

KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

**AVUÇ PARMAK EKLEM YÜZEY ÖRÜNTÜSÜ ÇIKARIMI VE AYA
İMGELERİNE DAYALI ÇOKLU BİYOMETRİK SİSTEM GELİŞTİRİLMESİ**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Bilgisayar Müh. Özge MAKUL

OCAK 2015
TRABZON

KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

**AVUÇ PARMAK EKLEM YÜZEY ÖRÜNTÜSÜ ÇIKARIMI VE AYA
İMGELERİNE DAYALI ÇOKLU BİYOMETRİK SİSTEM GELİŞTİRİLMESİ**

Bilgisayar Müh. Özge MAKUL

**Karadeniz Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsünde
"BİLGİSAYAR YÜKSEK MÜHENDİSİ"
Unvanı Verilmesi İçin Kabul Edilen Tezdir.**

Tezin Enstitüye Verildiği Tarih : 05/12/2014
Tezin Savunma Tarihi : 06/01/2015

Tez Danışmanı: Doç. Dr. Murat EKİNCİ

Trabzon 2015

Karadeniz Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü
Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalında
Özge MAKUL tarafından hazırlanan

**AVUÇ PARMAK EKLEM YÜZEY ÖRÜNTÜSÜ ÇIKARIMI VE AYA
İMGELERİNE DAYALI ÇOKLU BİYOMETRİK SİSTEM GELİŞTİRİLMESİ**

**başlıklı bu çalışma, Enstitü Yönetim Kurulunun 09/12/2014 gün ve 1580 sayılı kararıyla
oluşturulan jüri tarafından yapılan sınavda**

YÜKSEK LİSANS TEZİ
olarak kabul edilmiştir.

Jüri Üyeleri

Başkan :Prof. Dr. Ali GANGAL

Üye :Doç. Dr. Murat EKİNCİ

Üye :Yrd. Doç. Dr. Murat AYKUT

Prof. Dr. Sadettin KORKMAZ
Enstitü Müdürü

ÖNSÖZ

Kişisel kimlik tespitinin önem arz ettiği birçok alanda güvenlik büyük önem taşımaktadır. Geleneksel yöntemlerin yetersiz kalıp güvenlik sağlayamamasından dolayı kişilerin fizyolojik ve davranışsal karakteristiklerini içeren biyometrik ya da çoklu biyometrik sistemler daha çok tercih edilmektedir.

Çalışmada yeni bir biyometrik olarak avuç parmak eklem yüzeyi önerilmiş, avuç parmak eklem yüzeyi ve ayanın (avuç izinin) oluşturduğu çoklu biyometrik sistem geliştirilmiştir. Avuç parmak eklem yüzeyinin tanıma ve doğrulamada tek başına yeterli bir bilgi içerdiği göstermek için sonuçlar alınmıştır. Yeni bir biyometrik olduğundan literatürde bu biyometriğe yakın olan biyometrikler incelenmiştir.

Çoklu biyometrik sistem için literatürdeki çalışmalar incelenmiştir. Sisteme ait sonuçlar alınarak avuç parmak eklem yüzeyi ve avuç izinin tek başına yer aldığı tanıma ve doğrulama sistemlerindeki sonuçlarla karşılaştırma yapılmıştır. Çoklu biyometrik alanında literatürde yer alan popüler yöntemler içerisinde önerilen uzun vektör yapısına yakın yöntemlerle karşılaştırma yapılarak sonuçlar incelenmiştir. Sistem başarısının artırılması için güncel yaklaşımlar ve bu yaklaşımların sisteme olan etkileri araştırılmıştır.

Çalışmalarımın danışmanlığımı üstlenen değerli hocam Doç. Dr. Murat EKİNCİ'ye ilgi, destek ve tecrübelerinden dolayı teşekkürlerimi borç bilirim. Ayrıca yüksek lisans eğitimim boyunca desteğini esirgemeyen, sabır ve sevgileriyle her zaman yanımda olan sevgili aileme ve arkadaşlarıma çok teşekkür ederim.

Özge MAKUL

Trabzon 2015

TEZ BEYANNAMESİ

Yüksek Lisans Tezi olarak sunduđum “Avu Parmak Eklem Yüzey Örüntüsü ıkarımı ve Aya İmgelerine Dayalı oklu Biyometrik Sistem Geliřtirilmesi” bařlıklı bu alıřmayı bařtan sona kadar danıřmanım Do. Dr. Murat EKİNCİ'nin sorumluluđunda tamamladıđımı, verileri/örnekleri kendim topladıđımı, deneyleri/analizleri ilgili laboratuarlarda yaptıđımı/yaptırıldıđımı, bařka kaynaklardan aldıđım bilgileri metinde ve kaynakada eksiksiz olarak gösterdiđimi, alıřma sürecinde bilimsel arařtırma ve etik kurallara uygun olarak davrandıđımı ve aksinin ortaya ıkması durumunda her türlü yasal sonucu kabul ettiđimi beyan ederim. 06 /01/2015

Özge MAKUL

İÇİNDEKİLER

	<u>Sayfa No</u>
ÖNSÖZ.....	III
TEZ BEYANNAMESİ.....	IV
İÇİNDEKİLER.....	V
ÖZET.....	VIII
SUMMARY	IX
ŞEKİLLER DİZİNİ.....	X
TABLolar DİZİNİ.....	XII
SEMBOLLER DİZİNİ.....	XIII
1. GENEL BİLGİLER.....	1
1.1. Giriş.....	1
1.2. Literatür Araştırması.....	3
1.2.1. Parmak Eklem İzine Dayanan Tek Biyometrikli Çalışmalar	3
1.2.2. Avuç İzinin Yer Aldığı Çoklu Biyometrikli Çalışmalar	5
1.3. Avuç Parmak Eklem Yüzeyi ve Avuç İzi.....	7
1.4. Çoklu Biyometrik Sistemler	9
1.4.1. Çoklu Biyometrik Sistemlerin Avantajları	10
1.4.2. Çoklu Biyometrik Sistemlerin Sınıflandırılması	10
1.5. Füzyon Teknikleri.....	11
1.5.1.1. Sınıflandırma Öncesi Füzyon	12
1.5.1.1.1. Sensör Seviyesinde Füzyon	12
1.5.1.1.2. Özellik Seviyesinde Füzyon	13
1.5.1.2. Sınıflandırma Sonrası Füzyon	14
1.5.1.2.1. Eşleme Skor Seviyesinde Füzyon	14
1.5.1.2.2. Rütbe Seviyesinde Füzyon	15
1.5.1.2.3. Karar Seviyesinde Füzyon.....	16
1.6. Avuç Bölütlemesi	17
1.6.1. Aktif Görünüş Modeli.....	17
1.6.2. Aktif Görünüş Modelinin Oluşturulması.....	18
1.6.3. Aktif Görünüş Modelini Arama	19

1.7.	Önişlemler	19
1.7.1.	İmge Normalizasyonu.....	19
1.7.2.	Dalgacık Dönüşümü.....	20
1.7.2.1.	Sürekli Dalgacık Dönüşümü.....	20
1.7.2.2.	Ayrık Dalgacık Dönüşümü.....	21
1.7.2.3.	ADD'nin İmgeye Uygulanması.....	23
1.8.	Çekirdek Fisher Ayırtacı ile Öznitelik Çıkartımı	24
1.9.	Sınıflandırma ve Eşleştirme	27
1.9.1.	En Yakın Komşuluk (EYK)	28
1.9.1.1.	Öklit Uzaklığı	28
1.9.1.2.	Ağırlıklandırılmış Öklit Uzaklığı	28
1.9.2.	Destek Vektör Makineleri	28
1.9.2.1.	Doğrusal Ayrılabilen Veriler	29
1.9.2.2.	Doğrusal Ayrılamayan Veriler	33
1.9.2.3.	Çok Sınıflı Destek Vektör Makineleri.....	36
1.9.2.4.	Doğrusal Olmayan Destek Vektör Makineleri	36
1.10.	Biyometrik Sistemlerin Performans Değerlendirilmesi	37
1.10.1.	Tanıma.....	37
1.10.2.	Doğrulama.....	37
2.	YAPILAN ÇALIŞMALAR, BULGULAR VE İRDELEME	40
2.1.	Giriş.....	40
2.2.	Önerilen Avuç Parmak Eklem Yüzeyi Biyometriğinin Elde Edilmesi	42
2.3.	Avuç Parmak Eklem Yüzeyine Dayalı Tanıma ve Doğrulama Sistemi.....	48
2.3.1.	Önişlemler.....	48
2.3.2.	Öznitelik Çıkartma.....	49
2.3.3.	Sınıflandırma ve Eşleştirme	49
2.3.4.	DeneySEL Sonuçlar.....	50
2.4.	Avuç Parmak Eklem Yüzeyi ve Avuç İzine Dayalı Çoklu Biyometrik Tanıma ve Doğrulama.....	56
2.4.1.	Uzun Vektör Elde Edilmesi.....	57
2.4.2.	Öznitelik Çıkartma, Sınıflandırma ve Eşleştirme.....	58
2.4.3.	DeneySEL Sonuçlar ve Karşılaştırmalar	59
3.	SONUÇLAR VE TARTIŞMA	67

4.	ÖNERİLER	69
5.	KAYNAKLAR.....	70
ÖZGEÇMİŞ		

Yüksek Lisans Tezi

ÖZET

AVUÇ PARMAK EKLEM YÜZEY ÖRÜNTÜSÜ ÇIKARIMI VE AYA İMGELERİNE
DAYALI ÇOKLU BİYOMETRİK SİSTEM GELİŞTİRİLMESİ

Özge MAKUL

Karadeniz Teknik Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü
Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı
Danışman: Doç. Dr. Murat EKİNCİ
2015, 73 Sayfa

Günümüzde kullanılan kimlik tespit işlemlerinde doğruluk ve güvenilirlik büyük önem arz etmektedir. Geleneksel kimliklendirme yöntemlerinin yeterli güvenlik seviyesi sağlayamaması, bu alanlarda yapılan çalışmaların biyometrik ve çoklu biyometrik sistemlere yönelmesine neden olmaktadır. Bu sistemler, kişilerin fizyolojik ve davranışsal karakteristiklerine dayanmaları nedeniyle geleneksel yöntemlere nazaran daha güvenlidir.

Tez çalışmasında, el imgesinden elde edilen avuç parmak eklem yüzeyi yeni bir biyometrik olarak önerilmiş ve kişisel kimliklendirme için bu biyometriğin yeterliliği tanıma ve doğrulama ile test edilmiştir. Bu amaçla Aktif Görünüş Modeli ile bölütlenen avuç imgeleri üzerinden analitik yaklaşımlar kullanılarak avuç parmak eklem yüzeyi elde edilmiştir. Çalışmada, önerilen avuç parmak eklem yüzeyi ile aynı el imgesine ait avuç izinin birlikte oluşturduğu uzun vektör yapısına dayanan çoklu biyometrik bir tanıma ve doğrulama gerçekleştirilmiştir. Önerilen biyometriğin ve çoklu biyometrik yapılarının her biri için önışlem, öznitelik çıkartma ve sınıflandırma ya da eşleştirme aşamaları uygulanmıştır. Sonuç olarak iki yapının da başarılı olduğu görülmüştür. Kendi içlerinde kıyaslandıklarında ise çoklu biyometrik yapının daha yüksek bir başarıya ulaştığı görülmektedir.

Anahtar Kelimeler: Avuç Parmak Eklem Yüzeyi, Avuç İzi, Çoklu Biyometrik Sistem, Uzun Vektör, Çekirdek Fisher Ayırtacı, Ayrık Dalgacık Dönüşümü, Aktif Görünüş Modeli, Destek Vektör Makineleri.

Master Thesis

SUMMARY

EXTRACTION OF PALM FINGER JOINT SURFACE AND DEVELOPMENT OF
MULTIBIOMETRIC SYSTEM BASED ON PALM IMAGE

Özge MAKUL

Karadeniz Technical University
The Graduate School of Natural and Applied Sciences
Computer Engineering Graduate Program
Supervisor: Assoc. Prof. Dr. Murat EKİNCİ
2015, 73 Pages

Nowadays, accuracy and confidence is an important issue for identification. Failure to obtain adequate security level of the traditional identification methods, the studies in this field is to be directed towards the biometric and multibiometric system. These systems are based on physiological and behavioral features of individuals so they give more confidence than traditional methods.

In this work, palm finger joint surface which is extracted from hand image is proposed as a new biometric and robustness of this biometric tested with recognition and verification for personal identification. For this purpose, palm finger joint surface is extracted by using analitical approachs on palm image which is segmented with Active Appearance Model. In this work, multibiometric approach was carried out for recognition and verification based on long vector structure with using suggested palm finger joint surface and palm print which is from the same hand image. For each of suggested biometric and multibiometric structure preprocessing, feature extraction and classification/matching steps were applied. Results show that both approachs are successfull. When they are compared to each other, the proposed multibiometric system reaches more success then unibiometric system.

Key Words: Palm Finger Joint Surface, Palm Print, Multibiometric System, Long Vector, Kernel Fisher Discriminant, Discrete Wavelet Transform, Active Appearance Model, Support Vector Machine.

ŞEKİLLER DİZİNİ

	<u>Sayfa No</u>
Şekil 1. Parmak eklem yüzeyi	8
Şekil 2. Avuç parmak eklem yüzeyi örnekleri	8
Şekil 3. Avuç izi örnekleri.....	9
Şekil 4. Çoklu biyometrik sistemlerde füzyon tekniklerinin sınıflandırılması.....	12
Şekil 5. Sensör seviyeli füzyon tekniğinin akış şeması	13
Şekil 6. Özellik seviyeli füzyon tekniğinin akış şeması	14
Şekil 7. Eşleşme skor seviyeli füzyon tekniği akış şeması.....	15
Şekil 8. Rütbe seviyeli füzyon tekniği akış şeması	16
Şekil 9. Karar seviyeli füzyon tekniği akış şeması.....	17
Şekil 10. Çoklu piramit ayrıştırması.....	22
Şekil 11. Altörnekleme gösterimi.....	23
Şekil 12. İmgeye 1 seviyeli ADD uygulanması	24
Şekil 13. İmgeye 2 seviyeli ADD uygulanması	24
Şekil 14. İki doğrusal ayrılabilen sınıf aracılığıyla hiper düzlemin gösterimi	30
Şekil 15. İki doğrusal ayrılamayan sınıf aracılığıyla hiper düzlemin gösterimi.....	34
Şekil 16. Gerçek/Sahte kişi skor eğrileri	38
Şekil 17. FAR/FRR eğrileri ve EER değerinin gösterimi	39
Şekil 18. Avuç parmak eklem yüzeyine ait tek örüntünün yapısı	40
Şekil 19. Avuç parmak eklem yüzeyine dayalı sistemin çalışma yapısı	41
Şekil 20. Çoklu biyometrik sistemin temel işlem adımları	42
Şekil 21. AGM oturmuş el imgesi	43
Şekil 22. Örüntü seçiminde kullanılan örnek noktalar	44
Şekil 23. Eklem yüzeyi bölgelerinin noktalarının	45
Şekil 24. Dört parmak için bulunan eklem yüzeyi bölgeleri	46
Şekil 25. Eklem izi bölgelerinden arka plan verilerinin kaldırılmış durumu	46
Şekil 26. Dört parmağa ait avuç parmak eklem yüzeyi örüntüsü.....	47
Şekil 27. DVM sınıflandırıcısının D+ÇFA yöntemine göre elde ettiği doğru tanıma oranlarının grafiksel gösterimi	53
Şekil 28. ÖU+DVM'ye göre elde edilen GAR değerlerinin grafiksel gösterimi	55
Şekil 29. Uzun vektör elde edilmesini gösteren yapı	58

Şekil 30. Çoklu biyometrik sistem, avuç parmak eklem yüzeyi ve avuç izinin karşılaştırılmalı gösterim grafiđi.....	63
Şekil 31. Çoklu biyometrik sistem, avuç parmak eklem yüzeyi ve avuç izinin GAR sonuçlarına göre karşılaştırılmalı gösterim grafiđi.....	65

TABLolar DİZİNİ

	<u>Sayfa No</u>
Tablo 1. Eğitim ve test kümesi sayıları	50
Tablo 2. ÖU tabanlı EYK sınıflandırıcısına ait DTY ve DTİS	51
Tablo 3. AÖU tabanlı EYK sınıflandırıcısına ait DTY ve DTİS	52
Tablo 4. DVM'ne ait DTY ve DTİS	52
Tablo 5. ÖU'na göre elde edilen EER ve GAR değerleri	53
Tablo 6. AÖU'na göre elde edilen EER ve FAR=%0.1 iken elde edilen GAR değerleri. 54	
Tablo 7. DVM+ÖU 'na göre elde edilen EER ve FAR=%0.1 iken elde edilen GAR değerleri	54
Tablo 8. Önerilen yöntemin özellik seviyeli füzyon yöntemi ile karşılaştırılması.....	56
Tablo 9. Uzun vektör üzerindeki ÖU tabanlı EYK sınıflandırıcısına ait DTY ve DTİS ..	59
Tablo 10. Uzun vektör üzerindeki AÖU tabanlı EYK sınıflandırıcısına ait DTY ve DTİS.....	59
Tablo 11. Uzun vektör üzerindeki DVM sınıflandırıcısına ait DTY ve DTİS	60
Tablo 12. ÖU'na göre elde edilen EER ve GAR değerleri	61
Tablo 13. AÖU'na göre elde edilen EER ve GAR değerleri.....	61
Tablo 14. ÖU tabanlı DVM'ne göre elde edilen EER ve GAR değerleri	61
Tablo 15. D+ÇFA ve DVM sınıflandırıcısına ait DTY ve DTİS karşılaştırılması gösterimi.....	62
Tablo 16. ÖU+DVM'ne göre elde edilen EER ve GAR değerleri.....	64
Tablo 17. Uzun vektör yapısına dayalı çoklu biyometrik yaklaşım ile özellik seviyeli füzyon yaklaşımın karşılaştırması.....	65

SEMBOLLER DİZİNİ

AGM	Aktif Görünüş Modeli
İN	İmge Normalizasyonu
ADD	Ayrık Dalgacık Dönüşümü
EYK	En Yakın Komşuluk
DVM	Destek Vektör Makineleri
ÇFA	Çekirdek Fisher Ayırtacı
ÖU	Öklit Uzaklığı
AÖU	Ağırlıklı Öklit Uzaklığı
EER	Eşit Hata Oranı (Equal Error Rate)
GÇN	Gauss Çekirdek Normalizasyonu
DD	Dalgacık Dönüşümü
DTY	Doğru Tanıma Yüzdesi
DTİS	Doğru Tanınan İmge Sayısı
ROC	Alicı İşletim Eğrisi (Receiver Operating Characteristic)
FAR	Yanlış Kabul Oranı (False Acceptance Rate)
FRR	Yanlış Red Oranı (False Rejection Rate)
GAR	Gerçek Kabul Oranı (Genuine Acceptance Rate)

1. GENEL BİLGİLER

1.1. Giriş

Günümüzde kullanılan geleneksel erişim kontrol sistemleri, kimlik belgesi, şifre, manyetik kart gibi çeşitli kimlik tanıma araçları gerektirmektedir. Bu araçlar kişinin izni dışında başka insanların eline geçmesi maddi ve manevi olarak kayıplara neden olabilmektedir. Kişisel kimlik tespitinin fazlasıyla önemli olduğu ulusal güvenlik, elektronik ticaret, bankacılık gibi alanlarda mevcut geleneksel sistemler yeterli derecede güven verememektedir. Tüm bu nedenlerden dolayı kişisel kimliklendirme işlemleri için kullanılan geleneksel sistemlerin yerini yavaş yavaş biyometrik sistemler almaya başlamıştır [1].

Biyometrik, insanların fizyolojik ve davranışsal karakteristiklerini temel alan otomatikleşmiş yöntemleri gerektiren bilimsel bir disiplindir. Biyometrik özellikler tabanlı kişisel kimliklendirme işlemleri, birçok sayıda uygulamaya sahip olması ve geleneksel metotlardan daha güvenilir olması açısından gün geçtikçe popüler olmaktadır [2]. Biyometrik sistemler temelde, sadece kişinin kendisinin sahip olduğu, başkaları ve kendi tarafından değiştirilemeyen, kişinin kendisi olduğunu kanıtlamaya yarayan, kişiyi diğer insanlardan ayıran fiziksel veya davranışsal bir ya da birden çok özelliğin tanınması prensibine dayanmaktadır. Biyometrik sistemlerin fiziksel veya davranışsal özelliklerden oluşması, biyometrik özelliklerin kaybolmaması, bir başkası tarafından kullanılamaması, unutulmaması ve taklit edilememesi gibi önemli özelliklere sahip olmasını sağlamaktadır [3].

Biyometrik sistemlerin amacı, kişilerin kimlik ispatı yapabilmesi için yanlarında herhangi birşey taşımadan, şifre gibi bilgileri ezberlemek zorunda bırakmadan taklit edilmesi imkansız kendilerine ait olan özellikleri kullanmalarını sağlamaktır. Böylelikle bu sistemlerin kullanılmasıyla en yüksek güvenlik seviyesinde işlem yapılması sağlanmış olmaktadır [4].

Biyometrik sistemler aslında kişilerden biyometrik verinin alınması, alınan bu veri seti üzerinden özellik seti elde edilmesi ve bu özellik setinin veri tabanı içerisinde yer alan şablon setle karşılaştırılması adımlarından oluşan örüntü tanıma sistemidir. Biyometrik veriler kişilerin yürüyüşü, sesi, klavye kullanması, imza dinamiği gibi davranışsal

özelliklerden ve parmak izi, yüz şekli ve geometrisi, iris, DNA, damar yapısı, avuç izi, parmak eklem izleri gibi fiziksel özelliklerden oluşmaktadır [5]. Bu özelliklerden önerilmekte olan avuç parmak eklem yüzeyidir. Avuç parmak eklem yüzeyi doğuştan oluşan ten örüntüsüdür ve parmak arkası-içi yüzeyindeki eklemlerin bir formunu ifade etmektedir. Bu biyometrik, doku bilgisi açısından zengindir. Bu zenginlik düşük çözünürlüklü cihazların varlığında bile avuç parmak eklem yüzeyinin kimliklendirme işlemlerinde kullanılmasını sağlamaktadır.

Avuç parmak eklem yüzeyi gibi tek bir biyometrik kullanılarak oluşturulan sistemler güvenilirlik, evrensel olamama vs. gibi birçok sorunla karşı karşıya kalmaktadırlar. Bu sorunları kaldırmak gerekliliğinden dolayı çoklu biyometrik sistem fikri ortaya atılmıştır [6]. Çoklu biyometrik sistemler aynı sensörden alınan ya da farklı sensörlerden elde edilen biyometriklerin bir arada kullanılmasıyla oluşan sistemlerdir.

Bu tez çalışmasında avuç parmak eklem yüzeyi yeni bir biyometrik olarak önerilmiştir. Önerilen avuç parmak eklem yüzeyi tek bir biyometrik olarak tanıma ve doğrulamada kullanılmış, elde ettiği sonuçlara dayanarak tek başına yeterli bir bilgi içerdiğini kanıtlamak amaçlanmıştır. Ayrıca tek biyometrik veriye dayalı sistemlerde karşılaşılan sorunlarla karşılaşmamak amaçlı tek bir el imgesi (tek bir sensör) üzerinden elde edilebilen avuç parmak eklem yüzeyi ve avuç izinin oluşturduğu çoklu biyometrik tanıma ve doğrulama gerçekleştirilmiştir. Avuç izinin yetersiz kaldığı zamanlarda avuç parmak eklem yüzeyinin katkısıyla ya da tersi bir durum olan avuç parmak eklem yüzeyinin yetersiz kaldığı zamanda avuç izinin katkısıyla sistem başarısının daha yüksek olacağını kanıtlamaktır.

Avuç parmak eklem yüzeyi Aktif Görünüş Modeli (AGM) ve analitik yaklaşımlarla elde edilmiş, elde edilen bu örüntülerin sıfır ortalama ve birim varyansa sahip olması için İmge Normalizasyonu (İN) uygulanmış ve Ayrık Dalgacık Dönüşümü (ADD) ile yerleştirilmiş frekans bilgileri elde edilmiştir. Çekirdek Fisher Ayırtacı (ÇFA) ile örüntüleri en iyi ifade eden özellikleri elde edilmiştir. Sınıflandırma işlemi için En Yakın Komşuluk (EYK) ve Destek Vektör Makineleri (DVM) incelenmiştir.

Çoklu biyometrik yapı için avuç izi ve avuç parmak eklem yüzeyi kullanılmıştır. Bu iki biyometriğe ayrı ayrı İN ve ADD uygulanmasının ardından elde edilen veriler birleştirilerek uzun vektör elde edilmiş ve çoklu biyometrik yapı oluşturularak aynı sistem içerisinde incelenmiştir.

1.2. Literatür Araştırması

Literatürde parmak eklem yüzeyi ve avuç izine dayalı çoklu biyometrik kimliklendirme gerçekleştiren birçok çalışma bulunmaktadır. Parmak eklem izine dayalı olan çalışmalar parmak eklem izinin iç ve dış yüzeyi olarak çeşitlenmektedir. İncelenen konularla alakalı bütün yayınların burada irdelenmesi olanaksız olduğundan, yakın zamanda gerçekleştirilmiş olanlardan bazılarına değinmek faydalı olacaktır. Ayrıca önerilen biyometrik olan avuç parmak eklem yüzeyine dayalı yapılan yayın bulunmamaktadır. Bu yüzden parmak eklem yüzeyi ve el imgesinden elde edilen biyometriklerle oluşturulan çoklu biyometri ile ilgili yayınlar incelenmiştir. İncelenen yayınlar parmak eklem izine dayanan tek biyometrikli ve avuç izinin yer aldığı çoklu biyometrik olarak gruplandırılmıştır.

1.2.1. Parmak Eklem İzine Dayanan Tek Biyometrikli Çalışmalar

Zhang (2009) ve arkadaşları yaptıkları çalışmalarında kişisel kimliklendirme için parmak dışı eklem izi (Finger Knuckle Print - FKP) olarak adlandırdıkları yeni biyometrik tanımlayıcı önermişlerdir. Parmak eklem izi imgelerini alabilmek için özel bir cihaz hazırlanmış, aldıkları imgeler üzerinde 2 boyutlu Gabor özelliklerini kullanan Yarışçıl Kodlama (Competitive Code) şeması ile parmak eklem izine ait özellikler çıkarılmıştır. Açısız uzaklık bilgisi ile iki Yarışçıl Kod haritası arasındaki benzerlik ölçülerek eşleme gerçekleştirilmiştir [7]. Hazırladıkları bu sistemi daha sonraki çalışmalarında (2010) doğrulama amaçlı kullanmışlardır [8]. 2011 yılındaki çalışmalarında ise aynı sistem üzerinde Gabor filtresi kullanarak çıkardıkları yerel özellikler ile Fourier dönüşümü kullanarak elde ettikleri global özellikleri birleştirerek parmak eklem izi doğrulama yapmışlardır [9].

Nanni (2006) ve diğerleri gerçekleştirdikleri çalışmalarında orta ve yüzük parmaklarından elde ettikleri parmak içi eklem izi özelliklerine dayanan çok eşlemeli biyometrik yaklaşım önermişlerdir. Özellik çıkarmak için Radon Dönüşümü ve Haar Dalgacıkları kullanılmış, Doğrusal olmayan Fisher Dönüşümü ile özellik uzayına dönüşüm sağlanmıştır. Parzen Pencere Sınıflandırıcısı ile eşleme işlemi gerçekleştirilerek 2 parmağa ait skorlar Toplama (SUM) kuralı ile birleştirilerek tek bir sonuç elde edilmiştir [10].

