunup bulunmadığının doğrulanması için kullanılan ve iki öznitelik vektörü arasındaki Euclid uzaklığının ve korelasyonun hesaplanmasını esas alan iki farklı geleneksel yaklaşımın performanslarını değerlendirmek üzere analizler yapılmıştır. Bu kapsamda DB320 veri tabanı üzerinde yapılan analiz çalışmalarının sonuçları, Tablo III.1, Şekil III.16 ve Şekil III.17’de verilmiştir. Bunun gibi, DB800 veri tabanı üzerinde yapılan analiz çalışmalarının sonuçları, Tablo III.2, Şekil III.18 ve Şekil III.19’da verilmiştir.

Diğer taraftan, bu tez çalışmasında, parmakizi doğrulama için kullanılan geleneksel yöntemlere alternatif olarak, bu amaçla eğitilen YSA modellerinin kullanıldığı doğrulama yöntemleri ile sağlanan performans gelişmelerini belirlemek üzere de analizler yapılmıştır. Bu amaçla, eğitilen iki ayrı YSA, DB320 ve DB800 veri tabanlarında bulunan 512x1 boyutundaki öznitelik vektörlerini, sırasıyla 320x1 ve 800x1 boyutlu ortogonal parmakizi vektörlerinin oluşturduğu 320 ve 800 elemanlı iki ayrı parmakizi vektörleri uzayına dönüştürmektedir. Böylece oluşan ve 320x320 boyutundaki matrisle temsil edilen ve yeni parmakizi kodlarını ihtiva eden veri tabanı DB320YSA, 800x800 boyutundaki matrisle temsil edilen ve yeni parmakizi kodlarını ihtiva eden veri tabanı da DB800YSA şeklinde adlandırılmıştır.

Daha sonra, öznitelik vektörü çıkarılan herhangi bir parmakizi görüntüsünün, ilgili YSA modeli tarafından üretilen 320x1 veya 800x1 boyutundaki parmakizi kodu vektörünün, bu veri tabanlarında bulunan parmakizi kodu vektörleri ile ne ölçüde

uyuştuğunu belirlemek üzere, Euclid uzaklığının ve korelasyonun hesaplanmasını esas alan yaklaşımlarla doğrulama süreçleri yürütülmüştür. Böylece, 320x320 boyutundaki DB320YSA veri tabanı üzerinde yapılan analiz çalışmalarının sonuçları, Tablo III.3, Şekil III.20 ve Şekil III.21’de verilmiştir. Bunun gibi, 800x800 boyutundaki DB800YSA veri tabanı üzerinde yapılan analiz çalışmalarının sonuçları da, Tablo III.4, Şekil III.22 ve Şekil III.23’te verilmiştir.

Bununla beraber, DB320YSA ve DB800YSA veri tabanlarında parmakizi görüntülerini temsil eden sırasıyla 320x1 ve 800x1 boyutlarındaki vektörlerle yapılan analizler, yalnızca YSA yaklaşımının geleneksel yöntemlere karşı sağladığı performans gelişmelerinin belirlenmesi amacıyla yapılmıştır. Gerçekte, YSA modellerinin üretmiş olduğu parmakizi kodu vektörlerinin, ilgili veri tabanındaki bir parmakizi kodu ile eşleşip eşleşmediğine ilişkin karar oluşturma sürecinde, yukarıda belirtilen Euclid uzaklığı ya da korelasyon hesaplamasına dayanan yöntemlerin takip edilmesine gerek yoktur.

