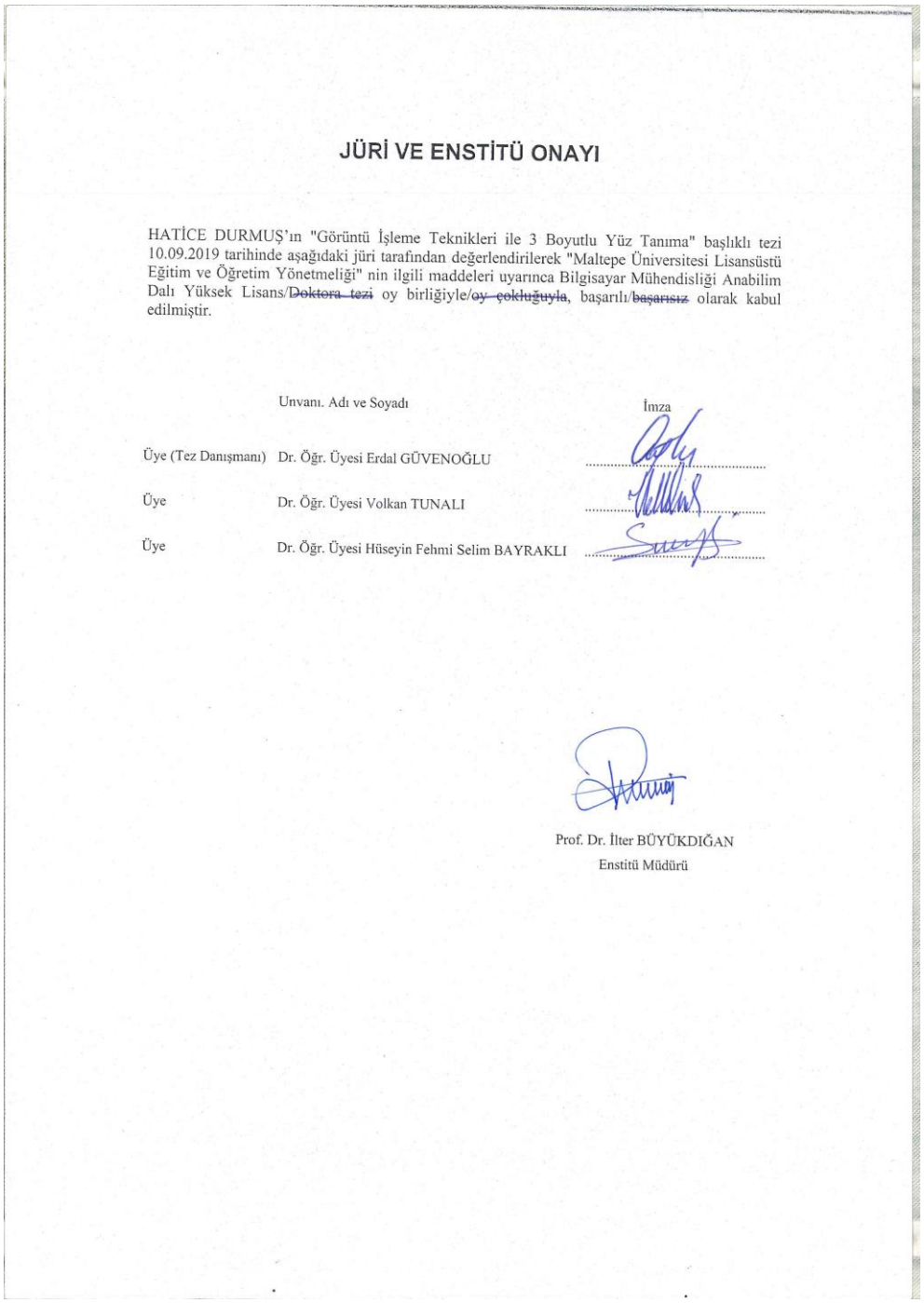
GÖRÜNTÜ İŞLEME TEKNİKLERİ İLE 3B YÜZ TANIMA

Hatice Durmuş
151402122

YÜKSEK LİSANS TEZİ
Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı
Bilgisayar Mühendisliği Tezli Yüksek Lisans
Danışman: Dr. Öğr. Üyesi Erdal Güvenoğlu

İstanbul
T.C. Maltepe Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü
Eylül, 2019

JÜRİ VE ENSTİTÜ ONAYI



JÜRİ VE ENSTİTÜ ONAYI

HATİCE DURMUŞ'ın "Görüntü İşleme Teknikleri ile 3 Boyutlu Yüz Tanıma" başlıklı tezi 10.09.2019 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından değerlendirilerek "Maltepe Üniversitesi Lisansüstü Eğitim ve Öğretim Yönetmeliği" nin ilgili maddeleri uyarınca Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı Yüksek Lisans/~~Doktora tezi~~ oy birliğiyle/~~oy çokluğuyla~~, başarılı/~~başarısız~~ olarak kabul edilmiştir.

	Unvanı. Adı ve Soyadı	İmza
Üye (Tez Danışmanı)	Dr. Öğr. Üyesi Erdal GÜVENOĞLU	.....
Üye	Dr. Öğr. Üyesi Volkan TUNALI	.....
Üye	Dr. Öğr. Üyesi Hüseyin Fehmi Selim BAYRAKLI	.....

Prof. Dr. İlter BÜYÜKDIĞAN
Enstitü Müdürü

ETİK İLKE VE KURALLARA UYUM BEYANI

maltepe üniversitesi	ETİK İLKE VE KURALLARA UYUM BEYANI	Doküman No	FR-178
		İlk Yayın Tarihi	01.03.2018
		Revizyon Tarihi	
		Revizyon No	00
		Sayfa	1/1

ETİK İLKE VE KURALLARA UYUM BEYANI

10/09/2019

Bu tezin bana ait, özgün bir çalışma olduğunu; çalışmamın hazırlık, veri toplama, analiz ve bilgilerin sunumu olmak üzere tüm aşamalarından bilimsel etik ilke ve kurallara uygun davrandığımı; bu çalışma kapsamında elde edilmeyen tüm veri ve bilgiler için kaynak gösterdiğimi ve bu kaynaklara kaynakçada yer verdiğimi; çalışmanın Maltepe Üniversitesinde kullanılan "bilimsel intihal tespit programı" ile tarandığını ve öngörülen standartları karşıladığını beyan ederim.

Herhangi bir zamanda, çalışmamla ilgili yaptığım bu beyana aykırı bir durumun saptanması durumunda, ortaya çıkacak tüm ahlaki ve hukuki sonuçlara razı olduğumu bildiririm.

(Islak İmza)

Öğrencinin Adı ve Soyadı

HATİCE DURMUŞ

Hazırlayan: İlgili Birim	**Onaylayan:** Kalite Yönetim Koordinatörlüğü

İNTİHAL RAPORU

Üniversitenin öngördüğü intihal programıyla yapılan taramanın alıntı oranını belirten kapak sayfası, danışmanın imzasıyla eklenir.

TEŞEKKÜR

Yüksek lisans tezimi hazırlama sürecinde öncelikle maddi ve manevi desteklerini esirgemeyen aileme, her türlü bilgiyi, desteği ve yardımlarını esirgemeyen değerli danışman hocam Dr. Öğr. Üyesi Erdal Güvenoğlu'na teşekkürü bir borç bilirim.

Ayrıca Maltepe Üniversitesi'nde yüksek lisans eğitimi aldığım süre zarfında beni sabırla, anlayışla, sevgiyle dinleyen, eğiten, öğreten değerli bütün hocalarıma da teşekkür ederim.

Hatice Durmuş

Eylül 2019

ÖZ

GÖRÜNTÜ İŞLEME TEKNİKLERİ İLE 3B YÜZ TANIMA

Hatice Durmuş
Yüksek Lisans Tezi
Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı
Bilgisayar Mühendisliği Yüksek Lisans
Danışman: Dr. Öğr. Üyesi Erdal Güvenoğlu
Maltepe Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, 2019

Yüz tanıma, kişinin yüzünü otomatik olarak algılayan ve analiz eden bilgisayar tabanlı bir güvenlik sistemidir. Bu sistem en az düzeyde hata çıkaran ve en hızlı biyometrik yöntemdir. Dolayısıyla geçmişten günümüze kadar yüz bulma ve yüz tanıma birçok araştırmacının çalışma konusu olmuştur. Yüz tanıma alanında 2B'den 3B'ye hatta hızlı ve en az hatalı yüz tanıma beklentisi nedeniyle 4B'ye doğru çalışmalar sürdürülmektedir.

Cihazların, toplumların ve teknolojilerin "akıllandığı" bir dünyada kontrol ve güvenlik sistemleri de akıllı olması gerekmektedir. Yapılan çalışmalar, günümüzde sadece elektronik kartlara veya şifrelere bağımlı sistemlerin yeterli olmadığını, bu nedenle güvenliği arttırmak için biyometrik tanıma sistemlerinin iyi bir alternatif olacağını göstermektedir. Birçok resmi ve sivil kurum güvenliği arttırmak için insana özgü karakteristik bilgileri kullanan biyometrik tanıma sistemlerine yönelmektedir. Biyometrik sistemler kişiye özgü ham verileri işleyerek bireyi en iyi tanımlayan elektronik bilgiye çevirmektedir.

Bu çalışma kapsamında FRGC ve Gavab olmak üzere iki farklı veri tabanı ile 3B yüz tanıma işlemi yapılmıştır. 3B yüz bulma, eşleştirme ve tanıma yöntemleri açısından Gauss eğrilik değerleri ile yüz bulma, SIFT yöntemi ile eşleştirme, mesh modeli ve temel bileşenler analizi yöntemi ile de 3B yüz tanıma önerilmiştir.

Anahtar Sözcükler: 3B Yüz Betimleme, 3B Yüz Öznitelik Çıkarımı, 3B Yüz Tanıma, Temel Bileşen Analizi (TBA), 3B Mesh Modeli.

ABSTRACT

3D FACE RECOGNITION WITH IMAGE PROCESSING TECHNIQUES

Hatice Durmuş
Master Thesis
Department of Computer Engineering
Computer Engineering Programme
Advisor: Asst. Prof. Erdal Güvenoğlu
Maltepe University Graduate School of Science and Engineering, 2019

Face recognition is a computer-based security system that automatically detects and analyzes a person's face. This system is the fastest biometric method with minimal errors. Therefore, from past to present, face detection and face recognition has been the subject of many researchers. In the face recognition area, studies are being carried out from 2D to 3D and even to 4D due to the expectation of fast and at least incorrect face recognition.

The devices, communities and technologies "smarter" in a world of control and security systems also need to be smart. Studies have shown that today, only systems dependent on electronic cards or passwords are not sufficient, so that biometric recognition systems will be a good alternative to increase security. Many governmental and non-governmental organizations are turning to biometric recognition systems that use human characteristic information to improve security. Biometric systems process individual raw data and convert them into electronic information that best describes the individual.

In this study, 3D face recognition process has been performed with two different databases, FRGC and Gavab. In terms of 3D face detection, matching and recognition methods, face detection with Gaussian curvature values, matching with SIFT method, 3D face recognition with mesh model and principal component analysis method have been proposed.

Keywords: 3D Face Description, 3D Face Feature Extraction, 3D Face Recognition, Principle Component Analysis (PCA) 3D Mesh Model.

İÇİNDEKİLER

JÜRİ VE ENSTİTÜ ONAYI iii
ETİK İLKE VE KURALLARA UYUM BEYANI v
İNTİHAL RAPORU v
TEŞEKKÜR vii
ÖZ viii
ABSTRACT ix
İÇİNDEKİLER x
ŞEKİLLER LİSTESİ xiii
KISALTMALAR xiv
ÖZGEÇMİŞ xv
BÖLÜM 1. GİRİŞ 1
BÖLÜM 2. 3B YÜZ TANIMA VE LİTERATÜR ARAŞTIRMASI 6
2.1. Verilerin Hazırlanması 6
2.2. Yüz Nirengi Noktaları ve Yüz Bulma 8
2.3. Hizalama ve Çakıştırma 10
2.4. 3B Yüz Eşleştirme ve Tanıma 12
BÖLÜM 3. MATERYAL VE YÖNTEM 20
3.1. 3B Yüz Tanımada Kullanılan Veri Tabanları 20
3.1.1. GavabDB Veri Tabanı 26
3.1.2. FRGC V2.0 Veri Tabanı 27
3.2. Yüz Tanıma Yöntemleri 29
3.2.1. Bilgi Temelli Yöntemler 29
3.2.2. Değişmeyen Özelliklere Dayalı Yöntemler 29
3.2.3. Şablon Karşılaştırmaya Dayalı Yöntemler 30
3.2.4. Görünüş Temelli Yöntemler 30
3.3. 3B Örgü (Mesh) Modeli 30
3.4. SIFT Algoritması 32
3.4.1. Ölçek Uzayındaki Uç Noktaları (Extremes) Bulma 33
3.4.2. Anahtar Noktalarının Konumlarını Belirleme 33
3.4.3. Döngüsel Değişime Karşı Dayanıklılık Kazanılması 33

3.4.4. Anahtar Nokta Tanımlayıcılarını Bulma 34
3.4.5. SIFT Algoritması ile Eşleştirme 34
3.5. Temel Bileşenler Analizi 35
3.5.1. Matematiksel Gösterim 36
3.5.1.1. Standard Sapma 36
3.5.1.2. Varyans 37
3.5.1.3. Kovaryans 37
3.5.1.4. Kovaryans Matris 37
3.5.2. Temel Bileşenler Analizinin İşlem Basamakları 38
3.6. 3B Yüz Tanıma Uygulaması 42
BÖLÜM 4. SONUÇ 52
KAYNAKÇA 53

TABLOLAR LİSTESİ

Tablo 3.1. 3B Yüz Tanıma Veri Tabanları için Yüz İfadeleri …… 23
Tablo 3.2. 3B Yüz Tanıma Veri Tabanları için Poz Değişimleri …… 23
Tablo 3.3. 3B Yüz Tanıma Veri Tabanları için Görüntünün Kapanma Sebepleri ……. 24
Tablo 3.4. 3B Yüz Tanıma Veri Tabanları için Görüntü Sayılarının ve Toplama Yöntemlerinin Karşılaştırılması …..…….... 25
Tablo 3.5. İki Boyutlu Veri Kovaryans Hesaplaması …… 37
Tablo 3.6. FRGC Veri Tabanına Ait 3B Yüz Tanıma Sonuçları …… 47
Tablo 3.7. Gavab Veri Tabanına Ait 3B Yüz Tanıma Sonuçları …… 48
Tablo 3.8. FRGC Veri Tabanına Ait Öklid Uzaklığı Sonuçları …… 49
Tablo 3.9. Gavab Veri Tabanına Ait Öklid Uzaklığı Sonuçları …… 50

ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 2.1. Portre Örneği ……... 8
Şekil 2.2. Nirengi Noktalarının Belirlenmesi ……..... 10
Şekil 2.3. TPS Yöntemiyle Bükülmüş ve Çakıştırılmış Yüzler …… 11
Şekil 3.1. GavabDB Veri Tabanına Ait Örnek Gösterimler …… 26
Şekil 3.2. FRGC Veri Tabanına Ait Örnek Gösterimler …… 28
Şekil 3.3. 3B Yüz Tanıma Algoritmik Akış Diyagramı …… 30
Şekil 3.4. Örgü (Mesh) Modelinde 3B Yüz Gösterimi ……... 31
Şekil 3.5. Örnek bir görüntünün DoG ölçeği ile elde edilen alt görüntüleri …….. 32
Şekil 3.6. a) Büyüklük ve Oryantasyonları b) Anahtar Nokta Tanımlayıcıları ……. 33
Şekil 3.7. Özellikli nokta tanımlayıcılarının buldukları noktalar …… 34
Şekil 3.8. Temel Bileşenler Analizi ile Yüz Tanıma ……... 34
Şekil 3.9. p Boyutlu Bir Uzayın k Boyutlu Bir Uzaya Dönüşümü …… 35
Şekil 3.10. Bir İmgenin Matris Gösterimi …….. 38
Şekil 3.11. Karhunen-Loève Dönüşümü ……..... 38
Şekil 3.12. FRGC Veri Tabanında Eksik Bölgesi Tamamlanmış Bir Yüz …… 42
Şekil 3.13. FRGC Veri Tabanında Bulunan Bir 3B Yüz …… 43
Şekil 3.14. Gavab Veri Tabanında Bulunan Bir 3B Yüz …… 43
Şekil 3.15. Mesh Fonksiyonu ile Elde Edilmiş Bir 3B Yüz …… 44
Şekil 3.16. Surf Fonksiyonu ile Elde Edilmiş Bir 3B Yüz …… 44
Şekil 3.17. 3B Yüz Görüntüsü Sınıf Numarası ……... 47
Şekil 3.18. Veri Tabanı Oluşturma ve Sınıf Numarasını Kaydetme ……... 45
Şekil 3.19. FRGC veri tabanına ait bir 3B yüz tanıma sonucu …….. 46
Şekil 3.20. Gavab veri tabanına ait bir 3B yüz tanıma sonucu …….. 46
Şekil 3.21. FRGC ve Gavab veri tabanlarının sınıf numarası ve yüz tanıma süresi Grafiği …… 48

KISALTMALAR

2B : İki Boyutlu

3B : Üç Boyutlu

Mesh : Örgü

OYM : Ortalama Yüz Modeli

EGI : Genişletilmiş Gaussian Görüntü (Extended Gaussian Image)

FRGC : Yüz Tanıma Veri Tabanı (Face Recognition Grand Challenge)

Gavab : Yüz Tanıma Veri Tabanı

ICP : Yinelemeli En Yakın Nokta (Iterative Closest Point)

TPS : İnce Levha Eğrisi (Thin Plate Spline)

NIST : Ulusal Standartlar ve Teknoloji Enstitüsü (National Institute of Standards and Technology)

ROC : Alıcı Çalışma Karakteristikleri (Receiver Operating Characteristics)

SIFT : Ölçekten Bağımsız Özellik Dönüşümü (Scale Invariant Feature Transform)

DoG : Gaussian Farkı (Difference of Gaussian)

TBA : Temel Bileşen Analizi (Principle Component Analysis)

ÖZGEÇMİŞ

Hatice Durmuş

Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı

Eğitim

Derece Yıl		*Üniversite, Enstitü, Anabilim/Anasanat Dalı*
Yüksek Lisans	2019	Maltepe Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı
Lisans	2012	Doğu Akdeniz Üniversitesi, Eğitim Fakültesi, Bilgisayar ve Öğretim Teknolojileri Öğrt. (İng.)
Lise	2004	Adıyaman Atatürk Lisesi

Kişisel Bilgiler

Doğum yeri ve yılı : Adıyaman, 1987 Cinsiyet: K

Yabancı diller : İngilizce (çok iyi)

e-posta : hatice.durmuss@hotmail.com

BÖLÜM 1. GİRİŞ

Yüz tanıma araştırmaları, programlama, görüntü işleme, bilgisayarla görü ve örüntü tanıma gibi disiplinlerin ortak çalışması sonucu yürütülen faaliyetlerdir. Karmaşık ve yüksek performans gerektiren bir alan olması sebebiyle, farklı yöntemler kullanılarak yüz tanıma sistemlerinin geliştirilmesi çalışmaları sürekli olarak devam etmektedir.

Yüz tanıma teknikleri, ticari kullanım alanlarının yanı sıra, özellikle artan otomatik güvenlik gereksinimlerini karşılamaya yönelik olarak gelişmektedir. Uygulanan yüz tanıma tekniğinin, hata oranının düşük olması, kötü çekim şartlarında bile yüksek başarı ile tanıma yapabilmesi ve hızlı çalışması diğer biyometrik yöntemlerden ayrılmasına sebebiyet verecektir [1] .

Yüz tanıma işlemi, insan beyni için bebeklikten itibaren her türlü zorlu ortam koşuluna rağmen kolay bir aktivitedir. Diğer taraftan otomatik makine öğrenmesi söz konusu olduğunda, son dönemde artan yazılım ve donanım imkânlarına paralel bir gelişmeden bahsedilebilmektedir. Otomatik makine öğrenmesinin öncelikli hedefi, insan beyninin fonksiyonlarını örnek alarak, benzer yollardan başarılı şekilde yüz yanıma işlemlerini gerçekleştirmektir. Yüz ve ses tanıma gibi insan beyninin hızlı şekilde başarabildiği uygulamaların, makineler tarafından taklit edilebilmesi günümüzün en önemli çok disiplinli araştırma alanlarından biridir [2].

İki boyutlu (2B) yüz tanıma problemlerinin çözümünde karşılaşılan, poz değişimi, ışıklandırma farklılıkları, yüz ifadesinin değişmesi, gözlük, saç, sakal, bıyık vb. etmenlerden kaynaklı sorunların aşılması amacıyla; üç boyutlu (3B) yüz tanıma teknikleri geleneksel 2B yüz tanıma yöntemlerine alternatif ya da destekleyici olarak ortaya çıkmıştır [3].

Üç boyutlu (3B) yüz tanıma teknikleri, yüzün geometrik bilgisinin çıkarılmasına dayanmaktadır. Böylece toplanacak 3B parametrelerinin yüksek güvenilirlikte biyometrik bilgiler içermesi sağlanacaktır. Farklı hedefler arasından yüzlerin tanınmasında başarı oranı, doğru ve yeterli sayıda benzerlik metriğinin tanımlanmasıyla sağlanabilir. Bu benzerlik parametreleri, 3B tanıma sistemlerinde yüzey benzerlikleri olarak adlandırılır. Tanıma işlemi de yüzey temsillerinin eşleştirilmesiyle yapılabilir [4].

3B yöntemleri, hedef yüzlerin birebir modellenmesi üzerinden çalışmaktadır. Bu yöntemler daha fazla öznitelik içerdiklerinden dolayı yüksek veri toplama kabiliyetine sahiptirler. 2B sistemlere göre yüksek görsel başarı yakalanması, 3B sistemlerin yüz tanıma algoritmalarında daha yoğun çalışılmasını sağlamıştır.

3B yüz tanıma verilerinin elde edilmesinde, digital fotogrametri ve lazer tarama gibi yöntemler sıklıkla kullanılmaktadır. Özellikle lazer tarayıcılar, yüksek doğrulukta hızlı veri üreterek güvenilir özniteliklerin çıkarılmasında önemli rol oynamaktadır. Hedef yüzeylerin kısa süre içerisinde milyonlarca 3B koordinata sahip nokta olarak tanımlanabilmesi eldeki veri setlerini zenginleştirerek, otomatik tanıma algoritmalarının daha iyi eğitilmesine ve düşük hata oranında çalışmasına katkı sağlayacaktır [5].