Hanmandlu (2012) ve Grover parmak eklem izlerinin özellik seviyeli füzyonuna dayalı bir çalışma yapmışlardır. Boyut sıkıntısının önüne geçebilmek amaçlı üçgenel normlar kullanılan özellik seçimi önermişler. Kuvvetlendirilmiş Hibrit Evrim Tekniği ile t-normundaki bilinmeyen parametre öğrenilmiş, tüm parmak eklem izlerinin parlak özelliklerinin birleşimiyle özellik seviyeli füzyon gerçekleştirilmiştir [11].

Zhao (2009) ve arkadaşları sadece parmak eklem izi kullanılan kimliklendirme yaklaşımı önermişlerdir. Parmak eklem izi içindeki ana hatlar (çizgiler, kırışıklıklar vs.) imgelerdeki gri seviyeli süreksizliklerin sonucu olarak elde edilmiştir. Bu işlem Gradyan operatörü kullanılarak gerçekleştirilmiştir [12].

Yin (2010) ve diğerleri sağ işaret parmağının parmak eklem izine Ağırlıklandırılmış Doğrusal Katıştırma (Weighted Linear Embedding) diye adlandırılan yeni bir doğrusal özellik çıkarma yaklaşımı uygulamışlardır. Yerel ve yerel olmayan özellikler çıkartılıp, Gaussian ağırlıkları ile birleştirilmiştir. En yakın komşuluk sınıflandırıcısı ile sınıflandırma gerçekleştirilmiştir. Aynı algoritmayı ayrıca avuç izine de uygulamışlardır [13].

Zhu Le Quing (2011) Hızlandırılmış Gürbüz Öznitelikler (Speeded-Up Robust Features-SURF) tabanlı parmak eklem izi eşleme yaklaşımı sunmuştur. Bu yöntemde SURF ile çıkardıkları anahtar nokta setleri arasında En Yakın Komşuluk mantığıyla eşleme yapılarak parmak eklem izi tanınması gerçekleştirmişlerdir [14].

Yang (2011) ve arkadaşları parmak dışı eklem izine Gabor dalgacıkları uyguladıkları bir çalışma sunmuşlardır. TBA kullanarak Gabor özelliklerini, özellik uzayına transfer etmiş, bu uzayda Ortogonal Doğrusal Ayırtaç Analizi gerçekleştirmişlerdir. En Yakın Komşuluk Sınıflandırıcı ile sınıflandırma yapmışlardır [15].

Jing (2011) ve diğerleri yaptıkları çalışmalarında parmak dışı eklem izi veri vektörleri arasındaki benzerlikleri ölçmek için açı ve uzaklık eş zamanlı olarak kullanmışlardır. Açı ve uzaklık, giriş veri setinin manifold yapısına daha iyi şekilde koruyabilecek düşük boyutlu özellikleri çıkarmak için kullanılan karmaşık bölge izdüşümünü muhafaza eden paralel füzyon ile birleştirilmiştir. Fazla bilgiyi kaldırmak için Ortogonal Bölge Koruma İzdüşümü (Orthogonal Complex Locality Preserving) kullanılmıştır [16].

Amraoui (2014) ve arkadaşları alt imgenin boyutundan kaynaklı etkileri önlemek için uzaysal domen içinde Değişmez Yerel İkili Özellikler ile sağlanan küçük dokular dayanan çok girdili özellik füzyon yaklaşımı parmak eklem izi için gerçekleştirmişlerdir [17].

1.2.2. Avuç İzinin Yer Aldığı Çoklu Biyometrikli Çalışmalar

Meraoumia (2011) ve arkadaşları parmak eklem izi ve avuç izinin kullanıldığı çoklu biyometrik kişi tanıma sistemi önermişlerdir [18]. Faz Korelasyon Fonksiyonu'na dayanan eşleme algoritmasını da çoklu biyometrik sistem için sunmuşlardır. Parmak eklem izi ve avuç izine dayalı elde ettikleri skorları, skor seviyeli füzyon yaklaşımı ile birleştirmişlerdir.

Savic (2007) ve arkadaşı arka plan kısıtlamalı ortamdan aldıkları el imgeleri üzerinden çıkarılan avuç izi, dört parmak içi eklem bölgeleri ve dört parmak izine dayanan çok modelli tanıma sistemi geliştirmişlerdir. Global eşikleme yöntemi ile el bölütlemesi yapılmış ve el kontürü çıkarılarak ilgi bölgeleri elde edilmiştir. Doğrusal ayırtaç ile dört parmak izi, dört parmak içi eklem bölgeleri ve avuç izi ile ilgili özellikler çıkartılmıştır. Öklit uzaklığı, Manhattan uzaklığı, Ağırlıklandırılmış Öklit uzaklığı, Ağırlıklandırılmış Manhattan Uzaklığı ve Normalizeli İlişkilendirme yöntemleri ile uzaklık skorları elde edilmiş ve skor seviyeli füzyon ile tüm skorlar birleştirilerek karar işlemi gerçekleştirilmiştir [19].

Zhu Le-qing ve Zhang San-Yuan (2010) insan elinin avuç izi, parmak içi eklem izi ve parmak geometrisi özelliklerine dayanan çok modelli biyometrik kimliklendirme yapmışlardır. Temassız fakat kısıtlamalı sistemden aldıkları el imgelerinden eşikleme yöntemi ile el bölütlemesi yapılarak elde ettikleri el kontürü üzerinden ilgi bölgeleri çıkarılmıştır. Üç farklı el özelliklerine ait ayırt edici özellikler çıkarılıp, karmaşıktan basite doğru hiyerarşik bir metotla özellikler eşlenilerek karar seviyeli Ve (AND) kuralı kullanımıyla karar verilmiştir [20].

Qiang Li ve Zhengding Qiu (2006) yaptıkları çalışmalarında el metriği olarak ifade ettikleri avuç izi, parmak içi eklem izleri ve el şeklinin füzyonundan oluşan çok modelli çoklu biyometrik sistem sunmuşlardır. Parmak eklem izini kolayca elde edebilmek için sadece elin yer aldığı basit bir sistem kullanılmıştır. Bu sistem ile el bölütlemesi ikili imge üzerinden yapıp, el kontürü çıkartılmıştır. Kontür üzerindeki noktaların x koordinatlarına göre elde edilen eğri üzerinden parmak bölgelerine ulaşıp ilgi bölgeleri elde edilmiştir. Özellik seviyeli füzyon ile alt uzay analizi yapılan ve Çekirdek Temel Bileşen Analizi kullanılan bir doğrulama sistemi önermişlerdir [21].

Bir başka çalışmada Goh (2010) ve diğerleri temassız avuç izi ve parmak içi eklem izi tanıma sistemi önermişlerdir. Düşük çözünürlüklü video imgeleri içerisinde otomatik

olarak avuç izi ve parmak eklem izi özelliklerini yakalamak ve algılamak için takip yaklaşımı sunmuşlardır. Avuç izi bit yönsel kodlama tekniği ile bit katarı şeklinde kodlanmış, parmak eklem izi için Ridgelet dönüşümü kullanılmıştır. Bu iki özelliğin füzyonu sonucu elde edilen skor Destek Vektör Makineleri kullanılarak elde edilmiştir [22].

Ming Liu (2013) ve arkadaşları parmak içi eklem izinin kullanıldığı tanıma yaklaşımı önermişlerdir. Geliştirdikleri imge yakalama sistemiyle orta ve yüzük parmaklarının iç kısmının yer aldığı el imgesi alınmıştır. Bu imgeler içerisinde ilgili bölge olan parmak eklem izi bölgeleri çıkarılmıştır. Gabor filtresi ve türevsel çizgi algılama yöntemleriyle çizgisel özellikler elde edilmiştir. Çapraz ilişkilendirme tabanlı şekil eşleme ile eşleme gerçekleştirilmiş, skor seviyeli füzyon ile orta ve yüzük parmak skorları birleşimine dayalı sınıflandırma yapılmıştır [23].

Ying (2007) ve diğerleri el dokusu (avuç izi ve parmak içi eklem izleri) tabanlı iki farklı kişisel tanıma metotunu karşılaştırmalı olarak sunmuşlardır. El kontürü çıkararak konumlandıkları yer işaretleriyle parmakları ayırt edilmiş ve bu noktalar kullanılarak ilgi bölgeleri çıkartılmıştır. İki farklı kişisel tanıma metotlarından biri olan bütünsel metotla ele tümüyle yaklaşıp özellikler çıkartılmış, diğer metot olan füzyon tabanlı yöntemle ise el avuç izi ve beş parmak olarak ayrılıp özellik çıkarma işlemi yapılarak sonuçlar skor seviyeli füzyon ile birleştirilmiştir [24].

Zhang (2010) ve arkadaşları avuç izi ve parmak içi orta yüzeyinin füzyonuna dayanan bir yaklaşım önermişlerdir. Ayırıcı özellikler afin dönüşümün etkisini azaltmak amacıyla Dalgacık Dönüşümü tabanlı Bölgesel Koruma İzdüşümü (Locality Preserving Projections) kullanılarak çıkarılan her modelin yapısal ve istatistiksel bilgilerinin birleşimiyle elde edilmiştir. Parmak eklem izine ve avuç izine ait özellikler skor seviyeli füzyon yöntemiyle birleştirilerek biyometrik tanıma gerçekleştirilmiştir [25].

Kumar (2006) ve arkadaşı, tek bir imge üzerinde elde ettikleri el şekli ve avuç izinin özellik seviyeli füzyonuna dayalı bir yaklaşım sunmuşlardır [26]. Kumar (2009) ve arkadaşı başka bir yayınında ise parmak geometrisi ve parmak dışı yüzeyi bilgilerinin füzyonunu içeren çoklu biyometrik bir yaklaşımı önererek, tek biyometrikli olan sistemle karşılaştırmışlardır [27].

Ribaric (2005) ve arkadaşı özparmak ve özavuç özelliklerinin skor eşleme seviyesi füzyonunu kullanıldığı çoklu bir biyometrik tanıma önermişlerdir. Özparmak ve özyüz

özellikleri K-L dönüşümü ile elde edilmiş, eşleme ve füzyon sonuçları KNN sınıflandırıcı ve eşikleme ile son karar gerçekleştirilmiştir [28].

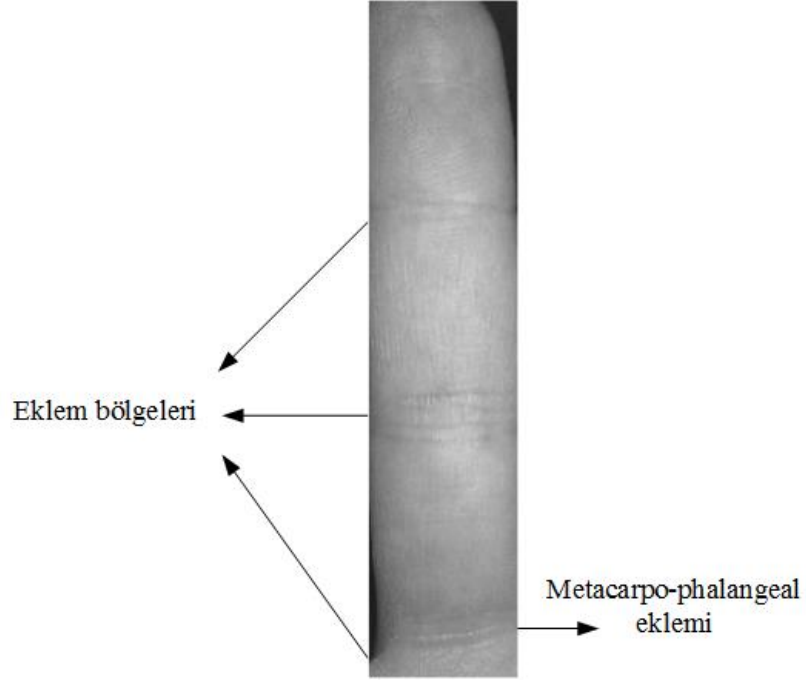
Yu (2009) ve arkadaşları avuç izi, parmak izi ve parmak geometrisinin birleşiminden oluşan bir çoklu biyometrik yaklaşım sunmuşlardır. Tüm el imgesinden çıkartılan avuç izi, parmak izi bölgeleri ve parmak geometrisi Doğrusal Ayırtaç Analizi (DAA) ile özellikleri çıkartılıp karar seviyeli füzyon yöntemiyle karar işlemi gerçekleştirmişlerdir [29].

Bhaskar (2014) ve arkadaşı Monojenik İkili Kodlama ile elde ettikleri avuç özellikleri ve Ridgelet Dönüşümü ile SIFT kullanarak elde ettikleri parmak eklem izi özelliklerine dayalı çoklu biyometrik bir çalışma yapmışlardır [30].

1.3. Avuç Parmak Eklem Yüzeyi ve Avuç İzi

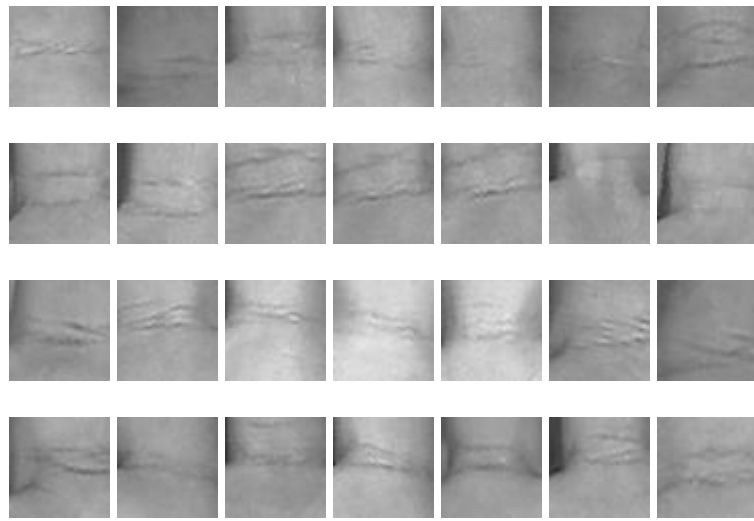
Avuç Parmak Eklem Yüzeyi: Parmak eklem yüzeyi biyometrik ve çoklu biyometrik alanında son yıllarda sıkça kullanılan bir biyometriktir. Tek başına tanıma ve doğrulama sistemlerinde kullanıldığında önemli ölçüde başarı elde edecek kadar yeterli bilgi içermektedir.

Parmak eklem yüzeyi parmağın iç kısmındaki 3 eklem bölgesini (distal interphalangeal joint, proximal interphalangeal joint, metacarpo phalangeal joint) ve bu parmak yüzeyindeki çizgileri, kırışıkları, çıkıntıları içeren izlerden oluşan bir biyometrik özelliktir. Bu izler doğuştan gelmektedir ve genler tarafından belirlenmiştir. Her kişide sabit ve kişiye özeldir. Bu durum biyometrik ve çoklu biyometrik sistemlerde kullanılmasının birincil nedenidir [7].



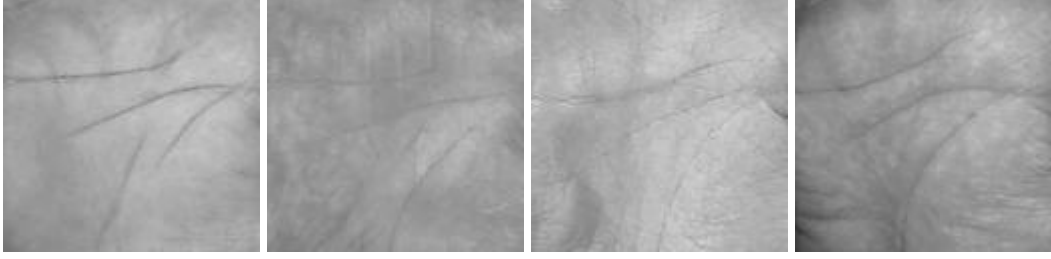
Şekil 1. Parmak eklem yüzeyi

Avuç parmak eklem yüzeyi ise, parmak eklem yüzeyinin üçte birini oluşturan, metacarpo-phalangeal eklemi içeren yeni bir biyometriktir. Tek bir eklem yüzeyi içermektedir ve bu nedenden dolayı parmak eklem yüzeyine nazaran daha küçük bir alana sahiptir. Doğuştan gelen izleri içerdiğinden yine parmak eklem yüzeyi gibi bu yüzeyde doğrulama ve tanıma testlerinde başarılı olmaktadır.



Şekil 2. Avuç parmak eklem yüzeyi örnekleri

Avuç İzi: Avuç izi yüzeyi biyometrik ve çoklu biyometrik sistemlerde yaygın olarak kullanılan bir biyometriktir. Avuç içlerindeki ana çizgiler, kırışıklıklar ve çıkıntılardan oluşmaktadır. Avuç parmak eklem yüzeyi gibi bu biyometrikte de hatlar doğuştan oluşmuştur ve belirleyici bilgi içermektedir. Her kişide hatta tek yumurta ikizlerinde bile farklı ve sabittir [31].



Şekil 3. Avuç izi örnekleri

1.4. Çoklu Biyometrik Sistemler

Gerçek dünya uygulamalarındaki birçok biyometrik sistem tek biyometrik özelliğin kullanıldığı yaklaşımlara dayanmaktadır. Bu tarz sistemlerde bazı sınırlamalarla karşılaşmaktadır. Bu aksaklıklar:

- Hassas verilerdeki gürültü: Yara olan parmak izi imgesi, soğuk algınlığından dolayı sesin kısılması gibi verilerde gürültünün olması güvenilir bir sonuç alınamamasına neden olmaktadır.
- Sınıf içi değişmezlik: Sensörler ile birlikte kullanıcının yanlış etkileşmesinden kaynaklanmaktadır. Verinin doğru okunamaması, kullanıcının sistem için olması gereken şekilde davranmaması gibi durumlar örnek gösterilebilir.
- Sınıflar arası benzerlikler: Büyük sayıda kullanıcı içeren biyometrik sistemlerde birçok kullanıcının özellik uzayında sınıflar arası benzerlikler yer alabilmektedir. Bu durumlarda güvenilirlik tehlikeye düşmektedir.
- Evrensel olamama: Her kullanıcıdan anlamlı biyometrik veri elde edilememektedir. Buna parmak izi okuma sistemlerinde kullanıcının parmak izinin silik olması gibi örnekler verilebilmektedir.
- Tanıma başarısındaki üst sınır: Tek biyometriğin olduğu sistemlerde ayırt edilebilecek imge sayısında kapalı bir üst sınır vardır.

- Yanıltıcı saldırılar: Ses ve imza gibi davranışsal özellikler yanıltıcı saldırılara maruz kalmaya elverişlidirler. Fiziksel özellikler için de bazı cihazlar kullanıldığında yanıltıcı sonuçlar elde edilebilmektedir.

Tekli biyometrik sistemlerde oluşan bu gibi sınırlamalardan dolayı çoklu biyometrik yani çoklu biyometriğin kullanıldığı sistemlerin tasarlanması ihtiyacı oluşmaktadır. Bu ihtiyaç birçok kişisel özelliklerin birleştirilmesiyle ya da aynı biyometrik üzerinde birçok özellik çıkartma ve eşleme algoritmalarının birleştirilmesiyle karşılanabilmektedir [6].

1.4.1. Çoklu Biyometrik Sistemlerin Avantajları

Çoklu biyometrik sistemlerin eşleşme doğruluğunu arttırmalarının yanında geleneksel tek biyometrik sistemlere göre birçok avantajı bulunmaktadır.

Çoklu biyometrik sistemlerle tek biyometrik sistemde karşılaşılan evrensel olamama sorunu büyük ölçüde ortadan kalkmış olmaktadır. Kişilerden alınan çoklu biyometrikler ile anlamlı veri içermeyen bir biyometrik yerine diğer biyometrik incelenip kişilerin işlemleri gerçekleştirilebilmektedir.

Çoklu biyometrik sistemler büyük ölçekli biyometrik veritabanlarını indekslemeye olanak sağlayabilmektedir. Mesela yüz ve parmak izinin yer aldığı bir sistemde yüz özellik seti ile büyük veritabanı nesnelere elde edilen olası hedef kimliklerini listeleyip, parmak izi özelliği kullanılarak bu limitli listeden karar işlemi yapılabilinmektedir.

Çoklu biyometrik sistemde çoklu biyometrik özelliklere yanıltıcı saldırı yapmak, tek biyometrik sistemlere göre oldukça zordur. Eğer alt sistem belli bir özelliğin olasılığını yanıltıcı olarak belirlerse, uygun füzyon tekniği kullanılarak kullanıcının sahte olarak yer aldığındaki olasılığı bulmak mümkün olmaktadır.

Çoklu biyometrik sistemler gürültülü veriden kaynaklı problemleri irdelemektedir. Bir biyometrikten alınan bilgi gürültüden dolayı bozulduğunda, diğer biyometrikten elde edilen bilginin kullanılması mümkün olmaktadır [6].

1.4.2. Çoklu Biyometrik Sistemlerin Sınıflandırılması

Çoklu biyometrik sistem biyometrik bilginin çoklu kaynakları tarafından elde edilen örüntülere (kanıt) dayanmaktadır. Bu kaynakların doğasına dayanarak çoklu biyometrik

sistem altı gruba sınıflandırılmaktadır: birden çok sensörlü, birden çok algoritmalı, birden çok örnekli, birden çok numuneli, çoklu modellenli (multimodel) ve hibrit [6].

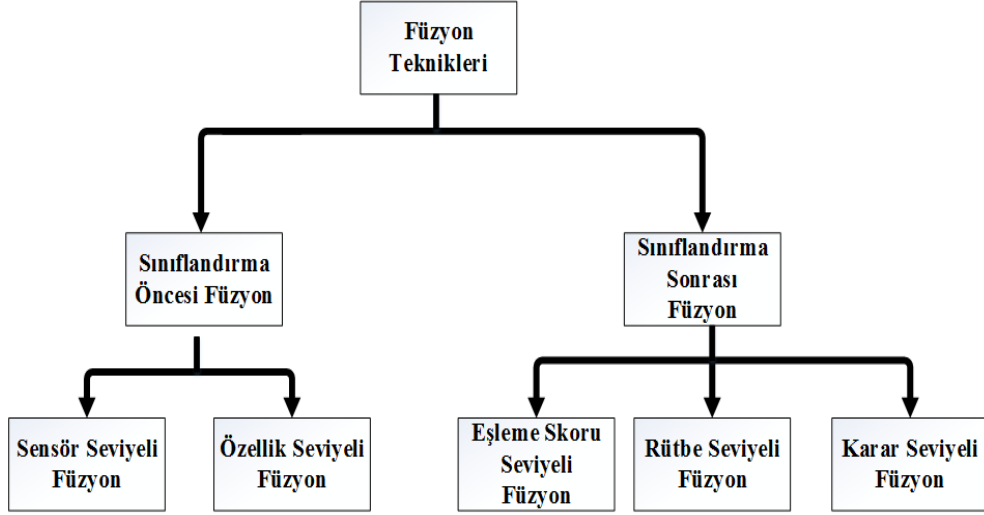
- Birden çok sensörlü: Aynı biyometrik farklı sensörler kullanılarak elde edilip, sonuca varılmadan önce bilgilerin birleştirildiği yaklaşımdır.
- Birden çok algoritmalı: Aynı biyometrik üzerinde çoklu özellik çıkartma algoritması veya eşleme algoritması kullanılmasına dayanan bir yaklaşımdır.
- Birden çok bölümlü: Aynı vücut özelliğinin çoklu bölümlerinin kullanıldığı yaklaşımdır. Mesela sağ ve sol işaret parmaklarının kullanılması.
- Birden çok numuneli: Aynı biyometriğe ait birden fazla örneğin kullanıldığı bir çoklu biyometri yaklaşımıdır.
- Çoklu modellenli: İki veya daha çok biyometrik özelliğinin kullanıldığı sistemdir. Avuç izi ve parmak izlerinin birlikte kullanılması gibi.
- Hibrit: Beş yaklaşımın 2 veya daha fazlasının birleştirilerek bir arada kullanıldığı çoklu biyometrik yaklaşımıdır.

1.5. Füzyon Teknikleri

Çoklu biyometrik sistem tasarlanmasındaki önemli bir nokta bilgi kaynaklarına karar verip, strateji birleştirme kısmıdır. Bu bağlamda füzyonu gerçekleştirilecek bilginin tipine bağlı olarak füzyon teknikleri farklı seviyelere ayrılmaktadır. Füzyon teknikleri Sanderson ve Paliwal'e göre sınıflandırma öncesi ve sınıflandırma sonrası olarak iki temel kategoriye ayrılmaktadır [32].

Biyometrik sistemin farklı modüllerindeki her işlem seviyesinde var olan bilginin boyutu azalmaktadır. Ham veri en zengin bilgiyi içeriyorken, final kararı ise bilginin özet seviyesini içermektedir.

Sınıflandırma öncesi füzyon sensör seviyeli ve özellik seviyeli olmak üzere ikiye ayrılırken, sınıflandırma sonrası füzyon ise eşleme skoru seviyeli füzyon, rütbe (kademe) seviyeli füzyon ve karar seviyeli füzyon olmak üzere üçe ayrılmaktadır [33].

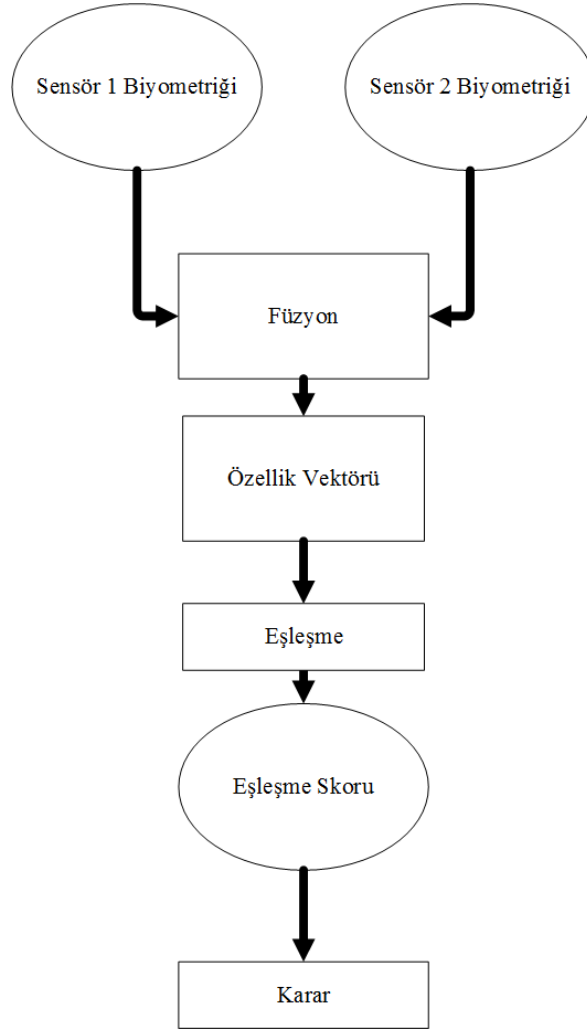


Şekil 4. Çoklu biyometrik sistemlerde füzyon tekniklerinin sınıflandırılması

1.5.1.1. Sınıflandırma Öncesi Füzyon

1.5.1.1.1. Sensör Seviyesinde Füzyon

Bu füzyon seviyesinde sensör veya sensörlerden alınan ham biyometrikler birleştirilmektedir. Biyometrik ham halde olduğu için arkaplan ve homojen dağılmayan ışık koşulları gibi gürültülerle bozulmuş olabilmektedir. Sensör seviyeli füzyon, aynı biyometriğe ait verinin birden çok sensörden veya aynı biyometrik özelliğe ait tek sensörden alınan birden çok şipşak imgelerden elde edilmesi olarak iki durumda kullanılabilir [34].

