

**KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

**ESNEK KULLANIMLI AVUÇ İZİ BÖLGESİNE DAYALI DOĞRULAMA
SİSTEMLERİNİN TASARIM ÇALIŞMASI**

DOKTORA TEZİ

Bil. Yük. Müh. Murat AYKUT

**HAZİRAN 2013
TRABZON**

KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ

FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

**ESNEK KULLANIMLI AVUÇ İZİ BÖLGESİNE DAYALI DOĞRULAMA
SİSTEMLERİNİN TASARIM ÇALIŞMASI**

Bilgisayar Yük. Müh. Murat AYKUT

**Karadeniz Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsünce
"DOKTOR (BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ)"
Unvanı Verilmesi İçin Kabul Edilen Tezdir.**

**Tezin Enstitüye Verildiği Tarih : 27 / 05 / 2013
Tezin Savunma Tarihi : 25 / 06 / 2013**

Tez Danışmanı : Doç. Dr. Murat EKİNCİ

Trabzon 2013

Karadeniz Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü

Bilgisayar Mühendisliği Ana Bilim Dalında

Murat AYKUT Tarafından Hazırlanan

**ESNEK KULLANIMLI AVUÇ İZİ BÖLGESİNE DAYALI DOĞRULAMA
SİSTEMLERİNİN TASARIM ÇALIŞMASI**

**başlıklı bu çalışma, Enstitü Yönetim Kurulunun 28 / 05 / 2013 gün ve 1507 sayılı
kararıyla oluşturulan jüri tarafından yapılan sınavda**

DOKTORA TEZİ

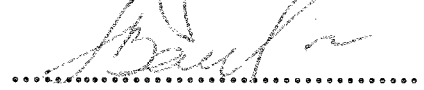
olarak kabul edilmiştir.

Jüri Üyeleri

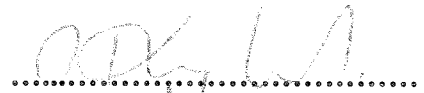
Başkan : Prof. Dr. Halil Altay GÜVENİR



Üye : Prof. Dr. Vasif V. NABİYEV



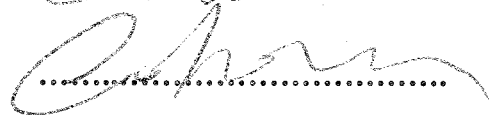
Üye : Prof. Dr. Temel KAYIKÇIOĞLU



Üye : Doç. Dr. Murat EKİNCİ



Üye : Doç. Dr. Cemal KÖSE



Prof. Dr. Sadettin KORKMAZ

Enstitü Müdürü

ÖNSÖZ

Kişilerin, fiziksel veya davranışsal karakteristiklerine bağlı olarak tanınmasını ifade eden biyometrikler, birçok güvenlik sisteminde sahteciliğin önüne geçmek amacıyla tercih edilmektedir. Son yıllarda biyometrik konusunda çalışan araştırmacıların ilgi odağı olan avuç izi biyometriği, avuçtaki benzersiz özelliklerin (ana çizgiler, kırılgan çizgileri, doku v.s.) kullanımını içermektedir. Basit bir görüntü yakalama aygıtıyla düşük çözünürlüklü görüntülemenin kullanılması, sahtesini yapmanın zor olması, kalıcılığı, kullanışlılığı, zedelenme ihtimalinin az olması, küçük lekelerden etkilenmemesi gibi üstünlüklere sahip olan avuç izi biyometriği, hızla artan bir popülerliğe sahiptir. Bu tez çalışması kapsamında, çevrimiçi avuç izi doğrulama sistemleri oluşturulmuş, esnek kullanımlı ve temassız sistemler tasarlanmış, bölütleme, ilgi bölgesi seçimi, öznelilik çıkartımı, ve doğrulama alanlarında avuç izi biyometriğine yeni kavramlar kazandırılmıştır.

Bu çalışmada danışmanlığımı ve proje yöneticiliğini üstlenen değerli hocam Doç. Dr. Murat EKİNCİ'ye ilgi, alaka ve yardımlarından dolayı teşekkürü bir borç bilirim. Akademisyenlik hayatım boyunca bana her türlü desteği sağlayan hocam Yrd. Doç. Dr. Eyüp GEDİKLİ'ye, tez sürecinde fikirlerinden yararlandığım tez jürime, desteklerinden dolayı TÜBİTAK'a, projede yer alan arkadaşım Şevket Umut ÇAKIR'a ve motivasyon kaynağım olan aileme de ayrıca teşekkür ederim.

Murat AYKUT

Trabzon 2013

TEZ BEYANNAMESİ

Doktora Tezi olarak sunduđum “Esnek Kullanımlı Avu İzi Bölgesine Dayalı Doğrulama Sistemlerinin Tasarım alıřması” bařlıklı bu alıřmayı bařtan sona kadar danıřmanım Do. Dr. Murat EKİNCİ’nin sorumluluğunda tamamladıđımı, verileri/örnekleri kendim topladıđımı, deneyleri/analizleri ilgili laboratuvarlarda yaptıđımı/yaptırdıđımı, bařka kaynaklardan aldıđım bilgileri metinde ve kaynakada eksiksiz olarak gösterdiđimi, alıřma sürecinde bilimsel arařtırma ve etik kurallara uygun olarak davrandıđımı ve aksinin ortaya ıkması durumunda her türlü yasal sonucu kabul ettiđimi beyan ederim. 26/06/2013.

Murat AYKUT

İÇİNDEKİLER

	<u>Sayfa No</u>
ÖNSÖZ.....	III
TEZ BEYANNAMESİ.....	IV
İÇİNDEKİLER.....	V
ÖZET	IX
SUMMARY	X
ŞEKİLLER DİZİNİ.....	XI
TABLolar DİZİNİ.....	XVI
SEMBOLLER DİZİNİ	XVIII
1. GENEL BİLGİLER.....	1
1.1. Giriş.....	1
1.2. Tezin Kapsamı	4
1.3. Avuç İzi Tanıma Sistemleri	6
1.4. Avuç Bölgesinin Bölütlenmesi	10
1.4.1. Genel Eşiklemeye Dayalı Bölütleme	10
1.4.2. Ten Rengine Dayalı Bölütleme.....	11
1.4.3. Avuç Bölütleme İçin Kullanılan Diğer Yaklaşımlar	13
1.5. Avuç İzi Bölgesinin Çıkartılması.....	15
1.6. Avuç İzi Özniteliklerinin Çıkartılması.....	18
1.6.1. Bütünsel Tabanlı Yaklaşımlar.....	18
1.6.2. Yerel Özniteliğe Dayalı Yaklaşımlar	22
1.6.3. Karma Yaklaşımlar	24
1.7. Avuç İzlerinin Eşleştirilmesi ve Sınıflandırılması	25
1.7.1. Avuç İzi Eşleştirme Yöntemleri.....	25
1.7.2. Avuç İzi Sınıflandırma Yöntemleri	27
1.8. Avuç İzi Tanıma Sistemlerinde Performans Ölçümü	29
1.8.1. Bölütleme Performans Ölçümü.....	29
1.8.2. Biyometrik Sistemlerin Performans Ölçümü	30
2. YAPILAN ÇALIŞMALAR.....	33
2.1. Geliştirilen Avuç İzi Doğrulama Sistemleri ve Veritabanları.....	34

2.1.1.	Avuç İzi Doğrulama Sistemlerinin Genel Yapısı	35
2.1.2.	Görüntü Yakalama ve Aydınlatma Sistemleri	40
2.1.3.	Yazılımsal Arayüzler	42
2.1.4.	Avuç İzi Veritabanları.....	43
2.2.	Avuç Bölgesinin Bölütlenmesi	45
2.2.1.	Global Eşiklemeye Dayalı Bölütleme.....	46
2.2.2.	Ten Rengine ve Kenara Dayalı Bölütleme	47
2.2.3.	GrabCut Yöntemi ile Bölütleme	48
2.2.4.	Aktif Görünüş Modeli (AGM).....	50
2.2.4.1.	Önerilen Avuç Modeli	51
2.2.4.2.	Aktif Görünüş Modelinin Oluşturulması	53
2.2.4.3.	Aktif Görünüş Model Yerleştirilmesi	55
2.2.4.4.	Aktif Görünüş Modelinin Uygulanması	57
2.2.5.	Bölütlenen Nesnenin Avuç Olup Olmadığının Belirlenmesi.....	58
2.3.	Avuç İzi Bölgesinin Çıkartılması.....	59
2.4.	Avuç İzi Özniteliklerinin Çıkartılması.....	62
2.4.1.	Görüntü Temsili İçin Ayrık Dönüşümler.....	62
2.4.1.1.	Dalgacık Dönüşümü.....	62
2.4.1.2.	Gabor Dalgacıkları.....	65
2.4.2.	Doğrusal Altuzay Yöntemleri	67
2.4.2.1.	Temel Bileşen Analizi.....	67
2.4.2.2.	Fisher Doğrusal Ayırtaçları.....	70
2.4.3.	Doğrusal Olmayan Altuzay Yöntemleri	71
2.4.3.1.	Çekirdek Kavramı.....	71
2.4.3.2.	Çekirdek Temel Bileşen Analizi.....	74
2.4.3.3.	Çekirdeki Fisher Ayırtaçları	78
2.4.3.3.1.	Genel Çekirdek Fisher Ayırtaçları Yaklaşımı.....	78
2.4.3.3.2.	Çekirdek Fisher Ayırtaçları İçin Optimizasyon Yaklaşımı	80
2.4.3.3.3.	Çıkış Kodlama Teknikleri.....	82
2.5.	Avuç İzi Özniteliklerinin Sınıflandırılması ve Eşleştirilmesi.....	84
2.5.1.	Çekirdek Fisher Ayırtaçları İle Sınıflandırma	85
2.5.1.1.	Çıkış Kod Çözme Teknikleri	86
2.5.2.	Destek Vektör Makineleri.....	87
2.5.3.	En Küçük Kareler – Destek Vektör Makineleri.....	91

2.6.	Avuç İzi Tanıma Sistemlerinde Performans Ölçümü	94
2.6.1.	Bölütleme Performansının Ölçümü	94
2.6.1.1.	Önerilen Sınırlandırılmış Noktanın Eğriye Olan Uzaklığı ve Marjin Genişliği Ölçütleri.....	94
2.6.2.	Doğrulama ve Sınıflandırma Performansının Ölçümü	97
2.6.2.1.	Kişiye Özel Skor Normalleştirme	98
3.	BULGULAR VE İRDELEME	100
3.1.	Oluşturulan Avuç Veritabanlarının Analizi	100
3.1.1.	Çevrimiçi Sistemlerden Elde Edilen Veritabanları.....	100
3.1.2.	Serbest Arka planlı ve Temassız Sistemlerden Elde Edilen Veritabanları	103
3.1.3.	Oluşturulan Veritabanlarının Literatürdeki Veritabanları ile Karşılaştırılması .	104
3.2.	Avuç İzi Sistemlerinde Görüntüleme.....	106
3.3.	Avuç Bölütleme Yöntemlerinin Analizi	109
3.3.1.	Global Eşikleme Yöntemleri.....	109
3.3.2.	Ten Rengine ve Kenar Bilgisine Dayalı Bölütleme Yöntemleri	110
3.3.3.	GrabCut Yöntemi ile Bölütleme	111
3.3.4.	AGM Yöntemi ile Bölütleme.....	112
3.4.	Avuç İzi Örüntü Çıkartımı	120
3.5.	Öznitelik Çıkartımı ve Sınıflandırma Yöntemlerinin Analizi	122
3.5.1.	Çevrimdışı Veritabanlarında Gerçekleştirilen Testler	122
3.5.1.1.	PolyU Veritabanlarında Gerçekleştirilen Testler	122
3.5.1.2.	KTÜ VT 1.0 Üzerinde Gerçekleştirilen Testler.....	133
3.5.1.3.	KTÜ VT 2.0 ve 2.1 Üzerinde Gerçekleştirilen Testler.....	139
3.5.1.4.	Serbest Arka Planlı Sistemle Elde Edilen Veritabanında Gerçekleştirilen Testler	145
3.5.1.5.	Temassız Sistemle Elde Edilen Veritabanında Gerçekleştirilen Testler.....	146
3.5.2.	Çevrimiçi Sistemlerden Elde Edilen Sonuçların Analizi.....	148
3.5.2.1.	KTÜ Sistem-1'in Çevrimiçi Sonuçlarının Değerlendirilmesi	148
3.5.2.2.	KTÜ Sistem-2'nin Çevrimiçi Sonuçlarının Değerlendirilmesi	151
3.5.3.	Tanıma ve Doğrulama Sonuçlarının Karşılaştırılması.....	155
3.6.	Geliştirilen Sistemlerin Zaman Analizi	159
4.	SONUÇLAR.....	162
5.	ÖNERİLER	165
6.	KAYNAKLAR.....	167

7.	EKLER	185
ÖZGEÇMİŞ		

Doktora Tezi

ÖZET

ESNEK KULLANIMLI AVUÇ İZİ BÖLGESİNE DAYALI DOĞRULAMA SİSTEMLERİNİN TASARIM ÇALIŞMASI

Murat AYKUT

Karadeniz Teknik Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü
Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı
Danışman: Doç. Dr. Murat EKİNCİ
2013, 184 Sayfa, 4 Sayfa Ek

Tez çalışmasının ilk kısmında düşük maliyetli iki adet çevrimiçi avuç izi doğrulama sistemi proje desteğiyle oluşturulmuş ve performansları gerçek hayat koşullarında ölçülmüştür. Tasarımı yapılan sistemler, üç yıl boyunca laboratuvar girişlerinde hizmet vermiş, kayıtlı binden fazla kullanıcısıyla 20,000'i aşkın doğrulamanın gerçekleştirilmesine imkan tanımıştır. Çevrimiçi sistemlerden elde edilen yüksek başarıdan ötürü, çalışmalarımızın ikinci kısmında, kullarımdaki kısıtlamaların en aza indirildiği serbest arka planlı ve temassız sistemlerin geliştirilmesi üzerinde durulmuş, tasarımları ve çevrimdışı testleri gerçekleştirilmiştir.

Bu tezde, yüksek performans veren Gabor tabanlı Çekirdek Fisher Ayırtıcı yönteminin avuç izi özneteliklerini belirlemede; Aktif Görünüş Modeli yönteminin de karmaşık arka plana sahip görüntülerde avuç bölütlenmesi amacıyla avuç izi tanımda kullanımları önerilmiştir. Ayrıca, tarafımızdan geliştirilen, doğrusal olmayan regresyonun kullanıldığı model tabanlı avuç izi bölgesi belirleme yöntemi, bölütleme performans ölçümlerinde kullanılabilecek sınırlandırılmış noktanın eğriye uzaklığı ve marjin genişliği kriterleri ile model tabanlı yöntemler için oluşturulan avuç modeli yeni yaklaşımlar olarak literatüre kazandırılmıştır. Çevrimiçi sistemlerle oluşturulan, gerçek dünyada oluşabilecek senaryoları içeren büyük ölçekteki avuç veritabanları ile çok sayıda kullanım esnekliğinin simüle edildiği serbest arka planlı sistemlerden elde edilen avuç veritabanları avuç izi tanıma testleri için araştırmacıların hizmetine açılmıştır. Doğrulama performansını arttırmak için farklı doğrulama senaryolarının kullanılması ve kullanıcı tanımlı normalleştirme kavramının avuç izi biyometriğinde uygulanması, tezin sağladığı diğer katkılar olarak dikkat çekmektedir.

Anahtar Kelimeler: Avuç iziyle biyometrik doğrulama, çevrimiçi biyometrik sistemler, temassız avuç izi tanıma, avuç izi bölgesi seçimi, avuç modeli, sınırlandırılmış noktanın eğriye uzaklığı, marjin genişliği

PhD. Thesis

SUMMARY

A COMPREHENSIVE STUDY ON FLEXIBLE PALMPRINT VERIFICATION SYSTEM DESIGN

Murat AYKUT

Karadeniz Technical University
The Graduate School of Natural and Applied Sciences
Computer Engineering Graduate Program
Supervisor: Assoc. Prof. Dr. Murat EKİNCİ
2013, 184 Pages, 4 Pages Appendix

In this work, as a first, two online palmprint verification systems have been designed and the performance evaluations have been carried out on these systems in real-world conditions. The systems, completely developed by the project team, served at the entrance of the PC rooms for three years. In this period, more than 20,000 verification attempts were achieved by over 1,000 users. High verification rates obtained by the online systems have motivated us to focus on free background and touchless systems' developments, which minimize the restrictions on use. In the second part of the works, the touchless system has been designed and tested with the offline experiments, include various real scenarios.

In the thesis, the usage of high-performance Gabor wavelets based Kernel Fisher Discriminants method for the palmprint feature extraction; Active Appearance Models for the palm segmentation in the cluttered backgrounds have been proposed. Furthermore, a novel model based region of interest extraction method that uses the nonlinear regression of the palm model (to increase the selection of the palmprint accuracy); modified point-to-curve distance and margin width metrics (to evaluate the performance of the segmentation methods); and a flexible palm model (to utilize in the model based palm segmentation methods) have been developed. The images acquired by the online systems which have large variations arisen from the real-world conditions, and the images acquired by the touchless system, which simulate large number of posture variations and cluttered backgrounds, constituted the palm databases to put them into use of the researchers. The implementation of different verification scenarios and user-specific normalizations in the palmprint verification systems can also be considered as other contributions.

Key Words: Biomteric verification with palmprints, online biometric systems, touchless palmprint recognition, region of interest extraction, palm model, modified point-to-curve distance, margin width.

ŞEKİLLER DİZİNİ

	<u>Sayfa No</u>
Şekil 1.1. Örnek bir avuç izi örüntüsü.	3
Şekil 1.2. Tez içeriğinin genel yapısı.	5
Şekil 1.3. Zhang vd. tarafından geliştirilen ilk çevrimiçi sistemin görünüşü (solda) ve bu sistemle elde edilen bir avuç görüntüsü (sağda) [14].	7
Şekil 1.4. Michael vd. tarafından geliştirilen temassız avuç izi tanıma sistemlerinin dış görünüşleri [16, 25, 26].	9
Şekil 1.5. Sınırlamasız ortamda Fratric ve Ribaric'in yöntemiyle el sınırının bulunmasına bir örnek [55].	14
Şekil 1.6. Avuç izi tanımda en yaygın kullanılan 3 farklı avuç izi bölgesi çıkartma yönteminin görselleştirilmesi. a) Zhang vd.'nin önerdiği yöntem [10]; b) Connie vd.'nin önerdiği yöntem [62]; c) Michael vd.'nin önerdiği yöntem [16].	16
Şekil 1.7. Örnek avuç izi görüntüleri (üstte) ve Fourier genlik domenindeki karşılıkları (altta) [78].	21
Şekil 1.8. Örnek bir avuç izi görüntüsü (solda) ve CompetitiveCode yöntemi ile kodlanmış biçimi (sağda) [119].	23
Şekil 1.9. Örnek gerçek / sahte kişi skor eğrileri ile FAR / FRR eğrileri gösterimi.	32
Şekil 2.1. Çalışmalarımızda avuç izi tanıma literatürüne sağladığımız katkılar.	34
Şekil 2.2. Çevrimiçi avuç izi doğrulama sistemi için geliştirilen ilk prototip.	36
Şekil 2.3. Elektronik Müh. PC laboratuvarında kullanılan ilk çevrimiçi avuç izi doğrulama sistemi.	37
Şekil 2.4. İnşaat Müh. Bölümü PC laboratuvarında kullanılan çevrimiçi avuç izi doğrulama sistemi (KTÜ Sistem-1).	38
Şekil 2.5. Elektronik Müh. PC laboratuvarında hizmet veren çevrimiçi avuç izi doğrulama sistemi (KTÜ Sistem-2).	39
Şekil 2.6. Geliştirilen serbest arka planlı, serbest yerleşimli, temaslı (a) ve temassız (b) çevrimdışı avuç izi doğrulama sistemi.	40
Şekil 2.7. GrabCut yöntemi ile elde edilen örnek bölütleme sonuçları [170].	50
Şekil 2.8. Önerilen avuç modelinin gösterimi.	52
Şekil 2.9. Bölütlenen nesnenin avuç olup olmadığının belirlenmesinde kullanılan grafiğe bir örnek.	59
Şekil 2.10. Önerilen regresyon tabanlı avuç izi bölgesi çıkartma yaklaşımının bir örnek üzerinde görselleştirilmesi.	61

Şekil 2.11. Görüntü üzerindeki dalgacık ayrıştırmasının üç seviyesi. a) Birinci seviye b) İkinci seviye c) Üçüncü seviye.....	64
Şekil 2.12. 2 Boyutlu Gabor filtresinin (a) reel ve (b) imajiner bileşenleri [204].	65
Şekil 2.13. Örnek veri kümesi üzerinde TBA ve FDA'nın ana izdüşümleri [215].	70
Şekil 2.14. Öznitelik uzayına eşlenmiş ikili sınıflandırma problemi örneği [215].	72
Şekil 2.15. ÇTBA'nın giriş ve öznitelik uzaylarındaki temsili [215].....	75
Şekil 2.16. ÇTBA yöntemiyle öznitelik çıkartma aşamaları [215].....	77
Şekil 2.17. Örnek bir örüntü üzerinde farklı çıkış kodlamalarının ÇFA ile ürettiği sonuçlar.....	84
Şekil 2.18. Hamming ve kayıba dayalı kod çözme tekniklerinin görselleştirilmesi [226].....	87
Şekil 2.19. Kuralsal hiper düzlemlerle marjinin bir örnek üzerinde grafiksel gösterimi [229].....	88
Şekil 2.20. Örtüşme yüzdesi (a), noktanın noktaya (b) ve noktanın eğriye olan uzaklığı (c) ölçütlerinin zayıf yönlerinin görselleştirilmesi.	95
Şekil 2.21. Sınırlandırılmış noktanın eğriye olan uzaklığı ve marjin genişliği kriterlerinin görselleştirilmesi.....	96
Şekil 3.1. KTÜ VT 1.0'da, eğitim ve test olarak işaretlenmiş görüntüler arasındaki farklılıklara örnekler (üstteki ve alttaki görüntüler aynı kişilere aittir).	102
Şekil 3.2. KTÜ VT 2.1'de eğitim ve test olarak işaretlenmiş görüntüler arasındaki farklılıklara örnekler (üstteki ve alttaki görüntüler aynı kişilere aittir).	103
Şekil 3.3. Farklı kamera ve ayarlarla elde edilen örnek avuç görüntüleri	108
Şekil 3.4. Global eşikleme yöntemlerinin örnek bir avuç görüntüsü üzerindeki bölütleme başarıları. a) orijinal görüntü, b) bulanıklık ölçütünün minimizasyonu, c) Otsu, d) iteratif seçim, e) minimum hata eşikleme.	110
Şekil 3.5. Ten rengi benzerliği yönteminin YCbCr (a) ve kromatik (b) uzaylarda uygulanması ile elde edilen bölütleme sonuçlarına örnekler.....	110
Şekil 3.6. Sobel (a) ve Canny (b) kenar algılayıcılarının örnek bir avuç görüntüsüne uygulanması ile elde edilen bölütleme sonuçları.....	111
Şekil 3.7. GrabCut yönteminin örnek bir avuç görüntüsüne uygulanması ile elde edilen bölütleme sonucu.	112
Şekil 3.8. KTÜ VT 1.0'dan alınan görüntüler üzerinde AGM yönteminin uygulanması ile oluşan örnek bölütleme sonuçları.....	112
Şekil 3.9. AGM yönteminin serbest arka planlı VT üzerinde uygulanması sonucu elde edilen örnek bölütleme sonuçları.	113
Şekil 3.10. Bölütleme performansı ölçümünde kullanılan noktaların ve bölgenin gösterimi.	114
Şekil 3.11. Serbest arka planlı veritabanı üzerinde AGM bölütleme performansının, sınırlandırılmış noktanın eğriye uzaklığı ölçütü ile değerlendirilmesi.	115

Şekil 3.12. Serbest arka planlı veritabanı üzerinde AGM bölütleme performansının marjin genişliği ölçütü ile değerlendirilmesi.	116
Şekil 3.13. Serbest arka planlı avuç veritabanı üzerinde AGM bölütlemesi sonucu, avuç modelindeki her bir bölgenin marjin genişliğinin farklı eşik değerleri için örnek yüzdeleri.	117
Şekil 3.14. Serbest arka planlı avuç veritabanı üzerinde AGM bölütlemesinin uygulanması sonucu bütün noktaları / marjinleri belirlenen eşiğin altında kalan avuç yüzdesi.	118
Şekil 3.15. AGM yöntemi tarafından bölütleme dışı tutulan örnek bir yapay el görüntüsü.	118
Şekil 3.16. AGM yönteminin temassız VT'daki görüntülere uygulanması sonucu elde edilen örnek bölütleme sonuçları.	119
Şekil 3.17. Parmaklar arasında boşluk bulunmaması durumunda AGM yöntemi ile elde edilen bölütleme sonucu.	120
Şekil 3.18. Önerilen ilgi bölgesi çıkartımı yönteminden elde edilen logaritmik FAR-FRR eğrisi (a) ve ROC eğrisinin Connie vd.'nin önerdiği yöntemle [62] elde edilen ROC eğrisiyle karşılaştırılması (b).	121
Şekil 3.19. Önerilen ilgi bölgesi çıkartımı yöntemi ile elde edilen örnek avuç izi görüntülerinin (üstte), Connie vd. tarafından önerilen yöntemle [62] elde edilen görüntülerle (altta) karşılaştırılması.	122
Şekil 3.20. PolyU-II VT üzerinde Gabor+ÇTBA yönteminin farklı öznetelik çıkartımı yöntemleriyle karşılaştırılmasının, eğitim örneği sayısının değişimiyle elde edilen doğru tanıma oranları (%) ile verilmesi.	123
Şekil 3.21. PolyU-II VT üzerinde Gabor tabanlı ÇTBA yönteminin uygulanması ile elde edilen FAR-FRR eğrisi (a) ve farklı eğitim örneği sayıları ile elde edilen ROC eğrilerinin karşılaştırılması (b).	124
Şekil 3.22. PolyU-II VT üzerinde Gabor+ÇTBA yöntemine QLQ normalleştirmenin uygulanması ile elde edilen FAR-FRR eğrisi (a) ve ROC eğrisinin karşılaştırılması olarak gösterimi (b).	125
Şekil 3.23. PolyU-II VT üzerinde farklı doğrulama senaryolarının Gabor+ÇTBA yöntemine uygulanması ile elde edilen ROC eğrilerinin karşılaştırılması.	126
Şekil 3.24. PolyU-II VT üzerinde Gabor+ÇFA yönteminin uygulanması ile elde edilen ROC eğrisinin farklı yöntemlerin ROC eğrileriyle karşılaştırılması.	129
Şekil 3.25. Farklı doğrulama senaryolarının PolyU-II VT üzerinde Gabor+ÇFA yöntemine uygulanması ile elde edilen karşılaştırmalı ROC eğrileri.	130
Şekil 3.26. PolyU-II VT üzerinde Gabor+ÇFA yöntemine QLQ normalleştirmenin uygulanması ile elde edilen ROC eğrilerinin karşılaştırılması.	130
Şekil 3.35. PolyU-II avuç izi veritabanının yeniden düzenlenmesiyle Gabor+ÇFA yönteminden elde edilen FAR-FRR eğrisi (a) ve ROC eğrisinin karşılaştırmalı olarak gösterimi.	132

Şekil 3.28. Gabor+ÇFA yönteminin, normal ve genişletilmiş KTÜ VT 1.0 üzerinde yapılan doğrulama testlerinde elde edilen logaritmik FAR-FRR eğrileri.	134
Şekil 3.29. Normal (a) ve genişletilmiş (b) KTÜ VT 1.0 üzerinde yapılan testlerde elde edilen ROC eğrilerinin değişik öznitelik çıkartma yöntemleriyle karşılaştırmalı olarak verilmesi.....	135
Şekil 3.30. KTÜ VT 1.0 üzerinde (normal (a) ve genişletilmiş (b)), doğrulamada EYK mantığının kullanılması sonucu farklı öznitelik çıkartımı yöntemlerinden elde edilen karşılaştırmalı ROC eğrileri.	136
Şekil 3.31. KTÜ VT 2.0’da yapılan doğrulama testlerinde Gabor+ÇFA yöntemi ile elde edilen FAR-FRR eğrisi (a) ve ROC eğrisinin (b) farklı öznitelik çıkartımı yöntemleriyle karşılaştırılması.	139
Şekil 3.32. KTÜ VT 2.0’da çeşitli öznitelik çıkartma yöntemlerinin EYK mantığıyla elde edilen karşılaştırmalı ROC eğrisi.	141
Şekil 3.33. KTÜ VT 2.0’da öznitelik uzayı oluşturmada daha az sayıda örnek kullanımının TBA tabanlı yöntemler üzerindeki etkisinin ROC eğrileri ile gösterimi.	142
Şekil 3.34. Gabor+ÇFA yönteminin KTÜ VT 2.1 üzerinde uygulanması ile elde edilen FAR-FRR ve ROC eğrilerinin karşılaştırılması gösterimi.....	144
Şekil 3.35. Serbest arka planlı VT üzerinde Gabor+ÇFA yönteminin uygulanması ile elde edilen logaritmik FAR-FRR (a) ve ROC (b) eğrileri.	146
Şekil 3.36. Farklı sayıda eğitim örneklerinin kullanılmasıyla temassız veritabanı üzerinde Gabor+ÇFA yönteminden elde edilen ROC eğrileri.	147
Şekil 3.37. KTÜ Sistem-1’den elde edilen haftalık tanıma başarılarının farklı yöntemler için karşılaştırmalı olarak gösterimi.	149
Şekil 3.38. KTÜ Sistem-2’de Gabor+ÇFA yönteminin kullanıldığı dönem içerisindeki en yoğun 20 günün doğrulama sonuçları.....	153
Şekil 3.39. KTÜ Sistem-2’nin kayıtları üzerinden kimliklendirme sonuçlarının üretilmesinin şematik analizi.	154
Şekil 3.40. Farklı öznitelik çıkartımı ve sınıflandırıcı kombinasyonlarının kullanımı durumunda harcanan eğitim sürelerinin eğitim örneği sayıları ile karşılaştırılması gösterimi.	160
Ek Şekil 1. KTÜ VT 1.0’daki farklılıkları ifade eden örnek avuç görüntüleri: Elin sola yakın (a), ilerde (c), geride (d) tutulması; başparmağın bitleştirilmesi (b); elin aşağıya doğru bastırılması (e); gün ışığının eli aydınlatması (f); elin tombul (g), zayıf (h), büyük (i), küçük (j) olması; parmakta yüzük bulunması (i), parmakların yanlış yerleştirilmesi (k, l).	185
Ek Şekil 2. KTÜ VT 2.1’deki farklılıkları ifade eden örnek avuç görüntüleri: Elin ilerde (a), geride (b), sola yakın (c), sağa yakın (d) tutulması; parmakların açık (d) ve yakın tutulması (g, h); elin büyük (e), küçük (f) olması; parmakların yanlış aralıklara yerleştirilmesi (i), elin parmaklara yakın	

yerden (j) ve bilekten (k) aşağıya doğru bastırılması; parmakta yüzük bulunması (l).....	186
Ek Şekil 3. Serbest arka planlı VT'daki farklılıkları ifade eden örnek avuç görüntüleri: Arka planda yüz (a), farklı bir el (b) bulunması; parmakların birbirine yakın (c), ve açık (d) tutulması; elin ilerde (e), geride (f), belirli bir açıyla (g), sağa yakın (j) ve sola yakın (k) tutulması; parmakta yüzük bulunması (h); arka planın açık (e) ve koyu (h) olması; el aşağıya doğru bastırılması (i), başparmağın düzgün yerleştirilmemesi (l).....	187
Ek Şekil 4. Temassız VT'daki farklılıkları ifade eden örnek avuç görüntüleri: Arka planda tahta plaka (a), kitap sayfası (b), farklı bir el (c), yüz (d) bulunması; elin sağa yakın (e), sola yakın (f), ilerde (g), geride (h), sola doğru büyük açı ile (i), sağa doğru büyük açı ile (j) tutulması; parmakların çok açık (k) ve bitişik tutulması (l); 3. boyutta elin sola (m) ve sağa (n) meyilli tutulması; elin bileklerden (o) ve parmaklara yakın yerden (p) bastırılması..	188

TABLolar DİZİNİ

	<u>Sayfa No</u>
Tablo 1.1. Bütünsel tabanlı avuç izi öznitelik çıkartma yaklaşımları.....	19
Tablo 2.1. Çalışmalarımızda kullanılan kameraların teknik özellikleri.....	41
Tablo 3.1. Çevrimiçi sistemlerle oluşturulan veritabanlarının literatürde yaygın kullanılan veritabanlarla karşılaştırılması.....	104
Tablo 3.2. Oluşturulan ve literatürde yaygın kullanılan temassız sistem veritabanlarının karşılaştırılması.....	106
Tablo 3.3. Serbest arka planlı avuç veritabanı üzerinde AGM bölütlemesi sonucu, sınırlandırılmış noktanın eğriye uzaklığı / marjin genişliği için belirtilen uzaklık sınırlamalarını sağlayan örneklerin yüzdesi.....	117
Tablo 3.4. Önerilen ilgi bölgesi çıkartımı yönteminin temassız veritabanı üzerindeki tanıma/doğrulama başarısının Connie vd.'nin önerdiği yöntemle [62] karşılaştırılması (%).....	120
Tablo 3.5. PolyU-II VT üzerinde Gabor tabanlı ÇTBA yönteminin 1 ve 10; Gabor+TBA yönteminin 10 eğitim örneği ile kullanılması ile elde edilen EER değerleri.....	124
Tablo 3.6. PolyU-II VT üzerinde, önerilen doğrulama senaryoları ve normalleştirme yöntemlerinin Gabor+ÇTBA yöntemine uygulanması ile elde edilen EER değerleri.....	127
Tablo 3.7. Gabor+ÇFA yönteminin PolyU-I veritabanı üzerindeki karşılaştırmalı tanıma oranları.....	127
Tablo 3.8. PolyU-I üzerinde Dalgacık+ÇFA yönteminin farklı çıkış kodlama teknikleri ve özvektörlü yapı ile sağladığı tanıma sonuçları (%) / öznitelik sayıları.....	128
Tablo 3.9. Gabor+ÇFA yönteminin PolyU-II VT üzerinde uygulanması ile elde edilen tanıma oranlarının karşılaştırmalı olarak verilmesi.....	128
Tablo 3.10. PolyU-II VT üzerinde, önerilen doğrulama senaryoları ve normalleştirme yöntemlerinin Gabor+ÇFA yöntemine uygulanması ile elde edilen EER değerleri.....	131
Tablo 3.11. PolyU-II VT'nin ilgi bölgesi seçiminin gözden geçirilmesi sonucu elde edilen tanıma ve doğrulama sonuçları (%).	131
Tablo 3.12. KTÜ VT 1.0 üzerinde yapılan testlerde eğitim örnek sayısının değişiminin farklı öznitelik çıkartma yöntemlerinin tanıma oranlarına (%) / öznitelik sayısına etkisi.....	133
Tablo 3.13. Normal ve genişletilmiş KTÜ VT 1.0 üzerinde yapılan doğrulama testleri ile elde edilen sayısal sonuçlar.	135

Tablo 3.14. Normal ve genişletilmiş KTÜ VT 1.0 üzerinde EYK mantığıyla yapılan doğrulama testleri ile elde edilen sayısal sonuçlar (%).	137
Tablo 3.15. KTÜ VT 1.0 üzerinde ÇFA ve EKK-DVM yöntemlerinin sınıflandırıcı olarak kullanılması ile elde edilen tanıma oranları.	137
Tablo 3.16. Farklı sınıflandırma yöntemleri ve uzaklık ölçütlerinin KTÜ VT 1.0 üzerindeki tanıma başarısına etkisi.	138
Tablo 3.17. KTÜ VT 2.0’da yapılan tanıma ve doğrulama testlerinin sonuçları (%).	140
Tablo 3.18. KTÜ VT 2.0 ve 2.1 üzerinde az sayıda sınıfla öznitelik uzayının oluşturulmasının Gabor+ÇFA yöntemiyle elde edilen tanıma oranlarına etkisi.	143
Tablo 3.19. Gabor+ÇFA yönteminin sınıflandırıcı olarak kullanılması ile KTÜ VT 2.0 üzerinde elde edilen tanıma oranları.	143
Tablo 3.20. KTÜ VT 2.1’de gerçekleştirilen tanıma ve doğrulama testlerinin sonuçları (%).	144
Tablo 3.21. Serbest arka planlı veritabanı üzerinde Gabor+ÇFA yönteminin uygulanması ile elde edilen tanıma ve doğrulama sonuçları (%).	145
Tablo 3.22. Temassız VT üzerinde Gabor+ÇFA yönteminden elde edilen tanıma ve doğrulama sonuçlarına farklı sayıda eğitim örneğinin etkisi (%).	147
Tablo 3.23. Çalışmalarımızda kullanılan veritabanlarından elde ettiğimiz doğrulama / tanıma başarılarının karşılaştırılması.	155
Tablo 3.24. PolyU-II VT üzerinde elde edilen doğrulama sonucunun (EER değeri) literatürdeki sonuçlarla karşılaştırılması.	157
Tablo 3.25. PolyU-II VT üzerinde elde edilen tanıma oranının literatürdeki sonuçlarla karşılaştırılması.	157
Tablo 3.26. Önerilen yöntemin diğer temassız avuç izi tanıma/doğrulama sistemleriyle karşılaştırılması.	158
Tablo 3.27. Çevrimiçi sistemlerimizde doğrulamanın her bir adımı için gerekli işlem süreleri.	160

SEMBOLLER DİZİNİ

$\mathbb{R}$	Reel sayılar kümesi
$\phi()$	Öznitelik uzayına eşleme fonksiyonu
I	Birim matris
K	Çekirdek matrisi
w	Öznitelik uzayındaki ağırlıklandırma vektörü
<i>a</i>	a değişkeni
a	a vektörü
A	A matrisi
$\mathbf{A}^{-1}$	Matrisin tersi
$\mathbf{A}^T$	Matrisin / vektörün transpozesi
$\langle \mathbf{x}, \mathbf{x}' \rangle$	$\mathbf{x}$ ve $\mathbf{x}'$ vektörleri arasındaki iç çarpım
AGM	Aktif Görünüş Modeli (Active Appearance Model)
AÖU	Ağırlıklandırılmış Öklid Uzaklığı (Weighted Euclidean Distance)
AŞM	Aktif Şekil Modeli (Active Shape Model)
BBA	Bağımsız Bileşen Analizi (Independent Component Analysis)
ÇFA	Çekirdek Fisher Ayırtacı (Kernel Fisher Discriminant)
ÇTBA	Çekirdek Temel Bileşen Analizi (Kernel Principal Component Analysis)
DVM	Destek Vektör Makineleri (Support Vector Machines)
DWT	Ayrık Dalgacık Dönüşümü (Discrete Wavelet Transform)
EER	Eşit Hata Oranı (Equal Error Rate)
EKK-DVM	En Küçük Kareler - Destek Vektör Makineleri (Least Squares - Support Vector Machines)
EKK-DVR	En Küçük Kareler - Destek Vektör Regresyonu (Least Squares - Support Vector Regression)
EYK	En Yakın Komşuluk (Nearest Neighbour)
FAR	Yanlış Kabul Oranı (False Acceptance Rate)
FDA	Fisher Doğrusal Ayırtacı (Fisher Linear Discriminant)
FRR	Yanlış Red Oranı (False Reject Rate)

GMM	Gauss Karışım Modeli (Gaussian Mixture Model)
LPP	Bölge Korumalı İzdüşüm (Locality Preserving Projection)
MOC	En Az Çıkış Kodlaması (Minimum Output Coding)
NIR	Yakın Kızıl Ötesi (Near Infrared)
QLQ	Karesel-Doğrusal-Karesel (Quadratic-Line-Quadratic)
ROC	Alıcı İşletim Eğrisi (Receiver Operating Characteristic)
ROI	İlgi Bölgesi (Region Of Interest)
SVD	Tekil Değer Ayrışımı (Singular Value Decomposition)
TBA	Temel Bileşen Analizi (Principal Component Analysis)
YSA	Yapay Sinir Ağları (Artificial Neural Networks)
1vs1	Bire Karşı Bir (1 versus 1)
1vsA	Bire Karşı Hepsisi (1 versus All)

1. GENEL BİLGİLER

1.1. Giriş

Günümüzde iş dünyasından devlet kurumlarına, eğitimden sağlığa kadar hayatımızın her alanında bilgisayarların kullanımı ve etkinliği artmıştır. Bu gelişmeye paralel olarak, kamu veya özel sektör tarafından topluma çok sayıda hizmet bilgisayar ve internet ağı aracılığıyla verilmektedir. Burada dikkat edilmesi gereken husus, verilecek olan hizmetin farklı kişilerin eline geçmemesini sağlayacak, kişilerin ve kurumların güvenliğini tehlikeye atmayacak sistemlerin geliştirilmesidir. Örneğin e-ticaret uygulamaları veya bina giriş kontrolü gibi güvenlik uygulamaları hızlı, gerçek zamanlı ve doğru kimliklendirmeye ihtiyaç duymaktadır.

Kimliklendirmedeki en basit yaklaşımlar, kişinin “bildiği bilgi”yi (şifre ve kimlik numarası gibi [1]) kullanan bilgi tabanlı yaklaşımlardır. Kimlik bilgisinin kullanımının en zayıf yönleri başkaları tarafından tahmin edilebilir olması ve hatırlanmasının bazen zor olmasıdır [2]. Bilgi tabanlı yaklaşımlara alternatif olarak geliştirilen belge tabanlı yaklaşımlar aynı amaç için “sahip olunan nesneyi” kullanırlar (pasaport, kredi kartı gibi). Belgelerin zaman alıcı ve değiştirilmesi zor nesneler olması, çalınma veya kaybedilme olasılıkları tercih edilmelerini sınırlamaktadır. Bahsedilen her iki yaklaşım, kişinin kalıtsal özelliklerine dayandırılmadığından ve kolayca elde edilebilir olduklarından “belge” veya “bilgi”yi hile ile elde eden sahte kişiyi gerçek kişiden ayırt edemezler. Bu eksikliklerden ötürü günümüzde biyometrik kimliklendirme yaklaşımları tercih edilmeye başlanmış ve popüler araştırma konusu olmuştur.

Biyometrikler, kişilerin fiziksel veya davranışsal karakteristiklerine bağlı olarak otomatik tanınmasını ifade ederler [3]. İlk ticari sistem olan Identimat, 1970’lerde geliştirilmiş ve bir yatırım şirketinde kullanılmıştır. Bu sistem, elin şekli ve parmakların uzunluklarından yararlanmaktaydı. Aynı zamanlarda parmak izine dayalı sistemler de Amerika Birleşik Devletlerinde hukuk uygulamalarında kullanılmıştır. İşlemci hızlarının ve bellek kapasitelerinin artması gibi bilgisayar donanımında meydana gelen gelişmeler biyometrik sistemleri daha cazip hale getirmiştir. İris, retina, yüz, ses, avuç izi, yürüyüş ve DNA teknolojileri 1990’lardan bu yana kullanılan biyometrik sistemlere örnek teşkil etmektedir [4].

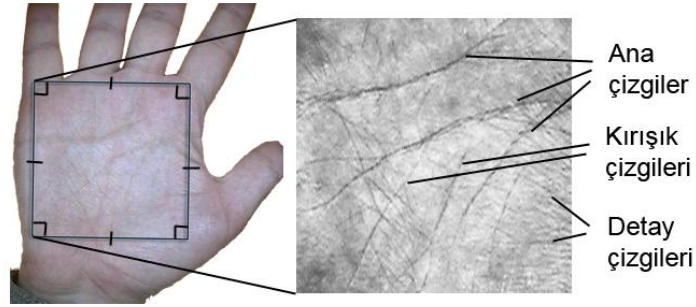
Biyometrik sistemler üç modda çalışabilir: kayıt, kimliklendirme ve doğrulama. Bununla beraber çoğu sistemler kimliklendirme veya doğrulama modlarından sadece birine sahiptir. Kayıt modu, kişinin tanıma aşamasına geçebilmesi için önceden gerçekleştirilmesi gerekli olan aşamadır. Bu modda kullanıcının biyometrik verisi alınır, ön işleminden geçirilir, öznitelikleri çıkartılır ve veritabanında saklanır. Kimliklendirme modunda kişi, kimliği hakkında hiçbir ön bilgi olmadan tamamen biyometrik bilgisine bağlı olarak tanınır. Genellikle veritabanı büyüdükçe doğruluk başarısı düşer [4]. Doğrulama modunda ise kimliğin (kimlik numarası gibi) bilinmesi gereklidir. Doğrulanacak olan test örneği, kişinin iddia ettiği kimliğin şablonu ile eşleştirilir ve doğruluğu test edilir.

İdeal bir biyometrik sistem yüksek doğruluk, yüksek kullanıcı kabulü ve düşük maliyet gereksinimlerini sağlamalıdır. Fakat hiçbir sistem bu özelliklerin hepsini barındıramamakta, güçlü yönlerin yanında zayıf yönler de içermektedir.

İris tanıma sistemleri [5] yüksek doğruluk ve güvenliği sağlamaktadırlar. Ölçeklenebilirliği ve hızlı işlem gücü günümüz doğrulama sistemleri piyasasının gereksinimlerini karşılamaktadır. Bununla beraber iris sistemleri pahalıdırlar ve kullanıcılar tarafından kullanışsız bulunmaktadırlar. 3 boyutlu el geometrisi, öznitelik boyutunun küçük olmasından dolayı geniş kullanım alanı bulmasına karşın bu özelliklerin her insan için benzersiz olduğunu garanti edememektedir. Dünyada en yaygın kullanılan biyometrik ise parmak izi teknolojisidir. Küçük yonga boyutu, kolay elde edilebilirlik ve yüksek başarıya sahip olması en önemli üstünlükleridir. Bunun yanında, bazı insanların parmak izleri el işçiliğinden ötürü aşınmış olabilir. Ayrıca bazı yaşlı insanların parmak etrafında kırışıklar fazlaca mevcut olabilir. Bu problemler de doğrulamayı zorlaştırmaktadır. Diğer biyometriklerle kıyasla yüz tanıma, sadece basit bir kamera gerektirdiğinden düşük maliyetlidir. Fakat yüz görüntüsü almanın kullanıcı kabulü parmak izine göre çok daha düşüktür [6].

Son yıllarda biyometrik konusunda çalışan araştırmacıların ilgi odağı olan avuç izi biyometriği, avuçtaki benzersiz özelliklerin (ana çizgiler, kırışık çizgileri, doku v.s.) kullanımını içermektedir (Şekil 1.1.). Avuç izi her ne kadar binlerce yıldır insanların kullandığı bir özellik olsa da bir biyometrik olarak ilk kullanımı 1858 yılına dayanmaktadır [7]. Hindistan'da devlet hizmetinde çalışan William Herschel, her bir çalışanın sözleşmesinin arkasına elinin izini kaydetmiş ve maaş gününde çalışanları ayırt etmeyi amaçlamıştır. 1990'lı yıllarda bilgisayar teknolojisinin gelişmesiyle otomatik avuç izi

tanıma üzerine çalışmalar da artmıştır. Bunlar iki ana kısma ayrılabilir: adli ve adli olmayan. Adli çalışmalarda avuç izi, parmak izinde olduğu gibi yüksek çözünürlüklü sensörlerle alınmakta ve yüksek hassasiyetle sonuç vermektedir. Adli olmayan ticari biyometrik sistemlerde ise daha düşük çözünürlüklü ve basit görüntüleme aygıtları kullanılmaktadır. Çalışmalarımızda avuç izi biyometriği kavramı bu tür uygulamalara işaret edecektir.



Şekil 1.1. Örnek bir avuç izi örüntüsü.

Avuç izi tanımanın bazı avantajlarını şu şekilde sıralayabiliriz [4]:

- Düşük çözünürlüklü görüntüleme kullanılır. Bu sayede ön işlem ve öznitelik çıkartma işlemlerinin daha hızlı gerçekleşmesi beklenir.
- Basit bir görüntü yakalama aygıtından yararlanılabildiğinden düşük maliyetlidir.
- Kullanışlıdır.
- Avuç izinin sahtesini yapmak zordur. Bunun yanında, diğer bazı biyometriklere (3 boyutlu el geometrisi, parmak izi gibi) nazaran daha fazla özgün özelliğe sahiptir. Bundan dolayı daha yüksek performans sağlayabilmektedir.
- Bireyin avucunu zedeleme ihtimali parmağını zedeleme ihtimalinden daha düşüktür. Ayrıca avuç izi çizgileri insanın hayatı boyunca değişmezdir.
- İnsanın parmağında bazen parmak izi doğrulamayı negatif yönde etkileyecek az miktarda kir veya yağ bulunabilir. Parmak izi doğrulamada 500 dpi çözünürlükte görüntüleme kullanıldığından bu durum büyük bir problem oluşturmaktadır. Daha düşük çözünürlüklü (75/150 dpi) görüntülemenin kullanıldığı avuç izi doğrulamada ise bu sorun ortaya çıkmamaktadır [4].

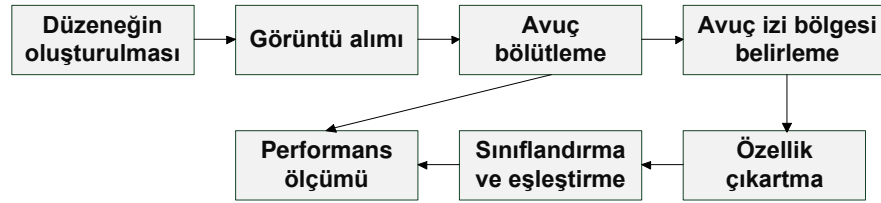
1.2. Tezin Kapsamı

Biyometrik sistemlerin önemi ve avuç izi biyometriğinin sağladığı yararlar düşünülerek tez çalışmamızda avuç izi biyometrik özelliğine dayalı çevrimiçi kimlik doğrulama sistemi geliştirilmesi hedeflenmiştir. TÜBİTAK desteği ile gerçekleştirilen proje esnasında düşük maliyetli iki adet çevrimiçi avuç izi doğrulama sistemi geliştirilmiş ve performansları ölçülmüştür. Ayrıca tez kapsamında, kullanımdaki kısıtlamaların (parmakların açık tutulması, temas ettirilmesi, istenen oyuklara yerleştirilmesi gibi) en aza indirildiği, temassız bir sistem tasarımı da yapılmıştır. Bu sistemlerin geliştirilmesi aşamasında yazılımsal ve donanımsal kısımların laboratuvar ortamında çevrimdışı testleri yapılmış ve başarılı sonuçların elde edildiği ayarlar çevrimiçi sistemler için tercih edilmiştir.

Avuç izi doğrulama sistemleri oluşturulurken donanımsal ve yazılımsal kısımlar ayrı ayrı ele alınmıştır. Donanımsal arayüzde kullanılan temel bileşenler şunlardır: standart özelliklerde bir bilgisayar, dokunmatik ekran, kamera, ışık kaynakları, el yerleştirme düzeneği ve bilgisayar ile donanım arasındaki haberleşmeyi sağlayacak elektronik arayüz. Yazılımlar tamamen Borland C++ Builder 6.0 derleyicisi ile nesneye dayalı olarak C++ programlama dilinde yazılmış olup kod optimizasyonuna ayrıca önem verilmiştir.

Çalışmalarımızda avuç izi görüntüleri, geliştirilen farklı sistemlerle (iki adet temaslı, bir tane temaslı ve serbest arka planlı, bir tane de temassız) toplanmış ve çevrimdışı test amaçlı avuç izi veritabanları oluşturulmuştur. Alınan görüntülerden avuç bölütlemesi (segmentation) otomatik eşikleme, ten rengine dayalı eşikleme, kenar bilgisi tabanlı bölütleme, GrabCut ve Aktif Görünüş Modeli (AGM) yöntemleri ile gerçekleştirilmiştir. Görüntüdeki nesnenin avuç olup olmadığı AGM yönteminde otomatik olarak belirlenirken diğer yöntemlerde sınır takibi ve fonksiyon benzerliğinden yararlanılmıştır. Avuç izi bölgesinin belirlenmesinde, literatürde yaygın olarak kullanılan piksel tabanlı iki yöntemin haricinde model tabanlı bir yöntem geliştirilerek uygulanmıştır. Öznitelik çıkartma için Gabor dalgacıklarına dayalı Çekirdek Temel Bileşen Analizi (ÇTBA) ve Çekirdek Fisher Ayırtacı (ÇFA) yöntemleri; sınıflandırma için en yakın komşuluk, Destek Vektör Makineleri (DVM), En Küçük Kareler–Destek Vektör Makineleri (EKK-DVM) ve ÇFA yöntemleri; eşleştirme için ise Manhattan uzaklığı, Öklid uzaklığı, ağırlıklandırılmış Öklid uzaklığı ve kosinüs uzaklığı kullanılmıştır. ÇFA yöntemi büyük veritabanlarında özvektörlü yaklaşımlarla çözülemediğinden optimizasyonlu yaklaşımla çözülmüş ve bu

nedenle ikili sınıflandırıcıları çok sınıflı yapıya kavuşturan çeşitli kod çözme ve çıkış kodlama teknikleri uygulanmıştır. Bölütleme yönteminin performansı, önerilmiş olan sınırlandırılmış noktanın eğriye olan uzaklığı ve marjin genişliği kriterleriyle ölçülmüştür. Doğrulama ve tanıma performansları ise oluşturduğumuz avuç izi veritabanları ve yaygın kullanıma sahip uluslararası veritabanları üzerinde FAR-FRR eğrileri, ROC eğrileri, EER değeri ve doğru tanıma oranı ile değerlendirilmiştir. Ayrıca, kullanılan yöntemlerin farklı durumlardaki etkilerini görmek amacıyla çeşitli analizler gerçekleştirilmiştir. Bir avuç izi doğrulama sisteminin bütün aşamalarını gösteren ve tez içeriğinin de genel yapısını oluşturan şema Şekil 1.2.'de verilmektedir.



Şekil 1.2. Tez içeriğinin genel yapısı.

Çalışmamızda, yüksek performans veren Gabor tabanlı Çekirdek Fisher Ayırtıcı yönteminin avuç izi özneliliklerini çıkartmada; AGM yönteminin de avuç bölütleme amacıyla avuç izi tanımda kullanımları ilk olarak ortaya atılmıştır [8, 9]. Ayrıca, tarafımızdan önerilen doğrusal olmayan regresyonun kullanıldığı model tabanlı avuç izi bölgesi belirleme yöntemi, bölütleme performans ölçümlerinde kullanılabilecek sınırlandırılmış noktanın eğriye uzaklığı ve marjin genişliği kriterleri ile model tabanlı avuç bölütlemesi için oluşturulan avuç modeli yeni yaklaşımlar olarak literatüre katkı sağlamıştır. Gerçek dünyada oluşabilecek tüm senaryoları içeren ve çevrimiçi sistemlerle oluşturulan büyük ölçekteki avuç veritabanları ile çok sayıda kullanım esnekliğinin simüle edildiği serbest arka planlı sistemlerden elde edilen avuç veritabanları avuç izi tanıma testleri için araştırmacıların hizmetine açılmıştır. Avuç izi doğrulama sistemlerinde kullanılmayan kişiye özel skor normalleştirme ve farklı doğrulama senaryolarının (EYK ve ortalama) performans iyileştirmesi sağladığı belirlenmiştir.

Tezin genel bilgiler bölümünde Şekil 1.2.'de verilen her bir aşama için ayrı ayrı konu tanıtımı, literatür taraması ve literatürde kullanılmış yöntemlerin kısaca tanımlamaları yapılacaktır. Yapılan çalışmalar bölümünde ise bu aşamaların her birinde

gerçekleştirdiğimiz çalışmalar deneylerden ve sonuçlardan soyutlanarak özetlenecek ve avuç izi tanıma alanında önerilen yöntemler açıklanacaktır. Bulgular ve irdelemede ise elde ettiğimiz sayısal ve görsel sonuçlar irdelenecek ve yorumlanacaktır.

1.3. Avuç İzi Tanıma Sistemleri

Avuç izi tanıma sistemleri genel olarak iki ana sınıfa ayrılmaktadırlar: çevrimiçi ve çevrimdışı sistemler. Çevrimiçi sistemler [10, 11], avuç izi görüntüsünü, gerçek zamanda işleyebilmek için doğrudan bilgisayarla bağlantılı görüntüleme aygıtlarıyla (kameralar veya düşük çözünürlüklü tarayıcılar) alırlar. Çevrimdışı sistemler ise [12, 13] önceden alınmış avuç izi görüntülerini işlerler. Bu görüntüler çoğunlukla mürekkepli avuç izlerinden dijital tarayıcılarla yüksek çözünürlükte ve yavaş olarak alınmaktadır.

Literatürde çevrimiçi avuç izi tanıma sistemlerinin ilki 2003 yılında Zhang vd. [10] tarafından geliştirilmiştir. Bu sistem şu bileşenlerden oluşturulmuştur: Dairesel ışık kaynağı, CCD kamera, lens, A/D dönüştürücü, kişisel bilgisayar ve özgün yazılım. Dairesel ışık kaynağı yüksek parlaklıkta beyaz ışık yayacak ve avuç izi çizgilerinin karışıklığını arttıracak biçimde tasarlanmıştır. Yüksek kalitede ve hızda (40 ms) görüntüleme için CCD kamera kullanılarak alınan görüntüler 8-bit Analog / Dijital Dönüştürücü ile sayısallaştırılmakta ve PCI yolu üzerinden işlemciye gönderilmektedir. Sistemin çevre aydınlatmasındaki değişimlerden en az etkilenmesini sağlamak için ışık ayarlarının yanında yarı kapalı bir düzenek de oluşturulmuştur. Ayrıca, kullanıcıların el yerleştirmelerini kontrol amacıyla altı adet çivi düzeneğe yerleştirilmiştir. Elin yerleştirildiği düzenekteki boşluk, avucun iç kısmına gelecek şekilde tasarlanmış olduğundan sadece çok küçük ele sahip kişilerin ellerinin kenarlarında boşluklar kalabilmektedir. Kullanıcının sistemle etkileşimi tuş takımı ve LED panel içeren bir arayüz üzerinden gerçekleştirilmektedir. Şekil 1.3.'te dış görünüşü verilen sistem, geliştiricileri tarafından laboratuvarlarının giriş kapısına konulmuş ve avuç izine göre çevrimiçi kimliklendirme gerçekleştirilmiştir [14]. 400 kişiye kadar kayıda izin veren bu sistemin kimliklendirme işlemi 1.5 saniye sürmekte olup kullanıcı arayüzü ve kayıt işleminin çevrimiçi olup olmadığı hakkında net bir bilgi bulunmamaktadır.



Şekil 1.3. Zhang vd. tarafından geliştirilen ilk çevrimiçi sistemin görünüşü (solda) ve bu sistemle elde edilen bir avuç görüntüsü (sağda) [14].

Hong Kong PolyTechnic Üniversitesi Biyometrik Araştırma Merkezi tarafından geliştirilen bu sistem, komple bir sistem olması ve gerçek zamanlı çalışabilmesi yönüyle tam bir çevrimiçi sistem olarak görülmektedir. Diğer araştırma grupları tarafından geliştirilen sistemlerin çoğu sadece prototip oluşturma aşamasında kalmış olup görüntüleme ve veritabanı oluşturabilme amacıyla kullanılmıştır [15, 16]. Sistemin kullanımı ile elde edilen iki adet veritabanı, avuç izi tanıma üzerine çalışan araştırmacılar için uzun yıllardan beri önemli referanslar olarak kullanılmaktadır.

El yerleştirme platformunda bulunan ve elin düzgün yerleştirilmesini sağlayan çiviler sistemin kullanışlılığını ve esnekliğini sınırladığından Kumar ve Zhang [15] çivilerin kullanılmadığı bir düzenek hazırlamışlardır. Bu düzenekte el görüntüleri dijital kamera ile elin siyah bir zemine yatırılmasıyla alınmıştır. Burada çivilerin kullanılmamış olmasına rağmen parmakların açık tutulma zorunluluğu devam etmektedir. Benzer bir sistem [17] aynı zamanlarda Chinese Academy of Sciences Institute of Automation (CASIA) tarafından da geliştirilmiş ve bu sistemin kullanımı ile uluslararası kullanıma açık bir veritabanı oluşturulmuştur.

Avuç izi tanıma sistemleri ve yöntemlerindeki gelişmelere paralel olarak eldeki diğer biyometriklerde de gelişmeler kat edilmiş ve bu biyometriklerin beraber kullanımının tanıma performansını pozitif yönde etkileyeceği düşünülmüştür. Bu amaçla çoklu biyometrik sistemler geliştirilmiştir. Savic ve Pavesic [18] el geometrisi, avuç izi, parmak ve parmak izi biyometriklerini eşleştirme skoru seviyesinde birleştiren bir sistem geliştirmişlerdir. Parmak izi gibi detay bilgisi gerektiren biyometrikler kullanıldığından

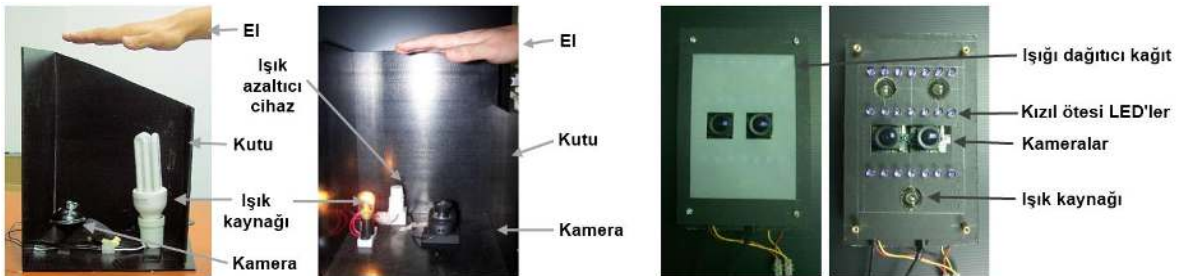
görüntü alımı 600 dpi çözünürlükteki optik tarayıcı ile alınmıştır. Çoklu biyometriklerin kullanıldığı diğer bir sistemde [19] ise parmak geometrisi, eklem izi ve avuç izi biyometrikleri birleştirilmiştir. Bu sistem bir web kamerası, bir kutu ve LED dizilerinden oluşan ışık kaynağı içermekte olup kişilerden el görüntüleri siyah bir zemin üzerinde alınmaktadır.

Çoklu biyometriklerin yanı sıra çok bantlı biyometrik sistemler de son yıllarda geliştirilmeye başlanmıştır. Wang vd. [20] 2008 yılında yaptığı çalışmada avuç damar görüntüsü ile avuç izi görüntüsünü birleştirmeyi önermiştir. Bu çalışmada avuç izi için renkli kamera, avuç damar için ise yakın kızıl ötesi (NIR) kamera kullanılmıştır. Kızıl ötesi radyasyon (3000-12000 nm) insan vücudu tarafından emildiğinden elin belirlenebilmesi için kızıl ötesi ışık kaynakları sisteme dâhil edilmiştir. Zhang vd.'nin geliştirdiği çok bantlı sistemde [21] ise kırmızı, yeşil, mavi ve yakın kızıl ötesi bantlar kullanılmıştır. Düzenek, tek adet monokrom CCD kamera, lens, kameranın çevresinde halka şeklinde bulunan çok bantlı ışık kaynağı, kamerayı bilgisayara bağlayacak A/D dönüştürücü, ışık kaynağını kontrol edecek kontrol devresinden oluşmaktadır. Düzgün el yerleştirme için çivilerden yararlanılan bu sistemde farklı bantlardaki 4 görüntü peşpeşe (1 saniyenin altında bir sürede) alınıyor. Çalışmada, yakın kızıl ötesi kamera kullanılmadığından avuç damar bilgisinin net olmadığı, ayrıca görünen ışığı yok etmemesi için de CCD kameranın önüne yakın kızıl ötesi filtre yerleştirilmediği belirtilmiştir.

Avuç izi tanıma için son zamanlarda geliştirilen diğer bir yaklaşım ise 3 boyutlu avuç izi tanımadır. İlk olarak Zhang vd. tarafından geliştirilen sistemde [22] görüntü alımı için basit CCD kameranın yanında belirli bir açı ile yerleştirilmiş LED ışık kaynaklı LCD projektör kullanılmıştır. 3 boyutlu avuç izi görüntüsünü tek bir kamera ile oluşturabilmek için projektörden değişik büyüklükte şeritlerden oluşan örüntüler ele yansıtılmakta ve yansıyan ışıktan elde edilen görüntüler yorumlanmaktadır. Çok hassas olmayan bu 3 boyutlu avuç izi görüntüsü 2 saniye içinde oluşturulmakta olup yüksek tanıma başarısı için 2 boyutlu avuç izi görüntüsü ile birleştirilmektedir. Bu sistemin diğer bir faydası, sahte el görüntüleri ile yapılan atakların 3 boyut bilgisi içermemesinden ötürü başarısız olmasıdır. Kanhangad vd.nin oluşturduğu 3 boyutlu avuç izi sisteminde [23] daha hassas ve gerçekçi görüntü 3 boyutlu dijitalleştirici kullanılarak elde edilmiştir. Elin duruş şekillerinde serbestiyete önem verilen çalışmada 3 boyutlu uzayda elin yönü bulunmuş, 3 boyutlu ve 2 boyutlu uzaylarda duruş normalizasyonu yapılmıştır. Böylece elin sisteme gösterilmesinde

büyük esneklik sağlanmıştır. Sistemin dezavantajları ise 3 boyutlu sayısallaştırıcının pahalı olması, fazla işlem yükü getirmesi ve gürültülerden etiklenebilmesidir.

Kullanım esnekliği ve sağladığı hijyen nedeniyle tercih sebebi olan temassız avuç izi tanıma sistemlerinin geliştirilmesi bu alandaki yeni eğilim olarak dikkat çekmektedir. İlk olarak 2007 yılında Han vd. tarafından önerilen sistemde [24] normal kameranın yanında yakın kızıl ötesi kamera ve bant geçiren süzgeç de kullanılarak karmaşık arka plandan elin donanımsal veriler yardımıyla ayırt edilebilmesi sağlanmıştır. Bu sistemde elin kameradan uzaklığının 35 ile 50 cm arasında bulunması istenmektedir. Sonraları Michael vd. bu alanda 3 farklı temassız avuç izi tanıma sistemi [16, 25, 26] geliştirmişlerdir (Şekil 1.4.). İlk sistem [16] basit bir web kamerası, floresan lamba ve bunları içeren kutudan oluşturulmuştur. Sonraki sistemde [25], ışık kaynağı sarımtırak ışık yayan ılık beyaz renginde 20 watt'lık ampul ile değiştirilmiştir. Ayrıca ışık şiddetini ayarlayabilmek için ışık azaltıcı cihaz da kullanılmıştır. Elin duruşu için 27 derecelik serbestiyet tanınan sistemde avuç ve parmak eklemlerine dayalı çoklu biyometrik tanıma gerçekleştirilmiştir. En son oluşturdukları sistemde ise [26], avuç izinin yanı sıra el geometrisi, eklem izi, avuç damar ve parmak damar biyometrikleri kullanılmıştır. Bu amaçla geliştirilen düzenek, normal ve kızıl ötesi görüntüleme için 2 adet web kamerası, görülen ışığı engelleyerek sadece kızıl ötesi ışınları geçiren 1 adet kamera filtresi, görüntüleme ünitesinin etrafına yerleştirilmiş 3 adet ılık beyaz renginde ışık kaynakları, damar örüntüsünü aydınlatmak için çok sayıda kızıl ötesi LED'ler ve kızıl ötesi ışığı azaltmak ve böylece radyasyonun düzenli yayılmasını sağlayacak ışığı dağıtıcı kâğıttan oluşmaktadır. Sistemde kişilerin ellerini 25 cm uzakta tutması istenmekte olup kızıl ötesi görüntülemenin hassasiyetinden ötürü sadece 4 cm'lik sapmaya izin verilebilmektedir.



Şekil 1.4. Michael vd. tarafından geliştirilen temassız avuç izi tanıma sistemlerinin dış görünüşleri [16, 25, 26].

Akıllı telefonlarla alınan görüntülerden avuç izi tanımanın gerçekleştirildiği sistemler [27, 28] temassız olması ve kullanım kolaylığı sağlaması açısından tercih edilebilecek sistemler olmalarına karşın henüz istenen verimi verememektedir.

Yukarıda anlatılan sistemlerin haricinde avuç izi tanıma amacıyla düşük çözünürlükte (75 ve 200 dpi) tarayıcıların kullanıldığı sistemler de [29, 30] geliştirilmiştir. Bu sistemlerdeki en büyük problem, avucun tarayıcı yüzeyine bastırılması ile avuç dokusunda bozulmaların oluşması ve yavaşlıktır.

Avuç izi tanıma literatüründe ayrıca ışık kaynaklarının renginin tanıma başarısına etkisi üzerine bir çalışma [31] yapılmıştır. 7 farklı aydınlatmanın (kırmızı, yeşil, mavi, sarı, morumsu, deniz mavisi ve beyaz) test edildiği çalışmada beyaz ışığın her zaman en uygun çözüm olmadığı, sonuçların birbirine yakın olmasına rağmen sarı ya da morumsu renkteki aydınlatmanın tanıma başarısının bazı yaklaşımlarda beyaz ışıktan daha üstün olduğu sonucuna varılmıştır.

1.4. Avuç Bölgesinin Bölütlenmesi

Avuç izi tanıma sistemleriyle alınan görüntüler üzerinde gerçekleştirilen ilk işlem avuç bölgesinin bölütlenmesidir (segmentation). Bu işlem, sistemin esnekliğine ve kullanılan donanıma bağlı olarak karmaşılaşabilmektedir. Geliştirilen avuç izi tanıma sistemlerindeki sınırlamalar dikkate alındığında bu konuda yapılan çalışmaların sınırlı olduğu ve çoğunun basit yaklaşımlara dayandırıldığı sonucuna varılabilir.

Avuç bölgesinin bölütlenmesinde uygulanan yöntemleri üç ana başlık altında inceleyebiliriz: genel eşiklemeye dayalı bölütleme, ten rengine dayalı bölütleme ve diğer yöntemler.

1.4.1. Genel Eşiklemeye Dayalı Bölütleme

Bölütleme tekniklerinden en yaygın kullanılanı, görüntüyü gri seviyeye dönüştürerek sabit bir eşik değerinden geçirmektir. Bu yöntem sade olmasına karşın özellikle görüntüdeki nesne ile arka planın parlaklık değerlerinde büyük fark olması durumunda başarılı sonuçlar vermektedir. İşlem yükünün az olması, tercih edilmesinin en büyük sebebidir. Burada kullanılan eşik değeri kullanıcı tarafından verilebileceği gibi görüntüden otomatik olarak genel eşikleme yöntemleriyle de çıkartılabilir.

En yaygın olarak kullanılan otomatik eşikleme yöntemi bölge homojenliğine dayanan Otsu yöntemidir [32]. Bu yöntem, genelde iyi sonuç vermesine karşın bazı durumlarda en uygun eşik değerini bulamamaktadır. Görüntünün gri seviye histogramının iki tepeli olmaması, sınıfların çok farklı boyutlarda olması ve görüntülerin değişken ışık koşullarında alınması bu durumlara örnek olarak verilebilir.

Avuç izi tanıma literatüründe kullanılan sistemlerin büyük çoğunluğunda tekdüze koyu renge sahip zeminler kullanıldığından çalışmaların çoğunda avuç bölütleme için genel eşiklemeden yararlanılmıştır [10, 18, 33]. Bazı çalışmalarda [10, 18] genel eşik değerinin otomatik olarak belirlenip belirlenmediği net olarak ifade edilmezken, bazılarında [33, 34] ise Otsu otomatik eşikleme yönteminin kullanıldığı açıkça ifade edilmiştir.

Otomatik eşiklemeden önce, eşik değerinin belirlenmesinde bölütleme açısından gürültü olarak sayılabilecek ön plan nesnesindeki yüksek frekanslı detay bilgilerinden oluşabilecek muhtemel sorunları gidermek için görüntüye alçak geçiren süzgecin uygulanması gerekmektedir. Bu amaçla Gaussian alçak geçiren filtresi eşiklemeden önceki işlem olarak uygulanmaktadır [10, 35]. Eşiklemeden sonra oluşan ikili görüntüdeki boşlukları kaldırmak ve nesne bölütlemesini iyileştirmek için açma, kapama gibi morfolojik işlemlerin uygulandığı çalışmalar da [33, 36] avuç izi literatüründe mevcuttur.

Otsu eşikleme yönteminin haricinde bu alanda kullanılmış olan diğer bir otomatik eşikleme yöntemi de histerezis eşiklemedir. Bu yöntemin kullanıldığı çalışmada [37], görüntü için iki adet eşik belirlenmektedir. Her iki eşik değerinden düşük olan sınıfa arka plan, yüksek olan sınıfa ön plan nesnesi ataması yapılmaktadır. Eşik değerlerinin arasında kalan parlaklık değerlerine sahip piksellerde ise en yakın sınıfa atama yapılmaktadır.

Diğer bir çalışmada Poon vd. [38], görüntüdeki arka planın istatistiğinden faydalanarak uyarlanır eşikleme yöntemi ile el bölgesini bölütlemişlerdir.

1.4.2. Ten Rengine Dayalı Bölütleme

İnsanların ten rengi yüz algılama ve el takibinde kullanılan etkin bir özelliktir. Farklı kişilerin farklı ten rengi olmasına karşın araştırmalar göstermiştir ki ana fark renkte değil parlaklık değerleri arasında bulunmaktadır [39]. Pikselleri ten rengi olarak belirlemek için çeşitli renk uzayları kullanılmıştır: RGB [40], normalleştirilmiş RGB [41], HSV [42], YCrCb [43] vs.

Ten rengi modeli oluşturmak için birçok yöntem geliştirilmiştir. En basit yaklaşım, YCbCr uzayında ten rengini ifade etmek için Cr ve Cb renk bileşenlerinde aralıkların belirlenmesidir. Test görüntüsünde bir pikselin Cr ve Cb değerleri önceden belirlenen aralıkların içerisinde yer alıyorsa o pikselin ten bölgesine ait olduğu sonucuna varılır. Bu yaklaşımda ten rengini ifade eden eşiklerin uygun seçimi büyük önem taşımaktadır.

Crowley ve Coutaz [44], pikselin ten renginde olma olasılığını hesaplamak için normalleştirilmiş RGB uzayında kırmızı ve yeşil renk bileşenleri değerlerinin histogramından $h(r,g)$ yararlanmıştır.

Saxe ve Foulds [42], HSV renk uzayında histogram kesişmesini kullanan iteratif bir ten bölgesi belirleme yöntemi önermişlerdir. Kontrol çekirdeği olarak adlandırılan ten rengi piksellerinin başlangıç bölgesi kullanıcı tarafından seçilir ve iteratif algoritmayı başlatımlandırır. Ten rengi bölgelerini belirlemek için yöntem bütün görüntüyü gezinir, her bir adımda bir bölge belirler ve kontrol histogramını ve o anki geçerli histogramı karşılaştırma için sunar. Eğer eşleme puanı veya ortak örnek sayısı belirli bir eşik değerinden yüksekse ilgili bölge ten bölgesi olarak sınıflandırılır.

Kjeldsen ve Kender [45], ten bölgelerini arka plandan ayırmak için HSV renk uzayına dayandırılmış farklı bir yöntem geliştirmişlerdir. Yukarda belirtilen parametrik olmayan yöntemlerin aksine Gaussian yoğunluk fonksiyonu ve Gauss Karışımı (Mixture of Gaussians - MoG) yaklaşımını ten rengini modellemek için kullanılmışlardır. MoG'ın kullanılma nedeni, farklı etnik gruplara sahip insanların ten rengi histogramlarının tek modelli dağılım sergilememesidir.

Son zamanlarda Jones ve Rehg [46] yaklaşık 1 milyar etiketlenmiş ten tonu pikselinin (normalleştirilmiş RGB renk uzayında) toplandığı büyük ölçekli deneyler yürütmektedir. Ten belirlemek için histogram ve karışım modellerin performansı karşılaştırıldığında histogram modellerinin doğruluk ve hesaplama yükü bakımından daha üstün olduğu görülmektedir [47].

