3B YÜZ TANIMADA KİLİT NOKTA TEMELLİ ALGORİTMALARIN KULLANIM OLANAKLARININ ARAŞTIRILMASI VE DOĞRULUK ANALİZİ

Muhammed Enes ATİK¹, Zaide DURAN², Bülent BAYRAM³

¹Araş. Gör., İstanbul Teknik Üniversitesi, İnşaat Fakültesi, Geomatik Mühendisliği Bölümü, 34469, Maslak, İstanbul, atikm@itu.edu.tr

²Doç.Dr., İstanbul Teknik Üniversitesi, İnşaat Fakültesi, Geomatik Mühendisliği Bölümü, 34469, Maslak, İstanbul, duranza@itu.edu.tr

³Prof. Dr., Yıldız Teknik Üniversitesi, İnşaat Fakültesi, Harita Mühendisliği Bölümü 34210, Esenler, İstanbul, bayram@yildiz.edu.tr

ÖZET

Yüz tanıma, insanın, günlük hayatında en rutin ve rahat gerçekleştirdiği işlemlerden biridir. Peki bu durum bilgisayarlar için de geçerli olabilir mi? Bu soru bilgisayarla görünün en popüler alanlarından biri olan otomatik yüz tanıma alanının doğmasına yol açmıştır. Çalışmanın amacı; 3B yüz tanıma işlemlerine farklı bir boyuttan yaklaşmaktır. Bu kapsamda, otomatik 3B lokal kilit nokta bulucu algoritmaların yüz ve obje tanımadaki kullanımının olanakları araştırılmaktadır. Kullanılacak yöntemlerin ifade değişimi durumları karşısında gösterdikleri performanslar hem bu çalışmanın devamı niteliğindeki çalışmalarda hem de bu konu hakkında yapılacak farklı çalışmalarda bir yol gösterici nitelik taşıyacağı düşünülmektedir.

Bu çalışma kapsamında 3B kilit nokta temelli yöntemler kullanılarak yüz tanıma algoritması geliştirilmiştir. Uygulama verisi olarak 10 kişiye ait yüz verisi lazer tarayıcı kullanılarak 3 boyutlu modellenmiştir. 2 farklı doğal yüz ifadesi ve 1 tane gülme yüz ifadesi şeklinde tarama yapılmıştır. 10 kişiden toplamda 30 adet nokta bulutu alınmıştır. Böylece sorgu yapılabilecek bir 3B yüz veri tabanı oluşturulmuştur. Nokta bulutu verileri sadece X,Y,Z koordinatlarını içermektedir. Algoritma 3 adımdan oluşmaktadır. İlk adımda ISS yöntemi kullanılarak nokta bulutları üzerinde 3B kilit noktalar belirlenmiştir. İkinci adımda, PFH ve FPFH histogram yöntemleri kullanılarak kilit noktalar tanımlanmıştır. Böylece her birine ait özellik histogramı elde edilmiştir. Üçüncü adımda, elde edilen özellik histogramları kullanılarak farklı nokta bulutlarındaki kilit noktalar eşleştirilmiştir. Kilit nokta bulucu ve tanımlayıcı algoritmaların kombinasyonları çalışma sonucunda karşılaştırılmıştır. Doğruluk analizi için nokta bulutları İteratif En Yakın Nokta (İEYN)(ICP) yöntemiyle çakıştırılmıştır. Eşlenik noktaların arasındaki Öklid mesafesi hesaplanarak doğru eşlenen noktalar tespit edilmiştir. 10 mm'nin altında mesafeye sahip nokta çiftleri doğru eşlenmiş olarak kabul edilmiştir. Ayrıca bu noktaların mesafelerinin karesel ortalaması da hesaplanmıştır.

Sonuç olarak ISS-PFH ve ISS-FPFH ikili yöntemlerinin her kişiye ait 2 tane olmak üzere doğru eşlenmiş nokta oranı ve karesel ortalama hata (KOH) grafikleri oluşturulmuştur. Ayrıca eşlenen nokta sayısına bağlı olarak 3B yüz tanıma karşılaştırmaları da yapılmıştır. PFH kullanılarak yapılan eşlemlerde doğru eşleme oranı %50'lere ulaşırken FPFH ile yapılan eşleştirmeler ise %25-30 düzeylerinde kalmıştır. Karesel ortalama hatalar incelendiğinde ise yöntemler arasında ciddi bir farklılık ortaya çıkmamıştır. 10 mm doğruluk ile yaklaşık ± 3 mm karesel ortalama hata tespit edilmiştir.

