



3D facial recognition using local feature-based methods and accuracy assessment

Muhammed Enes Atik*^{ID}, Zaide Duran^{ID}

Geomatics Engineering Department, Istanbul Technical University, Istanbul, 34469, Turkey

Highlights:

- Use of the raw laser scanner data obtained directly
- Propose a new combination of algorithms
- Analysis of spatial accuracy

Keywords:

- Local features
- Face recognition
- Point cloud
- Laser scanning
- Accuracy assessment

Graphical/Tabular Abstract

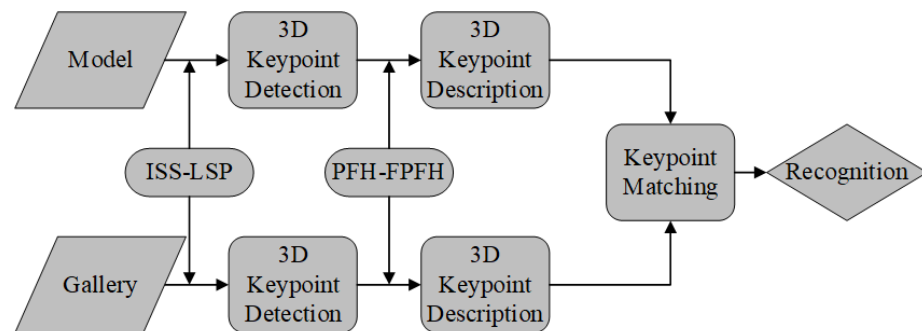


Figure A. Workflow of proposed approach

Article Info:

Research Article
Received:06.04.2020
Accepted: 23.08.2020

DOI:

10.17341/gazimmfd.715450

Acknowledgement:

This study was supported by Istanbul Technical University Scientific Research Projects Office (BAP).

Correspondence:

Author: Muhammed Enes Atik
e-mail: atikm@itu.edu.tr
phone: +90 212 285 7202

Purpose: The aim of the study is to approach 3D facial recognition from a different aspect. In this context, the possibilities of using automated 3D local key point detector algorithms in facial recognition were explored. The algorithms have also been applied on a raw point cloud data. Thus, it is intended that a similar study of real-world applications will emerge. Accuracy is a very important concept. If the results are expressed together with an accuracy value, it becomes much more meaningful in terms of geomatics engineering. The results of the study were also evaluated in terms of spatial accuracy.

Theory and Methods:

The 3D face recognition system was developed based on the identification application. ISS-PFH, ISS-FPFH, LSP-PFH and LSP-FPFH algorithms were compared by using point clouds of human faces. The algorithm consists of 3 steps. In the first step, 3D points are defined on the point clouds using ISS and LSP methods that are key point detector. In the second step, key points are defined using Point Feature Histograms (PFH) and Fast Point Feature Histograms (FPFH) histogram methods that are key point descriptor. Thus, the feature histogram of each was obtained. In the third step, the key points in different point clouds are matched using the feature histograms obtained. Statistical methods are used to compare generated histograms.

Results:

As a result, in the natural face expression, ISS-PFH algorithm, 9 out of 10 people; 7 out of 10 people with ISS-FPFH algorithm; with the LSP-PFH algorithm, 8 out of 10 people; with the LSP-FPFH algorithm, 8 out of 10 people are correctly defined. In all methods a root mean square error of about 3 mm was determined. The difference between key point descriptor algorithms has been determined. The correct matching rate for PFH is up to 60% with 10 mm error, while FPFH histograms are around 25% - 30%.

Conclusion:

3D facial recognition is a current research area. It is widely used in many applications, especially in the field of security. The study compared 3D key point detector and descriptor algorithms for 3D facial recognition. Given that there was no facial recognition study with the methods in this study before in the literature, the study is important in terms of contribution to literature.



Lokal özellik temelli yöntemler kullanılarak 3B yüz tanıma ve doğruluk analizi

Muhammed Enes Atik*^{ID}, Zaide Duran^{ID}

İstanbul Teknik Üniversitesi, İnşaat Fakültesi, Geomatik Mühendisliği Bölümü, 34469, Sarıyer, İstanbul, Türkiye

Ö N E Ç İ K A N L A R

- Doğrudan elde edilmiş ham lazer tarama verisi kullanılması
- Yeni bir algoritma kombinasyonunun önerilmesi
- Konumsal doğruluk analizinin yapılması

Makale Bilgileri

Araştırma Makalesi
Geliş: 06.04.2020
Kabul: 23.08.2020

DOI:

10.17341/gazimmfd.715450

Anahtar Kelimeler:

Lokal özellik,
yüz tanıma,
nokta bulutu,
lazer tarama, doğruluk
analizi

ÖZET

Lazer tarama teknolojisinin gelişmesiyle 3 boyutlu nokta bulutu elde etmenin kolay hale gelmesi, 2B görüntüler kullanılarak gerçekleştirilen yüz tanıma işleminin kısıtlamalarına karşı üç boyutlu yüz tanımanın popülerleşmesini sağlamıştır. Bu çalışmada 10 kişiye ait yüz verisi lazer tarayıcı kullanılarak 3 boyutlu olarak modellenmiştir. İki farklı doğal yüz ifadesi ve bir gülme yüz ifadesi olmak üzere 10 kişiden toplamda 30 adet nokta bulutu alınmıştır. Algoritma 3 adımdan oluşmaktadır. İlk adımda ISS VE LSP yöntemleri kullanılarak nokta bulutları üzerinde 3B ilgi noktaları belirlenmiştir. İkinci adımda, PFH ve FPFH yöntemleri kullanılarak ilgi noktaları tanımlanmıştır. Böylece her birine ait özellik histogramı elde edilmiştir. Üçüncü adımda, özellik histogramları kullanılarak farklı nokta bulutlarındaki ilgi noktaları eşleştirilmiştir. Bu amaçla Kullback-Leibler Divergence yöntemi kullanılmıştır. İlgi noktası bulucu ve tanımlayıcı algoritmaların kombinasyonları çalışma sonucunda karşılaştırılmıştır. Doğruluk analizi için nokta bulutları İteratif En Yakın Nokta (İEYN)(ICP) yöntemiyle karşılaştırılmıştır. Eşlenik noktaların arasındaki Öklid mesafesi hesaplanarak doğru eşlenen noktalar tespit edilmiştir. ISS algoritması LSP algoritmasına göre yaklaşık %25 oranında daha az nokta bulmaktadır. PFH kullanılarak yapılan eşlemelerde doğru eşleme oranı %60'lara ulaşırken, FPFH histogram ile yapılan eşleştirmeler ise %25-%30 dolaylarında kalmıştır.

3D facial recognition using local feature-based methods and accuracy assessment

H I G H L I G H T S

- Use the raw laser scan data obtained directly
- Propose a new combination of algorithm
- Analysis of the spatial accuracy

Article Info

Research Article
Received:06.04.2020
Accepted: 23.08.2020

DOI:

10.17341/gazimmfd.715450

Keywords:

Local feature,
face recognition,
point cloud,
laser scanning,
accuracy assessment

ABSTRACT

As 3-dimensional point cloud can be obtained easily with laser scanning technology, three-dimensional face recognition have become popular against the facial recognition performed using 2D images that has many limitations. In this study, the facial data of 10 people were modeled in 3D using a laser scanner. A total of 30 point clouds were taken from 10 people-two natural facial expressions and one laughing facial expression. The algorithm consists of three steps. In the first step, 3D points are defined on the point clouds using ISS and LSP methods. In the second step, key points were described using PFH and FPFH methods to obtain feature histogram. In the third step, the key points in different point clouds were matched using the feature histograms via the Kullback-Leiber Divergence method. For accuracy analysis, point clouds are registered with Iterative Closest Point (ICP) method. For accuracy assessment, the Euclidean distance between the matching points was calculated. The ISS algorithm finds about 25% less points than the LSP algorithm. The correct matching rate for PFH is up to 60%, while FPFH histograms are around 25%-30%.

*Sorumlu Yazar/Corresponding Author: atikm@itu.edu.tr, duranza@itu.edu.tr / Tel: +90 212 285 7202

1. GİRİŞ (INTRODUCTION)

Yüz tanıma, bilgisayarlı görme, örüntü tanıma ve makine öğrenimi araştırmalarında, algısal, davranışsal ve sosyal ilkelerin yeniden yorumlanmasını sağlayan önemli bir konudur. Paralel olarak, sensörler, algoritmalar, veri tabanları ve değerlendirme çerçevelerinin gelişimi ile yüz tanıma teknolojisi ilerlemektedir [1]. Günümüzde yüz verisi, güvenlik alanında geniş bir kullanım alanı bulmaktadır. Son teknolojik gelişmelerle birlikte cep telefonları kilitleri dahil olmak üzere birçok sistem otomatik yüz tanıma ile entegre edilmektedir. Bu güvenlik uygulamalarındaki kritik nokta farklı insanlara ait farklı insan yüzü verilerinin birbirleriyle nasıl ayırt edileceği veya farklı bir açıdan sorulursa; aynı insana ait iki farklı yüz taramasının benzerliğinin nasıl tespit edileceğidir. İnsan algısının çok hızlı ve rahat yapabildiği yüz tanıma işlemini makinelerle yaptırmak her zaman ilgi çekici bir konu olmuştur. Yüz tanıma, hukuki uygulamalar, gözetleme sistemleri, sınır güvenliği, kimlik tespiti ve eğlence sistemleri gibi birçok alanda uygulama alanı bulmuştur [2]. Yüz görüntüleri kullanılarak yapılan 2 boyutlu (2B) yüz tanımanın doğruluğu, poz değişimi, aydınlatma durumu, ifade farklılığı ve örtüklük gibi birçok faktörden etkilenmektedir. Belirtilen problemlerin üstesinden gelmek amacıyla, 3 boyutlu (3B) yüz tanıma alternatif veya tamamlayıcı bir yöntem olarak geleneksel 2B yüz tanımanın yerine önerilmiştir [3]. 3B temelli yaklaşımların esas avantajı yüzün geometrik bilgisini içermeleridir [4]. Böylece 3B nokta bulutu verisinde daha güvenilir geometrik bilgi çıkarımı yapılabilir. Ayrıca, 3B model tabanlı yüz özellikleri daha ayırt edicidir ve durum değişimlerine karşı dayanıklıdır. Yüzlerin eşleştirilmesinde temel problem yüz tanıma için uygun benzerlik metriklerinin bulunmasıdır. 3B yüzeyler arasındaki benzerliklerin hesaplanması, birçok model tanıma uygulaması için oldukça önemlidir. Özellikle 3B obje ve yüz tanıma çalışmalarında yüzey benzerliklerinden faydalanılmaktadır. Genel olarak, yüz eşleminin kritik noktası, iki ayrı yüzeyin doğru, şekilde eşlenmesini sağlayacak yüzey temsillerinin tespit edilmesidir. Dolayısıyla yüz tanıma sistemi, temel olarak kişinin biyometrik özelliklerinden kişiyi tanımlayacak bir özellik seti oluşturan ve bu özellik seti ile daha öncesinde oluşturulmuş başka bir veri setini karşılaştıran tanıma/onaylama veya sınıflandırma sistemidir [5]. 3B verileri elde etmek için farklı yöntemler mevcuttur. Dijital fotogrametri ve lazer tarama en çok kullanılan yöntemlerdir. Bu yöntemlerin arasında lazer tarayıcılar, güvenilir ve hızlı, şekilde veri üretmek 3B modelleme teknolojisinin odak noktası haline gelmiştir. Objeye yüzeyi birkaç dakikada içerisinde milyonlarca 3B koordinata sahip nokta ile tanımlanabilmektedir [6].