3B kameralar kullanılarak elde edilen 3B koordinat seti hedefin şekliyle ilgilenirken, noktanın bulunduğu yüzeysel koordinatı ve relatif derinliğini taşımaktadır. Bu noktalar setinin düzensiz olması durumunda, nokta bulutu olarak adlandırılır. Nokta bulutunda bulunan veriler, komşuluk ya da yüzey bağlantı bilgilerini içermemektedir. Uzaklık imgesi (range image) oluşturmak için, (x,y) koordinat sistemi üzerindeki resimlere (z) koordinatında derinlik hassasiyeti verilmektedir.

Nokta bulutu, merkezi olarak yansıtılmış uzaklık imgesine ya da ortogonal yansıtılmış derinlik haritasına dönüştürülebilir. Bu dönüşümün tersi de uygulanabilir özelliktedir. Elde edilen bir uzaklık imgesi üzerinden, kameranın yansıtım modelinin bilinmesi durumunda iki boyutlu (x,y) düzlemine ait veriler çıkarılabilmektedir.

Boyut ayrımı yapmaksızın yüz tanıma çalışmalarının zorlukları arasında, poz kalitesi, ışık kaynağının yeri ve şiddeti, yüzdeki ifade, ölçek sorunları, zamanla yüzde oluşan değişimler, işlem yapılması gereken hedeflerin çok olması ve işlem zamanının kısıtlı olması gelmektedir. Literatürde bu problemlerin üstesinden gelmek için, şablon eşlemeye dayanan yöntemler, öznitelik tabanlı teknikler ve görünüm tabanlı metotlar kullanıldığı görülmektedir [6].

Görüntü işleme ve bilgisayarla yüz tanıma uygulamalarında, çevrim dışı olarak kayıtlı veri tabanları üzerinden insan yüzlerinin ayırt edilmesi ve tespit çalışmaları yapılmaktadır. Bunların yanı sıra, otomatik çevrim içi yüz tanıma uygulamalarında yüksek işlem gücü gerektiren donanım ve yazılımlara gereksinim duyulmaktadır.

Biyometrik özellikleri kullanan sistemler kişilerin değişmeyen ve kopyalanamayan özellikleri kullanılarak ayırt edilmesine olanak sağlamaktadır. Örneğin parmak izi, el ayası izi, retina ve iris görüntüleri gibi nitelikler kişilere has özellikleri ortaya koymaktadır. Diğer taraftan ses ve üç boyutlu yüz verisi de geliştirilen yazılım ve donanımlar sayesinde yoğun şekilde kullanılan biyometrik özellikler olmuştur [7].

Gerçek zamanlı otomatik yüz tanıma sistemlerinin geliştirilmesinde, yüzün üç boyutlu geometrisi sebebiyle ışık ve görüntü değişimleri sonucu büyük farklılıklar ortaya çıkması, yüz ifadesindeki değişimler, yaşlanma, sakal ve bıyık bırakma, gözlük takma ve makyaj yapmaktan kaynaklı zorluklara sıkça karşılaşılmaktadır. Üzerinde çalışılan yüzün aynı kalması durumunda dahi, farklı ışıklandırma ve görüş açısı ile çekim yapılmasında tanıma başarısı düşmektedir.

Çalışma süresince karşılaşılan en büyük sınırlamalar, özellikle analizlerde kullanılabilecek yüz veri tabanlarına erişimlerde yaşanmıştır. Geliştirilen modellerin doğru olarak test edilebilmesi amacıyla, yeterli veri setinin bulunması gerekmektedir. Ayrıca ortak veri setleri üzerinde yapılan çalışmalar ile ancak yöntemler arasında doğru karşılaştırmaların yapılabilmesi mümkündür. Yüzlere ait fotoğrafların bulunduğu veri tabanlarına erişim sağlanması ile mesh yöntemi kullanılarak yapılan tanıma işlemlerinin sonuçlarının daha iyi görülebilmesi sağlanmıştır.

Biyometrik özellikler unutulmaz, kaybolmaz ve çalınamaz. Güvenlik uygulamalarında biyometrik özellik tabanlı sistemler kimlik doğrulama (authentication/verification) ve tespit (screening/identification) amaçlarıyla kullanılabilir. Kimlik doğrulama uygulamalarında kişi sisteme kimliğini okutur ve biyometrik özellik bu kimliği doğrulamakta kullanılabilir. Kapı kilitlerinin retina okuma ile açılması, cep telefonlarının ana ekranına ulaşmak için parmak izi kullanılması bu uygulamalara örnek verilebilir. Kimlik doğrulamada kişilere ait biyometrik özellikler önceden sisteme aktarılır ve ve doğrulama işlemi sırasında alınan özelliklerle karşılaştırılır. Belirlenen bir eşik değerinin üzerinde benzerlik elde edilirse kişinin kimliği doğrulanmış olunur [8].

Tespit ve tanıma uygulamalarında hedeften alınan belirleyici nitelikler veri tabanı üzerindeki bütün kişilerle karşılaştırılarak tarama yapılır. Tarama sonucunda bulunan en yakın kişinin biyometrik özellikleriyle aradaki fark önceden tanımlanmış belli bir eşikten küçükse, tespit işlemi gerçekleştirilmiş olur. Havaalanı, metro, stadyum gibi kalabalık yerlere konan kameralar üzerinden hedeflerin tespit edilmesi en yaygın uygulama biçimleridir.

Başta güvenlik uygulamaları olmak üzere, hukuki bilgi toplama, takip sistemleri, kimlik tespiti ve eğlence sektörü olmak üzere hızla artan bir kullanım alanına sahip olan yüz tanıma sistemleri, gelişen akıllı telefon ve tablet uygulamalarıyla da bütünleştirilerek yaygınlaşmaktadır.

Yüz tanımada örgü (mesh) modelinin uygulanması için öncelikle yüz üzerinde kafes/örgü şeklinde poligonlar oluşturulur. Böylelikle, hedef objelerin taranmasıyla daha uygun imge oluşturma (rendering) ve veri işleme (processing) aktivitesi yerine getirilebilecektir. Objelerin örgü yapısıyla tanımlanması, bilgisayar grafik uygulamalarında sıklıkla kullanılan bir yöntemdir. Komşu noktaların üçgenler halinde birleştirilmesiyle düzlemsel ve birbiriyle kesişmeyen poligonlar oluşturulabilir. Deluanay nirengisi (Delaunay triangulation) nokta bulutlarından üçgen örgüler oluşturmak için en sık kullanılan yöntemlerden birisidir. 3B örgü modelinde kullanılan hücre sayısı arttıkça, yüzün tanınması ve benzerliği artacaktır [9].

3B kameralar tarafından elde edilen verilerin çokluğu aynı zamanda işlem belleklerinin verimli ve hızlı kullanımını da etkilemektedir. Bu sebeple imge oluşturma ve işlem hızının arttırılabilmesi amacıyla fazla örneklenmiş noktaların seyreltilmesi ve kırpılması gerekmektedir. Örgü seyreltmede (mesh decimation), quadratik hata algoritmaları (quadratic error algorithm) kullanılarak, 3B yüzeyi en az değiştirecek şekilde üst üste binmiş noktalar ayıklanır. Ayıklama işlemi sonrasında orijinal 3 boyutlu şekil tekrardan elde edilmiş olur.

Yüz tanıma uygulamaları, boyuttan bağımsız olarak, veri setlerinin kalitesine (ışık, poz durumu, sakal, bıyık vb. maskeleme özellikleri), imge oluşturma ve işleme algoritmalarının verimli ve hızlı çalışmasına, kullanılan donanımların algoritmaları destekleyebilir özellikte olmasına bağlıdır. Bu gereksinimler göz önüne alındığında, donanım sektörünün gerek optik gerekse işlemciler açısından sürekli gelişim halinde olması, yeni algoritmaların ve yöntemlerin geliştirilmesine olanak sağlamaktadır [10].

Bu tez çalışmasında, öncelikle üç boyutlu yüz tanıma işleminin genel özellikleri ve literatürde sıklıkla uygulanan yöntemler incelenecektir. Literatür araştırmasının kapsamlı şekilde yapılması ve uygulanan yöntemler aralarında karşılaştırmalara yer verilmesi, yüz tanıma sistemlerinin performans parametrelerinin doğru şekilde ortaya konabilmesi için büyük önem taşımaktadır. Literatür araştırmasının sonunda, bu tez çalışmasının amacı ve daha önceden uygulanan yöntemlerden farklılığı ortaya konacaktır. Akabinde tez çalışması kapsamında geliştirilen örgü (mesh) modeli tabanlı 3B yüz tanıma sistemi ve çalışmada kullanılan yöntemler uygulama örnekleri ile birlikte sunulacaktır. Materyal ve yöntem incelendikten sonra, elde edilen sonuçlar tartışılacak, örgü yönteminin performans başarısı üzerinden genel bir değerlendirme ortaya konacaktır. Çalışma kapsamında, 3B yüz tanıma işlemi üç alt modül üzerinden incelenmiştir. Bu modüller,

- Yüz nirengi noktaları ve yüz bulma,
- Hizalama ve çakıştırma,
- Eşleştirme ve tanıma çalışma başlıkları altında gruplandırılabilir.

BÖLÜM 2. 3B YÜZ TANIMA VE LİTERATÜR ARAŞTIRMASI

3B yüz tanıma çalışmaları başladığından, itibaren değişen uygulama yöntemleri ve farklılaşan algoritmalara rağmen, araştırmalar iki temel bölüm üzerinden sürdürülmektedir. Öncelikle üç boyutlu görüntüde yüz ve yüz üzerindeki önemli noktaların tespit edilmesi çalışmaları yapılır. Akabinde tespit edilen yüz bölgesi standart bir boy ve poza çekilir. Böylece hangi yöntem kullanılacak olursa olsun, çalışmada ele alınacak yüz parametrelerinin standartlaşması sağlanır. Son olarak, farklı yüz tanıma teknikleri kullanılarak 3B yüz tanımlaması gerçekleştirilerek, tespit aşamaları sürdürülür.

2.1. Verilerin Hazırlanması

3B yüz tanıma işlemlerinde, verilerin oluşturulması için genellikle stereo kameralar, yapılandırılmış ışık kaynakları ya da lazer tarayıcılar kullanılır. Elde edilen veriler bir ön işlemeden geçirilerek, analiz çalışmaları için hazır hale getirilir. Ön işlem aşamasında, verilerin alınması sırasında oluşan eksik noktaların,

- Aradeğerleme yoluyla hesaplanması,
- Taşma değerlerin (spike) düzeltilmesi,
- Düzleştirme,
- Arka plandaki gürültü niteliğindeki işaretlerin veri üzerinden temizlenmesi gibi işlemler gerçekleştirilir [11].

Yüz tanıma işlemlerinde kullanılan algoritmalardan pek çoğunda, yüzün bulunmuş olduğu varsayılarak, yüzlerin çakıştırılmasıyla tanıma işlemine yönelik analizler başlatılır. Diğer taraftan, tam otomatik yüz tanıma sistemlerinde ise yüzün bulunması öncelikle tamamlanması gereken bir aşamadır.

3B yüz tanıma çalışmalarında yüzün bulunması, kamera ve tarayıcı gibi algılayıcı sensörlerden gelen görüntü içerisinden yüz kısmının ayırt edilip çıkarılması ve akabinde seçilen bu yüz çehresinden baştan tanımlanmış ayırt edici noktaların tespit edilmesidir.

Yüz tanıma problemleri üzerinde çalışılırken, genelde temizlenmiş ve işlenen verinin büyük bir bölümünün kişilerin yüz ve omuz üstü kısımlarını gösterdiği fotoğraf kütüphaneleri üzerinden çalışılmaktadır. Ancak daha genel ve gerçek kullanım alanları düşünülerek yapılan uygulama örneklerinde, görüntünün alındığı bölge içerisinde işlem yapılacak yüz bölgesi dışında pek çok çevresel işaretin de bulunacağı unutulmamalıdır.

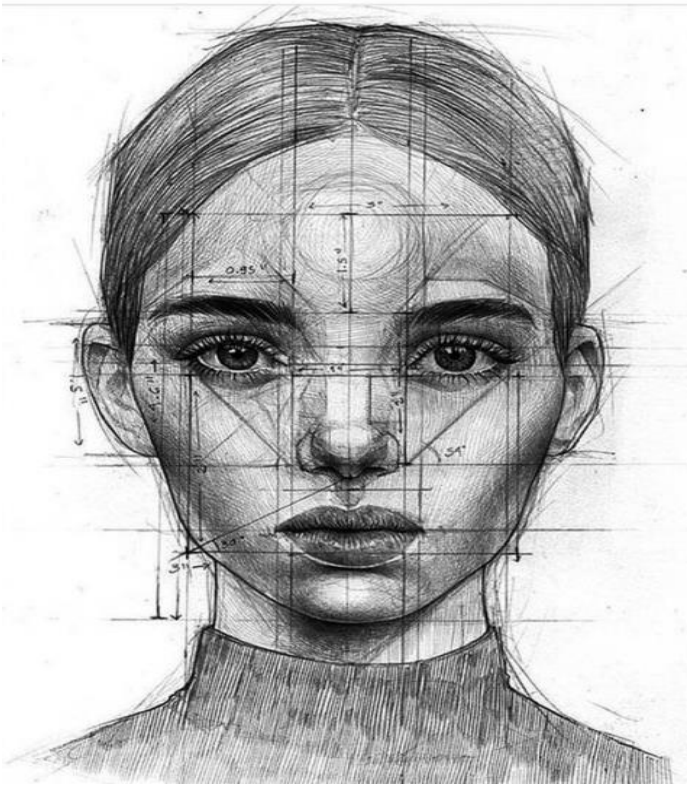
Bu problemin ortadan kaldırılması ve 3B görüntülerin içerisinde işlenecek yüz bilgisinin çıkarılması amacıyla geliştirilen çalışmalardan biri kıvrım analizi yöntemini uygulamaktadır [12]. Yüz çehresinin doğru şekilde tespit edilebilmesi amacıyla, görüntü üzerinde yüzdeki en belirgin kıvrımlar olan göz çukurları ve burun ucu noktası tespit edilmeye çalışılır. Kıvrım analizinin kullanılmasının sebebi 3B kıvrımların, yüz çehresinde yaşanacak dönmelere karşı dirençli olmasıdır. Örneğin, algılayıcıdan alınan farklı verilerde, yüzün yukarıya ya da aşağıya veya sağa ya da sola dönmesi durumlarında, burun ucundan hesaplanan kıvrım değerinde değişim yaşanmamaktadır.

Bazı durumlarda elde edilen görüntülerde, birden fazla burun ucu ve ya göz çukuru olma ihtimali taşıyan nokta ile karşılaşılabilir. Buna benzer zorluklarla karşılaşıldığında, burun ucu, sol ve sağ göz çukurları olarak ele alınan üçlü aday noktalar, öncelikle yapısal olarak elemeye tabi tutulmakta ve ihtimaller azaltılmaktadır. Akabinde ihtimal olarak kalan her üçlü nokta grubu için, yüzün göz ve burun bölgelerini içine alacak biçimde maskeleme yapılarak, maskenin içerisinde kalan derinlik imgesi ikinci bir işleme tabi tutulmaktadır. Böylece maskelenmiş alandaki derinlik imge verileri, vektörel formda temel bileşen analizine (TBA) tabi tutulmaktadır. Bu analizde kullanılacak veri uzayı önceden hazırlanmış eğitim setleri kullanılarak oluşturulur. TBA ile belirlenen maskelenmiş bölge eğer aradığımız yüz çehresini içerisinde bulunduruyorsa, analizin yapıldıktan sonra geri çatılan imge ilk başta tanımlanan özgün imge ile büyük benzerlikler gösterir. Bunun aksi durumunda, bulunan üçlü bölge yanlış bir tespit ise, bölgenin geri çatım hatası beklenenden yüksek olarak hesaplanacaktır. Sonuç olarak, geri çatım hatası düşük olan üçlü bölgeler aranan yüz çehresi olarak tespit edilmiş olunur [11].

2.2. Yüz Nirengi Noktaları ve Yüz Bulma

Literatürde bulunan birçok çalışmada yüz bölgesini tespit edebilmek için düğüm (veya nirengi) noktaları seçilirken çoğunlukla ağız ve göz kenarları, burun ucu, burun kanatları, burnun alın bölgesi ile birleştiği yer ve çene ucu tercih edilmiştir. Çünkü yüz üzerindeki bu bölgeler en değişimsiz özelliğe sahiptirler. Kullanıcılar tarafından elle işaretlenerek ya da otomatik olarak tespit edilerek sisteme girilen bu noktaların doğru belirlenmesi, ileriki tanıma işlemlerinin doğruluğunu etkileyen önemli unsurlardan biridir.

Yüz tanıma alanında yapılan çalışmalar neticesinde geliştirilen yazılımlar ile elde edilen görüntülerdeki iki kişinin aynı kişi olup olmadığı belirlenebilmektedir. Temelde bu yazılımlar, Şekil 2.1'de gösterilen portre ressamlarının kullandığı teknikleri kullanmaktadır. Bu teknikler ile insan yüzünde bulunan nirengi noktaları denilen noktalar analiz edilmektedir. Bu noktalar gözler arasındaki mesafe, burun genişliği, göz çukurlarının derinliği, yanakların şekli ve çene uzunluğu ölçülerek belirlenmektedir. Farklı yöntemlerle bir yüzde 80 ile 150 nirengi noktası bulunabilir.



Şekil 2.1. Portre Örneği [URL – 1, 2019]

Kıvrım analizleri dışında, 3B yüz tanıma problemlerinde yüzü tespit edebilmek için sıklıkla uygulanan tekniklerden biri de eğrilik imgelerinde ortalama ve Gauss eğrilik değerlerinin hesaplanması ve bunların üzerinden yüz nirengi noktalarının belirlenmesidir. Yüz üzerinde dudak ve göz kenarları gibi belirli önemli noktalar, nirengi noktaları olarak seçilir. Bu nirengi noktalarının doğru olarak bulunabilmesi yüz tanıma işlemlerinin sonraki safhaları olan çakıştırma, yüzlerin hizalanması ve tanıma işlemleri için oldukça önemlidir.

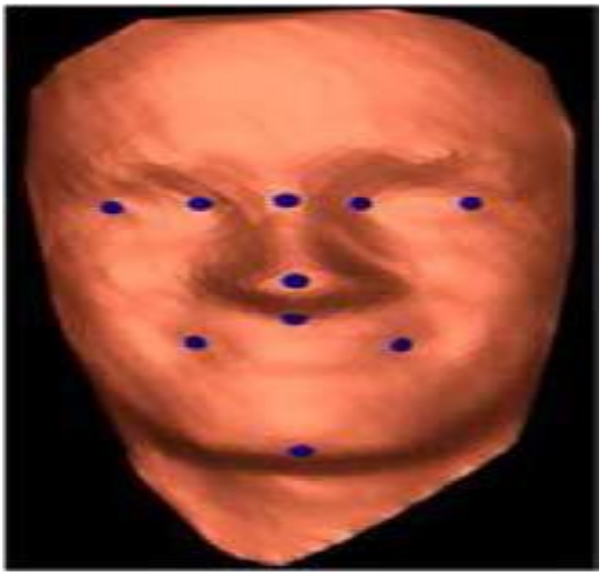
3B yüz tanıma çalışmalarında yüz bölgesinin bulunması için kullanılan yöntemlerden bir diğeri de ortalama yüz modeli (OYM)'dir. Nirengi noktalarının otomatik olarak bulunması için öncelikle öğrenme kümesinde kullanılan veri setindeki yüzler üzerinden ortalama yüz modeli (OYM) oluşturulur. OYM'yi belirledikten sonra nirengi noktaları aşağıda verilen algoritma adımları kullanılarak bulunur [11].

- Yüz üzerindeki her 3B nokta için yüzey normalleri, ortalama ve Gauss kıvrım değerleri hesaplanır.
- Test yüzü ICP algoritması ile OYM'e eşlenir.
- OYM'deki nirengi noktalarının test yüzüne en yakın noktaları ilk tahmin olarak bulunur.
- Burun ucu kamera düzlemine en yakın nokta olarak düzeltilir.
- Yüzün simetri düzlemi bulunur.
- Burun ucu, simetri düzlemi, kıvrım ve normal bilgilerine göre iyileştirilir.
- Burun tepesi, burun altı ve çene yine simetri düzlemi, kıvrım ve normal bilgilerine göre iyileştirilir.
- Göz ve ağız noktaları ilgili düzlemler, normal ve kıvrım bilgileri ile iyileştirilir.

3B yüz tanıma çalışmalarında nirengi noktalarının tespit edilmesinde, 2B veriler de kullanılmaktadır. [13, 14]. 3B verilerin nirengi noktalarının arasındaki gerçek mesafe alınmakta ve arka planda bulunan gürültü işareti 3B veri üzerinden silinmektedir [13]. Aydınlatma şartlarının iyi olmadığı 2B veri durumlarında, 3B alanda çalışmanın daha başarılı sonuçlar ortaya çıkardığı görülmüştür. Başka bir çalışmada, 2B imgelerde Harris operatörü kullanılarak köşeler bulunmuş ve 3B biçim göstergeleri birleştirilmiştir [14].

Yüzün tespite ve nirengi noktalarının belirlenmesine yönelik metotların büyük bir çoğunluğu derinlik imgesi kullanılarak hesaplanan eğrilik imgeleri ile sınıflandırma yaparak yüz nirengi noktalarını belirler ve bunların arasında bulunan geometrik ilişkileri kullanır. Belirli bir kısmı tespit edilebilen nirengi noktalarının alanları, açıları ya da uzaklıkları kullanarak, tespiti yapılan bölgenin gerçekten aranan yüz olup olmadığına karar verilir.

Bu kararın doğru şekilde verilebilmesi amacıyla, daha önceden sistem tarafından belirlenmiş eşik değerleri kullanılır. Farklı uygulamalarda ise çeşitli istatistiki modelleme teknikleri kullanılarak, yüzde bulunan nirengi noktalarının oluşturduğu kombinasyonların gerçek anlamda aranan yüz olma olasılığı hesaplanır ve belirli eşik değerinin üzerinde olması durumuna göre karar verilir [15]. Şekil 2.2'de örnek bir yüz tanıma probleminde kullanılan yüz üzerinde seçilmiş nirengi noktaları gösterilmiştir.