Anahtar Sözcükler: 3 boyutlu modelleme, lazer tarama, lokal kilit nokta, yüz tanıma

ABSTRACT

INVESTIGATION OF USE POSSIBILITIES OF KEYPOINT BASED ALGORITHMS IN 3D FACE RECOGNITION AND ACCURACY ANALYSIS

Facial recognition is one of the most routine and comfortable processes performed by people in their daily life. Could this also apply to computers? This question has led to the emergence of automatic face recognition, one of the most popular areas of computer vision. Purpose of the study; developing a new approach to 3D face recognition. In this context, the possibilities of using 3D local keypoint detector algorithms in face recognition are investigated. The performances of the methods used in the different face expression are thought to be both a guideline for the continuing work of this work and for the different works to be done on this subject. In the scope of the study, face recognition algorithm was developed using 3D keypoint based methods. As an application data, face data belonging to 10 persons were modeled in 3D by using a laser scanner. The scans consists of 2 different natural facial expressions and 1 laughing facial expressions. A total of 30 spot clouds were collected from 10 people. Thus, a 3D face database has been created for querying. Point cloud data only contains X, Y, Z coordinates. The algorithm consists of 3 steps. In the first step, 3D points are detected on the point clouds using ISS method. In the second step, keypoints are described using PFH and FPFH methods. Thus, the feature histogram of each is obtained. In the third step, the key points in different point clouds are matched using the feature histograms obtained. The combinations of keypoint detector and descriptor algorithms are compared in the result. For accuracy analysis, the point clouds are overlaid by the Iterative Nearest Point (ICP) method. Euclidean distances between corresponding points were calculated and correct matching points were determined. Point pairs with distances less than 10 mm are considered to be correct matching. In addition, the root mean square error of the distances of these points are also calculated.

As a result, the correct matching point ratio and root mean square error (RMSE) graphs of ISS-PFH and ISS-FPFH methods with 2 of each person have been obtained. Also 3D face recognition comparison was made depending on the number of matched points. The correct match rate for PFH matches was 50%, while the FPFH were 25-30%. When root mean square errors were examined,

there was no significant difference between the methods. Root mean square error of approximately ± 3 mm was detected with an accuracy of 10 mm.

Keywords: 3D modelling, laser scanning, keypoint, face recognition

1. GİRİŞ

Yüz tanıma, insanın, günlük hayatında en rutin ve rahat gerçekleştirdiği işlemlerden biridir. Peki bu durum bilgisayarlar için de geçerli olabilir mi? Bu soru bilgisayarla görünün en popüler alanlarından biri olan otomatik yüz tanıma alanının doğmasına yol açmıştır (Chellappa vd., 2010). İnsan algısının çok hızlı ve rahat yapabildiği yüz tanıma işlemini makinelere yaptırmak her zaman ilgi çekici bir konu olmuştur. Yüz tanıma, hukuki uygulamalar, gözetleme sistemleri, sınır güvenliği, kimlik tespiti ve eğlence sistemleri gibi birçok alanda uygulanmaktadır (Soltanpour vd., 2017).

Yüz görüntüleri kullanılarak yapılan 2 boyutlu (2B) yüz tanımanın doğruluğu, poz değişimi, aydınlatma durumu, ifade farklılığı ve örtüklük (gözlük, saç-sakal, el veya başka bir cisimden kaynaklı veri eksikliği durumu) 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 (Berretti vd., 2013). 3B temelli yaklaşımların esas avantajı yüzün geometrik bilgisini içermeleridir. 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 (Jain ve Li, 2011).

2B görüntülerle karşılaştırıldıklarında, 3B modeller daha fazla özellik içerdiklerinden dolayı görsellik açısından fazlaca veri sunarlar. Bundan dolayı, son yıllarda gittikçe artan sayıda araştırmacı 3B modellerin işlenmesi ve analizi ilgili çalışma yapmaktadır. 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 üretirek 3B modelleme teknolojisinin odak noktası hâline gelmiştir. Objeye yüzeyi birkaç dakikada içerisinde milyonlarca 3B koordinata sahip nokta ile tanımlanabilmektedir (Akyol ve Duran, 2014). 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 (Soltanpour vd., 2017). Bu bölümler de alt başlıklara ayrılmıştır. 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. Özellik-temelli yöntemler de kendi içinde alt bölümlere ayrılmaktadır. Bunlar; ilgi noktası temelli (keypoint-based), eğrilik temelli ve lokal yüzey-temelli yöntemlerdir. Bu çalışma kapsamında özellik-temelli yöntemlerin bir alt başlığı olan ilgi noktası temelli yöntemler kullanılmaktadır. Yapılan çalışmalardan bazıları yüzdeki belirli ilgi noktalarını kullanmaktadır. 3B ilgi noktaları, nokta bulutunda, belirlenen ayırt edici özelliklere sahip noktalarlardır. İlgi noktası temelli yöntemler de ilgi noktaları 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. 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 noktaların belirlenmesi işlemidir. Belirlenen ilgi noktalarının, etkili bir tanıma ve eşleme amacıyla kullanılabilmesi için ayırt edici özelliğe sahip olmalıdır. Ayrıca, farklı pozisyon ve gürültü durumlarında, mümkün olduğunca aynı noktaların tekrar tespit edilebilmesi gerekmektedir (Salti vd., 2014). 3B ilgi noktası tanıma, 3B ilgi noktası tanımlayıcılar kullanılarak gerçekleştirilir. Bu tanımlayıcı algoritmalar, 3B ilgi noktasını lokal çevresindeki geometrik özellikleri baz alarak tanımlar. İlgi noktalarını eşleme için, 3B tanımlayıcılar ile elde edilen iki farklı nokta bulutuna ait tanıma değerleri istatistiksel yöntemler kullanılmaktadır. Bu çalışmada kapsamında, eşleme işlemi için Kullback-Lieber Divergence yöntemi kullanılmıştır. 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.