3B nokta bulutu kullanılarak yüz tanıma işlemi için farklı yöntemler mevcuttur. Literatürde; en üst seviyede bütüncül, özellik-temelli ve hibrit yöntemler olarak üç kısımda incelenmiştir. Bu bölümler de alt başlıklara ayrılmıştır [2]. Bütüncül yöntemler, yüzün bütün yapısını göz önünde bulundurarak benzerlik kriterleri belirlemeye çalışmaktadır.

Özellik-temelli yöntemler, yüzdeki lokal bölgelere (kulak, burun vb.) veya özelliklere bağlı olarak benzerlik belirlemeye çalışan yöntemlerdir. Hibrit yöntemler ise farklı yaklaşımların veya verilerin kombinasyonlarına bağlı olarak çalışmaktadır. Bu çalışma kapsamında özellik-temelli yöntemlerin bir alt başlığı olan ilgi noktası temelli yöntemler kullanılacaktır. 3B ilgi noktaları, nokta bulutunda, belirlenen ayırt edici özelliklere sahip noktalardır. İlgi noktası-temelli yöntemler, ilgi noktalarını bazı geometrik kriterlere bağlı olarak bulan ve tanımlayan yöntemlerdir. 3B veriden çıkartılan ilgi noktaları, nokta bulutu birleştirme, 3B obje tanıma ve poz tahmini, şekil çıkarımı ve şekil sınıflandırma gibi çeşitli şekil eşleme çalışmalarında kullanılabilir [7]. İlgi noktası temelli yöntemler üç temel adıma sahiptir: ilgi noktası bulma, tanıma ve eşleme. 3B ilgi noktası tanıma, ilgi noktası bulucular tarafından bir yüzey üzerinde ilgi noktalarının belirlenmesi işlemidir. Belirlenen ilgi noktalarının, etkili bir tanıma ve eşleme amacıyla kullanılabilmesi için ayırt edici özelliğe sahip olmalıdır. Ayrıca, farklı pozisyon ve görüntü durumlarında, mümkün olduğunca, aynı noktaların tekrar tespit edilebilmesi gerekmektedir. 3B ilgi noktası tanıma, 3B ilgi noktası tanımlayıcılar kullanılarak gerçekleştirilir. Bu tanımlayıcı algoritmalar, 3B ilgi noktasını lokal çevresindeki geometrik özellikleri baz alarak tanımaktadır. Ayrıca renk bilgisini kullanan 3B ilgi nokta tanımlayıcı algoritmalar da vardır. Tanıma işleminde, iki farklı nokta bulutunda aynı tanımlayıcı özelliklere sahip noktalar eş nokta olarak kabul edilir [8]. İlgi noktalarını eşleme için, 3B tanımlayıcılar ile elde edilen iki farklı nokta bulutuna ait tanıma değerleri istatistiksel yöntemler kullanılmaktadır.

3B yüz tanıma yöntemleri ile ilgili Scheenstra [9], Bowyer [10] ve Soltanpour [2] tarafından yayınlanmış geniş kapsamlı literatür araştırmaları mevcuttur. Bu çalışmalar incelendiğinde 1990'lara gelindiğinde yüz tanıma olan ilgi ticari imkanların artması, gerçek zamanlı donanımsal gelişmeler ve gözetim sistemlerinin önemli hale gelmesi ile birlikte ciddi oranda artış göstermiştir [11]. 3B yüz tanıma için ilgi noktası bulucu algoritmalar, ilk olarak Mian vd. [12] tarafından geliştirilmiştir. Önerilen algoritma Face Recognition Grand Challenge v2 (FRGC v2) [13] veri tabanında denenmiştir. Çalışmada hem 3B veri olarak doğrudan nokta bulutu değil bu nokta bulutundan üretilen yoğunluk görüntüsüdür. Hem bu yoğunluk görüntüsünden hem de 2B yüz görüntüsü üzerinden ilgi noktaları tespit edilip, eşleme algoritması ile eşlenmiştir. Kimlik saptama oranı sabit yüz ifadesi ve ifade değişimi durumlarında sırasıyla %99,38 ve %92,11 olarak gerçekleşmiştir. Kimlik doğrulama oranı ise %99,85 ve %96,62 olarak gerçekleşmiştir. Mayo ve Zhang [14] tarafından yapılan çalışmada, GavabDB [15] 3B yüz veri tabanı (61 farklı yüz, her biri için 9 farklı tarama) kullanılmıştır. 3B nokta bulutu verisi 2,5B yoğunluk görüntüsüne dönüştürülmüştür. Çalışmada önerilen yöntem 2B görüntülerde ilgi noktası bulan SIFT [16] algoritmasının geliştirilmiş halidir. Önerilen metodun sabit yüzlerde %95'e kadar, farklı yüz ifadelerinde ise %90'a kadar tanıma doğruluğuna ulaştığı tespit

edilmiştir. Ancak yüzün sağ ve sol taraflarından görünümü kullanılarak yapılan eşleme uygulamasında eşleme doğruluğu %11'e kadar düşmüştür. Huang vd. [17] yaptığı çalışmada FRGC v2.0 veri tabanı kullanılmıştır. Çalışmada, 2,5B yoğunluk görüntülerinden Çok-Ölçekli Lokal İkili Örüntü Derinlik Haritası (MS-LBP) ve Şekil İndisli Yüz Haritası oluşturulmuş, SIFT-tabanlı algoritma bu gösterimler üzerinden uygulanarak lokal özellik eşlemesi yapılmıştır. Tanıma doğruluğu oranları doğal ve doğal olmayan yüz ifadelerinde sırasıyla %99,1 ve %92,5 olarak gerçekleşmiştir. Ayrıca yüzde belli bölgelerin eksikliği durumunda tanıma oranı %74 ila %93,8 arasında değişiklik göstermiştir. Inan ve Halıcı [18] tarafından yapılan çalışmada, FRGC v2.0 veri tabanı kullanılmıştır. Kullanılan veriler, 3B veriden üretilen 2B şekil indeksi, gauss ve ortalama eğrilik haritalarıdır. Elde edilen bu 2B görüntülerden SIFT tabanlı ilgi nokta bulucu ve tanımlayıcı algoritma uygulanmıştır. Farklı yüz ifadelerinde, yöntemin performansı değerlendirildiğinde %98,35 tanıma oranına ulaşıldığı tespit edilmiştir. Li vd. [19] tarafından yapılan çalışmada doğrudan 3B yüz verisi (mesh model) kullanılmıştır. Çalışmada 3B mesh modellerin, Gauss Uzayı oluşturularak, 3 farklı ilgi noktası tanımlayıcının (Yüzey Düşümü (HoG), Şekil İndeksi (SI) ve Şekil İndeksi Düşümü (HoGS)) yüz ifadesi değişimi durumlarında performansının karşılaştırılmasıdır. Sonuç olarak bütün yüz verilerinde HoG, HoS, HoGS kullanılarak sırasıyla %82,50, %90,11,%81,93 tanıma oranları elde edilmiştir. Farklı yüz ifadeleri kullanıldığında ise tanıma oranı %50'lere kadar düşmüştür. Smeets vd. [20] tarafından önerilen yöntem 2B SIFT yönteminden esinlenerek geliştirilen meshSIFT yöntemidir. Çalışmada veri seti olarak FRGC v2, Bosphorus [21] ve SHREC '11 [22] veri tabanları kullanılmıştır. Yüz ifadesi farklılığı durumunda FRGC v2 ve Bosphorus veri tabanlarında sırasıyla %93,7 ve %89,6 yüz tanıma oranı elde edilmiştir. 3B yüz verisi eksikliği durumunda SHREC '11 verisinde %98,6 tanıma oranı gerçekleşmiştir. Berretti vd. [23] tarafından önerilen ilgi noktası bulucu algoritma meshDOG algoritmasıdır. Kullanılan veri tabanları Bosphorus, GavabDB ve UND/FRGC v2 veri tabanlarıdır. Bosphorus veri tabanında farklı yüz ifadelerinde tanıma oranı %76,8 (tiksinme ifadesi) ile %98,6 (şaşıрма ifadesi) arasında değişmiştir. GavabDB veri tabanında ise doğal yüz ifadesinde %100 tanıma oranı sağlanırken, yüz ifadesi ile birlikte %94,0 oranı gerçekleşmiştir. 3B yüzün sol ve sağ tarafa çevrilerek yapılan uygulamada sırasıyla %93,4 ve %83,6 tanıma oranları elde edilmiştir. UND/FRGC v2 veri tabanında yine sağa ve sola çevrilerek gerçekleştirilen yüz tanıma uygulamasında elde edilen doğru tanıma oranı sırasıyla %76,4 ve %77,8 olarak gerçekleşmiştir. Li vd. [24] tarafından yapılan çalışmada 3B ağ modeller kullanılmıştır. Önerilen yüz tanıma sisteminde ilgi noktası bulucu olarak kullanılan yöntem meshSIFT algoritmasıdır. İlgi noktası tanımlayıcı algoritma olarak yeni bir yöntem geliştirilmiştir: Diferansiyel Çoklu-Yüzey Niteliklerinin Histogramı (Histogram of Multiple surface differential Quantities (HOMQ)). Önerilen 3B ilgi noktası tanımlayıcı yöntem Bosphorus veri tabanı üzerinden karşılaştırılmıştır. Elde edilen sonuçlar; bütün veri tabanı için %96,56, yüz ifadesi