Nitekim, Bölüm III.3.1.3’te verilen regresyon analizi sonuçlarına göre, eğitilen her iki YSA modelinin de parmakizi kodu vektörlerini % 100’e yakın bir doğrulukla ürettiği görülmektedir. Bu yolla üretilen parmakizi kodu vektörlerinin, doğrulama (ya da eşleme) sürecinde ideal ortogonal vektörlere dönüştürülmesi için, örneğin 0.9 gibi sabit bir eşik değeri referans alınarak ikili tabana dönüştürülmesi yeterlidir. Böylece, YSA yaklaşımıyla yapılan bir doğrulama sürecinde, parmakizi kodu hesaplama süresi çok önemli boyutlarda azaltılarak, parmakizi kodu belirleme sürecinin performansı en üst düzeyde gerçekleşmektedir.

III.4.1. DB320 VE DB800’DE ROC ANALİZLERİ

Şekil III.16a’daki histogram, DB320 veritabanı üzerinde 1120 adet gerçek ve 6240 adet sahte parmakizi ölçümü sonucunda hesaplanan Euclid uzaklıklarının 40 birimlik (bin) artımlarla belirlenen dağılımını göstermektedir. Şekil III.16b’deki histogram ise, aynı veritabanı için gerçek ve sahte ölçümler kümelerine giren sırasıyla, 1120 ve 6240 adet ölçümün korelasyon hesaplamasına göre oluşan dağılımını göstermektedir.

Buna göre, gerçek ölçümler kümesini oluşturan Euclid uzaklıkları yaklaşık olarak [222, 4364] değerleri arasında; korelasyonlar ise, [-0.33, 0.99] değerleri arasında değişmektedir. Sahte ölçümler kümesini oluşturan Euclid uzaklıkları yaklaşık olarak [490, 4732] değerleri arasında; korelasyonlar ise, [-0.46, 0.98]

değerleri arasında değişmektedir. Euclid uzaklığı ve korelasyon için ölçülen eşik değerlerin yukarıda verilen sınırlar arasındaki dağılımı, Tablo III.1’de 10 basamak halinde gösterilmiştir. Aynı tabloda, hem Euclid uzaklığı hem de korelasyon için ölçülen bu eşik değerlere karşılık gelen bağıl eşik değerler de gösterilmiştir.

Tablo III.1’de verilen eşik değerlere ve toplam ölçüm sayılarına itibar edilerek FMR ve FNMR hatalarının değişimi hesaplanmış ve aynı tabloda gösterilmiştir. Bu hataların değişimi ayrıca Şekil III.17’deki ROC grafikleri ile de gösterilmiştir. Şekil III.17a Euclid uzaklığının $[0,1]$ aralığındaki bağıl değerine göre bu hataların nasıl değiştiğini göstermektedir. Benzer şekilde, Şekil III.17b korelasyonun $[-1,1]$ aralığındaki bağıl değerine göre FMR ve FNMR hatalarının nasıl değiştiğini göstermektedir.

Buna göre hatalı eşleme için kabul edilebilecek en yüksek bağıl eşik değeri Euclid uzaklığı için 0.42, korelasyon için ise 0.83’tür. Bu bağıl eşik değerlere karşılık gelen eşit hata değeri (FMR=FNMR) ise Euclid uzaklığı için yaklaşık %20, korelasyon için yaklaşık %23’tür. Tamamen hatasız bir eşleme için, eşik değeri, Euclid uzaklığına itibar edildiğinde 222’den küçük; korelasyon katsayısına itibar edildiğinde ise, 0.98’den büyük seçilmelidir.

Şekil III.18a’daki histogram, DB800 veritabanı üzerinde 2800 adet gerçek ve 39600 adet sahte parmakizi ölçümü sonucunda hesaplanan Euclid uzaklıklarının 40 birimlik artımlarla belirlenen dağılımını göstermektedir. Şekil III.18b’deki histogram ise, aynı veritabanı için gerçek ve sahte ölçümler kümelerine giren sırasıyla, 2800 ve 39600 adet ölçümün korelasyon hesaplamasına göre oluşan dağılımını göstermektedir.