Bu çalışmada 3B ilgi noktası bulucu (detector) algoritma olarak "Gerçek Şekil İmleci (Intrinsic Shape Signature (ISS))" yöntemi (Yu, 2009) belirlenmiştir. 3B ilgi noktası tanımlayıcı algoritmalar olarak "Nokta Özellik Histogramları (Point Feature Histograms (PFH))" (Rusu vd., 2008) ve "Hızlı Nokta Özellik Histogramları (Fast Point Feature Histograms (FPPH))" (Rusu vd., 2009) yöntemleri tercih edilmiştir. Çalışmanın amacı; 3B yüz tanıma işlemlerine farklı bir boyuttan yaklaşımdır. Bu kapsamda, otomatik 3B lokal ilgi noktası bulucu algoritmaların yüz tanımda kullanımının olanakları araştırılmaktadır. Kullanılacak yöntemlerin gösterdikleri performansların hem bu çalışmanın devamı niteliğindeki çalışmalarda hem de bu konu hakkında yapılacak farklı çalışmalarda bir yol gösterici nitelik taşıyacağı düşünülmektedir.

Doğruluk, Geomatik Mühendisliği açısından çok önemli bir kavramdır. Elde edilen sonuçlar ancak bir doğruluk ile birlikte ifade edilirse Geomatik Mühendisliği açısından anlamlı bir hâle gelir. Dolayısıyla, bu çalışmada elde edilen sonuçlar konumsal doğruluk açısından da değerlendirilmiştir.

2. ÖNCEKİ ÇALIŞMALAR

Yüz tanıma, örüntü tanıma ve görüntü analizinin en önemli uygulaması olarak son yıllarda ilgi odağı hâline gelmiştir. Bu bölümde kısaca 3B yüz tanıma için ilgi noktası temelli yöntemleri kullanan çalışmalar incelenmiştir. 3B yüz tanıma yöntemleri ile ilgili Scheenstra (2005), Bowyer (2006) ve Soltapour (2017) tarafından yayımlanmış geniş kapsamlı literatür araştırmaları mevcuttur.

3B yüz tanıma için ilgi noktası bulucu algoritmalar, ilk olarak Mian ve arkadaşları (2008) tarafından geliştirilmiştir. Önerilen algoritma Face Recognition Grand Challenge v2 (FRGC v2) (Phillips vd., 2005) veri tabanında denenmiştir. Çalışmada 3B ve 2B verilerin birleştirilmiş hâli kullanılmıştır. Hem 3B veriden üretilen 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 (2009) tarafından yapılan çalışmada, GavabDB (Moreno ve Sanchez, 2004) 3B yüz veri tabanı kullanılmıştır. 3B nokta bulutu verisi 2.5B yoğunluk görüntüsüne dönüştürülmüştür. Çalışmada önerilen yöntem 2B görüntülerde ilgi noktası bulan SIFT (Lowe, 2004) algoritmasının geliştirilmiş hâlidir. Önerilen metod sabit yüzlerde %95'e kadar, farklı yüz ifadelerinde ise %90'a kadar tanıma doğruluğuna ulaşmaktadır. Ancak yüzün sağ ve sol taraflarından görünümü kullanılarak yapılan eşleme uygulamasında eşleme doğruluğu %11'e kadar düşmüştür.

Huang ve diğerlerinin (2010) yaptığı çalışmada FRGC v2.0 veri tabanı kullanılmıştır. Önerilen yöntem, 2.5B yoğunluk görüntüsünde SIFT tabanlı ilgi noktası bulucu algoritması kullanılarak yüz tanıma işleminin gerçekleştirilmesini içermektedir. Çalışmadaki yöntem hibrit bir yöntem olarak tanımlanabilir. 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.

Berretti ve diğerleri (2011) SIFT-tabanlı ilgi noktası bulucu algoritma için bir ilgi noktası tanımlayıcı algoritma önermişlerdir. Kullanılan veri daha önce bahsedilen FRGC v2.0 veri tabanıdır. Önerilen lokal şekil tanımlayıcı algoritma çalışma sistemi; ilgi noktalarının her biri için Lokal Referans Sistem (LRS) belirlenmesi, bir ilgi noktasının r yarıçaplı küre ile tanımlanan LRS'ye bağlı olarak komşuluğunun (support) elde edilmesi ve her bir ilgi noktası için bir veya birden fazla geometrik özelliğe bağlı olarak tanıma kriterlerinin belirlenmesi şeklinde açıklanabilir. Çalışmanın amacı SIFT tanımlayıcısının ve önerilen tanımlayıcının, poz değişimi durumlarında karşılaştırılmasıdır. Elde edilen sonuçlar SIFT-tabanlı tanımlayıcıda sol ve sağ taraftan sırasıyla tanıma oranları %17.37 ve %19.17; önerilen lokal şekil tanımlayıcıda ise %44.01 ve %47.80 olarak tespit edilmiştir.