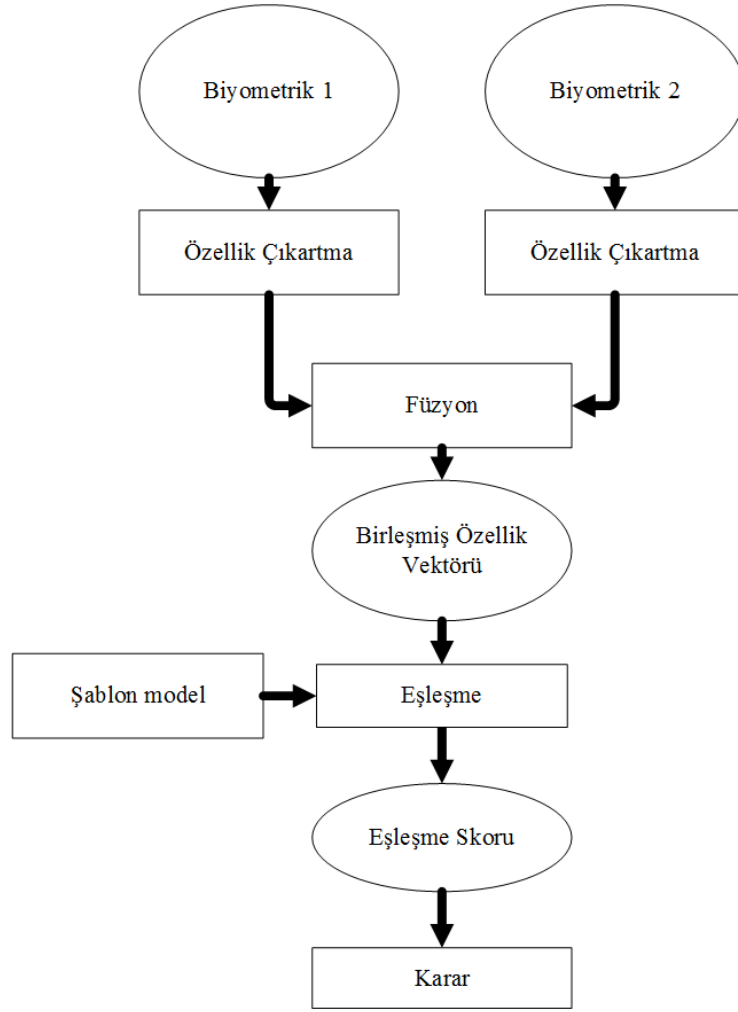


Şekil 5. Sensör seviyeli füzyon tekniğinin akış şeması

1.5.1.1.2. Özellik Seviyesinde Füzyon

Bu yöntemde birden çok biyometriğe ait özellik vektörleri çıkarıldıktan sonra bu vektörler birleşmiş özellik vektörü olacak şekilde birleştirilmesine dayanan bir füzyon tekniğidir. İki özellik vektörünün birleştirilmesiyle elde edilen vektör orjinal vektörlere göre büyük boyutlu olmaktadır. Bu durum boyut problemini oluşturmaktadır. Büyük özellik varyansı sistem doğruluğunu etkilemektedir ve işlem zamanını oldukça arttırmaktadır.

Özellik vektörleri aynı algoritma ya da farklı algoritmalar ile elde edilebilir. Fakat biyometriklerden elde edilen özelliklerin her zaman birbiriyle uyumlu olması gerekmektedir [34].

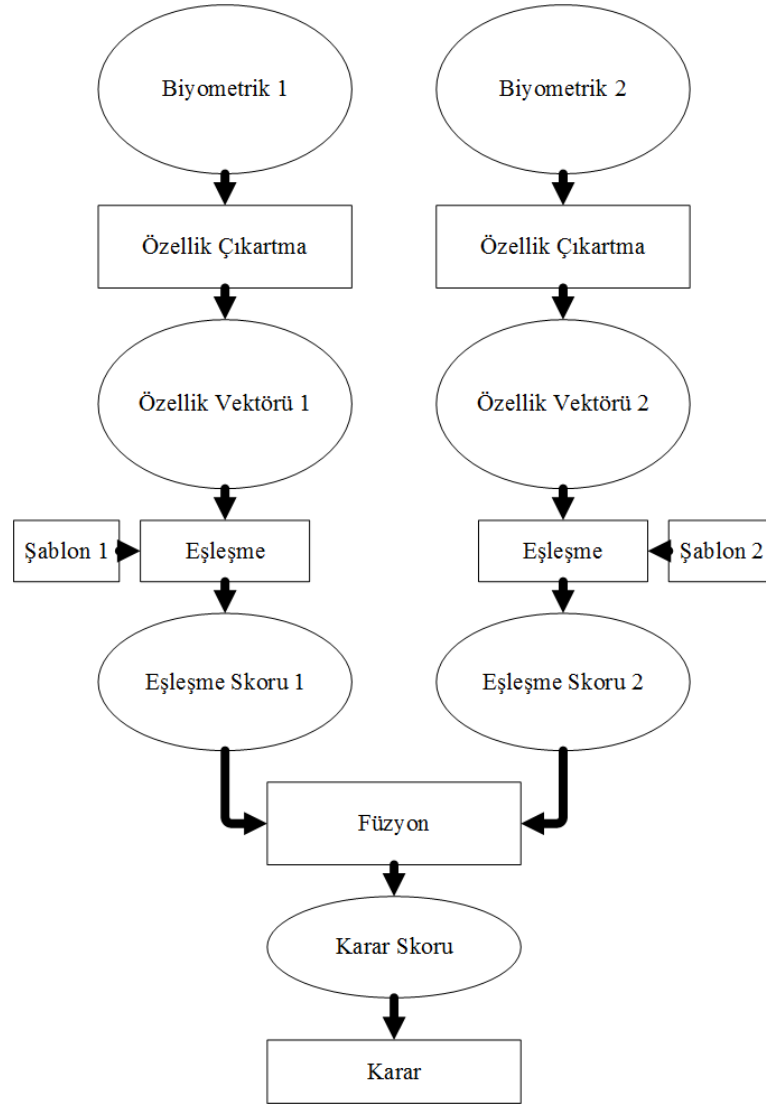


Şekil 6. Özellik seviyeli füzyon tekniğinin akış şeması

1.5.1.2. Sınıflandırma Sonrası Füzyon

1.5.1.2.1. Eşleme Skor Seviyesinde Füzyon

Bu teknikte birden çok sayıda biyometrikten elde edilen eşleşme sonuçlarının birleşimi söz konusudur. Çoklu biyometri literatüründe çok sık kullanılan popüler bir yöntemdir. Eşleşme skorları tanıma ve doğrulama yapmak için yeterli bilgiye sahiptir. Fakat bu skorlar farklı ölçekte ya da farklı olasılık dağılımında olabilmektedir. Bu yüzden böyle durumlarda etkin sonuç elde edilemeyebilir. Ayrıca etkin sonuç elde edebilmek için skorların normalizasyonu gerekmektedir [34].

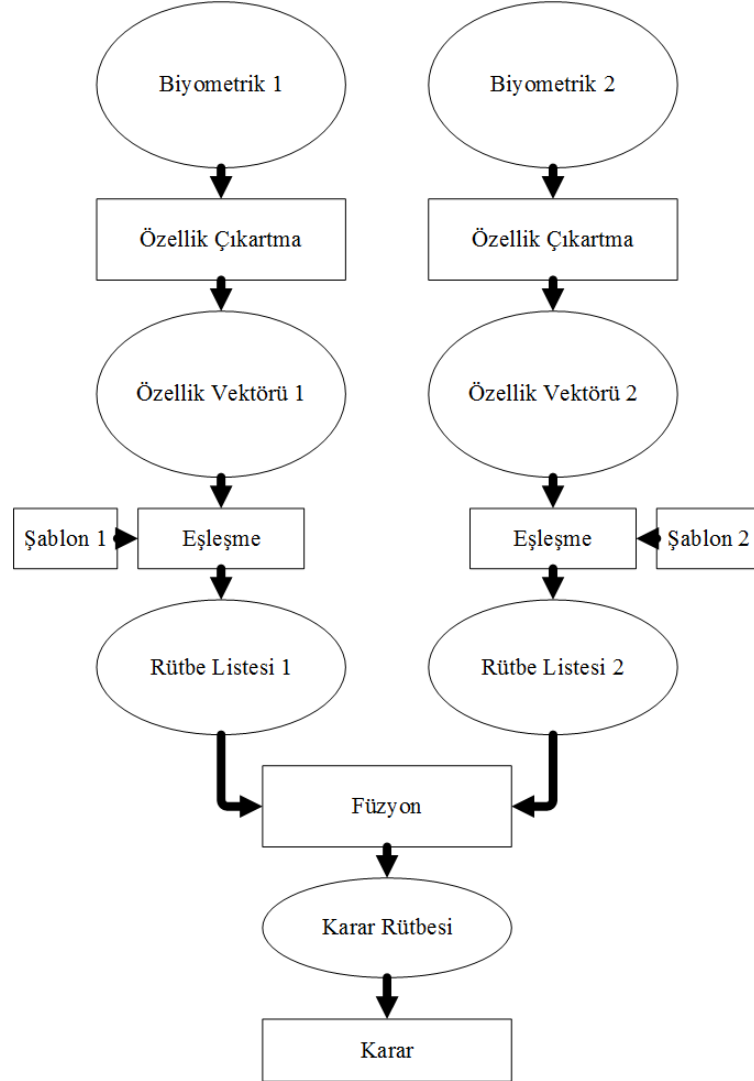


Şekil 7. Eşleşme skor seviyeli füzyon tekniği akış şeması

1.5.1.2.2. Rütbe Seviyesinde Füzyon

Bu füzyon tekniğinde sistemin çıktıları kişilerin rütbeleri olarak ele alınmaktadır. Bu durumda çıktılar azalan sırada sıralanan olası eşleşme listelerinden oluşmaktadır. Rütbe seviyeli füzyon tekniğinde amaç her kimliğe ait karar rütbesi elde etmek için her biyometrik alt sistemle rütbe çıktılarını sağlamaktır. Karar verme işleminde bu füzyon tekniği en iyi eşlemeye nazaran daha iyi sonuç vermektedir. Fakat skor seviyeli

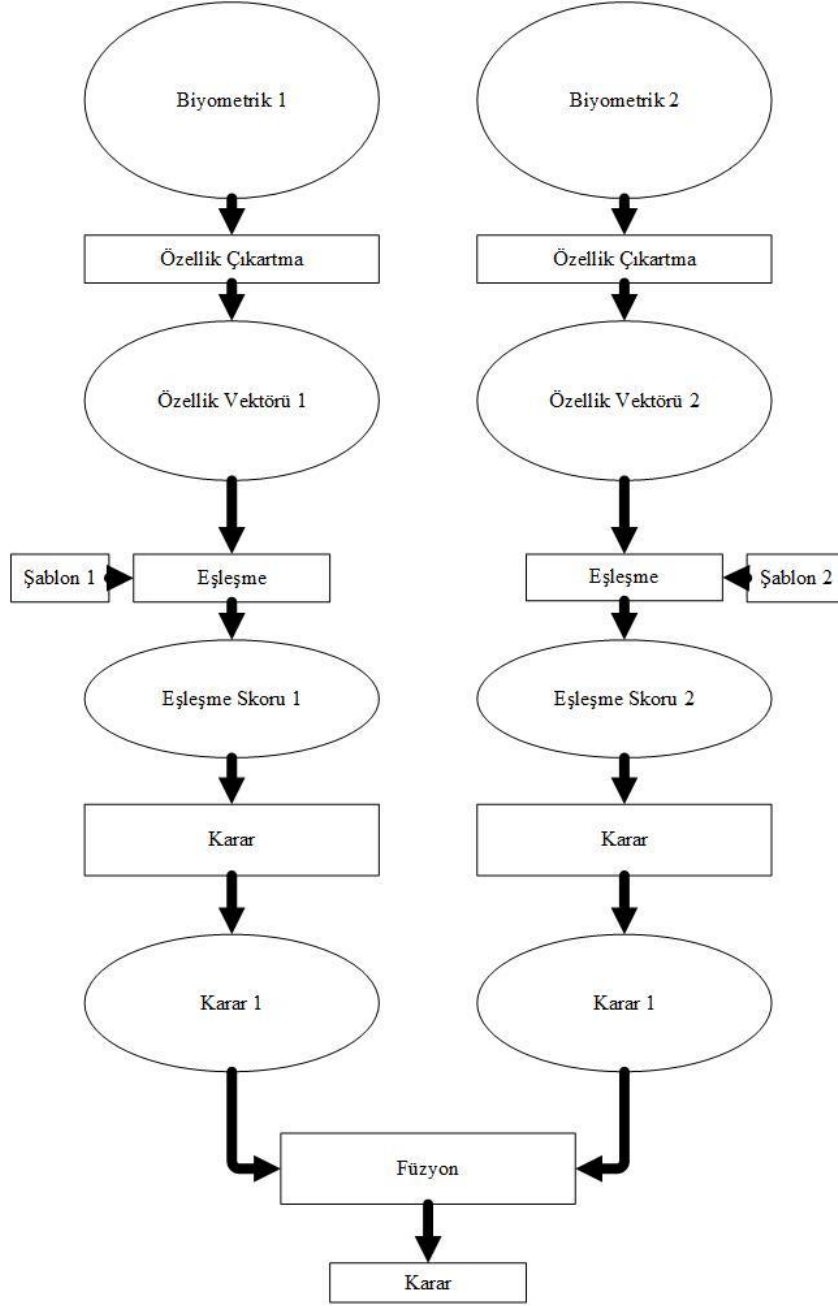
füzyona göre daha az bilgi çıkartmaktadır. Skor seviyeli füzyonun aksine normalizasyon gerektirmediğinden kodlanması daha kolaydır [34].



Şekil 8. Rütbe seviyeli füzyon tekniği akış şeması

1.5.1.2.3. Karar Seviyesinde Füzyon

Karar seviyesinde füzyon her biyometrik kaynak tarafından oluşturulan eşleme kararından sonra yapılan bir tekniktir. Birçok farklı metotların uygulanıp elde edilen bağımsız kararların final kararı olacak şekilde VE (AND) / VEYA (OR) kurallarıyla birleştirilmesine dayanmaktadır [34].



Şekil 9. Karar seviyeli füzyon tekniği akış şeması

1.6. Avuç Bölütlemesi

1.6.1. Aktif Görünüş Modeli

Aktif Görünüş Modeli (AGM), 2001 yılında Cootes tarafından Aktif Şekil Modeli (AŞM) yaklaşımının genişletilmesiyle ortaya atılmıştır [35]. AŞM, global şekil

varyasyonunun istatistiksel modelini oluşturulan biçim değiştirilebilir parametrik bir modeldir [36]. AGM ise, şekil bilgisiyle beraber görünüş bilgisini de işleme katar. İstatistiksel tabanlı şekil ve görünüş bilgisinin birleşimiyle elde edilen modelin test kümesi içindeki var olan nesnelere eşlemesini gerçekleştiren güçlü bir metottur.

AGM yöntemi model oluşturma ve model arama olarak iki aşamadan oluşmaktadır.

1.6.2. Aktif Görünüş Modelinin Oluşturulması

AGM yöntemi görünüşü yani dokuyu (piksel parlaklıklarını) ve nesne şeklini parametreleştirmektedir. Temel Bileşen Analizi (Principal Component Analysis –PCA) kullanılarak şekil ve doku değişimleri modellenmektedir.

AGM yöntemiyle model oluştururken nesnenin doku ve şekil değişimlerini temsil edecek eğitim örnekleri belirlenerek bu örneklerle imgeler için nesneyi temsil eden N tane sınır noktası işaretlenir. Şekil örnekleri öteleme, dönme ve ölçeklemeden kaynaklı sorunları ortadan kaldırmak amaçlı Genelleştirilmiş Procrustes Analizi (Generalize Procrustes Analysis – GPA) ile ortalama şekileye hizalanır. Eğitim örneklerindeki sınır noktalarının, ortalama şekildeki sınır noktalarla örtüşmesini sağlamak için doku örnekleri parçalı afin eğriltme ile eğriltir. Buradaki amaç doku bilgisinin şekilden bağımsızlaştırmaktır. Doku ve şekil farklılıklarını modellemek için TBA kullanılır ve (1.1) ve (1.2) elde edilir.

$$\mathbf{s} = \bar{\mathbf{s}} + \mathbb{Q}_s \mathbf{b}_s \quad (1.1)$$

$$\mathbf{t} = \bar{\mathbf{t}} + \mathbb{Q}_t \mathbf{b}_t \quad (1.2)$$

Burada s ve t sentez edilmiş şekil ve doku, \bar{s} ve \bar{t} ortalama şekil ve ortalama dokudur. \mathbb{Q}_s ve \mathbb{Q}_t şekil ve dokuya ait özvektörler, b_s ve b_t ise şekil ve dokunun model parametreleridir. Birleştirilmiş model parametreleri ağırlıklandırılmış şekil ve doku parametrelerinin birleştirilmesiyle elde edilir.

Nesneyi oluşturmak için sentez edilmiş görünüme model oluşturmadaki gibi tekrar ortalama hizalama gerçekleştirilmelidir. Bu ise ölçeği (s), oryantasyonu (θ) ve pozisyonu ((t_x, t_y)) kontrol eden poz parametre vektörü olan \mathbf{t} (1.3) ile sağlanmaktadır [37, 38].

$$\mathbf{t} = (s_x, s_y, t_x, t_y)^T \quad (1.3)$$

$$s_x = (s \cos \theta - 1) \quad (1.4)$$

$$s_y = s \sin \theta \quad (1.5)$$

1.6.3. Aktif Görünüş Modelini Arama

Bu kısımda amaç oluşturulmuş modeli yeni bir imgeye oturtmaktır. Başka bir deyişle imge içerisinde modelin oturacağı nesneyi bulup, modeli oturtmaktır. Model oturduktan sonra o nesnenin bölütlemesi yapılmış olur.

İmge içerisinde model arama işlemi, poz parametreleri ve modeli ayarlayarak modelin ve imgenin doku hatasını minimum yapılması gerçekleşir. Bu hataya bağlı olarak her seferinde en uygun konumu yani minimum hata veren konumu bulana kadar model parametreleri ve model noktaları güncellenir ve en son olması gereken halini alır. Bunun gerçekleştirilmesi için regresyon ya da Jacobian matrisi hesabı kullanılır ve sonucunda model imge içerisindeki nesneye oturması sağlanarak nesne bölütlenmiş olur.

1.7. Ön işlemler

1.7.1. İmge Normalizasyonu

İmge normalizasyonu örüntü tanıma ve sınıflandırma vb. uygulamalarda ön işlem adımı olarak kullanılmaktadır. İmge normalizasyonunun amacı ışıklandırmadan kaynaklı kötü etkilerden kurtarabilmektir [39]. İmgelerde normalizasyon işlemini gerçekleştiren birçok teknik bulunmaktadır. Bu tekniklerden en yaygını Gauss Çekirdek Normalizasyonudur (GÇN).

GÇN tekniğinde, I imgesinin parlaklık değerlerinden m_I imge ortalaması elde edilerek her bir piksel parlaklığından ortalama çıkartılıp, I imgesine ait standart sapma değeri σ_I değerine bölünür (1.6). Böylelikle I imgesi sıfır ortalamaya ve birim standart sapmaya sahip bir imgeye dönüşmüş olmaktadır.

$$I(x, y) = \frac{I(x, y) - m_I}{\sigma_I} \quad (1.6)$$

1.7.2. Dalgacık Dönüşümü

Dalgacık dönüşümü (DD) işareti veya imgeyi farklı frekans bileşenlerine ayıran, ayırdığı bu bileşenleri ise kendi frekans seviyesinde değerlendiren popüler ve gayet etkin olan bir dönüşümdür. İşlem hızının çok yüksek olması ve eş zamanlı olarak frekans ve zaman domeninde yerelleştirme sağlaması dalgacık dönüşümünün temel avantajlarından biridir.

Dalgacık mantığı ilk kez Alfred Haar isimli Alman matematikçi tarafından ortaya atılmıştır. Morlet ve arkadaşları tarafından ilk kez teorik olarak ele alınmış ve Chui ve Meyer tarafından sağlam temellere oturtulmuş olan dalgacık mantığı Mallat'ın çalışmalarıyla ana yapısı oluşturulmuştur [40].

DD, Fourier Dönüşümü'ndeki uygulanan pencerenin uzunluğunun sabit olmasının, tüm frekanslar için bu pencerenin aynı kalmasına neden olmasından dolayı hangi zamanda hangi frekans bileşeninin ortaya çıkacağını belirlenememesi eksikliğini değişen uzunluklu pencerelerden oluşan pencereler kullanarak gidermek amacıyla ortaya atılmıştır [40].

Dalgacık, belirli bir zaman penceresi içerisinde değeri sıfırdan farklı bir fonksiyondur ve salınımlı dalga karakteristiğine sahiptir. İmge için dalgacık, imgede yer alan değişken boyutlarda olan, değişken bölgelerde yer alan ve değişken frekanslara sahip olan yerel öznitelikleri çıkarabilmek için kullanılan matematiksel bir araç olarak ifade edilebilir.

1.7.2.1. Sürekli Dalgacık Dönüşümü

Sürekli DD (SDD), $f(t)$ olarak adlandırılan giriş işaretini dalgacık fonksiyonu ψ 'nin ölçeklendirilmiş ve kaydırılmış haliyle çarpılıp zaman boyunca toplanmasıyla (1.7)'deki şekilde elde edilmektedir.

$$W_{\psi}f(t) = \langle f, \psi_{j,k} \rangle = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t)\psi_{j,k}(t)dt \quad (1.7)$$

$$\psi_{j,k}(t) = 2^{\frac{j}{2}}\psi(2^j t - k) \quad (1.8)$$

(1.8) ana dalgacık fonksiyonudur. (1.9) ve (1.10) koşullarını sağlamaktadır. (1.7)'de yer alan j ölçeği, k ise t eksenindeki ötelemeyi ifade eder.

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\psi(\omega)|}{d\omega} < \infty \quad (1.9)$$

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \psi(\omega) dt = 0 \quad (1.10)$$

İmgeyi ifade ettiği varsayılan bir $f(x,y)$ fonksiyonu için SDD ve dalgacık katsayıları (1.11) ve (1.12) şeklinde yazılmaktadır.

$$\psi_{j,k_x,k_y}(x,y) = 2^j \psi(2^j x - k_x, 2^j y - k_y) \quad (1.11)$$

$$W_\psi f(x,y) = \langle f(x,y), \psi_{j,k_x,k_y} \rangle = \iint_{-\infty}^{+\infty} f(x,y) \psi_{j,k_x,k_y}(x,y) dx dy \quad (1.12)$$

İmgeler için SDD gerçekleştirmek aslında iki boyutlu SDD uygulamaktır. İki boyutlu SDD'nde ye alan k_x ve k_y değişkenleri x ve y koordinat eksenlerinde gerçekleştirilen ötelemeleri göstermektedir.

1.7.2.2. Ayrık Dalgacık Dönüşümü

SDD'nde hesaplama yükü oldukça fazladır. Çünkü dalgacık katsayılarını her olası ölçek için hesaplanması gerekmektedir. Bunun yerine 2'nin katlarını temel alacak şekilde ölçekler ve ötelemeler içeren Ayrık Dalgacık Dönüşümü (ADD) kullanılmaktadır. ADD ile hesaplama yükü azalır ve böylelikle SDD'ye göre daha çok kazanç sağlanmaktadır.

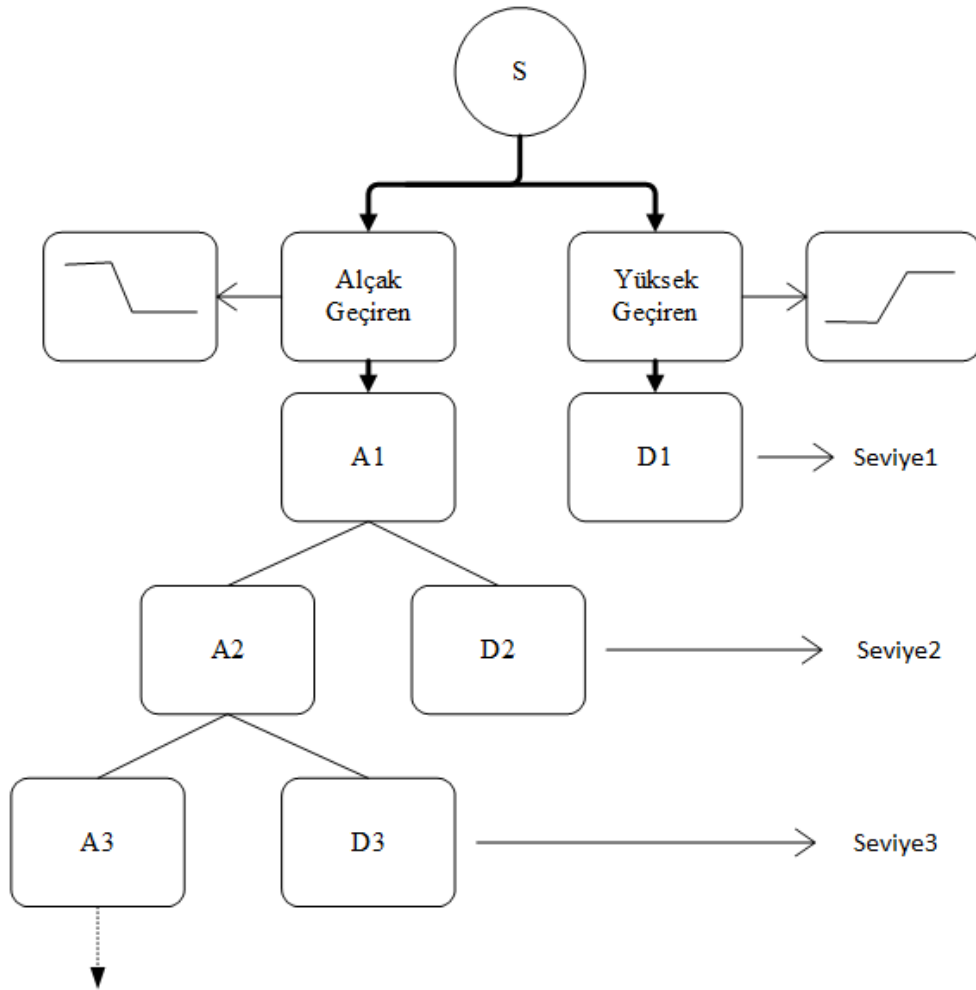
$$c(s,n) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi(s,n) dt \quad (1.13)$$

(1.13) de yer alan s ölçeklemeyi yani frekansı, n ise ötelemeyi yani zamanı belirleyen değişkenlerdir. 1988 yılında Mallat ADD gerçekleştirmek adına etkin bir algoritma (Mallat algoritması) önermiştir. Bu algoritma da filtreler kullanılmasına dayalı dönüşümün işlemi gerçekleştirilmektedir.