Eğer ten renk modeli farklı aydınlatma koşulları için iyi uyarlanmışsa renk bilgisi ten bölgesini tanımlamak için etkin bir araç olabilmektedir. Bununla beraber, ışık kaynağının tayfi önemli ölçüde değişiyorsa, bu modeller başarısız olmaktadır. Diğer bir deyişle, renk görünüşü genellikle arka plan ve ön plandaki aydınlatma değişikliklerine karşı kararsızdır. Renk sabitliği problemi fizik tabanlı modellerle [48] aşılmasına rağmen ten rengini değişen aydınlatma koşullarında kullanmak için yaklaşımlar önerilmiştir. McKenna vd. [49] değişen aydınlatma koşullarında yüzü takip etmek için uyarlamalı renk karışım modelini

sunmuştur. Yöntemin en büyük dezavantajı, tek bir görüntüde yüzü belirlemek için uygulanamamasıdır.

Choras vd.'nin çalışması [50], avuç izi tanıma alanında ten rengine dayalı avuç bölütlemesi üzerine yapılan ilk çalışma olarak dikkat çekmektedir. Bu çalışmada avuç bölütleme ten rengine göre kural tabanlı bir yaklaşımla gerçekleştirilmiştir. Bu yöntem tatmin edici sonuçları tek düze zemin ve kontrollü aydınlatma ortamlarında verebilmiştir.

Michael vd. [16] tarafından yapılan çalışmada, görüntüyü bölütleme için Chang ve Robles'in önerdiği [51] ten rengi modeli kullanılmıştır. Bu yöntemde ten rengi kromatik uzayda bir Gaussian dağılımı $N(\mu, \sigma)$ olarak modellenmiştir. Kromatik uzayın kullanım sebebi ise renkli görüntüdeki parlaklık bilgisini kaldırabilmesidir. Eli arka plandan ayırt edebilmek için kullanılacak olan ten renginin benzerliği eşitlik (1.1) hesaplanmıştır:

$$L = \exp\left[-\frac{1}{2}(\mathbf{x} - \mu)^T \sigma^{-1}(\mathbf{x} - \mu)\right] \quad (1.1)$$

Burada μ ve σ ten rengi dağılımının sırasıyla ortalamasını ve kovaryansını ifade etmektedir. Benzerlik değeri hesaplandıktan sonra basit bir eşikleme ile el nesnesi arka plan görüntüsünden ayırt edilebilmektedir.

Feng vd. [52], ten bölgesini gerçek zamanlı avuç izi tanıma sistemlerinde belirleyebilmek için CbCr histogramına dayalı olasılık sınıflandırıcının kullanımını önermişlerdir. Bunun için öncelikle eğitim kümesindeki görüntülerden ten bölgesi olan ve olmayan pikseller 2 boyutlu CbCr histogram uzaylarına yerleştirilir. Daha sonra test görüntüsündeki her bir piksel için ten rengi olma olasılığı olmama olasılığına bölünür. Bu değer kullanıcı tarafından verilen eşik değerinden büyük çıkarsa ilgili piksel ten, küçük çıkarsa arka plan olarak işaretlenir.

1.4.3. Avuç Bölütleme İçin Kullanılan Diğer Yaklaşımlar

Avuç bölgesinin bölütlenmesinde genel eşikleme ve ten rengi eşiklemesinin haricinde kenar bilgisine dayalı [53], model tabanlı [54], hibrit yöntemler [55] ve donanımsal yaklaşımlar da [24] kullanılmıştır.

Kekre ve Bharadi çalışmalarında [56] avuç görüntülerinin zemin görüntüsünden ayırt edilmesi için Gabor filtresine dayalı bir yaklaşım sunmuştur. Bu yaklaşımda önce görüntü 16×16 'lık bloklara bölünür. Sonra her bir blok için Gabor genliği hesaplanır ve normalize

edilir. En son olarak da Otsu eşiklemeinden geçirilir. Bu yöntemle daha iyi bir bölütlemenin gerçekleştirilebildiği ifade edilmesine karşın karmaşık zemine sahip görüntüler için yöntem başarısız kalmıştır.

Parmakları ve avucu belirlemek için kenar bilgisinden faydalanılan çalışmada [53], kenar bilgisi Canny kenar algılayıcı ile çıkartılmıştır. Sonra bu görüntü üzerinde elin dış şeklini çıkartabilmek için doğru parçaları belirlenmiş ve birleştirilmiştir.

Fratric ve Ribaric [55] el sınır çizgilerini kısıtlamasız çevrede gerçek zamanlı bulabilmek için Viola-Jones [57] el belirleyici ile model tabanlı yaklaşımı birleştirmişlerdir. Yer belirleme yaklaşımlarında önce hızlı bir şekilde muhtemel el nesnelerinin konumlarını bulmak için Viola-Jones yaklaşımı kullanılmış, daha sonra ten rengi ve Canny kenar bilgisi yardımıyla aday ellerden en uygun olanı ve elin konumu hassas olarak belirlenmiştir. Şekil 1.5., bu yöntemle dış hat çizgileri belirlenmiş el görüntüsüne bir örnektir.



Şekil 1.5. Sınırlamasız ortamda Fratric ve Ribaric'in yöntemiyle el sınırının bulunmasına bir örnek [55].

Diğer bir çalışmada Doublet vd. [54] ten rengini, bölütlemenin ilk adımı olarak ele almış ve el şeklini elde etmek için Aktif Şekil Modelini (Active Shape Model - ASM) [58] kullanmışlardır. Ten rengini belirlemek için YSA ile eğitim yapılmış ve eşik değeri belirlenmiştir. Bölütleme dâhil bütün tanıma işlemi 1.6 GHz. işlemcide bir saniyede gerçekleştirilebilmiştir [59].

Y. Han vd. [24] NIR LED ve band-geçiren süzgeç yardımıyla donanımsal olarak bölütleme problemini çözmüştür. Bu çalışmada bölütleme işleminin sınırlamasız

ortamlarda gerçekleştirildiği ifade edilmesine karşın görüntü alma koşulları açıkça belirtilmemiştir.

1.5. Avuç İzi Bölgesinin Çıkartılması

Avuç izi tanımda, avuç bölütlemesinden sonraki aşama, ilgi bölgesi (Region of Interest - ROI) olarak da adlandırılan avuç izi bölgesinin belirlenmesidir. Bu aşama az çalışılmış bir konu olmasına rağmen, avuç izi tanıma sistemlerinin başarısında önemli rol oynamaktadır. Her el duruşu için aynı bölgenin seçilebilmesi, görüntülerdeki gürültülerden etkilenmemesi ve kişileri ayırt etmek için daha fazla anlam taşıyan kısımların seçilmesi gibi birçok sorunla bu konuda karşılaşılabilmektedir.

Literatürde avuç izi bölgesinin çıkartılması üzerine en yaygın olarak kullanılan yöntem Zhang vd.'nin önerdikleri yöntemdir [10]. Yöntemin genel işlem adımları şunlardır (Şekil 1.6.a):

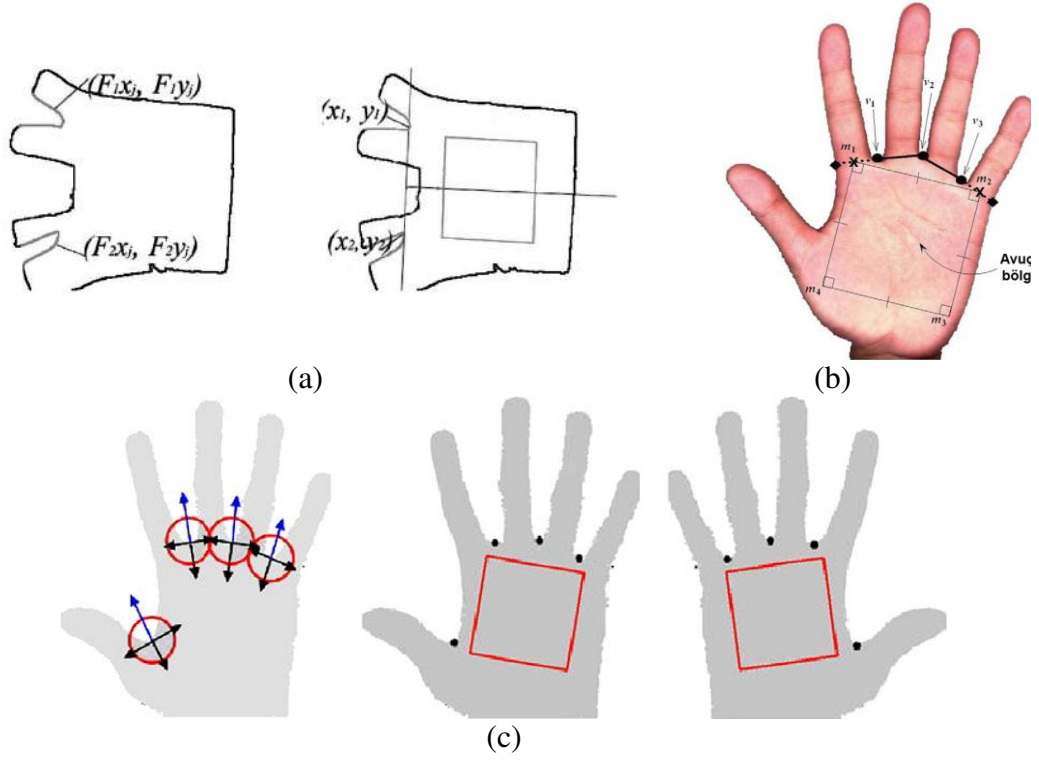
- Bölütlenmiş görüntüden, sınır takibi algoritmaları yardımıyla parmaklar arasındaki boşlukların sınırları $(F_i x_j, F_i y_j)$ ($i=1,2$) elde edilir. Burada, sonraki aşamalarda kullanılmayacağı için yüzük parmağı ile orta parmak arasındaki boşluk çıkartılmaz.

- İki parmak arasındaki boşlukların teğeti hesaplanır. (x_1, y_1) ve (x_2, y_2) kilit noktaların sırasıyla $(F_1 x_j, F_1 y_j)$ ve $(F_2 x_j, F_2 y_j)$ eğrileri üzerinde birer nokta olduğu varsayılır. Eğer bu iki noktadan geçen $(y = mx + c)$ doğrusu $F_i y_j < m F_i x_j + c$ koşulunu bütün i ve j değerleri için sağlarsa, $(y = mx + c)$ iki parmak arası boşluğun teğeti olarak ele alınır.

- Avuç izi koordinat sisteminin y eksenini elde etmek için (x_1, y_1) ve (x_2, y_2) noktalarından doğru geçirilir. Koordinat sisteminin orjinini belirlemek için ise iki parmak arası noktanın ortasından geçen ve y eksenine dik olan doğru kullanılır.

- Oluşturulan koordinat sisteminden sabit büyüklükte alt görüntü çıkartılır.

Zhang vd.'nin avuç izi çıkartma yöntemi, parmaklar arasındaki kısa bir sınır çizgisinden faydalandığından parmakların tamamının görüntüde yer almaması durumunda sorunsuz olarak çalışabilmektedir. Ayrıca işlem yükünün az olması ve basitliğinden ötürü birçok araştırmacı tarafından tercih edilmiştir [29, 60, 61].



Şekil 1.6. Avuç izi tanımda en yaygın kullanılan 3 farklı avuç izi bölgesi çıkartma yönteminin görselleştirilmesi. a) Zhang vd.'nin önerdiği yöntem [10]; b) Connie vd.'nin önerdiği yöntem [62]; c) Michael vd.'nin önerdiği yöntem [16].

Connie vd. [62], önerdikleri yöntemde, 3 parmak arasından elde ettikleri kilit noktaları kullanmışlardır (Şekil 1.6.b). Farklı araştırmacılar [63, 64] tarafından da tercih edilen bu yöntemde avuç izi bölgesinin çıkartılması için şu işlem adımları uygulanmaktadır:

- Orta parmağın her iki yanındaki parmak arası vadi noktaları bir doğru ile birleştirilir. Bu doğru elin sağ kenarını kesecek şekilde uzatılır.
- Orta parmak ile işaret parmağı arasındaki vadi noktası ile doğrunun elin sağ kenarını kestiği noktaların ortasındaki nokta ilk referans noktası (m_1) olarak belirlenir.
- Benzer işlemler yüzük parmağı için tekrarlanır ve diğer referans noktası (m_2) bulunur.
- Avuç izi bölgesini ifade eden karesel bölge, iki köşesi bu iki referans noktası olacak biçimde avuç üzerinde yerleştirilir.

Diğer bir çalışmada [65] Struc ve Pavesic, yukarıda anlatılan iki yöntemden esinlenerek yeni bir yöntem ortaya atmışlardır. Zhang vd.'nin çalışmasındaki gibi işaret

parmağı ile orta parmak ve yüzük parmağı ile serçe parmak arasındaki vadi noktalarından geçen doğru referans olarak belirlenir. Sonra bu vadi noktalarından geçecek şekilde referans doğrusuyla 30 ve 40 derecelik açılar yapacak doğrular yollar. Son aşamada ise Connie vd.nin yöntemindeki gibi bu doğruların elin sol ve sağ kenarlarını kestiği noktalar bulunarak vadi noktaları ile ortası bulunur ve ilgi bölgesinin iki köşesi olarak belirlenir. Benzer bir çalışmada [66], referans doğrusu ile olan açılar için farklı değerler (45-45, 60-60, 60-45 ve 45-60) denenmiş en uygun çözümün 45 ve 60 derecelik açılar olduğu ifade edilmiştir. 45-45 derecelik ve 60-45 derecelik açılarda ilgi bölgesinin büyük veya başparmağa yakın seçilmesinden dolayı avuç olmayan bölgelerin seçilebileceği, 60-60 derecelik açılarda ise avuç izi bölgesinin küçük kalmasından dolayı tanıma için yeterli bilgiyi sunamayacağı belirtilmiştir.

Parmaklar arasındaki vadi noktalarının konumlandırılması için Michael vd. [16], piksel komşuluklarına dayalı yeni bir yöntem sunmuştur (Şekil 1.6.c). Buna göre el sınırındaki bir noktanın vadi noktası olabilmesi için 4, 8 ve 16 komşuluklarında sırasıyla en fazla 1, 4 ve 6 noktanın el dışında, diğerlerinin el içinde olması gerekmektedir. Bu koşullar sağlandıktan sonra o noktanın gedik olmadığına tespiti yapılarak işaretleme gerçekleştirilir. Son aşamada eldeki dört parmak arasındaki vadi noktaları kullanılarak avuç izi bölgesi yerleştirilir.

Kumar ve Zhang [67], diğer yaklaşımlardan farklı olarak parmak aralarındaki boşluklardan yararlanmadan avuç izi bölgesini belirlemişlerdir. Bu yaklaşımda öncelikle elin oryantasyonu belirlenip el dikey hale getirilir. Sonra, el bölgesindeki her bir noktanın el olmayan bölgeye en yakın uzaklığı hesaplanır. En yüksek değere sahip olan nokta avuç izi bölgesinin merkezi olacak şekilde dörtgen alan belirlenir.

Zhu ve Zhang [19] çalışmalarında avuç izi bölgesinin belirlenmesinde parmaklardan yararlanmayı önermişler. Bu yöntem için ilk olarak parmakların ilgi bölgeleri çıkartılır. Sonra işaret ve serçe parmakların ilgi bölgeleri %20 oranında avuca uzatılır. Uç noktaları birleştirilerek karesel avuç izi bölgesinin bir kenarı bulunur.

Literatürde karesel avuç izi bölgelerinin haricinde dairesel bölgeler de kullanılmıştır. Ghandehari ve Safabakhsh [68] çalışmalarında avucun içine yerleştirilen en büyük ölçüdeki dairenin tanıma başarısını karesel avuç izi bölgesine göre arttırdığını belirtmiştir. Dairesel bölgenin kullanıldığı diğer bir çalışmada [69] ise seçilen dairesel bölge iris tanımda kullanılan yaklaşımla doğrusallaştırılarak kullanılmaktadır. Qichuan vd. [70] ise

avucun bilekle olan sınırını dairesel, parmaklarla olan sınırını ise doğru parçaları ile belirleyerek avucun tamamını avuç izi bölgesi olarak seçmiştir.

1.6. Avuç İzi Özniteliklerinin Çıkartılması

Avuç izi görüntülerinden tanımadaki kullanılacak özniteliklerin çıkartılması, avuç izi tanıma ile ilgilenen araştırmacıların üzerinde en çok çalıştığı alandır. Doğrulama / kimliklendirme sistemlerinin performansını tanıma oranı ve hız açısından büyük ölçüde etkileyen avuç izi öznitelik çıkartma yöntemlerini üç ana sınıfa ayırmak mümkündür: bütünsel tabanlı, yerel özniteliğe dayalı ve karma yöntemler.

1.6.1. Bütünsel Tabanlı Yaklaşımlar

Bütünsel tabanlı yaklaşımlarda orijinal avuç izi görüntüsü öznitelik çıkartma yöntemine giriş olarak verilir ve görüntünün tamamına ait öznitelikler çıkartılır. Öznitelik çıkartımı yöntemleri uygulanmadan önce giriş görüntüsü bazı ön işlemlerden geçirilebilir. Bu nedenle bütünsel tabanlı yaklaşımları iki aşamada inceleyebiliriz: bütünsel avuç izi görüntü temsili ve öznitelik çıkartıcı tasarımı. Bütünsel avuç izi öznitelik çıkartıcı yaklaşımlar Tablo 1.1.'de özetlenerek gösterilmektedir. Bu bölümde öncelikle avuç izi görüntü temsili yöntemlerinden, ardından öznitelik çıkartma yöntemlerinden bahsedilecektir.

Genelde, avuç izi görüntüleri uzaysal veya ayrık dönüşüm domenlerinde temsil edilirler. Bütünsel avuç izi öznitelikleri, avuç izi görüntüsünü bir vektör, iki boyutlu matris veya ikinci dereceden tensör olarak ele alarak doğrudan uzaysal domenden çıkartılabilmektedir. Öte yandan, görüntü dönüştürme teknikleri kullanılarak ayrık dönüşüm domeninden de elde edilebilmektedirler.

Uzaysal avuç izi temsiline göre farklı bütünsel yaklaşımlar önerilmiştir. Avuç izi görüntüsünü iki boyutlu görüntü olarak ele alan birtakım değişmez görüntü momentleri Li vd. [71] tarafından bütünsel avuç izi öznitelikleri olarak çıkartılmıştır. Avuç izi görüntüsünün sütunlarının birleştirilmesiyle elde edilen yüksek boyutlu vektörü kullanan doğrusal ve doğrusal olmayan altuzay analiz teknikleri [72, 73, 74] avuç izi özniteliklerini çıkartmada sıkça kullanılmaktadır. Son zamanlarda avuç izi görüntüsünü ikinci dereceden

tensör olarak işleme tabi tutan az sayıda tensör analizi yaklaşımları da [75, 76] geliştirilmiştir.

Tablo 1.1. Bütünsel tabanlı avuç izi öznitelik çıkartma yaklaşımları

Yaklaşım	Örnek Çalışmalar
1. Altuzay Yöntemleri	
1.1. Danışmansız doğrusal yöntemler	TBA [72, 83, 84], BBA [62], LPP [85, 86, 87]
1.2. Danışmanlı doğrusal yöntemler	FDA [18, 88], Medyan Fisher Ayırtıcı (MFD) [96]
1.3. Çekirdek yöntemler	ÇTBA [93], ÇFA [94], OSKD [97]
1.4. Tensör altuzay yöntemleri	2B-TBA [60], 2B-LPP [75], Çokdoğrusal BBA [100]
1.5. Ayırık dönüşüm domeninde altuzay yönt.	FFT+FDA [77], DCT+FDA [79], Gabor+ÇTBA [93]
2. Değişmez Momentler	Hu [102] ve Zernike [30] değişmez momentleri
3. Tayfsal Gösterim	
3.1. Fourier frekans domeni	Fourier domeninde açısıl ve radyal enerji bilgileri [78]
3.2. Dalgacık domeni	Dalgacık domeninde global istatistiksel bilgiler [105, 106]
3.3. Diğer yöntemler	Contourlet [107], Curvelet [108], MFCC dönüşümü [109]

Avuç izi temsilinde etkin domeni belirlemek için farklı görüntü dönüşüm teknikleri araştırılmıştır. Klasik görüntü dönüşüm tekniği olan Fourier dönüşümü, Fourier domeninde öznitelik çıkartımı için Jing vd. [77, 78] tarafından uygulanmıştır. Diğer görüntü dönüşüm teknikleri de (2 boyutlu Gabor dönüşümü, ayırık kosinüs dönüşümü, Ridgelet dönüşümü, ortogonal dalgacık dönüşümleri gibi), etkin avuç izi öznitelik çıkartımı için altuzay analiz yöntemleri ile birleştirilmiştir [62, 79, 80, 81].

Altuzay yöntemleri, değişmez momentler ve tayfsal gösterimler bütünsel avuç izi öznitelik çıkartma yaklaşımlarının üç alt sınıfını teşkil etmektedir.

Altuzay Yöntemleri: Görünüşe dayalı yöntemler olarak da adlandırılan bu yöntemler, tanınacak nesnelerin bütün olası görünüşlerinin mevcut olduğu varsayımı ile bu görünüşlerden istatistiğe dayalı özniteliklerin çıkartılmasını öngörürler. Eğitim aşamasında, eğitim kümesindeki örneklerin kullanımıyla boyutu daha düşük olan, gürültü sayılabilecek özniteliklerin kaldırıldığı, anlamlı öznitelikler içeren yeni bir altuzay oluşturulur. Test aşamasında ise görüntü bu altuzaya izdüşürülür. Bu amaçla, avuç izi görüntüsünü orijinal veri uzayından öznitelik uzayına izdüşürecek çeşitli danışmanlı/danışmansız, vektör/tensör ve doğrusal/doğrusal olmayan altuzay yöntemleri önerilmiştir [82].

En yaygın kullanılan danışmansız yöntem olan Temel Bileşen Analizi (TBA), bütünsel öznitelik vektörünü elde etmek için kullanılan ilk yöntemlerdendir [72, 83, 84]. TBA yönteminde amaç, toplam karesel hata açısından değişimi en iyi ifade edecek uzayda

veriyi temsil etmektir. İşaretlerin bağımsızlığını gösteren yönleri araştıran Bağımsız Bileşen Analizi, avuç izi öznitelik çıkartımında kullanılan diğer altuzay yöntemlerinden biridir [62]. Son zamanlarda popüler olan danışmansız altuzay yöntemlerinden Bölge Korumalı İzdüşüm (Locality Preserving Projections - LPP) yöntemi ise avuç izi tanımada geliştirilen birçok çeşidi ile tercih edilmektedir [85, 86, 87]. Bu yöntem veri kümesinin komşuluk yapısını en uygun biçimde koruyarak doğrusal izdüşüm doğrultularını hesaplamaktadır.

Danışmansız altuzay yöntemlerinin sınıf etiketi bilgisini eğitim aşamasında kullanmamasından ötürü danışmanlı yöntemlerin tanıma problemlerinde genelde daha etkin olmaları beklenmektedir. Bu amaçla, orjinal veriyi düşük boyutlu öznitelik uzayına izdüşüren en uygun ayırtaç vektörlerini bulmayı hedefleyen Fisher'in doğrusal ayırtaç analizi (Fisher Linear Discriminants - FDA), araştırmacıların ilgi odağı olmuştur [18, 88]. FDA, sınıf içi varyansı minimize ederken sınıflar arası varyansı ise en büyük değere çekmeye çalışmaktadır. Yöntemin matematiksel formülasyonunda matris tersi alma işlemi bulunmaktadır. Bu işlem örnek sayısı öznitelik sayısından çok düşük olması durumunda imkânsız hale gelebilmektedir. Küçük örnek boyutu (Small Sample Size - SSS) problemi olarak da bilinen bu problemi danışmanlı altuzay yöntemleriyle çözmek için kullanılan iki yaygın strateji vardır: dönüşüm tabanlı ve algoritma tabanlı. Dönüşüm tabanlı stratejiler (TBA+FDA gibi), ilk olarak orijinal görüntüyü daha düşük boyutlu altuzaya izdüşürürler, ardından FDA yöntemini öznitelik çıkartma için kullanırlar [73, 89]. Algoritma tabanlı stratejiler ise, alternatif bir formülasyon bularak SSS problemini önlemektedirler [90, 91].

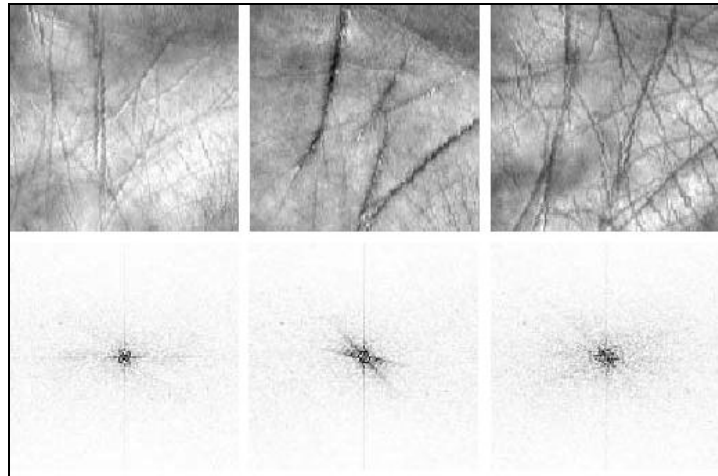
Avuç izi temsili ve öznitelik çıkartımı basit bir doğrusal problem olarak ele alınmamalıdır. Son yıllarda bir takım doğrusal olmayan (çekirdek tabanlı) altuzay yöntemleri avuç izi tanıma amacıyla incelenmiştir. Çekirdek tabanlı yöntemlerde [92] x verisi daha yüksek ya da sonsuz boyutlu öznitelik uzayına dolaylı olarak izdüşürülmekte $F: x \rightarrow \Phi(x)$; öznitelik uzayındaki iç çarpım ise, çekirdek fonksiyonu $(K(x, y) = \langle \Phi(x), \Phi(y) \rangle)$ yardımıyla hesaplanmaktadır. Günümüzde çok sayıda çekirdek altuzay yöntemi (çekirdek TBA ve çekirdek Fisher ayırtacı gibi) avuç izi öznitelik çıkartımında kullanılmaktadır [93, 94]. Son zamanlarda TBA, BBA, LPP, FDA ve türevlerinin haricinde farklı altuzay boyut indirgeme teknikleri de avuç izi tanımada kullanılmaya başlanmıştır [95, 96, 97, 98].

Bir avuç izi görüntüsü ikinci dereceden tensör olarak da yorumlanabilir. Bu yorumlamanın kullanıldığı bir grup tensör altuzay yöntemi (2B-TBA, 2B-LPP, Çokdoğrusal BBA gibi) avuç izi öznitelik çıkartımı için önerilmiştir [60, 75, 99, 100, 101].

Ayrık görüntü dönüşümleri altuzay yöntemlerinin performansını iyileştirmek için kullanılabilir. Görüntü dönüşümünden sonra dönüşüm katsayıları avuç izi tanıma için daha uygun ve sınıf içi değişimlere karşı daha dayanıklı olmaktadır. Ayrıca, öznitelik seçme teknikleri kullanılarak daha az ayırt edici özelliğe sahip dönüşüm katsayıları kaldırılıp veri boyutu etkin bir şekilde indirgenebilir. Altuzay yöntemleri, bazı görüntü dönüşüm domenlerinde (Fourier [77], Gabor [93], ayrık kosinüs [79] ve dalgacık dönüşümü [62] gibi) başarılı şekilde uygulanmıştır.

Değişmez Momentler: Görüntü momentleri görüntülerin global bilgilerini çıkartabilmekte ve çoğunlukla öteleme, dönme ve ölçek değişmezliğini sağlamaktadırlar. Bu nedenle görüntü tanıma alanında yaygın bir kullanıma sahiptirler. Zernike ve Hu değişmez momentleri kullanılarak avuç izi öznitelik temsilde birtakım öznitelik tanımlayıcıları geliştirilmiştir [30, 102, 103].

Tayfsal Gösterim: Tayfsal gösterimde avuç izi görüntüleri ayrık görüntü dönüşümleri ile farklı bir domene (Fourier domeni gibi) aktarılmakta ve bu domende altuzay yöntemleri kullanılmadan bazı istatistikî bilgiler çıkartılmaktadır [78, 104, 105]. Li vd. [78], avuç izi temsili için Fourier frekans domeninde açısall ve radyal enerji bilgisini kullanmayı önermişlerdir. Şekil 1.7.'de örnek avuç izi görüntüleri ve Fourier genlik domenindeki karşılıkları gösterilmektedir.



Şekil 1.7. Örnek avuç izi görüntüleri (üstte) ve Fourier genlik domenindeki karşılıkları (altta) [78].

Ortogonal dalgacık dönüşümlerinin kullanıldığı çalışmalarda [105, 106] avuç izi görüntüsü öncelikli olarak dalgacık domenine aktarılmış, sonra bir grup global istatistiksel bilgiler çıkartılmıştır. Hennings vd. [104], her bir avuca ait avuç izi görüntüleri için gelişmiş ilinti filtresini Fourier domeninde eğitmeyi önermişlerdir. Bu grup ayrıca, avuç izi tanımanın başarısını arttırmak için her bir sınıfa ait çoklu ilinti filtrelerinin kullanımını da önermişlerdir [36].

Ayrık görüntü dönüşümlerinin kullanıldığı diğer çalışmalarda, Contourlet dönüşümü [37, 107], Curvelet dönüşümü [108] ve Mel Frequency Cepstral Coefficients (MFCC) dönüşümünden [109] yararlanılmıştır.

1.6.2. Yerel Özniteliğe Dayalı Yaklaşımlar

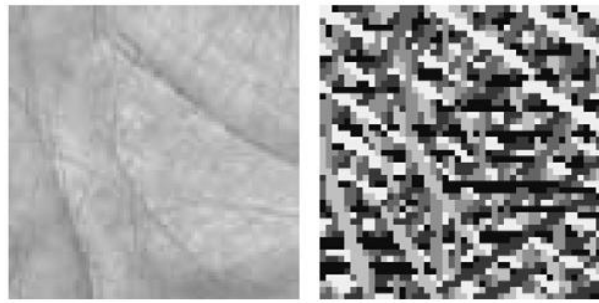
Avuç çizgileri ve dokusu, düşük çözünürlüklü avuç izi kimliklendirme için yerel, ayırıcı ve sabit özniteliklerdir. Avuç çizgilerini çıkartmak için çok sayıda çizgi belirleyici yaklaşım önerilmiştir. Bununla beraber, kırıksıklıklar gibi bazı ince ve zayıf avuç çizgilerinin çizgi belirleyiciler tarafından belirlenebilmesi çok zordur. Bu nedenle kodlamaya dayalı yöntemler ve doku tanımlayıcıları gibi doku analizi yaklaşımları geliştirilmiş ve yaygın olarak kullanılmıştır. Mevcut yerel özniteliğe dayalı yaklaşımlar 3 bölümde incelenebilir: çizgiye dayalı, kodlamaya dayalı, doku tanımlayıcılara dayalı yöntemler.

Çizgiye Dayalı Yöntemler: Avuç çizgilerini çıkartmak amacıyla Wu vd. [110] Gaussian fonksiyonunun ikinci dereceden türevini çizginin genliğini, birinci dereceden türevini de çizginin konumunu belirlemek için kullanmıştır. Nihai sonuç, bütün yönsel çizgi belirleyicilerin sonuçlarının birleştirilip zincir kodlamayla kodlanması ile elde edilmiştir. Liu vd. [111] ise avuç çizgilerinin konumu ve genişliğini belirlemek için izotropik, doğrusal olmayan filtrelerden yararlanmıştır. Bunların haricinde ana avuç çizgilerini belirlemede Canny kenar bulma [112], Modifie Sonlu Radon Dönüşümü (Modified Finite Radon Transform) [113], iki adımlı filtreleme[114] gibi yöntemler de kullanılmıştır.

Kodlamaya Dayalı Yöntemler: Kodlamaya dayalı yöntemler bir filtre bankasının cevabını bit bit kodlayarak öznitelik çıkartırlar. Bitsel öznitelik gösteriminin üstünlüğünden dolayı kodlamaya dayalı yöntemler çoğunlukla daha az bellek

gereksinimine sahiptirler ve daha hızlı eşleştirmeye imkân tanırırlar. Daugman'ın IrisCode yaklaşımından [115] esinlenerek Zhang ve Kong [116] PalmCode yöntemini geliştirmişlerdir. Bu yöntemde avuç izi görüntüsü ilk olarak 2 boyutlu Gabor filtresinden geçirilir, sonra filtre çıkışının fazı bitsel öznitelik olarak kodlanır. PalmCode yöntemi birçok çalışmada [10, 117] kullanılmış olmasına karşın farklı avuçların PalmCode özniteliklerinin büyük ilintiye sahip olabileceği belirlendiğinden popülerliğini yitirmiştir. Performansı arttırmak için Kong vd. [118] FusionCode yöntemini ortaya atmışlardır. Bu yöntemde avuç izi görüntüsü, farklı oryantasyonlardan oluşan Gabor filtre bankası ile katlanmakta ve filtre çıkışının en büyük faz değeri ile kodlanmaktadır.

Kodlamaya dayalı yöntemlerdeki gelişmeler avuç çizgilerinin oryantasyon bilgilerinin tanıma problemi için en cazip özniteliklerden biri olduğunu göstermiştir [119, 120, 121]. Genelde oryantasyon kodlamada üç ana aşama vardır: filtre tasarımı, kodlama şeması ve eşleştirme yaklaşımı. 2004 yılında Kong ve Zhang [119] oryantasyon kodlama problemini araştırmış ve CompetitiveCode yöntemini ortaya atmışlardır. Sağladığı yüksek başarı oranından ötürü birçok avuç izi tanıma çalışmasında [23, 122] kullanılan bu yöntemde ilk olarak görüntü, farklı oryantasyonlardaki altı adet reel Gabor filtresi ile katlanmakta, ardından baskın oryantasyonlar öznitelik olarak kodlanmaktadır. Örnek bir avuç izi görüntüsü ve CompetitiveCode yöntemi uygulanmış biçimi Şekil 1.8.'de gösterilmektedir.



Şekil 1.8. Örnek bir avuç izi görüntüsü (solda) ve CompetitiveCode yöntemi ile kodlanmış biçimi (sağda) [119].

Daha sonraları eliptik Gaussian ve Radon [123, 124] gibi diğer filtreler, ordinal code [124], integer code [123, 125], directional code [26] ve Binary Orientation Co-occurrence Vector (BOCV) [126, 127] gibi diğer kodlama şemaları avuç izi öznitelik çıkartımı için geliştirilmiştir.

Yerel Avuç izi Doku Tanımlayıcıları: Tipik bir yerel avuç izi doku tanımlayıcısı, genelde avuç izi görüntüsünü (veya dönüştürülmüş görüntüyü) birkaç küçük bölgeye ayırır ve her bir bölgenin ortalama, varyans, enerji veya histogram gibi değerlerini yerel öznitelikler olarak kullanır [67, 128, 129]. Etkili doku analizi yöntemi olan Yerel İkili Örüntü (Local Binary Pattern - LBP) yüz tanıma başarılı bir şekilde uygulandıktan sonra avuç izi tanıma kullanılmıştır [35, 129]. Kumar ve Zhang [67] avuç izi görüntüsünü çakışan bölgelere ayırarak her bir bölge için Ayrık Kosinüs Dönüşümü (Discrete Cosine Transform – DCT) katsayılarını hesaplamış, daha sonra öznitelik vektörünü oluşturmak için standart sapmalarını kullanmıştır. İki görüntüyü eşleştirmede öznitelik olarak belirlenen köşe noktalarının kullanıldığı yaklaşımlardan Kanade Lucas Tomasi (KLT) ve Harris köşe sezimi yöntemleri avuç izi tanıma uygulanan diğer yaklaşımlardandır [19, 130]. Popüler yerel öznitelik çıkartma yöntemlerinden biri olan Ölçek Bağımsız Öznitelik Dönüşümü (Scale Invariant Feature Transform - SIFT), Morales vd. [131] tarafından avuç izine uyarlanmıştır. Bunların haricinde, yönsel eleman enerjisi ve yerel yön histogramı gibi farklı doku tanımlayıcıları da kullanılmıştır [128, 132].

1.6.3. Karma Yaklaşımlar

İnsanların görme sisteminin nesneleri tanımak için bütünsel ve yerel özniteliklerin her ikisini beraber kullandıkları kabul edilmektedir [133]. Karma yaklaşımlar bu nedenle gelecek vaat eden avuç izi tanıma yöntemleri olarak görülmektedirler. Bu yaklaşımların iki ana uygulaması vardır: yüksek doğruluklu avuç izi tanıma ve hızlı avuç izi eşleştirme. Kittler vd. [134] bütünsel ve yerel özniteliğe dayalı yöntemleri çoklu avuç izi temsiliinde kullanmak için öznitelik seviyesinde, skor seviyesinde ve karar seviyesinde birleştirme stratejilerinin kullanılabileceğini ifade etmiştir. Bu kriterin ortaya atılmasını takiben bir takım çoklu avuç izi temsili yaklaşımı önerilmiştir [15, 135]. Örneğin, Kumar ve Zhang [15] üç ana avuç izi temsili (Gabor, çizgi ve altuzay öznitelikleri) çıkartmış ve toplamaların çarpımı kuralı ile eşleştirme skorlarını birleştirmiştir.

Diğer bir karma yaklaşım uygulamasında You vd. [136] hiyerarşik sınıflandırma için, global geometri özniteliği (1. seviye), global doku enerjisi (2. seviye), bulanık çizgi özniteliği (3. seviye) ve yerel doku enerjisi (4. seviye) özniteliklerini çıkartmışlardır.

Bunların haricinde, çizgiye dayalı öznitelik çıkartımı ile FDA altuzay yöntemlerini birleştiren [65]; dalgacık dönüşümüne dayalı yerel avuç izi doku tanımlayıcı ile TBA

altuzay yöntemlerini beraber kullanan [137]; bütünsel avuç izi yöntemi Two-Phase Test Sample Sparse Representation (TPTSR) ile Competitive Coding kodlama yöntemini kullanan [138] çalışmalar da bulunmaktadır.

1.7. Avuç İzlerinin Eşleştirilmesi ve Sınıflandırılması

Biyometrik sistemler genelde şu iki amaçtan biri için kullanılırlar: doğrulama ve kimliklendirme. Doğrulamada sisteme giriş yapmak isteyen kişinin gerçekten iddia ettiği kişi olup olmadığı, kişiden daha önce alınmış biyometrik örneğin test örneği ile eşleştirilmesi ile belirlenir. Bu, “ben gerçekten söylediğim kişi miyim?” sorusuna denk düşmektedir. Kimliklendirmede ise kişinin daha önce veritabanına kayıtlı olan kişilerden birisi olup olmadığı, kayıtlı ise hangisi olduğu (“ben kimim?” sorusu) sorusu, test örneğinin sınıflandırılması ile belirlenir. Doğrulamada bire bir karşılaştırma, doğrudan eşleştirme ölçütleri ile gerçekleştirilirken kimliklendirmede ise bire karşı çok eşleştirme sınıflandırma yöntemleri aracılığıyla uygulanmaktadır.

Çoğu avuç izi tanıma sisteminin doğrulama amacıyla geliştirilmiş olmasına karşın sınıflandırmanın yapıldığı çalışmalar da azımsanmayacak ölçüdedir. Bu kısımda öncelikle eşleştirme yöntemlerine değinilecek, ardından da kullanılan sınıflandırma yöntemleri özetlenecektir.

1.7.1. Avuç İzi Eşleştirme Yöntemleri

İki örüntünün eşleştirilmesi, aralarındaki benzerliğinin / farklılığının önceden belirlenmiş bir eşik değerinden az ya da fazla olmasının kontrolü ile gerçekleştirilir. Bu amaçla kullanılan en yaygın yaklaşım ise iki örüntü (vektör) arasındaki uzaklığın hesaplanmasıdır. Temel uzaklık ölçütü, L_2 -norm olarak da bilinen, iki vektörde karşı düşen değerlerin farklarının karelerinin toplamının karekökü ile hesaplanan Öklid uzaklığıdır:

$$L_{öklid}(\mathbf{a}, \mathbf{b}) = \left(\sum_{i=1}^d |a_i - b_i|^2 \right)^{1/2} \quad (1.2)$$

Öklid uzaklığı, avuç izi tanıma literatüründe özellikle altuzay yöntemlerinin kullanıldığı çalışmalarda en çok tercih edilen uzaklıktır [30, 85, 95, 99, 139]. Çok boyutlu

verilerde iyi sonuç vermesi beklenen, Öklid uzaklığının özel bir biçimi daha mevcuttur. Ağırlıklandırılmış Öklid Uzaklığı (AÖU) olarak bilinen bu uzaklıkta Öklid uzaklığı her bir giriş boyutu için standart sapma değerine bölünerek ağırlıklandırılmaktadır:

$$L_{AÖU}(\mathbf{a}, \mathbf{b}) = \left(\sum_{i=1}^d \frac{|a_i - b_i|^2}{(\sigma_i)^2} \right)^{1/2} \quad (1.3)$$

Performansından ötürü tez kapsamında oluşturduğumuz avuç izi tanıma sistemlerinde tercih ettiğimiz bu uzaklık farklı araştırmacılar tarafından da kullanılmıştır [18, 37].

Öklid uzaklığının daha sade biçimi City-Block olarak da adlandırılan Manhattan uzaklığıdır. Avuç izi doğrulama sistemlerinde yaygın kullanıma sahip olmayan bu uzaklık az sayıda çalışmada [29, 140, 141] kullanılmıştır. Minkowski ölçütünde $k=1$ alınarak hesaplandığı için L_1 -norm ismi de verilen bu uzaklıkta her bir giriş boyutu için farkların mutlak değeri toplanmaktadır:

$$L_{\text{Manhattan}}(\mathbf{a}, \mathbf{b}) = \sum_{i=1}^d |a_i - b_i| \quad (1.4)$$

Kodlamaya dayalı öznitelik çıkartma tekniklerinin kullanıldığı çalışmalarda iki tür uzaklık ölçütünün kullanımı dikkat çekmektedir: Hamming uzaklığı [26, 66, 88, 141] ve açısal uzaklık [126, 135, 142, 143]. Her iki uzaklık da değerleri birbirinden farklı olan piksel sayılarını hesaplamak için lojik bitset XOR işleminden yararlanmaktadır. Aralarındaki tek fark, bir pikselin gösterimi için kodlamaya dayalı yaklaşımlarda kullanılan 3 bitin sonucunun lojik OR (Hamming) ya da toplam (açısal uzaklık) işlemine tabi tutulmasıdır. Hamming ve açısal uzaklıkları şu şekilde formülize etmek mümkündür:

$$L_{\text{Hamming}}(\mathbf{P}, \mathbf{Q}) = \frac{\sum_{y=1}^M \sum_{x=1}^N (P_0^b(x, y) \otimes Q_0^b(x, y)) | (P_1^b(x, y) \otimes Q_1^b(x, y)) | (P_2^b(x, y) \otimes Q_2^b(x, y))}{M \times N} \quad (1.5)$$

$$L_{\text{açısal}}(\mathbf{P}, \mathbf{Q}) = \frac{\sum_{y=1}^M \sum_{x=1}^N \sum_{i=1}^3 (P_i^b(x, y) \otimes Q_i^b(x, y))}{3 \times M \times N} \quad (1.6)$$

Hamming uzaklığı, ayrıca araştırmacılar tarafından normal biçime dönüştürülmüş şekliyle de kullanılmaktadır [23, 131, 144].

Avuç izi tanıma sistemlerinde kullanılan diğer bir uzaklık ölçütü de kosinüs uzaklığıdır [65, 96, 97, 145]. İki vektörün tamamen aynı olması durumunda “1”, tamamen farklı olması durumunda da “0” değerini veren bu uzaklık, vektörlerin iç çarpımının vektörlerin normuna bölümü ile kolayca hesaplanabilmektedir:

$$L_{\text{kosinüs}}(\mathbf{a}, \mathbf{b}) = \frac{\mathbf{a}^T \mathbf{b}}{\|\mathbf{a}\| \cdot \|\mathbf{b}\|} \quad (1.7)$$

Yukarıda anlatılan ölçütlerinin haricinde, veriler arasındaki ilişkilerden faydalanan Mahalanobis uzaklığı [146], birleştirilmiş uzaklık ölçütü [121], genelleştirilmiş açısız uzaklık [147], MINDIST [148] ve Quaternion Öklid çarpım uzaklığı [149] avuç izi tanıma literatüründe kullanılan diğer uzaklık ölçütleridir. Ayrıca ilinti fonksiyonu [141, 150], piksel-alan karşılaştırması [113, 123], bulanık mantık [112] ve farklı uzaklıkları birleştiren karma uzaklık ölçütü [151, 152] avuç izi eşleştirmede kullanılmıştır.

1.7.2. Avuç İzi Sınıflandırma Yöntemleri

Avuç izi biyometrik sistemlerinin çoğunluğu doğrulama amacıyla kullanıldığından farklı sınıflandırma yöntemleri üzerinde çok fazla çalışma yapılmamıştır. En yaygın kullanılan sınıflandırma yöntemi En Yakın Komşuluk (EYK) yöntemidir [85, 95, 96, 98, 99]. EYK, hangi sınıfa ait olduğu belirlenecek olan test örneğini, eğitim kümesindeki bütün örneklerle karşılaştırmakta ve benzerliği en fazla olan (uzaklığı en az olan) sınıfa dâhil etmektedir. Basit olmasına karşın yüksek başarı sağlayabilen yöntem, bire karşı çok mantığı ile eşleştirme yapmaktadır.

EYK yönteminin genelleştirilmiş biçimi k-En Yakın Komşuluk (k-EYK) olarak adlandırılmaktadır. Avuç izi tanıma sistemlerinde de kullanılan [86, 101, 153] bu yöntemde, test örneği eğitim kümesinde kendisine en çok benzeyen k örnek arasında baskın olan sınıfa dâhil edilir. K sayısının 1 alınması durumunda ise EYK yöntemi elde edilmiş olur. K sayısının büyük seçilmesiyle hatalı eğitim örneklerine karşı tolerans artırılmış olmaktadır.

Günümüzde, en çok tercih edilen istatistiğe dayalı sınıflandırma yöntemi olan Destek Vektör Makinaları (DVM), avuç izi tanıma alanında tercih edilen yöntemler arasında bulunmaktadır [22, 67, 154]. Sınıflar arası marjinin geniş tutulmasıyla en doğru sınıflandırma hiperdüzlemlerinin belirlenebileceğinin düşünüldüğü bu yöntemle, doğrusal olarak ayrılabilen veriler sınıflandırılabilirdiği gibi [22, 155], çekirdek kavramının kullanımı ile doğrusal olarak ayrılamayan veriler de sınıflandırılabilir [67, 154].

Avuç izlerinin sınıflandırılmasında kullanılan diğer bir yöntem Yapay Sinir Ağlarıdır (YSA) [60, 90, 156, 157]. İnsan beyninin bilgi işleme tekniğinden esinlenerek oluşturulan bu teknikte basit bir biyolojik sinir sisteminin çalışması simüle edilmektedir. YSA'lar, ağırlıklandırılmış şekilde birbirlerine bağlanmış birçok işlem biriminden (nöronlar) oluşan matematiksel sistemlerdir. Bir işlem birimi, aslında transfer fonksiyonu olarak anılan bir denklemdir. Bu işlem birimi, diğer nöronlardan sinyalleri alır, bunları birleştirir, dönüştürür ve sayısal bir sonuç ortaya çıkartır. Genelde, işlem birimleri gerçek nöronlara karşılık gelirler ve bir ağ içinde birbirlerine bağlanırlar. Bu yapıya sinir ağları adı verilmektedir. Günümüzde problemlerin karmaşıklığı ve yapısına göre birçok YSA modeli (RBF [90, 158], modüler [60], olasılıksal [141], ileri yayımlı [67], çok katmanlı Perceptron [157], geri yayımlı [156], Aşırı Öğrenme Makinesi (Extreme Learning Machine - ELM) [159]) geliştirilmiş olup başarıyla uygulanmaktadır.

Böl ve yönet yaklaşımını gerçekleyen ağaç yapılı bir model olan karar ağaçları, avuç izi sınıflandırmada etkin olarak kullanılan yöntemlerden biridir [67, 122, 160]. İç karar düğümleri ve uç yapraklardan oluşan bu yapıda, her karar düğümü (m) ayrık değeri dallara karşılık gelen bir ($f_m(x)$) denetim işlevini gerçekleştirir. Girdiler için her düğümde denetim işlevi uygulanır ve sonuca göre dallardan biri seçilir. Bu süreç kökte başlar ve bir yaprak düğümüne gelene dek özçağrılı olarak sürer; yaprakta yazılı değer çıktığı oluşturur [161].

Son yıllarda popüler olan ensemble öğrenme yöntemlerinden biri olan AdaBoost yöntemi avuç izi sınıflandırma için kullanılan yöntemler arasındadır [107, 162, 163]. Bu yöntem, basit sınıflandırıcıları belirli bir iterasyonla ağırlıklandırarak gelişmiş, doğrusal olmayan sınıflandırıcıların elde edilmesini sağlamaktadır.

Yukarıda anlatılan sınıflandırma yöntemlerinin haricinde Naif Bayes (Naive Bayes) [164], Saklı Markov Modeli [165], Lojistik Regresyon Sınıflandırıcı [166], Yerel Çekirdek Öznitelik Analizi [145] yöntemleri avuç izi sınıflandırmada kullanılmıştır. Ayrıca, Özörgütlü Haritalar (Self Organizing Maps) yönteminin alt seviyede, geri yayımlı sinir ağlarının üst seviyede kullanıldığı iki seviyeli sinir ağları [167] ve K-ortalama, doğrusal

DVM ve doğrusal olmayan DVM yöntemlerinin peşpeşe kullanıldığı hiyerarşik sınıflandırma yöntemi de [168] dikkat çeken diğer yaklaşımlar olmuştur.

1.8. Avuç İzi Tanıma Sistemlerinde Performans Ölçümü

Avuç izi tanıma sistemlerinin performansının ölçümünde kullanılan ölçütlerin anlatılacağı bu bölüm iki ana kısma ayrılmaktadır: avuç izi tanıma kullanılan bölütleme yöntemlerinin performansının ölçümü ve avuç izi tanıma sistemlerinin genel performansının ölçümü.

1.8.1. Bölütleme Performans Ölçümü

Bölütleme yöntemlerinin performansını belirlemek için çok sayıda değerlendirme yaklaşımı mevcuttur. Çoğunlukla biyometrik sistemlerde bölütleme performansı doğrudan ölçülmekte ve genel sistem performansı ölçütleri (ROC grafikleri, EER değerleri ve tanıma oranları) aracılığıyla belirlenmektedir [14, 22, 52]. Bu ölçütler biyometrik tanıma yöntemlerinin etkisini de sonuçlara yansıttığından yanıltıcı olabilmektedir. Örneğin çok iyi bölütleme yapabilen bir yöntem, sınıflandırma yöntemindeki olası bir zayıflıktan ötürü düşük performans verebilmektedir. Bu nedenden dolayı, özellikle karmaşık problemlerde bölütleme performansının ayrıca incelenmesinde fayda vardır.

Bölütleme yöntemlerine ağırlık verilen yayınlarda kullanılan diğer bir yöntem ise görüntüler üzerinde bölütleme işleminin sonucunun gösterilmesidir [169, 170, 171]. Bu tür gösterimler yaygın kullanılmasına karşın sayısal sonuçlar üretmediğinden yöntemlerin karşılaştırılmasına imkân tanımamaktadırlar.

Bölütlenen bölgenin, bir uzman tarafından belirlenmiş referans bölgeyle olan örtüşme yüzdesi, özellikle piksel tabanlı sınıflandırma yöntemlerinde performans değerlendirilmesi için yaygın olarak kullanılmaktadır [172, 173, 174]. Bu yöntemde, örtüşme yüzdesi şu şekilde hesaplanmaktadır:

- Referans ve bölütlenmiş bölgelerin her ikisinde de bulunan alan doğru pozitif (DP); referans bölgede bulunmayan ama bölütlenmiş bölgede bulunan alan yanlış pozitif (YP); referans bölgede bulunan ama bölütlenmiş bölgede bulunmayan alan yanlış negatif (YN); her iki bölgede de içerilmeyen alan doğru negatif (DN) olarak işaretlenir. Örtüşme yüzdesinin hesabı için:

$$\Omega = \frac{DP}{DP + YP + YN} \quad (1.8)$$

formülü kullanılır. Burada elde edilen değer aynı zamanda bölütlenmiş bölge ile referans bölgenin kesişim alanının, birleşim alanına oranını ifade etmektedir.

Sınır noktalarından faydalanan model tabanlı bölütleme yöntemlerinde, noktanın noktaya hatası performans ölçümü için kullanılan popüler bir ölçüttür. Belirlenen sınır noktaları ile en yakın referans sınır noktaları arasındaki Öklid uzaklığı bazı problemler içermekle beraber kullanışlıdır [175]. Örneğin, eğer komşu sınır noktaları aynı doğru parçasının üzerindeyseler ve belirlenen ile referans noktalar arasındaki uzaklık büyükse, bu ölçüt ortadaki noktanın tam konumunun önem arz etmemesine karşın düşük performans verecektir.

Bazı araştırmacılar daha doğru karşılaştırma sonucu elde edebilmek için noktanın noktaya uzaklığı yerine noktanın eğriye uzaklığını kullanmışlardır [176]. Noktanın eğriye uzaklığında, noktanın konumu üzerine değil, şekil üzerine odaklanılmaktadır. Bu yaklaşımın zayıf noktası, noktanın eğriye alakasız bir konumda eşlenme ihtimalinin olmasıdır.

Yeniden oluşturulan doku hatası, model tabanlı bölütleme yöntemleri için uygulanan bir ölçme yaklaşımıdır [177, 178]. Bu ölçüt, sentezlenmiş görüntünün test nesnesinin görüntüsüne benzerlik oranını vermektedir. Yöntemin dezavantajı ise, avuç izi tanıma gibi sınır bölgelerinin önem arz ettiği uygulamalarda dokunun iyi örtüşüp örtüşmemesine göre bölütleme performansının değerlendirilecek olmasıdır.

1.8.2. Biyometrik Sistemlerin Performans Ölçümü

Biyometriklerde performans ölçümü, tanıma sistemlerinde doğru tanıma oranı ve rank eğrileri ile; doğrulama sistemlerinde ise gerçek / sahte kişi skor eğrileri, FAR / FRR eğrileri, ROC eğrileri, eşit hata oranı (Equal Error Rate - EER) ve eğri altındaki alan (Area Under Curve - AUC) ile gerçekleştirilmektedir.

Doğru tanıma oranı, test örneklerinin sınıflandırma yöntemleri ile belirlenen sınıf etiketlerinin gerçek sınıf etiketleriyle örtüşme yüzdesidir. Diğer bir ifadeyle, doğru tanınan test örneklerinin oranıdır. Çevrimdışı sistemlerde bu değer hesaplanmasında dikkat

edilmesi gereken husus, test kümesi ile eğitim kümesi arasında çakışmanın olmaması gerektiğidir. Ayrıca, test görüntülerinin farklı oturumlarda alınması sonucun güvenilirliğini arttırmaktadır.

Rank eğrileri doğru tanıma oranının genelleştirilmiş biçimleri olarak görülebilir. Sınıf sayısı (n) kadar ayrık değere sahip ve kümülatif bir yapıda olan rank eğrileri, her bir m ($m \leq n$) değeri için gerçek sınıf etiketinin, sınıflandırma işleminde benzerliği en fazla olan m sınıftan birine dahil olup olmadığının kontrol edilmesiyle belirlenmektedir. $m=1$ için doğru tanıma oranını veren bu eğriler için, %100 tanıma oranına ne kadar erken çıkılırsa sistemin tanıma performansının o derece yüksek olduğu söylenebilir.

Doğrulama sistemlerinin performans ölçümünde kullanılan en temel yöntem gerçek / sahte kişi skor eğrilerinin oluşturulmasıdır. Skor, test örüntüsü ile biyometrik şablon arasındaki benzerliği ifade etmek için kullanılmaktadır.

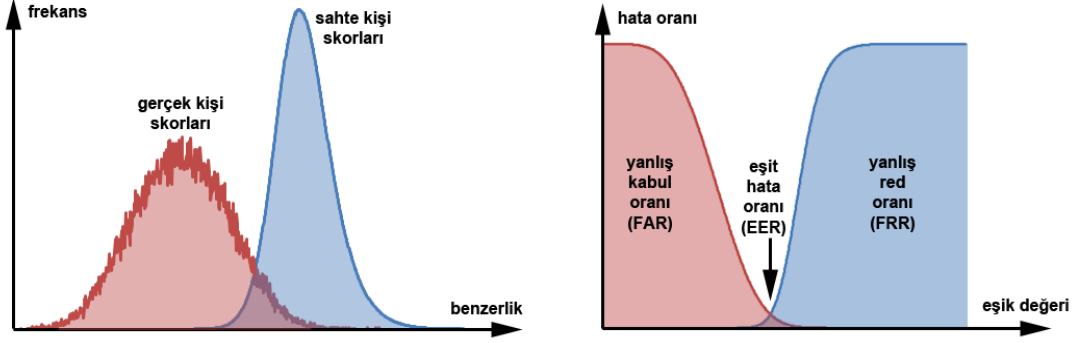
Gerçek / sahte kişi skor eğrileri, skor değerlerinin en azdan en çoğa arttırılmasıyla elde edilen ve her bir skor değeri için gerçek ve sahte kişilerin hedef örüntüye benzeme oranlarını ifade eden eğridir. Gerçek ve sahte kişi skorlarının üretilmesi için her bir test örüntüsü, bütün eğitim örüntüleriyle eşleştirilmelidir. Eğer test örüntüsü ile eşleştirilen eğitim örüntüsü aynı sınıfa aitse gerçek kişi, farklı sınıfa ait ise sahte kişi eşleştirmesi olarak adlandırılır. Gerçek / sahte kişi eğrileri birbirinden ne kadar uzak olur ve çakışma miktarı ne kadar az olursa biyometrik sistem o derece başarılı olmuş olur.

Sınıflandırma eşiğinin seçilmesine bağlı olarak sahte örüntülerin hiçbiri ya da hepsi sistem tarafından hatalı şekilde kabul edilebilir. Eşiğe bağlı olan, yanlış eşleme sonucu kabul edilmiş örüntülerin bütün sahte örüntülere oranı Yanlış Kabul Oranı (False Acceptance Rate - FAR) olarak adlandırılır.

Sahte kişinin skorlarına benzer olarak, gerçek kişinin örüntü skorları da belirli bir ortalama değer etrafında değişmektedir. Eğer sınıflandırma eşiği çok yüksek seçilip sınıflandırma skorlarına uygulanırsa bazı gerçek örüntüler hatalı olarak reddedilecektir. Eşik değerine bağlı olarak gerçek örüntülerin hiç biri ya da hepsi hatalı şekilde reddedilecektir. Reddedilen gerçek kişi örüntülerinin sayısının bütün gerçek kişi örüntüleri sayısına bölümü Yanlış Red Oranı (False Rejection Rate - FRR) olarak adlandırılır.

FAR eğrisi ile FRR eğrisinin beraber gösterimi en yaygın kullanılan doğrulama sistemi başarı ölçütüdür. Her iki eğrinin kesiştiği nokta EER değeri olarak belirlenmekte olup, kesişim bölgesinin minimum tutulmasına çalışılmaktadır. EER değeri, doğrulama

sistemlerinde sayısal değer olarak kullanılan ana ölçüttür. Örnek bir gerçek / sahte kişi skor eğrileri ile FAR / FRR eğrileri Şekil 1.9.'da gösterilmektedir.



Şekil 1.9. Örnek gerçek / sahte kişi skor eğrileri ile FAR / FRR eğrileri gösterimi.

FAR / FRR değerleri eğri şeklinde gösterilmelerinin haricinde sayısal olarak da verilmektedir (FAR=0.001 iken FRR=x gibi).

Farklı sistemlerin etkin karşılaştırmasını elde etmek için, tanımdan bağımsız eşik değeri ölçeklemesi gerekmektedir. Radar teknolojisinde böyle bir örnek [179], FRR değerlerini FAR değerlerine karşı çizen, böylece eşik parametresini elimine eden Alıcı İşletim Eğrisidir (Receiver Operating Characteristic - ROC). ROC şu karakteristiklere sahiptir:

- * İdeal ROC, sadece x ekseninde (FAR), veya y ekseninde (FRR) değerler alır (FRR “0” olmadığında FAR “1”dir (aksi de doğru)).

- * Bütün sistemler için en yüksek nokta FAR=0 ve FRR=1 ile verilmektedir.

- * ROC eğrisinde FRR değeri FAR değerinin artışı ile paralel artış gösteremez.

Başarılı sistemler için ROC eğrileri koordinat sistemlerine çok yakın uzandığından, bir (FAR) veya iki eksen için logaritmik eksen kullanmak mantıklı olacaktır [180].

Mevcut çalışmaların çoğunluğunda ROC grafikleri çizilirken FRR yerine gerçek kişi kabul oranı (Genuine Acceptance Rate - GAR) kullanılmaktadır. GAR değeri (1-FRR) olarak hesaplandığından grafik x ekseninde aynasal olarak değişmektedir.

ROC eğrileri ile elde edilen diğer bir sayısal ölçüt AUC’tur. Bu değer ROC eğrisinin altında kalan alanı vermektedir. Büyük değer alması, sistemin başarısına işaret etmektedir. Hiçbir doğrulama hatasının olmadığı sistemlerde bu değer “1” olarak hesaplanmaktadır.

2. YAPILAN ÇALIŞMALAR

Doktora tez çalışmamızda, esnek kullanımlı avuç izi biyometrik sistemlerin tasarımı donanımsal ve yazılımsal açıdan irdelenmiştir. Bu amaçla, ilk olarak TÜBİTAK projesi kapsamında 2 adet kısıtlamalı çevrimiçi avuç izi doğrulama sistemi (KTÜ Sistem-1 ve KTÜ Sistem-2) geliştirilmiş ve laboratuvar girişlerinde uzun süre kullanılmıştır. Daha sonra, serbest arka planlı ve temassız sistem prototipleri ile esnek kullanımlı çevrimdışı sistemler oluşturulmuştur. Çevrimiçi sistemlerle 3 adet, çevrimdışı sistemlerle de 2 adet veritabanı oluşturularak uluslararası kullanıma açılmıştır.

Avuç bölgesinin bölütlemesinde tekdüze arka plana sahip sistemler için bulanıklık ölçütünün minimizasyonu yönteminin; serbest arka planlı sistemler için de aktif görünüş modelinin kullanılması bu tez çalışmasında önerilmiştir. Ayrıca, ten rengine dayalı bölütleme, kenar bilgisine dayalı bölütleme ve GrabCut yöntemleri de uygulanmış, yeterli başarıyı sağlamadıkları görülmüştür.

Tanıma oranını büyük ölçüde etkileyen avuç izi (ilgi) bölgesinin belirlenmesi için literatürde kullanılan yaklaşımların tamamının noktasal yaklaşımlar olduğu görülmüştür. Noktasal yöntemler bölütlemedeki küçük hatalardan büyük oranda etkilenebilmektedirler. Bu nedenle, doğrusal olmayan regresyonun kullanıldığı modele dayalı yeni bir yöntem geliştirilmiştir.

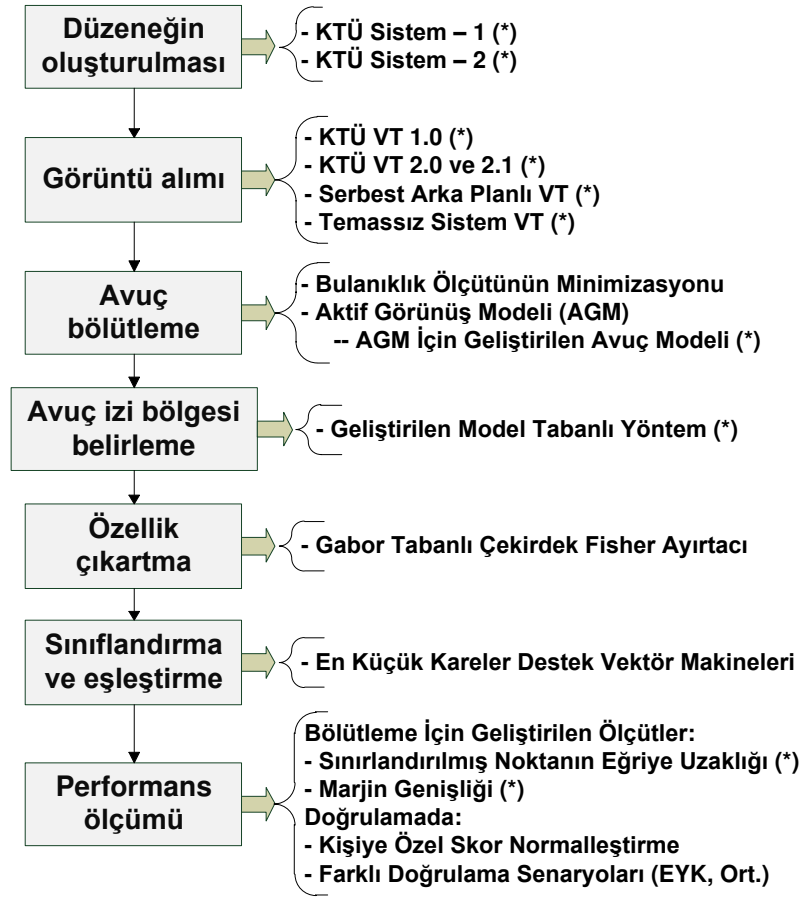
Özellik çıkartımı aşamasında yüksek lisans tezinde [201] önerdiğimiz ortogonal dalgacıklara dayalı Çekirdek Temel Bileşen Analizi (ÇTBA) ve Gabor dalgacıklarına dayalı ÇTBA yöntemlerinin kullanımının yanında üstün performans sağladığı görülen Gabor dalgacıklarına dayalı Çekirdek Fisher Ayırtacı (ÇFA) yöntemi de uygulanarak avuç izi tanıma literatürüne kazandırılmıştır.

Sınıflandırma için En Yakın Komşuluk (EYK), k-EYK ve Destek Vektör Makineleri (DVM) yöntemleri kullanılmış ve EYK yönteminin en uygun yöntem olduğu belirlenmiştir. Ayrıca, ÇFA yönteminin sınıflandırıcı olarak uygulanması ve daha önce avuç izi tanımda kullanılmamış olan En Küçük Kareler – DVM yönteminin de uygulanması gerçekleştirilmiştir. Eşleştirmede ise en uygun ölçütün yüksek lisans tezinde [201] önerdiğimiz Ağırlıklandırılmış Öklid Uzalığı olduğu belirlenmiştir.

Bölütleme sonuçlarının daha doğru değerlendirilebilmesi için, sınırlandırılmış noktanın eğriye uzaklığı ve marjin genişliği isminde iki adet yeni ölçüt geliştirilmiş ve

literatüre kazandırılmıştır. Doğrulamada ise avuç izi tanıma çalışmalarında uygulanmamış olan kişiye özel skor normalleştirme ve farklı doğrulama senaryolarının kullanılması önerilmiştir.

Yukarıda ifade ettiğimiz, avuç izi tanıma literatürüne yaptığımız katkılar Şekil 2.1.'de özetlenmektedir. Şekilde, her bir aşama için katkılar ayrı ayrı gösterilmiştir. Yanında “*” işareti olmayanlar başka alanlarda uygulanmış olmasına karşın avuç izi tanıma literatürü açısından yeni olanları, diğerleri ise ilk olarak geliştirilenleri göstermektedir.



Şekil 2.1. Çalışmalarımızda avuç izi tanıma literatürüne sağladığımız katkılar.

2.1. Geliştirilen Avuç İzi Doğrulama Sistemleri ve Veritabanları

Biyometrik doğrulama sistemleri çevrimdışı ve çevrimiçi sistemler olmak üzere iki sınıfa ayrılmaktadırlar. Çevrimdışı sistemlerde çalışmalar genellikle özel laboratuvar

ortamlarında önceden alınmış görüntüler üzerinde gerçekleştirilir. Çevrimiçi sistemlerde ise görüntüler oluşturulan görüntü alma düzeneğiyle gerçek zamanda alınarak işlenir ve doğrulama sonucuna göre yetkilendirme yapılır. Bu tür sistemler, kullanıcıyla bir danışman olmadan etkileşirler ve gerçek dünya koşullarında oluşabilecek her türlü problemi içerecek nitelikte süreçlerini gerçekleştirirler.

Avuç izi doğrulama için önerdiğimiz yaklaşımlar öncelikle uluslararası kullanıma açık avuç izi veritabanları üzerinde test edilerek oldukça yüksek performans elde edilmiştir [93, 181]. Bu sonuçlar, gerçek zamanlı çevrimiçi bir sistemin geliştirilebilirliği yönünde motivasyonu bu tez çalışmaları kapsamında “Avuç izi Biyometrik Özelliğine Dayalı Otomatik Kişi Tanıma Sistemi” konulu TÜBİTAK projesi de geliştirilmiştir. Proje kapsamında 2 adet çevrimiçi avuç izi doğrulama sistemi tasarlanmış ve gerçek dünya koşullarında test edilmiştir. Bu sistemlerden biri (KTÜ Sistem-1) KTÜ İnşaat Müh. Bölümü PC laboratuvarında 2009-2010 yılları arasında hizmet vermiş, diğeri (KTÜ Sistem-2) ise KTÜ Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü PC laboratuvarında 2009-2013 yılları arasında kullanılmıştır. Oluşturulan sistemler üzerinde zaman içinde iyileştirmeler yapılarak performans artışları sağlanmıştır.

Çevrimiçi sistemlerin haricinde, yöntemlerin geliştirilmesi ve kodların denenmesi amacıyla laboratuvar ortamında avuç görüntülerini almada kullanılan 4 farklı düzenek oluşturulmuştur. Bunlardan ikisi çevrimiçi sistemin geliştirilmesi aşamalarında kullanılmış ve görevlerini tamamlamışlardır. Diğerleri ise serbest arka planlı ve tamamen temassız avuç izi tanıma sistemleri olarak tasarlanmıştır. Temassız sistem geliştirilmesi üzerinde yapılan özgün çalışmaların çevrimdışı deneysel uygulamaları başarılı sonuçlar vermiş olup, çevrimiçi sistem yapısına kavuşturulması düşünülmektedir.

2.1.1. Avuç İzi Doğrulama Sistemlerinin Genel Yapısı

Çevrimiçi avuç izi doğrulama sistemlerinin oluşturulmasından önce laboratuvar ortamında prototip geliştirilerek gerekli yazılım ve düzenekler hazırlanmıştır (Şekil 2.2.). Prototip şu bileşenlerden oluşmaktadır:

1. Standart özelliklere sahip kişisel bilgisayar;
2. Kullanıcı - bilgisayar etkileşimini sağlaması amacıyla, kimlik numarasının girişini sağlayan tuş takımı ve doğrulama sonucunun yansıtılmasında kullanılan LED pano;
3. Avuç görüntüsünü yakalamak için düşük maliyetli bir CCD kamera ve lens;

4. Gün içinde elin parlaklığında oluşabilecek muhtemel değişimleri azaltmak için LED tabanlı aydınlatma sistemi;

5. Elin düzgün yerleştirilmesini ve durağan görüntünün elde edilmesini sağlamak için el yerleştirme platformu;

6. Sistemin bilgisayar ile seri port üzerinden haberleşmesini sağlamak için elektronik kontrol arayüzü.

Bu sistem için oluşturulan düzenekte elin, ahşap parmak ve bilek koyma yerlerine yerleştirilmesi istenmektedir. Böylece parmakların bitiştilmesinde veya büyük bir açıyla yerleştirmede çıkabilecek olası hataların minimize edilmesi düşünülmüştür. El yerleştirme platformunun arka plan siyah kâğıtla kaplanarak kamera görüş alanı içerisinde, elin arka plandan farklılığı kuvvetlendirilmiştir. Bu düzenleme, görüş alanındaki nesnenin el olup olmadığının belirlenmesini ve bölütlenmesini kolaylaştırmaktadır.



Şekil 2.2. Çevrimiçi avuç izi doğrulama sistemi için geliştirilen ilk prototip.

Geliştirilen sisteme paralel benzeri bir sistem daha kurulmuş ve büyük ölçekli bir avuç veritabanı oluşturulmuştur. Bu sistemde ışık kaynağı olarak dört adet floresan lamba kullanılmıştır. Veritabanı, 313 kişiden iki oturumda, 195 kişiden tek oturumda farklı sayıda görüntüler alınması ile toplam 16,495 görüntü içermektedir. Alınan görüntülerin kalitesinin sonradan geliştirdiğimiz sistemlere göre düşük kalmasından ötürü bu veritabanı üzerinde test yapılmasına gerek duyulmamıştır.

Hazırlanan ilk prototip (Şekil 2.2.) üzerinden bir avuç izi doğrulama sistemi geliştirilerek Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü PC laboratuvarının girişine

konulmuştur (Şekil 2.3.). Platformun dış müdahalelere karşı dayanıklılığının sağlanması için tasarımında alüminyum plakalar kullanılmış, görünüş estetiği açısından da dış yüzeyi kaplanmıştır. El yerleştirme düzeneğinin iç kaplamasında ise oluşabilecek parlamaları minimuma indirmek amacıyla siyah mat kumaş kullanılmıştır. Ayrıca, kapının otomatik açılmasını sağlamak için elektriksiz kapı kilidi sisteme entegre edilmiştir. Bu platformun el koyma düzeneği laboratuvarın dışarısında, bilgisayar ve elektronik arayüz de laboratuvarın içerisinde bulunmaktadır. Geliştirilen sistem, 2008-2009 eğitim-öğretim yılı bahar döneminde hizmet vermiştir. Toplamda 262 kişinin kayıt olduğu sistemle 5,142 avuç görüntüsü elde edilmiştir.



Şekil 2.3. Elektronik Müh. PC laboratuvarında kullanılan ilk çevrimiçi avuç izi doğrulama sistemi.

İkinci çevrimiçi olarak tasarlanan sistem (KTÜ Sistem-1), İnşaat Mühendisliği Bölümü PC laboratuvarının girişinde hizmet vermiştir (Şekil 2.4.). Bu sistemde, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümüne ilk kurulan sistemden farklı olarak tuş takımı ve LCD panel kullanılmamıştır. Bunların yerine kullanıcı ile daha etkin etkileşimi sağlamak için, dokunmaya duyarlı panelin CRT monitöre adapte edilmesiyle oluşturulan dokunmatik ekran tercih edilmiştir. Giriş yapmak isteyen kullanıcılar, bu ekran üzerinden kimlik numaralarını girmekte, elini nasıl yerleştirdiğini ve yerleştirmesi gerektiğini görebilmekte, gerekli uyarı ve bilgilendirme mesajlarını otomatik alabilmektedirler. Sistemin diğer bir özelliği de komple bir sistem olmasıdır. Bilgisayar, ekran, elektronik arayüz ve el yerleştirme düzeneğinin hepsi bir ahşap platform içinde bulunmaktadır. Bu tasarım sayesinde sistem rahatlıkla başka bir ortama taşınabilmekte ve adaptasyonu daha kolay

yapılabilmektedir. Tasarlanan sistem 2008-2009 bahar döneminde tüm gün boyunca hizmet vermiş, 381 kişiye ait toplam 7,958 sağ el görüntüsü (avuç başına ortalama 21 görüntü) kaydedilmiştir.