değişiminde %98,82, poz değişiminde %91,14 ve örtüklük durumunda %99,21 olarak belirlenmiştir. Elaiwat vd. [25] tarafından önerilen yöntem doku giydirilmiş 3B yüz verisi kullanılmaktadır. Doğal yüz ifadesi ile bütün farklı yüz ifadeleri arasındaki doğru eşleme oranı FRGC v2, Bosphorus ve BU-3DFE [26] için sırasıyla %99,2, %95,1 ve %91 olarak gerçekleşmiştir. Guo vd. [27] tarafından yapılan çalışmada FRGC v2 ve Bosphorus veri tabanları kullanılmıştır. İlgi nokta bulma, tanımlama ve eşleme olarak belirlen yeni bir metodoloji önerilmiştir. Önerilen yöntem, yüz doğrulama ve yüz tanıma uygulamalarında FRGC v2 veri tabanında %99 ve %97, Bosphorus verisinde ise yüz tanıma %96,85 doğruluk vermiştir. Abbad vd. [28] tarafından yapılan çalışmada ise burun ucunun çevresinden hesaplanan Gauss eğrilikleri ve Wave Kernel Signatures (WKS) yöntemi ile tespit edilen lokal özellikler kullanılmıştır. Değerlendirmeler GavabDB ve Bosphorus veri tabanları kullanılarak gerçekleştirilmiştir. GavabDB veri tabanı üzerinde %98,9 ve Bosphorus veri tabanı üzerinde ise %93,24 doğruluk elde edilmiştir. Yapılan çalışmaların sonuçları Tablo 1'de özet halinde sunulmuştur.

Tablo 1. Literatürde bulunan ilgili çalışmalar (Relevant studies in the literature)

Çalışma	Veri tabanı	Yıl	Doğruluk
Mian vd. [12]	FRGC v2.0	2008	%99,38
Mayo ve Zhang [14]	GavabDB	2009	%95
Huang vd. [17]	FRGC v2.0	2010	%99,1
Inan ve Halıcı [18]	FRGC v2.0	2012	%98,35
Li vd. [19]	Bosphorus	2011	%90,11
	FRGC v2.0		%93,7
Smeets vd. [20]	Bosphorus	2013	%89,6
	SHREC '11		%98,6
	Bosphorus		%98,6
Berretti vd. [23]	GavabDB	2015	%100
	UND/FRGC v2		%94,0
Li vd. [24]	Bosphorus	2015	%96,56
	FRGC v2		%99,2
Elaiwat vd. [25]	Bosphorus	2015	%95,1
	BU-3DFE		%91
Abbad vd. [28]	GavabDB	2018	%98,9
	Bosphorus		%93,24

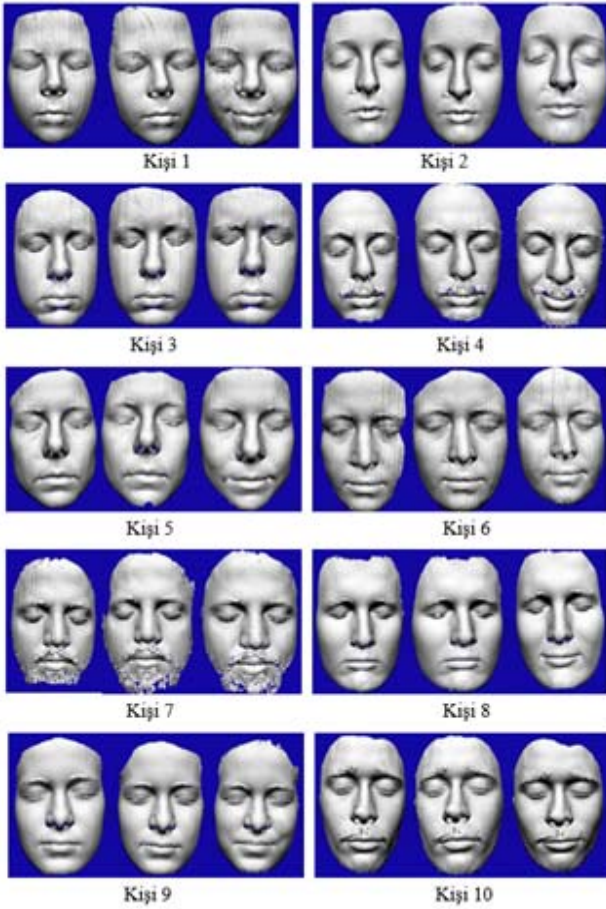
Bu çalışmada 3B ilgi noktası bulucu (detector) algoritmalar olarak "Gerçek Şekil İmleci (Intrinsic Shape Signature (ISS))" [29] ve "Lokal Yüzey Alanları (Local Surface Patches (LSP))" [30] yöntemleri tercih edilmiştir. 3B ilgi noktası tanımlayıcı algoritmalar olarak "Nokta Özellik Histogramları (Point Feature Histograms (PFH))" [31] ve "Hızlı Nokta Özellik Histogramları (Fast Point Feature Histograms (FPFH))" [32] yöntemleri tercih edilmiştir. Her bir ilgi noktasına ait histogramlar istatistiksel karşılaştırma yöntemleri kullanılarak karşılaştırılmış ve farklı ilgi noktası bulucu ve tanımlayıcı algoritma kombinasyonları 3B yüz nokta bulutu verileri üzerinde incelenmiştir. Her bir yöntemin performansı, uygulamada seçilen veri setine göre farklılık göstermektedir. Çalışmada, lazer tarayıcı ile elde edilen ham 3B yüz nokta bulutları kullanılmaktadır. Böylece hazır veri tabanları kullanan çalışmalardan ayrılmaktadır.

Eşlenen ilgi noktalarının konumsal doğruluğu da incelenmiştir. Sonuçlar tablo ve grafikler halinde sonuç bölümünde sunulmuştur.

2. VERİ VE YÖNTEMLER (DATA AND METHODS)

2.1. Kullanılan Veri (Data Used)

Çalışmada kullanılan veri, Next Engine Desktop Laser Scanner ile taranan insan yüzüne ait 3B nokta bulutu verisidir. Next Engine 3D masaüstü tarayıcı, hassas 3D nokta bulutu sağlayan düşük maliyetli bir tarayıcıdır. Sistemin doğruluğu üretici tarafından makro mod için $\pm 0,127\text{mm}$ ve geniş mod için $\pm 0,328\text{mm}$ olarak belirtilmiştir. Tarama hızı 50000 nokta/s'dir. İnsan yüzleri, 1100 nokta/inç² yoğunluğunda taranmıştır. Bu yoğunluk değeri deneysel olarak hem işlem yükünü arttırmayacak hem de yeterli geometrik bilgiyi elde edilebilecek şekilde olmasına dikkat edilerek belirlenmiştir. Veri tabanı için 10 kişinin yüzü taranmıştır. 10 kişiye ait toplam 30 nokta bulutu elde edilmiştir. Her yüzün iki doğal yüz ifadesi ve bir gülme yüz ifadesi taranmıştır. Algoritmalar ham nokta bulutu verileri üzerinde çalıştırılmıştır. Galeri, Şekil 1'de gösterilmiştir.



Şekil 1. Kişilere ait 3B nokta bulutu verileri. Soldan sağa doğal ifade 1-2 ve gülme yüz ifadesi olacak şekilde sıralanmıştır. (Personal 3D cloud data. Natural Expression 1-2 and laughing is listed respectively as facial expression)

Çalışmada sunulan yöntemler Bosphorus veri tabanında da denenmiştir. Bosphorus veri tabanı 105 kişiye ait toplam 4666 tarama içermektedir. İkinci doğal yüz ifadesine sahip 76 kişinin yüz modelleri kullanılmıştır. Böylece 76 doğal yüz ifadesine sahip bir galeri oluşturulmuştur ve yüz tanıma sistemi uygulanmıştır.

2.2. Lazer Tarama (Laser Scanning)

Bilgisayar teknolojisinin hızla gelişmesiyle, kişisel bilgisayarların grafik işlemcileri güçlendirilmiş ve hem bilimsel alanda hem de son kullanıcılar arasında 3B modelleme kullanımı hızlanmıştır. 3B modellere artan talep, ticari lazer tarayıcıların yüksek maliyeti ve bu cihazlardan verilerin işlenmesinin zorluğu ile birlikte düşük maliyetli 3B lazer tarama sistemlerinin geliştirilmesine yol açmıştır [33]. Lazer tarama ile topografyanın veya bir nesnenin doğru ve hızlı şekilde 3 boyutlu elde edilebilmektedir [34]. Yersel lazer taramada ölçülen temel büyüklük tarayıcı ve nokta arasındaki mesafedir. Farklı çalışma ilkesine sahip lazer tarayıcılar, nesnelerin üç boyutlu koordinatlarını elde etmek için kullanılmaktadır. Bunlar: ışığın gidiş-dönüş zamanı veya puls metodu, üçgenleme, faz farkıdır.