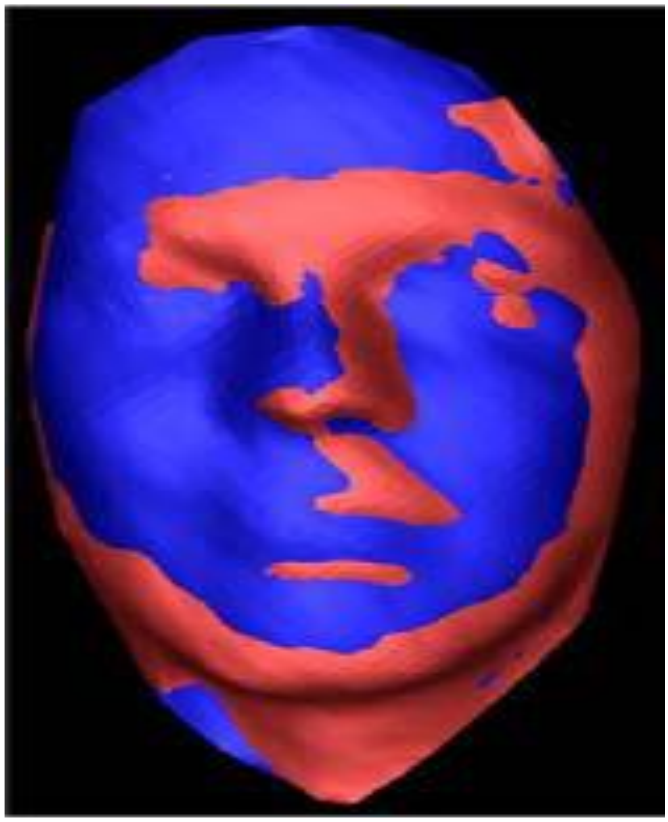
Şekil 2.2. Nirengi Noktalarının Belirlenmesi [11]

2.3. Hizalama ve Çakıştırma

3B yüz tanıma süreçlerinde, yüz çehresi bulunup tanıma işlemi başlatılmadan önce, yüzlerden elde edilecek özniteliklerin benzer anlamları tanımlayabilmesi amacıyla, yüz çehreleri çakıştırılır. Bunun anlamı farklı fotoğraf karelerindeki yüz çehreleri aynı yer, boyut ve poza denk getirilir.

Çakıştırma işlemi, kütle merkezi, burun ucu ya da gözlerin tanımlanmış bir referans noktasına alınması ile başlatılır. Akabinde üç boyutlu yüz yapıları birbirleri ile aynı poza sahip olacak biçimde üst üste çakıştırılır. Bu çalışmada kütle merkezi referans noktası olacak şekilde çakıştırma işlemi yapılmıştır.

Çakıştırma işlemi yüz üzerinde belirlenen bazı denetim noktalarının tamamen üst üste gelmesini sağlayacak deformasyon ya da bükülme modeli ile tamamlanabilir [16]. Bu yöntem ile deforme edilen yüz bölümleri ortalama yüze deformasyon oranında birbirlerine benzedikleri için tanınmaya olanak veren özellikler ortadan kalkar. Bu sebepten dolayı diğer bir yaklaşım olarak yüzler deforme edilmeden çakıştırma yapılır. Deforme edilmeden çakıştırma işleminde en sık kullanılan yöntem ICP algoritmasıdır [17]. Bu algoritmada ile iki nokta seti arasında bire bir ilişkiler kurulur. Sonrasında noktaların karşılık geldikleri diğer noktalarla aralarındaki mesafelerin toplamının en iyi hale getirilmesine gayret edilir. Şekil 2.3'te yukarıda nirengi noktaları tanımlanmış kişiye ait iki farklı yüzün çakıştırılmış biçimleri üst üste çizilmiştir.



Şekil 2.3. TPS Yöntemiyle Bükülmüş ve Çakıştırılmış Yüzler [11]

2.4. 3B Yüz Eşleştirme ve Tanıma

Makineler kullanılarak uygulanan otomatik yüz tanıma teknikleri ilk olarak ortaya atıldıkları 1964 yılından itibaren gelişen donanımlar ve algoritmalar sayesinde önemli değişikliklere uğramıştır. Woody Bledsoe, Helen Chan Wolf ve Charles Bisson otomatik yüz tanıma teknolojisinin kurucuları ve ilk teknikleri geliştirenler olarak bilinmektedir [18]. Bu çalışmalarda, büyük bir resim ve fotoğraf veri tabanı içerisinde, küçük bir kayıt setinin bulunması hedeflenmiştir. Doğru tespit edilebilen kayıtların, tüm kayıt setine oranı başarı parametresi olacak şekilde kurgulanan bu çalışmalarda, pek çok problemle karşılaşılmıştır.

Aşağıda listelenen bu sorunlar, yüz tanıma algoritmaların başarısında önemli engeller olarak karşımıza çıkmaktadır.

- Kafada yatay ve dikey eksenlerde meydana gelen değişimler,
- Işık yoğunluğu ve açısı,
- Farklı yüz ifadeleri,
- Yaşlanma,
- Gözlük, bıyık, sakal vb. yüzde değişikliğe sebep olan etmenler [19].

İki farklı resmin birbiriyle benzerlik oranının tespiti amacıyla kullanılan korelasyon ya da örüntü eşleme yöntemleri, yüzde meydana gelen değişimler sebebiyle tanıma problemlerinde başarısız olmuştur. Aynı kişiye ait iki yüz fotoğrafında sadece yüzün başka bir yöne dönük olması dahi, korelasyonu çok düşürmektedir. Kolaylıkla uygulanabilen ve günümüzde sıklıkla kullanılan 2B yüz yanıma yöntemleri düşük maliyetli ve hızlıdır. Ancak zaman içerisinde artan performans gereksinimleri, görüntülerin alındığı çevresel şartların kötü olması, ışıklandırma ve poz değişimleri, yüz ifadeleri, yaşlanma ve yüzün belirli oranda örtülmesi gibi nedenlerden dolayı 2B yüz tanıma tekniklerinin performansı yetersiz kalmaktadır [20].

Yüz tanıma probleminde derinlik bilgisinin aydınlanma yoğunluğundan daha düşük oranda etkilenmesi sebebiyle 3B yüz tanıma sistemlerinin, 2B yüzeysel nokta yoğunluk verilerine kıyasla yüzün tanımlanmasında yüksek performans değerlerine sahip olduğu görülmüştür [21].

3B yüz tanıma verilerinin, 2B sistemlerde karşılaşılan sorunlara çözüm getirmesi ve gelişen donanımların 3B yüz tanıma sistemlerini destekler hale gelmesiyle araştırmalar 3B sistemler üzerine yoğunlaşmıştır [22].

İstatistiksel yüz tanıma teknikleri korelasyon, ortalama ve kovaryans gibi istatistiksel yöntemler üzerinden gerçekleştirilir. Temel bileşen analizi, doğrusal ayırtaç analizi ve bağımsız bileşen analizi 3B yüz tanıma problemlerinde sıklıkla uygulanan istatistiksel tekniklerdir. Model tabanlı 3B yüz tanıma teknikleri ise biçimlenebilir (morphable) modelleri kullanarak tanıma işlemlerini yapmaktadır.

3B yüz tanıma algoritmaları, yüzey tabanlı, istatistiksel ve model tabanlı teknikler olarak sınıflandırılabilir. Yüzey tabanlı teknikler kendi içerisinde yerel ve genel uygulama alanlarına sahiptir [23]. Yerel yüz tanıma yöntemlerinde yüzey eğrilikleri, genişletilmiş Gauss görüntüleri (EGI) ve nokta belirteçleri yüzey karakteristiğini tanımlayıcı elemanlar olarak kullanılırken, genel yüz tanıma tekniklerinde yüzün tamamı sistemin girdisidir. Yüzey tabanlı teknikler içerisinde yer alan genel yüz tanıma uygulamaları, yüzün en yüksek ve en düşük eğriliklerle temsil edildiği yöntemler, Haussdorf uzaklık ölçüsünü kullanan yöntemler ve iteratif en yakın nokta teknikleri gibi metotları kullanmaktadır [24].

3B yüz tanıma algoritmalarının yoğun şekilde kullanımı, 3B görüntüleme sistemlerinin gelişmesiyle birlikte hızlanmıştır. Bu amaca uygun olarak 2B görüntü verilerinden 3B görüntü elde etme yöntemleri yaygın olarak kullanılır. Stereo kamera üzerinden elde edilen görüntüler kullanılarak yüz öznitelikleri çıkarılmış ve TBA tabanlı 3B yüz tanıma metodu geliştirilmiştir. Bu elde edilen öznitelik noktalarının derinlik bilgisi stereo görüntüleme teknikleri ile hesaplanır. Bulunan derinlik bilgileri üzerinden 3B yüz kafesi (mesh) oluşturulur. Geliştirilen TBA algoritması ile veri tabanındaki kafes 3B yüz verileri ile karşılaştırma yaparak %95 oranında yüz tanıma becerisi elde edilmiştir [25].

Stereo görüntüler kullanılarak oluşturulan 3B verinin eğitim, fotometrik stereo üzerinden oluşturulan veri setinin ise test için kullanılması amacıyla TBA algoritması geliştirildi. Bu uygulamada aydınlanma ve poz değişimi sebebiyle oluşan performans düşüşüne karşı dayanıklı bir teknik ortaya konarak % 96,2 oranında yüz tanıma başarısı sağlanmıştır [25].

Geliştirilen başka bir yüz tanıma sisteminde 2B görüntüler ve stereo görüntüleme ile oluşturulan derinlik bilgileri, TBA verileri haline getirildi. Test edilen 3B yüz bilgisi TBA uzayı üzerinde tanımlanarak Mahalanobis uzaklığı ile iki yüz verisi arasındaki ölçüm ile eşleştirme sağlanmıştır. Bu yöntem ile yüzde 90 üzerinde yüz tanıma başarısı elde edilmiştir [26].

2B yapılardan, 3B oluşturma tekniği olarak, yapısal ışık kaynağı tabanlı yöntemler önerilmiştir. Bu metotda, 2B ve 3B verinin beraberce kullanılabildiği çok modelli bir yüz tanıma sistemi ortaya çıkarıldı. Böylece gerçek zamanlı olarak çalışarak, yapısal ışık kaynağı temelli 3B ve renk bilgisi oluşturan bir sistem elde edilmiştir. Uygulanan teknikte, sınıflandırmadan önce poz ve aydınlanmadan kaynaklı bozulmalar düzeltilmiştir. Yüzde 95 oranında başarı sağlayan bu teknikte görünüm tabanlı 3B yüz tanıma algoritması ile sınıflandırma işlemi yapılmıştır [27].

Yapısal ışık kaynağı kullanıldığında, doğrudan 3B yüz görüntüsü üretmeksizin bu ışık kaynağı örüntüleri üzerinden yüzü oluşturan sanal bir imza elde edildi. İmzanın oluşturulması ile çapraz ilinti algoritması kullanılarak farklı yüzlerin karşılaştırılması sağlanmış oldu [28].

Yüz tanıma uygulamaları ticari kullanım alanlarının yaygınlaşması ve özellikle güvenlik önlemi alınması gereken yerlerde yerleşik kamera sistemlerinin kurulmaya başlanması ile geniş çalışma alanları yakalamıştır. Gerçek zamanlı görüntü işleme donanımlarının maliyetler açısından daha kolay ulaşılabilir olması, işlemci kapasitelerinin artması yüz tanıma sistemlerinin otomatikleşmesine ve diğer yazılım ağları ile bütünleşik şekilde çalışabilmesine olanak sağlamıştır [29].

Gelişen donanım altyapısına paralel olarak yoğunluk görüntüleri üzerine yapılan çalışmalar ile 90'ların sonunda 3B yüz tanıma algoritmaları ve uygulamaları kullanılmaya başlanmıştır. Bu algoritmalar daha az sayıda veri içeren setler üzerinden yüksek tanıma oranının elde edilebildiği teknikler olmuştur [30].

Yeni 3B yüz tanıma tekniklerinin geliştirilmeye başlanması ile özellik tabanlı, bütüncül yapıda ve farklı algoritmaları birlikte kullanan melez sistemler yaygınlaşmıştır. Özellik temellerine dayalı sistemlerde burun ve gözler gibi yüz çehresi üzerindeki ayırt edici noktalar belirlenir ve bu noktaların bütüncül yapı içerisinde eşleştirilmesi yapılır [31].

Bütüncül tekniklerin özellikle poz, aydınlanma ve ölçek değişimi gibi sorunlara karşı dayanıklılığı zayıftır ve bu sebepten dolayı düşük performans değeri gösterirler. Bunun önüne geçilebilmesi amacıyla yüz üzerindeki yerel noktaların özelliklerinin taban alındığı sistemler yaygın şekilde kullanılır [32].

İlgi noktası temelli algoritma uygulamalarında, farklı boyutlardaki görüntülerin birleştirilmesiyle veri seti oluşturulmuştur. 3B veriler doğrudan nokta bulutu olarak alınmadan, bu verilerden oluşturulan yoğunluk görüntüsü olarak kullanılmıştır. 2B ve 3B yüz görüntüleri üzerinden özellik temelli ilgi noktaları belirlenmiş ve eşleştirme yapılmıştır. Yüz tespitinin başarıyla yapılması oranı yüz ifadesinin sabit kalması durumu için yüzde 99, yüz ifadesinin değişimi durumu için ise yüzde 92 olarak ölçülmüştür. Diğer taraftan kimlik tespitinde algoritmanın performans başarı ölçüsü yüz ifadesinin sabit kalması durumunda yüzde 99,85, yüz ifadesinin değişmesi durumunda ise yüzde 96,62 olarak tespit edilmiştir [33].

Bu algoritmanın geliştirilmesi sırasında Face Recognition Grand Challenge v2 (FRGC) veri tabanı kullanılmıştır. FRCG veri seti National Institute of Standards and Technology (NIST) tarafından kullanıma açılmış olup, temel amacı ABD'de yürütülen mevcut yüz tanıma çabalarını desteklemek için tasarlanmış yüz tanıma teknolojilerini teşvik etmek ve ilerletmektir. FRGC yeni yüz tanıma teknikleri ve prototip sistemleri geliştirirken aynı zamanda büyüklük sırasına göre performansı artırmıştır. FRGC şirketler, akademi ve araştırma kurumlarındaki tanıma araştırmacıları ve geliştiricilere açık şekilde hizmet vermiştir.

FRGC, aşamalı olarak zorlu sorunlardan ve süreçlerden oluşan bir veri setidir. Bu setler üzerinde algoritmaların test edilmesi, gerçek zamanlı uygulamalarda karşılaşılabilecek problemlere karşı tedbir alınabilmesi ve algoritmaların düzeltilebilmesi için büyük önem taşımaktadır. FRGC içindeki zorlu problemler, bir dizi yüz imgesi ve tanımlanmış deneme setinden oluşmaktadır.

Gelişmiş yüz tanıma çalışmalarının önündeki engellerden biri de veri eksikliğidir. FRGC ve buna benzer veri setleri oluşturulurken, bu engellerin üstesinden gelinmesi için yeterli veriler set içerisine yerleştirilmiştir. Tanımlanan deneyler seti, araştırmacılara ve geliştiricilere yeni performans hedeflerine ulaşma konusunda ilerleme kaydetmelerinde yardımcı olur.

Yüz tanıma algoritmalarını geliştirmek için üç ana sürükleyici öğeden bahsedilebilir.

- Yüksek çözünürlüklü görüntüler,
- Üç boyutlu (3D) yüz tanıma
- Yeni ön işleme teknikleri.

FRGC eşzamanlı olarak her üç tekniğinde performans başarımlarını değerlendirmektedir. Mevcut yüz tanıma sistemleri, nispeten küçük sabit yüz görüntüleri üzerinde çalışmak üzere tasarlanmıştır. Bir yüzün boyutunu ölçmek için kullanılan geleneksel yöntem, gözün merkezleri arasındaki piksel sayısıdır. Mevcut görüntülerde gözün merkezleri arasında 40 ila 60 piksel vardır (yüzdeki 10.000 ila 20.000 piksel). FRGC'de, yüksek çözünürlüklü görüntüler ortalama olarak gözlerin merkezleri arasında 250 piksel olan yüz görüntülerinden oluşur. FRGC, yüksek çözünürlüklü görüntülerde bulunan ek bilgilerden yararlanan yeni algoritmaların geliştirilmesini kolaylaştırır.

3B yüz tanıma algoritmaları, yüzleri bir kişinin yüzünün 3B şeklinden tanımlar. Mevcut yüz tanıma sistemlerinde, aydınlatmadaki ve yüzün pozundaki değişiklikler performansı azaltır. Yüzlerin şekli aydınlatma veya pozdaki değişikliklerden etkilenmediğinden, 3B yüz tanıma bu koşullar altında performansı iyileştirme potansiyeline sahiptir. Son yıllarda, bilgisayar grafikleri ve bilgisayar modellemesinde aydınlatmanın modellenmesinde ve yüz görüntülerinde değişikliklerin ortaya çıkmasında gelişmeler olmuştur.

Bu gelişmeler, aydınlatmayı otomatik olarak düzelten ve yüz görüntülerinde değişiklikleri ortaya koyan yeni bilgisayar algoritmalarının geliştirilmesine yol açmıştır. Bu yeni algoritmalar, yüz tanıma sistemiyle işlemden önce aydınlatmayı ve pozu düzeltmek için yüz görüntüsünü ön işleme tabi tutarak çalışır. FRGC'nin ön işleme bölümü, yeni ön işleme algoritmalarının tanıma performansı üzerindeki etkisini ölçmek için tasarlanmıştır [34].

GavabDB 3B yüz veri tabanı kullanılarak yapılan çalışmada, 3B nokta bulutu verisi 2.5B yoğunluk görüntüsüne çevrilmiştir. Sabit ve farklı yüz ifadesine sahip 2.5B yüz görüntüleri belirli açılarla çevrilerek tanıma işlemi uygulanmıştır. Bu yöntem ile sabit yüzlerde yüzde 95'e kadar, farklı yüz ifadelerinin kullanıldığı veri setlerinde ise yüzde 90'a kadar tanıma performans başarımına ulaşılmıştır [35].

GavabDB 3B yüz veri tabanı, otomatik yüz tanıma deneyleri, poz düzeltme ve 3B yüz model kaydı gibi diğer olası görüntü uygulamaları için oluşturulan bir yüz görüntü veri tabanıdır. GavabDB, 61 kişiye (45 erkek ve 16 kadın) karşılık gelen 427 üç boyutlu yüz yüzeyi görüntüsü içerir ve her kişi için 7 farklı görüntü vardır. Bireylerin tamamı beyazdır ve çoğu 18 - 40 yaşları arasındadır. Her görüntü bir yüz yüzeyini temsil eden üç boyutlu bir ağdan oluşur. Her kişinin pozu ve yüz ifadesi üzerinde sistematik farklılıklar vardır. Özellikle, herhangi bir yüz ifadesi olmadan 2 ön ve 4 döndürülmüş görüntü ve konunun farklı ve vurgulanmış yüz ifadeleri sunduğu 3 ön görüntü vardır [36].

FRGC v2.0 veri tabanı kullanılan bir başka çalışmada, 2B ve 3B görüntülerin birleştirilmesinden oluşan 2,5B yoğunluk görüntüsünde SIFT temelli ilgi noktası tespit algoritması kullanılmıştır. Kullanılan 3B yüz verisi ham nokta bulutu verisi yerine işlenmiş 2,5B görüntüsüdür. Bu yoğunluk görüntüleri üzerinde farklı yüz ve derinlik algoritmaları kullanılarak lokal özellik eşlemesi yapılmış ve tanıma doğruluğu doğal yüz ifadelerinde %99.1 ve doğal olmayan yüz ifadelerinde %92.5 olarak ölçülmüştür [37].

3B mesh modeli kullanılarak 3B yüz verisi üzerinden yapılan çalışmada örgü modeline gauss gürültüsü eklenmiştir. Böylece oluşturulan gauss uzayından farklı gürültü seviyeleri için ilgi noktalarının en çok ve en az eğrilik değerleri bulunmuştur. Yapılan yüz tanıma çalışmalarında, yüzey düşümü tanımlayıcısına göre yüzde 82,50, şekil indeksine göre yüzde 90,11ve şekil indeksi düşümüne göre yüzde 81,93 oranlarında yüz tanıma başarımına ulaşılmıştır [38].

Son yıllarda 3B görüntü tanıma sistemleri üzerinde yapılan çalışmalarda çoğunlukla mesh/örgü modeli kullanılmaktadır. MeshDOG algoritmasının geometrik histogram 3B ilgi noktası tanımlayıcıları ile birlikte değişik veri tabanları üzerinde yüz tanıma performans ölçümleri yapılmıştır. Bu çalışmalarda örgü yapısındaki veriler kullanılarak, doğal yüz ifadeleri için yüzde 100 tanıma başarısı elde edilmiştir. Yüzün farklı yönlere çevrilmesi sonucu yapılan değişimlerde ise tanıma başarısı farklı veri tabanları için yüzde 76'nın üzerinde olmuştur [39].

3B ağ modelleri kullanılarak, meshSIFT algoritmasının uygulandığı yüz tanıma sisteminde diferansiyel çoklu-yüzey niteliklerinin histogramı ilgi noktası bulucu olarak kullanılmıştır. Bosphorus veri tabanı kullanılarak yapılan tanıma çalışmalarında, yüz ifadesi değişiminde yüzde 98,82; poz değişiminde yüzde 91,14 ve örtüklük durumunda ise yüzde 99,21 oranında yüz tanıma başarımı elde edilmiştir [40, 41].

Bu çalışmada FRGC ve Gavab olmak üzere iki farklı veri tabanı ile 3B yüz tanıma işlemi yapılmıştır. 3B yüz tanıma yöntemlerinden temel bileşenler analizi kullanılmıştır. Ancak yüksek başarı elde edebilmek için 3B mesh modeli ile temel bileşenler analizi önerilmiştir. Ayrıca yüz tanıma çalışmalarında doğru tanıma yapılabilmesi kadar hızlı sonuçlar elde edilmesi de önemlidir. Bu nedenle 3B yüz görüntüleri dosya uzantılarına göre farklı veri tabanlarına kaydedilmiştir. Test edilecek 3B yüz görüntüsünün dosya uzantısına göre hangi veri tabanına ait bir yüz görüntüsüyse sadece o veri tabanı ile 3B yüz tanıma işlemi yapılmıştır. Böylece bütün görüntüler üzerinde eşleştirme ve tanıma yapılmayarak çok daha kısa sürede yüz tanıma sonuçları elde edilmiştir. 3B yüz bulma, eşleştirme ve tanıma yöntemleri açısından Gauss eğrilik değerleri ile yüz bulma, ölçekten bağımsız SIFT yöntemi ile eşleştirme, mesh modeli ve temel bileşenler analizi yöntemi ile de 3B yüz tanıma literatür araştırmalarına dayanarak ele alınmıştır.

BÖLÜM 3. MATERYAL VE YÖNTEM

Tezin bu bölümünde, çalışmada faydalanılan veri tabanları ve 3B yüz tanımada sıkça kullanılan yöntemler açıklanacaktır. Bunun akabinde tezde kullanılan 3B örgü modeli, SIFT algoritması, temel bileşenler analizi ve 3B yüz tanıma uygulamasının detaylandırılması yapılacaktır. Son olarak da uygulanan yöntem ile elde edilen bulgu ve sonuçlar sunulacaktır.