Buna göre, gerçek ölçümler kümesini oluşturan Euclid uzaklıkları yaklaşık olarak $[288, 4661]$ değerleri arasında; korelasyon ise, $[-0.5, 0.99]$ değerleri arasında değişmektedir. Sahte ölçümler kümesi için ölçülen Euclid uzaklıkları yaklaşık olarak $[977, 5030]$ değerleri arasında; korelasyonlar ise, $[-0.56, 0.95]$ değerleri arasında değişmektedir. Euclid uzaklığı ve korelasyon için ölçülen eşik değerlerin yukarıda verilen sınırlar arasındaki dağılımı, Tablo III.2’de 10 basamak halinde gösterilmiştir. Aynı tabloda, hem Euclid uzaklığı hem de korelasyon için ölçülen bu eşik değerlere karşılık gelen bağıl eşik değerler de gösterilmiştir.

Tablo III.2’de verilen eşik değerlere ve toplam ölçüm sayılarına itibar edilerek FMR ve FNMR hatalarının değişimi hesaplanmış ve aynı tabloda gösterilmiştir. Bu hataların değişimi ayrıca Şekil III.19’daki ROC grafikleri ile de gösterilmiştir. Şekil

III.19a Euclid uzaklığının [0,1] aralığındaki bağıl değerine göre bu hataların nasıl değiştiğini göstermektedir. Benzer şekilde, Şekil III.19b korelasyonun [-1,1] aralığındaki bağıl değerine göre FMR ve FNMR hatalarının nasıl değiştiğini göstermektedir.

Buna göre hatalı eşleme için kabul edilebilecek en yüksek bağıl eşik değeri Euclid uzaklığı için 0.43, korelasyon için ise 0.83'tür. Bu bağıl eşik değerlerine karşılık gelen eşit hata değeri (FMR=FNMR) ise Euclid uzaklığı için yaklaşık %22, korelasyon için yaklaşık %25'tir. Tamamen hatasız bir eşleme için, eşik değeri, Euclid uzaklığına itibar edildiğinde 288'den küçük; korelasyon katsayısına itibar edildiğinde ise, 0.99'dan büyük seçilmelidir.

Her durumda, geleneksel Euclid uzaklığı ölçümüne veya korelasyon katsayısının belirlenmesine dayanan yöntemlerde hatasız eşleme için kabul edilebilir eşik değeri aralığının çok sınırlı olduğu görülmektedir. Aşağıda verilen analiz sonuçlarına itibar edilerek, YSA yaklaşımı ile bu aralığın önemli boyutlarda geliştirilebileceği görülmüştür.

III.4.2. DB320YSA VE DB800YSA' DA ROC ANALİZLERİ

Şekil III.20a'daki histogram, DB320YSA veritabanı üzerinde 1120 adet gerçek ve 6240 adet sahte parmakizi kodu ölçümü sonucunda hesaplanan Euclid uzaklarının 5×10^{-6} birimlik (bin) artımlarla belirlenen dağılımını göstermektedir. Şekil III.20b'deki histogram ise, aynı veritabanı için gerçek ve sahte ölçümler kümelerine giren sırasıyla, 1120 ve 6240 adet ölçümün korelasyon hesaplamasına göre oluşan dağılımını göstermektedir.

Buna göre, hem gerçek ve hem de sahte ölçümler kümelerini oluşturan Euclid uzaklıkları yaklaşık olarak 1.4 değeri civarında, korelasyonlar ise yaklaşık olarak 0 civarında değişmektedir. Euclid uzaklığı ve korelasyon için ölçülen eşik değerlerin yukarıda verilen sırasıyla, 1.4 ve 0 değerleri civarındaki dağılımları, Tablo III.3'de 10 basamak halinde gösterilmiştir. Aynı tabloda, hem Euclid uzaklığı hem de korelasyon için ölçülen bu eşik değerlere karşılık gelen bağıl eşik değerler de gösterilmiştir.