2.3. Lazer Tarayıcıların Ölçme Prensipleri (Measurement Principle of Laser Scanners)

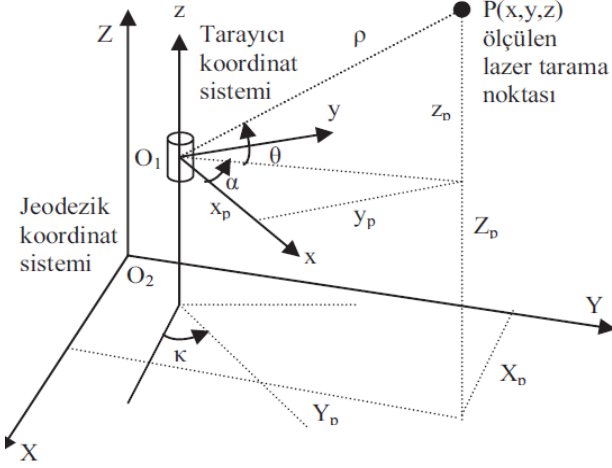
Yapısal ışık, ışık düzeninin bilinen bir açıyla bir nesneye yansıtılmasıdır. Bu teknik, boyutsal bilgilerin görüntülenmesi ve elde edilmesi için kullanışlıdır. En sık kullanılan ışık deseni, bir ışık huzmesinin bir ışık sayfasına yayılması ile üretilir. Bir ışık sayfası bir nesneyle kesiştiğinde, nesnenin yüzeyinde parlak bir ışık çizgisi görülebilir. Bu ışık çizgisi bir açıdan incelendiğinde, hatta gözlenen distorsiyonlar yükseklik değişimlerine çevrilebilir [35]. Her lazer noktası için tarayıcı merkezli bir koordinat sisteminde kutupsal koordinatlar ölçülür. Bunlar; ölçülen noktaya olan eğik uzaklık n , ölçüm doğrultusunun x eksenine yatay düzlemde yaptığı açı a , ölçüm doğrultusunun yatay düzlemde yaptığı eğim açısı q 'dır. Ayrıca ölçülen yüzeyin yapısına ve ölçme uzaklığına bağlı olarak dönen sinyalin yoğunluğu ölçülerek kaydedilir. Yersel tarayıcılarla ölçülen değerler ve tarayıcı koordinat sistemi Şekil 2'de görülmektedir.

x,y,z ; tarayıcı alet orijinli nokta bulutu koordinatları, r ; lazer tarayıcı ile ölçülen obje noktası arasındaki eğik mesafe, a ; ışın doğrultusunun x eksenine yatay düzlemde yaptığı açı, q ; ışın doğrultusunun yatay düzlemde yaptığı eğim açısı, $O1$; lazer tarayıcı yerel koordinat sistemi merkezi, $O2$; yer koordinat sistemi merkezidir.

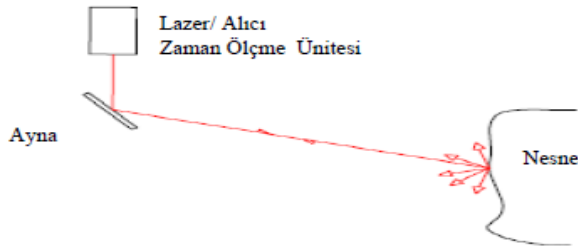
2.3.1. Uçuş süresi farkı metodu (Time of flight method)

Bir lazer ışını gönderici ve yüzey arasındaki aldığı mesafe, sinyal iletimi ile alımı arasındaki seyahat zamanı ile ölçülür. Bu prensip, total stationların çalışma prensibine benzemektedir. Şekil 3'te çalışma prensibi gösterilmiştir. Tarayıcılar, lazer ışınının açısal sapması için küçük dönüş

aletleri kullanırlar. Uzunluk hesaplaması için basit algoritmalar kullanılır. Uzaklık ölçümlerinin standart sapmaları, birkaç milimetre olduğu için, doğruluk tüm nesne alanı için hemen hemen aynıdır. Bu yöntem robotik alanında sıkça kullanılmaktadır. Robot böylece yolunda önünde herhangi bir engel varsa bunu algılar ve yolunu rahatlıkla değiştirebilir. [37].



Şekil 2. Tarayıcı koordinat sistemi (Scanner Coordinate System) [36]



Şekil 3. Lazer ışını gidiş geliş zamanı ile işlem yapan tarayıcıların çalışma prensibi (Scanners operating with laser beam round-trip time principle) [37]

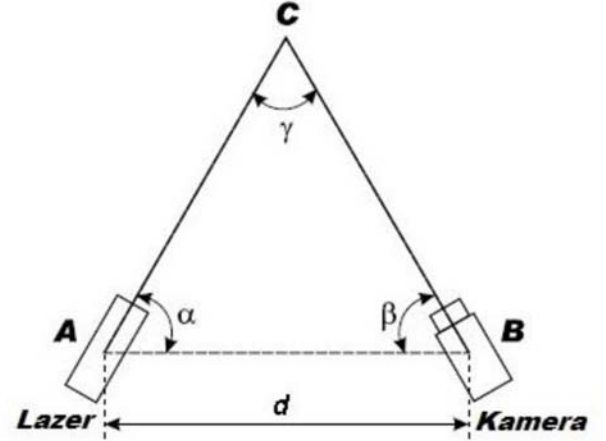
2.3.2. Faz farkı metodu (Phase-shift method)

Faz karşılaştırma metodu ile çalışan tarayıcılarda, iletilen lazer ışını harmonik dalgalar tarafından düzenlenir. Bu yöntemdeki temel esas taranan yüzey ile tarayıcı arasındaki gönderilen ve alınan dalga boyu arasındaki faz farkı belirlenerek hesaplanmasıdır. Çalışma prensibi total stationlara benzemektedir. Uçuş süresi farkı metodunda çok da farklı görünmemektedir. Sinyal analizi daha karışık olduğu için daha doğru sonuçlar elde edilebilir. İyi ayarlanmış bir dönüş sinyaline ihtiyaç olduğu için, kısa mesafede faz farkını kullanan tarayıcılar daha etkilidir [37].

2.3.3. Üçgenleme Metodu (Triangulation Method)

Yapısal ışıkla 3B bilgi elde etmek için üçgenleme yöntemi kullanılır. Bu yöntemde göre lazer tarayıcı nesne yüzeyine ışını gönderir. Gönderilen ışın yüzeyden yansdıktan sonra

bir CCD kamera tarafından toplanır. Eğer kamera ile lazer kaynağı arasındaki mesafe (d) ve üçgenin iki açısı biliniyorsa, bir noktanın 3B koordinatları hesaplanabilir. γ açısı derinlik çözünürlüğünü etkiler. Eğer γ açısı arttırılırsa, derinlik çözünürlüğü de artar [6]. Şekil 4'te üçgenleme metodu gösterilmiştir.



Şekil 4. Üçgenleme (Triangulation) [6].

2.4. Lokal Yüzey Alanları (Local Surface Patches-LSP)

Lokal özellikli nokta bulma yöntemlerinden biri olan Lokal Yüzey Alanları (LSP), Chen ve Bhanu [30] tarafından önerilmiştir. LSP, nokta bulmada bulunan bir noktanın lokal komşuluğuna bağlı olarak özellikli nokta olup olmadığını belirler. Yöntem, 3 boyutlu noktanın özelliğini "Şekil İndeksi (Shape Index)"ne bağlı olarak belirler. Şekil İndeksi (S_i), Eş. 1'de görüldüğü gibi bir noktadaki maksimum ve minimum temel eğrilikler tarafından tanımlanan, şeklin o noktadaki nicel bir ölçüsüdür [38].

$$S_i(p) = \frac{1}{2} - \frac{1}{\pi} \tan^{-1} \left(\frac{\kappa_1 + \kappa_2}{\kappa_1 - \kappa_2} \right) \quad (1)$$

Eş. 1'de κ_1 ve κ_2 sırasıyla maksimum ve minimum temel eğriliklerdir. Şekil dizini her nokta için ayrı ayrı hesaplanır. LSP yönteminde, destek yarıçapı her nokta için bir küre kullanılarak belirlenir. Bu dairenin içinde kalan noktalar merkezi noktanın desteğini oluşturur. Ortalama şekil endeksi (m_{si}) her noktanın desteğinde hesaplanır. Hesaplama Eş. 2'de gösterilmiştir.

$$\mu_{s_i}(p) = \frac{1}{N} \sum S_i(q) \quad (2)$$

Eğer merkez noktanın şekil indeksi, ortalama şekil indeksinden belirgin düzeyde küçük veya büyükse, o nokta eleme adımını geçer, diğer noktalar elenir. Bu durum Eş. 3'te gösterilmiştir.

$$S_i(p) \geq (1+\alpha)\mu_{s_i}(p) \quad \vee \quad S_i(p) \geq (1-\beta)\mu_{s_i}(p) \quad (3)$$

Yukarıdaki eşitlikte a ve b, ortalama şekil indeksinden sapmayı belirleyen sayısal parametrelerdir [38]. Bu işlem adımlarından sonra kalan noktalara Non-maxima suppression (NMS) uygulanır. Non-maxima suppression bir komşuluktaki en yüksek özellik değerine sahip noktayı belirleme işlemidir. LYA yönteminde bir noktanın kendi komşuları arasında en yüksek veya en düşük şekil indeksi değerine sahip olup olmadığına bakılır (Eş. 4).

$$\begin{aligned} \rho(p) > \rho(q) \quad \forall q \in NMS(p) \\ \rho(p) < \rho(q) \quad \forall q \in NMS(p) \end{aligned} \quad (4)$$

Hem en büyük hem de en küçük şekil indeksine sahip merkez noktalar, özellikli noktalar olarak seçilir.

2.5. Gerçek Şekil İmleci (Intrinsic Shape Signature-ISS)

ISS yönteminde, her bir nokta için destek önce bir küre kullanılarak belirlenir. Her noktanın ağırlığı, Eş.5'te olduğu gibi, komşu noktaların sayısına göre hesaplanır.

$$\omega_i = \frac{1}{\| \{ p_j : |p_j - p_i| < r \} \|} \quad (5)$$

ISS yönteminde noktanın özelliği, saçılım matrisinin $\Sigma(p)$ Özdeğer Ayrışımına (EDV) bağlı olarak hesaplanır. Saçılım matrisi Eş. 6'da gösterilmiştir.

$$\Sigma(p) = \frac{1}{N_{q \in N(p)}} \sum_{q \in N(p)} (q - \mu_p)(q - \mu_p)^T \quad (6)$$

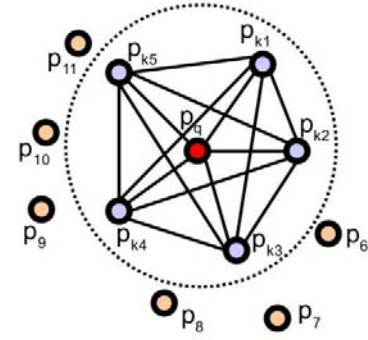
Burada $\mu(p)$ p noktasına ait komşulukta bulunan noktaların ortalama koordinat değeridir. Saçılım matrisi hesaplandıktan sonra, matrise ait özdeğer vektörü hesaplanır. Özdeğer vektörler, ilgi noktası seçiminden önce noktaların eleme işlemi için kullanılır. Hesaplanan özdeğerler ($\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$) büyükten küçüğe doğru sıralanır. Eş. 7'de gösterildiği gibi özdeğerlerin birbiriyle olan oranları, belirlenen sınır değerlerden küçükse nokta ilgi noktası adayı olarak seçilir.

$$\frac{\lambda_2(p)}{\lambda_1(p)} < Th_{12} \quad \wedge \quad \frac{\lambda_3(p)}{\lambda_2(p)} < Th_{23} \quad (7)$$

Eleme adımından sonra, kalan noktalar arasından ilgi noktaları belirlenir. Bu işlem için kalan her bir noktanın lokal komşuluğunda değerleri karşılaştırılır. Eğer noktanın λ_3 değeri lokal komşuluğundaki en küçük değer ise, o nokta ilgi noktası olarak belirlenir [39].