3.1. 3B Yüz Tanımada Kullanılan Veri Tabanları

3B yüz tanıma algoritmalarının geliştirilebilmesi ve test edilmesi amacıyla bu amaca uygun olarak hazırlanmış veri tabanlarının oluşturulması zorunludur. Farklı boyutlardaki tanıma işlemlerinin aynı veri tabanları üzerinden yürütülmesi, performans ölçümlerinin doğru yapılabilmesini imkansız kılacaktır. Ayrıca geliştirilen algoritmaların ve farklı yüz tanıma tekniklerinin aynı özellikteki veri tabanları üzerinde değerlendirilmesi, referans noktasının aynı olması açısından, ölçüm sonuçlarının birbirleri ile kıyaslanabilmesine olanak sağlamaktadır.

Genel anlamda kullanılan yazılım dili ve test veri tabanlarının aynı olması, literatürde kabul edilebilirlik açısından önemli bir nokta olarak alınır. Yüksek performans başarımına sahip ve farklı zorluk derecelerinde çalışabilecek, sağlam bir yüz tanıma algoritmasının geliştirilmesi için gerçek yaşam durumlarına benzer doğal karmaşıklıklara sahip büyük veri setlerinin oluşturulması gerekir. 3 boyutlu yüz tarayıcıların ve yüksek işlem kabiliyetine sahip güçlü sayısal bilgisayarların kullanılabilirliği arttıkça, oluşturulan devasa veri setleri sayesinde, birçok 3 boyutlu yüz veri tabanı araştırmalar için uygun hale gelmiştir.

3DRMA veri tabanı, Belçika Kraliyet Askeri Akademisi'nde yapısal ışık tabanlı 3B yüz tarayıcı kullanılarak oluşturulmuştur. Öncelikle, kamera ve yapılandırılmış ışık projektörleri hizalanır ve göreceli hataları azaltmak için kalibre edilir. Bu veri tabanı üzerinde 120 farklı öğeye ait 3 boyutlu yüz yüzeyi, etiketli şerit algılaması yöntemiyle elde edilmiştir [42].

FSU 3 Boyutlu veri tabanı, Florida Eyalet Üniversitesi tarafından geliştirilmiş bir veri tabanıdır. FLand, 37 farklı kişinin yüzlerce farklı formatını görüntüler. Veri tabanı Minolta Vivid 700 lazer tarayıcı kullanılarak elde edilmiştir [43].

GavabDB veri tabanı, 61 bireyin örgü yüzeyinden oluşmaktadır. Deneklerin yaş değişimi 18 ile 40 arasındadır. Hem içsel (poz, ifade, oklüzyon) hem de dışsal değişkenler (değişken arka plan, ölçek, ışık efektleri) içeren yapıda veriler set içerisinde kullanılmıştır [44].

FRGC V 2.0 veri tabanı, geliştirilen güncel algoritmaların kullanılmasıyla, yüz tanıma performanslarının ölçülmesi ve karşılaştırılması amacıyla oluşturulan bir veri tabanıdır. Tanıma performansındaki artışa son teknoloji algoritmalar kullanılarak ulaşılması hedeflenmiştir [45]. 3 boyutlu veri, kontrollü aydınlatma şartları altında elde edilir. Görüntülerin 3B şekli ve buna karşılık gelen doku görüntüsü her bir kişi için Minolta Vivid 900/910 tarayıcı üzerinden alınmıştır. Veri tabanının, eğitim kısmındaki veri kümesi 943 taramadan oluşur. Ancak doğrulama bölümü için 466 bireyin 4007 3B tarama görüntüsü kullanılmıştır.

BU3D-FE (Binghamton Üniversitesi 3B Yüz İfadesi) veri tabanı, özellikle ifade değişimi zorluklarını içerir. Böylece daha zorlu tanıma şartlarında 3 boyutlu yüz tanıma için yeterli veri setlerinin kullanılabilmesi hedeflenmiştir [46]. 3DMD sayısallaştırıcısı kullanılarak projeksiyon ışınının önünde bulunan 100 deneğe ait farklı yüz ifadeleri, bir mesh görüntüsünün yanı sıra mesh yapısında saklanarak elde edilmiştir.

CASIA 3-D yüz veri tabanı Çin Otomasyon Enstitüsü tarafından toplanmıştır [47]. Lazer tabanlı Minolta Vivid 910 tarayıcı ile yakalanan 123 deneğe ait yüz görüntülerini içerir. Bu veri tabanının en büyük avantajı sadece ifade ve poz varyasyonları değil aynı zamanda farklı ifadeler altında poz kombinasyonlarını da içermesidir. Ayrıca, aydınlatma çeşitliliği olan taramaları da içerir.

Face Recognition and Artificial Vision grubu, 105 deneğin yüz taramalarından oluşan FRAV3D veri tabanını oluşturmuştur [48]. Bu veri setinin oluşturulmasında 3B örgü ve doku bilgisini yakalamak için Minolta Vivid-700 lazer tarayıcısı kullanılmıştır.

ND 2006 veri tabanı, Notre Dame Üniversitesi tarafından oluşturulan ve FRGC V2.0 veri setinin bir üst kümesi olarak kullanılan görüntü setidir [49]. Minolta Vivid 910 tarayıcı kullanılarak 888 kişinin yüz taraması yapılmıştır [50]. Bu lazer tabanlı tarayıcının çıkışı, renkli dokuların 3 boyutlu yüz aralığı görüntülerini içerir.

Michigan Eyalet Üniversitesi (MSU) tarafından geliştirilen veri tabanı, eşzamanlı ifade ve büyük poz varyasyonlarını içerir. 90 deneğin farklı uzaklıklardan yüz ifadesinin taranması sonucu veri tabanı oluşturulmuştur. İfade ve poz varyasyonları aynı anda yüklendiğinden, bu veri tabanını kullanarak yüz tanıma yapılması zor ve karmaşıktır [51].

ZJU-3DFED veri tabanı, Zhejiang Üniversitesi'nde yapısal ışığa dayalı Inspeck 3-DMega sensörü kullanılarak 40 kişiden alınan 3 boyutlu yüz taramalarından oluşturulmuştur [52]. Poz varyasyonu eksikliği bu veri tabanının ana sınırlamasıdır.

The 'Identification par l'Iris et le Visage via la Video' (I V2) multimodal veri tabanı, 3 boyutlu yüz görüntülerinin yanı sıra, 365 deneğe ait ses ve iris verileri ve 2 boyutlu videoları içermektedir (Colineau ve ark. 2008). Bu veri seti oluşturulurken, 3 boyutlu yüzeyler Konica Minolta Vivid 7000 sensörünü kullanarak yakalanmıştır.

Bosphorus 3B yüz veri tabanı, Boğaziçi Üniversitesi'nde Mega Capturor-II tarayıcıyı kullanılarak elde edilmiştir [53]. Şekil ve doku verileri denek başına bir saniyeden daha az bir sürede yakalanmıştır. 105 denekten alınan ham nokta bulutu verileri, ortanca (mean) ve Gaussian filtreler kullanılarak görüntülerdeki gürültünün yok edilmesi için işlenmiştir. Bu veri tabanı ayrıca, çene ortası, her yüz için göz köşeleri gibi 24 yüz işaretinin manuel olarak işaretlenmesini sağlamaktadır.

York Üniversitesi tarafından geliştirilen veri tabanında, stereo tabanlı modelleme tekniği kullanılarak iki kamera yardımıyla 3B yüz verileri toplanmıştır [54]. Buna ek olarak, başka bir kamera, alınan 2B doku bilgisini 3B mesh modeline eşlemiştir.

Pekin Teknoloji Üniversitesi, 3 boyutlu ağ ve renk içeren BJUT-3D veri tabanını toplamıştır. Veri tabanı üzerindeki 500 deneğin doku verisi, Cyberware 3030 RGB / PS 3B tarayıcı kullanılarak elde edilmiştir. Bu veri tabanında, her yüz taraması için şekil verileriyle birlikte doku bilgisi de depolanmaktadır. Saçlar nedeniyle oluşabilecek örtmeyi önleyebilmek amacıyla, tüm deneklerin bone giymeleri sağlanmıştır. Toplanan verilerden gürültünün ayıklanabilmesi amacıyla düzleme (Smoothing) işlemi gerçekleştirilmiştir. Yüz tarama verilerinde görünen eksik parçaların tamamlanabilmesi amacıyla delik doldurma filtreleri kullanılmıştır. Son olarak, ön işlemeyi takiben, yedek bölgelerden gelen veriler yüz bölgesinden ayrılmış ve BJUT-3D veri tabanına son hali verilmiştir [55].

Teksas Üniversitesi'nde üretilen veri tabanında, stereo tabanlı tarama sistemi kullanılarak 118 denekten 2B renk dokusu verileri toplanmıştır [56]. Bu veri tabanını diğer veri setlerinden ayıran özelliği, 25 antropometrik simgesel yapının referans konumlarının veri tabanı içerisine dahil edilmesidir [57].

Milano Bicocca Üniversitesi'nde oluşturulan UMB-DB 3B yüz veri tabanı, Minolta Vivid 900 lazer tarayıcı kullanılarak 143 deneğin ön yüz taramalarından oluşturulmuştur [58]. Bu veri tabanı, kısıtlanmamış senaryolar altında, doğal olarak oluşan örtünme ve kapanmaları yakaladıklarından dolayı, algoritma performansının değerlendirilmesinde sıklıkla kullanılır.

3B-TEC veri kümesi, Minolta Vivid 910 tarayıcı ile Twinsburg, Ohio'daki ikizler günü festivalinde yakalanan ikiz deneklere ait veri tabanının bir alt kümesidir. Nötr ve gülümseyen ifadelerle elde edilen 107 ikiz deneğe ait 3 boyutlu yüz taramalarını içermektedir [59].

EURECOM Enstitüsü'nde oluşturulan veri tabanında, Microsoft'un Kinect kamerası kullanılarak 52 denekten alınmış RGB renk ve derinlik verileri bulunmaktadır [60, 61]. Veriler yarım aylık sürelerle iki farklı oturumda toplanmıştır. Görüntülerdeki altı güvenilir referans noktası için el ile girilmiş ek bilgiler bulunmaktadır.

Tablo 3.1'de farklı 3B yüz tanıma sistemlerine ait veri tabanları değerlendirilmiştir. Bu veri tabanlarında bulunan görüntülere ait yüz ifadeleri her veri seti için ayrı ayrı gösterilmiştir.

Tablo 3.1. 3B Yüz Tanıma Veri Tabanları için Yüz İfadeleri [62]

Veri Tabanı	Yüz İfadesi
FSU	Nötr, gülümseyen, korkmuş, kızgın, şaşı, kaşlarını çatan
GavabDB	Nötr, gülümseyen, kahkaha atan, rastgele mimikler
FRGC v2.0	Nötr, şaşırmış, mutlu, kabarık yanaklar, öfke, kaşlarını çatan
BU3D-FE	Nötr, kızgın, korkmuş, üzüntülü, iğrenme, mutluluk, şaşırmış
CASIA	Nötr, gülümseyen, gözleri kapalı, öfkeli, gülen, şaşırmış
FRAV3D	Nötr, gülümseyen, ağzı açık, mimikler bulunan
ND2006	Nötr, şaşırmış, üzüntülü, iğrenme, mutluluk, anlamsız
ZJU-3DFED	Nötr, gülümseyen, şaşırmış, üzüntülü
IV^2 multimodal	Nötr, şaşırmış, mutlu, kapalı gözler, iğrenmiş
Bosphorus	Nötr, mutlu, kızgın, iğrenmiş, korkmuş, üzüntülü, şaşırmış
University of York	Nötr, kapalı gözler, kaşlar kaldırılmış, mutlu, kızgın
Texas-3D	Nötr, kapalı ve açık ağızla konuşan ya da gülümseyen
UMB-3D	Nötr, gülümseyen, kızgın, sıkılmış
3D-TEC	Nötr, gülümseyen
EURECOM Kinect	Nötr, gülümseyen, ağzı açık

Tablo 3.2'de veri tabanlarına karşılık gelen poz varyasyonları incelenmiştir. Böylece veri tabanı kullanıcılarının, hangi poz durumları için algoritmalarını test edebilecekleri açıklanmıştır.

Tablo 3.2. 3B Yüz Tanıma Veri Tabanları için Poz Değişimleri [62]

Veri Tabanı	Poz Değişimi
3D RMA	Önden, yukarı / aşağı, sınırlı sol / sağ
GavabDB	Önden, sol profil, sağ profil, yukarıya bakıyor, aşağı bakıyor
CASIA	Önden, Sola ve sağa 20−30 derece dönük, Aşağı ve yukarı 20−30 derece dönük, sol ve sağ 20−30 derece, sol ve sağ 50−60 derece, sol ve sağ 80−90 derece
FRAV3D	X-ekseni yönünde önden yukarı ve aşağı bakıyor, 25 derece Y-ekseni sağa dönük, 5 derece Y-ekseni sola dönük, pek çok küçük Z-ekseni dönüşü
IV^2 Multimodal	Önden, sol ve sağa profil
Bosphorus	Önden, sağ aşağıya dönük, sağ yukarıya dönük, yukarı doğru, aşağı doğru, hafif aşağı ve yukarı doğru, +10,+20, +30,+45,+90,−45,−90 derecelerde dönüşler
University of York	Önden, yukarı ve aşağı
EURECOM Kinect	Önden, sol ve sağ profil

Yüz tanıma sistemlerinin performansını etkileyen en yaygın gerçek tıkanıklıklar/kapama sebepleri; saç, yüz bölgesini ve yüzü kaplayan güneş gözlükleri ve rastgele poz verme sırasında yüzü kapatan ellerden kaynaklanmaktadır. Tablo 3.3'te yaygın kullanılan veri tabanları için kişiye ait yüzün tanınmasını engelleyecek, kapama ve örtme koşulları/objeleri incelenecektir. Bu objeler, yüz tanıma performansını ciddi anlamda düşürür. Bu sebepten dolayı, geliştirilen algoritmaların bu tıkanıklıkları aşacak yönde olması beklenir.

Tablo 3.3. 3B Yüz Tanıma Veri Tabanları için Görüntünün Kapanma Sebepleri [62]

Veri Tabanı	Görüntü Kapayan Nesne
Bosphorus	Saç, ağız, göz, gözlük
UMB-DB	Eşarp, şapka, rastgele pozisyonda eller, gözlük, saç, çeşitli engelleyiciler
EURECOM	Eller ve kağıt

Literatürde yapılan çalışmalarda kullanılan veri tabanları araştırıldıktan sonra, bu tez çalışmasında kullanılacak veri tabanları,

- Erişim kolaylığı,
- Verilerdeki görüntü kapayan nesne oranı,
- Verilerin işlenebilirliği,
- Uygulama alanları dikkate alınarak incelenmiştir.

Buna göre GavabDB ve FRGC v 2.0 veri tabanlarının kullanılmasına karar verilmiştir. Bu veri tabanlarının genel uygulamalara paralel olarak seçilmesi, farklı kullanıcılar tarafından geliştirilen algoritmaların ve kodların birleştirilebilmesine ya da diğer algoritmalar içerisinde çağırılabilmesine olanak sağlar.

Bu çalışmada, görüntü işlemedeki karmaşık işlemlerin yapılabilmesi amacıyla MATLAB yazılımı kullanılmıştır. Gelişmiş matriks işlem yapısı ile, MATLAB görüntü karelerinin matriksler üzerinde tutulması ve kolayca işlenebilmesine olanak sağlamaktadır. Ancak matrikslerin ciddi anlamda, bilgisayar hafızası gerektirmesi ve gerçek zamanlı uygulamalarda yavaş kalması sebebiyle daha profesyonel çalışmalarda C ve Python gibi uygulama dilleri daha yaygın kullanılmaktadır.

MATLAB yazılım geliştirme platformunun kullanılmasının bir diğer amacı, bu çalışmada geliştirilen sistemin, işlemci hızının ölçülmesi ve bir performans göstergesi olarak değerlendirilmesidir. Böylece farklı çalışmalarda, alınan benzer performans değerleri aynı platform için karşılaştırılmış olacaktır. Tablo 3.4.' de sıklıkla kullanılan 3B yüz veri tabanlarına ait, toplanan veri sayısı, verilerin toplanma yöntemi ve 2 boyutlu yoğunluğa sahip görüntü boyutları verilmiştir.

Tablo 3.4. 3B Yüz Tanıma Veri Tabanları için Görüntü Sayılarının ve Toplama Yöntemlerinin Karşılaştırılması [62]

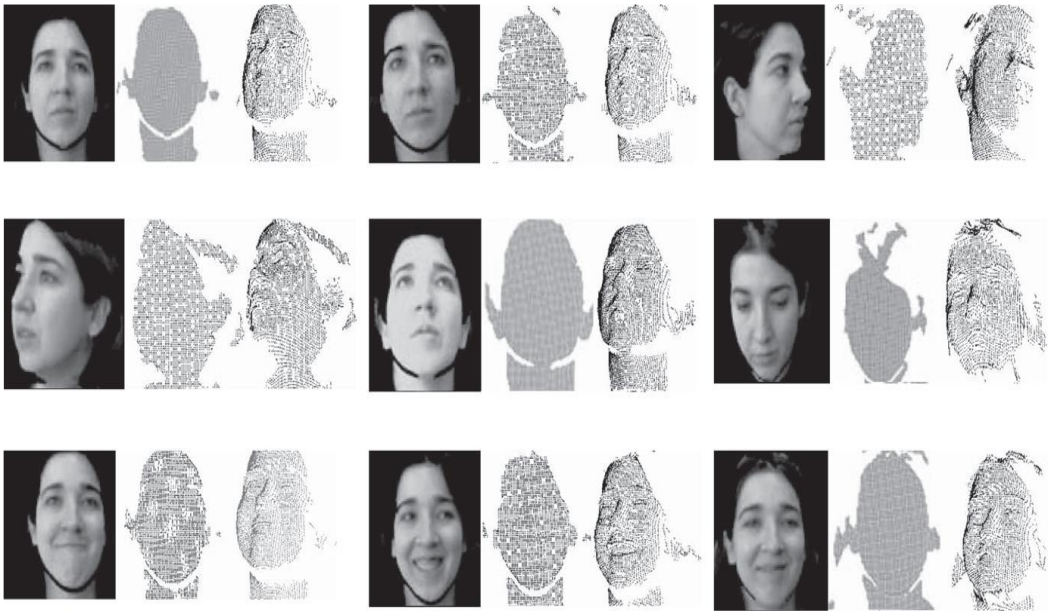
Veri Tabanı	**Toplanan Veri Sayısı**	**Veri Toplama Yöntemi**	**2B Resim Boyutu**
3DRMA	720	Yapısal ışık	768 × 576
FSU	222	Lazer tarayıcı	-
GavabDB	427	Lazer tarayıcı	-
FRGC v 2.0	4007	Yapısal ışık	640 × 480
BU3D-FE	2500	Yapısal ışık	512 × 512
CASIA	4059	Lazer tarayıcı	640 × 480
FRAV3D	1696	Lazer tarayıcı	-
ND 2006	13,450	Lazer tarayıcı	-
MSU	533	Lazer tarayıcı	-
ZJU-3DFED	360	Yapısal ışık	-
IV^2 multimodal	2880	Lazer tarayıcı	780 × 576
Bosphorus	4666	Yapısal ışık	1600 × 1200
University of York	5250	Steryo Toplama	-
BJUT-3D	500	Lazer tarayıcı	489 × 478
Texas 3-D	1149	Steryo Toplama	751 × 501
UMB-DB	1473	Lazer tarayıcı	640 × 480
3D TEC	428	Lazer tarayıcı	480 × 640
EURECOM Kinect	Yaklaşık 900	Yapısal ışık	256 × 256

3.1.1. GavabDB Veri Tabanı

GavabDB veri tabanı, 61 kişiye (45 erkek ve 16 kadın) karşılık gelen 427 3B yüz görüntüsü içerir. Her biri kişi için dokuz farklı resim vardır. İkisi nötr ön resim ve vurgulanmış yüz ifadeleri ile sunulan üç ön resim vardır. Sayısallaştırıcı olarak, Minolta VI-700 kullanılmıştır. Bu tarayıcı lazer sensör olarak, bir saniyeden kısa sürede renk bilgisi içeren uzaklık imgesinin sayısallaştırılmasını sağlar.

GavabDB veri setine ait örneklerde, deneklerin özel odaklanma olmadan büyük bir pencereye yakın şekilde yerleştirildiği görülmektedir. Veri tabanındaki deneklerin uzaklık imgeleri doku içeren görüntüleri ile birlikte verilmiştir. Her deneğin doku görüntüleri yayınlanmamıştır ve yalnızca uzaklık imgelerine erişim izni verilmiştir. Görüntüleri halka açıktır.

Şekil 3.1.' de gösterilen veri örneklerinde, iki nötr ön resmi (1. ve 2. yakalamalar), iki nötr görünümlü yukarı ve aşağı görüntü (5. ve 6. yakalamalar), gülümsemeli ön görüntü (7. yakalama), gülen ifadenin ön görüntüsü (8. yakalama) ve rastgele hareketi olan önden bir görüntü (9. yakalama) olmak üzere toplam 9 veri gösterilmiştir.



Şekil 3.1. GavabDB Veri Tabanına Ait Örnek Gösterimler [63]

3.1.2. FRGC V2.0 Veri Tabanı

FRGC veri dağılımı üç bölümden oluşmaktadır. Birincisi FRGC veri setidir. İkinci kısım FRGC BEE olarak adlandırılır. BEE dağılımı, altı deneyi gerçekleştirmek ve puanlamak için tüm veri setlerini içerir. Üçüncü bölüm, 1'den 4'e kadar olan deneyler için bir dizi temel algoritma setidir.

Üç bileşenin hepsinde, ham görüntülerin işlenmesinden Alıcı Çalışma Karakteristikleri (Receiver Operating Characteristics - ROC) üretmeye kadar, 1'den 4'e kadar olan deneyleri çalıştırmak mümkündür. FRGC verileri, eğitim ve onaylama bölümlerine ayrılmış 50.000 kayıttan oluşmaktadır.

Eğitim bölümü eğitim algoritmaları için tasarlanmıştır ve validasyon bölümü bir laboratuvar ortamında bir yaklaşımın performansını değerlendirmek içindir. Doğrulama bölümü 4.003 denek oturumundan alınan verilerden oluşmaktadır. Bir denek oturumu, kişinin biyometrik verileri toplandığı her seferde çekilen kişiye ait tüm görüntüleridir. Bunlar dört kontrollü hareketsiz görüntü, iki kontrolsüz hareketsiz görüntü ve bir üç boyutlu görüntüden oluşur.