Tablo III.3'te verilen eşik değerlere ve toplam ölçüm sayılarına itibar edilerek FMR ve FNMR hatalarının değişimi hesaplanarak aynı tabloda gösterilmiştir. Bu hataların değişimi ayrıca Şekil III.21'deki ROC grafikleri ile de gösterilmiştir. Şekil III.21a Euclid uzaklığının [0,1] aralığındaki bağıl değerine göre bu hataların nasıl

değiştiğini göstermektedir. Benzer şekilde, Şekil III.21b korelasyonun $[-1,1]$ aralığındaki bağıl değerine göre FMR ve FNMR hatalarının nasıl değiştiğini göstermektedir.

Şekil III.22a'daki histogram, DB800YSA veritabanı üzerinde 2800 adet gerçek ve 39600 adet sahte parmakizi kodu ölçümü sonucunda hesaplanan Euclid uzaklarının 5×10^{-6} birimlik (bin) artımlarla belirlenen dağılımını göstermektedir. Şekil III.22b'deki histogram ise, aynı veritabanı için gerçek ve sahte ölçümler kümelerine giren sırasıyla, 2800 ve 39600 adet ölçümün korelasyon hesaplamasına göre oluşan dağılımını göstermektedir.

Buna göre, hem gerçek ve hem de sahte ölçümler kümelerini oluşturan Euclid uzaklıkları benzer şekilde, yaklaşık olarak 1.4 değeri civarında, korelasyonlar ise yaklaşık olarak 0 civarında değişmektedir. Euclid uzaklığı ve korelasyon için ölçülen eşik değerlerin yukarıda verilen sırasıyla, 1.4 ve 0 değerleri civarındaki dağılımları, Tablo III.4'de 10 basamak halinde gösterilmiştir. Aynı tabloda, hem Euclid uzaklığı hem de korelasyon için ölçülen bu eşik değerlere karşılık gelen bağıl eşik değerler de gösterilmiştir.

Tablo III.4'te verilen eşik değerlere ve toplam ölçüm sayılarına itibar edilerek FMR ve FNMR hatalarının değişimi hesaplanarak aynı tabloda gösterilmiştir. Bu hataların değişimi ayrıca Şekil III.23'deki ROC grafikleri ile de gösterilmiştir. Şekil III.23a Euclid uzaklığının $[0,1]$ aralığındaki bağıl değerine göre bu hataların nasıl değiştiğini göstermektedir. Benzer şekilde, Şekil III.23b korelasyonun $[-1,1]$ aralığındaki bağıl değerine göre FMR ve FNMR hatalarının nasıl değiştiğini göstermektedir.

Dolayısıyla hatalı eşleme ihtimalinin söz konusu olduğu eşik değer sınırı, geleneksel yaklaşımlarda 0 ya da 1 gibi sınır değere çok yakın olduğu halde; YSA yaklaşımında, bu sınır değerden en az % 90 oranında daha büyük olan bir sınırdan başlamaktadır (Ancak ilgili şekiller oluşturulurken, bağıl değişim aralığının, Euclid uzaklığı için 1.4 civarında, korelasyon için de 0 civarındaki çok dar bir ölçüm aralığı esas alınarak belirlendiği hususunun dikkate alınması gerekir). Bu durum, hem DB320YSA ve hem de DB800YSA veri tabanları üzerinde yapılan analiz sonuçları ile desteklenmektedir.

Sonuç olarak, YSA eğitim sürecinde elde edilen hatanın da 0'a çok yakın olduğu dikkate alınarak, YSA tabanlı bir eşleme sürecinde hatalı eşleme ihtimalinin geleneksel yaklaşımlara göre çok önemli boyutlarda azaldığı rahatlıkla söylenebilir.

Ayrıca, doğrulama sürecinde eşleme için kullanılan işlem süresinin, YSA yaklaşımı ile önemli boyutlarda azaltıldığı, Tablo III.5’de verilen ölçüm sonuçlarıyla gösterilmiştir.