Üçüncü çevrimiçi düzenek olarak tasarlanan Elektronik Müh. PC laboratuvarındaki sistem (KTÜ Sistem-2) 2009-2010 eğitim-öğretim yılı güz döneminden itibaren, dokunmatik ekranlı sistemden alınan olumlu etkiden dolayı yeniden tasarlanarak tuş takımı-LCD panel yerine dokunmatik LCD ekrana geçilmiştir (Şekil 2.5.). Ayrıca el yerleştirme platformu ahşaba dönüştürülmüş ve dış görünüme estetik kazandırması amacıyla duvara gömülmüştür. Önce kurulan sistemlerden farklı olarak bu sistemde LED ışık kaynakları kameranın etrafına yerleştirilmemiş, kameranın sağ ve sol kısmında, kamera lensinden yukarıda, ele farklı açılarla bakacak şekilde deneysel olarak konumlandırılmıştır. Kullanılan kamera ve ayarlarında yapılan iyileştirmeler diğer bir farklılık olarak göze çarpmaktadır.



Şekil 2.4. İnşaat Müh. Bölümü PC laboratuvarında kullanılan çevrimiçi avuç izi doğrulama sistemi (KTÜ Sistem-1).

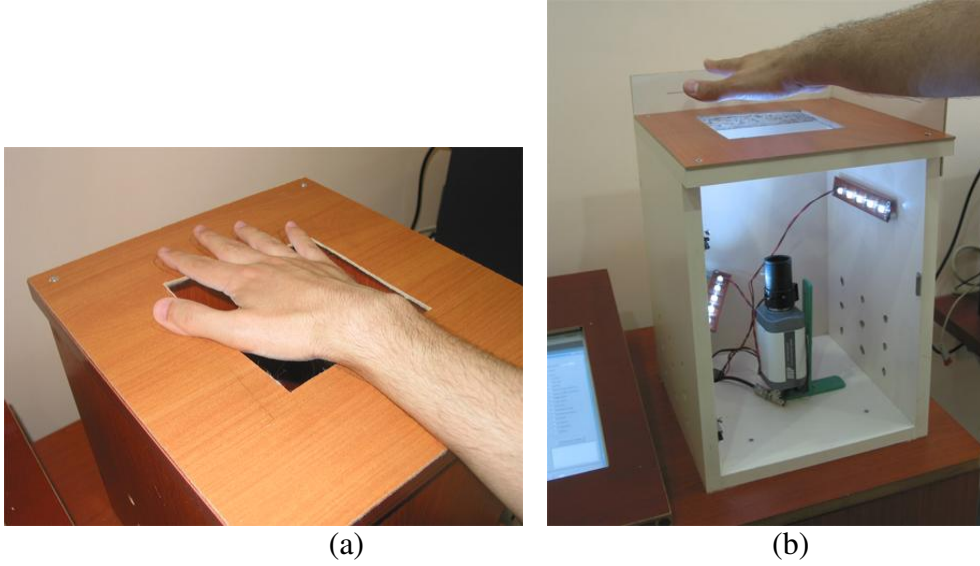
KTÜ Sistem-1 ise diğer sistemdeki güncellemelere paralel olarak güncellenmiştir. Işık kaynaklarında benzer bir değişikliğe gidilmiş, kamera ayarları iyileştirilmiştir. Sistem, 2009-2010 eğitim öğretim yılının bitiminde temassız avuç izi tanıma sisteminin geliştirebilmesi amacıyla Ar-Ge laboratuvarımızda konuşlandırılmıştır.



Şekil 2.5. Elektronik Müh. PC laboratuvarında hizmet veren çevrimiçi avuç izi doğrulama sistemi (KTÜ Sistem-2).

TÜBİTAK projesi kapsamında oluşturulan çevrimiçi sistemlerde, dışarıdaki ışık değişimlerinden fazla etkilenmemesi ve karmaşık zeminde bölütleme problemini minimize edebilmesi için tek tarafı açık, kapalı platforma kullanıcıların ellerini yerleştirmesi istenmiştir. Bu durum, özellikle sistemi kullanmaya yeni başlayanların çekinmelerine, psikolojik olarak rahat olamamalarına ve hatalı kullanımlara neden olabilmektedir. Ayrıca parmakların hatalı yerleştirilmesi avuç izi bölgesinin doğru belirlenmesini zorlaştırmıştır. Bunlardan dolayı, parmak koyma yerlerinin kaldırıldığı (serbestiyet verildiği), üstü açık bir platform geliştirilmiştir (Şekil 2.6.a). Böylece kişilerin ellerini rahatça yerleştirebilmesi sağlanmış ve daha ileri sistemlerin (temassız) geliştirilmesi adına büyük bir adım atılması hedeflenmiştir. Üstü açık bir platform oluşturulduğundan en iyi görüntü alımı için ışık ve kamera ayarları üzerine tekrar çalışmalar yapılmış, kamera ile el arasındaki uzaklık arttırılmıştır. Her türlü insanın eline uyum sağlayabilmesi için el yerleştirme platformunun üst yüzey şekli yamuk biçiminde tasarlanmıştır.

Tez çalışmalarının ilerleyen zamanlarında temassız sisteme geçiş yapılmıştır (Şekil 2.6.b). Önceki sistemin el yerleştirme platformunun üst yüzeyindeki boşluk genişliği ve platformun yüksekliği tekrar düzenlenerek temassız sistem elde edilmiştir. Ayrıca, platformun iki kenarına, hem estetik yönden iyileştirme sağlaması hem de elin ne kadar yüksekte tutulmasının uygun olacağını göstermesi için ince levhalar eklenmiştir.



Şekil 2.6. Geliştirilen serbest arka planlı, serbest yerleşimli, temaslı (a) ve temassız (b) çevrimdışı avuç izi doğrulama sistemi.

2.1.2. Görüntü Yakalama ve Aydınlatma Sistemleri

Biyometrik sistemlerde alınan görüntülerin kalitesi tanıma oranını büyük ölçüde etkilemektedir. Bu sebepten, CCD kameralar, lensler ve aydınlatma sistemlerinin seçimi ve ayarları üzerinde titizlikle çalışılmıştır. Kamera, lens seçimi ve ayarlarının, görüntünün netliğini, perspektif bozulmasını, elin arka planla olan netlik farkını (böylece arka plandan ayırt edilebilirliğini), el ile kamera arasında bulunması gereken uzaklığı; ışık kaynağının çeşidi ve şiddetinin ise avuçtaki detay bilgilerin belirginleşmesini, avuçtaki parlama ve gölgelerin oluşmasını etkilediği görülmüştür. Bu bölümde öncelikle kamera ayarlarının etkisinden bahsedilecek, ardından kamera, lens ve aydınlatma sistemlerindeki seçimler hakkında bilgi verilecektir.

Fotoğrafçılık alanında bilindiği üzere, küçük f değerleri (f değeri, odak uzaklığının diyafram açıklığı çapına bölünmesi ile elde edilir) ile uzun süre kameranin diyafram açıklığını geniş tutmak görüntünün odaklandığı nesneyi netleştirirken, arka planı da bulanıklaştırmaktadır. Büyük f değerlerinde ise arka plan daha netleşir ve kenarlar keskinleşir.

Kameralardaki ayarlardan bir diğeri poz süresidir. Küçük tutulması halinde hareketli nesnelerden net bir görüntü elde edilebilir. Buna karşın poz süresi uzadıkça hareketli bölgeler yönsel bulanıklık içerir.

Kameralarda kullanılan diğer bir ayar ise arka ışık dengelemedir. Bütünsel arka ışık dengeleme kullanıldığında, ışık dengelemesi görüntünün tamamına göre yapılmaktadır. Bu da bazı durumlarda soruna neden olmaktadır. Örneğin avuç görüntülerinde, arka plandaki ve ortamdaki ışık gün içinde değiştiğinden ötürü elde parlamalar ya da kararmalar meydana gelebilmektedir. Sorunun giderilmesi için, örüntü, kısmi, nokta veya merkez ağırlıklandırılmış modlarından birinin seçilmesi önerilmiştir.

Çalışmalarımızda iki tür CCD kamera kullanılmıştır: görüntü kalitesi yüksek olup ayar yapılmasına izin verilmeyen ve ayar yapılmasına izin veren görüntü kalitesi yetersiz kameralar. Çalışmalarımızda ilk türden ICS 13234 model kamera ve ikinci türden Sanyo VCC-6592 model kamera kullanılmış olup, teknik özellikleri Tablo 2.1.'de özetlenmektedir. ICS marka kamera görüntü sensörü olarak 1/3" yüksek kaliteli Sony CCD kullandığından kaliteli görüntü üretmektedir. Fakat arka planı bulanıklaştırmak için herhangi bir ayara sahip olmadığından arka plan ayırmada güçsüz kalmaktadır. Bu nedenle Sanyo kameranın ayarları incelenmiştir. İlk işlem olarak görüntüyü netleştirmek için flaş geri ayarlaması yapılmıştır. Sonra, pozlayıcı hızları değiştirilerek ve buna paralel olarak da ışık şiddeti ayarlanarak performans testleri yapılmıştır. Ayrıca, ışık dengeleme ayarlarının görüntü üzerindeki etkisi araştırılmıştır.

Tablo 2.1. Çalışmalarımızda kullanılan kameraların teknik özellikleri

Özellikler / Model	ICS 13234	Sanyo VCC-6592
Görüntü sensörü:	1/3" Sony HQ CCD	Interline Transfer 1/3" CCD
Tarama sistemi:	NTSC / PAL	PAL
Çözünürlük:	550 TVL	520 TVL
Piksel sayısı:	752×582 (PAL), 768×494 (NTSC)	752×582
Elektronik poz süresi:	1/50 - 1/110000 (PAL), 1/60 – 1/100000 (NTSC)	1/50 – 1/10000
S/N oranı:	>48 dB	>48 dB
Minimum ışık seviyesi:	0.01 lux, F2.0 lens ile	0.3 lux F 1.2 lens ile

Sanyo kamera ile görüntü kalitesini iyileştirme ayarları sonucunda bölütleme açısından az da olsa bir iyileşmenin sağlandığı görülmüştür. Bununla beraber, kameradaki görüntünün netliği kullanılan sensörden dolayı hiç bir zaman basit ICS kameradan daha iyi olamadığı için avuç izi tanımda ICS kamera tercih edilmiştir.

Kamera lensi olarak da farklı lensler denenmiş, 28 mm odak uzaklığına, f/2.8 maksimum diyafram açıklığına ve geniş görüş açısına sahip DC oto iris lenste karar kılınmıştır.

Çalışmamızda ayrıca aydınlatma sistemleri üzerinde de denemeler yapılmıştır. Işık kaynağı olarak tungsten lamba, floresan lamba ve beyaz LED ışık kaynakları kullanılmıştır. Tungsten ve floresan lambalar düzenekte kamera etrafında dört köşeye konularak denenmiştir. Bu ışık kaynakları LED ışık kaynaklarına nazaran daha düşük kalitede görüntüler vermiş ve aşırı ısınma problemi oluşturmuşlardır. Bu nedenle düzeneklerde beyaz LED ışık kaynakları kullanılmıştır. LED'lerden yapılan ışık kaynağı, kameranın çevresini dairesel biçimde saracak şekilde (Şekil 2.4.'te görüldüğü gibi); platformun her iki yanına belirli açılarla (35 ve 70 derece) konumlandırılan beşerli LED dizisi şeklinde (Şekil 2.5.'te görüldüğü gibi); ve biri sağda, diğeri çapraz şekilde konumlandırılan LED dizisi şeklinde (Şekil 2.6.'da görüldüğü gibi) yerleştirilmiştir. Sonuç olarak, en iyi detay bilgisini çıkaran çözümün biri yanda diğeri ortada belirli açılarla (40 ve 90 derece) dizilen LED ışık kaynaklarının olduğuna deneysel olarak karar verilmiştir. Ayrıca, aydınlatma kağıdı ile ışığın homojen dağılmasının etkisi araştırılmış, performans düşüşüne neden olduğundan vazgeçilmiştir.

2.1.3. Yazılımsal Arayüzler

Çevrimiçi sistemler için birbirleriyle ilişkili 3 adet yazılım geliştirilmiştir. Bunlar: Oluşturulan veritabanının eğitimini gerçekleştirerek çekirdek öznitelik uzayını oluşturan eğitim programı; programın çalışma ayarlarının grafiksel arayüz üzerinden yapılabilmesini sağlayan ayar programı; kullanıcıdan avuç izi görüntüsü alarak doğrulama işlemini yapan doğrulama programıdır.

Bu programlar zamanla iyileştirilmiş olup son sürümdeki doğrulama programının çalışması şu şekilde özetlenmektedir: PC laboratuvarına giriş yapmak isteyen kişiler öncelikle ekrana dokunur ve kimlik numaralarını girerler. Girilen numara sisteme kayıtlı değilse kullanıcıya kayıt olması gerektiği belirtilir. Kayıtlı kullanıcılar için ise ışık kaynakları açılır ve avuç görüntüsünü alacak kamera aktif edilir. Kameradan alınan görüntülerin yorumlanması sonucunda belirli bir süre zarfında hareketin olmadığı belirlenirse sistemin güvenliği ve enerji tasarrufu için kamera pasif duruma geçirilir ve ışık kaynakları kapatılır. Eğer görüntüde nesne belirlenir, şekil ve büyüklüğüne göre bu

nesnenin avuç olduğu kararına varılırsa el ve avuç izi görüntüleri kaydedilir. Bu işlem, kayıtlı olup da yeterli eğitim örneği (genelde 7 alınmıştır) olmadığından eğitime tabi tutulamamış kişiler için eğitim örnekleri tamamlanana kadar devam ettirilir ve kapı otomatiği açılır. Kayıtlı ve eğitilmiş kişiler ise alınan tek görüntü üzerinden doğrulamaya tabi tutulur. Bunun için öznitelik çıkartma ve eşleştirme yöntemleri uygulanır. Doğrulama sonucu pozitif ise kapı otomatiği açılır ve kullanıcının girişine izin verilir. Aksi halde tanıma işleminin başarısız olduğu ifade edilir. Her iki durumda da el ve avuç izi görüntüleri, veritabanı oluşturmak ve kayıtları yorumlayabilmek için ilgili dizinlere kaydedilir. Hatalı tanıma ve ilk kayıt esnasında, tanıma amacıyla yüz kamerası aracılığıyla alınan görüntüler de kaydedilmektedir.

Geliştirilen yazılımın diğer belli başlı özellikleri ise şunlardır:

- Çevrimiçi sistem üzerindeki her bir durumun kayıt altına alınması için her bir işlem ayrıntılı olarak loglarda tutulmuştur. Ayrıca tutulan bazı bilgiler farklı analizlerin yapılabilmesine de imkân tanımaktadır.

- Sadece bir yöntemle göre nihai karar verilmekle beraber ek olarak farklı 3 yöntem eşzamanlı olarak çalıştırılabilmekte ve sonuçları kayıtlarda tutulabilmektedir. Böylece farklı yöntemlerin başarısı çevrimiçi sistemler için ölçülebilmektedir.

- Programda aynı anda koşacak yöntemler ve sayısı, avuç izi bölgesi çıkartma yöntemleri gibi üst düzey ayarlar dâhil birçok ayar grafiksel arayüz aracılığıyla yapılabilmektedir.

- Kod optimizasyonu yapılmış olup bellek tahsisi en aza, çalışma hızı da azamiye çekilmiştir. C++ dilinde nesneye dayalı yapı kullanılmış olup hızlı görüntüleme için Windows API'lerinden faydalanılmıştır.

- Program kameranın görüntü çözünürlüğünden bağımsız çalışabilmektedir.

- Kullanıcı için görsellik üst seviyeye çekilmiş olup kullanıcıya elini nasıl yerleştirmesi gerektiği kılavuz çizgileri ile gösterilmektedir.

2.1.4. Avuç İzi Veritabanları

Geliştirilen sistemlere paralel olarak birçok avuç görüntüsü kayıt altına alınmıştır. Bunlar değişik zamanlarda incelenip düzenlenerek çevrimdışı veritabanları oluşturulmuş ve uluslararası kullanıma açılmıştır [182]. Oluşturulan veritabanlarının en büyük özelliği farklı zamanlarda alındığından odak, aydınlatma ve el duruşunda değişiklikler içermesidir.

Veritabanlarından ilki KTÜ Sistem-1 ile 2010 yılı bahar döneminde 3 aylık zaman zarfında alınan görüntülerin düzenlenmesiyle meydana getirilmiştir. Belirgin kullanıcı hataları ile alınan görüntüler veritabanına dâhil edilmemiştir. Veritabanı, 153 kişinin sağ el görüntülerinden alınan toplam 1,442 görüntü içermektedir. Bunlardan 612'si (her kişiden alınan ilk 4 görüntü) eğitim, 830'u (geri kalan görüntüler) test görüntüsü olarak işaretlenmiştir. Görüntüler 768×576 piksel ekran çözünürlüğünde alınmıştır. Kişi başına düşen en az ve en fazla örnek sayısı 4 ile 20 arasında sınırlandırılmıştır. Veritabanına ayrıca, sisteme kayıt olmuş ama yeterli eğitim örneğine (4 örnek) sahip olmayan 184 kişiye ait 601 görüntü de, doğrulama performans ölçümünde sahte kişi eşleştirme sayısını arttırmak amacıyla eklenmiştir. Böylece toplamda 337 kişiden alınan 2,043 görüntüden oluşan bir veritabanı oluşturulmuştur.

Oluşturulan ikinci ve üçüncü veritabanı, KTÜ Sistem-2'den alınan görüntüleri içermektedir. Görüntüler 768×576 piksel ekran çözünürlüğünde toplanmıştır. İkinci veritabanı 494 kişiden alınan 11,171 sağ avuç görüntüsünden oluşmaktadır. Görüntülerden her kişiye ait ilk 12 görüntü (toplamda 5,928) eğitim, geri kalanlar (toplamda 5,243) test amacıyla ayrılmıştır. Üçüncü veritabanı ise 534 kişiden alınan 15,440 sağ avuç görüntüsü içermektedir. Bunlardan 6,408'i eğitim, 9,032'si test görüntüsü olarak belirlenmiştir. İkinci ve üçüncü veritabanları 12 tanesi eğitimde kullanılmak üzere kişi başına en az 13, en fazla 40 örnek içermekte olup, ortalama örnek sayıları sırasıyla 23 ve 29'tur. Veritabanlarındaki görüntülerin dosya isim formatları, KTÜ Sistem-1 veritabanındaki formatın bir benzeri olarak ayarlanmıştır.

Serbest arka planlı ve temassız sistemlerle de performans analizi için çevrimdışı veritabanları oluşturulmuştur. Bu veritabanlarında görüntüler tek oturumda alınmış olmakla beraber gerçek dünyadaki olası farklılıkları simüle etmek için değişik senaryolar uygulanmıştır. Bu senaryolar şunlardır: Arka planda el, yüz, kitap gibi nesnelerin içerilmesi; laboratuvar ortamındaki ışık kaynaklarının sayısının değiştirilmesi; ortam aydınlatmasını engellemek / izin vermek için perdelerin açılması / kapatılması; günün farklı zamanlarında görüntülerin alınması ile ortam aydınlatmasının etkisinin değişmesi; elin konumunun (ileri, geri, sağa, sola) ve oryantasyonunun değiştirilmesi; elin bileklerden / parmağa yakın yerlerden bastırılması; parmakların birbirlerine yaklaştırılması / birbirlerinden uzaklaştırılması; parmaklara yüzük takılması; elin kameradan uzaklığının değiştirilmesi (temassız sistemler için). Serbest arka planlı sistemle 40 avuca ait 450 sağ el görüntüsü, temassız sistemle de 145 avuca ait 1,752 görüntü alınmıştır. Bu görüntülerden

serbest arka planlı sistem için 42'si, temassız sistem için de 73'ü bölütleme yönteminin eğitiminde kullanılmıştır. Eğitim kümesi, şekil ve doku farklılıklarını mümkün olduğunca içerecek şekilde seçilmiştir. Tanıma deneylerinde ise; serbest arka planlı sistemde 120 örnek (her kişiye ait 3'er örnek) eğitimde, 330 örnek testte; temassız sistemde 580 örnek (her kişiye ait 4'er örnek) eğitimde, 1,172 örnek testte kullanılmıştır. Serbest arka planlı sistemde bir kişiye ait en az, en çok ve ortalama örnek sayıları 9, 17 ve 11 iken temassız sistemde bu değerler sırasıyla 6, 30 ve 12'dir.

Çalışmalarımızda ayrıca, uluslararası kullanıma açık iki adet avuç veritabanı, geliştirilen yöntemlerin literatürle karşılaştırılması amacıyla kullanılmıştır. PolyU-I [183] ve PolyU-II [10] olarak adlandırılan bu veritabanlarındaki görüntüler aynı düzeneyle elde edilmiştir. PolyU-I veritabanında 50 kişinin sağ ve sol el görüntülerinden oluşan 600 görüntü bulunmaktadır. Toplam 100 avucun bulunduğu veritabanı, her bir avuca ait iki oturumda alınmış altışar görüntüden (ilk üçü birinci oturum, sonraki üçü ikinci oturum) oluşmaktadır. PolyU-II veritabanı, 193 kişinin sağ ve sol el görüntülerinden alınmış 386 avuca ait 7,752 görüntü içermektedir. Görüntüler iki farklı oturumda alınmış olup iki oturum arasında ortalama 69 gün vardır. Böylece kişilerin ellerinde zamanla oluşabilecek doğal farklılıkların artırılması amaçlanmıştır. Çalışmalarımızda tek görüntü içeren bir avuç değerlendirme dışı tutulmuş ve her bir avuç eğitim ve test için ayrı ayrı 10'ar görüntü ile sınırlandırılmışlardır. Böylece toplamda 385 avuca ait 7,700 görüntü işlenmiştir. Her iki veritabanında da görüntü çözünürlüğü 384×284 pikseldir.

2.2. Avuç Bölgesinin Bölütlenmesi

Avuç izi tanıma çalışmalarımızda öncelikli olarak uluslararası çevrimdışı avuç veritabanları kullanılmış, ardından TÜBİTAK projesi ile çevrimiçi temaslı sistemler geliştirilmiştir. Bu sistemlerde avuç görüntüleri, arka plan karmaşıklığının bulunmadığı, kısıtlanmalı ortamlarda alınmıştır. Arka plan tekdüze koyu renge sahip olduğundan, hızlı ve başarılı bölütleme sonuçlarını işlem yükü ve karmaşıklığı minimize ederek sağlamak için global eşikleme yöntemleri uygulanmıştır.

Kullanım esnekliği kazandırılmasını hedefleyen çalışmalarımızda ise arka plan karmaşıklığı da ele alındığından ten rengine dayalı, kenar bilgisine dayalı, graf tabanlı ve model tabanlı yöntemler araştırılmıştır.

2.2.1. Global Eşiklemeye Dayalı Bölütleme

Global eşikleme yöntemleri en basit bölütleme yaklaşımlarıdır. Gri seviye görüntü üzerinde uygulanan bu yaklaşımlar en optimum eşik değerini bularak görüntüyü ön plan ve arka plan olarak ikiye ayırmaktadırlar.

Bu amaçla ilk uygulanan yöntem, literatürde yaygın olarak kullanılan Otsu eşikleme yöntemi [32] olmuştur. Otsu yönteminin avuç görüntülerine uygulanmasıyla kabul edilebilir sonuçlar alınmasına karşın performansı iyileştirebilecek bir global eşikleme yönteminin mevcudiyeti araştırılmıştır. Bu nedenle, iteratif seçim yöntemi [184], bulanıklık ölçütünün minimizasyonu yöntemi [185] ve minimum hata eşikleme [186] yöntemleri denenmiştir. En yüksek performansı, bulanıklık ölçütünün minimizasyonu yöntemi sağlamış ve çalışmalarımızın tamamında global eşikleme yöntemi olarak bu yöntemin kullanımı tercih edilmiştir. Yöntemin temel işlem adımları şu şekildedir:

1. t eşik değeri için $\mathbf{X}$ görüntüsünün (m, n) pikselindeki parlaklık değerinin $(x_{m,n})$ üyelik fonksiyonu $(\mu_x(x_{m,n}))$ (2.1) eşitliği ile tanımlanır:

$$\mu_x(x_{m,n}) = \begin{cases} \frac{1}{1 + |x_{m,n} - \mu_0|/C}, & \text{eğer } x_{m,n} \leq t \\ \frac{1}{1 + |x_{m,n} - \mu_1|/C}, & \text{eğer } x_{m,n} > t \end{cases} \quad (2.1)$$

Burada μ_0 ve μ_1 sırasıyla t eşik değeri ile ayrılan arka plan ve ön plan bölgelerinin ortalama parlaklık değerini; C ise, maksimum ve minimum gri seviye değerleri arasındaki farkı ifade etmektedir.

2. Minimum değer alması istenen bulanıklık ölçütü hesaplanır:

$$E(X) = \frac{1}{MN \ln 2} \sum_g S(\mu_x(g))h(g), \quad g = 0, 1, \dots, L-1 \quad (2.2)$$

Burada MN görüntü boyutunu, $h(g)$ gri seviye histogram değerini, $S(\cdot)$ Shannon fonksiyonunu, L ise gri seviye sayısını ifade etmektedir. Shannon fonksiyonu şu şekilde hesaplanmaktadır:

$$S(\mu_A(x_i)) = -\mu_A(x_i) \ln[\mu_A(x_i)] - [1 - \mu_A(x_i)] \ln[1 - \mu_A(x_i)] \quad (2.3)$$

3. Bütün t değerleri için yukarıdaki işlemler tekrarlanır. En küçük bulanıklık ölçütü değerini veren eşik değeri global eşik değeri olarak seçilir.

2.2.2. Ten Rengine ve Kenara Dayalı Bölütleme

Avuç izi tanıma üzerine son zamanlarda yapılan çalışmalarda temassız ve kısıtlamasız sistemlerin geliştirilmesi büyük yer tutmaktadır. Bu nedenle, elin kapalı bir ortama yerleştirildiği önceki platformların aksine, elin üstü açık platform üzerinde tutulduğu ve karmaşık arka plan problemiyle yüzleşildiği sistemler geliştirilmiştir. Avuç bölgesinin karmaşık arka plandan ayırt edilebilmesi için tez çalışmamızda ilk olarak ten rengine dayalı bölütleme ve kenara dayalı bölütleme yöntemleri araştırılmıştır.

Ten rengine dayalı bölütleme için Bölüm 1.4.2’de anlatılan, kromatik uzayda normal dağılımın öngörüldüğü, ten rengi benzerliği yaklaşımı [49] uygulanmıştır. Normal dağılım parametrelerinin (ortalama ve varyans) belirlenebilmesi için karmaşık arka plan içermeyen 50 adet avuç görüntüsü kullanılmıştır. Bu görüntüler eğitim aşamasında global eşikleme yönteminden geçirilmiş, sonra avuç bölgesine dahil olduğu belirlenen bölgelerdeki piksellerin (toplam 8,664,222 adet) kromatik bileşenleri çok değişkenli normal dağılımı oluşturmuştur. Bölütlemesi gerçekleştirilecek olan avuç görüntüsü alındığında her bir pikselin renk değerinin ten rengine benzerliği hesaplanarak seçilen eşik değerinden (0.5) büyüklüğüne göre avuç bölgesine ataması yapılmıştır. Gerek eğitim, gerekse test görüntüleri için ilk işlem olarak 3×3’lük ortalama filtresi uygulanmıştır. Böylece görüntüdeki muhtemel gürültülerden meydana gelebilecek sorunlar önlenmiş olmaktadır.

Ten rengi benzerliği yaklaşımı, kromatik bileşenlerin yerine CbCr renk bileşenlerinin kullanıldığı farklı bir uygulama ile de denenmiştir. Her iki yaklaşım, arka planda ten rengi veya benzer renklerin olması durumunda hatalı bölütlemeye neden olmuştur. Ayrıca, ten bölgesi içerisinde de boşluklar, kopukluklar oluşmuştur.

Ten rengindeki zayıflıkların deneylerle ortaya çıkarılmasından ötürü kenar bilgisine dayalı yaklaşımların faydası araştırılmıştır. Bunun için ilk olarak Sobel filtresi ile kenar bilgileri çıkartılmıştır. Yöntemin uygulanması sonucu, arka plandaki keskin kenarlar belirirken, arka plan rengine benzeyen parmak kenarları belirememiştir. Benzer durum Canny kenar algılayıcısının uygulanması sonucunda da görülmüştür. Bu yöntemlerin

kullanılmasındaki diğer bir sorun, parmaklardaki yüzüklerin kenar olarak algılanabilmesidir.

Avuç bölütleme için denenen yaklaşımlardan bir diğeri, kromatik uzaydan elde edilen eşiklenmiş görüntüye Sobel filtresinin uygulanması olmuştur. Bu yaklaşım, sadece kenar bilgilerini değil, elin içerisindeki detay bilgilerini de kuvvetlendirmiştir. Ayrıca kromatik uzaydaki sorunlar ortadan kaldırılamamıştır.

2.2.3. GrabCut Yöntemi ile Bölütleme

GrabCut, Rother vd. [170] tarafından ortaya atılan, yinelemeli graf kesme (graph cut) yaklaşımını kullanan, etkileşimli ön plan çıkartma yöntemidir.

Graf kesme yaklaşımlarında [187] her bir piksel, düğüme karşı düşmektedir. Bütün pikseller arasında bağlantılar (kenarlar) oluşturulur ve benzerliklerine göre enerjileri belirlenir. Her bir pikselin, ön plan veya arka plan düğümlerinden en az birine olan bağlantısı kesilmeyecek şekilde, en az enerjiye sahip bağlantılar kesilir. Böylece ön plan bölgesi arka plandan ayırt edilmiş olur.

GrabCut yönteminde, graf kesme yönteminden farklı olarak iteratif optimizasyon şeması kullanılmış, yeni bir ön plan / arka plan modeli (Gauss Karışım Modeli (Gaussian Mixture Model - GMM), K-ortalama renkleri ve parlaklık histogramının karma yapısı) geliştirilmiş, ön planı tanımlama gereksinimi giderilmiş, kullanıcı etkileşimi minimuma indirilmiş ve nesne sınırlarının daha yumuşak bölütlenmesini sağlayan güçlü sınır ayırıcı önerilmiştir. Yöntemin genel işlem adımları şu şekildedir:

1. Öncelikle kullanıcı tarafından, haricinde kalan bölgenin bilinen arka plan, içinde kalan bölgenin ise bilinmeyen bölge olduğu düşünülen dörtgen alan seçilir. Üç durumlu haritada arka planı ifade eden T_A , dörtgen bölgenin dışı; bilinmeyen bölgeyi ifade eden T_B , dörtgen bölgenin içi; ön planı ifade eden T_O ise boş küme ile başlatımlanır.

2. Her bir pikselin saydamlık değeri, arka plan bölgesinde “0”a, bilinmeyen bölgede “1”e setlenir:

$$\begin{cases} \alpha_n = 0, & n \in T_A \text{ için,} \\ \alpha_n = 1, & n \in T_B \text{ için} \end{cases} \quad (2.4)$$

3. Arka plan ve ön plan GMM’leri saydamlık değerleri aracılığıyla başlatımlanır.

4. Ön plan bölgesindeki her bir piksel, ön plan GMM'lerinden en çok uyuşan Gaussian bileşenine atanır. Benzer şekilde, arka plan bölgesindeki her bir piksel de en çok uyuşan arka plan Gaussian bileşenine atanır (2.5):

$$k_n = \arg \min_{k_n} D_n(\alpha_n, k_n, \theta, z_n), \quad (2.5)$$

$$D(\alpha_n, k_n, \theta, z_n) = -\log \pi(\alpha_n, k_n) + \frac{1}{2} \log \det \Sigma(\alpha_n, k_n) + \frac{1}{2} [z_n - \mu(\alpha_n, k_n)]^T \Sigma(\alpha_n, k_n)^{-1} [z_n - \mu(\alpha_n, k_n)], \quad (2.6)$$

$$\theta = \{\pi(\alpha, k), \mu(\alpha, k), \Sigma(\alpha, k), \alpha = 0, 1, k = 1 \dots K\}$$

Burada $k_n \in \{1 \dots K\}$; K , GMM'lerdeki bileşen sayısı (genelde 5 alınır); $D_n(\cdot)$, Gaussian benzerlik fonksiyonu; $\pi(\cdot)$, bileşenin ağırlık katsayısı; Σ , kovaryans matrisi; μ , ortalama değeri; z_n , pikselin parlaklık değeri; θ , model parametreleridir.

5. Yeni GMM'lerin parametreleri, önceki aşamada elde edilen yeni piksel kümesinden öğrenilir:

$$\theta = \arg \min_{\theta} U(\alpha, k, \theta, z) \quad (2.7)$$

$$U(\alpha, k, \theta, z) = \sum_n D(\alpha_n, k_n, \theta, z_n) \quad (2.8)$$

6. Yeni geçici ön plan / arka plan sınıflandırması için graf kesme yöntemi uygulanır:

$$\min_{\{\alpha_n: n \in T_B\}} \min_k E(\alpha, k, \theta, z), \quad (2.9)$$

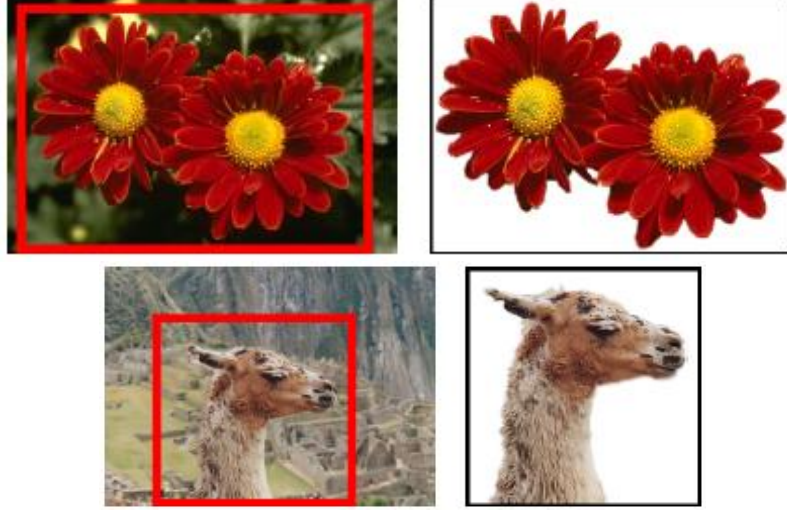
$$E(\alpha, k, \theta, z) = U(\alpha, k, \theta, z) + V(\alpha, z) \quad (2.10)$$

Burada E , "Gibbs" enerjisi formunda olup, U , saydamlık dağılımının (α) verilere (z) uyumunu; V de yumuşaklık terimini ifade etmektedir.

7. Adım 4-6, bölütlendirme yakınsayana kadar tekrar edilir.

8. Sınır bölgelerinde hassas bölütleme yapan güçlü sınır ayırıcı ile sınır geçişi yumuşatılır.

9. Otomatik bölütleme işlemleri sonucunda bazı bölgelerde sorunlar oluşmuşsa kullanıcıdan hatalı bölgeleri işaretlemesi istenir. Saydamlık değerleri arka plan bölgeleri için “0”a, ön plan bölgeleri için “1”e setlenir. Adım 6 tek bir kez tekrarlanır.



Şekil 2.7. GrabCut yöntemi ile elde edilen örnek bölütleme sonuçları [170].

GrabCut yöntemi, matematiksel alt yapısı ve üstün bölütleme başarısından (Şekil 2.7.) ötürü çalışmalarımızda hazır program [188] aracılığıyla denenmiştir. Kullanıcının başlama anında seçtiği ve arka plan olduğu kesin bilinen bölgeyi bilinmeyen bölgeden ayıran dörtgen alan, kameranın görüş alanı değişmediğinden sabit bir bölge olarak verilmiştir. Ayrıca, ten rengi yardımıyla, son aşama olan iyileştirmenin otomatik olarak gerçekleştirilebileceği düşünülmüş ve simülasyonu amacıyla avuç ve parmak bölgelerine ait işaretlemeler elle yapılmıştır. Elde edilen optimum sonuçların birçok görüntüde yetersiz kalması ve yavaşlığından ötürü yöntemin uygulanmasından vazgeçilmiştir.

2.2.4. Aktif Görünüş Modeli (AGM)

Son yıllarda yapılan çalışmalarda, görüntü yorumlamada biçim değiştirebilir model olarak adlandırılan model tabanlı yaklaşımların etkin sonuçlar verdiği görülmüştür. Bu durum, özellikle gürültülü ve değişkenlik arz eden nesneleri içeren görüntüler için geçerlidir. Biçim değiştirebilir model, gizli veya açık optimizasyon kriteri ile şeklin

biçimini, verilen görüntüdeki bilinen bir nesneye dönüştüren model olarak karakterize edilebilir.

En iyi bilinen biçim değiştirebilir model 1988 yılında Kass vd. tarafından sunulan [189] Aktif Çevrit Modelidir (Active Contour Model) – diğer adıyla yılan modeli (snakes). Yılan modeli nesneyi, ilişkisel yapının yerel şekil değişikliklerine zorladığı bir grup dış sınır noktası ile temsil etmektedir.

Daha genel bir yaklaşımda, Cootes ve Taylor, yapısal ilişki ve şekil değişikliğinin gözlemlerden öğrenildiği Aktif Şekil Modelini (Active Shape Model) önermişlerdir [58]. Yılan modeli ile olan akrabalık iddiası, her ikisi de biçim değiştirebilir model olduğundan haklı bir gerekçeyle dayanmaktadır. Fakat yılan modelinin aksine AŞM, şekil değişimlerinde global kısıtlamalara sahiptir. Modelin esnekliğini, güçlülüğünü ve özgüllüğünü belirleyen bu kısıtlamalar gözlemlerden öğrenildikleri için oluşturulan modelle sadece gözlemlere makul derecede benzer örnekler sentezlenebilmektedir.

AŞM yaklaşımının genişletilmesi ile Aktif Görünüş Modeli (Active Appearance Model) ortaya çıkartılmıştır [190]. AGM’de şekil bilgisinin haricinde görünüş bilgisi de hesaba katılmaktadır. Bu, nesnedeki her bir pikselin parlaklık değerinin modele dahil edildiği ve model / görüntü eşlemede kullanıldığı anlamına gelmektedir.

2.2.4.1. Önerilen Avuç Modeli

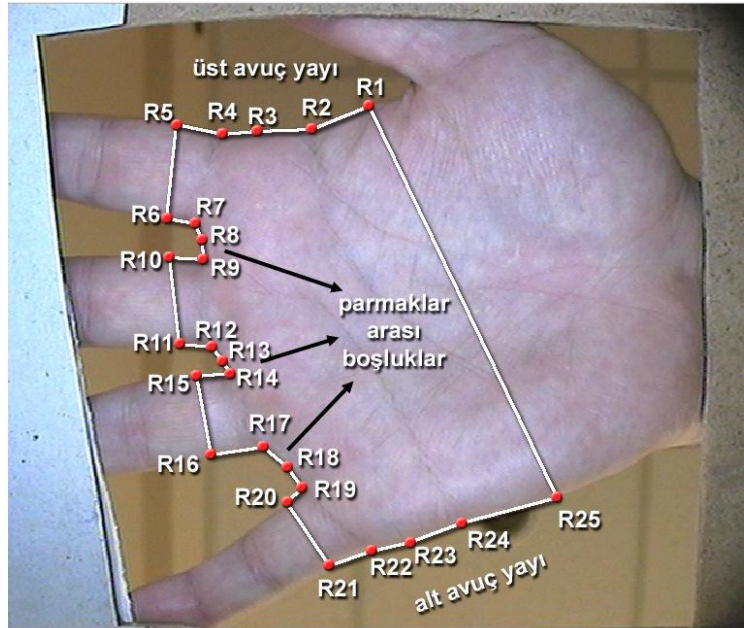
Nesne modelinin oluşturulmasında, öncelikle nesne şeklini belirleyen sınırları ifade eden noktaların uygun yerleştirilmesi gerekmektedir. Model tabanlı bölütleme yöntemlerinde büyük önem arz eden bu işlem, üç farklı yolla yapılmaktadır: anatomik olarak, matematiksel ve yalancı sınır noktalaması ile [191]. Anatomik sınır noktalamada noktalar bir uzman tarafından (sadece eğitim kümesindeki örnekler için) nesnenin biyolojik yapısına uygun olarak belirlenir ve işaretlenir. Avuç için uygun olan bu yaklaşım, yüksek doğruluk ve kararlılıktan ötürü uygulamalarımızda tercih edilmiştir. Matematiksel noktalamada noktalar yüksek eğrilik veya uç değer noktası gibi matematiksel veya geometrik özelliklere göre belirlenir. Avuçtaki anatomik iki sınır noktasının bazı insanlarda aynı doğru üzerinde bulunma ihtimali, matematiksel noktalaması ile her zaman doğru sınır noktalarının belirlenememesine neden olmaktadır. Ayrıca bu yaklaşım, istenilen hassasiyeti her zaman verememektedirler. Yalancı noktalamada ise dış hattı veya az sayıda sınır noktası verilen nesnenin diğer sınır noktaları otomatik olarak

belirlenmektedir. Bu yaklaşımın zayıf kaldığı temel hususlar şunlardır: Şekillerin birbirine çok benzemesi durumunda kararsız olması, konumlandırma kriterlerinin belirsizliği, uygun eğitim kümesinin belirlenme gereksinimi.

Oluşturulan özgün avuç modeli [9], kemiklerin, eklemlerin ve derinin yapısına göre belirlenmiş, avuç bölgesini temsil eden 25 anatomik sınır noktasından oluşmaktadır (Şekil 2.8.). Modelin geliştirilmesinde, ilgi bölgesi olarak adlandırılan avuç izi bölgesinin hassas belirlenebilmesi amaçlanmıştır. Ayrıca, avuç bölgesine dahil olmayan bölgelerin (parmak uçları, baş parmak gibi) görüntüde yer alma gereksinimi ortadan kaldırılmıştır.

Önerilen modelde R1, R5, R6, R10, R11, R15, R16, R20, R21 ve R25 olarak adlandırılan on adet sınır noktası, avuç modelinin uç bölgelerini temsil etmekte ve sadece görüntüdeki nesnenin el olup olmadığının belirlenmesi amacıyla kullanılmaktadır. Bu noktaların, el sınırlarında olmak koşuluyla ileride veya geride olması model yerleştirmesini etkilememektedir.

Geri kalan 15 nokta, avuç izi bölgesinin seçiminde kullanılmak üzere belirlenmiştir. Daha hassas avuç izi bölgesi seçimi için parmak araları, üst ve alt avuç yayları üzer nokta ile temsil edilmiştir. İşaret parmağı ile orta parmak arası R7, R8, R9; orta parmak ile yüzük parmağı arası R12, R13, R14; yüzük parmağı ile serçe parmak arası R17, R18, R19 noktaları ile ifade edilmiştir.



Şekil 2.8. Önerilen avuç modelinin gösterimi.

Avucun kenarlarını ifade eden üst ve alt avuç yayları R2, R3, R4 ve R24, R23, R22 noktaları ile belirtilmiştir. İlk geliştirdiğimiz avuç modelinde bulunmayan R3 ve R23 noktaları özellikle kullanıcıların ellerini aşağıya doğru bastırmasında ortaya çıkan perspektif bozulmasını temsil edebilmek için modele eklenmiştir.

Önerilen avuç modeli elin tamamının gösterilmesine gerek duymamaktadır. Böylece giysilerin avuç bölgesinin küçük bir alanını örttüğü durumlarda elin bölütlenmesinde bir problem oluşmamaktadır.

2.2.4.2. Aktif Görünüş Modelinin Oluşturulması

AGM, doku olarak ifade edilen piksel parlaklıklarını ve şekli parametreleştiren bir yöntemdir. Bu yöntemde doku ve şekil değişimleri Temel Bileşen Analizi (Principal Component Analysis - PCA) mantığı ile modellenmektedir (şekil ve dokunun saçılmasının öz analizi ile). Aktif Görünüş Modeli oluşturulmasının temel işlem adımları şunlardır:

1. Bölütlemesi yapılacak nesne sınıfı için doku ve şekil değişimlerini temsil edebilecek P adet (şekil ve doku değişimlerini temsil edebilecek en az sayıda) eğitim örneği seçilir.

2. Eğitim kümesindeki her bir örnek görüntü için, nesneyi temsil eden N adet sınır noktası (nesne modeli) bir uzman tarafından işaretlenir.

3. Şekil örnekleri Genelleştirilmiş Procrustes Analizi (Generalized Procrustes Analysis - GPA) [192] kullanılarak ortalamaya hizalanır. Böylece öteleme, dönme ve ölçeklemeden doğan bütün negatif etkiler kaldırılmış olur.

4. Her bir eğitim örneğindeki sınır noktalarının, ortalama (referans) şekildeki sınır noktaları ile örtüşmesi sağlanacak biçimde doku örneği, parçalı afin eğriltme ile eğriltilir. Bu sayede doku bilgisi sabit bir referans nesne üzerine giydirilerek şekilden bağımsız hale getirilir. Bu işlem için eğitim örneklerindeki sınır noktaları Delaunay üçgenleştirme [193] ile birleştirilir, alt üçgen bölgeler oluşturulur ve her bir bölgede ayrı ayrı eğriltme işlemi gerçekleştirilir.

5. Şekil ve dokudaki farklılıklar Temel Bileşen Analizi (TBA) ile modellenir:

$$\mathbf{s} = \bar{\mathbf{s}} + \Phi_s \mathbf{b}_s \quad (2.11)$$

$$\mathbf{t} = \bar{\mathbf{t}} + \Phi_t \mathbf{b}_t \quad (2.12)$$

Burada $\mathbf{s}$ ve $\mathbf{t}$ sentez edilmiş şekil ve doku, $\bar{\mathbf{s}}$ ve $\bar{\mathbf{t}}$ karşı düşen örnek ortalamaları, Φ_s ve Φ_t eğitim kümesinden hesaplanmış olan şeklin ve dokunun değişim modlarını ifade eden özvektörler, $\mathbf{b}_s$ ve $\mathbf{b}_t$ ise şekil ve dokunun model parametreleridir.

6. Birleştirilmiş şekil ve doku parametreleştirmesini elde etmek için $\mathbf{b}_s$ ve $\mathbf{b}_t$ değerleri birleştirilir:

$$\mathbf{b} = \begin{bmatrix} \mathbf{W}_s \mathbf{b}_s \\ \mathbf{b}_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{W}_s \Phi_s^T (\mathbf{s} - \bar{\mathbf{s}}) \\ \Phi_t^T (\mathbf{t} - \bar{\mathbf{t}}) \end{bmatrix} \quad (2.13)$$

Piksel uzaklıkları ve aralarındaki ağırlıklandırma, köşegen matris $\mathbf{W}_s$ aracılığıyla gerçekleştirilir. Piksel uzaklık ve piksel parlaklıklarının normalleştirilmiş değerlerini elde etmek için temel bileşen skorları genelde doku ve şekil özdeğerlerinin ayrı ayrı toplamalarının birbirine oranının karekökü ile ağırlıklandırılmaktadır.

7. Şekil ve doku arasındaki herhangi bir ilişkiyi bulmak için çoğunlukla iki özuzay üçüncü bir temel bileşen dönüşümü ile birleştirilir:

$$\mathbf{b} = \Phi_c \mathbf{c} = \begin{bmatrix} \Phi_{c,s} \\ \Phi_{c,t} \end{bmatrix} \mathbf{c} \quad (2.14)$$

Burada $\mathbf{c}$ birleştirilmiş görünüş modeli parametreleridir.

8. Modeli düzenlileştirmek, hız artışı ve yoğunluğu sağlamak için her bir özuzay (5. ve 7. adımlarda elde edilen Φ_s , Φ_t , Φ_c) oluşturulduktan sonra özdeğerlerinin (λ_i) toplamının oranına bağlı olarak kırılır:

$$\sum_{i=1}^t \lambda_i \geq \frac{p}{100} \sum_i \lambda_i \quad (2.15)$$

Burada p değerinin nasıl seçileceği önemlidir. Yüksek seçilmesi durumunda model çok esnek olacak ve eğitim kümesindeki gürültüye oturabilecektir. Çok küçük seçilirse de eğitim kümesini iyi eşlemeyen çok kısıtlayıcı bir model oluşacaktır.

p değerinin seçiminde alternatif yöntem çapraz geçerlilik sınavasıdır. Fakat bu yöntemde aşırı uyum (overfitting) probleminin çıkma olasılığı vardır. Bu nedenle p değerinin hesabı için bootstrap [194], paralel analiz [195] gibi yöntemler de denenmiştir [196].

9. Model yerleştirmede kullanılmak üzere, parametre değişimlerini karakterize eden regresyon / gradyan matrisi oluşturulur.

2.2.4.3. Aktif Görünüş Model Yerleştirilmesi

AGM eğitim aşamasında elde edilen model parametrelerinden yeni görüntü sentezlenmesi için şu formüller kullanılır:

$$\mathbf{s} = \bar{\mathbf{s}} + \Phi_s \mathbf{W}_s^{-1} \Phi_{c,s} \mathbf{c} \quad (2.16)$$

$$\mathbf{t} = \bar{\mathbf{t}} + \Phi_t \mathbf{W}_t^{-1} \Phi_{c,t} \mathbf{c} \quad (2.17)$$

Elde edilen görüntüde, eğitim aşamasında görüntülerin GPA ile ortalama şekle hizalanmasından ötürü duruş (konum, oryantasyon ve ölçek) bilgileri bulunmamaktadır. Bu nedenle, sentez edilmiş görüntüye, ölçeği (u), oryantasyonu (θ) ve konumu ((d_x, d_y)) kontrol eden $\mathbf{d}$ duruş parametre vektörü aracılığıyla bir takım dönüşümler uygulanmalıdır:

$$\mathbf{d} = (u_x, u_y, d_x, d_y)^T, \quad u_x = (u \cos \theta - 1), \quad u_y = (u \sin \theta) \quad (2.18)$$

Benzer şekilde, görüntüdeki doku, parlaklık değerlerine öteleme ve ölçekleme uygulanarak üretilmektedir:

$$t_{im} = T_v(t) = (v_1 + 1)t_{im} + v_2 \mathbf{1} \quad (2.19)$$

Burada $\mathbf{v}$, doku dönüşüm parametrelerini ifade etmektedir.

Sentezlenen model dokusu ($\mathbf{t}_m$) ile test görüntüsü ($\mathbf{t}_s$) arasındaki fark vektörleri şu şekilde formülize edilir:

$$\mathbf{r}(\mathbf{p}) = \delta \mathbf{t} = \mathbf{t}_s - \mathbf{t}_m \quad (2.20)$$

$\mathbf{p}$, genelleştirilmiş model parametreleri olup AGM model parametreleri, duruş parametreleri ve doku dönüşüm parametrelerinin birleşiminden oluşmaktadır: $\mathbf{p}^T = (\mathbf{c}^T \mid \mathbf{d}^T \mid \mathbf{v}^T)$.

Orjinal AGM formülasyonunda fark vektörleri ilgili yer değiştirme vektörlerine ($\delta \mathbf{p}$) dönüştürülmektedir:

$$\delta \mathbf{p} = \mathbf{R} \delta \mathbf{t} \quad (2.21)$$

Burada amaç, yukarıdaki doğrusal ilişkiyi sağlayan en uygun öngörü matrisi $\mathbf{R}$ 'yi elde etmektir. Bunun için, temel bileşen regresyonundan faydalanılır.

Son zamanlardaki AGM çalışmalarında [197, 198] çok değişkenli regresyon, yerini Jacobian matrisi hesabına bırakmıştır. Bu yaklaşımın gerçekleştirilmesi daha basit, hesaplaması daha hızlı ve icrası için daha az belleğe ihtiyaç duyulmaktadır.

Sabitlenmiş Jacobian matris kestiriminde $\mathbf{r}$ rezidüsü ile model parametrelerinde düzeltme yapabilme, optimizasyon probleminin iteratif algoritma ile çözülebilmesini sağlamaktadır. Model parametrelerinin ($\mathbf{c}$), duruşun ($\mathbf{d}$), doku dönüşüm parametrelerinin ($\mathbf{v}$) mevcut tahmini ve bu tahmindeki görüntü örneği (t_{im}) verildiğinde iteratif sürecin bir adımı şu şekilde olmaktadır:

1. Doku örneği, doku model çerçevesine $\mathbf{t}_s = T_v^{-1}(t_{im})$ formülü ile izdüşürülür.
2. Hata vektörü ($\mathbf{r} = \mathbf{t}_s - \mathbf{t}_m$) ve geçerli hata $E = \|\mathbf{r}\|^2$ hesaplanır.
3. Tahmin edilen yer değiştirme, önceden oluşturulmuş yer değiştirme matrisi ($\mathbf{R}$) yardımıyla hesaplanır: $\delta \mathbf{p} = -\mathbf{R} \mathbf{r}(\mathbf{p})$.
4. Model parametreleri güncellenir: $\mathbf{p} \rightarrow \mathbf{p} + k \delta \mathbf{p}$ (sönüm katsayısı olarak da bilinen k , başlangıçta 1 olarak seçilmektedir).
5. Yeni noktalar ($\mathbf{S}'$) ve yeni model çerçeve dokusu ($\mathbf{t}_m'$) hesaplanır.
6. t_{im}' nü elde etmek için görüntü yeni noktalarda örneklenir.
7. Yeni hata vektörü hesaplanır: $\mathbf{r}' = T_{v'}^{-1}(t_{im}') - \mathbf{t}_m'$

8. Eğer $|\mathbf{r}'|^2 < E$ ise yeni tahmin kabul edilir, aksi halde $k = 0.5$, $k = 0.25$ vs. alınarak işlemler tekrarlanır.

Bu prosedür hatada ($|\mathbf{r}'|^2$) hiçbir iyileşme olmadığı yakınsamaya varılana kadar tekrarlanır. Pratikte çoklu çözünürlük kullanılır ve kaba çözünürlükle başlanılır. Modelin yeni seviyesine mevcut çözüm izdüşürülmeden önce her bir seviyede iteratif olarak yakınsama yapılır. Bu daha etkindir ve tek çözünürlüğe göre doğru sonuca çok daha hızlı ulaşmayı sağlar.

2.2.4.4. Aktif Görünüş Modelinin Uygulanması

AGM yönteminin uygulanması için AAM API ismindeki C++ programlama dili ile yazılmış açık kaynak kodlu yazılımdan [199] yararlanılmıştır.

Çalışmalarımızda modeli oluşturmak için veritabanlarından farklı sayıda örnekler seçilmiştir: KTÜ Sistem-1 ile 59 kişiden alınan 63 görüntü; serbest arka planlı kısıtlamasız sistemle 22 kişiden alınan 42 görüntü; temassız sistemle 70 kişiden alınan 73 görüntü. Kullanılacak olan eğitim örneklerinin seçimi şu kriterlere dayandırılmıştır:

- Renklerine göre (normal, kırmızı, beyaz, sarımtırak, mavimsi, koyu pembe),
- Şekillerine göre (el ilerde, geride, aşağıya doğru bastırılmış, başparmak kapalı-açık, zayıf-tombul el, küçük-büyük el, parmağında yüzük olan el vb.),
- Desenlerine göre (ana çizgileri farklı olanlar, benekli, belirsiz-koyu çizgili, bulanık, damarlar belirgin vb.).

Stegmann tarafından geliştirilen uygulamanın [199] model yerleştirme aşamasında, avucun duruşu için kaba arama işlemi ızgara yapısı mantığıyla gerçekleştirilmektedir. Önceden kullanıcı tarafından belirtilen konum ızgarası, dönme açıları ve ölçeklere göre avuç modeli oturtulmakta ve ardından optimizasyon işlemine geçilmektedir. Ayrıca optimizasyon için iki aşamalı yapı kullanılmaktadır. Model hatasının en az olduğu n sayıda muhtemel model kaydedilmekte ve bu az sayıdaki adaylar içinden en uygununu hassas tarama ile bulunmaktadır.

AAM API üzerine yapılan incelemeler sonucunda yöntemin şu parametreleri içerdiği belirlenmiş ve geliştirilen model için uygun değerler seçilmiştir:

- Modelin kaba yerleşimi için ölçekleme, dönme ve öteleme parametreleri: 5×5 'lik bir ızgarada öteleme, $\{0, 10, 20, -10, -20\}$ derecelerde dönme ve $\{1.0, 1.1, 0.9\}$ boyutlarında ölçekleme

- Yakınsama için öngörülen iterasyon sayısı ve yakınsama seviyesi: İlk aşamada 3, ikinci aşamada 10 iterasyon ve 0.01 yakınsama seviyesi

- İki aşamalı optimizasyonda ilk aşamayı geçen model sayısı: 10

- Tahmin matrislerinin modelin yerleşmesini iyileştirmede kullanılan sönüm katsayıları: $\{1.0, 0.5, 0.25, 0.12, 1.25, 1.5\}$

- Model yerleştirme sonuçlarını iyileştirmek için genel amaçlı optimizasyon yöntemlerini çok sayıda iterasyonla kullanan hassas tarama fonksiyonunun kullanımı: Var

- Uygulanan model şeklinin dışbükey/içbükey yapıda olması: İçbükey

- Piramit yapıda çok ölçekli AGM modelinin kullanımı: Yok

- Çevre çizgilerinin normallerini dışa doğru ifade eden fırçaların kullanımı: Var

- Eğriltme yöntemi (yazılımsal / OpenGL destekli): Yazılımsal

- Model özuzay kırpma katsayıları: 0.98

- Modeldeki yer değiştirmelerin eğitimi için kullanılan yöntem: Jacobian

- Şeklin hizalanmasında nokta hareketlerinin doğrusal olup olmamasını ayarlayan tanjant uzay dönüşümü yaklaşımının kullanımı: Var

- Model genişletme oranı (belirli bir çerçeve ekleme): 1.0 (genişletme yok)

- AGM yönteminde kullanılacak band sayısı (RGB-gri): 3 (RGB).

2.2.5. Bölütlenen Nesnenin Avuç Olup Olmadığının Belirlenmesi

Kameranin görüş alanına giren ve bölütlenen nesneler her zaman el / avuç olmayabilir. Bu nedenle bölütlenen nesnenin el olup olmadığını belirleyen bir algoritmaya ihtiyaç vardır. Uygulanan yöntemin genel işlem adımları şunlardır:

1. Bölütlenerek ikili hale çevrilen görüntüye kapama (closing) işlemi uygulanır. Böylece görüntüdeki küçük boşluklar doldurularak noktasal hatalardan kaçınılır.

2. İkili görüntüde, elin uzatıldığı kenar referans alınarak bölütlenmiş nesneye olan dik uzaklıklar ölçülür ve bir grafiğe aktarılır (Şekil 2.9.).

3. Çıkarılan grafik alçak geçiren süzgeçten geçirilerek yumuşatılır ve yerel tepeler önlenmiş olur.

4. Grafikteki tepe ve vadi noktalar (Şekil 2.9.'da "n" ile başlayanlar) belirlenir.

yapılmaktadır. Bu aşamada seçilen bölgenin kişileri ayırt etmeye yarayacak yeterli bilgiye sahip olması ve el duruş şekillerinden en az etkilenmesi sağlanmalıdır.

Çalışmalarımızın ilk bölümünde PolyU veritabanları için, sadece iki parmak arasının referans alınarak avuç izi bölgesinin yerleştirildiği, Zhang vd.nin yaklaşımı [10]; daha sonra geliştirilen çevrimiçi sistemlerde ise Connie vd.nin 3 parmak arasından ve el kenarlarından yararlandığı yaklaşım [62] kullanılmıştır.

Bölütlemeye model tabanlı yöntemlere geçilmesiyle beraber bu çalışmada, avuç modelini kullanan yeni bir avuç izi bölgesi çıkartma yaklaşımı önerilmiştir. Literatürdeki diğer yaklaşımlar piksel tabanlı olduklarından parmak aralarının yanlış seçimi hatalı ROI seçimine neden olmaktadır. Önerilen yaklaşım, avuç modelini bir bütün olarak regresyonda kullanarak piksel tabanlı yaklaşımların zayıflıklarını ortadan kaldırmayı amaçlamıştır. Bu yöntem, model tabanlı yöntemlerle bölütlenen avuç görüntüleri için önerilmiş olmasına karşın, sınır noktalarının belirlenmesi ile diğer yöntemlere de uyarlanabilmektedir.

Önerilen yöntemle ROI çıkartımındaki dört ana aşama şunlardır:

1. Yöntemde avuçların oryantasyonu, avucun ana doğrultusunu gösteren doğrunun ($y = mx + n$) eğimi (m) ile karakterize edilmektedir. İlk adım olarak, avuç görüntülerini içeren eğitim kümesi oluşturulur. Ardından, eğitim kümesindeki her bir avucun eğimi elle belirlenir ve avuç eğim veritabanına kaydedilir. Eğimler, avuç oryantasyonlarının, sınır noktalarının fonksiyonu olarak hesaplanmasında kullanılırlar.

2. Her bir avucun oryantasyonu, avuç modelini oluşturan sınır noktalarının konumları ile ilişkilendirilir ve doğrusal olmayan regresyon yöntemiyle eğitilir. Çalışmalarımızda En Küçük Kareler Destek Vektör Regresyonu (Least Squares Support Vector Regression - LS-SVR) [200] yöntemi Gaussian çekirdeğiyle kullanılmıştır. Yöntem, aşağıdaki optimizasyon problemi ile formülize edilmektedir:

$$\min_{\mathbf{w}, b, e} J_p(\mathbf{w}, e) = \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{w} + \frac{\gamma}{2} \sum_{i=1}^N e_i^2, \quad \text{öyle ki} \quad (2.22)$$

$$m_i = \mathbf{w}^T \varphi(\mathbf{s}_i) + b + e_i, \quad i = 1, \dots, N$$

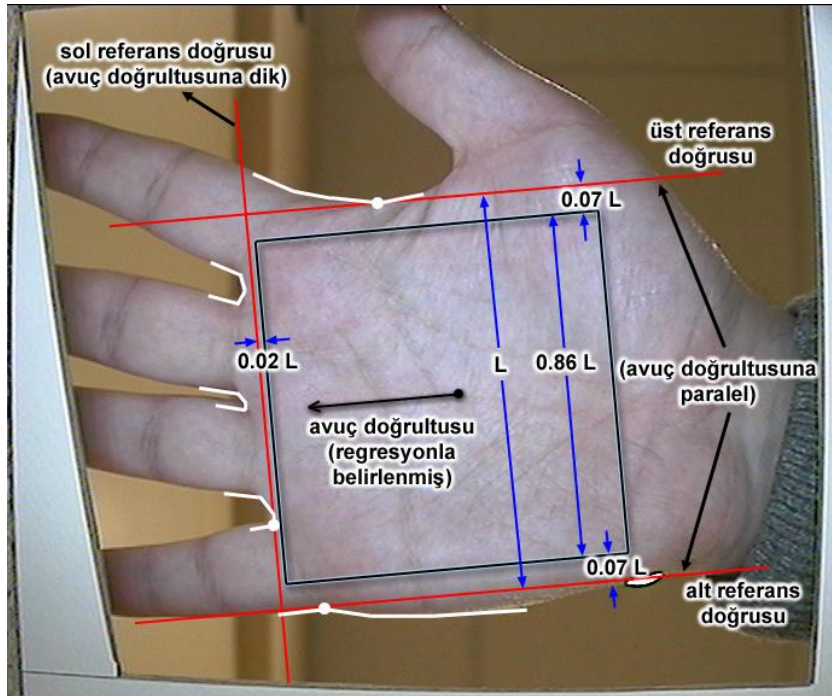
Burada m_i avucun oryantasyonunu, $\mathbf{s}_i$ de sınır noktalarının konumlarından oluşan vektörü ($\mathbf{s}_i = [P1_x, P1_y, P2_x, P2_y, \dots, P25_x, P25_y]$) temsil etmektedir.

3. Test örneği için avuç doğrultusu (Şekil 2.10.) avuç modelinin regresyonda kullanılması ile elde edilir. Bu, EKK-DVR yöntemindeki şu formülle gerçekleştirilir:

$$m(\mathbf{s}) = \sum_{i=1}^N \alpha_i k(\mathbf{s}, \mathbf{s}_i) + b \quad (2.23)$$

4. Üst ve alt referans doğruları, üst ve alt avuç yaylarına içten teğet olacak şekilde avuç doğrultusuna paralel olarak yerleştirilir (Şekil 2.10.). Üstteki ve alttaki doğrulara dik, parmak aralarından birine teğet, diğer iki parmak arası ile iki noktada kesişmeyen doğru sol referans doğrusu olarak belirlenir. Üst ve alt referans doğruları arasındaki uzaklık, L , ROI çıkartımında kullanılır. ROI'yi oluşturmak için üst, alt ve sol referans doğruları avuç içine doğru sırasıyla $0.07 L$, $0.07 L$ ve $0.02 L$ kadar kaydırılır. Sonuçta, $0.86 L$ kenar uzunluğuna sahip kare şeklindeki ROI, bu doğruların kesişiminden elde edilir. Kaydırma miktarı ve ROI'nin büyüklüğü deneysel olarak en uygun avuç izi bölgesini verecek şekilde belirlenmiştir. Doğruların konumları ve çıkartılan ROI örneği Şekil 2.10.'da verilmektedir.

5. Son olarak, çıkartılan ROI görüntüleri 128×128 piksel çözünürlüğüne ölçeklenir. Görüntüyü sabit bir değere ölçeklemenin nedeni, ROI boyutlarının insanların el boyutlarına ve el ile kamera arasındaki uzaklığa bağlı olarak değişiklik göstermesidir.



Şekil 2.10. Önerilen regresyon tabanlı avuç izi bölgesi çıkartma yaklaşımının bir örnek üzerinde görselleştirilmesi.

2.4. Avuç İzi Özniteliklerinin Çıkartılması

Tez çalışmalarımızda avuç izi özniteliklerinin çıkartılması aşamasında bütünsel tabanlı yaklaşımlardan altuzay yöntemleri kullanılmıştır. Bu yöntemlerdeki ana düşünce, orijinal giriş görüntülerinin, verileri en iyi temsil eden düşük boyutlu öznitelik uzayına izdüşürmektir. Öznitelik uzayı, seçilen eğitim kümesindeki örneklerin karakteristiklerine göre yöntem tarafından otomatik olarak oluşturulmakta olup, nesnelerin özellikleri hakkında hiçbir ek bilgi verilmemektedir. Böylece, probleme / sisteme özgü bir çözüm değil, genelleştirilmiş çözüm elde edilmektedir. Ayrıca, görüntüdeki global bilgiyi kullandığından yerel bölgelerde oluşan hatalar sonucu çok etkilememektedir.

Avuç izi tanımadaki olumlu etkisinden ötürü [201] altuzay yöntemlerinden önce ayrık dönüşümler (ortogonal dalgacıkları ve Gabor dalgacıkları) kullanılarak etkin görüntü temsili sağlanmıştır. Öznitelik uzayının boyutunu indirmek için Temel Bileşen Analizi (TBA), Çekirdek Temel Bileşen Analizi (ÇTBA), Fisher Doğrusal Ayırtaçları (FDA) ve Çekirdek Fisher Ayırtaçları (ÇFA) altuzay yöntemlerinden faydalanılmıştır. Gerçekleştirilen performans testlerinde öznitelik çıkartımı için yüksek başarı oranı verdiği görülen Gabor dalgacıkları ile Çekirdek Fisher Ayırtaçlarının beraber kullanımı tarafımızdan avuç izi tanıma literatürüne kazandırılmıştır [8].

Bu bölümde öncelikle ortogonal dalgacıklara ve Gabor dalgacıklarına değinilecek, ardından TBA, ÇTBA, FDA ve ÇFA altuzay yöntemleri anlatılacaktır. Doğrusal olmayan uzaya dolaylı eşlemeyi sağlayan çekirdek kavramı çekirdek yöntemler altında incelenecektir. Ayrıca, ikili ayırtaçları çok sınıflı biçime dönüştürmede kullanılan çıkış kodlama teknikleri de ÇFA başlığı altında özetlenecektir.

2.4.1. Görüntü Temsili İçin Ayrık Dönüşümler

2.4.1.1. Dalgacık Dönüşümü

Dalgacık dönüşümü, işaretin farklı boyutlardaki, frekanslardaki ve bölgelerdeki yerel özniteliklerini belirlemede kullanılan, zaman-frekans temsiliyi sağlayan matematiksel bir araçtır. Ayrık dalgacık dönüşümü, bir $f(t)$ fonksiyonunun, sınırlı süreli salınımlı dalga karakteristiğine sahip dalgacık ana fonksiyonu ψ ile iç çarpılması olarak hesaplanır:

$$W_{\psi} f(t) = \langle f, \psi_{j,k} \rangle = \sum_t f(t) \psi_{j,k}(t) \quad (2.24)$$

$$\psi_{j,k}(t) = 2^{j/2} \psi(2^j t - k) \quad (2.25)$$

(2.24) ve (2.25) eşitliklerindeki j ve k reel sayılardır. j değişkeni ölçeği yansıtırken k , t eksenindeki öteleme konumu belirtir. Bu yüzden (2.24) ifadesi (2.26)'de gösterilen biçimde yazılabilir:

$$c(\text{ölçek, konum}) = \sum_t f(t) \psi(\text{ölçek, konum}) \quad (2.26)$$

(2.26) eşitliğinde c , dalgacık katsayısı; $f(t)$, işaret; $\psi(\text{ölçek, konum})$, ψ temel fonksiyonunun j ölçek ve k uzaklığındaki biçimidir. Bu, $c(\text{ölçek, konum})$ katsayısının, $f(t)$ giriş fonksiyonu ile temel fonksiyonun bu özel hali arasındaki benzerliğin derecesini verdiği anlamına gelir.

Dalgacık dönüşümü uygulamalarında sıklıkla çoklu çözünürlük piramit ayrıştırması kullanılmaktadır. Piramit ayrıştırmasında giriş işareti her bir ölçekte alçak ve yüksek geçiren filtrelerle iki kısma ayrılmaktadır. Bütün adımlarda yüksek geçiren filtrelerden elde edilen ayrıntı bilgileri ile son adımda elde edilen alçak frekans bilgisi birleştirilerek giriş işaretinin boyutundaki dalgacık işleminin sonucu elde edilmiş olmaktadır.

Alçak ve yüksek geçiren filtrelemeler genelde hız kazancı sağlayan filtre bankaları ile gerçekleştirilirler. Ölçekleme ve dalgacık filtre katsayılarından oluşan filtre bankaları aşağıdaki formüller yardımıyla işarete uygulanarak alçak ve yüksek frekans bilgileri elde edilir:

$$\phi(t) = \sum_n h_0(n) \sqrt{2} \phi(2t - n) \quad (2.27)$$

$$\psi(t) = \sum_n h_1(n) \sqrt{2} \phi(2t - n), \quad n \in \mathbb{Z} \quad (2.28)$$

Ortogonal dalgacıklarda ölçekleme ve dalgacık filtre katsayıları (h_0 ve h_1) arasında (2.29)'da belirtilen ilişki mevcut olduğundan dalgacık filtre katsayılarının bilinmesi tüm işlem için yeterli olmaktadır.

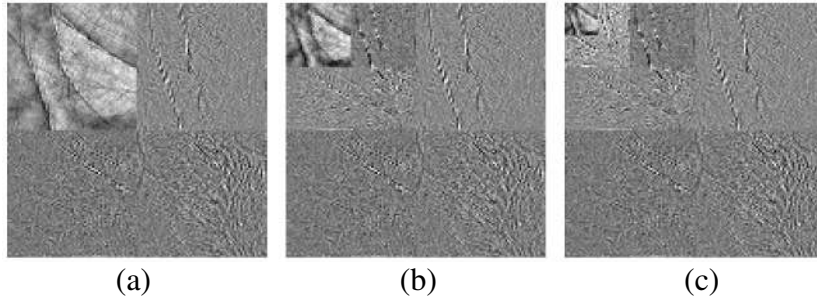
$$h_1(n) = (-1)^n h_0(N-1-n) \quad (2.29)$$

Tek boyutlu işaret için dalgacık dönüşümünde geliştirilen kavramlar, iki boyutlu işaretlere kolaylıkla uyarlanabilmektedirler. İki boyutlu ayrık dalgacık dönüşümü ifadesini (2.30) ele alalım:

$$W_\psi f(x, y) = \left\langle f(x, y) \cdot \psi_{j,kx,ky} \right\rangle = \sum_x \sum_y f(x, y) \psi_{j,kx,ky}(x, y) \quad (2.30)$$

Burada kx , ky sırasıyla x ve y eksenlerindeki ötelemeleri göstermektedir. $\psi_{j,kx,ky}(x, y)$, $kx, ky = 0, 1, 2$ temel dalgacığın değişik biçimlerini göstermektedir. İki boyutlu ölçekleme fonksiyonu, $f(x, y)$ görüntü fonksiyonu için 2^j ölçeğinde ortogonal bir fonksiyondur. 2 boyutlu ayrık dalgacık dönüşümü, x ve y eksenleri boyunca tek boyutlu dalgacık dönüşümü olarak da görülebilir.

İki boyutlu avuç izi görüntüsü üzerinde üç seviyeli dalgacık ayrıştırmasına bir örnek Şekil 2.11.'de verilmektedir.



Şekil 2.11. Görüntü üzerindeki dalgacık ayrıştırmasının üç seviyesi. a) Birinci seviye b) İkinci seviye c) Üçüncü seviye.

Çalışmalarımızda Daubechies-4 dalgacıkları 128×128 'lik avuç izi görüntüleri üzerinde kullanılmıştır. 7. dereceye kadar ölçekleme yapılmış, düşük frekanslı 5 ölçek (32×32 'lik kısım) avuç izi özelliği olarak seçilmiştir. Geri kalan kısım gürültü olarak nitelendirilip kaldırılmıştır. Seçilen bu değerler deneysel olarak belirlenmiş olup [203] avuç izi örnekleri için en iyi sonucu vermektedirler.

2.4.1.2. Gabor Dalgacıkları

Gabor filtresi, doku analizi, bölütleme, sınıflandırma gibi birçok görüntü işleme uygulamasında yaygın olarak kullanılan dalgacık filtrelerine bir örnektir. Yerelleştirilmiş frekans analizi için genişliği karmaşık sinüzoidin frekansı ile ayarlanan Gaussian zarfa sahip Gabor filtrelerinin kullanımı istenmektedir [204]. Gabor fonksiyonları, teorik olarak minimum uzay-frekans band genişliği sonucunu elde etmesi [205], insanların görme sistemleri ile birçok özelliği paylaşması [206] gibi yararlarından ötürü tercih edilmektedir.

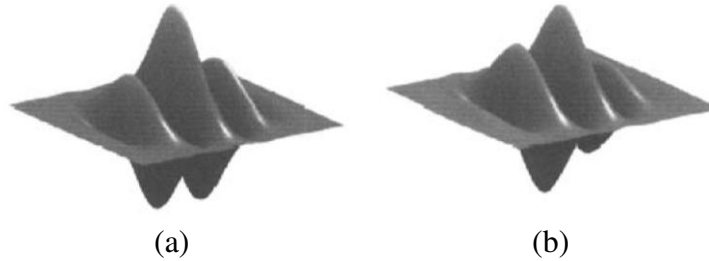
Gabor filtresinin yapıtaşlarından olan karmaşık sinüzoid, 2 boyutlu sinüzoiddir. İlk boyut reel eksendir ve kosinüs dalgası içerir. İkinci boyut ilk boyuda diktir, imajiner kısımdır ve sinüs dalgası içerir. Karmaşık sinüzoid, şu şekilde ifade edilmektedir.

$$s(x, y) = \exp(j(2\pi(u_0x + v_0y) + P)) \quad (2.31)$$

(2.31) eşitliğinde u_0 , v_0 kartezyen koordinatlardaki uzaysal frekansları, P ise fazı ifade etmektedir. Diğer bir yapıtaşı olan Gaussian fonksiyonu ise M ortalaması etrafında σ sapması ile rastgele dağılmış verilerin matematiksel ifadesidir. Tek boyutlu Gaussian fonksiyonu (2.32) eşitliği ile verilebilir.

$$g(x) = \exp\left(-\frac{(x - x_0)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2.32)$$

Gabor fonksiyonu 2 boyutlu Gaussian zarf ile modüle edilmiş bir karmaşık sinüzoiddir (Şekil 2.12.).



Şekil 2.12. 2 Boyutlu Gabor filtresiniin (a) reel ve (b) imajiner bileşenleri [204].