Inan ve Halıcı (2012) 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 kilit nokta bulucu ve tanımlayıcı algoritma uygulanmıştır. Farklı yüz ifadelerinde, yöntemin performansı değerlendirildiğinde %98.35 tanıma oranına ulaşıldığı tespit edilmiştir.

Li ve diğerleri (2011) tarafından yapılan çalışmada doğrudan 3B yüz verisi(mesh model) kullanılmıştır. Çalışmada 3B mesh modellere Gauss gürültüsü eklenerek Gauss Uzayı oluşturulmuştur. Her bir gürültü düzeyinde noktaların maksimum ve minimum eğrilik değerleri ile ilgi noktaları belirlenmiştir. Çalışmanın amacı 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 ve diğerleri (2013) tarafından önerilen yöntem 2B SIFT yönteminden esinlenerek geliştirilen meshSIFT yöntemidir. meshSIFT yönteminde ilgi noktaları Gauss Uzayı kullanılarak bulunur. Her bir düzeyde en fazla tekrar eden noktalar ilgi noktası olarak belirlenir. Çalışmada veri seti olarak FRGC v2, Bosphorus (Savran vd., 2008) ve SHREC '11 (Velkamp ve Jole, 2011) 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 ve diğerleri (2014) tarafından yapılan çalışmada önerilen ilgi noktası bulucu algoritma meshDOG algoritmasıdır. Kullanılan veri tabanları Bosphorus, GavabDB ve UND/FRGC v2 veri tabanlarıdır. Veri türü mesh modeldir. Bosphorus veri tabanında farklı yüz ifadelerinde tanıma oranı %7 6.8 (tiksinme ifadesi) ila %98.6 (şaşıma

ifadesi) arasında değişmiştir. Gavab 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.

Genel olarak literatür incelendiğinde ilgi noktası temelli yöntemlerin 3B yüz tanıma için kullanımının incelenmediği görülmektedir. Çalışmada yeni bir yöntem önerilmeyecek olup, var olan yöntemlerin 3B yüz tanıma kapsamında karşılaştırması yapılmaktadır. Ayrıca 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. Çalışmanın literatüre farklı bir bakış açısı ve geniş çaplı değerlendirme olanağı sunarak katkı sağlayacağı düşünülmektedir.

3. YÖNTEMLER

3.1 Gerçek Şekil İmleci (Intrinsic Shape Signature – ISS)

Gerçek Şekil İmleci (ISS) lokal özellik temelli bir yöntemdir. ISS algoritması doğrudan 3 boyutlu nokta bulutu üzerinde işlem yapabilir. ISS yönteminde ilk olarak r yarıçaplı küre kullanarak her bir nokta için komşuluk belirlenir. Her bir noktanın komşu nokta sayısına göre ağırlığı hesaplanır. Komşuluk hesabı Eşitlik 1’de gösterilmiştir.

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

ISS yönteminde noktanın özelliği saçılım matrisinin $\hat{\alpha}(p)$ Özdeğer Ayrışımına (EDV) bağlı olarak hesaplanır. Saçılım matrisi Eşitlik 2’de gösterilmiştir.

$$\Sigma(p) = \frac{1}{N} \sum_{q \in N(p)} (q - \mu_p)(q - \mu_p)^T \quad (2)$$

Burada $m(p)$, 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 (λ_1 ; λ_2 ; λ_3) büyükten küçüğe doğru sıralanır. Eşitlik 3’te gösterildiği gibi özdeğerlerin birbiriyle olan oranları, belirlenen sınır değerlerden küçükse nokta ilgi noktası adayı olarak seçilir.

$$\frac{\lambda_2(p)}{\lambda_1(p)} < Th_{12} \quad \wedge \quad \frac{\lambda_3(p)}{\lambda_2(p)} < Th_{23} \quad (3)$$

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 (Tombari vd., 2013).

3.2 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 (Guo vd., 2016). PFH’a ait diyagram Şekil 1’de gösterilmiştir. İlgi noktaları kırmızı, komşu noktalar mavi olarak temsil edilmiştir.

Şekil 1. Nokta Özellik Histogramı Diyagramı (Rusu vd., 2009).

Girdi veri noktaların 3 boyutlu koordinat (X,Y,Z) değerleri ve yüzey normalleri kullanılır. Her bir nokta p konum vektörü ve n yüzey normali ile tanımlanır. İlk olarak, bir noktaya ait k sayıdaki komşu noktalarının yüzey normalleri

hesaplanır. Lokal tanımlayıcı algoritmalarda, noktalar için Lokal Referans Sistemi belirlenmelidir. PFH yönteminde LRF olarak Darboux çerçevesi kullanılır. **Şekil 2'**de iki noktaya ait Darboux çerçeveleri gösterilmektedir.

Şekil 2. Bir nokta çifti arasındaki Darboux çerçevesi (Wahl vd., 2003).