BÖLÜM V

SONUÇ VE ÖNERİLER

Bu tez çalışmasında, FVC2000 DB1-DB3 ve FVC 2002 DB3 veri setlerinden alınan 320 adet parmakizi ve FVC2004 DB1 veri setinden alınan 800 adet parmakizi ile oluşturulan iki ayrı veri seti üzerinde parmakizi tanıma amaçlı analiz çalışmaları yapılmıştır. Buna göre, birinci veri seti üzerinde Euclid uzaklığı ölçümünü esas alan bir parmakizi doğrulama süreci için, bağıl eşik değerinin 0.42'den küçük alınması halinde eşleme için varılan son kararın güvenilirliği en fazla % 20 hata içerir. Bu amaçla kullanılan mutlak eşik değeri 2100 civarındadır. Bu değer ne kadar sıfıra yakınsa eşlemedeki güvenilirlik oranı o ölçüde %100 oranına ulaşmaktadır.

Birinci veri seti üzerinde korelasyon ölçümüne dayanan eşleme süreci için ise yukarıda anılan bağıl eşik değeri 0.83 civarlarındadır. Buna göre, birinci veri seti üzerinde korelasyon değerini esas alan bir parmakizi doğrulama süreci için, bağıl eşik değerinin 0.83'ten büyük alınması halinde eşleme için varılan son kararın güvenilirliği en fazla %23 hata içerir. Bu amaçla kullanılan mutlak eşik değeri 0.700 civarındadır. Bu değer ne kadar 1'e yakınsa eşlemedeki güvenilirlik oranı o ölçüde %100 oranına ulaşmaktadır.

Buna karşılık birinci veri seti için üretilen parmakizi vektörlerinin YSA için giriş olarak verilmesi ile üretilen karşılıkları kullanılarak analizlerin tekrarlanması durumunda Euclid uzaklığı ölçümünü esas alan bir parmakizi doğrulama süreci için, bağıl eşik değerinin 0.92'ye kadar olan geniş aralığı için hatanın sıfıra yakın olduğu görülmektedir. Bu da YSA yaklaşımının yukarıda bahsedilen geleneksel yaklaşıma göre güvenilirliğinin daha yüksek olduğunu göstermektedir. Bu nedenle daha geniş bir eşik aralığında çalışılabilme imkanı sağlamaktadır.

Benzer şekilde, birinci veri seti için üretilen parmakizi vektörlerinin YSA için giriş olarak verilmesi ile üretilen karşılıkları kullanılarak analizlerin tekrarlanması durumunda korelasyon ölçümünü esas alan bir parmakizi doğrulama süreci için, bağıl eşik değerinin 0.08'e kadar olan geniş aralığı için hatanın sıfıra yakın olduğu görülmektedir. Bu da YSA yaklaşımının yukarıda bahsedilen geleneksel yaklaşıma

göre güvenilirliğinin daha yüksek olduğunu göstermektedir. Bu nedenle daha geniş bir eşik aralığında çalışılabilme imkanı sağlamaktadır.

Yukarıda anlatılanlara paralel olarak ikinci veri seti üzerinde Euclid uzaklığı ölçümünü esas alan bir parmakizi doğrulama süreci için, bağıl eşik değerinin 0.42'den küçük alınması halinde eşleme için varılan son kararın güvenilirliği en fazla % 21 hata içerir. Bu amaçla kullanılan mutlak eşik değeri 2100 civarındadır. Bu değer ne kadar sıfıra yakınsa eşlemedeki güvenilirlik oranı o ölçüde %100 oranına ulaşmaktadır.

