

**KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ  
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI**

**KISITLAMASIZ AVUÇ İZİ BİYOMETRİK DOĞRULAMA İÇİN STEREO  
TABANLI YAKLAŞIMLAR**

**DOKTORA TEZİ**

**Bilgisayar Yük. Müh. Özkan BİNGÖL**

**HAZİRAN 2018  
TRABZON**



**KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ**  
**FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI**

**KISITLAMASIZ AVUÇ İZİ BİYOMETRİK DOĞRULAMA İÇİN STEREO TABANLI  
YAKLAŞIMLAR**

**ÖZKAN BİNGÖL**

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

**Tezin Enstitüye Verildiği Tarih : 29 / 05 / 2018**

**Tezin Savunma Tarihi : 25 / 06 / 2018**

**Tez Danışmanı : Prof. Dr. Murat EKİNCİ**

**Trabzon 2018**

KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ  
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalında  
Özkan BİNGÖL Tarafından Hazırlanan

KISITLAMASIZ AVUÇ İZİ BİYOMETRİK DOĞRULAMA İÇİN STEREO TABANLI  
YAKLAŞIMLAR

başlıklı bu çalışma, Enstitü Yönetim Kurulunun 05 /06/2018 gün ve 1756 sayılı  
kararıyla oluşturulan jüri tarafından yapılan sınavda  
DOKTORA TEZİ  
olarak kabul edilmiştir.

Jüri Üyeleri

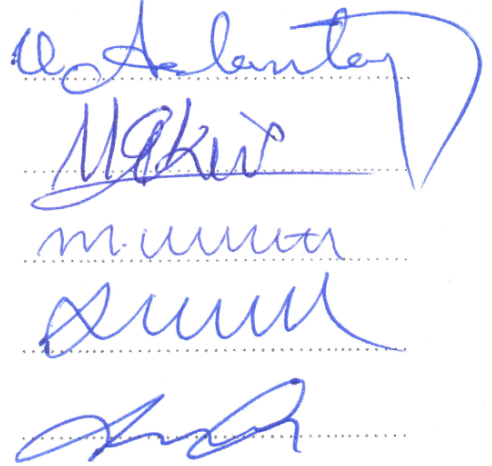
Başkan : Prof. Dr. Veysel ASLANTAŞ

Üye : Prof. Dr. Murat EKİNCİ

Üye : Prof. Dr. Mustafa ULUTAŞ

Üye : Prof. Dr. Ali GANGAL

Üye : Doç. Dr. Mehmet KARAKÖSE



Prof. Dr. Sadettin KORKMAZ  
Enstitü Müdürü

## ÖNSÖZ

Biyometrik doğrulama sistemlerinin; görüntü işleme, makine öğrenmesi, veri yapıları, algoritmalar, istatistik, matematik ve hatta fizyoloji gibi birçok bilim dalı ile yoğun bir ilişkide olması, bu alanda çalışmak isteyen bir bilgisayar meraklısı için inanılmaz bir ortam sunmaktadır. Dahası, biyometrik özellik olarak tez çalışması kapsamında irdelenen avuç izinin; ilgi çekici ve mistik bir gücünün olmasının da farklı bir motive edici yanı bulunmaktadır.

Bu çalışmada tamamen kısıtlamasız bir avuç izi doğrulama sisteminde ortaya çıkabilecek sorunlara, kısıtlı imkânlarla çözümler üretilmeye çalışılmıştır. Çalışmanın nihayetine; zorlu, uzun ve bir o kadar da zevkli bir yolculuğun sonunda ulaşılabilmektedir. Bu süreçte, kendimi yorgun ve ümitsiz hissettiğimde beni toparlayan, kendi beklenti ve heveslerini sürekli ertelemek zorunda kalan, dünya tatlısı üç çocuğumuzun neredeyse tüm ihtiyaçlarını tek başına karşılayarak büyük fedakârlıklarda bulunan, en önemli güç ve motivasyon kaynağım sevgili eşim Nurhan D. BİNGÖL'e sonsuz teşekkürlerimi sunuyorum ve tezimi kendisine ithaf ediyorum.

Tüm lisansüstü eğitimim boyunca; kötü bir öğrenci profili çizmeme rağmen büyük bir sabır örneği gösteren, farklı bakış açısı ve yol göstericiliği ile bu çalışmanın gün yüzüne çıkmasını sağlayan çok değerli hocam Prof. Dr. Murat EKİNCİ'ye teşekkürlerimi ve saygılarımı sunuyorum.

Çalışmamın dar boğaza girdiği bir dönemde, aynı kurumda çalışma imkânı kazandığım ve yardımlarıyla her daim bana destek olan sevgili dostum Salih TÜRK'e; sürekli itici bir kuvvet olan ve tüm imkânlarını sonuna kadar tarafıma sunan, gerçek dostluğunu her zaman gösteren Ali İhsan KADIOĞULLARI ve Yasin KAYA'ya teşekkür ediyorum.

Ayrıca, başta annem ve babam olmak üzere, beraber çalışma imkânı bulduğum, desteklerini esirgemeyen ve isimlerini buraya sığdıramadığım tüm dost ve arkadaşlarıma minnet ve şükranlarımı sunuyorum.

Özkan BİNGÖL  
Trabzon 2018

## TEZ ETİK BEYANNAMESİ

Doktora Tezi olarak sunduđum “Kısıtlamasız Avu İzi Biyometrik Doğrulama İin Stereo Tabanlı Yaklařımlar” bařlıklı bu alıřmayı bařtan sona kadar danıřmanım Prof. Dr. Murat EKİNCİ'nin sorumluluđunda tamamladıđımı, verileri/örnekleri kendim topladıđımı, deneyleri/analizleri ilgili laboratuvarlarda yaptıđımı/yaptırıldıđımı, bařka kaynaklardan aldıđım bilgileri metinde ve kaynakada eksiksiz olarak gösterdıđimi, alıřma sürecinde bilimsel arařtırma ve etik kurallara uygun olarak davrandıđımı ve aksinin ortaya ıkması durumunda her türlü yasal sonucu kabul ettiđimi beyan ederim. 25/06/2018

Özkan BİNGÖL

## İÇİNDEKİLER

	<u>Sayfa No</u>
ÖNSÖZ .....	III
TEZ ETİK BEYANNAMESİ.....	IV
İÇİNDEKİLER.....	V
ÖZET .....	VIII
SUMMARY .....	IX
ŞEKİLLER DİZİNİ .....	X
TABLolar DİZİNİ.....	XIV
ALGORİTMALAR DİZİNİ.....	XVI
SEMBOLLER DİZİNİ .....	XVII
1. GENEL BİLGİLER.....	1
1.1. Giriş.....	1
1.2. Avuç İzi Biyometrisi .....	3
1.3. Tezin Kapsamı ve Amacı .....	5
1.4. Stereo Görü.....	8
1.5. İlgin Noktaların Tespit Edilmesi .....	11
1.6. Hızlandırılmış Gürbüz Özellikler (SURF) .....	13
1.7. Kısıtlamasız Düzeneklerde El Bölütlemesi.....	14
1.8. Avuç İzi Özelliklerinin Çıkarılması .....	16
1.8.1. Gabor Filtresi.....	16
1.8.2. Bütünsel Tabanlı Yaklaşımlar .....	17
1.8.2.1. Temel Bileşenler Analizi.....	17
1.8.2.2. Fisher Ayırtaç Analizi .....	18
1.8.2.3. Çekirdek Yaklaşımlar.....	19
1.8.2.4. Çekirdek Temel Bileşenler Analizi .....	20
1.8.2.5. Çekirdek Fisher Ayırtaç Analizi.....	21
1.8.2.6. Benzerlik Ölçümü.....	22
1.8.3. Yerel Özellik Tabanlı Yaklaşımlar.....	23
1.8.3.1. Rekabetçi Kod (CompCode) .....	24
1.8.3.2. Gauss Türevi Kod (DoGCode).....	25

1.8.3.3. Sırasal Kod (OrdCode).....	26
1.8.3.4. Kontür Kod (ContCode).....	26
1.9. Biyometrik Performans Analizi ve Değerlendirmesi .....	29
2. YAPILAN ÇALIŞMALAR .....	31
2.1. Stereo Görüntü Alma Düzenegi .....	33
2.2. Yazılım Geliştirme Ortamı .....	35
2.3. Kamera Kalibrasyonu .....	36
2.4. Stereo Kamera Kalibrasyonu.....	41
2.5. Kamera Kalibrasyonunun Gerçekleştirilmesi .....	42
2.6. Stereo Avuç İzi Görüntü Verisetleri.....	46
2.6.1. GU-Palm.v1 Veriseti .....	46
2.6.2. GU-Palm.v2 Veriseti .....	48
2.6.3. GU-Palm.v3 Veriseti .....	50
2.6.4. Kısıtlamasız Verisetlerinin Karşılaştırılması.....	51
2.7. Aktif Görünüm Modeli.....	52
2.7.1. Aktif Görünüm Modelinin Oluşturulması .....	53
2.7.2. Aktif Görünüm Modelinin Konuşlandırılması .....	55
3. PALM2AAM YÖNTEMİNİN GERÇEKLEŞTİRİMİ .....	59
3.1. Stereo Doğrultma .....	61
3.2. İlgin Noktaların Tespiti ve Eşleştirilmesi.....	63
3.3. Farklılık (Disparity) ile 3B Derinlik Bilgisinin Üretimi .....	65
3.4. El Üzerine Düşen Nokta Bulutunun Tespiti.....	67
3.5. Geometrik Dönüşümün Oluşturulması.....	70
3.6. Geometrik Dönüşümün Başarımı .....	72
3.7. Geometrik Dönüşümün GU-Palm.v1 Veriseti Uygulanması .....	74
3.8. Geometrik Dönüşümün İyileştirilmesi .....	79
3.9. Geometrik Dönüşümün GU-Palm.v2 Verisetine Uygulanması .....	82
3.10. AGM Modeli İle El Bölütlemesi .....	83
3.11. Avuç İzi Bölgesinin Bulunması .....	85
3.12. Kodlama Tabanlı Yaklaşımların Tanıma Performansları .....	88
3.13. Alt Uzay Tabanlı Yaklaşımların Performansı .....	93
3.13.1. TBA Sınıflandırıcısının Performansı.....	94
3.13.2. FAA Sınıflandırıcısının Performansı .....	95
3.13.3. Çekirdek Tabanlı Sınıflandırıcıların Performansı .....	97

3.13.4.	Gabor Tabanlı Sınıflandırıcıların Performansı.....	100
3.13.5.	Gabor Tabanlı Çekirdek Sınıflandırıcıların Performansı .....	101
3.14.	Sınıflandırma Yönteminin Seçimi.....	103
3.15.	Görüntü Normalizasyonunun Başarıma Etkisi.....	104
3.16.	Doğrulama Performansının Senaryolar Bazında İrdelenmesi .....	107
4.	AAM2PALM YÖNTEMİNİN GERÇEKLEŞTİRİMİ .....	110
4.1.	Doğrusal Üçgenleme Yaklaşımı ile 3B Derinlik Bilgisinin Üretimi .....	111
4.2.	AGM Modelinin 3B Bilgisine Dayalı Olarak İlkendirilmesi.....	112
4.3.	AAM2Palm Yönteminin GU-Palm.v2 Verisetine Uygulanması .....	114
4.4.	Avuçi Bölgesinin 3B Ortamda Tespiti .....	115
4.5.	Gabor Tabanlı Çekirdek FAA ile Tanıma Başarımı .....	117
5.	PERFORMANS İYİLEŞTİRMESİ VE DEĞERLENDİRME .....	119
5.1.	Örüntü Birleştirme Yaklaşımları .....	119
5.1.1.	Birleşik Model – 1 (BM-1).....	119
5.1.2.	Birleşik Model – 2 (BM-2).....	120
5.1.3.	Birleşik Model – 3 (BM-3).....	121
5.1.4.	Birleşik Modellerin Başarımları .....	122
5.2.	Açısal Değerlendirme.....	123
5.3.	Önerilen Yaklaşımların GU-Palm.v3 Verisetindeki Performansları.....	127
6.	SONUÇLAR .....	133
7.	ÖNERİLER .....	137
8.	KAYNAKLAR.....	139

ÖZGEÇMİŞ



Doktora Tezi

ÖZET

KISITLAMASIZ AVUÇ İZİ BİYOMETRİK DOĞRULAMA İÇİN STEREO TABANLI  
YAKLAŞIMLAR

Özkan BİNGÖL

Karadeniz Teknik Üniversitesi  
Fen Bilimleri Enstitüsü  
Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı  
Danışman: Prof. Dr. Murat EKİNCİ  
2018, 153 Sayfa

Bu çalışmada, el hareketini kısıtlayıcı herhangi bir aparatın olmadığı, arka planı tamamen serbest ve portatif bir avuç izi doğrulama sisteminin geliştirilmesi amaçlanmıştır. Böyle bir sistemde elin başarılı bir şekilde bölütlenmesi ve hizalama sorunlarının çözülmesi gerekmektedir. Çalışmada, el bölütleme işlemi Aktif Görünüm Modeli tabanlı bölütleme ile gerçekleştirilmiştir. Elin kamera düzlemine paralel tutulmadığı durumlarda karşılaşılan hizalama sorunları ise, önerilen iki yeni özgün yaklaşım (Palm2AAM ve AAM2Palm) ile aşılmaya çalışılmıştır.

Çalışma kapsamında önerilen yaklaşımlar derinlik bilgisine ihtiyaç duymaktadırlar. Bu amaçla iki adet kameranın kullanıldığı bir stereo görüntü alma düzeneği hazırlanmış ve bu düzencek ile 3 yeni avuç izi veriseti oluşturulmuştur. Bu verisetleri üzerinde yapılan deneysel çalışmalarla, önerilen yöntemlerin doğrulama performanslarına olan etkileri irdelenmiştir. Deneysel çalışmalarda, avuç izi özellik çıkarımı için hem kodlama tabanlı hem de alt uzay tabanlı yöntemler uygulanmıştır. Özellikle literatürde başarısı kanıtlanmış olan kodlama tekniklerinin perspektif bozulma altındaki görüntülerde çok başarısız oldukları gösterilmiştir. Alt uzay tabanlı yöntemler ise Gabor filtresi ile birlikte kullanıldığında istenilen performans değerlerine yaklaşmışlardır. Bunların dışında, stereo kamera düzeneğinin sunduğu avantajlardan faydalanarak 3 adet birleşik model önerilmiş ve elin duruş açısı tespit edilerek, el pozunun doğrulama başarımına olan etkisi gösterilmiştir.

**Anahtar Kelimeler:** Kısıtlamasız Avuç İzi Doğrulama, Stereo Kamera, Palm2AAM, AAM2Palm, Perspektif Düzeltme.

PhD. Thesis

SUMMARY

STEREO BASED APPROACHES FOR UNRESTRICTED PALMPRINT BIOMETRIC  
VERIFICATION

Özkan BİNGÖL

Karadeniz Technical University  
The Graduate School of Natural and Applied Sciences  
Computer Engineering Graduate Program  
Supervisor: Prof. Dr. Murat EKİNCİ  
2018, 153 Pages

In this study, it is aimed to develop a palmprint verification system that is portative, completely free background and does not have any hand movement restricting apparatus. In such a system, the hand must be successfully segmented and alignment problems must be resolved. In the study, hand segmentation was performed with Active Appearance Model based segmentation. Alignment problems encountered when the hand is not parallel to the camera plane have been tried to be overcome with two new original approaches (Palm2AAM and AAM2Palm).

The proposed approaches within the scope of the study need depth knowledge. For this purpose, a stereo image acquisition device was prepared using two cameras and 3 new palmprint dataset were collected with this device. Experimental studies on these datasets have examined the effects of the proposed methods on verification performance. In the experiments, both coding-based and subspace-based methods were applied for palmprint feature extraction. In particular, it has been shown that coding techniques, which have been proven successful in the literature, are very unsuccessful in images under perspective distortion. Subspace based methods approach to desired performance values when used with Gabor filter. In addition to these, three combined models have been proposed with the help of the advantages that the stereo camera system offers and the effect of the hand position on the verification performance was shown by determining the hand posture angle.

**Key Words:** Unrestricted Palmprint Verification, Stereo Camera, Palm2AAM, AAM2Palm, Perspective Correction

## ŞEKİLLER DİZİNİ

### Sayfa No

Şekil 1.1.	Bir avuç izi tanıma sisteminin aşamaları.....	3
Şekil 1.2.	İlk çevrimiçi avuç izi tanıma sistemi [29, 41]. (a) Görüntü alma cihazı (b) Şematik el yerleşimi (c) Örnek bir görüntü .....	4
Şekil 1.3.	Kısıtlayıcı düz yüzeylerin ve çıkıntılarının olduğu örnek görüntü alma düzenekleri. (a) Han [33] (b) Wang vd. [38] (c) Golfarelli vd. [42] .....	4
Şekil 1.4.	Kısıtlamasız ve temassız avuçiçi tanıma sistemlerinden alınan örnek görüntüler (a) Michael vd.[35] (b) Wu vd.[39] (c) Ribaric ve Fratric[37] (d) Audrey vd.[50].....	5
Şekil 1.5.	3B noktaların iki kameradaki iz düşümleri [56]. .....	9
Şekil 1.6.	Bazı stereo eşleştirme algoritmalarının ürettikleri derinlik haritaları ve hata değerleri .....	10
Şekil 1.7.	Kontür Kod Üretimi [174].....	27
Şekil 1.8.	ContCode Eşleştirme [174].....	28
Şekil 1.9.	Biyometrik performans değerlendirme eğrileri. (a) ROC (b) DET (c) CMC... ..	30
Şekil 2.1.	Önerilen yöntemlerin bir el görüntüsüne uygulanması. ....	32
Şekil 2.2.	İlk oluşturulan stereo tabanlı görüntü alma düzeneği.....	34
Şekil 2.3.	Yeni tasarlanan kamera düzeneği. (a) Dış görünüş (b) İç görünüş (c) Kameralar .....	35
Şekil 2.4.	Farklı senaryolar için hazırlanmış kapak düzeneği .....	35
Şekil 2.5.	Kamera modeli [56].....	36
Şekil 2.6.	5x4'lük satranç görüntüsünde bulunan köşe noktalar .....	42
Şekil 2.7.	Görüntü çiftlerindeki ortalama kalibrasyon hataları.....	43
Şekil 2.8.	Bazı görüntüler çıkarıldığında elde edilen hata oranları.....	44
Şekil 2.9.	İndirgemeler sonucunda elde edilen hataların ortalamaları ve standart sapmaları.....	44
Şekil 2.10.	Radyal bozulmaların bulunduğu örnek bir görüntü.....	45
Şekil 2.11.	GU-Palm.v1 verisetinde bir kullanıcıya ait bazı görüntüler.....	46
Şekil 2.12.	Aynı ele ait görüntülerdeki parmakların kapalı olması durumunda ortaya çıkan bozulmalar.....	48
Şekil 2.13.	Aynı ele ait görüntülerdeki parmakların çok gergin olması durumunda parmaklar arasındaki geniş boşluklar .....	49
Şekil 2.14.	GU-Palm.v2 verisetindeki bir kullanıcıya ait örnek görüntüler .....	50

Şekil 2.15. GU-Palm.v3 veriseti için kullanılan görüntü alma düzeneği.....	51
Şekil 2.16. GU-Palm.v3 verisetindeki bir kullanıcıya ait örnek görüntüler .....	51
Şekil 2.17. AGM eğitim noktalarının dağılımı (a) GPA uygulanmadan önce (b) GPA uygulanmadıktan sonra (c) işaretlenmiş bir nokta etrafındaki dağılım. ....	54
Şekil 2.18. AGM için görüntü hizalama yaklaşımlarının şematik gösterimi. (a) Lukas-Kanade (b) Kompozisyonel (c) Ters kompozisyonel. ....	58
Şekil 3.1. Bir ROI bölgesinin gerçek kamera ve sanal kamera üzerine izdüşümü .....	60
Şekil 3.2. Palm2AAM'in aşamaları.....	60
Şekil 3.3. Stereo doğrultma işlemi.....	61
Şekil 3.4. Kalibrasyon örüntülerinden ve verisetinden stereo doğrultma yapılmış örnek görüntü çiftleri. ....	63
Şekil 3.5. Farklı hessian eşik değerleri (v) ile SURF metodunun gerçekleştirimi a) v=1000, b) v=100, c) v=10 .....	64
Şekil 3.6. SURF tanımlayıcıları (a) Tüm SURF tanımlayıcıları (b) Eşleştirilmiş SURF tanımlayıcıları .....	65
Şekil 3.7. 3B bir noktanın görüntü düzlemindeki izdüşümleri .....	65
Şekil 3.8. El üzerine düşen 3B noktalar ve oluşturdukları düzlem.....	68
Şekil 3.9. Algoritma 2'nin aşamaları .....	69
Şekil 3.10. Bulunan el düzleminin görüntülere aktarılması.....	70
Şekil 3.11. 3B düzlem üzerindeki kare alanın köşe noktaları.....	71
Şekil 3.12. Perspektif bozulma olan satranç örüntüsü ve dönüşüm yapılmış hali.....	72
Şekil 3.13. Satranç örüntüsüne geometrik dönüşümün uygulanması. ....	74
Şekil 3.14. Geometrik dönüşümün GU-Palm.v1 verisetindeki görüntülere uygulanması..	74
Şekil 3.15. Bazı el görüntülerine geometrik dönüşümün uygulanması. (a) ve (c) orijinal görüntüler (b) ve (d) dönüşüm uygulanmış görüntüler.....	75
Şekil 3.16. Elin yönelimine göre sanal karenin köşe noktalarının belirlenmesi (a) P noktalarının 3B gösterimi b) P noktalarının görüntü üzerindeki izdüşümleri. ....	76
Şekil 3.17. AGM noktaları ve ROI bölgesi [83].....	77
Şekil 3.18. AGM bölütleme yapılmış orijinal (a, b ve c) ve geometrik dönüşüme uğratılmış görüntüler (d, e ve f).....	78
Şekil 3.19. Orijinal ve dönüşüme uğratılmış görüntülerden elde edilen ROI'ler.....	79
Şekil 3.20. 3B Nokta bulutunun gösterimi (a) Elin elips formu (b) Nokta dağılımının ana eksenleri. ....	80
Şekil 3.21. Geometrik dönüşümün bir el görüntüsüne uygulanması (a) ve (d) Stereo doğrultma yapılmış orijinal görüntüler (b) ve (e) dönüştürülmüş görüntü pikselleri (c) ve (f) interpolasyon sonucu. ....	82

Şekil 3.22. El üzerinde tespit edilen 3B düzlemler. (a), (b) ve (c) orjinal görüntüler, (d), (e) ve (f) dönüştürülmüş görüntüler.....	83
Şekil 3.23. Geometrik dönüşüm yapılmış bir görüntüde tespit edilen AGM noktaları ve ROI bölgesi [43]. .....	83
Şekil 3.24. Eğitim setindeki AAM noktalarının dönüşümden önceki ve sonraki hata oranları.....	84
Şekil 3.25. Test görüntülerindeki AAM noktalarının dönüşümden önceki ve sonraki hata oranları. ....	85
Şekil 3.26. Farklı ROI belirleme yöntemleri (a) Zhang vd.[29] (b) Connie vd. [32] .....	86
Şekil 3.27. Aynı el üzerinde AGM tabanlı ROI çıkarımı ve bölgeler arasındaki farklılıklar ([208]'daki yöntem uygulanmıştır) .....	86
Şekil 3.28. Aynı el üzerinde önerilen ROI çıkarımı ve bölgeler arasındaki farklılıklar .....	87
Şekil 3.29. Geometrik dönüşümden önce ve sonra bulunan ROI'ler (a) ve (d) dönüşümden önce, (b) ve (e) dönüşümden sonra, (c) ve (f) her ikisinin beraber gösterimi. ....	87
Şekil 3.30. Kodlama tekniklerinin başarımını gösteren ROC Eğrileri a) Üst Kamera (GD-) b) Üst Kamera (GD+) c) Alt Kamera (GD-) d) Alt Kamera (GD+).....	89
Şekil 3.31. Kodlama tekniklerinin düz görüntülerdeki Gerçek-Sahte dağılımları .....	90
Şekil 3.32. Geometrik dönüşüm uygulanmış ve uygulanmamış açılı görüntülere ait CMC eğrileri. (a) Üst Kamera (b) Alt Kamera.....	91
Şekil 3.33. Kodlamaların üst kameraya ait açılı görüntülerdeki Gerçek-Sahte dağılımları.....	92
Şekil 3.34. Piksel kaymalarında oluşan farklı ROI bölgeleri .....	93
Şekil 3.35. TBA yönteminde farklı metriklere göre elde edilen DET eğrileri (a) Üst (b) Alt kamera .....	95
Şekil 3.36. FAA ve TBA'nın karşılaştırmalı CMC eğrileri (a) Üst kamera (b) Alt kamera .....	96
Şekil 3.37. Çekirdek TBA'nın karşılaştırmalı CMC eğrileri (a) Üst kamera (b) Alt kamera.....	98
Şekil 3.38. Çekirdek FAA'nın karşılaştırmalı CMC eğrileri (a) Üst kamera (b) Alt kamera.....	99
Şekil 3.39. Tüm TBA'lar için ROC Eğrileri (a) Üst kamera (b) Alt Kamera.....	102
Şekil 3.40. Tüm FAA'lar için ROC Eğrileri (a) Üst kamera (b) Alt Kamera.....	103
Şekil 3.41. Görüntü normalizasyon yöntemlerinin bir avuçzine uygulanması.....	105
Şekil 3.42. Düz olmayan senaryolar için dönüşümden önce ve sonraki ROC eğrileri. ....	108
Şekil 4.1. AAM2Palm aşamaları .....	111
Şekil 4.2. AGM ortalama şablonunun nokta dağılımı üzerinde konumlanması.....	114
Şekil 4.3. Ortalama AGM şablonunun bazı el görüntülerindeki arama başlangıç pozisyonları.....	115

Şekil 4.4.	3B ortamda ROI (a) ROI köşe ölçekleri (b) Farklı açıdan ROI görünüşü.....	115
Şekil 4.5.	Önerilen iki yöntemin FAR – FRR Eğrileri. (a) Üst kamera (b) Alt kamera.	118
Şekil 5.1.	BM – 1’in aşamaları. ....	120
Şekil 5.2.	BM – 2’in aşamaları. ....	121
Şekil 5.3.	Örnek bir BM – 2 uygulaması. ....	121
Şekil 5.4.	Örnek bir BM – 3 uygulaması .....	122
Şekil 5.5.	Birleşik modellerin performans grafikleri (a) ROC (b) FAR – FRR Eğrileri	123
Şekil 5.6.	El düzlem normalinin kameralarla yapmış olduğu açılar .....	124
Şekil 5.7.	Farklı açıların altında kalan görüntülerin (a) tanıma oranları ve (b) EER değerleri .....	127
Şekil 5.8.	30, 35 ve 40 derecenin altındaki görüntülerin (a) ROC ve (b) FAR-FRR eğrileri.....	128
Şekil 5.9.	Önerilen yaklaşımların GU-Palm.v3’de ürettikleri (a) ROC ve (b) CMC eğrileri.....	129
Şekil 5.10.	GU-Palm.v3 verisetinde elde edilen birleşik modellere ait karşılaştırmalı ROC Eğrileri.....	130
Şekil 5.11.	Farklı açıların altında kalan görüntülerin tanıma oranları .....	132

## TABLolar DİZİNİ

### Sayfa No

Tablo 1.1. İki kazanan indeks arasındaki mümkün olan tüm açısal uzaklıklar .....	25
Tablo 2.1. Kalibrasyon sonucunda bulunan kamera iç parametreleri.....	43
Tablo 2.2. Kameraların kalibrasyon parametreleri .....	45
Tablo 2.3. GU-Palm.v1 verisetindeki görüntü alma senaryoları .....	47
Tablo 2.4. Düz görüntü senaryoları .....	47
Tablo 2.5. Açılı görüntü senaryoları .....	48
Tablo 2.6. Veriseti için belirlenen senaryolar .....	49
Tablo 2.7. Kısıtlamasız verisetlerinin karşılaştırılması.....	52
Tablo 3.1. Geometrik dönüşüm sonuçları.....	73
Tablo 3.2. Kodlama tabanlı yaklaşımların düz görüntülerdeki performans göstergeleri...	90
Tablo 3.3. Kodlama tekniklerinin açılı görüntülerdeki tanıma oranları (%) .....	91
Tablo 3.4. Kodlama tabanlı yaklaşımların açılı görüntülerdeki performans göstergeleri .....	92
Tablo 3.5. TBA yönteminin sınıflandırma performans değerleri .....	94
Tablo 3.6. FAA yönteminin sınıflandırma değerleri .....	96
Tablo 3.7. Çekirdek TBA ile elde edilen EER değerleri (%) .....	97
Tablo 3.8. Çekirdek FAA ile elde edilen EER değerleri .....	98
Tablo 3.9. Gabor + TBA ile sınıflandırma performans değerleri .....	100
Tablo 3.10. Gabor + FAA ile sınıflandırma performans değerleri .....	101
Tablo 3.11. Gabor + Çekirdek TBA ile sınıflandırma EER değerleri (%) .....	101
Tablo 3.12. Gabor + Çekirdek FAA ile sınıflandırma EER değerleri (%) .....	103
Tablo 3.13. Gabor + FAA yönteminin farklı durumlarının değerlendirilmesi .....	104
Tablo 3.14. Normalizasyon tekniklerinin başarıma etkileri (Üst Kamera).....	106
Tablo 3.15. Seçilmiş normalizasyon tekniklerinin başarıma etkileri (Alt Kamera) .....	106
Tablo 3.16. Senaryolara göre performans değerleri.....	107
Tablo 4.1. AAM2Palm ve Palm2AAM yöntemlerinin doğrulama performansına etkileri.....	117
Tablo 5.1. Birleşik modellerin sonuçları.....	122
Tablo 5.2. Senaryoların açı ortalama, standart sapma, en küçük ve en büyük değerleri .	125
Tablo 5.3. Senaryolardaki açı aralıklarına düşen görüntü sayıları.....	125

Tablo 5.4. Elin duruş açılarına göre sistemin doğrulama performansı .....	126
Tablo 5.5. Poz düzeltme yaklaşımlarının GU-Palm.v3 verisetindeki performansları .....	129
Tablo 5.6. Birleşik modellerin GU-Palm.v3 verisetindeki doğrulama performansları....	130
Tablo 5.7. Senaryoların açı ortalama, standart sapma, en küçük ve en büyük değerleri .	131
Tablo 5.8. Senaryolardaki açı aralıklarına düşen görüntü sayıları.....	131
Tablo 5.9. Elin duruş açılarına göre sistemin doğrulama performansı .....	132





## ALGORİTMALAR DİZİNİ

	<b><u>Sayfa No</u></b>
Algoritma 1. GPA algoritması.....	53
Algoritma 2. El üzerine düşen noktaların belirlenmesi .....	69
Algoritma 3. 3B ROI çıkarımı algoritması .....	116



## SEMBOLLER DİZİNİ

2B	: 2 Boyutlu
3B	: 3 Boyutlu
AÇD	: Alt-örneklenmemiş Çevritsel Dönüşüm
AGM	: Aktif Görünüm Modeli
AFIS	: Otomatik Parmak İzi Tanıma Sistemi (Automated Fingerprint Identification System)
AŞM	: Aktif Şekil Modeli
AUC	: Eğri Altındaki Alan (Area Under the Curve)
BM-1	: Birleşik Model – 1
BM-2	: Birleşik Model – 2
BM-3	: Birleşik Model – 3
CMC	: Kümülatif Eşleşme Karakteristiği (Cumulative Match Characteristic)
DET	: Algılama Hatası Aktarım (Detection Error Trade-off)
EER	: Eşit Hata Oranı (Equal Error Rate)
EYK	: En Yakın Komşuluk
FAA	: Fisher Ayırtaç Analizi
FAR	: Yanlış Kabul Oranı (False Acceptance Rate)
FBI	: Federal Soruşturma Bürosu (Federal Bureau of Investigation)
FRR	: Yanlış Reddetme Oranı (False Rejection Rate)
GAR	: Gerçek Kabul Oranı (Genuine Acceptance Rate)
GD+	: Geometrik Dönüşüm Uygulanmış Görüntü
GD-	: Geometrik Dönüşüm Uygulanmamış Görüntü
GPA	: Genelleştirilmiş Procrustes Analiz
GU-Palm.v1	: Gümüşhane Üniversitesi Avuç İzi Veriseti - 1
GU-Paml.v2	: Gümüşhane Üniversitesi Avuç İzi Veriseti - 2
GU-Palm.v3	: Gümüşhane Üniversitesi Avuç İzi Veriseti - 3
IAFIS	: Entegre Otomatik Parmak İzi Tanıma Sistemi (Integrated Automated Fingerprint Identification System)
IEC	: Uluslararası Elektronik Komisyonu (International Electrotechnical Commission)
ISO	: Uluslararası Standardizasyon Örgütü (International Organization for Standardization)

mahkos	: Mahalanobis Kosinüs
NIR	: Yakın Kıızıl Ötesi (Near InfraRed)
NIST	: Ulusal Standartlar ve Teknoloji Enstitüsü (National Institute of Standards and Technology)
RANSAC	: Rastgele Örnek Konsensüsü (Random Sample Consensus)
ROI	: Avuç İzi Bölgesi (Region of Interest)
ROC	: Alıcı İşletim Karakteristiği (Receiver Operating Characteristics)
SIFT	: Ölçek Bağımsız Özellik Dönüşümü (Scale İnvariant Feature Transform)
SURF	: Hızlandırılmış Gürbüz Öznitelikler (Speeded-up Robust Features)
TBA	: Temel Bileşenler Analizi
TDA	: Tekil Değer Ayrışımı
YSA	: Yapay Sinir Ağları

## 1. GENEL BİLGİLER

### 1.1. Giriş

Uzun süre birbirlerini görmemiş insanlara “Acaba nereden tanıyorum?”, “Kimdi bu?” ya da “Şu, Ali değil miydi?” sorularını sorduran kişilere özgü birçok değişmez vardır. Öyle ki, yıllar geçmiş olsa bile bazen yüz hatlarından, bazen konuşmalarından, bazen yürüyüşlerinden hatta bazen sadece duruşlarından insanlar birbirlerini tanıyabilirler. Günlük hayatta sıklıkla karşılaşılan bu durum, araştırmacıları temel olarak “Bir kişiyi, başkalarından ayıran özellikleri nelerdir?” sorusuna cevap olabilecek bireylerdeki değişmezleri aramaya yöneltmiştir.

Tarihin erken dönemlerinden beri dikkat çekmiş olan kişiye özgü karakteristikler; insanların kabiliyetleri, karakteri ve hatta yaşayacakları ile ilgili yargıların ortaya konulduğu Fizyonomi, Palmistry, İlm-i Sima, İlm-i Kifaye ve İlm-i Firase gibi bilim dallarının ortaya çıkmasına sebep olmuştur [1, 2]. Aristo’ya kadar giden bu maceranın Ortaçağ’daki en büyük temsilcileri arasında Muhyiddin İbnü’l-Arabi, Fahreddin El-Razi ve İbn-i Sina gibi İslam âlimleri de bulunmaktadır [1].

19. yüzyıla kadar negatif ilimler olarak ele alınan bu bilim dalları endüstriyel devrimin gerçekleşmesi ve kentlerin hızla büyümesiyle kişilere ait ürünlerin belirlenmesi veya kişilerin kimliklendirilmesi için kullanılmaya başlanmıştır. İspanyol araştırmacı ve yazar Barros, Çinli çömlekçilerin marka kimliği oluşturmak için, ürünlerinin üzerinde parmak izini kullandıklarını belirtmiştir [3]. Mısırın Nil Vadisindeki tüccarlar; boy, göz rengi ve ten gibi fiziksel özellikleri kayıt altına alarak geçmişte başarılı işlem yapanlar ile piyasaya yeni girenleri tanımlamak için kullanmışlardır [4].

On dokuzuncu yüzyılda, kanun koyucular ve araştırmacılar, tekrarlanan suçları kayıt altına alma ihtiyacı hissettiklerinde, insanları tanımlamanın daha iyi yollarını bulmaya çalıştılar. Fransa’da Alphonse Bertillon, failerin fiziksel özellikleri (boy, kol uzunluğu gibi) ile kişilerin kendilerine has özelliklerini (yara izi, dövme) kartlar üzerinde kayıt altına aldı. Bu kartlar istenilen parametrelere göre sıralanabiliyordu. Bertillon sistemi olarak geçen bu yöntem, aynı zamanda antropometri biliminin doğmasına da sebep olmuştur [5, 6]. Diğer taraftan 1800 yılların sonlarına doğru Birleşik Krallığa bağlı bazı ülkelerdeki polis departmanlarında parmak izleri indekslenmeye başladı. Hindistan’da Edward Henry isminde

bir polis müfettişi parmak izi kalıplarını kayıt altına alarak bunları sınıflandırdı [7]. Henry sistemi adı verilen bu teknik sayesinde parmak izleri kolluk güçleri için güvenilir tanımlayıcılar haline geldi.

Parmak izi gibi, her bireye özgü ve ayırt edici olan özelliklerin genel adı olan biyometriklerin gerçek anlamda yaygınlaşması ise 20. Yüzyılın ikinci yarısından itibaren bilgisayar sistemlerinin ortaya çıkması sayesinde olmuştur. Ticari olarak piyasaya sürülen ilk biyometrik cihaz, 1972'de Shearson Hamil'in parmak ölçme cihazı Identimat'ı kurmasıyla kullanıldı [8].

1972 yılından bu yana, biyometri, kullanım kolaylığı ve çeşitlilik açısından muazzam bir gelişme gösterdi. 1975 yılında, FBI'nın finanse etmesiyle Henry sistemi güçlendirildi ve parmak izleri toplanmaya başlandı [9]. AFIS adı verilen (sonrada IAFIS olarak değiştirilen) bu sistem ile bugüne kadar 56 milyondan fazla kişiden parmak izi verisi alınmıştır[10]. Bu gelişmeye paralel olarak NIST, mürekkep parmak izlerini sayısallaştırmanın otomatik yöntemlerini geliştirdi ve NIST'deki bu çalışma, FBI'da kullanılan ilk operasyonel eşleştirme algoritması olan M40'ın geliştirilmesine yol açtı [9].

Flom ve Safir [11] iki irisin hiçbirinin aynı olmadığı gösterdiler ve irisin kişi tanımada kullanılabileceği fikirleri için 1987 yılında patent aldılar. 1988 yılında Kirby ve Sirovich [12] yüz tanıma problemine standart bir lineer cebir tekniği olan temel bileşenler analizini uyguladı. Özyüz olarak bilinen bu tekniğin önerilmesi bir dönüm noktasıydı, çünkü uygun şekilde hizalanmış ve normalize edilmiş bir yüz resmini temsil etmek için 100 veriden daha azının gerekli olduğunu gösterdiler. Turk ve Pentland [13, 14], özyüz tekniklerini kullanırken görüntüdeki yüzleri algılamak için artık hata kullanabileceğini keşfetti. Bu keşif sonucunda güvenilir gerçek zamanlı otomatik yüz tanıma mümkün oldu. 1996 Atlanta olimpiyat oyunlarında erişim ve kontroller için el geometrisi kullanıldı [15]. 2002'de uygulamalar ve sistemler arasında birlikte çalışabilirliği ve veri alışverişini geliştirmek için Uluslararası Standardizasyon Örgütü (ISO) ve Uluslararası Elektronik Komisyonu (IEC) tarafından oluşturulan Ortak Teknik Komite – 1 (JTC1) altında Alkomite 37 (ISO/IEC JTC 1/SC 37) kuruldu [16]. 2011 yılında motorola ilk mobil telefonlar için parmakizi okuyucuyu duyurdu [17]. 2012 yılında Samsung, mobil cihazlar için iris tanınması ve yakınlık algılama için bir pantent aldı [18]. Birçok büyük banka, 2013 yılından itibaren biometrik kimliklendirme kullanmaya başladı [19].

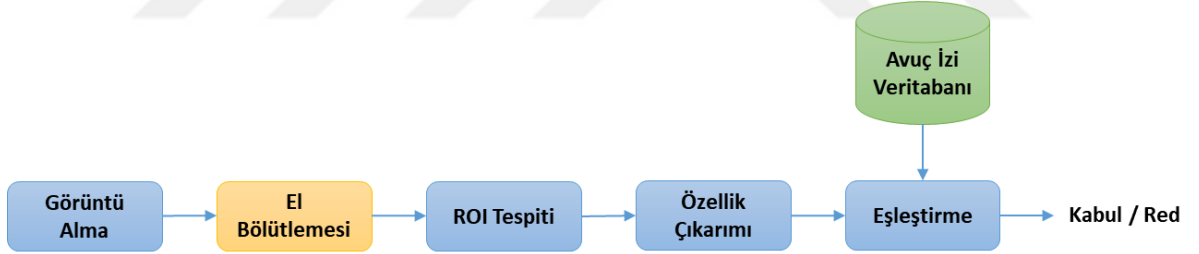
Biyometri alanındaki kritik ilerleme adımları, bir taraftan yeni biyometriklerin geliştirilmesi yönünde ilerlerken diğer taraftan bilinen tekniklerin ticarileştirilmesi ve

yaygınlaştırılması için standartlaştırma faaliyetleri ile desteklenmiştir. Biyometrikleri bu denli önemli kılan şey; kişiye özgü olmaları, değiştirilememesi, kişiden kişiye aktarılamaması gibi nedenlerden dolayı yüksek güvenilirliğe sahip olmalarıdır [6, 9].

## 1.2. Avuç İzi Biyometrisi

El; parmak izi, parmak damar örüntüsü, avuç izi, avuçiçi damar örüntüsü, parmak boğum izleri, geometrik özellikler gibi birçok biyometriği bir arada barındırması açısından biyometri ile çalışan araştırmacılar için ilgi çekicidir. Bu alanda yapılan ilk çalışmalarda, elin geometrik özelliklerini kullanan mekanik düzenekler [20-23] kullanılırken, görüntüleme sistemlerinin gelişmesiyle yerini resimlerden üretilen avuç izi örüntülerinin kullanıldığı düzenekler [24-29] almıştır.

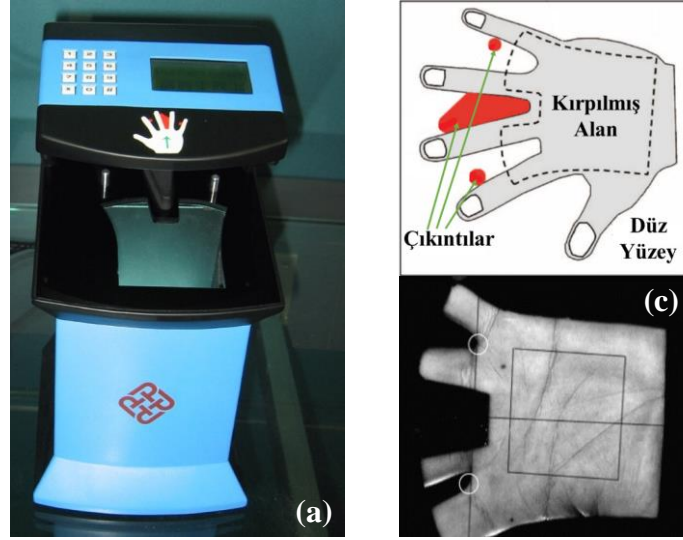
Bir avuç izi biyometrik tanıma sistemi, genel olarak Şekil 1.1'deki aşamaları içermektedir. Böyle bir sisteminin performansı büyük ölçüde uygun bir avuçiçi bölgesi (Region of Interest – ROI) seçimine bağlıdır. Uygun ROI seçimi ise başarılı bir el bölütlemesinin sonucu olarak elde edilebilmektedir.



Şekil 1.1. Bir avuç izi tanıma sisteminin aşamaları.

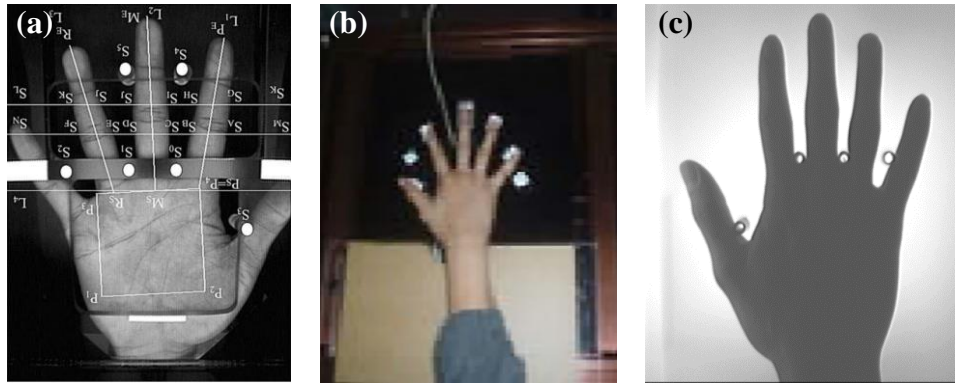
Avuç izi biyometrisi ile ilgili öncü çalışmalardan birisi Zhang vd. [29] tarafından geliştirilen gerçek zamanlı tanıma sistemidir. Bu sistem; bir CCD kamera, bir ışık kaynağı, lens ve A/D dönüştürücü içeren yarı kapalı bir düzenek (Şekil 1.2) olarak kurulmuş ve çevrimdışı olarak tasarlanan daha önceki yaklaşımlardan [30, 31] farklı olarak çevrimiçi çalışması için hazırlanmıştır. Bu çalışmayı referans alarak çok farklı özelliklerde düzenekler [32-40] geliştirilmeye devam etmiştir.

(b)



Şekil 1.2. İlk çevrimiçi avuç izi tanıma sistemi [29, 41]. (a) Görüntü alma cihazı (b) Şematik el yerleşimi (c) Örnek bir görüntü

İlk olarak geliştirilen avuç izi tanıma düzeneklerinde [29, 33, 38, 41, 42]; bölütleme sürecini kolaylaştırmak ve kullanıcıdan her seferinde aynı ROI'yi elde edebilmek için kısıtlayıcı düz bir yüzey ve bu yüzey üzerinde monte edilmiş çıkıntılar olduğu bazı aparatlar kullanılmıştır (Şekil 1.3).

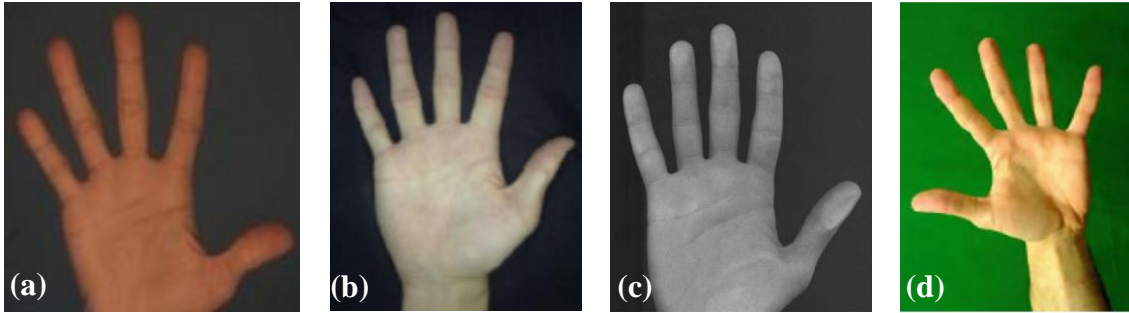


Şekil 1.3. Kısıtlayıcı düz yüzeylerin ve çıkıntılarının olduğu örnek görüntü alma düzenekleri. (a) Han [33] (b) Wang vd. [38] (c) Golfarelli vd. [42]

Düzeneklerde kullanılan bu kısıtlayıcılar; aslında sistem üzerindeki bölütleme iş yükünü önemli oranda azaltmakta, hatta çoğu zaman bölütleme yapılmadan doğrudan ROI çıkarımı aşamasına geçilebilmektedir. Fakat ellerinde fiziksel sorunları olan bazı kullanıcılar (yaşlılar, artritli veya kısıtlı el becerisi olan kişiler) için bu kısıtlayıcılar sıkıntı

oluşturabilmektedir [34, 43, 44]. Bununla beraber, tüm temaslı aparatlar, özellikle çok kullanıcı sistemlerinde (havaalanı, hastaneler gibi) ciddi hijyen kaygılarına sebep olmaktadır [40, 44-46]. Çünkü insanlar, başkalarının ellerini yerleştirdikleri sensörlere ellerini yerleştirmek zorunda kaldıklarından endişeye kapılmaktadırlar. Bu endişe, yüzeylerin üzerinde kalan mikroplardan yayılan SARS ve İnfluenza (H1N1) gibi salgınların artması sırasında daha da şiddetlenmektedir [46]. Bununla beraber, temaslı yüzey üzerindeki izler güvenlik sorunlarına da sebep olabilmektedir. Örneğin, Putte ve Keuning [47] yüzey üzerinde kalan parmak izlerinden sahte parmak izi oluşturulabileceğini göstermişlerdir.

Avuç izi biyometriklerinin ikinci evresinde, kısıtlamalı düzeneklerde karşılaşılan sorunlar dikkate alınarak, kısıtlamasız düzenekler [34, 35, 37, 39, 48] geliştirilmeye çalışılmıştır. Bu düzeneklerde ise el bölütlemesi aşaması en önemli problem olarak ele alınmış ve bazı çalışmalarda [35, 37, 39, 49, 50] süreci kolaylaştırmak için dış ortam ışığının girmeyeceği, kendi ışıklandırmasına sahip kapalı veya yarı kapalı ortamlar oluşturulmuştur. Böyle bir ortamda alınan görüntü içerisinde Şekil 1.4'te gösterildiği gibi sadece bir el ve arka planda sabit bir renk bulunmaktadır. Dolayısıyla klasik histogram tabanlı yaklaşımlarla bile rahatlıkla bölütleme yapılabilmektedir. Fakat bu düzeneklerin kullanıcı kabul edilebilirliği düşüktür, ayrıca geliştirilen düzenekler fiziksel olarak daha fazla yer kaplamaktadırlar.



Şekil 1.4. Kısıtlamasız ve temassız avuçiçi tanıma sistemlerinden alınan örnek görüntüler (a) Michael vd.[35] (b) Wu vd.[39] (c) Ribaric ve Fratric[37] (d) Audrey vd.[50]

### 1.3. Tezin Kapsamı ve Amacı

El biyometrik sistemleri, düz yüzey ve kullanıcının elinin yerleşimine kılavuzluk eden çıkıntıları içeren önceki yaklaşımlardan portatif, kullanıcı işbirliğine ihtiyaç duymayan



kısıtlamasız ve temassız tekniklere doğru evrimleşmiştir [51]. Önerilen tekniklerde ise çok temel iki problem ön plana çıkmaktadır: el bölütlemesi ve perspektif bozulma.

El bölütlemesi sorunu, portatif düzeneklerin bir sonucu olarak ortaya çıkan arkaplan serbestliğinden kaynaklanmaktadır. Bu düzeneklerde ortam ışığının tam olarak bastırılmaması, kullanıcı ten rengindeki farklılıklar ve el ile beraber sahne içerisine giren benzer renkteki nesnelere bölütlemeyi zorlaştırmaktadırlar. Bu gibi durumlarda, klasik bölütleme yaklaşımları etkisiz kalmaktadır.

Kısıtlamasız sistemlerde karşılaşılan bir diğer problem ise perspektif bozulmadır. Elin hareketini kısıtlayan aparatların (çıkıntı ve düz yüzey gibi) kullanılmadığı düzeneklerde, elin serbest hareketi bu sorunu ortaya çıkarmaktadır. Bu düzeneklerde başarılı bir bölütleme işlemi gerçekleştirilmiş olsa bile, perspektif bozulma uygun ROI seçimini zorlaştırmaktadır. Bu problemin çözümü için önerilen çalışmalarda, genel olarak, bölütleme aşamasından önce poz düzeltme yapılmaktadır.

Methani vd. [52], bu sorunu çözmek için, farklı pozlarda alınmış el resimleri arasında ortak ilgin noktalar belirlemişler ve homografi matrisi hesaplayarak poz düzeltme yapmışlardır. Ancak, bu yaklaşımın performansı büyük oranda özellik nokta tarama metodlarının başarısına bağlıdır ve çok büyük poz değişimlerinde sonuçlar ciddi oranda kötüleşebilmektedir. Sato vd. [53] yaptıkları çalışmada, bir ışık kaynağından el üzerine düşürülmüş 7x5 adet noktasal ışığın kameraya göre göreceli koordinatlarını hesaplamışlardır. Noktaların oluşturduğu düzlemin normal vektörü yardımıyla bir projektif matris oluşturmuşlar ve poz düzeltme işlemini bu matris ile gerçekleştirmişlerdir. Bu çalışmada el için bir kısıtlama konulmamış olmasına rağmen, hesaplamaların doğru bir şekilde yapılabilmesi için noktasal ışıkların izdüşümlerinin el üzerinde olması zorunluluğu vardır. Ayrıca kullanılan görüntülerde arka planın sabit olması bölütleme aşamasında kolaylık sağlamış fakat portatif sistem ihtiyacını karşılayamamıştır. Kanganhad vd. [44, 54] ise poz düzeltme yapabilmek için dijital 3 Boyutlu (3B) lazer tarayıcıdan elde edilen nokta bulutu üzerinde İteratif Yeniden Ağırlıklandırılmış En Küçük Kareler yaklaşımını uygulamışlar ve elin düzlemine ait normal vektörünü tespit etmişlerdir. Bu vektör yardımıyla tanımladıkları 3x3'lik bir dönüşüm matrisi ile 3B nokta bulutu şeklindeki elin dönüşümünü gerçekleştirmişlerdir. Ayrıca piksel yoğunluk değerlerinin ve koordinatlarının bulunduğu bir matris ile dönüşüm matrisini çarparak 2 Boyutlu (2B) görüntünün de poz düzeltmesini yapmışlardır. Bu çalışmada en dikkat çeken sorun görüntü alma sırasında kullanılan 3B lazer tarayıcının maliyetinin çok yüksek olmasıdır.

Bu çalışmaların ortak yönü, elin poz bilgisini üretmek için 3B derinlik bilgisine ihtiyaç duymalarıdır. Farklı tekniklerle üretilen bu bilgi sayesinde el kameralara karşı açılı bir şekilde tutulmuş olsa bile geometrik dönüşümler sayesinde perspektif bozulmaların etkisi büyük ölçüde azaltılabilmektedir.

Bu çalışmada elin tamamen serbest hareket ettiği kısıtlamasız, temassız ve arka plan serbest bir avuç izi tanıma sistemi önerilmiştir. Önerilen bu sistemde el bölütlemesi Aktif Görünüm Modeli (AGM) ile gerçekleştirilmiştir. AGM'de bölütleme başarısı önemli ölçüde ilk arama başlangıç pozisyonuna bağlıdır. Tez çalışmasının anahtar noktası ise AGM için ideal bir başlangıç pozisyonunun belirlenmesidir. Bunun için iki farklı yaklaşım (Palm2AAM ve AAM2Palm) önerilmiştir. Her iki yaklaşımda da perspektif bozulma altındaki görüntülerde AGM başarısının arttırılması amaçlanmıştır. Perspektif bozulmaların tespiti ve düzeltilmesi için derinlik bilgisine ihtiyaç duyulmuştur. Bu nedenle iki adet CMOS kamera barındıran stereo kamera düzeneği hazırlanmıştır. Stereo kamera sistemleri, diğer aktif 3B tarama tekniklere göre maliyet açısından daha avantajlı olmasına rağmen, hesaplama karmaşıklığı, eşleştirme problemleri ve her bir kameraya yansıyan farklı ışık değerlerinden dolayı hassas 3B taramayı zorlaştırmaktadırlar.

Önerilen yaklaşımlarda ise avuç içi bölgesine ait çok detaylı nokta bulutu hesaplamak yerine, elin 3B konumunu ve yönelimini bulmada yardımcı olabilecek sayıda ilgin noktasının tespit edilmesi yeterli olmaktadır. İlgin noktalar Hızlandırılmış Gürbüz Öznelikler (Speeded-up Robust Features – SURF) yöntemi ile tespit edilmiş ve kalibrasyonu yapılmış kamera parametreleri yardımıyla bu noktaların 3B koordinatları hesaplanmıştır. Tüm 3B noktalar içerisinde el üzerine düşen nokta bulutu tespit edilerek, elin 3B uzaydaki pozunu belirlenmiştir.

Elin 3B uzaydaki pozunu belirlendikten sonra çalışma kapsamında önerilen geometrik dönüşümler kullanılarak perspektif düzeltmeler yapılmaktadır. Böylece 2B ortamda çalışan temassız sistemlerde ortaya çıkan dönme, öteleme ve ölçekleme gibi tanımayı olumsuz yönde etkileyen faktörler büyük oranda giderilebilmektedir. Sonraki aşamada ise AGM ile el bölütlemesi yapılmakta ve AGM noktaları referans alınarak ROI tespit edilmektedir.

Çalışmanın deneysel aşamalarında önerilen yaklaşımların doğrulama üzerindeki etkisini görebilmek için oluşturulan kamera düzeneği ile sırasıyla 17, 138 ve 203 kişiden alınan stereo görüntülerden oluşan üç yeni avuç izi veriseti hazırlanmıştır. Bu verisetler üzerinde önerilen yaklaşımlara göre işlemler yapılmış ve doğrulama performansları ölçülmüştür. Değerlendirmeler için başlangıçta literatürde çok bilinen ve yüksek başarımlı

değerleri elde edilen kodlama tabanlı teknikler (DoGCode, CompCode, OrdCode, ContCode) uygulanmış, sonrasında ise alt uzay tekniklerinden ön plana çıkan Temel Bileşenler Analizi (TBA) ve Fisher Ayırtaç Analizi (FAA) yöntemleri kullanılmıştır. Alt uzay yaklaşımlarında ayrıca çekirdek fonksiyonlarının ve Gabor filtre bankası ile elde edilen yeni özellik vektörlerinin doğrulamaya olan katkıları incelenmiştir.

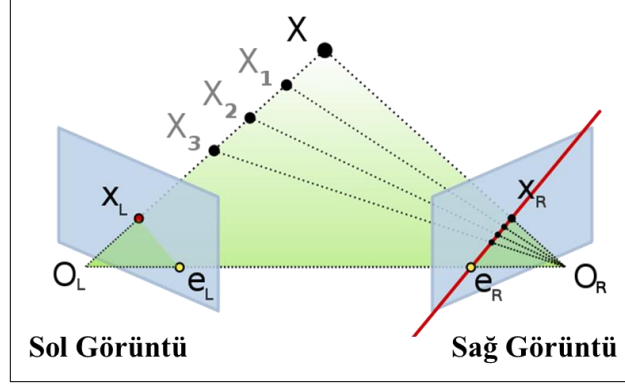
Tüm doğrulama çalışmaları hem orijinal görüntülerde hem de önerilen yöntemlerin uygulandığı görüntüler üzerinde yapılmıştır. Böylece perspektif bozulmaların ve önerilen yaklaşımların tanımaya olan etkileri ortaya konulmuştur.

Çalışmalarda eşleştirmeler için en yakın komşuluk (EYK) dikkate alınmış ve bire karşı hepsi stratejisi uygulanmıştır. Eğitim için kullanılan görüntülerin kendisi ile eşleşmemesi için eğitim ve test verileri birbirinden ayrılmıştır. Kodlama tabanlı yaklaşımlarda görüntüler arasındaki benzerlikler, her bir yöntemin kendisi için önerilen hesaplamaları ile yapılmıştır. Alt uzay tabanlı yaklaşımlarda ise Öklid, Manhattan, Kosinüs ve Mahalanobis Kosinüs (mahkos) uzaklık metrikleri kullanılmıştır. Ayrıca çekirdek yaklaşımlarında polinom, kesir kuvvetli polinom, Gauss, doğrusal ve sigmoid çekirdek fonksiyonları kullanılmıştır. Böylece hem metriklerin hem de çekirdek fonksiyonların performansları değerlendirilebilmiştir.

Deneysel çalışmalarda kullanılan tekniklerin performansları ROC, CMC, DET, FAR-FRR, Gerçek-Sahte Dağılım eğrileri ile şekil olarak gösterilmiş, ayrıca rank-1 tanıma oranları, EER ve GAR değerleri tablolar halinde verilerek değerlendirilmeler yapılmıştır.

#### **1.4. Stereo Görü**

Sahne hakkında öncül bir bilgi mevcut değilse tek bir hareketsiz görüntüden derinlik tahmini yapmak zor bir iştir [55]. Çünkü Şekil 1.5’de gösterildiği üzere, 3B uzaydaki bir nokta ile kamera odak merkezi arasındaki doğru üzerinde yer alan tüm noktaların izdüşümleri görüntüde tek bir nokta olacaktır. Bu kameraya alternatif ikinci bir kamera yerleştirildiğinde ise, ilk kamerada çakışan noktaların yeni kameradaki izdüşümleri farklı olacaktır. Stereo görüntüleme olarak bilinen bu teknik, 3B noktalar ile görüntüler üzerindeki izdüşümleri arasında geometrik ilişkilerden yola çıkarak derinlik bilgisi üretilmesine olanak tanır. Bu teknikte, derinlik bilgisini hesaplayabilmek için ilk önce kullanılan kameraların fiziksel özelliklerinin ve 3B ortamda birbirlerine göre göreceli pozisyonlarının hesaplanması gerekir. Bu işleme stereo kamera kalibrasyonu denir ve kameraların yerlerinin sabit olması durumunda düzenerler oluşturulduktan sonra bir kez yapılması yeterlidir.

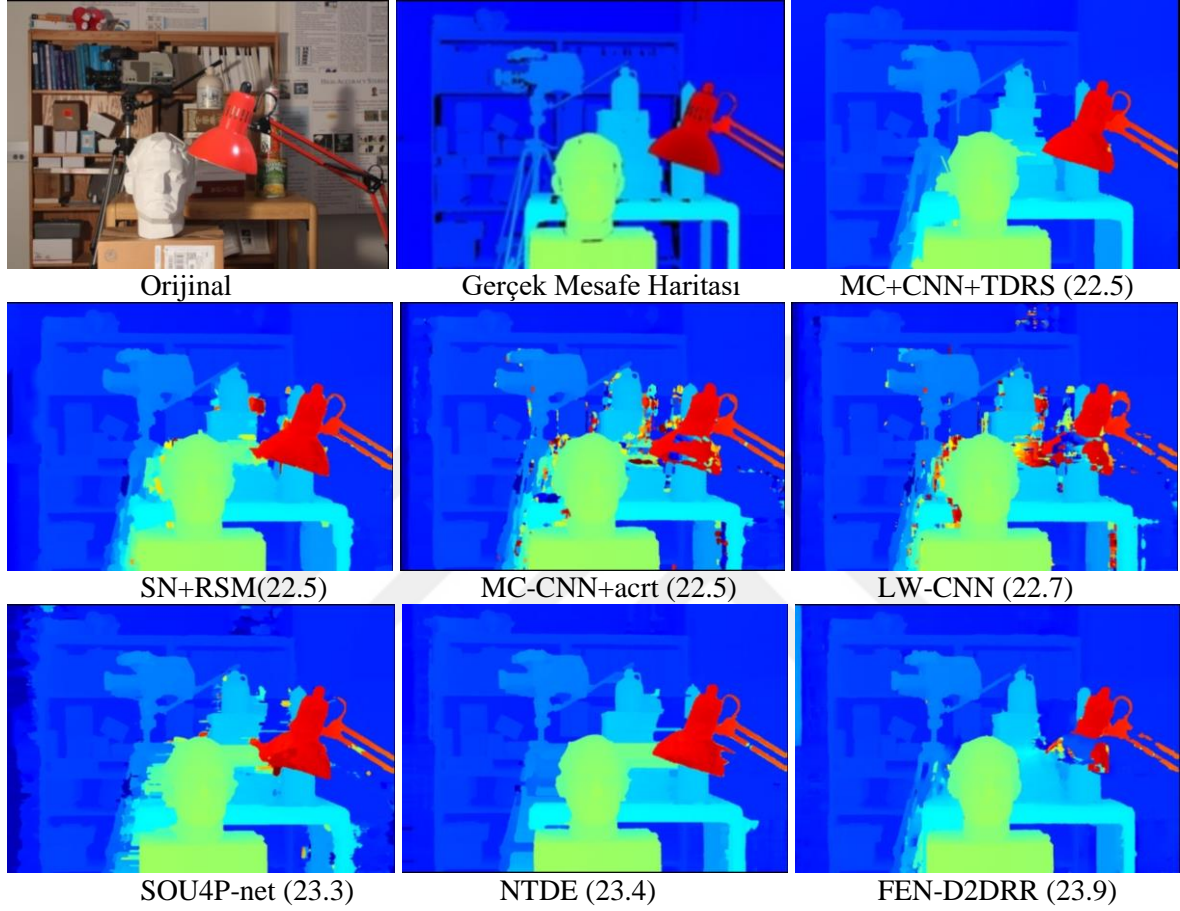


Şekil 1.5. 3B noktaların iki kameradaki iz düşümleri [56].

Kalibrasyon ile ilgili erken dönem çalışmalarda ilk olarak kameraların optik karakteristikleri (iç parametreleri) olarak adlandırılan lensin odak uzaklığı ( $f$ ), piksellerin  $x$  ve  $y$  yönündeki boyları ( $m_x$ ,  $m_y$ ), merkezi noktalarının yerleri ( $o_x$ ,  $o_y$ ) tanımlanmıştır [57]. Brown [58, 59] tarafından günümüz modern kalibrasyon çalışmalarında halen daha kullanılan radyal ve teğetsel lens bozulmalarının kuvvet serileri açılımına dayalı analitik modelleri oluşturulmuştur. Aziz ve Karara [60], kameranın yönelimini ve konumunu (dış parametreler) da hesaba katarak Doğrudan Doğrusal Dönüşüm yöntemini önermişlerdir. Bu yöntem Tsai [61] tarafından görüntü düzlemindeki yeniden projeksiyon hatasının minizasyonunu sağlayacak şekilde geliştirilmiştir. Zhang [62] ise metrik özellikleri bilinen düzlemsel bir kalibrasyon kitinin farklı açılardan ve uzaklıklardan alınmış görüntülerini kullanarak oto kalibrasyon yapan bir yaklaşım ortaya koymuştur. Bu yaklaşımın diğer çalışmalardan en önemli farkı, düzlemsel yüzey üzerindeki nirengi noktaların kolaylıkla tespit edilebilmesi ve tüm noktaların derinlik bilgisinin  $Z = 0$  olarak alındığı normalize edilmiş homojen koordinatlarının kullanılmasıdır. Bouguet [63], bu yaklaşıma Heikkilä ve Silven [64]'in hesapladıkları üç radyal ve iki teğetsel bozulma parametrelerini ekleyerek çoklu kamera kalibrasyonunu sağlayan güçlü bir kütüphane oluşturmuştur. Bu kütüphane halen daha birçok çalışmada kullanılmaktadır.