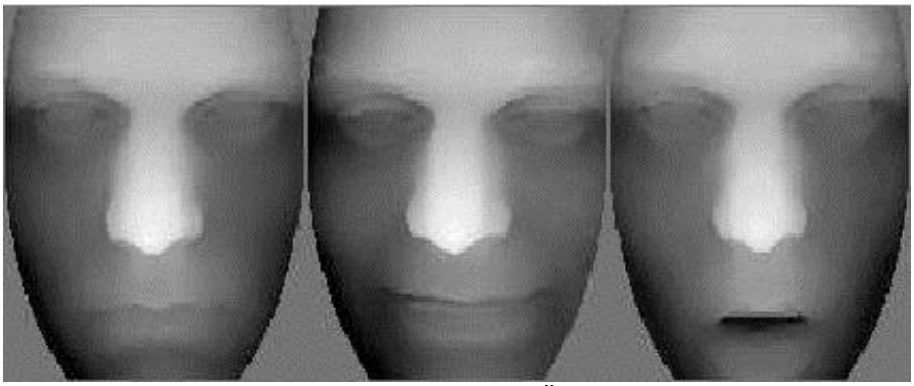
Kontrollü görüntüler bir stüdyo ortamında çekilmiş, iki ışık koşulunda ve iki yüz ifadesiyle (gülümseyen ve nötr) alınmış tam ön yüz görüntüleridir. Kontrolsüz görüntüler değişen aydınlatma koşullarında örneğin, koridorlar, atriyumlar veya dış mekan vb. çekilmiştir. Kontrolsüz görüntülerin her biri gülümseyen ve nötr olan iki ifade içerir. 3 boyutlu görüntü kontrollü aydınlatma koşullarında çekilmiştir. 3B görüntüler hem aralık hem de doku görüntüsünden oluşur. 3B görüntüler bir Minolta Vivid 900/910 serisi sensörle alınmıştır.

FRGC dağılımı altı deneyden oluşur. Deney 1'de galeri, bir kişinin tek bir kontrollü hareketsiz görüntüsünden oluşur. Her propta bir tek kontrollü hareketsiz görüntü bulunur. Deney 1, kontrol deneyidir. Deney 2, bir insanın çoklu hareketsiz görüntülerinin performans üzerindeki etkisini incelemektedir. Deney 2'de, her bir biyometrik örnek, bir konu oturumunda çekilen bir kişinin dört kontrollü görüntüsünden oluşur. Örneğin, galeri, tüm kişilerin aynı konu oturumunda çekildiği her bireyin dört resminden oluşur. Aynı şekilde, bir prob deneklerin dört görüntüsünden oluşur.

Deney 3, 3B yüz tanıma performansını ölçer. Deney 3'te, galeri ve sonda seti, bir kişinin 3 boyutlu görüntülerinden oluşur. Deney 4, kontrolsüz görüntülerden tanıma performansını ölçer. Deney 4'te, galeri, tek bir kontrollü hareketsiz görüntüden ve prop seti tek bir kontrolsüz hareketsiz görüntüden oluşmaktadır.

Deney 5 ve 6, 3B ve 2B görüntüleri karşılaştırmayı inceler. Her iki deneyde de galeri 3 boyutlu görüntülerden oluşur. Deney 5'te, prob seti, kontrollü hareketsiz görüntüden oluşur. Deney 6'da, prob seti kontrolsüz tekli hareketsiz görüntü içerir [34].

Şekil 3.2.' de gösterilen FRGC örneklerinde soldan sağa sırasıyla nötr, küçük yüz ifadeli ve büyük yüz ifadeli denekler için veri örnekleri sunulmuştur.



Şekil 3.2. FRGC Veri Tabanına Ait Örnek Gösterimler [64]

3.2. Yüz Tanıma Yöntemleri

Yüz tanıma ile ilgili literatür incelendiğinde yüz tanıma ile ilgili yöntemlerin temelde 4 ana grupta toplandığı görülmektedir. Bu yöntemler ana hatlarıyla aşağıda tanıtılmaktadır.

3.2.1. Bilgi Temelli Yöntemler

Kural tabanlı metotlar olarak da bilinirler. Genellikle yüz yerinin tespiti ve yüze ait özellik setinin elde edilmesinde kullanılmak üzere tasarlanmış olan bu metotlar tipik bir yüzün insan beyninde nasıl şifrelendiği düşünülerek geliştirilmiştir.

3.2.2. Değişmeyen Özelliklere Dayalı Yöntemler

Bu algoritmalar yüzde var olan ve poz, bakış açısı, çeşitli aydınlatma koşullarına rağmen değişmeyen sabit kalan özellikleri bulma ve bunları kullanarak yüz yerinin tespiti ve yüz tanıma işleminin gerçekleştirilmesi için geliştirilen yöntemlerdir. Yüze ait özellikler, doku analizi, ten rengi veya birden fazla özellik kullanılarak işlem yapılan çalışmalar bu gruba girmektedir.

3.2.3. Şablon Karşılaştırmaya Dayalı Yöntemler

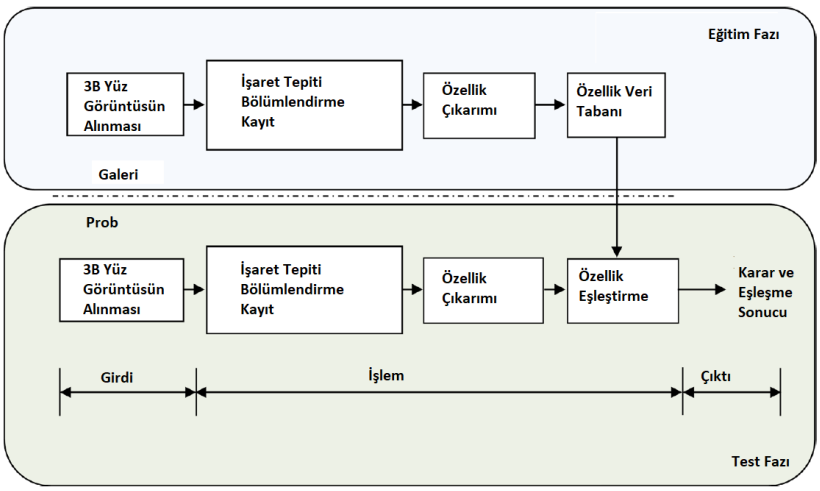
Bir yüze veya yüzün parçalarına ait çeşitli standart şablonlardan çok sayıda depolayıp karşılaştırma mantığına dayanan bir yöntemdir. Giriş resmiyle önceden tanımlanmış veya şekil değiştirebilen kayıtlı şablonlar arasındaki benzerlik oranına bakılarak yüz yeri tespit edilmeye ve yüz tanıma yapılmaya çalışılır.

3.2.4. Görünüş Temelli Yöntemler

Bu yöntemlerde şablon karşılaştırmanın tersine, modeller veya şablonlar bir veri setinden öğrenilir. İlgili veri seti yüzün çeşitli şekillerinde, çeşitli şartlarda ve çeşitli pozisyonlarda alınan resimlerinden oluşan eğitim setidir. Bu öğrenilen modeller daha sonra yüz tanıma işlemi için kullanılmaktadır. Öz yüz yöntemi ve öz yüzün iyileştirilmiş versiyonları (doğrusal diskriminant analizi, ayırt edici ortak vektör yöntemi vs.), dağılım tabanlı yöntemler, yapay sinir ağları, karar destek mekanizmaları, gizli markov modelleri gibi çeşitli yöntemler kullanılarak işlemler gerçekleştirilmektedir [61].

3.3. 3B Örgü (Mesh) Modeli

3 boyutlu yüz tanıma işlemi, temelde biyometrik bir uygulama tekniği olarak kişilerin 3 boyutlu yüz şekillerinin prob ve galeri yüzleri kullanılarak modellenmesidir. Şekil 3.3'te gösterilen akış şemasında, 3B yüz tanıma tekniklerinin işleyişi gösterilmiştir.



Şekil 3.3. 3B Yüz Tanıma Algoritmik Akış Diyagramı [62]

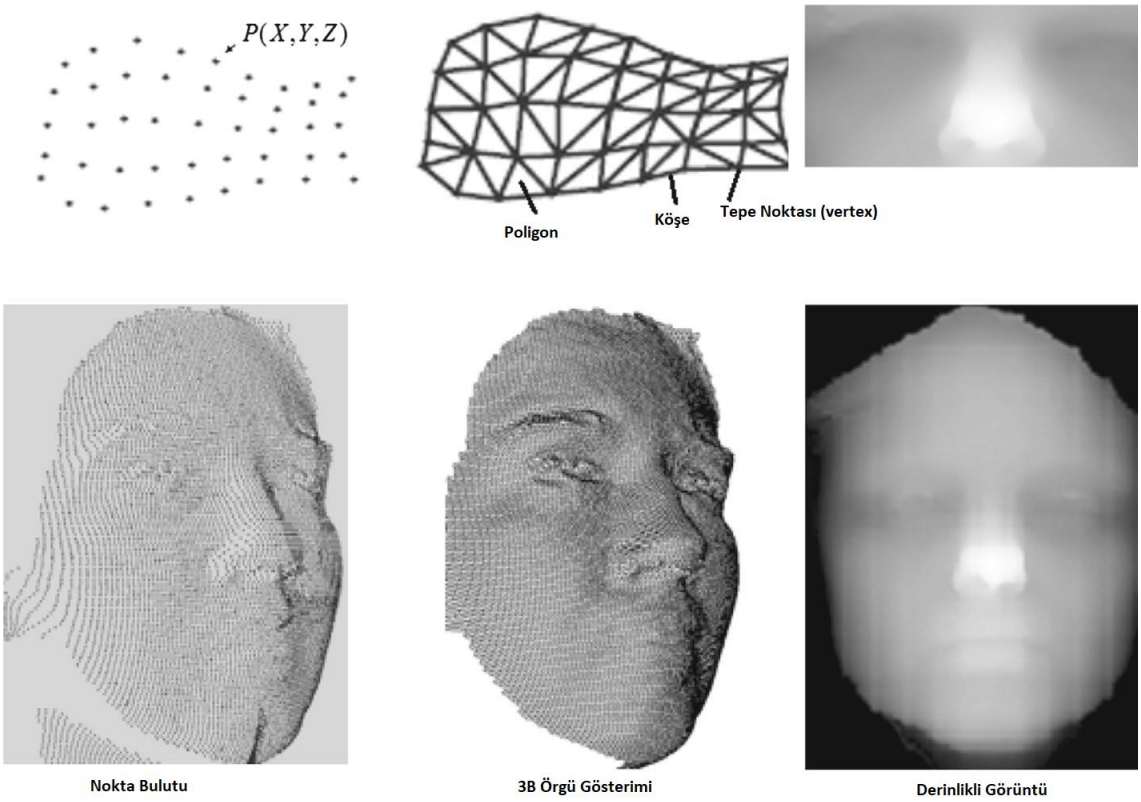
Yüzün tespiti sırasında yakalanan 3 boyutlu bir insan yüzü, istenmeyen vücut parçaları içerebilir veya saç, kulak, boyun, omuz ve gözlük ve süs eşyaları gibi aksesuarlar yüz çehresini etkili bir şekilde kapatmaktadır.

Başlıca işaret noktaları, tüm taramadan yüz şeklinin ayrıştırılması sürecini kolaylaştırır. Yüz şeklinin gerçek eşleştirmeden önce hizalanması gerekir.

3B örgü gösterimi, 3 boyutlu yüzey ile ilgili olarak daha önceden hesaplanmış ve dizine alınmış yerel bilgileri kullanır [65]. Örgü modeli aslında büyük yüzeysel bir tanım aralığını daha küçük tanım aralıklarına bölme işlemidir. Yüzeysel tanım aralıkları tetrahedral, hexahedral gibi şekillere bölünebilirler.

Nokta bulut gösteriminden daha fazla bellek ve depolama alanı gerektirmesine rağmen, esnek olması ve çevirme, döndürme ve ölçeklendirme gibi 3 boyutlu geometrik dönüşümler için daha uygun olması nedeniyle daha çok tercih edilir. Her 3B polygonal örgü yapısı, örgü elemanlarının toplamı olarak ifade edilebilir. Köşeler (noktalar), kenarlar (köşeler arasındaki bağlantılar) ve çokgenler (kenarların ve köşelerin oluşturduğu şekiller) örgü yapısının elemanları olarak tanımlanır [65].

Şekil 3.4.' de GavabDB veri tabanına ait örnek bir yüz için 3B mesh gösterimi yapılmıştır. 3B örgü verilerinin çoğu, 2B gösterimden türetilen üçgen örgü elemanlarından oluşur. 2B doku koordinatları da 3B modellerin doğru olarak oluşturulabilmesi için tepe noktası bilgisi içerisine gömülür.



Şekil 3.4. Örgü (Mesh) Modelinde 3B Yüz Gösterimi [62]

3.4. SIFT Algoritması

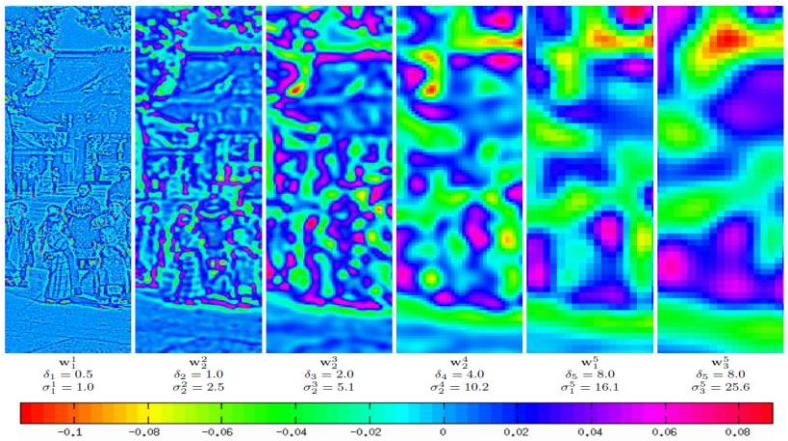
SIFT (Scale Invariant Feature Transform), bir resmin, aydınlatma, döndürme ve ölçeklendirmeye karşı değişmeyen bölgesel özelliklerini belirleyip tanımlayan bir algoritmadır.

SIFT yöntemi David G. Lowe tarafından 2004 yılında yazılan "*Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints"* başlıklı makale ile önerilmiştir. SIFT dört temel adımdan oluşmaktadır.

- Ölçek uzayında uç noktaların (minimum - maksimum) elde edilmesi
- Anahtar noktaların konumlarının belirlenmesi
- Döngüsel değişime karşı dayanıklılık kazanılması
- Anahtar nokta tanımlayıcıların bulunması

3.4.1. Ölçek Uzayındaki Uç Noktaları (Extremes) Bulma

Ölçeksel uzayda sabit, değişmeyen kilit noktalar bulmak için önce ölçeksel uzay oluşturulur. Daha sonra kilit nokta olabilecek noktaların tespiti yapılır. Orijinal resme farklı ölçeklerde Gaussian filtresi uygulanır. Gaussian filtresi ile bulanık hale gelen bu resimler arasındaki farklar alınır. Farklı ölçeklerde alınan Gaussian farkının(DoG) uç noktaları bize anahtar noktalarını verir.



Şekil 3.5. Örnek bir görüntünün DoG ölçeği ile elde edilen alt görüntüleri

3.4.2. Anahtar Noktalarının Konumlarını Belirleme

Aday anahtar noktalar bulunduktan sonra her bir anahtar noktalar için konum, ölçek vb. bilgiler belirlenir. Böylece düşük kontrasta sahip olan veya kenar üzerinde iyi konumlanmamış olan anahtar noktalar elenebilir.

3.4.3. Döngüsel Değişime Karşı Dayanıklılık Kazanılması

Bulunan anahtar noktalarının dönme hareketlerine göre değişmez olması gerekmektedir. Gaussian uygulanarak bulanık hale gelmiş resimde anahtar noktaların etrafındaki komşu bölgede yer alan her piksel için, eğimin büyüklüğüne ve yönüne bakılır. Dört adımda inceleyecek olursak;

1.Adım: Gauss yöntemi ile yumuşatılmış resmi seçmek için kilit nokta ölçeklendirme kullanılır ve Gradyan büyüklüğü hesaplanır.

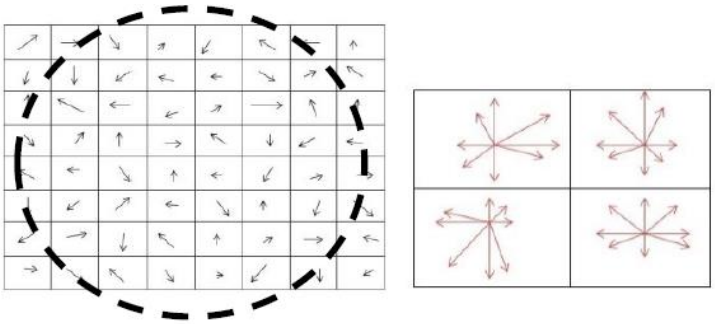
2.Adım: Örnek noktaların gradyan yönelimlerinden bir yönelim histogramı şekillendirilir.

3.Adım: Histogramdaki en üst tepe değerinin yeri belirlenir.

4.Adım: Bu tepeye karşılık gelen yönelimler ve bu tepenin %80'ine kadar olan yerel tepeler anahtar noktaya atanır.

3.4.4. Anahtar Nokta Tanımlayıcılarını Bulma

Her biri 8 kutu içeren 4x4 piksel komşuluğunda oryantasyon histogramları oluşturulur. Anahtar nokta etrafındaki 16x16 lık bir bölgede yer alan, oryantasyon ve büyüklük ile ilgili bilgi veren histogramlar hesaplanır. Her bir histogram gerçek komşuluk bölgesinin 4x4 lük bir alt bölgesini içerir. Her biri 8 kutu içeren, 16(4x4) histogramlar, toplamda 128 adet vektör belirtmiş olurlar. Bu vektörler, anahtar nokta tanımlayıcılarıdır.



Şekil 3.6. a) Büyüklük ve Oryantasyonları b) Anahtar Nokta Tanımlayıcıları

3.4.5. SIFT Algoritması ile Eşleştirme

SIFT yöntemi yardımıyla, resimde var olan anahtar noktalar ve bu noktaların tanımlayıcıları tespit edilir. Aynı işlem, eğitim kümesindeki tüm elemanlara uygulanır. Resimdeki tanımlayıcılar ile eğitim kümesi elemanlarının tanımlayıcıları karşılaştırılarak eşleştirme yapılır. Bu karşılaştırma ise belli bir eşik değeri üzerinden sağlanır.

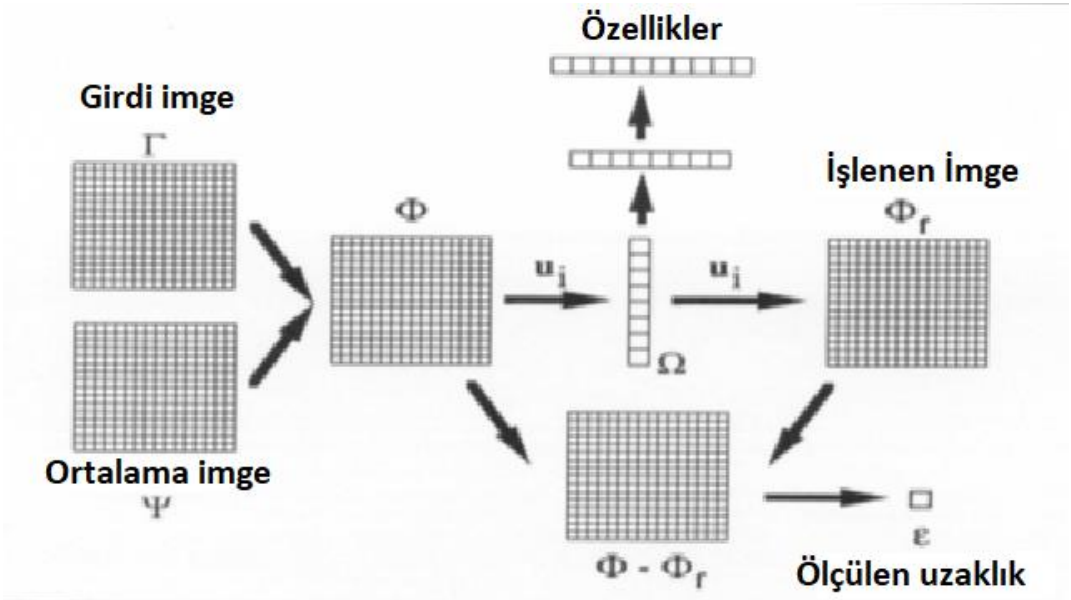


(a) (b) (c)

Şekil 3.7. Özellikli nokta tanımlayıcılarının buldukları noktalar
a) Harris algılayıcısı b) KLT c) SIFT
[66, 70].

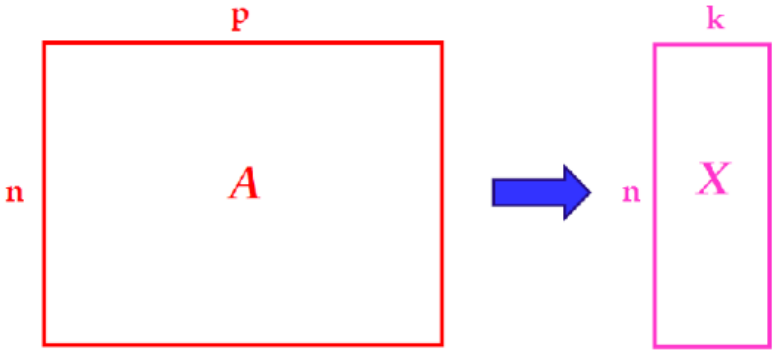
3.5. Temel Bileşenler Analizi

Temel bileşenler analizi, temel olarak çok boyutlu veri kümelerini analiz edilebilmesi için daha az boyutlu kümelere dönüştürür. Şekil 3.8'de gösterilen bu yöntemde yapılan işlem Karhunen-Loève dönüşümü olarak da bilinmektedir.



Şekil 3.8. Temel Bileşenler Analizi ile Yüz Tanıma

Karhunen-Loève dönüşümü ile yapılan işlem Şekil 3.9'da gösterildiği gibi p boyutlu bir uzaydan (veriler p tane değişken ile ifade ediliyorsa) $k<p$ boyutlu bir uzaya dönüşümünü sağlamaktadır. Bu dönüşümdeki amaç, eldeki büyük veriyi değişkenler arası ilişkileri en iyi şekilde koruyarak ve en az sayıda bilgi kaybı ile daha küçük bir uzayda ifade etmeye çalışmaktır.