Hesaplanan normaller de kullanılarak komşuluk alanı içindeki her bir nokta için bir Darboux çerçevesi belirlenir (**Eşitlik 4**).

$$u = n_1 \quad (4a)$$

$$v = \frac{(p_1 - p_2) \times u}{\|(p_1 - p_2) \times u\|} \quad (4b)$$

$$w = u \times v \quad (4c)$$

Bir komşuluk alanı içerisindeki bütün ikili ilişkiler **Eşitlik 5'**te gösterildiği gibi hesaplanır.

$$\alpha = \arctan(w \cdot n_2, u \cdot n_2) \quad (5a)$$

$$\beta = v \cdot n_2 \quad (5b)$$

$$\gamma = u \cdot \frac{p_2 - p_1}{\|(p_2 - p_1)\|} \quad (5c)$$

\$\alpha\$; \$n_2\$ vektörünün azimut açısını, \$\beta\$; \$n_2\$ vektörünün polar açısının kosinüsünü ve \$\gamma\$; \$p_1\$'den \$p_2\$'ye doğrultuyu göstermektedir. Point Feature Histogram yönteminde hesaplanan 4 özellik bir histogram içinde ifade edilir. Histogram grubu sayısı \$b^d\$ formülasyonu ile hesaplanır. \$b\$ her bir özelliğin alt-grup sayısını, \$d\$ sayısı ise toplam özellik sayısını belirtir.

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

Hızlı Nokta Özellik Histogramları (Point Feature Histograms (FPFH)), PFH yönteminin hızlandırılmış şeklidir. Yöntem, iki adımdan oluşmaktadır. İlk adımda; \$r\$ yarıçaplı bir küre ile ilgi noktasının komşuluğu belirlenir. Küre içinde kalan noktalar ile merkezdeki ilgi noktasının arasındaki geometrik ilişki hesaplanır (**Şekil 3**). Sadece ilgi noktası ve komşu noktalar arasındaki geometrik özelliklerden oluşan histogram, Sadeleştirilmiş PFH (SPFH) olarak adlandırılmaktadır (Rusu vd., 2009). 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.

Şekil 3. Hızlı Nokta Özellik Histogramı Diyagramı (Rusu vd., 2009).

$$FPFH(p) = SPF(p) + \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \frac{1}{w_k} \cdot SPF(p_k) \quad (6)$$

4. UYGULAMA

4.1 Uygulama Verisi

Uygulamada kullanılan veri, Next Engine Desktop Laser Scanner ile taranan insan yüzüne ait 3B nokta bulutu verisidir. Bu çalışmada, yüzler 1100 nokta/inc² yoğunluğunda taranmıştır. Bu yoğunluk değeri deneysel olarak hem işlem yükünü arttırmayacak hem de yeterli geometrik bilgiyi elde edilebilecek şekilde olmasına dikkat edilerek belirlenmiştir. Taramalar, yüzün sağ, sol ve cephe olmak üzere üç farklı açıdan gerçekleştirilmiştir. Veri tabanı için 10 kişinin yüzü taranmıştır. 10 kişiye ait toplam 90 tarama elde edilmiştir (Şekil 4). Üç farklı tarama tarayıcıya ait yazılım aracılığıyla birleştirilmiştir.

Şekil 4. Kişilere ait 3B nokta bulutu verileri. Sırasıyla doğal ifade 1-2 ve gülme (Kişi 3 kızgın) yüz ifadesi olacak şekilde sıralanmıştır.

4.2 3 Boyutlu Yüz Tanıma

3B yüz tanıma üç adımda gerçekleştirilmiştir. Birinci adımda; her bir 3B nokta bulutu üzerinde ilgi noktası bulucu algoritma (ISS) 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.

Üçüncü adımda; iki farklı nokta bulutuna ait histogramların arasındaki benzerlikler hesaplanarak ilgi noktası eşleme işlemi gerçekleştirilmiştir. Bu işlem için Kullbeck-Lieber Divergence yöntemi (**Eşitlik 7**) kullanılmıştır.

$$\kappa(H_0, H_{0'}) = \sum_{i=1}^d (H_{0'}(i) - H_0(i)) \ln \frac{H_{0'}(i)}{H_0(i)} \quad (7)$$

İki histogram arasındaki mesafe eğer belirlenen 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.

4.3 Lokal İlgi Noktası Bulma

3B ilgi noktası bulmak amacıyla ISS yöntemi kullanılmıştır. Her bir tarama için 4 mm komşuluk değeri ile 3B ilgi noktaları belirlenmiştir (**Şekil 5**). ISS yönteminde Th12 ve Th23 değerleri önceki çalışmalara dayanarak (Tombari vd., 2013) sırasıyla 0.975 ve 0.975 olarak belirlenmiştir. Belirlenen ilgi noktası sayıları Çizelge 4.2’de gösterilmiştir.

Şekil 5. ISS ile bulunan ilgi noktaları.