3B bir noktanın, kalibrasyonu yapılmış kameralardan alınan stereo görüntülerdeki izdüşümleri tespit edilebilirse, bu noktanın derinlik bilgisi de rahatlıkla hesaplanabilir. Dolayısıyla bir görüntüde ele alınan bir pikselin diğer görüntüdeki eşleniğinin bulunması gerekir. Yani doğru derinlik bilgisi tespiti için doğru eşleştirmeler yapılmalıdır. Bu amaçla birçok alan temelli stereo eşleştirme algoritması geliştirilmiştir. [65]'deki çalışmada stereo eşleştirme algoritmaları arasında karşılaştırma yapılabilmesi için bir değerlendirme önerisi

verilmiş ve arařtırmacıların bu deęerlendirmelerden faydalanabilmeleri için de [66]'de online alıřan bir sistem kurulmuřtur. Buna gre gnmzdeki en dřk hata (bad 1.0) deęerlerine sahip olan ilk 7 algoritmanın derinlik haritaları Őekil 1.6'da verilmiřtir.



Őekil 1.6. Bazı stereo eřleřtirme algoritmalarının rettikleri derinlik haritaları ve hata deęerleri

Őekilde de grldę zere alan temelli eřleřtirme yaklařımlarının gerek mesafe haritasına gre nemli farklılıkları mevcuttur. Aslında stereo eřleřtirme problemi henz bilgisayar bilimlerinde tam olarak zlmř bir problem deęildir. nk ařaęıda verilen nedenlerden dolayı grntlerdeki piksellerin birebir eřleřtirilmeleri zorlařmaktadır [67]:

- Kapanma: Bir grntde tespit edilen bir ilgin noktanın dięer grntde grlmemesi veya bařka bir objenin arkasına dřmesi.
- Tekrarlı rntler: Birbirine benzer yapıların bulunması.
- Dz blgeler: Renk deęiřimin olmadıęı veya ok az olduęu alanların eřleřtirme iin yeterli bilgi sunmaması.

- Perspektif bozulma: Kameraların bakış açısından kaynaklanan bazı nesnelerdeki duruş farklılıkları.
- Radyometrik bozulum: Kamera parametreleri arasında farklılıkların olması.
- Aynasal yansıma: Bir nesnenin kameralara farklı ışık yoğunluklarını yansıtması
- Gürültü: Görüntü alma sırasında her bir kamerada farklı gürültü miktarlarını oluşması.

Bu durumlar bir sahnenin çok kaba bir şekilde 3B yapısının çıkarılması için bir engel değildir. Fakat tanıma için kullanılacak 3B özniteliklerin üretilmesinde hata oranları özellik vektörlerinin kalitesini bozmaktadır.

Alan temelli yaklaşımlara alternatif olarak özellik temelli yaklaşımlar verilebilir. Bu yaklaşımlar sadece köşe, kenar gibi özel pikselleri eşleştirerek hızlı ve etkili sonuçlar üretirler. Ancak, bu yöntemler sadece özel noktalar için stereo uzaklık değeri hesaplarlar.

Tüm bu nedenler göz önünde bulundurulduğunda stereo görüntüleme, bir görüntüdeki tüm piksellerin diğer görüntüdeki karşılığını bulmak pek mümkün görülmemektedir. Bu ise tanıma için kullanılacak hassasiyette derinlik bilgisi üretimine imkân sunmamaktadır. Biz ise çalışmamızda derinlik bilgisini elin 3B ortamdaki pozunu bulmak için kullanmayı amaçladık. Bu amaç doğrultusunda görüntülerdeki el üzerine düşen tüm pikselleri eşleştirmek yerine elin poz bilgisini üretecek kadar ilgin noktanın tespit edilmesi yeterli olmaktadır. Dolayısıyla tez çalışmasında özellik temelli yaklaşımlar üzerine yoğunlaşmıştır.

### 1.5. İlgin Noktaların Tespit Edilmesi

İlgin noktalar, bulunduğu bölgede farklılık gösteren, aydınlanma değişmezliği içeren ve aynı sahnenin farklı görüntülerinde benzer konumlarda tekrar bulunabilen ilgi çekici bölgelerdir [68]. Bu bölgelerin tespit edilmesi için birçok yaklaşım önerilmiştir. Moravec [69], bir komşuluk içerisinde ışık yoğunluğu farkı belirli bir eşiğin üzerinde olan pikselleri köşe nokta olarak belirlemiştir. Förstner [70], x ve y yönündeki imge türevlerinin çarpımlarından oluşan kovaryans matrisini köşe bulmak için kullanmıştır. Harris ve Stephens [71] özdeğerleri iki gradyan vektörün büyüklüğünü belirten 2x2'lik matrisin determinantı ve izi yardımıyla "köşelik ölçütü" oluşturmuşlardır. Shi ve Tomasi [72], Harris köşe bulucusunu temel almışlar ve afin geometrik dönüşümlere karşı daha güçlü olması için köşelik ölçütü olarak özdeğerlerin en küçüğünü kullanmışlardır. Smith vd. [73] tarafından

gürültülere karşı daha dayanıklı olacak şekilde geliştirilen SUSAN operatörü küçük bir dairesel bölge içerisinde merkez piksele benzer piksel kesirlerine dayanan köşeleri bulur.

Önerilen bu yaklaşımların birçoğu gürültüye ve aydınlanma değişimine karşı güçlü olmalarına rağmen, aynı sahnenin farklı açılarından alınan görüntülerde ortaya çıkan dönme veya ölçekleme durumlarında eşleştirme için yeterli bilgi üretemiyorlardı. Lindeberg [74] ölçeklendirilmiş katmanlar arasında en büyük değeri arayan bir yaklaşım önermiştir. Ölçek alanı gösterimini, yüksek çözünürlüklü görüntünün farklı büyüklükteki Gauss tabanlı çekirdekler ile ardışık yumuşatılmasıyla oluşturmuş ve katmanlar arasındaki farkı Gauss Laplası (Laplacian of Gaussian – LoG) adını verdiği türev tabanlı bir operatörle, Hessian matrisi üreterek tespit etmiştir. Hıza odaklanan Lowe [75] ise, ölçek uzay katmanlarından 3B ekstremum noktasını etkin bir şekilde bulan Hessian-Laplace tabanlı bir yaklaşım önermiştir. Bu yaklaşımda LoG yerine ölçeklendirilmiş katmanlar arasındaki Gauss farkını (Difference of Gaussian - DoG) almıştır. Mikolajczyk ve Schmid [76], konum seçmek için Harris ölçümünü ya da Hessian matrisini, ölçek seçmek için de Laplası kullandılar. Böylece Harris-Laplace ve Hessian-Laplace adında iki yaklaşım önerdiler.

Hessian tabanlı tarayıcılar, Harris tabanlılara göre daha stabil ve tekrar edilebilirdirler. DoG benzeri yaklaşımlar, doğruluk kaybı açısından düşük maliyetle hız kazandırmaktadırlar [77]. Bu durum, mekânsal yoğunluk modelleri hakkında önemli miktarda bilgi topladıkları gerçeği ile açıklanabilir. Aynı zamanda küçük deformasyonlara veya lokalizasyon hatalarına karşı daha dayanıklıdır.

Lowe, [75]'deki çalışmasında önerdiği Ölçek Bağımsız Özellik Dönüşümü (Scale Invariant Feature Transform – SIFT) yaklaşımı ile görüntüler arasında ilgin noktaların daha güçlü bir şekilde karşılıklı olarak eşleştirilmesi için tanımlayıcı kullanma fikrini ortaya koymuştur. Böylece eşleştirmelerde noktanın bulunduğu bölge parçalarını karşılaştırmak yerine tanımlayıcıların içerdiği bilgiler üzerinden hareket edilmiştir. Bu yöntemde, her bir ilgin nokta için, o noktanın merkezinde olduğu 16x16'lık bir bölge belirlenir. Bu bölge, 4x4'lük küçük parçalara ayrılır ve her bir parçanın eğim yönelimleri ve bunların genliklerine göre hesaplanmış 8 sayıdan oluşan bir histogram dizilimi elde edilir. Böylece, 16x16'lık bölgeden toplamda 128 adet sayı üretilerek güçlü bir tanımlayıcı oluşturulmuştur.

Bay vd. [77], SIFT yönteminden etkilenerek, 2B Haar dalgacıklarını ve tümlev görüntülerini kullanarak bir Hızlandırılmış Gürbüz Öznitelikler (Speeded-up Robust Features – SURF) adını verdikleri anahtar nokta tespit edici tanımlamışlar ve bu noktalar

için 64 sayıdan oluşan bir tanımlayıcı oluşturmuşlardır. SURF, SIFT’den farklı olarak köşe noktalarından ziyade damla (blob) benzeri yapılarda yoğunlaşmaktadır.

Avuç izi görüntülerinde ışık yoğunluğu değişiminden ve bazı kullanıcılarda temel çizgi ve kırışıklıkların çok net görülmemesinden dolayı bu çalışmada köşe veya çizgi kesişimlerine odaklanmak yerine, blob yapıların bulunmasına odaklanılmıştır. Bu açıdan SURF metodu ilgin nokta tespiti için ideal çözümler sunmaktadır.

### 1.6. Hızlandırılmış Gürbüz Özellikler (SURF)

SURF, ilgin noktaları bulmak için hessian tabanlı bir blob tarayıcısı kullanır. Bir alandaki yerel değişimi veren hessian matrisi aşağıdaki gibi tanımlanabilir [77]:

$$\mathcal{H}(x, \sigma) = \begin{bmatrix} L_{xx}(x, \sigma) & L_{xy}(x, \sigma) \\ L_{yx}(x, \sigma) & L_{yy}(x, \sigma) \end{bmatrix} \quad (1)$$

Burada,  $L_{xx}$  ve  $L_{xy}$ ,  $\sigma$  ölçeğinde  $I$  görüntüsünün Gauss fonksiyonunun 2. mertebeden türevi ile konvolüsyonunu temsil etmektedirler.

$$L_{xx}(x, \sigma) = I(x) * \frac{\partial^2}{\partial x^2} g(\sigma) \quad (2)$$

$$L_{xy}(x, \sigma) = I(x) * \frac{\partial^2}{\partial xy} g(\sigma) \quad (3)$$

Konvolüsyonun hesaplama süresini kısaltmak için görüntünün tümlevi kullanılır. Tümlev görüntü her bir  $(x,y)$  pikseli için (4)’deki gibi hesaplanır.

$$I_{\Sigma}(x, y) = \sum_{i=0}^{i \leq x} \sum_{j=0}^{j \leq y} I(i, j) \quad (4)$$

SURF tanımlayıcı, Hessian matrisinin determinantının maksimal olmayan baskılayıcısıdır. Hessian matrisinin belirteni aşağıdaki gibi tanımlanmıştır:

$$\det(\mathcal{H}) \cong D_{xx}D_{yy} - (wD_{xy})^2 \quad (5)$$



Buradaki  $w$  değeri Gauss ölçekleri arasındaki enerji dengesini sağlar ve [77]'deki çalışmada  $\sigma = 1.2$  ölçeği için Frobenius norm kullanılarak 0.9 olarak yaklaştırılmıştır.  $D_{xx}$ ,  $D_{yy}$  ve  $D_{xy}$  ise görüntünün Gauss uygulanmış türevleridir.

İlgili noktaların belirlenmesinde ilk önce belirten değeri belli bir eşik altında kalanların elenmesiyle başlar. İkinci aşamada ölçek uzayı piramiti içinde  $3 \times 3 \times 3$  komşuluğunda maksimum olmayan noktalar silinir. Ölçek uzayları, görüntünün farklı  $\sigma$  değerlerine göre Gauss ile yumuşatılması sonucunda elde edilir. En üstteki en bulanık görüntü olmak üzere bir piramit yapısı şeklinde düşünülebilir. Son aşamada ise Hessian matrisinin determinantının görüntü ve ölçek uzayındaki maksimumunu bulunur. Bunun için  $H$  matrisinin (6)'da verilen Taylor açılımından faydalanılır:

$$H(x) = H + \frac{\partial H^T}{\partial x} + \frac{1}{2} x^T \frac{\partial^2 H^T}{\partial x^2} x \quad (6)$$

Aranan  $x' = (x, y, \sigma)$  noktası bu fonksiyonunu türevinin sıfıra eşit olduğu durumdan elde edilir. Bu durumda  $x'$  aşağıdaki gibi hesaplanabilir.

$$x' = - \frac{\partial^2 H^{-1}}{\partial x^2} \cdot \frac{\partial H}{\partial x} \quad (7)$$

### 1.7. Kısıtlanmasız Düzeneklerde El Bölütlemesi

Elin bölütlenmesi; özellikle arka plan karmaşık görüntülerde çoğu zaman sıkıntılı bir süreçtir. Literatürdeki kısıtlanmasız avuç izi tanıma düzeneklerinde genellikle ten rengine dayalı bölütleme ön plana çıkmaktadır. Michael vd. [35] 1005 farklı ten rengi görüntüsünden örnekler alarak kromatik renk uzayında Gauss dağılımı modeli oluşturmuşlardır. Aldıkları örneklerden hesapladıkları ortalama ( $\mu$ ) ve kovaryans ( $\sigma$ ) değerleri ile ten renginin benzerliğini aşağıdaki eşitlik ile hesaplamışlardır.

$$L = e^{[-0.5(x-\mu)^T \sigma^{-1}(x-\mu)]} \quad (8)$$

Sang vd. [78] ise [35]'daki yaklaşımı YCbCr renk uzayında gerçekleştirmişlerdir. Feng vd. [79] de YCbCr renk uzayını tercih etmişler ve 1500 el resminden elde ettikleri etiketlenmiş piksellerin ten rengi benzerlik oranını bulmuşlardır. [80]'deki çalışmada ise mobil bir cihazdan alınan RGB görüntüler HSV renk uzayına aktarılmış ve burada ten rengi

eşiklemesi uygulanarak ikili görüntüye dönüştürülmüştür. Daha sonra ikili görüntü üzerinde bölge büyütme algoritması ile el bölütlemesi yapılmaya çalışılmıştır.

Choraś ve Kozik [81], RGB renk uzayında ten rengini yedi farklı şarta bağlı olarak belirlemişlerdir ( $R > 95$  ve  $G > 40$  ve  $B > 20$  ve  $\max(R, G, B) - \min(R, G, B) > 15$  ve  $|R - G| > 15$  ve  $R > G$  ve  $R > B$ ). Fakat kullanılan görüntülerde arka plan tek renk olduğu için bölütlemeye sorun yaşamamışlardır.

Genellikle tercih edilen ten rengine dayalı yaklaşımlarında el ile aynı renge sahip objeler (yüz, başka el gibi) bölütleme sürecini zorlaştırmaktadırlar [40, 43, 82, 83]. Bazı çalışmalarda ise alternatif bir bakış açısı ile NIR kamera kullanılmıştır. Morales vd. [84] çalışmasında, bir web kamerasını infrared emisyonunu almak için NIR kameraya dönüştürmüşler ve el ile arka plan arasında yüksek kontrast farkı elde etmişlerdir. Böylece el kolaylıkla görüntü içerisinde ayrıştırılabilmektedir. Bu çalışmada avuçiçi damar özniteliklerine odaklanıldığı için tek kamera yeterli olmuştur. Fakat elin doku bilgisini elde etmede NIR kamera yetersiz kalmaktadır. Han vd. [34] ise iki adet web kamera kullanmışlar ve bunlardan birisini NIR kameraya dönüştürmüşlerdir. NIR kameradan alınan aday ön plandaki bölgeler Haar özellikler ile sınıflandırılmış ve diğer kameradaki ten rengine göre etiketlenmiş görüntü ile birleştirilerek bölütleme yapılmıştır. Fakat bu yaklaşımda da elin önemli poz değişimlerinde ROI seçimi sıkıntılı olabilmektedir.

[85]'deki çalışmada iki aşamalı bir bölütleme yaklaşımı kullanılmıştır. İlk aşamada üç girişli (RGB katmanları) ve ara katmanda üç nöron olan bir Yapay Sinir Ağı (YSA) oluşturmuşlar, daha sonra 2189796 adet avuçiçi ten rengi ve 3599970 adet ten rengi olmayan piksel ile bu ağı eğitmişlerdir. Böylece görüntüdeki aday ten rengi bölgelerini belirleyebilmişlerdir. İkinci aşamada ise aday bölgelerin sınırlarında avuçiçi yakalayabilmek için Aktif Şekil Modeli (AŞM) kullanmışlardır. Şekil modelinin eğitimi 86 adet işaretlenmiş el görüntüsü ile gerçekleştirilmiştir. AŞM yaklaşımının el görüntülerine uygulanması yenilikçi bir düşünce olmasına rağmen, modelin başarımı ten renginin YSA tarafından doğru sınıflandırılmasına bağlıdır.

Arka plan serbest görüntülerde, el bölütlemesi için etkili bir çözüm Aykut ve Ekinci [40, 82] tarafından önerilen Aktif Görünüm Modeli (AGM) tabanlı bölütleme yaklaşımıdır. Bu model, [85]'deki çalışmadan farklı olarak sadece şekil bilgilerini değil, AŞM eğitimi için kullanılan noktaların arasında kalan bölgelerin doku bilgisini de modellemektedir. AGM, doku ve şekil ön bilgisini kullanarak arama yaptığı için YSA gibi bir ön işlemciye gerek yoktur. Fakat bu yaklaşımda başarılı bir arama için iyi bir ilklendirmeye ihtiyaç vardır. Bu

tez çalışmasında da AGM tabanlı el bölütleme yaklaşımını tercih edilmiş ve model için ikklendirme yaklaşımları önerilmiştir.

## 1.8. Avuçiçi Özelliklerinin Çıkarılması

Düzeneklerin çeşitliliğinin artması beraberinde birçok avuç izi tanıma yaklaşımının ortaya çıkmasına sebep olmuştur. Bu yaklaşımlar çok genel olarak bütünsel tabanlı ve yerel özellik tabanlı olarak iki grup altında incelenebilir [41], ayrıca bu iki grubu birlikte ele alan hibrid yaklaşımlar da mevcuttur. Tez çalışması kapsamında ele alınan bazı özellik çıkarma metodlarında Gabor filtresine ihtiyaç duyulmaktadır. Bu nedenle ilk önce bu filtreden bahsedilecek daha sonra yöntemlerin detayları verilecektir.

### 1.8.1. Gabor Filtresi

İlk olarak Gabor [86] tarafından oluşturulan daha sonra Dougman [87-89] tarafından 2B olacak şekilde geliştirilen Gabor filtreleri; özellik çıkarımı, doku analizi gibi görüntü işlemenin birçok alanında kullanılan bant geçiren bir filtredir [90]. Bu filtrelerin dürtü yanıtı, bir Gauss fonksiyonunun karmaşık salınımına sahip bir sinüzoidle çarpılmasıyla oluşturulur.

$$G(x, y, \theta, u, \sigma, \beta) = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{x'^2}{\sigma_x^2} + \frac{y'^2}{\sigma_y^2}\right)\right) \exp\left(2\pi j\left(\frac{x'}{\lambda} + \varphi\right)\right) \quad (9)$$

Burada;  $x_0$  ve  $y_0$  fonksiyonun merkezi,  $x'$  ve  $y'$  aşağıdaki eşitliklerle belirtilir.  $\gamma$ , uzamsal en – boy oranını verir (Gabor fonksiyonunun elipsliğini belirtir)  $u$  birim uzunluk başına radyan cinsinden açısal frekans;  $\varphi$  Gauss fonksiyonun faz kayması;  $\lambda$  dalga boyunu,  $\theta$  Gabor fonksiyonunun radyan cinsinden yönelmesi;  $\sigma_x$  ve  $\sigma_y$  ise eliptik Gauss fonksiyonunun x ve y eksenlerindeki standart sapmalarıdır.

$$x' = (x - x_0)\cos\theta + (y - y_0)\sin\theta \quad (10)$$

$$y' = -(x - x_0)\sin\theta + (y - y_0)\cos\theta \quad (11)$$

Gabor filtresi bir görüntüye uygulanırken genellikle bir filtre bankası şeklinde uygulanır. Dolayısıyla filtre bankasında  $\theta = i\pi/v$  eşitliği ile farklı  $\theta$  değerleri oluşturulur.

Burada  $v$ , bankadaki Gabor filtrelerinin toplam sayısı olduğu farzedilirse,  $i$  değeri sırasıyla  $0, 1, \dots, v - 1$  değerleri alınarak filtreler oluşturulur.

### 1.8.2. Bütünsel Tabanlı Yaklaşımlar

Bu yaklaşımlarda, avuç izi bütünsel bir özellik çıkarıcı veya sınıflandırıcıya giriş olarak verilir. Özellik çıkarıcı olarak genellikle alt uzay tabanlı yaklaşımlar olarak bilinen TBA [24, 26, 32, 91-104], FAA [25, 32, 105-108], Bağımsız Bileşen Analizi [26, 32, 96, 109-113], Lokasyon Koruyan İzdüşüm [114-123], Ayrımsal Seyreklik Koruma Projeksiyonları [124, 125] yöntemleri tercih edilmiştir. Bu yöntemler doğrudan avuç izi örüntüsünü kullanabilirken, Gabor filtre bankası [43, 92, 99, 101, 126-128], Ayrık Kosinüs Dönüşümü [121, 129-132] veya Ayrık Dalgacık Dönüşümü [113, 133, 134] gibi dönüşümlerle de hem ekstra özellik çıkarıcı olarak hem de diğer yöntemleri destekleyici yaklaşımlar olarak kullanılmışlardır. Bütünsel tabanlı yaklaşımlar bir sınıflandırıcıya da ihtiyaç duyarlar. Bu sınıflandırıcı için ilk akla gelen çözüm k-en yakın komşuluk [30, 38, 81, 108, 114, 115, 129, 135] olabileceği gibi YSA [104, 109, 110, 117, 136] veya Destek Vektör Makineleri [85, 91, 137-139] yöntemleri de kullanılmaktadır.

#### 1.8.2.1. Temel Bileşenler Analizi

Karhunen-Loeve dönüşümü [140, 141] olarak ta bilinen TBA, alt uzay tabanlı yaklaşımlardan en yaygın olanıdır. TBA'daki ana fikir verinin temsil edildiği uzay yerine daha düşük boyutlardaki farklı bir uzayda temsiliyetinin sağlanmasıdır. Bu yöntem uzay ve zaman karmaşıklığını azalttığı gibi, teorisi ve uygulaması da oldukça kolaydır. Şöyle ki, merkezileştirilmiş  $m$  adet  $d$ -boyutlu  $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id})^T (i=1..m)$  giriş vektörleri verilmiş olsun. TBA doğrusal dönüşümü yardımıyla her bir  $x_i$  yeni bir  $s_i$  vektörüne aşağıdaki gibi dönüştürülebilir [96]:

$$s_i = U^T x_i \quad (12)$$

Burada  $U$ ,  $d \times d$ 'lik ortogonal bir matristir ve bu matrisin  $j$ . sütunundaki  $u_j$  vektörü,  $C = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N x_k x_k^T$  kovaryans matrisinin büyükten küçüğe sıralı özdeğerlerinden  $j$ .sine karşılık gelen özvektörüdür.  $U$  matrisinin her bir sütunu, TBA dönüşümünün temel

bileşenleri olarak adlandırılır. Dolayısıyla  $C$  matrisi kullanılarak ilk önce  $\lambda_j u_j - C u_j = 0$  eşitliğini sağlayan  $\lambda_j$  özdeğerlerinin bulunup sıralanması gerekir ( $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_d$ ). Bulunan temel bileşenler şu özelliklere sahiptirler[96]

- Tüm temel bileşenler korelasyonsuzdurlar.
- $U_j$  temel bileşenleri sırasıyla en büyük varyansa sahiptirler.
- Orijinal girdilerin ilk birkaç ana bileşen tarafından temsil edilmesindeki ortalama kare yaklaşımı hatası en düşük düzeydedir.

Son özellik dikkate alındığında; aşağıdaki  $R$  oranının belli bir eşik değerinin üstünde (genellikle 0.95) olmasını sağlayan ilk  $n$  adet özdeğere karşılık gelen özvektörler boyut azaltma için seçilen ideal bileşenlerdir:

$$R = \frac{\sum_{j=1}^n \lambda_j}{\sum_{j=1}^d \lambda_j} \quad (13)$$

### 1.8.2.2. Fisher Ayırtaç Analizi

Fisher Ayırtaç Analizi (FAA); verilerin, ait oldukları sınıflarının ayrılabilirliğini en üst düzeye çıkaracak yeni bir özellik uzayına yansıtılması mantığına dayalıdır. İlk olarak Fisher [142] tarafından önerilen bu yaklaşım, temel olarak, her sınıfın ortalaması arasındaki mesafeyi en üst düzeye çıkarmaya ve sınıfların kendi içindeki yayılmayı en aza indirmeye çalışmaktadır [143, 144]. Dolayısıyla sınıf içi ( $S_B$ ) ve sınıflar arası ( $S_w$ ) iki ölçüte ihtiyaç vardır. Bu metot, (14)'de verilen amaç fonksiyonunu enbüyükleyen  $\theta$  projeksiyonunu bulmaya çalışır:

$$J(\theta) = \frac{\theta^T S_B \theta}{\theta^T S_w \theta} \quad (14)$$

Sırasıyla  $\mu_1$  ve  $\mu_2$  ortalamalarına,  $\sigma_1^2$  ve  $\sigma_2^2$  standart sapmalarına sahip iki sınıf için (14)'deki  $S_B$  ve  $S_w$  şu şekilde tanımlanmıştır:

$$S_B = (\mu_1 - \mu_2)(\mu_1 - \mu_2)^T \quad (15)$$

$$S_w = \sigma_1^2 + \sigma_2^2 \quad (16)$$

Amaç fonksiyonu  $J(\theta)$ 'yi enbüyüklemek; keyfi bir  $\rho$  sabiti için  $\theta^T S_w \theta = \rho$  kısıtı altındaki  $\theta^T S_B \theta$ 'yi enbüyüklemekle aynı sonuca götürür. Bu optimizasyon problemi, Lagrange çarpanları metoduyla çözülmek istenirse aşağıdaki amaç fonksiyonuna ulaşılır:

$$L(\theta, \lambda) = \theta^T S_B \theta - \lambda(\theta^T S_w \theta - \rho) \quad (17)$$

$L(\theta, \lambda)$ , en büyük olduğunda kısmi türevlerinin 0 olması gerekir ( $\frac{\partial L}{\partial \theta} = 0, \frac{\partial L}{\partial \lambda} = 0$ ).

Buna göre gerekli düzenlemeler yapılırsa aşağıdaki eşitlik elde edilir:

$$S_B \theta - \lambda S_w \theta = 0 \quad (18)$$

Bu eşitlik bir özdeğer problemidir ve  $\theta$ ,  $S_w^{-1} S_B$ 'nin özvektörleridir. Lagrange katsayıları (aynı zamanda özdeğerlere karşılık gelirler) ise  $\lambda = (\mu_1 - \mu_2)^T S_w^{-1} (\mu_1 - \mu_2)$  olarak bulunur. Bulunan özvektörler yeni projeksiyon uzayını gösterirken, boyut indirgeme açısından bakıldığında en büyük özdeğere karşılık gelen özvektör aranan projeksiyon vektörüdür. Diğer taraftan özdeğer hesabına girmeden  $\theta \propto S_w^{-1} (\mu_1 - \mu_2)$  ile doğrudan projeksiyon için gerekli özvektörler bulunabilir.

### 1.8.2.3. Çekirdek Yaklaşımlar

Birçok sınıflandırma problemi doğrusal bir sınıflandırıcı kullanılarak çözülebilmektedir. Doğrusal olmayan problemlerin, doğrusal sınıflandırıcılarla çözenin bir yolu, problemi daha yüksek boyutlu bir uzayda temsil etmektir. Bu duruma özellik haritalaması, yaklaşıma ise çekirdek hilesi denir [145]. Herhangi bir giriş vektörünü haritalayan bir  $\phi(\cdot)$  fonksiyonu mevcut olsun.  $x$  ve  $y$  gibi iki giriş vektörünü haritalayan  $\phi(x)$  ve  $\phi(y)$  fonksiyonları arasındaki iç çarpıma da çekirdek fonksiyon denir.

$$\kappa(x, y) = \langle \phi(x), \phi(y) \rangle = \phi(x)^T \phi(y) \quad (19)$$

Farklı türlerde çekirdek fonksiyonları geliştirilmiştir. Bu çalışmada da en çok kullanılan aşağıdaki çekirdek fonksiyonları tercih edilmiştir:

$$\text{Doğrusal çekirdek fonksiyonu} \quad : \kappa(x, y) = x^T y + c \quad (20)$$

$$\text{Polinom çekirdek fonksiyonu} \quad : \kappa(x, y) = (\alpha x^T y + c)^d, \alpha > 0 \quad (21)$$

$$\text{Kesir kuvvetli polinom çek.fonk.} : \kappa(x, y) = \text{sgn}(x^T y + c) |x^T y + c|^d \quad (22)$$

$$\text{Gauss çekirdek fonksiyonu} : \kappa(x, y) = \exp\left(-\frac{\|x-y\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (23)$$

$$\text{Sigmoid çekirdek fonksiyonu} : \kappa(x, y) = \tanh(\alpha x^T y + c) \quad , \alpha > 0 \quad (24)$$

#### 1.8.2.4. Çekirdek Temel Bileşenler Analizi

Çekirdek TBA, doğrusal TBA'yı çekirdek yöntemini kullanarak doğrusal olmayan bir duruma çevirmek için kullanılan bir yaklaşımdır [97, 146]. Temel fikir olarak, ilk önce  $x_i$  giriş vektörü,  $\phi(x_i)$  fonksiyonu yardımıyla daha yüksek boyutlu ( $N$ ) bir özellik uzayına haritalanır, daha sonra bu uzayda doğrusal TBA hesaplanır. Dolayısıyla Çekirdek TBA,  $\lambda_j u_j - \tilde{C} u_j = 0$ , ( $j = 1..N$ ) özdeğer problemi ile ilgilenir.

Burada  $\tilde{C} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \phi(x_i) \phi(x_i)^T$  kovaryans matrisi ve  $\lambda_j$ ,  $\tilde{C}$ 'nin sıfır olmayan bir özdeğeri ve  $u_j$  ise buna karşılık gelen bir özvektördür.  $u_j$ 'nin çözümü  $\phi(x_1), \dots, \phi(x_N)$ 'lerin yayılımındadır ve  $\alpha_k$  katsayılarının doğrusal kombinasyonu olarak  $u_j = \sum_{k=1}^N \alpha_k \phi(x_k)$  şeklinde yazılabilir. Bu durumda, özdeğer problemi şu şekilde ele alınır [146, 147]:

$$\lambda_j \left( \sum_{k=1}^N \alpha_{j,k} \phi(x_k) \right) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \phi(x_k) \phi(x_k)^T \sum_{p=1}^N \alpha_{j,p} \phi(x_p) \quad (25)$$

Bu eşitlikte çekirdek fonksiyonu  $\kappa(x_k, x_p) = \phi(x_k)^T \phi(x_p)$  olacak şekilde tanımlanır ve her iki taraf  $\phi(x_m)$  ile çarpılırsa şu eşitlik bulunur:

$$\lambda_j \left( \sum_{k=1}^N \alpha_{j,k} \kappa(x_m, x_k) \right) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \kappa(x_m, x_k) \sum_{p=1}^N \alpha_{j,p} \kappa(x_k, x_p) \quad (26)$$

$K_{i,j} = \kappa(x_i, x_j)$  olmak üzere eşitlik – 26 matris notasyonu olarak aşağıdaki gibi yazılabilir ve  $\alpha_j$  katsayıları bu eşitlikten hesaplanabilir:

$$\lambda_j N \alpha_j = \alpha_j K \quad (27)$$

Sonuç olarak çekirdek temel bileşenler aşağıdaki eşitlik kullanılarak hesaplanabilir.

$$y_j = \phi(x)^T u_j = \sum_{k=1}^N \alpha_{j,k} \kappa(x, x_k) \quad (28)$$

Eğer projeksiyonu alınan veriler sıfır ortalamaya sahip değilse aşağıda verilmiş olan  $\tilde{K}$ -Gram matrisi kullanılabilir [148]. Eşitlikteki  $1_{1/N}$  matrisi  $N \times N$ 'lik ve tüm elemanları  $1/N$  olan bir kare matristir.

$$\tilde{K} = K - 1_{1/N} K - K 1_{1/N} + 1_{1/N} K 1_{1/N} \quad (29)$$

### 1.8.2.5. Çekirdek Fisher Ayırtaç Analizi

Çekirdek FAA, diğer adıyla Genelleştirilmiş Ayırtaç Analizi, FAA'nın kernel yaklaşımlarının uygulandığı bir halidir. Genel çözüm, eşitlik – 18'deki gibi özdeğer ve özvektörlerin bulunmasına dayanır. Farklı olarak,  $x_i$  giriş vektörünün  $\phi(x_i)$  fonksiyonu ile haritalanmış yeni bir uzayda çalışıldığı için amaç fonksiyonu (30)'daki gibi ele alınır [149, 150] :

$$J(\Omega) = \frac{\Omega^T K_B \Omega}{\Omega^T K_w \Omega} \quad (30)$$

Çekirdek FAA'da bu eşitliğin çözümü  $K_w^{-1} K_B$ 'nin özvektörlerinin bulunmasıyla sağlanır. Burada,  $\mu_i^\phi = \frac{1}{N_i} \sum_{j=1}^{N_i} \phi(x_j)$  olmak üzere  $K_w$  ve  $K_B$  şu şekilde hesaplanabilir [151].

$$K_B = (\mu_1^\phi - \mu_2^\phi)(\mu_1^\phi - \mu_2^\phi)^T \quad (31)$$

$$K_w = (\sigma_1^\phi)^2 + (\sigma_2^\phi)^2 \quad (32)$$

Eşitlik – 73'deki  $\Omega$ ,  $\alpha_k$  katsayılarının kombinasyonu olarak  $\Omega = \sum_{k=1}^N \alpha_k \phi(x_k)$  şeklinde yazılabilir. Bu durumda  $\kappa(x_i, x_j) = \phi(x_i)^T \phi(x_j)$  çekirdek fonksiyonu kullanılarak aşağıdaki eşitlik bulunabilir [150]:



$$\Omega^T \mu_i^\phi = \frac{1}{N_i} \sum_{j=1}^{N_i} \sum_{k=1}^{N_i} \alpha_j \kappa(x_j, x_k^i) \quad (33)$$

Bu eşitlik matris formunda  $\Omega^T \mu_i^\phi = \alpha^T M_i$  olarak yazılabilir. Bu gösterimden yola çıkarak,  $M = (M_2 - M_1)(M_2 - M_1)^T$  ve  $L = K_1(I - 1_{1/N_1})K_1^T + K_2(I - 1_{1/N_2})K_2^T$  olmak üzere  $J(\Omega)$ , (34)'deki gibi yeniden düzenlenebilir. Burada  $K_i$ 'nin bileşenleri  $\kappa(x_j, x_k^i)$ 'dir. Ayrıca  $I$ , birim matris ve  $1_{1/N_i}$  her bir elemanı  $1/N_i$  olan  $N_i \times N_i$  boyutunda bir kare matristir.

$$J(\alpha) = \frac{\alpha^T M \alpha}{\alpha^T L \alpha} \quad (34)$$

Buradan  $\alpha = L^{-1}(M_2 - M_1)$  haritalamayı  $\alpha$  çözümlerine ulaşılır. Herhangi bir noktanın yeni özellik uzayına projeksiyonu şu şekilde yapılır:

$$y(x) = (\Omega. \phi(x)) = \sum_{i=1}^L \alpha_i \kappa(x_i, x) \quad (35)$$

#### 1.8.2.6. Benzerlik Ölçümü

Özellik vektörlerinin eşleştirmeleri, EYK dikkate alınarak yapılmıştır. Bu sınıflandırma yöntemi eşleştirmeler için uzaklık ölçütlerini kullanır. Uzaklık ölçütleri iki sayının (veya sayı listesinin) benzer veya farklı olup olmadığını belirlemek için kullanılır. Çok sayıda benzerlik ölçütü geliştirilmiştir, fakat biz çalışmamızda çok bilinen ve sıklıkla kullanılan 3 adet metriği ele aldık. Bunlar; Öklid, Manhattan ve Kosinüs metrikleridir. Uzaklıkları ölçülmek istenen iki vektör  $\vec{u}$  ve  $\vec{v}$  olsun. Bu durumda  $N$  boyutlu iki vektör arasındaki uzaklıkları hesaplayan eşitlikler aşağıda verilmiştir.

$$d_{\text{öklid}}(\vec{u}, \vec{v}) = \sqrt{\sum_{i=0}^{N-1} |u_i - v_i|^2} \quad (36)$$

$$d_{manhattan}(\vec{u}, \vec{v}) = \sum_{i=0}^{N-1} |u_i - v_i| \quad (37)$$

$$d_{kosinüs}(\vec{u}, \vec{v}) = \frac{\vec{u} \cdot \vec{v}}{\|\vec{u}\| \|\vec{v}\|} \quad (38)$$

Bu üç metriğin dışında çalışmamızda, özellik vektörleri arasındaki benzerlik ölçümü için Mahalanobis Kosinüs (mahkos) uzaklık [56] metriği de kullanılmıştır. Bu metriği kullanabilmek için ilk önce özellik uzayından Mahalanobis uzayı [152] arasında dönüşüm yapmak gerekir.  $\vec{u}$  ve  $\vec{v}$  özellik uzayında benzerlik ölçümü yapılacak iki vektör,  $\vec{m}$  ve  $\vec{n}$  ise bunların Mahalanobis uzayındaki dönüşüm karşılıkları olsun. Bu durumda  $\vec{m}$  ve  $\vec{n}$  (39) ve (40)'daki gibi temsil edilir.

$$\vec{m} = \left( \frac{\vec{u}_1}{\sigma_1}, \dots, \frac{\vec{u}_p}{\sigma_p} \right) \quad (39)$$

$$\vec{n} = \left( \frac{\vec{v}_1}{\sigma_1}, \dots, \frac{\vec{v}_p}{\sigma_p} \right) \quad (40)$$

Burada  $\sigma_i$ , vektörlerin  $i$ . boyutundaki standart sapmasıdır. Mahkos, tanıma uzayına projeksiyon yapıldıktan sonra elde edilen vektörler arasındaki kosinüs açısıdır.

$$d_{kosinüs}(\vec{u}, \vec{v}) = \cos(\theta_{\vec{m}, \vec{n}}) = \frac{\vec{m} \cdot \vec{n}}{\|\vec{m}\| \|\vec{n}\|} \quad (41)$$

### 1.8.3. Yerel Özellik Tabanlı Yaklaşımlar

Avuç izinde ön plana çıkan temel çizgiler ve kırışıkları daha da belirginleştirmek için kullanılan tekniklerdir. Bu sınıfa giren bazı çalışmalarda [153-156] çeşitli kenar bulma yöntemleri kullanılırken, Gauss Türevi [157, 158] yardımıyla bu çizgiler ön plana çıkaran çalışmalar da mevcuttur. Bu sınıfa giren en ilginç yaklaşımlardan birisi avuç izinin kodlanmasıdır.

Avuç izi örüntüsü kodlama teknikleri; eşleştirme kolaylığı, hesaplama süresi ve bellek kullanımı açısından önemli avantajlar sunmaktadırlar. Özellikle çok kullanıcı ve gerçek zamanlı doğrulama sistemlerinde tercih edilen bu teknikler, genel olarak ROI bölgesinin bir

filtre bankasından geçirilmesiyle oluşturulur. Avuç izi biyometrisinde kodlama tekniklerini ilk olarak Kong [159, 160] doktora çalışması sırasında uygulamıştır. Aslında bu kodlama, iris tanımada Dougman [161] tarafından önerilen ve iyi bilinen bir teknik olan IrisKod'dan esinlenerek oluşturulmuştur. PalmCode olarak adlandırılan bu kodlama tekniği örüntü üzerinde 45 derecelik bir Gabor filtresi uygulanmasıyla geliştirilmiştir. Aynı çalışmada, Gabor filtresinin farklı açıları alınarak FusionCode olarak bilinen teknik önerilmiştir [29, 162, 163]. Daha sonra, bu yöntemden esinlenerek CompCode [164-167], OLOF [45, 168, 169], BOCV [164, 170-172], OrdCode [169, 173], ContCode [174], RLOC [165, 172, 175] gibi birçok kodlama tekniği geliştirilmiştir.

### 1.8.3.1. Rekabetçi Kod (CompCode)

Gabor filtreleri, avuç izinden yöneltme bilgisinin alınması için sıkça kullanılan yöntemlerden birisidir. Memeli beyinlerinin görsel korteksinden esinlenerek nörofizyolojik bulgulara ve dalgacık teorisine göre Gabor fonksiyonları, Lee [176] tarafından (42)'deki gibi yeniden formülize edilmiştir. Avuç içi çizgileri negatif tipli olduğundan, Gaborun yalnızca negatif gerçel parçası kullanılmaktadır [159].

$$\psi(x, y, x_0, y_0, \omega, \theta, \kappa) = \frac{-\omega}{\sqrt{2\pi\kappa}} e^{-\frac{\omega^2}{8\kappa^2}(4x^2+y^2)} \left( \cos(\omega x) - e^{\frac{\kappa^2}{2}} \right) \quad (42)$$

$\kappa$  ise (43)'deki gibi tanımlanmıştır:

$$\kappa = \sqrt{2\ln 2} \left( \frac{2^\delta + 1}{2^\delta - 1} \right) \quad (43)$$

Burada;  $\delta$  frekans tepkisinin yarı genlik bant genişliğidir ve  $\omega = \kappa/\sigma$  şeklinde türetilebilir.

$$j = \arg \max_p \iint I(x, y) \psi(x, y, x_0, y_0, \omega, \theta_p, \kappa) dx dy \quad (44)$$

(44)'deki  $j$ , kazanan indeks olarak adlandırılır ve önişleme yapılmış görüntüde yönelimin tam sayılı bir temsilidir. Kazanan-Hepsini-Alır kuralı uygulandığından, bu kurala

rekabetçi kural denmektedir [177]. Burada, altı farklı yönde Gabor filtresi kullanılmaktadır ( $\theta_p = \frac{p\pi}{6}, p = 0, 1, \dots, 5$ ).

CompCode'da örüntülerin eşleştirilmesi, bu yöntemle özgü olarak geliştirilmiş olan bir açısal eşleştirme kuralına göre yapılmaktadır. Bu kural,  $P_{x,y}$  ve  $Q_{x,y}$  iki kazanan indeksini Tablo 1.1'e göre karşılaştırır ve iki örüntü arasındaki açısal mesafe aşağıdaki eşitliğe göre hesaplanır.

$$d(P, Q) = \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^N A(P_{x,y}, Q_{x,y}) \quad (45)$$

Tablo 1.1. İki kazanan indeks arasındaki mümkün olan tüm açısal uzaklıklar

$A(P_{x,y}, Q_{x,y})$		$P_{x,y}$ Kazanan indeksi					
		0	1	2	3	4	5
$Q_{x,y}$ Kazanan indeksi	0	0	1	2	3	2	1
	1	1	0	1	2	3	2
	2	2	1	0	1	2	3
	3	3	2	1	0	1	2
	4	2	3	2	1	0	1
	5	1	2	3	2	1	0

### 1.8.3.2. Gauss Türevi Kod (DoGCode)

Bu kodlama, avuçiçi görüntülerinin filtrelenmesi için (46) ve (47)'de verilen Gauss'un yatay ve dikey türevlerini kullanır ve filtreleme sonuçlarını bit seviyesinde yeniden kodlar [157].

$$G_x(x, y, \sigma) = \frac{-x}{2\pi\sigma^4} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (46)$$

$$G_y(x, y, \sigma) = \frac{-y}{2\pi\sigma^4} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (47)$$

Bu metot ilk olarak avuç izi görüntülerini 32x32 boyutlara ölçeklendirir. Daha sonra 2B Gauss filtresinin yatay ve dikey türevlerini kullanarak  $I_x$  ve  $I_y$  filtrelenmiş görüntüleri elde edilir. Avuç izi görüntüleri, filtreleme sonuçlarının  $(C_x, C_y)$  işaretine karşılık gelen 32x32'lik bit seviyesindeki iki matrise kodlanır. Burada  $C = (C_x, C_y)$  ikilisi DoGCode'u oluşturur.

$$C_{x,y}(i, j) = \begin{cases} 1, & \text{eğer } I_{x,y}(i, j) > 0 \\ 0, & \text{diğer durumlar} \end{cases} \quad (48)$$

### 1.8.3.3. Sırasal Kod (OrdCode)

Bu kod da Gauss filtresini kullanmaktadır. Bir bitlik özellik kodu üretmek için, filtreleme sonuçlarının her bir çiftini yönelimlerdeki ortagonallikleri ile karşılaştırır [173]. OrdCode tarafından kullanılan 2B eliptik Gauss filtresi (49)'daki gibi tanımlanmıştır.

$$f(x, y, x_0, y_0, \delta_x, \delta_y, \theta) = \exp\left(-\left(\frac{x'}{\delta_x}\right)^2 - \left(\frac{y'}{\delta_y}\right)^2\right) \quad (49)$$

Buradaki  $x, y, x_0, y_0, \theta$  değerleri (42)'deki değerler ile aynıdır.  $\delta_x$  ve  $\delta_y$  sırasıyla Gauss filtresinin yatay ve dikey ölçeğidir. Sırasal Filtre, ortogonal çizgi benzeri avuçiçi görüntü bölgelerinin karşılaştırılması için (50)'deki gibi tanımlanmıştır:

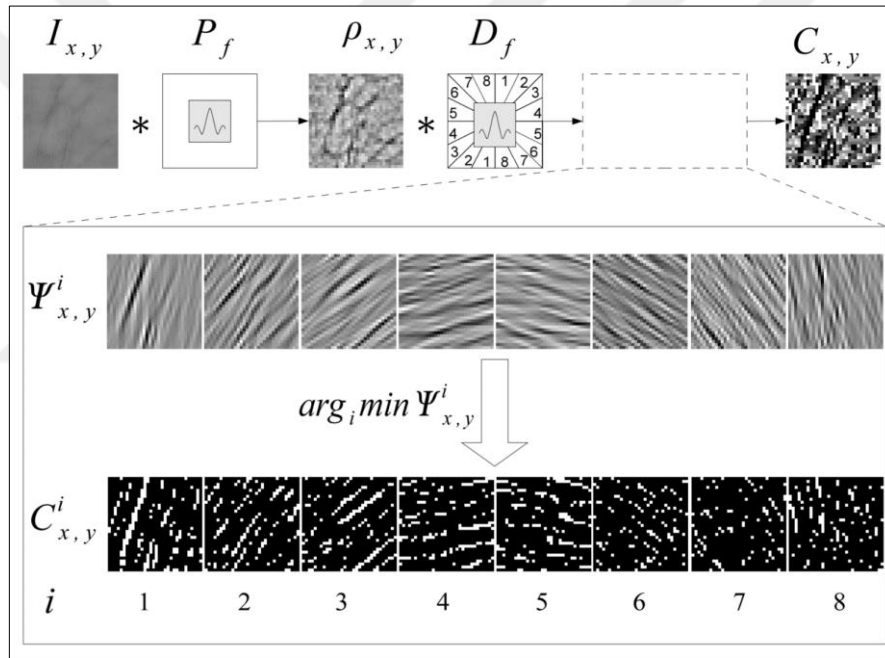
$$OF(\theta) = f(x, y, \theta) - f\left(x, y, \theta + \frac{\pi}{2}\right) \quad (50)$$

### 1.8.3.4. Kontür Kod (ContCode)

Kontür kod [174], güçlü yönelimli frekans lokasyonu avantajına sahip Alt-örneklenmemiş Çevritsel Dönüşüm (AÇD) [178] katsayılarından üretilmiştir. Diğer filtre bankası uygulayan kodlamalardan farklı olarak, yalnızca güçlü yönlendirme özelliklerini

ayıklamak için iki aşamalı bir filtreleme kullanır. Bu kodlamada ilk olarak;  $m \times n$  büyüklüğündeki bir ROI'nin piramit şeklinde bir bant geçiren filtre ( $P_f$ ) ile konvolüsyonu yapılır. Şekil 1.7'de gösterildiği gibi avuç içinde detayları tek bir ölçekte toplayan bu filtreleme işlemi, sadece sağlam bilgilerin yönlü ayrıştırma aşamasına geçirilmesine izin verir. Filtrelenmiş görüntü ( $\rho(x,y)$ ) daha sonra  $2^k$  yönlü filtrelerden oluşan bir alt-örneklenmemiş yönlü filtre bankasına ( $D_f$ ) tabi tutulur.

Genel olarak, çizgiler bir avuç içinde karanlık yoğunluklar olarak görünür ve bu nedenle negatif filtre cevabına karşılık gelirler. Bir özelliğin yönü, belirli bir noktada tüm yönlü alt bantlar arasında minimum tepe tepkisine karşılık gelen katsayı ile belirlenir.



Şekil 1.7. Kontür Kod Üretimi [174]

Farzedelim ki  $\Psi_{x,y}^i$ ,  $i$ . yönlü altbantta  $(x,y)$  noktasının karşılıklarını göstere. Bu durumda her bir  $(x,y)$  noktasının kodlaması için aşağıdaki ifadede gösterilen baskın yönelim kullanılır.

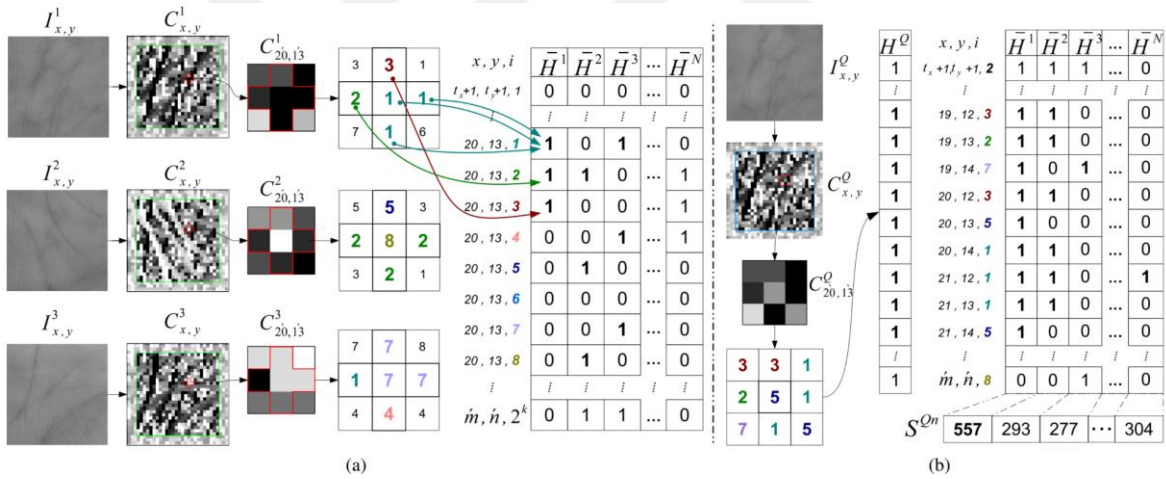
$$C_{x,y} = \arg \min_i \Psi_{x,y}^i \quad (51)$$

Burada  $C_{x,y}$ , ContCode olarak belirlenir. Şekil 1.7'de  $k=3$  için örnek bir ContCode üretimi gösterilmiştir

Kontür kodlama, öznitelikler için ikili hash tablosu tabanlı bir eşleştirme metodu kullanır. Hash tablosunda her bir sütun ContCode temsilinden elde edilen avuççının ikili hash vektörlerini tutar. Bir sütunda her bir  $(x, y)$  lokasyonu için  $2^k$  adet kutu vardır.  $(x, y)$  noktasında  $i$ . kutudaki hash fonksiyonu şu şekilde tanımlanmaktadır:

$$H_{x,y,i} = \begin{cases} i, & i = C_{x,y} \\ 0, & \text{diğer} \end{cases} \quad (52)$$

Burada  $H_{x,y,i}$ , ContCode temsilinin ikilileştirilmiş formudur. Bu form oluşturulurken  $(x,y)$  noktasının 4-komşuluğu dikkate alınmaktadır. Yani hash tablosuna aktarılan noktalar kümesi  $[(x, y), (x - 1, y), (x + 1, y), (x, y - 1), (x, y + 1)]$ 'dir. Kontür Kod için örnek bir ikili hash tablosu Şekil 1.8'de verilmiştir.



Şekil 1.8. ContCode Eşleştirme [174]

Eşleştirme aşamasında ilk önce sorgulanacak görüntünün ikili hash formu ( $H^Q_{x,y,i}$ ) üretilir daha sonra eğitilmiş hash tablosundaki sütunlarla bire-çok eşleştirme yapılır. Aşağıda verilmiş olan en yüksek L0-norm uzaklığı eşleştirme skoruna sahip olan sütun vektörü aranan vektördür.

$$S^{Qn} = \|H_{x,y,i} - H^Q_{x,y,i}\|_0 \quad (53)$$

## 1.9. Biyometrik Performans Analizi ve Değerlendirmesi

Biyometrik sistemler için geliştirilen yaklaşımlar aslında birer sınıflandırma problemini çözmek için uğraşırlar. Sınıflandırma problemlerinde ise performans analizi karışıklık matrisi denen, sınıfların gerçek etiketlerine karşılık tahmin edilen etiketlerin sayısını tutan bir yapı üzerinden değerlendirilir. Bu matris üzerinde hesaplanan; doğruluk, özgüllük, kesinlik, duyarlılık, F-ölçüt gibi değerler sınıflandırma başarımı hakkında önemli bilgiler sunmaktadır. Fakat kare matris şeklindeki bu veri yapısının her bir satırı ve sütunu bir sınıfa karşılık gelmektedir. Doğal olarak sınıf sayısının fazla olduğu durumlarda çok büyük matrislerle çalışmak gerekmektedir.

Diğer bir yaklaşım; biyometriklerle sıklıkla tercih edilen, görsel olarak da yorumlama kabiliyeti sağlayan ROC, CMC, DET, FAR-FRR, gerçek – sahte skor eğrileri oluşturmaktadır. Bu eğriler oluşturulurken; EER, GAR, AUC, rank – 1 tanıma oranı gibi bazı özel değerler de hesaplanabilmektedir. Metriklerin kısaca tanımlamaları şu şekilde verilebilir [4]:

**Gerçek (Genuine) Eşleşme:** Bir kullanıcı şablonunun kendi şablonuna eşleştirilmesi için tek bir girişim.

**Sahte (Impostor) Eşleşme:** Bir kullanıcının başka birinin şablonuna eşleştirildiği tek bir girişim.

**Yanlış Eşleşme Oranı (False Match Rate – FMR) :** Hatalı olarak başka bir sınıfın şablonuna eşleştirildiği bildirilen sahte girişimlerin oranıdır.

**Yanlış Eşleşmeme Oranı (False Non-Match Rate – FNMR) :** Hatalı olarak aynı sınıfın şablonuna eşleştirildiği bildirilen gerçek girişimlerin oranıdır.

**Eşit Hata Oranı (Equal Error Rate – EER) :** FMR ve FNMR değerlerinin eşit olduğu eşik değerine karşılık gelen hata oranıdır.

**Yanlış Kabul Oranı (False Acceptance Rate – FAR):** Sahte biyometrik verinin sistemdeki gerçek kullanıcı şablonuna hatalı bir şekilde eşleştirilmesi oranıdır. FAR, yetkili olmayan bir kullanıcının sisteme erişmesini, sıfır-çaba girişimleri veya kasten sahtekârlık temsil eder.

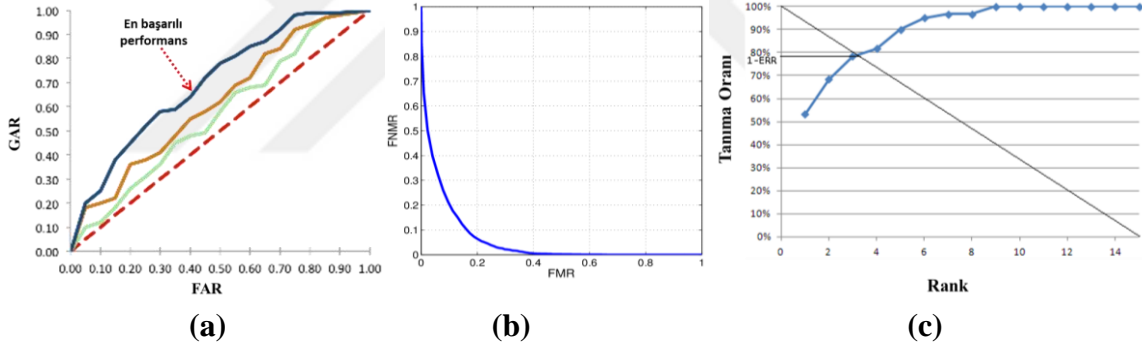
**Yanlış Reddetme Oranı (False Rejection Rate – FRR) :** Gerçek biyometrik verinin sistemden yanlış bir şekilde reddedildiği işlemlerin oranıdır. FRR, kullanıcı sunum hatası, FTA veya önceden kaydedilmiş kimlik doğrulama şablonlarının bozulması sonucunda ortaya çıkabilir.



Gerçek Kabul Oranı (Genuine Acceptance Rate – GAR): FAR ölçütünün tümleyenidir ( $1 - \text{FAR}$ ).

Bir Alıcı İşletim Karakteristiği (Receiver Operating Characteristics – ROC) eğrisi sırasıyla x ve y eksenlerinde FMR ve FNMR değerlerinin çizdirildiği bir eğridir. Bu eğride FRR'a karşılık FAR veya GAR değerleri de çizdirilebilir (Şekil 1.9a). Algılama Hatası Aktarım (Detection Error Trade-off – DET) eğrisi, çoğunlukla, hata oranlarının bölgesini vurgulamak için doğrusal olmayan şekilde ölçeklendirilmesi dışında ROC eğrisine benzer. Yaygın olarak kullanılan ölçekler, normal sapma ölçeği ve logaritmik ölçeklerdir (Şekil 1.9b).

Kümülatif Eşleşme Karakteristiği (Cumulative Match Characteristic – CMC) eğrisi, aranan bireye ait metriğin farklı büyüklükteki aday listesinde görülebilme olasılığını göstermektedir. Bir test örneği, bir kimlikleme sistemi tarafından k. pozisyonda sıralandığında, rank-k değeri olarak verilir ve bir rank – 1 sonucu doğru bir tanımlama olarak kabul edilir. Tanımlama oranı, zorunlu olarak k'nın artan bir fonksiyonudur (Şekil 1.9c).



Şekil 1.9. Biyometrik performans değerlendirme eğrileri. (a) ROC (b) DET (c) CMC

## 2. YAPILAN ÇALIŞMALAR

Bu çalışmada, kullanıcının biyometrik doğrulama sistemine avuç izini gösterirken elini yerleştireceği, el hareketini kısıtlayıcı herhangi bir aparatın olmadığı, arka planı tamamen serbest ve portatif özgün bir avuç izi doğrulama sisteminin geliştirilmesi amaçlanmıştır. Arka planı kısıtlamasız bir sistemde karşılaşılabilecek en önemli sorun, elin başarılı bir şekilde bölütlenememesidir. Bu tez çalışmasında el bölütlemesi, grubumuzun çalışanlarından Akyut [82]'un doktora tezinde geliştirdiği AGM tabanlı bölütleme yaklaşımı ile başarılı olarak gerçekleştirilmiştir. Diğer bir sorun olan perspektif bozulmalar ise, kısıtlamasız ve portatif düzeneklerde, elin kamera düzlemine paralel tutulmadığı durumlarda sıkça karşılaşılan bir durumdur ve başta bölütleme süreci olmak üzere diğer tüm aşamaları olumsuz yönde etkilemektedir. Bölüm 1.4'de bahsedildiği üzere, bu problemi çözmek için bazı çalışmalarda [44, 53, 54] bölütleme aşamasından önce perspektif düzeltme yapılması önerilmiş, bunun için de derinlik bilgisine ihtiyaç duyulmuştur. Fakat literatürde önerilen sistemlerde kullanılan 3B tarama cihazlarının maliyetleri genellikle yüksektirler veya portatif değildirler. Dolayısıyla bu doğrulama sistemlerinin günlük hayatta yaygınlaşması pek mümkün görülmemektedir. Bu tez çalışmasında alternatif bir bakış açısıyla daha uygun maliyetli olan stereo kamera düzeneklerini tercih edilmiştir.

Çalışmanın ilk dönemlerinde yapılan literatür taramalarında, ilginç bir şekilde, çok bilinen bir yaklaşım olmasına rağmen stereo kamera düzeneklerinin derinlik bilgisine ihtiyaç duyulan avuç izi doğrulama çalışmalarında tercih edilmediğini gördük. Bunun sebebini irdelediğimizde; bu çalışmalarda perspektif düzeltmeden ziyade, genel olarak, derinlik bilgisine dayalı yeni özneliklerin üretilmesine odaklanıldığını fark ettik. Stereo düzenekler ise, hesaplama karmaşıklığı ve eşleştirme problemlerinden dolayı öznelik çıkaracak hassasiyette derinlik bilgisi üretememektedirler. Biz ise derinlik bilgisini yeni öznelikler üretmek için değil, perspektif bozulmanın doğrulama aşamalarındaki olumsuz etkisini azaltacak bir ön bilgi olarak kullanmaya karar verdik. Dolayısıyla burada önerilen yaklaşım, 3B bir doğrulama sistemi olarak ele alınmamış, güçlü 2B sınıflandırma yöntemlerinin kullanabileceği örüntüleri üreten bir sistem olarak tasarlanmıştır.

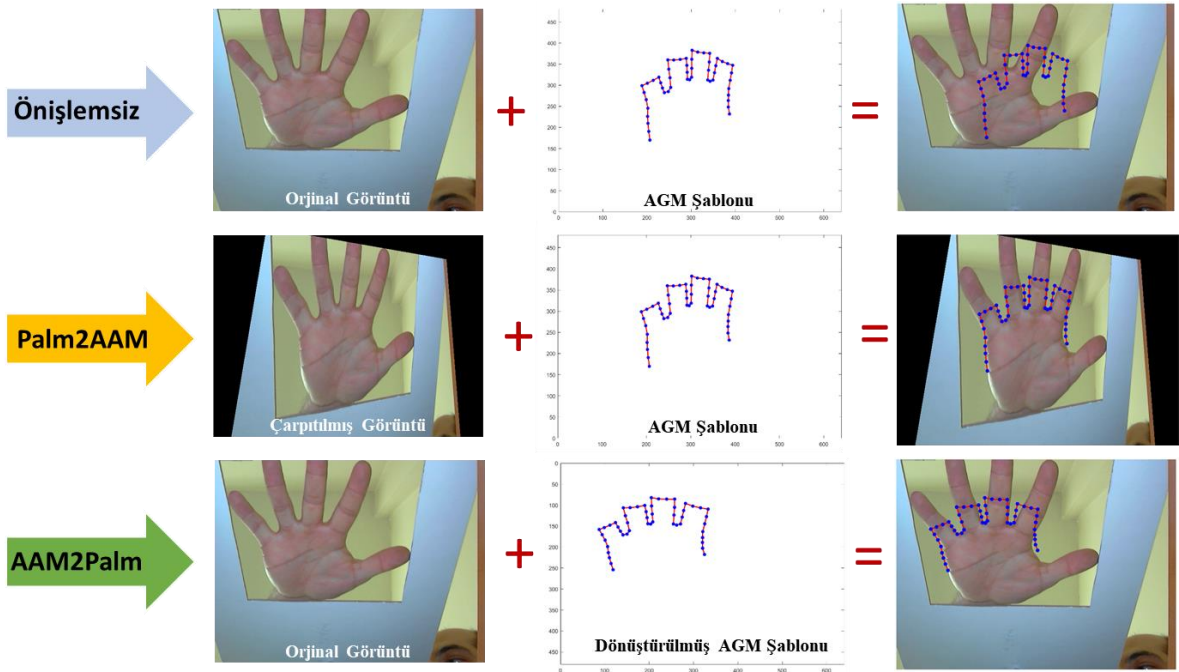
AGM'in başarısı, büyük oranda iyi bir arama başlangıç pozisyonunun belirlenmesine bağlıdır [82, 179]. Bu çalışmanın anahtar noktası ise AGM için ideal bir başlangıç

pozisyonun belirlenmesidir. Elin kameralar karşısındaki duruşu bilinirse, iyi bir arama pozisyonu için iki yaklaşım ortaya konulabilir:

- [Palm2AAM] Avuçiçi görüntülerinin AGM başlangıç pozisyonuna göre çarpıtılması: Bu yaklaşımda, AGM her bir görüntüde arama işlemine aynı pozisyonda başlar. Dolayısıyla, görüntüdeki elin AGM'nin arama başlangıç pozisyonunda olması önemli bir avantaj sağlayacaktır. Bunun sağlanabilmesi için de tüm görüntünün AGM başlangıç pozisyonuna uygun bir şekilde çarpıtılması (warping) gerekir.

- [AAM2Palm] AGM başlangıç pozisyonunun görüntüdeki el üzerine oturtulması: Bu yaklaşımda ise görüntü üzerinde herhangi bir geometrik dönüşüm işlemi uygulanmaz. Bunun yerine, AGM başlangıç noktaları projektif dönüşüm yardımıyla görüntüdeki el üzerine oturtulur.

Bu metotların bir el görüntüsüne uygulaması Şekil 2.1'de gösterilmiştir. Şeklin ilk satırında herhangi bir işleme tabi tutulmamış bir görüntü ve ortalama AGM şablonunun çakıştırılması gösterilmiştir. İkinci satırda, Palm2AAM'in uygulanması sonucunda elde edilen çarpıtılmış yeni görüntü üzerine, ortalama AGM şablonunun yerleştirilmesi gösterilmiştir. Son satırda ise, AAM2Palm yardımıyla geometrik dönüşüme uğratılmış AGM şablonunun orijinal görüntü üzerine yerleştirimi gösterilmiştir.