Şekil 3.9. p Boyutlu Bir Uzayın k Boyutlu Bir Uzaya Dönüşümü [71]

Temel bileşenler analizinin daha iyi anlaşılabilmesi için gerekli olan bazı matematiksel açıklamalara yer verilmiştir. Daha sonra mesh modeli ile temel bileşenler analizinin işlem basamakları açıklanmıştır.

3.5.1. Matematiksel Gösterim

3.5.1.1. Standard Sapma

Standart sapma, verilerin nasıl yayıldığına (saçıldığına) dair ölçümsel olarak bilgi verir. Veri değerlerinin yayılımının özetlenmesi için kullanılan bir ölçüdür. Standart sapma varyansın karekökü dür.

$$\overline{X} = \frac{\sum_{i=1}^{n} x_i}{n} \tag{3.1}$$

$\overline{X}$, X dizisinin ortalamasını ifade etmektedir. O halde standart sapma:

$$s = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(X_i - \overline{X})}{n-1}} \tag{3.2}$$

3.5.1.2. Varyans

Varyans verinin yayılımı ile ilgili bir başka ölçüm bilgisi veren kavramdır. Genellikle değişimi ölçmek için kullanılır. Varyans, standart sapmanın karesidir.

$$s^2 = \frac{\sum_{i=1}^{n}\left(X_i - \overline{X}\right)^2}{n-1} \tag{3.3}$$

3.5.1.3. Kovaryans

Olasılık teorisi ve istatistikte, kovaryans iki değişkenin birlikte ne kadar değiştiklerinin ölçüsünü vermektedir. Ancak standart sapma ve varyans tek boyutlu veriler için kullanılmaktadır. Kovaryans değeri, pozitif ise her iki değişkenin birlikte arttığı; negatif ise biri artarken diğerinin azaldığı; sıfır ise bu iki değişkenin bağımsız olduğu şeklinde yorumlanmaktadır.

$$var(X) = \frac{\sum_{i=1}^{n}\left(X - \overline{X}\right).\left(X - \overline{X}\right)}{n-1} \tag{3.4}$$

Yukarıdaki formüle benzer şekilde X değişkeni ve Y değişkeni arasındaki ölçüme bakılmak istendiğinde aşağıdaki formül yardımıyla bu iki değişken arasındaki ilişkiye bakılabilir.

$$cov(X,Y) = \frac{\sum_{i=1}^{n}\left(X - \overline{X}\right).\left(Y - \overline{Y}\right)}{n-1} \tag{3.5}$$

3.5.1.4. Kovaryans Matris

İkiden fazla değişken ile ifade edilen veriler için kovaryans matris kullanılır.

$$C = \begin{bmatrix} cov(x,x) & cov(x,y) & cov(x,z) \\ cov(y,x) & cov(y,y) & cov(y,z) \\ cov(z,x) & cov(z,y) & cov(z,z) \end{bmatrix} \tag{3.6}$$

Kovaryans her zaman iki boyut arasında hesaplanır.

Tablo 3.5. İki Boyutlu Veri Kovaryans Hesaplaması

X	**Y**	**X-$\overline{X}$**	**Y-$\overline{Y}$**	**(X-$\overline{X}$)(Y-$\overline{Y}$)**
9	39	-4,91667	-23,4167	115,1319
15	56	1,083333	-6,41667	-6,95139
25	93	11,08333	30,58333	338,9653
14	61	0,083333	-1,41667	-0,11806
10	50	-3,91667	-12,4167	48,63194
18	75	4,083333	12,58333	51,38194
0	32	-13,9167	-30,4167	423,2986
16	85	2,083333	22,58333	47,04861
5	42	-8,91667	-20,4167	182,0486
19	70	5,083333	7,583333	38,54861
16	66	2,083333	3,583333	7,465278
20	80	6,083333	17,58333	106,9653
Toplam				1352,416667
Ortalama				112,7013889

Bir boyut ile kendisi arasında hesaplanan kovaryans değerleri $(cov(x,x), cov(y,y), cov(z,z))$ x, y, z boyutlarının varyans değerlerini verir. Kovaryans matris $cov(a, b) = cov(b, a)$ özelliğinden dolayı simetrik bir yapıdadır. Bir n boyutlu veri seti ile $\left[\frac{n!}{2*(n-2)!}\right]$ farklı kovaryans değerleri hesaplanabilir.

3.5.2. Temel Bileşenler Analizinin İşlem Basamakları

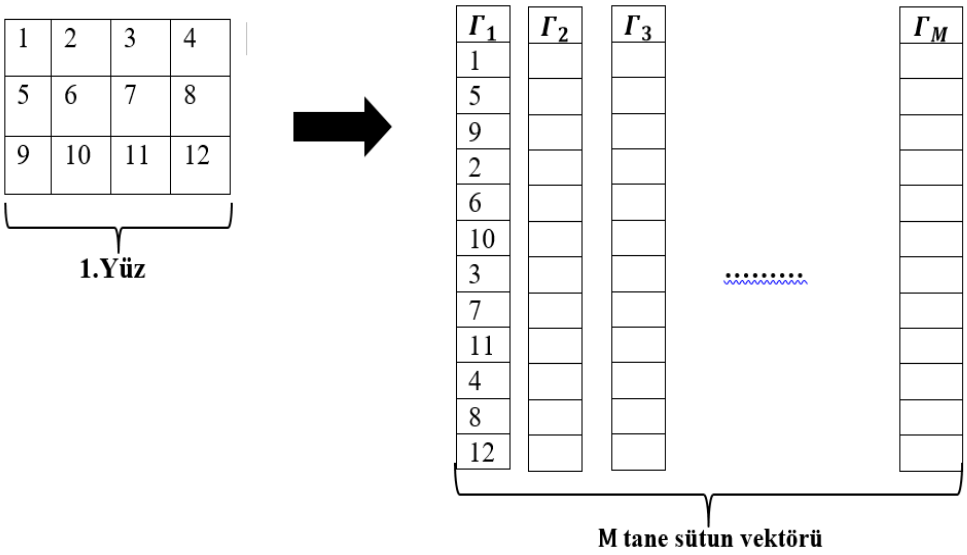
3B yüz tanıma işlemi için önerilen mesh modeli ile temel bileşenler analizinin işlem basamakları;

1.Adım: Mesh fonksiyonu ile elde edilen $\mathbf{K}\,x\,\mathbf{L}$ boyutlarında matrislere sahip $\mathbf{M}$ tane eğitim için kullanılacak yüz görüntüsü bulunuyor olsun. Her bir görüntüdeki toplam piksel sayısı $\mathbf{K}\,x\,\mathbf{L}=\mathbf{N}$ tane olsun. $\mathbf{K}\,x\,\mathbf{L}$ boyutlu piksellerden oluşan görüntü matrisi Şekil 3.10'daki gibi tanımlanır. Her bir elemanın $\mathbf{B}$ bit ile gösterildiği $\mathbf{K}\,x\,\mathbf{L}$ boyutlu bir gri imge matrisinin saklanabilmesi için gerekli bellek $\mathbf{K}\,x\,\mathbf{L}\,x\,\mathbf{B}$ olur. Ancak bu imgenin daha az sayıda bit ile tanımlanabilmesi gerekir. Bu veri azaltımını sağlama yöntemine imge veri sıkıştırması denir.

A(1,1)	A(1,2)	…				…	A(1,L)
A(2,1)	A(2,2)					…	A(2,L)
⋮	⋮						⋮
…	…						…
A(K,1)	A(K,2)					…	A(K,L)

Şekil 3.10. Bir İmgenin Matris Gösterimi [72]

2.Adım: Karhunen-Loève dönüşümü ile veri sıkıştırma işlemi yapılır. Şekil 3.11'de gösterildiği üzere **K** $\boldsymbol{x}$ **L** boyutundaki bu görüntülerin sütunları alt alta yerleştirerek **M** tane sütun vektörü elde edilir. Bu sayede iki boyutlu uzayda **N** tane nokta ile ifade ettiğimiz her bir yüz, **N** boyutlu uzayda bir tek nokta ile ifade edilmiş olur.



Şekil 3.11. Karhunen-Loève dönüşümü

3.Adım: Normalizasyon işlemi yapılmaktadır. Bu işlemdeki amaç, gereksiz veri tekrarlarını önlemektir. Normalizasyon işleminden önce ise **M** tane sütün vektörü ile ortalama yüz vektörü bulunur. Daha sonra her bir yüz vektöründen ortalama yüz vektörü çıkarılarak normalizasyon işlemi tamamlanır.

$$\textbf{Ortalama Yüz Vektörü: } \Psi = \frac{1}{M}\sum_{i=1}^{M} \Gamma_i \tag{3.7}$$

Normalizasyon:

$$\phi_1 = \Gamma_1 - \Psi \longrightarrow \text{1.Yüz}$$

$$\phi_2 = \Gamma_2 - \Psi \longrightarrow \text{2.Yüz}$$

$$\phi_3 = \Gamma_2 - \Psi \longrightarrow \text{3.Yüz}$$

…

$$\phi_i = \Gamma_i - \Psi \longrightarrow \text{i.Yüz}$$

…

$$\phi_M = \Gamma_M - \Psi \longrightarrow \text{M.Yüz}$$

4.Adım: **M** tane normalizasyon işlemi uygulanmış sütun vektörlerini yan yana dizerek **N** $\boldsymbol{x}$ **M** boyutlarında bir **A** matrisi (Normalize yüz vektör matrisi) elde edilir. **A** matrisinin normalize yüz vektörü kovaryans matrisi de **C** ile ifade edilsin.

$$A = [\phi_1\ \phi_2\phi_3, \dots\dots, \phi_M] \tag{3.8}$$

$$C = \frac{1}{M}\sum_{i=1}^{M} \phi_i\phi_i^T = A\ x\ A^T \tag{3.9}$$

$$(A^T, A\ matrisinin\ transpozu)$$

5.Adım: C matrisinden özdeğerler ve özvektörler bulunur. $Cv = \lambda v$ olacak şekilde λ bir scalar ve $v \neq 0$, R^n'de bir vektör ise λ'ya C matrisinin bir özdeğeri ve v'ye de C matrisinin λ'ya karşılık gelen bir özvektörü denir. λ öz değerinin hesaplanmasında I_n birim matris olmak üzere; $(\lambda I_n - C)v = 0$ şeklinde yazılabilir. $(\lambda I_n - C)$ matrisinin determinantına C matrisinin karakteristik polinomu denir. $v \neq 0$ çözümü için, $p(\lambda) = det(\lambda I_n - C) = 0$ olmalıdır. Buna C matrisinin karakteristik denklemi denir. Bu denklemin kökleri C matrisinin öz değerlerini verir. Bu öz değerler yerine yazılırsa $((\lambda I_n - C)v = 0)$ bu öz değerlere karşılık gelen öz vektörler bulunur. Elde edilen öz değer matrisindeki en büyük değere sahip olan bileşen temel bileşendir.

Yani veri kümesi içindeki en önemli ilişkidir. Öz değerler küçükten büyüğe doğru sıralanacak biçimde dizildiğinde, en önemli olandan en az önemli olan bileşene doğru sıralanmış olur. Bu dizilime göre istenirse sıfıra yakın veya ihmal edilebilecek daha az önemli olan bileşenler elenerek boyut azaltılmış olur. Bu şekilde seçilmiş öz vektörlerden oluşan matrise öz nitelik matrisi denir.

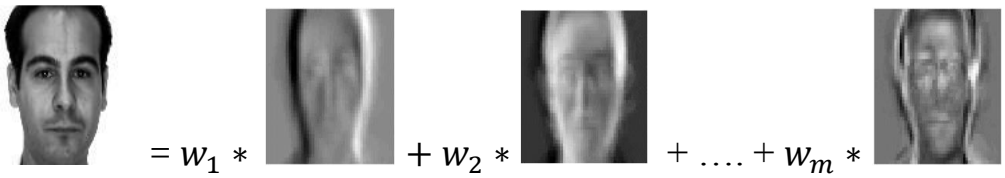
6.Adım: Öz değer ve öz vektörler hesaplandıktan sonra öz yüzlerin (u) hesaplanmasına geçilir. Öz yüzler, ortalama yüz vektörü değerleri (ϕ) öz vektörlerin oluşturduğu matrisle çarpılarak hesaplanır. Böylece bir öz yüzler matrisi elde edilir.

$$u_i = \sum_{k=1}^{M} v_{lk}\, \phi_k \qquad l = 1,2,3, \dots \dots, M \tag{3.10}$$

7.Adım: Tanıma işlemine geçilmeden önce öz yüzler matrisi *A* matrisine iz düşürülerek temel bileşenler analizi ile boyut azaltma işlemi gerçekleştirilmiş olur. Yüksek öz değere sahip öz yüzler matrisinin transpozu u^Tve *A* matrisi çarpılarak Ω matrisi oluşturulur.

$$\Omega = u^T \; x \; A \tag{3.11}$$

8.Adım: Son olarak tanıma işlemi yapılır. Tanıma işlemi için ilk olarak test edilecek yüz vektörü (Γ) ile ortalama yüz vektörü (Ψ) arasındaki fark bulunur ve bu fark her öz vektör değeri ile çarpılır. Bu çarpım sonucu elde edilen veriler ile katsayılar vektörü (Ω^T) oluşturulur.



$$\hat{\phi} = \sum_{i=1}^{M} w_i u_i \tag{3.12}$$

$$w_i = u_i^T (\Gamma - \Psi) \qquad i = 1,2,3, \dots \dots, M \tag{3.13}$$

$$\Omega^T = \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \\ w_3 \\ \dots \\ w_m \end{bmatrix} \tag{3.14}$$

Elde edilen bu katsayılar vektörü ile test edilecek yüz resminin hangi sınıfa ait olduğu bulunur. Bu işlem Öklid uzaklığının minimize edilmesi ile gerçekleşir.

$$\varepsilon_k = \|\Omega^T - \Omega\|^2 \tag{3.15}$$

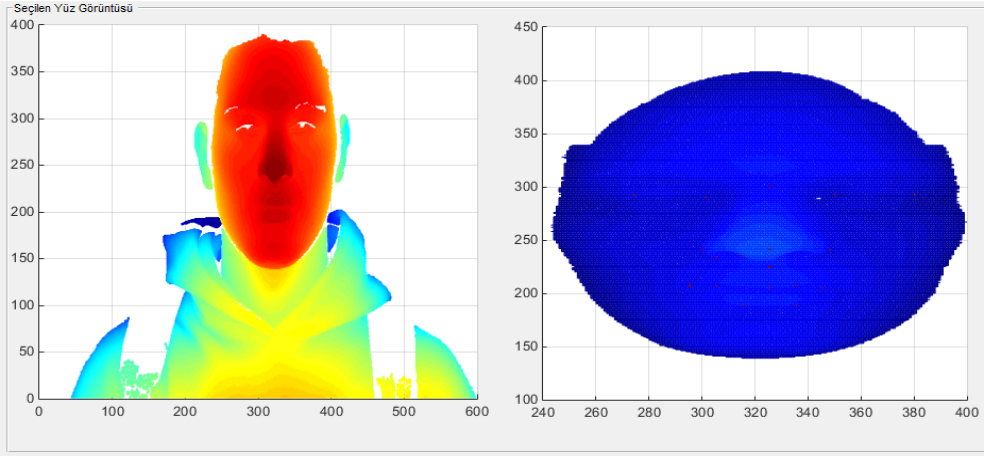
ε_k değerinin minimum olduğu değere ait yüz resmi tanıma sonucu olarak bulunmuş olur [73 , 76].

3.6. 3B Yüz Tanıma Uygulaması

Bu çalışmada 3B yüz görüntüleri içeren iki farklı veri tabanı üzerinde çalışılmıştır (FRGC ve Gavab). FRGC veri tabanında 13 kişiye ait 21 tane yüz görüntüsü, Gavab veri tabanında ise 6 kişiye ait 12 tane yüz görüntüsü, toplamda 19 kişiye ait 33 tane yüz görüntüsü üzerinde 3B yüz tanıma işlemi gerçekleştirilmiştir.

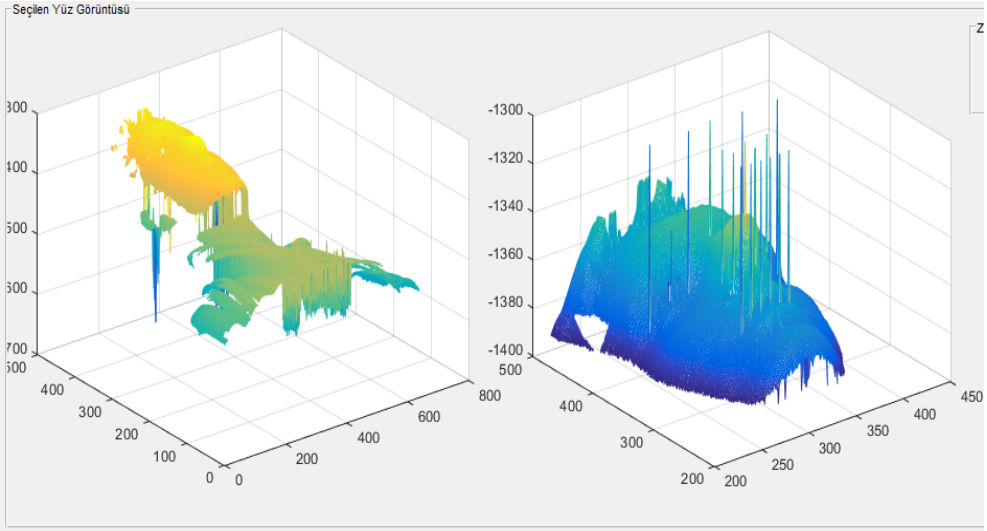
3B yüz bulma problemlerinden en önemlisi elde edilen 3B yüz görüntülerinden yüz bölgesinin bulunması ve yüz üzerinde en değişimsiz özelliğe sahip önemli noktaların bulunmasıdır. Ancak elde edilen 3B yüz görüntülerinin büyük bir kısmı yüz ve omuz kısımlarını içermektedir. Bu nedenle 3B yüz görüntülerinden yüz bölgesinin bulunabilmesi için yüz bölgesi dışında bulunan gürültülerden temizlenmesi gerekmektedir. Fakat bu gürültüler temizlendikten sonra bulunan yüz bölgelerinin bazılarında eksik bölgelerin olduğu görülebilmektedir.

Bu çalışma kapsamında kullanılan FRGC veri tabanında bulunan 3B yüz görüntüleri gürültülerden temizlenerek yüz bölgesi belirlenmiştir. Görüntüler *MxN* boyutlarında derinlik imgesi olarak ifade edildiğinde, imgedeki her bir (x_i, y_i) piksel için ortalama Gauss eğrilik değerleri hesaplanmıştır. Derinlik imgesi kullanılarak hesaplanan eğrilik imgeleri ile sınıflandırma yapılarak yüz nirengi noktaları belirlenmiştir. Bu noktalar arasında bulunan geometrik ilişkiler kullanılarak yüz bölgesi bulunmuş ve gürültülerden arındırılmıştır. Bulunan yüz bölgeleri incelenmiş ve varsa eksik bölgeler Şekil 3.12'de gösterildiği gibi tamamlanmıştır. İncelemeler sonucu eksik bölgeler; kaş, göz çukurları, saçtan kaynaklanan alın bölgesi olarak görülmüştür. Eksik bölge tamamlama işlemi ise sayısal görüntü boyutlarının doğrusal ara değerleme yöntemi ile büyütülerek yapılmıştır. Doğrusal ara değerleme yöntemi; bilinen iki değeri düz bir çizgi ile birleştirerek yeni ara değerlerin tahmin edilmesi şeklinde tanımlanabilir.

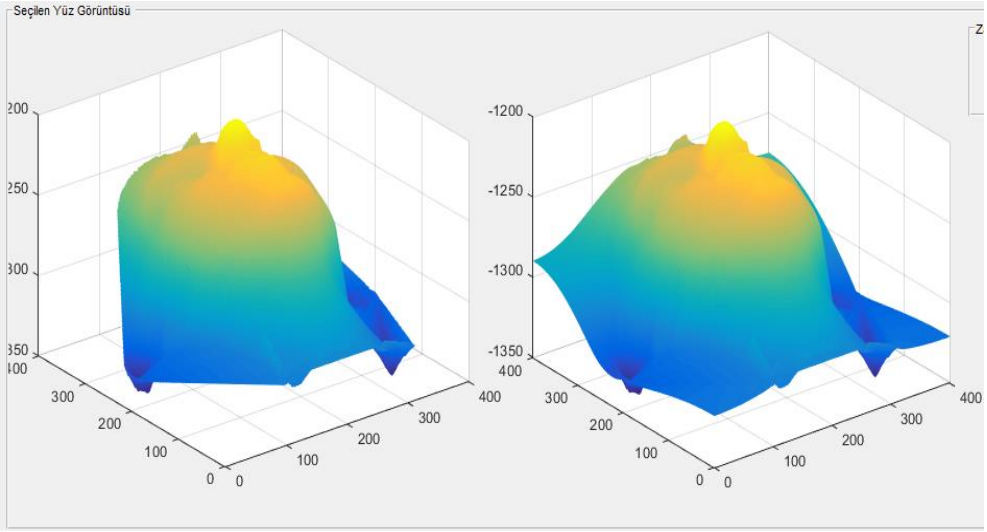


Şekil 3.12. FRGC Veri Tabanında Eksik Bölgesi Tamamlanmış Bir Yüz

Gavab veri tabanında bulunan 3B yüz görüntüleri için herhangi bir ön işlem uygulanmamıştır. Bu veri tabanında bulunan görüntüler sadece yüz bölgesine sahiptir. Şekil 3.13 ve Şekil 3.14'te her iki veri tabanına ait 3B yüz görüntüleri verilmiştir.