Parametreler için genel notasyon kullanılarak 2 boyutlu Gabor fonksiyonu uzaysal domende (2.33), frekans domeninde (2.34) eşitlikleri ile ifade edilir.

$$g(x, y) = \left(\frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} \right) \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{x^2}{\sigma_x^2} + \frac{y^2}{\sigma_y^2} \right) + 2\pi j W x \right] \quad (2.33)$$

$$G(u, v) = \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left[\frac{(u-W)^2}{\sigma_u^2} + \frac{v^2}{\sigma_v^2} \right] \right\}, \quad \sigma_u = 1/2\pi\sigma_x \text{ ve } \sigma_v = 1/2\pi\sigma_y \quad (2.34)$$

Dalgacıklar ana dalgacığın genişleme ve ötelemeleri ile üretilen temel fonksiyonlar ailesidir. Bu kavram Gabor ailesine genişletilmeden önce şimdiye kadar incelediğimiz Gabor fonksiyonunun, karmaşık sinüzoidle belirlenen sabit F_0 frekans genliğine ve sabit ω_0 oryantasyonuna sahip bir fonksiyon olduğuna dikkat etmek gerekir.

Uygunluk açısından şimdiye kadar tartışılan karmaşık Gabor fonksiyonunu ana Gabor veya temel dalgacık olarak ele alalım. Bu temel dalgacığın frekans domeninde ölçeklenmesi ve uzaysal domende döndürülmesi ile Gabor dalgacıkları elde edilir.

Uzaysal domende döndürme, (2.35) dönüşümünün uygulanmasıyla gerçekleştirilir.

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos \theta & \sin \theta \\ -\sin \theta & \cos \theta \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} \quad (2.35)$$

Oryantasyon oranı ya da oryantasyon band genişliği $0 \leq \theta \leq \pi$ değerleri arasındadır. Pratik amaçlar için döndürme band genişliği N aralığa ayrılmıştır. m frekans ölçeği ve n oryantasyon ile ölçeklenmiş ana Gabor g için aynı türden filtre sözlüğü, şu eşitlik ile elde edilebilir:

$$g_{mn}(x, y) = a^{-m} g(x', y'), \quad a > 1 \quad (2.36)$$

Gabor dalgacıklarının ortogonal olmayışı filtrelenmiş görüntülerde gereksiz bilgilerin bulunduğunu gösterir. Bu gereksiz bilgileri azaltmak için şu strateji geliştirilmiştir [207]: U_l ve U_h ilgilenilen alt ve üst merkez frekanslarını ifade etsin. K , çoklu çözünürlük ayırtırmadaki oryantasyon sayısını ve S de ölçekleme sayısını versin. Tasarım stratejisi, yarım-tepe genliğinin frekans tayfındaki filtre tepkisinin birbirine değmesini sağlamaktır.

Bu, σ_u ve σ_v (ve böylece σ_x ve σ_y) filtre parametrelerinin hesaplanması için (2.37)'te verilen formülleri ortaya çıkarır.

$$a = (U_h/U_l)^{\frac{1}{S-1}}, \quad \sigma_u = \frac{(a-1)U_h}{(a+1)\sqrt{2\ln 2}},$$

$$\sigma_v = \tan\left(\frac{\pi}{2k}\right) \left[U_h - 2 \ln\left(\frac{2\sigma_u^2}{U_h}\right) \right] \left[2 \ln 2 - \frac{(2 \ln 2)^2 \sigma_u^2}{U_h^2} \right]^{-\frac{1}{2}} \quad (2.37)$$

(2.37)'te $W = U_h$ ve $m = 0, 1, \dots, S-1$ dir. Filtre tepkisinin mutlak parlaklık değerlerine duyarlılığını ortadan kaldırmak için 2 boyutlu Gabor filtrelerinin reel (çift) bileşenleri, onları sıfır ortalamalı yapmak amacıyla bir sabit eklenerek saptırılır (bu ayrıca $G(0,0) = 0$ eşitliği ile de sağlanabilir).

Çalışmalarımızda, $U_l = 0.2$, $U_h = 0.5$ olarak seçilmiş, 5 ölçek ($m = \{0, 1, \dots, 4\}$) ve 4 oryantasyon ($\theta = \{0, \pi/4, \pi/2, 3\pi/4\}$) kullanılmıştır. Bu parametreler, işlem yükü (bellek optimizasyonu) ile temsil başarısı arasındaki ödünleşim düşünülerek deneysel olarak belirlenmiştir. Ayrıca, avuç izi görüntüleri Gabor dalgacıklarından geçirilmeden önce boyut fazlalığını önlemek amacıyla 32×32 piksel boyutlarına ölçeklenmektedir.

2.4.2. Doğrusal Altuzay Yöntemleri

2.4.2.1. Temel Bileşen Analizi

Temel Bileşen Analizi (TBA), bilgisayarla görme ve örüntü tanımda yaygın olarak kullanılan klasik öznelik çıkartma ve veri temsili tekniğidir [208]. Amacı, en az bilgi kaybıyla giriş uzayının boyutunu indirgeyecek dönüşümün bulunmasıdır. Dönüşüm sonunda elde edilen, temel bileşenler olarak adlandırılan değişkenler ortogonal olduklarından birbirleriyle ilintisizdirler.

TBA genel olarak iki aşamadan oluşmaktadır: Daha düşük boyuta sahip öznelik uzayının oluşturulduğu (gerekli dönüşüm matrisinin elde edildiği) eğitim aşaması ve örnek bir verinin bu uzaya izdüşürüldüğü test aşaması. Eğitim aşamasının işlem adımları şöyledir:

1. Öznitelik uzayını belirleyecek olan eğitim kümesi oluşturulur. Eğitim kümesine dâhil edilecek örneklerin sonuca etkisi büyük olduğundan verileri iyi temsil etmesi gerekmektedir.

2. Eğitim kümesindeki bütün örnekler, ortalama örneği orjine yerleştirecek şekilde ötelenir. Bunun için bütün giriş boyutlarında ayrı ayrı ortalamadan çıkartma işlemi uygulanır.

$$\begin{aligned}\bar{\mathbf{x}}_i &= \mathbf{x}_i - \mathbf{m}, \quad i = 1, 2, \dots, n \\ \mathbf{m} &= [m_1, m_2, \dots, m_p], \quad m_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_{ik}, \quad k = 1, 2, \dots, p\end{aligned}\quad (2.38)$$

Burada $\mathbf{x}_i$, eğitim kümesindeki örnekleri; $\mathbf{m}$, ortalama örneği, n örnek sayısını, p giriş uzayı boyutunu göstermektedir.

3. Veriler arasındaki saçılımı (bilgiyi) ifade eden kovaryans matrisi hesaplanır. Bu amaçla eğitim örneklerinden oluşan veri matrisi kendi transpozitesiyle çarpılır.

$$\mathbf{S}_t = \sum_{i=1}^n \bar{\mathbf{x}}_i \bar{\mathbf{x}}_i^T \quad (2.39)$$

4. Varyansı en büyük değerine çıkaran izdüşüm yönünü bulmak için kovaryans matrisinin özdeğerleri ve özvektörleri hesaplanır.

$$\mathbf{S}_t \mathbf{e} = \lambda \mathbf{e} \quad (2.40)$$

Burada $\mathbf{e}$, λ özdeğeriyle ilişkilendirilmiş özvektörlerin kümesidir. Özvektör ve özdeğerlerin hesaplanmasında QR ve QL ayrıştırması teknikleri yaygın olarak kullanılmaktadır. Bu yöntemler hakkında ayrıntılı bilgi sayısal çözümleme kaynaklarında mevcuttur [209].

5. Yüksek öneme sahip bileşenler seçilir ve öznitelik vektörü oluşturulur. Bu amaçla özdeğerler büyükten küçüğe doğru sıralanır ve genlikleri toplamı bütün özdeğerlerin genlikleri toplamının %95'ini (bu değer literatürdeki çoğu uygulama için uygun değer olarak seçilmektedir) bulan en az sayıda özdeğere karşı düşen özvektörler seçilir. Böylece boyut azaltımı en etkin biçimde gerçekleştirilmiş olur. Elimine edilen bileşenler

çoğunlukla gürültü etkisi oluşturduğundan, bu işlem tanıma performansına da olumlu olarak yansımaktadır.

$$\begin{aligned} \text{Öznitelik vektörü} &= e = (e_1, e_2, \dots, e_m), \\ \sum_{i=1}^m |\lambda_i| &= 0.95 * \sum_{i=1}^n |\lambda_i| \end{aligned} \quad (2.41)$$

Yeni bir test örneği geldiğinde, eğitim aşamasında oluşturulan özuzaya izdüşürmek test örneği ortalamadan çıkartılarak öznitelik vektörünün transpozu ile çarpılır.

$$\mathbf{y}_{\text{dönüştürülmüş}} = \mathbf{e}^T (\mathbf{y} - \mathbf{m})^T \quad (2.42)$$

Yukarıda anlatılan yöntem, çok geniş kovaryans matrislerinin oluşmasına neden olabilmektedir. Bu durumda kovaryans matrisini ve kovaryansın özvektörlerini / özdeğerlerini hesaplamak zordur. $N \times M$ matris için, matrisin sahip olabileceği 0 olmayan özvektörlerin maksimum sayısı $\min(N-1, M-1)$ olduğu bilinir. Eğitim görüntülerinin sayısı (n) genellikle piksel sayısından (p) küçük olduğu için bulunabilecek en büyük özvektörler / özdeğerler ($n-1$) dir.

Lineer cebirde yaygın olarak kullanılan bir teorem $\overline{\mathbf{X}\mathbf{X}}^T$ ve $\overline{\mathbf{X}}^T \overline{\mathbf{X}}$ in özdeğerlerinin aynı olduğunu ifade eder. Ayrıca, $\overline{\mathbf{X}\mathbf{X}}^T$ nin özvektörleri, $\overline{\mathbf{X}}$ matrisiyle çarpılan ve normalize edilen $\overline{\mathbf{X}}^T \overline{\mathbf{X}}$ in özvektörleri ile aynıdır. Bu teoremi kullanarak, $p \times p$ yerine $n \times n$ lik özuzayı oluşturmak için enstantane metodu kullanılmaktadır. Bu yöntem orijinal TBA yönteminden sadece iki adımda farklılık göstermektedir:

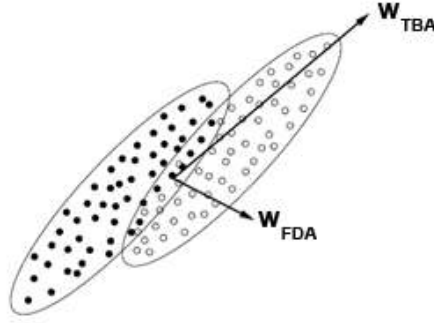
4. adımda kovaryans matrisi oluşturmak için veri matrisinin transpozesi veri matrisiyle çarpılır.

$$\mathbf{S}_t' = \overline{\mathbf{X}}^T \overline{\mathbf{X}} \quad (2.43)$$

6. adımda eğitim kümesini ifade eden veri matrisi özvektörlerle çarpılır ve normlarına bölünür.

2.4.2.2. Fisher Doğrusal Ayırtaçları

TBA, verileri en büyük varyansa sahip eksene izdüşürerek en uygun veri temsilini daha az boyutlu uzay ile gerçekleştirmektedir. Fakat, danışmansız eğitim olduğu için sınıf bilgisi içermez ve ayırt etme için en uygun izdüşümü her zaman bulamaz [210]. Bu durum özellikle az sayıda öznitelik kullanıldığında daha dikkat çekmektedir (Şekil 2.13.).



Şekil 2.13. Örnek veri kümesi üzerinde TBA ve FDA'nın ana izdüşümleri [215].

Bundan dolayı, etiket bilgisinin anlamlı izdüşürmeyi bulmada nasıl kullanılabileceği sorusu ortaya çıkmıştır. Bu amaçla, Fisher Doğrusal Ayırtaçları (Fisher Linear Discriminants - FLD) yöntemi ortaya atılmıştır [211]. Bu yöntem aşağıdaki amaç fonksiyonunu maksimize etmeye çalışır:

$$J(\mathbf{w}) = \frac{\mathbf{w}^T \mathbf{S}_B \mathbf{w}}{\mathbf{w}^T \mathbf{S}_W \mathbf{w}} \quad (2.44)$$

Burada $\mathbf{S}_B$, sınıflar arası dağılım matrisini; $\mathbf{S}_W$ de sınıf içi dağılım matrisini temsil etmektedir. Dağılım matrisleri kovaryans matrisleri ile orantılı olduğundan, J fonksiyonunun hesaplanmasında kovaryans matrisleri kullanılmaktadır. Dağılım matrislerinin tanımlamaları şu şekildedir:

$$\begin{aligned} \mathbf{S}_B &= (\boldsymbol{\mu}_1 - \boldsymbol{\mu}_2)(\boldsymbol{\mu}_1 - \boldsymbol{\mu}_2)^T, \\ \mathbf{S}_W &= \sum_{i=1}^2 \sum_{\mathbf{x} \in C_i} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_i)(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_i)^T, \quad \boldsymbol{\mu}_i = \frac{1}{l_i} \sum_{\mathbf{x} \in C_i} \mathbf{x} \end{aligned} \quad (2.45)$$

Burada l_i , i sınıfına ait örnek sayısını temsil etmektedir. FDA yöntemindeki temel mantık, izdüşürülen sınıf ortalamalarını birbirinden uzaklaştıracak doğrultuyu bulurken bu doğrultuda sınıf varyanslarının minimum olmasını sağlamaktır.

Rayleigh katsayısı olarak da adlandırılan amaç fonksiyonu çoğunlukla genelleştirilmiş özvektör problemi ile çözülür:

$$\mathbf{S}_B \mathbf{w} = \lambda \mathbf{S}_W \mathbf{w}, \quad \mathbf{w} = \mathbf{S}_W^{-1} \mathbf{S}_B \text{ matrisinin özvektörleri} \quad (2.46)$$

Burada çözüm, en yüksek özdeğere sahip özvektörün (ikili sınıflandırma için) dönüşüm matrisi olarak seçilmesidir. Kullanılan diğer bir yöntem de özvektör hesabından kaçmak için şu şekilde yaklaşımlandırma yapmaktır:

$$\mathbf{w} \propto \mathbf{S}_W^{-1} (\boldsymbol{\mu}_1 - \boldsymbol{\mu}_2) \quad (2.47)$$

İkili sınıflandırma yapan Fisher Doğrusal Ayırtaçlarının çok sınıflı yapıya kavuşturulması için farklı yaklaşımlar önerilmiştir. Bunlardan ilki formüllerin genelleştirilmesi [212], diğeri de ikili sınıflandırmayı parça parça kullanmaya dayanan bire karşı hepsi (one-against-all) ya da bire karşı bir (one-against-one) yaklaşımlarıdır.

Formüllerin çok sınıflı şekle genelleştirilmesi sonucunda, özvektör hesabında kullanılacak olan ve ikili sınıflandırıcıdan farkı oluşturan sınıf içi ve sınıflar arası varyanslar şu şekilde hesaplanmaktadır:

$$\begin{aligned} \mathbf{S}_B &= \sum_{k=1}^c l_i (\boldsymbol{\mu}_k - \boldsymbol{\mu})(\boldsymbol{\mu}_k - \boldsymbol{\mu})^T, \\ \mathbf{S}_W &= \sum_{k=1}^c \sum_{\mathbf{x} \in C_k} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_k)(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_k)^T, \quad \boldsymbol{\mu}_k = \frac{1}{l_i} \sum_{\mathbf{x} \in C_k} \mathbf{x}, \quad \boldsymbol{\mu} = \frac{1}{l} \sum_{k=1}^c l_i \boldsymbol{\mu}_k \end{aligned} \quad (2.48)$$

2.4.3. Doğrusal Olmayan Altuzay Yöntemleri

2.4.3.1. Çekirdek Kavramı

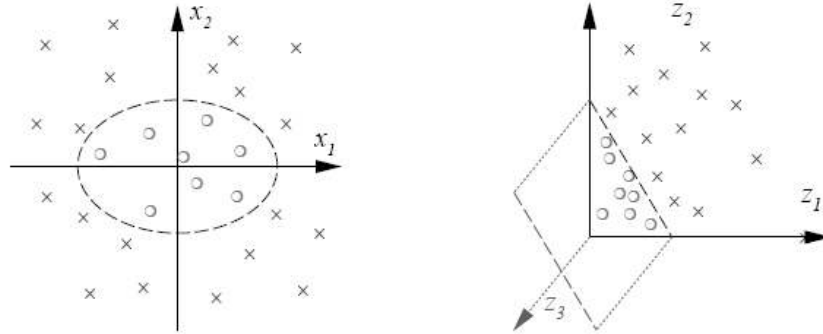
Aizerman vd. [213] tarafından ortaya atılan ve birçok yönteme uyarlanan [92, 214] çekirdek gösterimler, doğrusal öğrenme yöntemlerinin hesaplama yeteneğini arttırmak için verileri yüksek boyutlu öznitelik uzayına eşleyerek alternatif bir çözüm sunarlar. Doğrusal

yöntemlerin ikili gösterimi (iç çarpım içermesi) bu adımı dolaylı olarak gerçekleştirmemizi mümkün kılar.

Şekil 2.14.'te, X giriş uzayında birbirlerinden doğrusal olarak ayırt edilemeyen örnek kümeleri gösterilmektedir. Makine öğrenmesinde bu problemi çözmek ve başarıyı arttırmak için yaygın kullanılan önişlem stratejisi veri gösteriminin değiştirilmesidir:

$$\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_n) \mapsto \phi(\mathbf{x}) = (\phi_1(\mathbf{x}), \dots, \phi_N(\mathbf{x})) \quad (2.49)$$

Bu adım X giriş uzayını, genellikle daha yüksek boyutlu öznitelik uzayı olarak adlandırılan yeni bir uzaya ($F = \{\phi(\mathbf{x}) \mid \mathbf{x} \in X\}$) eşleme anlamına gelir. Şekilde giriş verilerinin ϕ ile önişlemden geçirilmesi sonucu ayırma hiper düzleminin oluşturulmasına imkân tanımıştır. Bunun hesaplama bakış açısından (hiper düzlemi hesaplamak için etkin bir algoritmanın olması) ve istatistiksel bakış açısından (hiper düzlemin test noktaları için iyi genelleştirileceğinin garanti edilmesi) bakıldığında yararları görülecektir.



Şekil 2.14. Öznitelik uzayına eşlenmiş ikili sınıflandırma problemi örneği [215].

Şekil 2.14.'te giriş uzayında (sol panel) uygun karar sınırının elips olduğu görülmektedir. Öğrenme süreci, bu sınırın her iki sınıfa ait eğitim noktalarını içeren gözlemsel verilere dayanılarak tahmin edilmesidir. Giriş verileri doğrusal olmayan $\phi(x_1, x_2) = (z_1, z_2, z_3) = (x_1^2, \sqrt{2}x_1x_2, x_2^2)$ eşlemesi ile öznitelik uzayına (sağ panel) eşlendiğinde karar sınırı, hiper düzlem halini alır. Böylece, öznitelik uzayında problem, eşlenen veri noktalarından hiper düzlemin tahminine indirgenmiş olmaktadır.

Öznitelik uzayında öğrenme yöntemleri için gerçekleştireceğimiz işlemler sadece iç çarpımlara indirgenebiliyorsa bütün eğitim örneklerini yüksek boyutlu öznitelik uzayına aktarmaya gerek yoktur. Çekirdek fonksiyonları ile bu uzaydaki iç çarpım işlemleri yapıp sonuçları hesaplanabilmektedir. Çekirdek fonksiyonu, bütün $x, y \in X$ için (2.50) koşulunu sağlayan bir fonksiyondur.

$$K(\mathbf{x}, \mathbf{z}) = \langle \phi(\mathbf{x}) \bullet \phi(\mathbf{y}) \rangle \quad (2.50)$$

Burada $\phi()$, X 'den F öznitelik uzayına eşlemedir.

Önceki elips-hiper düzlem örneğinde sınıflandırma için x ve y örneklerinin F öznitelik uzayında iç çarpımının kullanılması durumunda aşağıdaki hesaplamaların yapılması gerekmektedir:

$$\begin{aligned} (f(x) \ g \ f(y)) &= (x_1^2, \sqrt{2}x_1x_2, x_2^2)(y_1^2, \sqrt{2}y_1y_2, y_2^2)^T \\ &= (x_1^2y_1^2 + 2x_1x_2y_1y_2 + x_2^2y_2^2) \end{aligned} \quad (2.51)$$

Aynı işlem sonucu ikinci dereceden polinomsal çekirdek fonksiyonu kullanılarak da elde edilebilir:

$$\begin{aligned} k(\mathbf{x}, \mathbf{y}) &= (\mathbf{x} \bullet \mathbf{y})^2 = (x_1y_1 + x_2y_2)^2 \\ &= (x_1^2y_1^2 + 2x_1x_2y_1y_2 + x_2^2y_2^2) = (\phi(\mathbf{x}) \bullet \phi(\mathbf{y})) \end{aligned} \quad (2.52)$$

Buradan, çekirdek fonksiyonunun öznitelik vektörleri arasındaki iç çarpıma eşdeğer olduğu söylenebilir.

Bir fonksiyonun çekirdek fonksiyonu olabilmesi için simetrik olması, Cauchy-Schwarz eşitsizliğini ve Mercer koşullarını sağlaması gerekmektedir [215].

En yaygın kullanılan çekirdeklerden biri polinomsal çekirdekler olup homojen ve homojen olmayan biçimleri sırasıyla (2.53) ve (2.54)'de gösterilmektedir:

$$k(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = \langle \mathbf{x}, \mathbf{x}' \rangle^d, \quad (2.53)$$

$$k(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = \left(\langle \mathbf{x}, \mathbf{x}' \rangle + c \right)^d, \quad d \in \mathbb{N}, c \geq 0 \quad (2.54)$$

Bu çekirdekler, anlaşıldığı üzere $d=1$ olarak verildiğinde doğrusal çekirdeğe dönüşürler ve algoritmaların doğrusal biçimlerinin çalışmasına neden olurlar.

Diğer yaygın olarak kullanılan çekirdek radyal taban fonksiyonu (Radial Basis Function - RBF) çekirdeğidir. Bu çekirdekler şu şekildedir:

$$k(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = f(d(\mathbf{x}, \mathbf{x}')) \quad (2.55)$$

Eşitlikte d , X üzerinde bir ölçüt; f de $\mathbb{R}_0^+$ üzerinde bir fonksiyondur. Genelde RBF çekirdeği olarak Boser vd.'nin [216] ileri sürdüğü Gaussian çekirdeği kullanılmaktadır:

$$k(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{x}'\|^2}{2\sigma^2}\right), \quad \sigma > 0 \quad (2.56)$$

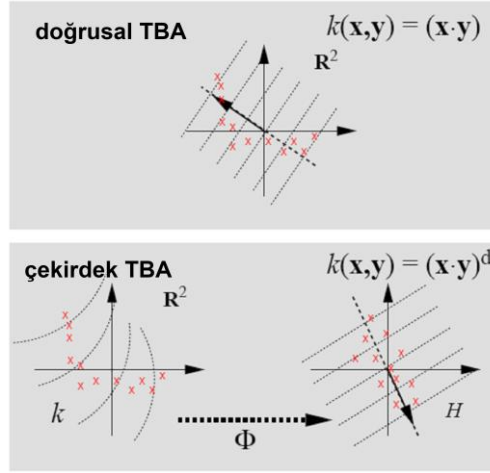
Sigmoid çekirdekler ise (2.57)'de verildiği şekilde tanımlanmaktadır.

$$k(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = \tanh(\kappa \langle \mathbf{x}, \mathbf{x}' \rangle + \nu), \quad \kappa > 0 \text{ ve } \nu < 0 \quad (2.57)$$

Sigmoid çekirdeğin aslında kesin pozitif çekirdek olmadığı görülebilir. Bununla birlikte pratikte başarılı biçimde uygulanmaktadır [215].

2.4.3.2. Çekirdek Temel Bileşen Analizi

Çekirdek Temel Bileşen Analizi (ÇTBA), Schölkopf ve arkadaşları [92] tarafından geliştirilen, TBA ile çekirdek kavramının birleştirildiği doğrusal olmayan öznitelik çıkartma yöntemidir. Bu yöntemle, giriş verisi gizli öznitelik uzayı F 'ye çekirdek kavramı ile izdüşürülür ve ardından giriş verilerinin doğrusal olmayan temel bileşenlerini çıkartmak için doğrusal TBA, F uzayında gerçekleştirilir (Şekil 2.15.). F 'nin giriş uzayı ile ilişkisi doğrusal olmadığından temel özvektöre izdüşüm doğruları giriş uzayında doğrusal değildir. ÇTBA'da önemli bir gerçek, F 'ye izdüşürmeyi gerçekleştirmemize gerek olmadığıdır. Bütün gerekli hesaplamalar k çekirdek fonksiyonu ile giriş uzayında gerçekleştirilmektedir.



Şekil 2.15. ÇTBA'nın giriş ve öznitelik uzaylarındaki temsili [215].

ÇTBA'da her bir $\mathbf{x}$ vektörü giriş uzayından ($\mathbb{R}^d$) çok boyutlu F öznitelik uzayına doğrusal olmayan eşleme fonksiyonu ile ($\phi: \mathbb{R}^d \rightarrow F$) izdüşürülür. F 'de karşı düşen özdeğer problemi (2.58)'deki şekli alır.

$$\begin{aligned} \mathbf{S}_t^\phi \mathbf{e}^\phi &= \lambda \mathbf{e}^\phi, \\ \mathbf{S}_t^\phi &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \phi(\mathbf{x}_i) \phi^T(\mathbf{x}_i) \end{aligned} \quad (2.58)$$

Burada $\mathbf{S}_t^\phi$ kovaryans matrisidir. $\lambda \neq 0$ koşulunu sağlayan bütün $\mathbf{e}^\phi$ çözümleri $\phi(\mathbf{x}_1), \dots, \phi(\mathbf{x}_n)$ 'lerin kapsadığı alanda uzanırlar. Diğer bir deyişle $\mathbf{e}^\phi$, öznitelik vektörlerinin doğrusal kombinasyonu şeklinde yazılabilir:

$$\mathbf{e}^\phi = \sum_{i=1}^N \alpha_i \phi(\mathbf{x}_i) \quad (2.59)$$

(2.59), (2.58)'de yerine yazılır ve her iki taraf $\phi^T(\mathbf{x}_k)$ ile çarpılırsa (2.60) elde edilir.

$$\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_j k(\mathbf{x}_k, \mathbf{x}_i) k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = N \lambda \sum_{j=1}^N \alpha_j k(\mathbf{x}_k, \mathbf{x}_j) \quad (2.60)$$

Burada $k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$, (2.61)'de belirtilen şekilde tanımlanan iç çarpım çekirdeğidir.

$$k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \phi^T(\mathbf{x}_i) \phi(\mathbf{x}_j) \quad (2.61)$$

(2.60) eşitliği matris biçiminde tekrar yazılırsa daha basit bir gösterim elde edilir:

$$\mathbf{K}^2 \mathbf{a} = N \lambda \mathbf{K} \mathbf{a} \quad (2.62)$$

Burada $\mathbf{a} = [\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_N]^T$, özvektör matrisini; $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_N$, çekirdek matrisinin özdeğerlerini; $\mathbf{K}$, ij . elemanı $k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$ olan $N \times N$ çekirdek matrisini; ifade etmektedir.

Formülde eşitliğin her iki tarafı $\mathbf{K}$ ile sadeleştirilirse (2.63) eşitliğinde verilen genel formül ortaya çıkar:

$$\mathbf{K} \mathbf{a} = \lambda \mathbf{a} \quad (2.63)$$

$\mathbf{a}$, $\mathbf{e}^\phi$ birim vektör olacak şekilde normalleştirilmiştir. Bu, (2.64) eşitliği ile sağlanır.

$$\mathbf{a}_k^T \mathbf{a}_k = \frac{1}{\lambda_k} \quad (2.64)$$

Yukarıdaki çıkarımlarda bütün izdüşürölmüş örneklerin F 'de ortalandığı varsayımı yapılmaktadır.

Geleneksel TBA, ÇTBA'nın birinci dereceden polinomsal çekirdeğe sahip özel bir durumudur. Yani ÇTBA, değişik doğrusal olmayan izdüşürümler için değişik çekirdeklerin kullanıldığı geleneksel TBA'nın genelleştirilmiş şeklidir. Çalışmalarımızda, TBA olarak 1. dereceden homojen polinomsal çekirdeğe sahip ÇTBA yöntemi uygulanmıştır.

F 'deki vektörler, $\mathbf{e}^\phi$ özvektörleri tarafından yayılarak oluşturulan daha düşük boyutlu uzaya izdüşürölür. $\mathbf{x}$, F 'deki izdüşümü $\phi(\mathbf{x})$ olan test örneği olsun. $\phi(\mathbf{x})$ 'in $\mathbf{e}^\phi$ özvektörlerine izdüşümü ϕ 'ye karşı düşen doğrusal olmayan temel bileşendir.

$$\mathbf{e}^\phi \cdot \phi(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^N \mathbf{a}_i (\phi(\mathbf{x}_i) \cdot \phi(\mathbf{x})) = \sum_{i=1}^N \mathbf{a}_i k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) \quad (2.65)$$

Diğer bir deyişle, ilk q ($1 \leq q \leq N$) doğrusal olmayan temel bileşen, çekirdek fonksiyonu kullanarak (açıkça külfetli bir işlem olan örnekleri çok boyutlu F uzayına eşleme işlemini gerçekleştirmeden) çıkartılabilir.

Matematiksel olarak ele alınan yöntemin işlem adımları şu şekilde özetlenebilir:

1. Eğitim için $\mathbf{K}$ Gram matrisi oluşturulur (İstenilen çekirdek fonksiyonu kullanılabilir).

$$\mathbf{K}_{ij} = k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \phi(\mathbf{x}_i) \cdot \phi(\mathbf{x}_j) \quad (2.66)$$

2. $\mathbf{K}$ matrisinin özdeğer ve özvektörlerini bulunur.

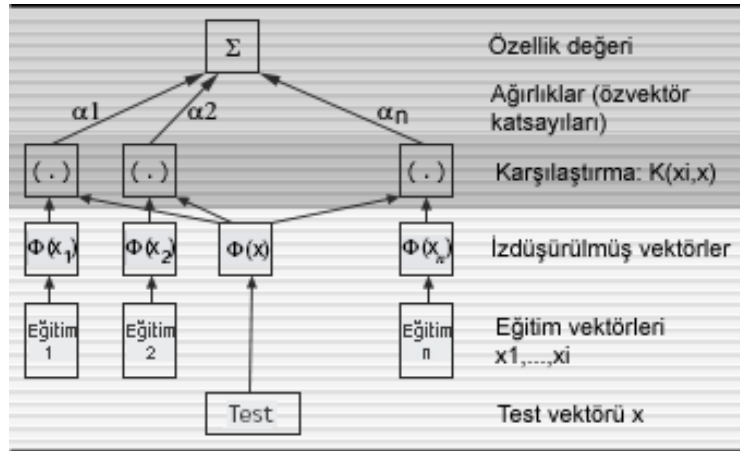
3. Aşağıdaki koşulu sağlayacak şekilde özvektörler normalize edilir:

$$\mathbf{a}_k^T \mathbf{a}_k = \frac{1}{\lambda_k} \quad (2.67)$$

4. Her bir örnek için temel bileşen çıkarılır. (Şekil 2.16.)

$$\mathbf{q}_k^T \phi(\mathbf{x}) = \sum_{j=1}^N \mathbf{a}_{kj} k(\mathbf{x}_j, \mathbf{x}) \quad (2.68)$$

5. Bu çıkartılan bileşenler sınıflandırmada eğitim örnekleri olarak kullanılmak üzere ayrılır ve test için benzer şekilde temel bileşenler çıkartılır.



Şekil 2.16. ÇTBA yöntemiyle öznitelik çıkartma aşamaları [215].

2.4.3.3. Çekirdek Fisher Ayırtaçları

Fisher Doğrusal Ayırtaçları, çekirdek kavramının kullanımı ile doğrusal olmayan yapıya kavuşturulmuş ve Çekirdek Fisher Ayırtaçları [214] adını almıştır. Böylece giriş uzayında karmaşık dağılıma sahip örneklerin ayırt edilebilmesi sağlanmıştır.

2.4.3.3.1. Genel Çekirdek Fisher Ayırtaçları Yaklaşımı

Yöntemin matematiksel çıkarımı için öncelikle Rayleigh katsayısı olarak adlandırılan amaç fonksiyonu, doğrusal olmayan ϕ eşlemesi ile F öznitelik uzayına aktarılmalıdır:

$$J(\mathbf{w}) = \frac{\mathbf{w}^T \mathbf{S}_B^\phi \mathbf{w}}{\mathbf{w}^T \mathbf{S}_W^\phi \mathbf{w}}, \quad \mathbf{w} = \sum_{i=1}^{\ell} \alpha_i \phi(\mathbf{x}_i) \quad (2.69)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{S}_B^\phi &= (\boldsymbol{\mu}_1^\phi - \boldsymbol{\mu}_2^\phi)(\boldsymbol{\mu}_1^\phi - \boldsymbol{\mu}_2^\phi)^T, \\ \mathbf{S}_W^\phi &= \sum_{i=1}^2 \sum_{\mathbf{x} \in C_i} (\phi(\mathbf{x}) - \boldsymbol{\mu}_i^\phi)(\phi(\mathbf{x}) - \boldsymbol{\mu}_i^\phi)^T, \quad \boldsymbol{\mu}_i^\phi = \frac{1}{\ell_i} \sum_{\mathbf{x} \in C_i} \phi(\mathbf{x}) \end{aligned} \quad (2.70)$$

Burada $\mathbf{w} \in F$; $\mathbf{S}_B^\phi$ ve $\mathbf{S}_W^\phi$, F öznitelik uzayındaki sınıflar arası ve sınıf içi dağılım matrisleridir. Amaç fonksiyonunun payındaki ifade açılırsa:

$$\mathbf{w}^T \mathbf{S}_B^\phi \mathbf{w} = \mathbf{w}^T (\boldsymbol{\mu}_2^\phi - \boldsymbol{\mu}_1^\phi)(\boldsymbol{\mu}_2^\phi - \boldsymbol{\mu}_1^\phi)^T \mathbf{w} \quad (2.71)$$

elde edilir. Çekirdek kavramının uygulanması ile aşağıdaki eşitlik oluşturulur:

$$\mathbf{w}^T \boldsymbol{\mu}_i^\phi = \frac{1}{\ell_i} \sum_{j=1}^{\ell} \sum_{k=1}^{\ell_i} \alpha_j k(\mathbf{x}_j, \mathbf{x}_k^i) = \boldsymbol{\alpha}^T \mathbf{M}_i, \quad (\mathbf{M}_i)_j = \frac{1}{\ell_i} \sum_{k=1}^{\ell_i} k(\mathbf{x}_j, \mathbf{x}_k^i) \quad (2.72)$$

İfade daha kısa biçimine (2.73) eşitliği ile kavuşur.

$$\mathbf{w}^T \mathbf{S}_B^\phi \mathbf{w} = \boldsymbol{\alpha}^T \mathbf{M} \boldsymbol{\alpha}, \quad \mathbf{M} = (\mathbf{M}_2 - \mathbf{M}_1)(\mathbf{M}_2 - \mathbf{M}_1)^T \quad (2.73)$$

Benzer işlemler payda için yapılırsa şu eşitlikler elde edilir:

$$\mathbf{w}^T \mathbf{S}_W^\phi \mathbf{w} = \sum_{j=1,2} \boldsymbol{\alpha}^T \mathbf{K}_j \mathbf{K}_j^T \boldsymbol{\alpha} - \boldsymbol{\alpha}^T \mathbf{K}_j \mathbf{1}_{\ell_j} \mathbf{K}_j^T \boldsymbol{\alpha} \quad (2.74)$$

Burada, $\mathbf{I}$ birim matris ve $\mathbf{1}_{\ell_j}$ bütün elemanları $1/\ell_j$ olan matris olmak üzere $\mathbf{N} = \sum_{j=1,2} \mathbf{K}_j (\mathbf{I} - \mathbf{1}_{\ell_j}) \mathbf{K}_j^T$ kısaltması ile payda ifadesi en yalın halini alır:

$$\mathbf{w}^T \mathbf{S}_W^\phi \mathbf{w} = \boldsymbol{\alpha}^T \mathbf{N} \boldsymbol{\alpha} \quad (2.75)$$

Bu durumda amaç fonksiyonu ve çözüm (2.76) şeklini alır:

$$J(\boldsymbol{\alpha}) = \frac{\boldsymbol{\alpha}^T \mathbf{M} \boldsymbol{\alpha}}{\boldsymbol{\alpha}^T \mathbf{N} \boldsymbol{\alpha}}, \quad \boldsymbol{\alpha} = \mathbf{N}^{-1} \mathbf{M} \text{ nin özvektörleri} \quad (2.76)$$

Yeni bir $\mathbf{x}$ örüntüsünün $\mathbf{w}$ 'ya izdüşümü ise şu şekilde oluşur:

$$(\mathbf{w} \cdot \phi(\mathbf{x})) = \sum_{i=1}^{\ell} \alpha_i k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) \quad (2.77)$$

$\mathbf{N}$ matrisi birçok uygulamada (özellikle boyut sayısı arttıkça) tekindir ve tersi alınamaz. Bu nedenle bir tür düzensileştirme uygulanması gerekir. En yaygın kullanılan düzensileştirme işlemi, birim matrisin küçük bir sayı ile çarpılarak eklenmesidir:

$$\mathbf{N}' = \mathbf{N} + c\mathbf{I} \quad (2.78)$$

Uygulamalarımızda özvektör hesabı için LAPACK kütüphanesinin C diline dönüştürülmüş şekli olan CLAPACK kütüphanesi kullanılmıştır. Testler sadece PolyU-I veritabanı üzerinde gerçekleştirilebilmiştir. Diğer veritabanları büyük olduğundan sayısal çözümleme sorunları ile karşılaşmış ve optimizasyon yaklaşımına geçilmiştir. Çekirdek fonksiyonu olarak polinomsal ve Gaussian çekirdekler denenmiştir. Çekirdek ve düzensileştirme parametre değerleri deneysel olarak belirlenmiştir. Yöntemin çok sınıflı yapıya kavuşturulması, FDA yönteminde anlatılan yaklaşımın [212] çekirdek yapısına dönüştürülmesi ile gerçekleştirilmiştir.

2.4.3.3.2. Çekirdek Fisher Ayırtaçları İçin Optimizasyon Yaklaşımı

Çekirdek Fisher Ayırtaçlarında özvektör hesabı için gereken işlem yükü, örnek sayısı arttıkça hissedilir bir artış göstermektedir. Bu da hız olarak büyük bir yavaşlamaya neden olmaktadır. Ayrıca, $\mathbf{N}$ ve $\mathbf{M}$ matrislerinin boyu büyüyeceğinden çözümler seyrek olamayacaktır (böylece matris tersini almak da zorlaşacaktır). Bu amaçla problemi dış bükey programlama ile çözen yeni bir formülasyona gidilmiştir [217].

Öncelikle ÇFA yönteminin formülleri üzerinde duralım. İki sınıflı ÇFA için birincil formda aşağıdaki problem önerilmiştir:

$$\min_{\mathbf{w}, b, \xi} \frac{1}{2} \|\xi\|^2 + CP(\mathbf{w}), \quad (2.79)$$

öyle ki $(\mathbf{w} \cdot \varphi(\mathbf{x})) + b = y - \xi_x, \quad \forall (\mathbf{x}, y) \in Z$

Problemde minimizasyonuna çalışılan $\|\xi\|^2$ terimi, oluşan hatanın karesini (sınıf içi sapma olarak düşünülebilir) ifade etmektedir. C ve P ise düzensileştirme katsayısı ve operatörünü ifade etmektedir. Sağlanması gereken koşul, her bir örneğin çıkışını kendi sınıf etiketine $(-1/+1)$ çekmektedir. Sınıflar arası sapma sabit tutulmakta, sınıf içi sapma minimize edilerek göreceli bir maksimizasyon sağlanmış olmaktadır. Bu formülde düzensileştirme operatörü $P(\mathbf{w}) = \|\mathbf{w}\|^2$, C de $\gamma/2$ alınırsa ve minimizasyonu alınacak ifade sabit γ ile çarpılırsa (bu işlem sonucu değiştirmez) optimizasyon probleminin birincil formu şu şekli alır:

$$\min_{\mathbf{w}, b, \xi} J_P(\mathbf{w}, \xi) = \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{w} + \gamma \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N \xi_k^2 \quad (2.80)$$

öyle ki $y_k = \mathbf{w}^T \varphi(\mathbf{x}_k) + b + \xi_k, \quad k = 1, \dots, N$

Bu birincil problem, $\mathbf{w}$ sonsuz boyutlu olduğu zaman çözülememektedir. Ayrıca, çekirdek kavramının kullanımında gerekli olan iç çarpım sağlanamamaktadır. Bu yüzden, Lagrangian, ikincil problem biçiminde düzenlenmelidir. Oluşturulan Lagrangian şu şekildedir:

$$L(\mathbf{w}, b, \xi; \alpha) = J_p(\mathbf{w}, \xi) - \sum_{k=1}^N \alpha_k \left\{ \mathbf{w}^T \varphi(\mathbf{x}_k) + b + \xi_k - y_k \right\} \quad (2.81)$$

Burada α_k lar Lagrange çarpıcılarıdır. Optimallik koşulları düzenlendiğinde aşağıdaki eşitlikler oluşturulur:

$$\frac{\partial L}{\partial \mathbf{w}} = 0 \rightarrow \mathbf{w} = \sum_{k=1}^N \alpha_k \varphi(\mathbf{x}_k) \quad (2.82)$$

$$\frac{\partial L}{\partial b} = 0 \rightarrow \sum_{k=1}^N \alpha_k = 0 \quad (2.83)$$

$$\frac{\partial L}{\partial \xi_k} = 0 \rightarrow \alpha_k = \gamma \xi_k, \quad k = 1, \dots, N \quad (2.84)$$

$$\frac{\partial L}{\partial \alpha_k} = 0 \rightarrow \mathbf{w}^T \varphi(\mathbf{x}_k) + b + \xi_k - y_k = 0, \quad k = 1, \dots, N \quad (2.85)$$

$\mathbf{w}$ ' yu elimine etmek için koşullardan (2.82), (2.85)'de yerine yazılırsa aşağıdaki eşitlik elde edilir:

$$\left(\sum_{k=1}^N \alpha_k \varphi(\mathbf{x}_k) \right)^T \varphi(\mathbf{x}_k) + b + \xi_k - y_k = 0, \quad k = 1, \dots, N \quad (2.86)$$

ξ 'yi elimine etmek için (2.84), (2.85)'de yerine yazılarak sonuçta sağlanması gereken koşul sayısı 2'ye düşürülür:

$$\begin{aligned} \sum_{k=1}^N \alpha_k &= 0, \\ \left(\sum_{k=1}^N \alpha_k \varphi(\mathbf{x}_k) \right)^T \varphi(\mathbf{x}_k) + b + \frac{\alpha_k}{\gamma} - y_k &= 0, \quad k = 1, \dots, N \end{aligned} \quad (2.87)$$

Çekirdek kavramı da uygulandığında koşullar şu şekli almış olur:

$$\sum_{k=1}^N \alpha_k = 0, \quad (2.88)$$

$$\mathbf{K}\mathbf{a} + \mathbf{1}b = \mathbf{y} - 2C\mathbf{a}$$

Bu koşulların çözümü ile (genellikle Conjugate Gradient [218] ve Sequential Minimal Optimization [219] yöntemleri kullanılmaktadır) ÇFA yönteminin optimizasyonu sağlanmış olur. Fonksiyon kestirimi için yeni bir örnek geldiğinde (2.89) formülü ile yeni boyuta izdüşüm sağlanır:

$$y(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^N \alpha_i k(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) \quad (2.89)$$

Çalışmalarımızın genelinde (aksi belirtilmedikçe), ÇFA yöntemi olarak bu yaklaşım kullanılmıştır. Çekirdek ve düzenlileştirme katsayıları deneysel olarak belirlenmiştir.

2.4.3.3.3. Çıkış Kodlama Teknikleri

Sınıf etiketinin kullanıldığı öznitelik çıkartma ve sınıflandırma yöntemlerinin çoğu iki sınıflı yapıda oluşturulmuşlardır. Bu yöntemleri çok sınıflı yapıya kavuşturmak için iki yaklaşımdan yararlanılmaktadır: Formülasyonun genelleştirilmesi (özvektörlü ÇFA’da olduğu gibi) ve çıkış kodlama tekniklerinin kullanılması (özellikle optimizasyon ile çözülen yöntemlerde).

Çıkış kodlama tekniklerinin kullanımı halinde çıkış etiketi olarak belirli sayıda (kullanılan tekniğe göre değişmektedir) bitten oluşan bir kod dizisi oluşturulmaktadır. Kod dizisindeki her bir bit, birbirilerinden bağımsız olarak eğitilen farklı sınıflandırıcıları ifade etmektedir. Çıkış kodlaması ile eğitim yapıldıktan sonra çıkışlardaki veriler öznitelik çıkartma yöntemlerinin kullanımı durumunda doğrudan; sınıflandırma yöntemlerinin kullanımı durumunda ise kod çözme teknikleri yardımıyla yorumlanırlar. En yaygın kullanılan çıkış kodlama teknikleri şunlardır: bire karşı bir (1 versus 1 - 1vs1), bire karşı hepsi (1 versus All - 1vsA) ve en az çıkış kodlaması (Minimum Output Coding - MOC) [220].

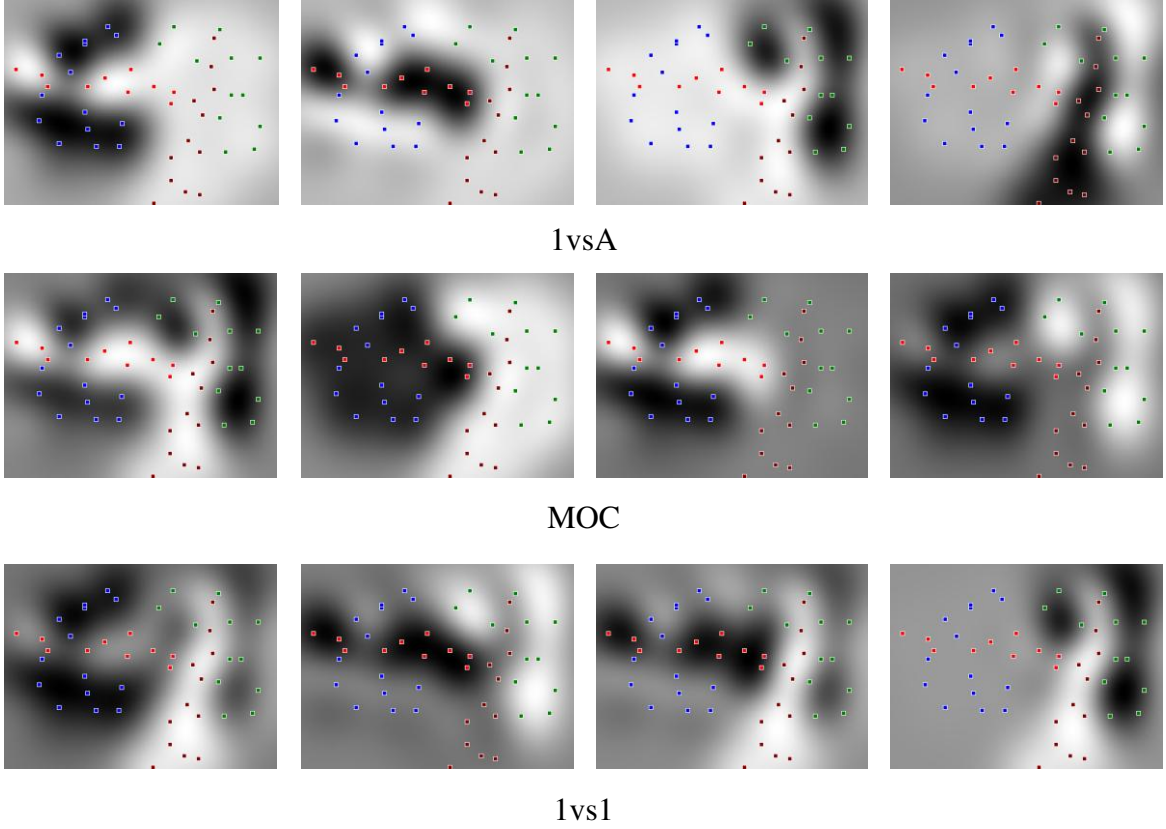
Knerr vd. [221] tarafından önerilen 1vs1 yaklaşımı, $K(K-1)/2$ adet sınıflandırıcı inşa etmektedir. Her bir f_{ij} sınıflandırıcısı, i sınıfındaki örnekleri pozitif, j sınıfındaki

örnekleri negatif olarak işaretlemekte, geri kalanları dikkate almamaktadır. Dolayısıyla $n_b = n_c(n_c - 1) / 2$ adet çıkış bitine ihtiyaç duyulmaktadır. Özellikle sınıf sayısı fazla olduğunda bellek gereksinimi ve işlem yükü artan bu yaklaşım, az sınıfın mevcut olduğu birçok problemde tercih edilmektedir.

1vsA yaklaşımı birbirinden bağımsız olarak farklı araştırmacılar [222, 223] tarafından önerilmiştir. Bu yaklaşımda K adet ikili sınıflandırıcı inşa edilir. f_i sınıflandırıcısı, i sınıfındaki bütün örnekleri pozitif, diğer sınıflardaki bütün örnekleri negatif olarak işaretler. n_c sayıda sınıfı kodlamak için n_c sayıda çıkış biti gerektirmektedir. Basit olması ve birçok çalışmada diğerlerinden üstün sonuç vermesinden ötürü tercih edilmektedir. Bazı araştırmacılar [224], bir sınıfı diğerlerinden ayırt etmenin, sınıf çiftlerini birbirinden ayırt etmekten daha zor olduğunu belirtmişlerdir. Bununla beraber, pratikte farklı durumla karşılaşabilmektedir. Sınıf çiftlerini birbirinden ayırt etme işlemi, basit olmasına karşın sınıflandırıcının eğitimi için daha az örnek sunar. Çoğu durumda, iki sınıfı ayırt eden sınıflandırıcılar, az sayıda örnekten yararlandıklarından ötürü daha büyük genelleştirme hatasına sahiplerdir. Bundan dolayı 1vs1 yönteminin performansı birçok uygulamada 1vsA'dan düşük kalmaktadır.

Suykens ve Vandewalle [225] tarafından kullanılan MOC yöntemde çıkıştaki bit sayısının en aza indirilmesi amaçlanmaktadır. Her bir sınıf ikili tabanda bir sayıya karşılık gelecek şekilde kodlanır (örneğin 16 sınıflı bir örnekte 10. sınıf 1010 çıkışı ile etiketlenir). n_c sayıda sınıfı kodlama için gerekli olan bit sayısı $\log_2 n_c$ dir. Çıkış kod sözcüğü kısa olmasına karşın, sınıflandırıcılarda birbiriyle alakasız sınıflar pozitif ya da negatif olarak işaretlendiğinden sınıfları ayırt etme başarısı diğer yöntemlerden daha zayıftır.

Çıkış kodlama tekniklerinin örnek bir örüntü üzerinde ÇFA yöntemine uygulanması ile elde edilen sonuçların karşılaştırılması Şekil 2.17.'te verilmektedir. Örnekte görüldüğü üzere 4 sınıflı bir öznitelik çıkartma probleminde MOC ile 2, 1vsA ile 4, 1vs1 ile de 6 öznitelik (çıkış kodu) belirlemektedir. Şekilde, 1vsA, sırasıyla mavi, kırmızı, yeşil ve kahverengi örüntüleri diğerlerinden ayırt etmektedir. MOC, önce mavi ile yeşil grubu kırmızı ile kahverengi gruptan; sonra da mavi ile kırmızı grubu yeşil ile kahverengi gruptan ayırt etmektedir. 1vs1'de ise mavi ile kırmızı, mavi ile yeşil, mavi ile kahverengi, kırmızı ile yeşil, kırmızı ile kahverengi ve yeşil ile kahverengi grupları birbirilerinden ikili mantıkla ayırt edilmektedir.



Şekil 2.17. Örnek bir örüntü üzerinde farklı çıkış kodlamalarının ÇFA ile ürettiği sonuçlar.

Çalışmalarımızda, yukarıda anlatılan üç çıkış kodlama tekniği ayrı ayrı uygulanmış ve test edilmiştir. En uygun çözümün bire karşı bir çıkış kodlaması ile elde edildiği görülmüş ve ÇFA ile EKK-DVM yöntemlerinde uygulanmıştır. DVM yöntemi için ise hazır kütüphane kullanıldığından bire karşı bir yaklaşımı kullanılmıştır. DVM yöntemi çalışmalarımızda öznitelik çıkartımından sonra uygulandığı için veri boyutu büyük olmamakta, bu da bire karşı bir kodlamasının uygulanmasında problem oluşturmamaktadır.

2.5. Avuç İzi Özniteliklerinin Sınıflandırılması ve Eşleştirilmesi

Avuç izi öznitelik çıkartma yöntemleriyle elde edilen öznitelikler, tanıma uygulamalarında sınıflandırma yöntemlerine giriş olarak verilmekte ve en çok benzediği avuç sınıfına dâhil edilmektedir. Çalışmalarımızda bu amaçla, En Yakın Komşuluk (EYK), k-En Yakın Komşuluk (k-EYK), Destek Vektör Makineleri (DVM), En Küçük Kareler-Destek Vektör Makineleri (EKK-DVM) ve Çekirdek Fisher Ayırtaçları (ÇFA) yöntemleri uygulanmıştır. En yüksek başarı oranları, sadeliğine karşın EYK yönteminden elde

edilmiştir. Diğer yöntemlerin başarısı EYK yöntemini aşmadığından çalışmalarımızda verilen deney sonuçları (aksi belirtilmedikçe) bu yöntemle elde edilmiştir.

DVM, EKK-DVM ve ÇFA yöntemleri iki sınıfı ayırt etme mantığına dayandığından, eğitim aşamasında çıkış kodlama tekniklerinden; test aşamasında ise çıkış kod çözme tekniklerinden faydalanılmıştır. Çıkış kodlama tekniklerine önceki kısımda anlatıldığı için burada kısaca çıkış kod çözme teknikleri tanımlanacaktır.

Avuç izi özneliklerinin eşleştirilmesinde 4 farklı uzaklık ölçütü uygulanmıştır. Bunlar, Öklid Uzaklığı, Ağırlıklandırılmış Öklid Uzaklığı (AÖU), Manhattan Uzaklığı ve Kosinüs Uzaklığıdır. Literatürde yaygın olarak kullanılan Hamming ve açısallık uzaklık, yapısı gereği problemimize uymadığından (elde edilen özneliklerde bir ikileştirme söz konusu olmadığından) çalışmalarımızda kullanılmamıştır. En iyi başarı oranı, AÖU ile elde edildiğinden, çevrimiçi sistemlerde ve çevrimdışı testlerin çoğunda bu ölçüt tercih edilmiştir.

Genel Bilgiler bölümünde tanımlandığından ötürü bu kısımda EYK, k-EYK sınıflandırma yöntemleri ve eşleştirme ölçütleri hakkında ek bir açıklama yapılmayacaktır.

2.5.1. Çekirdek Fisher Ayırtaçları İle Sınıflandırma

Çekirdek Fisher Ayırtaçlarının optimizasyonlu yaklaşımında amaç, hata terimini en aza indirirken her bir sınıf örneğini, sınıf etiketi değerine (-1/+1) çekmektir. İkili sınıflandırma için öznelik çıkartıcı ile sınıflandırıcı arasında iki fark mevcuttur: sınıf ortalamalarını istenen değere (-1/+1) çekmede kullanılan öteleme teriminin eklenmesi ve sonucun kesin sınıf etiketini vermesi için signum fonksiyonundan geçirilmesi. Yeni bir $\mathbf{x}$ görüntüsü için sınıflandırma sonucu şu şekilde elde edilir:

$$y(\mathbf{x}) = \text{sign} \left(\sum_{k=1}^N \alpha_k k(\mathbf{x}, \mathbf{x}_k) + b \right) \quad (2.90)$$

Sınıf sayısı arttırılınca kullanılan temel yaklaşım çıkış kodlama tekniklerinin kullanımınıdır. Sınıflandırmada kodlanmış bilgilerin çözülmesi gerekmektedir. Bu amaçla çıkış kod çözme teknikleri geliştirilmiştir.

2.5.1.1. Çıkış Kod Çözme Teknikleri

İkili sınıflandırıcılar, kodlama teknikleri ile çok sınıflı yapıya kavuşturulabilmektedirler. Problem, m adet ikili sınıflandırıcı olarak ele alınmakta ve m adet çıkış (öznitelik uzayında eksen) üretilmektedir. Sınıflandırıcılarda tek bir sınıf etiketinin bulunması istendiğinden m adet ayrık değer yorumlanarak (kod çözme teknikleri ile) sonucun elde edilmesi gerekir. Bu amaçla kullanılan çeşitli kod çözme teknikleri (Hamming, kayıp tabanlı, Bayesian gibi) mevcuttur.

Hamming kodlama, m adet çıkışın işaret fonksiyonundan geçirilmesiyle elde edilen m uzunluklu ikili kod kelimesini, sınıfa ait kod kelimesi ile birebir karşılaştırır ve Hamming uzaklığına bakar. En küçük Hamming uzaklığına sahip sınıf, test örneğinin etiketi olarak belirlenir. Formülize edersek:

$$y = \arg \min_{\mathbf{r}} d_H(M(\mathbf{r}), f(\mathbf{x})),$$

$$d_H(M(\mathbf{r}), f(\mathbf{x})) = \sum_{s=1}^{\ell} \left(\frac{1 - \text{sign}(M(\mathbf{r}, s) f_s(\mathbf{x}))}{2} \right) \quad (2.91)$$

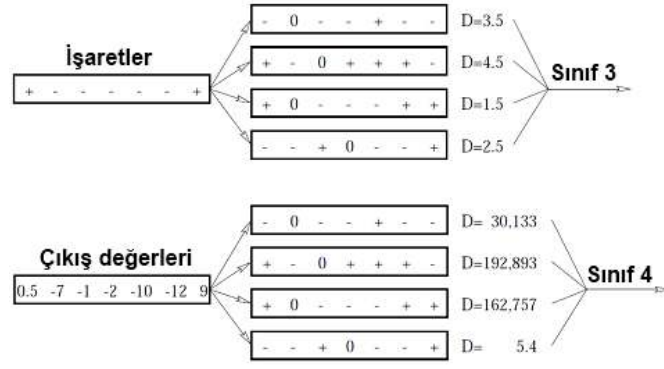
Bu yöntemin en önemli dezavantajı, güven katsayısı olarak düşünülen çıkışın genliğini kullanmamasıdır [226]. Ayrıca Hamming uzaklığının aynı olduğu birden çok sınıf olma ihtimali mevcuttur (bu tür çakışmalarda diğer yöntemlere başvurulur).

Yaygın kullanılan diğer bir kod çözme tekniği ise kayıp fonksiyonuna dayalı kod çözmedir. Burada ana düşünce, Hamming'te kullanılmayan kayıp fonksiyonunun kullanımıyla toplam kaybın minimize edilmesidir. L kayıp fonksiyonu için şu şekilde formülize edilebilir:

$$y = \arg \min_{\mathbf{r}} d_L(M(\mathbf{r}), f(\mathbf{x})),$$

$$d_L(M(\mathbf{r}), f(\mathbf{x})) = \sum_{s=1}^{\ell} L(M(\mathbf{r}, s) f_s(\mathbf{x})) \quad (2.92)$$

Değişik kayıp fonksiyonları (üstel, karesel, esas ve lojistik kayıp) kullanılmaktadır. Çalışmalarımızda, 1vs1 ve MOC çıkış kodlamaları için doğrudan farkı ifade eden esas kayıp fonksiyonu kullanılmıştır. Hamming ve kayıba dayalı kod çözme teknikleri Şekil 2.18.'de görselleştirilmektedir.



Şekil 2.18. Hamming ve kayıba dayalı kod çözme tekniklerinin görselleştirilmesi [226].

Şekil 2.18.'deki örnekte, Hamming kod çözümü sadece işarete baktığından en düşük farka sahip 3. sınıfı seçmektedir. Kayıba dayalı yaklaşım ise bambaşka bir sonuç vermektedir. Beklenen değerden olan farklar toplandığından Hamming'le en son seçilecek olan sınıf 4, sınıflandırma sonucu olarak seçilmektedir.

Kod çözme teknikleri kullanılan kodlama teknikleri ile de ilişkilidir. Örneğin MOC kullanıldığında Hamming uzaklığı kullanmak çok anlamlı olmayabilir (uzaklık 1 olursa çıkış sayısı kadar değişik alternatif olur). Benzer şekilde, kodlama için 1vsA kullanılırsa, Hamming uzaklığının 1 olması durumunda 2 farklı alternatif oluşur. Bu çakışmayı çözmek için diğer kod çözme tekniklerine başvurulur. Maksimum değer üreten bitin ifade ettiği sınıfın seçilmesi 1vsA için en uygun kod çözme tekniğidir. Kayıp fonksiyonuna dayalı kod çözme reel değerler ürettiği için her türlü kodlamaya uyum sağlayabilmektedir. Ayrıca, kodlamalara özel kod çözme teknikleri de mevcuttur (1vs1 için maksimum olan kazanır veya çevrimsiz graf gibi) [227].

2.5.2. Destek Vektör Makineleri

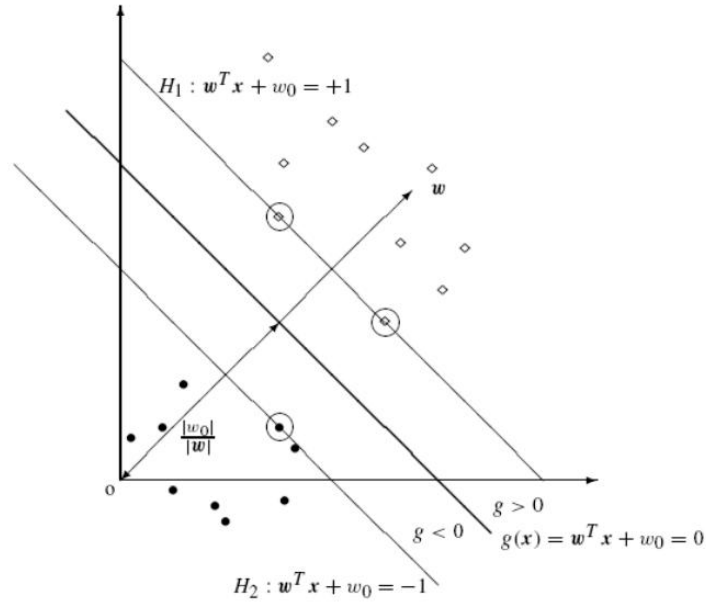
Destek Vektör Makineleri (Support Vector Machines - SVM), Vapnik tarafından geliştirilmiş [228] ve çekici birçok özelliğinden dolayı popülerlik kazanmış bir sınıflandırma yöntemidir. Amacı, iki veri kümesini birbirinden ayırmak için oluşturulabilecek mümkün birçok ayırma hiper düzleminden en büyük marjine sahip olanı belirlemektir. Marjin, ayırma hiper düzleminin, her iki tarafında en yakın örneklerden geçen paralel hiper düzlemlere olan dik uzaklığıdır. Yaklaşımda, marjinin büyüklüğü

nispetinde ayırma hiper düzlemi ile tanımlanan doğrusal sınıflandırıcının genelleştirme hatasının küçük olacağı varsayımı yapılmaktadır.

Bütün eğitim örneklerinin doğrusal ayırma hiper düzleminden belirli bir uzaklıkta olduğu bir çözümü elde etmek için (2.93) koşulunun sağlanması gerekmektedir:

$$y_i(\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + w_0) \geq 1, \quad i = 1, \dots, n \quad (2.93)$$

Bu koşul ile oluşturulan marjın $2/|\mathbf{w}|$ uzunluğundadır. Dolayısıyla, marjini geniş tutmak için (2.93) koşulunu sağlayan en büyük $|\mathbf{w}|$ değerinin belirlenmesi gerekmektedir. Şekil 2.19., ayırma hiper düzlemini ve her iki veri kümesi için kuralsal hiper göstermektedir. Şekilde yuvarlak içine alınan noktalar destek vektörler olarak adlandırılır.



Şekil 2.19. Kuralsal hiper düzlemlerle marjinin bir örnek üzerinde grafiksel gösterimi [229].

Tanımlanan optimizasyon problemi, Lagrange biçimcilik ile L_p amaç fonksiyonunun birincil biçimine dönüştürülür:

$$L_p = \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{w} - \sum_{i=1}^n \alpha_i (y_i(\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + w_0) - 1) \quad (2.94)$$

Burada $\{\alpha_i, i = 1, \dots, n; \alpha_i \geq 0\}$ Lagrange çarpıcılarıdır. Birincil parametreler $\mathbf{w}$ ve w_0 iken parametre sayısı $p+1$ 'dir (p , öznitelik uzayının boyutudur). Karush-Kuhn-Tucker koşulları, amaç fonksiyonunun en küçük değere indirgendiğinde sağlanan, gerekli ve yeterli koşulları sunmaktadır. Bunlar aşağıda belirtilen şekilde ifade edilir:

$$\begin{cases} \frac{\partial L_p}{\partial \mathbf{w}} = 0 \Rightarrow \mathbf{w} = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i \mathbf{x}_i, \\ \frac{\partial L_p}{\partial w_0} = 0 \Rightarrow \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0, \\ y_i (\mathbf{x}_i^T \mathbf{w} + w_0) - 1 \geq 0, \\ \alpha_i \geq 0, \\ \alpha_i (y_i (\mathbf{x}_i^T \mathbf{w} + w_0) - 1) = 0 \end{cases} \quad (2.95)$$

Elde edilen koşullar birincil formda yazılarak Lagrangian'ın ikili biçimi oluşturulur:

$$L_D = \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j \mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_j \quad (2.96)$$

Bu, (2.97) koşuluna bağlı olarak α_i 'ye göre en büyük değerine getirilmelidir.

$$\alpha_i \geq 0 \quad \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0 \quad (2.97)$$

Verilen sınırlamalara göre eyer noktasını bulmak için yaygın olarak kullanılan optimizasyon algoritmaları (dahili nokta algoritması, sıralı minimal optimizasyon ve dağınık açgözlü matris yaklaşımı) kullanılmalıdır.

Lagrange çarpıcılar (α_i) elde edildiğinde w_0 değeri, herhangi bir destek vektörünün veya bütün destek vektörlerinin ortalamasının kullanımıyla (2.99) eşitliğinden bulunabilir.

$$n_{SV} w_0 + \mathbf{w}^T \sum_{i \in SV} \mathbf{x}_i = \sum_{i \in SV} y_i \quad (2.98)$$

$$\alpha_i (y_i (\mathbf{x}_i^T \mathbf{w} + w_0) - 1) = 0 \quad (2.99)$$

(2.98)'de n_{SV} , destek vektörlerinin sayısı olup toplamlar bütün destek vektörleri kümesi üzerinde yapılmaktadır. (2.99)'da kullanılan $\mathbf{w}$ için çözüm, diğer örüntüler için $\alpha_i = 0$ olduğundan (2.100)'de verilmektedir:

$$\mathbf{w} = \sum_{i \in SV} \alpha_i y_i \mathbf{x}_i \quad (2.100)$$

Böylece, destek vektörlerinin ayırma hiper düzlemi tanımlanabilir. Yeni bir $\mathbf{x}$ örüntüsü, $\mathbf{w}^T \mathbf{x} + w_0$ ifadesinin işaretine göre sınıflandırılacaktır. $\mathbf{w}$ ve w_0 (2.98)'de yerine koyulursa $\mathbf{x}$ 'i w_1 sınıfına dahil eden doğrusal sınıflandırıcı elde edilebilir:

$$\sum_{i \in SV} \alpha_i y_i \mathbf{x}_i^T \mathbf{x} - \frac{1}{n_{SV}} \sum_{i \in SV} \sum_{j \in SV} \alpha_i y_i \mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_j + \frac{1}{n_{SV}} \sum_{i \in SV} y_i > 0 \quad (2.101)$$

Yukarıdaki işlemler, ayrılamayan verileri işlemek amacıyla sınırlamaları gevşeterek genişletilebilir. Bu, pozitif pay değişkeninin (hata toleransı) (ξ_i , $i = 1, \dots, n$) sınırlamalara dâhil edilmesiyle gerçekleştirilir. Denklemlerin yeniden oluşturulması sonucunda, katı marjin sınıflandırıcıyla yumuşak marjin sınıflandırıcı arasındaki tek farkın α_i sınırlamasında olduğu görülmüştür:

$$0 \leq \alpha_i \leq C \quad (2.102)$$

Burada C , düzenleştirme parametresidir. C 'nin belirli bir aralıkta değiştirilmesinin sınıflandırıcı performansı üzerindeki etkisi gözlenerek, ya da çapraz geçerlilik sınaması uygulanarak uygun C değeri belirlenebilir.

Destek vektör algoritması, doğrusal olmayan öznitelik uzayına, ϕ fonksiyonu yardımıyla aktarılmaktadır. Doğrusal DVM'lerinde kullanılan ikili biçim, doğrusal olmayan ϕ fonksiyonu ile şu şekli alır:

$$L_D = \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j \phi^T(\mathbf{x}_i) \phi(\mathbf{x}_j) \quad (2.103)$$

Test örneği $\mathbf{x}$ 'in sınıflandırması, yeniden düzenlenerek (2.104) elde edilir:

$$g(\mathbf{x}) = \sum_{i \in SV} \alpha_i y_i \phi^T(\mathbf{x}_i) \phi(\mathbf{x}) + w_0, \quad (2.104)$$

$$w = \sum_{i \in SV} \alpha_i y_i \phi(\mathbf{x}_i), \quad w_0 = \frac{1}{N_{SV}} \left\{ \sum_{i \in SV} y_i - \sum_{i \in SV, j \in SV} \alpha_i y_i \phi^T(\mathbf{x}_i) \phi(\mathbf{x}_j) \right\}$$

L_D 'nin optimizasyonu ve onu izleyen örneğin sınıflandırılması sadece çekirdek fonksiyonu ile değiştirilebilecek olan, doğrusal olmayan uzaydaki öznitelik vektörleri arasındaki iç çarpıma bağlıdır. Bu sayede, $\phi(\mathbf{x})$ dönüşümünün açıkça hesaplanmasından kaçınılarak formülasyondaki iç çarpımlar $k(x, y)$ ile değiştirilmektedir.

Yukarıda anlatılan formüller DVM mantığıyla ikili sınıflandırmayı sağlamaktadır. Çok sınıflı DVM elde etmek için, genelde çıkış kodlama / kod çözme tekniklerinden yararlanılmaktadır.

Destek Vektör Makineleri, geliştirme yeteneğinin maksimizasyonu, optimizasyonda yerel minimumunun olmayışı ve düzenleştirme parametreleri sayesinde aykırı değerlere dayanıklılık gibi avantajlara sahiptir. Bunun yanında, eğitim zamanının ve işlem yükünün fazla olması, parametrelerinin seçiminin zorluğu gibi dezavantajları da mevcuttur.

Çalışmalarımızda, DVM yönteminin uygulanmasında LibSVM kütüphanesinden [230] yararlanılmıştır. Düzenleştirme ve çekirdek parametreleri çevrimiçi sistemlerde çapraz geçerlilik sınaması ile, çevrimdışı testlerde ise deneysel olarak belirlenmiştir. Doğrusal olmayan çekirdek olarak Gaussian çekirdeği en iyi sonucu verdiği için tercih edilmiştir. Kütüphanede, optimizasyon yöntemi olarak SMO, çıkış kodlama tekniği olarak da 1vs1 mantığı uygulanmıştır.

2.5.3. En Küçük Kareler – Destek Vektör Makineleri

Doğrusal olmayan DVM'nin avantajlarından biri, doğrusal olmayan sınıflandırma ve regresyon problemlerini dışbükey ikinci dereceden programlama ile çözmesidir. Bu ikinci dereceden programlama (quadratic programming - QP) probleminin sonucu olarak seyreklik de elde edilir. Burada şu soru ortaya atılmıştır: DVM formülasyonu, hiçbir avantajından ödün vermeden ne kadar basitleştirilebilir?

Vapnik'in DVM sınıflandırıcısı formülasyonunda yapılan değişiklik, kullanımı QP çözücülerden daha kolay olan doğrusal denklem kümesinin çözümünü sağlamaktadır. Aşağıdaki DVM değişikliği (EKK-DVM), Suykens tarafından [231] ortaya atılmıştır (birincil formda):

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{w}, b, \mathbf{e}} J_p(\mathbf{w}, \mathbf{e}) &= \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{w} + \gamma \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N e_k^2, \\ \text{öyle ki } y_k \left(\mathbf{w}^T \phi(\mathbf{x}_k) + b \right) &= 1 - e_k, \quad k = 1, \dots, N, \\ y(\mathbf{x}) &= \text{sign}(\mathbf{w}^T \phi(\mathbf{x}) + b) \end{aligned} \quad (2.105)$$

Burada $\phi(\cdot): \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^{n_h}$, standart DVM'de olduğu gibi giriş uzayından daha çok boyuta sahip öznitelik uzayına eşlemedir. Vapnik'in formülasyonu iki noktada değiştirilmiştir. İlki, eşitsizlik sınırlamaları yerine eşitlik sınırlamalarının kullanılmasıdır (DVM'de (2.93) eşitsizliğinin sağ tarafında eşik değeri olarak kullanılan "1", EKK-DVM'de (2.105) eşitliğinde hedef değer olarak kullanılmaktadır). Bu hedef değerine e_k hata değişkeniyle ulaşılmasına izin verilmektedir. Bu hata değişkenleri DVM formülasyonundaki ξ_k serbest değişkenleri ile aynı rolü üstlenmektedir. İkincisi ise, bu hata değişkeni için karesel kayıp fonksiyonunun kullanılmasıdır. Bu değişiklikler problemi oldukça kolaylaştırmaktadır.

Doğrusal sınıflandırmada birincil problem kolaylıkla çözülebilmektedir. Fakat genelde $\mathbf{w}$ 'nin boyutu çok büyüktür (sonsuz boyutta olabilmektedir). Bu yüzden EKK-DVM doğrusal olmayan sınıflandırma formülasyonunu ikincil problem biçimine dönüştürmek gerekir. Problem için Lagrangian şu şekilde elde edilir:

$$L(\mathbf{w}, b, \mathbf{e}; \boldsymbol{\alpha}) = \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{w} + \gamma \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N e_k^2 - \sum_{k=1}^N \alpha_k \left[y_k \left(\mathbf{w}^T \phi(\mathbf{x}_k) + b \right) - 1 + e_k \right] \quad (2.106)$$

Burada α_k değerleri, (eşitlik koşulundan dolayı negatif ve pozitif değerler alabilen) Lagrange çarpıcılarıdır.