Şekil 2.1. Önerilen yöntemlerin bir el görüntüsüne uygulanması.

Şekil 2.1’de, ilk satırdaki durum AGM için sıkıntılı bir arama başlangıç pozisyonu olmasına rağmen, diğer iki satır ideale yakındır. Resimlerde bazı noktaların tam oturmadığı görülebilir. AGM, el modelini aramaya başladığında bu noktalar büyük oranda olması gereken yerlerine konumlanacaktır. Burada önerilen her iki yaklaşım da elin 3B ortamdaki poz bilgisine dayalı bir geometrik dönüşüme ihtiyaç duyar.

Çalışmada ilk önce Palm2AAM yaklaşımı gerçekleştirilmiş ve bununla bağlantılı olarak çeşitli öznelik çıkarma ve sınıflandırma teknikleri test edilmiştir. Bu deneylerin bir sonucu olarak ikinci yöntem olan AAM2Palm ortaya çıkmıştır. Bunların dışında, tamamen kısıtlamasız bir ortamda elde edilen el görüntüleri üzerinde çalışırken tahmin edilenden öte bazı sorunlarla karşılaşmış ve sistemin birçok aşamasında bu sorunları giderecek iyileştirmeler yapılmıştır. Dolayısıyla önerilen yöntemlerin ve iyileştirilen aşamaların her birinin sonucu bir sonraki aşamanın hem sonuçlarını etkilemekte hem de gerçekleştirme gereksinimlerini açıklamaktadır.

Bu bölümde her iki yaklaşımda ortak olarak kullanılan yöntemler, geliştirilen düzenek ve bu düzenden elde edilen verisetleri hakkında detaylı bilgiler sunulmaktadır. Sonraki iki bölümde ise sırasıyla Palm2AAM ve AAM2Palm yaklaşımlarının nasıl gerçekleştirildiği anlatılmaktadır. Her bir bölüm ilgili yöntemle elde edilen bulguları ve irdelemeleri içermektedir.

## 2.1. Stereo Görüntü Alma Düzeneği

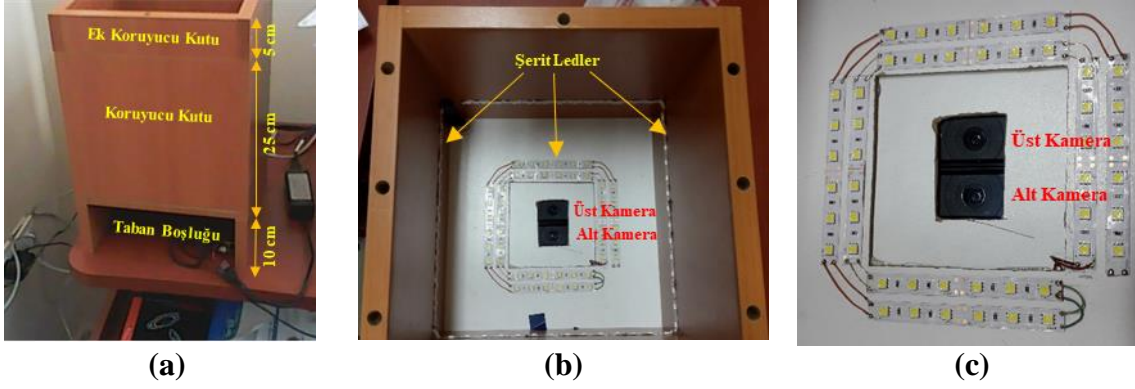
Avuç izi doğrulama yaklaşımlarının test edilmesi ve geliştirilmesi için birçok veriseti bulunmaktadır ([180-182]). Bu verisetlerinin tümü tek kamera ile elde edilen görüntülerden oluşmaktadır. Bizim çıkış noktamız olan stereo kamera kullanma fikri ise görüntüleme tekniği açısından literatürden farklı bir pozisyona konumlanmamıza sebep olmuştur. Dolayısıyla, çalışmada önerilen yaklaşımları test edebileceğimiz, genel erişime açık stereo tabanlı bir görüntü verisetine rastlanamamıştır. Bu çalışmada, ilk olarak böyle bir verisetinin toplanabileceği bir görüntü alma düzeneği oluşturulmuştur. Geliştirilen düzeneğin en ilkel hali Şekil 2.2’de gösterilmiştir. Burada birbirine benzer fiziksel özelliklere sahip iki adet CMOS kamera kullanılmıştır. Düzenek etrafında, kameraları çevreleyecek kağıt malzemedan oluşturulmuş bir kutu ve görüntülemenin ortamdaki ışığını bastırabilmesi için kendi ışık kaynağı bulunmaktadır. Aydınlatma 20 adet flex led kullanılarak gerçekleştirilmiştir.



Şekil 2.2. İlk oluşturulan stereo tabanlı görüntü alma düzeneği.

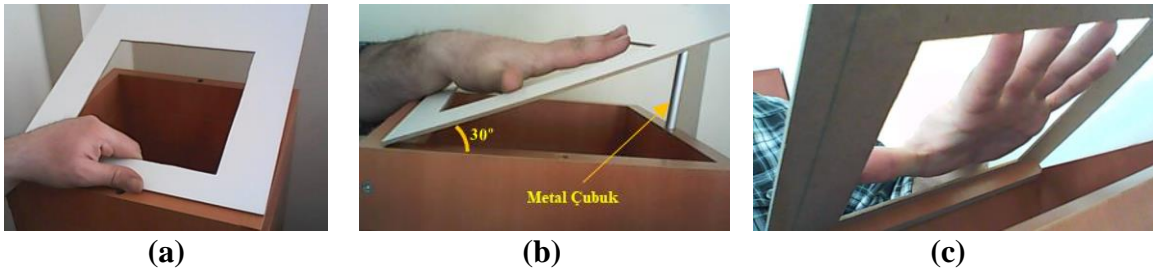
Bu düzenek yardımıyla 8 kişiden farklı açılardan görüntüler alınmış ve bu görüntüler üzerinde denemeler yapılmıştır. Bu düzenekle alınan görüntüler hem kullanılan kameralardan dolayı hem de ışıklandırma yetersizliğinden dolayı istenilen kalitede değildir. Fakat bu düzenek bize tez çalışması kapsamında gerçekleştirilmesi gereken aşamalar hakkında önemli fikirler sunmuştur. Daha sonra ahşap malzemeden yeni bir düzenek hazırlanmış ve düzenek içerisinde farklı özelliklerde kameralarla denemeler yapılmıştır. Sonuç olarak iki adet Logitech c920 kamera kullanılmasına karar verilmiştir.

Şekil 2.3’de verilen yeni görüntüleme sisteminde, kameralar 25x25 cm’lik bir tahta parçasının tam orta kısmına gelecek şekilde dikey olarak yerleştirilmiştir (üst ve alt kamera). Bu iki kameranın odak merkezleri arasında yaklaşık olarak 3 cm’lik bir mesafe mevcuttur. Ortam ışığından mümkün olduğunca az etkilenmesi için, kameraların etrafını kaplayacak şekilde 25 cm yükseklikte koruyucu bir kutu bulunmaktadır. Koruyucu kutunun ihtiyaç duyulduğunda yükseltilebilmesi için Şekil 2.3a’da gösterildiği gibi 5’er cm’lik 3 adet ek koruyucu ahşap parçalar hazırlanmış, fakat görüntü alma sırasında bu ek yükseltilere ihtiyaç duyulmamıştır. Kamera sisteminin ışıklandırılması 12 V’luk şerit ledler ile yapılmıştır. Ledler kameralar çevresinde iki sıra ve koruyucu kutu üzerinde 5 cm yükseklikte bir sıra olacak şekilde yerleştirilmiştir.



Şekil 2.3. Yeni tasarlanan kamera düzeneği. (a) Dış görünüş (b) İç görünüş (c) Kameralar

Geliştirilen düzenekte farklı açılarda el görüntüleri alabilmek için Şekil 2.4a'da gösterildiği gibi ortasında 20x20 cm'lik boşluk bulunan bir kapak hazırlanmıştır. Kapağın 4 farklı açıda (10-20-30 ve 40 derece) durmasını sağlayacak Şekil 2.4b'de gösterilen küçük metal çubuklar kesilmiştir. Bu metal çubuklar, korucuyu kutu üzerindeki uygun boşluklara yerleştirilerek kapağın istenilen açılarda durması sağlanmış ve buna göre farklı senaryolara göre görüntüler alınmıştır.



Şekil 2.4. Farklı senaryolar için hazırlanmış kapak düzeneği

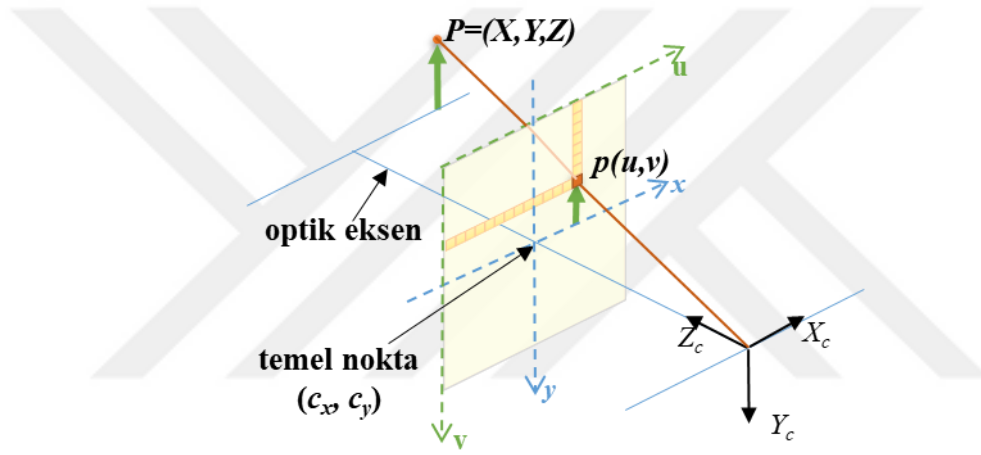
## 2.2. Yazılım Geliştirme Ortamı

Bu çalışmanın tüm aşamaları Intel i5 3.3 GHz'lik işlemcili, 8 GB RAM bellek ve Quadro 2000 ekran kartına sahip bir bilgisayar üzerinde açık kaynak kodlu OpenCV [56] kütüphanesi kullanılarak C++ programlama dili ile gerçekleştirilmiştir. Çalışmalardan elde sonuçların değerlendirilmesi ve grafik çizim işlemleri için MATLAB [183] kullanılmıştır.

### 2.3. Kamera Kalibrasyonu

Derinlik bilgilerinin üretilebilmesi için tüm aşamalardan önce kurulan düzende bulunan kameraların fiziksel özelliklerinin ve birbirlerine göre göreceli pozisyonlarının bilinmesi gerekir. Bu bilgileri elde etmek için düzende kameraların kalibrasyonlarının yapılması gereklidir. Kameraların yerleri her zaman sabit olacağı için kalibrasyon işleminin bir defa yapılması yeterlidir.

Kamera kalibrasyonu, bilinen bir  $P$  dünya koordinatı ile onun resim üzerindeki izdüşümü olan  $p$  noktası arasındaki ilişkiyi gösteren kamera modeli üzerine kuruludur.



Şekil 2.5. Kamera modeli [56]

Şekil 2.5'teki gibi 3B uzayda bir  $P(X, Y, Z)$  noktası ile onun görüntü üzerindeki izdüşümü olan  $p(u, v)$  noktası arasındaki ilişki homojen koordinatlar yardımıyla (54)'deki gibi tanımlanabilir.

$$s \cdot \tilde{p} = K[R | t]\tilde{P} \quad (54)$$

Burada  $s$  keyfi bir ölçek faktörü,  $\tilde{p} = [u, v, 1]^T$  ve  $\tilde{P} = [X, Y, Z, 1]^T$ 'dir.  $K$  ise kameranın iç parametrelerini içeren bir matristir ve (55)'deki gibi tanımlanmıştır.

$$K = \begin{bmatrix} \alpha & \gamma & u_0 \\ 0 & \beta & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (55)$$

$K$  matrisindeki  $\alpha$  ve  $\beta$  görüntüdeki  $u$  ve  $v$  eksenlerindeki odak uzaklığı,  $(u_0, v_0)$  temel nokta ve  $\gamma$  ise iki görüntü eksenleri arasındaki kaymayı tanımlayan parametrelerdir. (54)'deki  $R$  kameranın 3B dünyadaki yönelimini gösteren bir matris (3x3),  $t$  ise konumunu gösteren bir vektördür (3x1).

$$R = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} \end{bmatrix}, \quad t = \begin{bmatrix} t_1 \\ t_2 \\ t_3 \end{bmatrix} \quad (56)$$

Bu çalışmada kalibrasyon teknikleri içerisinde yaygın olarak kullanılan Zhang [62, 184]'in önerdiği ve çoklu görüntüleme üzerine Bouget [63]'in geliştirdiği oto kalibrasyon metodu kullanılmıştır. Zhang, yapısı ve boyutları önceden bilinen düzlemsel bir örüntü (genellikle satranç şeklinde) ile kalibrasyon işleminin otomatik olarak yapılmasının aşamalarını göstermiştir. Bu metotta, satranç tahtası üzerindeki siyah ve beyaz alanların kesişme noktaları otomatik olarak tespit edilmekte ve bu noktaların tümü aynı düzlemde olacağı için  $Z$  koordinatları 0 olarak alınmaktadır. Dolayısıyla, diğer kalibrasyon tekniklerinden farklı olarak, bir kamera projeksiyon matrisini bulmaktan ziyade bir homografi matrisi üretilerek kamera parametreleri bulunmaya çalışılmıştır. Ayrıca kullanılan satranç tahtası şeklindeki 2B kalibrasyon objesinin üretimi hem ucuz hem de çok kolaydır ve kullanılan örüntüye ait farklı yönlerde birkaç görüntü olması yeterlidir. Hatta, bu örüntünün yönlerinin bilinmesine de gerek yoktur. Bu yaklaşım halen daha yoğun bir şekilde kullanılmaktadır. Yöntemin işlem aşamaları şu şekilde ilerlemektedir [62]:

Rotasyon matrisinin  $i$ . sütunu  $r_i$  ile gösterilirse, (54) şu şekilde yeniden düzenlenebilir:

$$s \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = K[r_1 \quad r_2 \quad r_3 \quad t] \begin{bmatrix} X \\ Y \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} = K[r_1 \quad r_2 \quad t] \begin{bmatrix} X \\ Y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (57)$$

Buradaki  $K[r_1, r_2, t]$  işlemi aslında iki düzlem arasındaki dönüşümü tanımlayan bir  $H$  homografi matrisidir (3x3).  $H$  matrisinin bir satırı  $h_i$  olarak yazıldığında (58) elde edilir.

$$\bar{p}_i = \frac{1}{h_3^T P_i} \begin{bmatrix} h_1^T P_i \\ h_2^T P_i \end{bmatrix} \quad (58)$$



Burada  $x = [h_1^T, h_2^T, h_3^T]^T$  olarak alınırsa,  $\begin{bmatrix} \tilde{P}^T & 0^T & -u\tilde{P}^T \\ 0^T & \tilde{P}^T & -v\tilde{P}^T \end{bmatrix} x = 0$  bulunur. Bu eşitlik  $Lx = 0$  formundadır ve kalibrasyon örüntüsünde  $n$  adet nokta var ise  $L$ ,  $2n \times 9$ 'luk bir matris olacaktır. Bu matris Tekil Değer Ayrışımı (TDA) ile çözülebilir. Burada elde edilen çözümün iyileştirilmesi için Levenberg-Marquardt algoritması ile  $\min_H \sum_i \|\bar{p}_i - p_i\|^2$  amaç fonksiyonunun doğrusal olmayan minimizasyonu yapılır.

$H$ , homografi matrisinin her bir sütunun  $h_j$  ile gösterildiğinde,  $[h_1, h_2, h_3] = K[r_1, r_2, t]$  olacaktır. Bu durumda  $r_1 = K^{-1}h_1$  ve  $r_2 = K^{-1}h_2$ 'dir.  $R$  ortogonal bir matris olduğundan,  $r_1$  ve  $r_2$  orthonomal vektörlerdir. Yani,  $r_1^T r_2 = 0$  ve  $\|r_1\| = \|r_2\| = 1$ 'dir. Bu iki durum aşağıdaki iki kısıtı gerektirir.

$$h_1^T K^{-T} K^{-1} h_2 = 0 \quad (59)$$

$$h_1^T K^{-T} K^{-1} h_1 - h_2^T K^{-T} K^{-1} h_2 = 0 \quad (60)$$

Bu kısıtlarda ortak olan  $K^{-T} K^{-1}$  çarpımı  $B$  matrisi olsun. Bu matrisin eşitlik – 61 ve 62'deki analitik çözümüne bakıldığında simetrik ve pozitif tanımlı olduğu görülür.

$$B = K^{-T} K^{-1} = \begin{bmatrix} B_{11} & B_{12} & B_{13} \\ B_{21} & B_{22} & B_{23} \\ B_{31} & B_{32} & B_{33} \end{bmatrix} \quad (61)$$

$$B = \begin{bmatrix} \frac{1}{\alpha^2}, & -\frac{\gamma}{\alpha^2 \beta}, & \frac{v_0 \gamma - u_0 \beta}{\alpha^2 \beta} \\ -\frac{\gamma}{\alpha^2 \beta}, & \frac{\gamma}{\alpha^2 \beta} + \frac{1}{\beta^2}, & -\frac{\gamma(v_0 \gamma - u_0 \beta)}{\alpha^2 \beta^2} - \frac{v_0}{\beta^2} \\ \frac{v_0 \gamma - u_0 \beta}{\alpha^2 \beta}, & -\frac{\gamma(v_0 \gamma - u_0 \beta)}{\alpha^2 \beta^2} - \frac{v_0}{\beta^2}, & \frac{(v_0 \gamma - u_0 \beta)^2}{\alpha^2 \beta^2} + \frac{v_0^2}{\beta^2} + 1 \end{bmatrix} \quad (62)$$

$B$ , simetrik olduğundan 6 elemanlı bir  $b = [B_{11}, B_{12}, B_{22}, B_{13}, B_{23}, B_{33}]^T$  vektörü şeklinde tanımlanabilir. Bu durumda, eşitlik – 59,  $h_i^T B h_j = \omega_{ij}^T b$  şeklinde yeniden yazılabilir. Burada  $\omega_{ij}^T$  şu şekilde olacaktır:

$$\omega_{ij} = [h_{i1} h_{j1}, h_{i1} h_{j2} + h_{i2} h_{j1}, h_{i2} h_{j2} + h_{i1} h_{j3}, h_{i3} h_{j2} + h_{i2} h_{j3}, h_{i3} h_{j3}]^T \quad (63)$$

Homografi matrisi için verilen iki temel kısıt ele alındığında (59) ve (60) düzenlenerek  $\begin{bmatrix} \omega_{12}^T \\ \omega_{11}^T - \omega_{22}^T \end{bmatrix} b = 0$  şeklinde tek bir eşitlik halinde yeniden yazılabilir. Eğer  $n$  adet görüntü

üzerinden kalibrasyon için alınırsa bunlardan elde edilen tüm  $\omega$  vektörleri (64)'deki gibi temsil edilecektir.

$$\begin{bmatrix} \omega_{12}^T \\ \omega_{11}^T - \omega_{22}^T \\ \dots \\ \omega_{12}^T \\ \omega_{11}^T - \omega_{22}^T \end{bmatrix} b = 0 \quad (64)$$

Bu denklem,  $Wb = 0$  formundadır ve  $W$ ,  $2n \times 6$ 'lık bir matristir.  $W$  matrisi TDA ile çözüldüğünde aranan  $b$  değerlerine ulaşılabilecektir. Bu değerler dikkate alınarak (62)'de çözümlenmeler yapılırsa kameraya ait iç parametreler aşağıdaki eşitliklere göre bulunabilir:

$$v_0 = (B_{12}B_{13} - B_{11}B_{23}) / (B_{11}B_{22} - B_{11}^2) \quad (65)$$

$$\lambda = B_{33} - [B_{13}^2 - v_0(B_{12}B_{13} - B_{11}B_{23})] / B_{11} \quad (66)$$

$$\alpha = \sqrt{\lambda / B_{11}} \quad (67)$$

$$\beta = \sqrt{\lambda B_{11} / (B_{11}B_{22} - B_{11}^2)} \quad (68)$$

$$\gamma = -B_{12}\alpha^2\beta / \lambda \quad (69)$$

$$u_0 = \gamma v_0 / \alpha - B_{13}\alpha^2 / \lambda \quad (70)$$

Burada dikkat edilmesi gereken önemli bir husus kullanılacak kalibrasyon görüntüsü sayıdır.  $b$  vektörünün 6 adet değeri olduğundan ve her görüntüden iki adet denklem oluşturulabildiği için  $n \geq 3$  olmalıdır. Eğer  $n = 2$  olarak alınırsa çarpıtma sabiti  $\gamma = 0$  olacaktır. Eğer  $n = 1$  olarak alınırsa sadece iki iç parametre bulunabilir. Örneğin,  $u_0$  ve  $v_0$  bilindiği ve  $\gamma = 0$  olduğu kabul edilirse  $\alpha$  ve  $\beta$  hesaplanabilir [62].

$K$  matrisi hesaplandığında, dış parametreler de aşağıdaki eşitliklerdeki gibi hesaplanabilir:

$$R = [\lambda K^{-1}h_1, \lambda K^{-1}h_2, r_1 \times r_2] \quad (71)$$

$$t = \lambda K^{-1}h_3 \quad (72)$$

Bu yaklaşımında yeniden projeksiyon hatasının en küçüklemesini, amaç fonksiyonunun  $(\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \|p_{ij} - \bar{p}(K, R_i, t_i, P_j)\|^2)$  maksimum olabilirlik kestirimi ile yapılmıştır.

Kameraların iç parametrelerinin dışında, mercekler de bir takım fiziksel özelliklere sahiptirler ve bu özellikler görüntüler üzerinde bazı bozulmalara sebep olabilirler. Dolayısıyla hassas metrik ölçümlerde bu özelliklerin de tespit edilmesi gerekir. Genel olarak iki çeşit mercek bozulması ele alınmaktadır:

- Radyal bozulma: Eksen dışı bir hedefin görüntüsü ana noktadan radyal olarak ya uzak ya da yakın yer değiştirmişse, resim radyal olarak bozulmuş demektir.
- Teğetsel Bozulma: Mercek veya merceklerin kullanılan görüntüleme sistemlerinde doğrultu kaymasına uğraması nedeniyle ortaya çıkan bir bozulma şeklidir.

Buna göre  $(u, v)$  ideal piksel koordinatları ve  $(\tilde{u}, \tilde{v})$  gerçek gözlenen görüntü koordinatları olsun. İdeal noktalar, iğne deliği modeline göre model noktalarının izdüşümüdür. Benzer şekilde  $(x, y)$  ve  $(\tilde{x}, \tilde{y})$  sırasıyla ideal (bozulma içermeyen) ve gerçek (bozulma içeren) normalleştirilmiş görüntü koordinatlarıdır. Bu durumda  $k_1, k_2$  ve  $k_3$  radyal bozulma,  $p_1$  ve  $p_2$  teğetsel bozulma katsayıları olmak üzere gerçek normalleştirilmiş görüntü koordinatları (73) ve (74)'deki gibi hesaplanabilir [62, 185]

$$\tilde{x} = x + x(k_1 r^2 + k_2 r^4 + k_3 r^6) + 2p_1 xy + p_2(r^2 + 2x^2) \quad (73)$$

$$\tilde{y} = y + y(k_1 r^2 + k_2 r^4 + k_3 r^6) + p_1(r^2 + 2x^2) + 2p_2 xy \quad (74)$$

Radyal bozulmanın merkezi, temel nokta ile aynıdır.  $\gamma = 0$  olarak kabul edildiğinde,  $\tilde{u} = u_0 + \alpha \tilde{x}$  ve  $\tilde{v} = v_0 + \beta \tilde{y}$  olur. Buna göre gerçek gözlenen görüntü koordinatları aşağıdaki gibi yazılabilir.

$$\tilde{u} = u + \zeta(k_1 r^2 + k_2 r^4 + k_3 r^6) + 2p_1 \zeta \eta + p_2(r^2 + 2\zeta^2) \quad (75)$$

$$\tilde{v} = v + \eta(k_1 r^2 + k_2 r^4 + k_3 r^6) + p_1(r^2 + 2\eta^2) + 2p_2 \zeta \eta \quad (76)$$

Bu iki eşitlikte  $r = \sqrt{x^2 + y^2}$ ,  $\zeta = u - u_0$  ve  $\eta = v - v_0$  olarak alınmıştır. Bunlar matris formunda yeniden düzenlenirse, (77) elde edilir.

$$\begin{bmatrix} \zeta r^2 & \zeta r^4 & \zeta r^6 & 2\zeta\eta & r^2 + 2\zeta^2 \\ \eta r^2 & \eta r^4 & \eta r^6 & r^2 + 2\eta^2 & p_2\zeta\eta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} k_1 \\ k_2 \\ k_3 \\ p_1 \\ p_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \tilde{u} - u \\ \tilde{v} - v \end{bmatrix} \quad (77)$$

$n$  adet görüntüde  $m$  adet nokta için toplamda  $2mn$  adet eşitlik elde edilir. Tüm bu eşitlikler soldaki matrise satır olarak eklenirse  $Dk = d$  sistemi bulunur ( $k = [k_1, k_2, k_3, p_1, p_2]^T$ ).  $k$  katsayıları bu formun (78)'de gösterildiği gibi en küçük kareler yöntemiyle çözülmesi sonucunda elde edilir.

$$k = (D^T D)^{-1} D^T d \quad (78)$$

Radyal bozulma katsayılarını da dikkate alarak tüm parametreleri içerecek amaç fonksiyonu (79)'daki gibi olur.

$$\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \|p_{ij} - \bar{p}(K, k, R_i, t_i, P_j)\|^2 \quad (79)$$

Bu amaç fonksiyonunu en küçüklenmesi sonucunda, kameralar ve merceklerine ait fiziksel özellikleri tespit edilmiş olur.

#### 2.4. Stereo Kamera Kalibrasyonu

Stereo kamera kalibrasyonu, kameraların 3B uzayda birbirlerine göre göreceli konumlarını (dönme ve öteleme) bulmak için kullanılır [186]. Hazırlanan düzenekteki kameraların kalibrasyon sonucunda bulunan dönme ve öteleme parametreleri sırasıyla üst kamera için  $R_u$  ve  $t_u$ , alt kamera için  $R_a$  ve  $t_a$  olsun. Bu durumda, bir  $P$  noktasının her bir kameradaki izdüşümleri  $p_u = R_u P + t_u$  ve  $p_a = R_a P + t_a$  ile bulunabildiğine göre her iki denklem arasında aşağıdaki gibi bir ilişki kurulabilir:

$$p_a = R_a [R_u^{-1} (p_u - t_u)] + t_a = R_a R_u^{-1} p_u - R_a R_u^{-1} t_u + t_a \quad (80)$$

Bu eşitlikte  $R_a R_u^{-1}$  aslında bir dönüşüm matrisidir ve  $R$  ile gösterilsin. Eşitliğin sağ tarafında kalan ikinci bölümü de (81)'deki gibi bir öteleme vektörü olarak alınabilir.

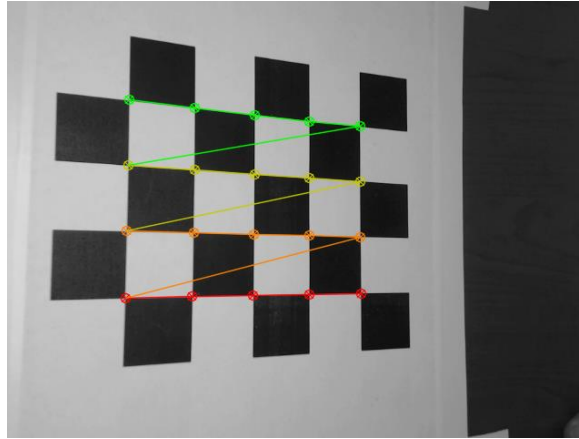
$$t = t_a - R_a R_u^{-1} t_u = t_a - R t_u \quad (81)$$

Bu işlemler sonucunda, göreceli olarak alt kameranının üst kameraya göre pozisyonunu veren  $R$  dönme matrisi ve  $t$  öteleme vektörü bulunmuş olur.

## 2.5. Kamera Kalibrasyonunun Gerçekleştirilmesi

Stereo düzenekteki kameraların kalibrasyonu için 5x4'lük siyah-beyaz satranç örüntüsü içeren düz bir levhanın 74 adet farklı açılardan alınmış görüntüleri kullanılmıştır. Levha üzerindeki siyah – beyaz karelerin her birinin ölçüsü 25x25 mm'dir. Görüntüler alınırken satranç örüntüsünün bütününün her iki kamerada da görünmesine dikkat edilmiştir.

Kalibrasyon sürecinde ilk önce görüntüler içerisindeki satranç örüntüsünün köşe noktaları tespit edilir (Şekil 2.6). Daha sonra, karelerin gerçek ölçüleri dikkate alınarak bu köşe noktalarına  $Z = 0$  olacak şekilde dünya koordinatları verilir. Bir önceki başlıkta ayrıntıları verilen eşitlikler yardımıyla bu koordinatlar ile resimdeki izdüşümleri arasındaki ilişkiyi tanımlayan kamera parametreleri hesaplanır.



Şekil 2.6. 5x4'lük satranç örüntüsünde bulunan köşe noktalar

Kalibrasyon görüntüleri kullanılarak elde edilen iç parametreler Tablo 2.1'de verilmiştir. Bu tabloda görüldüğü üzere kameralar aynı marka ve modelde oldukları için parametreler birbirlerine yakın değerlere sahiptirler.

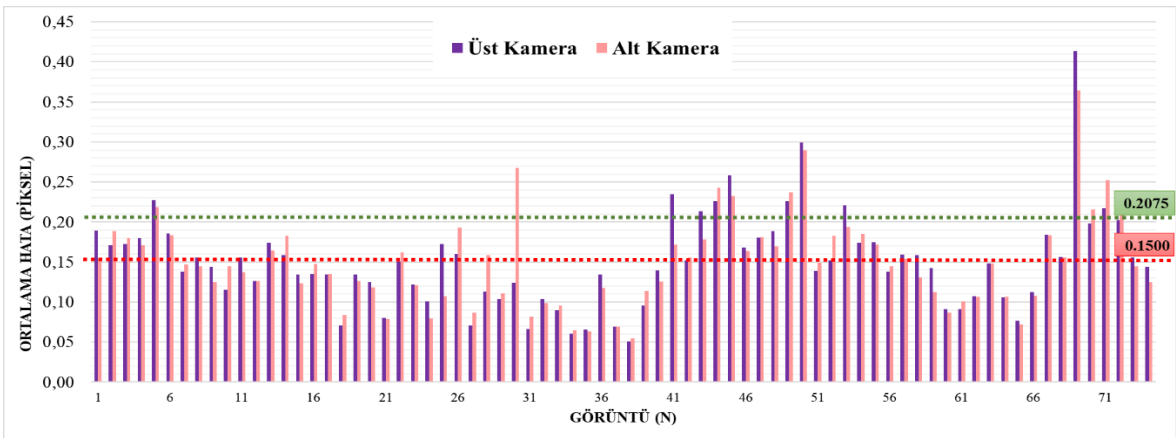
Tablo 2.1. Kalibrasyon sonucunda bulunan kamera iç parametreleri

İç Parametreler	Üst Kamera	Alt Kamera
$\alpha$	615.79	616.11
$\beta$	615.91	616.37
$\gamma$	2.33	2.26
$u_0$	323.57	327.16
$v_0$	244.66	239.85
$k_1$	0.11	0.10
$k_2$	-0.27	-0.16
$k_3$	0.22	-0.04
$p_1$	-0.0018	-0.0010
$p_2$	-0.0016	0.0013
Ort. Hata	0.15	0.15

Üst kameranın odak noktası referans alındığında alt kameranın göreceli pozisyonuna

ait  $R = \begin{bmatrix} 1.0000 & -0.0002 & 0.0006 \\ 0.0003 & 0.9940 & -0.1095 \\ -0.0006 & 0.1095 & 0.9940 \end{bmatrix}$  ve  $t = [0.88 \quad -30.08 \quad 1.59]$  olarak bulunmuştur.

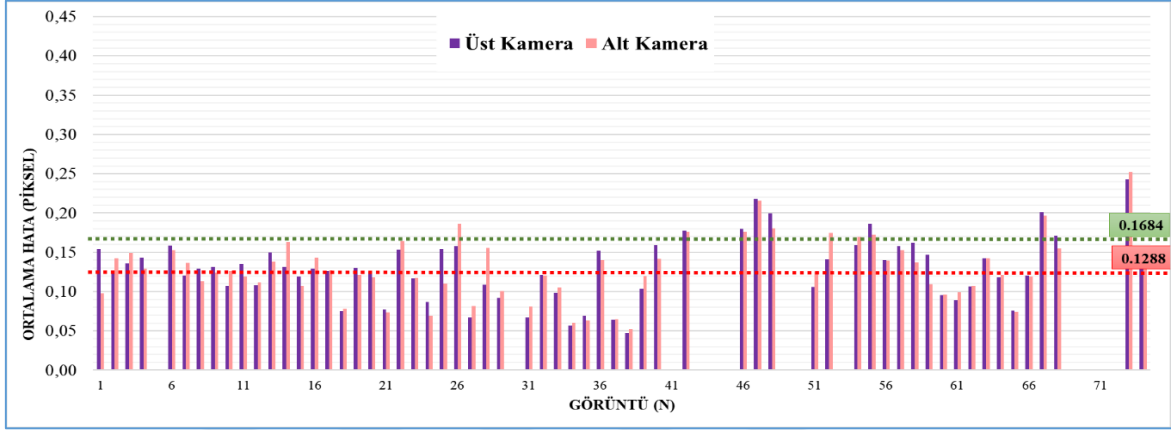
Ortalama hata değeri, tespit edilen satranç köşe noktalarına ait koordinatların  $p_i(x_i, y_i)$ , kamera parametreleriyle yeniden hesaplandığında bulunun koordinatları  $p'_i(x'_i, y'_i)$  arasındaki uzaklıklarının ortalamasıdır ( $e = 1/m \sum_i \|p_i - p'_i\|_2$ ). Bu değer piksel ölçeğindedir ve tüm görüntüler için hesaplanarak her bir kameranın genel ortalama hatası bulunmuştur. Hata değerleri iki kamera için de birbirine çok yakın olmasına rağmen, Şekil 2.7'de de görüldüğü üzere, görüntü bazında ortalama hata değerleri farklılık göstermektedir.



Şekil 2.7. Görüntü çiftlerindeki ortalama kalibrasyon hataları

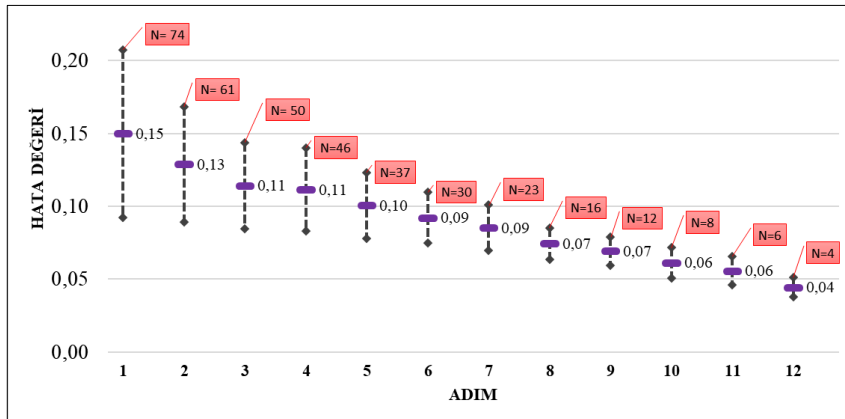
Kalibrasyon ile ilgili deneysel çalışmalarda, hata oranını düşürmek için tüm resimlerde ortalama hata oranı ( $\mu$ ) ve standart sapmaları ( $\sigma$ ) hesaplanmıştır. Hata miktarı  $\mu + \sigma$

üzerinde olan görüntü çiftlerini kalibrasyon setinden çıkarılarak yeniden hesaplamalar yapılmıştır. Hesaplanan  $\mu$  değeri (kırmızı çizgi) ve  $\mu + \sigma$  değeri (yeşil çizgi) Şekil 2.8’de gösterilmiştir. Buna göre yeşil çizgi sınırını geçen 05, 30, 41, 43, 44, 45, 49, 50, 53, 69, 70, 71 ve 72 nolu çiftler çıkarıldığında genel hata oranı 0.1288 piksele kadar düşmüştür.



Şekil 2.8. Bazı görüntüler çıkarıldığında elde edilen hata oranları

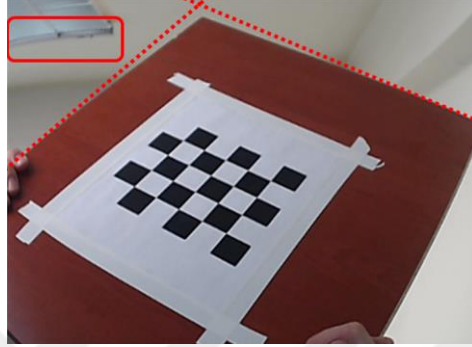
Bu indirgeme şekli kalan görüntü çiftleri üzerinde uygulanmaya devam ettirildiğinde elde edilen  $\mu$  ve  $\mu \mp \sigma$  değerleri Şekil 2.9’da verilmiştir. Şekildeki  $N$  sayısı her bir adımda kullanılan görüntü çifti sayısının göstermektedir.



Şekil 2.9. İndirgemeler sonucunda elde edilen hataların ortalamaları ve standart sapmaları

Kullanılan indirgeme yönteminin doğal sonucu olarak, seçilen görüntü çiftlerinden elde edilen hata miktarının her aşamada düşeceği açıktır. Bununla beraber  $\mu \mp \sigma$  aralığı

daraldığı rahatlıkla Şekil 2.9'dan gözlemlenebilir. Son olarak  $N=4$  için gerçekleştirilen stereo kalibrasyonda ortalama hata oranı 0.04'e kadar düşmüştür. Bu kalibrasyon setindeki görüntüler 27, 34, 35 ve 37 nolu görüntülerdir. Fakat bu görüntülerdeki satranç örüntüleri görüntünün tümünü temsil etmediği için Şekil 2.10'da gösterildiği gibi özellikle kenar bölgelere yakın yerlerde radyal bozulmalar ortaya çıkmaktadır.



Şekil 2.10. Radyal bozulmaların bulunduğu örnek bir görüntü

Dolayısıyla görüntü sayısı ve hata oranının düşük olması da her zaman istenen bir durum değildir. [62]'deki çalışmada  $N \geq 10$  olduğu durumlarda elde edilen kalibrasyon sonuçlarının daha iyi olduğu gösterilmiştir. Biz de bu durumu ve Şekil 2.9'daki oranları dikkate alarak, 0.07 ortalama hata oranına sahip 9. iterasyondaki ( $N=12$ ) görüntü çiftlerini kullandık. Bu görüntü çiftleri sırasıyla 17, 18, 19, 20, 21, 23, 27, 29, 34, 35, 37 ve 38 nolu görüntülerdir ve bunlar kullanılarak elde edilen kalibrasyon sonuçları Tablo 2.2'de verilmiştir.

Tablo 2.2. Kameraların kalibrasyon parametreleri

İç Parametreler	Üst Kamera	Alt Kamera
$\alpha$	610.88	610.20
$\beta$	611.06	609.57
$\gamma$	3.486	1.84
$u_0$	323.07	329.28
$v_0$	242.63	233.78
$k_1$	0.11	0.15
$k_2$	-0.004	-0.264
$k_3$	-1.88	-1.75
$p_1$	-0.0002	0.0022
$p_2$	0.0014	0.0066
<b>Ort. Hata</b>	<b>0.078</b>	<b>0.074</b>



Son olarak; üst kameranın odak noktası referans alındığında, alt kameranın üst kameraya göre göreceli dönme matrisi  $R = \begin{bmatrix} 1.0000 & -0.0018 & -0.0051 \\ 0.0024 & 0.9931 & -0.1770 \\ -0.0048 & 0.1170 & 0.9931 \end{bmatrix}$  ve öteleme vektörü  $t = [0.86 \quad -30.19 \quad 1.88]$  olarak bulunmuştur.

## 2.6. Stereo Avuç İzi Görüntü Verisetleri

Veriseti oluşturma başlı başına zorlu bir süreçtir. Kullanıcılardan el görüntüsü toplanırken hangi senaryolara göre kaç adet görüntü alınacağı konusunda genellikle belirsizlikler vardır. Bu belirsizliklerin ortadan kaldırılması ve önerilen geometrik düzeltme yaklaşımlarımızın performansını ölçmek amacıyla başlangıçta senaryo sayısının fazla kişi sayısının az oluşu bir veriseti (**GU-Palm.v1**) oluşturulmuştur. Bu verisetinden elde edilen tecrübeler doğrultusunda daha az senaryo ve daha fazla kullanıcılardan alınan görüntülerden oluşan iki adet veriseti daha oluşturulmuştur (**GU-Palm.v2** ve **GU-Palm.v3**). Dolayısıyla çalışma kapsamında stereo avuçiçi görüntülerinden oluşan üç farklı veri seti mevcuttur.

### 2.6.1. GU-Palm.v1 Veriseti

Bu veriseti, 48 farklı senaryoya göre 17 kişiden 640x480 boyutlarında el görüntüleri alınarak oluşturulmuştur. Verisetinde hem kamera düzlemine paralel olacak şekilde hem de farklı açılarda elin tutulduğu senaryolar belirlenmiştir. Bu veriseti ile ilgili örnek bazı senaryolar Şekil 2.11’de gösterilmiş ve kullanılan tüm senaryolar Tablo 2.3’te verilmiştir.



Şekil 2.11. GU-Palm.v1 verisetinde bir kullanıcıya ait bazı görüntüler

Tablo 2.3. GU-Palm.v1 verisetindeki görüntü alma senaryoları

Sen. No	El Durumu	Açıklama	Sen.No	El Durumu	Açıklama
S1	Normal	Düz	S25	Sola Bak - Normal	30 Derece
S2	Normal	Sağa Dönük	S26	Sola Bak- Tam Açık	30 Derece
S3	Normal	Sola Dönük	S27	Sola Bak - Normal	40 Derece
S4	Tam Açık	Düz	S28	Sola Bak – Tam Açık	40 Derece
S5	Tam Açık	Sağa Dönük	S29	İleriye Bak - Normal	10 Derece
S6	Tam Açık	Sola Dönük	S30	İleriye Bak – Tam Açık	10 Derece
S7	Parmaklar Kapalı	Düz	S31	İleriye Bak - Normal	20 Derece
S8	Parmaklar Kapalı	Sağa Dönük	S32	İleriye Bak – Tam Açık	20 Derece
S9	Parmaklar Kapalı	Sola Dönük	S33	İleriye Bak - Normal	30 Derece
S10	Parmaklar Kapalı	Düz	S34	İleriye Bak – Tam Açık	30 Derece
S11	Parmaklar Kapalı	Sağa Dönük	S35	İleriye Bak - Normal	40 Derece
S12	Parmaklar Kapalı	Sola Dönük	S36	İleriye Bak – Tam Açık	40 Derece
S13	Sağa Bak - Normal	10 Derece	S37	Geriyeye Bak - Normal	10 Derece
S14	Sağa Bak – Tam Açık	10 Derece	S38	Geriyeye Bak – Tam Açık	10 Derece
S15	Sağa Bak - Normal	20 Derece	S39	Geriyeye Bak – Normal	20 Derece
S16	Sağa Bak – Tam Açık	20 Derece	S40	Geriyeye Bak – Tam Açık	20 Derece
S17	Sağa Bak - Normal	30 Derece	S41	Geriyeye Bak - Normal	30 Derece
S18	Sağa Bak – Tam Açık	30 Derece	S42	Geriyeye Bak – Tam Açık	30 Derece
S19	Sağa Bak - Normal	40 Derece	S43	Geriyeye Bak - Normal	40 Derece
S20	Sağa Bak – Tam Açık	40 Derece	S44	Geriyeye Bak – Tam Açık	40 Derece
S21	Sola Bak - Normal	10 Derece	S45	Kapaksız Normal	Düz
S22	Sola Bak – Tam Açık	10 Derece	S46	Kapaksız Tam Açık 1	Düz
S23	Sola Bak - Normal	20 Derece	S47	Kapaksız Tam Açık 2	Düz
S24	Sola Bak – Tam Açık	20 Derece	S48	Kapaksız Tam Açık 3	Düz

Bu verisetindeki senaryolar iki grup halinde ele alınmıştır. Birinci gruptaki görüntüler elin kamera düzlemine paralel olacak şekilde alınmış düz görüntülerdir (Tablo 2.4). Normal açık avuç içi görüntülerinden 3 tanesi kapaklı, diğerleri ise kapaksız olarak alınmıştır. Benzer şekilde tam açık görüntülerden 3'ü kapaklı, 3'ü kapaksız olarak alınmıştır. Bu veriseti düzenlenirken elin tam açıklık ve normal açıklık durumları değerlendirilirken aynı zamanda parmakların bitişik olduğu durumlar da dikkate alınmıştır.

Tablo 2.4. Düz görüntü senaryoları

Senaryo Özellik	Sayı
Normal Açık (N)	4
Tam Açık (F)	6
Parmaklar Bitişik	6
<b>Toplam</b>	<b>16</b>

İkinci gruptaki görüntüler ise 4 farklı yönde (kuzey-güney-doğu-batı) ve elin kamera düzlemine göre 10, 20, 30 ve 40 derecelik açılarda duracak şekilde 16 farklı pozisyonda alınmış görüntülerdir (Tablo 2.5).

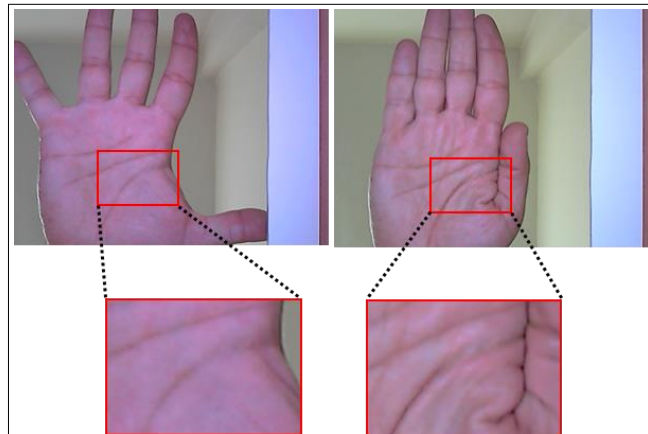
Tablo 2.5. Açılı görüntü senaryoları

Senaryo	10°		20°		30°		40°		Toplam
	N	F	N	F	N	F	N	F	
Güney	1	1	1	1	1	1	1	1	8
Kuzey	1	1	1	1	1	1	1	1	8
Doğu	1	1	1	1	1	1	1	1	8
Batı	1	1	1	1	1	1	1	1	8
<b>Toplam</b>	4	4	4	4	4	4	4	4	32

İkinci gruptaki her pozisyon için kullanıcılardan hem normal açıklıkta (N) hem de parmaklarını mümkün olduğunca gergin tutabilecekleri tam açıklıkta (F) görüntüler vermeleri istenmiştir. Bu görüntülerde istenilen açılar tam yakalayabilmek için Şekil 2.4'te gösterilen kapaktan yararlanılmıştır. Verisetindeki birinci grupta 544, ikinci grupta 1088 adet görüntü bulunmaktadır.

### 2.6.2. GU-Palm.v2 Veriseti

Bu veriseti, ilk verisetinden elde edilen tecrübeler doğrultusunda daha fazla kullanıcıdan görüntü almak amacıyla toplanmıştır. İlk veriseti oluştururken görüntü alma sırasında senaryo sayısının fazla olması sıkıntı çıkarmıştır. Dolayısıyla burada çalışmanın amacına yönelik, kullanıcıların sıkılmadan görüntü verebileceği senaryolar tercih edilmiştir. İlk verisetinde alınan görüntülerde parmaklar kapalı olması durumunda avuç içi görüntülerinde bozulmalar ortaya çıktığı gözlemlenmiştir (Şekil 2.12). Bunun tanıma üzerinde olumsuz etkisi olacağı farz edilerek ikinci verisetinde bu senaryolar çıkarılmıştır.



Şekil 2.12. Aynı ele ait görüntülerdeki parmakların kapalı olması durumunda ortaya çıkan bozulmalar

Bazı kullanıcılara ait tam açık el görüntülerinde, elin açıklık durumlarının parmaklarda çok fazla gerginlik oluşturduğu ve parmak arası boşlukların arttığı gözlenmiştir (Şekil 2.13). Bu nedenle, kullanıcılardan ellerini normal açıklıkta tutacakları görüntüler alınmıştır.



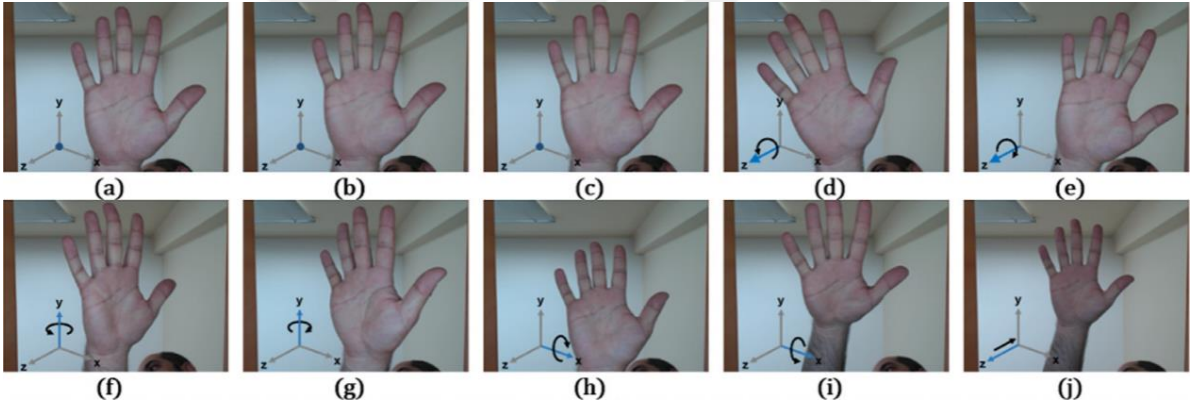
Şekil 2.13. Aynı ele ait görüntülerdeki parmakların çok gergin olması durumunda parmaklar arasındaki geniş boşluklar

Çalışmanın nihai amacı tamamen kısıtlamasız bir sistem oluşturmak olduğu için, bu veriseti düzeneğinde kapak kullanılmamıştır. Böylece hem temassız ve hem de arka plan serbest bir ortam sağlanmıştır. Görüntüler alınırken kullanıcılara daha önce belirlenmiş senaryolara göre sözlü direktifler verilmiş, fakat görüntü alma sırasında herhangi bir müdahalede bulunulmamıştır. Bu verisetinde 47'si bayan 91'i erkek olmak üzere 138 kişiden 10 farklı senaryoya (S1, S2, ..., S10) göre toplamda 2760 görüntü alınmıştır. Elin farklı pozisyonlarını içeren senaryoların detayları Tablo 2.6'da sunulmuştur.

Tablo 2.6. Veriseti için belirlenen senaryolar

Senaryo	Açıklamalar
S1	El, stereo kamera düzlemine yaklaşık 25 cm yükseklikte ve paralel olacak şekilde tutulmuştur. Parmak uçları kuzeyi göstermektedir. (Şekil 2.14a, b, c).
S2	
S3	
S4	El, stereo kamera düzlemine yaklaşık olarak paralel tutulmuştur. Parmak uçları yaklaşık 30 derece kuzey batıyı göstermektedir (Şekil 2.14d).
S5	El, stereo kamera düzlemine yaklaşık olarak paralel tutulmuştur. Parmak uçları yaklaşık 30 derece kuzey doğuyu göstermektedir (Şekil 2.14e).
S6	El, avuçiçi y eksenini doğrultusunda yaklaşık 30 derecelik açıyla doğuya bakacak şekilde tutulmuştur (Şekil 2.14f).
S7	El, avuçiçi y eksenini doğrultusunda yaklaşık 30 derecelik açıyla batıya bakacak şekilde tutulmuştur (Şekil 2.14g).
S8	El, avuçiçi x eksenini doğrultusunda yaklaşık 30 derecelik açıyla kuzeye bakacak şekilde tutulmuştur (Şekil 2.14h).
S9	El, avuçiçi x eksenini doğrultusunda yaklaşık 30 derecelik açıyla güneye bakacak şekilde tutulmuştur (Şekil 2.14i).
S10	El, stereo kamera düzlemine yaklaşık 45 cm yükseklikte paralel olacak şekilde tutulmuştur. Parmak uçları kuzeyi göstermektedir (Şekil 2.14j).

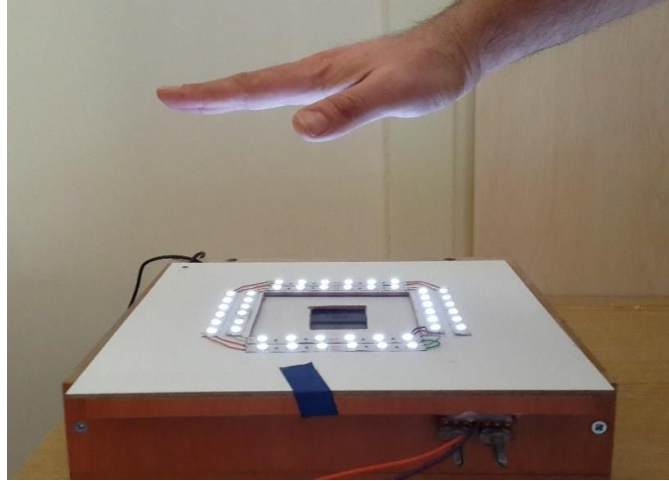
Senaryolar içerisinde S1, S2, S3, S4, S5 ve S10 kamera düzlemine paralel alınmış düz görüntüleri, diğerleri ise kullanıcıların 30 derecelik farklı bakış açılarında ellerini tutmaları istenen açılı görüntülerdir. Düz görüntülerden ilk üçünde (S1, S2 ve S3) kullanıcılar parmakları kuzeye bakacak şekilde normal açıklıkta tutmuşlardır. Kutu yüksekliği 25 cm olduğu için verilen el görüntüleri yaklaşık olarak 25 ile 30 cm arasında değişmektedir. Benzer şekilde S10 senaryosu da düz ve parmaklar kuzeye bakacak şekilde yerleştirilmiştir. Fakat bu senaryoda, kullanıcılardan ellerini kutudan yaklaşık 20 cm yüksekte (25 cm'lik kutu yüksekliği ile beraber kameralardan 45 cm uzaklıkta) tutmaları istenmiştir. Böylece mesafe farklılıklarında da önerilen yaklaşımların test edilmesi hedeflenmiştir. S4 ve S5 senaryolarında ise el yüksekliği 25 cm seviyesinde, sırasıyla parmaklar kuzeybatı ve kuzeydoğu yönü doğrultusundadır. Bu iki senaryoda ise elin yatay yöndeki değişimlerinde bölütlemenin başarımı test edilmesi düşünülmüştür. Verisetinde bulunan bir kişiye ait farklı senaryolara göre alınmış görüntüler Şekil 2.14.'te verilmiştir.



Şekil 2.14. GU-Palm.v2 verisetindeki bir kullanıcıya ait örnek görüntüler

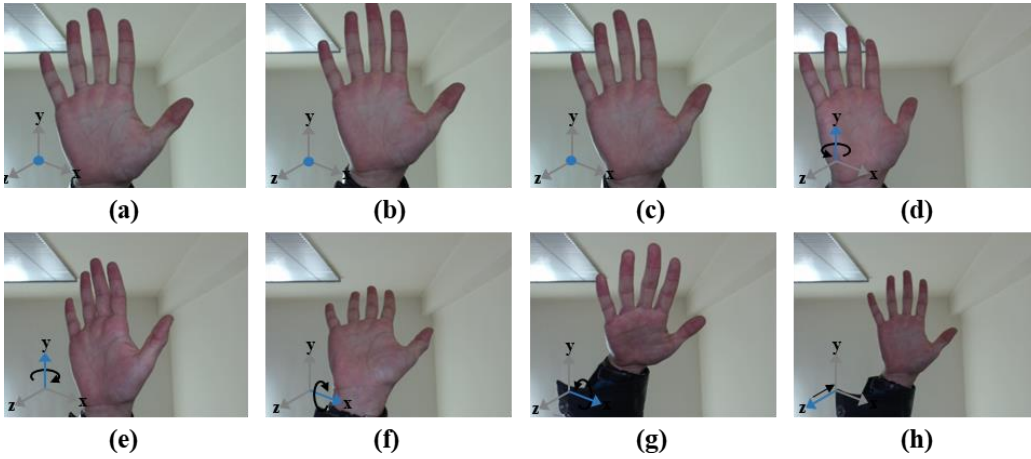
### 2.6.3. GU-Palm.v3 Veriseti

Bu veriseti, elin tamamen kısıtlamasız ortamda tutulduğu görüntülerden oluşmaktadır. Burada görüntüler alınırken kameralar etrafındaki dış ortam ışığının etkisini azaltan koruyucu kutu kullanılmamıştır. Böylece kullanıcıları yönlendiren tüm bileşenler sistemden çıkarılmış, tamamen kısıtlamasız bir ortam oluşturulmaya çalışılmıştır (Şekil 2.15).



Şekil 2.15. GU-Palm.v3 veriseti için kullanılan görüntü alma düzeneği

Koruyucu kutunun kullanılmadığı bu düzenek ile 54'ü bayan 149'u erkek olmak üzere toplamda 203 kişiden 8 farklı senaryoya göre görüntüler alınmıştır. Görüntü alma senaryoları ikinci veri seti ile aynı mantık üzerine kurulmuştur. Diğerinden farklı olarak, S4 ve S5 senaryoları burada kullanılmamıştır. Bu veriseti içerisinde bir kullanıcıya ait farklı görüntüler Şekil 2.16'da verilmiştir.



Şekil 2.16. GU-Palm.v3 verisetindeki bir kullanıcıya ait örnek görüntüler

#### 2.6.4. Kısıtlamasız Verisetlerinin Karşılaştırılması

Çalışma kapsamında geliştirilen üç farklı verisetinden ilkinde kapak kullanıldığı için kısmen kısıtlayıcı bir düzenek olarak adlandırılabilir. Diğer ikisi ise görüntü almadan önce

verilen sözlü direktiflerin dışında herhangi bir kılavuz kullanılmadığından kısıtlamasız düzenekler olarak ele alınabilir. Çalışmanın ana omurgasını oluşturan bu iki verisetinin özelliklerine göre karşılaştırmaları Tablo 2.7’de verilmiştir.

Tablo 2.7. Kısıtlamasız verisetlerinin karşılaştırılması

Özellik	GU_Palm.v2	GU_Palm.v3
Toplam Kişi Sayısı	138	203
Bayan Sayısı	47	54
Erkek Sayısı	91	149
Toplam Görüntü Sayısı	2760	3248
Senaryo Sayısı	10	8
Düz Senaryo Sayısı	6	4
Açılı Senaryo Sayısı	4	4
Kısıtlama	Yok	Yok
Temas	Yok	Yok
Işıklandırma Serbestliği	Kısmen Var	Var
Arkaplan Serbestliği	Var	Var
El Yerleştirme Esnekliği	Var	Var
Öteleme, Dönme ve Ölçek Değişimi	Var	Var
3B Duruş Esnekliği	Var	Var
Elde lekeler, izler	Var	Var
Parmaklarda Yüzük	Var	Var
Eğitim Örnekleri İçin Oturum Sayısı	1	1
Test Örnekleri İçin Oturum Sayısı	1	1
Görüntü Çözünürlüğü	640x480	640x480

## 2.7. Aktif Görünüm Modeli

AGM [187], hedef görüntü ile öğrenilen ortalama görüntü arasındaki farkı enküçükleyen model parametrelerini bulan istatistiksel bir yaklaşımdır [188, 189]. Ortalama görüntü modeli, daha önce uzman/uzmanlar tarafından aranılan nesneyi temsil edecek şekilde işaretlenmiş eğitim görüntüleri kullanılarak oluşturulur. Yöntemde model parametrelerini belirleme aslında iki aşama içermektedir. İlk aşamada şekil modeline ait parametreler, ikinci aşamada ise şekil modeli yardımıyla doku modeline ait parametreler belirlenir.

### 2.7.1. Aktif Görünüm Modelinin Oluşturulması

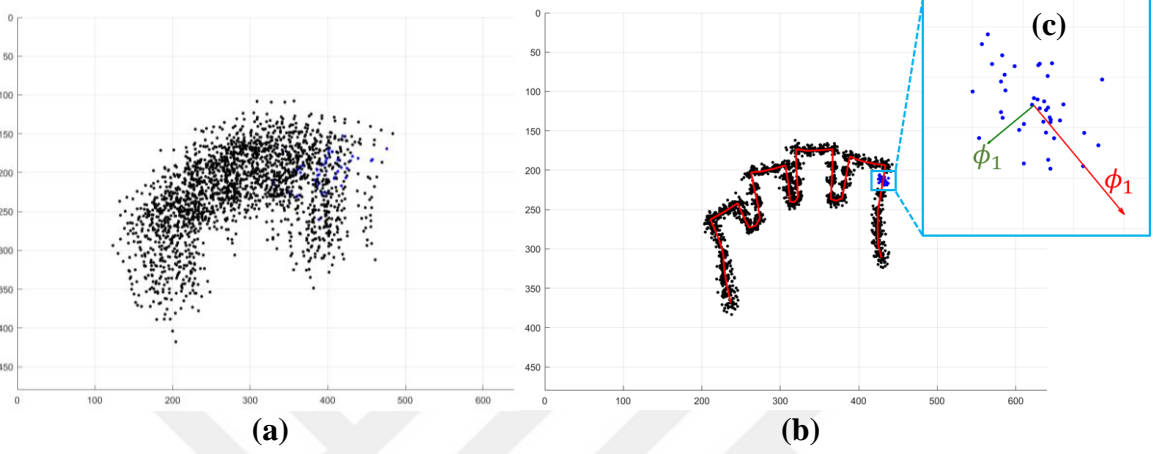
AGM'nin şekil modeli, her bir görüntü için işaretlenen noktaların, Genelleştirilmiş Procrustes Analiz [190] (GPA) yöntemi ile hizalanmasıyla çıkarılır. Bu hizalama işleminin doğru yapılabilmesi için, her görüntüde aynı sayıda ve şekil modelini en iyi temsil eden ortak noktalarda işaretlemelerin yapılması gerekir. Her bir görüntüde n adet noktanın işaretlendiği farz edilirse, bir görüntü için işaretlenen noktalar  $X = \{(u_1, v_1), (u_2, v_2), \dots, (u_n, v_n)\}$  olarak gösterilebilir. Bu şekilde işaretlenen noktalar için GPA, aşağıda verilen Algoritma – 1'e göre hizalama işlemini gerçekleştirir.

Algoritma 1. GPA algoritması

<p><b>Girdi</b> : k adet görüntüye ait tüm noktalar: <math>\{X_1, X_2, \dots, X_k\}</math>  <b>Çıktı</b> : k adet hizalanmış tüm noktalar: <math>(X'_1, X'_2, \dots, X'_k)</math></p>
<p>Yaklaşık ortalama şekil için bir şekil seç. (<math>X_m \leftarrow X_1</math>)</p> <p><b>repeat</b></p> <p>  <b>foreach</b> <math>X</math> in <math>\{X_1, X_2, \dots, X_k\}</math></p> <p>    Şekil merkezini hesapla.</p> $\bar{X} = (\bar{u}, \bar{v}) \leftarrow \left( \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} u_i, \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} v_i \right)$ <p>    Şekli merkezileştir.</p> $X_c \leftarrow (u_i - \bar{u}, v_i - \bar{v}), i = 1..n$ <p>    Şekil boyutunu normalize et.</p> $X_N \leftarrow \frac{X_c}{\ X_c\ }$ <p>    Şekli yaklaşık ortalama şekle göre döndür.</p> <p>    <math>X_m^T X_N</math>'nin TDA ayrışımı yap.</p> $UDV^T = SVD(X_m^T X_N)$ <p>    Dönme matrisini bul.</p> $R \leftarrow VU^T$ <p>    Şekli döndür.</p> $X' \leftarrow R \cdot X_N$ <p>  <b>end</b></p> <p>  Yaklaşık ortalama şekli sakla.</p> $X_{eski} \leftarrow X_m$ <p>  Tüm şekillerin ortalamasını yeni ortalama şekil olarak belirle.</p> $X_m \leftarrow \frac{1}{k} \sum_{i=0}^{k-1} X'_i$ <p><b>until</b> <math> X_{eski} - X_m  &lt;&gt; 0</math></p>



Çalışma kapsamında AGM'nin eğitimi için kullanılan işaretlenmiş noktaların, GPA uygulanmadan önceki ve sonraki yerleşimleri Şekil 2.17'de verilmiştir. Tüm şekiller hizalandıktan sonra, her bir işaretlenmiş nokta etrafında bir nokta dağılımı olduğu görülür (Şekil 2.17c). TBA ile bu nokta dağılımının temel eksenleri bulunabilir ve daha düşük boyutta temsil edilerek bir model yakınsaması sağlanabilir.



Şekil 2.17. AGM eğitim noktalarının dağılımı (a) GPA uygulanmadan önce (b) GPA uygulanmadıktan sonra (c) işaretlenmiş bir nokta etrafındaki dağılım.