İkinci veri seti üzerinde korelasyon ölçümüne dayanan eşleme süreci için ise yukarıda anılan bağıl eşik değeri 0.83 civarlarındadır. Buna göre, ikinci veri seti üzerinde korelasyon değerini esas alan bir parmakizi doğrulama süreci için, bağıl eşik değerinin 0.83'ten büyük alınması halinde eşleme için varılan son kararın güvenilirliği en fazla %23 hata içerir. Bu amaçla kullanılan mutlak eşik değeri 0.700 civarındadır. Bu değer ne kadar 1'e yakınsa eşlemedeki güvenilirlik oranı o ölçüde %100 oranına ulaşmaktadır.

Buna karşılık ikinci veri seti için üretilen parmakizi vektörlerinin YSA için giriş olarak verilmesi ile üretilen karşılıkları kullanılarak analizlerin tekrarlanması durumunda Euclid uzaklığı ölçümünü esas alan bir parmakizi doğrulama süreci için, bağıl eşik değerinin 0.94'e kadar olan geniş aralığı için hatanın sıfıra yakın olduğu görülmektedir. Bu da YSA yaklaşımının yukarıda bahsedilen geleneksel yaklaşıma göre güvenilirliğinin daha yüksek olduğunu göstermektedir. Bu nedenle daha geniş bir eşik aralığında çalışılabilme imkanı sağlamaktadır.

Benzer şekilde, birinci veri seti için üretilen parmakizi vektörlerinin YSA için giriş olarak verilmesi ile üretilen karşılıkları kullanılarak analizlerin tekrarlanması durumunda korelasyon ölçümünü esas alan bir parmakizi doğrulama süreci için, bağıl eşik değerinin 0.03'e kadar olan geniş aralığı için hatanın sıfıra yakın olduğu görülmektedir. Bu da YSA yaklaşımının yukarıda bahsedilen geleneksel yaklaşıma göre güvenilirliğinin daha yüksek olduğunu göstermektedir. Bu nedenle daha geniş bir eşik aralığında çalışılabilme imkanı sağlamaktadır.

Gerek Euclid uzaklığı esaslı, gerekse korelasyon esaslı eşleme sürecindeki eşlemenin güvenilirliği, her iki analiz için kullanılan verilerin, bu amaçla eğitilmiş birer YSA tarafından üretilen karşılıkları kullanılarak tekrarlanması halinde, çok tatmin edici bir şekilde artmaktadır. Bu durum YSA esaslı analiz çalışmaları ile elde edilen performans artışının ne kadar tatmin edici olduğunu göstermektedir.

Sonuç olarak, yapılan parmakizi doğrulama çalışması açısından YSA yaklaşımının sistemin güvenilirliğini arttırdığı açık bir şekilde görülmektedir. Bu amaç doğrultusunda istenilen sistem için belirlenecek güvenlik seviyesine göre eşik değerini rahat bir şekilde belirlemek mümkün olmaktadır.

Bunun yanında YSA yaklaşımının bir sakıncası sistemde bulunacak orta büyüklükteki parmakizi kapasitesi için ağır eğitim süresi uzun sürmektedir. Daha büyük kapasiteler için eğitim süresinin uzayacağı aşıkardır.

Bu kapsamda yeni çalışma açısından öznitelik çıkarma aşamasında kullanılan sekiz yönsel Gabor filtresi kullanmak yerine dört yönsel Gabor filtresi kullanın parmakizi doğrulaması sürecinde güvenilirliği azaltmasına rağmen istenilen sınırlar içinde tutması durumunda işlem yükünü % 50'ye yakın bir oranda azaltacağı böylece sistemin performansını büyük ölçüde geliştireceği beklenmektedir. Bu ve benzeri beklentilerin doğrulanması için bu çalışmada elde edilen tecrübeler ışığında yeni çalışmaların tasarlanması ve gerçekleştirilmesi üzerine yeni çalışmalar planlanabilir.