Optimallik koşullarından şu sonuçlar çıkar:

$$\frac{\partial L}{\partial \mathbf{w}} = 0 \rightarrow \mathbf{w} = \sum_{k=1}^N \alpha_k y_k \phi(\mathbf{x}_k) \quad (2.107)$$

$$\frac{\partial L}{\partial b} = 0 \rightarrow \sum_{k=1}^N \alpha_k y_k = 0 \quad (2.108)$$

$$\frac{\partial L}{\partial e_k} = 0 \rightarrow \alpha_k = \gamma e_k, \quad k = 1, \dots, N \quad (2.109)$$

$$\frac{\partial L}{\partial \alpha_k} = 0 \rightarrow y_k (\mathbf{w}^T \phi(\mathbf{x}_k) + b) - 1 + e_k = 0, \quad k = 1, \dots, N \quad (2.110)$$

$\mathbf{y} = [y_1; \dots; y_N]$, $\mathbf{1}_v = [1; \dots; 1]$, $\mathbf{e} = [e_1; \dots; e_N]$, $\boldsymbol{\alpha} = [\alpha_1; \dots; \alpha_N]$ olarak tanımlansın. $\mathbf{w}$ 'yu ve $\mathbf{e}$ 'yi kaldırmak için (2.107) ve (2.109) ifadesini (2.110) ifadesinde yerine yazdığımızda sistem koşulları ikiye inmiş olur:

$$y_k \left[\left(\sum_{i=1}^N \alpha_i y_i \phi(\mathbf{x}_i) \right)^T \phi(\mathbf{x}_k) + b \right] - 1 + \frac{\alpha_k}{\gamma} = 0, \quad k = 1, \dots, N \quad (2.111)$$

$$\sum_{k=1}^N \alpha_k y_k = 0$$

Burada, çekirdek kavramı uygulanıp minimumu alınacak ifadede de (2.107) ve (2.109) eşitlikleri yerine yazılırsa optimizasyon problemi şu şekli alır:

$$\min \frac{1}{2} \left(\sum_{k=1}^N \alpha_k y_k \phi(\mathbf{x}_k) \right)^T \left(\sum_{k=1}^N \alpha_k y_k \phi(\mathbf{x}_k) \right) + \gamma \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N \left(\frac{\alpha_k}{\gamma} \right)^2 \quad (2.112)$$

İkili biçimdeki sınıflandırıcı ise (2.107) ifadesinin yerine yazılmasıyla standart DVM'deki gibi hesaplanır:

$$y(\mathbf{x}) = \text{sign} \left(\sum_{k=1}^N \alpha_k y_k k(\mathbf{x}, \mathbf{x}_k) + b \right) \quad (2.113)$$

Burada ikili formu anlatılan EKK-DVM, çıkış kodlama ve kod çözme teknikleriyle çok sınıflıya dönüştürülmüştür.

2.6. Avuç İzi Tanıma Sistemlerinde Performans Ölçümü

Avuç izi tanıma sistemlerinin performans ölçümü için yapılan çalışmalar iki ana başlık altında toplanabilir: Bölütleme performansının ölçümü ve sınıflandırma / doğrulama başarısının ölçümü. Bölütleme performansının ölçümü için sınırlandırılmış noktanın eğriye olan uzaklığı ve marjin genişliği ölçütleri ortaya atılmış ve test edilmiştir. Sınıflandırma başarısı doğru tanıma oranı ve rank eğrileri ile ölçülmüştür. Doğrulama sistemlerinin performansı ise, eşit hata oranı, FAR/FRR eğrileri, ROC eğrisi ve FAR/FRR değerlerinin sayısal olarak karşılaştırılması ile belirlenmiştir. Ayrıca, kişiye (sınıfa) özel normalleştirme teknikleri yardımıyla danışmansız öznitelik çıkartma yöntemlerinin doğrulama başarısında gözle görülür bir iyileşme sağlanmıştır.

2.6.1. Bölütleme Performansının Ölçümü

Avuç izi tanımda arka plan karmaşıklığının ele alınması ve model tabanlı bölütleme yöntemlerine geçilmesiyle beraber bölütleme performansının ölçülmesi, değerlendirilmesi ve zayıf kalan bölgelerin belirlenmesi önem kazanmıştır. Bu nedenle literatürde kullanılan yöntemler incelenmiş ve zayıflıklarından ötürü birbirini tamamlayan iki yeni ölçüt ortaya atılmıştır. Sınırlandırılmış noktanın eğriye olan uzaklığı ve marjin genişliği isimleri verilen bu ölçütler, oluşturulan serbest arka planlı avuç veritabanına AGM yönteminin uygulanması ile elde edilen bölütleme sonuçları üzerinde değerlendirilmiştir.

2.6.1.1. Önerilen Sınırlandırılmış Noktanın Eğriye Olan Uzaklığı ve Marjin Genişliği Ölçütleri

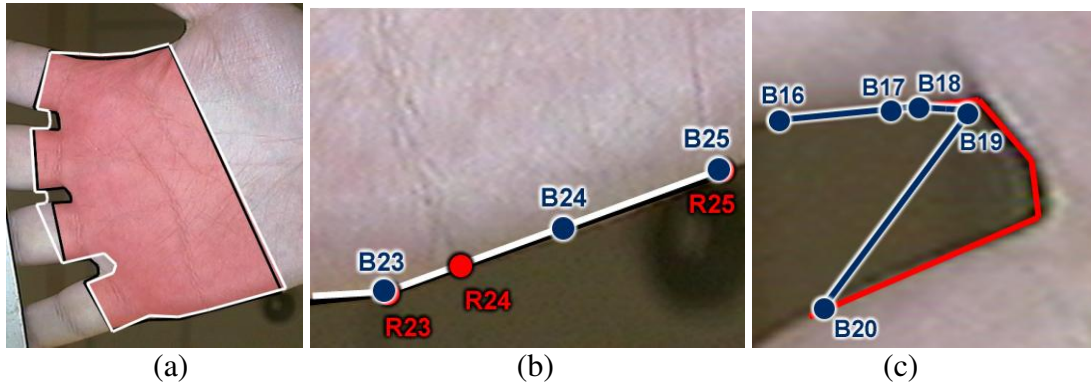
Bölütleme yöntemlerinin nicel performans ölçümü için kullanılan örtüşme yüzdesi, bölütlenen bölge ile referans bölge arasındaki örtüşen bölgenin oranını vermektedir. Birçok uygulamada kullanılmakla beraber avuç modeli için bu ölçüt uygun olmamaktadır. Bunun sebebi ise, avuç sınır noktalarındaki hassasiyetin önemli olmasına karşın, avuç bölgesinin geneline bakılmasıdır. Parmak aralarındaki büyük farklar, avuç içi bölgesine göre küçük kalacağından performans açısından abartılı sonuçlar vermesi muhtemeldir (Şekil 2.20.a.).

Noktanın noktaya olan uzaklığı, yerleştirilen modeldeki her bir noktanın referans modeldeki ilgili noktadan olan uzaklığını vermektedir. Bu ölçüt değerlendirme açısından genelde doğru sonuçlar üretmesine karşın yanıltıcı sonuçlar da üretebilmektedir. Örneğin,

bir doğru üzerinde sıralanmış 3 nokta düşünün. Ortadaki noktanın konumu ilerde ya da geride olursa, belirlenen ve referans modeller tam örtüşmesine karşın başarısız olarak işaretleneceklerdir (Şekil 2.20.b).

Noktanın eğriye olan uzaklığı, belirlenen modeldeki her bir noktanın referans modelin sınırına olan en yakın uzaklığını vermektedir. Bu ölçüt, noktanın noktaya olan uzaklığında karşılaşılabileceğimiz olası sorunu çözmesine karşın zayıflık da içermektedir. Yerleştirilen modeldeki bir nokta, referans modelde alakasız bir noktaya yakın bulunuyorsa o bölge ile eşleşecektir. Bu durum gerçek performanstan yüksek bir performansın gösterilmesine ve bölütleme sorununun nerede olduğunu yanlış belirlememize neden olacaktır (Şekil 2.20.c.).

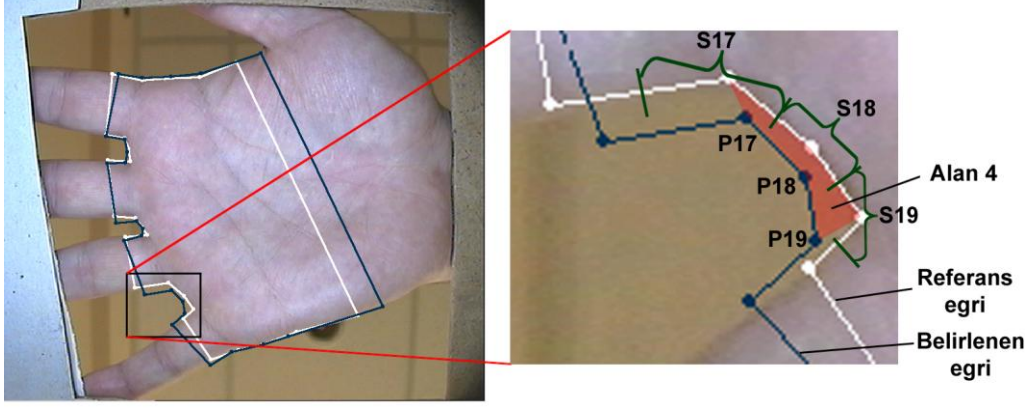
Şekil 2.20.a’da parmak araları iyi yerleşmemesine rağmen örtüşme yüzdesi yüksek çıkmaktadır. Diğer bir ölçütün kullanıldığı Şekil 2.20.b’de, örtüşme çok iyi olmasına ve 24 nolu noktanın konumunun önem arz etmemesine karşın noktanın noktaya uzaklığı büyük çıkmaktadır. Şekil 2.20.c örneğinde ise parmak arasındaki noktalar yanlış seçilmesine karşın sınırlara komşu olduğundan noktanın eğriye uzaklığı düşük çıkmaktadır.



Şekil 2.20. Örtüşme yüzdesi (a), noktanın noktaya (b) ve noktanın eğriye olan uzaklığı (c) ölçütlerinin zayıf yönlerinin görselleştirilmesi.

Noktanın eğriye olan uzaklığı ölçütü, çalışmamızda ufak bir modifikasyonla kullanışlı hale getirilmiştir. Belirlenen modeldeki her bir noktanın, referans eğride ilgili bölge ile eşleştirilmesi sağlanarak sınırlandırılmış noktanın eğriye olan uzaklığı ölçütü ortaya atılmıştır [9]. İlgili bölge şu şekilde belirlenmektedir: Belirlenen modelde ilgilendiğimiz noktanın referans modelde karşı düşen noktasının, bir önceki nokta ve bir sonraki nokta ile orta noktaları hesaplanır ve bu aralık ilgi bölgesi olarak işaretlenir. Şekil

2.21.'de P17 noktasının S17 aralığındaki; P18 noktasının S18 aralığındaki ve P19 noktasının S19 aralığındaki eğriyle olan en yakın uzaklığı hesaplanır. Böylece belirlenen modeldeki noktaların referans modele alakasız bir bölgede eşleşmesine izin verilmez.



Şekil 2.21. Sınırlandırılmış noktanın eğriye olan uzaklığı ve marjin genişliği kriterlerinin görselleştirilmesi.

Önerilen ölçüt, doğru sonuç vermekle beraber yerel sonuçlar üretmektedir. Bölgesel yorumlama yapabilmek (hangi parmak aralarının daha iyi oturduğunun belirlenmesi gibi) için farklı, özgün bir ölçüt daha geliştirilmiştir [9]. Marjin genişliği ismi verilen bu ölçüt, modeli öncelikle bölgelere ayırmakta, sonra bu bölgelerdeki referans eğri ile belirlenen eğri arasındaki marjini hesaplamaktadır. Marjin hesabı için iki eğri arasında kalan alanın, iki eğrinin ortalama uzunluğuna bölünmesi gerçekleştirilmektedir. Bu sayede, bölgesel yorumlamaya imkân tanınmıştır. Avuç modelimiz için üst avuç yayı (R2, R3, R4), işaret-orta parmak arası (R7, R8, R9), orta-yüzük parmak arası (R12, R13, R14), yüzük-serçe parmak arası (R17, R18, R19) ve alt avuç yayı (R22, R23, R24) olmak üzere 5 bölge belirlenmiş ve bu bölgelerde marjin genişliği ölçütü kullanılmıştır.

Önerilen ölçütler, sınır noktalarının ve şekildeki belirli bölgelerin bölütlenmesinin önem arz ettiği birçok uygulamada (tıbbi bölütleme problemleri ve yürüyüş biyometriği gibi) performans ölçümü için kullanılabilir. Marjin genişliği ölçütü sınır noktalarına ihtiyaç duymadan bütün bölütleme problemlerinde uygulanabilirken sınırlandırılmış noktanın eğriye olan uzaklığı ölçütü model tabanlı yöntemlere uygulanabilmektedir. Bunun sebebi ise model sınır noktalarına ihtiyaç duymasıdır.

2.6.2. Doğrulama ve Sınıflandırma Performansının Ölçümü

Çalışmalarımızda tanıma problemleri için sınıflandırma yöntemlerinden elde edilen doğru tanıma oranı, performans ölçümü amacıyla kullanılmıştır. Doğrulama problemlerinde ise gerçek kişi / sahte kişi skor eğrileri, FAR / FRR eğrileri, ROC eğrileri, EER değeri, FAR-FRR değerlerinin sayısal karşılaştırması ile performans ölçülmüştür. Sınıflandırma problemlerinde olduğu gibi, doğrulamada da eğitime dâhil edilen örnekler test aşamasında kullanılmamıştır (eğitim ile test kümeleri birbirlerinden ayrılmıştır).

Çevrimiçi doğrulama sistemlerinde performans ölçümü doğru kabul oranı, doğru red oranı, yanlış kabul oranı ve yanlış red oranı değerleri ile gerçekleştirilmiştir. Çevrimiçi sistemin kimliklendirme sistemi olarak çalışmasında elde edilecek başarı oranı da aynı ölçütlerle değerlendirilmiştir.

Geliştirilen çevrimiçi sistemlerde doğrulama işlemi klasik birebir karşılaştırmayla yapılmamıştır. Bunun sebebi, benzerlik için belirlenen global eşik değerinin bazı durumlarda kötü sonuçlar vermiş olmasıdır. Kayıtlar incelendiğinde, danışmansız alt uzay öznitelik çıkartma yöntemlerinin örnekleri öznitelik uzayında birbirlerinden uzaklaştırdığı ve bundan dolayı her sınıfın (avucun) benzerliğinin farklı aralıklarda seyrettiği görülmüştür. Bu sorunu aşmak için eşik değeri kullanmayan, sınıflandırma tabanlı doğrulama stratejisi geliştirilmiştir. Doğrulama işlemi, test örneklerinin sınıflandırma işleminden geçirilmesi ve bulunan sınıfların girilen şifrelerle eşitliğinin kontrolü ile gerçekleştirilmiştir. Yaklaşım, sınıf sayısı arttıkça sistem hızını yavaşlatmakta, fakat güvenilirliği arttırmaktadır.

Çevrimdışı doğrulama testlerinde, performansı arttırmak için her bir sınıfa ayrı eşik değerinin atanmasının eşit hata oranı açısından iyileştirme yaptığı görülmüştür. Buradan yola çıkarak, avuç izi doğrulama sistemlerinde daha önce kullanılmamış olan sınıfa (kişiye) özel normalleştirme işleminin yapılması önerilmiştir. Yaklaşım, özellikle danışmansız öznitelik çıkartma yöntemlerinde büyük bir performans artışı sağlamıştır.

Ayrıca, doğrulama işleminde, her bir test örneğinin bütün eğitim örnekleri ile teker teker eşleme sonuçlarının toplanması yerine farklı yaklaşımlar da denenmiştir. Bu yaklaşımlarda test örnekleri eğitim kümesindeki her bir sınıf için tek bir eşleme değeri üretmektedir. Üretilen değerler, sınıftaki örneklerden en çok benzeyeni ile eşleştirilmesinden (En Yakın Komşuluk - EYK mantığı) veya sınıftaki örneklerin

ortalaması ile eşleştirilmesinden elde edilmiştir. Özellikle EYK mantığının uygulanması başarıyı pozitif yönde etkilemiştir.

Deneylerimizde kavram karmaşasını engellemek ve karşılaştırmaların aynı koşullar altında olmasını sağlamak için aksi belirtilmediği müddetçe klasik doğrulama yöntemleri ile sonuçlar üretilmiştir.

2.6.2.1. Kişiyeye Özel Skor Normalleştirme

Çoklu biyometrik sistemlerde verilerin değer aralığı farklı olduğu için kullanılan yaygın strateji her bir biyometriğin skorunun kendi aralığında normalleştirilmesidir. Sınıfların değer aralıklarının farklı olması durumunda ise skor normalleştirme yaklaşımının tek bir biyometrik üzerinde uygulanması, performans iyileştirmesine neden olacaktır. Ses tanıma uygulamalarında kişiyeye özel skor normalleştirme olarak adlandırılan bu yaklaşım avuç izi biyometriği için çalışmalarımızda uygulanmıştır.

En yaygın kullanılan normalleştirme tekniği, verilerin aritmetik ortalama ve standart sapmaları kullanılarak hesaplanan z-skorudur. Eğer eşleştiricinin ortalama skor ve skor değişimleri hakkında ön bilgi mevcutsa bu planın iyi sonuç vermesi beklenir. Eğer eşleştirme algoritmasının doğası hakkında hiç bir ön bilgimiz yoksa skorların ortalama ve standart sapmalarını, verilen bir eşleştirme skorları kümesinden hesaplamamız gerekir. Bunun için, normal dağılım varsayımının yapıldığı normalleştirilmiş z-skorları şu şekilde verilir:

$$n_z = \frac{x_k - \mu}{\sigma}, \quad \mu : \text{aritmetik ortalama}, \quad \sigma : \text{standart sapma} \quad (2.114)$$

Hem ortalama hem de standart sapma değeri verilen örneklerden hesaplandığından aykırı değerlere duyarlı olmakta ve yöntem güçlü bir yöntem olamamaktadır. Z-skor normalleştirme, farklı eşleştiricilerin normalleştirilmiş skorları için ortak bir sayısal aralığı garanti etmemektedir. Eğer giriş verileri Gaussian dağılımına sahip değilse, z-skor normalleştirme girişteki dağılımı çıkışta tutamaz. Bunun sebebi, ortalama ve standart sapmanın sadece Gaussian dağılımı için optimal konum ve ölçek parametresi olmalarıdır. Rastgele dağılımlar için ortalama ve standart sapma kabul edilebilir tahminler olmakla birlikte optimal değildir.

Gerçek kişi ve sahte kişi dağılımları arasındaki sınır marjini açan, yüksek performans sağlayan diğer bir skor normalleştirme yöntemi karesel-doğrusal-karesel (Quadratic-Line-Quadratic - QLQ) normalleştirmedir [232]. Ana düşünce, çakışma bölgesinde değişiklik yapılmaması, diğer bölgelerde doğrusal olmayan yeniden eşleme yapılmasıdır. Bu normalleştirme işlemi şu formülle gerçekleştirilmektedir:

$$n_{QLQ} = \begin{cases} \frac{1}{(c - \frac{w}{2})} n_{MM}^2, & n_{MM} \leq (c - \frac{w}{2}) \\ n_{MM}, & (c - \frac{w}{2}) < n_{MM} \leq (c + \frac{w}{2}) \\ (c + \frac{w}{2}) + \sqrt{(1 - c - \frac{w}{2})(n_{MM} - c - \frac{w}{2})}, & \text{aksi halde} \end{cases} \quad (2.115)$$

Burada, c , çakışma bölgesinin ortasını, w da genişliğini belirtmektedir. n_{MM} ise aşağıdaki formülle hesaplanan min-max skor normalleştirme sonucunu ifade etmektedir:

$$n_{MM} = \frac{x_k - \min}{\max - \min} \quad (2.116)$$

Çalışmalarımızda gerçekleştirilen testler sonucunda QLQ normalleştirme yönteminin en uygun yöntem olduğu ve performansta büyük bir iyileştirme sağladığı görülmüştür.

3. BULGULAR VE İRDELEME

Bu bölümde, avuç izi biyometriğine dayalı kişilerin tanınmasına yönelik, çevrimiçi ve çevrimdışı sistemler üzerinde gerçekleştirilen deneylerden elde edilen görsel ve sayısal bulgular irdelenerek, literatürle karşılaştırılmaları verilecektir. Analizler altı ana başlık altında toplanmaktadır:

- Oluşturulan avuç veritabanlarının analizi
- Geliştirilen sistemlerdeki görüntülemenin analizi
- Bölütleme yöntemlerinin analizi
- Avuç izi bölgesini çıkartma yöntemlerinin analizi
- Avuç izi özneliklerinin çıkartılması ve sınıflandırılması için uygulanan yöntemlerin analizi
- Geliştirilen sistemlerin süre analizi

Avuç izi tanıma performansını iyileştirmeye yönelik yapılan bütün deneyler, ilgili ana başlıklar altında incelenmiştir. Avuç izi özneliklerinin çıkartılması ve sınıflandırılması için çok sayıda veritabanı kullanıldığından ve bu veritabanlarının karakteristiklerinin farklı olmasından ötürü sonuçları ayrı alt başlıklar altında incelenmiştir.

3.1. Oluşturulan Avuç Veritabanlarının Analizi

Çalışmalarımızda, KTÜ Sistem-1 ve KTÜ Sistem-2 ile elde edilen veritabanları ile serbest arka planlı ve temassız sistemlerden elde edilen veritabanları performans analizi için kullanılmıştır. Ayrıca literatürle karşılaştırma amacıyla yaygınca irdelenen PolyU veritabanları [10] üzerinde de deneyler gerçekleştirilmiştir. Bu kısımda, çevrimiçi ve çevrimdışı sistemlerden elde edilen veritabanları ayrı ayrı incelenecek ve literatürdeki veritabanları ile karşılaştırılacaktır.

3.1.1. Çevrimiçi Sistemlerden Elde Edilen Veritabanları

TÜBİTAK projesi kapsamında geliştirilen çevrimiçi avuç izi doğrulama sistemleri üç sene boyunca PC laboratuvarları girişlerinde hizmet vermiştir. Bu süre zarfında çevrimiçi sistemlerle alınan görüntülerin tamamı kaydedilmiştir. Kullanıcı hatasından ötürü büyük

problemler içeren görüntülerin silinmesi, sistem tarafından doğru tanınmamış görüntülerin ilgili sınıflara dâhil edilmesi, eğitim ve test görüntülerinin birleştirilmesi, az örneğe sahip olan sınıfların kaldırılması ve dosya isimlerinin standart biçime dönüştürülmesiyle uluslararası kullanıma açık üç adet avuç veritabanı oluşturulmuştur. Kısaca “KTÜ VT 1.0”, “KTÜ VT 2.0” ve “KTÜ VT 2.1” olarak adlandırdığımız veritabanlarından ilki KTÜ Sistem-1 ile, diğer ikisi de KTÜ Sistem-2 ile alınan görüntülerden oluşmaktadır. KTÜ Sistem-2 ile oluşturulan veritabanları birbirinin devamı niteliğindedir. Veritabanları hakkındaki sayısal bilgiler yapılan çalışmalar bölümünde verildiğinden bu başlık altında sadece veritabanındaki görüntülerin çeşitliliği araştırılacaktır.

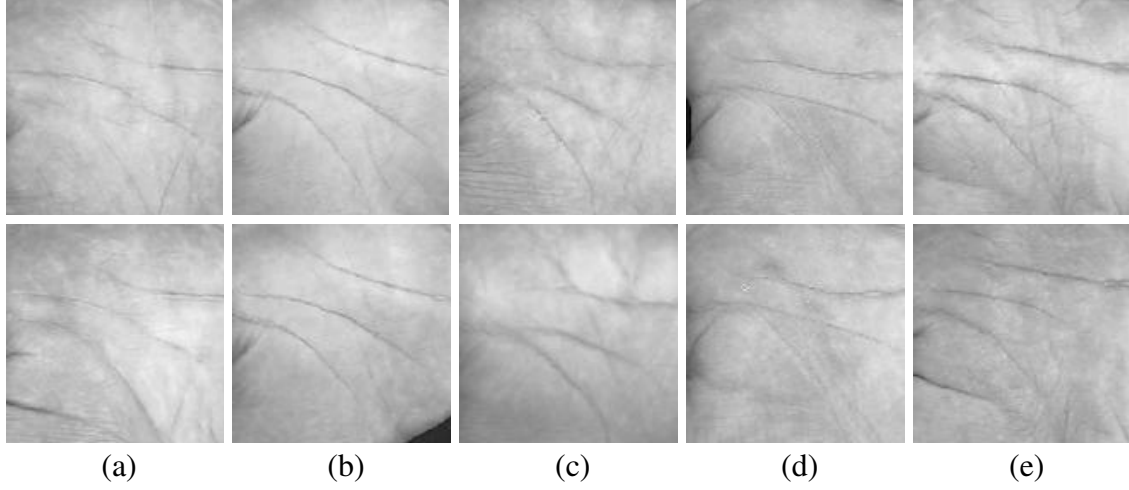
KTÜ Sistem-1 kısıtlamalı (parmaklar ve bilek, hazırlanan el yerleştirme platformundaki oyuklara yerleştiriliyor) bir sistem olmasına karşın veritabanında içerilen görüntüler incelendiğinde çeşitli şekil varyasyonlarına sahip olduğu görülmektedir. Bu varyasyonların bir kısmı doğrudan elin şekli (tombul/zayıf, küçük/büyük el gibi) ile ilgili iken, bir kısmı da elin platforma yerleştirilmesi (bastırma, başparmağı bitleştirme ve geride tutma gibi) ile ilgilidir. Ek Şekil 1.’de şekil çeşitliliği ile ilgili KTÜ VT 1.0 seçilmiş örnek görüntüler verilmektedir.

Şekil değişimlerinin yanı sıra görüntülerde renk ve doku çeşitlilikleri de bulunmaktadır. Doku çeşitliliği, ana avuç çizgilerindeki farklılığın yanı sıra, elde beneklerin belirmesini, el yüzeyinin pürüzlü olmasını, çizgilerin belirsiz olmasını, avuç bölgesinin parlamasını, kamera odağının bozulmasını, avuçta leke ve yaraların bulunmasını da içermektedir.

Oluşturulan veritabanının en büyük özelliklerinden biri, uzun zaman dilimi içinde, farklı gün ve saatlerde alınmış görüntüleri içermesidir. Bu özelliğinden dolayı görüntülerde, çevrimdışı sistemlerde oluşmayan çeşitlilikler meydana gelmiştir. Veritabanı oluşturulurken görüntüdeki çeşitlilikler eğitim ve test kümelerine dağıtılmıştır. Böylece, tanıma işlemi zorlaştırılarak veritabanının güçlülüğü arttırılmıştır. Şekil 3.1.’de, görüntülerin farklı oturma duruşlarında alınmasıyla meydana gelen değişimler, örnek avuç izi görüntüleriyle görselleştirilmiştir.

Değişik zamanlarda alınan avuç izi görüntülerindeki değişimleri şu şekilde özetleyebiliriz: El yerleştirme şeklinin farklılığından dolayı oluşan hatalar (örneğin Şekil 3.1.a’da başparmak birleştirildiğinden ek bir çizgi belirmiştir; Şekil 3.1.a, c ve d’de ise öteleme, dönme ve eğiltme meydana gelmiştir); avuç izi bölgesinin bir kısmının giysi gibi nesnelerle örtülmesi (Şekil 3.1.b); avuç izi bölgesinde yara ve lekelerin belirmesi (Şekil

3.1.d); elin bastırılmasından veya nemlenmesinden ötürü elde parlamaların oluşması (Şekil 3.1.e); odak ayarının zamanla değişmesi (Şekil 3.1.c), elde beneklenmelerin oluşması, elin kullanımı ile ilgili el çizgilerinin belirginleşmesi, elin ıslaklığından kaynaklanan noktasal parlamalar.

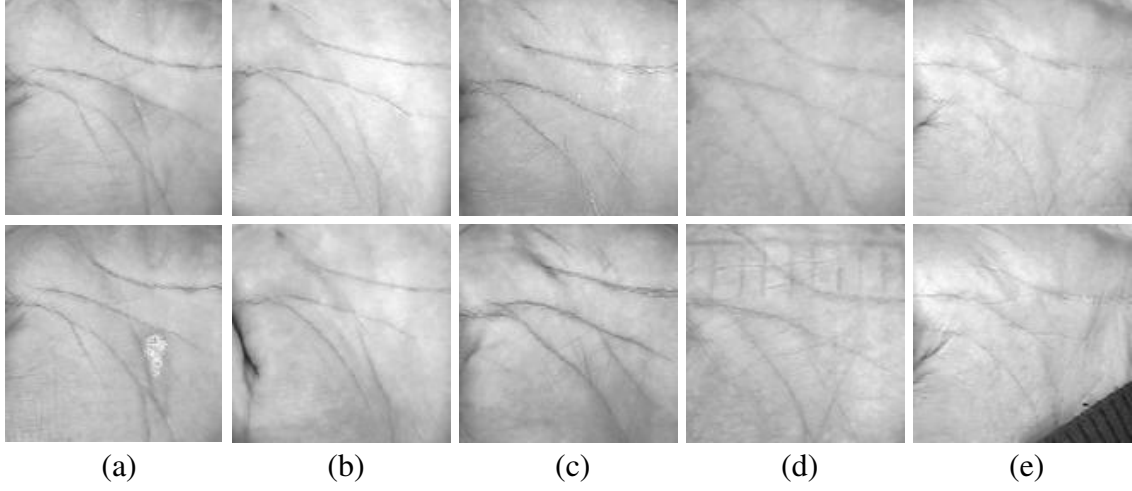


Şekil 3.1. KTÜ VT 1.0'da, eğitim ve test olarak işaretlenmiş görüntüler arasındaki farklılıklara örnekler (üstteki ve alttaki görüntüler aynı kişilere aittir).

KTÜ Sistem-2 ile elde edilen görüntülerle oluşturulan veritabanları daha fazla sayıda kullanıcıdan daha uzun zaman zarfında alınan görüntüleri içerdiğinden örnek sayısı ve örnek çeşitliliği açısından daha zengindirler. Farklı avuç şekilleri ve yerleştirmelerine ait görüntüler Ek Şekil 2.'de verilmektedir.

Şekil 3.2., farklı zamanlarda alınmış ve oluşturulan veritabanında eğitim-test kümelerine ayrılmış görüntüler (üsttekiler eğitim, alttakiler test örnekleri) gösterilmektedir.

Tanıma işlemini zorlaştıran, eğitim ve test kümelerindeki farklılıkları şu şekilde özetleyebiliriz: Avuç izi bölgesindeki yara ve lekeler (Şekil 3.2.a); elin yanlış yerleştirilmesinden ötürü ortaya çıkan çizgiler, bombelikler, parlamalar, ötelemeler, dönmeler ve eğriltmeler (başparmağın yanlış tutulması ile ortaya çıkan çizgiler veya bombelikler Şekil 3.2.b'de, elin bastırılmasından ötürü çizgilerin belirginleşmesi ve eğriltmeler de Şekil 3.2.c'de gösterilmektedir); elin bir yere bastırılmasıyla ortaya çıkan geçici izler (Şekil 3.2.d); avuç izi bölgesinin bir kısmının farklı nesnelerle örtülmesi (Şekil 3.2.e); eldeki yağlardan oluşan parlamalar; odak ayarının değişmesinden kaynaklanan netlik bozulmaları; avuçtaki beneklenmeler.



Şekil 3.2. KTÜ VT 2.1’de eğitim ve test olarak işaretlenmiş görüntüler arasındaki farklılıklara örnekler (üstteki ve alttaki görüntüler aynı kişilere aittir).

3.1.2. Serbest Arka planlı ve Temassız Sistemlerden Elde Edilen Veritabanları

Çalışmalarımızda, çevrimiçi sistemlerden sağlanan tatmin edici başarıdan ötürü serbest arka planlı ve tamamen temassız sistemlerin oluşturulması düşünülmüştür. Bu amaçla, öncelikle laboratuvar ortamında, çevrimiçi sistemleri simüle edecek veritabanları hazırlanmış, ardından da önerilen yöntemlerin testleri gerçekleştirilmiştir.

Veritabanlarının oluşturulmasında, önceki sistemlerden edinilen deneyimlerden faydalanılmış ve gerçek dünyada meydana gelebilecek birçok durum yapay olarak oluşturulmuştur. Böylece, veritabanlarının çevrimiçi sistemlerde oluşabilecek problemleri içermesi azami ölçüde sağlanmıştır. Ek Şekil 3.’te üstü açık, serbest arka planlı sistemle elde edilen veritabanından örnek görüntüler verilmektedir.

Serbest arka planlı sistemle elde edilen veritabanı üzerinde gerçekleştirilen bölütleme testlerinde yeterli başarı sağlandıktan sonra, temassız sisteme geçilmiştir. Bu amaçla oluşturulan veritabanı kullanıcı sayısı ve örnek çeşitliliği açısından daha geniş tutulmuştur. Temassız sistemde, eller platformdan belirli yükseklikte temas ettirilmeden tutulduğu için elin 3. boyuttaki eğimleri de ayrıca ortaya çıkmıştır. Temassız sistemle elde edilen örnek görüntüler Ek Şekil 4.’te verilmektedir. Görüntülerde arka plandaki ışıkların değiştirilmesi ve gün ışığının değişmesinden ötürü ortaya çıkan değişimler gözükmemektedir.

3.1.3. Oluşturulan Veritabanlarının Literatürdeki Veritabanları ile Karşılaştırılması

Oluşturduğumuz avuç veritabanları, literatürde yaygın kullanılan veritabanlarına kıyasla birçok avantaja sahiptir. Bu avantajların ve genel özelliklerin incelenmesi amacıyla veritabanları arasında karşılaştırmalar yapılmıştır. Karşılaştırmalar, farklı amaçlara hitap ettiği için temaslı ve temassız sistemlerden elde edilen veritabanları için ayrı ayrı verilmiştir. Tablo 3.1.'de temaslı sistemlerden oluşturulan veritabanlarının karşılaştırılması verilmiştir. Literatürdeki veritabanlarından PolyU-I [183], PolyU-II [10] ve CASIA [17] en yaygın kullanıma sahip oldukları için karşılaştırmalarda tercih edilmiştir.

Tablo 3.1. Çevrimiçi sistemlerle oluşturulan veritabanlarının literatürde yaygın kullanılan veritabanlarla karşılaştırılması.

Özellikler	Veritabanları				
	KTÜ 1.0	KTÜ 2.1	PolyU-I	PolyU-II	CASIA
Kişi sayısı:	153	534	50	193	312
Avuç sayısı:	153	534	100	386	624
Toplam örnek sayısı:	1442	15470	600	7752	5502
Avuç başına düşen en az örnek sayısı:	4	13	6	11	8
Görüntü alımı için toplam oturum sayısı:	>2	>2	2	2	1
Eğitim örnekleri için oturum sayısı:	>1	>1	1	1	1
Test örnekleri için oturum sayısı:	>1	>1	1	1	1
Görüntü alımı için danışman kontrolü:	Yok	Yok	Var	Var	Var
Farklı odak ayarlarında görüntü alımı:	Var	Var	Var	Var	Yok
Farklı ışık koşullarında görüntü alımı:	Var	Var	Var	Var	Yok
El yerleştirme esnekliği:	Kısmen	Kısmen	Yok	Yok	Var
Avuçta zamanla oluşabilecek değişimler:	Var	Var	Var	Var	Yok
3. boyuttaki esneklik:	Kısmen	Kısmen	Yok	Yok	Yok
Elde lekeler, izler, ıslaklıklar:	Var	Var	Yok	Yok	Yok
Parmaklarda yüzük:	Var	Var	Yok	Yok	Yok
Görüntü çözünürlüğü:	768×576	768×576	384×284	384×284	640×480

Oluşturduğumuz veritabanlarından KTÜ VT 2.1, örnek ve kişi sayısı açısından literatürdeki en büyük veritabanı olma özelliğini taşımaktadır. Avuç sayısı olarak CASIA VT daha büyük olmasına karşın, oluşturduğumuz veritabanlarında tek elden görüntü alındığı için zorluk derecesi (örüntülerin birbirine benzememesi) diğerlerinden daha fazladır. Kişi başına düşen en az örnek sayıları kıyaslandığında, KTÜ VT 2.1'in en çok örneğe sahip olduğu görülmektedir. CASIA veritabanındaki görüntüler tek oturumda,

PolyU veritabanlarındaki görüntüler iki farklı oturumda alınmasına karşın, çevrimiçi sistemlerden elde edilen veritabanlarımızdaki görüntüler çok sayıda oturumdan alınmıştır. Bu durum, avuç izi görüntülerinde çok sayıda değişimin oluşmasını sağlamaktadır. Görüntü alımında danışman kontrolü olmadığı (tamamen otomatik bir sistemle alındığı) için doğal olarak oluşan çeşitlilikler sadece oluşturduğumuz veritabanlarında mevcuttur. CASIA VT, farklı odak ayarlarında ve farklı ışık koşullarında alınmış görüntüler içermemekle beraber elin zemine yaslandırılması ile görüntü alımı yapıldığından el yerleştirme esnekliği sağlamaktadır. PolyU veritabanlarında çiviler kullanıldığından sınırlama en üst seviyededir. Oluşturduğumuz veritabanlarında ise parmak yerleştirme oyukları kısmi bir esneklik sağlamaktadır. Farklı zamanlarda görüntü alımı yapıldığından, KTÜ VT 1.0, KTÜ VT 2.1 ve PolyU VT'lerinde avuçta zamanla oluşabilecek değişimler görülebilmektedir. El yerleştirme platformumuzdaki boşluk büyük olduğundan elin aşağıya doğru bastırılması söz konusu olmuştur. Diğer veritabanlarında bu karmaşıklık içerilmemektedir. Ayrıca, elde lekeler, izler, ıslaklıklar ve parmakta yüzükler sadece çevrimiçi sistemle oluşturulmuş veritabanlarında mevcuttur. Görüntü çözünürlüğü olarak da veritabanlarımız en yüksek çözünürlüğe (768×576) sahiptir.

Temassız avuç izi tanıma sistemleri son yıllarda geliştirilmeye başlanmıştır. Bu nedenle, temassız sistemle oluşturduğumuz VT, literatürde yaygın kullanıma sahip tek veritabanı olan IITD VT [233] ile karşılaştırılmıştır (Tablo 3.2.).

Kişi, avuç ve örnek sayıları kıyaslandığında oluşturduğumuz temassız VT, IITD VT'na göre daha küçük kalmaktadır. Bununla birlikte, görüntülerin içerdiği karmaşıklık ve esnekliğe göre üstünlük, oluşturduğumuz veritabanına aittir. Örneğin, son yıllarda araştırılan mobil biyometrik sistemler için gerekli olan arka plan karmaşıklığı, kapalı bir kutu içinde görüntü alındığından IITD veritabanında mevcut değildir. Benzer şekilde farklı ışık koşullarında alınmış görüntüler sadece oluşturduğumuz temassız veritabanında bulunmaktadır. IITD VT'ndaki görüntülerin tamamında parmaklar açılmış olması, bu veritabanının diğer bir zayıf yönüdür. Her iki VT da, görüntüleri tek oturumda danışman kontrolünde toplamış, yüzüklü görüntüleri içermiş, öteleme, dönme, ölçek çeşitliliğini ve 3. boyutta duruş esnekliğini sağlamıştır. Fakat, IITD veritabanında sağlanan bu çeşitlilik ve esneklikler, temassız sistemle elde ettiğimiz veritabanına göre daha zayıftır. Örneğin daha az öteleme, dönme içermekte; sağa, sola, yukarı ve aşağıya eğmeyi çok az miktarda gerçekleştirmektedir. Veritabanları avuç başına düşen en az örnek sayısı ve görüntü çözünürlüğü açısından birbirine yakın değerler vermektedir.

Tablo 3.2. Oluşturulan ve literatürde yaygın kullanılan temassız sistem veritabanlarının karşılaştırılması.

Özellikler	Veritabanları	
	Önerilen	IITD
Kişi sayısı:	145	235
Avuç sayısı:	145	470
Toplam örnek sayısı:	1752	2769
Avuç başına düşen en az örnek sayısı:	6	5
Görüntü alımı için toplam oturum sayısı:	1	1
Görüntü alımı için danışman kontrolü:	Var	Var
Arka plan karmaşıklığı:	Var	Yok
Farklı ışık koşullarında görüntü alımı:	Var	Yok
Öteleme, dönme ve ölçek değişimleri:	Var	Var
3. boyuttaki duruş esnekliği:	Var	Var
Parmakların bitleştirilmesi:	Var	Yok
Parmaklarda yüzük:	Var	Var
Görüntü çözünürlüğü:	768×576	800×600

3.2. Avuç İzi Sistemlerinde Görüntüleme

Çevrimiçi ve çevrimdışı sistemlerin geliştirilmesi esnasında yüksek görüntü kalitesini sağlamak için aydınlatma sistemleri ve kameralar üzerinde çeşitli ayarlar yapılmıştır. Böylece, farklı zamanlarda değişmeyen, detay bilgisi yüksek görüntüler elde edilmiş ve tanıma başarısı yükseltilmiştir.

Geliştirilen çevrimiçi sistemler yarı kapalı ortamda görüntü aldıklarından, aydınlatma sistemlerine ihtiyaç duymaktadırlar. Bu sistemlerde ışığın şiddeti kadar kullanılan ışık kaynağının çeşidi de önem arz etmektedir. Çalışmalarımızda tungsten lamba, floresan lamba ve LED ışık kaynakları denenmiştir.

Tungsten lambalar, özel bir metal telin, içinden geçen akımla aşırı ısındırılması sonucu ışık yayan kaynaklardır. Avuç bölgesinin aydınlatması için kullanıldığında aşırı ısınmanın büyük bir problem oluşturduğu görülmüştür. Ayrıca, görüntü kalitesinin yetersiz olması ve çok enerji harcamasından ötürü tercih edilmemiştir.

Gaz akımı prensibine dayanan floresan lambalar, laboratuvar ortamında geniş çaplı veritabanı oluşturmak için geliştirdiğimiz düzenekte kullanılmıştır. Işığı dağıtarak görüntüdeki detay bilgilerini yeterli oranda çıkaramamasının yanında uzun süreli kullanımlarda ışık şiddetinin artması görüntülerde parlamaya neden olmuştur. Ortam

ısısına göre farklı karakteristik sağlaması ve az da olsa ısınma problemi içermesinden dolayı sonraki sistemlerde kullanılmamıştır.

LED ışık kaynakları, yoğunlaşmış ışık huzmesi ile detay bilgilerini en iyi şekilde çıkarması, ısınma problemi içermemesi, dayanıklılığı, az yer işgal etmesi ve ucuz olmasından ötürü geliştirdiğimiz bütün sistemlerde tercih edilmiştir. Kamera etrafına dairesel olarak yerleştirilmiş LED'lerden oluşan ışık kaynağı ilk geliştirilen çevrimiçi sistemlerde aydınlatmayı sağlamıştır. LED'ler doğrusal ışık saçtığından karşıdan elin tamamı aydınlatıldığında ince detaylar çok net belirememiştir. Bu nedenle, deneysel araştırmalar yapılmış ve beşer adet LED'den oluşan iki adet LED dizisinin platformun sol ve sağ kenarına farklı yüksekliklerde yerleştirilmesinin en iyi detay bilgisini çıkarttığı belirlenmiş ve çevrimiçi sistemlerde kullanılmıştır. Çalışmalarımızın son kısmında aydınlatma sistemleri tekrar ele alınmış, iki yana yerleştirilen ışık kaynaklarının elin 3. boyutta meyilli tutulması durumunda yetersiz veya fazla ışıklandırmaya neden olduğu görülmüştür. Geliştirilen çözüm, LED dizilerinden birinin kameranın yanından ele doğru tutulması, diğersinin ise açısız olarak sağ kenara yerleştirilmesi olmuştur.

Çalışmalarımızda görüntü yakalama aygıtı olarak, iki adet CCD kamera kullanılmıştır. Bunlardan ilki, ayarlanabilir özellikleri olan Sanyo VCC-6592 kamera; ikincisi de ayarlamasız (tam otomatik) ICS 13234 kamera.

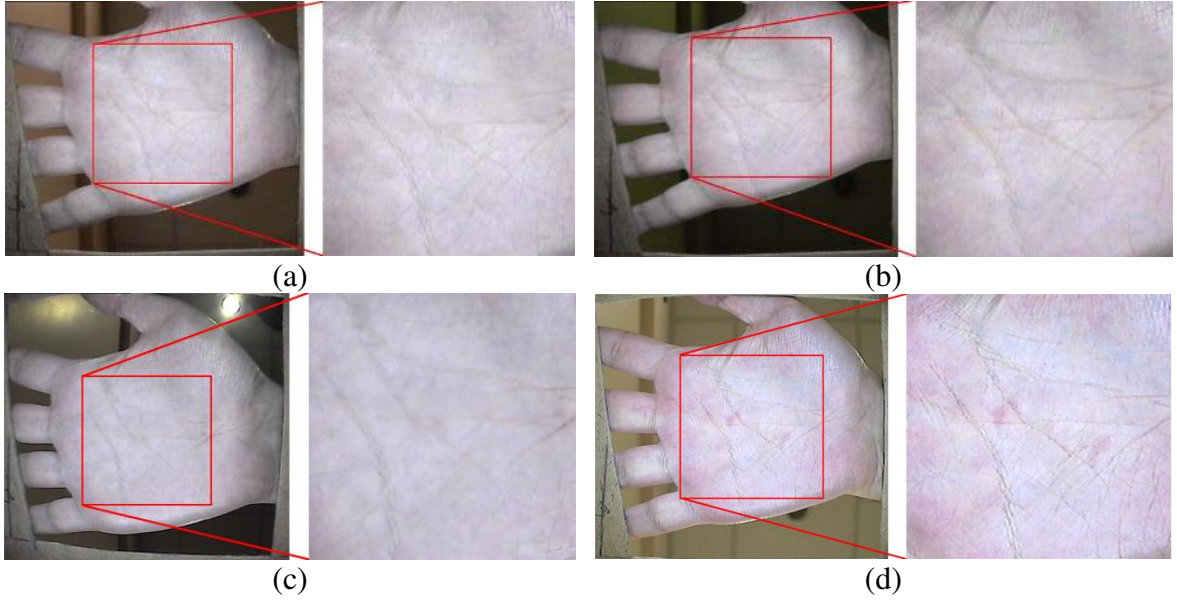
Öncelikle Sanyo kameranın ayarlarının avuç görüntüleme üzerindeki etkileri araştırılmış ve şu bulgular elde edilmiştir:

- Diyafram açıklığı, keskin ve normal ayarlarına getirilmiş, görüntüde gözle görülür bir iyileştirme sağlamamıştır.

- Poz süresi farklı değerlerle denenmiştir. Büyük seçilmesi ile arka planın daha bulanık, ön plan nesnesinin (avuç) daha net olabileceği düşünülmüş, fakat arka planda istenen bulanıklık sağlanamamıştır (Şekil 3.3.a). Ayrıca bu ayarın temassız sistemlerde elin kameradan uzaklığının sabit olmaması durumunda görüntü kalitesini negatif etkilediği görülmüştür. Temassız sistemlerde birçok kişinin görüntü verme esnasında elini titrettiği görülmüş ve bu nedenle poz süresinin kısa tutulması planlanmıştır. Bu durumda yeterli ışık sağlanamamış, ortam aydınlatmasından büyük oranda etkilenilmiş ve görüntüde karıncalanma oluşmuştur (Şekil 3.3.b). Işık şiddetinin artırılması durumunda ise netlik artmakla beraber detay bilgilerinin görülmesi azalmıştır. Sonuç olarak poz süresindeki ayarlamalarla istenen başarı elde edilememiştir.

- Arka ışık dengeleme görüntünün tamamına ve merkez bölgesine uygulanmıştır. Merkez bölgesine uygulanması durumunda arka plandaki ışık değişimlerinden daha az etkilenilmekte (Şekil 3.3.c), buna karşın avuç bölgesinin netliği ve parlaklığı değişim gösterebilmektedir. Merkezi bölgeye avucun ne kadarlık kısmının gireceği de ayrı bir sorun olarak ortaya çıkmıştır.

ICS kameranın kullanımı, kullanıcının yukarıda belirttiğimiz ayarları yapabilmesine imkân tanımamaktadır. Buna karşın elde edilen görüntü kalitesinin Sanyo kameraya kıyasla daha yüksek olduğu görülmüştür (Şekil 3.3.d). Ayrıca, bu kamera ile farklı ışık koşullarından fazla etkilenilmemiştir. Kameranın tek zayıf noktası, bölütlemeyi kolaylaştırmak için düşünülen arka plan bulanıklaştırmayı, farklı poz süresi ve diyafram açıklığı ayarlamalarına izin vermediği için yeteri kadar sağlayamaması olmuştur.



Şekil 3.3. Farklı kamera ve ayarlarla elde edilen örnek avuç görüntüleri

Elin kameradan uzaklığı ve odak uzaklığının iyi seçilememesi görüntüde perspektif bozulmasına neden olmuştur. Özellikle elin ileri ya da geri tutulmasında elde edilen avuç izi görüntülerinde farklılıkların oluşması tanıma başarısını olumsuz yönde etkilemiştir. Bu nedenle, kameranın elden uzaklığı serbest arka planlı ve temassız sistemlerde arttırılmış ve bozulma en aza indirgenmiştir.

3.3. Avuç Bölütleme Yöntemlerinin Analizi

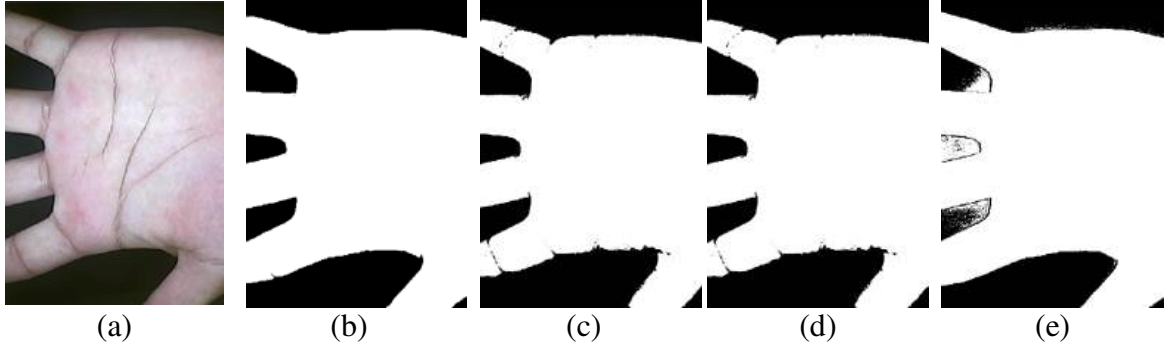
Avuç bölgesinin doğru bölütlenmesi, avuç izi bölgesinin çıkartılması ve tanınmasında önemli rol oynamaktadır. Bu nedenle, çalışmalarımızda kullanılan / denenen yöntemlerden elde edilen bölütleme sonuçları ayrı ayrı incelenmiştir. Global eşikleme yöntemleri, tekdüze, koyu arka plana sahip çevrimiçi sistemler için; diğer yöntemler ise serbest arka planlı ve temassız sistemler için araştırılmıştır.

3.3.1. Global Eşikleme Yöntemleri

Literatürde yaygın kullanılan veritabanlarındaki (PolyU ve CASIA gibi) görüntüler tekdüze arka plana sahip olduğu için global eşikleme yöntemlerinin kullanılması, bölütleme açısından en uygun çözüm olmaktadır. Bu amaçla çalışmaların çoğunda Otsu'nun global eşikleme yöntemi [32] kullanılmıştır. Tez kapsamında literatürle karşılaştırma amacıyla kullanılan PolyU veritabanlarında ve geliştirdiğimiz çevrimiçi sistemlerde arka plan karmaşıklığı bulunmadığından global eşikleme yöntemlerinin avuç bölütleme başarıları araştırılmıştır.

Şekil 3.4.'te, global eşikleme yöntemlerinin bölütleme sonuçları orijinal görüntü ile birlikte verilmektedir. Şekil 3.4.a, orijinal görüntüyü gösterirken; Şekil 3.4.b-e sırasıyla bulanıklık ölçütünün minimizasyonu [185], Otsu [32], iteratif seçim [184] ve minimum hata eşikleme [186] yöntemlerinden elde edilen bölütleme sonuçlarını göstermektedir. Bulunan gri seviye eşik değerleri sırasıyla 76, 110, 109 ve 39 olmuştur.

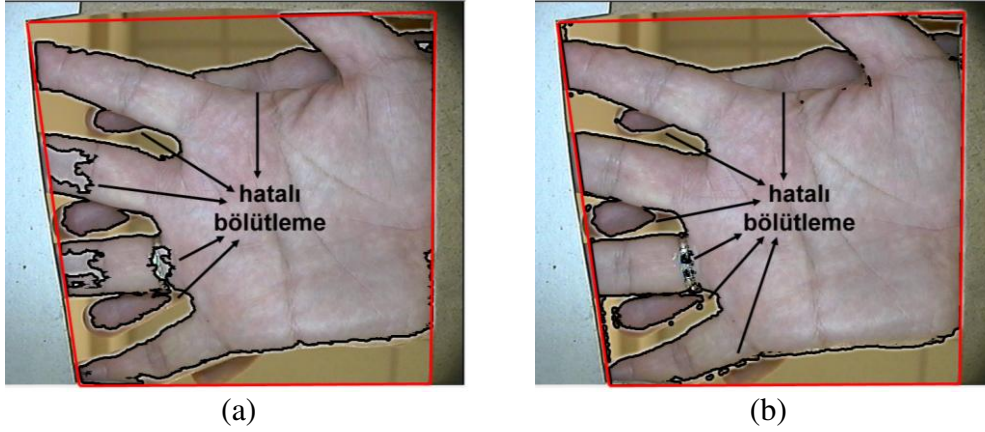
Karşılaştırmalar sonucunda en uygun eşikleme yönteminin bulanıklık ölçütünün minimizasyonu olduğuna karar verilmiş ve çalışmalarımızda tercih edilmiştir. Bu yöntemde elin kenarları ve parmak araları net bir şekilde belirebilmektedir. Otsu ve iteratif seçme yöntemlerinde ise Şekil 3.4.b ve c'de görüldüğü üzere elin kenarlarında ve parmak aralarında gölgelerden ötürü düzensizlikler oluşmuştur. Minimum hata eşikleme yöntemi kenarlarda hiçbir bozukluk içermemesine karşın, parmak aralarında arka plana ait olan bölgeleri de avuca dâhil etmiştir. Yöntemler, yüzüklü görüntülerle incelendiğinde benzer sonuçlar çıkmaktadır.



Şekil 3.4. Global eşikleme yöntemlerinin örnek bir avuç görüntüsü üzerindeki bölütleme başarıları. a) orijinal görüntü, b) bulanıklık ölçütünün minimizasyonu, c) Otsu, d) iteratif seçim, e) minimum hata eşikleme.

3.3.2. Ten Rengine ve Kenar Bilgisine Dayalı Bölütleme Yöntemleri

Ten rengine dayalı eşikleme, karmaşık arka plana sahip el görüntüleri için en yaygın kullanılan yaklaşım olduğundan çalışmalarımızda da kullanılmıştır. Bu amaçla YCbCr ve kromatik uzaylarda ten rengi benzerliği yöntemi [49] kullanılmıştır. Örnek bir görüntü üzerinde elde edilen bölütleme sonuçları Şekil 3.5.'te gösterilmektedir.

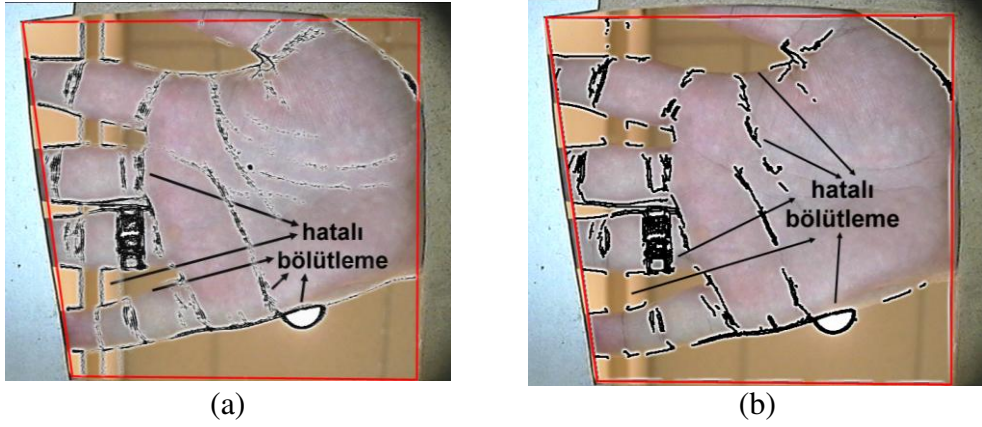


Şekil 3.5. Ten rengi benzerliği yönteminin YCbCr (a) ve kromatik (b) uzaylarda uygulanması ile elde edilen bölütleme sonuçlarına örnekler.

Görüntüler incelendiğinde, arka planda ten rengine sahip nesnelerin bulunması durumlarında yöntemin başarısız olduğu görülmüştür. Şekil 3.5.'te arka plandaki ikinci bir el, ön plandaki el ile ayırt edilememiştir. Benzer durumlar arka planda yüz görüntüsü olduğunda da gözlemlenmiştir. YCbCr renk uzayı, büyük ölçeklerde bölgesel hatalar

içerdiğinden kromatik uzaya kıyasla daha zayıf sonuçlar üretmiştir. Fakat, her iki yöntem de istenen bölütleme başarısını sağlayamadığından tercih edilmemiştir.

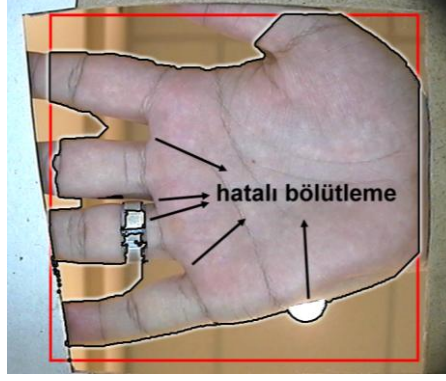
Kenar bilgisi ile bölütlemenin başarısı Sobel ve Canny kenar algılayıcılarının uygulanması ile ölçülmüştür (Şekil 3.6.). Sobel yöntemi uygulandıktan sonra eşikten geçirilmiş ve küçük çizgiler kaldırılmıştır. Her iki yöntemden elde edilen örnekler incelendiğinde benzer, zayıf sonuçları ürettiği görülmüştür. Arka planda ışık ya da keskin kenarların bulunması, parmakta yüzük bulunması, el sınırlarının arka plan parlaklığına yakın parlaklıklar içermesi bölütlemeyi olumsuz yönde etkilemiştir. Ayrıca ana avuç çizgileri de görüntüde kenar olarak algılanabilmiştir.



Şekil 3.6. Sobel (a) ve Canny (b) kenar algılayıcılarının örnek bir avuç görüntüsüne uygulanması ile elde edilen bölütleme sonuçları.

3.3.3. GrabCut Yöntemi ile Bölütleme

GrabCut yöntemi, literatürdeki üstün başarısından ötürü avuç görüntüleri için denenmiştir. Yöntem, arka plan ve bilinmeyen bölge olarak iki bölgenin kullanıcıdan verilmesini istemektedir. Çalışmalarımızda arka plan olarak elin bulunma ihtimalinin olmadığı dış çerçeve, bilinmeyen bölge olarak da avucun dâhil olduğu bölge verilmiştir. Elde edilen bölütleme sonuçları zayıf olduğu için kullanıcı etkileşimi yapılmıştır. Bu amaçla, avucun iç bölgesinde karesel bir alan ve parmaklara doğru çizgiler, tarafımızdan çizilmiştir. Bu kısmın otomatikleştirilmesinin kaba ten rengi eşiklemesi ile yapılabileceği düşünülmüştür. Elde edilen bölütleme sonuçlarına bir örnek Şekil 3.7.'de gösterilmektedir.



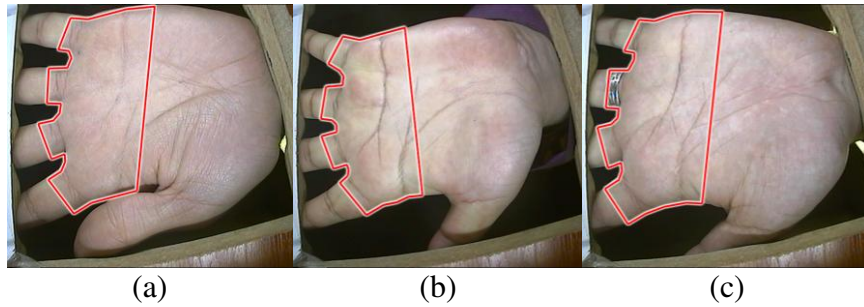
Şekil 3.7. GrabCut yönteminin örnek bir avuç görüntüsüne uygulanması ile elde edilen bölütleme sonucu.

Şekil 3.7.'den görüldüğü üzere GrabCut yönteminin uygulanmasıyla, parmak aralarında arka plan tonuna benzerlikten ötürü hatalı bölütleme yapılmıştır. Ayrıca yüzük ve arka plandaki ışık kaynağı da problem oluşturmuştur. Fazla işlem yükünden dolayı gerçek zamanlı çalıştırılmayan bu yöntem, kullanıcı etkileşimi gerektirmesi ve başarılı bölütleme sağlayamamasından dolayı tercih edilmemiştir.

3.3.4. AGM Yöntemi ile Bölütleme

Çalışmalarımızda popüler model tabanlı bölütleme yöntemi olan AGM, kısıtlamalı ortamda alınan KTÜ VT 1.0, serbest arka planlı ve temassız sistemlerle oluşturulan veritabanlarında avuç bölütleme amacıyla kullanılmış ve yüksek verim elde edilmiştir.

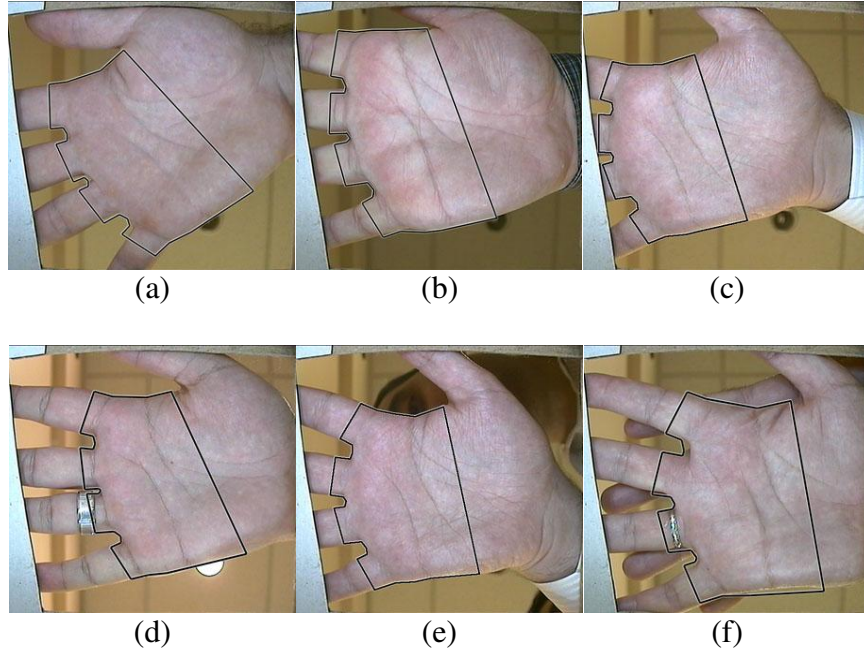
AGM yönteminin KTÜ VT 1.0 üzerindeki bölütleme sonuçları incelendiğinde (Şekil 3.8.) veritabanında mevcut her tür örnek için yüksek başarı ile bölütlemenin gerçekleştirildiği görülmüştür.



Şekil 3.8. KTÜ VT 1.0'dan alınan görüntüler üzerinde AGM yönteminin uygulanması ile oluşan örnek bölütleme sonuçları.

Şekil 3.8.a'da başparmağın bitişmesi durumunda bölütlemenin etkilenmediği görülmektedir. Şekil 3.8.b ve c'de ise elin bilekten ve parmağa yakın yerden aşağıya doğru bastırılması sonucu oluşan görüntülerde avuç modelinin sorunsuz yerleşebildiği örneklendirilmektedir. AGM yönteminin uygulanmasıyla, veritabanında mevcut diğer değişimler (elin konumunda öteleme ve dönme gibi) için benzer bölütleme sonuçları elde edilmiş; bunun sonucunda karmaşık arka plana sahip veritabanlarında uygulanmasına geçilmiştir.

AGM yönteminin serbest arka planlı sistemle oluşturulan veritabanındaki başarısı görsel olarak ve bölütleme ölçütleriyle sayısal olarak değerlendirilmiştir. Veritabanından örnek görüntüler üzerindeki bölütleme sonuçları Şekil 3.9.'da verilmektedir.

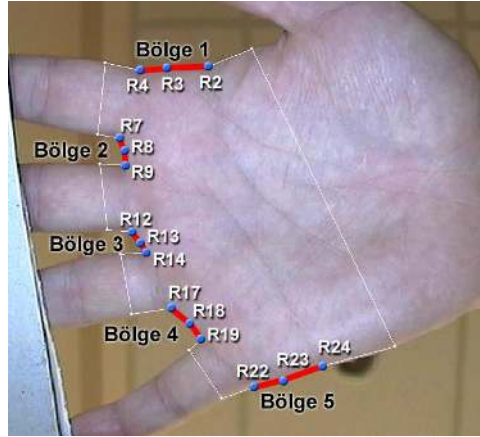


Şekil 3.9. AGM yönteminin serbest arka planlı VT üzerinde uygulanması sonucu elde edilen örnek bölütleme sonuçları.

Şekil 3.9.'da görüldüğü gibi, avuç modeli veritabanındaki bütün görüntüler üzerinde başarı ile yerleştirilebilmiştir. Az sayıda görüntüde küçük miktarlarda sapmalar olmuştur. Elin oryantasyonu (Şekil 3.9.a), konumu (Şekil 3.9.c), aşağıya doğru bastırılması (Şekil 3.9.b), parmaklarda yüzük bulunması (Şekil 3.9.d), arka planda ışık kaynağı, yüz veya farklı bir elin mevcudiyeti (Şekil 3.9.d, e, f), parmakların açıklığı, arka plan aydınlatması

bölütlemeye soruna neden olmamıştır. Ayrıca model tabanlı yaklaşım kullanıldığından nesnenin sınırlarında noktasal kırılmaların oluşmaması sağlanmıştır.

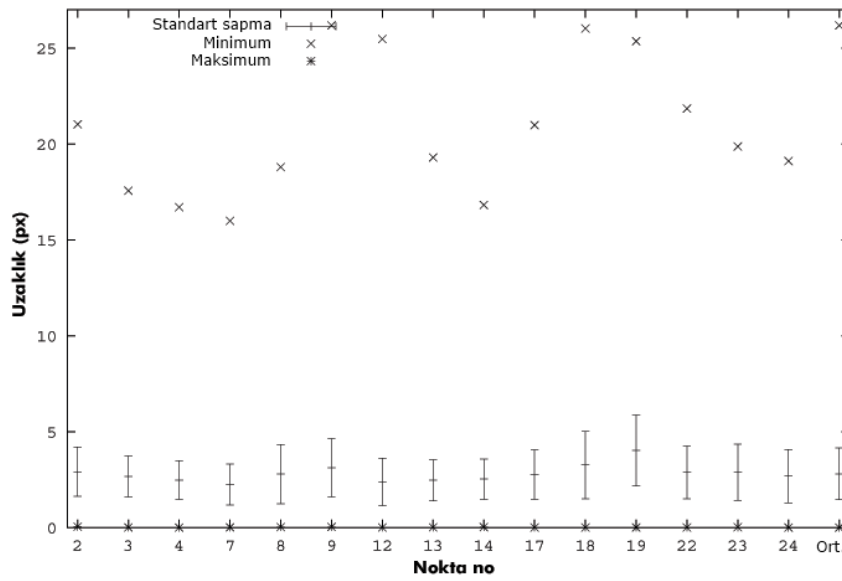
Bölütleme sonuçları, görsel olarak gösterimin haricinde sayısal olarak da incelenmiştir. Bu amaçla, sınırlandırılmış noktanın eğriye uzaklığı ve marjin genişliği ölçütleri kullanılmıştır. AGM bölütlemesi sonucu elde edilen modellerin referans modeller ile karşılaştırılması için test kümesindeki bütün avuçların sınır noktaları, tarafımızdan işaretlenmiştir. Avuç modelinin dış sınırlarını ifade eden 10 adet köşe noktası değerlendirme dışı tutularak performans ölçümü Şekil 3.10.'te gösterilen 15 nokta (2, 3, 4, 7, 8, 9, 12, 13, 14, 17, 18, 19, 22, 23, 24 nolu noktalar) üzerinden yapılmıştır. Marjin genişliğinin ölçümünde, avuç modelinde üst, alt avuç yaylarını ve parmak aralarını ifade eden 5 bölge kullanılmıştır (Şekil 3.10.). Üst avuç yayı “Bölge 1”, işaret ile orta parmak arası “Bölge 2”, orta parmak ile yüzük parmağı arası “Bölge 3”, yüzük parmağı ile serçe parmak arası “Bölge 4”, alt avuç yayı da “Bölge 5” olarak adlandırılmıştır.



Şekil 3.10. Bölütleme performansı ölçümünde kullanılan noktaların ve bölgenin gösterimi.

Gerçekleştirilen ilk testle her bir noktanın eğriye olan uzaklıkları hesaplanmış ve Şekil 3.11.'de özetlenmiştir. Grafikte her bir nokta için örneklerden elde edilen maksimum ve minimum uzaklıklar noktalar ile; ortalama uzaklık ise standart sapmaya sahip çubukla temsil edilmiştir. Grafikte genel olarak gösterilen sütunda bütün noktaların değerlendirilmesi verilmiştir. Sonuçlardan görülmektedir ki, en az uzaklık 0 piksel seviyesindeyken, en fazla uzaklık 26.1825 piksele kadar çıkabilmektedir. Görüntünün boyutunun 768×576 olduğu düşünülürse, genişlikte çok büyük oranda olmayan %3.4'lük

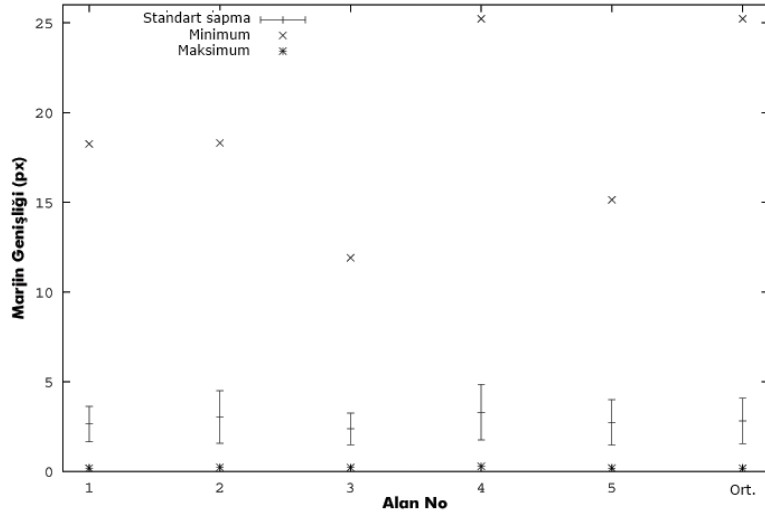
bir azami sapmanın olduğu görülmektedir. Ortalama uzaklık 2.8 piksel, standart sapması ise 2.7 piksel seviyelerindedir. 7 numaralı nokta maksimum uzaklığı en düşük olan nokta olarak göze çarparken aynı parmak arasındaki 9 numaralı nokta da en kötü bulunan noktalardan biri olarak görülmektedir. 19 numaralı nokta, serçe parmağın duruşu daha fazla değişkenlik arz ettiğinden ve en geniş parmak arasında bulunduğundan en kötü sonucu vermiştir. Uzaklıklar, noktaların eğriyi oluşturan doğru parçalarına olan Öklid uzaklığını verdiğinden çok küçük farklılıkların sayısal çözümleme hatası olarak görülmesi gerekmektedir.



Şekil 3.11. Serbest arka planlı veritabanı üzerinde AGM bölütleme performansının, sınırlandırılmış noktanın eğriye uzaklığı ölçütü ile değerlendirilmesi.

Noktanın eğriye uzaklığı ile gerçekleştirilen benzer testler marjin genişliği ile de gerçekleştirilmiş ve Şekil 3.12.'de özetlenmiştir. Belirlenen 5 bölgede en az 0.18, en fazla 25.225 piksellik marjin genişliği bulunmaktadır. Ortalama marjin genişliği 2.82, standart sapması ise 2.52 piksel olarak hesaplanmıştır. Modelin AGM yöntemi ile en kötü hizalandığı bölüm serçe parmak ile yüzük parmağı arası, en iyi hizalandığı bölüm ise orta parmak ile yüzük parmağı arası olmuştur. Bu sonuçlar, parmak arası şekil çeşitliliğinin, sonuçlara negatif olarak yansıdığını göstermektedir. Diğer bir deyişle, az sapma yapan kısımlar, görüntüden görüntüye çok fazla değişmeyen kısımlardır. Marjin genişliği

sonuçları genel anlamda incelendiğinde, sınırlandırılmış noktanın eğriye uzaklığı ölçütünden elde edilen sonuçlarla paralellik arz ettiği görülmektedir.

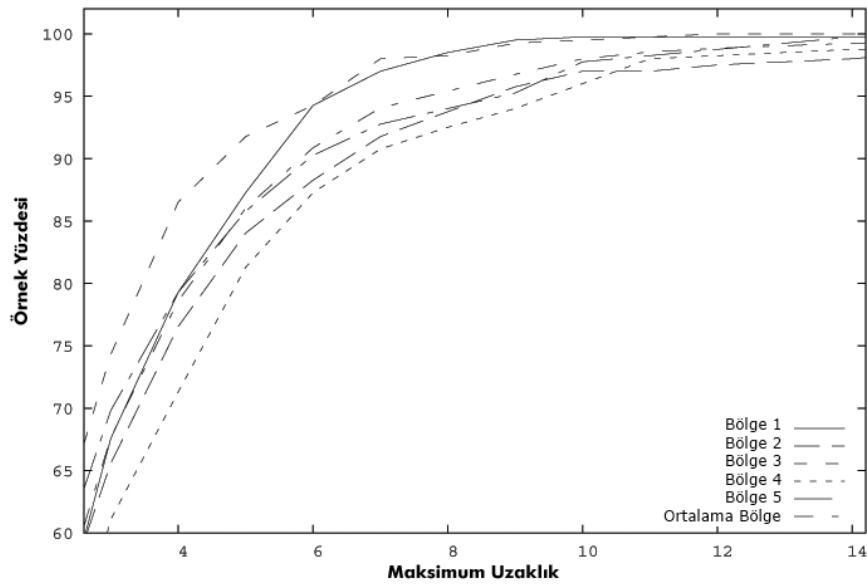


Şekil 3.12. Serbest arka planlı veritabanı üzerinde AGM bölütleme performansının marjin genişliği ölçütü ile değerlendirilmesi.

Performans değerlendirmesinde noktaların uzaklıklarının / bölgelerin marjinlerinin doğrudan verilmesinin haricinde belirtilen uzaklığı aşmayan örnek yüzdeleri de hesaplanmıştır. Böylece ortalama, minimum ve maksimum uzaklık değerleri ile gizlenen bilgiler ortaya çıkarılmış olmaktadır. Tablo 3.3. ve Şekil 3.13.'te her bir bölge için marjin genişliği verilen maksimum uzaklığı aşmayan örnek yüzdeleri özetlenmiştir.

Sonuçlardan görülmüştür ki marjin genişliğinin 1 pikselden küçük olma şartı konduğunda %19'larda olan başarı, 2 piksel'de %50, 4 pikselde %79, 6 pikselde %91, 7 pikselde ise %94'lere ulaşmaktadır. Önceki sonuçlardan da görüldüğü gibi 3 numaralı bölge en başarılı bölütlenen bölge olarak 4 pikselde %87, 6 pikselde %94, 7 pikselde %98 başarıyı yakalamıştır. En zayıf bölütleme performansı veren 4 numaralı bölge ise 4 pikselde %71, 6 pikselde %87, 7 pikselde ise %90 başarıyı yakalayabilmiştir.

Benzer testler noktaların eğriye uzaklıkları için yapıldığında Tablo 3.3.'teki özet sonuçlar elde edilmiştir. Buradaki sonuçlar marjin genişliği ile benzer çıktılar vermekte olup 2 pikselde %49, 4 pikselde %77, 6 pikselde %90, 7 pikselde ise %93.5 genel başarıyı göstermektedir. En başarılı bölütlenen nokta 7 numaralı nokta olarak ortaya çıkarken, 19 numaralı nokta performansı en çok düşüren nokta olarak ifade edilmektedir.