ADD orjinal işaretin analiz ve sentez işlemleri için gereken bilgileri sağlamaktadır. Bu dönüşümündeki temel düşünce filtreleme teknikleri ile işareti değişik seviyelerde analiz

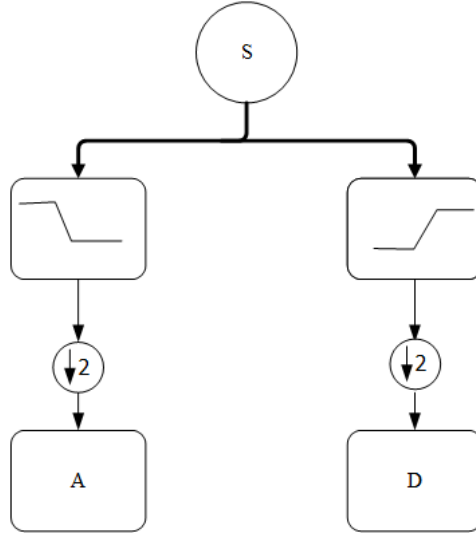
etmeye dayanmaktadır. Bu analiz giriş işaretini frekans bantlarına ayırmak için kullanılan filtreler kümesinin oluşturduğu filtre bankası ile gerçekleşmektedir. Genellikle filtre bankası yüksek ve alçak geçiren filtrelerden oluşur. İşaret yüksek frekansları analiz etmek için yüksek geçiren, alçak frekansları analiz etmek için de alçak geçiren filtreden geçirilir. Alçak frekans içeriği birçok işaret için önemli bilgi taşımaktadır. İşaretler için genellikle tanınmasını sağlayacak özellikler içerirler. Yüksek frekans bilgileri ise işaretin kendisiyle alçak frekansa sahip bölgesi arasındaki farkı oluşturmaktadır. ADD'nde bu alçak ve yüksek frekanslı bileşenler detay ve yaklaşık katsayıları ortaya çıkarır. Yüksek ölçekli ve alçak frekanslı olan bileşenler yaklaşıkları ifade ederken, düşük ölçekli yüksek frekanslı bileşenler ise detayları ifade eder. Tüm hepsi dalgacık katsayılarını oluşturmaktadır.

Dalgacık katsayılarını oluşturmak için çoklu piramit ayrıştırması kullanılmaktadır. Bu ayrıştırma Şekil 11' de gösterilmiştir.



Şekil 10. Çoklu piramit ayrıştırması

Ayrıştırma işlemiyle başlangıçtaki işaretin örnek sayısından iki kat fazla veri elde edilmesinden dolayı her filtre çıkışında örnek sayısı yarıya düşürülmelidir. Buna alt örnekleme adı verilmektedir. Böylelikle örnek sayısı bir önceki örnek sayısı ile aynı tutulmuş olunmaktadır.



Şekil 11. Altörnekleme gösterimi

1.7.2.3. ADD'nin İmgeye Uygulanması

İmgeye ADD uygulayabilmek için iki boyutta işlem yapmak gerekmektedir. İki boyutlu ADD ile birlikte I imgesi 4 tane alt banta (AA, AY, YA, YY) ayrıştırılır. Bu bantlardan AA, hem yatay hem de düşey yönde gerçekleştirilen alçak geçiren filtreleme işlemi ile elde edilmektedir ve imgenin düşük frekanslı ve düşük boyutlu bir kopyası olarak ifade edilebilir. AY bandı, yatay yönde alçak geçiren filtreleme, düşey yönde yüksek geçiren filtreleme ile elde edilmektedir. İmgenin yatay özelliklerini taşımaktadır. YA bandı, yatay yönde yüksek geçiren filtre, düşey yönde alçak geçiren filtre uygulanması sonucu oluşmaktadır ve imgenin dikey özelliklerine sahiptir. YY bandı ise yatay ve düşey yönde yüksek geçiren filtreleme ile elde edilmektedir. Bu bant imgeye ait köşegensel özellikleri taşımaktadır.

AA	YA
AY	YY

Şekil 12. İmgeye 1 seviyeli ADD uygulanması

ADD'nin imgeye bir kez uygulanması bir seviyeli dönüşüm yapılması anlamına gelmektedir. Aynı filtreler ile AA bandına filtreleme uygulanırsa dönüşüm iki seviyeli hale gelmektedir. AA bandına filtrelerin tekrar uygulanması ile istenildiği kadar seviye arttırılabilir.

AA1	YA1	YA
AY1	YY1	
AY		YY

Şekil 13. İmgeye 2 seviyeli ADD uygulanması

1.8. Çekirdek Fisher Ayırtacı ile Öznitelik Çıkartımı

Fisher doğrusal ayırtacı boyut azaltmak için kullanılan geleneksel bir istatistikî tekniktir. FDA gerçek dünya uygulamalarında çok sıkça kullanılan ve başarısı kanıtlanmış bir yöntemdir. Fakat doğrusallık sınırı olması, doğrusal olmayan problemler için Fisher Doğrusal Ayırtacı'nın başarısız olmasına neden olmaktadır. FDA'nın bu güçsüzlüğünün üstesinden gelebilmek için, FDA'nın doğrusal olmayan versiyonu olan Çekirdek Fisher Ayırtacı (ÇFA) önerilmiştir. ÇFA, aslında FDA'nı doğrusal olmayan özellik uzayında gerçekleştirir. ÇFA birçok uygulama için Fisher doğrusal ayırtacına göre daha etkilidir, fakat daha da karmaşıktır [41].

İlk olarak Mika [42] tarafından iki sınıflı problemler için önerilen bir yöntem olan ÇFA, daha sonra Baudat [43] tarafından çok sınıflı problemler için genelleştirilmiş versiyonu geliştirilmiştir.

ÇFA amacı sınıfları en iyi şekilde ayırt edecek olan doğrusal olmayan özellikleri çıkartmaktır. Bu nedenden dolayı birçok gerçek dünya uygulamalarında etkili bulunmuştur [42].

ÇFA, FDA'nı doğrusal olmayan özellik uzayında gerçekleştirilmesine dayandığından öncelikle FDA'nın çalışma prensibine bakmak gerekir. Fisher doğrusal ayırtıcı sınıflar arası varyansı en büyük, sınıflar içi varyansı da en küçük olan en iyi ayırma hiperdüzlemini bulmayı amaçlar. Bunu Rayleigh katsayısının (1.14) büyütülmesi ile sağlar. $\{x_i | i = 1, \dots, l\}$ eğitim kümesi ve bu eğitim kümesine karşılık düşen $y \in \{-1, +1\}^l$ sınıf etiketleri olsun.

$$J(\mathbf{w}) = \frac{\mathbf{w}^T \mathbf{S}_B \mathbf{w}}{\mathbf{w}^T \mathbf{S}_W \mathbf{w}} \quad (1.14)$$

$$\mathbf{S}_B = (\mathbf{m}_2 - \mathbf{m}_1)(\mathbf{m}_2 - \mathbf{m}_1)^T \quad (1.15)$$

$$\mathbf{S}_W = \sum_{k=1,2} \sum_{i \in I_k} (\mathbf{x}_i - \mathbf{m}_k)(\mathbf{x}_i - \mathbf{m}_k)^T \quad (1.16)$$

(1.15) ve (1.16) eşitlikleri sırasıyla sınıflar arası ve sınıflar içi dağılım matrislerini ifade eder. \mathbf{m}_k ve I_k ortalama vektörleri, k ise sınıfın indisidir. (1.14)'deki Rayleigh katsayısını maksimize edilmesi yani büyütülmesinden kasıt, sınıf ortalamaları arasındaki uzaklığı maksimum yapan yönü bulurken bu yöndeki sınıf içi varyanslarını minimize etmektir. Bu katsayı doğrusal özellik uzayına sahiptir. Doğrusal olmayan özellik uzayına ait amaç fonksiyonu yazabilmek için giriş örnekleri doğrusal olmayan bir uzaya haritalanıp, bu doğrusal olmayan (F) özellik uzayında FDA hesaplanır. Φ F özellik uzayında doğrusal olmayan haritalama olsun. Bu özellik uzayındaki doğrusal ayırtıcı bulmak için maksimum yapılması gereken Rayleigh katsayısı (1.17)'teki şeklini alır.

$$J(\mathbf{w}) = \frac{\mathbf{w}^T \mathbf{S}_B^\Phi \mathbf{w}}{\mathbf{w}^T \mathbf{S}_W^\Phi \mathbf{w}} \quad (1.17)$$

$$\mathbf{S}_B^\Phi = (\mathbf{m}_1^\Phi - \mathbf{m}_2^\Phi)(\mathbf{m}_1^\Phi - \mathbf{m}_2^\Phi)^T \quad (1.18)$$

$$\mathbf{S}_W^\Phi = \sum_{i=1,2} \sum_{x \in X_i} (\Phi(x) - \mathbf{m}_i^\Phi)(\Phi(x) - \mathbf{m}_i^\Phi)^T \quad (1.19)$$

$$\mathbf{m}_i^\Phi = (1/l_i) \sum_{j=1}^{l_i} \Phi(x_j^i) \quad (1.20)$$

Burada $\mathbf{w} \in F$, \mathbf{S}_B^Φ ve \mathbf{S}_W^Φ yeni özellik uzayındaki sınıflar arası ve sınıflar içi dağılım matrisleri olmaktadır. Verileri düşük boyutlu bir uzaydan yüksek boyutlu bir uzaya

haritalamak teorikte bu şekilde olur ama pratikte direkt bir şekilde gerçekleştirmek imkansızdır. Bu yüzden bu işlemi gerçekleştirebilmek için çekirdek hilesi kullanılmaktadır. Eğitim örneklerinin kullanımının iç çarpımlar biçiminde ifadesiyle çekirdek kullanılarak doğrusal olmayan özellik uzayında formüle edilmiş olunur. Bu çekirdeklerden en çok kullanılanları polinom çekirdek (1.21) ve Gaussian çekirdektir (1.22).

$$k(x, y) = (x \cdot y)^d \quad (1.21)$$

$$k(x, y) = \exp\left(-\frac{\|x-y\|^2}{\sigma}\right) \quad (1.22)$$

(1.17) eşitliğine bakıldığında $w \in F$ için (1.23) yazılabilir.

$$w = \sum_{i=1}^{n_i} \alpha_i \Phi(x_i) \quad (1.23)$$

(1.23) ve (1.20) eşitlikleri birleştirilirse (1.24) aşağıdaki gibi elde edilir.

$$\begin{aligned} w^T m_i^\square &= \frac{1}{l_i} \sum_{j=1}^{l_i} \sum_{k=1}^{l_i} \alpha_j k(x_j, x_k^i) \\ &= \alpha^T M_i \end{aligned} \quad (1.24)$$

Burada $(M_i)_j = \frac{1}{l_i} \sum_{j=1}^{l_i} \sum_{k=1}^{l_i} k(x_j, x_k^i)$ ve iç çarpım yerini çekirdek fonksiyonuna bırakmıştır. Bu eşitlikler kullanılarak (1.17) eşitliğinin bir kısmı (1.25) ve (1.26) şeklinde tekrar yazılabilir.

$$w^T S_B^\Phi w = \alpha^T M \alpha \quad (1.25)$$

$$w^T S_w^\Phi w = \alpha^T N \alpha \quad (1.26)$$

(1.25) ve (1.26) eşitliklerinde yer alan $M = (M_1 - M_2)(M_1 - M_2)^T$, $N = \sum_{j=1,2} K_j(I - \mathbf{1}_{l_j})K_j^T$ şeklinde ifade edilir. Bu iki (1.25) ve (1.26) eşitlikleri birleştirildiğinde (1.27) elde edilir ve elde edilen bu formülün maksimize edilmesiyle F uzayındaki Fisher doğrusal ayırtacı bulunur.

$$J(\alpha) = \frac{\alpha^T M \alpha}{\alpha^T N \alpha} \quad (1.27)$$

ÇFA'nda $N^{-1}M$ matrisinin öz vektörleri bulunarak amaç fonksiyon sağlanmaktadır. Yeni bir örneğin ÇFA ile oluşturulan özellik uzayına projeksiyonu (1.28) eşitliğindeki gibi gerçekleşir.

$$(\mathbf{w} \cdot \varphi(\mathbf{x})) = \sum_{i=1}^l \alpha_i k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) \quad (1.28)$$

ÇFA yöntemini çok sınıflı problemlere uygulamak için Bire bir (1vs1) ve bire karşı hepsi (1vsA) gibi çıkış kodlama yöntemlerinden yararlanılabilir. 1vsA tekniğinde her bir sınıf diğer sınıflarla ikili olarak değerlendirilir ve sınıf sayısı (n_c) kadar çıkış elde edilir. 1vs1 tekniğinde ise çıkışlar $n_c*(n_c-1)/2$ kadar olur ve her bir sınıf ikilisinin çift olarak değerlendirilmesiyle bu sayı elde edilir.

1.9. Sınıflandırma ve Eşleştirme

Sınıflandırma, veri kümeleri üzerinde tanımlanmış olan sınıflar arasında verileri dağıtmaktır. İmge analizi alanında sıkça kullanılan bir takım fonksiyonlar dizisinden oluşmaktadır. Sınıflandırma işlemindeki amaç, test örüntüsü özellikleri ile eğitim örüntüleri özellikleri arasında karşılaştırma yapıp elde edilen benzerlik ölçütlerine göre test örüntüsü ile eğitim örüntülerinin eşleşme durumunu ortaya çıkarmaktır.

Sınıflandırma işlemlerinde genellikle bilgisayarlar insanlara göre daha başarılı olmaktadır. Bunun nedeni ise sınıflara ayıracak olan gerekli bilgileri örüntülerden (nesnelere) çıkartabilme yeteneklerinden kaynaklanmaktadır. İstatistiksel yöntemler geliştirebilmeleri ve önem arz etmeyen parametrelerde gerçekleşen rastgele değişimlerden etkilenmemeleri sınıflandırmada daha başarılı olmalarına birer etkidir.

Çoklu biyometrik uygulamalarında kullanılan sınıflandırma yaklaşımları genellikle test ve eğitim örüntülerinin arasındaki uzaklığa dayanan En Yakın Komşuluk (EYK) ve eğitim verilerinden oluşturulan bir model ile test örüntüsünün sınıflandırılmasına dayanan Destek Vektör Makineleri (DVM) gerçekleştirilmektedir.

1.9.1. En Yakın Komşuluk (EYK)

EYK yöntemi eğitim örüntüleri ile test örüntüleri arasındaki uzaklık, uzaklık ölçütleri olarak adlandırılan ölçütlerle hesaplanmaktadır. Test örüntüsü en yakın olduğu sınıfa yani uzaklığın minimum olarak elde edildiği sınıfa dahil edilerek sınıflandırma gerçekleştirilir. Uzaklık hesabında en çok kullanılan uzaklık ölçütleri Öklit Uzaklığı ve Ağırlıklandırılmış Öklit Uzaklığı yöntemleridir.

1.9.1.1. Öklit Uzaklığı

Öklit uzaklığı matematikteki pisagor bağıntısına dayanarak iki örüntü arasındaki uzaklığı ölçmektedir. Test ve eğitim örüntülerine ait i . öznelliklerin karelerinin farklarının toplamının karaköküne eşittir (1.29).

$$L_k(p, q) = (\sum_{i=0}^d p_i^2 - q_i^2)^{\frac{1}{2}}, \quad k = \text{örnek sayısı}, \quad d = \text{boyut} \quad (1.29)$$

1.9.1.2. Ağırlıklandırılmış Öklit Uzaklığı

Genellikle çok boyutlu veriler için kullanılan, Öklit uzaklığına göre daha iyi sonuç verebilecek bir uzaklık ölçütüdür. Öklit uzaklığının özel bir türüdür. Bu ölçütte standart sapma değeri bulunup Öklit uzaklığına bölünerek ağırlıklandırma gerçekleştirilir (1.30).

$$L_k(p, q) = \left(\sum_{i=0}^d \frac{p_i^2 - q_i^2}{\sigma_k^2} \right)^{\frac{1}{2}}, \quad k = \text{örnek sayısı}, \quad d = \text{boyut} \quad (1.30)$$

1.9.2. Destek Vektör Makineleri

Destek Vektör Makineleri Vapnik [45] tarafından geliştirilen etkili bir sınıflandırma yöntemidir. Sınıflandırma ve regresyon hesaplarında kullanılan danışmanlı öğrenme yöntemidir.

Destek vektör makinelerinin amacı örüntülere ait vektörleri en iyi ayırma hiperdüzlemini oluşturacak çok boyutlu öznelik uzayına eşleyip sınıflandırmaktır. Daha çok ikili sınıflandırma üzerinde dururken, çok sınıflı sınıflandırıcılar için ikili sınıflandırıcıların birleşimi kullanılır.

DVM'de karşılaşılabilecek 2 farklı durum mevcuttur: Örüntü vektörlerinin doğrusal olarak ayrılabilmesi ve doğrusal olarak ayrılamaması. Gerçek yaşam problemlerinin çoğunluğu karmaşık problemlerdir ve bu problemlerde doğrusal olarak ayrılabilen yapı ile karşılaşılmaz. DVM doğrusal olmayan problemlerde örüntü vektör uzayı, doğrusal olarak ayrılacakları daha yüksek boyuta aktarılır ve burada maksimum sınır bulunur. Fakat doğrusal problemlerde ise direkt olarak maksimum sınır bulunur.

1.9.2.1. Doğrusal Ayrılabilen Veriler

Eğitim örnek kümesinde yer alan her bir $\{x_i, i = 1, \dots, n\}$ verisinin D özelliğe sahip, $y_i = \pm 1$ etiketleriyle w_1 ve w_2 diye tanımlanan iki farklı sınıftan birine dahil olduğu ikili yapıda bir sınıflandırma problemi üzerinde duralım. Doğrusal ayırma fonksiyonu (1.31) gibi olsun.

$$g(x) = w^T x + w_0 \quad (1.31)$$

Doğrusal ayırma fonksiyonuna göre karar kuralı ise (1.32) şeklinde tanımlanır.

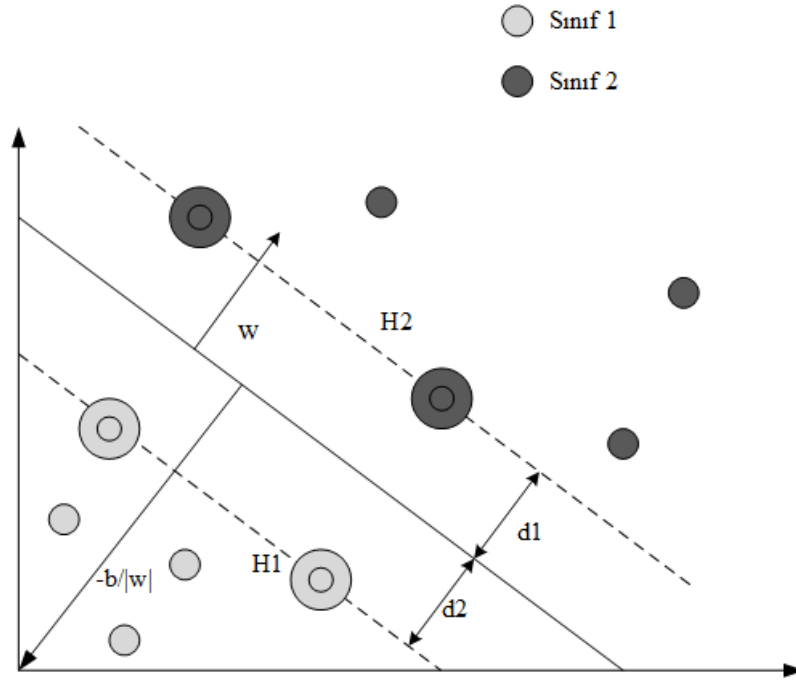
$$w^T x + w_0 \begin{cases} > 0 \\ < 0 \end{cases} \rightarrow x \in \begin{cases} w_1, & y_i = +1 \\ w_2, & y_i = -1 \end{cases} \quad (1.32)$$

Bu durumda eğitim verileri karar kuralına göre sınıflandırılır. Doğrusal olarak ayrılabilen verilerde özellik sayısı $D=2$ olduğu durumda iki sınıf bir çizgi tarafından ayrılırken, $D>2$ olduğu durumda ise çizginin yerini hiper düzlem alır. Hiper düzlem (1.33) 'teki şekilde gösterilebilir.

$$wx + b = 0 \quad (1.33)$$

Bu denklemde w hiper düzleme dik olup, $|b|/\|w\|$ merkez noktasından hiper düzleme olan dikey uzaklıktır.

DVM'nde amaç iki sınıfın en yakın örneklerinden olabildiğince uzak olacak şekilde hiper düzlemi yönlendirmektir. Başka bir deyişle en geniş marjine sahip olan hiper düzlemi aramaktır. Ayrıca iki sınıfın hiper düzleme en yakın örnekleri destek vektörleri olarak adlandırılır.



Şekil 14. İki doğrusal ayrılabilen sınıf aracılığıyla hiper düzlemin gösterimi

Hiper düzlemi ifade eden (1.33)'teki w ve b değişkenlerinin bulunması DVM'nin gerçekleşmesi demektir. Bu bilgilere dayanarak eğitim verileri (1.34) ve (1.35)'te gösterildiği gibi ifade edilebilir.

$$x_i w + b \geq +1, y_i = +1 \quad (1.34)$$

$$x_i w + b \leq -1, y_i = -1 \quad (1.35)$$

Eğitim verilerini ifaden eden (1.34) ve (1.35) birleştirilirse aşağıdaki (1.36) koşulu elde edilir.

$$y_i (x_i w + b) - 1 \geq 0 \forall_i \quad (1.36)$$

Destek vektörleri başka bir deyişle Şekil 15.'de hiper düzleme en yakın konumda olan noktaların üzerlerinde buldukları H_1 ve H_2 kuralsal düzlemleri (1.37) ve (1.38)'deki gibi gösterilebilir.

$$H_1 : x_i w + b = +1 \quad (1.37)$$

$$H_2 : x_i w + b = -1 \quad (1.38)$$

Şekil 15'ye bakıldığında H_1 kuralsal hiper düzleminden ayırma hiper düzlemine olan uzaklık ve H_2 kuralsal hiper düzleminden ayırma hiper düzleme olan uzaklık sırasıyla d_1 ve d_2 olarak tanımlanmıştır. Marjin, d_1 uzaklığının d_2 uzaklığına eşit olduğunu gösteren, ayırma hiper düzleminin kuralsal hiper düzlemler olan H_1 ve H_2 'den eş uzaklığıdır. Ayırma hiper düzlemini destek vektörlerden olabilecek en uzak konuma yönlendirmek için marjin maksimum olmalıdır.

Basit vektör geometrisine göre marjin $\frac{1}{\|w\|}$ eşit olduğu bulunur ve marjin değerini maksimum yapmak için w 'yu minimum yapmak gerekir. Bu da (1.39) koşuluna göre gerçekleşir.

$$y_i (x_i w + b) - 1 \geq 0 \forall_i \quad (1.39)$$

Maksimum marjini bulabilmek için $\|w\|$ 'yu minimum yapmak, $\frac{1}{2} \|w\|^2$ 'yi minimum yapmakla eşdeğerdir. $\frac{1}{2} \|w\|^2$ 'yi minimum yapmak için kullanılan bu terim karesel programlama optimizasyonunun uygulanmasına olanak sağlar. Bu bakımdan (1.40) koşulunu çözmeye gerek duyulur.

$$\min \frac{1}{2} \|w\|^2, \text{ öyle ki, } y_i (x_i w + b) - 1 \geq 0 \forall_i \quad (1.40)$$

Optimizasyon problemlerinde yer alan minimizasyon sınırlamalarına karşı getirilen standart bir yaklaşım mevcuttur. Bu yaklaşım Lagrange biçimciliğidir. Bu nedenden dolayı (1.40) sınırlamasına α Lagrange çarpanını dağıtmak gerekmektedir.

$$L_p \equiv \frac{1}{2} \|w\|^2 - \alpha [y_i(x_i \cdot w + b) - 1 \forall_i] \quad (1.41)$$

$$\equiv \frac{1}{2} \|w\|^2 - \sum_{i=1}^L \alpha_i [y_i(x_i \cdot w + b) - 1] \quad (1.42)$$

$$\equiv \frac{1}{2} \|w\|^2 - \alpha \sum_{i=1}^L \alpha_i y_i(x_i \cdot w + b) + \sum_{i=1}^L \alpha_i \quad (1.43)$$

(1.43) eşitliğini maksimum yapacak olan α değerini bulmak için, L_p 'nin aynı eşitliği maksimum yapacak olan w ve b 'ye göre türevleri alınarak bu türevler 0'a eşitlenir. Bu işlemler yapılırken $\alpha_i \geq 0 \forall_i$ şartının sağlanması gerekir.

$$\frac{\partial L_p}{\partial w} = 0 \Rightarrow w = \sum_{i=1}^L \alpha_i y_i x_i \quad (1.44)$$

$$\frac{\partial L_p}{\partial b} = 0 \Rightarrow w = \sum_{i=1}^L \alpha_i y_i = 0 \quad (1.45)$$

(1.44) ve (1.45)'ü (1.43)'de yerine yazıldığında Lagrangian'ın ikili biçimi elde edilir.

$$L_D \equiv \sum_{i=1}^L \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j} \alpha_i \alpha_j y_i y_j x_i \cdot x_j, \quad \text{öyle ki, } \alpha_i \geq 0 \forall_i, \sum_{i=1}^L \alpha_i y_i = 0 \quad (1.46)$$

$$\equiv \sum_{i=1}^L \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j} \alpha_i H_{i,j} \alpha_j, \quad H_{i,j} \equiv y_i y_j x_i \cdot x_j \quad (1.47)$$

$$\equiv \sum_{i=1}^L \alpha_i - \frac{1}{2} \alpha^T H \alpha, \quad \text{öyle ki, } \alpha_i \geq 0 \forall_i, \sum_{i=1}^L \alpha_i y_i = 0 \quad (1.48)$$

L_D 'yi maksimize etmek için (1.49)'in hesaplanması gerekir.

$$\max_{\alpha} \left[\sum_{i=1}^L \alpha_i - \frac{1}{2} \alpha^T H \alpha \right], \quad \text{öyle ki, } \alpha_i \geq 0 \forall_i, \sum_{i=1}^L \alpha_i y_i = 0 \quad (1.49)$$

Konveks optimizasyon problemi olarak adlandırılan bu problemin çözümü α 'nın değerini verir. w ise (1.44) eşitliğindeki gibi hesaplanır. b 'nin değerinin hesaplanması ise (1.45)'ü sağlayan x_s destek vektörü olan (1.50)'daki gibi biçime sahip olan herhangi bir veri kullanılır.

$$y_s(x_s \cdot w + b) = 1 \quad (1.50)$$

(1.44) eşitliği (1.50) eşitliğinde yerine yazıldığında (1.51) elde edilir.

$$y_S(\sum_{m \in S} a_m y_m x_m \cdot x_S + b) = 1 \quad (1.51)$$

S destek vektörlerinin indis kümesini gösterir ve $\alpha_i > 0$ olduğu durumlarda i indislerinin bulunmasıyla elde edilir. b , (1.52) ve (1.53) eşitlikleri ile (1.51)'nin her iki tarafının y_S ile çarpılıp (1.44) ve (1.45)'teki $y_S^2 = 1$ ifadesi kullanılırsa elde edilir.

$$y_S^2(\sum_{m \in S} a_m y_m x_m \cdot x_S + b) = y_S \quad (1.52)$$

$$b = y_S - \sum_{m \in S} a_m y_m x_m \cdot x_S \quad (1.53)$$

S kümesinde yer alan destek vektörlerinin ortalamasını alarak x_S destek vektörünün kullanılması, keyfi bir x_S destek vektörü kullanmaktan çok daha uygun bir durumdur.

$$b = \frac{1}{N} \sum_{s \in S} (y_s - \sum_{m \in S} a_m y_m x_m \cdot x_s) \quad (1.54)$$

Tüm bu bilgilerin ışığında ayırma hiper düzleminin en uygun yönlendirilmesini tanımlayan w ve b değişkenleri bir takım denklemler yardımıyla belirlenmiş olur.