TBA ile bulunan ve  $\lambda_i > \lambda_{i+1}$  olacak şekilde sıralanmış özdeğerlerinin ilk  $n$  adetine karşılık gelen  $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_n$  özvektörleri AGM'nin şekil modeli için kullanılır (Buradaki  $n$  sayısı eğitim kümesindeki verinin büyük bir oranını – genellikle %95 – temsil edecek şekilde seçilir). Tüm bunlar göz önünde bulundurulduğunda şekil modeli (82)'deki gösterilebilir.

$$s = s_0 - \phi_s p \quad (82)$$

Burada  $s$  şekil vektörü,  $s_0$  ortalama şekil;  $\phi_s$  şekil özvektörü,  $p$  ise şeklin model parametresidir ve (82) kullanılarak şu şekilde yazılabilir:

$$p = \phi_s^T (s - s_0) \quad (83)$$

Doku modeli ise, eğitimdeki her bir görüntünün işaretlenmiş sınır noktaları dikkate alınarak ortalama görüntüye çarpıtılması sonucunda elde edilir. Burada, çarpıtılmış yeni görüntüde, sınır noktaları arasında kurulan delaunay üçgenleri [191] içerisindeki dokuların bir vektöre dönüştürülmesi sağlanır. Daha sonra bu vektörlerin, şekil modelinde olduğu gibi, TBA ile görünüm parametreleri elde edilir.

$$g = g_0 - \phi_t q \quad (84)$$

$$q = \phi_t^T (g - g_0) \quad (85)$$

Burada  $g$  doku vektörünü,  $g_0$  ortalama dokuyu;  $\phi_t$  özvektörleri ve  $q$  ise dokunun model parametreleridir. AGM'de şekil ve doku parametreleri aşağıdaki eşitlikteki gibi birleştirilebilir:

$$b = \begin{bmatrix} W_s p \\ q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} W_s \phi_s^T (s - s_0) \\ \phi_t^T (g - g_0) \end{bmatrix} \quad (86)$$

Burada  $W_s$ , şekil ve görünüm arasındaki farklılıkların ağırlıklandırılmasını sağlar.  $\lambda_{g,i}$  doku özvektörleri ve  $\lambda_{s,i}$  şekil özvektörleri için  $r = \frac{\sum_{i=1}^N \lambda_{g,i}}{\sum_{i=1}^N \lambda_{s,i}}$  olmak üzere,  $W_s$  (87)'deki gibi hesaplanabilir[192].

$$W_s = \begin{bmatrix} r & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & r \end{bmatrix} \quad (87)$$

Sonuç olarak,  $c$ , birleştirilmiş modelin hem şekil hem de doku parametrelerini içeren görünüm parametreleri ve  $\phi_b = \begin{bmatrix} \phi_s^T \\ \phi_t^T \end{bmatrix}$  olmak üzere birleştirilmiş model (88)'teki gibi gösterilebilir.

$$b = \phi_b c \quad (88)$$

### 2.7.2. Aktif Görünüm Modelinin Konuşlandırılması

Bir AGM araması, bir model örneği ( $I_{model}$ ) ile kapladığı hedef görüntünün ( $I_{resim}$ ) alt kısmında kalan farkı en aza indirmeye çalışır. Yani (89)'daki amaç fonksiyonunu en küçükleyen  $c$  parametrelerinin bulunması gerekir.

$$arg \min_c |I_{resim} - I_{model}|^2 \quad (89)$$

AGM yöntemini ilk öneren Coates [187] bu problemin çözümüne çok değişkenli regresyon ile ulaşmaya çalışırken; Levenberg-Marquardt [193], Stokastik Gradyan Azalma

[194, 195] yöntemlerinin kullanıldığı farklı çalışmalar da mevcuttur. Fakat bu algoritmalar her iterasyonda kısmi türevler, Hessian matrisi ve gradyan yönleri hesapladıklarından çok yavaş çalışırlar. [196]'deki çalışmada ise AGM gerçekleştirimi daha basit, hızlı ve daha az bellek ihtiyacı duyulan Lukas-Kanade [197]'in optik akış yöntemini uyarlayarak gerçekleştirmişlerdir. Bu yöntemde sabit bir şablon görüntü  $g_0(x)$  ile  $\phi_s$  parametreleri ile çarpıtılmış  $I(W(x; \phi_s))$  görüntüsü arasındaki fark en küçüklenmeye çalışan amaç fonksiyonu aşağıdaki gibi ele alınmıştır.

$$\sum_{x \in s_0} \left[ g_0(x) + \sum_{i=1}^m \phi_{t_i} g_i(x) - I(W(x; \phi_s)) \right]^2 \quad (90)$$

Lukas-Kanade algoritmasında bu problemi doğrusallaştırmak için  $\phi_s$  başlangıç değerlerinin bilindiği kabul edilir ve iteratif olarak bunun artış miktarı çözülmeye çalışılır. Yani amaç fonksiyonu (91)'deki hale dönüştürülür.

$$\sum_x [g_0(x) - I(W(x; \phi_s + \Delta\phi_s))]^2 \quad (91)$$

Formülde ki  $\Delta\phi_s$ ,  $\phi_s \leftarrow \phi_s + \Delta\phi_s$  güncellemesi için kullanılan artış miktarıdır. (91)'deki eşitliğin Taylor serisi açılımı (92)'yi verecektir.

$$\sum_x \left[ g_0(x) - I(W(x; \phi_s)) - \nabla I \frac{\partial W}{\partial \phi_s} \Delta\phi_s \right]^2 \quad (92)$$

Burada  $\nabla I$ ,  $W(x; \phi_s)$  ile çarpıtılmış  $I$  görüntüsünün gradyanı,  $\frac{\partial W}{\partial \phi_s}$  çarpıtma fonksiyonunun Jacobyen'idir.  $\Delta\phi_s$ 'nin kapalı form çözümü aşağıdaki gibi yazılabilir.

$$\Delta\phi_s = H^{-1} \sum_x \left[ \nabla I \frac{\partial W}{\partial \phi_s} \right]^T [g_0(x) - I(W(x; \phi_s))] \quad (93)$$

Bu eşitlikte  $H$ , Hessian matrisine Gauss-Newton yaklaşımıdır ve (94)'deki gibi bulunabilir.

$$H = \sum_x \left[ \nabla I \frac{\partial W}{\partial \phi_s} \right]^T \left[ \nabla I \frac{\partial W}{\partial \phi_s} \right] \quad (94)$$

Lukas-Kanade'in bu yaklaşımı da her adımda Jacobyen, Hessian ve görüntü gradyanı bulunmasının gerektirdiği için yine yavaştır. Fakat buradan yola çıkarak kompozisyonel görüntü hizalamalarının üretilmesine olanak sağlamıştır. Kompozisyonel hesaplamada artan çarpıtılma ile o andaki çarpıtılma birleştirilir ve (95)'deki fonksiyon en küçüklenmeye çalışılır [198, 199]. Bu fonksiyondaki çarpıtma güncellemesi  $W(x; \phi_s) \leftarrow W(x; \phi_s) \circ W(x; \Delta \phi_s)$  ile yapılır.

$$\sum_x [g_0(x) - I(W(W(x; \Delta \phi_s); \phi_s))]^2 \quad (95)$$

Diğer bir yaklaşımda ters kompozisyonel görüntü hizalama yaklaşımıdır [196]. Bu yaklaşımda ise hesaplama zamanını azaltmak için  $g_0(x)$  şablon görüntüde artımlı çarpıtma işlemi gerçekleştirilir. Buna göre en küçüklenmesi gereken fonksiyon (96)'daki gibi yazılabilir:

$$\sum_x [g_0(W(x; \Delta \phi_s)) - I(W(x; \phi_s))]^2 \quad (96)$$

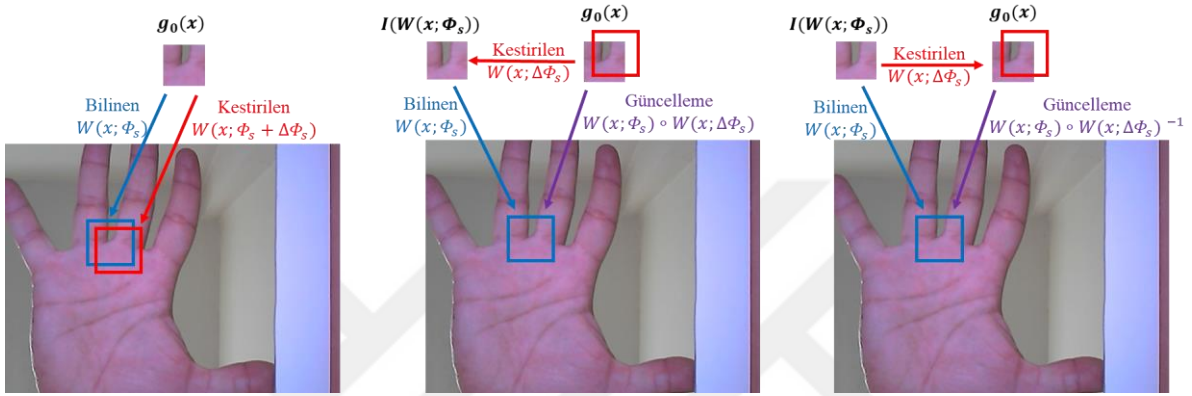
Burada çarpıtma güncellemesi  $W(x; \phi_s) \leftarrow W(x; \phi_s) \circ W(x; \Delta \phi_s)^{-1}$  ile yapılır. Eşitlik – 96 Taylor açılımı yapıлып düzenlendiğinde  $\phi_s$  güncellemesi şu eşitlikle bulunabilir:

$$\Delta \phi_s = H^{-1} \sum_x \left[ \nabla g_0 \frac{\partial W}{\partial \phi_s} \right]^T [g_0(x) - I(W(x; \phi_s))] \quad (97)$$

Hessian matrisi ise (94)'deki eşitlikten farklı olarak,  $I$  görüntüsü yerine  $g_0$  kullanılarak aşağıdaki gibi hesaplanır:

$$H = \sum_x \left[ \nabla g_0 \frac{\partial W}{\partial \phi_s} \right]^T \left[ \nabla g_0 \frac{\partial W}{\partial \phi_s} \right] \quad (98)$$

Bu yaklaşımın en önemli avantajı  $g_0(x)$  her zaman sabit olduğu için hem gradyanı hem de  $\frac{\partial W}{\partial \phi_s}$  jacobyen matrisini önişlem olarak tek seferde hesaplamak yeterli olmaktadır. Bahsi geçen bu üç yaklaşımın (Lukas-Kanade, kompozisyonel ve ters kompozisyonel) bir el görüntüsünde uygulanmasının şematik gösterimi Şekil 2.18’de gösterilmiştir. Bu çalışmada da AGM konuşlandırılması için ters kompozisyonel yaklaşımı kullanılmıştır.



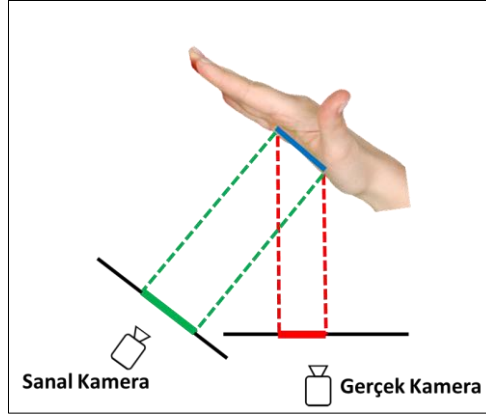
Şekil 2.18. AGM için görüntü hizalama yaklaşımlarının şematik gösterimi. (a) Lukas-Kanade (b) Kompozisyonel (c) Ters kompozisyonel.

### 3. PALM2AAM YÖNTEMİNİN GERÇEKLEŞTİRİMİ

AGM'nin en önemli kısıtlarından birisi, modele uygun nesneyi ilk olarak görüntünün hangi pozisyonundan aramaya başlayacağıdır. Bu özellikle gerçek zamanlı uygulamalar için performansı olumsuz yönde etkileyen bir faktördür. Yüz tanıma için kullanılan yaklaşımlarda pozisyon ilklendirmesi genel olarak Haar Peşpeşe Sınıflayıcılar ile yapılmaktadır [200-202]. Fakat, içerdiği eklem noktalarının fazla olmasından dolayı, elin fizyolojik yapısı yüze göre daha değişkendir. Dolayısıyla peşpeşe sınıflayıcı yaklaşımlar çoğu zaman istenilen sonuçları üretmezler. Diğer taraftan, el tespiti için akla gelen ilk yaklaşımlardan birisi ten rengine dayalı bölütlemelerdir [35, 81, 203]. Fakat arka plan serbest görüntülerde benzer renge sahip objelerin sahneye girmesi elin bölütlenmesini dolayısıyla pozisyonunun belirlenmesini de zorlaştırmaktadır [40, 82]. AGM modelini el üzerine ilk olarak uygulayan Akyut [82], başlangıç pozisyonu için 0, 10, 20, -10, -20 derecelik açılardan ve 1.0, 1.1 ve 0.9 boyutlarındaki ölçeklerden birden fazla aday belirleyerek aramayı başlatmış, el modelinin en iyi oturduğu durumu araştırmıştır. Bu da gerçek zamanlı bir sistem için istenmeyen bir durumdur.

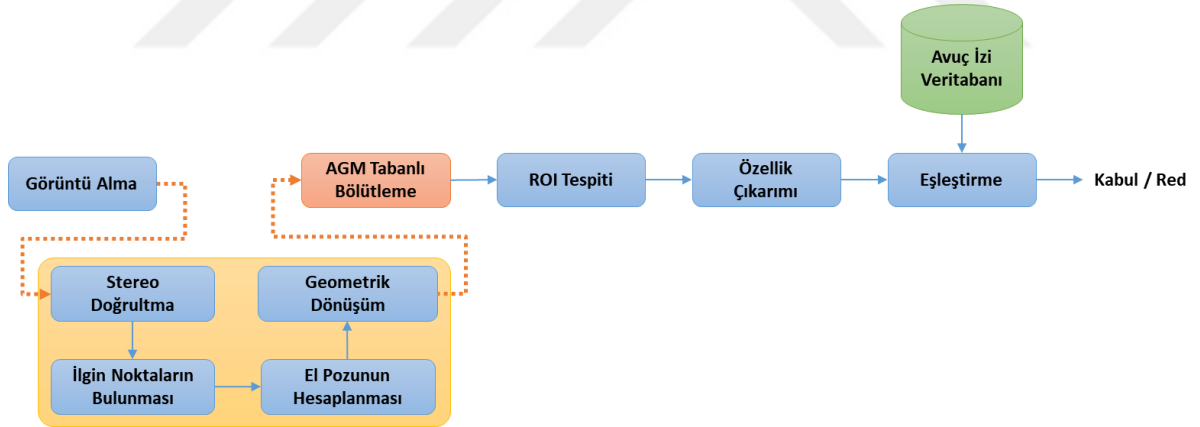
Tüm bu durumlar değerlendirildiğinde, aslında çalışma kapsamında ele alınan derinlik bilgisi doğal bir bölütleme avantajı sunmaktadır. El kameraya en yakın obje olarak kabul edildiğinde, diğer tüm nesnelere el düzleminden daha fazla derinliğe sahip olacaklardır. Basit bir eşikleme süreci bile elin ayrıştırılması için yeterli olmaktadır. Fakat kısıtlamasız bir ortamda karşılaşılan diğer bir sorun da elin 3B poz değişimleridir. Çünkü kamera düzlemine paralel tutulmayan el görüntülerinde perspektif bozulmaları ortaya çıkmaktadır.

Biz de çalışmamızda bölütleme yöntemi olarak kullandığımız AGM'nin başarılı bir şekilde gerçekleştirilebilmesi için derinlik bilgisine dayalı bir yaklaşım önerdik. Bu yaklaşımda, AGM'nin farklı pozisyonlarının test edilmesi yerine, her zaman aynı pozisyonda aramaya başlaması amaçlanmıştır. Bunu sağlamak için, üzerinde çalışılan görüntü uygun geometrik dönüşümlerle çarpıtılmış ve görüntüdeki elin AGM'nin başlangıç pozisyonuna getirilmesi sağlanmıştır. Aslında burada yapılmak istenen işlem, hem AGM bölütlemenin hem de ROI çıkarma işleminin orijinal görüntüde yapılması yerine, Şekil 3.1'de gösterildiği gibi, perspektif bozulmaları mümkün olduğu kadar az içeren sanal kameradan alınmış görüntüde yapılmasını sağlamaktadır.



Şekil 3.1. Bir ROI bölgesinin gerçek kamera ve sanal kamera üzerine izdüşümü

Çalışma kapsamında önerilen geometrik dönüşümler, elin hem yatay yöndeki pozisyon değişimlerini hem de 3B uzaydaki poz duruşunu dikkate almaktadır. Buna göre Palm2AAM olarak adlandırdığımız bu yaklaşımın avuçiçi doğrulama aşamalarındaki yeri aşağıdaki şekilde gösterilmiştir.



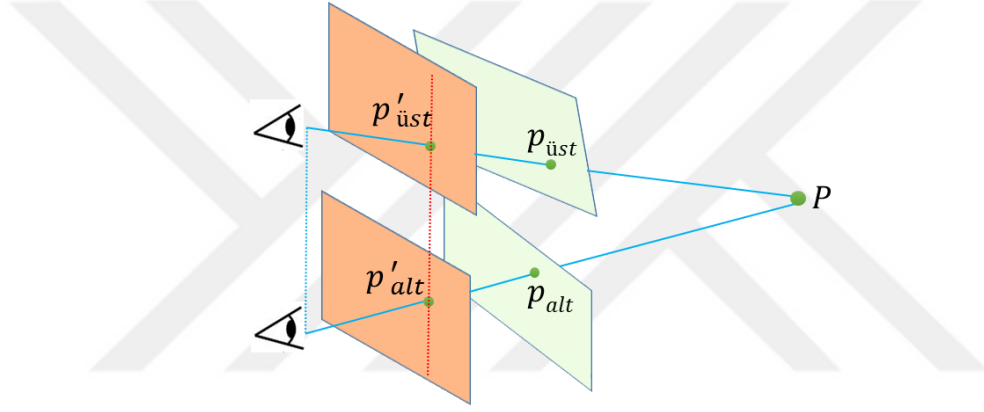
Şekil 3.2. Palm2AAM'in aşamaları

Bölütleme aşamalarının gerçekleştirilebilmesi için görüntü çifti üzerinde ilk önce ortak ilgin noktalar tespit edilmiştir. 3B uzaydaki bir nokta ile onun stereo doğrultma yapılan görüntüleri üzerine düşen izdüşümleri arasında geometrik bir ilişki vardır. Bu ilişki ilgin noktaların eşleştirilmesinde önemli bir katkı sağladığı gibi, kamera kalibrasyon değerleri yardımıyla eşleşen tüm noktalara ait 3B koordinatlar da hesaplanabilmektedir. Daha sonra, tüm 3B nokta bulutu içerisinde sadece el üzerinde olan noktalar tespit edilmiş ve bu

noktaların oluşturduğu düzlemin denklemi bulunmuştur. Bu düzlem denklemi yardımıyla da perspektif düzeltme yapılmıştır. Son aşamada ise düzeltilmiş görüntülerde AGM ile el bölütlemesi yapılmıştır.

### 3.1. Stereo Doğrultma

Stereo sistemlerde, kameraların birbirlerine göre göreceli konumları ve yönelimleri bilindiğinde, bu kameralardan alınan görüntüler stereo doğrultma işlemi ile Şekil 3.3'de gösterildiği gibi aynı düzleme aktarılabilirler.



Şekil 3.3. Stereo doğrultma işlemi

Stereo doğrultma işlemi Epipolar Geometri [186] teknikleri ve kamera kalibrasyon parametreleri yardımıyla eşlenik epipolar çizgilerin görüntü eksenlerinden birine paralel olacak şekilde görüntülerin dönüştürülmesini tanımlar. 3B uzayda epipolar düzlem, bir obje noktası ve her iki görüntünün projeksiyon merkezini içeren düzlem olarak tanımlanır [204]. Bu düzlem, her iki görüntüyü epipolar doğru olarak adlandırılan doğrularla keser. Eğer iki görüntünün de karşılıklı yöneltmesi biliniyorsa, bir görüntüde verilen bir nokta için diğer görüntüde epipolar doğru hesaplanabilir ve bu noktaya karşılık gelen nokta mutlaka epipolar doğru üzerinde bulunur.

Stereo doğrultma işlemi gerçekleştirmek için  $\vec{e}_1$ ,  $\vec{e}_2$  ve  $\vec{e}_3$  ortogonal birim vektörlerinden oluşan bir  $R_{rect}$  ortogonal matrisi (99)'daki gibi tanımlanır [205]:



$$R_{rect} = \begin{bmatrix} \vec{e}_1^T \\ \vec{e}_2^T \\ \vec{e}_3^T \end{bmatrix} \quad (99)$$

Buradaki ilk vektör  $\vec{e}_1$ , iki kameranın dış parametreleri yardımıyla hesaplanan  $\vec{t}$  öteleme vektörünün yönüyle aynı doğrultudadır. Bu durumda (99)'daki  $\vec{e}_1$ ,  $\vec{t}$  vektörünün normalize edilmiş halidir ( $\vec{e}_1 = \vec{t}/\|\vec{t}\|$ ).  $\vec{e}_2$  ve  $\vec{e}_3$  vektörleri ise sırasıyla şu şekilde tanımlanmıştır:

$$\vec{e}_2 = \frac{[-t_y \quad t_x \quad 0]}{\sqrt{t_x^2 + t_y^2}} \quad (100)$$

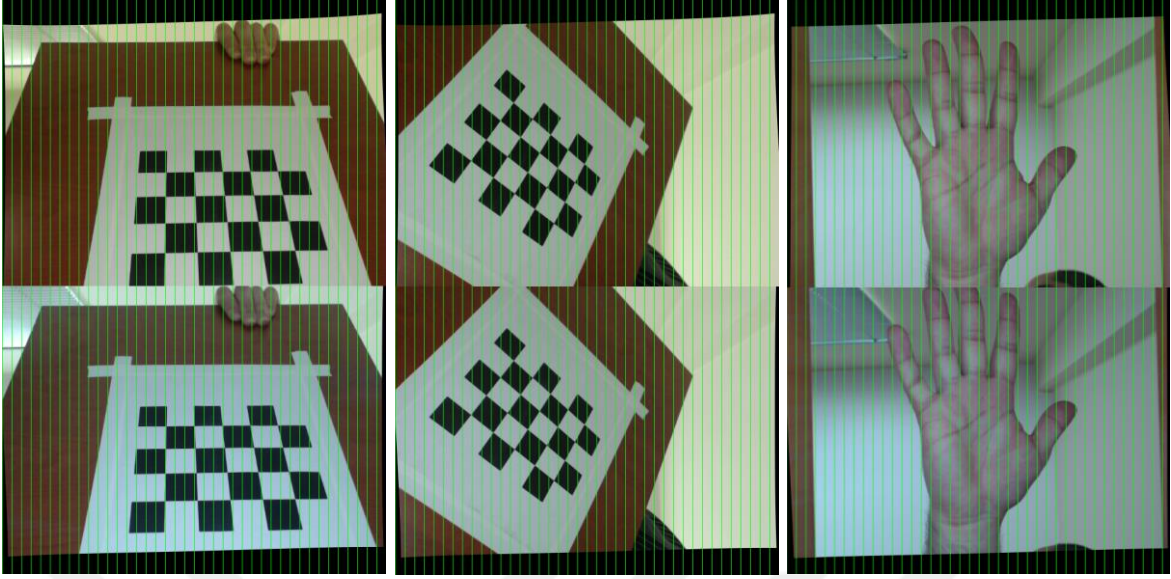
$$\vec{e}_3 = \vec{e}_1 \times \vec{e}_2 \quad (101)$$

$R_{rect}$  bulunduktan sonra  $R_{üst} = R_{rect}$  ve  $R_{alt} = R \cdot R_{rect}$  olarak belirlenir. Buradaki  $R$  matrisi (81)'deki dönme matrisidir. Buna göre, üst kameradaki her bir  $p_{üst} = [x, y, f]^T$  noktası için  $[x' \quad y' \quad z'] = R_{üst} \cdot p_{üst}$  hesaplanır. Son olarak  $p'_{üst} = \frac{f}{z} [x' \quad y' \quad z']$  ile doğrultma yapılmış karşılık gelen koordinatlar hesaplanır. Benzeri durum alt kamera için de tekrarlanır.

Çalışma kapsamında, kullanıcılardan alınan bütün görüntüler üzerinde kamera parametreleri ve üstteki eşitlikler yardımıyla stereo doğrultma işlemi gerçekleştirilmiştir. Yapılan işlemler sonucunda  $R_{üst}$  ve  $R_{alt}$  matrisleri aşağıdaki gibi bulunmuştur:

$$R_{üst} = \begin{vmatrix} 0.0285 & -0.9977 & 0.0622 \\ 0.9996 & 0.0286 & 0 \\ -0.0018 & 0.0622 & 0.9981 \end{vmatrix} \text{ ve } R_{alt} = \begin{vmatrix} 0.0267 & -0.9974 & 0.0673 \\ 0.9930 & 0.0187 & -0.1166 \\ 0.1151 & 0.0699 & 0.9909 \end{vmatrix} \quad (102)$$

Böylece üst ve alt kameralardan alınan görüntüler aynı düzlem üzerine aktarılmıştır. Bu işlemlerin uygulandığı bazı görüntüler Şekil 3.4'te verilmiştir. Şekilde dikey çizgiler takip edildiğinde her iki görüntüde benzeri noktalar üzerinden geçmiş oldukları görülebilir.



Şekil 3.4. Kalibrasyon örüntülerinden ve verisetinden stereo doğrultma yapılmış örnek görüntü çiftleri.

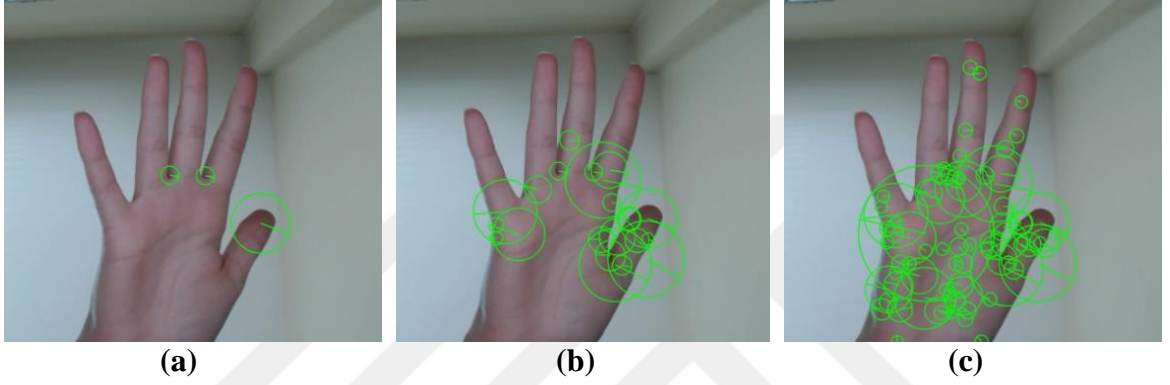
### 3.2. İlgin Noktaların Tespiti ve Eşleştirilmesi

Avuçiçi bölgesinin 3B uzaydaki düzlem denklemini bulmak için düzeltilmiş görüntülerde SURF metodu [77] ile ilgin noktalar tespit edilmiştir. SURF, Fast-Hessian tarayıcısını kullanarak ölçekleme ve dönmeden etkilenmeyen tanımlayıcılar sunar ve Hessian matrisinin determinantını en büyük olduğu bölgelerin elde edilmesini sağlar.

Çalışma kapsamında SURF tanımlayıcıları OpenCV kütüphanesindeki hazır fonksiyonlar yardımıyla tespit edilmiştir. Tanımlayıcıların eşleştirilmesi için k-en yakın komşuluk yöntemi kullanılmış ve  $k = 1$  olarak alınmıştır. Eşleştirmelerin daha sağlıklı olabilmesi için ilk önce üst kamera görüntüsündeki noktalar referans alınarak alt kameradaki eşlenikleri bulunmaya çalışılmış, daha sonra aynı işlem alt kameradaki noktalar referans alınarak gerçekleştirilmiştir. Bununla beraber eşleştirmelerde RANSAC [206] yöntemi ile homografi matrisi bulunmuş ve bu görüntüler arasındaki geçişkenliği bozmayacak noktalar dikkate alınmıştır.

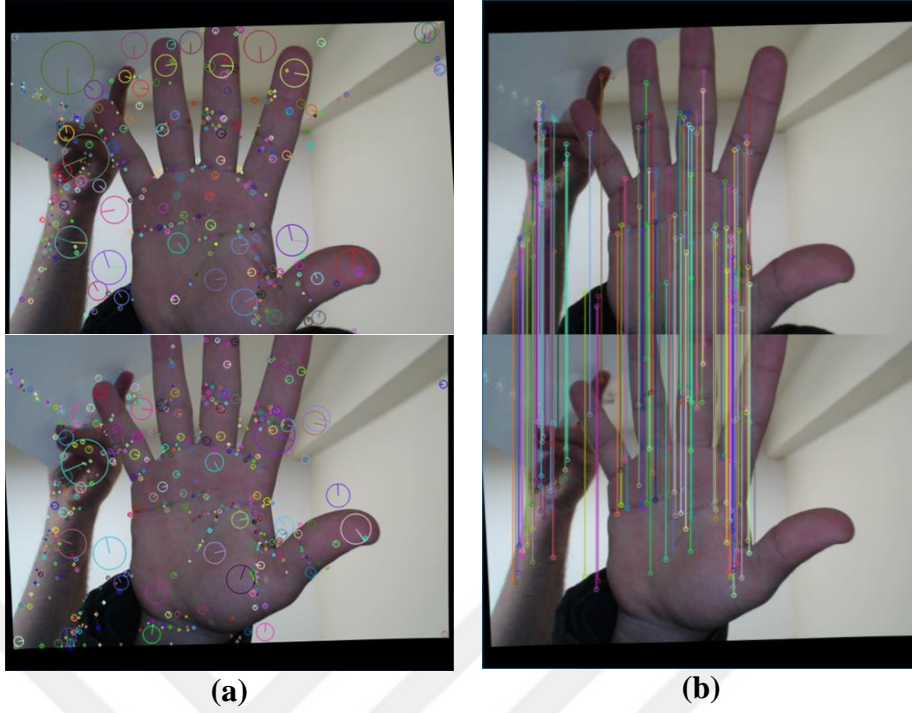
3B uzayda bir yüzeyin denkleminin belirlenebilmesi için en az 3 noktanın koordinatlarının bilinmesi gerekir. Fakat el yüzeyi tam olarak düz bir yapıya sahip olmadığı için yaklaşık bir düzlem hesabı gereklidir. Bu nedenle el üzerinde tespit edilecek nokta sayısı ne kadar fazla ise bulunan düzlem de o kadar başarılı olacaktır. Nokta tespiti için kullanılan SURF yaklaşımı bazı gauss türevleri yaklaşımından dolayı çalıştığı bölgedeki değişim

miktarlarına karşı hassastır. Dolayısıyla doku enerjisinin düşük olduğu durumlarda yeterince nokta tespit edememe riski bulunmaktadır. Bu sorunu aşabilmek için SURF yöntemindeki eşik değerleri aşağı çekilmiştir. Örneğin farklı eşik değerleri için bazı el üzerinde tespit edilen noktalar Şekil 3.5'te verilmiştir. Nokta sayısının fazla olması da nokta eşleştirme süresinin uzamasına neden olmaktadır. Her iki durumu da dikkate alarak verisetlerimizdeki tüm görüntülerde el yüzeylerini verecek sayıda nokta tespit edebilmek için hessian eşik değeri 10 olarak belirlenmiştir.



Şekil 3.5. Farklı hessian eşik değerleri ( $v$ ) ile SURF metodunun gerçekleştirimi **a)**  $v=1000$ , **b)**  $v=100$ , **c)**  $v=10$

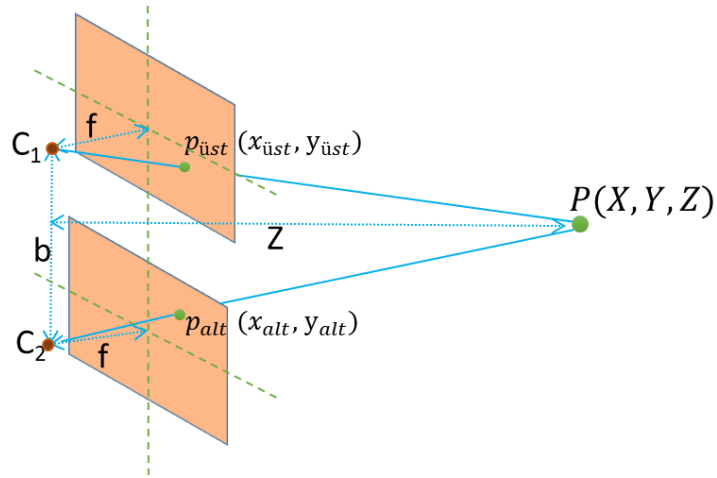
Epipolar geometrinin sonuçlarından dolayı stereo doğrultması yapılmış görüntülerdeki eşleştirilmiş nirengi noktaları her iki görüntüde de aynı düşey ( $x$ ) değerine sahiptir. Bu nedenle eşleştirmelerde aynı  $x$  ( $\mp 1$  piksel sapmalar dahil) değerine sahip olmayan noktalar elimine edilmiştir. Şekil 3.6a'da üst ve alt kamerada tespit edilen tüm SURF tanımlayıcılar gösterilmiştir. Şekil 3.6b'de ise tüm bu tanımlayıcılar içerisinde, bahsedilen eşleştirme süreçleri uygulandığında tespit edilen nokta çiftleri bulunmaktadır.



Şekil 3.6. SURF tanımlayıcıları (a) Tüm SURF tanımlayıcıları (b) Eşleştirilmiş SURF tanımlayıcıları

### 3.3. Farklılık (Disparity) ile 3B Derinlik Bilgisinin Üretimi

Şekil 3.7'de 3B uzaydaki bir  $P(X, Y, Z)$  noktasının sol ve sağ görüntülerdeki izdüşümleri  $p_{üst}$  ve  $p_{alt}$  gösterilmektedir.



Şekil 3.7. 3B bir noktanın görüntü düzlemindeki izdüşümleri

Kameraların odak noktaları ( $C_1, C_2$ ) arasındaki uzaklık  $b$  kadar olduğu düşünülürse,  $P$  noktasının stereo doğrultma yapılmış üst görüntüdeki koordinatları  $x_{üst}$  ve  $y_{üst}$  aşağıdaki eşitliklerdeki gibi yazılabilir.

$$x_{üst} = f \frac{X}{Z} \text{ veya } X = \frac{Z \cdot x_{üst}}{f} \quad (103)$$

$$y_{üst} = f \frac{Y}{Z} \text{ veya } Y = \frac{Z \cdot y_{üst}}{f} \quad (104)$$

Buradaki  $f$  kameralara ait odak uzaklık değeridir. Benzer şekilde alt görüntüdeki koordinatları  $x_{alt}$  ve  $y_{alt}$  ise şu eşitliklerle gösterilir:

$$x_{alt} = f \frac{X}{Z} \text{ veya } X = \frac{Z \cdot x_{alt}}{f} \quad (105)$$

$$y_{alt} = f \frac{Y - b}{Z} \text{ veya } Y = \frac{Z \cdot y_{alt}}{f} + b \quad (106)$$

(105) ve (106) kullanılarak eşitlik – 107 bulunabilir.

$$\frac{Z \cdot y_{üst}}{f} = \frac{Z \cdot y_{alt}}{f} + b \quad (107)$$

Buradan  $Z$  değeri şu şekilde elde edilir.

$$Z = f \frac{b}{y_{üst} - y_{alt}} \quad (108)$$

(108)'deki  $y_{üst} - y_{alt}$  farklılık ( $d$ -disparity) olarak adlandırılmaktadır ve görüntülerdeki eşleştirilmiş iki noktanın görüntü düzlemindeki koordinatlarının farkını vermektedir. Dolayısıyla stereo doğrultma yapılmış görüntülerde doğru nokta eşleştirmeleri 3B koordinatların tespit edilmesi büyük oranda kolaylaşmaktadır.

### 3.4. El Üzerine Düşen Nokta Bulutunun Tespiti

Çalışmamızda elin kameralara belli uzaklıkta olduğu farz edilerek bu uzaklığın gerisinde kalan noktalar elimine edilmektedir. Böylece el içerisinde olmayan ilgin noktalar hesaplamalarda dikkate alınmayarak arka plan karmaşıklığı giderilmiş olacaktır.

Elin iç yüzeyi tam düz değildir, fakat parmaklar tamamen açık tutulduğunda 3B uzayda yaklaşık olarak bir  $E: AX + BY + CZ + D = 0$  düzlemine karşılık gelir. Stereo görüntü çiftinden elde edilen tüm nokta bulutu içerisinde yalnızca el üzerine düşenler tespit edilebilirse, bu noktalar yardımıyla  $E$  düzleminin denklem katsayıları ( $A, B, C$  ve  $D$ ) bulunabilir.

Burada, bilinen tüm  $P(X, Y, Z)$  noktası için  $AX + BY + CZ + D = 0$  eşitliğini sağlayacak  $A, B, C$  ve  $D$  parametrelerinin bulunması gerekmektedir. Bütün  $(X, Y, Z)$  değerleri için (109)'daki gibi bir denklem sistemi kurulabilir.

$$[A \ B \ C \ D] \begin{bmatrix} X_1 & Y_1 & Z_1 & 1 \\ X_2 & Y_2 & Z_2 & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ X_n & Y_n & Z_n & 1 \end{bmatrix}_{m \times 4} = 0 \quad (109)$$

Buradaki  $X$  matrisi sıfır uzayı (null-space) matrisidir ve TDA yardımıyla  $X = UDV^t$  şeklinde üç ayrı matrisin çarpımına ayrıştırılabilir.  $V^t$ 'nin son sütunu ise aranan  $[A, B, C, D]$  vektörünün en yakın değerlerini içerecektir.

Çalışmamızda el, kamera düzlemine en yakın nesne olarak kabul edilmiştir. Dolayısıyla görüntülerde de en fazla yer kaplayan nesnenin el olması, tespit edilen 3B noktaların çoğunluğunun da el üzerinde olması beklenmektedir. Bu nedenle, başlangıçta  $n$  adet olan tüm 3B noktalar derinlik bilgisine göre sıralanmış ve kamera düzlemine en yakın olan ilk  $n/2$  adet nokta (110)'daki gibi seçilmiştir.

$$P = \begin{pmatrix} X_1, X_2, \dots, X_{n/2} \\ Y_1, Y_2, \dots, Y_{n/2} \\ Z_1, Z_2, \dots, Z_{n/2} \end{pmatrix}^T, Z_1 \leq Z_2 \leq \dots \leq Z_{n/2} \quad (110)$$

Seçilen noktaların temsil ettiği düzlem denklemini katsayıları TDA ile hesaplanmıştır. Bu noktaların elin yalnızca belirli bir kısmına düşmüş olması veya yeterli sayıda nokta seçilememesi ihtimali vardır. Bu durumdaki düzlem katsayılarını iyileştirmek için, tüm 3B

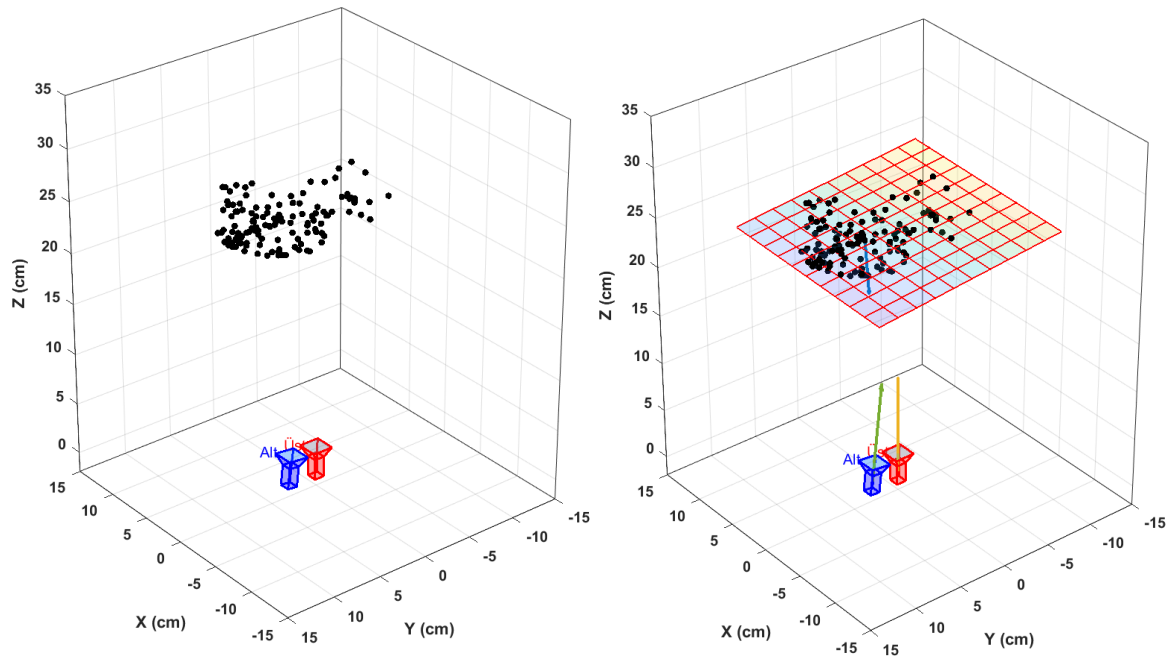
noktaların, bulunan düzleme olan uzaklıkları (111)'deki formüle göre hesaplanmış, sonrasında belirli bir mesafenin (*planeThreshold*) altında kalan noktalar ile yeni düzlem katsayıları olarak belirlenmiştir.

$$d(P(X_0, Y_0, Z_0), E) = \frac{|AX_0 + BY_0 + CZ_0 + D|}{\sqrt{A^2 + B^2 + C^2}} \quad (111)$$

Bu işlem yeni bulunan katsayılar ile eski katsayılar arasındaki Öklid uzaklığının çok küçük bir değere (*coeffsThreshold*) ulaşmasına kadar iteratif olarak devam ettirilmiştir.

$$d(E_{yeni}, E_{eski}) = \|E_{yeni} - E_{eski}\|_2 \quad (112)$$

Bahsedilen yaklaşım, Algoritma – 2’de verilmiştir. Bu algoritma için gerekli olan *planeThreshold* ve *coeffsThreshold* değerleri sırasıyla 0.5 ve 0.001 olarak alınmıştır. Bu iteratif yaklaşım RANSAC yöntemini andırır da rastgele noktalar seçilmeyip kritere uyan tüm noktalar üzerinde çalıştığı için bu yöntemden ayrılmaktadır. Diğer taraftan RANSAC yöntemi noktaların dağılımına bağlı olarak bazen elin dışındaki başka bir nesneye konumlanabilmektedir. El üzerine düşen noktalar ve bunların oluşturduğu düzlem ile ilgili bir örnek Şekil 3.8’de verilmiştir.

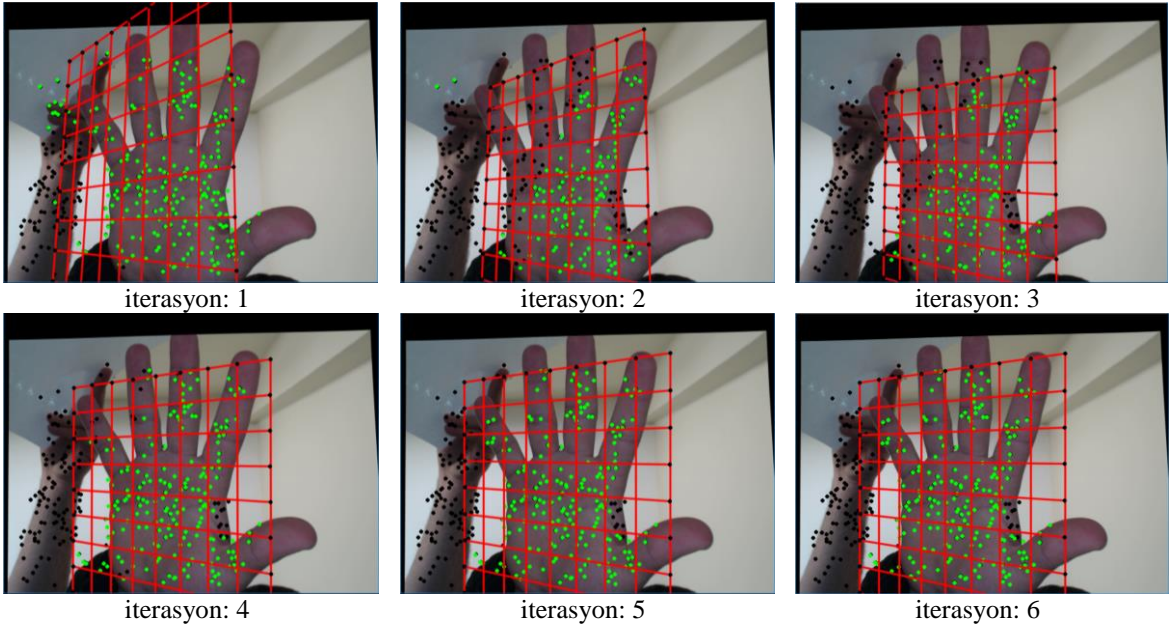


Şekil 3.8. El üzerine düşen 3B noktalar ve oluşturdukları düzlem

Algoritma 2. El üzerine düşen noktaların belirlenmesi

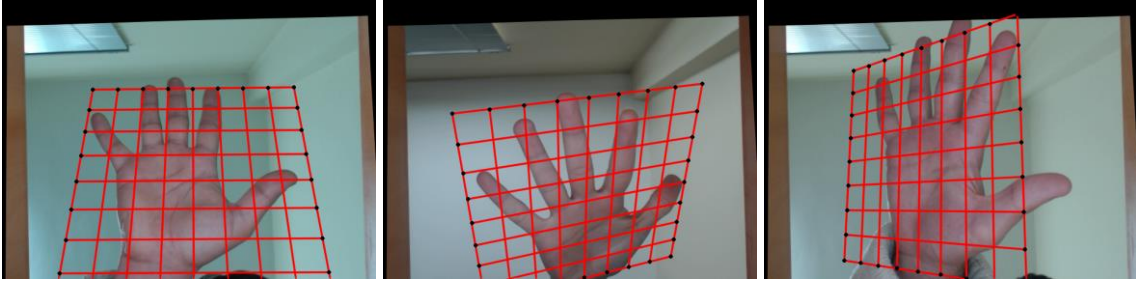
<p><b>Girdi</b> : Sahnedeki Tüm 3B noktalar, <i>all3DPoints</i> (n adet nokta)  <b>Çıktı</b> : Düzlem Katsayıları (<math>A, B, C, D</math>)</p>
<pre> <i>all3DPoints</i> 'i Z değerlerine göre sırala. İlk <math>n/2</math> adet noktayı <i>pointsList</i> 'e ekle Düzlem katsayılarını (<math>A_1, B_1, C_1, D_1</math>) hesapla (<b>eşitlik – 109</b>)     <math>coeffsOld \leftarrow [A_1, B_1, C_1, D_1]</math>  <b>repeat</b>     <i>pointsList</i>'i temizle     <b>foreach</b> <math>P</math> in <i>all3DPoints</i>         <math>P</math>'nin düzleme uzaklığını (<i>distance</i>) hesapla (<b>eşitlik – 111</b>)         <b>if</b> <math>distance \leq planeThreshold</math>             <math>P</math>'yi <i>pointsList</i> 'e ekle         <b>end</b>     <b>end</b>     <i>pointsList</i> 'e göre yeni düzlem katsayılarını TDA ile hesapla         <math>coeffsNew \leftarrow [A_2, B_2, C_2, D_2]</math>     Katsayılar farkını (<i>distCoeffs</i>) <b>eşitlik – 112</b> ile hesapla         <math>coeffsOld \leftarrow coeffsNew</math> <b>until</b> <math>distCoeffs \leq coeffsThreshold</math> <b>return</b> <math>coeffsNew</math> </pre>

Algoritma 2.'nin bir el görüntüsüne uygulanma adımları Şekil 3.9'da verilmiştir. Ayrıca, farklı el görüntüleri üzerinde aynı algoritmanın çalıştırılmasıyla bulunan düzlem denklemleri Şekil 3.10'da gösterilmiştir.



Şekil 3.9. Algoritma 2'nin aşamaları





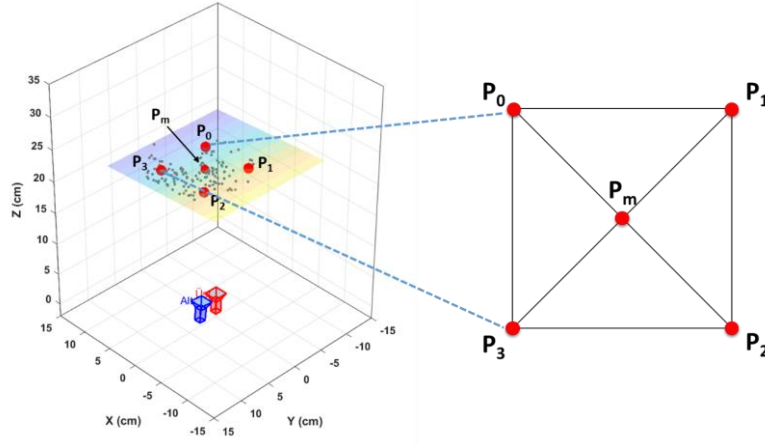
Şekil 3.10. Bulunan el düzleminin görüntülere aktarılması

### 3.5. Geometrik Dönüşümün Oluşturulması

Çalışmada, geometrik dönüşüm için ilk önce döküman analizi veya plaka tanıma sistemlerinde tercih edilen perspektif düzeltme yaklaşımı kullanılmıştır. Bu yaklaşımlarda dikdörtgensel yapıya sahip nesnelere (döküman, plaka gibi) üzerinde kenar bulma yöntemleri ile 4 köşe noktası belirlenir. Sonrasında da bu köşe noktalarının yeni görüntü üzerinde olması gereken yerlere dönüşümünü sağlayacak bir homografi matrisi hesaplanır. Uygulaması kolay ve etkili bir yöntemdir. Fakat el köşeli bir yapıya sahip değildir. Dolayısıyla 3B avuç içi noktalarının dağılımından faydalanarak bu dönüşümün uygulanabileceği el düzlemi üzerinde sanal 3B bir karenin köşe noktaları ( $P_i(x, y, z), i = 0, \dots, 3$ ) oluşturulmuştur. Bu karelerin köşeleri kullanılarak dönüşüm şu şekilde tanımlanmıştır:

$$p' = H \cdot A \cdot P' \quad (113)$$

Burada  $H_{3 \times 3}$  var olan görüntüden yeni görüntüye dönüşümü sağlayacak Homografi matrisi,  $A_{3 \times 4}$  kameranın kalibrasyonu sonucunda elde edilen perspektif dönüşüm matrisidir.  $P' = [P'_0, P'_1, P'_2, P'_3]$ , sanal 3B düzleme ait köşe noktalarının homojen koordinatları,  $p' = [p'_0, p'_1, p'_2, p'_3]$  ise yeni görüntü düzleminin önceden sabit olarak belirlenen köşe noktalarının homojen koordinatlarıdır. Eşitlik – 113'deki  $H$  matrisini bulabilmek için  $P$  koordinatlarının belirlenmesi yani 3B sanal kare alanının oluşturulması gerekir (Şekil 3.11).



Şekil 3.11. 3B düzlem üzerindeki kare alanın köşe noktaları

Kare alanın köşeleri, (114)'te verilmiş olan el üzerindeki 3B noktaların ortalaması referens alınarak belirlenmiştir.

$$P_m = \frac{1}{n} \sum_{P \in P_{3B}} P \quad (114)$$

Belirlenecek 4 nokta  $P_m(m_x, m_y, m_z)$  noktasından eşit uzaklıkta ve aynı düzlem üzerinde olması sağlanmalıdır. Örneğin  $P_0$  noktası  $X$  ve  $Y$  eksenini boyunca keyfi  $\Delta x$ ,  $\Delta y$  uzaklığında olduğu kabul edilirse (115)'teki gibi bulunabilir.

$$P_{0,X} = P_m - \Delta x \text{ ve } P_{0,Y} = P_m - \Delta y \quad (115)$$

Düzlem denklemi yardımıyla bu koordinatlara karşılık gelen  $P_{0,Z}$  değeri şu şekilde hesaplanabilir:

$$P_{0,Z} = [-D - A \cdot P_{0,X} - B \cdot P_{0,Y}] / C \quad (116)$$

Hesaplamaların daha iyi sonuçlar vermesi için keyfi  $\Delta x$ ,  $\Delta y$  değerleri 3B noktaların standart sapmaları kullanılarak belirlenmiştir.  $X$  ve  $Y$  eksenindeki standart sapmalar sırasıyla  $\sigma_x$  ve  $\sigma_y$  olsun. Bu durumda  $\Delta x = 2\sigma_x$  ve  $\Delta y = 2\sigma_y$  olarak alınmıştır.  $P_2$  noktası ise  $P_2 = 2P_m - P_0$  formülüyle hesaplanabilir.

$P_1$  ve  $P_3$  noktaları  $P_0$  ve  $P_2$  noktalarından geçen bir vektör ile düzleme ait normal vektörüne ( $\vec{n}_d$ ) dik olan bir  $\vec{u}$  vektörü üzerinde bulunacaktır.

$$\vec{u} = (P_2 - P_0) \times \vec{n}_d \quad (117)$$

$P_0$  noktasının  $P_m$  noktasına olan uzaklığı  $d = \|P_0 - P_m\|_2$ 'dir.  $\vec{u}$  vektörü birim vektör haline getirilip  $d$  değeri yardımıyla  $P_1$  ve  $P_3$  hesaplanabilir.

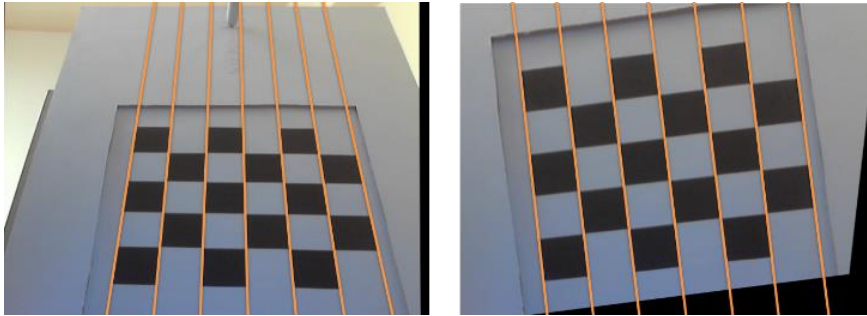
$$\vec{u}' = \frac{\vec{u}}{\|\vec{u}\|} \quad (118)$$

$$P_1 = P_m - d \cdot \vec{u}' \text{ ve } P_3 = P_m + d \cdot \vec{u}' \quad (119)$$

Hesaplanan 4 nokta ( $P_0, P_1, P_2$  ve  $P_3$ ) görüntü düzleminde belirlenecek ( $p_0, p_1, p_2$  ve  $p_3$ ) noktaları arasındaki perspektif dönüşüm ilişkisi avuç içi görüntüsünün 2B görüntü düzlemindeki düzeltilmiş halini verecektir. Bu dönüşüm noktaların dağılımından faydalanıldığı için aynı zamanda ölçekleme avantajı da sunmaktadır [207].

### 3.6. Geometrik Dönüşümün Başarımı

Geometrik Dönüşümün doğruluğunu test etmek için kamera kalibrasyonunda kullanılan satranç görüntüsünden yararlanılmıştır. Satranç tahtası ile GU-Palm.v1 veritabanındaki ikinci grup için oluşturulan senaryolara göre 16 farklı pozisyonda görüntüleri alınmış ve geometrik dönüşüm bu görüntüler üzerinde uygulanmıştır. Normalde, satranç tahtası üzerindeki kareler farklı açılardan kaynaklanan perspektif bozulmalardan dolayı görüntüdeki izdüşümleri kare şeklinde olmayacaktır. Geometrik dönüşüm sonucunda ise bu bozulmaların giderilmesi yani kenarlar arasındaki paralelliğin Şekil 3.12'deki gibi korunması gerekir.



Şekil 3.12. Perspektif bozulma olan satranç görüntüsü ve dönüşüm yapılmış hali

Geometrik dönüşüm uygulanmış görüntülerdeki her bir karenin kenar uzunluğunun birbirine eşit veya çok yakın olmalıdır. Metrik ölçüm için ilk önce geometrik dönüşüm uygulanmamış bütün satranç görüntüleri üzerinde ortalama, en büyük (max) ve en küçük (min) kenar uzunlukları bulunmuştur. Karşılaştırma için ise en küçük ve en büyük kenarların ortalamadan uzaklıklarının yüzdesi (*PoD*) hesaplanmıştır [83].

$$PoD_{(max|min)} = \frac{(\{maxKenar|minKenar\} - ortKenar)}{ortKenar} * 100 \quad (120)$$

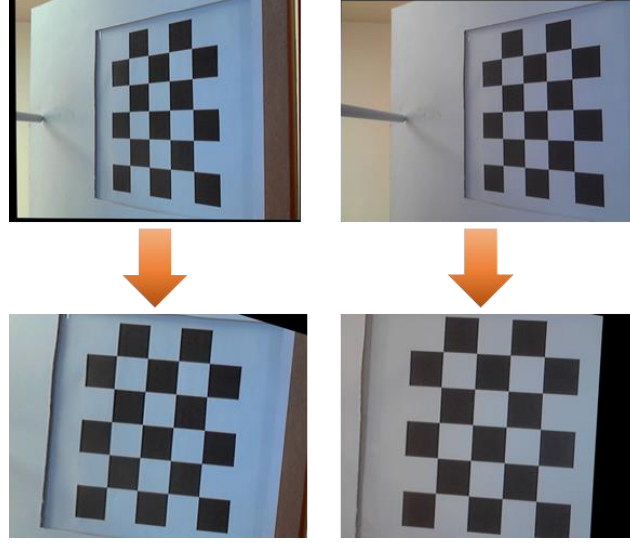
Aynı hesaplamalar geometrik düzeltme yapılmış görüntüler üzerinde de gerçekleştirilmiştir. Elde edilen sonuçlar Tablo 3.1’de verilmiştir.

Tablo 3.1. Geometrik dönüşüm sonuçları

Senaryo	Dönüşüm Uygulanmamış		Dönüşüm Uygulanmış	
	Min	Max	Min	Max
Batı 10°	-4,82%	4,98%	-0,67%	0,77%
Batı 20°	-9,65%	9,80%	-1,56%	1,31%
Batı 30°	-13,50%	13,88%	-2,79%	2,33%
Batı 40°	-19,97%	21,09%	-2,41%	2,66%
Doğu 10°	-3,90%	4,16%	-1,85%	1,27%
Doğu 20°	-7,59%	7,23%	-1,64%	1,13%
Doğu 30°	-10,38%	9,78%	-2,31%	1,10%
Doğu 40°	-15,81%	15,74%	-2,71%	1,18%
Kuzey 10°	-5,33%	4,80%	-1,04%	1,04%
Kuzey 20°	-9,56%	8,38%	-1,30%	1,37%
Kuzey 30°	-14,08%	13,27%	-1,72%	1,56%
Kuzey 40°	-18,46%	18,65%	-2,37%	2,31%
Güney 10°	-2,84%	2,94%	-0,84%	1,25%
Güney 20°	-6,73%	6,18%	-1,62%	2,03%
Güney 30°	-11,12%	10,39%	-2,24%	2,76%
Güney 40°	-16,18%	15,86%	-3,05%	3,64%

Tablodaki verilere bakıldığında özellikle yüksek dereceli açılarda önemli ölçülerde iyileştirmeler mevcuttur. Buradaki değerler her bir görüntüdeki kare uzunluklarının göreceli olarak hesaplanan değerleridir. Dolayısıyla %1 civarındaki değerler aslında birbirine çok yakın olan en küçük ve en büyük değerlerden elde edilmiştir. Bu da önerilen geometrik düzeltmenin kabul edilebilir seviyelerde olduğunu göstermektedir.

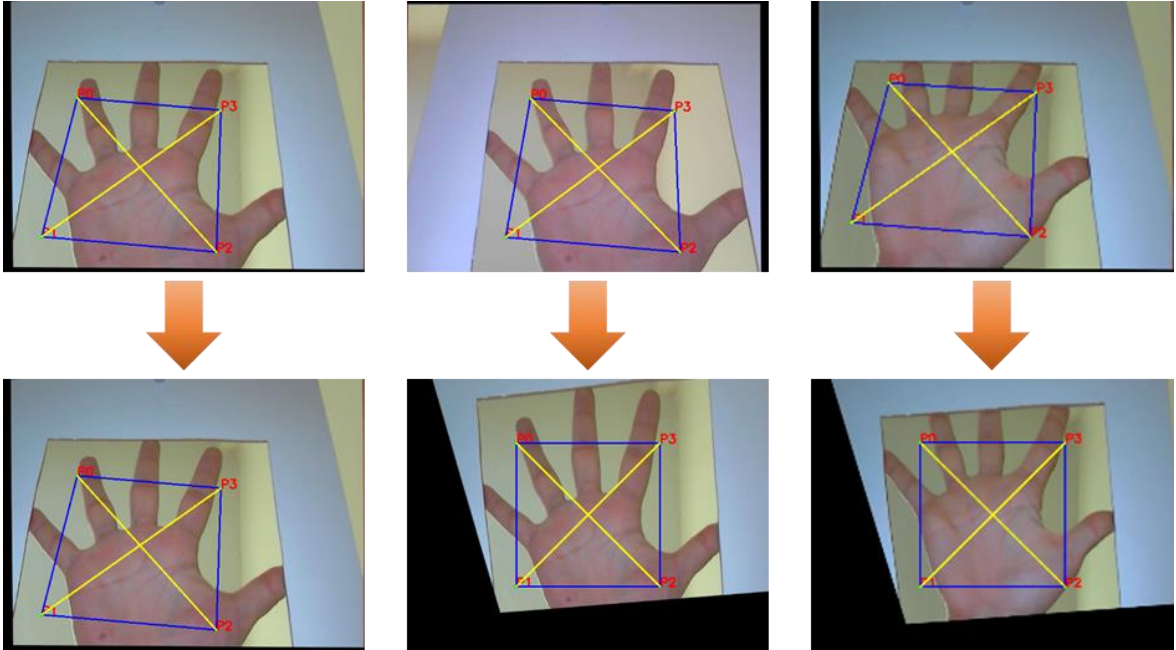
Farklı açılardan alınmış görüntüler üzerinde geometrik dönüşüm sonuçları Şekil 3.13’de gösterilmiştir. Üstteki görüntüler orijinal, alttakiler ise geometrik dönüşümüne sonucunda elde edilmiş görüntülerdir.



Şekil 3.13. Satranç örüntüsüne geometrik dönüşümün uygulanması.

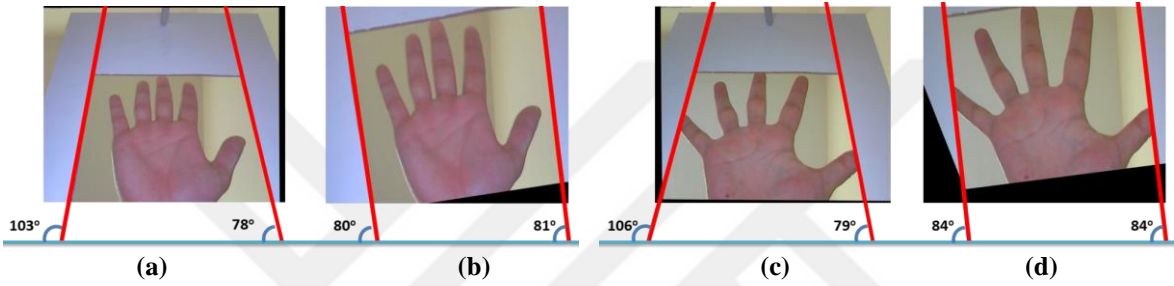
### 3.7. Geometrik Dönüşümün GU-Palm.v1 Veriseti Uygulanması

Geometrik dönüşüm yaklaşımının GU-Palm.v1 veriseti üzerindeki görüntülere uygulanmış, aşağıdaki şekilde verildiği üzere çok belirgin düzeltmelerin yapıldığı görülmüştür.



Şekil 3.14. Geometrik dönüşümün GU-Palm.v1 verisetindeki görüntülere uygulanması

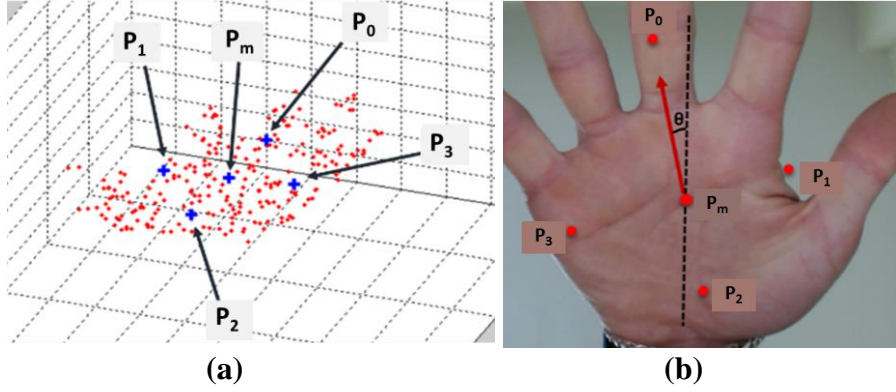
El, satranç örüntüsü gibi düzenli bir yapıya sahip olmadığı için dönüşüm başarısı verisetindeki açılı görüntülerde kullanılan 20x20'lik kutunun kenarlarının paralelliği ölçülerek yapılmaya çalışılmıştır. Burada, karenin kenarlarının yatay eksen ile yapmış oldukları açı ele alınmış, geometrik dönüşüm uygulandıktan sonra bu açıların eşit olması beklenmiştir. Buna göre Şekil 3.15'te dönüşüm uygulanmış ve uygulanmamış görüntüler için kutu kenarlarının yapmış oldukları açılara örnekler verilmiştir. Tüm ölçümlerde dönüşüm uygulanmış olan görüntülerdeki sol ve sağ kenar açısı arasındaki farkın 1.74 dereceyi geçmediği görülmüştür.



Şekil 3.15. Bazı el görüntülerine geometrik dönüşümün uygulanması. (a) ve (c) orijinal görüntüler (b) ve (d) dönüşüm uygulanmış görüntüler.