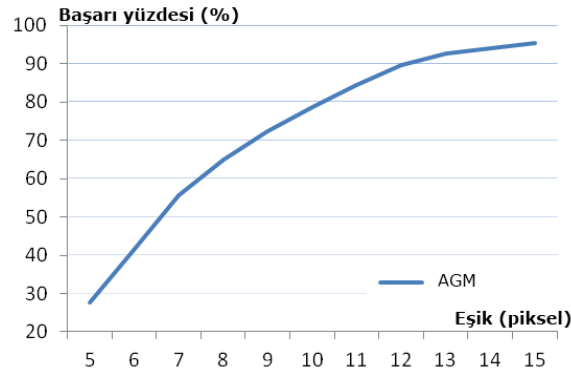
Şekil 3.13. Serbest arka planlı avuç veritabanı üzerinde AGM bölütlemesi sonucu, avuç modelindeki her bir bölgenin marjin genişliğinin farklı eşik değerleri için örnek yüzdesi.

Tablo 3.3. Serbest arka planlı avuç veritabanı üzerinde AGM bölütlemesi sonucu, sınırlandırılmış noktanın eğriye uzaklığı / marjin genişliği için belirtilen uzaklık sınırlamalarını sağlayan örneklerin yüzdesi.

Ölçüt	Uzaklık Sınırlamaları				
	2 piksel	4 piksel	6 piksel	8 piksel	10 piksel
Sınırlandırılmış noktanın eğriye uzaklığı	48.93	77.37	90.04	95.33	97.47
Marjin genişliği	49.78	78.60	90.87	95.41	98.00

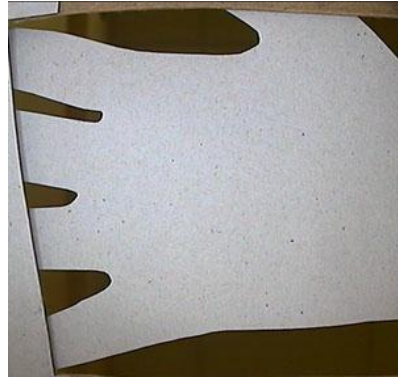
Performans ölçümünde gerçekleştirilen diğer bir test ise belirlenen modeldeki bütün nokta ve bölgelerin uzaklıklarının / genişliklerinin istenen eşik değerinden küçük olduğu örnek yüzdesidir. Bu test ile hiçbir bölgesinde sorun olmayan, çok iyi yerleşmiş örneklerin miktarı belirlenmek istenmiştir. İlgili test sonuçları Şekil 3.14.'te görselleştirilmiştir.

Şekil 3.14.'teki sonuçlardan görülmektedir ki, bütün modelin hatasız olarak bölütlenmiş sayılabilmesi için sapma toleransının 15 piksel seviyelerine getirilmesi gerekmektedir. 5 piksellik bir toleransa izin verildiğinde %28'lerde olan başarı, 8 piksel için %65, 12 piksel için de %90'ı bulmaktadır.



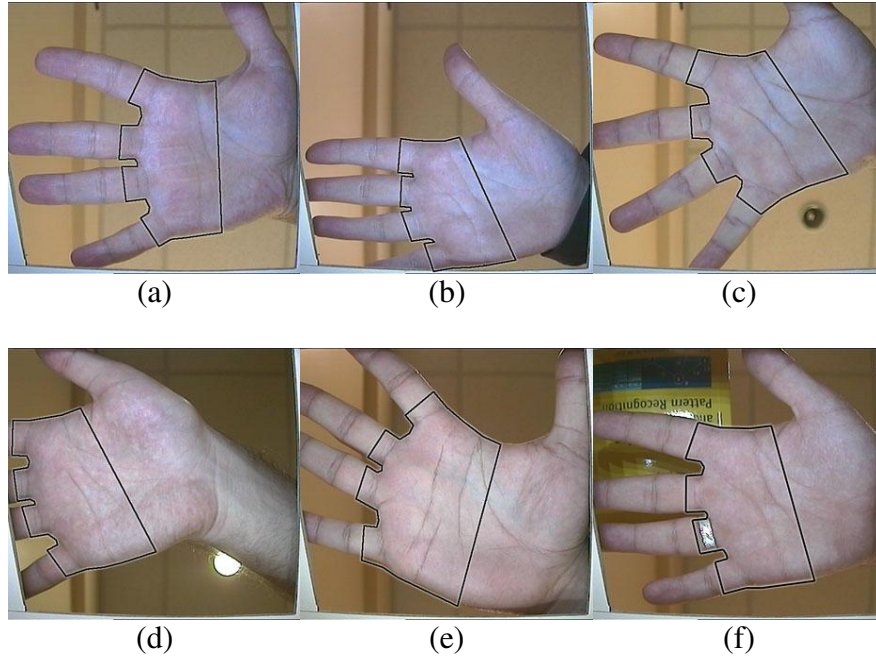
Şekil 3.14. Serbest arka planlı avuç veritabanı üzerinde AGM bölütlemesinin uygulanması sonucu bütün noktaları / marjinleri belirlenen eşğin altında kalan avuç yüzdesi.

Görüntüdeki nesnenin el olup olmadığının belirlenmesi aşamasında klasik şekil tabanlı yöntemlerin zayıf kaldığı nokta, yapay el görüntüleri olmaktadır. Serbest arka planlı sistemle görüntü alımında yapay el görüntüleri denenmiş ve AGM yöntemi tarafından bölütleme dışı tutulmuştur (istenen hata oranına yakınsayamamıştır). Böylece AGM yönteminin avuç bölgesini belirlemedeki gücü uç bir örnekle gösterilmiştir. Örnek bir yapay el görüntüsü Şekil 3.15.'te verilmektedir.



Şekil 3.15. AGM yöntemi tarafından bölütleme dışı tutulan örnek bir yapay el görüntüsü.

Temassız sistemin geliştirilmesine paralel olarak avuç görüntülerinin AGM yöntemi ile bölütlemesi gerçekleştirilmiştir. Serbest arka planlı sisteme göre daha fazla çeşitliliği barındıran temassız sistem veritabanı üzerindeki bölütleme performansı istenen seviyelerde olmuştur. Şekil 3.16.'da örnek bölütleme sonuçları verilmiştir.

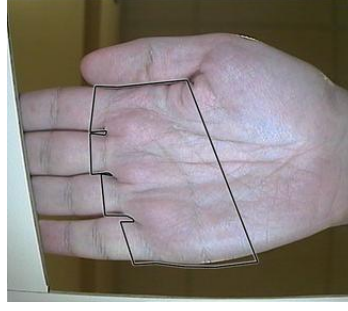


Şekil 3.16. AGM yönteminin temassız VT'daki görüntülere uygulanması sonucu elde edilen örnek bölütleme sonuçları.

Temassız sistem ile oluşturulan veritabanındaki bütün görüntülerde doğru bölütlemeyi sağlayan AGM yöntemi birçok avuç görüntüsü farklılığına kolaylıkla adapte olabilmıştır. Şekil 3.16.a'da elin 3. boyutta aşağıya doğru tutulması; Şekil 3.16.b'de elin sağa doğru tutulması; Şekil 3.16.c'de parmaklar arası boşluğun arttırılması, Şekil 3.16.d'de elin ileri doğru ve belirli bir açıyla tutulması; Şekil 3.16.e'de elin diğer yönde büyük bir açıyla tutulması; Şekil 3.16.f'de ise arka planda bir kitabın tutulması ve parmakta yüzük bulunması durumlarındaki bölütleme sonuçları verilmiştir. Görüldüğü üzere modeller çok farklı olmasına karşın bölütleme sorunsuz gerçekleştirilebilmiştir. Veritabanındaki diğer görüntüler üzerinde benzer sonuçların elde edildiği, yüksek tanıma başarısının gösterimiyle beraber ispatlanacaktır.

Temassız sistemle gerçekleştirilen diğer bir test, parmakların bitişik olması durumunda bölütlemenin nasıl gerçekleştirileceği olmuştur. Bu amaçla bütün parmakların birleştirildiği bir örnek oluşturulmuş ve yöntem girişi olarak verilmiştir. Elde edilen bölütleme sonucu Şekil 3.17.'de gösterilmektedir.

Parmakların bitştirilmesi durumunda parmaklardaki silindirik yapıdan ötürü parmak aralarında gölgeler oluşmuştur. Bu gölgeler yöntem tarafından parmakların ayırt edilebilmesini kolaylaştırmış ve bölütlemeyi başarılı kılmıştır.



Şekil 3.17. Parmaklar arasında boşluk bulunmaması durumunda AGM yöntemi ile elde edilen bölütleme sonucu.

3.4. Avuç İzi Örüntü Çıkartımı

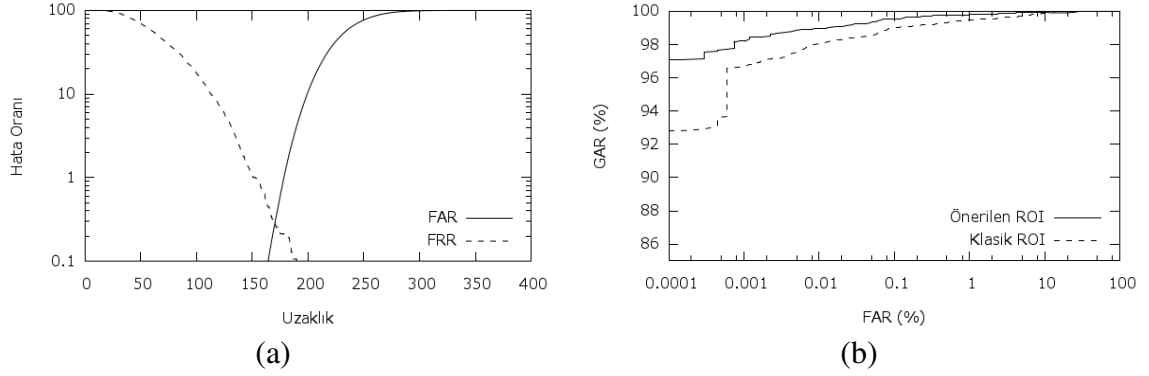
Bu bölümde, ilgi bölgesi çıkartımı için önerilen model tabanlı yöntemin temassız sistemle elde edilen veritabanı üzerindeki tanıma/doğrulama başarısı, çevrimiçi sistemlerde kullandığımız Connie vd.'nin 3 parmak arasından ve el kenarından yararlandığı yaklaşımla [62] karşılaştırmalı olarak verilmektedir. Bunun için veritabanındaki her bir sınıfın ilk 4 örneği eğitim, geri kalanları test kümesine ayrılmıştır. Öznitelik çıkartımında Gabor tabanlı ÇFA yöntemi, sınıflandırmada en yakın komşuluk yöntemi, eşleştirmede ise ağırlıklandırılmış Öklid uzaklığının kullanılması durumunda elde edilen başarı oranları Tablo 3.4.'te sayısal olarak verilmektedir.

Tablo 3.4. Önerilen ilgi bölgesi çıkartımı yönteminin temassız veritabanı üzerindeki tanıma/doğrulama başarısının Connie vd.'nin önerdiği yöntemle [62] karşılaştırılması (%).

Performans Ölçütü	İlgi Bölgesi Çıkartımı Yöntemi	
	Connie vd. [62]	Önerilen
Tanım oranı:	98.634	99.488
GAR (FAR= 10^{-6} iken):	92.726	97.056
EER:	0.621	0.277

Tanım başarıları karşılaştırıldığında önerilen yöntemin diğer yonteme göre %0.85'lik bir iyileştirme sağladığı görülmektedir. Bu değer, hatalı tanınan örnek sayısının 0.375 oranında düştüğünü ifade etmektedir. Doğrulama testlerinde FAR= 10^{-6} iken GAR değeri Connie vd.'nin yönteminde %92.7 elde edilirken, önerdiğimiz yöntemde %97.05 olarak belirlenmiştir. Bu, milyonda bir hatalı kabule izin verildiğinde önerilen yöntemin

doğru tanımada %4.5'luk iyileştirme sağladığı anlamına gelmektedir. Eşit hata oranları, önceki sonuçları destekler mahiyette oluşmuştur. Eşit hata oranları açısından değerlendirirsek, Connie vd.'nin önerdiği yöntemin önerilen yöntemden 2.7 kat hatalı tanımaya neden olduğu anlaşılmaktadır. Doğruluk testleri kapsamında oluşturulan FAR-FRR eğrileri logaritmik ölçekte Şekil 3.18.a'da; ROC eğrileri de karşılaştırmalı olarak Şekil 3.18.b'de verilmiştir.



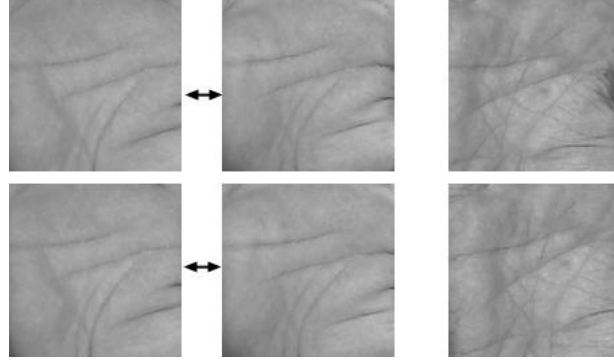
Şekil 3.18. Önerilen ilgi bölgesi çıkartımı yönteminden elde edilen logaritmik FAR-FRR eğrisi (a) ve ROC eğrisinin Connie vd.'nin önerdiği yöntemle [62] elde edilen ROC eğrisiyle karşılaştırılması (b).

Şekil 3.18.'de, oluşturulan FAR-FRR eğrileri arasındaki çakışmanın düşük seviyelerde olduğu görülmektedir. ROC eğrileri incelendiğinde de, önerilen yöntemin, “klasik” olarak adlandırdığımız Connie vd.'nin yönteminden bütün FAR değerleri için üstün sonuçlar verdiği görülmektedir. Özellikle güvenliğin önem arz ettiği düşük FAR değerleri için iki yöntem arasındaki fark daha belirgin olmaktadır.

Önerilen ilgi bölgesi çıkartımı yönteminin başarısı tanıma/doğrulama sonuçları ile ölçülmesinin haricinde, görüntüler incelenerek de değerlendirilmiştir. Şekil 3.19.'da, ilgi bölgesi çıkartımında kullandığımız yöntemlerden elde edilen örnek avuç izi görüntüleri verilmektedir.

Şekil 3.19.'da üstteki görüntüler Connie vd.'nin yönteminin uygulanması ile, alttaki görüntüler de önerdiğimiz yöntemin uygulanması ile elde edilmiştir. Soldaki görüntüler ile ortadaki görüntüler aynı kişinin farklı el duruş şekillerine aittir. İlgi bölgesi üstteki görüntülerde ötelenmiş ve ölçeklenmiş olmasına karşın, alttaki görüntülerde (önerilen yöntemle) farklı el duruşlarından etkilenmemektedir. Sağ sütundaki örnekte, başparmak işaret parmağına yakın tutulmuş ve bunun sonucunda sadece klasik yöntemle oluşturulan

görüntüde kırıksıklıklar belirmiştir. Önerdiğimiz yöntemde ilgi bölgesi başparmağın çok yakınından geçmediğinden bu sorun ortaya çıkmamıştır. Veritabanındaki görüntüler incelendiğinde, önerilen yöntemin noktasal hatalardan etkilenmediği, modelin tamamına göre ilgi bölgesini seçtiği ve Şekil 3.19.'da verilen başarılı örneklerin arttırılabileceği görülmüştür. Doğrulama ve tanıma başarılarının yüksek olması, seçilen bölgenin konumu ve ölçeğinin, avuç izi özniteliklerini belirlemek için uygun olduğunu göstermektedir.



Şekil 3.19. Önerilen ilgi bölgesi çıkartımı yöntemi ile elde edilen örnek avuç izi görüntülerinin (üstte), Connie vd. tarafından önerilen yöntemle [62] elde edilen görüntülerle (altta) karşılaştırılması.

3.5. Öznitelik Çıkartımı ve Sınıflandırma Yöntemlerinin Analizi

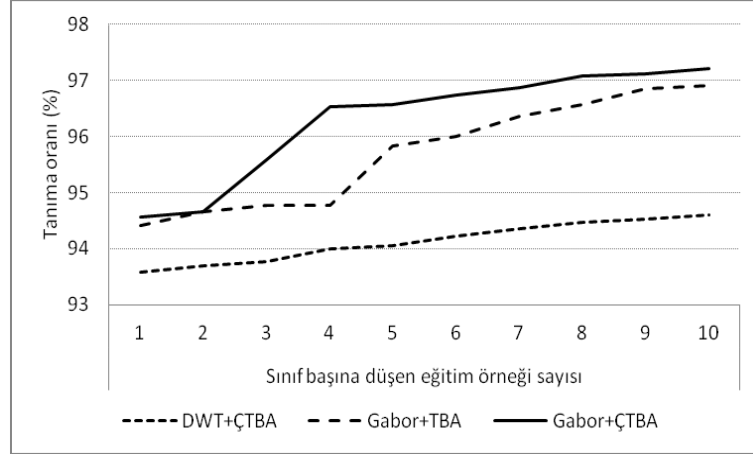
Bu bölümde, öznitelik çıkartımı ve sınıflandırma için önerdiğimiz yöntemlerin performansları, ROC eğrileri, tanıma oranları ve EER değerleri ile ölçülmüştür. Yöntemlerin başarısını iyileştirmek amacıyla yapılan değişiklikler ve ayarlamalar karşılaştırmalı olarak gösterilmiştir. Ayrıca zaman analizleri de verilerek yöntemlerin uygulanabilirliği belirlenmiştir. İncelemelerde, kullanılan veritabanlarının karakteristikleri farklı olduğu için sonuçları ayrı başlıklar altında ele alınmıştır.

3.5.1. Çevrimdışı Veritabanlarında Gerçekleştirilen Testler

3.5.1.1. PolyU Veritabanlarında Gerçekleştirilen Testler

Tez çalışmalarımızın ilk bölümünde Gabor tabanlı Çekirdek Temel Bileşen Analizi (Gabor+ÇTBA) yöntemi avuç izi doğrulamada öznitelik çıkartımı amacıyla kullanılmış ve

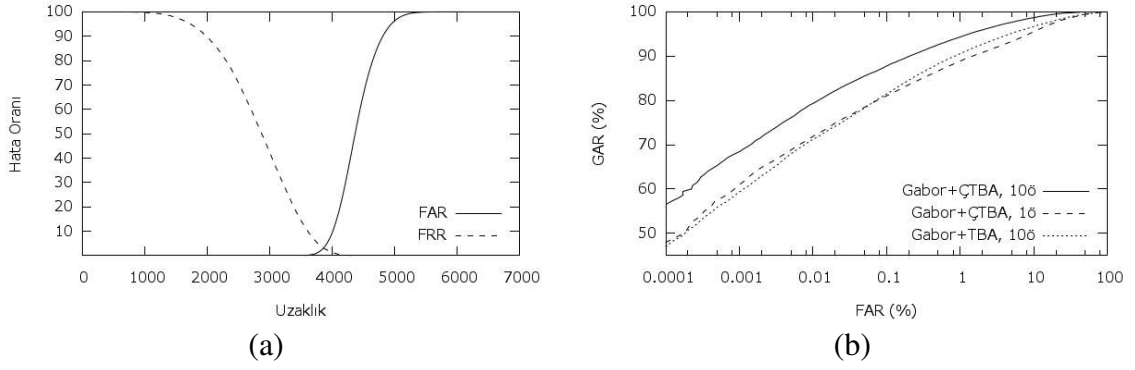
performansı PolyU-II veritabanı üzerinde ölçülmüştür. Yöntemin Gabor tabanlı TBA (Gabor+TBA) ve dalgacık tabanlı ÇTBA (DWT+ÇTBA) ile kıyaslanması, öznelilik uzayını oluşturmak için kullanılan eğitim örneği sayısının farklı değerleri için Şekil 3.20.'de verilmektedir.



Şekil 3.20. PolyU-II VT üzerinde Gabor+ÇTBA yönteminin farklı öznelilik çıkartımı yöntemleriyle karşılaştırılmasının, eğitim örneği sayısının değişimiyle elde edilen doğru tanıma oranları (%) ile verilmesi.

Şekil 3.20.'den görülmektedir ki, sınıf başına düşen eğitim örneğinin artırılması bütün yöntemlerin başarısına pozitif katkı sağlamaktadır. Bununla beraber, toplam eğitim örneği sayısı arttığı için işlem yükü ve eğitim süreleri de artmaktadır. DWT+ÇTBA, Gabor+TBA, Gabor+ÇTBA yöntemlerinden elde edilen tanıma oranları eğitim örneği sayısı 1 iken %93.58, %94.41 ve %94.57; 10'a çıkartıldığında ise %94.6, %96.91 ve %97.22 olmuştur. En zayıf performansı sergileyen DWT+ÇTBA yönteminin 10 eğitim örneği için sağladığı oran, en yüksek performansı veren Gabor+ÇTBA yönteminin tek örnekle sağladığı oranı yakalayabilmektedir. Gabor+ÇTBA yöntemi, eğitim örneği sayısının 2'den 4'e çıkmasıyla, Gabor+TBA yöntemi de 4'ten 5'e çıkmasıyla büyük bir performans artışı sağlamıştır. DWT+ÇTBA yönteminin başarısı ise doğrusal olarak artmıştır. Gabor tabanlı yöntemlerin dalgacık tabanlı yöntemlere olan üstünlüğü, eğitim örneği sayısı arttıkça artmaktadır.

Gabor tabanlı ÇTBA yöntemi ile sınıf başına örnek sayısı 10 alındığında elde edilen FAR-FRR eğrisi Şekil 3.21.a'da; ROC eğrisi de Şekil 3.21.b'de verilmektedir.



Şekil 3.21. PolyU-II VT üzerinde Gabor tabanlı ÇTBA yönteminin uygulanması ile elde edilen FAR-FRR eğrisi (a) ve farklı eğitim örneği sayıları ile elde edilen ROC eğrilerinin karşılaştırılması (b).

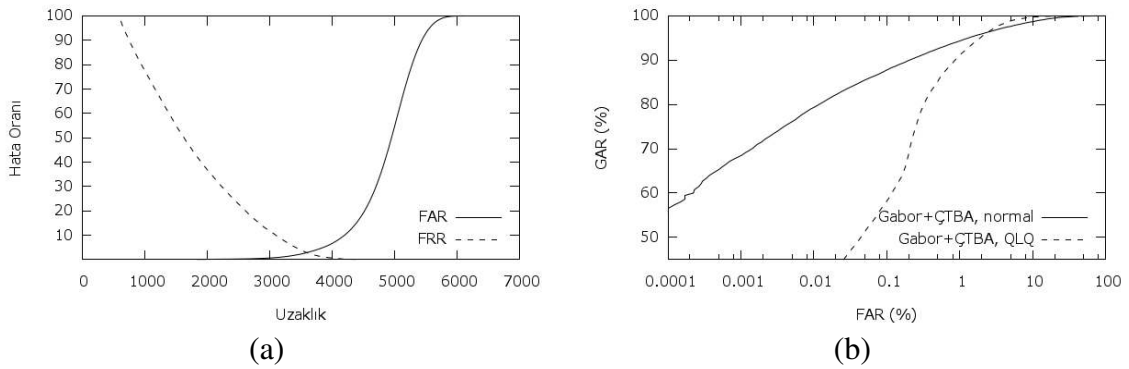
Toplam 34,650 sınıf içi, 14,784,000 sınıflar arası karşılaştırmanın yapıldığı doğrulama testlerinden elde edilen FAR-FRR eğrileri birbirlerine çok yakın (iç içe geçmiş) sonuçlar vermemesine karşın, çakıştığı noktada vasat bir sonuç (EER değeri) oluşturmuştur. Benzer sonuçlar, FAR değerlerinin GAR (1-FRR) değerleriyle ilişkisinin çizildiği ROC eğrilerinde de (Şekil 3.21.b) görülmektedir. 10^{-6} hatalı kabul oranında %55.824 ile %47.093 oranında gerçek kişi kabulü veren yöntemler %100'lere 0.1 hatalı kabul oranından sonra varabilmektedir. %90 başarı Gabor+ÇTBA yöntemi ile 0.001 hatalı kabul ile sağlanırken, Gabor+TBA ile 0.01 hatalı kabul ile sağlanabilmektedir. Gabor+TBA yönteminin 10 eğitim örneği ile kullanımından elde edilen ROC eğrisi, Gabor+ÇTBA yönteminin tek eğitim örneği ile kullanımı sonucu oluşturulan ROC eğrisine benzemektedir. FAR değerlerinin düşük olduğu bölgelerde Gabor+ÇTBA 1 örnek, yüksek olduğu bölgelerde Gabor+TBA 10 örnek yöntemi daha iyi performans vermiştir. ROC eğrisinin tamamında Gabor+ÇTBA yönteminin 10 eğitim örneği ile çalıştırılması, diğer yöntemlere kıyasla daha üstün sonuçlar vermiştir. Doğrulama sonuçlarından elde edilen eşit hata oranları Tablo 3.5.'te verilmektedir.

Tablo 3.5. PolyU-II VT üzerinde Gabor tabanlı ÇTBA yönteminin 1 ve 10; Gabor+TBA yönteminin 10 eğitim örneği ile kullanılması ile elde edilen EER değerleri.

Yöntem	EER değeri
Gabor+ÇTBA 10 örnek	%3.155
Gabor+ÇTBA 1 örnek	%6.089
Gabor+TBA 10 örnek	%4.887

Tablo 3.5.'ten görüldüğü üzere, Gabor+ÇTBA yöntemi %3.15 eşit hata oranına sahipken, Gabor+TBA yöntemi %4.88 eşit hata oranı oluşturabilmiştir. ROC eğrileri birbirine yakın olmasına karşın tek eğitim örneğinin kullanıldığı Gabor+ÇTBA, 10 eğitim örneğinin kullanıldığı Gabor+TBA'dan daha düşük eşit hata oranı (%6.089) üretmiştir. Elde edilen EER değerleri, biyometrik sistemler için yüksek olarak değerlendirilmektedir. Bu değerleri düşürmek ve doğrulama sisteminin performansını arttırmak için her bir sınıf (avuç) için skor normalleştirilmesinin yapılması önerilmiştir. Skor normalleştirme için QLQ normalleştirmeden yararlanılmış ve Şekil 3.22.a'daki FAR-FRR ile Şekil 3.22.b.'deki ROC eğrileri elde edilmiştir.

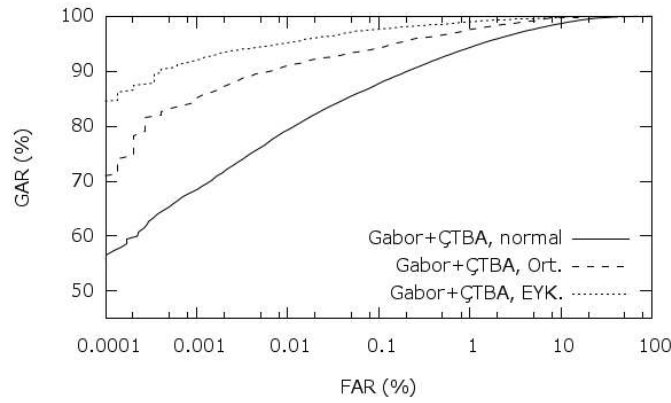
Şekil 3.22.a'da FAR-FRR eğrisi, Şekil 3.21.a'daki FAR-FRR eğrisi ile karşılaştırıldığında, sınıf bazında QLQ normalleştirmenin FAR-FRR değerlerini birbirinden uzaklaştırdığı görülmektedir. Bu sayede, doğrulama işlemlerinde hatalı eşik değeri seçimine karşı hassasiyet azalmaktadır. Diğer bir deyişle, eğitim kümesinin test örneklerini iyi yansıtmamasından ötürü eşik değerinin eşit hata oranındaki değerden daha büyük/küçük seçilmesi, hatalı kabul/red oranını daha az arttıracaktır. Eşit hata oranı değerinde de, QLQ normalleştirmesi ile bir iyileşme sağlanmıştır.



Şekil 3.22. PolyU-II VT üzerinde Gabor+ÇTBA yöntemine QLQ normalleştirmenin uygulanması ile elde edilen FAR-FRR eğrisi (a) ve ROC eğrisinin karşılaştırılması olarak gösterimi (b).

Şekil 3.22.b'deki ROC eğrileri incelendiğinde QLQ normalleştirmenin performansı önemli ölçüde düşürdüğü görülmektedir. Burada dikkat edilmesi gereken husus, QLQ normalleştirme ile eşit hata oranını azaltmanın amaçlandığıdır. Bu durum, ROC eğrisinin sağ tarafında QLQ normalleştirmenin, normalleştirme uygulanmamış yöntemden daha yüksek başarı sağlamasına neden olmuştur.

ROC eğrilerini iyileştirmek için klasik bire bir karşılaştırmaların dışına çıkmanın faydalı olabileceği düşünülmüştür. Bu amaçla, her bir test görüntüsünün, eğitimdeki sınıf ortalamaları ile karşılaştırılması (grafiklerde “Ort” ile ifade edilmektedir) ve sadece eğitimdeki en yakın komşuluğa sahip (en çok benzeyen) örneklerle karşılaştırılması (grafiklerde “EYK” olarak ifade edilmektedir) senaryolarının uygulanması düşünülmüştür. Gabor+ÇTBA yöntemine, ifade edilen senaryoların uygulanması ile elde edilen ROC eğrileri Şekil 3.23.’de gösterilmektedir.



Şekil 3.23. PolyU-II VT üzerinde farklı doğrulama senaryolarının Gabor+ÇTBA yöntemine uygulanması ile elde edilen ROC eğrilerinin karşılaştırılması.

Şekil 3.23.’den görülmektedir ki, her iki senaryo da ROC eğrilerinde iyileştirme sağlamaktadır. 10^{-6} FAR değeri için, en yakın komşuluk mantığının uygulanmasında %84.572, sınıf ortalaması uygulanmasında ise %71.013 gerçek kişi kabul oranı elde edilmektedir. Özellikle EYK mantığının uygulanması ile ROC eğrisinde büyük bir performans artışının sağlandığı, güvenliğin ön planda olduğu düşük FAR değerleri için daha belirgin hale gelmektedir (%30’luk iyileşme mevcut). EYK mantığı ile oluşturulan ROC eğrileri, biyometrik sistemler açısından kabul edilebilir seviyelerde olmuştur. Önerilen senaryolardan elde edilen EER değerleri Tablo 3.6.’da sayısal olarak verilmektedir.

Gabor+ÇTBA yöntemi, klasik doğrulama yaklaşımı ile %3.15 EER değeri elde ederken; QLQ normalleştirme ile %2.88, sınıf ortalaması ile %1.78, en yakın komşuluk ile %0.98 EER değerleri oluşturmuştur. Hata oranının 1/3’üne inmesinin, eğitim kümesindeki

aynı sınıfa ait örneklerin öznitelik uzayında farklı bölgelere düşmesinden kaynaklandığı düşünülmektedir.

Tablo 3.6. PolyU-II VT üzerinde, önerilen doğrulama senaryoları ve normalleştirme yöntemlerinin Gabor+ÇTBA yöntemine uygulanması ile elde edilen EER değerleri.

Doğrulama Senaryosu:	Normal	En yakın komşuluk	Sınıf ortalaması	QLQ normalleştirme
EER değeri:	%3.15	%0.98	%1.78	%2.88

Gabor+ÇTBA yönteminin en yakın komşuluk yaklaşımıyla büyük performans artışı sağlaması, danışmanlı öğrenme yöntemleriyle öznitelik çıkartımı yapılmasının yararlı olabileceği sonucuna götürmüştür. Bu nedenle, Gabor dönüşümünden sonra ÇTBA yerine ÇFA yönteminin uygulanmasına karar verilmiştir. Gabor+ÇFA yöntemi, avuç izi tanımda ilk olarak tarafımızdan uygulanmış olup [8], PolyU-I VT üzerindeki tanıma sonuçları Tablo 3.7.'de verilmektedir.

Tablo 3.7. Gabor+ÇFA yönteminin PolyU-I veritabanı üzerindeki karşılaştırmalı tanıma oranları.

Yöntem:	Gabor+ÇTBA (Gaussian)	Gabor+ÇFA (Gaussian)	Gabor+ÇFA (2. derece polinom)	Gabor+FDA
Tanıma oranı (%):	100	100	99.6	99.6

PolyU-I VT üzerinde Gabor+ÇFA yöntemi, Gaussian çekirdeğiyle %100 başarıyı yakalamışken polinom çekirdeklerde (1. ve 2. dereceden) %99.6 tanıma oranında kalmıştır. Yöntemin kodlanmasında matris tersi ve özvektör hesabı kullanıldığından, gerçek farkı gösterebilecek olan PolyU-II VT üzerindeki testler gerçekleştirilememiştir. Bu nedenle optimizasyonlu çözümü [217] kodlanmıştır. Yeni formülasyonun ve çok sınıflı yapıya kavuşturmak için kullanılan farklı çıkış kodlama tekniklerinin etkisini görmek için PolyU-I VT üzerinde ÇFA yöntemi dalgacık yöntemiyle beraber kullanılmıştır. Elde edilen tanıma oranları, oluşturulan öznitelik sayıları ile birlikte Tablo 3.8.'de verilmektedir.

Tablo 3.8. PolyU-I üzerinde Dalgacık+ÇFA yönteminin farklı çıkış kodlama teknikleri ve özvektörlü yapı ile sağladığı tanıma sonuçları (%) / öznitelik sayıları.

Yöntem	Dalgacık+ÇFA	Dalgacık+FDA
1vsA	96.0 / 100	95.67 / 100
1vs1	96.0 / 4950	94.33 / 4950
MOC	71.33 / 7	51.33 / 7
Özvektörlü yapı	94.33 / 95	91.67 / 42

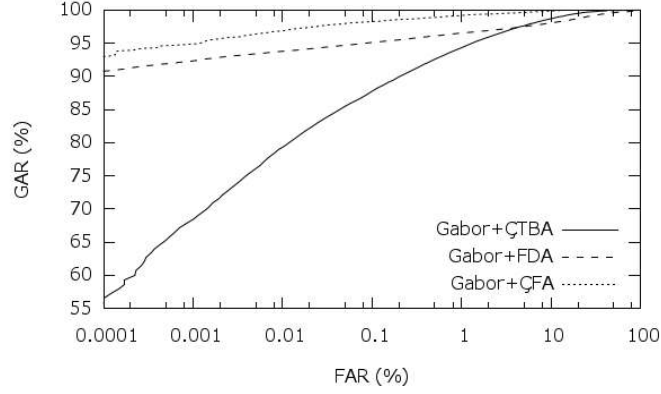
Tablo 3.8.'deki sonuçlar, 1vsA yaklaşımının Dalgacık+ÇFA yönteminde en yüksek tanıma oranlarını 1vs1 yöntemi ile birlikte verdiğini göstermektedir. 1vs1 yöntemi çok fazla öznitelik çıkartması ve çok yavaş kalmasından ötürü tercih edilmemiştir. Ayrıca başarısı ÇFA yönteminde 1vsA ile aynı, FDA yönteminde ise daha düşük çıkmıştır. MOC yöntemi ise çok az öznitelik (sadece 7 öznitelik) çıkartmasına karşın çok zayıf tanıma performansı sağlamıştır. Özvektörlü yapıda 1vsA'a yakın öznitelik sayısı çıkartılmış, ama tanıma başarısı 1vsA'dan geride kalmıştır. Büyük veritabanlarına genelleştirilememesi ve yavaşlığı ise karşılaşılan diğer sorunlarıdır. Bu nedenle 1vsA yaklaşımının kullanıldığı optimizasyonlu çözüm PolyU-II VT üzerinde uygulanmış, Tablo 3.9.'daki sonuçlar elde edilmiştir.

Tablo 3.9. Gabor+ÇFA yönteminin PolyU-II VT üzerinde uygulanması ile elde edilen tanıma oranlarının karşılaştırmalı olarak verilmesi.

Yöntem	Gabor+ÇTBA (Gaussian)	Gabor+ÇFA (Gaussian)	Gabor+ÇFA (2. derece polinom)	Gabor+FDA
Tanıma oranı (%)	97.22	97.43	97.04	96.33

Tablo 3.9.'daki sonuçlardan görülmektedir ki, Gabor dönüşümünden sonra ÇTBA yerinde ÇFA yönteminin uygulanması başarıyı olumlu yönde etkilemektedir. Çekirdek fonksiyonu olarak Gaussian çekirdeğin polinomsal çekirdeklerden daha üstün sonuçlar verdiği, gözlenen diğer bir sonuçtur. Testler esnasında, ÇFA yönteminde 1. dereceden polinomun kullanılmasında (Gabor+FDA'yı ifade ediyor) homojen ve homojen olmayan polinomsal çekirdeklerin etkisi araştırılmıştır. Her iki çekirdeğin aynı sonucu vermesinden ötürü çalışmalarımızın sonraki bölümlerinde homojen polinomsal çekirdekler tercih edilmiştir.

Gabor+ÇFA yöntemi, tanıma testlerinde sağladığı performans artışından sonra avuç izi doğrulamada kullanılmıştır. Performans ölçümü Gabor+FDA ve Gabor+ÇTBA yöntemleriyle kıyaslamalı olarak ROC eğrileri üzerinden verilmiştir (Şekil 3.24.).

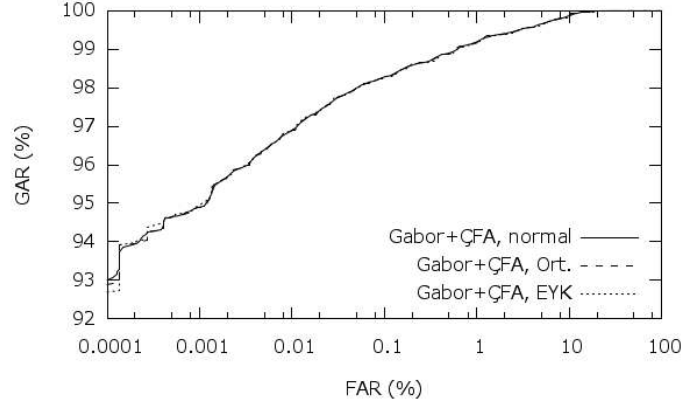


Şekil 3.24. PolyU-II VT üzerinde Gabor+ÇFA yönteminin uygulanması ile elde edilen ROC eğrisinin farklı yöntemlerin ROC eğrileriyle karşılaştırılması.

Şekil 3.24. danışmanlı öğrenme yöntemi olan Fisher Ayırtaçlarının danışmansız ÇTBA yönteminden çok üstün ROC eğrileri ürettiğini göstermektedir. FAR= 10^{-6} iken Gabor+ÇTBA yöntemi ile %55.824 GAR elde edilmesine karşın, Gabor+FDA ile %90.798, Gabor+ÇFA ile %93.003 GAR elde edilmiştir. Aradaki fark, güvenliğin ön planda olduğu sistemler için ÇFA yönteminin vazgeçilmez olduğunu göstermiştir. Gabor+ÇFA yöntemi ROC eğrisinin tamamında Gabor+ÇTBA'dan daha yüksek sonuçlar üretirken, Gabor+FDA yöntemi yüksek FAR değerlerinde daha düşük sonuçlar üretmiştir. EER değerleri kıyaslandığında, ÇFA'nın en iyi, FDA'nın ise ÇTBA'ya yakın sonuçlar ürettiği belirlenmiştir (Gabor+ÇFA %0.861, Gabor+FDA %2.858, Gabor+ÇTBA %3.15 EER değerlerine sahiptir).

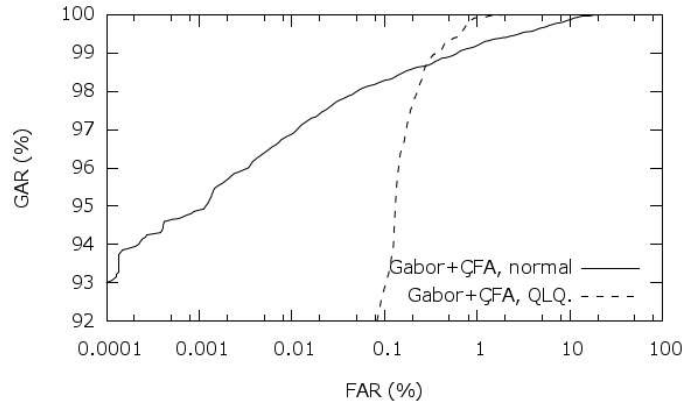
Gabor+ÇTBA yönteminde ROC eğrilerinde performans artışı sağlayan sınıf ortalamaları ve EYK doğrulama senaryoları, Gabor+ÇFA yöntemi için de uygulanmış ve Şekil 3.25.'teki sonuçlar oluşturulmuştur. Şekilde, eğrilerin üçü de eğrinin hemen hemen tamamında üst üste çakışmıştır. Doğrulama senaryolarının ÇTBA yöntemi ile performansta büyük iyileşme sağlamasına rağmen ÇFA ile önemli bir değişikliğe neden olmaması dikkat çekmektedir. Bunun muhtemel nedeni, aynı sınıfa ait örneklerin öznitelik uzayındaki dağılımlarının her iki yöntem için farklı olabilmesidir. ÇTBA'da sınıf bilgisinden bağımsız

olarak örnekler öznitelik uzayında dağıtılmakta ve bunun sonucu olarak sınıf içi varyans büyük olabilmektedir. Buna karşın ÇFA'da öznitelik uzayında sınıf içi varyansların minimizasyonuna çalışılmaktadır.



Şekil 3.25. Farklı doğrulama senaryolarının PolyU-II VT üzerinde Gabor+ÇFA yöntemine uygulanması ile elde edilen karşılaştırmalı ROC eğrileri.

Sınıf bazında normalleştirmenin Gabor+ÇFA yönteminin başarısına etkisi araştırıldığında, Gabor+ÇTBA yöntemi ile benzer sonuçlar ürettiği görülmüştür. Şekil 3.26.'da verilen sonuçlara göre QLQ normalleştirme düşük FAR değerleri için zayıf sonuçlar üretmekte, buna karşın yüksek FAR değerleri için daha iyi sonuçlar üretmektedir.



Şekil 3.26. PolyU-II VT üzerinde Gabor+ÇFA yöntemine QLQ normalleştirmenin uygulanması ile elde edilen ROC eğrilerinin karşılaştırılması.

Gabor+ÇFA yöntemi kullanılması durumunda gerek doğrulama senaryolarının, gerekse normalleştirme tekniklerinin EER değerlerine etkisi Tablo 3.10.'da sayısal olarak verilmektedir.

Tablo 3.10. PolyU-II VT üzerinde, önerilen doğrulama senaryoları ve normalleştirme yöntemlerinin Gabor+ÇFA yöntemine uygulanması ile elde edilen EER değerleri.

Doğrulama senaryosu:	Normal	EYK	Sınıf ort.	QLQ norm.	Z-skor norm.
EER değeri (%):	0.861	0.872	0.873	0.593	0.65

Gabor+ÇFA yöntemi klasik yaklaşımla %0.861 EER değeri oluşturmaya karşın EYK ve sınıf ortalamasında hatanın az miktarda artmasına neden olmuştur (EYK için %0.872, sınıf ortalaması için %0.873). Normalleştirme yöntemleri ise ÇTBA'da olduğu gibi iyileştirme sağlamıştır. EER değerleri Z-skor normalleştirme ile %0.65'e, QLQ normalleştirme ile %0.59'a gerilemiştir.

PolyU-II VT üzerinde elde edilen doğrulama ve tanıma başarısını arttırmak için hatalı tanınan test örnekleri görsel olarak incelenmiştir. Büyük çoğunluğunda ilgi bölgesi seçiminin iyi olmadığı görüldüğünden, ilgi bölgesi seçimini negatif yönde etkileyebilecek olan ön işlemler gözden geçirilmiştir. Böylece hatalı nokta seçimi minimuma indirilmiş ve ilgi bölgesinin hatalı seçimi büyük ölçüde önlenmiştir. Elde edilen yeni avuç izi veritabanında tanıma ve doğrulama testleri gerçekleştirildiğinde performansın üst düzeye çıktığı görülmüştür (Tablo 3.11.).

Tablo 3.11. PolyU-II VT'nın ilgi bölgesi seçiminin gözden geçirilmesi sonucu elde edilen tanıma ve doğrulama sonuçları (%).

	Gabor+FDA	Gabor+ÇFA
Tanıma oranı	98.961	99.714
GAR (FAR=10 ⁻⁶ iken)	80.988	96.945
EER	1.926	0.078
Sınıf bazında EER ort.	0.79	0.0039

Tablo 3.11.'deki tanıma oranları incelendiğinde, her iki öznitelik çıkartımı yöntemi için %2'yi aşan bir iyileşme görülmüştür (Gabor+FDA yöntemi %96.33'ten %98.961'e, Gabor+ÇFA yöntemi de %97.43'ten %99.714'e çıkmıştır). Tanıma performansındaki bu

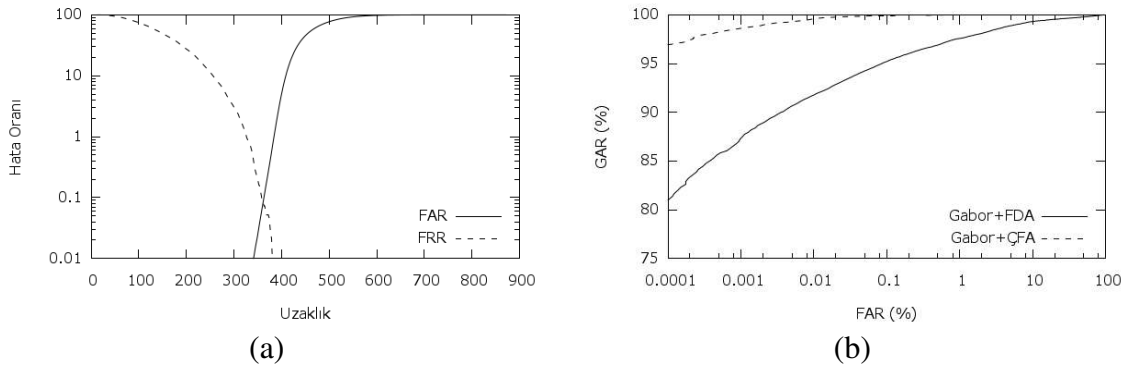
iyileşme doğrulama sonuçlarında da gözlenmiştir. EER değerlerinde Gabor+ÇFA için büyük bir düşüş sağlanmıştır (%0.861'den %0.078'e düşmüştür). Diğer bir ifadeyle eşit hata oranı, önceki sonuçlarda 13 kat daha fazla olarak belirlenmiştir.

Çalışmalarımızda EER değerlerinin düşürülmesi amacıyla Yeomans vd.'nin [36] önerdiği filtrelerden esinlenerek sınıf bazında EER'lerin hesaplanarak ortalamalarının alınması gerçekleştirilmiştir. Sınıf bazında EER ort. olarak adlandırılan bu ölçütün sağladığı değerler normal EER değerlerinden çok daha düşük olmuştur (Gabor+FDA için %0.79, Gabor+ÇFA için sadece %0.0039). Bu durum, doğrulamada her sınıf için ayrı eşik değerinin seçilmesinin performansı pozitif yönde etkileyeceğini göstermektedir.

Doğrulama testleri sonucu oluşturulan FAR-FRR ve ROC eğrileri sırasıyla Şekil 3.27.a ve Şekil 3.27.b'de verilmektedir.

Şekil 3.27.a'daki FAR-FRR eğrisi çok küçük değerlere düştüğünden logaritmik ölçekte verilmiştir. Grafikte, FAR ile FRR eğrilerinin kesişim bölgesinin küçük olduğu, böylece iki kümenin birbirinden yeterli uzaklıklarda bulunduğu gözler önüne serilmektedir.

Şekil 3.27.b.'de Gabor+ÇFA yönteminden elde edilen ROC eğrisinde iyileşme meydana geldiği gösterilmiştir. Bu yöntemle FAR= 10^{-6} değeri için GAR değeri %93.003'ten %96.945'e çıkmıştır (yaklaşık %4'lük iyileşme meydana gelmiştir). Gabor+FDA için ise tersi bir durum (performans düşmesi) söz konusu olmuştur. FAR= 10^{-6} için GAR değeri %90.798'den %80.988'e düşmüştür. Yöntem, yüksek FAR değerleri için önceki avuç izi veritabanına benzer sonuçlar üretebilmiştir.



Şekil 3.27. PolyU-II avuç izi veritabanının yeniden düzenlenmesiyle Gabor+ÇFA yönteminden elde edilen FAR-FRR eğrisi (a) ve ROC eğrisinin karşılaştırmalı olarak gösterimi.

3.5.1.2. KTÜ VT 1.0 Üzerinde Gerçekleştirilen Testler

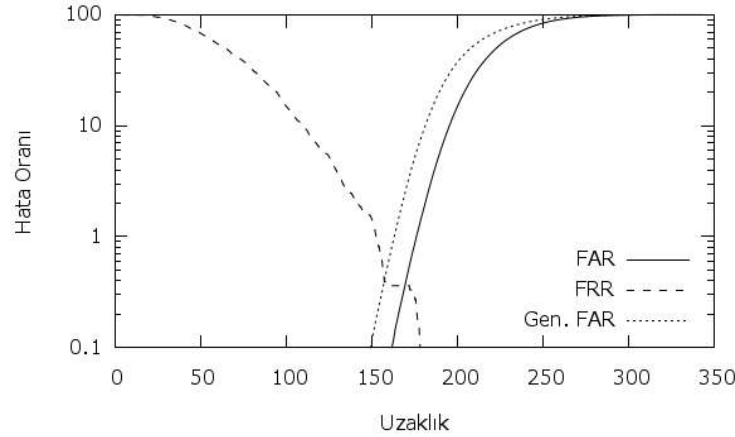
Geliştirilen çevrimiçi sistemlerden elde edilen veritabanlarından ilki, KTÜ Sistem-1 kayıtlarından oluşturulmuştur. Bu veritabanı, gerçek dünyada karşılaşılabilecek problemleri, çeşitliliği içermesi ve orta ölçekli olması özelliklerine sahiptir. “KTÜ VT 1.0” olarak adlandırılan veritabanında öznitelik çıkartma ve sınıflandırma yöntemleri ile ilgili testler gerçekleştirilmiştir. İncelenen ilk test, öznitelik uzayının eğitimi için kullanılan örnek sayısının değişiminin Gabor tabanlı TBA, ÇTBA, FDA ve ÇFA yöntemlerinin tanıma başarılarına etkisinin araştırılmasıdır (Tablo 3.12.).

Tablo 3.12. KTÜ VT 1.0 üzerinde yapılan testlerde eğitim örnek sayısının değişiminin farklı öznitelik çıkartma yöntemlerinin tanıma oranlarına (%) / öznitelik sayısına etkisi.

Sınıf başına eğitim örn. sayısı / Yöntem	Gabor+TBA	Gabor+ÇTBA	Gabor+FDA	Gabor+ÇFA
2	87.83 / 200	90.60 / 269	93.01 / 153	96.02 / 153
3	90.24 / 200	94.10 / 403	96.27 / 153	97.83 / 153
4	94.10 / 320	96.39 / 527	98.67 / 153	99.16 / 153

Tablo 3.12.’de, eğitim için sınıf (avuç) başına düşen örnek sayısı 2, 3 ve 4 seçilerek tanıma oranları ölçülmüştür. Tanıma oranlarının sağında verilen değerler eğitim sonucu oluşturulan öznitelik sayılarını göstermektedir. Sonuçlar incelendiğinde, kullanılan eğitim örneği sayısının arttırılmasının bütün yöntemlerin başarısına pozitif yönde yansıdığı görülmektedir. Gabor tabanlı öznitelik çıkartımı yöntemlerinden TBA en düşük (%94.1), ÇFA da en yüksek (%99.16) tanıma oranlarını sağlamıştır. 2 eğitim örneğinde TBA ile ÇFA arasındaki fark %8 seviyelerinde iken, 4 eğitim örneğinde %5’e düşmüştür. Bunun sebebi, ÇFA yönteminin %100 seviyelerine yaklaşması olarak görülebilir. ÇTBA, TBA yöntemine göre daha iyi sonuç vermekle beraber FDA ve ÇFA yöntemlerinden daha zayıf kalmıştır. Öznitelik uzaylarının boyutları karşılaştırıldığında, TBA’ya dayalı yöntemlerin FDA’ya dayalı yöntemlerden daha fazla öznitelik oluşturduğu ve öznitelik sayılarının kullanılan eğitim örneği sayısına göre değişkenlik arz ettiği görülmektedir. Bunun sebebi, TBA’ya dayalı yöntemlerin problem çözümünde özvektör mantığının kullanılmış olması ve sınıf bilgisinden bağımsız, danışmansız öğrenme kuralı olmalarıdır. 2 eğitim örneğinde TBA 200, ÇTBA 269; 4 eğitim örneğinde TBA 320, ÇTBA 527 öznitelik belirlemiştir. ÇFA ve FDA yöntemlerinde ise 1vsA çıkış kodlama tekniği ile çok sınıflı yapıya

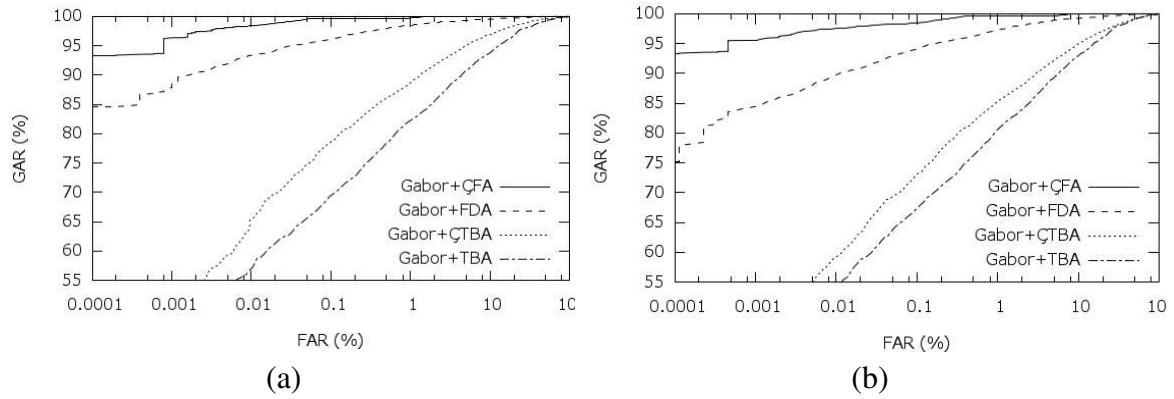
geçildiğinden her durumda sınıf sayısı kadar (153) öznelik çıkartılmıştır. Tanıma başarıları ve öznelik sayıları kıyaslandığında ÇFA yönteminin diğer yöntemlerden üstünlüğü ortaya çıkmaktadır.



Şekil 3.28. Gabor+ÇFA yönteminin, normal ve genişletilmiş KTÜ VT 1.0 üzerinde yapılan doğrulama testlerinde elde edilen logaritmik FAR-FRR eğrileri.

Doğrulama test sonuçlarını elde ederken iki tür veritabanı kullanılmıştır. İlki, tanıma testlerinde kullanılan, her bir sınıfa ait en az 4 örneğin içerildiği “normal VT”dır. İkincisi ise, doğrulama performans ölçümünde sahte kişi testlerini arttırmak amacıyla daha az sayıda örneğe sahip kullanıcıların da içerildiği “genişletilmiş VT”dir. Doğru eşleme sayısı her iki veritabanı için 3,320’dir. Yanlış eşleme sayısı normal VT için 504,640; genişletilmiş VT için 872,452 olarak belirlenmiştir. Bu eşleştirmelerden elde edilen logaritmik FAR-FRR eğrileri Şekil 3.28.’de gösterilmektedir.

Şekil 3.28.’de, doğru eşleme sayıları her iki VT için aynı olduğundan genişletilmiş VT için FRR eğrisi çizilmemiştir. FAR-FRR eğrileri incelendiğinde, genişletilmiş FAR eğrisinin, normal FAR eğrisine kıyasla FRR eğrisi ile daha çok çakıştığı görülmektedir. Diğer bir ifadeyle, daha düşük uzaklıklarda bile hatalı kabul oluşabilmiştir. Bu sonuçlar, genişletilmiş VT’nın daha gerçekçi sonuçlar ürettiğini ifade etmektedir. Normal ve genişletilmiş veritabanları üzerinde farklı öznelik çıkartımı yöntemleri ile elde edilen ROC eğrileri Şekil 3.29.’da gösterilmektedir.



Şekil 3.29. Normal (a) ve genişletilmiş (b) KTÜ VT 1.0 üzerinde yapılan testlerde elde edilen ROC eğrilerinin değişik öznelilik çıkartma yöntemleriyle karşılaştırmalı olarak verilmesi.

Genişletilmiş ve normal veritabanlarından elde edilen ROC eğrileri kıyaslandığında, genişletilmiş VT'nın Gabor tabanlı FDA, ÇTBA ve TBA için daha düşük doğrulama performansı sağladığı açıkça görülmektedir. Gabor+ÇFA yöntemi için ise her iki veritabanından elde edilen ROC eğrilerinin yakın değerler verdiği görülmektedir. Bu durum, Gabor+ÇFA yöntemiyle veritabanı üzerinde elde edilen test sonuçlarının, gerçek hayatta birçok atağın (eklenen örnekler atak olarak yorumlanmaktadır) yapıldığı sistemler için de geçerli olabileceği anlamına gelmektedir. Doğrulama testlerinin sonuçları sayısal olarak Tablo 3.13.'te özetlenmektedir.

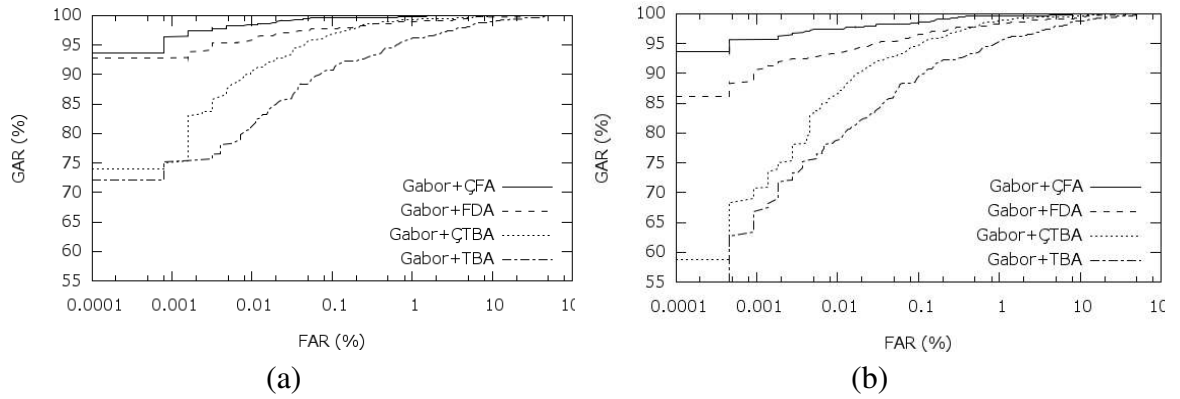
Tablo 3.13. Normal ve genişletilmiş KTÜ VT 1.0 üzerinde yapılan doğrulama testleri ile elde edilen sayısal sonuçlar.

	Normal VT		Genişletilmiş VT		
	GAR (FAR= 10^{-6} iken)	EER	GAR (FAR= 10^{-6} iken)	EER	Sınıf bazında EER ort.
Gabor+TBA	38.64	7.3	23.072	8.048	5.042
Gabor+ÇTBA	35.25	4.978	23.765	6.649	3.434
Gabor+FDA	84.37	1.33	74.819	1.942	0.371
Gabor+ÇFA	93.2	0.361	93.193	0.396	0.02

Tablo 3.13.'teki sayısal sonuçlar, her iki veritabanı için önceki testleri doğrular mahiyettedir. Düşük FAR değerleri için TBA tabanlı yöntemler çok zayıf sonuçlar üretmektedir (FAR= 10^{-6} için normal veritabanında %35-40 arasında, genişletilmiş VT için %23 seviyelerinde GAR değerleri). FAR ile FRR değerlerinin birbirine eşitlendiği durumu ifade eden EER değerlerinde de benzer sonuçlar görülmektedir. TBA tabanlı yöntemlerden

elde edilen en düşük hata oranı %4.9 iken, FDA ile %1.33, ÇFA ile %0.36 EER değeri oluşmuştur. ROC eğrilerinde ifade edilen, normal ve genişletilmiş veritabanları arasındaki fark bu tabloda da gözlemlenmektedir. Genişletilmiş VT üzerinde testlerin gerçekleştirilmesiyle EER değerleri Gabor tabanlı yöntemlerden TBA için %7.3'ten %8.048'e, ÇTBA için %4.978'den %6.649'a, FDA için %1.33'ten %1.942'ye çıkmıştır. Gabor tabanlı ÇFA için ise sadece %0.36'dan %0.39'a artış gözlenmiştir. Genişletilmiş VT için ayrıca, her bir sınıf (avuç) için ayrı ayrı hesaplanan EER değerlerinin ortalamaları da hesaplanmıştır. Bu testler sonucunda Gabor+ÇFA yöntemi ile en düşük hata oranı (%0.02) elde edilmiş ve yöntemin güçlülüğü bir kez daha ortaya koyulmuştur. Yöntemin genel başarısının PolyU veritabanlarıyla elde edilen sonuçlara göre daha düşük çıkmasının ana sebebinin, oluşturulan veritabanının, gerçek dünya koşullarında oluşan çok daha zor örnekleri barındırmasından kaynaklandığı düşünülmektedir.

PolyU veritabanındaki doğrulama testlerinde TBA tabanlı yöntemler için performans iyileştirmesi sağlayan EYK doğrulama senaryosu, KTÜ VT 1.0 üzerinde de test edilmiştir. Bu senaryonun kullanılması ile elde edilen ROC eğrileri her iki veritabanı (normal ve genişletilmiş) için Şekil 3.30.'da verilmektedir.



Şekil 3.30. KTÜ VT 1.0 üzerinde (normal (a) ve genişletilmiş (b)), doğrulamada EYK mantığının kullanılması sonucu farklı öznelilik çıkartımı yöntemlerinden elde edilen karşılaştırmalı ROC eğrileri.

Şekil 3.30.'daki eğriler incelendiğinde, klasik doğrulama senaryosundaki durumun EYK mantığının uygulanmasında da olduğu gözlemlenmiştir: Genişletilmiş veritabanından elde edilen sonuçlar, Gabor+ÇFA haricindeki yöntemler için dikkat çekecek ölçüde zayıf kalmaktadır. Benzer şekilde, EYK mantığının uygulanması Gabor

tabanlı ÇFA yöntemi için çok az miktarda iyileşme sağlarken diğer yöntemlerde büyük oranlarda performans artışına neden olmuştur. Tablo 3.14., doğrulama testlerinden elde edilen sonuçları sayısal olarak özetlemektedir.

Tablo 3.14. Normal ve genişletilmiş KTÜ VT 1.0 üzerinde EYK mantığıyla yapılan doğrulama testleri ile elde edilen sayısal sonuçlar (%).

	Normal VT		Genişletilmiş VT	
	GAR (FAR= 10^{-6} iken)	EER	GAR (FAR= 10^{-6} iken)	EER
Gabor+TBA	71.8	2.707	51.8	3.012
Gabor+ÇTBA	73.49	0.723	58.31	1.079
Gabor+FDA	92.53	1.084	86.02	1.446
Gabor+ÇFA	93.49	0.361	93.49	0.387

Genişletilmiş VT üzerinde FAR= 10^{-6} iken GAR değerleri Gabor tabanlı yöntemlerden TBA için %23'ten %51.8'e, ÇTBA için %23'ten %58.3'e, FDA için %74'ten %86'ya artmıştır. Gabor+ÇFA için ise küçük bir artış (%93.19'dan %93.49'a) gözlenebilmiştir. EER değerleri kıyaslandığında Gabor+TBA yönteminde %37'sine (%8.048'den %3.012'ye), Gabor+ÇTBA yönteminde %16'sına, Gabor+FDA yönteminde %74'üne düştüğü görülmüştür. Gabor+ÇFA ise sadece %0.009 azalmayla %98'ine düşmüştür. Benzer sonuçlar normal veritabanında da görülmektedir. Tabloda dikkat çeken diğer bir husus, Gabor+FDA yönteminden elde edilen sonuçların EYK mantığının uygulanması ile Gabor+ÇTBA'nın gerisinde kaldığıdır.

Çalışmalarımızda, öznelilik çıkartımı amacıyla sadece Gabor dalgacıklarının, sınıflandırıcı olarak ise ÇFA yöntemi ve EKK-DVM yöntemlerinin ayrı ayrı kullanılmasının sınıflandırma başarısına nasıl etki edeceği araştırılmıştır. Sınıflandırma yöntemlerinde kodlama yöntemi olarak 1vsA, kod çözme tekniği olarak kayıp fonksiyonundan yararlanılmıştır. Elde edilen tanıma oranları Tablo 3.15.'te gösterilmektedir.

Tablo 3.15. KTÜ VT 1.0 üzerinde ÇFA ve EKK-DVM yöntemlerinin sınıflandırıcı olarak kullanılması ile elde edilen tanıma oranları.

Yöntem:	FDA	ÇFA	EKK-DVM (doğrusal)	EKK-DVM (Gaussian)
Tanıma oranı (%):	98.67	99.16	98.67	99.16

Sonuçlar incelendiğinde, ÇFA ile EKK-DVM yöntemlerinin aynı çekirdeklerle aynı sonuçları verdiği görülmektedir. Bu durumda daha hızlı olmasından ötürü ÇFA yöntemi EKK-DVM yöntemine tercih edilmiştir. Gabor özneliklerine ÇFA sınıflandırıcısının uygulanması aynı zamanda, Gabor+ÇFA öznelik uzayında AÖÜ'na dayalı EYK sınıflandırıcısının uygulanması ile de aynı tanıma oranlarını vermiştir. Doğrulama işlemlerinde öznelikler arasındaki uzaklığın/yakınlığın belirlenen değerden küçük/büyük olmasına göre değerlendirme yapıldığından, öznelik uzayının boyutunu indirgeyen ve özneliklerin anlamlı hale gelmesini sağlayan Gabor tabanlı ÇFA öznelik çıkartımının kullanılması, doğrudan Gabor özneliklerinin kullanılmasından daha avantajlı olacaktır. Sınıflandırmada önemli bir iyileştirme sağlamadığından ve doğrulama açısından problem arz ettiğinden ötürü ÇFA ve EKK-DVM yöntemleri sonraki çalışmalarımızda sınıflandırıcı olarak uygulanmamışlardır. Bu nedenle, öznelik çıkartımı yöntemi değiştirilmeden sınıflandırmada farklı yöntemlerin (k-EYK ve DVM) ve farklı ölçütlerin (Öklid, Manhattan ve kosinüs) sınıflandırma performansları ölçülmüştür (Tablo 3.16.).

Tablo 3.16. Farklı sınıflandırma yöntemleri ve uzaklık ölçütlerinin KTÜ VT 1.0 üzerindeki tanıma başarısına etkisi.

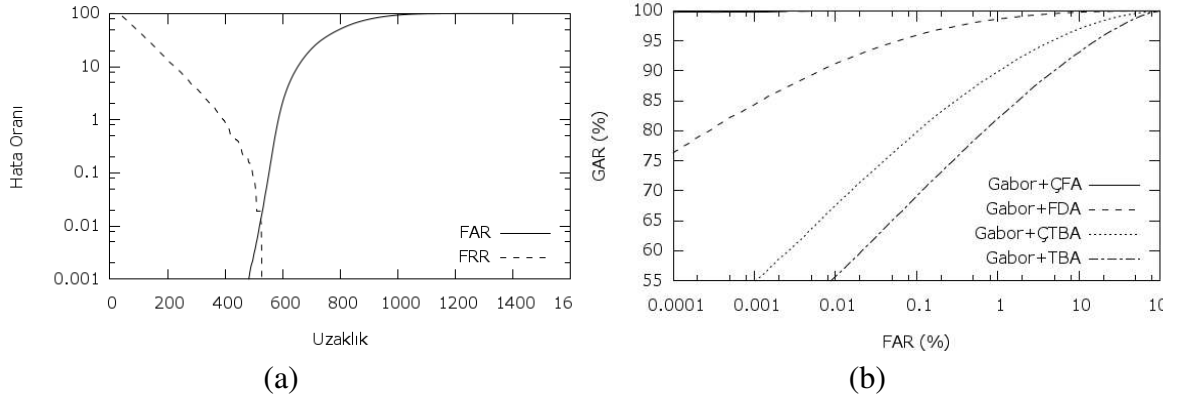
Sınıflandırma yöntemi:	EYK + AÖÜ	EYK + Öklid	EYK + Manhattan	EYK + Kosinüs	k-EYK (k=3 ve 5)	DVM (doğrusal)	DVM (2. dereceden polin.)	DVM (Gaussian)
Tanıma oranı (%):	99.16	98.80	99.04	98.80	99.04	98.80	98.80	99.16

Tablo 3.16. incelendiğinde, en yüksek başarıyı, önceki çalışmalarımızda [201] yüksek başarı sağladığı belirlenen EYK sınıflandırıcı ile AÖÜ ölçütünün sağladığı görülmüştür. DVM yöntemi Gaussian çekirdeğiyle aynı başarıyı yakalamış olmasına karşın, işlem karmaşıklığı fazla olduğundan ötürü tercih edilmemektedir. EYK sınıflandırma yönteminde sırasıyla AÖÜ, Manhattan, Öklid ve kosinüs uzaklığı ölçütleri en yüksek başarıyı elde etmişlerdir. k-EYK yönteminin k=3 ve k=5 için sağladığı değerler test edilmiş ve EYK'dan daha düşük olduğu (%99.04) görülmüştür. DVM yöntemi ise doğrusal

ve 2. dereceden polinomla EYK+Öklid ile elde edilen başarıyı yakalayabilmiştir. Böylece kullanılan sınıflandırma ve uzaklık ölçütlerinin en uygun seçenekler olduğu belirlenmiştir.

3.5.1.3. KTÜ VT 2.0 ve 2.1 Üzerinde Gerçekleştirilen Testler

KTÜ Sistem-2 ile kaydedilen avuç izi görüntüleri düzenlenerek iki adet veritabanı oluşturulmuştur. “KTÜ VT 2.0” ve “KTÜ VT 2.1” olarak adlandırdığımız bu veritabanları birbirlerinin devamı mahiyetindedir. KTÜ VT 2.0 veritabanında 494 kişiden alınan 11,173 görüntü mevcut olup her kişiye ait 12 görüntü eğitimde, geri kalan görüntüler testte kullanılmıştır. Doğrulama için 31,017,588 hatalı eşleme, 62,916 doğru eşleme gerçekleştirilmiştir. Gabor+ÇFA yöntemi ile elde edilen FAR-FRR eğrisi Şekil 3.31.a’da, ROC eğrisi ise diğer yöntemlerle karşılaştırmalı olarak Şekil 3.31.b’de verilmiştir.



Şekil 3.31. KTÜ VT 2.0’da yapılan doğrulama testlerinde Gabor+ÇFA yöntemi ile elde edilen FAR-FRR eğrisi (a) ve ROC eğrisinin (b) farklı öznelilik çıkartımı yöntemleriyle karşılaştırılması.

Gabor+ÇFA yönteminden elde edilen FAR-FRR eğrisi, şekil olarak diğer FAR-FRR eğrilerine benzemekle beraber kullanılan ölçeğin farklı (100-0.001 arasında) olmasından ötürü çok düşük hata oranları sağladığı anlaşılmaktadır. Kesişim bölgesinin küçüklüğü, ROC eğrisine de yansımaktadır. Gabor+ÇFA yöntemi, bir milyonda bir hatalı kabule izin verildiği 10^{-6} FAR değeri için %100’e yakın tanıma başarısı sağlamaktadır. Diğer yöntemlerden Gabor+FDA vasat bir sonuç üretirken Gabor+ÇTBA ve Gabor+TBA çok düşük sonuçlar üretmiştir. Doğrulama ve tanıma testlerinden elde edilen sayısal sonuçlar Tablo 3.17.’de özetlenmektedir.

Tablo 3.17. KTÜ VT 2.0’da yapılan tanıma ve doğrulama testlerinin sonuçları (%).

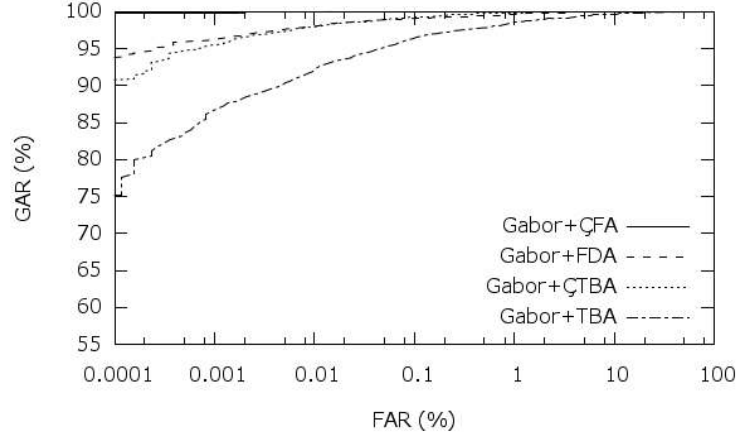
	Gabor+TBA	Gabor+ÇTBA	Gabor+FDA	Gabor+ÇFA
GAR (FAR= 10^{-6} iken):	34.801	44.08	76.33	99.776
EER:	7.885	4.882	1.223	0.013
Tanıma Oranı:	97.349	98.913	99.828	99.904

Doğrulamadan elde edilen sayısal sonuçlar incelendiğinde, Gabor+ÇFA yönteminin dikkat çekici üstünlüğü görülmektedir. Gabor+TBA yöntemi 10^{-6} FAR için, %34.8 GAR değeri oluşturabiliyorken, Gabor+ÇFA yöntemi %99.776 GAR değeri oluşturmuştur. Benzer şekilde Gabor+TBA yöntemi ile elde edilen %7.885 EER değerine karşın Gabor+ÇFA ile %0.013 EER elde edilmiştir. Gabor+ÇFA yöntemi en yakın sonuçları veren doğrusal biçimi olan Gabor+FDA ile de kıyasalanamayacak sonuçlar oluşturmuştur (Gabor+FDA %76.33 GAR ve %1.223 EER elde edebilmiştir). Gabor+ÇFA yönteminin sonuçlarının bu derece yüksek olmasının muhtemel iki sebebi bulunmaktadır. İlki, VT oluşturulurken hatalı görüntülere (az miktarda da olsa) müsamaha gösterilmemesidir (sadece problemsiz görüntülerden oluşması). Böylece, danışman kontrolünde oluşturulan veritabanlarında olduğu gibi kişilerden kaynaklanan hatalar minimuma indirilmiştir. İkinci sebebi ise, ÇFA yönteminde sınıf içi varyansın en düşük, sınıflar arası varyansın en yüksek değere getirilmesinin doğrusal olmayan ayırma hiper düzlemleri ile yapılmasıdır.

Tanıma oranları kıyaslandığında Gabor+ÇFA yönteminin %99.904 ile en yüksek başarıyı sağladığı görülürken, diğer yöntemlerin de yüksek sonuçlar vermesi dikkat çekici olmuştur (Gabor+FDA %99.828, Gabor+ÇTBA %98.913, Gabor+TBA %97.349 doğru tanıma oranları vermiştir). Bunun muhtemel nedeni, test örneklerinin başka sınıftaki örneklere çok benzemesinin yanında, en çok benzediği sınıfın çoğunlukla kendi (doğru) sınıfı olduğudur.

Elde edilen öznitelik sayıları karşılaştırıldığında 1vsA çıkış kodlamasının avantajı ortaya çıkmaktadır: TBA’da 1097, ÇTBA’da 5045, FDA ve ÇFA’da ise 494 öznitelik çıkartılmıştır.

Doğrulama testlerinin EYK mantığıyla gerçekleştirilmesi sonucu elde edilen ROC eğrileri Şekil 3.32.’de verilmektedir.