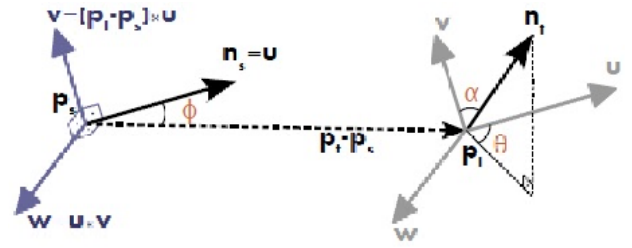
2.6. Nokta Özellik Histogramları (Point Feature Histograms-PFH)

Nokta Özellik Histogramları (PFH) bir ilgi noktasının komşuluk sınırları içinde her bir nokta çiftinin farklı özelliklerini kullanarak oluşturulan çok boyutlu bir histogramdır [40]. PFH'a ait diyagram Şekil 5'te gösterilmiştir. İlgi noktaları kırmızı, komşu noktalar mavi olarak temsil edilmiştir.



Şekil 5. Nokta Özellik Histogramları için bir ilgi noktasının komşuluk diyagramı (Diagram of Point Feature Histograms for a interest point) [32]

Girdi veri noktaların 3 boyutlu koordinat (X, Y, Z) değerleri ve yüzey normaleri kullanılır. Her bir nokta p konum vektörü ve n yüzey normali ile tanımlanır. İlk olarak, bir noktaya ait k sayıdaki komşu noktalarının yüzey normaleri hesaplanır. Lokal tanımlayıcı algoritmalarda, noktalar için Lokal Referans Sistemi (LRF) belirlenmelidir. PFH yönteminde LRF olarak Darboux çerçevesi kullanılır. Şekil 6'da iki noktaya ait Darboux çerçeveleri gösterilmektedir.



Şekil 6. Darboux çerçevesi (Darboux frame)

Hesaplanan normaller kullanılarak komşuluk alanı içindeki her bir nokta için Darboux çerçevesi belirlenir (Eş. 8).

$$\begin{aligned} u &= n_1 \\ v &= \frac{(p_1 - p_2) \times u}{\| (p_1 - p_2) \times u \|} \\ w &= u \times v \end{aligned} \quad (8)$$

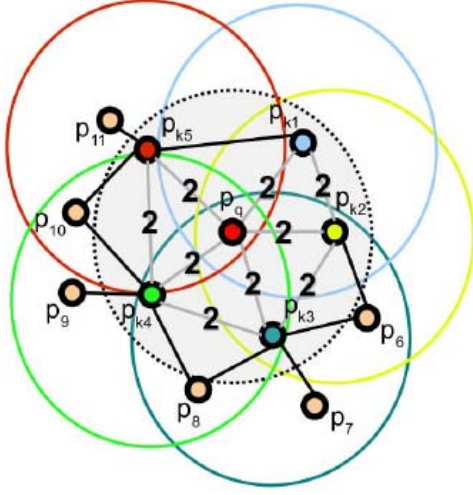
Bir komşuluk alanı içerisindeki bütün ikili ilişkiler Eş. 9'da gösterildiği gibi hesaplanır.

$$\begin{aligned} \alpha &= \arctan(w \cdot n_2, u \cdot n_2) \\ \beta &= v \cdot n_2 \\ \gamma &= u \cdot \frac{p_2 - p_1}{\| p_2 - p_1 \|} \\ d &= \| p_2 - p_1 \| \end{aligned} \quad (9)$$

α ; n_2 vektörünün azimut açısını, β ; n_2 vektörünün polar açısının kosinüsünü ve γ ; p_1 'den p_2 'ye doğrultuyu göstermektedir. Nokta Özellik Histogramları yönteminde hesaplanan 4 özellik bir histogram içinde ifade edilir.

2.7. Hızlı Nokta Özellik Histogramları (Fast Point Feature Histograms-FPFH)

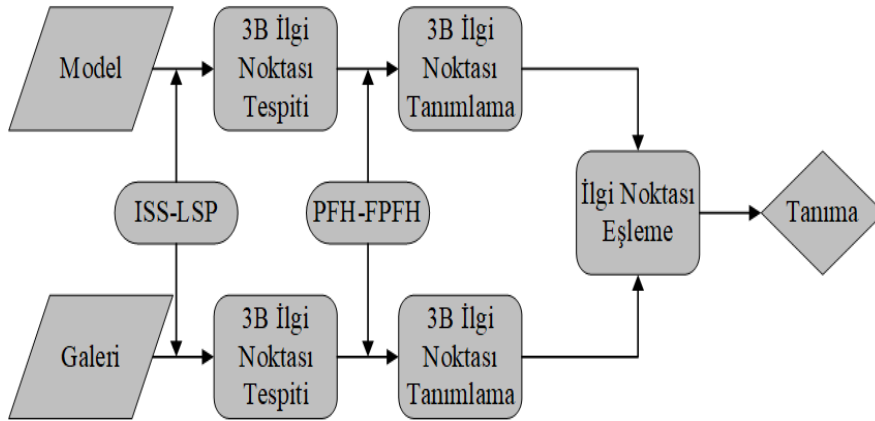
Hızlı Nokta Özellik Histogramları (Fast Point Feature Histograms (FPFH)), PFH yönteminin hızlandırılmış şeklidir. İki adımdan oluşan yöntemin ilk adımında; r yarıçaplı bir küre ile ilgi noktasının komşuluğu belirlenir. Küre içinde kalan noktalar ile merkezdeki ilgi noktasının arasındaki geometrik ilişki hesaplanır (Şekil 7).



Şekil 7. Hızlı nokta özellik histogramları diyagramı
(Diagram of fast point feature histograms) [32]

Sadece ilgi noktası ve komşu noktalar arasındaki geometrik özelliklerden oluşan histogram, Sadeleştirilmiş PFH (SPFH) olarak adlandırılmaktadır [32]. İkinci adımda; ilgi noktasının her bir komşu noktası için de SPFH hesaplanır. Oluşturulan histogram ilgi noktası ile komşu nokta arasındaki Öklid mesafesine bölünerek ağırlıklandırma yapılır. Son olarak, ilgi noktasına ait histogram ile komşu noktalara ait ağırlıklandırılmış histogramların ortalaması toplanır.

$$FPFH(p) = SPF(p) + \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \frac{1}{w_k} \cdot SPF(p_k) \quad (10)$$



Şekil 8. İş Akış Şeması (Workflow)

3. DENEYSEL METOT (EXPERIMENTAL METHOD)

3.1. 3B Yüz Tanıma (3D Face Recognition)

Çalışmada bir 3D yüz tanıma sistemi geliştirilmiştir. Buna göre, 10 3D insan yüzü verisi ile bir galeri oluşturulmuştur. Sistemin dışarıdan verilen farklı model 3B yüz verisini galerideki doğru kişinin yüzü ile eşleştirmesi beklenmektedir. Sistem, bir ilgi noktası detektörü ile bir ilgi noktası tanımlayıcı algoritmasının kombinasyonu olarak düzenlenmiştir. 3B yüz tanıma üç adımda gerçekleştirilmiştir. Birinci adımda; her bir 3B nokta bulutu üzerinde ilgi noktası bulucu algoritmalar (ISS-LSP) uygulanmıştır. Böylece ilgi noktaları tespit edilmiştir. İkinci adımda; belirlenen ilgi noktaları, tanımlayıcı algoritmalar (PFH-FPFH) ile tanımlanmıştır. Tanımlama sonucunda yöntemlere bağlı olarak her bir ilgi noktasına ait özellik histogramları oluşturulmuştur. Özellik histogramları noktanın komşuluğundaki geometrik özellikleri betimlemektedir. Üçüncü adımda; iki farklı nokta bulutuna ait histogramların arasındaki benzerlikler hesaplanarak ilgi noktası eşleme işlemi gerçekleştirilmiştir. Bu işlem için Kullback-Lieber Divergence yöntemi kullanılmıştır. İki histogram arasındaki mesafe eğer belirlene t sınır değerinin altındaysa eşlenik nokta olarak kabul edilmiştir. En fazla eşlenik ilgi noktasına sahip iki farklı yüz nokta bulutu, aynı kişiye ait olarak kabul edilmiştir. Sistemin akış şeması Şekil 8’de gösterilmiştir.

3.2. Komşuluk Yarıçapının Belirlenmesi (Detection of Support Radius)

Algoritmaların en önemli adımlarından birisi noktaların komşuluğunun (support) belirlenmesidir. Nokta komşuluğu r yarıçaplı bir küre ile belirlenir. Yarıçapın büyüklüğü ilgi noktası belirlenmesi aşamasında etkilidir. Küçük bir r değeri, lokal özelliklerin çeşitli değişimlere karşı daha az hassas ve daha az tanımlayıcı olmasına sebep olur [12]. Lokal özellik tanımlayıcı algoritmalarda da büyük r değeri lokal yüzey hakkında daha fazla geometrik bilgi elde edilmesini ve tanımlayıcılığın artmasını sağlar. Ayrıca r değerinin büyük olması örtüklük ve karmaşıklık durumlarına karşı hassasiyeti

arttırır. Bu çalışmada, geometrik özelliklerin yeterli düzeyde elde edilmesini ve hesaplama yükünün ağır olmamasını sağlayacak şekilde 4mm yarıçap belirlenmiştir.