Sanal bir kare alan oluşturularak, karenin köşe noktaları üzerinden yapılan geometrik dönüşüm fikri, elin fizyolojik yapısından bağımsız olarak ele alınmıştır. Başlangıçta satranç örüntüsü üzerinde yapılan denemeler perspektif düzeltmenin yeterli olduğunu göstermesine rağmen, kare alanı oluşturmak için referans seçilen  $P_0$  noktası elin doğrultusundan bağımsız olarak hesaplanmaktadır.

Bu dönüşüm sonucunda bazı görüntülerde el yatay yönde açılı bir şekilde durmaktadır (Şekil 3.15b ve Şekil 3.15d). Dolayısıyla bir sonraki aşamadaki AGM tabanlı bölütlemeye başlangıç pozisyonu için farklı açı alternatiflerinin değerlendirilmesi gerekmektedir. Bu da çalışmanın asıl amacı olan AGM için ideal başlangıç pozisyonu belirlenmesi hedefine çok yardımcı olmamaktadır. Bu noktada,  $P_0$  başlangıç noktasının elin doğrultusu yönünde seçme fikri ortaya çıkmıştır. Yani öyle bir  $P_0$  noktası belirlensin ki, bu nokta Şekil 3.16'da gösterildiği gibi yaklaşık olarak orta parmak üzerinde olsun.



Şekil 3.16. Elin yönelimine göre sanal karenin köşe noktalarının belirlenmesi (a) P noktalarının 3B gösterimi b) P noktalarının görüntü üzerindeki izdüşümleri.

Elin yönelimini dikkate alarak  $P_0$  noktası yeniden şu eşitliklerle belirlenmiştir:

$$P_{0,x} = m_x + g \cdot \sin(\theta) \quad (121)$$

$$P_{0,y} = m_y - g \cdot \cos(\theta) \quad (122)$$

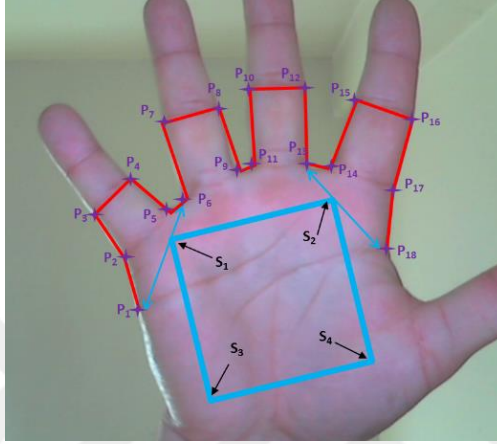
Burada;  $\theta$ , el üzerine düşen noktaların TBA ile hesaplanan en büyük özdeğerine karşılık gelen özvektörün ( $\vec{e}_1$ ) y eksenine yaptığı açıdır ve elin yönelimini vermektedir.  $g$  ise  $\vec{e}_1$  ekseninde genlik değeridir ve  $g = (\sigma_x + \sigma_y)/2$  olarak alınmıştır.  $\sigma_x$  ve  $\sigma_y$ , 3B noktaların  $x$  ve  $y$  eksenlerindeki standart sapmalarıdır. Düzlem katsayıları yardımıyla bu koordinatlara karşılık gelen  $P_{0,z}$  değeri (116)'daki gibi hesaplanabilir.

Poz düzeltme için önerilen bu yaklaşım el görüntüleri üzerinde uygulanmış ve el düzlemi üzerinde tespit edilen  $P$  noktalarının yeni oluşturulacak görüntü üzerinde (123)'te verilen  $p$  noktalarına dönüşümü sağlayacak  $H$  matrisi hesaplanmıştır.

$$p = \begin{bmatrix} w/2 & (h-a)/2 \\ w/2 - a & h/2 \\ w/2 & h/2 + a/2 \\ w/2 + a & h/2 \end{bmatrix} \quad (123)$$

Burada;  $w$  görüntünün genişliği,  $h$  görüntünün yüksekliği,  $a$  ise kare alanın köşegen uzunluğudur. Böylece el üzerindeki sanal köşeler hangi pozisyonda olursa olsun her zaman bu noktalara dönüştürülmüş olacaktır. Verisetindeki görüntülerin boyutları 640x480 olduğundan  $w = 640$  ve  $h = 480$  olarak alınmış,  $a$  ise 200 olarak belirlenmiştir.

Düzeltilmiş görüntüler üzerinde Şekil 3.17’de gösterildiği üzere basit bir AGM modeli oluşturulmuştur. AGM için el üzerinde 18 farklı nokta belirlenmiştir. Modelde şekil ve görünüm parametrelerinin oluşturulması amacıyla kullanıcılara ait 3’er adet düz görüntüler üzerinde (3 adet üst ve 3 adet alt kameradan, her bir kullanıcı için toplamda 6 adet) el ile işaretlemeler yapılmıştır.



Şekil 3.17. AGM noktaları ve ROI bölgesi [83]

Eğitilen sistemde aynı zamanda test amaçlı avuç içi örüntü bölgesi tespiti de yapılmıştır. Her bir kullanıcı için ROI bölgesi kare olarak Şekil 3.17’de gösterildiği gibi seçilmiştir. ROI bölgesine ait  $S_1$  noktası ve  $S_2$  noktaları şu formüllerle hesaplanmıştır:

$$S_1 = (P_1 + 2P_6)/3 \quad (124)$$

$$S_2 = (P_{18} + 2P_{13})/3 \quad (125)$$

ROI bölgesi kare şeklinde olduğu için  $S_3$  ve  $S_4$  şu formüllerle bulunabilir:

$$S_3 = [R(P_3 - P_1)] + P_1 \quad (126)$$

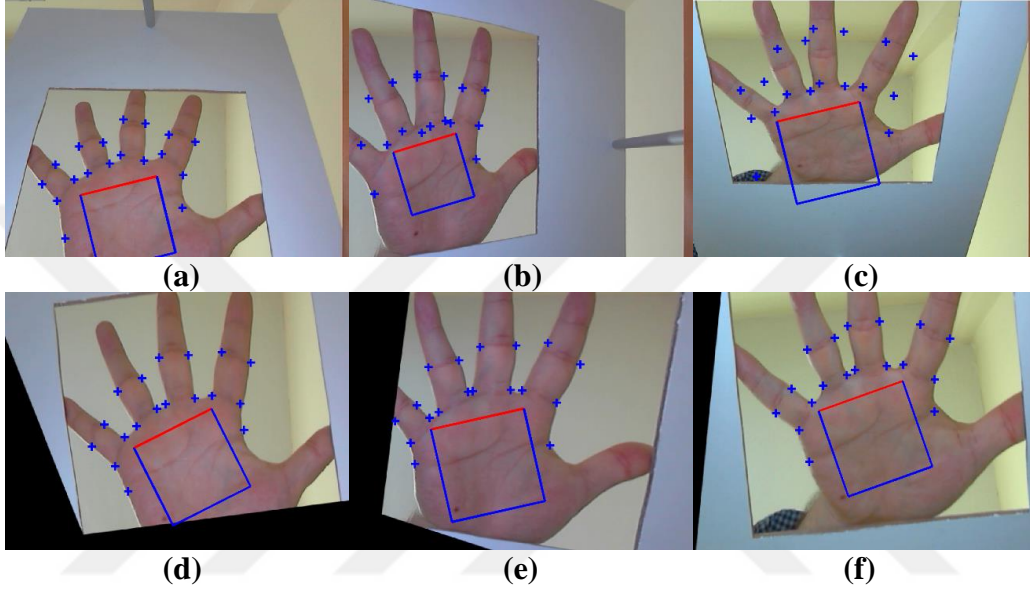
$$S_4 = [R(P_1 - P_3)] + P_3 \quad (127)$$

Burada R bir dönme matrisidir ve şöyle tanımlanmıştır:

$$R = \begin{bmatrix} \cos(\pi/2) & -\sin(\pi/2) \\ \sin(\pi/2) & \cos(\pi/2) \end{bmatrix} \quad (128)$$

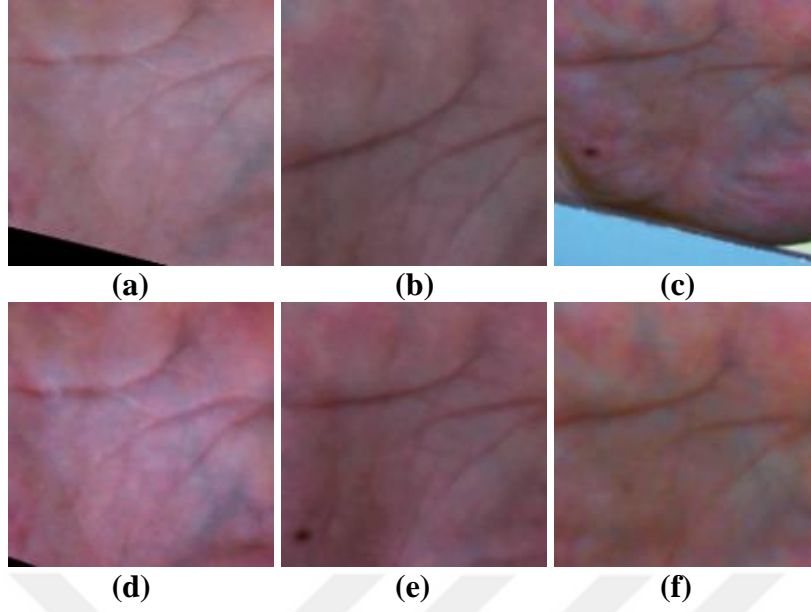


Yapılan deneylerde geometrik düzeltme yapılmamış görüntülerin birçoğunda AGM modelinin tam oturmadığı tespit edilmiştir. Bununla beraber, bazı görüntülerde AGM'nin başarısını yükseltmek için el ile başlangıç pozisyonları verilmiştir. Diğer taraftan geometrik düzeltme yapılan görüntülerde AGM noktalarının tespiti için el ile müdahalelere ihtiyaç duyulmamıştır. Buna göre bir kişiye ait geometrik düzeltme yapılmış ve yapılmamış görüntülerdeki AGM tabanlı bölütleme sonuçları Şekil 3.18'de gösterilmiştir.



Şekil 3.18. AGM bölütleme yapılmış orjinal (a, b ve c) ve geometrik dönüşüme uğratılmış görüntüler (d, e ve f).

Diğer gözlenen önemli durumlardan birisi de geometrik düzeltme yapılmamış açılı görüntülerde AGM başarılı bir şekilde sonuç üretmiş olsa dahi ROI seçiminde sıkıntılar yaşanabilmektedir. Örneğin, Şekil 3.18a'da ROI taşması meydana gelmiştir. Benzer şekilde, Şekil 3.18b'de olduğu gibi bazen ROI daha küçük bir alan olarak da tespit edilmektedir. Şekil 3.19'da, Şekil 3.18'deki görüntülerden elde edilen ROI'ler gösterilmiştir. Bu şekilde, alttaki düzeltme yapılmış ROI'ler arasında hizalanma ve benzerlik dikkat çekicidir. Üstteki düzeltilmemiş görüntülerde ise bahsi geçen taşmalar ve perspektif bozulmalar net bir şekilde görülmektedir.



Şekil 3.19. Orjinal ve dönüşüme uğratılmış görüntülerden elde edilen ROI'ler

### 3.8. Geometrik Dönüşümün İyileştirilmesi

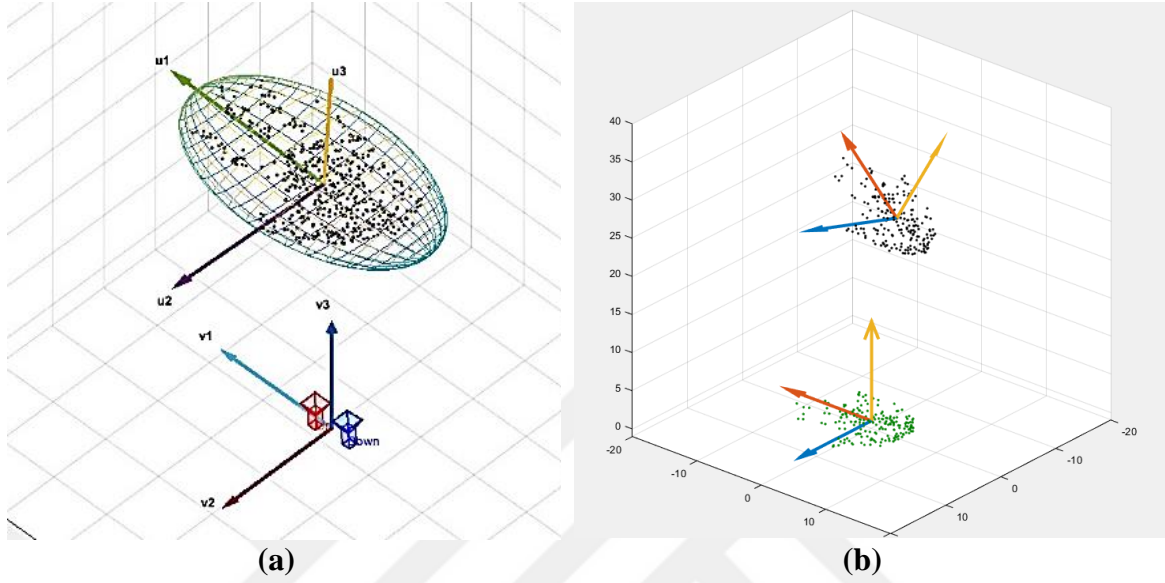
Geometrik dönüşümde, (121) ve (122) eşitliklerindeki parmakların doğrultusunu dikkate almak için ortaya konan açısız yaklaşım, bize daha güçlü bir dönüşüm fikri vermiştir. Parmakların doğrultusunu bulmak için kullandığımız temel ekseni sadece  $y$  yönünde almak yerine, tüm eksenleri özdeğerleri nispetinde sıralayarak yeni eksen sistemi oluşturulmaya çalışılmıştır. Yeni eksen sistemi aslında orijini avuçucunun tam orta noktası olan ve avuçucunun 3B uzaydaki pozunu temsil eden bir sistem olacaktır. Bu durumu göz önünde bulundurarak gerçekleştirilen poz düzeltme işleminde, el üzerinde tespit edilen 3B nokta bulutu dağılımının (129)'da verilen kovaryans matrisi kullanılmıştır.

$$\Sigma = \begin{bmatrix} cov(x, x) & cov(x, y) & cov(x, z) \\ cov(y, x) & cov(y, y) & cov(y, z) \\ cov(z, x) & cov(z, y) & cov(z, z) \end{bmatrix} \quad (129)$$

Burada  $cov(x, y) = \mathbb{E}[(x - \mathbb{E}(x))[y - \mathbb{E}(y)]^T]$ 'dir. Bu matrisin  $(\Sigma - \lambda I)u = 0$  denklemini sağlayan  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \lambda_3$  sıralı özdeğerlerine karşılık  $\vec{u}_1$ ,  $\vec{u}_2$  ve  $\vec{u}_3$  özvektörleri vardır.

Nokta dağılımı, Şekil 3.20a'da gösterildiği gibi yaklaşık olarak bir elips formundadır. Bu elipsin birbirine dik olan ana eksenleri  $(\vec{u}_1, \vec{u}_2$  ve  $\vec{u}_3)$ , TBA yardımıyla bulunabilir. Bu

özvektörlerden ilki ( $\vec{u}_1$ ) parmaklar doğrultusundadır ve genellikle orta parmak civarındadır. İkinci vektör ( $\vec{u}_2$ ) ilkinin dik ve başparmak doğrultusundadır. Son vektör ( $\vec{u}_3$ ) ise her iki vektöre dik ve el ile kamera merkezi doğrultusundadır.



Şekil 3.20. 3B Nokta bulutunun gösterimi (a) Elin elips formu (b) Nokta dağılımının ana eksenleri.

Bu çalışmada kullanıcıların ellerini alt-üst kamera doğrultusunda tuttıkları kabul edilmiştir. Yani  $\vec{u}_1$  ve  $\vec{v}_1$  vektörleri arasındaki açısal farklılık  $\pi/2$ 'den küçük olması beklenmektedir. Bu durumda  $sign(\vec{u}_1 \cdot \vec{v}_1^T) \geq 0$  olmalıdır. Buna göre birim uzunluğa normalize edilmiş tüm özvektörler şu şekilde yeniden tanımlanabilir:

$$\vec{e}_j = sign(\vec{u}_j \cdot \vec{v}_j^T) \frac{\vec{u}_j}{\|\vec{u}_j\|}, j = 1, 2 \text{ ve } 3 \quad (130)$$

Bulunan üç temel ekseni temsil eden birim vektörler alt alta dizildiğinde elde edilecek  $R$  kare matrisi, bir dönme matrisinin özelliklerini taşımaktadır. Buna göre  $R$  aşağıdaki gibi yazılabilir:

$$R = \begin{bmatrix} \vec{e}_1 \\ \vec{e}_2 \\ \vec{e}_3 \end{bmatrix} \quad (131)$$

Nokta dağılımı içerisindeki herhangi bir  $P$  noktası bu matrisin tersi ile çarpılırsa elde edilecek yeni  $P'$ , Şekil 3.20b'deki gibi yaklaşık olarak X-Y düzlemi üzerine düşürülmüş olacaktır.

$$P' = R^{-1}P \quad (132)$$

Şekil 3.20b'de bir el üzerinde tespit edilen 3D noktalar ve bunların merkezleştirilmiş koordinat değerlerinin (132)'deki dönüşümün sonuçları verilmiştir. Dönüştürülmüş noktalar (0,0,0) merkezli ve ana eksenleri X, Y, Z eksenleri doğrultusunda olduğu görülmektedir.

Önerilen dönüşümü görüntü üzerinde uygulamak için sabit bir  $P_{2D}$  matrisi oluşturulmuştur.

$$P_{2D} = \begin{bmatrix} y_1 - y_c & y_2 - y_c & \dots & y_n - y_c \\ x_1 - x_c & x_2 - x_c & \dots & x_n - x_c \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (133)$$

Burada  $x_i$  ve  $y_i$  görüntü koordinatları,  $x_c$  ve  $y_c$  görüntünün merkez noktaları,  $n$  ise görüntüdeki pixel sayısıdır. Bu temsilde, görüntü koordinatları, 3B uzayda  $Z = 0$  eksenini boyunca yerleşen bir noktalar bulutu olarak kabul edilmiştir. Poz düzeltilmiş yeni koordinatlar,  $P'_{2D} = R^{-1}P_{2D}$  formülü ile bulunabilir.

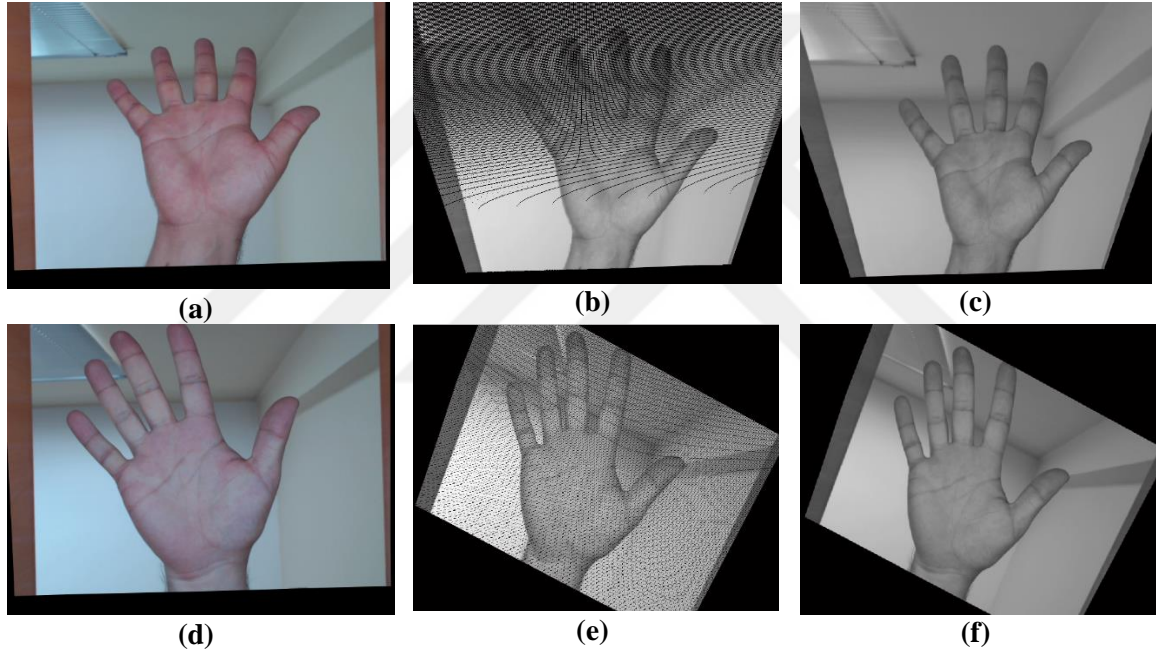
$P'_{2D}$ , 3B uzayda döndürülmüş yeni bir yüzeyi temsil eder ve  $Z$  değerleri 0'dan farklıdır.  $P'_{2D}$  noktaları homojen koordinatlara dönüştürülmüş ve (134)'deki gibi  $Z = d$  eksenine perspektif projeksiyonu alınmıştır.

$$P'_{2D_f} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1/d & 1 \end{bmatrix} P'_{2D_n} \quad (134)$$

$d$  el üzerindeki noktaların kamera düzlemine olan ortalama uzaklığıdır. Bu dönüşümde konum bilgileri pixel cinsinden ele alındığı için  $d$  değeri pixel cinsinden olmalıdır.  $P'_{2D_f}$  matrisindeki  $x_{f_i}$  ve  $y_{f_i}$  koordinatlarına  $x_c$  ve  $y_c$  değerleri eklenerek yeni görüntü koordinatları tespit edilmiş olur ( $x'_{f_i} = x_{f_i} + x_c$  ve  $y'_{f_i} = y_{f_i} + y_c$ ). Her bir koordinata karşılık gelen piksel değerleri orijinal görüntüdeki değerlerinden interpolasyon yapılarak bulunmuştur.

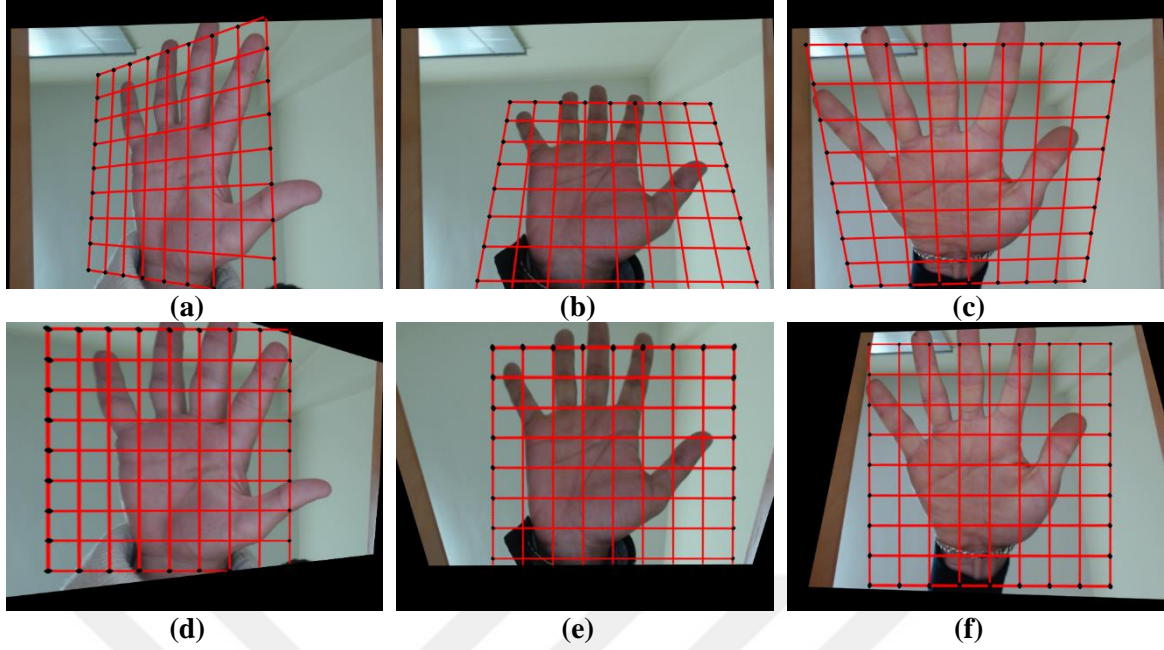
### 3.9. Geometrik Dönüşümün GU-Palm.v2 Verisetine Uygulanması

İyileştirilmiş geometrik dönüşüm yaklaşımımızın hem bölütleme üzerinde hem de tanıma üzerindeki etkisini görebilmek için 138 kişiden alınan stereo görüntülerden oluşan GU-Palm.v2 veriseti kullanılmıştır. Daha önce bahsedilen aşamalar verisetindeki tüm görüntüler için uygulanmış ve dönüştürülmüş yeni görüntüler elde edilmiştir. Bu dönüşüm sayesinde, yeni görüntülerde orta parmağın Y-ekseni doğrultusunda olması sağlanmıştır. Böylece hem elin 3B uzaydaki pozu düzeltilmiş hem de yeni görüntüde parmakların her zaman yukarı bakacak şekilde hizalanması yapılmıştır (Şekil 3.21).



Şekil 3.21. Geometrik dönüşümün bir el görüntüsüne uygulanması (a) ve (d) Stereo doğrultma yapılmış orijinal görüntüler (b) ve (e) dönüştürülmüş görüntü pikselleri (c) ve (f) interpolasyon sonucu.

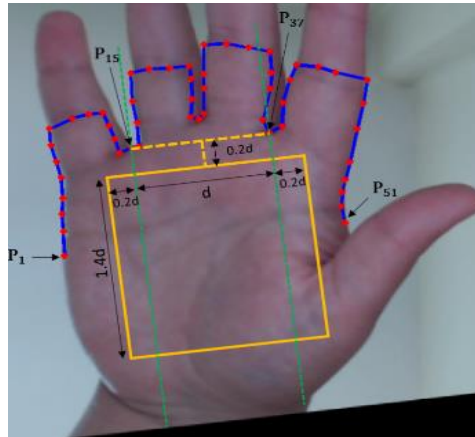
Şekil 3.22'de orijinal görüntüler ve perspektif düzeltme yapılmış görüntülerde el üzerine çizdirilen düzlem ile, poz düzeltmenin etkisi görsel olarak sunulmuştur. Düzeltme sonucunda düzlem içerisindeki kare bölgelerin paralellikleri dikkat çekicidir.



Şekil 3.22. El üzerinde tespit edilen 3B düzlemler. (a), (b) ve (c) orjinal görüntüler, (d), (e) ve (f) dönüştürülmüş görüntüler.

### 3.10. AGM Modeli İle El Bölütlemesi

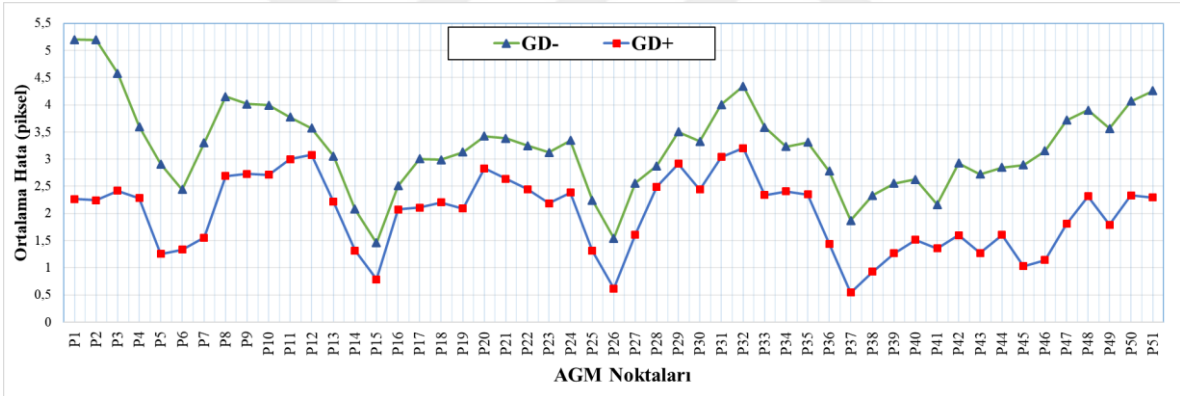
AGM modelinin eğitimi için, GU-Palm.v2 verisetinden rastgele seçilen 70 adet görüntü üzerinde 51 nirengi noktası işaretlenmiştir (Şekil 3.23). İşaretlenmiş görüntüler AGM ile eğitilerek şekil ve görünüm modelleri oluşturulmuştur. Bu modeller kullanılarak diğer görüntüler üzerinde AGM noktaları tespit edilmeye çalışılmıştır. Arama işleminin daha hızlı yapılabilmesi için 3 basamaklı görüntü piramidi oluşturulmuştur.



Şekil 3.23. Geometrik dönüşüm yapılmış bir görüntüde tespit edilen AGM noktaları ve ROI bölgesi [43].

AGM modeli geometrik düzeltme yapılmamış görüntüler üzerinde uygulandığında özellikle yüksek açılı pozlarda model ya oturmamaktadır ya da parmakların vadi bölgeleri dışındaki noktalarda ciddi sapmalar olmaktadır. Ayrıca, AGM'nin doğru tespit ettiği görüntülerde perspektif bozulmalardan dolayı ROI seçiminde sıkıntı yaşanmaktadır.

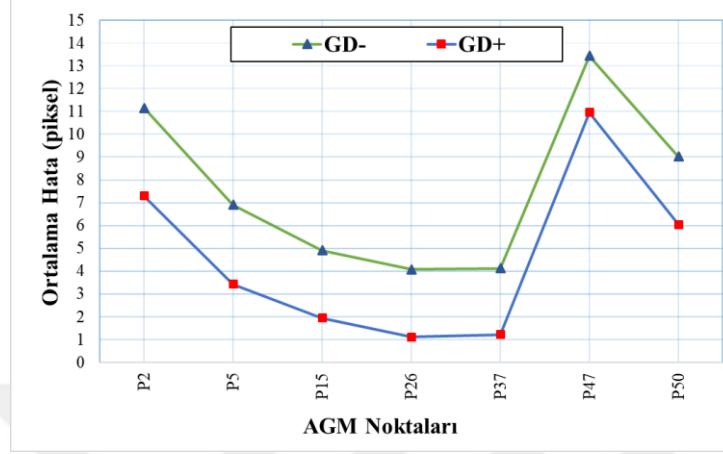
AGM modelinin düzeltilmiş görüntülerde başarısı tespit etmek amacıyla ilk önce eğitimde kullanılan görüntülerden faydalanılmıştır. Eğitim görüntüleri üzerinde işaretlenen noktalar ile AGM'nin tespit ettiği noktaların koordinatları arasındaki uzaklıklar hata değeri olarak hesaplanmıştır. Hesaplanan hata oranlarının her bir AGM noktasına göre ortalama değerleri Şekil 3.24'de gösterilmiştir. Bu şekilde, hem görüntülerin geometrik dönüşüm uygulanmadan önceki (GD-) , hem de dönüşüm uygulandıktan sonraki (GD+) durumlarına göre ortalama hata oranları verilmiştir. Şekilden de anlaşılacağı üzere düzeltilmiş görüntülerde tüm AGM noktaları için hata oranları daha düşük elde edilmiştir.



Şekil 3.24. Eğitim setindeki AAM noktalarının dönüşümden önceki ve sonraki hata oranları

Eğitim verilerinin test için kullanımı bazen yanıltıcı olabilir. Eğitim kümesinde yer almayan görüntülerden her bir senaryo için 20'şer adet toplamda 200 görüntü üzerinde 7 nokta el ile işaretlenmiştir. Bu noktalardan 3 tanesi Şekil 3.24'de de görüldüğü üzere en az değişim gösteren noktalar (P15, P26 ve P37) ve diğer 4'ü ise elin sağ ve sol kenarlarında ikiye tane olmak üzere seçilmiştir (P2, P5, P47 ve P50). AGM arama, bu görüntüler üzerinde çalıştırıldığında belirlenen noktaların geometrik dönüşüm yapılmadan önceki ve sonraki ortalama hata oranları Şekil 3.25'te gösterilmiştir. Burada özellikle P15, P26 ve P37

noktalarının hata oranlarının çok düşük olması dikkat çekicidir. Dolayısıyla ROI bölgesinin seçimi bu noktalar referans alınarak belirlenmiştir.



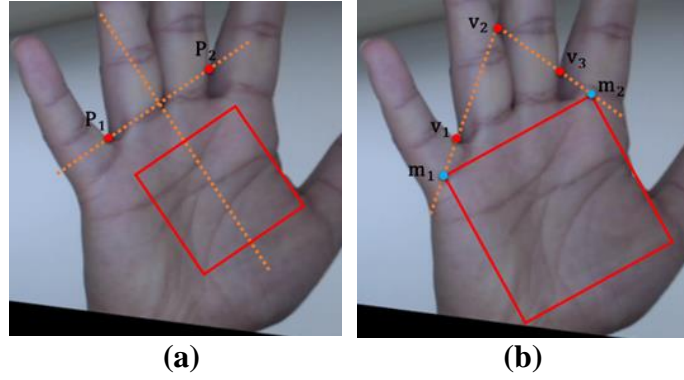
Şekil 3.25. Test görüntülerindeki AAM noktalarının dönüşümden önceki ve sonraki hata oranları.

### 3.11. Avuç İzi Bölgesinin Bulunması

ROI bölgesinin tespit edilmesi, avuç izi tanımanın en önemli aşamalarından biridir ve tanıma başarımını önemli ölçüde etkilemektedir. ROI çıkarma işlemi için, genellikle bölütlenmiş ele ait kenar pikseller üzerinde sınır takip algoritması [1, 50] ya da Harris köşe tarayıcıları [51] gibi yöntemler kullanılarak parmaklar arasındaki vadi noktalar tespit edilmektedir. Daha sonra bu noktalar arasındaki geometrik ilişkiler kurularak ROI bölgesi çıkarılmaktadır.

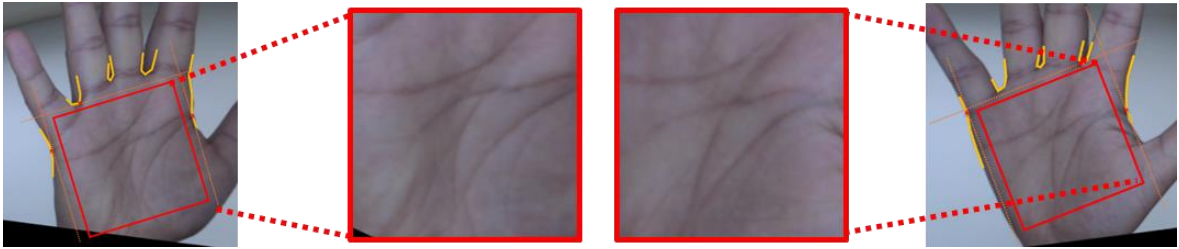
Bu yöntemlerin başarısı büyük oranda kullanılan bölütleme tekniğine bağlıdır ve çoğu zaman arka plan serbest görüntülerde sıkıntı çıkarabilmektedir. Ayrıca elin farklı pozisyonlarında vadi noktalarını tespit etmek de zor olabilmektedir. Farklı ROI çıkarma tekniklerinin uygulandığı bir el görüntüsü Şekil 3.26'da verilmiştir. Her iki görüntüde de perspektif bozulmalardan dolayı ihtiyaç duyulan vadi noktaları tespit edilememiştir.





Şekil 3.26. Farklı ROI belirleme yöntemleri (a) Zhang vd.[29] (b) Connie vd. [32]

AGM tabanlı el bölütlemesi, doku bilgisini kullandığı için önemli bir avantaj sağlamaktadır. Bu çalışmada da ilk önce [208]'de önerilen yaklaşım uygulanmış fakat yine elin farklı pozlarında yine sıkıntılarla karşılaşmıştır. Çünkü AGM, arama noktalarını elin kontür bölgelerinde yakalamaya çalıştığı için poz değişikçe bu noktalar olması gereken pozisyondan uzaklaşmaktadırlar. Özellikle işaret ve serçe parmağın elin dış tarafına bakan bölgelerindeki noktalar, elin dönme derecesine bağlı olarak kenar üzerinde kalma isteklerinden dolayı çok fazla kaymaktadır. Bu da elde edilecek ROI bölgelerinin farklılaşmasına neden olmaktadır (Şekil 3.27).



Şekil 3.27. Aynı el üzerinde AGM tabanlı ROI çıkarımı ve bölgeler arasındaki farklılıklar ([208]'daki yöntem uygulanmıştır)

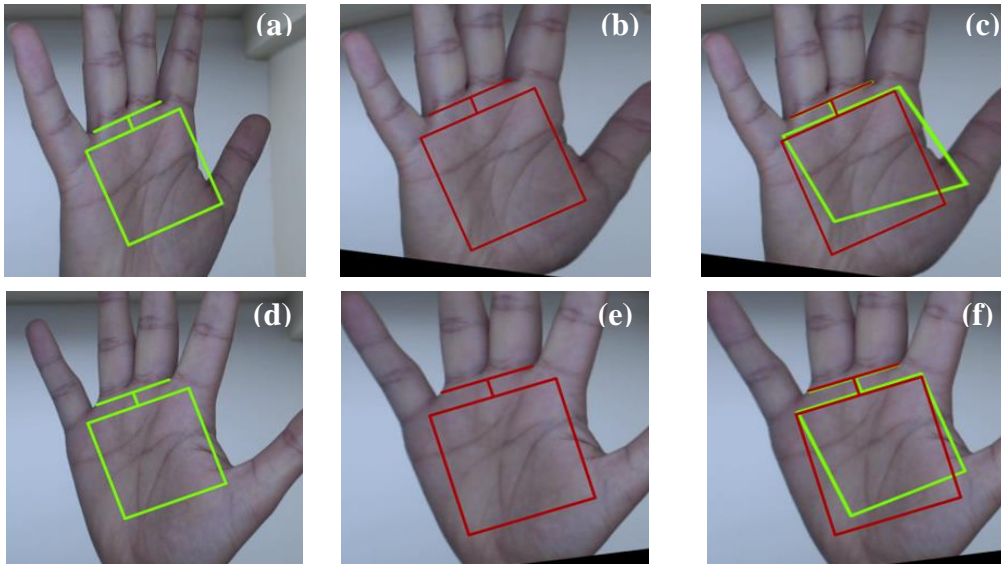
Çalışmamızda ROI çıkarımı için, elin farklı pozlarında çok az derecede yerdeğıştiren ve AGM araması sırasında en az hata değerlerine sahip olan P15, P26 ve P37 noktalarının (parmak aralarındaki vadiler) en iyi aday noktalar olacağı düşünülmüştür. Bu noktalar içerisinde P15 ve P37 noktaları referans alınarak Zhang [209]'in çalışmasında önerdiği ROI çıkarmaya tekniğine benzer bir teknik önerilmiştir. Burada, bu iki nokta arasındaki mesafe

(d) üzerinden orantısız bir geometrik ilişki kurulmuştur. Bu noktaların tam ortasından itibaren  $0.2d$  uzaklıkta ve her bir kenarı  $1.4d$  olacak şekilde kare bir bölge ROI olarak belirlenmiştir (Şekil 3.23). Görüntüler üzerinde ROI sınırları belirlendikten sonra,  $128 \times 128$ 'lik boyutlara ölçeklenerek tanıma için kullanılacak görüntüler üretilmiştir. Bu yaklaşım uygulanarak aynı ele ait iki farklı açıdan alınmış görüntüler ve elde edilen ROI'ler Şekil 3.28'de gösterilmiştir.



Şekil 3.28. Aynı el üzerinde önerilen ROI çıkarımı ve bölgeler arasındaki farklılıklar

Şekil 3.29'da, ROI çıkarma işleminin poz düzeltme yapılmadan önce ve sonra görüntü üzerinde uygulanması gösterilmiştir. Şekilde son sütunda (Şekil 3.29c ve f) her iki durumun beraber verildiği görüntüler incelendiğinde aslında düzeltme yapılmamış görüntülerde (yeşil renkli) istenilen alanın dışındaki bölgelerin seçildiği açıkça görülmektedir.



Şekil 3.29. Geometrik dönüşümden önce ve sonra bulunan ROI'ler (a) ve (d) dönüşümden önce, (b) ve (e) dönüşümden sonra, (c) ve (f) her ikisinin beraber gösterimi.

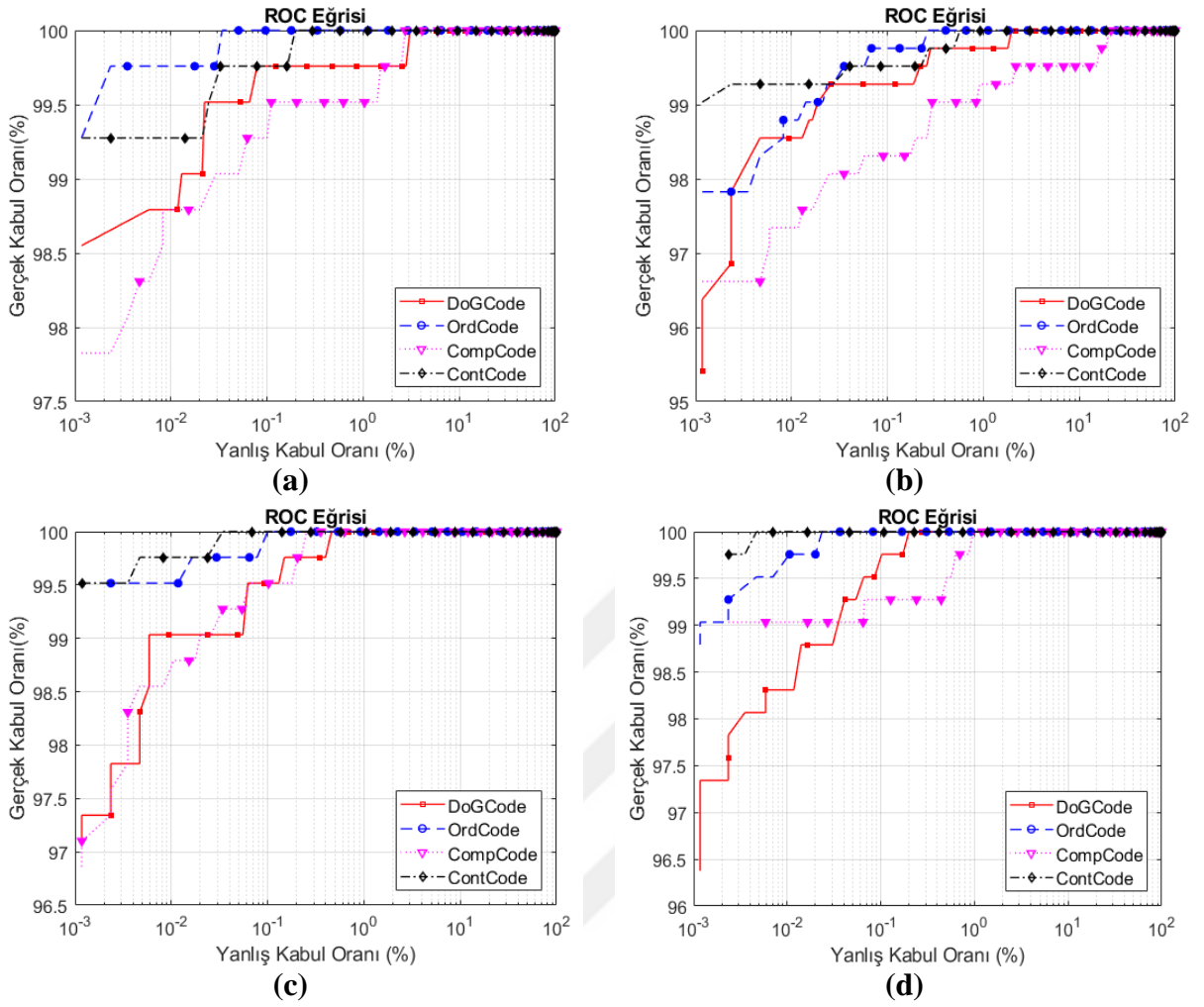
### 3.12. Kodlama Tabanlı Yaklaşımların Tanıma Performansları

Kodlama tabanlı tekniklerin kullanıldığı birçok avuçiçi doğrulama çalışmasında çok yüksek başarımlar elde edilebileceği gösterilmiştir. Örneğin PolyU avuçiçi veriseti üzerinde yapılmış olan çalışmada EER değerleri; ContCode [174] ile %0.0061, PalmCode [29] ile %0.98, FusionCode [210] ile %0.83, CompCode [177] ile %0.47, RLOC [211] ile %0.16, OrdCode [173] ile %0 ve DoGCode [157] ile %0.19 olarak bulunmuştur. UST avuçiçi veritabanında ise EER değerleri; PalmCode [29] ile %1.77, FusionCode [210] ile %0.75, CompCode [177] ile %0.38, OrdCode [173] ile %0.22 bulunmuştur. Benzeri şekilde CASIA veritabanında üzerinde de ContCode [174] ile %0.30 EER değerleri yakalanabilmiştir.

Fakat bu çalışmalarda kullanılan düzenekler kısıtlayıcı olduğundan ya da alınan görüntülerde el kamera düzlemine paralel tutulduğundan perspektif düzeltmeye ihtiyaç duyulmamıştır. Biz de; düzeltme yapılmayan görüntülerde kodlama tekniklerinin başarısının düşük olacağını ve düzeltme sonrasında ise performansının diğer çalışmalardaki gibi artacağını düşünerek deneylerimizde ilk önce bu teknikleri kullandık. Bu amaçla literatürde ön plana çıkan 4 farklı kodlama tekniğini (CompCode, DoGCode, ContCode ve OrdCode) görüntülerimize uyguladık.

Doğrulama aşamasındaki deneysel çalışmalarımızı, ilk önce verisetinde bulunan kamera düzlemine paralel olan (yani geometrik düzeltmeye çok ihtiyaç duyulmayan) görüntüler (S1, S2, S3) üzerinde gerçekleştirdik. Her bir kameradan elde edilen görüntüler kodlama teknikleri yardımıyla yeniden kodlanmıştır. Eşleştirme işlemleri tekniklerin kendileri için önerilen yaklaşımlar kullanılarak yapılmıştır. Her bir kamera için ayrı ayrı yapılan değerlendirmelerde, eğitim için verilen görüntülerin kendileri ile eşleşmeyecek şekilde sınıflandırmalar yapılmıştır.

Kodlama tekniklerinin perspektif düzeltme üzerindeki performansını ölçebilmek için hem düzeltme yapılmamış, hem de düzeltme yapılmış görüntülerden elde edilen görüntüler değerlendirilmeye tabi tutulmuştur. Buna göre her bir kodlama tekniği için elde edilen ROC eğrileri aşağıdaki şekilde verilmiştir.



Şekil 3.30. Kodlama tekniklerinin başarımını gösteren ROC Eğrileri **a**) Üst Kamera (GD-), **b**) Üst Kamera (GD+), **c**) Alt Kamera (GD-), **d**) Alt Kamera (GD+).

Şekildeki koordinat sisteminin yatay eksenini logaritmik olarak ölçeklenmiştir. Dönüşüme uğramamış (GD-) ve uğramış (GD+) görüntülerdeki tüm kodlama tekniklerinin başarısı tahmin edildiği gibi yüksek seviyede çıkmıştır. Bu tekniklerden OrdCode ve DoGCode her iki durumda da daha iyi sonuçlar üretmişlerdir. Yapılan değerlendirmelere ait diğer performans göstergeleri Tablo 3.2’de verilmiştir.

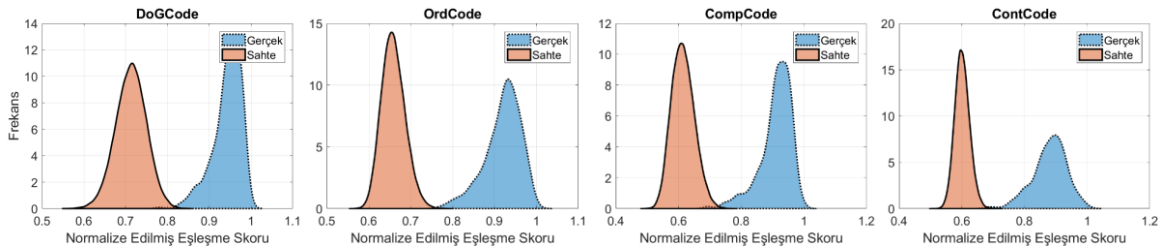
Tablo ve şekildeki değerler incelendiğinde ContCode ve OrdCode’da nispeten iyileşmeler olmasına rağmen, diğer tekniklere ait değerler hafif olumsuz yönde etkilenmişlerdir. Özellikle EER değerleri CompCode’da iki katına kadar çıkmıştır (Üst Kamera için  $EER_{GD-}=0.48$ ,  $EER_{GD+}=0.87$ , ve alt Kamera için  $EER_{GD-}=0.23$ ,  $EER_{GD+}=0.50$ ). Bu küçük değişimler, geometrik düzeltme aşamalarındaki uygulanan interpolasyonun bir etkisi olarak görülebilir. Çünkü kodlama teknikleri, şablon eşleştirme benzeri, pikseller

üzerinde birebir karşılaştırmalar yapmaktadırlar. Dolayısıyla, interpolasyon ile yapılan hafif değişiklikler bile bu eşleştirmeleri etkilemektedirler.

Tablo 3.2. Kodlama tabanlı yaklaşımların düz görüntülerdeki performans göstergeleri

Kamera	Performans Ölçütleri (%)	DogCode		OrdCode		CompCode		ContCode	
		GD-	GD+	GD-	GD+	GD-	GD+	GD-	GD+
Üst Kamera	EER	0.24	0.28	0.03	0.23	0.48	0.87	0.17	0.27
	$GAR_{FAR=10^{-1}}$	99.76	99.28	100.0	99.76	99.28	98.31	99.76	99.52
	$GAR_{FAR=10^{-2}}$	98.79	98.55	99.76	98.79	98.79	97.34	99.28	99.28
	$GAR_{FAR=10^{-3}}$	98.55	95.41	99.28	97.79	97.83	96.62	99.28	99.03
Alt Kamera	EER	0.24	0.18	0.09	0.02	0.23	0.50	0.033	0.005
	$GAR_{FAR=10^{-1}}$	99.52	99.73	100.00	100.00	99.52	99.28	100.00	100.00
	$GAR_{FAR=10^{-2}}$	99.03	98.31	99.52	99.72	98.73	99.03	99.76	100.00
	$GAR_{FAR=10^{-3}}$	97.10	96.34	99.52	98.79	96.79	98.76	99.52	99.76

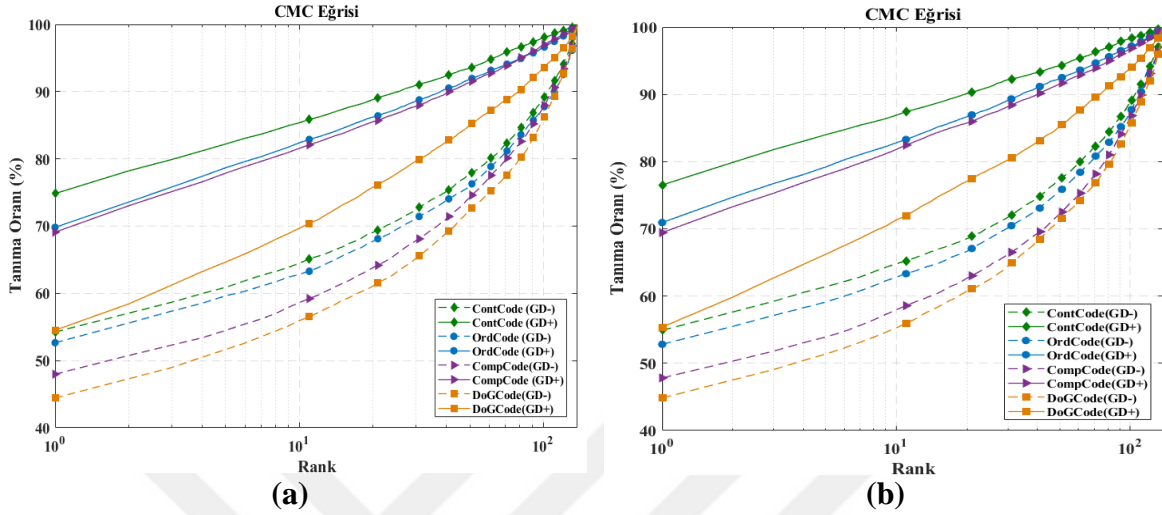
AÇISIZ görüntüler üzerinde elde edilen sonuçlar, geometrik düzeltmeye bu görüntülerde çok fazla ihtiyaç duyulmadığını göstermektedir. Çünkü düzeltilmemiş görüntülerdeki performans değerleri bir doğrulama sistemi için kabul edilebilir seviyelerdedir. Yine Şekil 3.31'deki düzeltme işlemi yapılmamış düz görüntüler için oluşturulan Gerçek – Sahte dağılımları (Genuine – Impostor) bu sonucu destekler niteliktedir. Bu dağılımlarda gerçek ve sahte yoğunluklarının belirgin bir şekilde birbirlerinden ayrıştığı görülebilir.



Şekil 3.31. Kodlama tekniklerinin düz görüntülerdeki Gerçek-Sahte dağılımları

Çalışmanın sonraki aşamaları, düz görüntüler üzerinde kodlama teknikleri ile yapılan ilk çalışmada elde edilen sonuçlar göz önünde bulundurularak yapılmıştır. Şöyle ki; doğrulama sisteminin performansını ölçmek için yüksek başarımlı değerleri elde edilen düz görüntüler eğitim seti olarak, diğer açılı görüntüler ise test seti olarak kullanılmıştır (Eğitim seti = [S1, S2, S3] ve Test set= [S4, S5, S6, S7, S8, S9, S10]). Bu denemelerde de yine geometrik dönüşüme tabi olmuş ve olmamış görüntüler ayrı ayrı her bir kamera için

değerlendirilmiştir. Buna göre kodlama tekniklerinin doğrulama oranlarını gösteren CMC eğrileri Şekil 3.32’de verilmiş, rank – 1 tanıma oranları da Tablo 3.3’te verilmiştir.



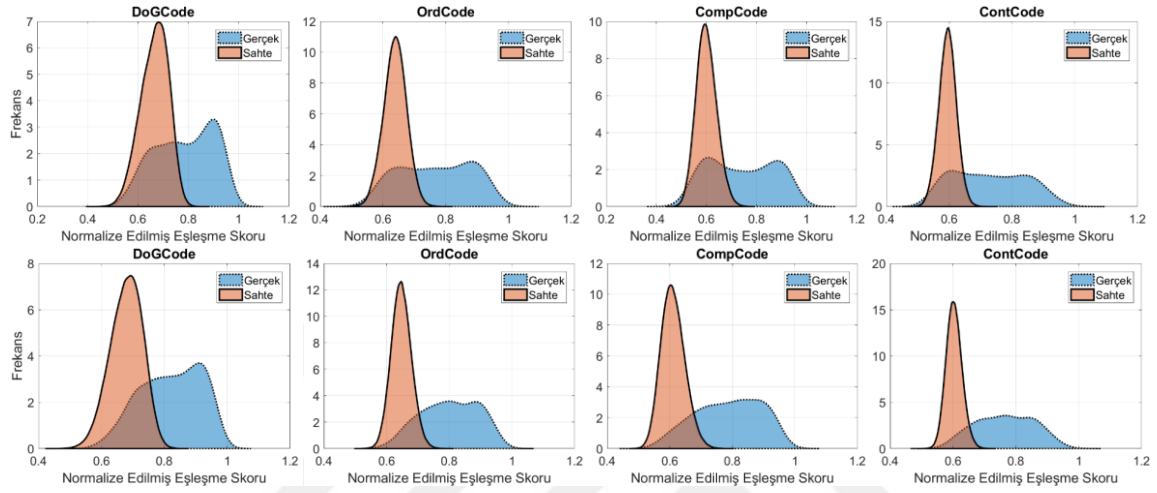
Şekil 3.32. Geometrik dönüşüm uygulanmış ve uygulanmamış açılı görüntülere ait CMC eğrileri. (a) Üst Kamera (b) Alt Kamera

Tablo 3.3. Kodlama tekniklerinin açılı görüntülerdeki tanıma oranları (%)

Kamera	DoGCode		OrdCode		CompCode		ContCode	
	GD-	GD+	GD-	GD+	GD-	GD+	GD-	GD+
Üst Kamera	44.48	54.52	52.55	69.82	47.67	69.10	53.98	74.84
Alt Kamera	44.84	55.39	52.83	70.94	47.83	69.44	54.91	76.52

Rank – 1 tanıma oranlarına bakıldığında en dikkat çekici durum, geometrik dönüşüm yapılmayan düz görüntülerde çok yüksek başarımla elde edilen kodlama tabanlı yaklaşımların, perspektif bozulmaya uğramış görüntülerdeki başarımlarının çok düşük çıkmasıdır. CMC eğrilerinde çok net bir şekilde görüldüğü üzere geometrik dönüşümün kodlama teknikleri açısından, tanıma üzerinde olumlu etkisi olmuştur. Perspektif bozulma ortadan kaldırıldıktan sonra tanıma oranlarının önemli ölçüde arttığı görülmektedir. Özellikle CompCode ve ContCode ile hem üst hem de alt kameradan alınan sonuçlara göre %20’den fazla iyileştirme gerçekleştirilebilmiştir. Fakat dramatik bir şekilde %40-%50’lerde ve çok düşük olan bu oranlar sadece %70 seviyelerine çekilebilmiştir. Tanıma oranları açısından en iyi değer ise ContCode’da gözlemlenmektedir (üst kamera: %74.84 ve alt kamera : %76.52). DoGCode ise hem düzeltme yapılmamış hem de düzeltme yapılmış görüntülerde en kötü performansı göstermiştir. Bununla beraber Şekil 3.33’de gösterilen üst kameraya ait Gerçek-Sahte

dağılımlarında da anlaşılacağı üzere, dağılımlardaki ayrıklaşma istenilen miktarda gerçekleşmemiştir. Bu da Tablo 3.4’de verilen EER değerlerinin çok büyük çıkmasına sebep olmuştur. Benzeri durum alt kamera için de geçerlidir. Şekil 3.33’de üst satırdaki grafikler geometrik dönüşüm yapılmamış görüntülerden, alt satırdakiler ise dönüşüm yapılmış görüntülerden elde edilmiştir.



Şekil 3.33. Kodlamaların üst kameraya ait açılı görüntülerdeki Gerçek-Sahte dağılımları.

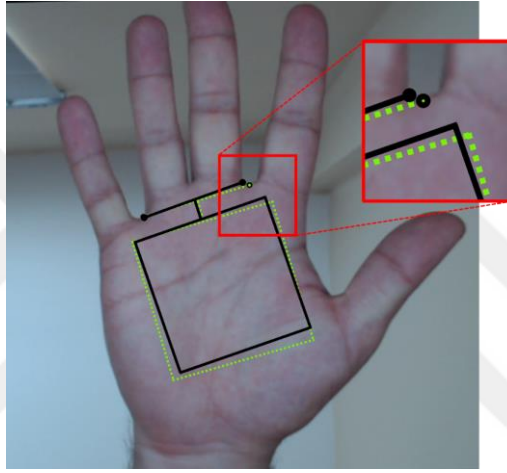
Tablo 3.4. Kodlama tabanlı yaklaşımların açılı görüntülerdeki performans göstergeleri

Kamera	Performans Ölçütleri (%)	DogCode		OrdCode		CompCode		ContCode	
		GD-	GD+	GD-	GD+	GD-	GD+	GD-	GD+
Üst Kamera	EER	24.17	16.55	21.20	10.37	23.10	10.70	20.04	8.20
	$GAR_{FAR=10^{-3}}$	39.44	44.08	45.84	55.52	42.80	55.00	49.40	65.85
Alt Kamera	EER (%)	24.90	16.45	21.65	10.01	24.07	11.28	19.64	7.85
	$GAR_{FAR=10^{-3}}$	38.50	42.54	45.15	55.71	42.84	59.10	51.48	65.28

Geliştirilen sistemin doğrulama başarımını test etmek için kullandığımız kodlama teknikleri perspektif bozulmaya uğramamış görüntülerde çok başarılı sonuçlar vermiş olmasına rağmen, perspektif bozulma oluşan açılı görüntülerde çok düşük performans göstermektedir. Ayrıca geometrik düzeltme yapılan görüntülerde de istenilen derecede iyileştirmeler gözlemlenememiştir. Öyle ki kodlamalar içerisinde en başarılı sonuçları veren ContCode bile EER değerini üst kamerada %20.04’den %8.20’ye (alt kamerada %19.64’den %7.85’e) kadar düşürebilmiştir. Diğer taraftan rank – 1 tanıma oranı da yine ContCode ile üst kamerada %53.98’den %74.84’e (alt kamerada %54.91’den %76.20’ye) kadar çıkarılabilmektedir. Denemelerde elde edilen sonuçlar, uygulanan geometrik dönüşümün sistemin performansını olumlu yönde ve yüksek oranda etkilediğini açık bir şekilde

göstermektedir. Fakat, elde edilen bu oranlar bir biyometrik doğrulama sistemi kabul edilebilir seviyede değildir.

Kodlama tabanlı yaklaşımlarda eşleştirmeler piksel piksel olduğu için, çok küçük farklılıklar bile doğrulama performansını olumsuz yönde etkileyebilmektedir. Üstelik bu teknikler ROI bölgesinin seçiminde kullanılan yöntemde de çok bağımlıdır. Örneğin Şekil 3.34'deki gibi  $P$  noktalarından herhangi birisi için birkaç piksellik kayma ROI üzerinde ciddi değişikliklere sebep olacaktır. Bu da arkaplan serbest görüntülerde sıklıkla karşılaşılabilecek bir durumdur.



Şekil 3.34. Piksel kaymalarında oluşan farklı ROI bölgeleri

Bahsedilen nedenlerden dolayı, görüntülerdeki tüm verileri eşleştirmelere sokmak yerine bu görüntülerin ayırtedici özelliklerin ön plana çıkarılıp, bunların eşleştirilmesi daha uygun fikir olarak karşımıza çıkmıştır.

### 3.13. Alt Uzay Tabanlı Yaklaşımların Performansı

Kodlama tabanlı yaklaşımların düz görüntüler üzerindeki başarımının yüksek olmasından dolayı çalışmanın bundan sonraki aşamalarında geometrik dönüşüme daha fazla ihtiyaç duyulan açılı senaryolar üzerine yoğunlaşmıştır. Deneylerde, düz görüntüler eğitim seti diğer açılı görüntüler ise test seti olarak kullanılmıştır (Eğitim seti = [S1, S2, S3] ve Test set=[S4, S5, S6, S7, S8, S9, S10]).



Çalışmamızda, alt uzay tabanlı yaklaşımlardan çok bilinen TBA ve FAA sınıflandırıcıları tercih edilmiştir. İlk önce bu yöntemler doğrudan uygulanmış, daha sonra çekirdek fonksiyonlar yardımıyla boyut artırılarak çekirdek kavramının sınıflandırma üzerindeki etkisi araştırılmıştır. Bunların dışında, avuç izi örüntülerine Gabor filtre bankası uygulanarak yeni örüntüler elde edilmiş ve bunlar üzerinde de yine sırasıyla TBA, FAA, Çekirdek TBA ve Çekirdek FAA ile sınıflandırmalar yapılarak başarımları ölçülmüştür.

Sınıflandırmalarda eşleştirme işlemi EYK dikkate alınarak yapılmıştır. Yakınlık ölçütü olarak genellikle kullanılan öklid metriğiyle beraber, kosinüs, manhattan ve mahalnobis kosinüs (mahkos) metrikleri kullanılmıştır. Böylece uzaklık metriklerinin de sınıflandırma üzerindeki etkisi gözlemlenmeye çalışılmıştır. Tüm eşleştirmelerde bire-karşı-hepsi stratejisi uygulanmıştır. Eğitim ve test setleri başlangıçta ayrıldığı için eğitimde kullanılan örüntülerin testte kullanılma ihtimali bulunmamaktadır.

### 3.13.1. TBA Sınıflandırıcısının Performansı

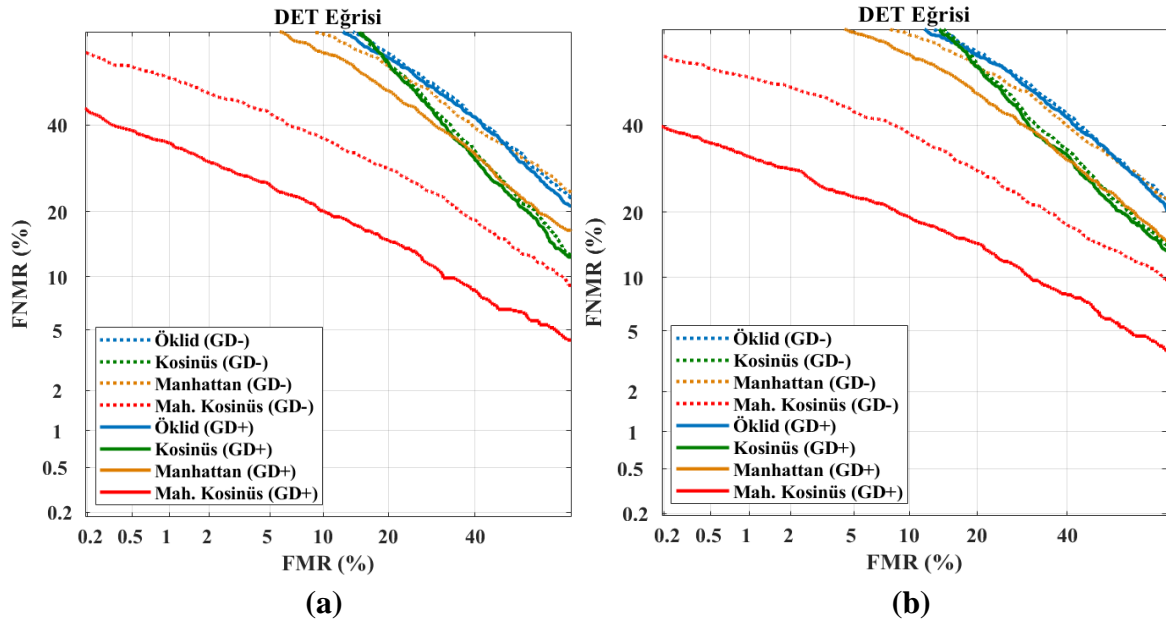
İlk alt uzay tabanlı yaklaşım olarak ele alınan TBA ile, GU-Palm.v2 verisetindeki avuçizlerinin temel bileşenleri çıkarılmış ve yeni uzayda farklı uzaklık metriklerine göre geliştirilen sistemin sınıflandırma başarımı araştırılmıştır. Yapılan çalışmalar sonucunda elde edilen performans değerleri aşağıdaki tablo verilmiştir.