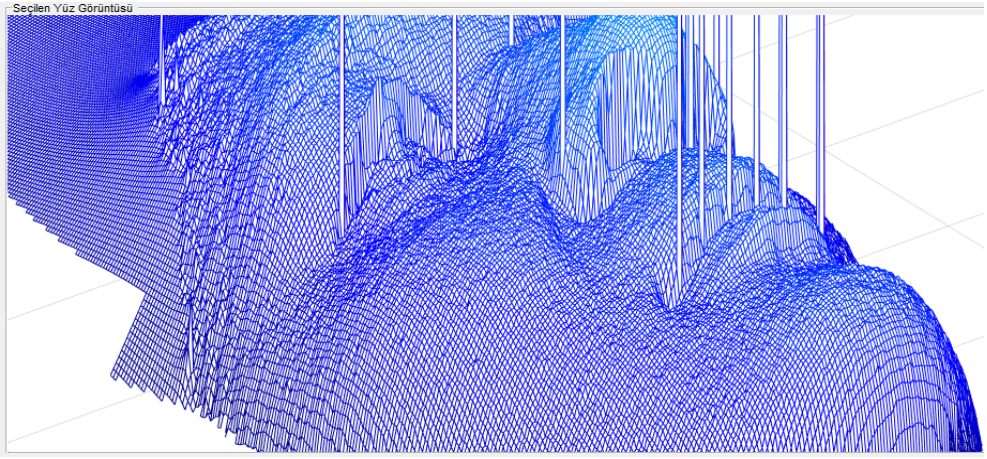


Şekil 3.13. FRGC veri tabanında bulunan bir 3B yüz

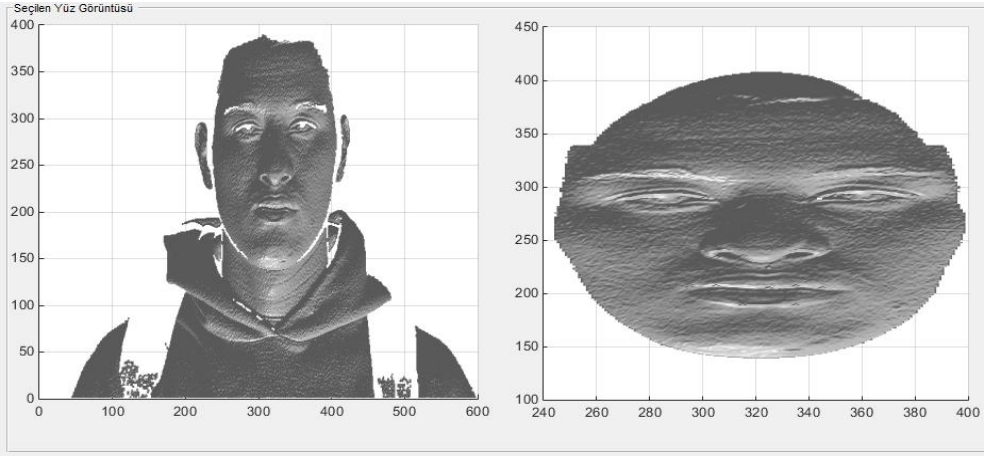


Şekil 3.14. Gavab veri tabanında bulunan bir 3B yüz

Veri tabanlarında bulanan 3B yüz görüntüleri bazı ön işlemlerden geçirildikten sonra mesh modeli uygulanmıştır. Öncelikle X, Y vektörlerinden 3B yüzey çizimi için gereken $[X, Y]$ matrislerini elde edebilmek için meshgrid komutu kullanılmıştır. X; K boyutlu, Y; L boyutlu ise X ve Y matrisleri $K\ x\ L$ boyutundadır. $[X, Y]$ matrislerindeki değerler ile $Z = f(X,Y)$ şeklinde Z fonksiyonunun değerleri elde edilmiştir. Mesh fonksiyonu ile içi boş 3B yüzey çizimi yapılmış, surf fonksiyonu ile de içi dolu 3B yüzey çizimi yapılmıştır. Şekil 3.15 ve Şekil 3.16'da mesh ve surf fonksiyonları uygulanmış yüz görüntüleri verilmiştir.



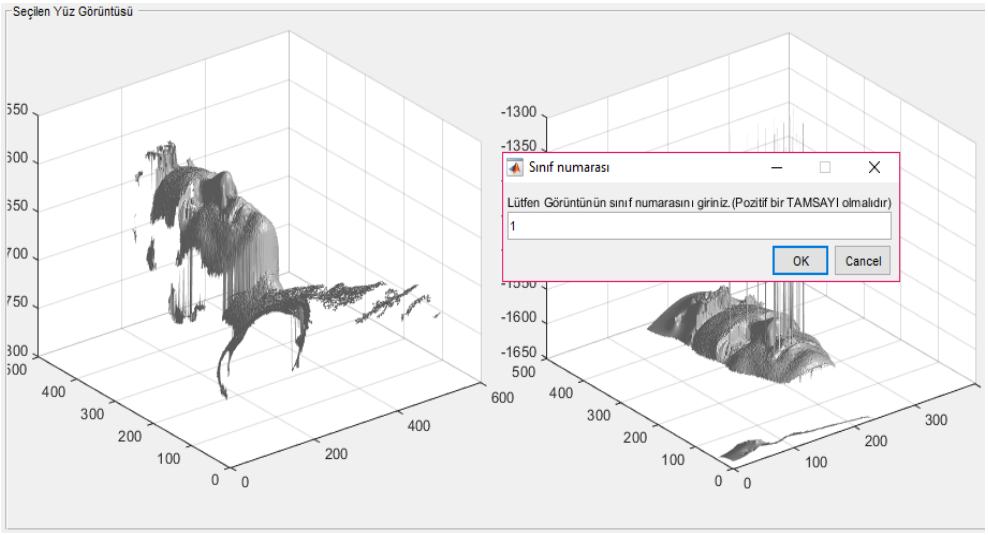
Şekil 3.15. Mesh Fonksiyonu ile Elde Edilmiş Bir 3B Yüz



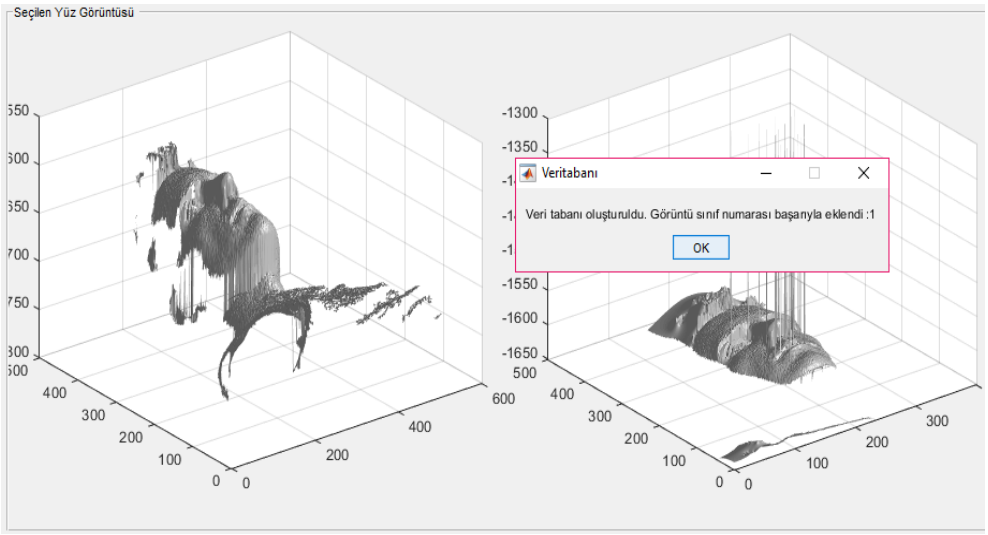
Şekil 3.16. Surf Fonksiyonu ile Elde Edilmiş Bir 3B Yüz

Veri setinde bulunan 3B yüzler birtakım ön işlemden ve mesh modeli uygulandıktan sonra veri tabanına kaydetme işlemi yapılmıştır. Elde edilen her bir 3B yüz görüntüsü veri tabanına kaydedilirken kullanıcı tarafından sınıf numarası verilmesi istenmektedir. Eğer henüz bir veri tabanı oluşturulmamışsa önce veri tabanı oluşturulur daha sonra sınıf numarası veri tabanına kaydedilir. 3B yüz tanıma işleminde FRGC ve Gavab veri tabanlarında bulunan bütün 3B yüz görüntüleri veri tabanlarına kaydedilirken sahip oldukları dosya uzantılarına göre iki ayrı veri tabanına kaydedilir. FRGC veri tabanında bulunan 3B yüz görüntülerinin dosya uzantıları ".abs" , Gavab veri tabanında bulunan 3B yüz görüntülerinin dosya uzantıları ".wrl" dir. 3B yüz tanıma işlemi için öncelikle dosya uzantılarına göre tanıma yapılacak veri tabanı belirlenmektedir. Böylece daha az görüntü üzerinde işlem yapılmış olacaktır. Bu yöntemle önerilen 3B yüz tanıma süresini azaltma açısından olumlu sonuçlar elde edilmiştir.

Şekil 3.17 ve Şekil 3.18'de veri tabanı oluşturma ve her bir 3B yüz görüntüsü için sınıf numarası verildikten sonra sınıf numarasını kaydetme işlemleri gösterilmiştir.

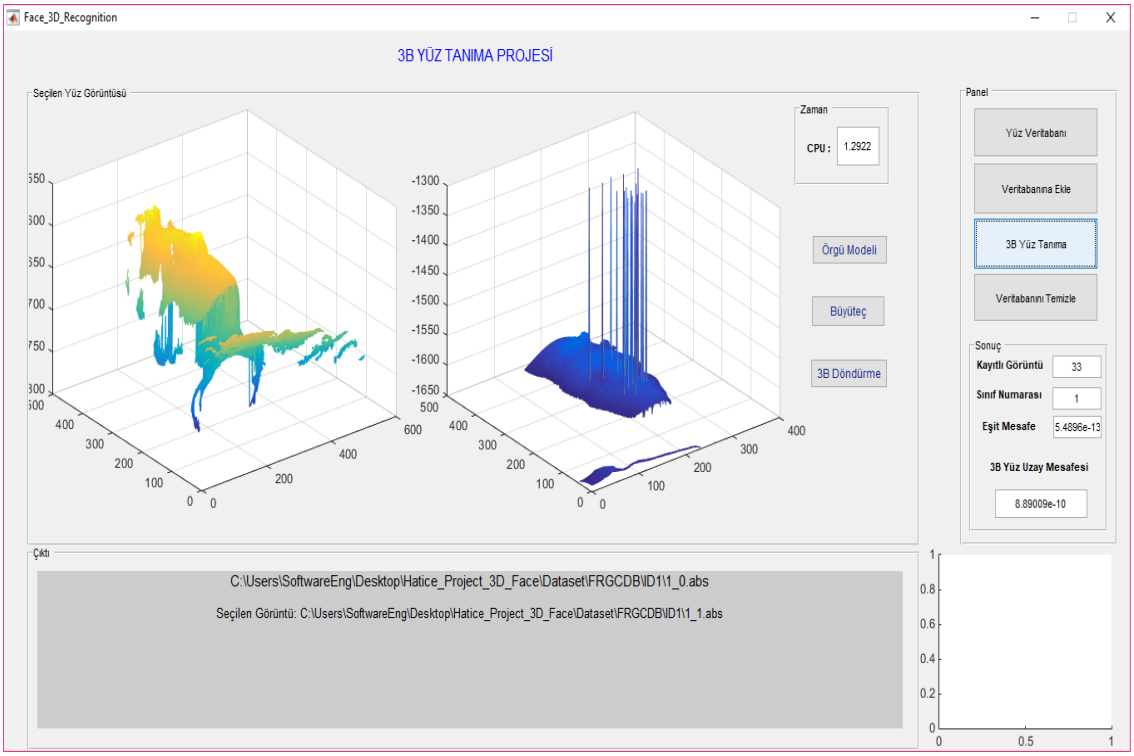


Şekil 3.17. 3B Yüz Görüntüsü Sınıf Numarası

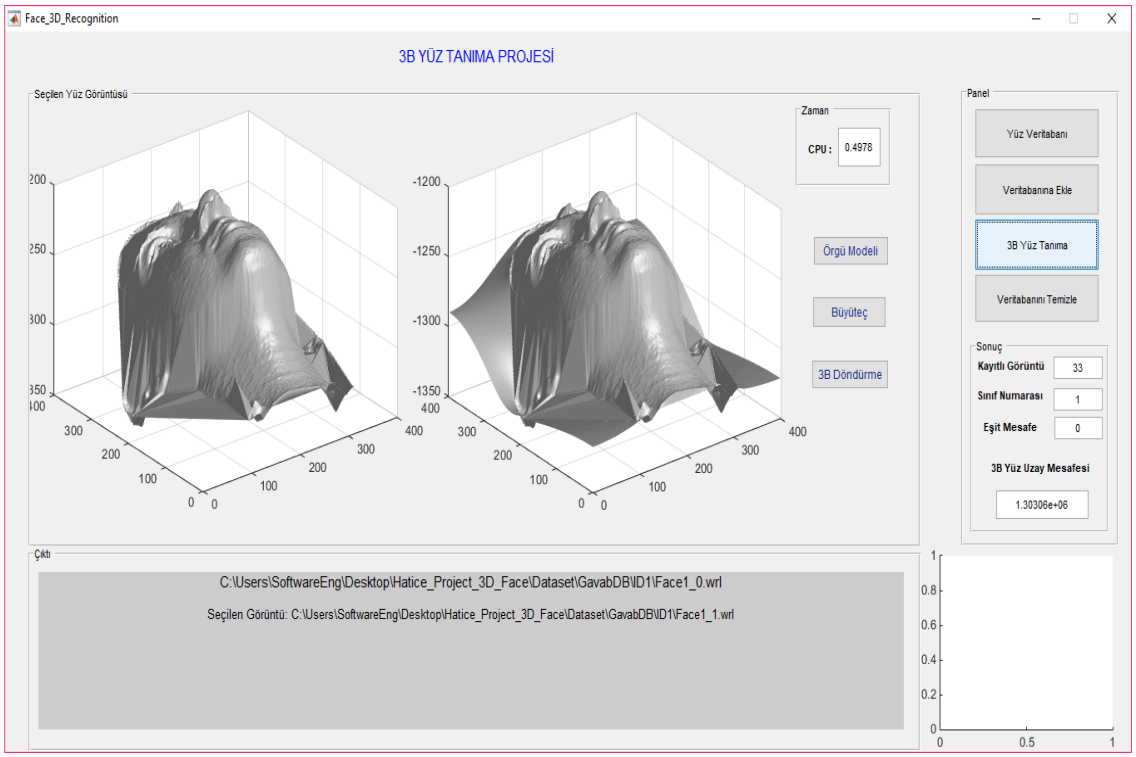


Şekil 3.18. Veri Tabanı Oluşturma ve Sınıf Numarasını Kaydetme

Bütün 3B yüz görüntüleri kullanıcı tarafından belirlenen sınıf numaralarıyla veri tabanına kaydedildikten sonra eşleştirme işlemi için ölçekten bağımsız SIFT yöntemi kullanılmıştır. SIFT yöntemi, bir görüntünün aydınlatma, döndürme ve ölçeklendirmeye karşı değişmeyen bölgelerin özelliklerini belirleyip tanımlayan bir algoritma şeklinde tanımlanabilir. Son olarak, SIFT yöntemi ile eşleştirme, mesh modeli ile elde edilen veriler ile temel bileşenler analizi kullanılarak 3B yüz tanıma işlemleri yapılmış, 3B yüz tanıma sonuçları ve süreleri incelenmiştir. Şekil 3.19 ve Şekil 3.20'de FRGC ve Gavab veri tabanlarına ait 3B yüz tanıma sonucu örnekleri verilmiştir.



Şekil 3.19. FRGC veri tabanına ait bir 3B yüz tanıma sonucu



Şekil 3.20. Gavab veri tabanına ait bir 3B yüz tanıma sonucu

Veri tabanına kaydedilen bütün 3B yüz görüntülerinin 3B yüz tanıma sonuçları, sınıf numaraları ve süreleri Tablo 3.6 ve Tablo 3.7'de gösterilmiştir.

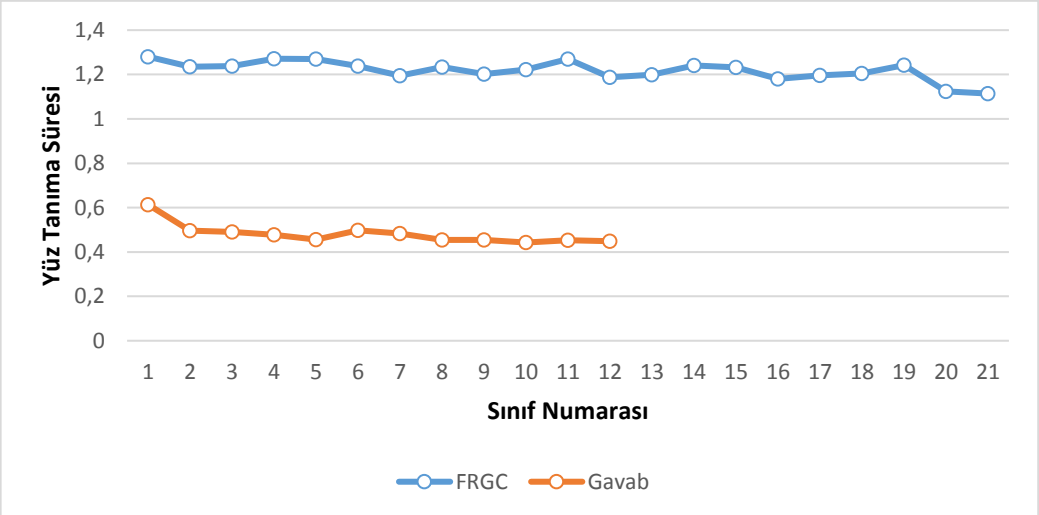
Tablo 3.6. FRGC veri tabanına ait 3B yüz tanıma sonuçları

Test Edilecek 3B Yüz	Sınıf Numarası	Tanıma Sonucu	Bulunan Sınıf Numarası	Süre
1.Yüz – FRGC (1_0.abs)	1	1.Yüz - FRGC (1_0.abs)	1	1.2804
2. Yüz - FRGC (1_1.abs)	2	1.Yüz - FRGC (1_0.abs)	1	1.2353
3. Yüz - FRGC (1_2.abs)	3	1.Yüz - FRGC (1_0.abs)	1	1.2379
4. Yüz - FRGC (2_0.abs)	4	4. Yüz - FRGC (2_0.abs)	4	1.2715
5. Yüz - FRGC (2_1.abs)	5	4. Yüz - FRGC (2_0.abs)	4	1.2703
6. Yüz - FRGC (2_2.abs)	6	4. Yüz - FRGC (2_0.abs)	4	1.2383
7. Yüz - FRGC (3_0.abs)	7	7. Yüz - FRGC (3_0.abs)	7	1.195
8. Yüz - FRGC (3_1.abs)	8	7. Yüz - FRGC (3_0.abs)	7	1.2339
9. Yüz - FRGC (3_2.abs)	9	7. Yüz - FRGC (3_0.abs)	7	1.2024
10. Yüz - FRGC (4.abs)	10	10. Yüz - FRGC (4.abs)	10	1.2216
11. Yüz - FRGC (5.abs)	11	11. Yüz - FRGC (5.abs)	11	1.2696
12. Yüz - FRGC (6.abs)	12	12. Yüz - FRGC (6.abs)	12	1.1874
13. Yüz - FRGC (7.abs)	13	13. Yüz - FRGC (7.abs)	13	1.1985
14. Yüz - FRGC (8.abs)	14	14. Yüz - FRGC (8.abs)	14	1.2405
15. Yüz - FRGC (9.abs)	15	15. Yüz - FRGC (9.abs)	15	1.2321
16. Yüz - FRGC (10.abs)	16	16. Yüz - FRGC (10.abs)	16	1.1806
17. Yüz - FRGC (11.abs)	17	17. Yüz - FRGC (11.abs)	17	1.1964
18. Yüz - FRGC (12.abs)	18	18. Yüz - FRGC (12.abs)	18	1.2048
19. Yüz - FRGC (13.abs)	18	18. Yüz - FRGC (12.abs)	18	1.2421
20. Yüz - FRGC (14.abs)	20	18. Yüz - FRGC (12.abs)	18	1.1234
21. Yüz - FRGC (15.abs)	21	21. Yüz - FRGC (15.abs)	21	1.1143

Tablo 3.7. Gavab veri tabanına ait 3B yüz tanıma sonuçları

Test Edilecek 3B Yüz	Sınıf Numarası	Tanıma Sonucu	Bulunan Sınıf Numarası	Süre
1. Yüz - Gavab (Face1_0.wrl)	1	1. Yüz - Gavab (Face1_0.wrl)	1	0.61358
2. Yüz - Gavab (Face1_1.wrl)	2	1. Yüz - Gavab (Face1_0.wrl)	1	0.49618
3. Yüz - Gavab (Face1_2.wrl)	3	1. Yüz - Gavab (Face1_0.wrl)	1	0.49123
4. Yüz - Gavab (Face2_0.wrl)	4	4. Yüz - Gavab (Face2_0.wrl)	4	0.47785
5. Yüz - Gavab (Face2_1.wrl)	5	4. Yüz - Gavab (Face2_0.wrl)	4	0.45613
6. Yüz - Gavab (Face2_2.wrl)	6	4. Yüz - Gavab (Face2_0.wrl)	4	0.49809
7. Yüz - Gavab (Face3_0.wrl)	7	7. Yüz - Gavab (Face3_0.wrl)	7	0.48272
8. Yüz - Gavab (Face3_1.wrl)	8	7. Yüz - Gavab (Face3_0.wrl)	7	0.45438
9. Yüz - Gavab (Face3_2.wrl)	9	7. Yüz - Gavab (Face3_0.wrl)	7	0.455
10. Yüz - Gavab (Face4.wrl)	10	10. Yüz - Gavab (Face4.wrl)	10	0.44267
11. Yüz - Gavab (Face5.wrl)	11	11. Yüz - Gavab (Face5.wrl)	11	0.45253
12. Yüz - Gavab (Face6.wrl)	12	12. Yüz - Gavab (Face6.wrl)	12	0.44848

Elde edilen sonuçlar incelendiğinde Gavab veri tabanına ait 3B yüz görüntülerinin 3B yüz tanıma süreleri FRGC veri tabanına göre çok daha kısa olduğu görülmüştür. Literatürde başarılı yüz tanıma sonuçları elde edilse de yüz tanıma süresi göz ardı edilmektedir. Başarılı yüz tanıma sonuçları önemli olduğu kadar gerçek uygulamalarda çok daha kısa sürede bu tanıma işleminin yapılması da önemlidir. Şekil 3.21'de sınıf numaralarına göre 3B yüz tanıma süreleri verilmiştir.



Şekil 3.21. FRGC ve Gavab veri tabanlarının sınıf numarası ve yüz tanıma süresi grafiği

Temel bileşenler analizi yönteminde elde edilen Öklid uzaklığı ile en yakın komşuluk (nearest neighbor) ilişkisi olan sınıf bulunarak test edilen yüzün hangi sınıfa ait olduğu belirlenmektedir. 3B yüz tanıma işleminde elde edilen bu uzaklık değerleri Tablo 3.8 ve Tablo 3.9'da verilmiştir.