Çizelge 1. ISS yöntemiyle her bir kişiye ait ilgi noktaları sayıları

İFADE KİŞİ	1	2	3	İFADE KİŞİ	1	2	3
Kişi 1	246	226	183	Kişi 6	156	204	209
Kişi 2	197	164	154	Kişi 7	274	199	259
Kişi 3	232	246	215	Kişi 8	230	238	175
Kişi 4	210	228	226	Kişi 9	193	205	194
Kişi 5	168	173	177	Kişi 10	232	225	202

4.4 İlgi Noktası Tanımlama

3B ilgi noktası tanımlama için PFH ve FPFH yöntemleri bütün taramalar için hem ISS ile belirlenen ilgi noktalarına uygulanmıştır. Oluşturulan histogramlardan örnekler **Şekil 6**’da gösterilmiştir.

Şekil 6. Nokta Özellik Histogramı (sağda) ve Hızlı Nokta Özellik Histogramı.

Belirlenen komşuluk yarıçapı 4 mm’dir. Oluşturulan histogramların grup sayısı 27’dir. Yapılan denemeler sonucunda 27 grubun uygun bir sayı olduğuna karar verilmiştir. Histogramlarda oluşturulan değerler, her bir gruba düşen eleman sayısının 0-1 arasında hesaplanan oransal değerleridir.

4.5 3B Yüz Eşleme

3B yüz tanıma sistemi kimlik saptama uygulaması için 10 tane 3B insan yüz verisi ile bir galeri oluşturulmuştur. Sistemin, dışarıdan verilen farklı model 3B yüz verisini, galerideki doğru kişinin yüzü ile eşlemesi beklenmektedir. ISS-PFH ve ISS-FPFH kombinasyonları oluşturulmuştur. Eşleştirme için kabul edilen sınır değeri 0,5'tir. Eğer iki histogram arası mesafe 0,5'ten küçük ise histogramların ait oldukları ilgi noktaları eşlenik olarak kabul edilmiştir (Şekil 7).

Şekil 7. Kişi 4'e ait doğal yüz ifadeli taramaların eşlenik noktaları.

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. Eşlenen nokta sayıları Çizelge 2 ve Çizelge 3'te gösterilmiştir. İkinci durumda, sisteme girdi olarak veri tabanındaki bir kişiye ait gülme yüz ifadesine sahip tarama verilmiştir. Algoritma ikililerinin eşleme sonuçları Çizelge 4 ve Çizelge 5'te gösterilmiştir.

Çizelge 2. ISS-PFH yöntemiyle eşleştirilen nokta sayıları (Doğal yüz ifadesi-Doğal yüz ifadesi).

ISS-PFH	Kişi 1	Kişi 2	Kişi 3	Kişi 4	Kişi 5	Kişi 6	Kişi 7	Kişi 8	Kişi 9	Kişi 10
Kişi 1	57	36	54	45	35	34	43	40	36	37
Kişi 2	37	59	35	48	31	20	30	38	38	51
Kişi 3	50	36	55	40	46	31	40	52	41	43
Kişi 4	55	52	47	74	40	23	45	52	41	59
Kişi 5	53	43	43	45	56	19	31	42	37	46
Kişi 6	49	45	46	46	35	28	37	42	39	48
Kişi 7	44	23	41	35	35	23	57	45	40	31
Kişi 8	48	38	41	44	34	17	43	81	32	45
Kişi 9	40	43	43	38	33	19	50	50	54	44
Kişi 10	57	51	50	58	42	25	42	49	34	68

Çizelge 3. ISS-FPFH yöntemiyle eşleştirilen nokta sayıları (Doğal yüz ifadesi-Doğal yüz ifadesi).

ISS-FPFH	Kişi 1	Kişi 2	Kişi 3	Kişi 4	Kişi 5	Kişi 6	Kişi 7	Kişi 8	Kişi 9	Kişi 10
Kişi 1	57	36	54	45	35	34	43	40	36	37
Kişi 2	37	59	35	48	31	20	30	38	38	51
Kişi 3	50	36	55	40	46	31	40	52	41	43
Kişi 4	55	52	47	74	40	23	45	52	41	59
Kişi 5	53	43	43	45	56	19	31	42	37	46
Kişi 6	49	45	46	46	35	28	37	42	39	48
Kişi 7	44	23	41	35	35	23	57	45	40	31
Kişi 8	48	38	41	44	34	17	43	81	32	45
Kişi 9	40	43	43	38	33	19	50	50	54	44
Kişi 10	57	51	50	58	42	25	42	49	34	68

Çizelge 4. ISS-PFH yöntemiyle eşleştirilen nokta sayıları (Doğal yüz ifadesi-Farklı yüz ifadesi).

ISS-PFH	Kişi 1	Kişi 2	Kişi 3	Kişi 4	Kişi 5	Kişi 6	Kişi 7	Kişi 8	Kişi 9	Kişi 10
Kişi 1	57	36	54	45	35	34	43	40	36	37
Kişi 2	37	59	35	48	31	20	30	38	38	51
Kişi 3	50	36	55	40	46	31	40	52	41	43
Kişi 4	55	52	47	74	40	23	45	52	41	59
Kişi 5	53	43	43	45	56	19	31	42	37	46
Kişi 6	49	45	46	46	35	28	37	42	39	48
Kişi 7	44	23	41	35	35	23	57	45	40	31
Kişi 8	48	38	41	44	34	17	43	81	32	45
Kişi 9	40	43	43	38	33	19	50	50	54	44
Kişi 10	57	51	50	58	42	25	42	49	34	68

Çizelge 5. ISS-FPFH yöntemiyle eşleştirilen nokta sayıları (Doğal yüz ifadesi-Farklı yüz ifadesi).