Tablo 3.5. TBA yönteminin sınıflandırma performans değerleri

Kamera	Performans Değerleri (%)	Öklid		Kosinus		Manhattan		Mah. Kosinüs	
		GD-	GD+	GD-	GD+	GD-	GD+	GD-	GD+
Üst Kamera	Tanıma Oranı	15.32	16.25	18.53	18.63	27.64	32.51	<b>35.92</b>	<b>45.55</b>
	EER	41.25	41.00	36.47	35.70	39.49	35.90	<b>25.78</b>	<b>16.55</b>
	$GAR_{FAR=10^{-1}}$	9.42	9.52	1.97	2.90	16.98	17.49	<b>38.61</b>	<b>52.48</b>
	$GAR_{FAR=10^{-2}}$	5.49	4.97	0.83	0.72	13.77	13.04	<b>32.40</b>	<b>40.79</b>
Alt Kamera	Tanıma Oranı	16.25	17.49	19.64	21.12	27.53	31.88	<b>34.78</b>	<b>48.55</b>
	EER	41.70	40.99	36.63	35.30	39.91	35.28	<b>25.09</b>	<b>15.90</b>
	$GAR_{FAR=10^{-1}}$	9.83	10.04	2.07	2.48	18.01	19.46	<b>39.44</b>	<b>57.56</b>
	$GAR_{FAR=10^{-2}}$	5.07	5.90	0.93	0.62	14.49	13.77	<b>32.71</b>	<b>41.82</b>

Tabloda görüldüğü üzere TBA, dönüştürülmüş görüntülerde başarımları bir miktar artırmıştır. Özellikle manhattan ve mahkos metriklerindeki iyileştirmeler diğer iki metriğe göre daha fazladır. Manhattan'da hem EER değerinde hem de tanıma oranında %4'ün üzerinde bir iyileşme gerçekleşmişken, mahkos metriğinde bu iyileşme %10 civarındadır.

Ayrıca tüm görüntülerde mahkos metriği diğer metriklere göre daha başarılı sonuçlar üretmiştir. Metriklerin birbirlerine göre durumları Şekil 3.35'teki DET eğrilerinde de görülebilir. Bu eğrilere bakıldığında, geometrik düzeltme yapılmamış görüntülerde kullanılan mahkos metriğinin, diğer metriklerin düzeltme yapılmış görüntülerden elde ettikleri sonuçlardan bile daha iyi değerler ürettiği rahatlıkla gözlemlenebilir. Fakat elde edilen sonuçlar hem kodlama tabanlı yaklaşımlardan alınan sonuçlara göre çok düşüktür, hem de bir biyometrik sistem için kabul edilebilir aralıklarda değildir.



Şekil 3.35. TBA yönteminde farklı metriklere göre elde edilen DET eğrileri (a) Üst (b) Alt kamera

### 3.13.2. FAA Sınıflandırıcısının Performansı

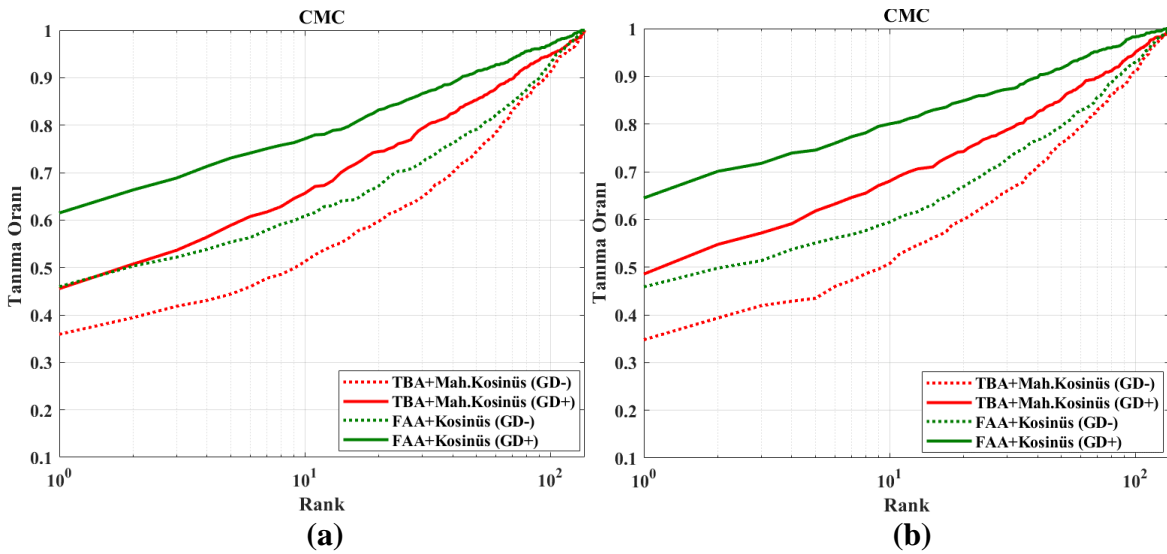
TBA'da yapılan sınıflandırmaların hiçbirisinde tanıma oranı %50'ye ulaşamazken, FAA'da tüm metriklerde %50'nin üzerine çıkılabildiği görülmüştür. Bununla ilgili değerler Tablo 3.6'da gözlemlenebilir. Bu yaklaşımda TBA'da etkisiz gözükten öklid ve kosinüs metriklerinin EER değerlerinde %10 civarında bir iyileşme görülmektedir. Bu tabloda yine dönüştürülmüş görüntülerde, dönüştürülmemişlere göre tanıma oranlarında %13 ile %20 arasında iyileşmeler olduğu göze çarpmaktadır. Diğer bir ilgi çekici nokta ise kosinüs ve kosinüs tabanlı mahkos, diğer iki metriğe göre daha başarılı sonuçlar üretmiş, tanıma oranlarının %45 seviyelerinden %60 civarına çıkmasını sağlamışlardır. Çalışma kapsamında

önerilen geometrik dönüşümün sınıflandırma üzerindeki etkisi bu yöntem ile daha net bir şekilde ortaya çıkmaktadır.

Tablo 3.6. FAA yönteminin sınıflandırma değerleri

Kamera	Performans Ölçütleri (%)	Öklid		Kosinus		Manhattan		Mah. Kosinüs	
		GD-	GD+	GD-	GD+	GD-	GD+	GD-	GD+
Üst Kamera	Tanma Oranı	38.61	53.62	<b>45.96</b>	<b>61.49</b>	38.20	51.97	43.69	58.59
	EER	40.37	30.58	<b>24.58</b>	<b>14.79</b>	41.16	31.07	24.82	16.23
	$GAR_{FAR=10^{-1}}$	31.68	25.30	<b>42.24</b>	<b>57.14</b>	30.12	32.92	39.96	54.87
	$GAR_{FAR=10^{-2}}$	27.12	28.88	<b>36.54</b>	<b>46.48</b>	24.95	26.50	33.95	43.17
Alt Kamera	Tanma Oranı	40.79	57.35	<b>45.86</b>	<b>64.49</b>	40.17	56.00	43.27	62.63
	EER	40.07	28.63	<b>23.71</b>	<b>14.18</b>	41.66	29.06	24.45	15.02
	$GAR_{FAR=10^{-1}}$	32.82	40.06	<b>43.58</b>	<b>60.97</b>	32.30	39.34	40.48	59.21
	$GAR_{FAR=10^{-2}}$	29.40	25.51	<b>35.40</b>	<b>49.79</b>	28.47	34.06	31.68	46.89

TBA ile dönüşüm uygulanmış görüntülerdeki en iyi tanıma oranının elde edildiği mahkos metriğinde üst kamera için %45.55 (alt kamerada %48.55) iken FAA'da mahkos üst kamera %58.59 (alt kamerada %62.63) olmuştur. Diğer taraftan FAA'da en iyi tanıma oranının elde edildiği kosinüs metriğinde ise üst kamera için %61.49 (alt kamerada %64.49) olan tanıma oranı, TBA'da üst kamera için %18.63 (alt kamerada %21.12) olarak gerçekleşmiştir. FAA'nın TBA'ya ciddi anlamda bir üstünlüğü söz konusudur. Bu durum, her iki yöntemin en iyi çözüm veren metriklerinin karşılaştırılmasının verildiği Şekil 3.36'daki CMC eğrilerinde açık bir şekilde görülmektedir.



Şekil 3.36. FAA ve TBA'nın karşılaştırmalı CMC eğrileri (a) Üst kamera (b) Alt kamera

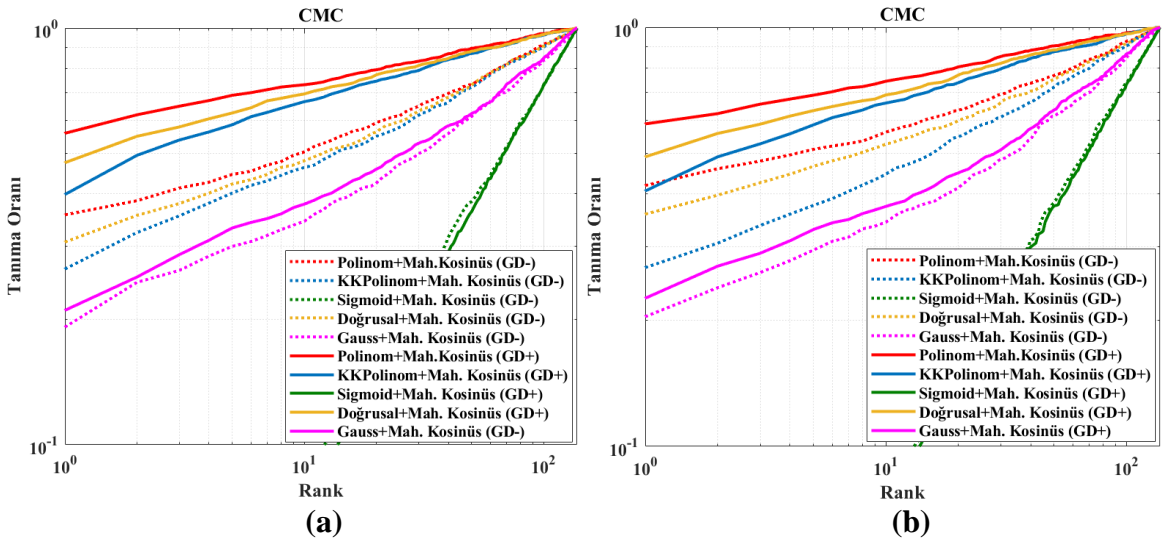
### 3.13.3. Çekirdek Tabanlı Sınıflandırıcıların Performansı

TBA ve FAA'nın doğrudan uygulandığı sınıflandırmalarda FAA üstünlük sağlamış olmasına rağmen başarımların değerleri yine istenilen seviyeye çıkarılamamıştır. Bu nedenle özellik vektörlerinin ayırteciçiliğinin çekirdek fonksiyonlar yardımıyla artırılabilceği fikrinden yola çıkarak her iki yöntem için de çekirdek tabanlı yaklaşımlar uygulanmıştır. Deneylerimizde daha önce bahsi geçen metriklerle beraber farklı çekirdek fonksiyonları da (polinom, kesir kuvvetli polinom, sigmoid, doğrusal ve gauss) kullanılmıştır. Böylece olası bir başarılı sonucun hem metrikler hem de fonksiyonlar açısından incelenmesi söz konusudur. Aşağıdaki tabloda ilk önce çekirdek TBA ile elde edilen EER değerleri verilmiştir.

Tablo 3.7. Çekirdek TBA ile elde edilen EER değerleri (%)

Kamera	Çekirdek Fonksiyonu	Öklid		Kosinus		Manhattan		Mah. Kosinüs	
		GD-	GD+	GD-	GD+	GD-	GD+	GD-	GD+
Üst Kamera	Polinom	52.26	52.07	49.69	49.18	44.54	43.99	25.88	<b>16.59</b>
	K.K. Polinom	52.29	51.88	49.48	49.36	42.56	40.78	27.62	<b>19.27</b>
	Sigmoid	52.58	50.51	49.70	<b>49.64</b>	51.58	51.03	49.57	49.75
	Doğrusal	52.39	51.94	49.49	49.36	42.77	41.50	26.46	<b>18.08</b>
	Gauss	38.23	38.29	38.41	38.03	36.00	37.82	34.97	<b>35.64</b>
Alt Kamera	Polinom	51.99	51.89	49.79	49.38	44.39	42.86	26.10	<b>15.74</b>
	K.K. Polinom	51.92	51.91	49.57	49.80	42.30	40.16	28.76	<b>19.77</b>
	Sigmoid	52.17	51.19	49.33	<b>49.04</b>	50.51	51.01	49.09	49.91
	Doğrusal	52.15	51.95	49.49	49.81	42.38	40.39	27.82	<b>17.89</b>
	Gauss	38.82	38.43	39.27	38.54	38.14	37.41	36.35	<b>34.90</b>

Çekirdek TBA'da, mahkos dışındaki metriklerde, geometrik dönüşüm uygulanmış görüntüler açısından neredeyse hiç iyileşme gerçekleşmemiştir. Mahkos metriğinde ise özellikle polinom çekirdek fonksiyonunda her iki kameranın dönüşüm yapılmış görüntüleri için %10 civarında bir iyileşme söz konusudur. Kesir kuvvetli polinom ve sigmoid fonksiyonlarında ise dönüşümün olumlu etkisi görülmesine rağmen, elde edilen EER değerleri polinom fonksiyonunun değerlerinden büyük çıkmıştır. Tanıma oranları açısından da yine polinom+mahkos birleşimi dönüşüme uğramış görüntülerde üst kamerada %55.90 (alt kamerada %58.80) ile diğerlerine göre yüksek değerlere ulaşmıştır. Aşağıdaki şekilde verilen CMC eğrileri bu durumu açık bir şekilde göstermektedir.



Şekil 3.37. Çekirdek TBA'nın karşılaştırmalı CMC eğrileri (a) Üst kamera (b) Alt kamera

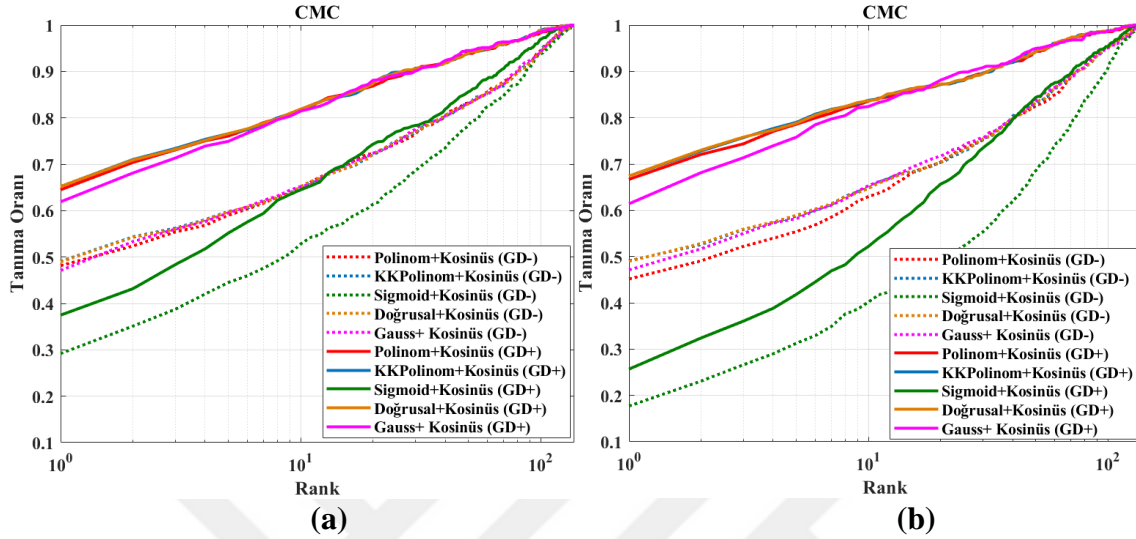
Benzeri denemeler Çekirdek FAA için de gerçekleştirilmiş ve elde edilen EER değerleri Tablo 3.8'de verilmiştir. Çekirdek FAA'da tüm fonksiyon ve metrikler, geometrik dönüşüm yapılmış görüntülerde dönüşüme tabi olmayanlara göre daha küçük EER değerleri üretmişlerdir.

Tablo 3.8. Çekirdek FAA ile elde edilen EER değerleri

Kamera	Çekirdek Fonksiyonlar	Öklid		Kosinüs		Manhattan		Mah. Kosinüs	
		GD-	GD+	GD-	GD+	GD-	GD+	GD-	GD+
Üst Kamera	Polinom	33.44	27.82	22.39	<b>13.01</b>	35.52	28.15	25.63	16.16
	K.K. Polinom	35.96	25.80	22.18	<b>12.57</b>	36.48	26.46	25.70	16.23
	Sigmoid	37.58	34.38	27.26	<b>21.30</b>	37.65	34.65	30.70	26.03
	Doğrusal	35.70	25.67	22.09	<b>12.94</b>	36.05	25.83	25.52	16.21
	Gauss	35.42	25.49	21.93	<b>12.43</b>	35.83	25.80	24.74	15.84
Alt Kamera	Polinom	34.49	26.49	23.20	<b>12.63</b>	38.84	26.61	25.00	15.63
	K.K. Polinom	35.75	24.67	23.39	<b>13.03</b>	35.69	25.13	25.03	15.93
	Sigmoid	39.40	36.55	33.85	<b>24.10</b>	40.01	36.39	36.43	28.28
	Doğrusal	35.08	24.71	23.51	<b>12.83</b>	35.44	25.06	25.17	15.72
	Gauss	34.65	25.52	22.29	<b>12.20</b>	35.27	25.38	24.61	14.91

Çekirdek FAA'da en düşük EER değerlerini, doğrudan FAA'nın uygulanmasında da olduğu gibi, yine Kosinüs metriği vermiştir. Ayrıca, çekirdek TBA'daki en iyi sonuçları üreten polinom yerine, Gauss çekirdek fonksiyonu diğer fonksiyonlara göre çok daha başarılı olmuştur. Sigmoid fonksiyonu ise en kötü performansı göstermiş ve EER oranındaki iyileşme sadece %3 ile %6 arasında gerçekleşmiştir. Gauss çekirdeğinde EER değerleri daha düşük olmasında rağmen, aşağıdaki şekilde verilen CMC eğrilerinde de görüldüğü üzere,

her iki kamera için de doğrusal, polinom ve kesir kuvvetli polinom fonksiyonlarının rank – 1 tanıma oranları Gauss'tan bir miktar daha yüksektir.



Şekil 3.38. Çekirdek FAA'nın karşılaştırmalı CMC eğrileri (a) Üst kamera (b) Alt kamera

Deneylelerdeki, Gauss+kosinüs birleşiminin ulaştığı üst kameradaki %12.43'lük (alt kamerada %12.20) EER değeri çekirdek TBA'nın en iyi değerinin üretildiği polinom+mahkos kombinasyonun (üst kamera: %16.59, alt kamera: %15.74) üzerinde gerçekleşmiştir.

Tablo 3.7 ve Tablo 3.8'de verilen EER değerlerine bakıldığında çekirdek TBA ve FAA'nın çekirdek kullanılmayan yaklaşımlarına göre önemli bir iyileştirme yapmadığı tespit edilebilir. Şöyle ki, çekirdek TBA'da en düşük EER değeri polinom+mahkos kombinasyonunda üst kamera için %16.59 (alt kamera için %15.74) elde edilmiş, çekirdek kullanılmadığında ise %16.55 (alt kamerada ise %15.90) olarak bulunmuştur. Benzeri şekilde, hem çekirdek kullanılan hem de kullanılmayan FAA'da en iyi sonuçları veren kosinüs metriği için; çekirdek FAA'da üst kamerada %12.43 (alt kamerada %12.20) olan en iyi değerlere karşılık çekirdek kullanılmadığında ise üst kamerada %14.79 (alt kamerada %14.14) olarak elde edilmiştir. Yani çekirdek yaklaşımları TBA için başarısız sonuçlar üretirken FAA'da %3.5-4 civarında bir iyileştirme sağlamıştır.

### 3.13.4. Gabor Tabanlı Sınıflandırıcıların Performansı

TBA, FAA ve bunların çekirdek fonksiyonları ile genişletilmiş alternatiflerinde elde edilen sonuçlara bakıldığında tüm deneylerde geometrik dönüşüm uygulanmış görüntülerin uygulanmamış olanlara göre daha başarılı sonuçlar verdikleri görülmüştür. Fakat ulaşılan değerler, halen daha kodlama tabanlı yaklaşımların altında kalmaktadır. Bu nedenle, Gabor filtre bankasında geçirilmiş avuç izinin belirgin özelliklerini önplana çıkarılarak yeniden sınıflandırmalar yapılmıştır. İlk olarak Gabor + TBA denemeleri gerçekleştirilmiş ve Tablo 3.9’da verilen değerler elde edilmiştir.

Tablo 3.9. Gabor + TBA ile sınıflandırma performans değerleri

Kamera	Performans Ölçütleri (%)	Öklid		Kosinus		Manhattan		Mah. Kosinüs	
		GD-	GD+	GD-	GD+	GD-	GD+	GD-	GD+
Üst Kamera	Tanım Oranı	50.21	69.67	54.14	76.29	47.31	67.18	55.28	<b>77.33</b>
	EER	27.58	14.49	18.48	6.83	30.43	15.73	14.73	<b>3.42</b>
	$GAR_{FAR=10^{-1}}$	39.86	47.41	47.62	67.60	39.03	46.07	60.77	<b>87.47</b>
	$GAR_{FAR=10^{-2}}$	32.51	35.82	33.54	45.45	31.37	35.61	45.96	<b>69.15</b>
Alt Kamera	Tanım Oranı	50.93	71.53	55.07	78.05	50.00	69.57	55.59	<b>79.61</b>
	EER	25.76	13.45	18.49	6.55	29.16	13.56	15.48	<b>3.43</b>
	$GAR_{FAR=10^{-1}}$	39.86	52.28	48.45	69.25	39.34	50.93	60.77	<b>89.54</b>
	$GAR_{FAR=10^{-2}}$	33.33	41.30	32.71	32.82	33.54	40.48	45.34	<b>66.25</b>

Gabor filtre bankasının uygulandığı örüntülerden elde edilen özneliklerin TBA ile sınıflandırılması sonucunda tüm metrikler için tanıma oranlarında %20’den fazla iyileştirmeler yapılmıştır. EER değerleri de buna paralel olarak ortalama %13 civarına düşmüştür. Üstelik mahkos metriğinin kullanıldığı durumlarda üst kamera için %77.33 (alt kamerada %79.61) tanıma oranına ulaşılabilmiştir. Bu durum Gabor filtre bankası ile öznelik çıkarmanın kodlama tabanlı yaklaşımlarda en iyi sonuçlara (üst kamerada %74.84 ve alt kamerada %76.52) sahip olan ContCode’den daha iyi değerler üretilmesini sağlamıştır.

Gabor tabanlı özneliklerin kullanıldığı diğer bir alt uzay yaklaşımı olan FAA’ya ait başarımlar oranları Tablo 3.10’da verilmiştir. Bu tablodaki tüm değerlerin Gabor + TBA’ya göre daha başarılı olduğu görülebilir. Yine kosinüs tabanlı metriklerdeki başarımlar diğer metriklerle oranla yüksek çıkmış, tanıma oranlarında %90’a yakın, EER değerlerinde ise %3’ün altında değerler elde edilebilmiştir. Gabor + FAA, Gabor + TBA’ya göre de en iyi durum karşılaştırmasında mahkos metriği için %10, kosinüs metriğinde ise %12 civarında daha iyi tanıma oranlarına ulaşmıştır. Diğer tüm sınıflandırmalarda sıkıntılı görünen öklid

metriğinde bile geometrik dönüşüme uğramamış görüntülerdeki tanıma oranlarını %59-60 seviyesinden %25 civarında artırarak %84-86 seviyelerine çıkılabilmektedir.

Tablo 3.10. Gabor + FAA ile sınıflandırma performans değerleri

Kamera	Performans Ölçütleri (%)	Öklid		Kosinus		Manhattan		Mah. Kosinüs	
		GD-	GD+	GD-	GD+	GD-	GD+	GD-	GD+
Üst Kamera	Tanıma Oranı	59.21	84.06	64.60	<b>88.20</b>	54.66	74.74	63.25	87.78
	EER	18.85	4.56	13.67	<b>2.79</b>	19.69	5.29	13.78	2.92
	$GAR_{FAR=10^{-1}}$	54.87	79.92	61.18	<b>89.23</b>	49.79	64.39	60.14	88.61
	$GAR_{FAR=10^{-2}}$	44.82	68.74	46.48	<b>72.77</b>	41.30	52.80	44.00	70.70
Alt Kamera	Tanıma Oranı	61.80	86.34	63.66	89.54	56.83	77.74	63.56	<b>89.75</b>
	EER	19.24	4.66	15.21	<b>2.90</b>	20.51	5.18	14.50	2.98
	$GAR_{FAR=10^{-1}}$	56.83	82.92	61.18	<b>90.48</b>	50.52	70.50	60.35	90.17
	$GAR_{FAR=10^{-2}}$	44.72	68.12	46.48	<b>68.84</b>	42.96	57.45	43.27	68.74

Tablo 3.9 ve Tablo 3.10'daki değerlere bakıldığında Gabor filtresinin başarımlarını çok önemli ölçüde artırmayı başardığı sonucu çıkarılabilir.

### 3.13.5. Gabor Tabanlı Çekirdek Sınıflandırıcıların Performansı

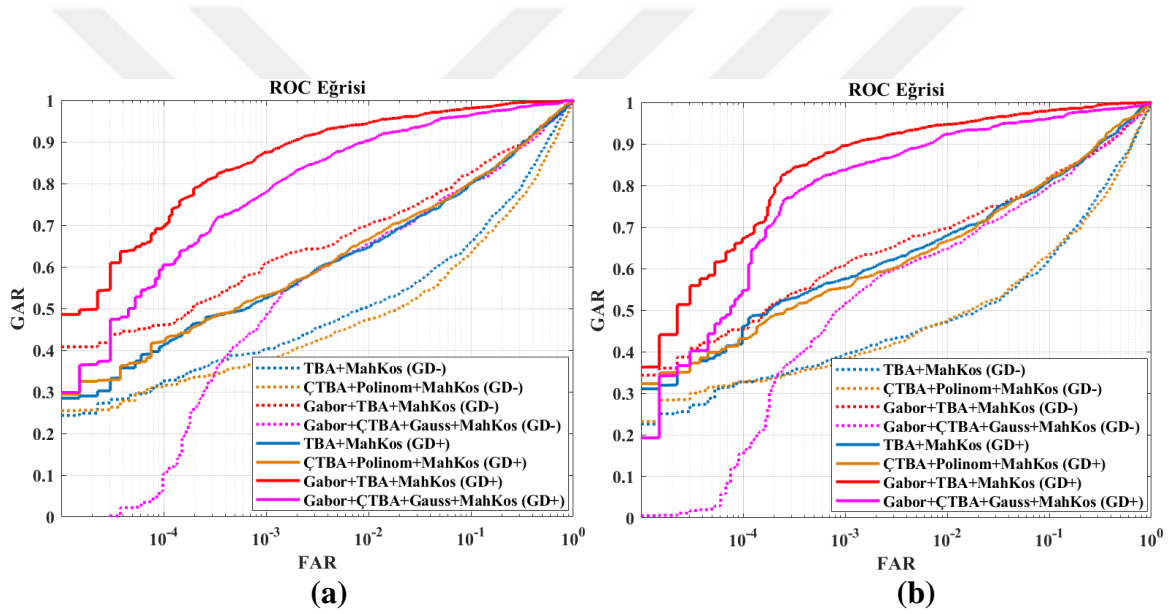
Gabor filtresinin hem TBA hem de FDA'da çok iyi sonuçlar üretmesine rağmen çekirdek kullanımı istenilen düzeyde iyileştirme yapamamıştır. Bir sonraki denemelerde hem Gabor hem de çekirdek fonksiyonlarının beraber kullanılmasının nasıl sonuçlar üreteceği incelenmiştir. Tablo 3.11'de Gabor + Çekirdek TBA ile alınan sonuçlara ait EER değerleri verilmiştir.

Tablo 3.11. Gabor + Çekirdek TBA ile sınıflandırma EER değerleri (%)

Kamera	Çekirdek Fonksiyonlar	Öklid		Kosinus		Manhattan		Mah. Kosinüs	
		GD-	GD+	GD-	GD+	GD-	GD+	GD-	GD+
Üst Kamera	Polinom	23.29	15.42	21.49	10.98	20.05	11.36	17.50	<b>6.19</b>
	K.K. Polinom	23.60	15.73	21.64	11.38	20.79	12.14	18.81	<b>7.04</b>
	Sigmoid	21.64	12.32	21.31	10.05	18.34	9.22	16.71	<b>4.85</b>
	Doğrusal	24.23	16.75	22.04	12.14	22.18	13.99	20.92	<b>9.21</b>
	Gauss	22.67	13.38	21.32	9.62	21.54	12.31	16.92	<b>4.85</b>
Alt Kamera	Polinom	23.63	15.30	21.33	10.60	19.78	10.04	17.64	<b>5.59</b>
	K.K. Polinom	24.07	15.84	21.34	10.98	20.08	10.69	18.90	<b>6.52</b>
	Sigmoid	22.35	13.15	21.20	9.73	18.53	8.61	16.43	<b>4.86</b>
	Doğrusal	24.72	16.47	21.64	11.39	21.86	12.27	20.98	<b>8.80</b>
	Gauss	22.90	13.47	20.61	8.74	21.62	11.31	16.85	<b>4.86</b>



Gabor + Çekirdek TBA’da diğer tüm TBA deneylerinde olduğu gibi mahkos metriği en düşük EER değerlerini üretmiştir. Çekirdek fonksiyonları açısından bakıldığında sigmoid ve gauss en düşük değerlere (üst kamerada %4.85, alt kamerada %4.86) sahiptirler. Geometrik dönüşümün etkisi yine bu tabloda da görülmektedir. Mahkos metriğinde tüm fonksiyonlar için %11’in üzerinde bir iyileşme söz konusudur. Fakat buradaki EER değerleri çekirdek kullanılmayan Gabor + TBA’da elde edilen değerlerden daha yüksektir. Dolayısıyla çekirdek yaklaşımların başarıyı artırma beklentisi TBA varyasyonlarında karşılanamamıştır. Tüm TBA yaklaşımlarımız için elde edilen en iyi sonuçlar aşağıdaki ROC eğrilerinde verilmiştir. Şekilde hem üst hem alt kamera için Gabor + TBA’nın diğer seçeneklere göre daha başarılı olduğu rahatlıkla gözlemlenebilir.



Şekil 3.39. Tüm TBA’lar için ROC Eğrileri (a) Üst kamera (b) Alt Kamera

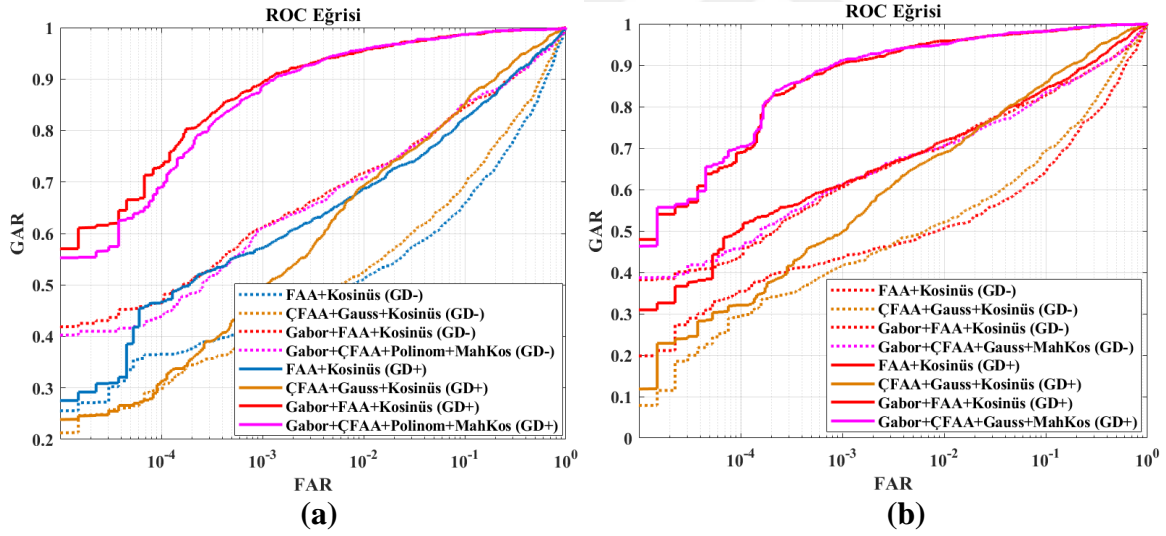
Gabor filtresinin Çekirdek FAA ile kullanımı sonucunda elde edilen EER değerleri de Tablo 3.12’de verilmiştir. Burada yine beklendiği gibi mahkos diğer metriklerle göre üstünlük sağlamıştır. Çekirdek fonksiyonlarında ise üst kamerada polinom, alt kamerada da Gauss daha düşük değerler üretmiştir. Fakat buradaki en iyi EER değerleri (üst:%2.80, alt:%2.89) Gabor + FAA’nın Kosinüs metriği (üst:%2.79 ve alt:%2.90) ile hemen hemen aynı çıkmıştır. Diğer taraftan tüm denemelerde geometrik dönüşüm yapılmış görüntüler dönüşüm yapılmamış görüntülere %10 daha düşük değerler üretmişlerdir.

Deneylerimizdeki tüm Gabor varyasyonlarının en iyi sonuçlar ürettikleri metrikler ve fonksiyonlar dikkate alınarak karşılaştırmalı ROC eğrileri Şekil 3.40’ta gösterilmiştir.

Şekilde Gabor + FAA ile Gabor + Çekirdek FAA'nın birbirine yakın ve diğerlerinden çok daha başarılı olduğu görülmektedir. Üst kamerada Gabor + FAA daha iyi sonuçlara sahipken, alt kamerada ise Gabor + Çekirdek FAA bir miktar daha başarılı görünmektedir.

Tablo 3.12. Gabor + Çekirdek FAA ile sınıflandırma EER değerleri (%)

Kamera	Çekirdek Fonksiyonlar	Öklid		Kosinus		Manhattan		Mah. Kosinüs	
		GD-	GD+	GD-	GD+	GD-	GD+	GD-	GD+
Üst Kamera	Polinom	21.50	10.34	15.21	3.63	21.76	11.52	13.54	<b>2.80</b>
	K.K. Polinom	22.50	10.45	15.05	3.73	22.26	10.73	13.88	<b>2.89</b>
	Sigmoid	20.40	10.15	16.45	4.76	21.31	11.57	14.79	<b>3.01</b>
	Doğrusal	22.26	10.67	15.12	3.91	22.36	10.99	13.65	<b>2.93</b>
	Gauss	22.24	10.67	15.09	3.85	22.37	10.98	13.64	<b>2.93</b>
Alt Kamera	Polinom	22.87	11.05	15.53	3.91	23.81	11.79	14.61	<b>3.08</b>
	K.K. Polinom	23.12	10.65	15.82	3.84	23.67	10.57	15.01	<b>2.90</b>
	Sigmoid	22.58	11.68	16.13	3.83	23.19	12.75	14.60	<b>3.11</b>
	Doğrusal	22.88	10.69	15.74	3.84	23.53	11.16	14.78	<b>2.90</b>
	Gauss	22.91	10.73	15.74	3.86	23.46	11.22	14.77	<b>2.89</b>



Şekil 3.40. Tüm FAA'lar için ROC Eğrileri (a) Üst kamera (b) Alt Kamera

### 3.14. Sınıflandırma Yönteminin Seçimi

Yapılan tüm deneylerde çalışma kapsamında önerilen geometrik düzeltme yaklaşımımızın uygulandığı görüntülerden alınan sonuçların, düzeltme yapılmamış görüntülere göre çok daha başarılı olduğu görülmüştür. Kodlama ve alt uzay tabanlı yaklaşımların performansları göz önünde bulundurulduğunda ise; alt uzay tabanlı yöntemler doğrudan veya çekirdek fonksiyonları ile kullanıldığı durumlarda, kodlama tekniklerine göre

kötü sonuçlar üretmişlerdir. Diğer taraftan Gabor filtre bankası ile gerçekleştirmeler, alt uzay yöntemler için önemli bir avantaj sağlamıştır. Öyle ki, kodlama tekniklerindeki en düşük EER değerini veren ContCode, bu değeri %20.04'den %8.20'ye (alt kamerada %19.64'den %7.85'e) kadar düşürebilmişken, Gabor tabanlı yöntemlerde bu değer %4'ün altına kadar indirilebilmiştir.

Alt uzay tabanlı tekniklerde ise FAA'nın TBA'ya açık bir üstünlüğü söz konusudur. Metrikler açısından bakıldığında FAA'da kosinüs ön plana çıkarken, TBA'da ise mahkos daha iyi değerler üretmiştir. Fakat kosinüs'n FAA'daki üstünlüğü Gabor + Çekirdek FAA'da mahkos lehine dönmüştür (mahkos, kosinüs'e göre yaklaşık %1 oranında daha iyi EER değerleri üretmiştir). Çekirdek fonksiyonları açısından ele alındığında ise Gauss ve polinom'un üstünlüğü görülmektedir. Özellikle son deneylerde Gauss daha çok ön plana çıkmıştır. Şekil 3.40'ta Gabor + FAA ile Gabor + Çekirdek FAA'nın üstünlüğü konusunda bir geçişkenlik vardır. Bu durumu netleştirmek için aşağıdaki tablo incelenebilir.

Tablo 3.13. Gabor + FAA yönteminin farklı durumlarının değerlendirilmesi

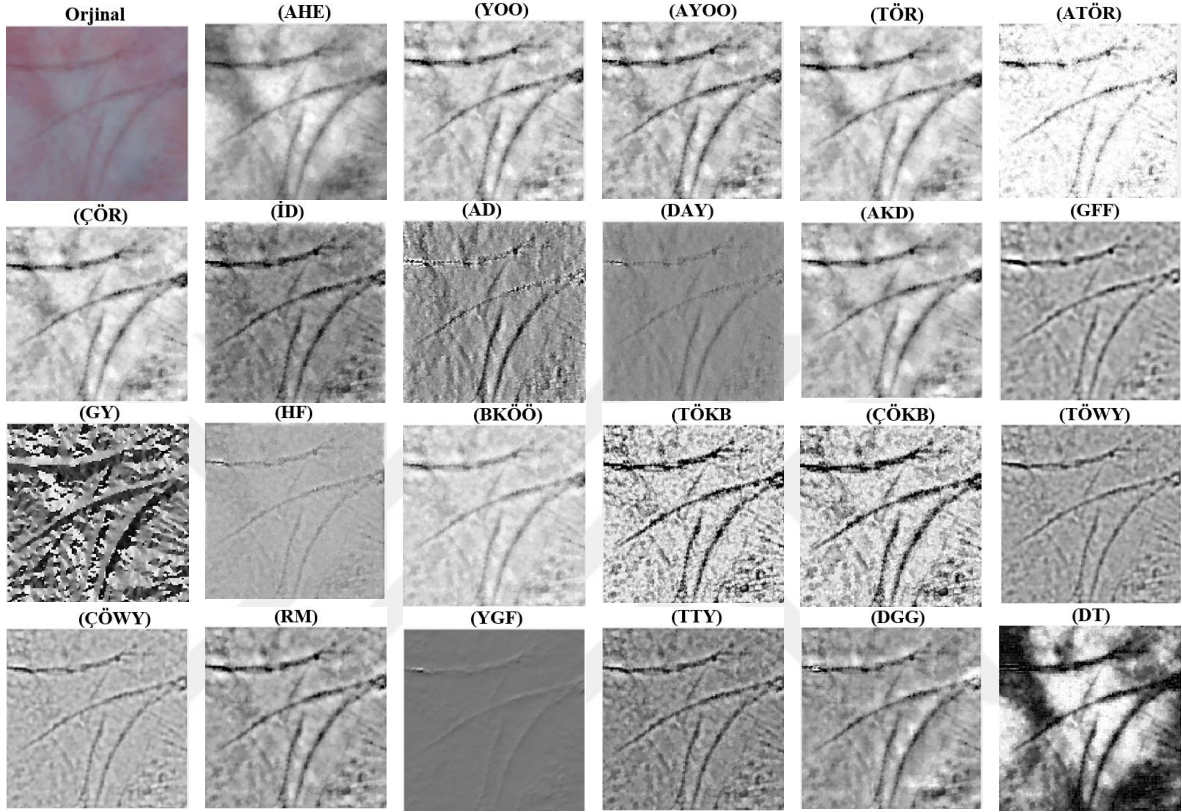
Kamera	Performans Ölçütleri (%)	Gabor+FAA +Kosinüs		Gabor+ÇFAA+ Polinom+MahKos		Gabor+ÇFAA+ Gauss+MahKos	
		GD-	GD+	GD-	GD+	GD-	GD+
Üst Kamera	Tanıma Oranı	64.60	88.20	64.08	87.99	65.84	89.34
	EER	13.67	2.79	15.21	2.80	15.09	2.93
	$GAR_{FAR=10^{-2}}$	46.48	72.77	44.10	68.84	49.17	74.02
Alt Kamera	Tanıma Oranı	63.60	89.54	61.70	90.17	62.42	90.27
	EER	15.21	2.90	15.53	3.08	15.74	2.89
	$GAR_{FAR=10^{-2}}$	46.48	68.84	41.51	67.91	46.48	70.08

Bu tabloda Gabor + ÇFAA + gauss + mahkos kullanımının diğer yaklaşımlara göre EER değeri daha büyük olmasına rağmen tanıma oranı ve  $GAR_{FAR=10^{-2}}$  değerleri daha iyi sonuçlar vermektedir. Dolayısıyla çalışmalarımızın sonraki aşamalarında sınıflandırma için, gauss çekirdek fonksiyonunu ve mahkos metriğini kullanan Gabor tabanlı Çekirdek FAA'nın kullanılmasına karar verilmiştir.

### 3.15. Görüntü Normalizasyonunun Başarıma Etkisi

Tamamen kısıtlamasız bir ortamda alınan görüntülerde özellikle arka planın serbest olmasından dolayı avuçiçi üzerinde düşen ışık yoğunluğu her bir el için farklılık göstermektedir. Bununla beraber kişilerin ten renklerindeki farklılıklar ve elin iç yapısının

düz olmamasından dolayı avuçiçinde bölgesel ışık yoğunluğu farklılıkları oluşabilmektedir. Bu durumlar göz önünde bulundurulduğunda her bir avuçiçi örüntüsü üzerinde öznelik çıkarılmadan önce normalizasyon işleminin yapılması gereklidir.



Şekil 3.41. Görüntü normalizasyon yöntemlerinin bir avuçiçine uygulanması

Çalışmamızda, görüntü normalizasyonu için ilk önce Adaptif Histogram Eşitleme, daha sonra [126, 212]'de ele alınan tüm teknikler (22 adet) için bir önceki başlıkta ele alınan Gabor tabanlı Çekirdek FAA'nın performansı üzerine etkisi incelenmiştir. Tüm bu yöntemlerin örnek bir avuçiçi örüntüsüne uygulanınca elde edilen yeni örüntüler Şekil 3.41'de gösterilmiştir.

Bu aşamada, elde edilen en iyi EER değerlerinden ve tanıma oranlarından daha iyi sonuç üretilmesini sağlayacak bir normalizasyon yöntemi belirlenmeye çalışılmıştır. Buna göre normalizasyon yöntemlerinin uygulandığında elde edilen performans ölçümleri de aşağıdaki tabloda verilmiştir. Bu değerler, ilk önce üst kamera için hesaplanmıştır. Çok farklı normalizasyon tekniklerinin denenmesi sonucunda, bir çok tekniğin aslında normalizasyon

yapılmamış görüntülerde elde edilen sonuçlara göre daha başarısız sonuçlar elde ettiği görülmüştür. Dolayısıyla tüm normalizasyon tekniklerinin başarımı artırmayacağı açıktır.

Tablo 3.14. Normalizasyon tekniklerinin başarıma etkileri (Üst Kamera)

Normalizasyon Tekniği	Tanım Oranı (%)	EER (%)	GAR <sub>FAR=10<sup>-1</sup></sub> (%)
Adaptif Histogram Eşitleme (AHE) Tabanlı [213]	88.82	2.79	88.30
Yerel Olmayan Ortalamalar (YOO) Tabanlı [214]	86.34	3.84	83.95
Adaptif Yerel Olmayan Ortalamalar (AYOO) Tabanlı [215]	89.34	3.42	89.03
Tek Ölçekli Retineks (TÖR) Tabanlı [216]	84.27	4.03	81.47
Adaptif Tek Ölçekli Retineks (ATÖR) Tabanlı [217]	81.26	5.38	78.36
Çok Ölçekli Retinex (ÇÖR) Tabanlı [218]	84.16	4.05	81.57
İzotropik Difüzyon (İD) Tabanlı [219]	89.13	2.70	86.75
Anizotropik Difüzyon (AD) Tabanlı [220]	88.41	2.90	86.44
Değiştirilmiş Anizotropik Yumuşatma (DAY) Tabanlı [220]	83.13	4.35	80.12
Ayrık Kosinüs Dönüşümü (AKD) Tabanlı [221]	86.34	3.73	82.82
Gaussların Farkı Filtresi (GFF) Tabanlı [126, 212]	86.34	3.52	84.99
Gradyan Yüzler (GY) Tabanlı [222]	90.58	3.52	90.99
Homomorfik Filtreleme (HF) Tabanlı [223]	78.67	5.93	72.05
Büyük ve Küçük Ölçek Özellikleri (BKÖÖ) Tabanlı [224]	87.78	3.41	85.61
Tek Ölçekli Kendinden Bölümlü Resim (TÖKB) Tabanlı [225]	91.30	2.79	90.37
Çok Ölçekli Kendinden Bölümlü Resim (ÇÖKB) Tabanlı [225]	<b>92.24</b>	<b>2.51</b>	<b>91.82</b>
Tek Ölçekli Weber Yüzleri (TÖWY) Tabanlı [226]	88.92	3.10	87.58
Çok Ölçekli Weber Yüzler (ÇÖWY) Tabanlı [226]	87.47	3.65	85.61
Retina Model (RM) Tabanlı [227]	89.96	2.59	89.34
Yönlendirilebilir Gauss Filtresi (YGF) Tabanlı Tabanlı [126, 212]	85.51	3.72	82.61
TanTriggs Yöntemi (TTY) Tabanlı [228]	<b>92.55</b>	<b>2.31</b>	<b>92.86</b>
Dalgacık Gürültü Giderici (DGG) Tabanlı [229]	83.75	4.87	79.19
Dalgacık Tabanlı (DT) [230]	91.10	3.19	90.99

Bu yöntemler içerisinde en başarılı sonuçları veren TanTriggs [228] ve Çok Ölçekli Kendinden Bölümlü Resim Tabanlı [225] normalizasyon tekniklerinin alt kameradan elde edilen görüntülere uygulandığında elde edilen performans değerleri de aşağıdaki tabloda verilmiştir.

Tablo 3.15. Seçilmiş normalizasyon tekniklerinin başarıma etkileri (Alt Kamera)

Normalizasyon Tekniği	Tanım Oranı (%)	EER (%)	GAR <sub>FAR=10<sup>-1</sup></sub> (%)
TanTriggs Yöntemi Tabanlı [228]	93.89	2.49	93.79
Çok Ölçekli Kendinden Bölümlü Resim Tabanlı [225]	93.27	2.38	93.06

Çalışmanın sonraki aşamalarında normalizasyon için TanTriggs Yöntemi tekniği kullanılmıştır. Bu yöntem, sadece normalizasyon işleminin tanıma performansını %90'lardan %93'ün üzerine çıkmasını sağlamıştır. Aynı şekilde EER değerinin %2.5'in altına inmesi sağlanmıştır.

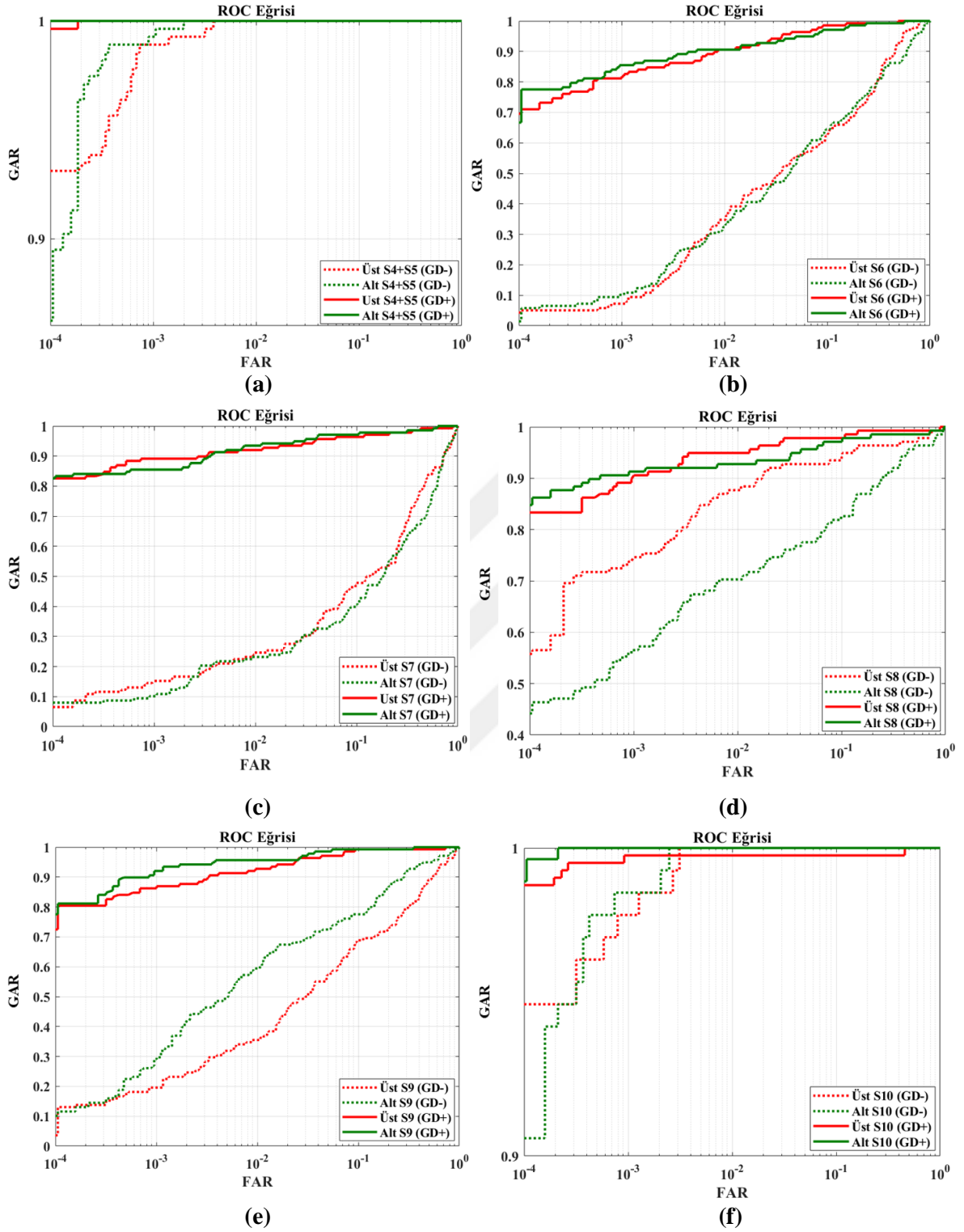
### 3.16. Doğrulama Performansının Senaryolar Bazında İrdelenmesi

Bu aşamaya kadar yapılan çalışmalar sonucunda en iyi performans değerleri TanTriggs normalizasyonunun uygulandığı avuçizi örüntüleri üzerinde gauss çekirdek fonksiyonunun kullanıldığı Gabor+ÇFAA yöntemi elde edilmiştir. Ulaşılan değerler; üst kamera için tanıma oranı %92.55 ve EER değeri %2.31, alt kamera için ise tanıma oranı %93.89 ve EER değeri %2.49 olarak elde edilmiştir. Bu değerler aynı alt uzay yaklaşımları kullanılarak geometrik düzeltmenin yapılmadığı görüntülerden elde edilen %69 civarındaki değerlere göre çok başarılı performans göstergeleridir. Fakat halen daha bir tanıma sistemi için ideal değerler seviyesinde değildir. İstenilen hedeflere ulaşamama nedenlerini araştırmak için veriseti içerisinde bulunan görüntülerin senaryolarının ayrı ayrı ele alınarak değerlendirilmeler yapılmıştır.

Bu değerlendirmede GU-Palm.v2 verisetindeki tüm avuçiçi örüntülerine TanTriggs normalizasyonu uygulanmış ve yine düz görüntüler eğitim seti, açılı görüntüler ise test seti olarak kullanılmıştır. Elde edilen değerler Tablo 3.16'da verilmiş, ayrıca ROC eğrileri de Şekil 3.42'de gösterilmiştir.

Tablo 3.16. Senaryolara göre performans değerleri

Senaryo	Kamera	Tanıma Oranı (%)		EER(%)		GAR <sub>FAR=10<sup>-2</sup></sub> (%)	
		GD-	GD+	GD-	GD+	GD-	GD+
S4+S5	Üst Kamera	96.01	100.00	0.36	0.0093	93.16	99.64
	Alt Kamera	97.10	100.00	0.28	0.0013	86.23	100.00
S6	Üst Kamera	24.64	84.78	24.79	4.35	4.35	69.57
	Alt Kamera	26.09	86.23	23.93	5.08	1.45	66.67
S7	Üst Kamera	21.01	88.41	31.88	4.35	6.52	82.61
	Alt Kamera	18.84	87.68	35.46	4.19	7.97	82.61
S8	Üst Kamera	79.71	90.58	7.25	2.83	55.79	83.33
	Alt Kamera	63.04	91.30	13.79	4.35	44.20	84.78
S9	Üst Kamera	28.97	86.96	24.07	3.62	3.62	72.46
	Alt Kamera	47.10	92.75	16.08	2.90	10.14	77.54
S10	Üst Kamera	97.10	99.03	0.16	0.24	94.93	98.79
	Alt Kamera	96.38	99.64	0.12	0.01	90.58	98.91
Tümü	Üst Kamera	69.46	92.55	13.16	2.31	58.70	87.37
	Alt Kamera	68.64	93.89	13.70	2.49	55.69	87.37



Şekil 3.42. Düz olmayan senaryolar için dönüşümden önce ve sonraki ROC eğrileri.

Tablo ve şekil incelendiğinde bazı ilginç detaylar dikkat çekecektir. Örneğin, kamera düzlemine paralel alınan senaryolara (S4, S5 ve S10) ait tanıma oranlarında %4 civarında bir iyileşme söz konusudur. (Benzeri durum S1, S2 ve S3 senaryolarının değerlendirildiği ilk Tablo 3.2’de de ortaya çıkmıştı. Her ne kadar bu senaryolarda, kullanıcılardan ellerini paralel bir şekilde yerleştirmeleri istense de el serbest olduğu için bunu her zaman sağlamak mümkün olmamıştır. Buradaki sonuçların iyileşmesi aslında paralel olarak alınması gereken görüntülerde de poz düzeltmelerine ihtiyaç olduğunu göstermektedir. Özellikle bu çalışmada oluşturulan düzenden alınan görüntülerde, bir el kameralardan birinin düzlemine paralel tutulsa bile diğer kamerada mutlaka açısal bir farklılık ortaya çıkaracaktır.

Tablo 3.16 ve Şekil 3.42’ye bakıldığında özellikle perspektif bozulmanın yüksek olduğu S6, S7, S8 ve S9 senaryolarında ciddi iyileştirmeler göze çarpmaktadır. Bu senaryolarda EER verileri ortalama %16 kadar azalmış, tanıma oranları ise %60’a varan iyileşmeler gerçekleşmiştir. Şekil 3.42’deki GAR değerleri takip edildiğinde dikkat çeken bir diğer önemli noktada düzeltme yapılmamış görüntüler içerisinde üst kameradan alınan S8 görüntülerinin alt kameradan alınan S8 görüntülerine göre çok daha iyi sonuçlar üretmiş olmasıdır. Aynı şekilde S9 görüntülerine ait sonuçlarda ise alt kameradan alınan değerler daha iyidir. Bunun nedeni üst ve alt kameraların odak noktaları arasındaki mesafe, görüntüler üzerinde de açısal bir farklılık oluşturmaktadır. S8 senaryosuna göre alınmış bir el görüntüsünde üst kameradaki izdüşüm alanı daha fazla iken alt kamerada daha az olacaktır. İzdüşüm alanları arasındaki bu fark S8 senaryosu için üst kamerada avantaj sağlarken, S9 için alt kamerada avantaj sağlamıştır. Kameralar dikey olarak yerleştirildiğinden S6 ve S7’nin yatay yöndeki poz değişimleri böyle bir fark ortaya çıkarmamıştır. Dolayısıyla bu senaryolarda sonuçlar birbirine yakındır. Açısal farklılıkların doğrulama performanslarına etkisi Bölüm 5.2’de detaylı bir şekilde incelenmiştir.

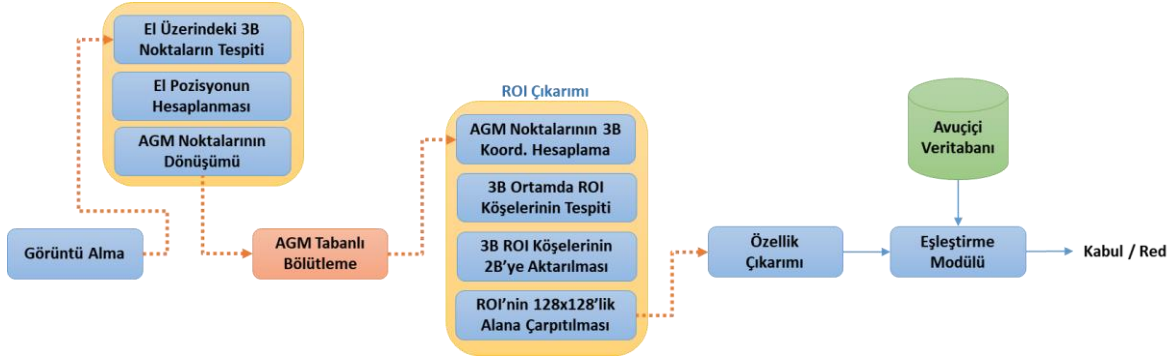


#### 4. AAM2PALM YÖNTEMİNİN GERÇEKLEŞTİRİMİ

Palm2AAM olarak isimlendirdiğimiz geometrik düzeltme yaklaşımımız, EER değerlerini üst kamerada %13.16'dan (alt kamerada %13.70) %2.31'e kadar indirilebilmiş, rank – 1 tanıma oranını da üst kamerada %69.46'dan (alt kamerada %68.64) %92.55'e (alt kamerada %93.89) kadar çıkarabilmiştir. Bu yöntem bir çok açıdan klasik yaklaşımlara göre önemli avantajlar sunmasına rağmen, bizim hedeflediğimiz değerlerden halen daha uzak bir pozisyondadır. Bu sonuçları daha da iyileştirebilmek için çalışmanın aşamaları üzerinde değerlendirmeler yapılmış, aslında uygulanan geometrik yaklaşımın 3 farklı yerde interpolasyona ihtiyaç duyduğu tespit edilmiştir. İlki, stereo düzeltme aşamasında resimlerin aynı epipolar düzleme getirilmesi, ikincisi geometrik düzeltme yapılırken resmin çarpıtılması, son olarak ta çıkarılan ROI'nin 128x128'lik boyutlara ölçeklenmesi. Tüm bu interpolasyon işlemleri elde edilen örüntüde bir miktar bozulmalara sebep olmaktadır. Bu durum, bizi interpolasyon sayısının nasıl azaltılabileceği sorusuna cevap aramaya yöneltmiştir.

Tamamen serbest bir ortamda çalışmayı hedeflediğimiz için, her halükârda ROI'nin ölçeklenmesi kaçınılmaz görünmektedir. Dolayısıyla diğer iki interpolasyon için bir alternatif yaklaşımlar üzerinde düşünülmüştür. Stereo doğrultma işlemi, ilgin noktaların derinlik bilgilerinin üretilmesi için kullanılmıştır. Bunun yerine herhangi bir çarpıtma sürecine ihtiyaç duymayan doğrusal üçgenleştirme yöntemi [186] ile derinlik bilgisi üretilmesine karar verilmiştir. Böylece doğrultma işleminden kaynaklanan interpolasyon ihtiyacı ortadan kaldırılmıştır. Fakat, görüntü üzerinde en fazla çarpıtma, geometrik düzeltme yaklaşımımızdan kaynaklanmaktadır. Bunun için ikinci bir geometrik düzeltme yaklaşımı üzerine çalışılmıştır.

İlk önerilen yöntemde, herhangi bir el görüntüsü, AGM'nin ortalama noktalarının olduğu başlangıç pozisyonuna göre çarpıtılması üzerine dayalıdır. Bu yöntemde ise görüntü üzerinde herhangi bir geometrik dönüşüm işlemi uygulanmaz. Bunun yerine, AGM başlangıç noktaları projektif dönüşüm yardımıyla görüntüdeki el üzerine oturtulur ve AGM arama işlemine bu pozisyondan başlar (Şekil 2.1). Buna göre AAM2Palm olarak adlandırdığımız bu yaklaşımın avuçiçi doğrulama süreçlerindeki aşamaları aşağıdaki şekilde gösterilmiştir.



Şekil 4.1. AAM2Palm aşamaları

#### 4.1. Doğrusal Üçgenleme Yaklaşımı ile 3B Derinlik Bilgisinin Üretimi

Doğrusal üçgenleme yaklaşımı, 3B bir noktanın her iki kameradaki izdüşümleri ve perspektif projeksiyon matrisleriyle elde edilen ikişer adet denklemi kullanır. Bu doğrusal denklem sisteminde 3B koordinatlar TDA veya en küçük kareler yöntemiyle optimizasyon yapılarak bulunabilir. Herhangi 3B bir  $P$  noktasının,  $Q_u$  projeksiyon matrisine sahip üst kameranın piksel koordinat sistemine düşen izdüşümü  $p_u$  olduğu farz edilirse;  $\tilde{p}_u$  ve  $\tilde{P}$  homojen koordinatları arasında  $\tilde{p}_u = Q_u \tilde{P}$  ilişkisi vardır. Bu eşitlik  $\tilde{p}_u \times Q_u \tilde{P} = 0$  şeklinde de yazılabilir.  $q_u^{iT}$ ,  $Q_u$  matrisinin  $i$ . satırının devriğini gösterebilir. Bu durumda eşitlik aşağıdaki gibi de gösterilebilir:

$$\begin{bmatrix} u_u \\ v_u \\ 1 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} q_u^{1T} \\ q_u^{2T} \\ q_u^{3T} \end{bmatrix} \tilde{P} = 0 \quad (135)$$

Bu eşitlik  $u_u$  ve  $v_u$ ,  $p_u$  pikselinin x ve y bileşenleridir. Bu eşitlikteki çarpımdan aşağıdaki eşitlikler yazılabilir:

$$\begin{bmatrix} v_u q_u^{3T} - q_u^{2T} \\ q_u^{1T} - u_u q_u^{3T} \\ u_u q_u^{2T} - v_u q_u^{1T} \end{bmatrix} \tilde{P} = 0 \quad (136)$$

$$\begin{bmatrix} v_u q_u^{3T} - q_u^{2T} \\ u_u q_u^{3T} - q_u^{1T} \end{bmatrix} \tilde{P} = 0 \quad (137)$$

Bu eşitlikteki iki denklem üst kameradan elde edilen denklemlerdir. Benzer şekilde  $Q_a$  projeksiyon matrisine sahip alt kameradaki  $p_a(u_a, v_a)$  pikseli kullanılarak üretilecek aşağıdaki eşitlikten de iki denklem elde edilir:

$$\begin{bmatrix} v_a q_a^{3T} - q^{2T} \\ u_a q_a^{3T} - q_a^{1T} \end{bmatrix} \tilde{P} = 0 \quad (138)$$

(137) ve (138) birleştirildiğinde (139) elde edilecektir.

$$\begin{bmatrix} v_u q_u^{3T} - q^{2T} \\ u_u q_u^{3T} - q_u^{1T} \\ v_a q_a^{3T} - q^{2T} \\ u_a q_a^{3T} - q_a^{1T} \end{bmatrix} \tilde{P} = 0 \quad (139)$$

Bu eşitlik  $A\tilde{P} = 0$  formundadır ve  $A$  değerler bilinen bir matristir. Bu durumda  $A$  matrisinin TDA ile ayrıştırılması sonucunda 3B bir  $P$  noktasının koordinatları bulunabilir.