3.3. 3B İlgi Noktası Tespiti (3D Keypoint Description)

3B ilgi noktası bulmak amacıyla ISS ve LSP yöntemleri kullanılmıştır. ISS yönteminde belirlenen noktalar için yalnızca (X, Y, Z) koordinatları girdi olarak verilir. İlgi noktalarının yerleri önceden tahmin edilemediğinden seçilen parametrelere dayanılarak belirlenmiştir. ISS yönteminde Th_{12} ve Th_{23} değerleri önceki çalışmalara dayanarak [39] sırasıyla 0,975 ve 0,975 olarak belirlenmiştir. Belirlenen ISS noktaları Şekil 9'da gösterilmiştir. LSP yöntemi, ilgi noktalarını eğrilik değerlerine dayalı olarak belirleyen bir yöntemdir. Nokta bulutu koordinatları (X, Y, Z), Gauss eğrileri ve ortalama eğriliklerin girdi olarak verilmiştir. LSP

yönteminde ortalama şekil endeksinin sapma değerlerini temsil eden skaler a ve b değerleri sırasıyla 0,35 ve 0,2 olarak belirlenmiştir. LSP ile tespit edilen ilgi noktaları Şekil 10'daki gibidir. İki yöntemde belirlenen nokta sayıları Şekil 11'de gösterilmiştir. LSP yönteminde ISS'ye göre daha fazla sayıda nokta elde edilmiştir.

3.4. 3B İlgi Noktası Tanımlama (3D Keypoint Description)

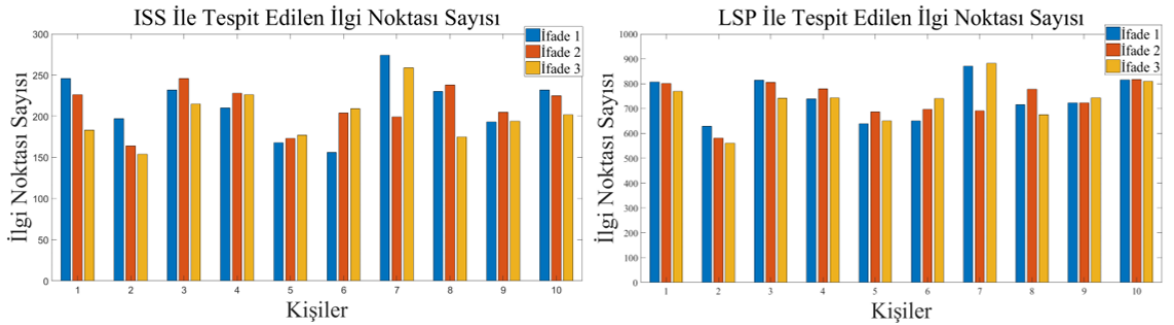
İlgi noktaları 3D yüz taramalarından tespit edildiğinde, her ilgi noktasının etrafındaki etrafındaki yerel yüzeyinden bir özellik tanımı oluşturulur. İlgi noktalarını tanımlamak için her bir ilgi noktasının özellik histogramları, PFH ve FPFH yöntemleri kullanılarak elde edilmiştir. PFH ve FPFH yöntemleri, tüm taramalar için ISS ve LSP tarafından belirlenen anahtar noktalara ayrı ayrı uygulandı. Destek yarıçapı 4mm ve histogram gruplarının sayısı 27 olarak



Şekil 9. ISS ile tespit edilen ilgi noktaları (Keypoints detected with ISS)



Şekil 10. LSP ile tespit edilen ilgi noktaları (Keypoints detected with LSP)



Şekil 11. ISS (sol) ve LSP (sağ) ile tespit edilen ilgi noktaları sayısı (Number of keypoint detected by ISS and LSP)

belirlenmiştir. Farklı değerlerin test edilmesi sonucunda 27 grubun yeterli olduğuna karar verilmiştir. Histogram gruplarının değerleri normalleştirilmiştir. PFH'de çok fazla sayıda geometrik ilişki incelendiği için işlem süresi uzundur.

3.5. 3B Yüz Eşleme (3D Face Matching)

3B yüz tanıma sistemi kimlik saptama uygulaması çerçevesinde geliştirilmiştir. Sistemin, dışarıdan verilen farklı model 3B yüz verisini, galerideki doğru kişinin yüzü ile eşlemesi beklenmektedir. Belirlenen ve tanımlanan 3B ilgi noktalarının eşlenmesi için, PFH ve FPFH ile elde edilen histogramların metrik mesafeleri hesaplanmıştır. Literatürde uzaktan hesaplama için farklı yöntemler vardır [31]. Bu makalede Kullbeck-Leibler Diverjans yöntemi kullanılmıştır (Eş. 11).

$$\kappa(H_o, H_o) = \sum (H_o(i) - H_o(i)) \ln \left(\frac{H_o(i)}{H_o(i)} \right) \quad (11)$$

Eşleme için kabul eşiği 0,5'tir. İki histogram arasındaki mesafe 0,5'ten azsa, iki ilgi noktası eşleştirilir. En çok eşlenik noktaya sahip galeri nokta bulutu model nokta bulutu ile aynı kişiye aittir. Böylece model-galeri eşlemesi yapılarak, yüz tanıma işlemi gerçekleştirilmiştir. Yalnızca modelden galeriye eşleştirildiğinde bir noktayı birden çok noktayla eşleştirme sorunu ortaya çıkmıştır. Bu nedenle, tekrarlı eşleştirmeyi önlemek için galeriden modele ikinci bir nokta eşleştirme işlemi gerçekleştirilmiştir (Şekil 10). Eşleme işlemi ISS-PFH, ISS-FPFH, LSP-PFH ve LSP-FPFH algoritmaları için ayrı ayrı uygulanmıştır. İlk durumda her bir kişiye ait doğal yüz ifadesine sahip taramalardan bir veri tabanı oluşturulmuştur. Sisteme girdi olarak, veri tabanındaki bir kişiye ait doğal yüz ifadeli ikinci bir tarama verilmiştir. İlgi noktaları tespit edilip, tanımlandıktan sonra galerideki her bir tarama ile model taramasının ayrı ayrı benzerliği tespit edilmiştir. Dört algoritma çiftinin eşlenik nokta sayıları grafiklerde gösterilmiştir. İkinci durumda, veri tabanı sistemindeki bir kişinin gülme bir yüz ifadesi sisteme girdi olarak verilir. Böylece, yüz ifadesi farklılıkları da incelenmiştir.

3.6. Doğruluk Analizi (Accuracy Assessment)

Eşlenen ilgi noktalarının konumsal doğruluğunu incelemek için İteratif En Yakın Nokta-İEYN (İterative Closest Point-ICP) yöntemi kullanılmıştır. İteratif En Yakın Nokta (İEYN) iki farklı nokta bulutunu birleştirmek için doğru ve güvenilir bir yöntemdir. Yoğun hesap yapmayı gerektirse de, kolay uygulanabilmesi ve yüksek doğrulukta sonuç vermesi sebebiyle lazer taramalarının eşleştirilmesinde yaygın olarak kullanılmaktadır.

Yöntem referans nokta kümesi (M) ve araştırma nokta kümesi (S) aynı ölçekli kabul edilerek en yakın nokta çiftleri ile dönüşüm parametrelerinin bulunması temeline dayanır. İki nokta bulutu arasındaki dönüşüm parametreleri eşlenik noktalar arasındaki ilişkiler aracılığıyla yeterli presizyon sağlanana kadar iteratif olarak hesaplanır. Elde edilen dönme

ve öteleme parametreleri birleştirme işlemini gerçekleştirmek için kullanılır [40]. İEYN algoritması S araştırma nokta bulutu ile M referans nokta bulutu arasındaki dönme matrisini (T) bulmak için kullanılır. S nokta bulutuna ait noktalar $\{S_i | S_i \in R^3, i=1,2,\dots,N_S\}$, M nokta bulutuna ait noktalar $\{M_i | M_i \in R^3, i=1,2,\dots,N_M\}$, olarak alındığı varsayılın. k. iterasyonda S nokta bulutunun nokta koordinatlarının $\{M_i^k | M_i^k \in R^3, i=1,2,\dots,N_M\}$ olması beklenmektedir. S ve M arasındaki dönüşüm matrisi hesabı, iki nokta bulutundaki eşlenik noktaların arasındaki mesafe belirlenen bir t sınır değerinden küçük oluncaya kadar tekrarlı olarak hesaplanır [41].

Eşlenik noktaların konumsal doğrulukları incelenmiştir. Eşlenik noktaların hepsi iki nokta bulutunda da aynı bölgede olmayabilir. Çünkü geometrik olarak yüzde benzer bölgeler bulunmaktadır. Bunun tespiti için iki nokta bulutu üst üste bindirmek için nokta bulutlarına İteratif En Yakın Nokta-İEYN (İterative Closest Point-ICP) uygulanmıştır. İlk önce iki nokta bulutu arasındaki dönüşüm parametrelerinin hesabı için iki nokta bulutundan 3 eşlenik nokta elle seçilmiştir. Daha sonra hesaplanan dönüşüm parametreleri ile nokta bulutlarından biri diğeri ile çakıştırılmıştır. Bu işlemler MATLAB ortamında gerçekleştirilmiştir. İki nokta bulutundaki eşlenik ilgi noktaları arasındaki Öklid mesafesi hesaplanmıştır. 10mm'den kısa mesafeye noktalar doğru eşlenmiş olarak kabul edilmiştir.