1.9.2.2. Doğrusal Ayrılamayan Veriler

Gerçek yaşam problemlerinin birçoğu karmaşık problemlerdir. Bu tarz karmaşık problemlerde doğrusal olarak ayrılabilen yapı ile karşılaşılmaz. Bu yüzden sınıfları birbirinden ayıran doğrusal sınırı aramanın ve buna bağlı olarak en uygun ayırma hiper düzlemi araştırmanın anlamı olmayacaktır. Doğrusal olarak ayrılamayan bu verileri, birbirinden doğrusal olarak ayrılabilen çok boyutlu bir uzaya dönüştürmek için öznelik vektörleri kullanılması verilerin aşırı yüklenip, düşük genelleştirme yeteneğine sahip olmasına neden olacaktır. Bu nedenlerden dolayı DVM yöntemini, doğrusal ayrılamayan verilere göre gerçekleştirebilmek için yöntemde yer alan sınırlamalar gevşetilebilir. Bunun için, (1.34) ve (1.35) eşitliklerinde yer alan sınırlamaları doğru sınıflandırılmamış veriler için gevşetmek gerekir. Bu işlem ise, pozitif bir yapay değişken olan ξ_i ($i = 1, \dots, L$)'nin eşitlikler uygulanmasıyla gerçekleştirilir.

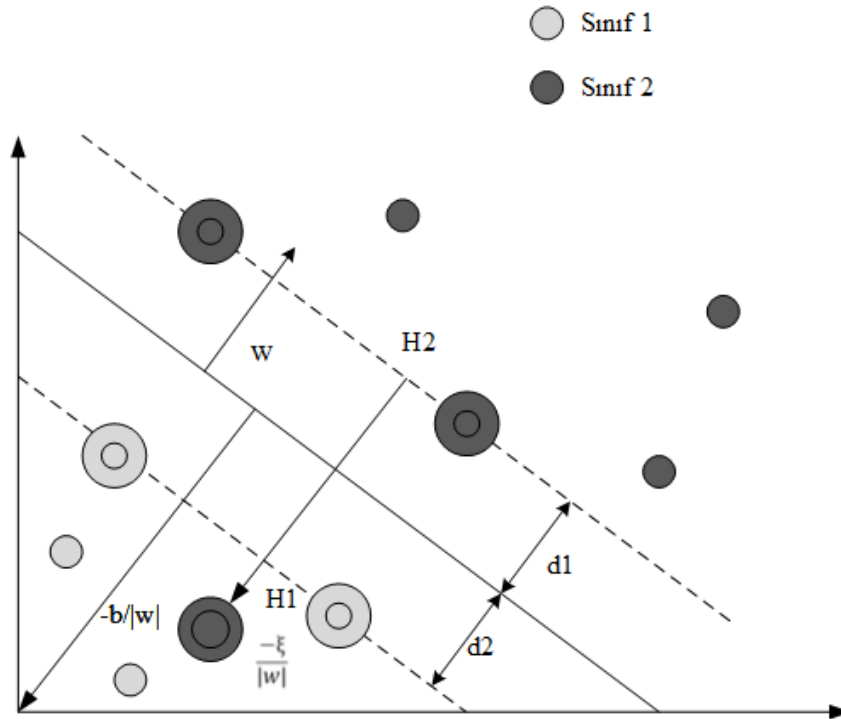
$$x_i \cdot w + b \geq +1 - \xi_i, \quad y_i = +1 \quad (1.55)$$

$$x_i \cdot w + b \leq -1 + \xi_i, \quad y_i = -1 \quad (1.56)$$

$$\xi_i \geq 0 \forall_i \quad (1.57)$$

(1.55), (1.56) ve (1.57) koşulları birleştirildiğinde (1.58) elde edilir.

$$y_i(x_i \cdot w + b) - 1 + \xi_i \geq 0, \quad \xi_i \geq 0 \forall_i \quad (1.58)$$



Şekil 15. İki doğrusal ayrılmayan sınıf aracılığıyla hiper düzlemin gösterimi

Yumuşak marjine sahip DVM'de, marjin sınırının yanlış tarafında konumlanan veri noktaları uzaklıkla orantılı olarak artan bir cezaya sahip olurlar. DVM'de oluşan yanlış sınıflandırılma sayısını azaltmak için hedef fonksiyon olan (1.40) eşitliğine, (1.59) eşitliğini bulmak amaçlı yaklaşım uygulanır.

$$\min \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^L \xi_i, \quad \text{öyle ki, } y_i(x_i \cdot w + b) - 1 + \xi_i \geq 0 \forall_i \quad (1.59)$$

C parametresi düzenleme parametresidir. Marjin ölçüsü ve pozitif yapay değişken arasındaki dengeyi sağlar. C değeri küçük olduğu durumlara yanlış sınıflandırılan veri noktalarının cezaları küçük olup marjin daha da yumuşak olacaktır.

Yine aynı şekilde doğrusal ayrılabilen verilerde de olduğu gibi (1.59) eşitliğini w , b ve doğrusal ayrılamayan veriler için işleme katılan ξ_i 'ye göre minimum, α 'ya göre maksimum yapmak gerekir. Bunu gerçekleştirebilmek için Lagrange olarak eşitlik (1.60)'daki gibi yeniden düzenlenir.

$$L_p \equiv \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^L \xi_i - \sum_{i=1}^L \alpha_i [y_i(x_i \cdot w + b) - 1 + \xi_i] - \sum_{i=1}^L \mu_i \xi_i \quad (1.60)$$

(1.60) eşitliğini maksimum yapacak olan α değerini bulmak için, L_p 'nin aynı eşitliği maksimum yapacak olan w , b ve ξ_i 'ye göre türevleri alınarak 0'a eşitlenir. Bu işlemler yapılırken $\alpha_i \geq 0$ ve $\mu_i \geq 0 \forall_i$ şartı sağlanmalıdır. Böylelikle (1.61), (1.62) ve (1.63) elde edilir.

$$\frac{\partial L_p}{\partial w} = 0 \Rightarrow w = \sum_{i=1}^L \alpha_i y_i x_i \quad (1.61)$$

$$\frac{\partial L_p}{\partial b} = 0 \Rightarrow w = \sum_{i=1}^L \alpha_i y_i = 0 \quad (1.62)$$

$$\frac{\partial L_p}{\partial \xi} = 0 \Rightarrow C = \alpha_i + \mu_i \quad (1.63)$$

Bu üç denklem yerlerine koyulduğunda elde edilen L_D eşitliğinin doğrusal olarak ayrılabilen veriler için elde edilen (1.48) ile aynı yapıya sahip olduğu görülür. $\mu_i \geq 0 \forall_i$ ve $\alpha \leq C$ koşulunu (1.63) ile sağlanmış olduğunu da görülür. L_D 'yi maksimize edebilmek için (1.64) hesaplanmalıdır.

$$\max_{\alpha} \left[\sum_{i=1}^L \alpha_i - \frac{1}{2} \alpha^T H \alpha \right], \text{ öyle ki, } 0 \leq \alpha_i \leq C \forall_i \text{ ve } \sum_{i=1}^L \alpha_i y_i = 0 \quad (1.64)$$

b değişkeni (1.54) ile aynı şekilde hesaplanır ve bu b değişkenini bulmak için kullanılan destek vektörlerin kümesi $0 \leq \alpha_i \leq C$ durumunda i indisinin bulunmasıyla belirlenir.

1.9.2.3. Çok Sınıflı Destek Vektör Makineleri

DVM iki sınıflı problemlere uygulanabildiği gibi çok sınıflı problemlere de uygulanabilir. Bu işlem bire karşı hepsi ya da bire karşı bir yaklaşımlarıyla ikili sınıflandırıcılar ile [46,47,48] ya da eş zamanlı şekilde C adet doğrusal ayırma fonksiyonu oluşturarak gerçekleştirilebilir.

1.9.2.4. Doğrusal Olmayan Destek Vektör Makineleri

Yumuşak marjınlı DVM yönteminde kısıtlar gevşetildiğinde belli bir seviyede hatalı sınıflandırılma gerçekleşir. Problem doğrusal ayrılabilir değil ve aynı zamanda yanlış sınıflandırma hatası oldukça yüksek ise yumuşak marjin yöntemi bu probleminin çözümünde yarar sağlamaz. Gerçek yaşam problemlerinin büyük çoğunluğunda doğrusal olmayan karar fonksiyonları gerekmektedir. Bu karar fonksiyonlarıyla doğrusal olmayan verilerinin sınıflandırmasını sağlanmış olunur [46].

Doğrusal ayrılamayan problemleri doğrusal bir şekilde ayrılabilen hale gelebilmesi için eşleme fonksiyonları kullanılır. Bu fonksiyonların kullanımıyla doğrusal ayrılamayan problemler yüksek boyutlu öznitelik uzayına eşlenir. Aslında temel mantık n boyutlu uzayda bulunan doğrusal olmayan bir hiper düzlemin daha yüksek boyuta sahip bir öznitelik uzayında doğrusal bir hiper düzleme eşlemektir. Bu eşlemeyi gerçekleştirebilmek için giriş değişkenlerinin iç çarpımlarını hesaplamak gerekmektedir. Fakat çok yüksek boyutlu uzaylarda iç çarpım yapmak zordur ve bu yüzden çekirdek fonksiyonlar kullanılır. Bu fonksiyonlar iki vektörün iç çarpımının hesaplanması esasına dayanır. Fonksiyonlar doğrusal olmayan öznitelik eşleme fonksiyonunun kullanılmasıyla yüksek boyutlu uzaya taşınırsa, öznitelik uzayındaki eşlenen girişlerin sadece iç çarpımlarının açıkça bilinmesine gerek duyulmaz. Bu da çekirdek gösteriminin avantajıdır.

En çok kullanılan çekirdek fonksiyonları Radyal Tabanlı Fonksiyon, Polinomial Fonksiyon ve Sigmoid Fonksiyon'udur.

1.10. Biyometrik Sistemlerin Performans Deęerlendirilmesi

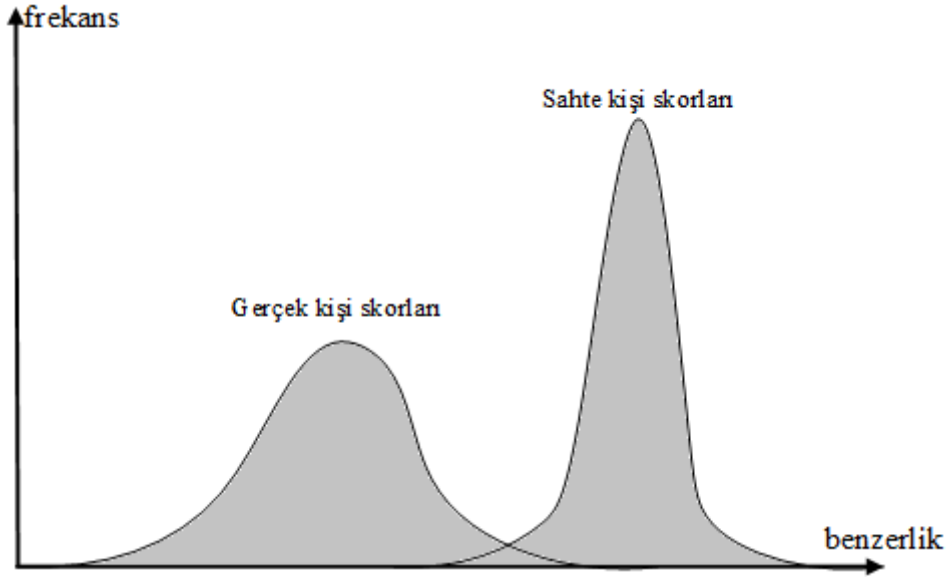
Biyometrik ve çoklu biyometrik sistemlerde performans deęerlendirilmesi tanıma ve doęrulama olarak ikiye ayrılmaktadır. Tanımadaki doęru tanıma oranından bahsedilmektedir. Doęrulamada ise gerek/sahte kiřilere ait skor eęrileri, FAR/FRR eęrileri, eřit hata oranı (Equal Error Rate – EER) ve ROC eęrileri gibi yöntemler kullanılmaktadır.

1.10.1. Tanıma

Tanıma sistemlerindeki doęruluk oranı, doęru bir řekilde tanınan test örneklerinin tüm örneklere olan oranı olarak ifade edilmektedir. Test örneklerine sınıflandırma işleminde atanan sınıf etiketlerinin gerekte olması gereken etiketleriyle uyuma oranıdır.

1.10.2. Doęrulama

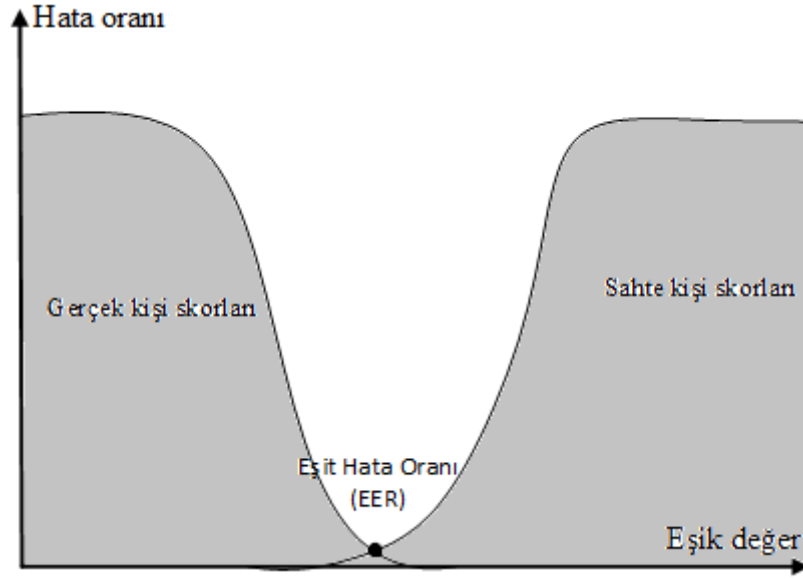
Doęrulamada kullanılan en temel yöntem gerek/sahte kiřilere ait skor eęrileridir. Burada bahsedilen skor test biyometrięi ile oluşturulan şablon biyometrikleri arasındaki benzerlięin ifadesidir. Bu skor eęrileri oluşturulurken test örüntülerinin her biri bütün eęitim örüntüleri ile eřitirilip gerek ve sahte kiři eřitirmeleri belirlenmektedir. Gerek kiři eřitmesi test ile eęitim örüntüsünün aynı sınıfta olduęu zaman, sahte kiři eřitirmesi ise test ile eęitim örüntüsünün farklı sınıfta olduęu zaman elde edilmektedir. Elde edilen bu iki farklı eřitirmeler ile gerek ve sahte kiři eęrileri oluşturularak sistem başarısı incelenmektedir. Sistem bu iki eęrinin birbirinden uzak ve akışmanın minimum olduęu durumda başarılı olarak nitelendirilmektedir.



Şekil 16. Gerçek/Sahte kişi skor eğrileri

Doğrulama sistemlerinin performans analizinde kullanılan bir diğer yöntem FAR/FRR eğrileridir. Eşik değere bağlı olarak yanlış eşleşme sonucu kabul edilmiş olan örüntülerin tüm sahte örüntülere oranına Yanlış Kabul Oranı (False Acceptance Rate – FAR) denilmektedir. Eşik değere bağlı olarak gerçek örüntülerin reddedilmesi de gerçekleşebilmektedir. Reddedilen gerçek kişi örüntülerinin bütün gerçek kişi örüntülerine oranına Yanlış Red Oranı (False Rejection Rate – FRR) denilmektedir. Bu iki orandan oluşan eğriler biyometrik sistemlerde yaygın bir şekilde kullanılan sistem başarı ölçütleridir. Ayrıca FAR ve FRR değerleri sayısal sonuçlar olarak da ifade edilebilmektedir.

Diğer bir performans analiz ölçütü EER değeridir. EER değeri FAR eğrisi ile FRR eğrilerinin kesiştiği nokta olarak adlandırılmaktadır. Bu değer ne kadar az olursa sistem o kadar başarılı denilir.



Şekil 17. FAR/FRR eğrileri ve EER değerinin gösterimi

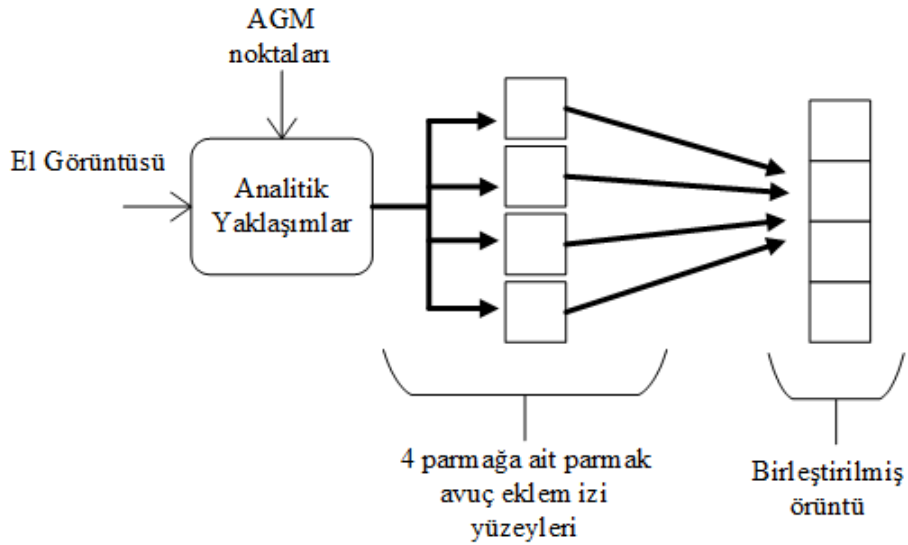
Performans analizindeki diğer bir ölçüt Alıcı İşletim Eğrisidir (Receiver Operating Characteristic – ROC). ROC eğrisi FRR değerini FAR değerine karşı çizen bir ölçüttür. ROC eğrisi FRR değeri yerine Gerçek Kabul Oranı (Genuine Acceptance Rate – GAR) değeri kullanılabilir. Bu değer $1 - FRR$ olarak hesaplanır.

2. YAPILAN ÇALIŞMALAR, BULGULAR VE İRDELEME

2.1. Giriş

Bu tez çalışmasında öncelikle yeni bir biyometrik özellik olan avuç parmak eklem yüzeyi önerilmiş ve bu yüzeye dayalı biyometrik tanıma ve doğrulama yapılmıştır. Ayrıca avuç parmak eklem yüzeyi biyometriği ile avuç izi biyometriğinin yer aldığı bir çoklu biyometrik tanıma ve doğrulama gerçekleştirilmiştir.

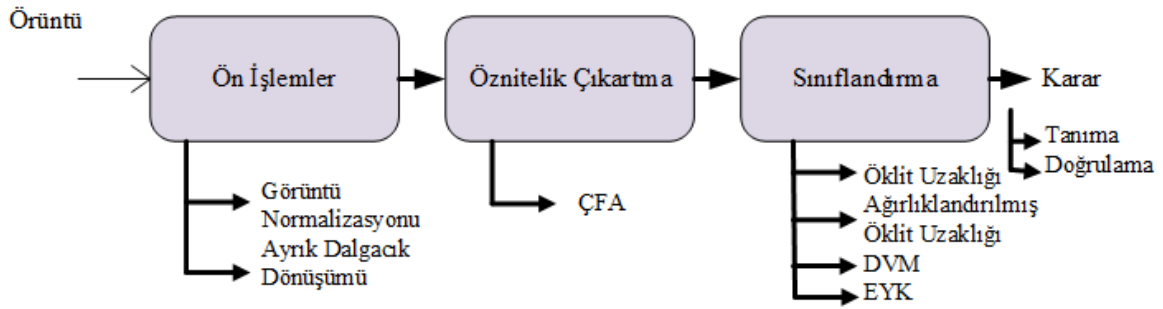
Avuç parmak eklem yüzeyini elde edebilmek için girdi verileri, ham el imgeleri ve bu imgeler üzerine oturmuş olan AGM noktalarıdır. Bu iki girdi verisi ve analitik işlemler kullanılarak avuç parmak eklem izi yüzeyi örüntüleri elde edilmiştir. Dört parmağa (serçe parmak, yüzük parmağı, orta parmak ve işaret parmağı) ait elde edilen yüzeyler birleştirilerek tek bir örüntü haline getirilmiştir.



Şekil 18. Avuç parmak eklem yüzeyine ait tek örüntünün yapısı

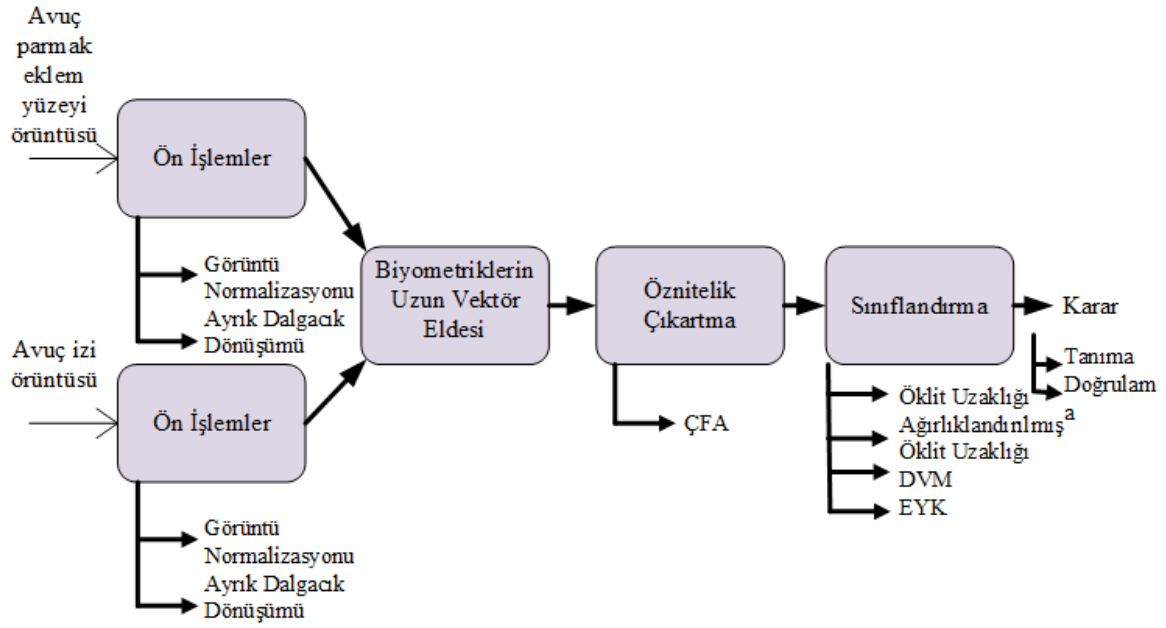
Avuç parmak eklem yüzeyi örüntülerine dayalı biyometrik tanıma ve doğrulamada, dört parmağa (serçe parmak, yüzük parmağı, orta parmak ve işaret parmağı) ait elde edilen yüzeylerin birleştirilip tek bir örüntü haline getirilmiş şekli girdi verisini oluşturmuştur. Bu tek örüntüye öncelikle imge normalizasyonu uygulanmıştır ve veriler ADD ile tayfsal domene aktarılmıştır. Böylelikle imgeler normalizasyon işleminden sonra sıfır ortalamaya

ve birim standart sapmaya sahip olup, ışık koşulların yan etkilerinden kurtarılmıştır. Dalgacık dönüşümüyle ise imgeleri en iyi ifade edecek yerleştirilmiş frekans bilgileri elde edilmiştir. Daha sonra eğitim setindeki örüntüleri en iyi şekilde temsil etmek ve ayırt edilmelerini sağlamak amaçlı öznelik çıkartma yöntemi uygulanmıştır. Öznelik çıkartmak için gerçek dünya problemlerin çok başarılı olan, sınıfları en iyi şekilde ayırt eden ve doğrusal olmayan özellikleri çıkartan Çekirdek Fisher Ayırtacı kullanılmıştır. Son aşamada her bir örüntünün öznelik vektörü sınıflandırma yöntemleri ile sınıflandırılmıştır. Sınıflandırma yöntemleri olarak En Yakın Komşuluk yöntemi Öklit ve Ağırlıklandırılmış Öklit uzaklıkları ile uygulanmış, ayrıca Destek Vektör Makineleri sınıflandırma yöntemi olarak kullanılmıştır.



Şekil 19. Avuç parmak eklem yüzeyine dayalı sistemin çalışma yapısı

Avuç parmak eklem yüzeyi ve avuç izinin yer aldığı çoklu biyometrik tanıma ve doğrulamada her iki biyometrik tek bir imge üzerinden elde edilmiştir. Daha önceki bir çalışma olan [38] 'da avuç bölgesi AGM yardımıyla çıkarılmış ve bu çalışmada elde edilen avuç örüntüleri tez kapsamında kullanılmıştır. Avuç parmak eklem yüzeyi kendisine karşılık gelen kişiye ait avuç izi ile eşleştirilerek her iki biyometriğe ayrı ayrı olarak normalizasyon işlemi ve ADD uygulanmıştır. Daha sonra bu iki biyometrik uzun bir vektör (long vector) olacak şekilde birleştirilmiştir. Birleştirilme ile elde edilen bu uzun vektörün ÇFA ile ayırt edici özellikleri çıkartılmıştır. Yine aynı şekilde EYK yöntemine dayalı olarak Öklit ve Ağırlıklandırılmış Öklit uzaklıkları ile DVM yöntemi sınıflandırıcı olarak kullanılmıştır.



Şekil 20.Çoklu biyometrik sistemin temel işlem adımları

Bu çalışmada gerçekleştirilen sistemin performansı, el imgesinden oluşan veri tabanı üzerinde değerlendirilmiştir. Bu veri tabanı Karadeniz Teknik Üniversitesi, Bilgisayarla Görme Laboratuvarı'nda yer alan temassız bir sistemle hazırlanan, [37] yayınında nasıl bir sistem kullanıldığı anlatılan, önceki çalışmalar için alınan bir veri tabanıdır. Tez kapsamında bu hazır veri tabanı ve veri tabanındaki imgelere oturtulmuş AGM noktaları kullanılmıştır. Toplamda 768x576 piksel ekran çözünürlüğüne sahip 1747 tane imgenin yer aldığı bu veri tabanında, avuç parmak eklem yüzeyi elde edilmesini engel teşkil eden yüzük, yarabandı gibi aksesuarların yer aldığı imgeler elenerek imge sayısı 1614'e (1614 tane AGM noktasıyla beraber) indirilmiştir. Bu 1614 imge 132 farklı kişiye ait imgelerdir.