#### 4.2. AGM Modelinin 3B Bilgisine Dayalı Olarak İklendirilmesi

AGM ile ilgili yapılan çalışmaların çoğunluğu, görüntülerde yüz tespitini gerçekleştirmeye odaklanmışlardır. Bu çalışmaların bazılarında kafanın 3B poz değişimindeki sıkıntısından bahsedilmiş ve bu sorunun çözümü için çoklu görüntüleme teknikleri önerilmiştir (Stereo AGM [231, 232], Çoklu Görünüm AGM [233-235], 2B+3B AGM [236-240] gibi). Bu çalışmalarda genel olarak aşağıdaki amaç fonksiyonu minimize edilmeye çalışılmıştır:

$$\sum_{n=1}^N \left( \left\| g_0(u) + \sum_{i=1}^l \phi_{t,i,n} A_i(u) - I_n(W(u; \phi_{s,i,n})) \right\|^2 + K \left\| s_0 + \sum_{i=1}^m \phi_{s,i,n} s_i - P_{s_0,n} \left( R \left( \bar{s}_0 + \sum_{j=1}^{\bar{m}} \bar{\phi}_{s_j} \bar{s}_j \right) + T \right) \right\|^2 \right) \quad (140)$$

Bu eşitlikte verilen amaç fonksiyonunun birinci kısmında görünüm modeli, ikinci kısımda ise şekil modeli uydurulmaya çalışılır. Burada,  $N$  görüntü sayısı,  $P_{s_0}$  ölçeklendirilmiş ortogonal projeksiyon matrisi,  $R$  dönme matrisi ve  $T$  öteleme vektörüdür.  $\phi_t$  ve  $\phi_s$  ise sırasıyla AGM için görünüm ve şekli temsil eden model parametreleridir. Çoklu

görünüm tabanlı çalışmalarda genel olarak amaç fonksiyonundaki model parametrelerinin yanında  $P_{so}$ ,  $R$  ve  $T$  parametreleri de iteratif olarak kestirilmeye çalışılır. [192]'deki çalışmada (141)'de verilen  $P_{so}$  matrisinin kalibre edilmiş kameralarla başlangıçta tespit edilmesinin büyük bir avantaj sağlayacağı gösterilmiştir.

$$u = P_{so}(x) = s \begin{pmatrix} i_x & i_y & i_z \\ j_x & j_y & j_z \end{pmatrix} x + \begin{pmatrix} o_u \\ o_v \end{pmatrix} \quad (141)$$

Burada  $(o_u, o_{uv})$ , orijin ofsetleridir,  $i = (i_x, i_y, i_z)$  ve  $j = (j_x, j_y, j_z)$  projeksiyon eksenleridir ve ortonormaldirler,  $s$  ise ölçek faktörüdür. Bizim çalışmamızda da,  $P$  matrisi kalibre edilmiş kameralar sayesinde hesaplanabilmektedir. Bununla beraber, elin poz bilgisi sayesinde  $R$  ve  $T$  parametreleri de başlangıçta yaklaşık olarak tespit edilmiştir. Bu parametreleri hesaplamak için 3B uzayda eli temsil eden nokta bulutunun dağılımından yararlanılmıştır. Nokta bulutu, doğrusal üçgenleme metodu ile Palm2AAM yaklaşımındaki aynı aşamalardan geçirilerek eşleştirilmiş SURF ilgin noktalarından üretilmiştir. Nokta bulutunun temel eksenleri, Bölüm 2.8'de anlatılan yöntem ile bulunmuştur. Herhangi bir nokta kümesi eşitlik – 131'deki  $R$  matrisi ile çarpıldığında, el üzerindeki noktalar ile aynı dönmeye sahip olacaktır. (140)'da ihtiyaç duyulan  $T$  vektörü ise el üzerindeki nokta bulutunun ortalamasıdır.

$$T = \frac{1}{N} \sum_i X_i(X, Y, Z) \quad (142)$$

(141)'deki  $P$  matrisinin hesaplanması için kullanılan  $s$  ölçek faktörü ise her bir el için şu şekilde hesaplanmaktadır:

$$s = \frac{\|\psi \sigma_x e_2^T\|}{\max(A_x) - \min(A_x)} \quad (143)$$

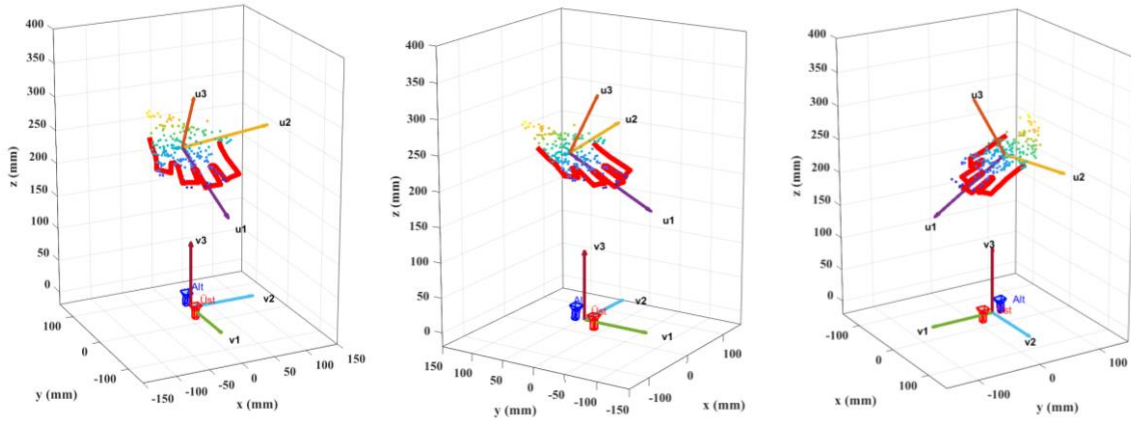
$s$  değeri dönüştürülmüş AGM noktalarının yaklaşık olarak el üzerindeki nokta bulutu sınırlarına ölçeklenmesini sağlar. Eşitlikteki,  $\sigma_x$  3B nokta bulutunun  $x$  yönündeki standart sapması,  $A_x$  AGM ortalama noktalarının  $x$  koordinatlarıdır.  $\psi$  ise sabit bir sayıdır ve bu çalışmada 3 olarak alınmıştır. ( $3\sigma$  gauss dağılımının %99.7'isini temsil eder). Burada  $s$  değeri, nokta bulutu dağılımın yalnızca  $x$  eksenini doğrultusundaki büyüklüğüne (elin

merkezinden başparmağa doğru olan eksen) göre hesaplanmıştır. Fakat ölçekleme faktörü tüm nokta dağılımını etkilediğinden diğer yönlerde de aynı oranda ölçekleme sağlamaktadır.

Tüm bu işlemler sayesinde eşitlik – 140’da ikinci kısımdaki  $P, R$  ve  $T$  parametreleri AGM’nin arama aşamasından önce hesaplanabilmektedir. Bu yaklaşım ile AGM için iyi bir başlangıç pozisyonu belirlenebilmektedir. Dolayısıyla, arama sürecinde yalnızca model parametreleri ( $\phi_t$  ve  $\phi_s$ ) için yakınsama yapılması yeterli olmaktadır.

### 4.3. AAM2Palm Yönteminin GU-Palm.v2 Verisetine Uygulanması

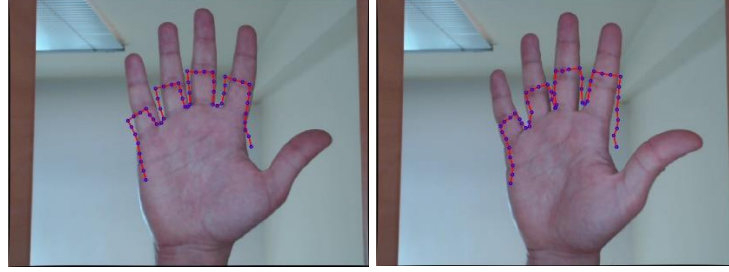
Bu yaklaşımda AGM noktalarının 3B koordinatlarına ihtiyaç vardır. Bu nedenle AGM eğitimi hem üst kameradan hem de alt kameradan alınan eş görüntülerin işaretlenmesi ile yapılmıştır. Daha önce Palm2AAM’de eğitim için kullanılan 70 görüntünün eşlenikleri de işaretlenmiş ve her iki kamera için de AGM eğitimi gerçekleştirilmiştir. İki ortalama AGM şablonunun tüm noktaları (51 adet) için doğrusal üçgenleme yöntemi ile 3B koordinatları hesaplanmıştır. AGM arama işleminde ise bir önceki başlıkta anlatılan görüntü çiftlerinde elde edilen nokta dağılımı ile AGM ortalama şablonun 3B uzayda konumlanması gereken pozisyon bulunmuştur (Şekil 4.2).



Şekil 4.2. AGM ortalama şablonunun nokta dağılımı üzerinde konumlanması

Ortalama AGM şablonunun her iki görüntü üzerindeki izdüşümleri hesaplanarak, AGM için başlangıç pozisyonu belirlenmiştir. Bulunan AGM arama Bölüm 2.7.2’deki gibi ters kompozisyonel yaklaşımı kullanılarak gerçekleştirilmiştir. AAM2Palm yöntemiyle elde

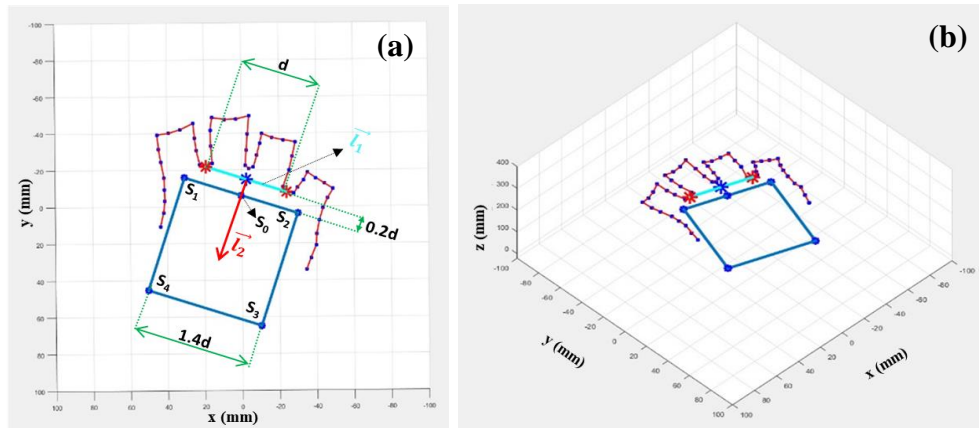
edilen ortalama AGM şablonunun izdüşümlerinin bazı el görüntülerine uygulanması Şekil 4.3'te gösterilmektedir.



Şekil 4.3. Ortalama AGM şablonunun bazı el görüntülerindeki arama başlangıç pozisyonları

#### 4.4. Avuçiçi Bölgesinin 3B Ortamda Tespiti

Bu yaklaşımımızda ROI çıkarma aşamasına kadar bir çarpıtma öngörülmemiştir. Dolayısıyla AGM bölütleme gerçekleştirildikten sonra kullanılan görüntüler halen daha perspektif bozulmaya uğramış görüntüler olacaktır. Bu ise, uygun ROI seçimi zorlaştırmaktadır. Bu durumda uygun ROI seçimi için klasik yaklaşımlardan farklı olarak doğrudan 2B görüntüler üzerinden değil, görüntü çiftinde ayrı ayrı tespit edilen AGM noktalarının 3B uzaydaki koordinatları üzerinden tespit edilmiştir (Şekil 4.4). Daha sonra, kameraların projektif matrisleri yardımıyla belirlenen köşe noktaların görüntüler üzerindeki izdüşümleri bulunmuştur. ROI, iz düşümü alınan noktalar arasındaki bölgenin ölçeklendirilmek istenen son boyutlara çarpıtılması sonucunda tespit edilmektedir.



Şekil 4.4. 3B ortamda ROI (a) ROI köşe ölçekleri (b) Farklı açıdan ROI görünüşü.

ROI çıkarma işlemi AGM'in tespit ettiği noktalar içerisinde Şekil 3.23'deki P15 ve P37 referans alınarak gerçekleştirilmiş, uygulama aşamaları Algoritma – 3'te verilmiştir. Son olarak;  $s_1, s_2, s_3$  ve  $s_4$  noktaları 128x128'lik bir kare alanın köşelerine çarpıtılarak ROI içerisinde kalan örüntü elde edilmiştir. ROI çıkarmanın işlem aşamaları, bilinen yöntemlere göre daha fazladır. Fakat buradaki esas düşünce ROI bölgesinin orjinal resim üzerinde tespit edebilmek ve yapılacak görüntü dönüşümlerini en aza indirmektir. Böylece Palm2AAM'de açığa çıkan örüntü bozulmaları azaltılmaya çalışılmaktadır.

### Algoritma 3. 3B ROI çıkarımı algoritması

<p><b>Girdi :</b> Bulunan AGM noktaları (<math>AGM_{üst} = \{x_1^{(1)}, x_2^{(1)}, \dots, x_{51}^{(1)}\}</math>, <math>AGM_{alt} = \{x_1^{(2)}, x_2^{(2)}, \dots, x_{51}^{(2)}\}</math>), <math>P</math> ve <math>Q</math> kamera projektif matrisleri</p> <p><b>Çıktı:</b> İki görüntüdeki ROI köşe noktaları, <math>s_i^{(1)}</math> and <math>s_i^{(2)}</math> (<math>i=1..4</math>)</p>
<p>1. Eşleştirilmiş <math>x_{15}^{(1)}(x, y, 1)</math> ve <math>x_{15}^{(2)}(x', y', 1)</math> noktaları için 3B <math>X_{15}(X, Y, Z, W)</math> noktasını doğrusal üçgenleme ile bul</p> $A \leftarrow \begin{bmatrix} xp_3^T - p_1^T \\ yp_3^T - p_2^T \\ x'q_3^T - q_1^T \\ y'q_3^T - q_2^T \end{bmatrix}$ $[U, S, V^T] \leftarrow TDA(A) \text{ ve } X_A \leftarrow V^T(:, end)$ <p>2. <math>X_{37}(X, Y, Z, W)</math>'yi <math>x_{37}^{(1)}</math> ve <math>x_{37}^{(2)}</math> kullanarak adım – 1'deki gibi hesapla.</p> <p>3. <math>X_{15}</math> ve <math>X_{37}</math> arasındaki <math>d</math> mesafesini bul. <math>d \leftarrow \ X_A - X_B\ _2</math></p> <p>4. <math>X_{15}</math> ve <math>X_{37}</math> arasındaki <math>\vec{l}_1</math> fark vektörünü bul.</p> $\vec{l}_1 \leftarrow \frac{X_A - X_B}{d}$ <p>5. <math>\vec{l}_1</math> vektörüne dik ve birim uzunlukta <math>\vec{l}_2</math> vektörünü bul. (<math>\vec{n}</math>: el düzleminin normal vektörü)</p> $\vec{l}_2 \leftarrow \frac{\vec{l}_1 \times \vec{n}}{\ \vec{l}_1 \times \vec{n}\ }$ <p>6. <math>X_{15}</math> ve <math>X_{37}</math>'in orta noktasından <math>\vec{l}_2</math> yönünde ve <math>\gamma.d</math> uzaklıkta <math>S_0</math> noktası hesapla. (<math>\gamma</math>, keyfi bir sabit. Bu çalışmada <math>\gamma = 0.2</math> olarak alınmıştır.)</p> $S_0 \leftarrow mean(X_A, X_B) + \gamma.d.\vec{l}_2$ <p>7. <math>S_0</math>'ı referans alarak 3B ROI köşe noktalarını hesapla.</p> $\begin{bmatrix} S_1 \\ S_2 \\ S_3 \\ S_4 \end{bmatrix} \leftarrow S_0 + d(0.5 + \gamma) \begin{bmatrix} -1 & 0 \\ 1 & 0 \\ -1 & 2 \\ 1 & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \vec{l}_1 \\ \vec{l}_2 \end{bmatrix}$ <p>8. <math>S_i</math> köşe noktalarının iki görüntüdeki izdüşümlerini bul.</p> $s_i^{(1)}(x, y) \leftarrow P.S_i \text{ ve } s_i^{(2)}(x, y) \leftarrow Q.S_i$

#### 4.5. Gabor Tabanlı Çekirdek FAA ile Tanıma Başarımı

Palm2AAM yaklaşımımızda sınıflandırma algoritmasının belirlenmesi için izlenen yol bize Gauss çekirdek fonksiyonunu kullanan Gabor+Çekirdek FAA yönteminin daha iyi sonuçlar ürettiğini göstermiştir. AAM2Palm yaklaşımımızda ise doğrudan bu sınıflandırma yöntemini kullanarak geometrik dönüşüm uygulanmış görüntülerdeki performans değerleri bulunmuştur. Bunun sonuçların ilk yöntem ile karşılaştırılabilmesi için sonuçlar Tablo 4.1’de beraber verilmiştir. Her iki yöntemde TanTriggs normalizasyonu sonunda elde edilmiş örüntüler üzerinde gerçekleştirilmiştir.

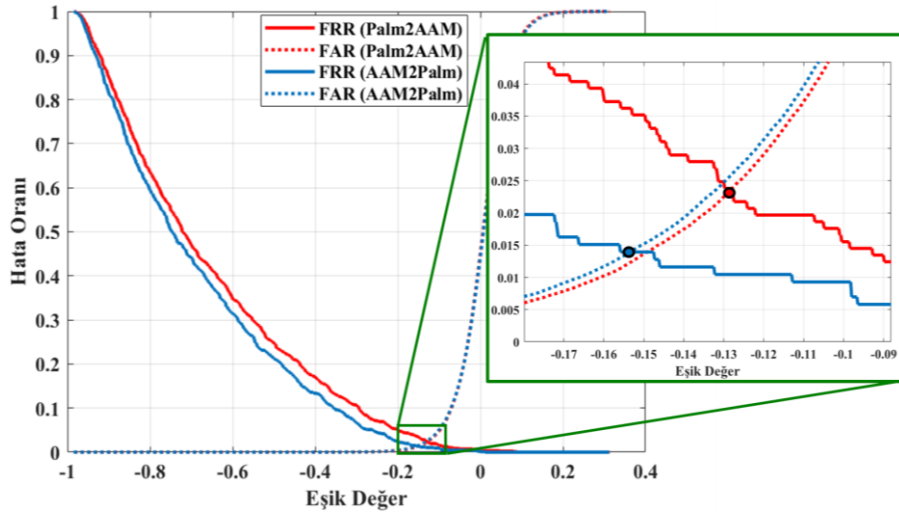
Tablo 4.1. AAM2Palm ve Palm2AAM yöntemlerinin doğrulama performansına etkileri.

Yöntem	Kamera	Tanıma Oranı (%)	EER (%)	$GAR_{FAR=10^{-1}}$ (%)
Palm2AAM	Üst Kamera	92.55	2.31	92.86
	Alt Kamera	93.89	2.49	93.79
AAM2Palm	Üst Kamera	94.77	1.39	95.12
	Alt Kamera	95.47	1.74	95.82

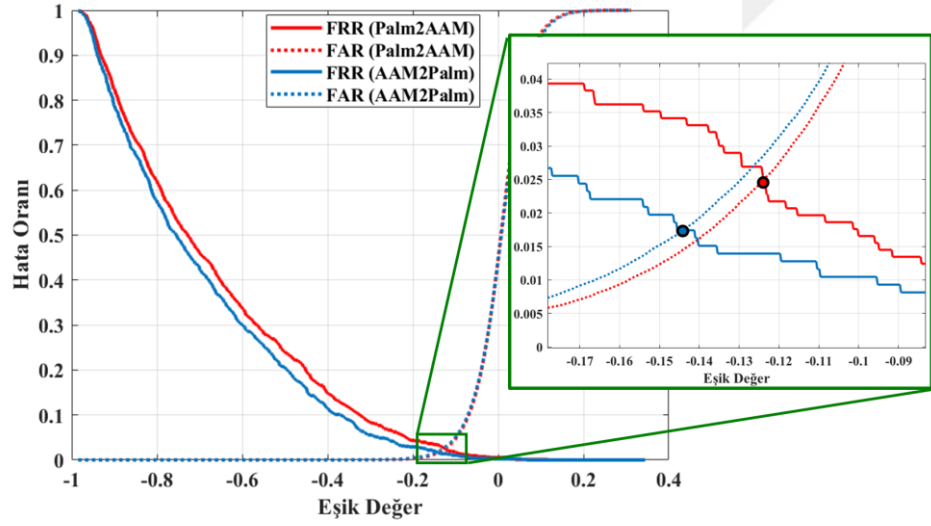
Tabloda görüldüğü üzere AAM2Palm yaklaşımı, Palm2AAM’e göre tanıma oranında %2 civarında bir iyileşmeye sebep olmuştur. Ayrıca EER değerlerinde de kayda değer bir düşüş görülmektedir. İki yöntemin karşılaştırmalı FAR – FRR grafiklerinin verildiği Şekil 4.5’te, hem üst hem de alt kamerada FRR değerlerinin daha düşük değerleri takip ettiği görülebilir.

Dolayısıyla AAM2Palm yönteminin ortaya çıkmasına sebep olan Palm2AAM’deki interpolasyon sayısının fazla olmasının doğrulama performanslarına olumsuz yönde etki ettiği gösterilmiştir. İnterpolasyon, Palm2AAM’de 3 farklı yerde gerçekleştirilirken, AAM2Palm’da sadece ROI’nin ölçeklenmesi sırasında ihtiyaç duyulmaktadır. Bu da doğrulama için kullanılacak örüntülerin daha az bozulmasına sebep olmaktadır.





(a)



(b)

Şekil 4.5. Önerilen iki yöntemin FAR – FRR Eğrileri. (a) Üst kamera (b) Alt kamera.

## 5. PERFORMANS İYİLEŞTİRMESİ VE DEĞERLENDİRME

AAM2Palm yaklaşımında tanıma oranı %95 civarında gerçekleşmiştir. Bu değer, geometrik düzeltmeye tabi olmamış görüntülerden elde edilen sonuçlardan (%69 civarı) yüksek bir seviyede olmasında rağmen, halen daha bir biyometrik doğrulama sistemi için düşüktür. Bu nedenle başarıyı artıracak çözümler üzerinde çalışılırken stereo kameralardan aynı anda elde edilen iki örüntünün birleştirilmesi fikri doğmuştur.

### 5.1. Örüntü Birleştirme Yaklaşımları

Tek bir biyometrik özellik kullanan sistemlerin; gürültülü veri, büyük sınıf içi varyasyonlar, sınıflar arası benzerlikler, kayıt başarısızlığı, sahte kullanıcı etkileşimi gibi bazı kısıtlamaları vardır [241-244]. Bu kısıtlamalar, çoğu zaman doğrulama sistemlerinin istenilen sonuçlara ulaşılmasını engeller. Bu gibi durumlarda performansı artırmak için çoklu kaynaklardan gelen bilgilerin birleştirildiği çoklu biyometrik sistemler önerilmiştir [244]. Çoklu biyometrik bir sistem, tek modlu bir sistemin sahip olduğu tüm modüllere sahiptir ve birleştirme işlemi bir tanıma sisteminin farklı seviyelerinde (sensör seviyesi, özellik çıkarma seviyesi, eşleştirme skor seviyesi, rank seviyesi ve karar seviyesi) gerçekleştirilebilir [245, 246].

Stereo kamera ile çalışmanın en önemli ve doğal avantajlarından birisi aynı anda bir ele ait iki örüntünün üretilebilmesidir. Biz de çalışmamızda bu iki farklı kameradan gelen örüntüler üzerinde üç farklı birleştirme modeli önerdik. Tüm modellerde üst ve alt kameralardan elde edilen özellik vektörleri sırasıyla  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ ,  $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_m\}$ , ( $X, Y \in \mathbb{R}^m$ ) olarak ele alınmıştır. Özellik vektörleri ölçeklendirilmiş ROI'lerden üretilmiştir ve m boyuttadırlar.

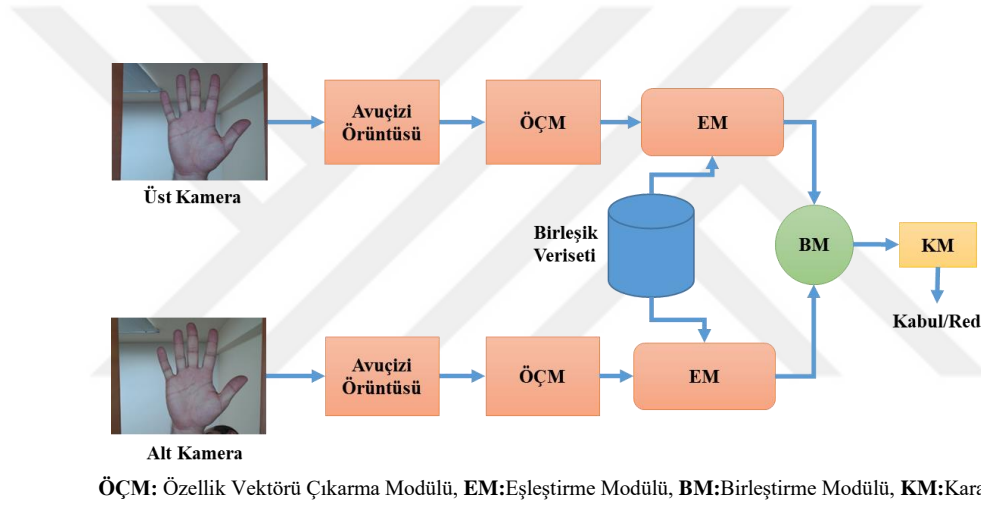
#### 5.1.1. Birleşik Model – 1 (BM-1)

Bu modelde her iki kamera için ayrı ayrı oluşturulan veriseti biraraya getirilerek tek bir veriseti oluşturulmuştur. Buradaki amaç, bir kamerada elde edilen özellik vektörünün açısal farklılıklardan dolayı alınan kameraya ait olan verisetinde tespit edilememesi, diğer verisetteki daha uygun bir vektörün tespit edilmesi olasılığıdır. Birleşik veriseti içerisindeki her bir özellik vektörü  $X$  ve  $Y$  gibi m boyuttadır. ( $Z_i = \{z_1, z_2, \dots, z_m\}$ ,  $Y \in \mathbb{R}^m$ ). Farzedelim

ki  $N$  adet kullanıcıdan  $k$  adet farklı senaryoya göre görüntüler veritabanına kaydedilmiş olsun. Bu durumda birleşik veriseti (BV),  $2Nk$  adet özellik vektörü içerecektir.

$$BV = \bigcup_{i=1}^{2Nk} Z_i = \bigcup_{i=1}^{Nk} (X_i, Y_i) \quad (144)$$

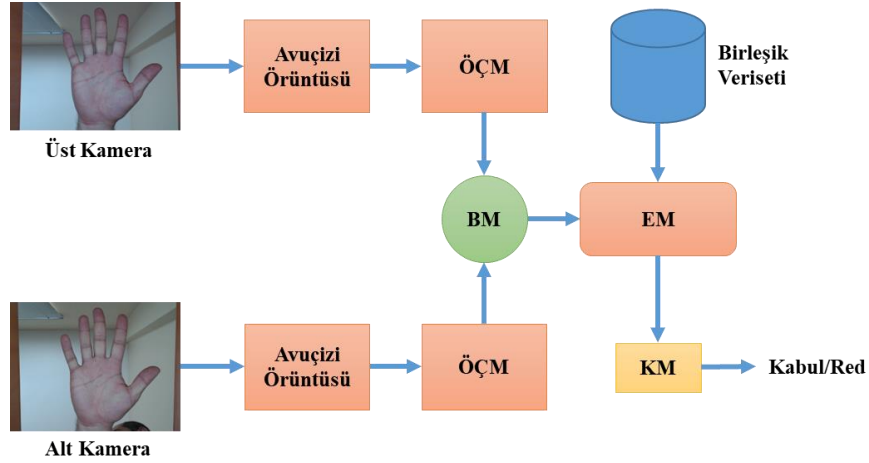
Birleştirme şeması Şekil 5.1'deki gibidir. Üst kameradan alınan bir özellik vektörü Birleşik verisetindeki en uygun vektör ile eşleştirilir. Daha sonra aynı işlem alt kameradan alınan vektör için uygulanır. Her iki eşleştirme sonucunda en yüksek eşleştirme skoru karar sınıflandırmayı belirler.



Şekil 5.1. BM – 1'in aşamaları.

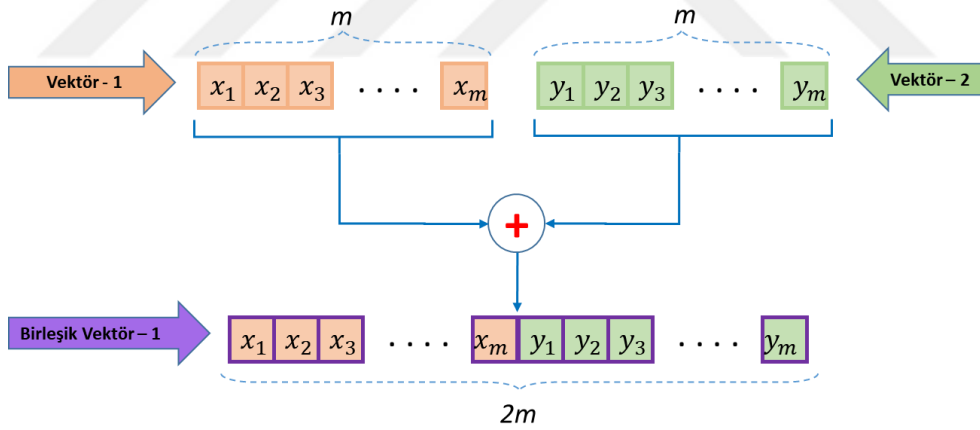
### 5.1.2. Birleşik Model – 2 (BM-2)

Bu modelde kameralardan elde edilen özellik vektörleri birleştirilerek daha büyük boyutta yeni bir özellik vektörü elde edilmiştir. ( $Z_i = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im}, y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{im}\}$ ,  $Z_i \in \mathbb{R}^{m+m}$ ). Kullanılan veriseti tektir. Birleştirme şeması Şekil 5.2.de olduğu gibidir ve bu birleştirme yaklaşımı özellik çıkarma seviyesindedir.



Şekil 5.2. BM – 2’in aşamaları.

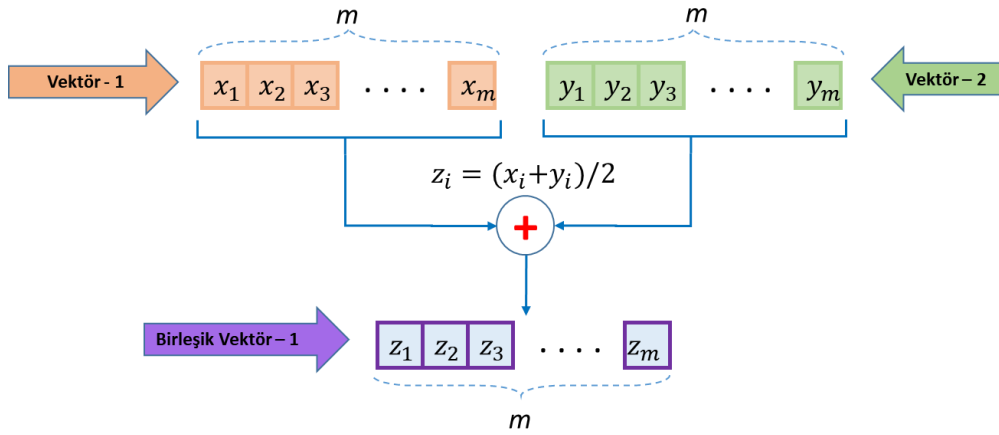
Aşağıdaki şekilde BM – 2’ye göre iki özellik vektörünün birleşiminden oluşacak örnek özellik vektörü gösterilmiştir. Buna göre oluşacak yeni vektör, diğerlerinden daha uzun olacaktır.



Şekil 5.3. Örnek bir BM – 2 uygulaması.

### 5.1.3. Birleşik Model – 3 (BM-3)

Bu modelde de özellik vektörleri birleştirilmiştir. Önceki modelden farklı olarak birleştirilecek özellik vektörlerinin ortalaması alınmıştır ( $Z_i = \frac{x_i + y_i}{2}$ ,  $Z_i \in \mathbb{R}^m$ ). Test setinde de yine görüntülerin ortalaması alınarak tek özellik vektörü üretilmiştir. Şekil 5.4’te BM – 3’e göre iki özellik vektörünün birleşimi gösterilmiştir.



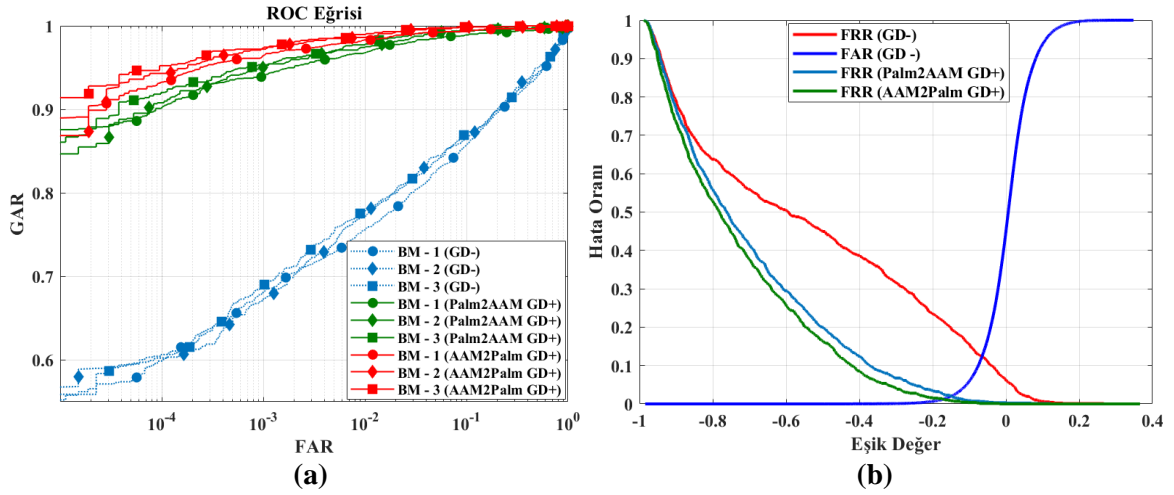
Şekil 5.4. Örnek bir BM – 3 uygulaması

#### 5.1.4. Birleşik Modellerin Başarımları

Birleşik modellerin performans değerlendirmesinde doğru kıyaslama yapabilmek için perspektif düzeltme yapılmamış görüntüler üzerinde de modeller uygulanmış ve elde edilen değerler Tablo 5.1’de, karşılaştırmalı ROC ve FAR – FRR eğrileri ise Şekil 5.5’de verilmiştir.

Tablo 5.1. Birleşik modellerin sonuçları

Birleşik Modeller	Yöntemler	Tanıma Oranı (%)	EER (%)	GAR <sub>FAR=10<sup>-1</sup></sub> (%)
BM-1	Orjinal	69.51	13.00	59.87
	Palm2AAM	94.15	2.22	90.11
	AAM2Palm	96.11	1.51	93.26
BM-2	Orjinal	70.17	12.53	60.25
	Palm2AAM	94.31	1.95	90.79
	AAM2Palm	96.52	1.28	94.31
BM-3	Orjinal	71.43	12.30	60.46
	Palm2AAM	94.72	1.55	91.82
	AAM2Palm	96.86	1.03	94.66



Şekil 5.5. Birleşik modellerin performans grafikleri (a) ROC (b) FAR – FRR Eğrileri

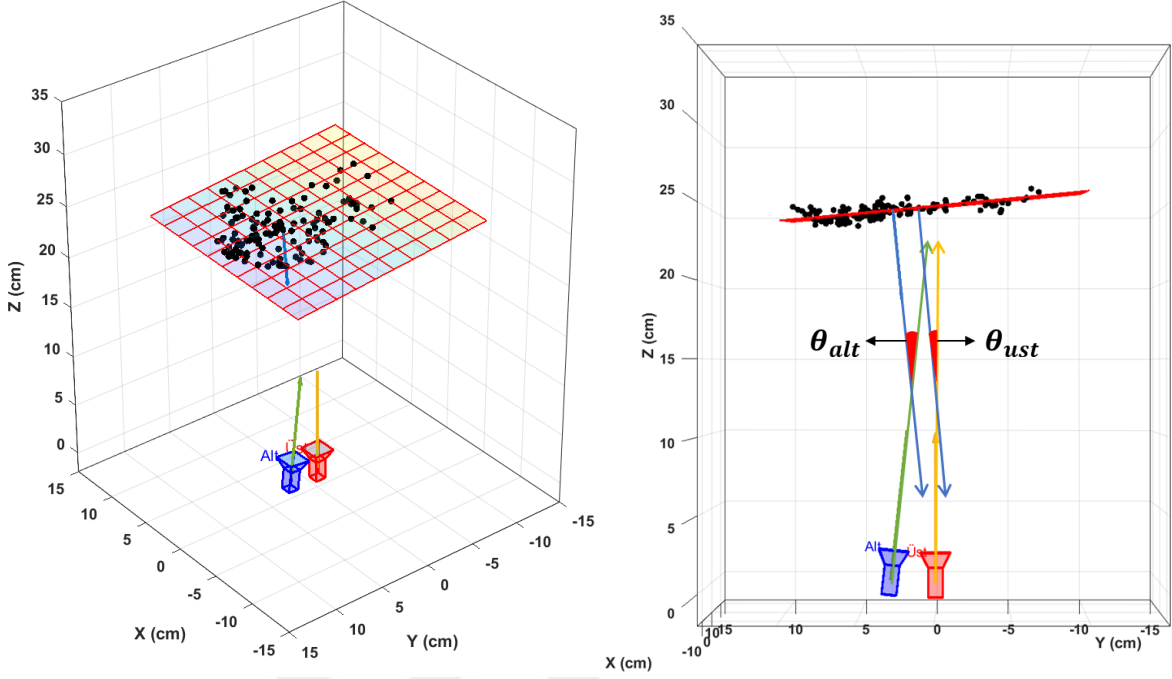
Tablo ve grafikler incelendiğinde önerilen geometrik düzeltme yaklaşımlarının birleşik modellerde de herhangi bir işleme tabi olmamış orjinal görüntülerden alınan doğrulama sonuçlarına göre üstünlüğü söz konusudur (Şekil 5.5a). Bununla beraber, AAM2Palm, Palm2AAM yaklaşımına göre beklendiği gibi daha başarılı sonuçlar vermiştir.

Birleşik modellerin birbirine göre kıyaslamasına bakıldığında tanıma oranlarında en başarılı sonucu BM – 3 + AAM2Palm (%96.86) elde etmiştir. Fakat elde edilen bu değer, BM – 1 ve BM – 2'ye göre çok önemli bir farklılık içermemektedir. Diğer taraftan EER değerleri ele alındığında, BM – 3'te %1'e yakın bir değer üretilebilmiştir. Üstelik bu değer, diğer iki modele ait olan EER değerlerine göre oransal olarak çok daha küçüktür. Sonuç olarak; birleşik modeller sayesinde sistemin tanıma oranı %97 seviyesine kadar çıkarılması sağlanmıştır.

## 5.2. Açısal Değerlendirme

Görüntü alma sırasında elin kamera düzlemine paralel veya x/y eksenlerine göre 30 derecelik farklı pozisyonlarda tutulması istenmesine rağmen, kullanıcılara açısal olarak yardımcı olacak bir aparat kullanılmamış ve herhangi bir müdahalede bulunulmamıştır. Bu da beraberinde istenilen açılardan çok uzak pozisyonların olduğu el görüntülerinin elde edilmesine sebep olmuştur. Üstelik, kameraların optik eksenleri farklı oldukları için el kameralardan birisine paralel olarak yerleştirilmiş olsa bile diğer kameraya mutlaka açılı bir

şekilde duracaktır. Dolayısıyla el düzlem normalinin her bir kamera ile yaptığı açı da birbirinden farklı olacaktır (Şekil 5.6).



Şekil 5.6. El düzlem normalinin kameralarla yapmış olduğu açılar

Çalışmanın bu aşamasında, verisetindeki tüm görüntüler için, el düzlem normalinin kameralarla yapmış olduğu açılar hesaplanmıştır. El düzlem denkleminin normali  $\vec{n}_d$ , herhangi bir kameranın görüş doğrultusunu gösteren vektör de  $\vec{n}$  olsun. Burada  $\vec{n}_d$ , düzlem katsayıları kullanılarak  $\vec{n}_d = A\hat{i} + B\hat{j} + C\hat{k}$  şeklinde,  $\vec{n}$  ise aşağıdaki gibi yazılabilir:

$$\vec{n} = \begin{pmatrix} \cos \left[ \frac{\pi}{2} + \tan^{-1} \left( \frac{R_{3,2}}{R_{3,3}} \right) \right] \\ \cos \left[ \frac{\pi}{2} + \tan^{-1} \left( \frac{-R_{3,1}}{\sqrt{R_{3,2}^2 + R_{3,3}^2}} \right) \right] \\ \tan^{-1} \left( \frac{R_{2,1}}{R_{1,1}} \right) \end{pmatrix} \quad (145)$$

Bu eşitlikte  $R$  kameraya ait dönme matrisidir ve kamera kalibrasyonu ile elde edilebilir. Bu durumda  $\vec{n}_d$  ve  $\vec{n}$  vektörleri arasındaki açı şu formülle bulunmuştur:

$$\theta = \cos^{-1} \left( \frac{\vec{n}_d \times (-\vec{n})}{\|\vec{n}_d\| \cdot \|\vec{n}\|} \right) \quad (146)$$

GU-Palm.v2 verisetindeki tüm görüntüler için  $\theta_{üst}$  ve  $\theta_{alt}$  açıları bulunmuştur. Buna göre, senaryolar bazında ortalama, en büyük ve en küçük açılar Tablo 5.2'da, 5'er açıklık aralıklara düşen görüntü sayıları Tablo 5.3'de verilmiştir

Tablo 5.2. Senaryoların açı ortalama, standart sapma, en küçük ve en büyük değerleri

Senaryo	$\theta_{üst}$ (Derece)			$\theta_{alt}$ (Derece)		
	Ortalama	En Küçük	En Büyük	Ortalama	En Küçük	En Büyük
S1	5,67±3,05	0,19	14,68	10,42±4,03	1,91	20,83
S2	6,08±3,16	0,49	14,72	11,10±3,92	0,92	20,37
S3	6,19±3,23	0,57	17,16	11,20±4,21	0,87	23,25
S4	6,08±3,03	0,37	13,63	10,53±4,08	0,30	19,59
S5	7,87±4,11	0,99	21,86	13,10±4,44	3,80	27,82
S6	34,19±6,08	17,95	47,45	35,18±6,01	20,97	48,43
S7	32,99±6,90	15,16	51,43	34,53±6,71	15,80	53,11
S8	31,35±8,44	13,08	55,88	37,39±8,53	18,50	61,87
S9	26,79±7,87	10,15	50,10	20,91±7,82	4,88	44,42
S10	5,59±4,55	0,62	36,43	07,90±4,70	0,44	40,81
<b>Genel</b>	<b>16,28±13,56</b>	<b>0,19</b>	<b>55,88</b>	<b>19,23±12,62</b>	<b>0,30</b>	<b>61,87</b>

Tablo 5.3. Senaryolardaki açı aralıklarına düşen görüntü sayıları

Senaryo	Açı Aralıkları (Derece)												Top
	0-4	5-9	10-14	15-19	20-24	25-29	30-34	35-39	40-44	45-49	50-54	≥55	
S1	77	114	66	18	1	0	0	0	0	0	0	0	276
S2	63	113	75	24	1	0	0	0	0	0	0	0	276
S3	63	106	79	25	3	0	0	0	0	0	0	0	276
S4	70	107	80	19	0	0	0	0	0	0	0	0	276
S5	39	91	94	38	12	2	0	0	0	0	0	0	276
S6	0	0	0	1	16	41	100	56	48	14	0	0	276
S7	0	0	0	8	18	55	72	76	36	9	2	0	276
S8	0	0	3	12	26	47	62	51	42	22	6	5	276
S9	1	6	29	60	67	55	30	16	8	3	1	0	276
S10	123	104	37	8	2	0	0	1	1	0	0	0	276
<b>Toplam</b>	<b>436</b>	<b>641</b>	<b>463</b>	<b>213</b>	<b>146</b>	<b>200</b>	<b>264</b>	<b>200</b>	<b>135</b>	<b>48</b>	<b>9</b>	<b>5</b>	<b>2760</b>

Tablolar incelendiğinde, önemli bazı bulgulara ulaşmak mümkündür. Şöyle ki veriseti toplanırken kullanıcılara verilen talimatlar doğrultusunda S1, S2, S3, S4, S5 ve S10 senaryolarında kullanıcılar ellerini kamera düzlemine paralel tutmaları gerekmektedir. Dolayısıyla bu senaryolardaki görüntülerde açılarn 0 dereceye yakın olması



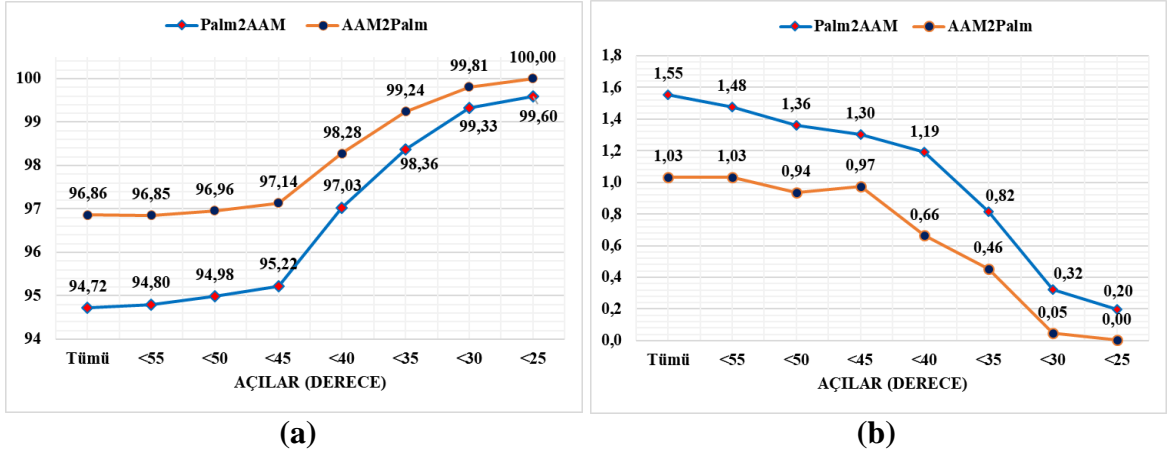
beklenmektedir. Tablolara bakıldığında ise, özellikle eğitim için kullanılan S1, S2 ve S3 senaryolarında bile elin tam olarak düz tutulmadığı, bazı kullanıcıların 15 dereceye kadar açılı bir şekilde tuttuğu, hatta bu senaryolarda büyük çoğunluğu 5-9 dereceler arasında olduğu gözlemlenebilir. S4, S5 ve S10 senaryolarında 20 derecenin bile üzerinde açılıya sahip el görüntüleri bile mevcuttur. Bu da Bölüm 3.16'da bahsi geçen ve önerilen geometrik poz düzeltme yöntemlerinin düz görüntülerde bile doğrulama değerlerini iyileştirmesinin sebebini açıklamaktadır.

Görüntü alma düzeneğinin temassız olması alınan hemen hemen her görüntüde açısal farklılıkların oluşmasına sebep olmaktadır. Fakat, bu durum, çalışma kapsamında önerilen perspektif düzeltme yaklaşımlarıyla rahatlıkla çözülebilmektedir. Diğer taraftan, doğrulama sistemi için sıkıntıya sebep olan asıl durum yüksek açılı görüntülerdir. Özellikle bazı senaryolarda 30 derece civarında olması gerekirken, 50 derecenin üzerinde tutulan el görüntüleri mevcuttur. Örneğin, S8 senaryosunda 60 derecenin bile geçildiği görülmektedir.

Elin iç yapısı, tam bir düzlem şeklinde olmadığından özellikle yüksek açılı görüntülerde her ne kadar perspektif dönüşüm uygulansa da görüntüdeki izdüşümlerinde örüntü bozulmalarının olması beklenmektedir. Bu bozulmaların tanıma oranlarına etkisi araştırmak için belirli bir açı değerinden büyük poza sahip görüntüler elimine edilerek BM – 3'e göre yeniden sınıflandırmalar yapılmıştır. Bununla ilgili sonuçlar Tablo 5.4.'te ve Şekil 5.7'de gösterilmiştir. Örneğin tablodaki "<45" ifadesi performans ölçümü için sadece 45 derecenin altındaki görüntülerin kullanıldığını göstermektedir.

Tablo 5.4. Elin duruş açılarına göre sistemin doğrulama performansı

Açılar	Palm2AAM			AAM2Palm		
	Tanıma Oranı (%)	EER (%)	GAR <sub>FAR=10<sup>-2</sup></sub> (%)	Tanıma Oranı (%)	EER (%)	GAR <sub>FAR=10<sup>-2</sup></sub> (%)
<b>Tümü</b>	94,72	1,55	91,82	96,86	1,034	94,66
<b>&lt;55</b>	94,80	1,48	91,89	96,85	1,033	94,64
<b>&lt;50</b>	94,98	1,36	92,37	96,96	0,937	94,73
<b>&lt;45</b>	95,22	1,30	93,27	97,14	0,975	95,47
<b>&lt;40</b>	97,03	1,19	95,48	98,28	0,664	97,09
<b>&lt;35</b>	98,36	0,82	97,82	99,24	0,456	98,63
<b>&lt;30</b>	99,33	0,32	99,49	99,81	0,046	99,62
<b>&lt;25</b>	99,60	0,20	99,80	100,00	0,003	99,90

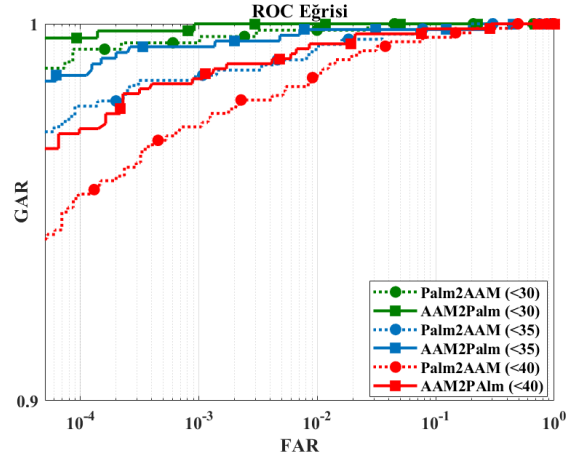


Şekil 5.7. Farklı açılar altında kalan görüntülerin (a) tanıma oranları ve (b) EER değerleri

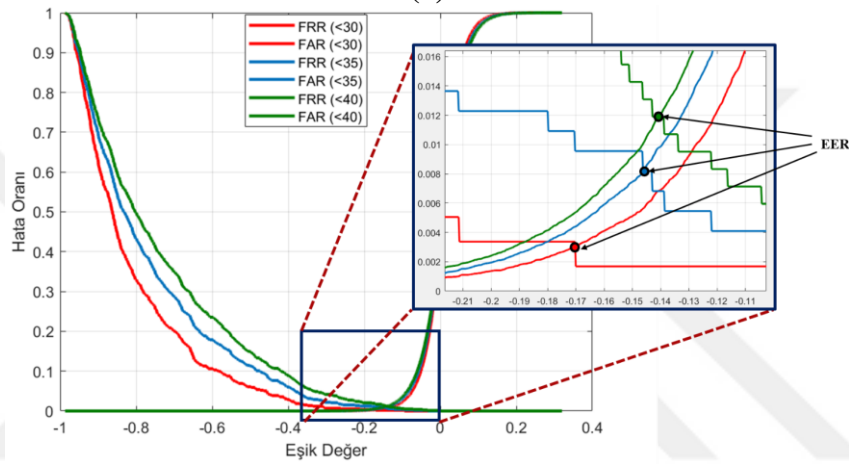
Tablo ve şekillerdeki değerlere göre; yüksek dereceli açılardan uzaklaştıkça tanıma oranı yükselmekte, EER değeri ise düşmektedir. Özellikle 45 dereceden 40 dereceye geçerken değerlerde başarımlar lehine çok hızlı bir değişimle karşılaşılmaktadır. 35 derecenin altında ise bir tanıma sistemi için ideal değerlere ulaşılmaktadır. Senaryoların alınmasında belirlenen 30 derecelik açı için bakıldığında EER değeri %0.05'lere kadar düşmüştür. Dolayısıyla, 40 dereceye kadar olan açılarda perspektif düzeltme yaklaşımlarımız arzu edilen seviyelerde değerler üretirken, yüksek dereceli açılarda (>40) istenilen hedeflerden uzaklaşmaktadır. Çünkü, sistem her ne kadar perspektif düzeltme yapmış olsa da elin 3B yapısı, görüntü üzerine düşen izdüşümdeki 2B avuç izi örüntüsünü bozmakta, hatta bazı bilgiler görüntü düzleminde düşmemektedirler. Senaryoların alınmasında eşik değer olarak kabul edilen 30 derece ile beraberinde 35 ve 40 derecelik açılarının altında kalan görüntülerin kullanıldığı denemelerden elde edilen ROC ve FAR-FRR eğrileri Şekil 5.8.'de verilmiştir.

### 5.3. Önerilen Yaklaşımların GU-Palm.v3 Verisetindeki Performansları

Çalışmamızda son değerlendirmelerimizi tamamen kısıtlamasız olarak görüntülerin alınmış olduğu GU-Palm.v3 veriseti üzerinde gerçekleştirdik. Bu veriseti GU-Palm.v2'ye göre daha fazla kullanıcı sayısına sahiptir (203 kişi). Ayrıca görüntüler alınırken düzenekte herhangi bir koruyucu kutu kullanılmamıştır (Şekil 2.15). Bu da ortam ışığının değişkenliğini daha çok içeren görüntülerin üretilmesine sebep olmuştur. Kutunun olmaması



(a)



(b)

Şekil 5.8. 30, 35 ve 40 derecenin altındaki görüntülerin (a) ROC ve (b) FAR-FRR eğrileri

kullanıcıların el serbestliğini de artırmıştır. Çünkü GU-Palm.v2’de kullanılan koruyucu kutu, gerek elin kameraya çok fazla yaklaştırılmaması gerekse çok yüksek dereceli açılarda elin tutulmaması konusunda kullanıcıya istem dışı bir engelleyici olarak görev almaktadır. Burada ise kutu olmadığından hem yüksek dereceli, hem de çok yakın veya uzak görüntülerin oluşma ihtimali bulunmaktadır.

GU-Palm.v3 üzerindeki denemeler, diğer verisetindeki en iyi değerleri üreten Gauss fonksiyonlu Gabor + Çekirdek FAA ile yapılmıştır. Tüm aşamalarda, geometrik dönüşüm yaklaşımlarımızın etkisini göstermek amacıyla dönüşüme tabi tutulmamış orjinal görüntülerde de kullanılmıştır.

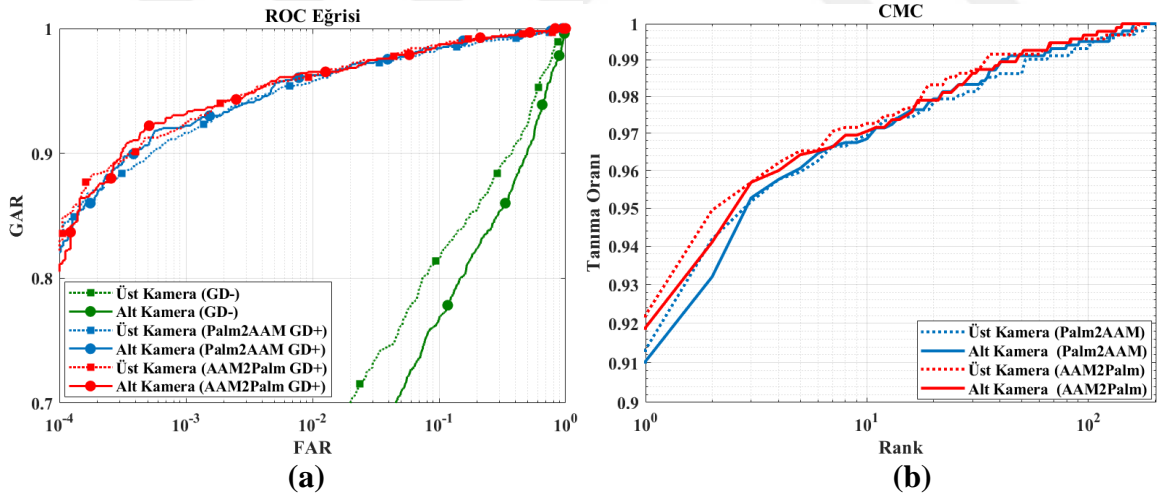
İlk yapılan deneyde elde edilen ve Palm2AAM ile AAM2Palm yaklaşımlarımızın bu verisetindeki doğrulama performanslarına olan katkısını gösteren değerler Tablo 5.5’te

verilmiştir. Bu tabloda, önerilen yaklaşımların tanıma oranlarında %40 civarında artışa sebep olduğu rahatlıkla görülebilir. EER değerlerinde de %2-3 seviyesine kadar düşüş gerçekleşmiştir.

Tablo 5.5. Poz düzeltme yaklaşımlarının GU-Palm.v3 verisetindeki performansları

Yöntem	Kamera	Tanıma Oranı (%)	EER (%)	$GAR_{FAR=10^{-2}}$ (%)
Orjinal	Üst Kamera	58.72	15.80	41.87
	Alt Kamera	51.82	18.21	33.20
Palm2AAM	Üst Kamera	91.33	2.76	82.17
	Alt Kamera	91.03	2.76	82.07
AAM2Palm	Üst Kamera	92.21	2.52	82.21
	Alt Kamera	91.89	2.63	80.52

Tablodaki veriler önerilen yaklaşımların çok ciddi bir iyileşmeye sebep olduğunu göstermektedir. Aşağıdaki ROC eğrisi de bu durumu desteklemektedir. Yöntemler birbirleriyle kıyaslandığında ise yine AAM2Palm çok küçük farkla ön plana çıkmaktadır. Bu farklılıklar hem ROC eğrisinden hem de CMC eğrisinden takip edilebilir.



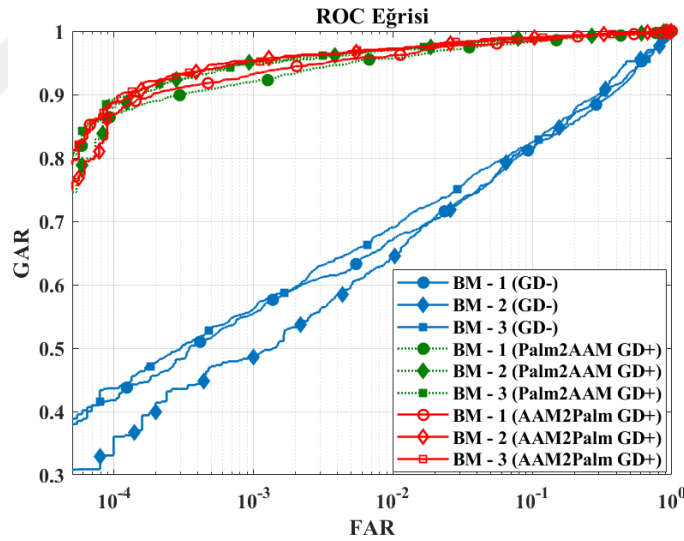
Şekil 5.9. Önerilen yaklaşımların GU-Palm.v3’de ürettikleri (a) ROC ve (b) CMC eğrileri

Stereo düzeneğin doğal avantajlarından birisi olan aynı anda bir ele iki örüntünün üretilebilmesiydi. Bu durum, GU-Palm.v3 veriseti için de ele alınmış ve GU-Palm.v2 çalışmalarında geliştirilen üç farklı birleşik model burada da uygulanmıştır. Birleşik modellerin tümü kameraların ayrı ayrı ulaştıkları performanstan daha iyi değerler elde

etmişlerdir. Bu denemelerle ilgili hesaplanan değerler Tablo 5.6 ve ROC eğrileri de Şekil 5.10'dan izlenebilir. Özellikle BM-2 ve BM-3 ile tanıma oranı %94'lere çıkarılabilmektedir. Özellik vektörlerinin ortalamasının alınması mantığına dayalı olan BM-3 nispeten BM-2'ye göre daha başarılı olmuştur.

Tablo 5.6. Birleşik modellerin GU-Palm.v3 verisetindeki doğrulama performansları.

Birleşik Modeller	Yöntemler	Tanma Oranı (%)	EER (%)	$GAR_{FAR=10^{-2}}$ (%)
BM - 1	Orjinal	58.51	15.93	41.78
	Palm2AAM	91.77	2.87	86.65
	AAM2Palm	92.68	2.42	86.95
BM - 2	Orjinal	57.43	15.39	33.07
	Palm2AAM	93.99	2.27	87.98
	AAM2Palm	94.32	2.21	88.63
BM - 3	Orjinal	60.00	14.87	43.66
	Palm2AAM	93.89	2.15	89.36
	AAM2Palm	94.63	2.00	88.84



Şekil 5.10. GU-Palm.v3 verisetinde elde edilen birleşik modellere ait karşılaştırmalı ROC Eğrileri

Çalışmamızın son aşamasında ise GU-Palm.v3 veriseti üzerinde açışal değerlendirmeler yapılmış ve GU-Palm.v2'de gözlemlenen durumların burada da geçerliliği araştırılmıştır. GU-Palm.v3 verisetinin görüntü alımı sırasında koruyucu kutu kullanılmayarak tamamen kısıtlamasız bir ortam sağlanması, kullanıcıların ellerini çok daha rahat bir şekilde hareket ettirmesine sebep olduğu düşünülmüştür. Bunun bir sonucu olarak GU-Palm.v2'de BM - 3 ile elde edilen %96.86'lık tanıma oranı bu verisetinde %94.63'te

kalmıştır. Bu düşüncenin doğruluğunu test etmek için açısal değerlendirmeler yapılmıştır. Tüm görüntülerdeki ellerin kameralarla yaptıkları açılar aşağıdaki Tablo 5.7’de gösterilmiştir. Tablodaki veriler senaryolara göre gruplandırılmıştır.

Tablo 5.7. Senaryoların açı ortalama, standart sapma, en küçük ve en büyük değerleri.

Senaryo	$\theta_{üst}$ (Derece)			$\theta_{alt}$ (Derece)		
	Ortalama	En Küçük	En Büyük	Ortalama	En Küçük	En Büyük
<b>S1</b>	05,47±03,04	0,29	21,33	09,98±04,08	0,35	27,51
<b>S2</b>	05,85±03,20	0,46	15,74	10,80±03,93	1,45	21,90
<b>S3</b>	06,33±03,27	0,96	15,80	11,28±04,17	0,95	21,92
<b>S4</b>	33,62±06,83	16,98	51,32	34,96±06,78	18,84	52,98
<b>S5</b>	31,39±06,70	16,15	49,06	32,94±06,65	17,14	51,29
<b>S6</b>	39,98±08,29	21,97	62,84	46,10±08,32	28,09	69,03
<b>S7</b>	27,77±06,06	5,38	47,35	21,78±05,99	1,46	41,28
<b>S8</b>	05,89±03,70	0,45	21,83	08,82±04,51	0,50	25,63
<b>Genel</b>	<b>19,54±05,14</b>	<b>0,29</b>	<b>62,84</b>	<b>22,08±05,55</b>	<b>0,35</b>	<b>69,03</b>

Tablodaki değerlerde en dikkat çekici unsur, alt kameradaki açı değerlerinin genel olarak üst kameradakinden yüksek olmasıdır. Bu durum aslında Tablo 5.5’deki orijinal görüntülerde elde edilen başarımları üst kamerada önemli farkla daha iyi olmasını da açıklıyor. Diğer taraftan paralel olarak verilmesi gereken senaryolarda 27 derecelere varan açılı görüntüler mevcuttur. Tablo 5.8’de gösterilen açı aralıklarına düşen görüntü sayılarından da faydalanarak S1, S2, S3 ve S8 senaryolarında 20 derecenin üzerinde 18 görüntü olduğu tespit edilebilir. S6 senaryosunda ise 60 derecenin üzerinde 15 görüntü bulunmakta, bu senaryonun ortalama açısı 40 derece sınırındadır. Beklenildiği gibi bu verisetinde GU-Palm.v2’ye çok daha yüksek açılı görüntü mevcut olup, doğrulama performanslarının da bu nispette gerçekleşeceği düşünülmüştür.

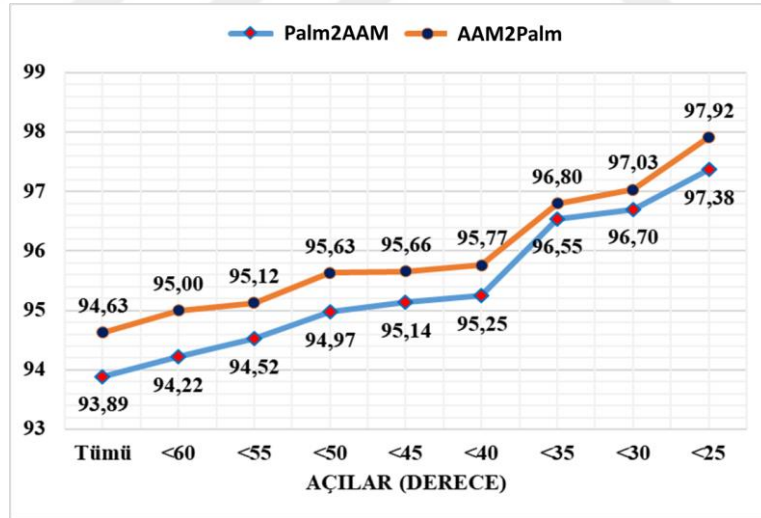
Tablo 5.8. Senaryolardaki açı aralıklarına düşen görüntü sayıları

Senaryo	Açı Aralıkları (Derece)												Top
	0-4	5-9	10-14	15-19	20-24	25-29	30-34	35-39	40-44	45-49	50-54	≥55	
<b>S1</b>	125	165	97	14	3	2	0	0	0	0	0	0	<b>406</b>
<b>S2</b>	103	171	101	28	3	0	0	0	0	0	0	0	<b>406</b>
<b>S3</b>	94	162	106	40	4	0	0	0	0	0	0	0	<b>406</b>
<b>S4</b>	0	0	0	4	35	77	107	102	57	15	9	0	<b>406</b>
<b>S5</b>	0	0	0	12	51	89	110	94	39	10	1	0	<b>406</b>
<b>S6</b>	0	0	0	0	6	19	54	68	95	85	39	40	<b>406</b>
<b>S7</b>	1	3	18	81	110	100	62	23	7	1	0	0	<b>406</b>
<b>S8</b>	137	179	68	16	5	1	0	0	0	0	0	0	<b>406</b>
<b>Toplam</b>	<b>460</b>	<b>680</b>	<b>390</b>	<b>195</b>	<b>217</b>	<b>288</b>	<b>333</b>	<b>287</b>	<b>198</b>	<b>111</b>	<b>49</b>	<b>40</b>	<b>3248</b>

GU-Palm.v2’de yapıldığı gibi burada da belirli derecelerin üzerindeki görüntüler verisetinden çıkarılarak geriye kalan üzerinden performans ölçümleri yapıldığında, aşağıdaki tablo ve şekil elde edilmiştir. Açılı el görüntülerindeki perspektif bozulmalar geometrik düzeltme ile kaldırılmış olmasına rağmen 35-40 derecenin üzerine çıktığında bu düzeltmeler de yetersiz kalmaktadır.