Tablo 3.8. FRGC veri tabanına ait Öklid uzaklığı sonuçları

Test Edilecek 3B Yüz	Sınıf Numarası	Tanıma Sonucu	Eşit Mesafe	3B Yüz Uzay Mesafesi
1.Yüz – FRGC (1_0.abs)	1	1.Yüz - FRGC (1_0.abs)	5.48×10^{-13}	8.89×10^{-10}
2. Yüz - FRGC (1_1.abs)	2	1.Yüz - FRGC (1_0.abs)	5.48×10^{-13}	8.89×10^{-10}
3. Yüz - FRGC (1_2.abs)	3	1.Yüz - FRGC (1_0.abs)	5.48×10^{-13}	8.89×10^{-10}
4. Yüz - FRGC (2_0.abs)	4	4. Yüz - FRGC (2_0.abs)	1.09×10^{-12}	1.53×10^{-8}
5. Yüz - FRGC (2_1.abs)	5	4. Yüz - FRGC (2_0.abs)	1.09×10^{-12}	1.53×10^{-8}
6. Yüz - FRGC (2_2.abs)	6	4. Yüz - FRGC (2_0.abs)	1.09×10^{-12}	1.53×10^{-8}
7. Yüz - FRGC (3_0.abs)	7	7. Yüz - FRGC (3_0.abs)	1.26×10^{-12}	1.59×10^{-9}
8. Yüz - FRGC (3_1.abs)	8	7. Yüz - FRGC (3_0.abs)	1.26×10^{-12}	1.59×10^{-9}
9. Yüz - FRGC (3_2.abs)	9	7. Yüz - FRGC (3_0.abs)	1.26×10^{-12}	1.59×10^{-9}
10. Yüz - FRGC (4.abs)	10	10. Yüz - FRGC (4.abs)	1.18×10^{-12}	2.27×10^{-8}
11. Yüz - FRGC (5.abs)	11	11. Yüz - FRGC (5.abs)	1.03×10^{-12}	1.77×10^{-9}
12. Yüz - FRGC (6.abs)	12	12. Yüz - FRGC (6.abs)	1.39×10^{-12}	5.06×10^{-9}
13. Yüz - FRGC (7.abs)	13	13. Yüz - FRGC (7.abs)	5.68×10^{-13}	9.01×10^{-9}
14. Yüz - FRGC (8.abs)	14	14. Yüz - FRGC (8.abs)	1.00×10^{-12}	3.70×10^{-9}
15. Yüz - FRGC (9.abs)	15	15. Yüz - FRGC (9.abs)	1.27×10^{-12}	7.01×10^{-9}
16. Yüz - FRGC (10.abs)	16	16. Yüz - FRGC (10.abs)	7.14×10^{-13}	6.78×10^{-9}
17. Yüz - FRGC (11.abs)	17	17. Yüz - FRGC (11.abs)	1.27×10^{-12}	1.31×10^{-8}
18. Yüz - FRGC (12.abs)	18	18. Yüz - FRGC (12.abs)	1.41×10^{-12}	7.82×10^{-9}
19. Yüz - FRGC (13.abs)	19	18. Yüz - FRGC (12.abs)	1.41×10^{-12}	7.82×10^{-9}
20. Yüz - FRGC (14.abs)	20	18. Yüz - FRGC (12.abs)	1.41×10^{-12}	7.82×10^{-9}
21. Yüz - FRGC (15.abs)	21	21. Yüz - FRGC (15.abs)	5.43×10^{-13}	1.93×10^{-10}

Tablo 3.9. Gavab veri tabanına ait Öklid uzaklığı sonuçları

Test Edilecek 3B Yüz	Sınıf Numarası	Tanıma Sonucu	Eşit Mesafe	3B Yüz Uzay Mesafesi
1. Yüz - Gavab (Face1_0.wrl)	1	1. Yüz - Gavab (Face1_0.wrl)	0	1.30×10^{6}
2. Yüz - Gavab (Face1_1.wrl)	2	1. Yüz - Gavab (Face1_0.wrl)	0	1.30×10^{6}
3. Yüz - Gavab (Face1_2.wrl)	3	1. Yüz - Gavab (Face1_0.wrl)	0	1.30×10^{6}
4. Yüz - Gavab (Face2_0.wrl)	4	4. Yüz - Gavab (Face2_0.wrl)	2.27×10^{-13}	954228
5. Yüz - Gavab (Face2_1.wrl)	5	4. Yüz - Gavab (Face2_0.wrl)	2.27×10^{-13}	954228
6. Yüz - Gavab (Face2_2.wrl)	6	4. Yüz - Gavab (Face2_0.wrl)	2.27×10^{-13}	954228
7. Yüz - Gavab (Face3_0.wrl)	7	7. Yüz - Gavab (Face3_0.wrl)	0	1.15×10^{6}
8. Yüz - Gavab (Face3_1.wrl)	8	7. Yüz - Gavab (Face3_0.wrl)	0	1.15×10^{6}
9. Yüz - Gavab (Face3_2.wrl)	9	7. Yüz - Gavab (Face3_0.wrl)	0	1.15×10^{6}
10. Yüz - Gavab (Face4.wrl)	10	10. Yüz - Gavab (Face4.wrl)	2.16×10^{-19}	528285
11. Yüz - Gavab (Face5.wrl)	11	11. Yüz - Gavab (Face5.wrl)	2.16×10^{-19}	484298
12. Yüz - Gavab (Face6.wrl)	12	12. Yüz - Gavab (Face6.wrl)	0	1.40×10^{6}

BÖLÜM 4. SONUÇ

Bu çalışma kapsamında 3B yüz bulma, eşleştirme ve tanıma yöntemleri açısından Gauss eğrilik değerleri ile yüz bulma, SIFT yöntemi ile eşleştirme, mesh modeli ve temel bileşenler analizi yöntemi ile de 3B yüz tanıma literatür araştırmalarına dayanarak ele alınmıştır. Araştırmalar sonucu çalışmalarda sadece bir yöntemin gerçek uygulamalarda yüz tanıma başarısı açısından yeterli olmadığı görülmüştür. Bu nedenle bu çalışmada 3B mesh modeli ile temel bileşenler analizi yöntemi birlikte kullanılarak 3B yüz tanıma işlemi yapılmıştır.

2B ve 3B yüz tanıma yöntemlerinden en çok tercih edilen temel bileşenler analizi yöntemi görünüm tabanlı olup verilen sonuçlarda görüldüğü üzere oldukça yüksek sonuçlar elde edilmektedir. Ancak yüz tanıma problemlerinden aydınlatma ve poz değişimleri, yüz ifadesindeki değişimler, gözlük, saç, şapka vb. nedenlerden ötürü yüz bölgesini kapatan unsurlar, yaşlanma gibi nedenler yüz tanıma sonuçlarını etkilemekte ve çok düşük oranlarda başarı elde edilmektedir. Bu nedenle temel bileşenler analizinde kullanılan özyüzler hazırlanırken test edilecek görüntüler iyi eğitilmiş olmalıdır.

İdeal şartlarda önden çekilmiş ve iyi aydınlatılmış özyüzler üzerinden yüz tanıma işleminde %96,25 gibi yüksek performans elde edilebilmektedir. Dolayısıyla 3B yüz tanımada güvenilirliği ve geçerliliği yüksek sonuçlar elde edebilmek için çeşitli ve yüksek kalitede veri setinin bulunması gerekmektedir. Ancak bu veri setlerini elde etmekte büyük zorluklar yaşanmaktadır.

3B yüz tanıma çalışmalarının hızlı ve doğru tanıma yapabilmesi özellikle toplu alanlarda suçlu veya şüpheli tespiti için önem teşkil etmektedir. Bu nedenle bu yönde yapılacak 3B yüz tanıma çalışmalarının gelecekte daha başarılı sonuçlar elde edebilmesi ancak şu konularda geliştirilecek çözümlerle mümkün olacaktır; 3B cihazlardan daha hızlı dinamik görüntülerin elde edilmesi, eğitim için kullanılacak çeşitli ve yüksek kalitede veri tabanlarının oluşturulması, 3B yüzlerden değişimsiz öznitelikler çıkarılabilmesi, yüksek performansta eşleştirme ve tanıma algoritmalarının geliştirilmesi veya iyileştirilmesi, çok fazla verinin hızlıca işlenmesi şeklinde çözümler verilebilir.

KAYNAKÇA

[1] Adini Y., Moses Y., Shimon U., "Face recognition: The problem of compensating for changes in illumination direction". IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 19(7), 721–732, 1997.

[2] Medioni G., Waupotitsch R., "Face recognition and modeling in 3D". In IEEE Int. Workshop Analysis and Modeling of Faces and Gestures, 232–233, 2003.

[3] Mian A., Bennamoun M., Owens R., "An efficient multimodal 2D-3D hybrid approach to automatic face recognition". IEEE Trans. on PAMI, vol. 29(11), 1927–1943, 2007.

[4] Xianfang S., Rosin P., Martin R., Langbein F., "Noise analysis and synthesis for 3D laser depth scanners". Graphical Models, Vol. 71(2), 34–48, 2009.

[5] Lu X., Jain A., Colbry D., "Matching 2.5D scans to 3D models". IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 28(1), 31–43, 2006.

[6] Yang M., Kriegman D., Ahuja N., "Detecting faces in images: A survey". IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 24(1), 34–58, 2002.

[7] Chang K., Bowyer K., Flynn P., "Face recognition using 2D and 3D facial data". Multimodal User Authentication Workshop, 25-32, 2003.

[8] Gokberk B., Irfanoglua M., Arakun L., "3D shape-based face representation and feature extraction for face recognition". Image and Vision Computing, vol. 24(8), 857–869, 2006.

[9] Samir C., Srivastava A., Daoudi M., "Three-Dimensional Face Recognition Using Shapes of Facial Curves". IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 28(11), 1858-1863, 2006.

[10] Bronstein A., Bronstein M., Kimmel R., "Three-dimensional face recognition." International Journal of Computer Vision, vol. 64(1), 5–30, 2005.

[11] Salah A. A., Gökberk B. Akarun L., "Üç Boyutlu Yüz Tanıma", GAP V. Mühendislik Kongresi Bildiriler Kitabı, Şanlıurfa, 26-28 Nisan 2006.

[12] Colombo A., Cusano C., Schettini R., "3D face detection using curvature analysis", Pattern Recognition, Vol.39(3), pp 444-455, 2006.

[13] Boehnen C., Russ T., “A Fast Multi-Modal Approach to Facial Feature Detection”, Proceedings 7th IEEE Workshop on Applications of Computer Vision, pp. 135-142, 2005.

[14] Colbry D., Stockman G., Jain A. K., “Detection of Anchor Points for 3D Face Verification”, in Proc. IEEE Workshop on Advanced 3D Imaging for Safety and Security, A3DISS, San Diego, CA, 2005.

[15] Günlü G., “3B Ayrık Kosinüs Dönüşümü Tabanlı Yüz Bulma ve Tanıma”, Gazi Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Elektrik-Elektronik Mühendisliği; 2010.

[16] İrfanoğlu M. O., Gökberk B., Akarun L., “3D Shape-Based Face Recognition Using Automatically Registered Facial Surfaces”, Proceedings of 17th International Conference of Pattern Recognition, Cambridge, Vol.1, pp. 183-186, 2004.

[17] Besl P., Mckay N., “A Method for Registration of 3-D Shapes”, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol.14(2), pp.239-256, 1992.

[18] Bledsoe W. W., “The model method in facial recognition”, Technical report PRI 15, Panoramic Research Inc., Palo Alt, 1964.

[19] Bledsoe W. W., “Man-Machine Facial Recognition: Report on a Large-Scale Experiment”, Panoramic Recsearch Inc. Californiа, PRI-22, 1966.

[20] Patil A. M., Kolhe S. R., Patil P. M., “2D face recognition techniques: A survey”, International Journal of Machine Intelligence, 2 (1): 74-83, 2010.

[21] Xu C., Wang Y., Tan T., Quan L., “Depth vs. intensity: Which is more important for face recognition? ”, Proc. 17th Internat. Conf. On Pattern Recognition (ICPR 2004), 4: 342–345, 2004.

[22] Smeets D., Claes P., Vandermeulen D., Clement J. G., “Objective 3D face recognition : evolution, approaches and challenges”, Forensic Science International, 201: 125-132, 2010.

[23] Papatheodorou T., Rueckert D., “3D Face Recognition”, I-Tech, 417 - 446, 2007.

[24] Wei L., Lee E. J., “3D face recognition using face feature points based on parallel stereo vision”, International Journal of Digital Content Technology and its Applications, 4 (1): 86-95, 2010.

[25] Wu X., Dai C., Liu J., "A novel approach for face recognition based on stereo image processing algorithm", International Conference on Audio, Language and Image Processing, 1245 - 1249, 2008.

[26] Kosov S., Scherbaum K., Faber K., Thormahlen T., Seidel H. P., "Rapid stereo-vision enhanced face recognition", Proceedings of 2010 IEEE 17th International Conference on Image Processing, 7-10, 2010.

[27] Tsalakanidou F., Forster F., Malassiotis S., Strintzis M. G., "Real-time acquisition of depth and color images using structured light and its application to 3D face recognition", Real-Time Imaging, Special Issue on Multi-Dimensional Image Processing, 11: 358-369, 2005.

[28] Choudhury D., "Three-dimensional face recognition using shape codes extracted from projected structured light patterns", IET International Conference, 161 - 166, 2006.

[29] Romero M., Pears N., "Landmark localisation in 3D face data", 6th IEEE International Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance, AVSS 2009, s.73–78, 2009.

[30] Achermann B., Jiang X., Bunke H.," Face recognition Using Range Images", Proceedings of the International Conference on Virtual Systems and Multimedia, 126–136, 1997.

[31] Mian A. S., Bennamoun M., Owens R. A., "Region-based Matching for Robust 3D Face Recognition", BMVC, 5, 199–208, 2005.

[32] Soltanpour S., Boufama B., Jonathan Wu Q. M, "A survey of local feature methods for 3D face recognition", Pattern Recognition, 72, 391–406, 2017.

[33] Mian A. S., Bennamoun M., Owens R., Mian A.S., Bennamoun M., Owens R. R., "Keypoint Detection and Local Feature Matching for Textured 3D Face Recognition", Int J Comput Vis, 79, 1–12, 2008.

[34] NIST, "Face Recognition Grand Challenge (FRGC)", https://www.nist.gov/programs-projects/face-recognition-grand-challenge-frgc, Erişim 20.07.2019.

[35] Mayo M., Zhang E., "3D face recognition using multiview keypoint matching", 6th IEEE International Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance, AVSS 2009, s.290–295, 2009.

[36] Moreno B., Sanchez A., "GavabDB: A 3D Face Database", Proceedings 2nd COST Workshop on Biometrics on the Internet: Fundamentals, Advances and Applications, Vigo, 25-26 March 2004, pp. 77-82, 2004

[37] Huang D., Zhang G., Ardabilian M., Wang Y., Chen L., "3D face recognition using distinctiveness enhanced facial representations and local feature hybrid matching", IEEE 4th International Conference onBiometrics: Theory, Applications and Systems, BTAS, 2010.

[38] Li H., Huang D., Lemaire P., Morvan J. M., Chen L., "Expression robust 3D face recognition via mesh-based histograms of multiple order surface differential quantities", Proceedings - International Conference on Image Processing, ICIP, s.3053–3056, 2011.

[39] Berretti S., Werghi N., Bimbo A. del, Pala P., "Selecting stable keypoints and local descriptors for person identification using 3D face scans", Visual Computer, 30(11), 1275–1292, 2014.

[40] Li H., Huang D., Morvan J. M., Wang Y., Chen L., "Towards 3D Face Recognition in the Real: A Registration-Free Approach Using Fine-Grained Matching of 3D Keypoint Descriptors", International Journal of Computer Vision, 113(2), 128–142, 2015.

[41] Atik M. E., "Üç boyutlu yüz tanımada lokal özellik temelli yöntemlerin kullanımı ve karşılaştırılması", İstanbul Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, 2018.

[42] Beumier C., Acheroy M., "Automatic 3D face authentication", Image Vis Comput 18:315–321, 2000.

[43] Hesher C., Srivastava A., Erlebacher G., "A novel technique for face recognition using range imaging", In: Seventh international symposium on signal processing and its applications, pp 201–204, 2003.

[44] Moreno A., Sanchez A., "GavabDB: a 3D face database", In: 2nd COST workshop on biometrics on the internet: fundamentals, advances and applications, pp 77–82, 2004.

[45] Phillips P.J. et al., "Overviewof the face recognition grand challenge", In: IEEE computer society conference on computer vision and pattern recognition, vol 941, pp 947–954, 2005

[46] Lijun Y., Xiaozhou W., Yi S., Jun W., Rosato M. J., “A 3D facial expression database for facial behavior research”, In: 7th international conference on automatic face and gesture recognition, pp 211–216, 2006.

[47] Xu C., Tan T., Li S., Wang Y., Zhong C., “Learning effective intrinsic features to boost 3D-based face recognition”, In: A. Leonardis, Bischof H., Pinz A. (eds) Computer vision, vol 3952, Lecture notes in computer science, Springer, Berlin, pp 416–427, 2006.

[48] Conde C., Serrano A., Cabello E., “Multimodal 2D, 2.5D & 3D face verification”, In: IEEE international conference on image processing, pp 2061–2064, 2006.

[49] Faltemier T. C., Bowyer K. W., Flynn P. J., “A region ensemble for 3-D face recognition”, IEEE Trans Inf Forensics Secur 3:62–73, 2008.

[50] Konica, “Konica minolta color, light and shape measuring instruments”, http://sensing.konicaminolta.us/ applications/3d-scanners/, 2013.

[51] Xiaoguang L., Jain A. K., “Deformation modeling for robust 3D face matching”, In: IEEE computer society conference on computer vision and pattern recognition, pp 1377–1383, 2006.

[52] Wang Y., Pan G., Wu Z., “Exploring facial expression effects in 3D face recognition using partial ICP”, In: Narayanan P. J., Nayar S., Shum H. Y. (eds) Computer vision, vol 3851, Lecture notes in computer science, Springer, Berlin, pp 581–590, 2006.

[53] Savran A., Alyüz N., Dibeklioğlu H., Çeliktutan O., Gökberk B., Sankur B., Akarun L., “Bosphorus database for 3D face analysis”, In: B. Schouten, Juul N., Drygajlo A., Tistarelli M. (eds) Biometrics and identity management, vol 5372. Lecture notes in computer science, Springer, Berlin, pp 47–56, 2008.

[54] Heseltine T., Pears N., Austin J., “Three-dimensional face recognition using combinations of surface feature map subspace components”, Image Vis Comput 26:382–396, 2008.

[55] Bao-Cai Y., Yan-Feng S., Cheng-Zhang W., Yun G., “BJUT-3D large scale 3D face database and information processing”, J Comput Res Dev 46:1009–1018, 2009.

[56] Gupta S., Castleman K. R., Markey M. K., Bovik A. C., "Texas 3D face recognition database", In: IEEE southwest symposium on image analysis and interpretation, pp 97–100, 2010.

[57] Gupta S., Markey M., Bovik A., "Anthropometric 3D face recognition", Int J Comput Vis 90:331–349. doi:10.1007/s11263-010-0360-8, 2010.

[58] Colombo A., Cusano C., Schettini R., "UMB-DB: a database of partially occluded 3Dfaces", In: IEEE international conference on computer vision workshops, pp 2113–2119, 2011.

[59] Vijayan V. et al., "Twins 3D face recognition challenge", In: International joint conference on biometrics, pp 1–7, 2011.

[60] Shotton J. et al, "Real-time human pose recognition in parts from single depth images", ACM Commun 56:116–124, 2013.

[61] Özkaya N., Sağıroğlu Ş., "Parmak İzinden Yüz Tanıma" , Erciyes Üniversitesi; Mühendislik Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, Cilt 23, No 4, 785-793, 2008

[62] Patil H., Kothari A., Bhurchandi K., "3-D face recognition: features, databases, algorithms and challenges", Artificial Intelligence Review, Vol. 44 Issue 3, p393-441, 2015.

[63] Mahoora M. H., Abdel-Mottaleb M., "Face recognition based on 3D ridge images obtained from range data", Pattern Recognition, vol. 42, pp 445 – 451, 2009.

[64] Cook J., Cox M., Chandran V., Sridharan S.,"Robust 3D Face Recognition from Expression Categorisation", In: Lee S.W., Li S.Z. (eds) Advances in Biometrics, ICB 2007, Lecture Notes in Computer Science, vol 4642. Springer, Berlin, Heidelberg, 2007.

[65] Amor B. B., Ardabilian M., Chen L., "3D face modeling. In: 3D face modeling, analysis and recognition", Wiley, Singapore, pp 1–37, 2013.

[66] Cüvelek M. S., "Scale-Invariant Feature Transform", Gebze Teknik Üniversitesi, Gebze Yüksek Teknoloji Enstitüsü.

[67] Özgen N., Sarıtaş M., "SIFT Metodu ile Hedef Takibi", Hava Kuvvetleri Komutanlığı ve Gazi Üniversitesi, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü, Ankara.

[68] Oral M., Gençal M. C., " SIFT Yöntemini kullanarak Madeni Para Tanıma", Çukurova Üniversitesi, Mühendislik ve Mimarlık Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, Tokat, 2016.

[69] Budak Ü., Şengür A., "Ölçekten Bağımsız Özellik Dönüşümü ve Kelime Çantası Yöntemleri ile Doku Sınıflandırması", Bitlis Eren Üniversitesi, Fırat Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Teknoloji Fakültesi, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü, 2015.

[70] Rey-Otero I., Delbracio M., "Anatomy of the SIFT Method", Duke University, CMLA, ENS Cachan, France and ECE, 2014.

[71] Cömert Z., "Temel Bileşenler Analizine Genel Bir Bakış", 2015.

[72] Akdeniz R., "KLT Yöntemi ile İmge Kodlama", Namık Kemal Üniversitesi, Çorlu Mühendislik Fakültesi, Elektronik ve Haberleşme Mühendisliği Bölümü, 2010.

[73] Turk M., Pentland A., "Eigenfaces for Recognition", Journal of Cognitive Neuroscience, vol.3, no. 1, pp. 71-86, 1991

[74] Gençol K., "Yüz Tanıma-Özyüzler(Eigenfaces)", Hitit Üniversitesi, Elektrik-Elektronik Mühendisliği, 2018.

[75] Kekül H., Bircan H., Arslan H., "Yüz Tanıma Uygulamalarında Özyüzler ve Yapay Sinir Ağlarının Karşılaştırılması", Cumhuriyet Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, 2018.

[76] Khadhraoui T., Benzarti F., Amiri H., "New Approach on PCA-based 3D Face Recognition and Authentication", National School of Engineers of Tunis (ENIT), Tunisia, 2014.

İNTERNET KAYNAKLARI

URL - 1, 2019, www.dekolata.com/image/cache/catalog/2018-kanvas-tablolar-aralık-2018/siyah-beyaz-portre-kanvas-tablo-800x800.jpg, 25/06/2019