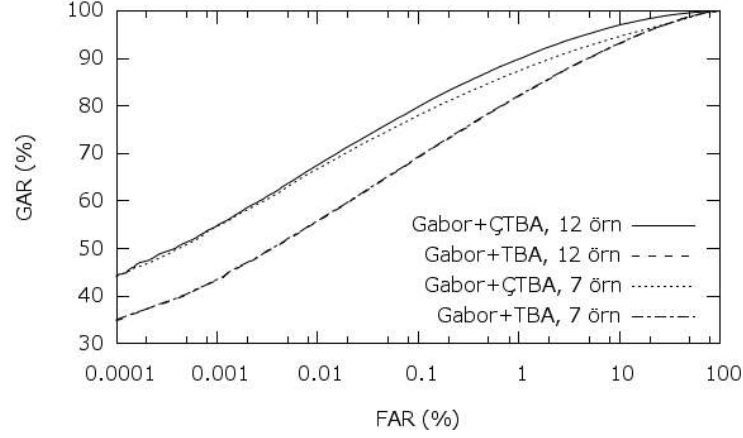
Şekil 3.32. KTÜ VT 2.0’da çeşitli öznelilik çıkartma yöntemlerinin EYK mantığıyla elde edilen karşılaştırmalı ROC eğrisi.

Gabor+ÇFA yöntemi EYK mantığıyla %100 civarındaki başarısını korurken diğer yöntemlerde büyük bir artış gözlenmiştir (10^{-6} FAR için Gabor+FDA %94, Gabor+ÇTBA %90, Gabor+TBA %75 GAR değerleri vermiştir). Burada Gabor+ÇTBA yönteminden elde edilen ROC eğrisinin FDA yönteminden elde edilen ROC eğrisine yaklaştığı gözlemlenmiştir.

KTÜ VT 2.0 ve 2.1’de eğitim için ayrılan örnek sayılarının fazla olması (her sınıfa ait 12 örnek) işlem yükünü arttırmış ve özellikle özvektör probleminin çözümünü gerektiren TBA tabanlı yöntemler için eğitim sürelerini olumsuz yönde etkilemiştir. Bu nedenle, TBA tabanlı yöntemlerde 12 yerine 7 örnek alınmasının tanıma / doğrulama performansına etkisi araştırılmıştır. Tanıma oranlarında Gabor+TBA %97.349’dan %97.33’e, Gabor+ÇTBA ise %98.913’ten %98.608’e düşmüştür. Tanıma başarısındaki düşüş çok küçük seviyelerde olduğundan az örnek kullanılmasının sorun teşkil etmediği belirlenmiştir. Doğrulama testlerinin görselleştirildiği Şekil 3.33.’te her bir sınıf için 7 ve 12 örneğin eğitimde kullanılması ile elde edilen ROC eğrileri TBA ve ÇTBA yöntemleri için verilmiştir.

ROC eğrilerinde 12 örnek ile 7 örnek arasında büyük bir fark olmadığı görülmektedir (hemen hemen aynı). Bununla beraber, 7 örnek kullanıldığında çıkartılan öznelilik sayısı TBA ile 1,097’den 990’a, ÇTBA ile 5,045’ten 3,051’e düşmektedir. Ayrıca eğitim için harcanan sürelerde önemli ölçüde düşüş olmuştur (yaklaşık olarak 1/3’üne inmiştir). Dolayısıyla başarıda elde edilen kayıplar hız ve öznelilik sayısında kazanca

dönüştüğünden, az sayıda eğitim örneğinin kullanılması (7 örnek ile doyuma ulaşıldığı düşünülebilir) tercih edilebilir olmuştur.



Şekil 3.33. KTÜ VT 2.0’da öznitelik uzayı oluşturmada daha az sayıda örnek kullanımının TBA tabanlı yöntemler üzerindeki etkisinin ROC eğrileri ile gösterimi.

ÇFA yönteminde özvektör hesabı kullanılmadığı için eğitim süresi bütün örneklerin kullanılması durumunda dahi kabul edilebilir seviyelerde olmuştur (ÇTBA ile 7 örneğin kullanılmasından daha az sürede eğitim gerçekleştirilmektedir). Bu nedenle ÇFA yöntemi için az örneğin kullanılmasının etkisini araştırmaya gerek duyulmamıştır.

KTÜ VT 2.0 ve 2.1 üzerinde gerçekleştirilen diğer bir test, öznitelik uzayının az sayıda sınıfla oluşturulmasının tanıma başarısına etkisi üzerine olmuştur. Geliştirilen çevrimiçi sistemlerde kişilerin anında doğrulanması istendiğinde, eğitim uzun zaman alacağından yeni öznitelik uzayı oluşturulmadan, örneklerin önceki öznitelik uzayına aktarılıp sınıflandırılmasının yeterli olabileceği düşünülmüştür. Bu amaçla, Gabor+ÇFA yöntemi KTÜ VT 2.0’da 300, KTÜ VT 2.1’de 200 ve 400 sınıfla eğitilmiş, bütün sınıfların (494 ve 534) tanınması gerçekleştirilmiştir. Elde edilen sayısal sonuçlar karşılaştırmalı olarak Tablo 3.18.’de verilmektedir.

Tablo 3.18.’den görüldüğü üzere, KTÜ VT 2.0’da 300 kişi ile oluşturulan uzayda 494 kişiyi sınıflandırmak tanıma başarısında sadece %0.5 oranında düşüşe neden olmuş ve %99.33’lük başarı sağlanmıştır. KTÜ VT 2.1’de de benzer sonuçlar elde edilmiş, 400 sınıfla %0.42, 200 sınıfla %1.36’lık düşüş meydana gelmiştir. Eğitimi yapılan kişi sayısı arttığı zaman bu oranın daha da düşmesi beklenmektedir. Diğer bir deyişle, sınıf sayısının

500'den 694'e çıkmasıyla oluşan tanıma oranındaki farkın, sınıf sayısının 300'den 494'e çıkmasıyla oluşacak farktan düşük olacağı tahmin edilmektedir.

Tablo 3.18. KTÜ VT 2.0 ve 2.1 üzerinde az sayıda sınıfla öznitelik uzayının oluşturulmasının Gabor+ÇFA yöntemiyle elde edilen tanıma oranlarına etkisi.

Öznitelik çıkarımında kullanılan kişi sayısı:	200	300	400	494	534
KTÜ VT 2.0	-	%99.33	-	%99.90	-
KTÜ VT 2.1	%97.82	-	%98.76	-	%99.18

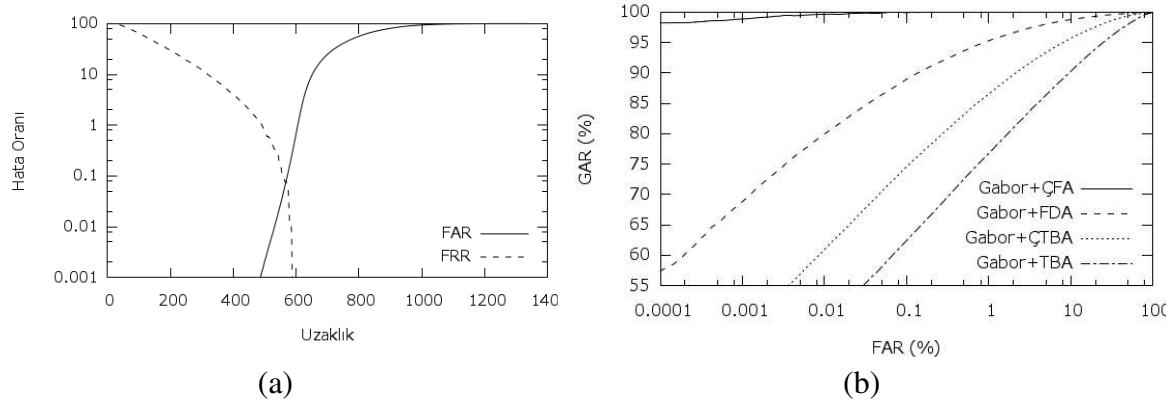
KTÜ VT 1.0 üzerinde gerçekleştirilen ÇFA yönteminin sınıflandırıcı olarak kullanılması KTÜ VT 2.0 üzerinde de gerçekleştirilmiş ve Tablo 3.19.'daki sonuçlar elde edilmiştir.

Tablo 3.19. Gabor+ÇFA yönteminin sınıflandırıcı olarak kullanılması ile KTÜ VT 2.0 üzerinde elde edilen tanıma oranları.

Yöntem:	FDA	ÇFA
Tanıma oranı (%):	99.26	99.90

Sonuçlar incelendiğinde, FDA sınıflandırıcısının FDA öznitelik çıkartımı + AÖÜ'na dayalı EYK yönteminden daha düşük sonuç verdiği görülmektedir (tanıma oranı %99.82'den %99.26'ya düşmüştür). ÇFA yönteminin kullanımında ise tanıma oranları değişmemiştir. Başarıda artışa sebep olmaması ve önceki bölümde ifade edilen nedenlerden dolayı ÇFA sınıflandırıcısının kullanımı uygun bulunmamıştır.

KTÜ Sistem-2'nin kullanımına paralel olarak KTÜ VT 2.0 genişletilerek KTÜ VT 2.1 oluşturulmuştur. Sınıf sayısının 534'e, örnek sayısının 15,470'e çıkmasının haricinde bu veritabanına kısmen daha çok farklılık arz eden (kullanıcı hatasına sahip) örnekler de dâhil edilmiştir. Doğruluk testleri için her bir test örneğinin kendi sınıfına ait olmayan eğitim örnekleriyle eşleştiği 57,960,552 yanlış eşleme ve her bir test örneğinin kendi sınıfına ait eğitim örnekleriyle eşleştiği 108,744 doğru eşleme yapılmıştır. Bu eşlemelerle KTÜ VT 2.1 üzerinde Gabor+ÇFA yönteminden elde edilen logaritmik FAR-FRR ve ROC eğrileri Şekil 3.34.'te verilmektedir.



Şekil 3.34. Gabor+ÇFA yönteminin KTÜ VT 2.1 üzerinde uygulanması ile elde edilen FAR-FRR ve ROC eğrilerinin karşılaştırılması gösterimi.

FAR-FRR ve ROC eğrileri incelendiğinde, KTÜ VT 2.0 ile elde edilen sonuçlardan daha zayıf sonuçlar elde edildiği görülmektedir. Bunun sebebi, veritabanının, tanınması zor örnekleri daha çok içermesi ve büyümesidir. FAR-FRR eğrilerindeki çakışma bölgesi, KTÜ VT 2.0'dan elde edilene göre daha büyük olmasına karşın KTÜ VT 1.0'dan elde edilenden daha küçük, PolyU VT'ndan elde edilen ile aynı seviyelerde olduğu görülmektedir. ROC eğrileri incelendiğinde, tanıma oranlarında düşüş olmakla beraber yöntemlerin başarı sıralamasında ve aralarındaki farklarda KTÜ VT 2.0'a kıyasla önemli bir değişim olmadığı gözlenmiştir. Tanıma ve doğrulama testlerinden elde edilen sayısal sonuçlar Tablo 3.20.'de özetlenmiştir.

Tablo 3.20. KTÜ VT 2.1'de gerçekleştirilen tanıma ve doğrulama testlerinin sonuçları (%).

	Gabor+TBA	Gabor+ÇTBA	Gabor+FDA	Gabor+ÇFA
GAR (FAR= 10^{-6} iken):	25.743	35.213	56.401	98.053
EER:	9.946	6.09	2.953	0.159
Tanıma Oranı:	93.324	98.546	98.985	99.183

Doğrulama testlerinde Gabor+ÇFA yöntemi ile FAR= 10^{-6} için, %99.183 GAR değeri sağlanabilmektedir. Buna karşın aynı FAR değeri için Gabor+FDA %56.4, Gabor+ÇTBA %35.213, Gabor+TBA %25.743 GAR elde edebilmişlerdir. Gabor+ÇFA yöntemi %1 FAR seviyesinde %100 GAR verebilmekte iken Gabor+FDA %95, Gabor+ÇTBA %88, Gabor+TBA ise %76 GAR verebilmektedir. EER değerlerinde de benzer durum söz konusudur. Gabor+ÇFA yönteminin en yakın takipçisi olan Gabor+FDA yöntemi 18 kat daha fazla hata oranına sahiptir (Gabor+ÇFA ile sadece %0.159 EER elde edilmiştir).

Tanıma oranları kıyaslandığında, KTÜ VT 2.0'da olduğu gibi yöntemler arasındaki farkın azaldığı görülmektedir. Elde edilen tanıma oranlarından sadece Gabor+TBA'da büyük bir düşüş olmuştur (tanıma oranı %4 düşmüştür). Gabor+ÇFA yöntemi KTÜ VT 2.1'deki tanıma teslerinde de %99.183 tanıma oranı ile en yüksek başarıyı sağlamıştır.

KTÜ VT 2.1 üzerinde elde edilen sonuçlar önceden elde ettiğimiz sonuçları destekler mahiyettedir. Gabor+ÇFA yöntemi özellikle doğrulamada diğer yöntemlerden çok daha iyi sonuç vermektedir. Ayrıca, elde edilen öznitelik sayısı bakımından önerilen yöntemin üstünlüğü bulunmaktadır. TBA tabanlı yöntemler özvektör hesabına göre çözüldüğünden TBA'da 1,104, ÇTBA'da da 5,352 öznitelik oluşturulmuş ve kullanılmıştır. FDA ve ÇFA yöntemleri ise çalışmalarımızda iki sınıftan çok sınıflıya 1vsA mantığıyla geçirildiğinden öznitelik sayısı sınıf sayısı olan 534'te kalmıştır. Bu sonuçlar, ÇFA'nın, FDA ile beraber öznitelik sayısı bakımından TBA tabanlı yöntemlere olan avantajını ortaya koymaktadır.

3.5.1.4. Serbest Arka Planlı Sistemle Elde Edilen Veritabanında Gerçekleştirilen Testler

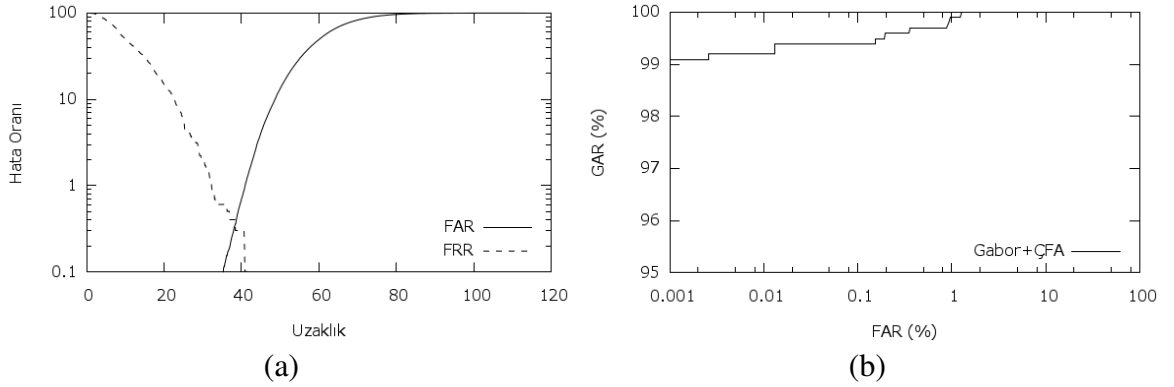
Bu bölümde, karmaşık arka planda görüntü bölütleme amacıyla oluşturulan küçük ölçekli veritabanı üzerinde gerçekleştirilen tanıma ve doğrulama testlerinin sonuçları verilmektedir. Veritabanında ilk 3 görüntü eğitim, diğerleri test olarak seçilmiştir. Toplamda 120 görüntü eğitim, 330 görüntü test için kullanılmıştır. Öznitelik çıkartımı yöntemi olarak önceki testlerimizde üstün başarı sağlayan Gabor+ÇFA yöntemi kullanılmıştır. Böylece, yöntemin diğer yöntemlere olan üstünlüğünden ziyade, oluşturulan veritabanı üzerindeki başarısı ölçülmüştür. Sonuçlar, tanıma oranı, EER, GAR (FAR=0 ve FAR= 10^{-4} iken) değerleri ile Tablo 3.21.'de verilmiştir. Ayrıca doğrulama testlerinden elde edilen FAR-FRR ve ROC eğrileri Şekil 3.35.'te gösterilmektedir.

Tablo 3.21. Serbest arka planlı veritabanı üzerinde Gabor+ÇFA yönteminin uygulanması ile elde edilen tanıma ve doğrulama sonuçları (%).

Ölçüt / Yöntem	Gabor+ÇFA
GAR (FAR= 10^{-4} iken):	99.192
GAR (FAR=0 iken):	98.99
EER:	0.354
Tanıma Oranı:	99.7

Serbest arka plana ve deęişik el yerleřtirmelerine sahip görüntülerden oluşan veritabanında elde edilen %99.7'lik tanıma oranı yüksek bir deęer olarak görölmektedir. Bu deęer 330 test örneęinden sadece 1 tanesinin hatalı tanındığı anlamına gelmektedir.

Doęrulama testleri için 990 doęru eřleme, 38,610 yanlış eřleme yapılmıř ve ümit verici sonuçlar saęlanmışır. %0.35 eřit hata oranının yanında, hatalı kabule izin verilmedięi durumda oluşan %98.99'luk GAR deęeri dikkat çekicidir. Örneę sayısı az olduęundan $FAR=10^{-4}$ için GAR deęeri ölçölmüş ve %99.192 olarak bulunmuřtur. Gerek FAR-FRR eęrisinde hata oranı ölçeęinin %0.1'e kadar alınması, gerekse ROC eęrisinde FAR deęerinin 10^{-5} 'e kadar gösterilmesinin sebebi veritabanının küçük olması sonucu eřleme sayılarının yetersiz olmasıdır. Örneęin 10^{-5} FAR deęeri, 100,000 örnekte bir yanlış kabulün olduęu durumu ifade etmektedir. Toplam 38,610 yanlış kabul olduęu için bu deęerden daha düşük FAR deęerleri bir anlam taşımamaktadır.



řekil 3.35. Serbest arka planlı VT üzerinde Gabor+ÇFA yönteminin uygulanması ile elde edilen logaritmik FAR-FRR (a) ve ROC (b) eęrileri.

Elde edilen tanıma ve doęrulama sonuçları sistemin daha ileriye götürülebilir aşamada olduęunu göstermiş ve güvenlikten ziyade esnek kullanımın ön planda olduęu avuç izi biyometrik uygulamaları için tatmin edici sonuçlar vermiştir.

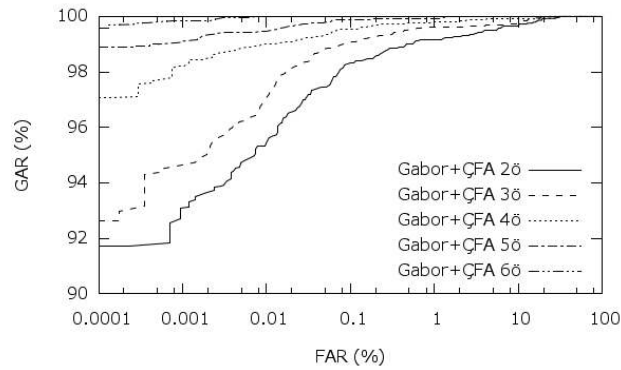
3.5.1.5. Temassız Sistemle Elde Edilen Veritabanında Gerçekleřtirilen Testler

Çalışmalarımızda geliřtirilen temassız sistemin tanıma/doęrulama başarısı, Gabor+ÇFA'nın öznitelik çıkartımı yöntemi olarak sečilmesi ve farklı sayıdaki eğitim

örneklerinin kullanılması ile ölçülmüştür. Elde edilen sayısal değerler Tablo 3.22.'de, ROC eğrileri Şekil 3.36.'da gösterilmektedir. FAR-FRR eğrisi, 4 eğitim örneği için ilgi bölgesi çıkartımı bölümünde incelendiğinden burada tekrardan ele alınmamıştır.

Tablo 3.22. Temassız VT üzerinde Gabor+ÇFA yönteminden elde edilen tanıma ve doğrulama sonuçlarına farklı sayıda eğitim örneğinin etkisi (%).

Sınıf başına düşen eğitim örneği sayısı:	2	3	4	5	6
GAR (FAR= 10^{-6} iken):	91.724	92.635	97.078	98.89	99.565
EER:	0.855	0.487	0.277	0.117	0.012
Tanıma Oranı:	97.606	98.709	99.488	99.708	100



Şekil 3.36. Farklı sayıda eğitim örneklerinin kullanılmasıyla temassız veritabanı üzerinde Gabor+ÇFA yönteminden elde edilen ROC eğrileri.

Tablo 3.22. ve Şekil 3.36., eğitim örneği sayısının arttırılmasının bütün ölçütler bakımından sistemin performansına pozitif yönde etki ettiğini göstermektedir. Temassız sistemimiz, 6 eğitim örneğinin kullanılması durumunda %100 tanıma oranı, %0.012 EER değeri ve 10^{-6} FAR değeri için %99.565 GAR değeri ile etkileyici sonuçlar vermiştir.

Başarıdaki en büyük artış, sınıf başına düşen eğitim örneği sayısının 3'ten 4'e çıkarılması ile elde edilmiştir (tanıma oranında %1.103, 10^{-6} FAR değeri için GAR değerinde %4.443 artış, EER değerinde %0.21'lik düşüş meydana gelmiştir). Temassız sistemlerle kullanıcılardan fazla örnek alımının zor olacağı düşünülürse, %99.488 tanıma oranı, %0.277 EER değeri ve 10^{-6} FAR için %97.078 GAR sağlayan 4 eğitim örneği en iyi çözümü sunmaktadır. Ayrıca testlerde kullanılan örnek sayılarına bakıldığında (2 örnek için 1462, 3 örnek için 1317, 4 örnek için 1172, 5 örnek için 1027, 6 örnek için 882) daha

fazla çeşitliliği içermesinden dolayı, 5 ve 6 örnekten elde edilen sonuçlara kıyasla 4 örneğin daha güvenilir sonuçlar ürettiği söylenebilir. En düşük performansın sergilendiği 2 eğitim örneğinde elde edilen %97.606 tanıma oranı, %0.855 EER değeri ve 10^{-6} FAR değeri için %91.724 GAR değeri; öznitelik çıkartımı ve sınıflandırma yöntemlerinin güçlülüğünün yanında önerdiğimiz model tabanlı yöntemle seçilen ilgi bölgesinin tutarlılığını, bölütleme yönteminin başarısını ve görüntü alımı için yapılan ayarların uygunluğunu göstermektedir.

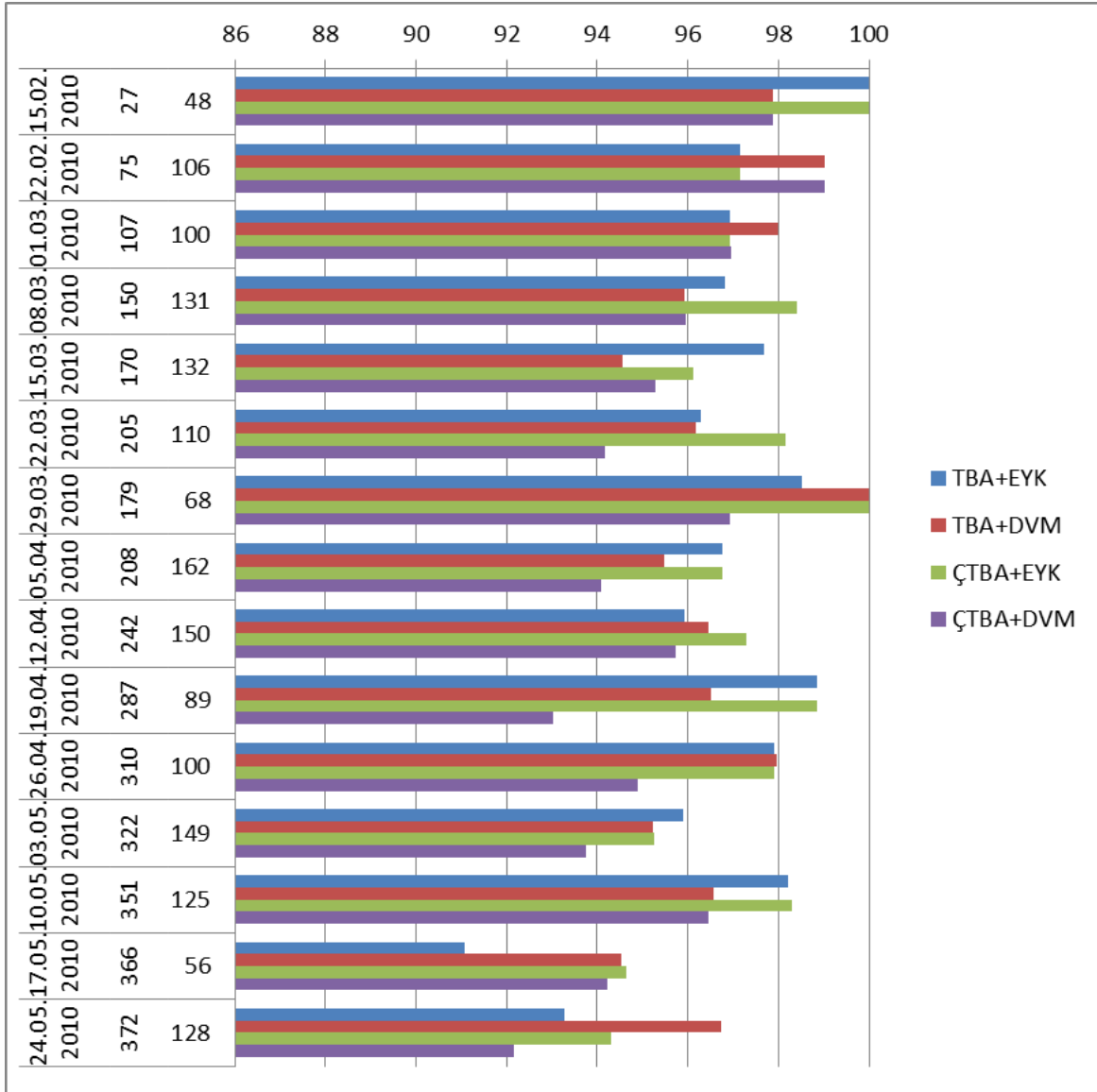
3.5.2. Çevrimiçi Sistemlerden Elde Edilen Sonuçların Analizi

3.5.2.1. KTÜ Sistem-1'in Çevrimiçi Sonuçlarının Değerlendirilmesi

KTÜ Sistem-1 2009-2010 yılları arasında 2 yıllık süreçte hizmet vermiş olmakla beraber, kapsamlı analizler sadece 2010 bahar dönemi için yapılmıştır. Diğer dönemlerde yeterli testler gerçekleştirilmemesi ve sistem üzerinde değişiklikler yapılmasından ötürü yüzeysel incelemeler yapılmıştır.

İncelemeler 15.02.2010 - 01.06.2010 tarihleri arasındaki 15 haftadaki sonuçları içermektedir. Bu zaman diliminde 39'u sisteme yapılan atak olmak üzere toplam 1,654 test (doğrulama girişi) gerçekleştirilmiştir. Sisteme kayıtlı olup yeterli eğitim örneği vererek eğitilen kişi sayısı başlangıçta 27 iken dönem sonunda 387'ye kadar artmıştır. Grafikte eğitime dâhil edilen kullanıcı sayısındaki düşüş, veritabanının dikkatli şekilde incelenmesiyle belirlenen hatalı ve tekrar kayıtların silinmesi sonucu yeterli eğitim örneğini sağlayamayan sınıfların eğitim dışı tutulmasından kaynaklanmaktadır. Başarı değerlendirmesinde doğru belirlenen ataklar pozitif tanımaya, sistem hataları negatif tanımaya dahil edilmiştir. Kullanıcıdan kaynaklanan hatalar ise değerlendirmelere katılmamıştır. Böylece elde edilen, haftalık tanıma oranları Şekil 3.37.'de karşılaştırmalı olarak verilmiştir.

Şekil 3.37.'de, sol sütunda incelenen haftanın başlangıç tarihi, ortada o tarihte eğitime dahil olan örnek sayısı, sağda o haftada gerçekleştirilen test sayısı verilmektedir. Haftalık kayıtlar incelendiğinde, en yoğun haftada 162, en az kullanılan haftada 48 test gerçekleştirildiği görülmektedir.



Şekil 3.37. KTÜ Sistem-1’den elde edilen haftalık tanıma başarılarının farklı yöntemler için karşılaştırmalı olarak gösterimi.

Yöntemler karşılaştırıldığında, TBA+EYK yönteminin 2 hafta, TBA+DVM yönteminin 3 hafta, ÇTBA+EYK yönteminin 5 hafta en yüksek başarı oranlarını elde ettiği görülmüştür. Ayrıca, 3 hafta TBA+EYK ile ÇTBA+EYK, 1 hafta TBA+DVM ile ÇTBA+EYK, 1 hafta da TBA+DVM ile ÇTBA+DVM yöntemleri birinciliği paylaşmışlardır. Bu sonuçlar, 15 haftanın 9’unda en yüksek başarı oranlarını elde eden ÇTBA+EYK yönteminin haftalar bazında en başarılı yöntem olduğunu göstermektedir. Haftalık en düşük başarı oranları karşılaştırıldığında ÇTBA+EYK yönteminin %94.64 ile en başarılı, TBA+EYK yönteminin de %91.07 ile en başarısız yöntem olduğu görülmüştür. Bütün günlerin toplamından elde edilen genel başarılar da şu şekilde oluşmuştur:

TBA+EYK %96.69, TBA+DVM %96.55, ÇTBA+EYK %97.15, ÇTBA+DVM %95.22. Haftalık bazda TBA+DVM yönteminin TBA+EYK yöntemine göre daha üstün sonuçlar vermesine karşın genelde daha düşük başarı sağlaması, çekirdek parametresinin bazı haftalarda iyi belirlenmediği, üstünlük sağlayamadığı haftalarda düşük sonuçlar elde ettiği ve üstünlük sağladığı haftaların test sayılarının daha fazla olduğu şeklinde yorumlanabilir.

TBA öznitelik çıkartımı ile beraber sınıflandırmada EYK yerine DVM yönteminin kullanılması performansta düşüşe neden olmuştur. TBA+DVM yöntemi ile elde edilen başarının %96.55 olduğu düşünüldüğünde DVM'nin başarısız değil, EYK yönteminin daha başarılı olduğu anlaşılmaktadır. Ayrıca, parametre seçiminin iyileştirilmesinin sonuca pozitif yansıyabileceği düşünülmektedir.

TBA+EYK yöntemi, doğrusal olmayan biçimi olan ÇTBA+EYK'dan sadece 2 haftada daha yüksek başarı elde edebilmiştir. Bununla beraber TBA+DVM yöntemi, doğrusal olmayan ÇTBA+DVM yönteminden genelde iyi sonuç vermiş ve sadece 2 hafta geride kalmıştır. ÇTBA+DVM yöntemi, doğrusal olmayan TBA ve DVM yöntemlerini kullandığından ayarlanması gereken parametre sayısı ve tarama uzayı diğer yöntemlere göre daha fazladır. Çalışmalarımızda, ÇTBA+DVM yöntemi için elde edilen sonuçlar, çapraz geçerlilik sınaması ile parametrelerinin uygun seçilemediğini göstermektedir. Ayrıca, iki çekirdek yöntemin peşpeşe kullanılmasının negatif etkiye neden olabileceği de düşünülmektedir.

Haftalık incelemelerde, en düşük başarının %94.64, en yüksek başarının ise (2 haftada elde edilen) %100 olduğu belirlenmiştir. En düşük başarının elde edildiği hafta, en az kullanım olduğu ikinci hafta (56 test) olduğundan elde edilen sonuç, genel performansı çok etkilememektedir. En yoğun kullanım olduğu haftada (162 test) elde edilen başarı oranı ise %96.77 olarak hesaplanmıştır.

Öznitelik sayıları araştırıldığında, TBA yönteminin 683'e, ÇTBA yönteminin 1,027'ye kadar öznitelik boyutunu yükselttiği görülmüştür.

Yöntemlerin başarısını etkileyen genel nedenler ise şunlardır: Dışarıdan gelen ışığın miktarının fazla olması eldeki çizgilerin belirginliğinde bozulmalara neden olmuştur. Ayrıca, kamera fiziksel olarak avuca yakın durduğundan görüntülerde perspektif bozulması meydana gelmiştir. Sistemin eğitimi için her kişiden alınan örnek sayısının 3 ile sınırlandırılması da başarıyı olumsuz yönde etkilemiştir. Sistemdeki eksikliklere rağmen elde edilen başarı oranları ümit verici olarak görülmüştür.

3.5.2.2. KTÜ Sistem-2'nin Çevrimiçi Sonuçlarının Değerlendirilmesi

Çalışmalarımızda incelenen diğer çevrimiçi sonuçlar, 11 Ekim 2010 – 28 Haziran 2011 tarihleri arasındaki 8.5 aylık dönemde KTÜ Sistem-2'den elde edilmiştir. Daha önce incelenen çevrimiçi sonuçlardan farklı olarak bu dönemde aynı anda Gabor tabanlı yöntemlerden ÇFA, FDA ve TBA'nın sonuçları kaydedilmiştir. Sınıflandırma için AÖÜ'na dayalı EYK yöntemi kullanılmıştır. Burada Gabor+ÇFA yöntemi haricindeki diğer yöntemlerin sonuçlarının analizi yapılamamıştır.

Avuç izi tanıma sistemi ile 163 farklı günde testler gerçekleştirilmiştir. Çevrimiçi sistem daha önceki yıllarda da çalıştırıldığından kayıtlı (eğitime dâhil olan) kişi sayısı 660 ile başlamıştır. Dönem içinde yeni kişilerin kayıt olması ve bazılarının ayrılması nedeniyle kayıtlı kullanıcı sayısı 631 ile 708 arasında değişmiştir. Sistemin eğitimi genellikle haftada bir yapılmış olup, yeni kayıtların yoğun olmadığı dönemlerde daha uzun zaman aralığında da gerçekleştirilmiştir. Grafikte eğitime dâhil olan kişi sayısındaki azalmanın nedeni, sisteme kayıtlı olan kullanıcılardan bir kısmının sistemi kullanımlarının sona erdirilmesi amacıyla (mezuniyet gibi nedenlerden ötürü) kayıtlarının silinmesidir.

Sisteme kayıtlı kişilerden 11'i bölüm personeli, geri kalanlar ise lisans, lisans üstü öğrencileridir. Kayıtlı kişilerin büyük çoğunluğunun üniversite öğrencisi olmaları yaş aralığının sınırlı olmasına (18-32 yaş arası), böylece avuçlar arasındaki benzerlik oranının artmasına neden olmaktadır. Testlerin yapıldığı en son gün kayıtlı olan 708 kişiden 86'sı bayan 622'si erkektir. Görüntüler 768×576 piksel ekran çözünürlüğünde alınmıştır.

Avuç izi tanıma sisteminin çalıştırıldığı günlerde gün içerisinde en az 1, en çok 217 doğrulama girişi (test) olmuştur. En fazla giriş yapan kişi toplam 202 giriş denemesinde bulunmuştur. Sisteme kayıtlı kullanıcılardan 631'i teste girmişlerdir (geri kalanlar okuldan ayrılma ya da gereksinim duymama gibi nedenlerle sadece kayıtlı kalmış, giriş denemesinde bulunmamışlardır). Günlük ortalama test sayısı 82 olarak gerçekleşmiştir. Toplamda 13,385 test yapılmış, bunlardan 299'u kullanıcı hatası, 145'i (%1,108) sistemden kaynaklanan yanlış red, 163'ü (%1,246) ataklarda elde edilen doğru red, 12,778'i de (%97,646) doğru kabul olarak belirlenmiştir. Sistem çalışırken yapılan ataklardan hiçbirisi yanlış kabulle sonuçlanmamıştır. Bu durumda elde edilen FAR ve FRR değerleri sırasıyla %0.0 ve %1.122 olarak karşımıza çıkmaktadır. Kullanıcı girişlerinde sisteme görüntü alma başarısızlığı (failure to acquire - FTA) ve sisteme kayıt başarısızlığı (failure to enroll - FTE) sorunları oluşmamıştır. Kullanıcı hatası sınıfına, elin aşırı şekilde

ilerde ve geride olması, aşırı şekilde bastırılması, düzgün yerleşmemiş olması, ıslak olması, lekeli olması, giysinin avuç izi örüntüsünü bozacak şekilde görüntüye dâhil olması ve kameranın odak ayarının kullanıcıların müdahalesiyle bozulması girmektedir. Ayrıca parmağa takılan yüzükten kaynaklanan ve yanlış ilgi bölgesi seçimiyle sonuçlanan hatalar da (24 tane) bu sınıfa dâhil edilmiştir. Sistem hatası sınıfına ise avuçtaki hafif izler ve yaralar, parlama ve renkteki değişimler, elin konumunda aşırı sayılamayacak miktardaki konum değişiklikleri, avuç çizgilerinin belirsizleşmesi veya keskinleşmesi ve sebebi bilinmeyen diğer hatalar girmektedir. Sisteme yapılan atakları da bilinçli ve bilinçsiz atak olarak 2 sınıfa ayırabiliriz. Bilinçli ataklarda kullanıcılar farklı bir kişinin kimlik numarası ile sisteme giriş yapmaya çalışmışlardır. Bilinçsiz ataklar (90 civarında) ise kimlik numarası girerken yapılan hataları (yanlış kodlama) içermektedir.

Çevrimiçi test sonuçları incelendiğinde doğru tanıma (doğru kabul ve doğru red) oranının %98.892 olduğu görülmektedir. Bu oranın, büyük ölçekteki danışmansız çevrimiçi bir sistem için tatmin edici bir başarı olduğunu düşünüyoruz.

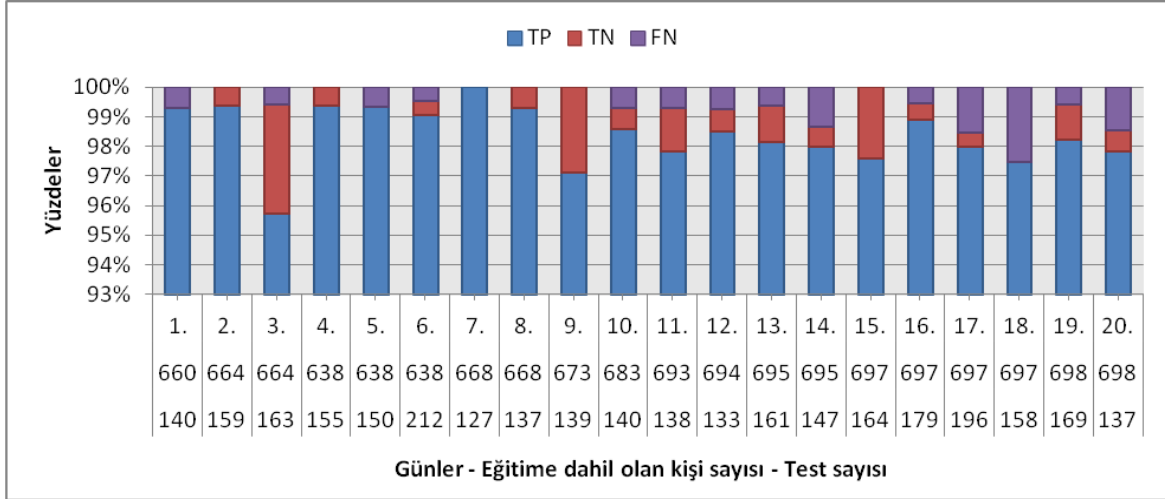
Günlük sonuçlar incelendiğinde 163 günün 76'sında %100 doğru tanıma yapıldığı görülmektedir. Doğru tanıma oranının %95'in aşağısında olduğu gün sayısı ise sadece 8 olup bu günlerde ortalama 34 test yapılmıştır. En düşük başarı oranı ise %89.8 olarak belirlenmiştir.

Diğer dikkat çeken husus, sistemin çalıştırıldığı belirli bir tarih arasında başarının ciddi oranda düştüğüdür. Bunun muhtemel nedeni bu tarihten hemen önce yapılan eğitimde örneklerin iyi incelenememesi sonucu yanlış örneklerin eğitime dâhil olması ve böylece öznitelik uzayının yanlış oluşturulmasıdır. Ayrıca yöntemin parametrelerinin uygun seçilememiş olması ihtimali de mevcuttur.

Sistemin en yoğun olduğu 20 günün doğrulama sonuçları Şekil 3.38.'de görselleştirilmiştir. Gerçekleştirilen giriş denemelerinin hiçbirisi yanlış kabul ile sonuçlanmadığından grafikte bu kısım bulunmamaktadır. Sonuçlar yığılmış sütun grafik şeklinde verilmiş olup sırasıyla, doğru kabul (TP), doğru red (TN) ve yanlış red (FN) oranları aşağıdan yukarıya doğru gösterilmektedir. y ekseninde oranlar toplamsal olarak verilirken, x ekseninde de her bir gün, eğitime dâhil olan kişi sayısı ve o günde yapılan test sayısı ile birlikte verilmektedir.

Sonuçlar incelendiğinde başarı oranının yoğun günlerde %97.5'tan aşağıya inmediği görülmektedir. Grafikteki 3. gün, atağın en fazla gerçekleştirildiği (%4 oranında) gündür. Sistem kullanımının 127'den aşağıya inmediği bu 20 günün 6'sında (2, 4, 7, 8, 9 ve 15.

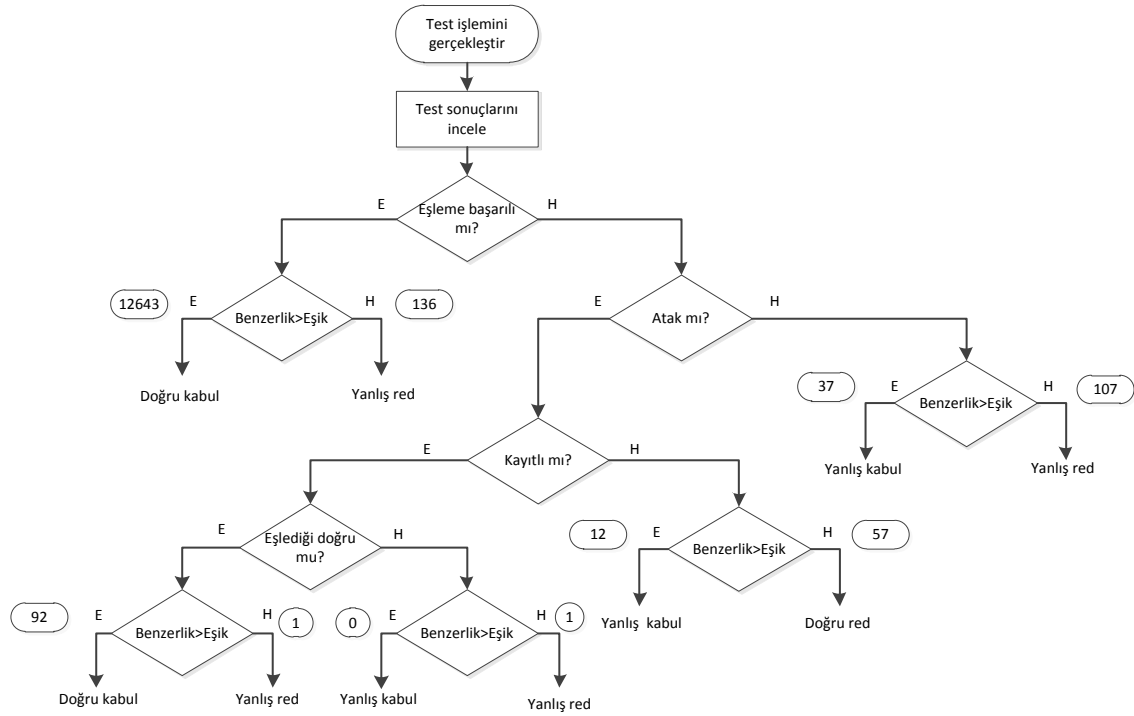
günler) yanlış red ile sonuçlanan bir giriş denemesi gerçekleşmemiştir. Yanlış red oranının %1'den fazla olduğu gün sayısı ise 4'tür (14, 17, 18 ve 20). Başarı oranındaki düşüş ve yükselmelerin eğitime dâhil olan kişi sayısı ile doğrudan bir ilişkisi gözlenmemektedir.



Şekil 3.38. KTÜ Sistem-2’de Gabor+ÇFA yönteminin kullanıldığı dönem içerisindeki en yoğun 20 günün doğrulama sonuçları.

Yanlış red oranını arttıran muhtemel faktörleri şu şekilde sıralayabiliriz: Kullanıcıların el yerleştirmedeki dikkatsizlikleri, elin dokusundaki değişimler, eğitim örneklerinin düzgün verilmemesi yüzünden eğitim örnekleri ile test örnekleri arasında oluşan büyük farklar, sistemin kişiyi doğrulayamaması sonucunda kişinin PC laboratuvarına girememesinden dolayı hatalı red ile sonuçlanan tekrarlı denemeler, eğitimde kullanılan yöntemlerin parametrelerinin otomatik belirleme yapılmadığından el ile uygun seçilememesi.

Çevrimiçi sistem çalışırken kayıtlarda ayrıca her bir eşleme sonucu elde edilen örüntüler arası uzaklıklar da kaydedilmiştir. Kaydedilen değerler, test örüntüsü ile veritabanında en çok benzeyen örüntü arasındaki uzaklıklardır. Bu sayede, sistemin çevrimiçi doğrulama yerine kimliklendirme sistemi olması halinde nasıl bir performans sergileyeceği de belirlenebilmektedir. Bunun için düşünülen yöntemin akış şeması, her bir durumdaki örnek sayıları ile beraber Şekil 3.39.’da verilmiştir.



Şekil 3.39. KTÜ Sistem-2'nin kayıtları üzerinden kimliklendirme sonuçlarının üretilmesinin şematik analizi.

Test sonuçları incelendiğinde, girilen kimlik numarası ile kişinin örüntülerinin eşlemesi başarılı olursa (en çok o kişiye benziyorsa) oluşturduğumuz sistem tarafından doğru kişi olarak belirlendiği görülmüştür. Fakat, eşik değerine bağlı bir kimliklendirmenin sonuçları oluşturulacağı zaman, önceden belirlenmiş bir eşik değeri ile karşılaştırma yapılması gerekmektedir. Benzerlik eşik değerinden büyük ise doğru kabul, aksi halde de yanlış red ile sonuçlanır. Eğer sistemimizde başarılı tanıma olmamışsa bunun muhtemel nedenleri atak olması, sistem hatası olması veya kullanıcı hatası olmasıdır. İncelemelerimizde kullanıcı hatalarını gözardı ettiğimizden atak olmaması durumunda sistem hatası ile sonuçlanmıştır. Ataklar da 2 türlü olabilmektedir: (a) Sisteme kayıtlı bir kişinin başka bir kişinin kimlik numarası ile girmeye çalışması; (b) Sisteme kayıt olmamış bir kişinin sisteme girmeye çalışması. Yöntemimiz en çok benzeyen kişiye göre doğrulama yaptığından sisteme kayıtlı kişinin aslında kim olduğunu bulabilmektedir. Buradaki bütün olasılıklar benzerliğin eşik değerinden büyük veya küçük olmasına göre belirlenmiştir.

Kayıtların yorumlanması sonucu, toplamda 12,735 (%97.32) doğru kabul, 57 (%0.44) doğru red, 49 (%0.37) yanlış kabul ve 245 (%1.87) yanlış red oluşmaktadır. Buradaki yanlış kabul oranının büyük çıkmasındaki ana etken eşik değerinin sistem tarafından doğru kabul oranını arttırmaya ve doğrulamaya yönelik seçilmesi olmuştur.

Nitekim, gerçekleştirilen giriş denemelerinde atakların oranı çok düşük değerde kalmaktadır. Az sayıdaki atak için çok sayıdaki giriş denemesinin başarısızlıkla sonuçlanması istenmemiştir. Ayrıca, veritabanına dâhil olmamış kişilerin yaptığı ataklar daha gerçekçi sonuçların oluşmasına neden olmuştur.

Eşik değerini, güvenliği ön planda tutacak ve yanlış kabul oranını azaltacak şekilde seçtiğimizde doğru kabul oranı düşmekle beraber yanlış kabul oranı azalmaktadır. Buna göre tekrar testler gerçekleştirildiğinde 12,468 (%95.28) doğru kabul, 70 doğru red (%0.53), 0 yanlış kabul (%0), 548 yanlış red (%4.19) oluşmuştur. Hesaplanan FAR ve FRR değerleri de sırasıyla %0 ve %4.21 olarak belirlenmiştir. Elde edilen sonuç, 630-700 kişilik çevrimiçi avuç izi kimliklendirme sisteminin hiçbir hatalı girişe izin vermediği durumda %95.79 başarıyla kimliklendirme yapabildiği anlamına gelmektedir. Bu sonuç, oluşturulan sistemin güçlü bir sistem olduğunu gözler önüne sermektedir.

3.5.3. Tanıma ve Doğrulama Sonuçlarının Karşılaştırılması

Bu bölümde öncelikle, farklı veritabanlarından elde ettiğimiz sonuçlar kendi aralarında karşılaştırılacaktır. Ardından, yaygın kullanıma sahip PolyU-II veritabanı üzerinde literatür karşılaştırmaları verilecektir. Son olarak, avuç izi tanıma literatüründeki temassız sistemlerle elde edilen sonuçlar, oluşturduğumuz temassız sistemin sonuçları ile karşılaştırılacaktır. Bütün karşılaştırmalarda doğrulama ve tanıma sonuçları ayrı ayrı incelenecektir.

Tablo 3.23., tez çalışmalarımızda kullanılan veritabanlarında öznitelik çıkartımı için Gabor+ÇFA, sınıflandırma için AÖÜ'na dayalı EYK yönteminden yararlanılması durumunda elde edilen tanıma oranları ve EER değerlerini vermektedir. Bu tabloda, ayrıca kullanılan veritabanları hakkında bilgi de verilmektedir.

Tablo 3.23. Çalışmalarımızda kullanılan veritabanlarından elde ettiğimiz doğrulama / tanıma başarılarının karşılaştırılması.

	PolyU-II	KTÜ VT 1.0	KTÜ VT 2.0	KTÜ VT 2.1	Serbest arka planlı	Temassız
EER (%)	0.078	0.361	0.013	0.159	0.354	0.277
Tanıma oranı (%)	99.714	99.16	99.904	99.183	99.7	99.488
Kişi sayısı	385	153	494	534	40	145
Örnek sayısı	3,850	1,442	11,171	15,440	450	1752

Sonuçlar incelendiğinde, en yüksek başarının KTÜ VT 2.0 üzerinde elde edildiği görülmektedir (%99.904 tanıma oranı ve %0.013 EER). Veritabanındaki kişi ve örnek sayıları diğer veritabanlarından büyük olmasına karşın bu derecede yüksek sonuçların elde edilmesinin sebebi, veritabanındaki görüntülerin seçiminde izin verilen esnekliğin asgariye indirilmesidir. PolyU-II veritabanındaki görüntüler sadece iki oturumda danışman kontrolünde alındığından fazla miktarda değişim göstermemektedir. Bu durum başarıya olumlu yönde yansımış ve yüksek performans elde edilmiştir. Kişi ve örnek sayısı bakımından literatürdeki en büyük veritabanı olan KTÜ VT 2.1, tanıma/doğrulama açısından da başarılı sonuçlar sunmuştur. KTÜ VT 2.0'a göre daha fazla esneklik ve daha fazla sınıf/örnek içermesine karşın elde edilen sonuçlar dikkat çekici olmuştur (%99.183 tanıma oranı ve % 0.159 EER). Temassız sistem aracılığıyla görüntü alımındaki esnekliğin üst düzeye çıkarıldığı veritabanındaki sonuçlar, ümit verici niteliktedir (%99.488 tanıma oranı ve %0.277 EER). Serbest arka planlı ve KTÜ VT 1.0'daki sonuçların diğerlerine kıyasla düşük çıkmasının ana sebebi, örnek sayılarının az olmasıdır. Ayrıca, KTÜ VT 1.0'da kameranın ele yakın tutulması ile oluşan perspektif bozulması da başarıyı önemli ölçüde düşüren bir etken olmuştur.

Altı farklı veritabanı üzerinde gerçekleştirilen testler sonucunda tanıma oranının %99.16'dan aşağıya düşmemesi; eşit hata oranının da %0.361'den yukarıya çıkmaması yöntemin başarısının kanıtı olarak görülmektedir. Ayrıca, gerçek hayattaki problemleri de içeren KTÜ veritabanlarından elde edilen sonuçların, danışman kontrolünde sadece 2 oturumda alınan görüntülerden oluşan PolyU-II veritabanıyla paralellik arz etmesi, yöntemin haricinde, geliştirdiğimiz çevrimiçi sistemlerin başarısını da göstermektedir.

Önerilen yöntemin (öznitelik çıkartımında Gabor+ÇFA, sınıflandırmada AÖÜ'na dayalı EYK), literatürdeki diğer yöntemlerle karşılaştırmasının doğru yapılabilmesi için, ortak kullanılan PolyU-II veritabanlarındaki sonuçlar ele alınmıştır. Ayrıca, eğitim ve test kümelerinin farklı oturumlardan alınan görüntülerden oluşturulmasına da dikkat edilmiştir. Popüler kodlama teknikleri önerilen yöntemden daha düşük doğrulama sonuçları vermesine karşın (PalmCode ile %0.7 EER, CompCode ile %0.43% EER, OrdinalCode ile %0.89% EER) eğitim-test kümesi ayrımı yapmadıkları için değerlendirme dışı tutulmuşlardır. Doğrulama testlerinden elde edilen EER değerlerinin karşılaştırılması Tablo 3.24.'te, tanıma oranlarının karşılaştırılması ise Tablo 3.25.'te verilmektedir.

Tablo 3.24. PolyU-II VT üzerinde elde edilen doğrulama sonucunun (EER değeri) literatürdeki sonuçlarla karşılaştırılması.

	Önerilen	[36]	[234]	[123]	[113]	[181]	[30]
EER (%):	0.078	0.086	0.129	0.16	0.565	0.982	1.0

Tablo 3.24. incelendiğinde, en düşük EER değerinin, öznelilik çıkartımında Gabor+ÇFA, eşleştirmede AÖU ölçütünün kullanıldığı önerilen yöntemle elde edildiği görülmektedir. Sadece %0.078 eşit hata oranının sağlandığı yönetime karşın, [30] nolu çalışmada Badrinath vd. alt görüntülere Zernike momenti uygulayarak öznelilik çıkartmış ve Öklid uzaklığı ile eşleştirerek yaklaşık 13 kat fazla hata oranı elde etmişlerdir. %0.086 ile en düşük ikinci hata oranı, Yeomans vd. [36] tarafından önerilen, her sınıf için ayrı ilinti fonksiyonundan yararlanılan yaklaşımla sağlanmıştır. Bu çalışmada eşleştirme için Peak-to-Correlation Energy (PCE) adı verilen bir ölçütten yararlanılmıştır. Bant sınırlı faz ilintisi ile yönsel temsilin birleştirildiği çalışmada Zhu vd. [234] peak-to-sidelobe oranı ile eşleştirme yaparak %0.129 eşit hata oranını oluşturmuşlardır. Piksel-alan karşılaştırması ile eşleştirme yapan çalışmalardan, RLOC kodlama tekniğini kullanan çalışma [123] %0.16, çizgiye dayalı Modifiyeli Sonlu Radon dönüşümünü kullanan çalışma da [113] %0.565 EER değeri sağlamıştır. Tarafımızdan önerilen Gabor+ÇTBA yaklaşımı [181] ise %0.982 eşit hata oranı ile literatürdeki yerini almıştır.

Tablo 3.25. PolyU-II VT üzerinde elde edilen tanıma oranının literatürdeki sonuçlarla karşılaştırılması.

	Önerilen	[235]	[61]	[181]	[101]	[236]	[98]
Tanım oranı (%):	99.714	99.15	98.0	97.22	97.13	96.82	95.71

Tanım oranları karşılaştırıldığında (Tablo 3.25.), doğrulamadaki sonuçlara benzer sonuçlar ortaya çıkmıştır. Önerilen yöntem, %99.714'lük üstün başarı oranını sağlamıştır. Karşılaştırmalarda yer alan, belirli başarıyı yakalamış çalışmaların tamamında sınıflandırma için EYK mantığı kullanılmıştır (sadece [101] nolu çalışmada k-EYK'dan faydalanılmıştır).

Jia vd. [235] tensör LPP ile yönsel temsili öznelilik seviyesinde birleştirerek, elde ettiğimiz başarıdan sonraki en büyük tanıma oranını (%99.15) sağlamışlardır. Lu vd. Gabor'a dayalı bölge kovaryans matrislerinden faydalanan EGRCM yönteminin

kullanıldığı çalışma [61] ile başarılı sonuçlardan birini (%98 tanıma oranı) elde etmişlerdir. Gabor+ÇTBA yöntemini önerdiğimiz çalışmamızda [181] sunulan %97.22 tanıma oranı, Hu vd.'nin [101] tensöre dayalı maksimum marjin kriteri ile sağladığı %97.13 tanıma oranının üstünde kalmıştır. Gabor dalgacıklarına LBP yönteminin uygulandığı çalışma [236] ile Discriminant Projection Embedding yönteminin kullanıldığı çalışma [98], %96.82 ve %95.71 tanıma oranları ile karşılaştırmalarımızda en düşük sonuçları vermişlerdir. Burada dikkat çeken bir husus, Yan vd.'nin çalışmasında [98] veritabanının tamamının kullanılmayıp sadece 100 kişiye ait 2,000 görüntüden yararlanılmasıdır.

Temassız avuç izi tanıma sistemleri son yıllarda geliştirilmeye başlandığından yaygın kullanıma sahip bir veritabanı bulunmamaktadır. Bu nedenle sistemlerin karşılaştırılması Tablo 3.26.'da, veritabanlarındaki kişi ve örnek sayıları ile beraber verilmektedir. Bazı temassız sistemlerin farklı biyometrikler veya farklı tayfları içermesine karşın (örneğin [117] nolu çalışmada 3B ve 2B avuç izi öznitelikleri, [25] nolu çalışmada da parmak izi ve eklem izi biyometrikleri birleştirilmiştir) karşılaştırmalarımızda sadece 2 boyutlu avuç izi özniteliklerinden elde edilen sonuçlar kullanılmıştır.

Tablo 3.26. Önerilen yöntemin diğer temassız avuç izi tanıma/doğrulama sistemleriyle karşılaştırılması.

	Önerilen yöntem	[131]	[117]	[23]	[25]	[237]	[238]	[239]
EER (%)	0.277	0.57	1.22	1.10	1.97	-	-	-
Tanıma oranı (%)	99.488	-	-	-	-	98.92	97.55	98.5
Kişi sayısı	145	110	177	114	100	233	130	49
Örnek sayısı	1752	1540	3540	1140	1000	1376	1170	490

Literatürdeki çalışmaların çoğu, doğrulama veya tanıma sonuçlarından birini içermektedir. Bununla beraber, çalışmalarımızda her iki deney de gerçekleştirilmiştir. Bu nedenle yüksek başarıya sahip çalışmalardan, doğrulama için dört, tanıma için üç tanesi seçilmiştir.

Tablo 3.26.'da görüldüğü üzere, oluşturduğumuz temassız avuç izi veritabanı en büyük temassız veritabanlarından birini oluşturmaktadır. İncelenen 7 veritabanından 5'i daha az sayıda kişi ve örnek içermektedir. Bu durum, elde edilen deney sonuçlarının güvenilir ve gerçekçi olduğunu göstermektedir. Ayrıca, veritabanındaki görüntülerin karmaşıklığı, gerçek dünya koşullarını temsil açısından yeterli derecededir. Literatürdeki

çalışmalardan bazıları arka plan karmaşıklığına (örn. [25] ve [239]), bazıları da duruş, öteleme ve ölçek çeşitliliği (örn. [23] ve [237]) üzerinde durmuşlardır. Oluşturduğumuz temassız veritabanı ise iki tür karmaşıklığı da içermektedir.

Önerilen temassız avuç izi tanıma/doğrulama sisteminin performansının diğer yöntemlerden daha yüksek olduğu Tablo 3.26.'da gösterilmektedir. Elde edilen %0.277 EER değerine karşın diğer çalışmalarda %0.57, %1.1, %1.22 ve %1.97 EER değerleri, %99.488 tanıma oranına karşın da %98.92, %98.5 ve %97.55 tanıma oranları sağlanmıştır.

Sistemimizde öznitelik çıkartımı için Gabor dalgacıklarına dayalı ÇFA yöntemi kullanılırken [117], [25] ve [23] nolu yayınlarda kodlama tekniklerinden yararlanılmıştır. Benzer şekilde [237] nolu çalışmada üç farklı kodlama tekniğinin rank seviyesinde birleştirilmesi gerçekleştirilmiştir. Doublet vd., çalışmalarında [239] yeni, güçlü bir ayırtırma tekniği geliştirmişlerdir. Poinot vd. ise [238] öznitelik çıkartımı için Gabor filtreleri ve ikileştirmeyi kullanmışlardır. Diğerlerinden farklı olarak, [131] nolu çalışmada yerel öznitelik çıkartımı için yeni bir SIFT tabanlı yerel tanımlayıcı önerilmiştir. Eşleştirme için çalışmalarımızda AÖÜ; ele alınan diğer bütün çalışmalarda ise Hamming uzaklığı kullanılmıştır. Avuçların sınıflandırılması ise [239] nolu çalışmada DVM, [237] nolu çalışmada rank seviyesinde birleştirme, [238] nolu çalışmada EYK ile gerçekleştirilmiştir.

Elde edilen sonuçların karşılaştırılması, geliştirilen sistemin güçlülüğünü ve ilerideki çalışmalar için ümit verici olduğunu ortaya koymuştur.

3.6. Geliştirilen Sistemlerin Zaman Analizi

Bu bölümde, tarafımızdan geliştirilen gerçek zamanlı olarak çalışan sistemlerde, önerdiğimiz yöntemler için gerekli olan süreler incelenecektir.

Çevrimiçi sistemlerimizde, 3.0 GHz Intel Quad Core 2 işlemciye sahip bilgisayar üzerindeki doğrulama işleminin her bir aşamasında harcanan ortalama süreler Tablo 3.27.'de verilmektedir.

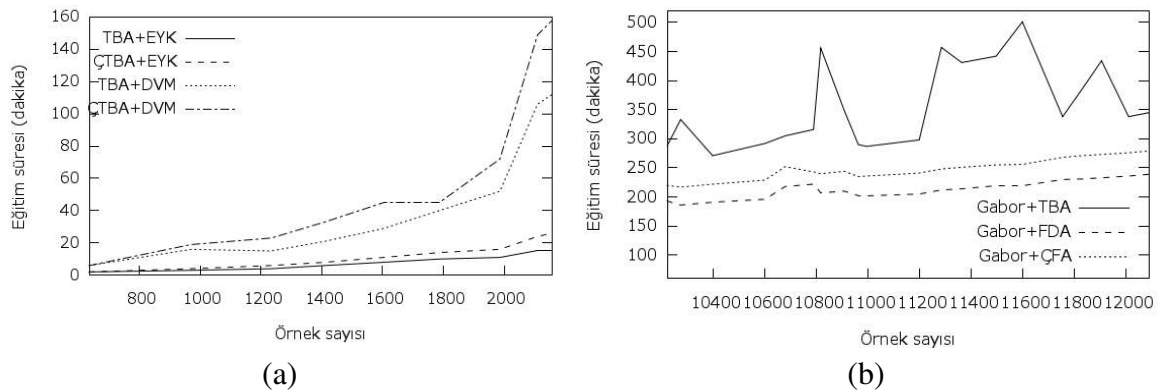
Tablo 3.27.'den görüldüğü üzere doğrulama işlemi toplamda sadece 0.333 sn. sürmektedir. Bu değer, gerçek zamanlı çalışma için kabul edilebilir seviyelerden daha düşüktür. Aşamalar ayrı ayrı incelendiğinde zamanın yarıya yakın kısmının (0.145 sn.) ÇFA öznitelik çıkartımı için geçtiği görülmektedir. Gaussian çekirdeğiyle sonsuz boyuttaki öznitelik uzayında işlem yapıldığı düşünüldüğünde bu sürenin kabul edilebilir olduğu görülmektedir. Gabor dalgacıklarının oluşturulması ile ön işlemler aynı süreleri (0.094 sn.)

almaktadır. Ön işlemler kısmında 0.016 sn. ikili görüntünün oluşturulması, 0.078 sn. de ilgi bölgesinin çıkartılması aşamalarında harcanmaktadır. Belirlenen nesnenin el olup olmadığı ve AÖÜ'na göre eşleştirme işlemleri ise 1 ms.'den daha kısa sürmektedir. Bu tabloya dâhil edilmeyen, kişinin elini hareketsiz tuttuğunun belirlenebilmesi için gereken 0.5 sn.ile beraber toplamda 1 sn.'nin altında bir sürede doğrulamanın gerçekleştiği görülmektedir.

Tablo 3.27. Çevrimiçi sistemlerimizde doğrulamanın her bir adımı için gerekli işlem süreleri.

İşlem	Ortalama işlem süresi (sn)
Ön işlemler	0.094
Gabor dalgacıkları	0.093
ÇFA öznelilik çıkartımı	0.145
Eşleştirme	<0.01
Test örneği için toplam doğrulama süresi	0.333

Eğitim süreleri incelendiğinde, büyük zamanların harcandığı görülmüştür. Bununla birlikte, eğitim işlemi doğrulama sistemi çalıştırılmadan önce tek bir kez ve paralel olarak koşabileceğinden ötürü sorun oluşturmamıştır. KTÜ Sistem-1'de Gabor tabanlı TBA ve ÇTBA yöntemlerinin EYK ve DVM ile kullanılması durumunda harcanan süreler Şekil 3.40.a'da; KTÜ Sistem-2'de Gabor tabanlı TBA, FDA ve ÇFA yöntemlerinin EYK ile kullanılması durumunda harcanan süreler de Şekil 3.40.b'de (eğitime dâhil olan örnek sayılarının değişimi ile beraber) verilmektedir.



Şekil 3.40. Farklı öznelilik çıkartımı ve sınıflandırıcı kombinasyonlarının kullanımı durumunda harcanan eğitim sürelerinin eğitim örneği sayıları ile karşılaştırılmalı gösterimi.

Şekil 3.40.a’da DVM yönteminin eğitim süresinin, eğitim örneği sayısı arttıkça üstel olarak arttığı net olarak görülmektedir. Özellikle, örnek sayısının yüksek değerlere ulaşması, DVM yönteminin kullanıldığı seçenekleri (Gabor tabanlı TBA+DVM ve ÇTBA+DVM) tercih edilebilir olmaktan uzaklaştırmaktadır (2,158 örnek için Gabor+ÇTBA+DVM 158 dakikada eğitimini tamamlıyorken Gabor+TBA+EYK sadece 15 dakikada bu işlemi gerçekleştirebilmektedir). Bu tabloda karmaşıklığa yer vermemek için gösterilmeyen sınıf sayıları ise 107 ile 387 arasında değişmektedir.

KTÜ Sistem-2’in kayıtları incelendiğinde (Şekil 3.40.b), örnek ve sınıf sayılarına bağlı olarak eğitim sürelerinin daha fazla olduğu gözlenmiştir. Önceki sonuçlarda en kısa eğitim sürelerini sağlayan Gabor+TBA yöntemi, Gabor+FDA ve Gabor+ÇFA ile karşılaştırıldığında yavaş kalmaktadır. 631 sınıfa ait 10,222 örnek için Gabor+TBA 288 dakika, Gabor+FDA 193 dakika, Gabor+ÇFA 220 dakika süre gerektirmektedir. Örnek sayısının artışı ile bu değerler karesel olarak artmaktadır. Şekilde dikkat çeken bir husus, Gabor+TBA yönteminin eğitim sürelerindeki dalgalanmalardır. Bunun muhtemel iki nedeni bulunmaktadır. İlki, hatalı örneklerin eğitim kümesindeki mevcudiyetine bağlı olarak özvektör hesabının karmaşılaşmasıdır. Benzer durumlar, FDA ve ÇFA yöntemlerinin optimizasyonunda da kısmen bulunmaktadır. İkinci neden ise, bilgisayarda paralel koşan diğer programların sistem kaynaklarını meşgul etmesidir.

Yüksek başarı sağlayan Gabor+ÇFA yönteminin 698 sınıfa ait 12,091 örneği eğitmek için ihtiyaç duyduğu 279 dakikalık süre, sistemin belirli periyotlarda eğitildiği düşünüldüğünde kabul edilebilir olmaktadır. Ayrıca, bu değer küçük ölçekli sistemler için çok daha düşük olmaktadır (145 kişiye ait 580 görüntü içeren temassız sistemin eğitim kümesi için 2 dakikanın altında bir zaman gerekmektedir). Yöntemin eğitim süresini belirleyen ÇFA yöntemi ile öznitelik uzayının oluşturulması $O(n^2)$ hesaplama karmaşıklığına sahiptir. Parallelleştirme veya kodlarda yapılan değişikliklerle bu karmaşıklığın daha düşük seviyelere çekilmesi mümkündür.

Temassız sistem için önerdiğimiz AGM yönteminin bölütleme süresi, kod optimizasyonu yapılmadığı için gerçek zamanlı sistemler açısından yeterli seviyelere gelememiştir (>1 sn.). Bununla beraber, yöntemin gerçek zamanlı pek çok uygulaması literatürde bulunmaktadır (örn. [240]).

4. SONUÇLAR

Tez çalışmaları kapsamında, avuç izi biyometriğine dayalı kişilerin tanınması amacıyla çevrimiçi sistemler geliştirilmiş, yazılımsal ve donanımsal ayarlamaları yapılmış, veritabanları oluşturulmuş, farklı yöntemlerin / yaklaşımların uygulanması ile çeşitli sonuçlara varılmıştır. Ayrıca, esnek kullanımlı, serbest arka planlı, temassız sistem prototipi de oluşturularak tanıma ve doğrulama performansları ölçülmüştür. Bu bölümde, çalışmalarımızda elde ettiğimiz sonuçlar özet biçimde sıralanacaktır.

- Kapalı ortamda tekdüze arka planın olduğu sistemlerde elin bölütlenmesi için global eşikleme yöntemlerinin kullanılması az işlem yüküyle yüksek performans sağladığı için tercih edilmelidir. Serbest arka planlı sistemlerde ise model tabanlı AGM yönteminin kullanımı, diğer yöntemlere (ten rengi eşikleme, kenar bilgisine dayalı bölütleme, GrabCut) nazaran pek çok faydalar sağlamaktadır. Arka planda ten rengine sahip veya keskin kenarlı nesnelerin bulunması bu yöntem için sorun oluşturmamakta, parmakların birbirlerinden ayrı tutulmasını ve kullanıcı etkileşimini gerektirmemektedir. Ayrıca doku benzerliği de kontrol edildiğinden el şeklindeki farklı nesneler el olarak algılanmamaktadır. Bu yöntemin kullanımında parametreleri kadar dikkat edilmesi gereken iki husus daha vardır: Kullanılacak avuç modeli ve eğitim kümesinin seçimi. Çalışmalarımızda önerdiğimiz, 25 noktalı avuç modeli, bütün el şekillerine kolaylıkla uyum sağlayabilmiş ve elin tamamının görülmesi gereksinimini gidermiştir.

- Bölütleme yöntemlerinin başarısını ölçmek için ortaya atılan iki farklı ölçüt, model tabanlı bölütleme yöntemlerinin performansını daha doğru değerlendirebilmemizi sağlamıştır. Noktanın ilgisiz bir konumda eğriye yakın olma ihtimaline karşı geliştirilen sınırlandırılmış noktanın eğriye uzaklığı ölçütü ile bölgesel yorumlama yapabilmemizi sağlayan marjin genişliği ölçütü, serbest arka planlı sistemden elde edilen veritabanında kullanılmış ve gerçekçi (doğru) performans değerlendirmesini sağlamıştır.

- Avuç izi (ilgi) bölgesinin seçimi için literatürde bulunan noktasal yaklaşımların, bölütlemedeki noktasal hatalardan dolayı yanlış sonuçlar oluşturabileceği düşünülmüş ve model tabanlı bir yöntem geliştirilmiştir. Bu yöntemde elin eğimi, avuç modelindeki bütün sınır noktalarının doğrusal olmayan regresyonu ile belirlenmektedir. Literatürde yaygın kullanılan yöntemlerden biriyle yapılan karşılaştırmalar, yöntemin başarısını ortaya koymuştur.

- Gabor dalgacıklarına dayalı Çekirdek Fisher Ayırıcı yöntemi avuç izi özniteliklerinin çıkartımı amacıyla önerilmiştir. Bu yöntemin kullanılmasıyla çevrimiçi sistemlerde sağlanan yüksek başarının yanında, literatür karşılaştırmasında da üstün sonuçlar elde edilmiştir. Yöntem, büyük ölçekli veritabanlarında kullanıldığı için optimizasyonlu yapıda uygulanmıştır. İki sınıflıdan çok sınıflıya geçiş için 1vsA çıkış kodlama tekniğinin 1vs1 ve MOC çıkış kodlama tekniklerinden daha uygun olduğu yapılan testlerle belirlenmiştir.

- Ses doğrulama sistemlerinde kullanılan kişi tanımlı normalleştirmenin, ROC eğrilerinde zayıflamaya neden olmasına karşın EER değerlerinde iyileştirme sağladığı, QLQ ve z-skor normalleştirmenin farklı veritabanlarında uygulanması ile görülmüştür.

- Her bir test örneğinin bütün eğitim örnekleri ile ayrı ayrı karşılaştırılmasının yapıldığı klasik doğrulama senaryosunun yerine, test örneklerinin her bir sınıfta en çok benzeyen örnekle karşılaştırıldığı EYK senaryosunun danışmansız alt uzay yöntemleri olan TBA ve ÇTBA'da büyük bir iyileştirme sağladığı görülmüştür. Bu yaklaşım, sınıf bilgisini kullanan ÇFA yönteminde bir iyileştirme sağlamamıştır.

- Çevrimiçi sistem kayıtları incelendiğinde her bir sınıf için eşik değerlerinin farklı seçilmesinin doğrulama açısından iyileştirme sağlayacağı düşünülmüş ve her sınıf için ayrı ayrı EER değerlerinin hesaplanarak ortalamasının alınması gerçekleştirilmiştir. Elde edilen EER değerleri, normal EER değerlerinden çok daha düşük çıkmıştır.

- Biyometrik sisteme yeni kayıt olmuş kişilerin anında doğrulanabilmesi için alt uzay yöntemlerinin eğitiminin az sayıda sınıfla yapılmasının performansı nasıl etkileyeceği araştırılmış, tanıma oranında az bir düşüşe neden olduğundan uygulanabilirliğine karar verilmiştir.

- Uluslararası kullanıma açtığımız KTÜ veritabanları, gerçek dünya koşullarında, danışman kontrolü olmadan, uzun zaman diliminde çevrimiçi sistemle alınan görüntülerden olduğundan avuç izi tanıma üzerine çalışan araştırmacılar için emsalsiz kaynak niteliğindedir. Ayrıca, temassız sistemle oluşturulan veritabanı da el şekil ve duruş çeşitliliği, arka plan karmaşıklığı özellikleriyle göze çarpmaktadır.

- Gabor tabanlı ÇFA yöntemi ile çıkartılan avuç izi özniteliklerini sınıflandırmak için EYK haricinde k-EYK ve DVM yöntemleri de denenmiştir. Sonuçlar incelendiğinde Gaussian çekirdeğe sahip DVM'nin EYK ile aynı, diğerlerinin daha düşük sonuç verdiği görülmüştür. DVM yönteminin işlem karmaşıklığı ve eğitime gerek duyduğu düşünülerek EYK yönteminin en uygun çözüm olduğu sonucuna varılmıştır. Gabor dalgacıkları ile

öznitelik çıkartma, ÇFA (ve EKK-DVM) yöntemi ile de sınıflandırma yapılması denenmiş, tanıma başarısına olumlu katkı sağlamadığı ve doğrulama açısından bilgi kaybına neden olduğu için tercih edilmemiştir.

- Çalışmalarımızda eşleştirme yöntemi olarak ağırlıklandırılmış Öklid uzaklığının (AÖU) kullanımı önerilmiştir. Öklid, Manhattan ve kosinüs uzaklıkları ile karşılaştırılması yapıldığında performansı iyileştirdiği görülmüştür.