ISS-PFH	Kişi 1	Kişi 2	Kişi 3	Kişi 4	Kişi 5	Kişi 6	Kişi 7	Kişi 8	Kişi 9	Kişi 10
Kişi 1	57	36	54	45	35	34	43	40	36	37
Kişi 2	37	59	35	48	31	20	30	38	38	51
Kişi 3	50	36	55	40	46	31	40	52	41	43
Kişi 4	55	52	47	74	40	23	45	52	41	59
Kişi 5	53	43	43	45	56	19	31	42	37	46
Kişi 6	49	45	46	46	35	28	37	42	39	48
Kişi 7	44	23	41	35	35	23	57	45	40	31
Kişi 8	48	38	41	44	34	17	43	81	32	45
Kişi 9	40	43	43	38	33	19	50	50	54	44
Kişi 10	57	51	50	58	42	25	42	49	34	68

3B yüz tanıma sistemi için işlemler tamamlanmıştır. Bu işlemlerden sonra nokta bulutlarına ICP algoritması uygulanarak koordinat dönüşümü yapılmıştır. Böylece doğruluk analizi gerçekleştirilmiştir.

5. SONUÇ VE ÖNERİLER

Uygulama bölümündeki çizelgelerden (Çizelge 4.3-4.10) yola çıkarak doğal yüz ifadesinde ISS-PFH algoritması ile 10 kişiden 9'u; ISS-FPFH algoritması ile 10 kişiden 7'si doğru olarak tanımlanmıştır. Hem PFH hem de FPFH algoritmaları yüzün küçük bir alandaki hassas geometrik özelliklerini belirlemektedir. Ancak PFH kullanıldığında iki nokta bulutu arasında daha fazla sayıda ilgi noktası eşlenmesinden dolayı bu algoritma daha iyidir. Yanlış eşleşme olan kişilerde tarama esnasında hareket olduğu tespit edilmiştir. Bunun sonucunda yüzün geometrisi değiştiği için tanıma işlemi yanlış şekilde gerçekleşmiştir. Kişi 6 hiçbir yöntemde doğru olarak tespit edilememiştir.

Sisteme farklı yüz ifadesi verildiği durumlar incelendiğinde ise ISS-PFH algoritması 10 kişiden 5'ini; ISS-FPFH algoritması 10 kişiden 3'ünü doğru olarak tanımlamıştır. Tanıma oranının bu kadar düşmesinin sebebi farklı yüz

ifadesinin yüzün geometrisini önemli oranda değiştirmesidir. Bu nedenle hem bulunan ilgi noktalarının yerleri farklılaşmakta hem de tanımlayıcı algoritmaların elde ettiği histogramlar farklı olmaktadır. Bu da eşleme sayısını düşürmektedir. Genel olarak bakıldığında ise ISS-PFH algoritması farklı yüz ifadesi olan durumlarda da en iyi performansı göstermiştir.

Eşlenen noktaların konumsal doğrulukları İteratif En Yakın Nokta Yöntemi (İEYN-ICP) ile incelenmiştir. PFH kullanılarak yapılan eşlemelerde doğru eşleme oranı 10 mm hata ile %60'lara ulaşırken, FPFH histogram ile yapılan eşleştirmeler ise %25-%30 dolaylarında kalmıştır. Doğru nokta eşleşmelerinin karesel ortalama hataları incelendiğinde ise yöntemler arasında ciddi bir farklılık ortaya çıkmamıştır. Bütün yöntemlerde 10 mm doğruluk ile yaklaşık 3 mm karesel ortalama hata tespit edilmiştir. Aynı kişiye ait iki tarama arasında geometrik farklılık fazla ise karesel ortalama hata sağlıklı olarak tespit edilememiştir.

Kullanılan yöntemler sadece doğal yüz ifadesine sahip yüzleri tanımda etkili olmuştur. Yüz ifadesi farklı ise kullanılan algoritma ikilileri başarılı olmamaktadır. Oluşturulan veri tabanı 10 kişiden elde edilen 3 farklı taramadan oluşturulmuştur. Gelecek çalışmalarda daha büyük veri tabanları kullanılabilir. Sadece doğal yüz ifadesi ve gülme yüz ifadesi değil, çeşitli yüz ifadeleri olan durumlar da incelenebilir. Ayrıca farklı açılardan oluşturulan yüz taramaları da incelemeye dahil edilebilir. Çalışmada zaman konusu gözardı edilmiş sadece algoritmaların 3B yüz tanımdaki çalışabilirliği incelenmiştir. Dolayısıyla hız açısından bir değerlendirme yapılmamıştır. Bu çalışmada 3B ilgi noktası bulucu ve tanımlayıcı algoritmaların 3B yüz tanıma kapsamında karşılaştırılması yapılmıştır. Literatürde daha önce bu tarz bir çalışmanın olmadığı göz önüne alındığında çalışmanın bu eksikliği giderme yönünde önemli bir adım olduğu düşünülmektedir.