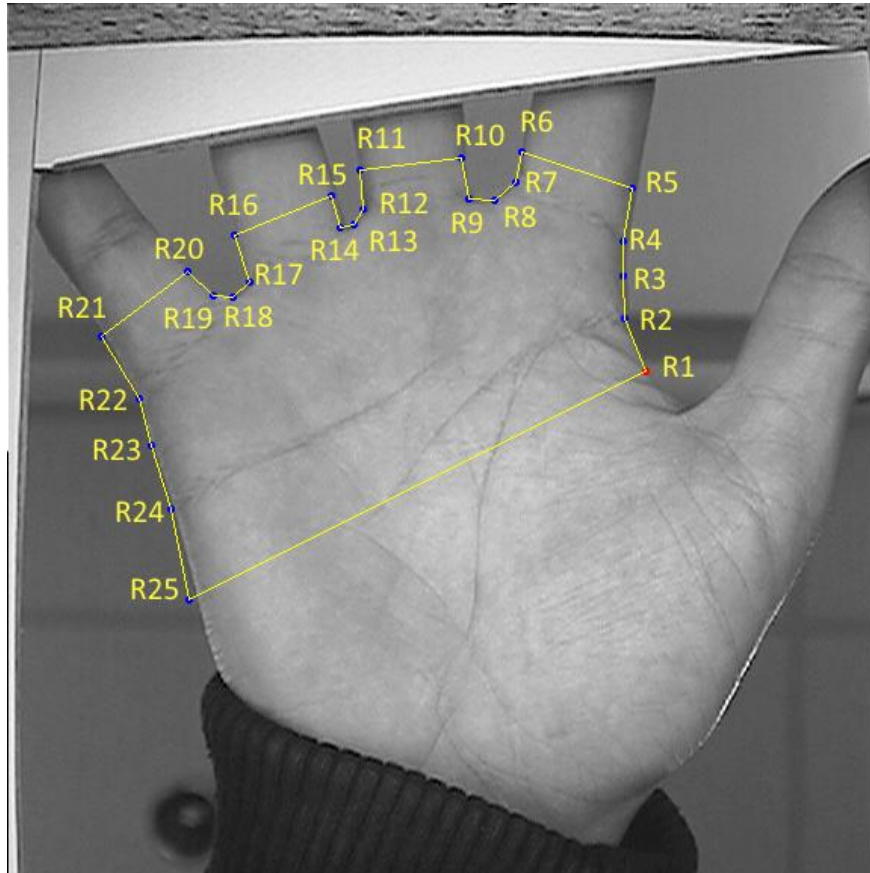
2.2. Önerilen Avuç Parmak Eklem Yüzeyi Biyometriğinin Elde Edilmesi

Önerilen biyometrik özelliğin, literatürdeki biyometrik ve çoklu biyometrik çalışmalara bakıldığında daha önce hiç kullanılmadığı görülmektedir. Literatürdeki çalışmalar parmağı bir bütün olarak ele almaktadır ve bu biyometriğe parmak eklem izi adı verilmiştir. Çalışmamızda parmak eklem izi biyometriğinin sadece metacarpo-phalangeal eklemi yüzeyi içeren kısmı kullanılmıştır. Böylelikle veri boyutu olarak üçte birlik kazanç

elde etme avantajına sahiptir. Ayrıca imge içerisinde parmakların tamamının görülme gereksinimi de kaldırılmıştır.

Önerilen biyometriğin elde edilmesinde AGM noktaları önemli bir rol üstlenmektedir. Bu çalışmadaki girdi verisi olan AGM aslında [37] çalışmasında el bölütlemesi gerçekleştirip avuç kısmını bulmak amaçlı kullanılmıştır. Bu model kullanılarak daha başka nasıl bir biyometrik elde edilir sorusuna cevap olarak önerilen biyometrik özellik elde edilmiştir.

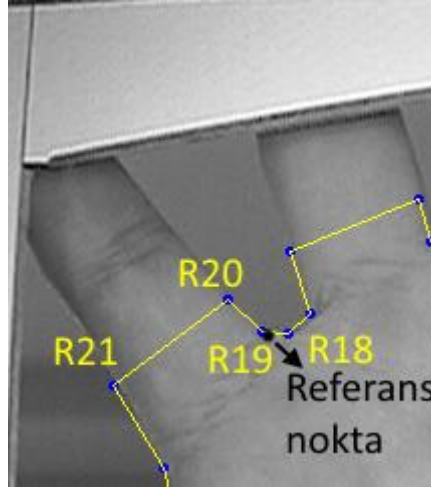
AGM, elin anatomik yapısına göre belirlenen 25 tane noktadan oluşmaktadır. El imgesine oturmuş örnek bir model imgesi Şekil 21'deki gibidir.



Şekil 21. AGM oturmuş el imgesi

Önerilen avuç parmak eklem yüzeyi biyometriği, Şekil 21'de gösterilen R_8 , R_{13} ve R_{18} AGM noktalarının kilit görev üstlenmesiyle bulunmaktadır. Bu kilit noktalar için noktaların el imgesinde ifade ettikleri konuma en iyi şekilde oturduğu varsayımı mevcuttur. Bu varsayım üzerinden gidilerek analitik yaklaşımlar ve kilit noktalarla ilgi

bölgeleri elde edilmektedir. Dört parmağa ait biyometrikleri elde etme işlemi aynı şekildedir. Tezin bu kısmında sadece serçe parmağa ait örüntünün bulunması örneklerle anlatılacaktır.



Şekil 22. Örüntü seçiminde kullanılan örnek noktalar gösterimi

Şekil 22'deki imge için parmak eklem izini seçme işlemi şu şekilde gerçekleştirilmektedir. AGM'nin parmak bölgesini ifade eden $R_{19} - R_{20}$ numaralı noktalarından geçen doğru üzerinde bulunan, ordinatı R_{18} kilit noktasının ordinatıyla aynı olan referans nokta (x_r, y_r) bulunur. Bu referans nokta, bir noktası ve eğimi bilinen doğru denkleminde apsis değerinin çekilmesiyle elde edilir. Referans noktanın konumu eklem izinin doğru seçilmesi açısından önem taşır. (2.1) ve (2.2) eşitliği kullanılarak referans noktanın apsis değeri (ordinat değeri R_{18} noktasının ordinatına eşit olduğu zaten biliniyordu) elde edilir.

$$x_r = (y_r - y_{19} + m_2 * x_{19})/m_2 \quad (2.1)$$

$$m_2 = \frac{y_{19} - y_{20}}{x_{19} - x_{20}} \quad (2.2)$$

Referans noktanın her iki tarafında $d = |R_{20} - R_{21}|/2$ kadar uzağında ve $R_{19} - R_{20}$ noktalarından geçen doğru üzerinde yer alan iki nokta belirlenir. Bu noktalar avuç parmak eklem yüzeyi bölgesinin sağ köşelerini oluşturmaktadır. Eklem izi bölgesinin sol köşeleri

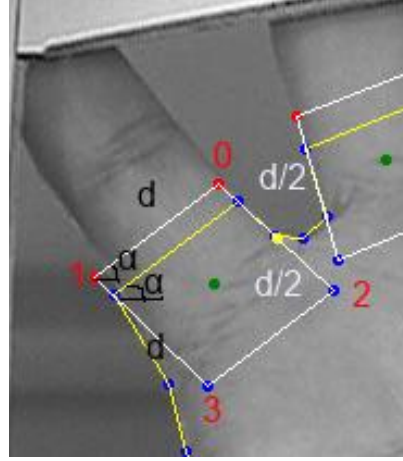
ise R_{20} ve R_{21} numaralı model noktalarının arasındaki uzaklık ve açı bilgisiyle elde edilir. Bu noktaların elde edilmesi, temsili gösterimi (Şekil 23) ve formülasyonu aşağıdaki gibidir.

$$x_1 = x_0 - d \cos \alpha \quad (2.3)$$

$$y_1 = y_0 - d \sin \alpha \quad (2.4)$$

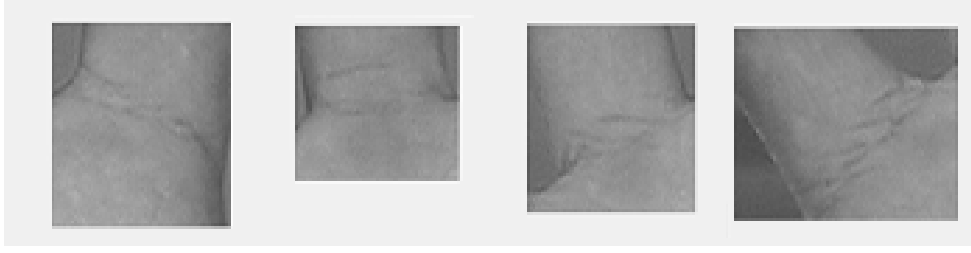
$$x_3 = x_2 - d \cos \alpha \quad (2.5)$$

$$y_3 = y_2 - d \sin \alpha \quad (2.6)$$



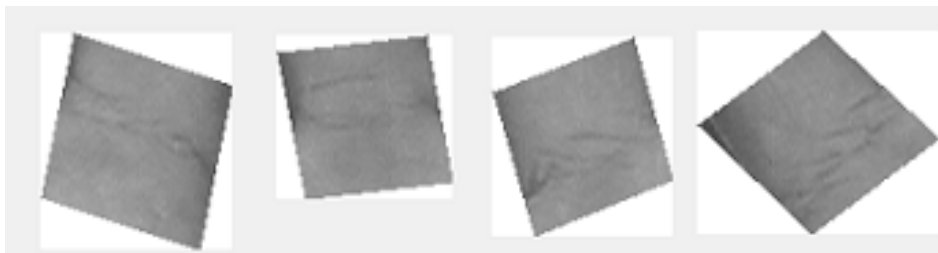
Şekil 23. Eklem yüzeyi bölgelerinin noktalarının gösterimi

Avuç parmak eklem yüzeyini barındıran bölgenin dört köşe koordinatının bulunması işlemi dört parmak (işaret parmağı, orta parmak, yüzük parmağı ve serçe parmak) için gerçekleştirilmesi gerekmektedir. Böylelikle bir el görüntüsüne ait, AGM noktalarıyla elde edilebilen dört farklı parmak eklem izi dörtgensel bölgeleri Şekil 24'deki gibidir.



Şekil 24. Dört parmak için bulunan eklem yüzeyi bölgeleri

Şekil-4 incelendiğinde avuç parmak eklem yüzeyi bölgelerinin sadece parmak eklem yüzeyi içermediği, arka plana ait verilerinde bu bölge içerisinde olduğu açıkça görülmektedir. Hedeflenen avuç parmak eklem yüzeyi üzerinde doğru işlem yapabilmek için arka plan verilerini parmak eklem yüzeyinden izole etme zorunluluğu oluşmaktadır. Bunu sağlayabilmek için herhangi bir noktanın üçgen içinde olup olmadığını test eden bir yaklaşım kullanılmıştır. Yaklaşım genel olarak bir P noktasının köşe koordinatları bilinen bir üçgenin içerisinde olup olmadığını araştırır (50, 2013). Bu yaklaşım üçgenel bölgeler için kullanılan bir yaklaşımdır. Dörtgenel bölgelere uyarlanabilmesi için bölgelerin 2 farklı üçgen olarak düşünülmesi gerekir. Nokta eğer ilk üçgenin içerisinde ise dörtgenin de içerisinde olmuş olacağından diğer üçgen için test işlemi yapılmaz. Eğer ilk üçgenin içerisinde değilse diğer üçgen için test edilir. Bu üçgen içinde de yer almıyorsa nokta dörtgenin dışında bulunuyor denilerek işleme katılmaz. Noktanın dörtgen dışında yer alması bu noktanın arka plan verisi olduğunu gösterir. Nokta diye bahsedilen kavram bu çalışmada piksel değerinin imge içerisindeki konumudur. Bu yaklaşım kullanılarak arka plan verilerinin ortadan kalkmış olduğu 4 tane avuç parmak eklem yüzeyi biyometrikleri Şekil 25'teki gibidir.



Şekil 25. Eklem izi bölgelerinden arka plan verilerinin kaldırılmış durumu

Şekil 25 'te görüldüğü üzere eklem yüzeyi bölgeleri parmakların ham imgedeki duruş şekline göre elde edilmiştir. Bu duruş şekilleri her insanda hatta aynı insanın farklı imgelerinde bile farklılık gösterebilmektedir. Bu yüzden bu bölgelerin rotasyon işleminden geçirilerek doğrultulması gerekmektedir. Rotasyon işlemi için gereken açı bilgisi $R_5 - R_6$, $R_{10} - R_{11}$, $R_{15} - R_{16}$ ve $R_{20} - R_{21}$ model nokta çiftlerinden elde edilmektedir. Bu nokta çiftleri arasındaki açı parmakların el imgesi içerisindeki duruşunu gösterir. Açı bilgisi, serçe parmak için kullanılan $R_{20} - R_{21}$ noktaları için (2.8) 'deki gibi şu şekilde elde edilir:

$$m_3 = \frac{y_{21} - y_{20}}{x_{21} - x_{20}}, \quad \beta = \tan^{-1}(m_3) \quad (2.8)$$

Rotasyon işlemiyle doğrultulmuş avuç parmak eklem yüzeyi biyometrikleri paralelkenar yapısına sahiptir ve bir veya iki piksellik birtakım gürültüler oluşmaktadır. Bu nedenden dolayı gürültüleri kaldırmak amaçlı imgelerde kırılma işlemi gerçekleştirilmiştir. Kırılma işlemi için önce imgelerin orta noktaları bulunmuş ve daha sonra bu orta noktadan biyometriğin boyutlarına göre dinamik olarak belirlenen bir kısmı alınarak dörtgenler oluşturulmuştur.

Kırılma işlemiyle oluşturulan dörtgensel imgelere farklı kişilerde de aynı boyuta sahip genel bir yapıda olmaları için yeniden boyutlandırma işlemi yapılması gerekmektedir. Bunun için tüm el imgelerinden alınan avuç parmak eklem yüzeyi imgelerine bakılarak belirlenen yeni boyut 50x50 piksel olarak deneysel bir şekilde seçilmiştir. Yeniden boyutlandırma işleminden sonra dört avuç parmak eklem yüzeyi imgeleri tek bir örüntü haline getirilmiştir. Bunun amacı tek örüntü kullanılarak işlem kolaylığı sağlanmasıdır. Tüm bu işlemlerin sonucunda elde edilen avuç parmak eklem izi örüntüsü Şekil 26'daki gibidir.



Şekil 26. Dört parmağa ait avuç parmak eklem yüzeyi örüntüsü

2.3. Avuç Parmak Eklem Yüzeyine Dayalı Tanıma ve Doğrulama Sistemi

Ele ait tek bir biyometrik özellik kullanılarak yapılan tanıma ve doğrulama son zamanlarda yaygın bir şekilde işlenen konulardan birisidir. Avuç izi, parmak izi, parmak eklem izlerine dayalı birçok yaklaşımlar ileri sürülmüştür. Fakat ele ait farklı bir biyometrik özellik kullanılarak tanıma ve doğrulama sistemi literatürde yer almamaktadır. Bu tez kapsamında önerilen yeni bir biyometrik olan avuç parmak eklem yüzeyi kullanılarak tanıma ve doğrulama sistemleri yeni bir biyometrik yaklaşım olarak sunulmaktadır. Amaç elde edilen yeni örüntünün tek başına kullanıldığında yeterli bir oranda başarıya ulaşabileceğini göstermektir.

Sunulan yöntem temassız sistemden alınan imgelerden elde edilen veri tabanı üzerinde denenmiştir. Giriş bölümünde de anlatıldığı gibi 132 farklı kişiden alınan toplamda 1614 tane 768x576 piksel çözünürlüklü imgelerden elde edilen 50x200 piksel çözünürlüğe sahip avuç parmak eklem yüzeyi örüntüsü bu sistemin girdi verilerini oluşturmaktadır.

Avuç parmak eklem yüzeyine dayalı tanıma ve doğrulamada öncelikle örüntüler eğitim ve test kümesi olarak ayrılmıştır. Daha sonra sırasıyla her bir eğitim ve test kümesindeki örüntüye uygulanan önışlem uygulama, öznitelik çıkartma ve sadece test örüntüleri için kullanılan sınıflandırma adımlarının ardından sistemin tanıma ve doğrulama işlemleri gerçekleştirilmiştir.

2.3.1. Önışlemler

Avuç parmak eklem yüzeyi örüntüleri öncelikle imge normalizasyonu ile sıfır ortalamalı birim varyansa sahip bir hale getirilmektedir.

Normalizasyon işleminden sonra örüntülere çözünürlük ayrıştırma yöntemi olan ADD uygulanmıştır. Bu dönüşüm için hız ve kolaylık açısından filtre bankaları kullanılmış, Haar ve Daubechies-4 filtreleri kullanılarak karşılaştırmalı bir sistem analizi yapılmıştır. Bu analiz sonucunda daha iyi sonuçların elde edildiği Daubechies-4 filtresinin sistemde kullanılmasına karar verilmiştir. ADD dönüşümü, örüntülerin boyutlarının küçük (50x200 piksel çözünürlüklü) olması nedeniyle sıfır doldurma tekniği kullanılarak 3. seviyeye kadar uygulanmıştır. Avuç parmak eklem yüzeyine en iyi şekilde ifade eden seviyenin 3. seviye olduğuna deneysel sonuçlar üzerinden karar verilmiştir.

2.3.2. Öznitelik Çıkartma

Avuç parmak eklem yüzeyi örüntülerinin öznitelikliğini çıkartmak için sınıfları en iyi şekilde ayırt edecek olan doğrusal olmayan özellikleri çıkartan ÇFA yöntemi uygulanmıştır. Bu öznitelik çıkartma yönteminde Gauss tabanlı RBF çekirdeği çekirdek fonksiyonu olarak kullanılmıştır. ÇFA yönteminde yer alan regulasyon parametresi ve standart sapma değeri değiştirilerek en optimum sonucun bulunması hedeflenmiştir. Öznitelik işlemi sonucunda her bir örüntüye ait 132 öznitelik çıkartılmıştır. 132 değeri sınıf sayısını daha doğrusu veri tabanında yer alan farklı kişilerin sayısını ifade etmektedir. Bunun nedeni ise çıkış kodlama yöntemi olarak bire karşı hepsi (1 versus All, 1vsA) yaklaşımının kullanılmasından kaynaklanmaktadır.

2.3.3. Sınıflandırma ve Eşleştirme

Tanımanın en son aşaması sınıflandırma işlemidir. Sınıflandırma işlemi için iki farklı sınıflandırma mantığı kullanılmıştır. Bu sınıflandırma mantıklarından biri En Yakın Komşuluk (EYK), diğeri ise Destek Vektör Makineleri 'dir (DVM).

EYK mantığında iki farklı uzaklık metriği kullanılmıştır. Bu metrikler Öklit Uzaklığı (ÖÜ) ve Ağırlıklandırılmış Öklit Uzaklığı'dır (AÖÜ).

DVM yönteminde ise, LibSVM hazır kütüphanesi kullanılmıştır. Çekirdek fonksiyonu olarak radyal tabanlı RBF çekirdeği uygulanmıştır. Bu çekirdek fonksiyonunun seçilmesinin nedeni verileri doğrusal olmayan bir şekilde yüksek boyutlu uzaya eşlemesi ve DVM modelinin karmaşıklığını etkileyecek olan parametrelerin sayısının az olmasıdır. Düzenleştirme parametresi ve çekirdek parametrelerinin belirlenebilmesi için k katlamalı çapraz geçerlilik yöntemi kullanılmıştır. Yöntemde eğitim kümesi k alt kümeye ayrılmaktadır. Sınıflandırıcı sıralı olarak k-1 tane alt küme ile eğitilmekte, geriye kalan alt küme ise test kümesi olarak kullanılmaktadır. Böylelikle eğitim kümesindeki her bir örnek test verisi olarak kullanılarak en iyi parametreler elde edilmiştir. k katlamalı çapraz geçerlilik yöntemi ile belirlenen bu parametreler kullanılarak eğitim kümesinin eğitilmesiyle oluşturulan model ile test kümesinin test işlemi sağlanmıştır. DVM çıkış kodlama tekniği olarak kütüphanede bire karşı bir (1vs1) kullanılmıştır.

Doğrulamada ise eşleştirme yapılmıştır. Test kümesinde yer alan her bir örüntü eğitim kümesindeki örüntülerle eşleştirilmiştir. Bu işlem yapılırken uzaklık metrikleri

kullanılmıştır. Bu uzaklık metrikleri tanıma sisteminde kullanılan ÖU ve AÖU'dır. Doğrulamayı DVM ile gerçekleştirebilmek için hibrid bir yaklaşım önerilmiştir. Çünkü DVM direkt verileri sınıflandırılmasını sağlayan, test ve eğitim kümeleri arasında uzaklık metriğine bağlı eşleştirme gerçekleştiremeyen bir yöntemdir. Bu hibrid yaklaşımda doğrulama yapabilmek için eğitim ve test kümeleri DVM uzayına taşınarak bu uzaydaki verileri ifade eden özellikler elde edilmiştir. Her bir örüntü için $1vs1$ kullanıldığından $k*(k-1)/2$ tane özellik çıkartılmıştır. k parametresi sınıf sayısını ifade etmektedir. Daha sonra bu test ve eğitim kümesine ait elde edilen özellikler kullanılarak ÖU'na dayalı eşleştirme gerçekleştirilmiştir.

2.3.4. Deneysel Sonuçlar

Avuç parmak eklem yüzeyinin tek başına kullanıldığı tanıma ve doğrulama için test işlemleri 132 kişi içeren 1614 imgeden oluşan veri tabanı üzerinde denenmiştir. Veri tabanı eğitim ve test olarak ayrılırken, her bir kişiden 2, 3, 4 ve 6 eğitim imgesi alınacak şekilde veri tabanı eğitim ve test olarak ayrılmıştır. Bu ayırım doğrultusunda sistem testleri gerçekleştirilmiştir. Tablo 1. veri tabanının her bir kişiden alınan eğitim imge sayısına göre eğitim ve test kümesinin sayısının nasıl olduğunu göstermektedir.

Tablo 1. Eğitim ve test kümesi sayıları

Her bir kişiden alınan eğitim örneği sayısı	Eğitim kümesindeki imge sayısı	Test kümesindeki imge sayısı
2	264	1350
3	396	1218
4	528	1086
6	792	822

Tablo 1. 'da gösterilen eğitim ve test kümelerinin her biri üzerinde tanıma ve doğrulama sonuçları gösterilmiştir. Bu sonuçlar alınırken Haar tabanlı ADD+ÇFA (H+ÇFA), Daubechies-4 tabanlı ADD+ÇFA (D+ÇFA) ve sadece normalizasyon uygulanmış normalizasyon tabanlı+ÇFA (N+ÇFA) olarak 3 farklı yöntem kullanılmıştır.

Tanıma sistemlerinde bu yöntemler kullanılarak ÖU ve AÖU tabanlı EYK ve DVM sınıflandırıcıları ile 3 farklı sınıflandırma işlemi gerçekleştirilmiştir. Doğrulama sisteminde ise ÖU, AÖU ve DVM+ÖU (hibrit yapı) uzaklık metrikleri kullanılarak EER ve FAR değeri %0.1 olduğundaki GAR değerleri elde edilmiştir. İki sistemde de ÇFA'da yer alan regülasyon parametresi ile standart sapma değeri değiştirilerek en optimum sonuca ulaşılmaya çalışılmıştır.

ÖU tabanlı EYK sınıflandırıcısının Tablo 1.'deki gibi ifade edilen eğitim ve test kümelerine uygulanmasıyla elde edilen doğru tanıma yüzdeleri (DTY) ve doğru tanınan imgelerin sayılarını (DTİS) gösteren tablo aşağıda verilmektedir.

Tablo 2. ÖU tabanlı EYK sınıflandırıcısına ait DTY ve DTİS

Yöntem	Her bir kişiden alınan eğitim örneği sayıları							
	2		3		4		6	
N+ÇFA	%91.111	1230	%92.118	1122	%94.198	1023	%96.958	797
H+ÇFA	%94.074	1270	%94.827	1155	%97.053	1054	%98.053	806
D+ÇFA	%94.810	1274	%95.238	1160	%97.329	1057	%98.540	810

Tablo 2. incelendiğinde eğitim için her sınıftan (kişiden) alınan örnek sayısı arttıkça doğru tanıma oranı 3 yöntem için de artmaktadır. N+ÇFA yönteminde görüntülere sadece normalizasyon uygulandığı için en kötü sonucu elde etmiştir. Haar dalgacığı kullanıldığında yapılan testler ise N+ÇFA'ya göre daha başarılı olmuştur. Fakat bu yöntem ise D+ÇFA'nın gerisinde kalmaktadır. Her bir sınıftan 6'şar örnek alındığında D+ÇFA yönteminde %98.540 lık bir oranla, 810 tane doğru tanınan imge bulunmaktadır. Bu da sadece 12 test örneğini doğru tanınamadığını göstermektedir. Her bir sınıftan alınan eğitim örneği sayısı 4'e düşürüldüğünde ise %98.540'lık bir doğru tanıma oranına karşılık sadece 29 tane yanlış sınıflandırılan test örneğinin olduğunu göstermektedir.

AÖU tabanlı EYK sınıflandırıcısının Tablo 1.'deki gibi ifade edilen eğitim ve test kümelerine uygulanmasıyla elde edilen doğru tanıma yüzdeleri ve doğru tanınan imgelerin sayılarını gösteren tablo aşağıda verilmektedir.

Tablo 3. AÖÜ tabanlı EYK sınıflandırıcısına ait DTY ve DTİS

Yöntem	Her bir kişiden alınan eğitim örneği sayıları							
	2		3		4		6	
N+ÇFA	%91.703	1238	%93.185	1135	%95.211	1034	%97.323	800
H+ÇFA	%94.518	1276	%94.827	1155	%97.145	1055	%98.053	806
D+ÇFA	%94.592	1277	%95.238	1160	%97.421	1058	%98.175	807

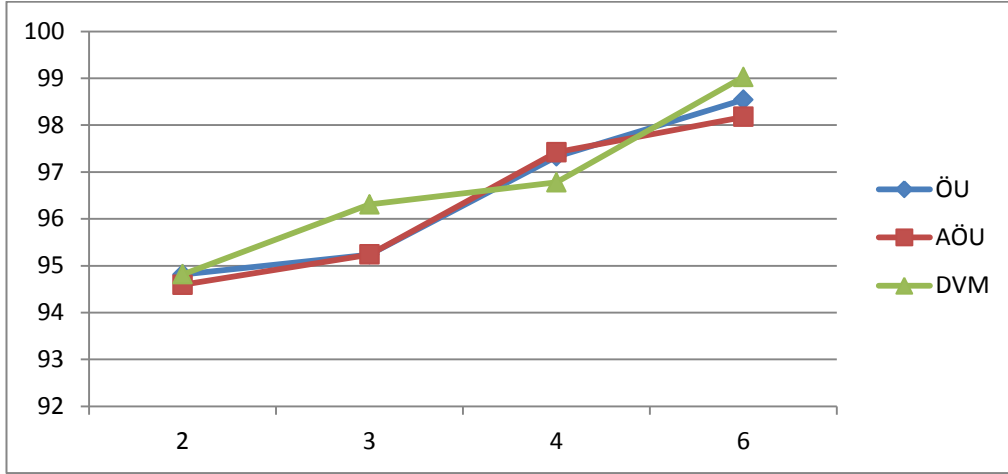
AÖÜ tabanlı EYK sınıflandırıcısında beklenti standart sapma ve ortalamanın da hesaba katılmasıyla ÖÜ tabanlı olana göre daha iyi sonuç vermesidir. Tablo 3. incelendiğinde bu beklentinin karşılandığı gözükmetedir. Bu sınıflandırıcı kullanıldığında yine en iyi sonucu D+ÇFA yöntemi vermektedir. Yöntem 2'şer ve 6'şar eğitim verisi alındığında verilerin dağılımdan dolayı ÖÜ'nun gerisinde kalmıştır. Diğer durumlarda ÖÜ 'na göre daha başarılı sonuçlar elde etmektedir.