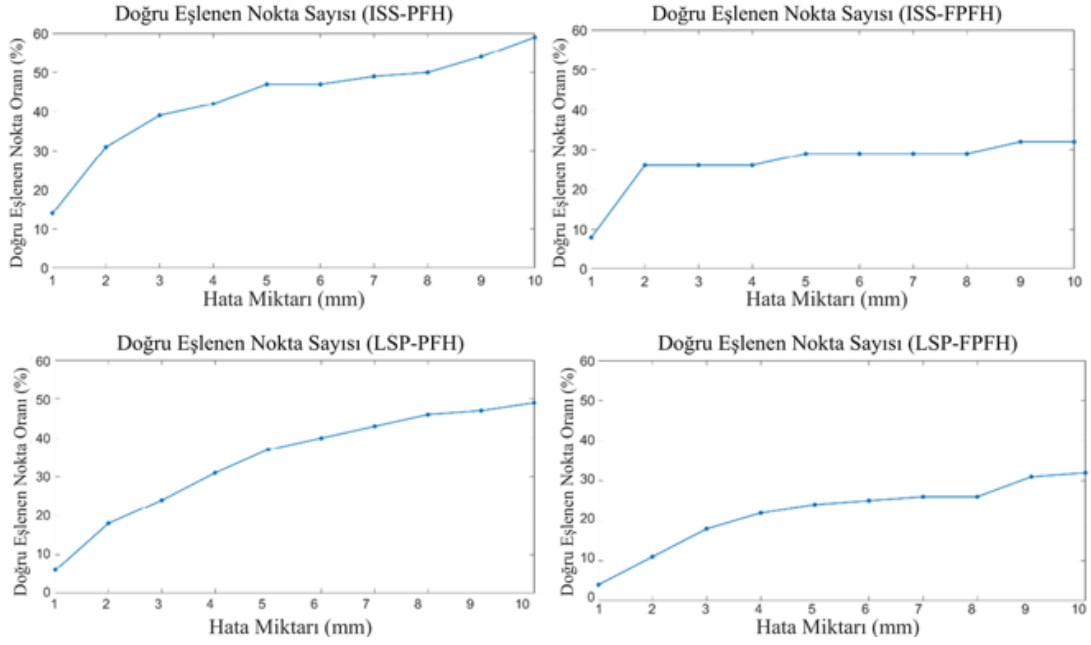
4. SONUÇLAR VE TARTIŞMALAR (RESULTS AND DISCUSSIONS)

Bu çalışmada 10 kişiye ait 3B nokta bulutu verileri kullanılarak 3B yüz tanıma sistemi geliştirilmiştir. Üç farklı durum üzere toplam 30 yüz nokta bulutu kullanıldı. 20 tanesinin doğal bir yüz ifadesine ve 10 tanesi gülme yüz ifadesine sahiptir. Oluşturulan sistem, 3B lokal özellik tabanlı yöntemleri kullanarak tanıma gerçekleştirmektedir.

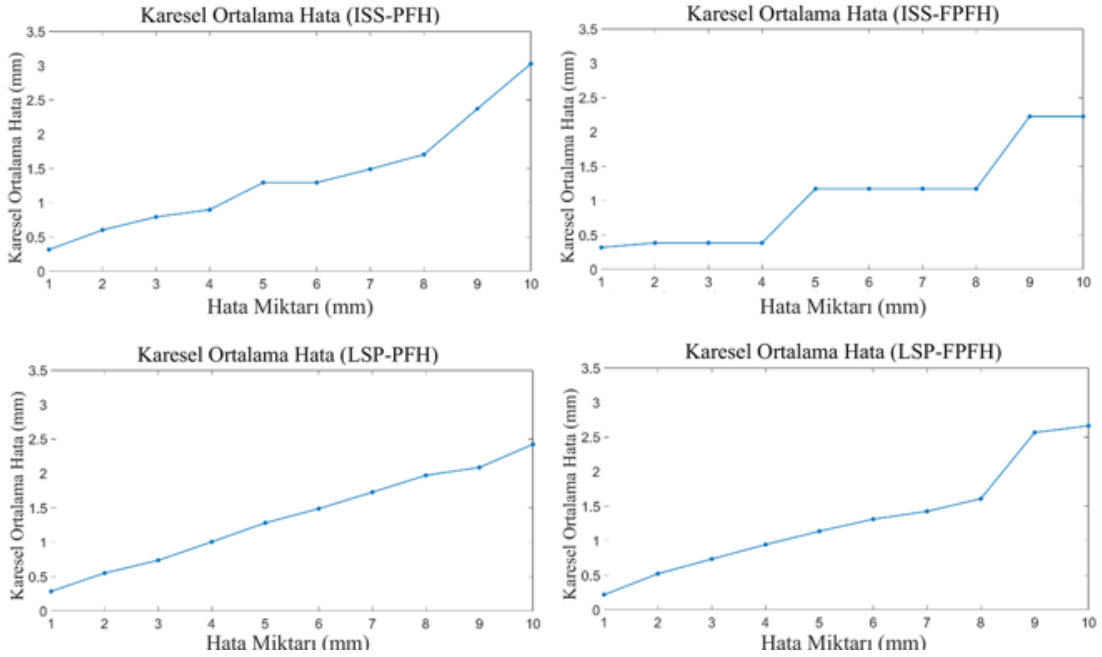
Sonuç olarak, doğal yüz ifadesinde, ISS-PFH algoritması olan 10 kişiden 9'unu; ISS-FPFH algoritması olan 10 kişiden 7'sini; LSP-PFH algoritması ile 10 kişiden 8'ini; LSP-FPFH algoritması ile 10 kişiden 8'ini doğru olarak tanımlamıştır. Önceki çalışmalara dayanarak beklendiği gibi PFH bu konuda daha iyidir [40]. PFH kullanıldığında, iki nokta bulutu arasında daha fazla ilgi noktası eşleştirilir. Yanlış eşleşmeye sahip kişinin tarama sırasında hareket ettiği belirlenmiştir. Küçük hareketler yüzün geometrisinin değişmesine neden olur, bu nedenle tanıma işlemi yanlış şekilde gerçekleşebilmektedir. Tanınan yüzlerin sayısı göz önüne alındığında, ISS-PFH'nin doğru kişiyi tespit etmek için en iyi yöntem olduğu tespit edilmiştir. Sisteme farklı yüz ifadeleri verildiğinde, ISS-PFH algoritması 10 kişiden 5'ini; ISS-FPFH algoritması 10 kişiden 3'ünü; LSP-PFH algoritması 10 kişiden 4'ünü ve LSP-FPFH algoritması 10 kişiden 4'ünü doğru bir şekilde belirlemiştir. Tanıma oranının bu kadar düşük olmasının nedeni, farklı yüz ifadelerinin yüzün geometrisini önemli ölçüde değiştirmesidir. ISS-PFH algoritması, farklı yüz ifadeleri olan durumlarda da en iyi performansı göstermiştir. ISS algoritması LSP algoritmasına göre yaklaşık 1/4 oranında

daha az nokta bulmaktadır. Ancak az bir farkla doğru eşlenen nokta sayısı ISS kullanılan algoritmalarda daha fazladır. Esas farkı oluşturan unsur ilgi noktası tanımlayıcı algoritmalarıdır. PFH kullanılarak yapılan eşlemelerde doğru eşleme oranı 10mm hata ile %60'lara ulaşırken, FPFH histogram ile yapılan eşleştirmeler ise %25-%30 dolaylarında kalmıştır. Bütün taramalar incelendiğinde en fazla doğru nokta eşlemesi oranına sahip olan algoritma ikilisi ISS-PFH'tır. İkinci sırada LSP-PFH algoritma ikilisi gelmektedir. ISS-PFH ile arasında büyük bir farklılık tespit edilmemiştir (Şekil 12). Ancak ISS-FPFH ve LSP-FPFH

algoritma ikilileri incelendiğinde çok az sayıda doğru eşleme elde edilmiştir. Aynı zamanda geometrik farklılıklar FPFH algoritmasının performansını önemli oranda etkilemektedir. Doğru nokta eşleşmelerinin karesel ortalama hataları incelendiğinde ise yöntemler arasında ciddi bir farklılık ortaya çıkmamıştır (Şekil 13). Bütün yöntemlerde yaklaşık 2,5mm karesel ortalama hata tespit edilmiştir. Bu değer tanıma işlemi için yeterli bir doğruluktur. Aynı kişiye ait iki tarama arasında geometrik farklılık fazla ise karesel ortalama hata doğru olarak tespit edilememiştir. Doğruluk değerleri Tablo 2'de gösterilmiştir.



Şekil 12. Kişi 4'e ait doğru eşleme oranı (Number of correct matching of Person 4)



Şekil 13. Kişi 4'e ait eşlemelerin Karesel Ortalama Hatası (Root Mean Square Error of Person 4)

Tablo 2. Doğruluk analizi (Accuracy analysis)

Kişi	Yöntem	Doğru Eşlenen Nokta (%)	Karesel Ortalama Hata
Kişi 1	ISS-PFH	25	2,17mm
Kişi 2	ISS-PFH	47	2,40mm
Kişi 3	ISS-PFH	21	2,34mm
Kişi 4	ISS-PFH	60	3,02mm
Kişi 5	ISS-PFH	38	3,03mm
Kişi 6	ISS-PFH	7	0,14mm
Kişi 7	ISS-PFH	42	2,68mm
Kişi 8	ISS-PFH	49	2,56mm
Kişi 9	ISS-PFH	43	2,46mm
Kişi 10	ISS-PFH	47	3,25mm

Kullanılan yöntemler sadece doğal yüz ifadesine sahip yüzleri tanımda etkili olmuştur. Yüz ifadesi farklı ise kullanılan algoritma ikilileri başarılı olmamıştır. Bu sebeple farklı yüz ifadeleri için algoritmaların tek başlarına kullanımı yeterli olmamaktadır. Ayrıca tarama esnasında ufak hareketler taranan yüzün geometrisini değiştirmiştir dolayısıyla çalışma sonuçlarını önemli oranda etkilemiştir. Genel olarak bakıldığında algoritmaların 3B yüz tanıma işlemi için güçlü bir potansiyele sahip olduğu anlaşılmıştır.

Ayrıca Bosphorus veri tabanı üzerinde de yöntemler uygulanmıştır. Ancak doğal yüz ifadesinde en yüksek tanıma oranı %62,8 ile ISS-PFH ile elde edilmiştir. Oranın düşük olmasının sebebi kullanılan yöntemlerin geometrik değişimlerden ve nokta bulutu yoğunluk değişimlerinden olumsuz etkilenmesidir. Bosphorus veri tabanında nokta bulutlarının büyüklük ve yoğunluklarında farklılık olduğu için aynı kişiye ait iki farklı nokta bulutunda 2 kat fazla ilgi noktası tespit edilmesi durumu ortaya çıkmıştır. Söz konusu farklılıklar algoritmaların yüksek doğrulukla çalışmamasına sebep olmuştur. Aynı koordinat sisteminde elde edilmiş, benzer yoğunluk ve büyüklüklere sahip nokta bulutları ile oluşturulmuş veri tabanlarında, bu çalışmada kullanılan yöntemler yukarıda gösterildiği gibi yüksek doğrulukta sonuçlar vermektedir.