TEŞEKKÜR

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

KAYNAKLAR

Akyol, O. ve Duran, Z. 2014. Low-Cost Laser Scanning System Design, *Journal of Russian Laser Research*, 35(3), 244–251.

Berretti, S., Del Bimbo, A. ve Pala, P. 2011. 3D partial face matching using local shape descriptors, MM'11 - *Proceedings of the 2011 ACM Multimedia Conference and Co-Located Workshops* - JHGBU 2011 Workshop, J-HGBU'11.

Berretti, S., Werghi, N., Del Bimbo, A. ve Pala, P. 2013. Matching 3D face scans using interest points and local histogram descriptors, *Computers and Graphics (Pergamon)*, 37(5), 509–525.

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

Bowyer, K.W., Chang, K. ve Flynn, P. 2006. A survey of approaches and challenges in 3D and multi-modal 3D + 2D face recognition.

Chellappa, R., Sinha, P. ve Phillips, P.J. 2010. Face recognition by computers and humans, *Computer*, 43(2), 46–55.

Guo, Y., Bennamoun, M., Sohel, F., Lu, M., Wan, J. ve Kwok, N.M. 2016. A Comprehensive Performance Evaluation of 3D Local Feature Descriptors, *International Journal of Computer Vision*, 116(1), 66–89, 1411.3159.

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

Inan, T. ve Halici, U. 2012. 3-D face recognition with local shape descriptors, *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, cilt 7, s.577–587.

Jain, A.K. ve Li, S.Z. 2011. *Handbook of face recognition*, Springer, New York.

Li, H., Huang, D., Lemaire, P., Morvan, J.M. ve Chen, L. 2011. 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.

Lowe, G. (2004). SIFT - The Scale Invariant Feature Transform, *International Journal*, 2, 91–110.

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

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

Moreno, A. ve Sanchez, A. 2004. Gavabdb: a 3D face database, *Workshop on Biometrics on the Internet*, s.75–80.

Phillips, P.J., Flynn, P.J., Scruggs, T., Bowyer, K.W., Chang, J., Hoffman, K., Marques, J., Min, J. ve Worek, W. 2005. Overview of the face recognition grand challenge, *Proceedings - 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, CVPR 2005, cilt I, s.947–954.

Rusu, R.B., Blodow, N. ve Beetz, M. 2009. Fast Point Feature Histograms (FPFH) for 3D registration, *2009 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, s.3212–3217, <http://ieeexplore.ieee.org/document/5152473/>.

Rusu, R.B., Marton, Z.C., Blodow, N. ve Beetz, M. 2008. Persistent point feature histograms for 3D point clouds, *Intelligent Autonomous Systems 10*, IAS 2008, s.119–128.

Salti, S., Tombari, F. ve Di Stefano, L. 2014. SHOT: Unique signatures of histograms for surface and texture description, *Computer Vision and Image Understanding*, 125, 251–264.

Savran, A., Alyüz, N., Dibeklioglu, H., Çeliktutan, O., Gökberk, B., Sankur, B. ve Akarun, L. 2008. Bosphorus database for 3D face analysis, *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, cilt5372 LNCS, s.47–56.

Scheenstra, A., Ruifrok, A. ve Veltkamp, R.C. 2005. A Survey of 3D Face Recognition Methods, Analysis, 3546, 891–899, <http://www.springerlink.com/index/40YDGRVQ8GFQWPKQ.pdf>

Smeets, D., Keustermans, J., Vandermeulen, D. ve Suetens, P. 2013. MeshSIFT: Local surface features for 3D face recognition under expression variations and partial data, *Computer Vision and Image Understanding*, 117(2), 158–169.

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

Tombari, F., Salti, S. ve Di Stefano, L. 2013. Performance evaluation of 3D keypoint detectors, *International Journal of Computer Vision*, 102(1-3), 198–220.

Veltkamp, R. ve Jole, S.V. 2011. SHREC'11 Track: 3D Face Models Retrieval, . . . on 3D object retrieval . . . , 1–7, http://www.researchgate.net/publication/220888653_SHREC_'11_Track_3D_Face_Models_Retrieval/file/9fcfd4fb755a5dcf89.pdf.

Wahl, E., Hillenbrand, U. ve Hirzinger, G. 2003. Surflet-pair-relation histograms: A statistical 3D-shape representation for rapid classification, *Proceedings of International Conference on 3-D Digital Imaging and Modeling*, 3DIM, cilt2003-Janua, s.474–481.

Yu, Z. 2009. Intrinsic shape signatures: A shape descriptor for 3D object recognition, *2009 IEEE 12th International Conference on Computer Vision Workshops*, ICCV Workshops 2009, s.689–696.

Zeng, H., Wang, H. ve Dong, J. 2017. Robust 3D keypoint detection method based on double Gaussian weighted dissimilarity measure, *Multimedia Tools and Applications*, 76(24), 26377–26389.