- Avuç izi aydınlatması için LED ışık kaynakları, tungsten ve floresan lambalardan daha iyi sonuçlar üretmiştir. Aşırı ısınma, çok enerji harcama, ışık şiddetinde değişimler gibi problemler içermemiş ve doğrusal ışık yayarak detay bilgisini daha iyi çıkartabilmiştir.

5. ÖNERİLER

- Avuç izi tanıma üzerine yapılan çalışmalarda kısıtlamalı platformlar için yüksek başarı oranları elde edildiğinden son yıllarda temassız ve mobil tanıma sistemleri üzerine yapılan artmıştır. Ayrıca, 3 boyutlu avuç izi örüntülerinin 2 boyutlu örüntülerle birleştirilmesi önerilmiş ve başarı oranı arttırılmıştır. Avuç izi tanıma üzerine çalışacak araştırmacıların popüler olan bu alanlara yönelmesi, çalışmalarının niteliğini ve yararlılığını arttıracaktır.

- Çevrimiçi sistem kayıtları incelenirken birbirine çok benzeyen kayıtları ayırt etmek için parmakların avuçla birleştiği eklemlerin görüntülerinden yararlanılmıştır. Bu nedenle, avuç görüntülerinde içerilen eklemlerin çoklu biyometrik mantığıyla avuç izi biyometriğine eklenmesinin tanımayı olumlu yönde etkileyeceğini düşünmekteyiz.

- Avuç izi doğrulama sistemleri geliştirilirken, kamera ve aydınlatma ayarlarına ayrı bir önem verilmiş ve başarıyı önemli ölçüde etkilediği belirlenmiştir. Fotoğrafçılıkla profesyonel olarak ilgilenen uzman kişilerin yardımıyla oluşturulacak görüntüleme sistemlerinin başarıyı olumlu yönde etkilemesi beklenmektedir.

- AGM yöntemi ile bölütleme yapılırken avuç modeline özgü yerel sınırlamalar geliştirilebilir. Böylece, modelin el yapısına uygun şekil değiştirmesi, daha az tarama işlemi ile sorunsuz olarak gerçekleştirilebilir. AGM yöntemi piramit yapıda uygulanarak gerçek zamanlı çalıştırılabilmesi sağlanabilir. Küçük çözünürlük için avucun tamamı eşleştirilirken, büyük çözünürlükte işlem yükünü arttıracığından avucun iç bölgelerinde model eşleştirme yapılmayabilir. Ayrıca, AGM yönteminden önce ten rengine dayalı bölütleme ile avucun görüntü çerçevesine girip girmediği belirlenebilir.

- İlgili bölgesinin seçimi için önerdiğimiz yöntem, avuç modeli avucun tamamı üzerine yerleşmediğinden bazı durumlarda yanıltıcı sonuçlar verebilir. Bu nedenle, avuç sınırlarında görüntü işleme yaklaşımlarıyla ilerlenerek avucun tamamının modelin içine girmesi sağlanabilir. Böylece regresyon yardımıyla belirlenen avuç oryantasyonunun hatalı olma olasılığı azalır.

- Gabor dalgacıkları; FFT, DCT ve ortogonal dalgacıklardan daha üstün başarı oranı sağlarken, görüntü boyutunu büyütmede, işlem yükünü arttırmaktadır. Başarı oranını düşürmeden bu olumsuz etkiyi kaldırabilecek farklı dönüşümlerin mevcudiyeti araştırılabilir.

- Çekirdek yöntemlerin parametrelerinin elle belirlenmesi uygun olmayan değerlerin seçilmesine neden olurken, çapraz geçerlilik sınavının uygulanması durumunda ise işlem yükü büyük ölçüde artmaktadır. Bu sorunların üstesinden gelebilmek için, örneklerin dağılımından yararlanan yaklaşımların geliştirilmesi tanıma sonucunu olumlu yönde etkileyecektir. Başarıyı arttırmak için çoklu çekirdek öğrenmesi ile çok sayıda çekirdeğin beraber kullanılması, alternatif bir çözüm olarak görülebilir.

- Çevrimiçi sonuçlar irdelendiğinde ÇTBA yönteminin hatalı tanıdığı örneklerle ÇFA yönteminin hatalı tanıdığı örneklerin çoğunun çakışmadığı görülmüştür. Bu nedenle, iki yöntemin sonuçlarının karar aşamasında oylama senaryosu ile birleştirilmesi, tanıma performansını olumlu yönde arttırabilir.

- ÇFA yöntemini iki sınıflıdan çok sınıflı yapıya geçirirken 1vs1, 1vsA ve MOC çıkış kodlama teknikleri kullanılmıştır. Literatürde popülerlik kazanan hata düzeltme çıkış kodlaması (Error-Correcting Output Codes - ECOC) yönteminin kullanılmasının başarıya etkisi araştırılabilir.

- Çalışmalarımızda C++ dilinde kod optimizasyonuna önem verilmiş ve yeterli hız kazancı sağlanmıştır. AGM yönteminde veya alt uzay yöntemlerinin eğitim aşamalarındaki yavaşlık, kodların paralelleştirilmesi ile giderilebilir.

6. KAYNAKLAR

1. Jain, A. K., Bolle, R. ve Pankanti, S., Biometrics: Personal Identification in Networked Society, Kluwer Academic Publishers, Boston, 1999.
2. Fung, G. S. K., Lau, R. W. H. ve Liu, J. N. K., A Signature Based Password Authentication Method, IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC'97), Ekim 1997, Orlando, Bildiriler Kitabı, 631-636.
3. Jain, A. K., Ross, A., Prabhakar, S., An Introduction to Biometric Recognition, IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 14, 1 (2004) 4-20.
4. Zhang, D., Palmprint Authentication, Kluwer Academic Publishers, USA, 2004.
5. Wildes, R., Iris Recognition: an Emerging Biometric Technology, Proceeding of the IEEE, 85, 9 (1997) 1349-1363.
6. www.ibgweb.com/reports/public/reports/facial-scan_perceptions.html International Biometric Group's Consumer Response to Biometrics. 1 Ocak 2002.
7. Vacca, J. R., Biometric Technologies and Verification Systems, Butterworth-Heinemann, USA, 2007.
8. Aykut, M. ve Ekinci, M., Gabor Tabanlı Çekirdek Fisher Ayırtıcının Online Avuç İzi Doğrulama Sistemine Uygulanması, IEEE 19. Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı - SIU 2011, Nisan 2011, Antalya, Bildiriler Kitabı, 303-306.
9. Aykut, M. ve Ekinci, M., AAM-Based Palm Segmentation in Unrestricted Backgrounds and Various Postures for Palmprint Recognition, Pattern Recognition Letters, 34, 9 (2013) 955-962.
10. Zhang, D., Kong, A., You, J. ve Wong, M, Online Palmprint Identification, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 25 (2003) 1041-1050.
11. Han, C. C., Cheng, H. L., Fan, K. C. ve Lin, C. L., Personal Authentication Using Palmprint Features, Pattern Recognition, 36, 2 (2003) 371-381.
12. Duta, N., Jain, A. K. ve Mardia, K. V., Matching of Palmprint, Pattern Recognition Letters, 23, 4 (2001) 477-485.
13. Shi, W., Rong, G., Bain, Z. ve Zhang, D., Automatic Palmprint Verification, International Journal of Image and Graphics, 1, 1 (2001) 135-152.
14. Wong, M., Zhang, D., Kong, W-K. ve Lu, G., Real-time Palmprint Acquisition System Design, IEE Proceedings - Vision, Image and Signal Processing, 152, 5 (2005) 527-534.

15. Kumar, A. ve Zhang, D., Personal Authentication Using Multiple Palmprint Representation, Pattern Recognition, 38, 10 (2005) 1695-1704.
16. Michael, G. K. O., Connie, T. ve Teoh, A. B. J., Touch-less Palmprint Biometrics: Novel Design and Implementation, Image and Vision Computing, 26, 12 (2008) 1551-1560.
17. biometrics.idealtest.org/ CASIA Palmprint Database. 1 Ocak 2012.
18. Savic, T. ve Pavesic, N., Personal Recognition Based On An Image of the Palmar Surface of the Hand, Pattern Recognition, 40 (2007) 3152-3163.
19. Zhu, L-Q. ve Zhang, S-Y., Multimodal Biometric Identification System Based on Finger Geometry, Knuckleprint and Palmprint, Pattern Recognition Letters, 31 (2010) 1641-1649.
20. Wang, J-G., Yau, W-Y., Suwandy, A. ve Sung, E., Person Recognition by Fusing Palmprint and Palm Vein Images Based On Laplacianpalm Representation, Pattern Recognition, 41 (2008) 1514-1527.
21. Zhang, D., Guo, Z., Lu, G., Zhang, L. ve Zuo, W., An Online System of Multispectral Palmprint Verification, IEEE Transaction on Instrumentation and Measurement, 59, 2 (2010) 480-490.
22. Zhang, D., Lu, G., Li, W., Zhang, L. ve Luo, N., Palmprint Recognition Using 3-D Information, IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 39, 5 (2009) 505-519.
23. Kanhangad, V., Kumar, A. ve Zhang, D., Contactless and Pose Invariant Biometric Identification Using Hand Surface, IEEE Transactions on Image Processing, 20, 5 (2011) 1415-1424.
24. Han, Y., Zun, S., Wang, F. ve Tan, T., Palmprint Recognition Under Unconstrained Scenes, 8th Asian Conference on Computer Vision - ACCV 2007, Kasım 2007, Tokyo, Bildiriler Kitabı, 1-11.
25. Michael, G.K.O, Connie, T. ve Jin, A.T.B., An Innovative Contactless Palmprint And Knuckleprint Recognition System, Pattern Recognition Letters, 31 (2010) 1708-1719.
26. Michael, G. K. O., Connie, T. ve Teoh, A. B. J., A Contactless Biometric System Using Multiple Hand Features, J. Vis. Commun. Image R., 23, (2012) 1068-1084.
27. Han, Y., Tan, T., Sun, Z. ve Hao, Y., Embedded Palmprint Recognition System on Mobile Devices, International Conference on Biometrics - ICB 2007, Ağustos 2007, Seoul, Bildiriler Kitabı, 1184-1193.
28. Choras, M. ve Kozik, R., Contactless Palmprint and Knuckle Biometrics for Mobile Devices, Pattern Analysis and Applications, 15, 1 (2012) 73-85.

29. Pan, X. ve Ruan, Q-Q., Palmprint Recognition Using Gabor-Based Local Invariant Features, Neurocomputing, 72 (2009) 2040-2045.
30. Badrinath, G. S., Kachhi, N. K. ve Gupta, P., Verification System Robust To Occlusion Using Low-Order Zernike Moments of Palmprint Sub-images, Telecommunication Systems, 47 (2010) 275-290.
31. Guo, Z., Zhang, D., Zhang, L., Zuo, W. ve Lu, G., Empirical Study of Light Source Selection for Palmprint Recognition, Pattern Recognition Letters, 32 (2011) 120-126.
32. Otsu, N., A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms, IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 9, 1 (1979) 62-66.
33. Chuang, K-W., Liu, C-C. ve Zheng, S-W., A Region-of-Interest Segmentation Algorithm for Palmprint Images, The 29th Workshop on Combinatorial Mathematics and Computation Theory, Nisan 2012, Taipei, Bildiriler Kitabı, 96-102.
34. Liliana, D. Y. ve Utaminingsh, E. T., The Combination of Palmprint and Hand Geometry for Biometrics Palm Recognition, International Journal of Video & Image Processing and Network Security, 12, 1 (2012) 1-5.
35. Mu, M., Ruan, Q. ve Guo, S., Shift and Gray Scale Invariant Features for Palmprint Identification Using Complex Directional Wavelet and Local Binary Pattern, Neurocomputing, 74 (2011) 3351-3360.
36. Yeomans, P. H., Kumar, V. ve Savvides, M., Palmprint Classification Using Multiple Advanced Correlation Filters and Palm-Specific Segmentation, IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2, 3 (2007), 613-622.
37. Mansoor, A. B., Masood, H., Mumtaz, M. ve Khan, S. A., A Feature Level Multimodal Approach For Palmprint Identification Using Directional Subband Energies, Journal of Network and Computer Applications, 34 (2011) 159-171.
38. Poon, C., Wong, D. C. M. ve Shen, H. C., A New Method in Locating and Segmenting Palmprint into Region-of-Interest, 17th International Conference on Pattern Recognition - ICPR'04, Ağustos 2004, Cambridge, Bildiriler Kitabı, 533-536.
39. Graf, H.P., Chen, T., Petajan, E. ve Cosatto, E., Locating Faces and Facial Parts, IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition - FGR'95, Haziran 1995, Zurich, Bildiriler Kitabı, 41-46.
40. Jebara, T.S. ve Pentland, A., Parameterized Structure from Motion for 3D Adaptive Feedback Tracking of Faces, IEEE Conf. On Computer Vision and Pattern Recognition, Haziran 1997, Puerto Rico, Bildiriler Kitabı, 144-150.
41. Miyake, Y., Saitoh, H., Yaguchi, H. ve Tsukada, N., Facial Pattern Detection and Color Correction from Television Picture for Newspaper Printing, J. Imaging Technology, 16, 5 (1990) 165-169.

42. Saxe, D. ve Foulds, R., Toward Robust Skin Identification in Video Images, Second Int'l Conf. On Automatic Face and Gesture Recognition, Ekim 1996, Killington, Bildiriler Kitabı, 379-384.
43. Wangand, H. ve Chang, S-F., A Highly Efficient System for Automatic Face Region Detection in MPEG Video, IEEE Trans. Circuits and Systems for Video Technology, 7, 4 (1997) 615-628.
44. Crowley, J. L. ve Bedrune, J. M., Integration and Control of Reactive Visual Processes, Third European Conf. Computer Vision - ECCV'94, Mayıs 1994, Stockholm, Bildiriler Kitabı - II, 47-58.
45. Kjeldsen, R. ve Kender, J., Finding Skin in Color Images, Second International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, Ekim 1996, Killington, Bildiriler Kitabı, 312-317.
46. Jones, M. J. ve Rehg, J. M., Statistical Color Models with Application to Skin Detection, IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, Haziran 1999, Ft. Collins, Bildiriler Kitabı, 274-280.
47. Yang, M-H., Kriegman, D. J. ve Ahuja, N., Detecting Faces in Images: A Survey, IEEE Transactions on PAMI, 24, 1 (2002) 34-58.
48. Forsyth, D., A Novel Approach to Color Constancy, Int'l J. Computer Vision, 5, 1 (1990) 5-36.
49. McKenna, S. J., Raja, Y. ve Gong, S., Tracking Colour Objects Using Adaptive Mixture Models, Image and Vision Computing, 17, 3 (1998) 223-229.
50. Choras, M., Kozik, R. ve Zelek, A., A Novel Shape-Texture Approach To Palmprint Detection and Identification, Eighth International Conference on Intelligent Systems Design and Applications - ISDA'08, Kasım 2008, Kaohsiung, Bildiriler Kitabı, 638-643.
51. Chang, H. ve Robles, U., Face Detection.
www-cs-students.stanford.edu/~robles/ee368/main.html 1 Mayıs 2000.
52. Feng, Y., Li, J., Huang, L. ve Liu, C., Real-time ROI Acquisition for Unsupervised and Touch-less Palmprint, World Academy of Science, Engineering and Technology, 54 (2011) 823-827.
53. Mammen, J. ve Chaudhuri, S., A Model Based Technique for Palm Detection, National Conf. on Communication, Ocak 2001, Kanpur, Bildiriler Kitabı, 1-5.
54. Doublet, J., Lepetit, O. ve Revenu, M., Contact-less Hand Recognition Using Shape and Texture Features, 8th Int'l Conference on Signal Processing, Kasım 2006, Guilin, Bildiriler Kitabı, 1-4.
55. Fratric, I. ve Ribaric, S., Real-Time Model-Based Hand Localization for Unsupervised Palmar Image Acquisition, Int'l Conference on Biometrics – ICB'09, Haziran 2009, Alghero, Bildiriler Kitabı, 1280-1289.

56. Kekre, H. B. ve Bharadi, V. A., Fingerprint & Palmprint Segmentation by Automatic Thresholding of Gabor Magnitude, 2nd International Conference on Emerging Trends in Engineering and Technology – ICETET'09, Aralık 2009, Nagpur, Bildiriler Kitabı, 235-241.
57. Viola, P. ve Jones, M. J., Robust Real-Time Face Detection, Int'l Journal of Computer Vision, 57, 2 (2004) 137-154.
58. Cootes, T. ve Taylor, C. J., Active Shape Models – Smart Snakes, British Machine Vision Conference, Eylül 1992, Leeds, Bildiriler Kitabı, 266-275.
59. Fratric, I., Techniques and Recent Directions in Palmprint and Face Recognition, Teknik Rapor, Faculty of Electrical Engineering and Computing, Zagreb, 2010.
60. Zhao, Z-Q., Huang, D-S. ve Jia, W., Palmprint Recognition with 2DPCA+PCA Based On Modular Neural Networks, Neurocomputing, 71 (2007) 448-454.
61. Lu, J., Zhao, Y. ve Hu, J., Enhanced Gabor-Based Region Covariance Matrices for Palmprint Recognition, Electronics Letters, 45, 17 (2009) 880-881.
62. Connie, T., Jin, A. T. B., Michael, G. K. O. ve Ling, D. N. C., An Automated Palmprint Recognition System, Image and Vision Computing, 23 (2005) 501-515.
63. Nanni, L., Lumini, A. ve Brahnam, S., Likelihood Ratio Based Features For A Trained Biometric Score Fusion, Expert Systems with Applications, 38, 1 (2011) 58-63.
64. Li, W., Zhang, B., Zhang, L. ve Yan, J., Principal Line-Based Alignment Refinement for Palmprint Recognition, IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics—Part C: Applications and Reviews, 42, 6 (2012) 1491-1499.
65. Struc, V. ve Pavesic, N., Phase Congruency Features for Palm-print Verification, IET Signal Processing, 3, 4 (2009) 258-268.
66. Badrinath, G. S. ve Gupta, P., Palmprint Based Recognition System Using Phase-Difference Information, Future Generation Computer Systems, 28 (2012) 287-305.
67. Kumar, A. ve Zhang, D., Personal Recognition Using Hand Shape and Texture, IEEE Transactions on Image Processing, 15, 8 (2006) 2454-2461.
68. Ghandehari, A. ve Safabakhsh, R., Palmprint Verification Using Circular Gabor Filter, Third International Conference on Biometrics - ICB 2009, Haziran 2009, Alghero, Bildiriler Kitabı, 675-684.
69. Choge, K. H., Oyama, T., Karungaru, S., Tsuge, S. ve Fukumi, M., A Circle-Based Region-Of-Interest Segmentation Method for Palmprint Recognition, ICROS-SICE International Joint Conference, Ağustos 2009, Fukuoka, Bildiriler Kitabı, 4993-4997.
70. Qichuan, T., Ziliang, L. ve Yanchun, Z., A Novel Palmprint Segmentation and Recognition Algorithm, International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation, Mayıs 2010, Changsha, Bildiriler Kitabı, 273-276.

71. Li, Y., Wang, K. ve Zhang, D., Palmprint Recognition Based on Translation Invariant Zernike Moments and Modular Neural Network, Second International Symposium on Neural Networks, Mayıs – Haziran 2005, Chongqing, Bildiriler Kitabı, 177-182.
72. Lu, G., Zhang, D. ve Wang, K., Palmprint Recognition Using Eigenpalms Features, Pattern Recognition Letters, 24, 9 (2003) 1463-1467.
73. Wu, X., Zhang, D. ve Wang, K., Fisherpalms Based Palmprint Recognition, Pattern Recognition Letters, 24, 15 (2003) 2829-2838.
74. Yang, J., Zhang, D., Yang, J. ve Niu, B., Globally Maximizing, Locally Minimizing: Unsupervised Discriminant Projection with Applications to Face and Palm Biometrics, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., 29, 4 (2007) 650-664.
75. Hu, D., Feng, G. ve Zhou, Z., Two-Dimensional Locality Preserving Projection (2DLPP) with Its Application to Palmprint Recognition, Pattern Recognition, 40, 1 (2007) 339-342.
76. Zuo, W., Zhang, D. ve Wang, K., Bi-Directional PCA with Assembled Matrix Distance Metric for Image Recognition, IEEE Trans. Syst. Man Cybern. Part B: Cybernetics, 36, 4 (2006) 863-872.
77. Jing, X., Tang, Y. ve Zhang, D., A Fourier-LDA Approach for Image Recognition, Pattern Recognition, 38, 3 (2005) 453-457.
78. Li, W., Zhang, D. ve Xu, Z., Palmprint Identification by Fourier Transform, Int. J. Pattern Recog. Artif. Intell., 16, 4 (2002) 417-432.
79. Jing, X. ve Zhang, D., A Face and Palmprint Recognition Approach Based on Discriminant DCT Feature Extraction, IEEE Trans. Syst. Man Cybern. Part B: Cybernetics, 34, 6 (2004) 2405-2415.
80. Pan, X., Ruan, Q. ve Wang, Y., An Improved 2DLPP Method on Gabor Features for Palmprint Recognition, IEEE International Conference on Image Processing – ICIP’07, Eylül 2007, Texas, Bildiriler Kitabı, 413-416.
81. Zhang, S., Wang, S. ve Li, X., Palmprint Linear Feature Extraction and Identification Based on Ridgelet Transforms and Rough Sets, 4th International Conference on Intelligent Computing - ICIC 2008, Eylül 2008, Shanghai, Bildiriler Kitabı, 1101-1108.
82. Zhang, D., Jing, X. ve Yang, J., Biometric Image Discrimination Technologies, Idea Group Publishing, Hershey, 2006.
83. Pan, X., Ruan, Q. ve Wang, Y., Palmprint Recognition Using Fusion of Local and Global Features, International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communication Systems – ISPACS’07, Kasım – Aralık 2007, Xiamen, Bildiriler Kitabı, 642-645.

84. Ribaric, S. ve Fratric, I., A Biometric Identification System Based on Eigenpalm and Eigenfinger Features, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., 27, 11 (2005) 1698-1709.
85. Feng, G., Hu, D. ve Zhou, Z., A Direct Locality Perserving Projections (DLPP) Algorithm for Image Recognition, Neural Process Lett., 27 (2008) 247-255.
86. Gui, J., Jia, W., Zhu, L., Wang, S-L. ve Huang, D-S., Locality Preserving Discriminant Projections for Face and Palmprint Recognition, Neurocomputing, 73 (2010) 2696-2707.
87. Lu, J. ve Tan, Y-P., Improved Discriminant Locality Preserving Projections for Face and Palmprint Recognition, Neurocomputing, 74 (2011) 3760-3767.
88. Nibouche, O., Jiang, J. ve Trundle, P., Analysis of Performance of Palmprint Matching with Enforced Sparsity, Digital Signal Processing, 22 (2012) 348-355.
89. Zuo, W., Zhang, H., Zhang, D. ve Wang, K., Post-Processed LDA for Face and Palmprint Recognition: What is the Rationale, Signal Processing, 90 (2010) 2344-2352.
90. Jing, X-Y., Yao, Y-F., Zhang, D., Yang, J-Y. ve Li, M., Face and Palmprint Pixel Level Fusion and Kernel DCV-RBF Classifier for Small Sample Biometric Recognition, Pattern Recognition, 40 (2007) 3209-3224
91. Qin, A., Suganthan, P., Tay, C. ve Pa, H., Personal Identification System Based on Multiple Palmprint Features, 9th International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision-ICARCV'06, Aralık 2006, Singapore, Bildiriler Kitabı, 1-6.
92. Schölkopf, B., Smola, A. ve Müller, K., Nonlinear Component Analysis as a Kernel Eigenvalue Problem, Neural Comput., 10, 5 (1998) 1299-1319.
93. Ekinici, M. ve Aykut, M., Gabor-Based Kernel PCA for Palmprint Recognition, Electronics Letters, 43, 20 (2007) 1077-1079.
94. Wang, Y. ve Ruan, Q., Kernel Fisher Discriminant Analysis for Palmprint Recognition, 18th International Conference on Pattern Recognition – ICPR'06, Ağustos 2006, Hong Kong, Bildiriler Kitabı, 457-460.
95. Zhang, T., Li, X., Tao, D. ve Yang, J., Multimodal Biometrics Using Geometry Preserving Projections, Pattern Recognition, 41 (2008) 805-813.
96. Yang, J., Yang, J. ve Zhang, D., Median Fisher Discriminator: A Robust Feature Extraction Method with Applications to Biometrics, Frontiers of Computer Science in China, 2, 3 (2008) 295-305.
97. Jing, X., Li, S., Zhang, D., Lan, C. ve Yang, J., Optimal Subset-Division Based Discrimination and Its Kernelization for Face and Palmprint Recognition, Pattern Recognition, 45 (2012) 3590-3602.

98. Yan, Y. ve Zhang, Y.-J., Discriminant Projection Embedding for Face and Palmprint Recognition, Neurocomputing, 71 (2008) 3534-3543.
99. Pan, X. ve Ruan, Q-Q., Palmprint Recognition Using Gabor Feature-Based (2D)²PCA, Neurocomputing, 71 (2008) 3032-3036.
100. Zhang, L., Gao, Q. ve Zhang, D., Directional Independent Component Analysis with Tensor Representation, The 21st IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition - CVPR 2008, Haziran 2008, Alaska, Bildiriler Kitabı, 1-7.
101. Hu, R-X., Jian, W., Huang, D-S. ve Lei, Y-K., Maximum Margin Criterion with Tensor Representation, Neurocomputing, 73 (2010) 1541-1549.
102. Noh, J. ve Rhee, K., Palmprint Identification Algorithm Using Hu Invariant Moments and Otsu Binarization, 4th International Conference on Computer and Information Science, Temmuz 2005, Jeju Island, Bildiriler Kitabı, 94-99.
103. Pang, Y., Teoh, A., Ngo, D. ve San, H., Palmprint Verification with Moments, J. Comput. Graph. Vis., 12, 1 (2004) 325-332.
104. Hennings, P., Savvides, M., Kumar, B., Kamel, M. ve Campilho, A., Verification of Biometric Palmprint Patterns Using Optimal Trade-off Filter Classifiers, International Conference on Image Analysis and Recognition- ICIAR'05, Eylül 2005, Toronto, Bildiriler Kitabı, 1081-1088.
105. Zhang, L. ve Zhang, D., Characterization of Palmprints by Wavelet Signatures via Directional Context Modeling, IEEE Trans. Syst. Man Cybern. Part B, 34, 3 (2004) 1335-1347.
106. Prasad, S. M., Govindan, V. K. ve Sathidevi, P. S., Image Quality Augmented Intramodal Palmprint Authentication, IET Image Processing, 6, 6 (2012) 668-676.
107. Chen, G. Y. ve Kegl, B., Invariant Pattern Recognition Using Contourlets and AdaBoost, Pattern Recognition, 43 (2010) 579-583.
108. Hao, Y., Sun, Z. ve Tan, T., Comparative Studies on Multispectral Palm Image Fusion for Biometrics, 8th Asian Conference on Computer Vision – ACCV'07, Kasım 2007, Tokyo, Bildiriler Kitabı, 12-21.
109. Fahmy, M. M. M., Palmprint Recognition Based on Mel Frequency Cepstral Coefficients Feature Extraction, Ain Shams Engineering Journal, 1 (2010) 39-47.
110. Wu, X., Zhang, D. ve Wang, K., Palm Line Extraction and Matching for Personal Authentication, IEEE Trans. Syst. Man Cybern. Part A, 36, 5 (2006) 978-987.
111. Liu, L., Zhang, D. ve You, J., Detecting Wide Lines Using Isotropic Nonlinear Filtering, IEEE Trans. Image Process., 16, 6 (2007) 1584-1595.
112. Zhu, L., Zhang, S., Xing, R. ve Zhang, Y., Palmprint Recognition Based on PFI and Fuzzy Logic, 5th International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery - FSKD 2008, Ekim 2008, Jinan Shandong, Bildiriler Kitabı, 178-182.

113. Huang, D-S., Jia, W. ve Zhang, D., Palmprint Verification Based On Principal Lines, Pattern Recognition, 41 (2008) 1316-1328.
114. Wang, Y. ve Ruan, Q., Palm-Line Extraction Using Steerable Filters, 8th International Conference on Signal Processing – ICSP’06, Kasım 2006, Beijing, Bildiriler Kitabı, 1-4.
115. Daugman, J. G., High Confidence Visual Recognition of Persons by a Test of Statistical Independence, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., 15, 11 (1993) 1148-1161.
116. Kong, W., Zhang, D. ve Li, W., Palmprint Feature Extraction Using 2-D Gabor Filters, Pattern Recognition, 36, 10 (2003) 2339-2347.
117. Kanhangad, V., Kumar, A. ve Zhang, D., A Unified Framework for Contactless Hand Verification, IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 6, 3 (2011) 1014-1027.
118. Kong, A., Zhang, D. ve Kamel, M., Palmprint Identification Using Feature-Level Fusion, Pattern Recognition, 39, 3 (2006) 478-487.
119. Kong, A. ve Zhang, D., Competitive Coding Scheme for Palmprint Verification, 17th International Conference on Pattern Recognition – ICPR’04, Ağustos 2004, Cambridge, Bildiriler Kitabı, 520-523.
120. Wu, X., Zhang, D. ve Wang, K., Fusion of Phase and Orientation Information for Palmprint Authentication, Pattern Anal. Appl., 9, 2 (2006) 103-111.
121. Guo, Z., Zuo, W., Zhang, L. ve Zhang, D., A Unified Distance Measurement for Orientation Coding In Palmprint Verificaiton, Neurocomputing, 73 (2010) 944-950.
122. Yue, F., Zuo, W., Zhang, D. ve Li, B., Fast Palmprint Identification with Multiple Templates Per Subject, Pattern Recognition Letters, 32 (2011) 1108-1118.
123. Jia, W., Huang, D-S. ve Zhang, D., Palmprint Verification Based On Robust Line Orientation Code, Pattern Recognition, 41 (2008) 1504-1513.
124. Sun, Z., Tan, T., Wang, Y. ve Li, S., Ordinal Palmprint Representation for Personal Identification, International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition – CVPR’05, Haziran 2005, San Diego, Bildiriler Kitabı, 279-284.
125. Wu, X., Wang, K. ve Zhang, D., Palmprint Authentication Based on Orientation Code Matching, 5th International Conference on Audio- and Video- Based Biometric Person Authentication – AVBPA’05, Temmuz 2005, Rye Brook, Bildiriler Kitabı, 555-562.
126. Guo, Z., Zhang, D., Zhang, L. ve Zuo, W., Palmprint Verification Using Binary Orientation Co-Occurrence Vector, Pattern Recognition Letters, 30 (2009) 1219-1227.

127. Zhang, L., Li, H. ve Niu, J., Fragile Bits in Palmprint Recognition, IEEE Signal Processing Letters, 19, 10 (2012) 663-666.
128. Han, Y., Tan, T. ve Sun, Z., Palmprint Recognition Based on Directional Features and Graph Matching, International Conference on Biometrics - ICB'07, Ağustos 2007, Seoul, Bildiriler Kitabı, 1164-1173.
129. Wang, X., Gong, H., Zhang, H., Li, B. ve Zhuang, Z., Palmprint Identification Using Boosting Local Binary Pattern, International Conference on Pattern Recognition - ICPR'06, Ağustos 2006, Haong Kong, Bildiriler Kitabı, 503-506.
130. Nibouche, O. ve Jiang, J., Palmprint Matching Using Feature Points and SVD Factorisation, Digital Signal Processing, 23, 4 (2013) 1154-1162.
131. Morales, A., Ferrer M. A. ve Kumar, A., Towards Contactless Palmprint Authentication, IET Computer Vision, 5, 6 (2011) 407-416.
132. Wu, X., Wang, K. ve Zhang, D., Fuzzy Directional Element Energy Feature (FDEEF) Based Palmprint Identification, 16th International Conference on Pattern Recognition - ICPR'02, Ağustos 2002, Quebec City, Bildiriler Kitabı, 95-98.
133. Zhang, D., Zuo, W. ve Yue, F., A Comparative Study of Palmprint Recognition Algorithms, ACM Computing Surveys, 44, 1 (2012) 2:1-37.
134. Kittler, J., Hatef, M., Duin, R. ve Matas, J., On Combining Classifiers, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., 20, 3 (1998) 226-239.
135. Kong, A., Zhang, D. ve Kamel, M., Three Measures For Secure Palmprint Identification, Pattern Recognition, 41 (2008) 1329-1337.
136. You, J., Kong, W., Zhang, D. ve Cheung, K., On Hierarchical Palmprint Coding with Multiple Features for Personal Identification in Large Databases, IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol., 14, 2 (2004) 234-243.
137. Imtiaz, H. ve Fattah, S. A., A Wavelet-based Dominant Feature Extraction Algorithm for Palm-print Recognition, Digital Signal Processing, 23 (2013) 244-258.
138. Zhang, S. ve Gu, X., Palmprint Recognition Method Based on Score Level Fusion, Optik, (2013) kabul edilmiş makale.
139. Wan, M., Lai, Z., Shao, J. ve Jin Z., Two-Dimensional Local Graph Embedding Discriminant Analysis (2DLGEDA) with Its Application To Face and Palm Biometrics, Neurocomputing, 73 (2009) 197-203.
140. Pan, X., Ruan, Q. ve Wang, Y., Palmprint Recognition Using Contourlets-based Local Fractal Dimensions, 9th International Conference on Signal Processing - ICSP 2008, Ekim 2008, Beijing, Bildiriler Kitabı, 2108-2111.
141. Kumar, A., Bhargava, M., Gupta, R. ve Panigrahi, B.K., Palmprint Authentication Using Pattern Classification Techniques, SEMCCO'11, Aralık 2011, Visakhapatnam, Bildiriler Kitabı, 417-424.

142. Yue, F., Zuo, W., Zhang, D. ve Wang, K., Orientation Selection Using Modified FCM for Competitive Code-Based Palmprint Recognition, Pattern Recognition, 42 (2009) 2841-2849.
143. Zhang, D., Kanhangad, V., Luo, N. ve Kumar, A., Robust Palmprint Verification Using 2D and 3D Features, Pattern Recognition, 43 (2010) 358-368.
144. Zheng, P. ve Sang, N., Using Phase and Directional Line Features for Efficient Palmprint Authentication, 2nd International Congress on Image and Signal Processing - CISP '09, Ekim 2009, Tianjin, Bildiriler Kitabı, 1-5.
145. Zhang, B., Gao, Y. ve Zheng, H., Local Kernel Feature Analysis (LKFA) for Object Recognition, Neurocomputing, 74, 4 (2011) 575-579.
146. Soviany, S. Puscoci, S. ve Jurian, M., A Hierarchical Data Classification Model for Biometric Identification Systems, 3rd International Conference on Emerging Intelligent Data and Web Technologies - EIDWT 2012, Eylül 2012, Bucharest, Bildiriler Kitabı, 23-30.
147. Zuo, W., Yue, F. ve Zhang, D., On Accurate Orientation Extraction and Appropriate Distance Measure for Low-Resolution Palmprint Recognition, Pattern Recognition, 44 (2011) 964-972.
148. Chen, J., Moon, Y-S., Wong, M-F. ve Su, G., Palmprint Authentication Using a Symbolic Representation of Images, Image and Vision Computing, 28 (2010) 343-351.
149. Liu, D., Sun, D-M. ve Qiu, Z-D., Wavelet Decomposition 4-Feature Parallel Fusion by Quaternion Euclidean Product Distance Matching Score for Palmprint Verification, 9th International Conference on Signal Processing - ICSP 2008, Ekim 2008, Beijing, Bildiriler Kitabı, 2104-2107.
150. Xuebin, X., Zhang, D., Xinman, Z., Hongyu, L. ve Xi, C., NSCTWavelet: An Efficient method for Multimodal Biometric Recognition Based on Pixel level Fusion, IEEE International Symposium on Industrial Electronics - ISIE 2009, Temmuz 2009, Seoul, Bildiriler Kitabı, 1893-1898.
151. Zhu, L. ve Xing, R., Hierarchical Palmprint Recognition Based on Major Line Feature and Dual Tree Complex Wavelet Texture Feature, 6th International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery - FSKD'09, Ağustos 2009, Tianjin, Bildiriler Kitabı, 15-19.
152. Hu, J., Xue, Y., Zhao, Y. ve Lu, J., Palmprint Recognition Based on Multiple Feature Information Fusion, 9th International Conference on Signal Processing - ICSP 2008, Ekim 2008, Beijing, Bildiriler Kitabı, 1449-1452.
153. Tunkpien, P., Phimoltares, S. ve Panthuwadeethorn, S., Palmprint Identification System Using Shape Matching and K-Nearest Neighbor Algorithm, IEEE International Conference on Imaging Systems and Techniques - IST 2011, Mayıs 2011, Penang, Bildiriler Kitabı, 327-330.

154. Wang, X., Liang, J. ve Wang, M., On-line Fast Palmprint Identification Based on Adaptive Lifting Wavelet Scheme, Knowledge-Based Systems, 42 (2013) 68-73.
155. Xuan, W., Li, L. ve Mingzhe, W., Palmprint Verification Based on 2D – Gabor Wavelet and Pulse-Coupled Neural Network, Knowledge-Based Systems, 27 (2012) 451-455.
156. Qi, M., Lu, Y., Li, H., Wang, R. ve Kong, J., A Novel Hand-Based Personal Identification Approach, 8th international conference on Adaptive and Natural Computing Algorithms - ICANNGA 2007, Nisan 2007, Warsaw, Bildiriler Kitabı, 309-317.
157. BinMakhashen, G. M. ve El-Alfy, E. M., Fusion of Multiple Texture Representations for Palmprint Recognition Using Neural Networks, 19th International Conference on Neural Information Processing - ICONIP'12, Kasım 2012, Doha-Qatar, Bildiriler Kitabı, 410-417.
158. Yu, P-F. ve Xu, D., Palmprint Recognition Based on Modified DCT Features and RBF Neural Network, International Conference on Machine Learning and Cybernetics - ICMLC 2008, Temmuz 2008, Kunming, Bildiriler Kitabı, 2982-2986.
159. Lu, J., Zhao, Y., Xue, Y. ve Hu, J., Palmprint Recognition via Locality Preserving Projections and Extreme Learning Machine Neural Network, 9th International Conference on Signal Processing - ICSP 2008, Ekim 2008, Beijing, Bildiriler Kitabı, 2096-2099.
160. Kumar, A., Hanmandlu, M. ve Gupta, H. M., Fuzzy Binary Decision Tree for Biometric Based Personal Authentication, Neurocomputing, 99 (2013) 87-97.
161. Alpaydin, E., Introduction to Machine Learning, Second Edition, The MIT Press, USA, 2009.
162. Chen, G., Zhu, W-P., Kegl, B. ve Fekete R. B., Palmprint Classification Using Wavelets and AdaBoost, 7th International Symposium on Neural Networks - ISNN 2010, Haziran 2010, Shanghai, Bildiriler Kitabı, 178-183.
163. Chen, G. Y. ve Kegl, B., Palmprint Classification using Contourlets, IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics - ISIC 2007, Ekim 2007, Quebec, Bildiriler Kitabı, 1003-1007.
164. Kisku, D. R., Rattani, A., Gupta, P., Hwang, C. J. ve Sing, J. K., Palmprint Identification Using FRIT, Mobile Multimedia/Image Processing, Security, and Applications - Mobimedia 2011, Nisan 2011, Orlando, Bildiriler Kitabı, 1-9.
165. Wu, X., Wang, K. ve Zhang, D., HMMs Based Palmprint Identification, First Conference on Biometric Authentication – ICBA 2004, Temmuz 2004, Hong Kong, Bildiriler Kitabı, 775-781.
166. Kostadinov, D. ve Bogdanova, S., Logistic Regression Classifier for Palmprint Verification, 19th International Conference on Systems, Signals and Image Processing - IWSSIP 2012, Nisan 2012, Vienna, Bildiriler Kitabı, 413-416.

167. Yang, W., Wang, S., Jie, L. ve Shao, G., A New Palmprint Identification Technique Based on a Two-Stage Neural Network Classifier, 4th International Conference on Natural Computation - ICNC 2008, Ekim 2008, Jinan, Bildiriler Kitabı, 18-23.
168. Wu, Y-P., Tian, J-W., Xu, D. ve Zhang, X-J., Palmprint Recognition Based on RB K-Means and Hierarchical SVM, International Conference on Machine Learning and Cybernetics – ICMLC’07, Ağustos 2007, Hong Kong, Bildiriler Kitabı, 3641-3647.
169. Dawod, A. Y., Abdullah, J. ve Alam, M. J., Adaptive Skin Color Model for Hand Segmentation, International Conference on Computer Applications and Industrial Electronics - ICCAIE 2010, Aralık 2010, Kuala Lumpur, Bildiriler Kitabı, 486-489.
170. Rother, C., Kolmogorov, V. ve Blake, A., “GrabCut” – Interactive Foreground Extraction Using Iterated Graph Cuts, ACM Transactions on Graphics, 23, 3 (2004) 309-314.
171. Yin, X. ve Xie, M., Hand Gesture Segmentation, Recognition and Application, IEEE International Symposium on Computational Intelligence in Robotics and Automation - CIRA 2001, Temmuz - Ağustos 2001, Alberta, Bildiriler Kitabı, 438-443.
172. Van Ginneken, B., Fragi, A. F., Staal, J. J. ve Romeny, B. M. H., Active Shape Model Segmentation with Optimal Features, IEEE Transactions on Medical Imaging, 21, 8 (2002) 924-933.
173. John, N. M., Kabuka, M. R. ve Ibrahim, M. O., Multivariate Statistical Model for 3D Image Segmentation with Application to Medical Images, Journal of Digital Imaging, 16, 4 (2003) 365-377.
174. Rahnamayan, S. ve Mohamad, Z. S., Tissue Segmentation in Medical Images Based on Image Processing Chain Optimization, International Workshop on Real Time Measurement, Instrumentation & Control – RTMIC’10, Haziran 2010, Oshawa, Bildiriler Kitabı, 1-9.
175. Sung, J. ve Kim, D., A Background Robust Active Appearance Model Using Active Contour Technique, Pattern Recognition, 40, 1 (2007) 108-120.
176. Stegmann, M. B. ve Larsen, R., Multi-band Modelling of Appearance, Image and Vision Computing, 21, 1 (2003) 61-67.
177. Lee, S. J., Park, K. R. ve Kim, J., A Comparative Study of Facial Appearance Modeling Methods for Active Appearance Models, Pattern Recognition Letters, 30, 14 (2009) 1335-1346.
178. Yan, S., Liu, C., Li, S. Z., Zhang, H. J., Shum, H-Y. ve Cheng, Q., Face Alignment Using Texture-Constrained Active Shape Models, Image and Vision Computing, 21, 1 (2003) 69-75.
179. Lusted, L. B., Signal Detectability and Medical Decision Making, Science, 171 (1971) 1217-1219.
180. www.bromba.com/faq/biofaqe.htm Biometrics FAQ. 30 Mart 2013.

181. Aykut, M. ve Ekinçi, M., Kernel Principal Component Analysis of Gabor Features for Palmprint Recognition, International Conference on Biometrics - ICB 2009, Haziran 2009, Alghero, Bildiriler Kitabı, 685-694.
182. ceng2.ktu.edu.tr/~cvpr/index.html KTU Computer Vision and Pattern Recognition Lab. 30 Mart 2013.
183. Zhang, D., PolyU Palmprint Database, www.comp.polyu.edu.hk/~biometrics/ 1 Aralık 2004.
184. Ridler, T. W. ve Calvard, S., Picture Thresholding Using an Iterative Selection Method, IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 8, 8 (1978) 630-632.
185. Huang, L. K. ve Wang, M. J., Image Thresholding by Minimizing the Measures of Fuzziness, Pattern Recognition, 28, 1 (1995) 41-51.
186. Kittler, J. ve Illingworth, J., On Threshold Selection Using Clustering Criteria, IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 15, 5 (1985) 652-655.
187. Boykov, Y. ve Jolly, M. P., Interactive Graph Cuts for Optimal Boundary and Region Segmentation of Objects in N-D images, Eight IEEE International Conference on Computer Vision – ICCV’01, Temmuz 2001, Vancouver, Bildiriler Kitabı, 105-112.
188. Wang, P., Peng’s Homepage. myweb.space.wisc.edu/pwang6/personal/ 1 Ocak 2013.
189. Kass, M., Witkin, A. ve Terzopoulos, D., Snakes: Active Contour Models, Int. Jour. of Computer Vision, 8, 2 (1988) 321-331.
190. Cootes, T. F., Edwards, G. J. ve Taylor, C. J., Active Appearance Models, European Conf. on Computer Vision - ECCV’98, Haziran 1998, Freiburg, Bildiriler Kitabı, 484-498.
191. Stegmann, M. B., Active Appearance Models: Theory, Extensions and Cases, Yüksek Lisans Tezi, Technical University of Denmark, Lyngby, 2000.
192. Gower, J. C., Generalized Procrustes Analysis, Psychometrika, 40, 1 (1975) 33-51.
193. Lee, D. T. ve Schachter, B. J., Two Algorithms for Constructing a Delaunay Triangulation, International Journal of Computer & Information Sciences, 9, 3 (1980) 219-242.
194. Efron, B., Bootstrap Methods: Another Look at the Jackknife, Annals of Statistics, 7 (1979) 1-26.
195. Horn, J. L., A Rationale and Test for The Number of Factors In Factor Analysis, Psychometrika, 30 (1965) 179-186.
196. Stegmann, M. B., Generative Interpretation of Medical Images, Doktora Tezi, Technical University of Denmark, Lyngby, 2004.

197. Cootes, T. F., Edwards, G. J. ve Taylor, C. J., Active Appearance Models, IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 23, 6 (2001) 681-685.
198. Cootes, T. F. ve Taylor, C. J., Constrained Active Appearance Models, Eighth IEEE International Conference on Computer Vision – ICCV'01, Temmuz 2001, Vancouver, Bildiriler Kitabı, 748-754.
199. Stegmann, M. B., Active Appearance Models. www2.imm.dtu.dk/~aam/ 1 Nisan 2003.
200. Van Gestel, T., Suykens, J., De Brabanter, J., De Moor, B. ve Vandewalle, J., Least Squares Support Vector Machine Regression for Discriminant Analysis, International Joint Conference on Neural Networks - IJCNN'01, Temmuz 2001, Washington, Bildiriler Kitabı, 2445-2450.
201. Aykut, M., Örüntü Tanıma Amaçlı Doğrusal Olmayan Yöntemlerin Geliştirilmesi ve Uygulanması, Yüksek Lisans Tezi, K.T.Ü. Fen Bilimleri Enstitüsü, Trabzon, 2007.
202. Bow, S.T., Pattern Recognition and Image Preprocessing, Second Edition, Marcel Dekker Inc., New York, 2002.
203. Ekinci, M. ve Aykut, M., Palmprint Recognition by Applying Wavelet-Based Kernel PCA, Journal of Computer Science and Technology, 23, 5 (2008) 851-861.
204. Acharya, T. ve Ray, A. K., Image Processing, Principles and Applications, Wiley Publishing, New Jersey, 2005.
205. Daugman, J. G., Complete Discrete 2-D Gabor Transforms by Neural Networks for Image Analysis and Compression, IEEE Trans. Acoust. Speech Signal Process, 36 (1988) 1169-1179.
206. Marcelja, S., Mathematical Description of The Responses of Simple Cortical Cells, Journal of the Optical Society of America, 70 (1980) 1297-1300.
207. Manjunath, B. S. ve Ma, W. Y., Texture Features for Browsing and Retrieval of Image Data, IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 18, 8 (1996) 837-842.
208. Duda, R. O., Hart, P. E. ve Stork, D. G., Pattern Classification, Second Edition, Wiley Publishing, New York, 2001.
209. Pres, W. H., Teukolsky, S. A., Vetterling, W. T. ve Flannery, B. P., Numerical Recipes in C, Cambridge University Press, New York, 1997.
210. Welling, M., Max Welling's Class Notes on FLD. www.ics.uci.edu/~welling/classnotes/papers_class/Fisher-LDA.pdf 1 Aralık 2009.
211. Fisher, R. A., The Use of Multiple Measurements in Taxonomic Problems, Annals of Eugenics, 7 (1936) 179-188.

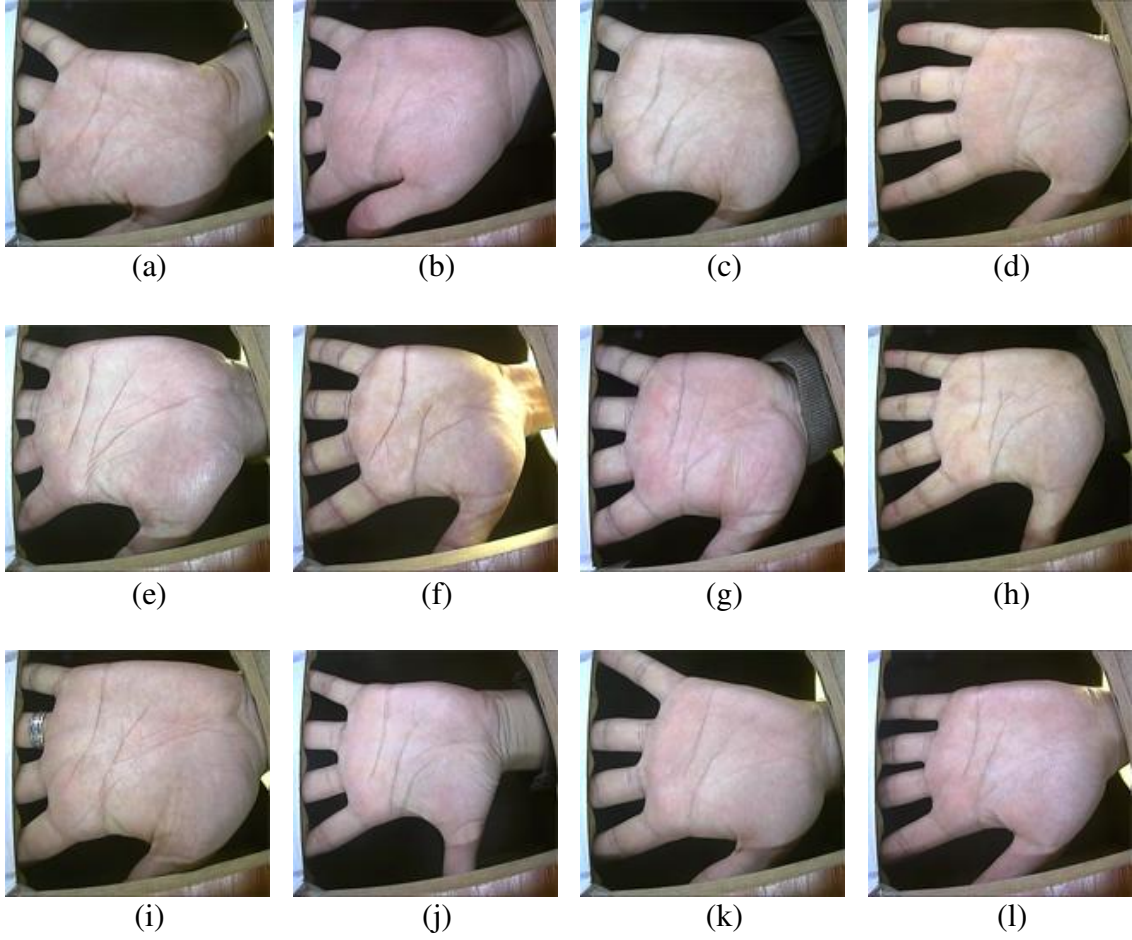
212. Bishop, C., Neural Networks for Pattern Recognition, Oxford University Press, USA, 1996.
213. Aizerman, M., Braverman, E. ve Rozonoer, L., Theoretical Foundations of The Potential Function Method in Pattern Recognition Learning, Automation and Remote Control, 25 (1964) 821-837.
214. Mika, S., Ratsch, G., Weston, J., Scholkopf, B. ve Muller, K., Fisher Discriminant Analysis with Kernels, IEEE Neural Networks for Signal Processing IX, Ağustos 1999, Madison, Bildiriler Kitabı, 41-48.
215. Schölkopf, B. ve Smola, A. J., Learning with Kernels, The MIT Press, London, 2002.
216. Guyon, I., Boser, B. ve Vapnik, V., Automatic Capacity Tuning of Very Large VC-Dimension Classifiers, Advances in Neural Information Processing Systems-NIPS'93, 1993, Denver, Bildiriler Kitabı, 147-155.
217. Mika, S., Ratsch, G. ve Müller, K-R., A Mathematical Programming Approach to the Kernel Fisher Algorithm, Advances in Neural Information Processing Systems – NIPS'01, Aralık 2001, Vancouver, Bildiriler Kitabı, 591-597.
218. Suykens, J. A. K., Lukas, L., Van Dooren, P., De Moor, B. ve Vandewalle J., Least Squares Support Vector Machine Classifiers: A Large scale Algorithm. European Conference on Circuit Theory and Design - ECCTD'99, Ağustos - Eylül 1999, Stresa, Bildiriler Kitabı, 839-842.
219. Platt, J. C., Sequential Minimal Optimization: A Fast Algorithm for Training Support Vector Machines, Teknik Rapor, Microsoft Research, Washington, 1998.
220. Suykens, J. A. K., Van Gestel, T., De Brabanter, J., De Moor, B. ve Vandewalle, J., Least Squares Support Vector Machines, World Scientific, Singapore, 2005.
221. Knerr, S., Personnaz, L. ve Dreyfus, G., Single-Layer Learning Revisited: A Stepwise Procedure for Building and Training a Neural Network, Neurocomputing, 68 (1990) 41-50.
222. Clark, P. ve Boswell, R., Rule Induction with CN2: Some Recent Improvements, 5th European Working Session on Learning – EWSL'91, Mart 1991, Porto, Bildiriler Kitabı, 151-163.
223. Anand, R., Mehrotra, K. G., Mohan, C. K. ve Ranka, S., Efficient Classification for Multiclass Problems Using Modular Neural Networks, IEEE Trans. Neural Networks, 6 (1995) 117-124.
224. Fürnkranz, J., Round Robin Classification, Journal of Machine Learning Research, 2 (2002) 721-747.
225. Suykens, J. A. K. ve Vandewalle, J., Multiclass Least Squares Support Vector Machines, Int. Joint Conf. on Neural Networks - IJCNN'99, Temmuz 1999, Washington, Bildiriler Kitabı, 900-903.

226. Allwein, E. L., Schapire, R. E. ve Singer, Y., Reducing Multiclass to Binary: A Unifying Approach for Margin Classifiers, Journal of Machine Learning Research, 1 (2001) 113-141.
227. Van Gestel, T., Suykens J., Lanckriet, G., Lambrechts, A., de Moor, B. ve Vandewalle, J., Multiclass LS-SVMs: Moderated Outputs and Coding-Decoding Schemes, Neural Processing Letters, 15, 1 (2002) 45-58.
228. Vapnik, V., The Nature of Statistical Learning Theory, Springer-Verlag, New York, 1995.
229. Webb, A. R., Statistical Pattern Recognition, Second Edition, Wiley Publishing, U.K., 2002.
230. Chang, C-C. ve Lin, C-J., LIBSVM - A Library for Support Vector Machines. www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/ 1 Aralık 2005.
231. Suykens, J. ve Vandewalle, J., Least Squares Support Vector Machine Classifiers, Neural Processing Letters, 9, 3 (1999) 293-300.
232. Jain, A., Mink, A., Uludag, U. ve Indovina, M., Multimodal Biometric Authentication Methods: A COTS Approach, Workshop on Multimodal User Authentication-MMUA'03, Aralık 2003, Santa Barbara, Bildiriler Kitabı, 1-8.
233. Kumar, A., Incorporating Cohort Information for Reliable Palmprint Authentication, Indian Conference on Computer Vision, Graphics & Image Processing – ICVGIP'08, Aralık 2008, Bhubaneswar, Bildiriler Kitabı, 112-119.
234. Zhu, Y-H., Jia, W. ve Liu, L-F., Palmprint Recognition Using Band-Limited Phase-Only Correlation and Different Representations, 5th International Conference on Emerging Intelligent Computing Technology and Applications - ICIC 2009, Eylül 2009, Ulsan, Bildiriler Kitabı, 270-277.
235. Jia, W., Huang, D-S., Tao, D. ve Zhang, D., Palmprint Identification Based on Directional Representation, IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics - SMC 2008, Ekim 2008, Singapore, Bildiriler Kitabı, 1562-1567.
236. Shen, L., Ji, Z., Zhang, L. ve Guo, Z., Applying LBP Operator to Gabor Response for Palmprint Identification, International Conference on Information Engineering and Computer Science-ICIECS'09, Aralık 2009, Wuhan, Bildiriler Kitabı, 1-3.
237. Kumar, A. ve Shekhar, S., Personal Identification Using Multibiometrics Rank-Level Fusion, IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics—Part C: Applications and Reviews, 41, 5 (2011) 743-752.
238. Poinot, A., Yang, F. ve Paindavoine, M., Small Sample Biometric Recognition Based on Palmprint and Face Fusion, Fourth International Multi-Conference on Computing in the Global Information Technology - ICCGI '09, Ağustos 2009, Cannes, Bildiriler Kitabı, 118-122.

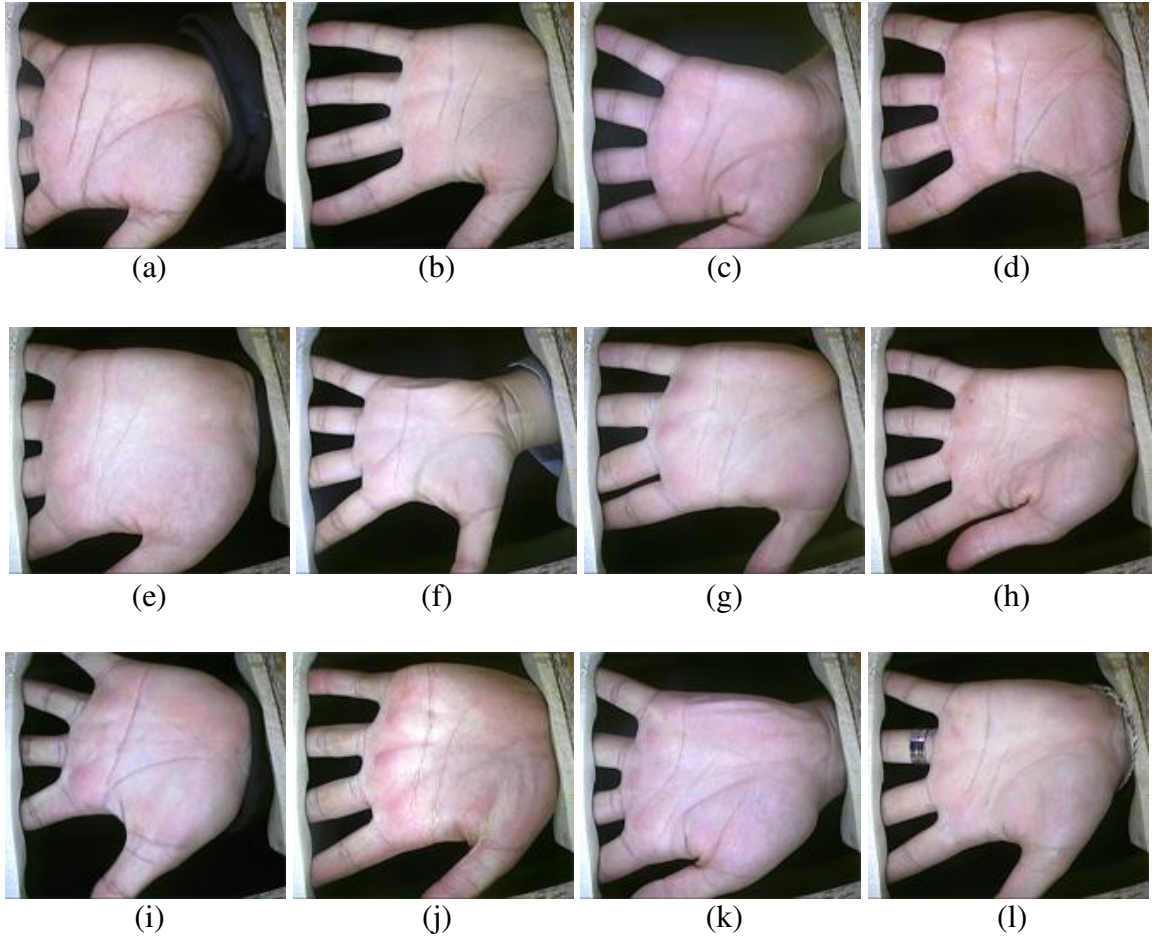
239. Doublet, J., Revenu, M. ve Lepetit, O., Robust GrayScale Distribution Estimation for Contactless Palmprint Recognition, 1st IEEE International Conference on Biometrics: Theory, Applications, and Systems - BTAS 2007, Eylül 2007, Virginia, Bildiriler Kitabı, 1-6.
240. Xiao, J., Baker, S., Matthews, I. ve Kanade, T., Real-Time Combined 2D+3D Active Appearance Models, IEEE Conference on Computer vision and pattern recognition - CVPR'04, Haziran – Temmuz 2004, Washington, Bildiriler Kitabı, 535-542.

7. EKLER

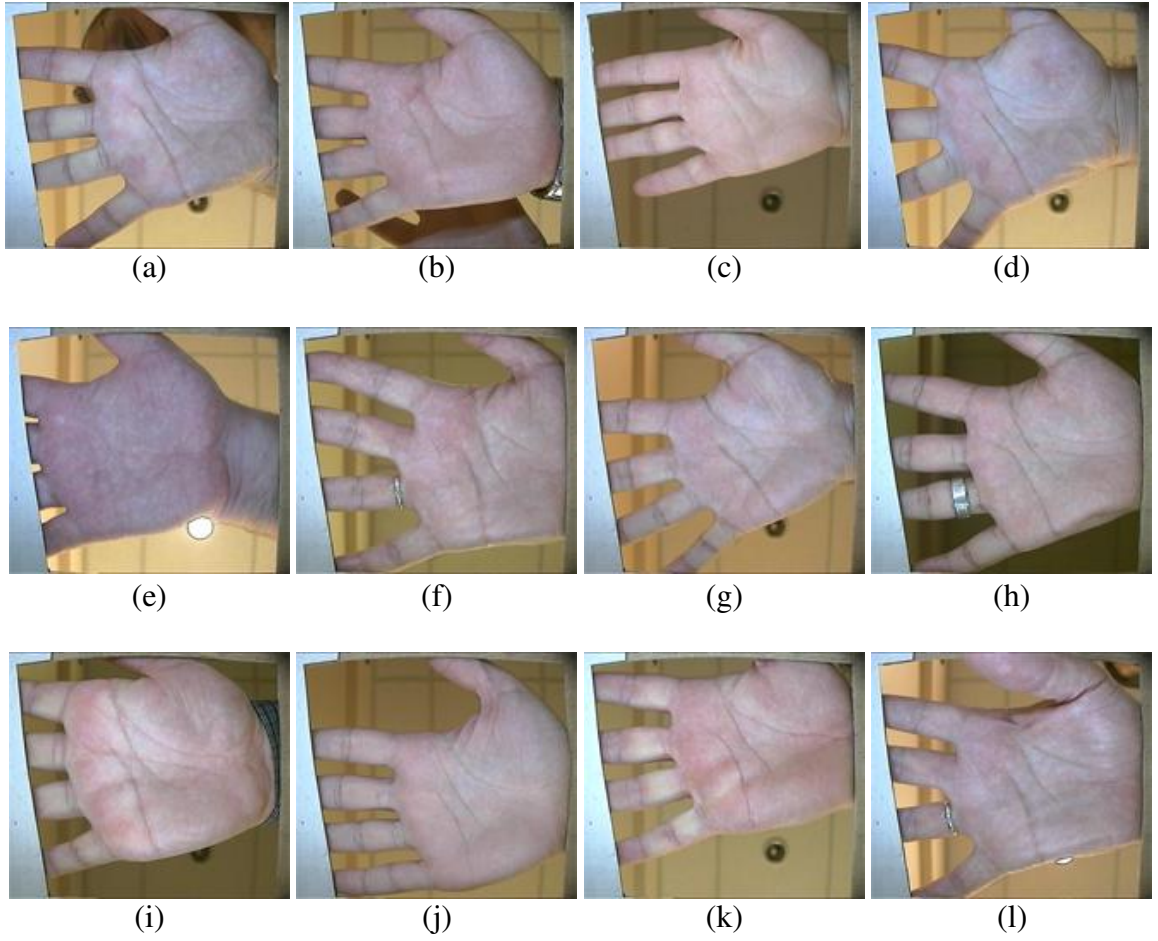
Ek 1. Oluřturulan Veritabanlarına Ait Örnek Görüntüler



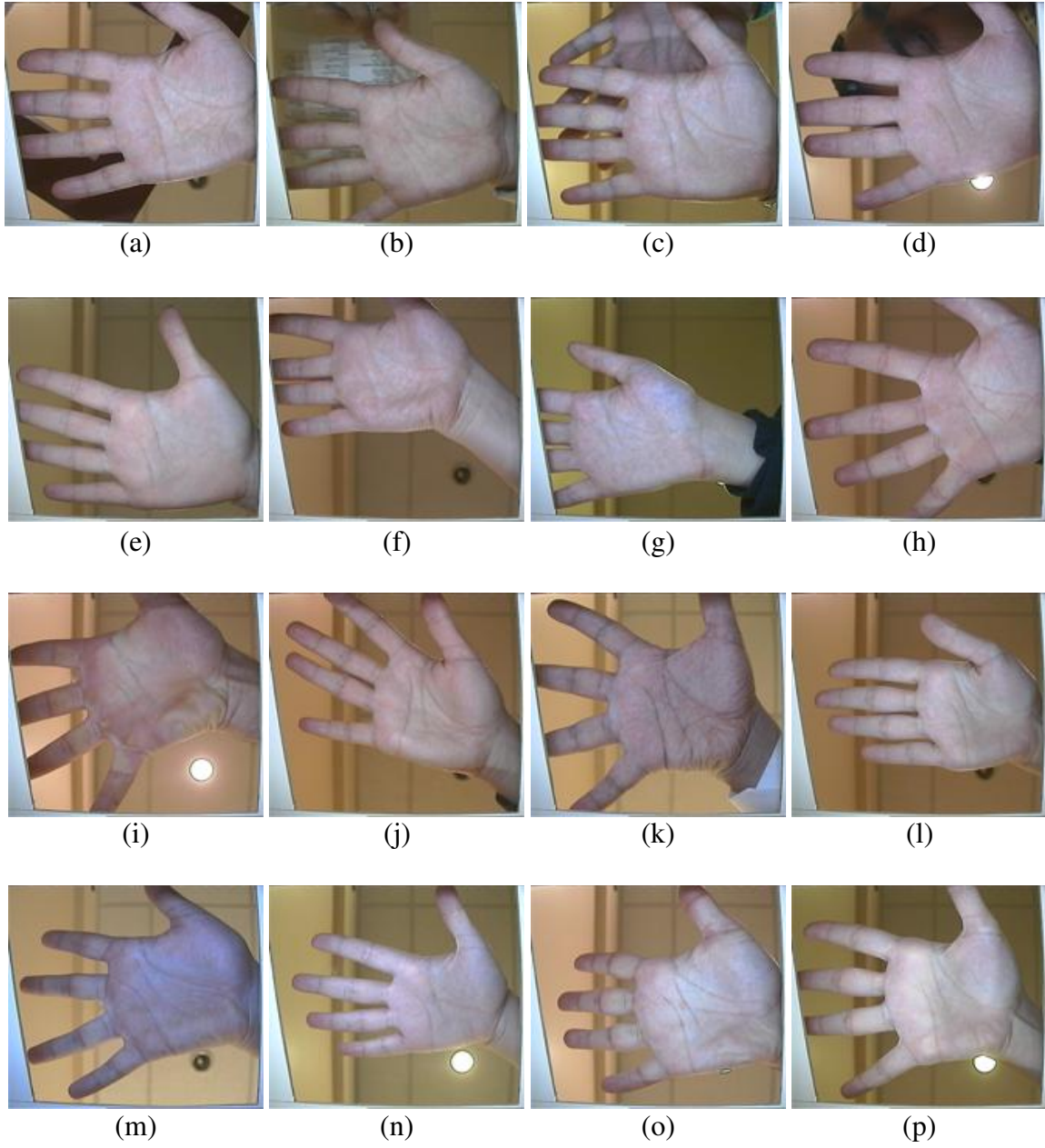
Ek Şekil 1. KTÜ VT 1.0'daki farklılıkları ifade eden örnek avuç görüntüleri: Elin sola yakın (a), ilerde (c), geride (d) tutulması; başparmağın bitiştirilmesi (b); elin aşağıya doğru bastırılması (e); gün ışığının eli aydınlatması (f); elin tombul (g), zayıf (h), büyük (i), küçük (j) olması; parmakta yüzük bulunması (i), parmakların yanlış yerleştirilmesi (k, l).



Ek Şekil 2. KTÜ VT 2.1'deki farklılıkları ifade eden örnek avuç görüntüleri: Elin ilerde (a), geride (b), sola yakın (c), sağa yakın (d) tutulması; parmakların açık (d) ve yakın tutulması (g, h); elin büyük (e), küçük (f) olması; parmakların yanlış aralıklara yerleştirilmesi (i), elin parmaklara yakın yerden (j) ve bilekten (k) aşağıya doğru bastırılması; parmakta yüzük bulunması (l).



Ek Şekil 3. Serbest arka planlı VT'daki farklılıkları ifade eden örnek avuç görüntüleri: Arka planda yüz (a), farklı bir el (b) bulunması; parmakların birbirine yakın (c), ve açık (d) tutulması; elin ilerde (e), geride (f), belirli bir açıyla (g), sağa yakın (j) ve sola yakın (k) tutulması; parmakta yüzük bulunması (h); arka planın açık (e) ve koyu (h) olması; el aşağıya doğru bastırılması (i), başparmağın düzgün yerleştirilmemesi (l).



Ek Şekil 4. Temassız VT'daki farklılıkları ifade eden örnek avuç görüntüleri: Arka planda tahta plaka (a), kitap sayfası (b), farklı bir el (c), yüz (d) bulunması; elin sağa yakın (e), sola yakın (f), ilerde (g), geride (h), sola doğru büyük açı ile (i), sağa doğru büyük açı ile (j) tutulması; parmakların çok açık (k) ve bitişik tutulması (l); 3. boyutta elin sola (m) ve sağa (n) meyilli tutulması; elin bileklerden (o) ve parmaklara yakın yerden (p) bastırılması.

ÖZGEÇMİŞ

1981 yılında Trabzon'da doğdu. İlk ve orta öğrenimini Trabzon'da tamamladı. 2001 yılında Karadeniz Teknik Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Bilgisayar Mühendisliği Bölümü'nde lisans programına başladı ve 2005 yılında bu bölümden bölüm birincisi olarak mezun oldu. 2007 yılında KTÜ Fen Bilimleri Enstitüsü Bilgisayar Müh. Anabilim Dalı'nda yüksek lisansını tamamladı. Aynı yıl KTÜ Fen Bilimleri Enstitüsü Elektronik Anabilim Dalı'nda başladığı doktora çalışmalarına, Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı'nda 2008 güz döneminde açılan doktora programına yatay geçiş yaparak devam etti. 2005 yılında Fen Bilimleri Enstitüsü'nce görevlendirildiği Bilgisayar Mühendisliği Bölümündeki araştırma görevliliği halen devam etmektedir. Doktora çalışmaları esnasında TÜBİTAK'ın "Avuç İzi Görüntülerine Dayalı İnsanların Otomatik Tanınması" konulu 107E212 nolu projesinde bursiyer olarak görev aldı. 5'i SCI/expanded indeksli dergilerde, 5'i uluslararası konferanslarda, 5'i ulusal konferanslarda olmak üzere toplam 15 yayını mevcuttur. Bu yayınlardan tez konusu ile ilgili olanlara başka yazarlar tarafından SCI/expanded indeksli yayınlarda 24 atıf yapılmıştır. Ayrıca, doktora tez sürecinde SCI expanded dergi ve ulusal konferans hakemliği görevlerinde de bulunmuştur. Biyometrik sistemler, örüntü tanıma ve bilgisayarla görme konuları ilgi alanlarını oluşturmaktadır. Yabancı dil olarak orta derecede İngilizce bilmektedir. Yayınları aşağıda verilmiştir:

SCI / SCI-expanded İndeksli Dergi Yayınları

- M. Aykut ve M. Ekinci, "AAM-Based Palm Segmentation in Unrestricted Backgrounds and Various Postures for Palmprint Recognition", Pattern Recognition Letters, Vol. 34, No. 9 pp. 955-962, 2013.

- M. Ekinci, M. Aykut, "Palmprint Recognition by Applying Wavelet-Based Kernel PCA", Journal of Computer Science and Technology, Vol. 23, No. 5, pp. 851-861, 2008.

- M. Ekinci, M. Aykut, "Gabor-Based Kernel PCA for Palmprint Recognition", IET Electronics Letters, Vol. 43, No. 20, pp. 1077-1079, 2007.

- M. Ekinci, M. Aykut, "Improved Gait Recognition by Multiple Projections Normalization", Machine Vision and Applications, Vol. 21, No. 2, pp. 143-161, 2010.

- M. Ekinci, M. Aykut, "Human Gait Recognition Based on Kernel PCA Using Projections", Journal of Computer Science and Technology, Vol. 22, No. 6, pp. 867-876, 2007.

Uluslararası Konferans Yayınları

- M. Aykut, M. Ekinci, "Kernel Principal Component Analysis of Gabor Features for Palmprint Recognition", The 3rd IAPR/IEEE International Conference on Biometrics ICB 2009, 2-5 June 2009, Sassari, LNCS Vol. 5558, pp. 685-694.

- M. Ekinci, M. Aykut, "Palmprint Recognition Using Kernel PCA of Gabor Features", 23rd International Symposium on Computer and Information Sciences ISCIS'08, 27-29 October 2008, Istanbul, pp. 107-112.

- M. Ekinci, M. Aykut "Palmprint Recognition by Applying Wavelet Representation and Kernel PCA", 5th International Conference on Machine Learning and Data Mining MLDM' 2007, 18-20 July 2007, Leipzig, LNAI Vol. 4517, pp. 628-642.

- M. Ekinci, M. Aykut, E. Gedikli, " Gait Recognition by Applying Multiple Projections and Kernel PCA.", 5th International Conference on Machine Learning and Data Mining MLDM' 2007, 18-20 July 2007, Leipzig, LNAI Vol. 4517, pp. 727-741.

- M. Ekinci, M. Aykut "A Novel Approach for Automatic Palmprint Recognition", 20th Conference of the Canadian Society for Computational Studies of Intelligence, Canadian AI 2007, 28-30 May 2007, Montreal, LNAI Vol. 4509, pp. 122-133.

Ulusal Konferans Yayınları

- M. Aykut, M. Ekinci, "Gabor Tabanlı Çekirdek Fisher Ayırtıcının Online Avuç İzi Doğrulama Sistemine Uygulanması", IEEE SIU' 2011, Antalya, 20-22 Nisan 2011.

- M. Aykut, E. Gedikli, M. Ekinci, "Avuç İzine Dayalı Online Kimlik Doğrulama Sistemi", IEEE SIU' 2010, Diyarbakır, 22-24 Nisan 2010.

- M. Aykut, M. Ekinci, "Gabor Dalgacık Vektörlerine Farklı Boyutlardaki Kernel Matrisinin Uygulanmasıyla Avuç İzi Tanıma", IEEE SIU' 2009, Antalya, 9-11 Nisan 2009.

- M. Aykut, M. Ekinci, "Dalgacık Tabanlı Kernel PCA Uygulayarak Avuç İzi Tanıma", IEEE SIU' 2007, Eskişehir, 11-13 Haziran 2007.

- M. Ekinci, M. Aykut, "Yürüyüş Stiline Dayalı Kişilerin Tanınması", IEEE SIU' 2006, Antalya, 17-19 Nisan 2006.