DVM'nin Tablo 1.'daki gibi ifade edilen eğitim ve test kümelerine uygulanmasıyla elde edilen doğru tanıma yüzdeleri ve doğru tanınan imgelerin sayılarını gösteren tablo aşağıda verilmektedir.

Tablo 4. DVM'ne ait DTY ve DTİS

Yöntem	Her bir kişiden alınan eğitim örneği sayıları							
	2		3		4		6	
N+ÇFA	%91.851	1240	%93.513	1139	%94.567	1027	%97.445	801
H+ÇFA	%94.592	1277	%95.402	1162	%97.237	1056	%98.783	812
D+ÇFA	%94.814	1280	%96.305	1173	%96.777	1051	%99.026	814

Tablo 4. incelendiğinde DVM sınıflandırıcısının diğer iki sınıflandırıcıya göre daha başarılı olduğu görülmektedir. Bunun nedeni DVM'nin sınıfları ayıracak en iyi hiperdüzlemleri bulup, sınıflandırma gerçekleştirmesidir. Doğru tanıma oranı olarak en iyi sonucu burada da D+ÇFA yöntemi vermektedir. Her bir sınıftan 6'şar eğitim örneği alındığında %99.026'lık başarıyla 822 test verisinden 814'ünü bulmaktadır. Bu sonuçlar ÖÜ'na göre yapılan sınıflandırma sonuçlarının daha da ilerisindedir.



Şekil 27. DVM sınıflandırıcısının D+ÇFA yöntemine göre elde ettiği doğru tanıma oranlarının grafiksel gösterimi

Doğru tanıma oranı ve doğru tanınan imge sayılarına bakıldığında avuç parmak eklem yüzeyinin tek başına bir biyometrik olarak tanıma sistemlerinde kullanılabildiği görülmektedir. Fakat performans analizini daha iyi bir şekilde yapabilmek için doğrulama sonuçları da elde etmekte yarar vardır. Bu nedenden dolayı ÖU'na dayalı yapılan doğrulama sonuçları Tablo 5.'de verilmiştir.

Tablo 5. ÖU'na göre elde edilen EER ve GAR değerleri

Yöntem		Her bir kişiden alınan eğitim örneği sayıları			
		2	3	4	6
N+ÇFA	EER	5.55	5.56	4.76	3.05
	GAR	%83	%84	%85.19	%91.18
H+ÇFA	EER	4.45	3.71	2.50	1.81
	GAR	%87.06	%88.8	%92.5	%95.129
D+ÇFA	EER	3.87	3.44	2.19	1.39
	GAR	%88.36	%90.34	%92.5	%96.43

Tablo 5 analiz edilirse ÖU'na göre elde edilen doğrulama sonuçları tanıma sisteminden elde edilen sonuçlarla paralel olduğu görülmektedir. Sistem D+ÇFA yönteminde en az hata değerine sahip olmaktadır. 6'şar eğitim örneği alındığında EER

değeri 1.39 ve %0.1'lik FAR değerine karşılık %96.43'lük GAR değeri elde edilmektedir. EER değeri eğitim sayısı azaldıkça doğal olarak artmakta, GAR değeri ise azalmaktadır.

AÖÜ'na dayalı yapılan doğrulama sonuçları Tablo 6.'de verilmiştir.

Tablo 6. AÖÜ'na göre elde edilen EER ve FAR=%0.1 iken elde edilen GAR değerleri

Yöntem		Her bir kişiden alınan eğitim örneği sayıları			
		2	3	4	6
N+ÇFA	EER	5.34	5.11	4.109	2.7
	GAR	%83.18	%86.85	%87.74	%93.06
H+ÇFA	EER	4.15	3.50	2.18	1.73
	GAR	%89.22	%89.5	%93.07	%96
D+ÇFA	EER	3.60	3.21	2.16	1.24
	GAR	%90.05	%91	%93.57	%96.60

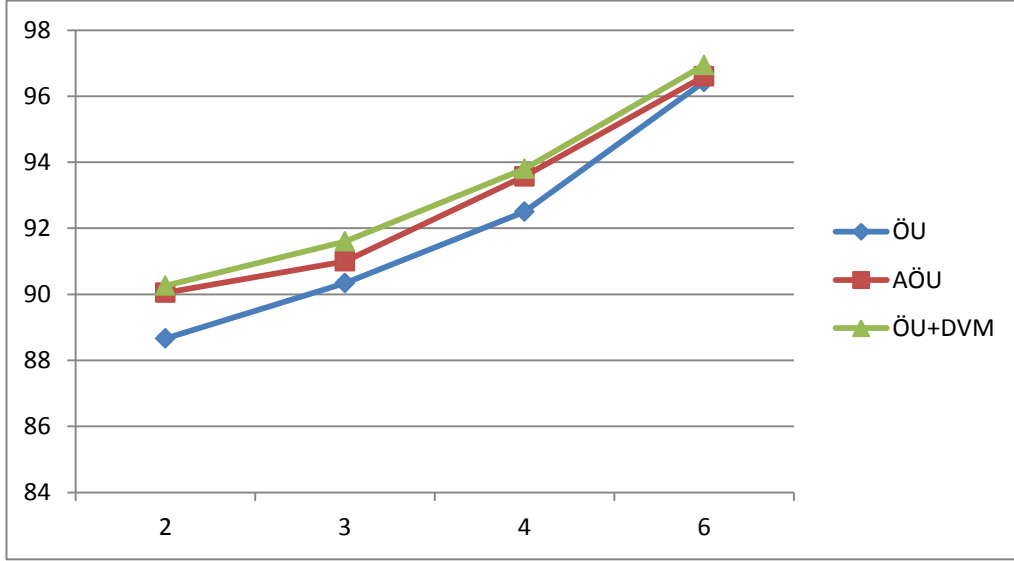
Burada bazı sonuçlar ÖÜ'na dayalı doğrulamanın gerisinde kalmaktadır. 3'er eğitim verisi alındığında D+ÇFA yönteminde elde edilen GAR değeri ÖÜ'na dayalı doğrulama sonuçlarından daha düşük çıkmıştır. Bu verilerin dağılımından kaynaklanan bir durumdur. 3 yöntem ile elde edilen sonuçlara bakıldığında D+ÇFA yöntemi en iyi sonuçları verdiği görülmektedir.

DVM+ÖÜ'na dayalı yapılan doğrulama sonuçları Tablo 8.'de verilmiştir.

Tablo 7. DVM+ÖÜ 'na göre elde edilen EER ve FAR = %0.1 iken elde edilen GAR değerleri

Yöntem		Her bir kişiden alınan eğitim örneği sayıları			
		2	3	4	6
N+ÇFA	EER	4.45	4.41	3.39	2.21
	GAR	%85.7	%86.83	%88.34	%93.25
H+ÇFA	EER	3.84	3.48	2.33	1.19
	GAR	%89.06	%89.6	%92.77	%96.87
D+ÇFA	EER	3.46	3.21	2.13	1.16
	GAR	%90.26	%91.6	%93.8	%96.94

ÖU ve DVM'nin birlikte kullanıldığı doğrulama yönteminde DVM'nin kullanılmasından kaynaklanan yüksek bir başarı elde edilmiştir. EER değeri diğer iki doğrulama sonuçlarına göre düşük ve GAR değeri ise daha yüksektir. Bunun nedeni sınıfları ayırabilmek için en iyi hiperdüzlemin bulunmasıdır. Burada da D+ÇFA yöntemi en iyi sonuçları elde etmiştir.



Şekil 28. ÖU+DVM'ye göre elde edilen GAR değerlerinin grafiksel gösterimi

Çalışmada dört parmaktan çıkarılan avuç parmak eklem yüzeyi örüntüleri birleştirilerek tek bir örüntü olarak kullanılmıştır. Literatürdeki çalışmalara bakıldığında aynı biyometrikler için füzyon yöntemleri kullanılmaktadır. Bu nedenden dolayı literatürdeki çalışmalarla karşılaştırma yapmak amaçlı dört parmak biyometrikleriyle füzyon yöntemi denenmiştir. Gerek kullanılan yapıya uygunluğundan gerekse içerdiği zengin bilgilerden dolayı füzyon yöntemlerinden özellik seviyeli olan kullanılmıştır. Tablo 8. iki duruma ait sonuçları içermektedir. Kullanılan yöntem olarak en iyi sonucu veren DVM sınıflandırıcısına dayalı D+ÇFA seçilmiştir. Amaç karşılaştırmalı sonuç vermek olduğu için sadece doğru tanıma oranı ve doğru tanınan imge sayıları (tanıma için) incelenmiştir.

Tablo 8. Önerilen yöntemin özellik seviyeli füzyon yöntemi ile karşılaştırılması

	Doğru Tanıma Oranı/Doğru Tanınan İmge Sayısı			
	2	3	4	6
Avuç parmak eklem yüzeyi örüntüsü (Tek Örüntü)	%94.814/1280	%96.305/1173	%96.777/1051	%99.026/814
Özellik seviyeli füzyon	%95.185/1285	%95.812/1167	%96.408/1047	%97.566/802

Tablodaki sonuçlara bakıldığında önerilen yöntemin özellik seviyeli füzyon yöntemine göre genel olarak daha iyi sonuçlar verdiği görülmektedir. Sadece her bir sınıftan 2'şer eğitim örneği alındığında elde edilen sonuç füzyon yönteminde daha yüksek olarak elde edilmiştir. Diğer üç durumda önerilen yöntemin başarısı açıkça ortadadır. Kişilere ait ham dört avuç parmak eklem yüzeyi örüntülerinin birleştirilip özellik çıkarılmasına dayanan bir yaklaşım olması örüntülere ait özelliklerin ayrı ayrı çıkartılıp birleştiren füzyon yöntemine oranla daha başarılı çıkmasının nedeni olarak gösterilebilir.

Avuç parmak eklem yüzeyi biyometriği kullanılarak üç farklı yöntem ile tanımada etkin sonuçlar elde edilmektedir. Tüm sonuçlar incelendiğinde avuç parmak eklem yüzeyinin tek başına bir biyometrik olarak kullanılabilmesi açıkça görülmektedir.

2.4. Avuç Parmak Eklem Yüzeyi ve Avuç İzine Dayalı Çoklu Biyometrik Tanıma ve Doğrulama

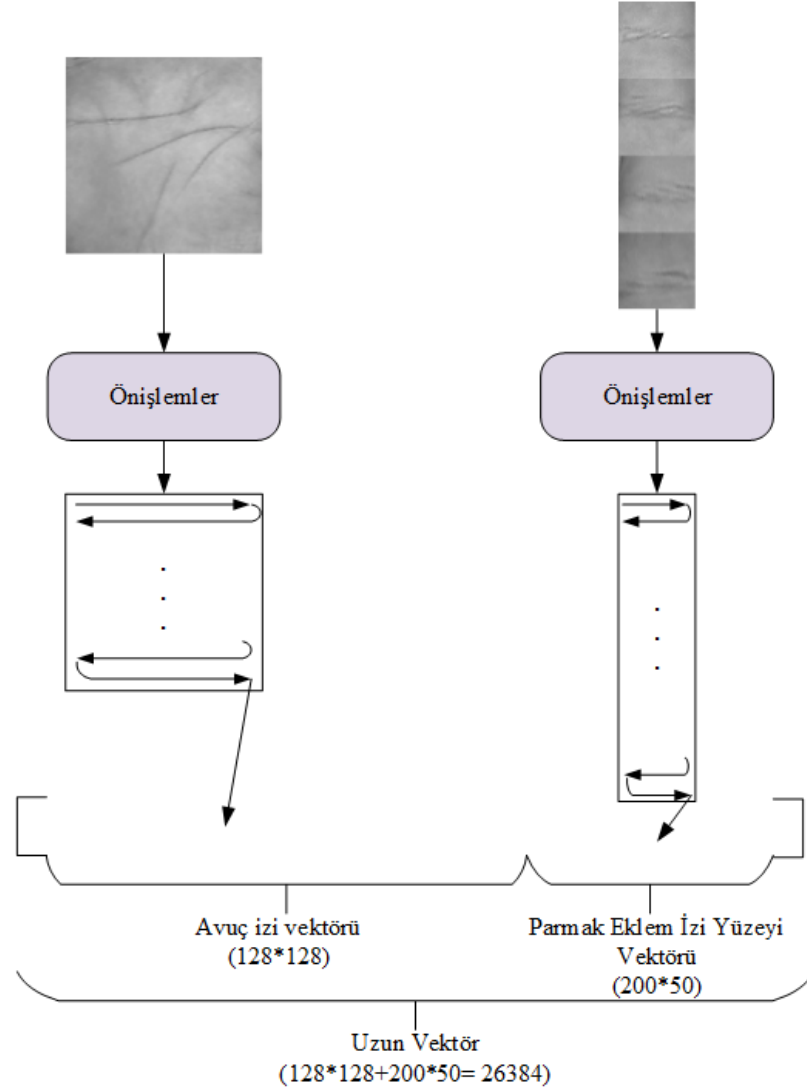
Avuç parmak eklem yüzeyi biyometriği tek başına kullanıldığında tanıma ve doğrulama sistemleri için yeterli bir başarıya ulaştığı yukarıdaki deneysel sonuçlardan görülmektedir. Fakat tek bir biyometrik kullanıldığında karşılaşılan sorunlar düşünüldüğünde daha güvenli ve daha doğru sonuçlar elde edebilmek için çoklu biyometrik bir sistemin kullanılması gerektiği kolayca anlaşılmaktadır. Tüm bu gerekliliklerden yola çıkılarak parmak eklem izi yüzeyi ve avuç izi kullanıldığı bir çoklu biyometrik sistem gerçekleştirilmiştir. Bu iki biyometriğin bir arada kullanılmasının nedeni yüz imgesi gibi fazla girdi verisi olmadan aynı sensör içerisinde alınabilecek biyometrikler olmasıdır.

Sunulan bu yöntemde kullanılan avuç izi örüntüleri [36] nolu yayınında anlatılan çalışmayla elde edilmiş olan, bu tez kapsamında kullanılan veri tabanından elde edilmiş 128x128 piksel çözünürlüklü hazır imgelerdir. Sadece bu imgeler kullanılarak karşılaştırmalı sistem analizi yapabilmek için, avuç parmak eklem yüzeyine dayalı tanıma ve doğrulama sistemleri için gerçekleştirilen çalışmanın aynı yapısı avuç izi imgeleri içinde gerçekleştirilmiştir.

Avuç parmak eklem yüzeyi ve avuç izine dayalı çoklu biyometrik tanıma ve doğrulama sisteminde bir önceki sistem yapısında olduğu gibi örüntüler eğitim ve test kümesi olarak ayrılmıştır. Avuç parmak eklem yüzeyi ve avuç izi örüntülerine ayrı olarak önışlem uygulanmıştır. Önışlemin ardından bu iki veri uzun vektör olacak şekilde birleştirilmiştir. Birleştirme işleminden sonra parmak eklem izi yüzeyi ve avuç izini ifade eden uzun vektörün özneteliği çıkartılıp sınıflandırma işlemi uygulandıktan sonra sistemin tanıma ve doğrulama işlemleri gerçekleştirilmiştir.

2.4.1. Uzun Vektör Elde Edilmesi

İki biyometrik yapıdan uzun vektör elde edilmesi işlemi biyometriklerin ayrı ayrı önışleme tabi tutulmasından sonra gerçekleşmiştir. Avuç parmak eklem yüzeyine ve avuç izine ayrı ayrı normalizasyon uygulanıp 3. seviyeli ADD dönüşümü gerçekleştirildikten sonra bu iki biyometrikler satır satır tarama yapılarak vektör haline getirilmiştir. Avuç izi vektörü 128*128'lik bir boyuta, parmak eklem izi yüzeyi vektörü ise 200*50'lik bir boyuta sahiptir. Avuç vektörünün sonuna parmak eklem izi yüzeyi vektörü eklenerek $128*128+200*50= 26384$ boyutlu bir vektör elde edilmiştir. Bu vektör uzun vektör olarak ifade edilmektedir. Uzun vektörün elde edilmesini gösteren yapı Şekil 29.'da gösterilmiştir.



Şekil 29. Uzun vektör elde edilmesini gösteren yapı

2.4.2. Öznitelik Çıkartma, Sınıflandırma ve Eşleştirme

Çalışma yapısına bakıldığında parmak eklem izi yüzeyi için hazırlanan yapının çoklu biyometrik sistemde de kullanıldığı görülmektedir. Sadece bu kısımda diğerinden farklı olarak önişlemlerin sonunda biyometrik bir birleştirme işlemi mevcuttur. İki biyometriğin oluşturduğu uzun vektör elde edilmesi dışındaki yapı bu yüzden tekrar burada anlatılmayacaktır.

2.4.3. Deneysel Sonuçlar ve Karşılaştırmalar

Parmak eklem izi yüzeyinin tek başına kullanıldığı tanıma ve doğrulama sistemlerindeki gibi çoklu biyometrik sistem için de test işlemleri 132 kişi içeren 1614 imgeden oluşan veri tabanı üzerinde denenmiştir. Aynı şekilde veri her bir kişiden 2, 3, 4 ve 6 eğitim imgesi alınacak şekilde veri tabanı eğitim ve test olarak ayrılarak sistem testi gerçekleştirilmiştir.

Sistem testlerinde bir önceki sistemde olduğu gibi H+ÇFA, D+ÇFA ve N+ÇFA olarak 3 farklı yöntem kullanılmıştır. Benzer olarak tanıma sisteminde bu yöntemler kullanılarak ÖU ve AÖU tabanlı EYK ve DVM sınıflandırıcıları ile 3 farklı sınıflandırma işlemi gerçekleştirilmiş, doğrulama sisteminde ise ÖU, AÖU ve DVM+ÖU (hibrit yapı) uzaklık metrikleri kullanılarak EER ve GAR (FAR=% 0.1 iken) değerleri elde edilmiştir.

ÖU tabanlı ve AÖU tabanlı EYK sınıflandırıcılarının ve DVM sınıflandırıcısının parmak eklem izi yüzeyi ve avuç izine dayalı çoklu biyometrik tanıma sisteminde uygulanmasıyla elde edilen doğru tanıma yüzdeleri ve doğru tanınan imgelerin sayılarını gösteren tablolar aşağıda verilmektedir.

Tablo 9. Uzun vektör üzerindeki ÖU tabanlı EYK sınıflandırıcısına ait DTY ve DTİS

Yöntem	Her bir kişiden alınan eğitim örneği sayıları							
	2		3		4		6	
N+ÇFA	%98.074	1325	%96.305	1173	%98.882	1067	%98.783	812
H+ÇFA	%98.148	1325	%97.208	1184	%99.171	1077	%99.026	814
D+ÇFA	%98.148	1325	%97.372	1186	%99.171	1077	%99.148	815

Tablo 10. Uzun vektör üzerindeki AÖU tabanlı EYK sınıflandırıcısına ait DTY ve DTİS

Yöntem	Her bir kişiden alınan eğitim örneği sayıları							
	2		3		4		6	
N+ÇFA	%97.703	1319	%96.387	1174	%99.171	1077	%98.783	812
H+ÇFA	%98	1323	%97.454	1187	%99.263	1078	%99.026	814
D+ÇFA	%98.148	1325	%97.536	1188	%99.447	1080	%99.148	815

Tablo 11. Uzun vektör üzerindeki DVM sınıflandırıcısına ait DTY ve DTİS

Yöntem	Her bir kişiden alınan eğitim örneği sayıları							
	2		3		4		6	
N+ÇFA	%98.074	1324	%98.522	1200	%99.171	1077	%99.635	819
H+ÇFA	%98.074	1324	%99.178	1208	%99.355	1079	%99.756	820
D+ÇFA	%98.296	1327	%99.425	1211	%99.539	1081	%99.878	821

Tablolardan elde edilen sonuçlara bakıldığında çoklu biyometrik sistemin de en iyi sonucu sadece avuç parmak eklem yüzeyi kullanılarak yapılan tanıma sisteminde olduğu gibi D+ÇFA yönteminde verdiği görülmektedir. Üç sınıflandırıcı karşılaştırıldığında en iyi sonuç DVM sınıflandırıcısından elde edilmiştir. 6'şar eğitim örneği alınarak 792 eğitim sayısına karşılık 822 test verisinden sadece 1 tanesini doğru sınıflandıramayarak %99.878'lik yüksek bir başarı elde etmiştir. Buna karşılık diğer iki sınıflandırıcıda bu oran 815 veriyi doğru sınıflandırılmasıyla %99.148'de kalmıştır. Diğer durumlara bakıldığında eğitim sayısı azaldıkça elde edilen yüzdeler de azalmıştır fakat, doğru tanınan ya da doğru sınıflandırılmayan test verileri sayısına göz atılırsa bu durumlarda da yüksek bir başarı elde ettiği görülmektedir. Tablo 11.'de 2'şer eğitim alındığında doğru sınıflandırılmayan veri sayısı 23, 3'şer eğitim verisi alındığında 7, 4'şer eğitim verisi alındığında 5 olmaktadır. Eğitim sayısı arttıkça başarının artması beklenen bir durum olmasına rağmen az eğitim verisi olduğunda da kurulan çoklu biyometrik sistem başarılı olmaktadır.

Çoklu biyometrik sistem için yapılan tanıma sonuçlarının dışında sistemin performans analizini daha iyi bir şekilde yapıp sisteminin başarısını ortaya koymak için doğrulama sonuçları da elde edilmiştir. ÖU'na dayalı yapılan doğrulama sonuçları Tablo 12.'de, AÖU'na dayalı yapılan doğrulama sonuçları Tablo 13.'de ve ÖU tabanlı DVM'ne dayalı yapılan doğrulama sonuçları Tablo 14.'de verilmiştir.

Tablo 12. ÖU'na göre elde edilen EER ve GAR değerleri

Yöntem		Her bir kişiden alınan eğitim örneği sayıları			
		2	3	4	6
N+ÇFA	EER	3.18	1.14	0.741	0.586
	GAR	%90.08	%96.9	%98.03	%99.05
H+ÇFA	EER	2.56	0.95	0.569	0.454
	GAR	%92.6	%97.78	%98.9	%99.37
D+ÇFA	EER	2.47	0.94	0.460	0.271
	GAR	%93.45	%97.8	%98.91	%99.57

Tablo 13. AÖU'na göre elde edilen EER ve GAR değerleri

Yöntem		Her bir kişiden alınan eğitim örneği sayıları			
		2	3	4	6
N+ÇFA	EER	3.71	1.38	0.753	0.721
	GAR	%88.04	%97.34	%98.66	%99.26
H+ÇFA	EER	3.13	1.11	0.582	0.611
	GAR	%92.37	%97.38	%99.08	%99.29
D+ÇFA	EER	2.23	1.10	0.579	0.364
	GAR	%93.53	%97.71	%99.16	%99.59

Tablo 14. ÖU tabanlı DVM'ne göre elde edilen EER ve GAR değerleri

Yöntem		Her bir kişiden alınan eğitim örneği sayıları			
		2	3	4	6
N+ÇFA	EER	1.27	1.01	0.646	0.541
	GAR	%96.6	%97.35	%98.67	%99.37
H+ÇFA	EER	1.17	0.83	0.519	0.335
	GAR	%96.86	%98.17	%99.12	%99.51
D+ÇFA	EER	0.957	0.819	0.458	0.252
	GAR	%96.96	%98.36	%99.43	%99.73

Tablolar incelendiğinde tanımada olduğu gibi doğrulama sonuçlarında da en iyi sonucu D+ÇFA yönteminden elde edildiği görülmektedir. ÖU tabanlı DVM’de EER değeri 0.252 olarak hesaplanarak en küçük halini almaktadır. Bu değer diğer iki doğrulama sonuçlarına göre oldukça düşüktür. Doğrulama işleminde DVM kullanılması bu sonucun alınmasına en büyük etken olmuştur. %0.1 FAR değerine karşılık gelen GAR değerleri ise %99.73’lük bir yüzdeyle maksimum değerini almaktadır. Eğitim sayısı azaldıkça GAR değeri düşüp, EER değeri artmaktadır. Fakat EER değeri 1’in altında kalması, GAR değeri ise %96’nın üstünde olması tanımada olduğu gibi doğrulamada da az eğitim verisiyle etkin bir sonuç elde edilebileceğini göstermektedir.

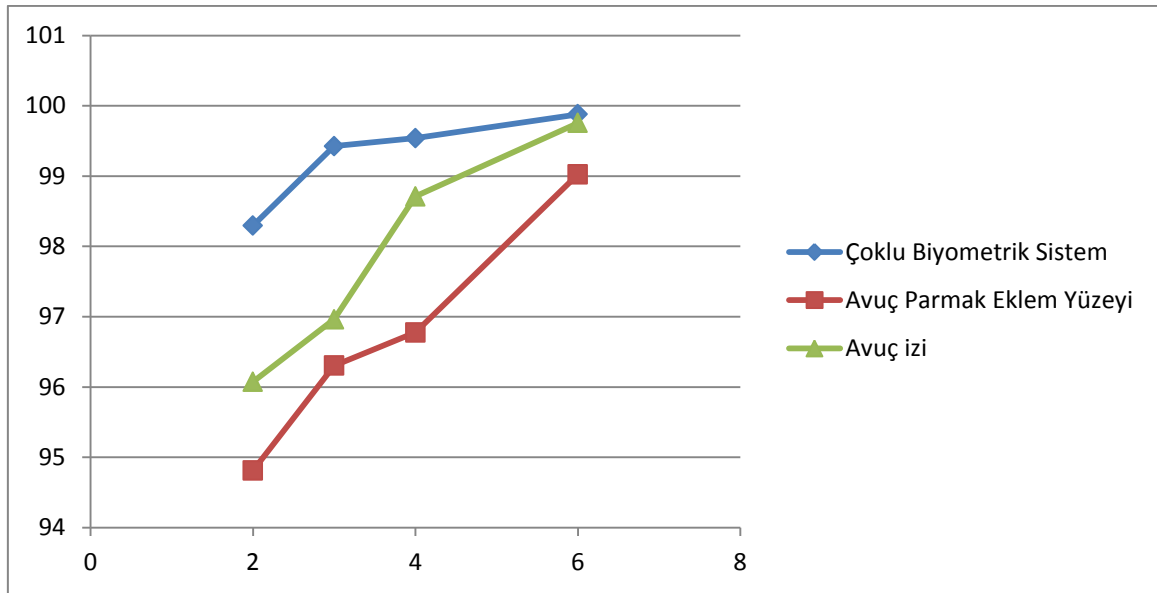
Çoklu biyometrik sistemin başarısının tam olarak anlaşılabilmesi için kullanılan biyometriklerin tek başına sistemde kullanılmasıyla elde edilen sonuçları da karşılaştırmalı olarak vermek gerekmektedir. Bu yüzden parmak eklem izi yüzeyinin ve avuç izinin kurulan sistem yapısında tek başına kullanıldığı durumlarda nasıl bir başarıya ulaştıkları incelenmiştir. Avuç parmak eklem yüzeyinin dışında avuç izi biyometriği de bu sistem yapısı üzerinde denenmiştir. Hem avuç parmak eklem yüzeyinde, hem de çoklu biyometrik sistemde en iyi sonuçların elde edildiği DVM’nin sınıflandırıcı olarak kullanıldığı D+ÇFA yönteminin sonuçları incelenmiştir. Aşağıdaki Tablo 15 ‘de sadece avuç parmak eklem yüzeyi kullanıldığında, sadece avuç izi kullanıldığında ve her iki biyometriğin oluşturduğu çoklu biyometrik sistem kullanıldığında elde edilen doğru tanıma ve doğru tanınan imge sayıları karşılaştırmalı olarak verilmektedir.