KAYNAKLAR

- [1] Jain, A.K.; Ross, A.; Prabhakar, S.: “An Introduction to Biometric Recognition”, *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology (Special Issue on Image- and Video-Based Biometrics)* , Vol. 14, No. 1, January (2004).
- [2] Gonzalez, R.; Woods, R. E.: “Digital Image Processing”, 2 nd Edition, (2003).
- [3] Kong, J.; Lu, Y.; Wang, S.; Qi, M.; Li, H.: “A two stage neural network-based personal identification system using handprint”, *ScienceDirect, Neurocomputing* 71, (2008), 641–647.
- [4] Jain, A.K.; “Handbook of Fingerprint Recognition”, (2003).
- [5] Fidelica Microsystems, “Fingerprint Authentication Technical White Paper” .
- [6] Yager, N.: “Hierarchical Fingerprint Verification”, *PhD Thesis*, School of Computer Science and Engineering University of New South Wales, USA (2006).
- [7] Semmlow, J.L.: “Biosignal and Biomedical Image Processing MATLAB-Based Applications”, Marcel Dekker, Inc., (2004).
- [8] Smith, S.W.: “The Scientist and Engineer's Guide to Digital Signal Processing”, 2 nd Edition, California Technical Publishing, San Diego, California, (1999).
- [9] Örnek, O.: “www.fatihgunister.googlepages.com/Goruntu_notlari.doc”, Öğr. Gör. Oya ÖRNEK Görüntü İşleme Ders Notları, (10.01.2009).
- [10] http://en.wikipedia.org/wiki/Gabor_filter, (10.06.2009).
- [11] Cesur, E.: “İki Boyutlu HSA Gabor Filtresinin FPGA ile Gerçeklenmesi”, Yüksek Lisans Tezi, Yıldız Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul, Türkiye, (2006).
- [12] <http://www.ahmetkakici.com/genelbiyometrik-tanima-sistemleri> (04.02.2009)
- [13] Chikkerur, S. S.: “Online Fingerprint Verification System”, Master of Science, State University of New York, (2005).
- [14] Görgünoğlu, S.; Çavuşoğlu, A.: “Parmakizi Tanıma Sistemlerinde Kullanılan Özellik Çıkartma Algoritmalarının Performans Analizi”, *5. Uluslararası İleri Teknolojiler Sempozyumu (IATS'09)*, Karabük, Türkiye, 13-15 Mayıs, (2009).

- [15] Gülver, M.: “Parmak izi klasifikasyonu, karşılaştırılması ve AFIS yazılımlarının değerlendirilmesi”, Yüksek lisans tezi, İ.Ü., (1999).
- [16] <http://computer.howstuffworks.com/fingerprint-scanner.htm> , (01.05.2009)
- [17] Jain, A.K.; Prabhakar, S.; Hong, L.; Pankanti, S.: “Filterbank-Based Fingerprint Matching”, IEEE Transactions On Image Processing, Vol. 9, No. 5, (2000).
- [18] Tico , M.; Immonen,E.; Ramo,P.; Kuosmanen,P.; Saarinen , J.: “Fingerprint Recognition Using Wavelet Features”, Digital Media Institute, Tampere University of Technology, IEEE, (2001) , II 21-II 24.
- [19] Arivazhagan , S. ; Ganesan , L . : “Fingerprint Verification using Gabor Co-occurrence Features”, IEEE, International Conference on Computational Intelligence and Multimedia Applications, (2007).
- [20] Nanni , L. ; Lumini , A.: “A novel method for fingerprint verification that approaches the problem as a two-class pattern recognition problem”, Neurocomputing , Science Direct , Dec 27 , (2005).
- [21] Shi , Z. ; Govindaraju , V. : “A chaincode based scheme for fingerprint feature extraction”, Pattern Recognition Letters 27, Science Direct, (2006).
- [22] Zegarra , J. A. ; Leite , N. J. ; Torres , R. S.: “Wavelet-based fingerprint image retrieval”, Journal of Computational and Applied Mathematics, 1-24 , Jan 29 (2008).
- [23] Jain , A. K.; Prabhakar, S.; Hong L.: “A Multichannel Approach to Fingerprint Classification”, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 21, No. 4, (1999).
- [24] Ilisto , H.; Vildjiounaite , E.; Lindholm, M.; Makela , S-M.; Peltola , J.: “Soft biometrics—combining body weight and fat measurements with fingerprint biometrics”, Science Direct , Pattern Recognition Letters 27, (2006) , 25–334.
- [25] Abhyankar , A.; Schuckers , S.: “Integrating a wavelet based perspiration liveness checkwith fingerprint recognition”, Pattern Recognition 42, Elsevier, (2009) , 452-464.
- [26] Nemati, R. J.; Javed , M. Y.; Zaidi , A.M.: “Enhanced Fingerprint Verification through Novel Matching Modality”, Computer Science Department, College of Signals, National University of Sciences and Technology, (2009).