Tablo 5.9. Elin duruş açlarına göre sistemin doğrulama performansı

Açılar (Derece)	Palm2AAM			AAM2Palm		
	Tanıma Oranı (%)	EER (%)	$GAR_{FAR=10^{-2}}$ (%)	Tanıma Oranı (%)	EER (%)	$GAR_{FAR=10^{-2}}$ (%)
Tümü	93.89	2.15	89.36	94.63	2.00	88.84
<60	94.22	2.09	89.64	95.00	1.83	89.36
<55	94.52	2.03	89.96	95.12	1.83	89.49
<50	94.97	1.89	90.37	95.63	1.77	96.08
<45	95.14	1.93	90.84	95.66	1.70	90.11
<40	95.25	1.67	89.86	95.77	1.51	89.89
<35	96.65	0.99	92.01	96.80	1.03	89.713
<30	96.90	0.90	90.49	96.73	0.94	88.79
<25	97.78	0.35	92.38	97.32	0.34	91.95
<20	99.10	0.02	94.57	99.04	0.02	95.67



Şekil 5.11. Farklı açılar altında kalan görüntülerin tanıma oranları

## 6. SONUÇLAR

Bu çalışmada tamamen kısıtlamasız bir ortamda alınan avuçiçi görüntüleri üzerinde tanıma için kullanılacak örüntüler üretilmesi amaçlanmıştır. Burada, “tamamen kısıtlamasız” kavramı arka plan serbestliğini ve elin hareketini kısıtlayan hiçbir aparatın olmadığı temassız bir düzeneği temsil etmektedir. Böyle bir amaç doğrultusunda geliştirilen bir tanıma sisteminde donanım bağımlılığı varolan sistemlere göre daha düşük olacaktır. Diğer taraftan, tam serbestlik ortamı beraberinde perspektif bozulma ve bölütleme sorunlarını getirmektedir. Bu da tanıma için kullanılacak örüntülerin hem elde edilmesini zorlaştırmakta ve hem de kalitesinin bozulmasına yol açmaktadır. Bu çalışmada, bahsedilen sorunları çözmek için stereo kamera tabanlı iki yeni yaklaşım (Palm2AAM ve AAM2Palm) önerilmiştir. Genel olarak çalışmanın öne çıkan özelliklerini ve elde edilen sonuçları şu şekilde sıralayabiliriz:

1. Çalışmanın temeli, derinlik bilgisi yardımıyla bölütleme sürecinin iyileştirilmesi ve perspektif bozulmaların ortadan kaldırılmasına dayanmaktadır. Aslında derinlik bilgisi kullanımı avuçiçi tanımada yeni bir yaklaşım değildir. Daha önce literatürde 3B lazer tarayıcılar, yapısal ışık kaynağı, ultrason gibi cihazlar kullanılarak farklı yöntemler önerilmiştir. Fakat bu cihazların pahalı olması bizi alternatif bir yaklaşım olan stereo kameraya yöneltmiştir. Bu açıdan stereo tabanlı avuçiçi tanıma sistemi fikri ve bu amaçla geliştirilen kamera düzeneği çalışmamızın en özgün yaklaşımıdır.

2. Stereo kamera sistemi çok bilinen bir yöntem olmasına rağmen, çalışmanın literatür taraması yapılırken avuçiçi tanıma sistemlerinde tercih edilmediği farkedilmiştir. Bunun sebebi, diğer derinlik bilgisi kullanan yaklaşımlarda çok detaylı nokta bulutu üretilmektedir. Bu da elin en ince detayına kadar erişilmesine imkan sağlamaktadır. Dolayısıyla derinlik bilgisine dayalı çalışmalarda 3B yeni örüntüler üretilmesine odaklanılmıştır. Fakat stereo düzeneklerin eşleştirme problemi ve hesaplama karmaşıklığı tanıma için kullanılacak 3B örüntülerin üretimini zorlaştırmaktadır. Biz ise çalışmalarımızda, 3B örüntüler üretmek yerine güçlü 2B yaklaşımların kullanabileceği örüntüler üretmeye odaklandık. Bu düşüncemiz diğer 3B tekniklerden ayrıldığımız en önemli noktalardan birisidir.

3. Kamera karşısında açılı tutulan el görüntülerinde oluşan perspektif bozulmaların olumsuz etkilerini gidermek için iki yeni bölütleme süreci ortaya konulmuştur. Bölütleme



işlemi için arkaplan serbest görüntülerde başarısı gösterilen AGM tabanlı bölütleme yaklaşımı kullanılmıştır. Bu çalışmanın anahtar noktası ise AGM için ideal bir başlangıç pozisyonunun belirlenmesidir. Elin kameralar karşısındaki duruşu (pozu) tespit edilerek başlangıç pozisyonunu belirleyebilecek iki yeni yaklaşım ortaya konulmuştur:

- Palm2AAM: Bu yaklaşımda, AGM her bir görüntüde arama işlemine aynı pozisyonda başlar. Dolayısıyla, görüntüdeki elin AGM başlangıç pozisyonunda olması bölütleme için önemli avantaj sağlayacaktır. Bunu sağlamak için görüntüdeki elin AGM başlangıç pozisyonuna gelecek şekilde görüntünün çarpıtılması gerekir.

- AAM2Palm: Bu yaklaşımda ise görüntü üzerinde herhangi bir geometrik dönüşüm işlemi uygulanmaz. Bunun yerine, AGM başlangıç noktaları projektif dönüşüm yardımıyla görüntüdeki el üzerine oturtulur.

Burada önerilen her iki yaklaşım da, elin 3B ortamdaki poz bilgisine dayalı bir geometrik dönüşüme ihtiyaç duyar. Dolayısıyla derinlik bilgisinin üretilebileceği bir düzeneğin kullanılmasına özellikle bu aşamalarda ihtiyaç duyulmaktadır. Bu yaklaşımlardan ilk olarak Palm2AAM uygulanmış ve dönüşüme tabi tutulan görüntülerden elde edilen EER değerleri, dönüşüm yapılmamış görüntülere göre 14.76%'dan 2.30%'a kadar düşürülebilmektedir (Tanıma oranı %68'lerden %93'lere çıkarılmıştır). Fakat bu yaklaşımın içerdiği stereo doğrultma, perspektif düzeltme ve ROI ölçekleme aşamalarındaki her bir çarpıtma işlemi, görüntülerde bir miktar bozulmalara sebep olmaktadır. AAM2Palm'da ise ilk yöntemden farklı olarak, tüm görüntü yerine sadece AGM başlangıç noktaları geometrik dönüşüme tabi tutulmaktadır. Böylece görüntü üzerinde bir çarpıtılma işlemine bölütleme aşamasından önce ihtiyaç duyulmamaktadır. Bu da görüntülerdeki bozulmaları azaltmaktadır. Yöntem – 2'nin uygulandığı görüntülerde ise 1.39% EER değerlerine (tanıma oranı %95.47) ulaşılmıştır.

**4.** İkinci yöntemde (AAM2Palm) ROI çıkarma için 3B bilgi tabanlı yeni bir yaklaşım önerilmiştir. Varolan ROI çıkarma teknikleri perspektif bozulmanın olmadığı 2B görüntüler üzerinde geliştirilmiştir. İlk yöntemde görüntülerde perspektif bozulma düzeltildiği için klasik ROI çıkarma yaklaşımları uygulanabilmektedir. Diğer taraftan, ikinci yöntemde ise geometrik dönüşüm görüntülere uygulanmadığından ROI bölgesi tespitinde gerçek bölgenin dışına taşmalar veya bölgenin dar alınması durumlarıyla karşılaşmaktadır. Bu nedenle ROI için ihtiyaç duyulan köşe noktaları 3B uzayda tespit edilmekte ve bu noktaların izdüşümleri aracılıkla ortaya çıkan ve genellikle yamuk şeklindeki alan 128x128 lik bir ROI bölgesine çarpıtılmaktadır.

5. Çalışma için stereo görüntülerden oluşan bir avuç izi verisetine ihtiyaç duyulmuştur. Literatürde stereo tabanlı açık erişimli bir verisetine rastlanmamıştır. Bu eksikliği kapatmak ve genel kullanılma sunmak amacıyla, 17 kişilik kısmen kısıtlamalı, 138 ve 203 kişiden alınmış görüntülerden oluşan tamamen kısıtlamasız stereo tabanlı üç yeni veriseti oluşturulmuştur.

6. Stereo görüntülerde elin duruş açısını tespit etmek için epipolar geometri kullanılmıştır. Epipolar geometride ihtiyaç duyulan kamera iç ve dış parametrelerini kamera kalibrasyon işlemlerinden elde edilmektedir. Çalışmada kalibrasyon yapmak için 7x5'lik satranç örüntüsüne ait toplamda 74 adet görüntü alınmıştır. Çalışma sırasında hassas 3B noktalar için kalibrasyon değerlerinin hassas olmasına dikkat edilmiştir. Başlangıçta üretilen 3B noktaların dağılımının standart sapmalarının yüksek olmasından dolayı kalibrasyon süreci dikkatlice yeniden ele alınmış ve 74 adet görüntünün tümünün kullanılmasının bu sapmada etkisi olduğu görülmüştür. Literatürde kalibrasyon için en az 3 görüntü olmasına dair ibarelere rastlanmış olmasına rağmen, güçlü kalibrasyon değerleri için ideal kaç adet görüntü kullanılması gerektiği ile ilgili bir bilgiye rastlanamamıştır. Bu noktada hangi görüntülerin kalibrasyonda kullanılacağına karar vermek için istatistiksel yaklaşımlar kullanılmıştır.

7. Bu çalışmada, literatürde 2B görüntüler üzerinde başarısı kanıtlanmış olan avuç izi kodlama tekniklerinin (DoGCode, OrdiCode, CompCode, ContCode) perspektif bozulmaya uğramış görüntülerde çok başarısız oldukları gösterilmiştir. Verisetlerindeki düz görüntülerde beklenen performansları üretmelerine rağmen, açılı görüntülerde çok yüksek EER değerleri üretmişlerdir (Sırasıyla 24.17%, 21.20%, 23.10%, 20.04%). Benzer şekilde, perspektif düzeltme yapıldıktan sonra da beklenen sonuçlara ulaşamamışlardır (Sırasıyla 16.55%, 10.37%, 10.70%, 8.20%) (Bu değerler sadece üst kameraya ait değerlerdir. Diğer kamerada da benzer sonuçlar elde edilmiştir). En iyi performans gösteren ContCode yöntemi bile tanıma oranını %53.98'den sadece %74.84'e kadar çıkarabilmiştir.

8. Altuzay tabanlı yaklaşımların perspektif bozulmaya uğramış görüntülerde kodlama tekniklerine göre daha başarılı olduğu gösterilmiştir. Bu nedenle, TBA ve FAA yöntemleri kullanılmış, ayrıca bu yöntemlerin çekirdek yaklaşımları ve Gabor filtresi ile varyasyonları gerçekleştirilmiştir. Sonuç olarak en ideal sonuçlara Gauss çekirdek fonksiyonu kullanan Gabor Tabanlı Çekirdek Fisher Ayırtaç Analizi yöntemi ile ulaşılmıştır. Ayrıca benzerlik metriklerinin de tanıma başarımı üzerinde önemli etkisi olduğu gösterilmiştir. Özellikle kosinüs tabanlı metrikler, diğer metriklere göre daha iyi sonuçlar üretmişlerdir.

**9.** Uygulanan yöntemlerin sadece yüksek açılı görüntülerde değil, aynı zamanda ihtiyaç duyulmayacağı düşünülen düz görüntülerde de iyileştirme yapabildiği gösterilmiştir. Kullanıcıların ellerini düz tutmalarını istenen senaryolarda aslında tam olarak birçok kişinin düz tutamadığını ve düşük te olsa açısal farklılıklar ortaya çıktığı tespit edilmiştir. Öyle ki ilk kameradan düz görüntülerde elde edilen 0.3623%'lük EER değeri, Palm2AAM yöntemi uygulandığında 0.0093%' e kadar düşmüştür.

**10.** Bu çalışmanın doğal avantajlarından birisi aynı anda bir avuç izine ait iki örüntünün üretilebilmesidir. Bu da beraberinde üç birleşik modelin oluşturulmasına olanak sağlamıştır. Biometriklerle ilgili önerilen birleşik modeller genellikle farklı yöntemlerin birleştirilmesi (Destek Vektör Makinesi + TBA gibi), farklı biyometriklerin birleştirilmesi (avuç izi+parmak izi+yüz gibi), farklı tipte sensörlerin birleştirilmesi (3B Avuç izi+2B Avuç izi, Avuçiçi Damar+Avuç izi gibi). Bu çalışmada ise aynı biyometriğin farklı kameralardan alınmış örnekleri kullanılarak birleştirme işlemi gerçekleştirilmiştir. Bu çalışmaya farklı bir bakış açısı kazandırmıştır. Önerilen birleşik modellerden en başarılı sonuçları, AAM2Palm yöntemiyle beraber uygulanan BM-3 modeli vermiştir. Bu model Tanıma oranını GU-Palm.v2'de verisetinde %96.86'ya kadar çıkarmayı, EER değerini ise %1.03'e kadar düşürmeyi başarmıştır.

**11.** Yüksek açılı görüntülerde elin girintili çıkıntılı yapısından dolayı perspektif düzeltmelerin bile yetersiz kaldığı gösterilmiştir. Bunun için verisetindeki ellerin kamera düzleminin normali ile yaptıkları açı dikkate alınmış ve belirli derecelerin üzerindeki görüntüler elimine edilerek testler yapılmıştır. Bu testlerde 35 dereceye kadar olan açılı görüntülerde perspektif düzeltmenin ciddi katkılar sağladı görülmüştür. Fakat, özellikle 40 derecelik açılardan sonra başarımların çok hızlı bir şekilde düştüğü tespit edilmiştir.

## 7. ÖNERİLER

Günümüzde kullanılan görüntüleme cihazlarının kalitesi giderek artmakta, aynı nispette fiyatları ise düşmektedir. Bu çalışmada portatif ve uygun maliyet gözetilerek tamamen kısıtlamasız bir avuçiçi doğrulama sistemi geliştirilmeye çalışıldığı için hazırlanan görüntü alma düzeneğindeki kameraların çözünürlüğü düşük tutulmuştur. Her ne kadar açılı görüntülerde tanıma oranı %96'nın üzerine çıkarılmış olsa da, daha iyi çözünürlüğe sahip kameralarla oluşturulacak yeni bir düzenekte bu oran daha yukarı çekilebilir.

Kodlama tabanlı yaklaşımlar literatürde çok başarılı sonuçlar üretmesine rağmen, bu çalışmada perspektif bozulmalar karşısında çok etkisiz kalmışlardır. Stereo düzenekler için geliştirilebilecek bir kodlama tekniği bu durumu kodlama tabanlı teknikler lehine çevirebilir. Bunu gerçekleştirmek için stereo eşleştirme algoritmalarında bir iyileştirme yoluna gidilmesi gerekebilir. Hatta, eşleştirme algoritmalarında alan ve özellik temelli yaklaşımların hibrid bir modeli geliştirilebilir.

Geliştirilen düzenek bir prototip olarak ele alınmıştır. Gerçek zamanlı çalışabilecek bir yapı için tüm modüllerin bir arada olacağı gömülü bir sistem üzerinde çalışılabilir. Bunun için önerilen yöntemlerin gerekli kodlama optimizasyonları yapılarak FPGA üzerinde gerçekleştirimi mümkün olabilir.

Biyometriklerin tüm alanlarda yaygınlaşmaya başladığı göz önünde bulundurulursa, önerilen yaklaşımların mobil cihazlar üzerinde gerçekleştirilmesi, bu tarz sistemlerin yaygınlaşması açısından bir dönüm noktası olabilir. Üstelik günümüzdeki mobil cihazlarda bulunan kameraların özellikleri ve donanım kapasiteleri bu sistemin ihtiyacını fazlasıyla karşılayacak durumdadırlar.

El, bir çok biyometrik özelliği bir arada barındırmaktadır. Bu nedenle perspektif düzeltme yapılmış görüntüler üzerinde çoklu biyometrik teknikleri uygulanabilir. Böylece geliştirilecek sistemin daha güvenli ve başarımı yüksek olması tahmin edilmektedir.

Bu çalışmada; kullanılan çekirdek fonksiyonlarının, genel olarak, başarıma beklenen olumlu katkıyı sunmadıkları görülmüştür. Perspektif düzeltme altında daha iyi sonuç verecek farklı çekirdek fonksiyonları aranabilir veya birden fazla çekirdeğin beraber kullanılabilceği bir durum oluşturulabilir.

Çekirdek fonksiyonların aksine Gabor filtre bankası ile elde edilen yeni öznelikler sistemin performansını önemli ölçüde yükseltmiştir. Dolayısıyla, Dalgacık Dönüşümü, Faz

Eşlenmesi, Hızlı Fourier Dönüşümü, Ayrık Kosinüs Dönüşümü gibi yöntemlerle yeni özniteliklerin üretilerek performans değerlendirmeleri yapılabilir.

Çalışma kapsamında önerilen yöntemlerin diğer bazı biyometriklere uygulanması mümkündür. Bu alanda çalışmaların öncü biyometriği olan yüz tanıma için benzer çalışmalar mevcuttur. Yüz dışında; kulak gibi temas gerektirmeyen biyometrikler üzerinde araştırmalar yapılabilir.



## 8. KAYNAKLAR

1. Bulut, M.A., Elfabe: El ve Yüz Çizgilerinin Anlamı, Hayat Yayınları, 2015.
2. Şenocak, A., İbn Aarabi'de Firaset İlmi, Uluslararası Sosyal Bilimler Dergisi, 1,3 (2017) 51-61.
3. <https://www.globalsecurity.org/security/systems/biometrics-history.htm> History of Biometrics. 16 Ocak 2017.
4. Ashbourn, J., Biometrics: Advanced Identity Verification: The Complete Guide, Springer, 2014.
5. Maguire, M., The birth of biometric security, Anthropology Today, 25,2 (2009) 9-14.
6. Jain, A.K., Flynn, P. ve Ross, A.A., Handbook of Biometrics, Springer Science & Business Media, 2007.
7. Gaensslen, R.E., Ramotowski, R. ve Lee, H.C., Advances in Fingerprint Technology, CRC Press, 2001.
8. Zhang, D.D., Palmprint Authentication, 3, Springer Science & Business Media, 2004.
9. Woodward, J.D., Orland, N.M. ve Higgins, P.T., Biometrics, McGraw-Hill/Osborne New York, 2003.
10. <https://www.fbi.gov/services/records-management/foipa/privacy-impact-assessments/firs-iafis>, Privacy Impact Assessment for the Fingerprint Identification Records System (FIRS) Integrated Automated Fingerprint Identification System (IAFIS) Outsourcing for Noncriminal Justice Purposes - Channeling. 22.01.2018.
11. Flom, L. ve Safir, A., Iris recognition system. (1987).
12. Kirby, M. ve Sirovich, L., Application of the Karhunen-Loeve procedure for the characterization of human faces, IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, 12,1 (1990) 103-108.
13. Turk, M. ve Pentland, A., Eigenfaces for recognition, Journal of cognitive neuroscience, 3,1 (1991) 71-86.
14. Turk, M.A. ve Pentland, A.P., Face recognition using eigenfaces, Computer Vision and Pattern Recognition, 1991. Proceedings CVPR'91., IEEE Computer Society Conference on 1991: 586-591.
15. Wayman, J.L., National Biometric Test Center: Collected Works 1997-2000, Biometric Consortium of the US Government interest group on biometric authentication San Jose State University, CA, (2000).
16. <https://www.iso.org/committee/313770.html> ISO/IEC JTC 1/SC 37 Biometrics. 15 Ekim 2016.
17. Derawi, M.O., Biometric options for mobile phone authentication, Biometric Technology Today, 2011,9 (2011) 5-7.
18. Sungjin, Y., Terminal and method for iris scanning and proximity sensing. (2016).

19. Kaur, H. ve Khanna, P., Biometric template protection using cancelable biometrics and visual cryptography techniques, Multimedia Tools and Applications, 75,23 (2016) 16333-16361.
20. Schneider, J.K., Gojevic, S.M., Keeney, F.W. ve Kiefer, F.W., Left hand right hand invariant dynamic finger positioning guide, 2005.
21. Harkin, G.F., Hand biometrics sensing device, 2003.
22. Jacoby, I.H., Giordano, A.J. ve Fioretti, W.H., Personnel identification apparatus. (1972).
23. Sidlauskas, D.P., 3D hand profile identification apparatus, 1988.
24. Lu, G., Zhang, D. ve Wang, K., Palmprint recognition using eigenpalms features, Pattern Recognition Letters, 24,9-10 (2003) 1463-1467.
25. Wu, X., Zhang, D. ve Wang, K., Fisherpalms based palmprint recognition, Pattern Recognition Letters, 24,15 (2003) 2829-2838.
26. Connie, T., Teoh, A., Goh, M. ve Ngo, D., Palmprint Recognition with PCA and ICA, Image and Vision Computing 2003: 232-227.
27. Zhang, D., Lu, G., Li, W., Zhang, L. ve Luo, N., Palmprint recognition using 3-D information, IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews), 39,5 (2009) 505-519.
28. Hao, Y., Sun, Z., Tan, T. ve Ren, C., Multispectral palm image fusion for accurate contact-free palmprint recognition, Image Processing, 2008. ICIP 2008. 15th IEEE International Conference on 2008: 281-284.
29. Zhang, D., Kong, W.-K., You, J. ve Wong, M., Online palmprint identification, IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, 25,9 (2003) 1041-1050.
30. Duta, N., Jain, A.K. ve Mardia, K.V., Matching of palmprints, Pattern Recognition Letters, 23,4 (2002) 477-485.
31. Zhang, D. ve Shu, W., Two novel characteristics in palmprint verification: datum point invariance and line feature matching, Pattern Recognition, 32,4 (1999) 691-702.
32. Connie, T., Jin, A.T.B., Ong, M.G.K. ve Ling, D.N.C., An automated palmprint recognition system, Image and Vision Computing, 23,5 (2005) 501-515.
33. Han, C.-C., A hand-based personal authentication using a coarse-to-fine strategy, Image and Vision Computing, 22,11 (2004) 909-918.
34. Han, Y., Sun, Z., Wang, F. ve Tan, T., Palmprint recognition under unconstrained scenes, Asian Conference on Computer Vision 2007: 1-11.
35. Michael, G.K.O., Connie, T. ve Teoh, A.B.J., Touch-less palm print biometrics: Novel design and implementation, Image and Vision Computing, 26,12 (2008) 1551-1560.
36. Lin, C.-L., Chuang, T.C. ve Fan, K.-C., Palmprint verification using hierarchical decomposition, Pattern Recognition, 38,12 (2005) 2639-2652.
37. Ribaric, S. ve Fratric, I., A biometric identification system based on eigenpalm and eigenfinger features, IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, 27,11 (2005) 1698-1709.

38. 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, 41,5 (2008) 1514-1527.
39. Wu, J., Qiu, Z. ve Sun, D., A hierarchical identification method based on improved hand geometry and regional content feature for low-resolution hand images, Signal processing, 88,6 (2008) 1447-1460.
40. Aykut, M. ve Ekinçi, M., AAM-based palm segmentation in unrestricted backgrounds and various postures for palmprint recognition, Pattern Recognition Letters, 34,9 (2013) 955-962.
41. Zhang, D., Zuo, W. ve Yue, F., A comparative study of palmprint recognition algorithms, ACM computing surveys (CSUR), 44,1 (2012) 2.
42. Golfarelli, M., Maio, D. ve Malton, D., On the error-reject trade-off in biometric verification systems, IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, 19,7 (1997) 786-796.
43. Bingöl, Ö. ve Ekinçi, M., Stereo-based palmprint recognition in various 3D postures, Expert Systems with Applications, 78 (2017) 74-88.
44. 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.
45. Morales, A., Ferrer, M.A. ve Kumar, A., Towards contactless palmprint authentication, IET computer vision, 5,6 (2011) 407-416.
46. Michael, G.K.O., Connie, T. ve Teoh, A.B.J., Advanced Biometric Technologies, A Contactless Biometric System Using Palmprint and Palmvein Features, InTech, 2011.
47. Van der Putte, T. ve Keuning, J., Smart Card Research and Advanced Applications, Biometrical Fingerprint Recognition: Don't Get Your Fingers Burned, Springer, 289-303, 2000.
48. Kumar, A., Wong, D.C., Shen, H.C. ve Jain, A.K., Personal authentication using hand images, Pattern Recognition Letters, 27,13 (2006) 1478-1486.
49. Wong, K.Y.E., Sainarayanan, G. ve Chekima, A., Palmprint identification using wavelet energy, Intelligent and Advanced Systems, 2007. ICIAS 2007. International Conference on 2007: 714-719.
50. Poinot, A., Yang, F. ve Painsavoine, M., Small sample biometric recognition based on palmprint and face fusion, Computing in the Global Information Technology, 2009. ICCGI'09. Fourth International Multi-Conference on 2009: 118-122.
51. de Santos Sierra, A., Casanova, J.G., Avila, C.S. ve del Pozo, G.B., A Comparative Study on Unconstrained Hand Biometrics, International Conference on Hand-Based Biometrics (ICHB 2011) 2011: 1-6.
52. Methani, C. ve Namboodiri, A.M., Pose invariant palmprint recognition, International Conference on Biometrics 2009: 577-586.
53. Sato, T., Aoyama, S., Sakai, S., Yusa, S., Ito, K. ve Aoki, T., A contactless palm recognition system using simple active 3D measurement with diffraction grating laser, Pattern Recognition (ACPR), 2013 2nd IAPR Asian Conference on 2013: 542-546.



54. Kanhangad, V., Kumar, A. ve Zhang, D., Human hand identification with 3D hand pose variations, *Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW)*, 2010 IEEE Computer Society Conference on 2010: 17-21.
55. Saxena, A., Chung, S.H. ve Ng, A.Y., 3-d depth reconstruction from a single still image, *International journal of computer vision*, 76,1 (2008) 53-69.
56. <https://opencv.org> OpenCV Library, 01 Nisan 2014.
57. Clarke, T.A. ve Fryer, J.G., The development of camera calibration methods and models, *The Photogrammetric Record*, 16,91 (1998) 51-66.
58. Brown, D.C., Decentering Distoriton of Lenses, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 32,3 (1966) 444-462.
59. Duane, C.B., Close-range camera calibration, *Photogramm. Eng.*, 37,8 (1971) 855-866.
60. Abdel-Aziz, Y. ve Karara, H., Direct linear transformation into object space coordinates in close-range photogrammetry, in *proc. symp. close-range photogrammetry, Urbana-Champaign*, (1971) 1-18.
61. Tsai, R., A versatile camera calibration technique for high-accuracy 3D machine vision metrology using off-the-shelf TV cameras and lenses, *IEEE Journal on Robotics and Automation*, 3,4 (1987) 323-344.
62. Zhang, Z., A flexible new technique for camera calibration, *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 22,11 (2000) 1330-1334.
63. Bouget, J.-Y., Camera Calibration Toolbox for MATLAB 2010. [http://www.vision.caltech.edu/bouguetj/calib\\_doc](http://www.vision.caltech.edu/bouguetj/calib_doc). 18 Şubat 2015.
64. Heikkila, J. ve Silven, O., A four-step camera calibration procedure with implicit image correction, *Computer Vision and Pattern Recognition, 1997. Proceedings., 1997 IEEE Computer Society Conference on 1997: 1106-1112*.
65. Scharstein, D. ve Szeliski, R., A taxonomy and evaluation of dense two-frame stereo correspondence algorithms, *International journal of computer vision*, 47,1-3 (2002) 7-42.
66. <http://vision.middlebury.edu/stereo/eval3/> Middlebury Stereo Evaluation - Version 3. 12 Haziran 2014.
67. Ürgün, Y., Stereo Görüntülemede Renk Değişmezleri ve Ampirik Kip Ayrışımı Kullanılarak Derinlik Kestirimi, Yüksek Lisans Tezi, Kocaeli Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Kocaeli, 2009.
68. Tuytelaars, T., Dense interest points, *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2010 IEEE Conference on 2010: 2281-2288.
69. Moravec, H.P. Obstacle avoidance and navigation in the real world by a seeing robot rover1980.
70. Förstner, W. ve Gülch, E., A fast operator for detection and precise location of distinct points, corners and centres of circular features, *Proc. ISPRS intercommission conference on fast processing of photogrammetric data 1987: 281-305*.
71. Harris, C. ve Stephens, M., A combined corner and edge detector, *Alvey vision conference 1988, 15: 10.5244*.

72. Shi, J. ve Tomasi, C., Good features to track, *Computer Vision and Pattern Recognition*, 1994. Proceedings CVPR'94., 1994 IEEE Computer Society Conference on 1994: 593-600.
73. Smith, S.M. ve Brady, J.M., SUSAN—a new approach to low level image processing, *International journal of computer vision*, 23,1 (1997) 45-78.
74. Lindeberg, T., Feature detection with automatic scale selection, *International journal of computer vision*, 30,2 (1998) 79-116.
75. Lowe, D.G., Distinctive image features from scale-invariant keypoints, *International journal of computer vision*, 60,2 (2004) 91-110.
76. Mikolajczyk, K. ve Schmid, C., Scale & affine invariant interest point detectors, *International journal of computer vision*, 60,1 (2004) 63-86.
77. Bay, H., Tuytelaars, T. ve Van Gool, L., SURF: Speeded Up Robust Features, *European Conference on Computer Vision 2006*: 404-417.
78. Sang, H., Ma, Y. ve Huang, J., Robust palmprint recognition base on touch-less color palmprint images acquired, *Journal of Signal and Information Processing*, 4,02 (2013) 134.
79. 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*, 78 (2011) 823-827.
80. Aoyama, S., Ito, K., Aoki, T. ve Ota, H., A Contactless Palmprint Recognition Algorithm for Mobile Phones, *International Workshop on Advanced Image Technology 2013*: 409-413.
81. Choraś, M. ve Kozik, R., Contactless palmprint and knuckle biometrics for mobile devices, *Pattern Analysis and Applications*, 15,1 (2012) 73-85.
82. Aykut, M., Esnek Kullanımlı Avuç İzi Bölgesine Dayalı Doğrulama Sistemlerinin Tasarım Çalışması, Doktora Tezi, Karadeniz Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Fakültesi, Trabzon, 2013.
83. Bingöl, Ö., İkinci, M. ve Gökdoğan, A., A New Approach Stereo Based Palmprint Extraction in Unrestricted Postures, *Biometric Measurements and Systems for Security and Medical Applications (BIOMS) Bildiriler Kitabı 2014*: 44-49.
84. Morales, A., González, E. ve Ferrer, M.A., On the feasibility of interoperable schemes in hand biometrics, *Sensors*, 12,2 (2012) 1352-1382.
85. Doublet, J., Revenu, M. ve Lepetit, O., Robust Grayscale Distribution Estimation for Contactless Palmprint Recognition, *First IEEE International Conference on Biometrics: Theory, Applications, and Systems (BTAS 2007 ) 2007*: 1-6.
86. Gabor, D., Theory of communication. Part 1: The analysis of information, *Journal of the Institution of Electrical Engineers-Part III: Radio and Communication Engineering*, 93,26 (1946) 429-441.
87. Daugman, J.G., Uncertainty relation for resolution in space, spatial frequency, and orientation optimized by two-dimensional visual cortical filters, *JOSA A*, 2,7 (1985) 1160-1169.

88. Daugman, J.G., Complete discrete 2-D Gabor transforms by neural networks for image analysis and compression, IEEE Transactions on acoustics, speech, and signal processing, 36,7 (1988) 1169-1179.
89. Daugman, J.G., Two-dimensional spectral analysis of cortical receptive field profiles, Vision research, 20,10 (1980) 847-856.
90. Aach, T., Kaup, A. ve Mester, R., On texture analysis: Local energy transforms versus quadrature filters, Signal processing, 45,2 (1995) 173-181.
91. Lu, J., Zhang, E., Kang, X., Xue, Y. ve Chen, Y., Palmprint recognition using wavelet decomposition and 2D principal component analysis, Communications, Circuits and Systems Proceedings, 2006 International Conference on 2006, 3: 2133-2136.
92. Wen, C.-Z. ve Zhang, J.-S., Palmprint recognition based on Gabor wavelets and 2-dimensional PCA&PCA, Wavelet Analysis and Pattern Recognition, 2007. ICWAPR'07. International Conference on 2007, 4: 1518-1523.
93. Iitsuka, S., Miyazawa, K. ve Aoki, T., A palmprint recognition algorithm using principal component analysis of phase information, Image Processing (ICIP), 2009 16th IEEE International Conference on 2009: 1973-1976.
94. TAO, J.-w. ve JIANG, W., Palm-print recognition based on improved two dimensions principal component analysis [J], Optical Technique, 2 (2007) 035.
95. Li, Q., Qiu, Z. ve Sun, D., Feature-Level Fusion of Hand Biometrics for Personal Verification Based on Kernel PCA, International conference on biometrics 2006: 744-750.
96. Cao, L., Chua, K.S., Chong, W., Lee, H. ve Gu, Q., A comparison of PCA, KPCA and ICA for dimensionality reduction in support vector machine, Neurocomputing, 55,1-2 (2003) 321-336.
97. Mika, S., Schölkopf, B., Smola, A.J., Müller, K.-R., Scholz, M. ve Rätsch, G., Kernel PCA and de-noising in feature spaces, Advances in neural information processing systems 1999: 536-542.
98. Li, Q., Qiu, Z.-D., Sun, D.-m. ve Liu, L.-L., Online palmprint identification based on improved 2D PCA, Dianzi Xuebao(Acta Electronica Sinica), 33,10 (2005) 1886-1889.
99. Ekinci, M. ve Aykut, M., Gabor-based kernel PCA for palmprint recognition, Electronics Letters, 43,20 (2007) 1077-1079.
100. Tao, J., Jiang, W., Gao, Z., Chen, S. ve Wang, C., Palmprint recognition based on 2-dimension PCA, Innovative Computing, Information and Control, 2006. ICICIC'06. First International Conference on 2006, 1: 326-330.
101. Aykut, M. ve Ekinci, M., Kernel Principal Component Analysis of Gabor features for Palmprint Recognition, International Conference on Biometrics 2009: 685-694.
102. Sang, H., Yuan, W. ve Zhang, Z., Research of palmprint recognition based on 2DPCA, International Symposium on Neural Networks 2009: 831-838.
103. Pan, X. ve Ruan, Q.-Q., Palmprint recognition using Gabor feature-based (2D) 2PCA, Neurocomputing, 71,13-15 (2008) 3032-3036.
104. Zhao, Z.-Q., Huang, D.-S. ve Jia, W., Palmprint recognition with 2DPCA+ PCA based on modular neural networks, Neurocomputing, 71,1-3 (2007) 448-454.

105. Wang, Y. ve Ruan, Q., Kernel fisher discriminant analysis for palmprint recognition, *Pattern Recognition*, 2006. ICPR 2006. 18th International Conference on 2006, 4: 457-460.
106. Cui, J. ve Xu, Y., Three Dimensional Palmprint Recognition Using Linear Discriminant Analysis Method, *Second International Conference on Innovations in Bio-inspired Computing and Applications (IBICA 2011)* 2011: 107-111.
107. Yan, Y. ve Zhang, Y.-J., Discriminant projection embedding for face and palmprint recognition, *Neurocomputing*, 71,16-18 (2008) 3534-3543.
108. Jing, X.-Y., Tang, Y.-Y. ve Zhang, D., A Fourier-LDA approach for image recognition, *Pattern Recognition*, 38,3 (2005) 453-457.
109. Shang, L., Huang, D.-S., Du, J.-X. ve Zheng, C.-H., Palmprint recognition using FastICA algorithm and radial basis probabilistic neural network, *Neurocomputing*, 69,13-15 (2006) 1782-1786.
110. Shang, L., Huang, D.-S., Du, J.-X. ve Huang, Z.-K., Palmprint recognition using ICA based on winner-take-all network and radial basis probabilistic neural network, *International Symposium on Neural Networks 2006*: 216-221.
111. Guo, J. ve Yuan, W., Palm print recognition based on independent component analysis, *Opto-Electronic Engineering*, 35,3 (2008) 136-139.
112. Linlin, C.Z., Palmprint recognition based on ICA and BP neural network [J], *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 3 (2008) 010.
113. Lu, G.-M., Wang, K.-Q. ve Zhang, D., Wavelet based independent component analysis for palmprint identification, *Machine Learning and Cybernetics, 2004. Proceedings of 2004 International Conference On 2004*, 6: 3547-3550.
114. Hu, D., Feng, G. ve Zhou, Z., Two-dimensional locality preserving projections (2DLPP) with its application to palmprint recognition, *Pattern Recognition*, 40,1 (2007) 339-342.
115. Gui, J., Jia, W., Zhu, L., Wang, S.-L. ve Huang, D.-S., Locality preserving discriminant projections for face and palmprint recognition, *Neurocomputing*, 73,13-15 (2010) 2696-2707.
116. Pan, X. ve Ruan, Q.-Q., Palmprint recognition with improved two-dimensional locality preserving projections, *Image and Vision Computing*, 26,9 (2008) 1261-1268.
117. Lu, J., Zhao, Y., Xue, Y. ve Hu, J., Palmprint recognition via locality preserving projections and extreme learning machine neural network, *Signal Processing, 2008. ICSP 2008. 9th International Conference on 2008*: 2096-2099.
118. Lu, J. ve Tan, Y.-P., Improved discriminant locality preserving projections for face and palmprint recognition, *Neurocomputing*, 74,18 (2011) 3760-3767.
119. Zhi, R. ve Ruan, Q., Facial expression recognition based on two-dimensional discriminant locality preserving projections, *Neurocomputing*, 71,7-9 (2008) 1730-1734.
120. Feng, G., Hu, D. ve Zhou, Z., A direct locality preserving projections (DLPP) algorithm for image recognition, *Neural Processing Letters*, 27,3 (2008) 247-255.

121. Laadjel, M., Al-Maadeed, S. ve Bouridane, A., Combining Fisher locality preserving projections and passband DCT for efficient palmprint recognition, Neurocomputing, 152 (2015) 179-189.
122. Jia, W., Ling, B., Chau, K.-W. ve Heutte, L., Palmprint identification using restricted fusion, Applied Mathematics and Computation, 205,2 (2008) 927-934.
123. Jing, X., Li, W., Lan, C., Yao, Y., Cheng, X. ve Han, L., Orthogonal complex locality preserving projections based on image space metric for finger-knuckle-print recognition, Hand-Based Biometrics (ICHB), 2011 International Conference on 2011: 1-6.
124. Gui, J., Sun, Z., Jia, W., Hu, R., Lei, Y. ve Ji, S., Discriminant sparse neighborhood preserving embedding for face recognition, Pattern Recognition, 45,8 (2012) 2884-2893.
125. Gao, Q., Huang, Y., Zhang, H., Hong, X., Li, K. ve Wang, Y., Discriminative sparsity preserving projections for image recognition, Pattern Recognition, 48,8 (2015) 2543-2553.
126. Štruc, V. ve Pavešić, N., Gabor-based kernel partial-least-squares discrimination features for face recognition, Informatica, 20,1 (2009) 115-138.
127. Pan, X. ve Ruan, Q.-Q., Palmprint recognition using Gabor-based local invariant features, Neurocomputing, 72,7-9 (2009) 2040-2045.
128. Wang, X., Lei, L. ve Wang, M., Palmprint verification based on 2D-Gabor wavelet and pulse-coupled neural network, Knowledge-Based Systems, 27 (2012) 451-455.
129. Jing, X.-Y. ve Zhang, D., A face and palmprint recognition approach based on discriminant DCT feature extraction, IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics), 34,6 (2004) 2405-2415.
130. Dale, M.P., Joshi, M.A. ve Gilda, N., Texture Based Palmprint Identification Using DCT Features, Seventh International Conference on Advances in Pattern Recognition, (ICAPR'09) 2009: 221-224.
131. Choge, H.K., Oyama, T., Karungaru, S., Tsuge, S. ve Fukumi, M., Palmprint Recognition Based on Local DCT Feature Extraction, International Conference on Neural Information Processing 2009: 639-648.
132. Imtiaz, H., Aich, S. ve Fattah, S.A., A Novel Pre-processing Technique for DCT-domain Palm-print Recognition, International Journal of Scientific & Technology Research, 1,3 (2012) 31-35.
133. Wu, X.-Q., Wang, K.-Q. ve Zhang, D., Wavelet based palm print recognition, Machine Learning and Cybernetics, 2002. Proceedings. 2002 International Conference on 2002, 3: 1253-1257.
134. Zhang, L., Guo, Z., Wang, Z. ve Zhang, D., Palmprint verification using complex wavelet transform, Image Processing, 2007. ICIP 2007. IEEE International Conference on 2007, 2: II-417-II-420.
135. Xu, Y., Zhu, Q., Fan, Z., Qiu, M., Chen, Y. ve Liu, H., Coarse to fine K nearest neighbor classifier, Pattern Recognition Letters, 34,9 (2013) 980-986.
136. Fahmy, M.M., Palmprint recognition based on Mel frequency Cepstral coefficients feature extraction, Ain Shams Engineering Journal, 1,1 (2010) 39-47.

137. Zhu, X., Liu, D., Zhaoshan, Z., Zhang, Q. ve Wenhua, L., Research of thenar palmprint classification based on gray level co-occurrence matrix and SVM, Journal of computers, 6,7 (2011) 1535-1541.
138. Ong, M.G.K., Connie, T., Jin, A.T.B. ve Ling, D.N.C., A single-sensor hand geometry and palmprint verification system, Proceedings of the 2003 ACM SIGMM workshop on Biometrics methods and applications 2003: 100-106.
139. Kumar, A. ve Zhang, D., Personal recognition using hand shape and texture, IEEE transactions on image processing, 15,8 (2006) 2454-2461.
140. Dony, R., Karhunen-loeve transform, The transform and data compression handbook, 1 (2001) 1-34.
141. Jolliffe, I.T., Principal component analysis and factor analysis, Principal component analysis, (2002) 150-166.
142. Fisher, R.A., The use of multiple measurements in taxonomic problems, Annals of human genetics, 7,2 (1936) 179-188.
143. Izenman, A.J., Modern Multivariate Statistical Techniques, Linear Discriminant Analysis, Springer, 237-280, 2013.
144. Xanthopoulos, P., Pardalos, P.M. ve Trafalis, T.B., Robust Data Mining, Linear Discriminant Analysis, Springer, 27-33, 2013.
145. Theodoridis, S. ve Koutroumbas, K., Pattern recognition, IEEE Transactions on Neural Networks, 19,2 (2008) 376.
146. Schölkopf, B., Smola, A. ve Müller, K.-R., Kernel principal component analysis, International Conference on Artificial Neural Networks 1997: 583-588.
147. Wang, Q., Kernel principal component analysis and its applications in face recognition and active shape models, arXiv preprint arXiv:1207.3538, (2012).
148. Christopher, M.B., Pattern Recognition and Machine Learning, Springer-Verlag New York, 2016.
149. Baudat, G. ve Anouar, F., Generalized discriminant analysis using a kernel approach, Neural computation, 12,10 (2000) 2385-2404.
150. Schölkopf, B., Herbrich, R. ve Smola, A.J., A generalized representer theorem, International conference on computational learning theory 2001: 416-426.
151. Mika, S., Ratsch, G., Weston, J., Scholkopf, B. ve Mullers, K.-R., Fisher discriminant analysis with kernels, Neural networks for signal processing IX, 1999. Proceedings of the 1999 IEEE signal processing society workshop. 1999: 41-48.
152. Mahalanobis, P.C., On the generalized distance in statistics 1936.
153. Wu, X., Zhang, D. ve Wang, K., Palm line extraction and matching for personal authentication, IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part A: Systems and Humans, 36,5 (2006) 978-987.
154. Wu, X., Wang, K. ve Zhang, D., A novel approach of palm-line extraction, Image and Graphics (ICIG'04), Third International Conference on 2004: 230-233.
155. Huang, D.-S., Jia, W. ve Zhang, D., Palmprint verification based on principal lines, Pattern Recognition, 41,4 (2008) 1316-1328.

156. Liu, L. ve Zhang, D., Palm-line detection, Image Processing, 2005. ICIP 2005. IEEE International Conference on 2005, 3: III269-III272.
157. Wu, X., Wang, K. ve Zhang, D., Palmprint texture analysis using derivative of Gaussian filters, Computational Intelligence and Security, 2006 International Conference on 2006, 1: 751-754.
158. Choomchuay, S. ve Sihalath, K., An Application of Second Derivative of Gaussian Filters in Fingerprint Image Enhancement, 4th International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering (iCBBE 2010) 2010: 1-4.
159. Kong, A.W.K., Palmprint Identification Based on Generalization of IrisCode, Phd Thesis, University of Waterloo, Electrical and Computer Engineering, Waterloo, Ontario, Canada., 2007.
160. Kong, W.K. ve Zhang, D., Palmprint texture analysis based on low-resolution images for personal authentication, Pattern Recognition, 2002. Proceedings. 16th International Conference on 2002, 3: 807-810.
161. Daugman, J.G., High confidence visual recognition of persons by a test of statistical independence, IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, 15,11 (1993) 1148-1161.
162. Kumar, A. ve Shen, H.C., Palmprint identification using PalmCodes, Image and Graphics (ICIG'04), Third International Conference on 2004: 258-261.
163. Kong, A.W.-K. ve Zhang, D., Biometric Authentication, Feature-Level Fusion for Effective Palmprint Authentication, Springer, 761-767, 2004.
164. Guo, Z., Zhang, D., Zhang, L. ve Zuo, W., Palmprint verification using binary orientation co-occurrence vector, Pattern Recognition Letters, 30,13 (2009) 1219-1227.
165. Guo, Z., Zuo, W., Zhang, L. ve Zhang, D., A unified distance measurement for orientation coding in palmprint verification, Neurocomputing, 73,4-6 (2010) 944-950.
166. Jia, W., Huang, D.-S., Tao, D. ve Zhang, D., Palmprint identification based on directional representation, Systems, Man and Cybernetics, 2008. SMC 2008. IEEE International Conference on 2008: 1562-1567.
167. Jia, W., Hu, R.-X., Lei, Y.-K., Zhao, Y. ve Gui, J., Histogram of oriented lines for palmprint recognition, IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 44,3 (2014) 385-395.
168. Morales, A., Ferrer, M.A. ve Kumar, A., Improved palmprint authentication using contactless imaging, Biometrics: Theory Applications and Systems (BTAS), 2010 Fourth IEEE International Conference on 2010: 1-6.
169. Han, Y., Tan, T., Sun, Z. ve Hao, Y., Embedded palmprint recognition system on mobile devices, International Conference on Biometrics 2007: 1184-1193.
170. Kim, M.-K., Palmprint recognition based on line and slope orientation features, Journal of Information Science and Engineering, 27,4 (2011) 1219-1232.
171. Fei, L., Xu, Y. ve Zhang, D., Half-orientation extraction of palmprint features, Pattern Recognition Letters, 69 (2016) 35-41.

172. Fei, L., Xu, Y., Tang, W. ve Zhang, D., Double-orientation code and nonlinear matching scheme for palmprint recognition, Pattern Recognition, 49 (2016) 89-101.
173. Sun, Z., Tan, T., Wang, Y. ve Li, S.Z., Ordinal palmprint representation for personal identification [representation read representation], Computer Vision and Pattern Recognition, 2005. CVPR 2005. IEEE Computer Society Conference on 2005, 1: 279-284.
174. Khan, Z., Mian, A. ve Hu, Y., Contour code: Robust and efficient multispectral palmprint encoding for human recognition, Computer Vision (ICCV), 2011 IEEE International Conference on 2011: 1935-1942.
175. Xu, Y., Fei, L. ve Zhang, D., Combining left and right palmprint images for more accurate personal identification, IEEE transactions on image processing, 24,2 (2015) 549-559.
176. Lee, T.S., Image representation using 2D Gabor wavelets, IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, 18,10 (1996) 959-971.
177. Kong, A.-K. ve Zhang, D., Competitive coding scheme for palmprint verification, Pattern Recognition, 2004. ICPR 2004. Proceedings of the 17th International Conference on 2004, 1: 520-523.
178. Da Cunha, A.L., Zhou, J. ve Do, M.N., The nonsubsampling contourlet transform: theory, design, and applications, IEEE transactions on image processing, 15,10 (2006) 3089-3101.
179. Van Ginneken, B., Frangi, A.F., Staal, J.J., ter Haar Romeny, B.M. ve Viergever, M.A., Active shape model segmentation with optimal features, IEEE transactions on medical imaging, 21,8 (2002) 924-933.
180. <http://www.comp.polyu.edu.hk/~biometrics/> PolyU Palmprint Database. 19 Mart 2014.
181. [http://visgraph.cs.ust.hk/biometrics/Visgraph\\_web/index.html](http://visgraph.cs.ust.hk/biometrics/Visgraph_web/index.html), UST Hand Image database. 25 Mart 2014.
182. <http://www.cbsr.ia.ac.cn> The CASIA Palmprint Database. 05 Nisan 2014.
183. <https://www.mathworks.com/products/matlab.html> MATLAB - MathWorks - MATLAB & Simulink.
184. Zhang, Z., Flexible camera calibration by viewing a plane from unknown orientations, Computer Vision, 1999. The Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on 1999, 1: 666-673.
185. Heikkila, J. ve Silven, O., A Four-Step Camera Calibration Procedure With Implicit Image Correction, IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition 1997: 1106-1112.
186. Hartley, R. ve Zisserman, A., Multiple View Geometry in Computer Vision, Cambridge University Press, 2003.
187. Cootes, T.F., Edwards, G.J. ve Taylor, C.J., Active appearance models, IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, 23,6 (2001) 681-685.



188. Oktay, A.B., Önsel Bilgi Kullanılarak Tıbbi Görüntülerde Makine Öğrenmesi Tabanlı Kontur Bulma ve Nesne Konumlandırma, Doktora Tezi, Gebze Yüksek Teknoloji Enstitüsü, Mühendislik ve Fen Bilimleri Enstitüsü, Kocaeli, 2011.
189. Stegmann, M.B., Active appearance models, PhD thesis, Technical University of Denmark, 2000. 125, 129, 2000.
190. Gower, J.C., Generalized procrustes analysis, Psychometrika, 40,1 (1975) 33-51.
191. Delaunay, B., Sur la sphere vide, Izv. Akad. Nauk SSSR, Otdelenie Matematicheskii i Estestvennyka Nauk, 7,793-800 (1934) 1-2.
192. Martins, P.A.D., Parametric Face Alignment: Generative and Discriminative Approaches, Phd Thesis, University of Coimbra, Faculty of Sciences and Technology, 2012.
193. Sclaroff, S. ve Isidoro, J., Active blobs, Computer Vision, 1998. Sixth International Conference on 1998: 1146-1153.
194. Jones, M.J. ve Poggio, T., Multidimensional morphable models, Computer Vision, 1998. Sixth International Conference on 1998: 683-688.
195. Blanz, V. ve Vetter, T., A Morphable Model for The Synthesis of 3D Faces, Proceedings of the 26th Annual Conference on Computer graphics and Interactive Techniques 1999: 187-194.
196. Matthews, I. ve Baker, S., Active appearance models revisited, International journal of computer vision, 60,2 (2004) 135-164.
197. Lucas, B.D. ve Kanade, T., An iterative image registration technique with an application to stereo vision, (1981).
198. Baker, S., Gross, R. ve Matthews, I., Lucas-Kanade 20 years on: a unifying framework, (2003).
199. Shum, H.-Y. ve Szeliski, R., Systems and experiment paper: Construction of panoramic image mosaics with global and local alignment, International journal of computer vision, 36,2 (2000) 101-130.
200. Mita, T., Kaneko, T. ve Hori, O., Joint haar-like features for face detection, Computer Vision, 2005. ICCV 2005. Tenth IEEE International Conference on 2005, 2: 1619-1626.
201. Lienhart, R. ve Maydt, J., An extended set of haar-like features for rapid object detection, Image Processing. 2002. Proceedings. 2002 International Conference on 2002, 1: I-I.
202. Viola, P. ve Jones, M.J., Robust real-time face detection, International journal of computer vision, 57,2 (2004) 137-154.
203. Choras, M., Kozik, R. ve Zelek, A., A Novel Shape-Texture Approach to Palmprint Detection and Identification, 8. International Conference on Intelligent Systems Design and Applications (ISDA'08) 2008, 3: 638-643.
204. Bolles, R.C., Baker, H.H. ve Marimont, D.H., Epipolar-plane image analysis: An approach to determining structure from motion, International journal of computer vision, 1,1 (1987) 7-55.

205. Trucco, E. ve Verri, A., *Introductory Techniques for 3-D Computer Vision*, 201, Prentice Hall Englewood Cliffs, 1998.
206. Fischler, M.A. ve Bolles, R.C., *Readings in Computer Vision, Random Sample Consensus: A Paradigm for Model Fitting with Applications to Image Analysis and Automated Cartography*, Elsevier, 726-740, 1987.
207. Bingöl, Ö. ve Ekinçi, M., 3D Palmprint Pose Estimation Using Stereo Camera, 21. Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU, 2013) 2013: 1-4.
208. Aykut, M. ve Ekinçi, M., Developing a contactless palmprint authentication system by introducing a novel ROI extraction method, *Image and Vision Computing*, 40 (2015) 65-74.
209. Zhang, D., Kong, W.K., You, J. ve Wong, M., Online palmprint identification, *Ieee Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 25,9 (2003) 1041-1050.
210. Kong, A., Zhang, D. ve Kamel, M., Palmprint identification using feature-level fusion, *Pattern Recognition*, 39,3 (2006) 478-487.
211. Jia, W., Huang, D.-S. ve Zhang, D., Palmprint verification based on robust line orientation code, *Pattern Recognition*, 41,5 (2008) 1504-1513.
212. Štruc, V. ve Pavešić, N., *Advances In Face Image Analysis: Techniques and Technologies, Photometric Normalization Techniques for Illumination Invariance*, IGI Global, 279-300, 2011.
213. Pizer, S.M., Amburn, E.P., Austin, J.D., Cromartie, R., Geselowitz, A., Greer, T., ter Haar Romeny, B., Zimmerman, J.B. ve Zuiderveld, K., Adaptive histogram equalization and its variations, *Computer vision, graphics, and image processing*, 39,3 (1987) 355-368.
214. Buades, A., Coll, B. ve Morel, J.-M., A review of image denoising algorithms, with a new one, *Multiscale Modeling & Simulation*, 4,2 (2005) 490-530.
215. Štruc, V. ve Pavešić, N., Illumination invariant face recognition by non-local smoothing, *European Workshop on Biometrics and Identity Management 2009*: 1-8.
216. Jobson, D.J., Rahman, Z.-u. ve Woodell, G.A., A multiscale retinex for bridging the gap between color images and the human observation of scenes, *IEEE transactions on image processing*, 6,7 (1997) 965-976.
217. Park, Y.K., Park, S.L. ve Kim, J.K., Retinex method based on adaptive smoothing for illumination invariant face recognition, *Signal processing*, 88,8 (2008) 1929-1945.
218. Jobson, D.J., Rahman, Z.-u. ve Woodell, G.A., Properties and performance of a center/surround retinex, *IEEE transactions on image processing*, 6,3 (1997) 451-462.
219. Heusch, G., Cardinaux, F. ve Marcel, S. *Lighting normalization algorithms for face verification* 2005.
220. Gross, R. ve Brajovic, V., An image preprocessing algorithm for illumination invariant face recognition, *International Conference on Audio-and Video-Based Biometric Person Authentication 2003*: 10-18.
221. Chen, W., Er, M.J. ve Wu, S., Illumination compensation and normalization for robust face recognition using discrete cosine transform in logarithm domain, *IEEE*

- Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics), 36,2 (2006) 458-466.
222. Zhang, T., Tang, Y.Y., Fang, B., Shang, Z. ve Liu, X., Face recognition under varying illumination using gradientfaces, IEEE transactions on image processing, 18,11 (2009) 2599-2606.
  223. Kovesi, P., <http://www.peterkovesi.com/matlabfns/index.html>, MATLAB and Octave Functions for Computer Vision and Image Processing. 12 Aralık 2014.
  224. Xie, X., Zheng, W.-S., Lai, J., Yuen, P.C. ve Suen, C.Y., Normalization of face illumination based on large-and small-scale features, IEEE transactions on image processing, 20,7 (2011) 1807-1821.
  225. Wang, H., Li, S.Z., Wang, Y. ve Zhang, J., Self quotient image for face recognition, Image Processing, 2004. ICIP'04. 2004 International Conference on 2004, 2: 1397-1400.
  226. Wang, B., Li, W., Yang, W. ve Liao, Q., Illumination normalization based on Weber's law with application to face recognition, IEEE Signal Processing Letters, 18,8 (2011) 462-465.
  227. Vu, N.-S. ve Caplier, A., Illumination-robust face recognition using retina modeling, Image Processing (ICIP), 2009 16th IEEE International Conference on 2009: 3289-3292.
  228. Tan, X. ve Triggs, B., Enhanced local texture feature sets for face recognition under difficult lighting conditions, IEEE transactions on image processing, 19,6 (2010) 1635-1650.
  229. Zhang, T., Fang, B., Yuan, Y., Tang, Y.Y., Shang, Z., Li, D. ve Lang, F., Multiscale facial structure representation for face recognition under varying illumination, Pattern Recognition, 42,2 (2009) 251-258.
  230. Du, S. ve Ward, R., Wavelet-Based Illumination Normalization for Face Recognition, IEEE International Conference on Image Processing (ICIP 2005) 2005, 2: II-954.
  231. Sung, J. ve Kim, D., STAAM: fitting a 2D+ 3D AAM to stereo images, Image Processing, 2006 IEEE International Conference on 2006: 2781-2784.
  232. Sung, J., Lee, S. ve Kim, D., A real-time facial expression recognition using the STAAM, Pattern Recognition, 2006. ICPR 2006. 18th International Conference on 2006, 1: 275-278.
  233. Sattar, A. ve Seguier, R., MVAAM (multi-view active appearance model) optimized by multi-objective genetic algorithm, Automatic Face & Gesture Recognition, 2008. FG'08. 8th IEEE International Conference on 2008: 1-8.
  234. Üzümcü, M., van der Geest, R.J., Sonka, M., Lamb, H.J., Reiber, J.H. ve Lelieveldt, B.P., Multiview active appearance models for simultaneous segmentation of cardiac 2-and 4-chamber long-axis magnetic resonance images, Investigative radiology, 40,4 (2005) 195-203.
  235. Koterba, S., Baker, S., Matthews, I., Hu, C., Xiao, J., Cohn, J. ve Kanade, T., Multi-view AAM fitting and camera calibration, Computer Vision, 2005. ICCV 2005. Tenth IEEE International Conference on 2005, 1: 511-518.

236. Sung, J. ve Kim, D., Pose-Robust Facial Expression Recognition Using View-Based 2D+3D AAM, IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part A: Systems and Humans, 38,4 (2008) 852-866.
237. Xiao, J., Baker, S., Matthews, I. ve Kanade, T., Real-time combined 2D+ 3D active appearance models, CVPR (2004) 2004: 535-542.
238. Smolyanskiy, N., Huitema, C., Liang, L. ve Anderson, S.E., Real-time 3D face tracking based on active appearance model constrained by depth data, Image and Vision Computing, 32,11 (2014) 860-869.
239. Park, U. ve Jain, A.K., 3D model-based face recognition in video, International Conference on Biometrics 2007: 1085-1094.
240. Fanelli, G., Dantone, M. ve Van Gool, L., Real Time 3D Face Alignment with Random Forests-Based Active Appearance Models, 10th IEEE international conference and workshops on Automatic Face and Gesture Recognition (FG 2013) 2013: 1-8.
241. Bolle, R., Connell, J., Pankanti, S., Ratha, N. ve Senior, A., Guide to Biometrics Springer Professional Computing. (2003).
242. Ross, A. ve Jain, A., Information fusion in biometrics, Pattern Recognition Letters, 24,13 (2003) 2115-2125.
243. Ross, A.A., Jain, A.K. ve Nandakumar, K., Information fusion in biometrics, Handbook of Multibiometrics, (2006) 37-58.
244. Ross, A.A., Nandakumar, K. ve Jain, A.K., Handbook of Multibiometrics, 6, Springer Science & Business Media, 2006.
245. Makul, Ö., Avuç Parmak Eklem Yüzey Örüntüsü Çıkarımı ve Aya İmgelerine Dayalı Çoklu Biyometrik Sistem Geliştirilmesi, Yüksek Lisans Tezi, Karadeniz Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Trabzon, 2015.
246. Ross, A.A. ve Govindarajan, R., Feature level fusion of hand and face biometrics, Biometric Technology for Human Identification II 2005, 5779: 196-205.

## ÖZGEÇMİŞ

Özkan BİNGÖL; 1978 yılında Erzurum’da doğdu. İlk ve orta öğretimi Erzurum’da tamamladı. 1993 yılında Erzurum Fen Lisesi’nden mezun oldu. 1996 yılında Karadeniz Teknik Üniversitesi Bilgisayar Mühendisliği Bölümü’nde lisans eğitime başladı ve 2001 yılında mezun oldu. 2002 yılında Karadeniz Teknik Üniversitesi Enformatik Bölümü’nde Öğretim Görevlisi olarak çalışmaya başladı. Burada üniversitenin farklı lisans bölümlerinde başta Temel Bilgi Teknolojileri Kullanımı olmak üzere Bilgisayar Organizasyonu, İşletim Sistemleri ve Bilgisayar Ağları derslerini yürüttü. 2004 – 2005 yılları arasında, Milli Savunma Bakanlığında OBİ Subayı olarak askerlik görevini yerine getirdi. Yeniden göreve başladığı 2005 yılından itibaren çeşitli TÜBİTAK, DPT ve Avrupa Birliği projelerinde araştırmacı ve eğitimci olarak görev aldı. 2009 yılında Karadeniz Teknik Üniversitesi Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı’nda yüksek lisansını tamamladı. Yine aynı anabilim dalında 2010 yılında Doktora eğitimine başladı. 2011 yılında Gümüşhane Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Yazılım Mühendisliği Bölümü’nde Öğretim Görevlisi olarak göreve başladı. Burada, ilgi alanını tamamen yapay öğrenme, bilgisayarla görme ve biyometrik tanıma sistemlerine yönlendirdi. Halen, aynı üniversitede uzmanlık alanına giren Görüntü İşleme, Yapay Zeka, Yapay Öğrenme derslerinin yanısıra Veri Yapıları ve Algoritmalar derslerini yürütmektedir. Orta derecede İngilizce bilen Özkan BİNGÖL; evli ve 2, 5 ve 8 yaşlarında üç kızı bulunmaktadır.

Doktora çalışması ile alakalı olarak aşağıda listelenen ulusal, uluslararası bildiri ve yayınları bulunmaktadır.

### **SCI/SCI-Expanded İndeksli Yayınları**

- BİNGÖL, Ö. ve EKİNCİ, M., Stereo-based palmprint recognition in various 3D postures, Expert Systems with Applications, 78 (2017) 74-88, DOI: 10.1016/j.eswa.2017.01.025,

### **Uluslararası Konferans Yayınları**

- BİNGÖL, Ö., EKİNCİ M. ve GÖKDOĞAN A., (2014). “A New Approach Stereo Based Palmprint Extraction in Unrestricted Postures”. IEEE Biometric Measurements and Systems for Security and Medical Applications (BIOMS 2014), pp. 44-49, Roma, İtalya.
- BİNGÖL, Ö. ve EKİNCİ, M., (2016), “A Robust Hand Pose Correction Method For Palmprint Recognition”, 3rd International Conference on Advanced Technology & Sciences (ICAT 2016), 1-3 Eylül 2016, Selçuk Üniversitesi, Konya, Türkiye (**En İyi Bildiri Ödülü**)

• BİNGÖL, Ö. ve EKİNCİ, M., 2016, “The Selection Of The Most Suitable Images For Camera Calibration”, International Conference on Engineering and Natural Sciences (ICENS) 2016, 24-28 Mayıs 2016, Sarayevu, Bosnia and Herzegovina.

• BİNGÖL, Ö. ve EKİNCİ, M.,(2016), “A Palmprint Authentication System Improved by Stereo Camera”, International Artificial Intelligence and Data Processing Symposium (IDAP 2016), 17-18 Eylül 2016, İnönü Üniversitesi, Malatya,

• BİNGÖL, Ö. ve EKİNCİ, M.,(2017), “Feature Extraction for Unrestricted Palmprint Recognition”, International Conference on Advanced Engineering Technologies, 21-23 Eylül 2017 , Bayburt Üniversitesi, Bayburt

• BİNGÖL, Ö. ve EKİNCİ, M.,(2017), “A Comparative Study for Palmprint Coding Techniques”, International Multidisciplinary Congress of Eurasia, 23-25 Ağustos 2017, Roma, İtalya.

• BİNGÖL, Ö. ve EKİNCİ, M.,(2017), “Implementaiton of Palmprint Code Techniques on Images Obtained in Unrestricted Environment”, International Science Symposium, 05-08 Eylül, 2017, Tiflis, Gürcistan.

#### **Ulusal Konferans Yayınları**

• BİNGÖL, Ö. ve EKİNCİ, M., (2013), “Stereo Kamera Kullanarak 3B Avuçiçi Poz Kestirimi”, 21. Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı (SIU2013), 24-26 Nisan 2013, Kuzey Kıbrıs Türk Cumhuriyeti.

• BİNGÖL, Ö., EKİNCİ M. ve GÖKDOĞAN A., (2014). “El Geometrisi Tabanlı Kısıtlamasız ve Temassız Bir Kimliklendirme Sistemi”. Akıllı Sistemlerde Yenilikler ve Uygulamaları Sempozyumu (ASYU-2014) 9-10 Ekim 2014, İzmir.

• BİNGÖL, Ö. ve EKİNCİ, M., (2015), “Öznelik Tanımlayıcıları Yardımıyla Avuçiçi Kodlama Tekniklerinin İyileştirilmesi”, 23. Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı (SIU2015), 16-19 Mayıs 2015, İnönü Üniversitesi, Malatya.