Tablo 15. D+ÇFA ve DVM sınıflandırıcısına ait DTY ve DTİS karşılaştırılması gösterimi

Yöntem	Her bir kişiden alınan eğitim örneği sayıları							
	2		3		4		6	
Avuç parmak eklem yüzeyi	%94.814	1280	%96.305	1173	%96.777	1051	%99.026	814
Avuç izi	%96.074	1297	%96.962	1181	%98.710	1072	%99.756	820
Çoklu biyometrik sistem	%98.296	1327	%99.425	1211	%99.539	1081	%99.878	821

Tablo 15’e bakıldığında önerilen çoklu biyometrik sistemin gerçekten diğer iki biyometriğin tek başına kullanıldığında elde ettikleri doğru tanıma oranına göre daha

başarılı olduğu görülmektedir. 6'şar eğitim örneği alındığındaki sonuçlara bakıldığında iki biyometrik tek başına uzun vektör yapısına dayalı çoklu biyometrik sistemin gerisinde kalmış fakat, bir arada kullanıldıklarında ise birbirlerini tamamlayıcı etki göstermişlerdir. Tek biyometrik kullanıldığında oluşan sorunlar düşünüldüğünde böyle bir sonuç elde edilmesi beklenen bir durumdur. İki biyometriğin birbirlerine tamamlayıcı etki gösterdiğini en iyi az sayıda eğitim örneği kullanıldığında anlaşılabilir. 2'şer eğitim örneği alındığında avuç parmak eklem yüzeyi %94.814, avuç izi %96.074'lük bir başarı elde etmiştir. Uzun vektör yapısına dayalı çoklu biyometrik sistem ise bu iki sonuca oranla daha yüksek olan %98.296'lık bir başarıya ulaşmıştır. Tablo 15'in grafiğe aktarılmış hali Şekil 29'da verilmiştir. Şekil 29'daki grafikten de önerilen çoklu biyometrik sistemin diğer tek biyometrikli sistemlere göre daha üstün olduğu görülmektedir.



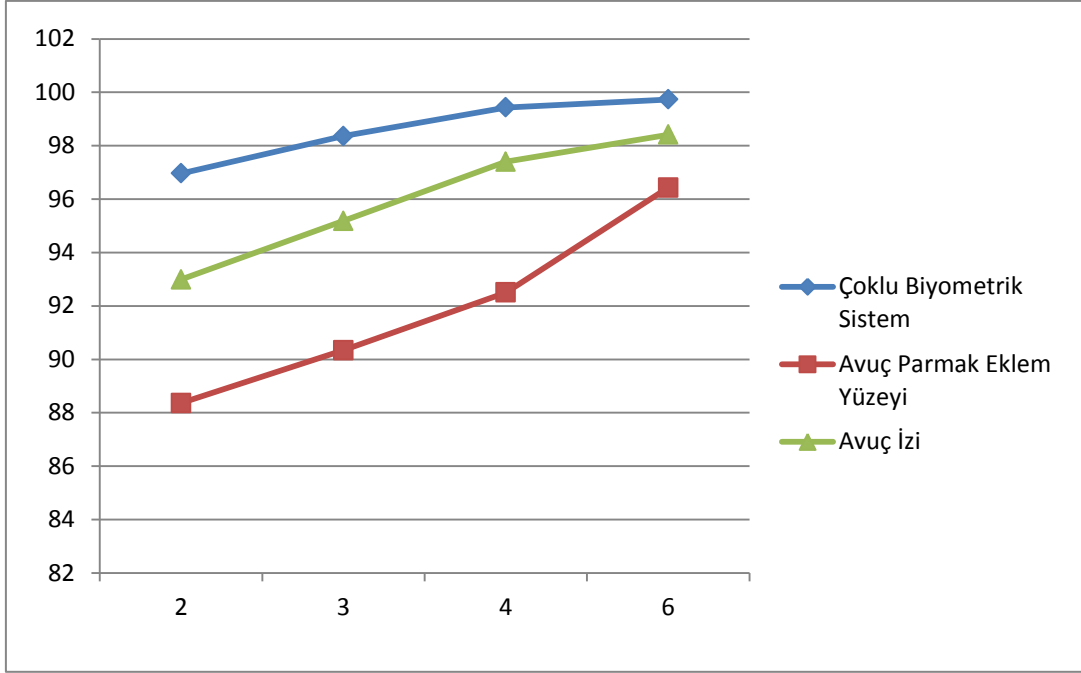
Şekil 30. Çoklu biyometrik sistem, avuç parmak eklem yüzeyi ve avuç izinin karşılaştırmalı gösterim grafiği

Tablo 16. 'da avuç parmak eklem yüzeyi kullanıldığında, sadece avuç izi kullanıldığında ve her iki biyometriğin oluşturduğu çoklu biyometrik sistem kullanıldığında elde edilen EER ve GAR değerleri karşılaştırmalı olarak verilmiştir.

Tablo 16. ÖU+DVM'ne göre elde edilen EER ve GAR değerleri

Yöntem		Her bir kişiden alınan eğitim örneği sayıları			
		2	3	4	6
Avuç parmak eklem yüzeyi	EER	3.87	3.44	2.19	1.39
	GAR	%88.36	%90.34	%92.5	%96.43
Avuç izi	EER	2.46	1.59	1.06	0.741
	GAR	%92.99	%95.18	%97.4	%98.41
Çoklu biyometrik sistem	EER	0.957	0.819	0.458	0.252
	GAR	%96.96	%98.36	%99.43	%99.73

Üç farklı sistemin karşılaştırmalı doğrulama sonuçları incelendiğinde çoklu biyometrik sistemin tanımada olduğu gibi diğer ikisine göre daha üstün olduğu kanısına varılmaktadır. EER değerleri dört farklı (2, 3, 4, 6) eğitim örneği alınarak gerçekleştirilen testlerde 1'in altına düştüğü görülmektedir. Avuç izine dayalı tek biyometrik sistemde sadece 6 eğitim örneği alındığındaki test sonucunda 1'in altına düşmüş, diğer testlerde hep 1'in üstünde kalmaktadır. Avuç parmak eklem yüzeyi için ise EER değeri hep 1'in üzerinde olmaktadır. %0.1 FAR değerinde elde edilen GAR sonuçlarına bakıldığında ise yine çoklu biyometrik sistemin üstünlüğünden bahsedilmektedir. En büyük üstünlüğü 2'şer eğitim örneği alındığında elde edilen GAR sonuçlarından görülebilmektedir. Doğrulama sonuçları tanımadan elde edilen sonuçlarla örtüşecek şekildedir. İki performans analiz sisteminde de önerilen uzun vektöre dayalı çoklu biyometrik yapının daha üstün olduğu görülmektedir. tanımada olduğu gibi doğrulamada da GAR değerlerine göre oluşan Tablo 16'ya ait grafik Şekil 31'de verilmektedir. Bu grafikte de çoklu biyometrik yapının üstünlüğü gözler önüne serilmiştir.



Şekil 31. Çoklu biyometrik sistem, avuç parmak eklem yüzeyi ve avuç izinin GAR sonuçlarına göre karşılaştırmalı gösterim grafiği

Literatürdeki çalışmalara bakıldığında çoklu biyometri alanında sıkça kullanılan yöntemlerden biri de füzyon işlemidir. Bu nedenlerden dolayı önerdiğimiz uzun vektörlü çoklu biyometri yapısı sonuçları, özellik seviyeli füzyon gerçekleştirildiğinde elde edilen sonuçlarla karşılaştırma gereği duyulmuştur. Füzyon yöntemleri içerisinde özellik seviyeli olanın seçilmesinin nedeni, önerilen uzun vektör yapısıyla olan benzerliği ve ham veri hakkında daha çok bilgi içermesidir. Tablo 17. önerilen yöntem ile özellik seviyeli füzyonun tanıma sistemi için elde edilen sonuçları karşılaştırmalı olarak verilmiştir.

Tablo 17. Uzun vektör yapısına dayalı çoklu biyometrik yaklaşım ile özellik seviyeli füzyon yaklaşımının karşılaştırması

	Doğru Tanıma Oranı/Doğru Tanınan İmge Sayısı			
	2	3	4	6
Uzun vektör yapısı	%98.296/1327	%99.425/1211	%99.539/1081	%99.878/821
Özellik seviyeli füzyon	%98.888/1335	%99.096/1207	%98.987/1075	%99.878/821

Elde edilen sonuçlar incelendiğinde özellik seviyeli füzyon yöntemi önerilen yönteme göre sadece 2'şer eğitim örneği alındığında daha yüksek bir sonuç verdiği görülmektedir. 3'er ve 4'er eğitim örneği alındığında ise önerilen yöntem daha başarılı çıkmaktadır. 6'şar eğitim örneği alınan durumdaysa iki yöntem aynı başarıyı göstermektedir. Tüm bu sonuçların ışığında önerilen yöntem için literatürde sıkça kullanılan bir yöntemle kıyaslanabilecek derecede olduğu hatta bazı durumlarda daha yüksek bir başarı elde ettiği söylenebilmektedir.

3. SONUÇLAR VE TARTIŞMA

Çalışmamızda, yeni bir el biyometriği olan avuç parmak eklem yüzeyi önerilmiş ve avuç parmak eklem yüzeyinin tek başına kullanılabilir kadar bilgi içerdiğini kanıtlamak amaçlı tanıma ve doğrulama gerçekleştirilmiştir. Ayrıca avuç izi ile avuç parmak eklem yüzeyinin oluşturduğu çoklu biyometrik bir sistem oluşturulmuştur. Bu sistem tek bir imgeden elde edilebilen iki biyometriğin tek başına yetersiz kaldığı durumlarda birbirlerine destek vererek daha yüksek bir başarıya ulaşmak amaçlı kurulmuştur.

Çalışmada önerilen biyometrik olan avuç parmak eklem yüzeyini bulunması kısmında 132 farklı kişiden alınan 1614 tane el imgesi ve bu el imgelerine ait AGM yöntemi ile elde edilmiş avuç modeli kullanılmıştır. Model noktaları ve analitik yaklaşımlarla el imgelerinden serçe, yüzük, orta ve işaret parmağına ait avuç parmak eklem yüzeyleri elde edilerek önerilen biyometrik yapısı inşa edilmiştir.

Avuç parmak eklem yüzeyi biyometriklerinin tek başına kullanıldığında yeterli bilgi içerdiğini kanıtlamak amaçlı yapılan tanıma ve doğrulama testlerinde çalışma, eğitim ve test olarak veri tabanının ikiye ayrılması, önışlemler, öznelilik çıkartma ve tanıma sistemleri için sınıflandırma, doğrulama sistemleri için eşleştirilme olarak 4 kısımda incelenmiştir. Veri tabanı her bir kişiden 2'şer, 3'er, 4'er ve 6'şar olmak üzere alınan eğitim örneklerine göre eğitim ve test olarak ayrılmıştır. Bu şekilde ayrılan veri tabanı üzerinde işlemler gerçekleştirilmiştir.

Ön işlem kısmında imgelerin birim varyansa ve sıfır ortalamaya sahip olması açısından normalizasyon gerçekleştirilerek ışık koşulların yan etkilerinden kurtarılmıştır. ADD'nde filtre bankaları kullanılarak işlem kolaylığı sağlanmıştır. 3. seviyeye kadar Daubechies-4 filtresi ve Haar filtresi kullanılmış ve en iyi sonuç 3. seviyeli Daubechies-4'ten elde edilmiştir.

Tanıma testi için yapılan sınıflandırma aşamasında ÖU ve AÖU tabanlı EYK sınıflandırıcılarıyla birlikte DVM denenmiştir. Bu 3 sınıflandırıcı içerisinde sınıfları ayıracak en iyi hiperdüzlemleri bulup, sınıflandırma gerçekleştirilmesinden dolayı en iyi sonuçların elde edildiği DVM tercih edilmiştir. Doğrulama testlerinde ise ÖU, AÖU ve ÖU+DVM kullanılarak eşleştirilme yapılmıştır. Bu üç farklı yöntem arasından en iyi sonuç önerilen ÖU+DVM'den elde edilmiştir. Bunun nedeni ise verilerin DVM uzayındaki konumlarına göre ÖU'na eşleştirme yapılmasıdır. Tüm bu çalışmanın ışığında elde edilen

sonuçlara bakılarak avuç parmak eklem yüzeyinin tek başına bir biyometrik olarak kullanılabilceği kanıtlanmıştır.

Tek biyometrikli sistemlerde karşılaşılan sorunlar nedeniyle ortaya sürülen çoklu biyometrik fikri önerilen diğeri bir yaklaşımdır. Çalışmada avuç parmak eklem yüzeyi ve avuç izi kullanılarak çoklu biyometrik oluşturulmuştur. Avuç izinin ikinci bir biyometri olarak kullanılmasındaki sebep aynı sensör üzerinden elde edilebilen biyometriklerden bir çoklu biyometrik yapısı kurulması istenmesindedir. Bu çalışmada önce iki biyometrik ayrı ayrı ön işlemlerden geçirilmiş ve elde edilen imgeler birleştirilerek uzun vektör haline getirilmiştir. Uzun vektör haline getirmek daha çok bilgi içermesinden dolayı tercih edilmiştir. Tüm sonuçlara bakıldığında 3. seviyeli Daubechies-4 filtresine bağlı olarak tanıma sisteminde DVM sınıflandırıcısı, doğrulama sisteminde ÖU+DVM hibrit yönteminden en iyi sonuçlar alınmıştır.

Çoklu biyometrik sistemin D+ÇFA yöntemi ve tanıma için DVM sınıflandırıcısı, doğrulama için de ÖU+DVM yöntemine göre elde ettiği sonuçlar avuç parmak eklem yüzeyi ve avuç izinin tek başına kullanıldığı sistemlerle karşılaştırılmış ve en iyi sonucun bu sistemden geldiği görülmüştür. Bunun nedeni ise tek biyometriklerde ortaya çıkan sorunların çoklu biyometrik sistemlerde görülmemesidir. Ayrıca iki biyometrik bir arada kullanıldığında birbirinin etkisiz kaldığı yerlerde birbirlerine destekleyici etki göstermişlerdir.

Sonuç olarak önerilen biyometrik olan avuç parmak eklem yüzeyi tek başına kullanılabilir kadar etkili olduğu sonuçlarla kanıtlanmıştır. Önerilen çoklu biyometrik sistemin ise tek biyometrikli yapılara göre daha başarılı olduğu hem tanıma hem de doğrulama ile ortaya koyulmuştur.

Çalışma sırasında geliştirilen yaklaşımın bir bölümünün yer aldığı 1 adet bildiri yayınlanmıştır. Bu bildiri 2014 yılında gerçekleştirilen Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı'nda sunulmuş ve bildiri kitapçığında basılmıştır [47].

4. ÖNERİLER

Deneysel sonuçlara bakılarak elde edilen örüntü boyutları değiştirilerek karşılaştırma yapılabilir.

Önişlem kısmında imge dönüşümü için ADD yerine daha etkili olabilecek başka bir dönüşüm metodu uygulanabilir ve farklı öznelik çıkartma yöntemleri kullanılabilir

Sınıflandırma aşamasında DVM kullanılmıştır. Farklı sınıflandırıcı kullanılarak elde edilen tanıma sonuçları yapılan sisteme ait sonuçlarla karşılaştırılabilir. Doğrulama sisteminde ise ÖU+DVM hibrit yapısındaki ÖU yerine başka uzaklık metrikleri kullanılarak doğrulama sonuçları elde edilebilir.

Literatürde yer alan füzyon yöntemlerinden sadece yapısal benzerliği göz önüne alınarak karşılaştırma amaçlı kullanılan özellik seviyeli füzyon yerine diğer füzyon yöntemleri ile de sonuçlar karşılaştırılabilir.

Sistemin eksik veri olduğunda nasıl bir cevap vereceğini gözlemlemek amaçlı test işlemleri yapılabilir ya da sonuç aşamasındaki birleştirmelerle nasıl tolare edileceği düşünülebilir.

Özellikle elin gergin ve gevşek tutulması ile biyometride meydana gelen değişimin sonucu ne kadar etkileyeceği incelenebilir.

Parmak doğrultularının parmak sağa ya da sola oynatılarak biyometrik üzerindeki etkisi incelenebilir.

Ayrıca temassız sistemlerdeki 3 boyut poz değişiminin etkisi gözlemlenebilir.

5. KAYNAKLAR

1. Yıldız, H. G., Avuçiçi Esaslı Biyometrik Kimlik Tanıma ve Doğrulama, Yüksek Lisans Tezi, M.Ü., Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul, 2010.
2. Esther, R. P. ve Shanmugalakshmi R., Finger Knuckle Print Recognition Techniques- A Survey, The International Journal of Engineering and Science (IJES), 2 (2013) 62-69.
3. Unar, J.A., Seng, W. C. ve Abbasi, A., A Review of Biometric Technology Along With Trends and Prospects, Journal of Pattern Recognition, 47 (2014), 2673-2688.
4. Eren, B., Biyometrik Teknolojilerin Etkili Tasarlanması ve Uygulanmasında Yeni Bir Öneri: Multimodel Teknoloji, Yüksek Lisans Tezi, Mimar Sinan Güzel Sanatlar Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul, 2009.
5. Jain, A. K., Ross, A. ve Prabhakar, S., An Introduction to Biometric Recognition, IEEE Transactions on Circuits and Systems For Video Technology, 14 (2004) 4-20.
6. Dhamala, P., Multibiometrics Systems, Yüksek Lisans Tezi, Norveç Bilim ve Teknoloji Üniversitesi, Norveç, 2012.
7. Zhang, L., Zhang, L. ve Zhang D., Finger-Knuckle-Print: A new biometric identifier, 16th International Conference on Image Processing (ICIP), Cario, 1981-1984, 2009.
8. Zhang, L., Zhang, L., Zhang D. ve Zhu H., Online Finger-Knuckle-Print Verification for Personal Authentication, Journal of Pattern Recognition, 43 (2010) 2560-2571.
9. Zhang, L., Zhang, L., Zhang D. ve Zhu H., Ensemble of Local and Global Information for Finger-Knuckle-Print Recognition, Journal of Pattern Recognition, 44 (2011) 1990-1998.
10. Nanni, L. ve Lumini, A., A Multi-matcher System Based on Knuckle-Based Feature, Neural Computing & Application (NC&A), 18 (2009) 87-91.
11. Hanmandlu, M. ve Grover, J., Feature Selection for Finger Knuckle Print-based Multimodal Biometric System, International Journal of Computer Applications, 38 (2012), 27-33.
12. Zhao, R., Li, K., Liu, M., Sun, X., A Novel Approach of Personal Identification Based on Single Knuckle Print Image, Asia-Pasific Conference on Information Processing, Shenzhen, 218-221, 2009.
13. Yin, J., Jin, J. Z. ve Yang, J., Weighted Linear Embedding and Its Applicaiton to Finger Knuckle-Print and Palmprint Recognition, Proceedings of the International Workshop Emerging Techniques and Challenges for Hand Based Biometrics, İstanbul, 1-4, 2010.

14. Le-quiring, Z., Finger Knuckle Print Recognition Based on SURF Algorithm, 8th International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery (FSKD), Shanghai, 1879-1883, 2011.
15. Wonknou, Y., Changyin, S. ve Zhangxi, S., Finger-Knuckle-Print Recognition Using Gabor Feature and OLDA, 30th Chinese Control Conference, Shandong, 2975-2978, 2011.
16. 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, International Conference on Hand-Based Biometrics (ICHB), Hong Kong, 1-6, 2011.
17. Amraoui, M., Abouchabaka, J. ve El Aroussi, M., Finger Knuckle Print Recognition Based on Multi-instance Fusion of Local Features Sets, International Conference on Multimedia Computing and Systems (ICMCS), Marrakech, 87-92, 2014.
18. Meraoumia, A., Meraoumia L., Chitroub S. ve Bouridane A., Fusion of Finger-Knuckle-Print and Palm Print for an Efficient Multi-biometric System of Person Recognition, IEEE International Conference on Communications (ICC) , Kyoto, 1-5 2011.
19. Savic, T. ve Pavesic, N., Personal Recognition Based on an Image of the Palmar Surface of the Hand, Journal of Pattern Recognition, 40 (2007) 3152-3163.
20. Le-qing, Z. ve San-yuan, Zhang., Multimodal Biometric Identification System Based on Finger Geometry, Knuckle Print and Palm Print, Journal of Pattern Recognition Letters, 31 (2010) 1641-1649.
21. Li, Q. ve Qiu, Z., Handmetric Verification Based on Feature-Level Fusion, International Journal of Computer Science and Network Security, 6 (2006) 164-168.
22. Goh, M. K. O., Tee, C., Teoh, A. B. J., Bi-Modal Palm Print and Knuckle Print Recognition System, Journal of IT in Asia, 3 (2010) 53-66.
23. Liu, M., Tian, Y. ve Li, L., A New Approach For Inner-Knuckle-Print Recognition, Journal of Visual Languages and Computing, 25 (2013) 33-42.
24. Ying, H., Tieniu, T., Zhenon, S. ve Yufei, H., Identity Verificaiton by Using Handprint, International Conference on Biometrics (ICB), Seoul, 328-337, 2007.
25. Zhang, Y., Sun, D. ve Qiu, Z., Hand-Based Single Sample Biometrics Recognition, Neural Computing and Applications (NC&A), 21 (2012) 1835-1844.
26. Kumar, A. ve Zhang, D., Personal Recognition Using Hand Shape and Texture, IEEE Transactions on Image Processing, 15 (2006) 2454-2461.

27. Kumar, A. ve Ravikanth, C., Personal Authentication Using Finger Knuckle Surface, IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 4 (2009) 98-110.
28. Ribaric, S. ve Fratric, I., A Biometric Identification System Based on Eigenpalm and Eigenfinger Features, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 27 (2005) 1698-1709.
29. Yu, P., Xu, D., Zhou, H. ve Li, H., Decision Fusion for Hand Biometric Authentication, IEEE International Conference on Intelligent Computing and Intelligent Systems (ICIS), Shanghai, 486-490, 2009.
30. Bhaskar, B. ve Veluchamy, S., Hand Based Multibiometric Authentication Using Local Feature Extraction, International Conference on Recent Trends in Information Technology (ICRTIT), Chennai, 1-5, 2014.
31. Kong, A., Zhang, D. ve Kamel, M., A Survey of Palmprint Recognition, Journal of Pattern Recognition, 42 (2009), 1408-1418.
32. Sanderson, C. ve Paliwal, K. K., Information Fusion and Person Verification Using Speech & Face Information, IDIAP Research Report, 2002.
33. Jain, A., Nandakumar, K. ve Rossi A., Score Normalization in Multimodal Biometric Systems, Journal of Pattern Recognition, 38 (2005) 2270-2285.
34. Jaafar, H. ve Ramli, D. A., A Review of Multibiometric System With Fusion Strategies and Weighted Factor, International Journal of Computer Science Engineering (IJCSSE), 2 (2013), 158-165.
35. Cootes, T. F., Taylor, C. J., Cooper, D. H. ve Graham, J., Active Shape Models-Their Training and Application, Computer Vision Image Understand, 61 (1995) 38-59.
36. Cootes, T., Edwards, G. ve Taylor, C., Sahu, D. K. ve Parsai, M. P., Different Image Fusion Techniques, International Journal of Modern Engineering Research, 2 (2012) 4298-4301.
37. Aykut, M. ve Ekinçi, M., AAM-Based Palm Segmentation in Unrestricted Backgrounds and Various Postures for Palmprint Recognition, Journal of Pattern Recognition Letters, 34 (2013) 955-962.
38. Aykut, M. ve Ekinçi, M., Esnek Kullanımlı Avuç İzi Bölgesine Dayalı Doğrulama Sistemlerinin Tasarım Çalışması, Doktora Tezi, Karadeniz Teknik Üniversitesi, KTÜ, Fen Bilimleri Enstitüsü, Trabzon, 2013.
39. Loizou, C. P., Pantziaris, M., Pattichis, C. S. ve Seimenis, I., Brain MR Image Normalization in Texture Analysis of Multiple Sclerosis, Journal of Biomedical Graphics and Computing, 3 (2013) 20-34.

40. Berdibek, M., Güç Sistemlerinde Güç Kalitesinin Ayrık Dalgacık Dönüşümü Kullanılarak İncelenmesi, Yüksek Lisans Tezi, Fırat Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Elazığ, 2009.
41. Yang, J., Jin, Z., Yang, J., Zhang, D. ve Frangi, A. F., Essence of Kernel Fisher Discriminant, Journal of Pattern Recognition, 37 (2004) 2097-2100.
42. Mika, S., Ratsch, G., Weston, J., Schölkopf, B. ve Müller, K. R., Fisher Discriminant Analysis With Kernels, Proceedings of the 1999 IEEE Signal Processing Society Workshop, Madison, 41-48 1999.
43. Baudat, G. ve Anouar, F., Generalized Discriminant Analysis Using a Kernel Approach, Journal of Neural Computation, 12 (2000), 2385-2404.
44. Zhang, D., Jing, X. ve Yang, J., Biometric Image Discrimination Technologies, Idea Group Publishing, London, 2006.
45. Vapnik, V. N., An Overview of Statistical Learning Theory, IEEE Transactions on Neural Networks, 10 (1999) 988-999.
46. Knerr, S., Personnaz, L. ve Dreyfus, G., Single-Layer Learning Revisited: A Stepwise Procedure for Building and Training a Neural Network, Neurocomputing, 68 (1990) 41-50.
47. Clark, P. ve Boswell, R., Rule Induction with CN2: Some Recent Improvements, 5th European Working Session on Learning- EWSL'91, Porto, 151-163 1991.
48. Suykens, J. A. K. ve Vandewale, J., Multiclass Least Squares Support Vector Machines, Int. Joint Conf. on Neural Networks – IJCNN, Washington, 900-903, 1999.
49. Huang, T.M, Kecman, V. ve Kopriva, I., Kernel Based Algorithms for Mining Huge Data Sets: Supervised, Semi-Supervised, and Unsupervised Learning, Studies in Computational Intelligence, 17 (2006) 0-260.
50. www.blackpawn.com/texts/pointinpoly. 04 Kasım 2013.
51. Makul, Ö. ve Ekinci, M., Parmak Eklem İzine Dayalı Biyometrik Kimliklendirme, Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU), Trabzon, 2014.

ÖZGEÇMİŞ

Özge MAKUL, 1989 Trabzon doğumludur. İlkokulu ve ortaokulu Dumlupınar İlköğretim Okulu'nda ve liseyi Kanuni Anadolu Lisesi'nde tamamlamıştır. Karadeniz Teknik Üniversitesi Bilgisayar Mühendisliği Bölümü'nden 2012 yılında birincilikle mezun olmuştur. 2012-2013 eğitim-öğretim yılının güz döneminde Karadeniz Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı'nda yüksek lisans programına, ve aynı bölümde araştırma görevlisi olarak çalışmaya başlamıştır. Halen Bilgisayar Mühendisliği Bölümü'nde Araştırma Görevlisi olarak çalışmaktadır. İyi derecede İngilizce bilmektedir.