5. SONUÇLAR (CONCLUSIONS)

3B yüz tanıma güncel bir çalışma alanıdır. Özellikle güvenlik alanında birçok uygulamada kullanımı yaygınlaşmaktadır. Literatürde birçok farklı yöntem önerilmektedir. 3B ilgi noktası temelli algoritmalar da bu yöntemlerden biridir. Çalışmada 3B ilgi noktası bulucu ve tanımlayıcı algoritmaların 3B yüz tanıma kapsamında karşılaştırması yapılmıştır. ISS-PFH algoritması %90 tanıma oranı ile en iyi sonuç veren algoritma olmuştur.

Veri tabanı 10 kişiden 3 farklı taramadan oluşmaktadır. Gelecekteki çalışmalarda, daha büyük veri tabanları kullanılabilir. Sadece doğal yüz ifadesi ve gülen yüz ifadesi değil, farklı yüz ifadeleri de incelenebilir. Gelecekteki çalışmalarda literatürdeki farklı yöntemler kullanılarak kapsamlı çalışmalar yapılabilir. Çalışmada zaman açısından değerlendirme yapılmamıştır. Sadece 3B yüz tanımda algoritmaların performansları araştırılmıştır. Literatürde

daha önce çalışmadaki yöntemlerle yüz tanıma çalışmasının olmadığı göz önüne alındığında çalışmanın bu eksikliği giderme yönünde önem taşıması beklenmektedir.

TEŞEKKÜR (ACKNOWLEDGEMENT)

Bu çalışma İstanbul Teknik Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projeleri Birimi (BAP) tarafından desteklenmiştir.

KAYNAKLAR (REFERENCES)

1. Kakadiaris, I. A., Toderici, G., Evangelopoulos, G., Passalis, G., Chu, D., Zhao, X., Theoharis, T., 3D-2D face recognition with pose and illumination normalization, *Computer Vision and Image Understanding*, 154, 137-151, 2017.
2. Soltanpour, S., Boufama, B., Wu, Q. J., A survey of local feature methods for 3D face recognition, *Pattern Recognition*, 72, 391-406, 2017.
3. Berretti, S., Werghe, N., Del Bimbo, A., Pala, P., Matching 3D face scans using interest points and local histogram descriptors, *Computers & Graphics*, 37 (5), 509-525, 2013.
4. Hariri, W., Tabia, H., Farah, N., Benouareth, A., Declercq, D., 3D face recognition using covariance based descriptors, *Pattern Recognition Letters*, 78, 1-7, 2016.
5. Ozkaya N., Sagioglu Ş., Face recognition from fingerprints, *Journal of the Faculty of Engineering and Architecture of Gazi University*, 23 (4), 785-793, 2008.
6. Akyol, O., Duran, Z., Low-cost laser scanning system design, *Journal of Russian Laser Research*, 35 (3), 244-251, 2014.
7. Salti, S., Tombari, F., Spezialetti, R., Di Stefano, L., Learning a descriptor-specific 3D keypoint detector, In *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*, 2318-2326, 2015.
8. Hänsch, R., Weber, T., Hellwich, O., Comparison of 3D interest point detectors and descriptors for point cloud fusion, *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2 (3), 57, 2014.
9. Scheenstra, A., Ruifrok, A., Veltkamp, R.C., A survey of 3d face recognition methods, In *International Conference on Audio-and Video-based Biometric Person Authentication*, 891-899, Springer, Berlin, Heidelberg, 2005.
10. Bowyer, K. W., Chang, K., Flynn, P., A survey of approaches and challenges in 3D and multi-modal 3D+ 2D face recognition, *Computer vision and image understanding*, 101 (1), 1-15, 2006.
11. Romero, M., Pears, N., Landmark localisation in 3d face data, In *2009 Sixth IEEE International Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance*, 73-78, 2009.
12. Mian, A. S., Bennamoun, M., Owens, R., Keypoint detection and local feature matching for textured 3D face recognition, *International Journal of Computer Vision*, 79 (1), 1-12, 2008.

13. Phillips, P. J., Flynn, P. J., Scruggs, T., Bowyer, K. W., Chang, J., Hoffman, K., Worek, W., Overview of the face recognition grand challenge, In 2005 IEEE computer society conference on computer vision and pattern recognition (CVPR'05), 1, 947-954, 2005.
14. Mayo, M., Zhang, E., 3D face recognition using multiview keypoint matching, In 2009 Sixth IEEE International Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance, 290-295, 2009.
15. Moreno, A., GavabDB: a 3D face database, In Proc. 2nd COST275 Workshop on Biometrics on the Internet, 75-80, 2004.
16. Lowe, D. G., Distinctive image features from scale-invariant keypoints, *International Journal of Computer Vision*, 60 (2), 91-110, 2004.
17. Huang, D., Zhang, G., Ardabilian, M., Wang, Y., Chen, L., 3D face recognition using distinctiveness enhanced facial representations and local feature hybrid matching., In 2010 Fourth IEEE International Conference on Biometrics: Theory, Applications and Systems (BTAS), 1-7, 2010.
18. Inan, T., Halici, U., 3-D face recognition with local shape descriptors, *IEEE transactions on Information Forensics and Security*, 7 (2), 577-587, 2012.
19. 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, In 2011 18th IEEE International Conference on Image Processing, 3053-3056, 2011.
20. Smeets, D., Keustermans, J., Vandermeulen, D., Suetens, P., meshSIFT: Local surface features for 3D face recognition under expression variations and partial data, *Computer Vision and Image Understanding*, 117 (2), 158-169, 2013.
21. Savran, A., Alyüz, N., Dibeklioglu, H., Çeliktutan, O., Gökberk, B., Sankur, B., Akarun, L., Bosphorus database for 3D face analysis, In European Workshop on Biometrics and Identity Management, 47-56, Springer, Berlin, Heidelberg, 2008.
22. Veltkamp, R. C., van Jole, S., Drira, H., Amor, B. B., Daoudi, M., Li, H., Vandermeulen, D., SHREC'11 Track: 3D Face Models Retrieval. In 3DOR, 89-95, 2011.
23. Berretti, S., Werghi, N., Del Bimbo, A., Pala, P., Selecting stable keypoints and local descriptors for person identification using 3D face scans, *The Visual Computer*, 30 (11), 1275-1292, 2015.
24. 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.
25. Elaiwat, S., Bennamoun, M., Boussaïd, F., El-Sallam, A., A curvelet-based approach for textured 3D face recognition. *Pattern Recognition*, 48 (4), 1235-1246, 2015.
26. Yin, L., Wei, X., Sun, Y., Wang, J., Rosato, M. J., A 3D facial expression database for facial behavior research, In 7th international conference on automatic face and gesture recognition (FGR06), 211-216, 2006.
27. Guo, Y., Lei, Y., Liu, L., Wang, Y., Bennamoun, M., Sohel, F., EI3D: Expression-invariant 3D face recognition based on feature and shape matching, *Pattern Recognition Letters*, 83, 403-412, 2016.
28. Abbad, A., Abbad, K., Tairi, H., 3D face recognition: Multi-scale strategy based on geometric and local descriptors, *Computers & Electrical Engineering*, 70, 525-537, 2018.
29. Zhong, Y., Intrinsic shape signatures: A shape descriptor for 3d object recognition, In 2009 IEEE 12th International Conference on Computer Vision Workshops, ICCV Workshops, 689-696, 2009.
30. Chen, H., Bhanu, B., 3D free-form object recognition in range images using local surface patches, *Pattern Recognition Letters*, 28 (10), 1252-1262, 2007.
31. Rusu, R. B., Marton, Z. C., Blodow, N., Beetz, M., Persistent point feature histograms for 3D point clouds, In Proc 10th Int Conf Intel Autonomous Syst (IAS-10), Baden-Baden, Germany, 119-128, 2008.
32. Rusu, R. B., Blodow, N., Beetz, M., Fast point feature histograms (FPFH) for 3D registration, In 2009 IEEE international conference on robotics and automation, 3212-3217, 2009.
33. Avşar, E. Ö., Bozkurtoğlu, E., Aydar, U., Şeker, D. Z., Kaya, Ş., Gazioğlu, C., Determining roughness angle of limestone using optical laser scanner, *International Journal of Environment and Geoinformatics*, 3 (3), 57-75, 2016.
34. Uzar, M., Tunalioglu, N., Arican, D., Arda, T. Investigation of the filtering methods on 3D models using terrestrial laser scanning data, *Journal of the Faculty of Engineering and Architecture of Gazi University*, 34 (4), 1765-1775, 2019.
35. Duran, Z., Aydar, U., Digital modeling of world's first known length reference unit: The Nippur cubit rod, *Journal of cultural heritage*, 13 (3), 352-356, 2012.
36. Yıldız, F., Altuntaş, C., Georeferencing Methods for Terrestrial Laser Scanner Point Clouds, *Harita Dergisi*, 142, 51-58, 2009.
37. Boehler, W., Marbs, A., 3D scanning instruments. *Proceedings of the CIPA WG*, 6 (9), 2002.
38. Dorai, C., Jain, A. K., COSMOS-A representation scheme for 3D free-form objects, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 19 (10), 1115-1130, 1997.
39. Tombari, F., Salti, S., Di Stefano, L., Performance evaluation of 3D keypoint detectors, *International Journal of Computer Vision*, 102 (1-3), 198-220, 2013.
40. Guo, Y., Bennamoun, M., Sohel, F., Lu, M., Wan, J., Kwok, N. M., A comprehensive performance evaluation of 3D local feature descriptors, *International Journal of Computer Vision*, 116 (1), 66-89, 2016.
41. He, Y., Liang, B., Yang, J., Li, S., He, J. An iterative closest points algorithm for registration of 3D laser scanner point clouds with geometric features, *Sensors*, 17 (8), 1862, 2017.