- [27] Lee, C-J.; Jeng , I-H.; Yang, T-N.; Chen, C-J.; Lin , K-L.: “Singular Points Detection in Fingerprint Images Using Gabor Transform”, ICSP2008 Proceedings, **(2008)**.
- [28] Khan , M.K.; Zhang , J.: “Multimodal face and fingerprint biometrics authentication on space-limited tokens”, Sciencedirect, Neurocomputing 71, **(2008)**, 3026–3031.
- [29] Woodard, D.L.; Flynn , P.J.: “Finger surface as a biometric identifier”, Computer Vision and Image Understanding 100, **(2005)** , 357–384.
- [30] Nanni, L.; Lumini , A.:“Local binary patterns for a hybrid fingerprint matcher” , Pattern Recognition 41, **(2008)**, 3461-3466.
- [31] Karameşe, Ö.: “Some Applications of Morphological Filter Design in Image Processing”, Master Tezi, ODTÜ, Ankara, Türkiye, Aralık, **(2001)**.
- [32] Görgünoğlu , S. : “Parmakizi Analizinde Performans Optimizasyonu”, Doktora Tezi , Gazi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara, Türkiye, Aralık, **(2006)**.
- [33] “<http://bias.csr.unibo.it/fvc2004/databases.asp>”, (01.05.2009).
- [34] Kass, M.; Witkin, A.: “Analyzing oriented patterns,” Computer Vision Graph. Image Processing, vol. 37, no. 4, **(1987)**.
- [35] Rao, A. R.: “A Taxonomy for Texture Description and Identification”, New York, Springer-Verlag, **(1990)**.
- [36] Marr, D.:*Vision*. San Francisco, CA: Freeman, **(1982)**.
- [37] Hong, L.; Wan, Y.; Jain, A.: “Fingerprint Image Enhancement: Algorithm and Performance Evaluation”, IEEE Transactions On Pattern Analysis And Machine Intelligence, Vol. 20, No. 8, **(1998)**.

ÖZGEÇMİŞ

Murat ALÇIN 22.08.1982'de Eskişehir'de doğdu. İlk ve orta öğretimini Eskişehir'de tamamladı. 2000 yılında Eskişehir Anadolu Teknik Lisesi Uçak Bakım Teknisyenliği ve Elektroniği bölümünden mezun oldu. 2006 yılında Marmara Üniversitesi, Teknik Eğitim Fakültesi, Elektronik-Bilgisayar Eğitimi Bölümü, Elektronik-Haberleşme Programı'nı bitirdi. Mezun olduktan sonra Kütahya Simav Anadolu Meslek Lisesinde Elektrik-Elektronik Teknolojileri öğretmeni olarak göreve başladı. 2008 yılında Abant İzzet Baysal Üniversitesi Bolu Meslek Yüksekokulu'nda öğretim görevlisi olarak atandı. Halen aynı kurumda görevini sürdürmektedir. 2006 yılında M.Ü. Fen Bilimleri Enstitüsünde yüksek lisans eğitimine başladı.