

3B Yüz Tanıma için Betimleme ve Öznitelik Çıkarım Yöntemlerinin İncelenmesi

Analysis of Representation and Feature Extraction Schemes for 3D Face Recognition

Berk Gökberk*, Helin Dutacı**, Lale Akarun*, Bülent Sankur**

* Bilgisayar Mühendisliği Bölümü

** Elektrik ve Elektronik Mühendisliği Bölümü

Boğaziçi Üniversitesi, İstanbul

{gokberk,dutagaci,akarun,bulent.sankur}@boun.edu.tr

Özetçe

Bu bildiri, farklı betimleme ve öznitelik çıkarma yöntemlerine dayalı çok sayıda üç boyutlu (3B) yüz tanıma yöntemi geliştirilmi ve karşılaştırmalı analizi yapılmıştır.¹ Betimleme yöntemleri olarak nokta bulutları, derinlik imgeleri, yüzey kıvrım bilgisi, 3B vokseller, ve doku bilgisi kullanılmış olup, betimleme yöntemlerinin seçimine göre Başlıca Bileşenler Analizi, Negatif-olmayan Matris Faktörizasyonu ve Ayrılcı Fourier/Kosinüs dönüşümleri gibi öznitelik çıkarım yöntemlerinden yararlanılmıştır. FRGC yüz veritabanı kullanılarak yapılan tanıma deneylerinde 1) betimleme yöntemlerinin öznitelik çıkarım yöntemlerine göre daha belirleyici rol oynadıkları ve 2) önerilen imiz kıvrım yönlere dayalı özniteliklerin ve öğrenme kümesinin yeterli olduğu durumlarda negatif-olmayan matris faktörizasyonu gibi alt-zay tekniklerinin literatürde kullanılan diğer yöntemlere oranla daha iyi tanıma başarımları elde ettiğini gösterilmiştir.

Abstract

In this paper, we design various 3D face recognizers that are based on different representation and feature extraction schemes. For each scheme, an extensive range of possible approaches are realized, and we also propose the use of novel methods such as principal curvature directions, several subspace techniques e.g., Discrete Fourier/Cosine Transforms and Non-negative Matrix Factorization (NMF). Identification experiments performed on the largest available 3D face database (Face Recognition Grand Challenge) reveals that 1) representation schemes play more important role than the feature extraction methods, and 2) principal curvature directions outperform other shape-based descriptors, and 3) given enough training measurements, subspace methods such as NMF, and Independent Component Analysis could also perform well.

1. Giriş

Yüz tanıma sistemleri, biyometrik uygulamalarda oldukça sık kullanılmaktadır. Son zamanlarda, iki boyutlu (2B) imgelelere dayalı tanıma sistemlerinin tanıma ve doğrulama başarımlarını arttırmak için insan yüzlerinin ekil bilgisini de kullanan 3B

yüz tanıma algoritmaları kullanılmaya başlanmıştır. Özellikle farklı ışıklandırma altında veya poz değişimlerinin çok olduğu durumlarda, ekil bilgisinin kullanılması bu tarz sistemlerin tanıma başarımlarını artırabilmektedir [1].

Tipik bir 3B yüz tanıma sistemi, yüzün gelen 3B veriden ayıklanıp çıkarılması, nirengi noktalarının bulunması, yüzlerin birbirleriyle örtü türülmesi, betimleme ve öznitelik çıkarılması ve son olarak da yüzler arasında benzerlik ölçerek sınıflandırmayı gerçekleştiren alt modüllerden oluşmaktadır. Bu amaçlar içerisinde yüzlerin betimlenmesi ve ayrılcı özniteliklerin çıkarılması tanıma sisteminin performansını etkileyen en önemli kısımlardandır. Şu ana kadar geliştirilen 3B yüz tanıma sistemlerinde genel olarak yüzler nokta bulutları ve derinlik imgeleri yoluyla betimlenmektedir [2,3]. Nokta bulutu (NB) yönteminde yüz ekil sadece 3B noktaların olduğu küme olarak betimlenmektedir. Bu yöntemde, yüzler arasındaki benzerlik genel olarak Döngülü Enyakın Nokta (DEN) yöntemiyle bulunmaktadır [2]. DEN yönteminde temel prensip 3B nokta kümelerini birbirlerine en iyi şekilde örtü türecektir. Öteleme ve dönme parametrelerini bulmaktır. Derinlik imgelerine dayalı betimleme yöntemlerinde ise genellikle istatistiksel öznitelik çıkarım yöntemleri kullanılır. Özellikle, Temel Bileşenler Analizi (TBA) standart olarak derinlik imgelerinde kullanılmaktadır. Başlıca Bileşenler Analizi (BBA), Doğrusal Ayrılcı Analizi (DAA) de daha önce denenen yöntemlerdendir [4].

Bu çalışmamızda amacımız literatürde sıklıkla kullanılan yüz betimleme ve öznitelik çıkarım yöntemlerinin başarımlarını analizini yapmak ve her iki kısım için de yeni yöntemler sunmaktır. Bu bildiri, daha önceki çalışmalarımızda [5,6,7] kullandığımız yöntemlere ek olarak daha geniş bir kapsamda yüzey ekillerine dayalı betimleme yöntemleri ve derinlik imgelerinde kullanılmak üzere farklı öznitelik çıkarım yöntemleri denenenmiştir.

Bildirimizde, ilk olarak yüzlerin çıkarılması için kullandığımız yöntem anlatılmakta (Kısım 2), daha sonra betimleme (Kısım 3) ve öznitelik çıkarımı (Kısım 4) yöntemlerinin detayları verilmektedir. Tanıma deneylerinin sonuçları 5. Kısımda verilmiş olup, sonuçlara 6. Kısımda değinilmektedir.

2. Genel Yüz Modeli ile Yüz Çakıtılması

3B yüz tanıma sistemlerinin en önemli amaçlarından birisi yüzlerin hizalanması ve diğer yüzler ile çakıtılmasının sağlanmasıdır. Bu çalışmada kabala ve detaylı olmak üzere iki seviyeli bir çakıtma yöntemi kullanılmıştır [5, 8].

¹ Bu çalışma BAP-03S106 ve TÜB TAK-104E080 projeleri tarafından desteklenmiştir.

Her iki safhada da, yüzler bir ö renme kümesi kullanılarak önceden olu turulmuş olan Genel Yüz Modeline (GYM) çakı tırılmaktadır. GYM kullanılarak gerçekleştirilen çakı tırma yöntemindeki ana fikir, herhangi iki yüz arasındaki yo un çakı tırma bilgisinin, bu yüzlerin birbirinden ba ımsız olarak GYM ile olan çakı tırma bilgisine dayanılarak hızlıca çıkarılabilmesidir. Böylece, tanınması istenen 3B yüzün, tanıma i leminin gerçekleştirilece i sırada, tüm ö renme kümesindeki yüzler ile teker teker hizalanması ihtiyacı ortadan kalkmakta, ve çok daha hızlı bir ekilde, sadece bir çakı tırma i lemi gerçekleştirilerek, kayıtlama i lemi yapılabilmektedir.

Kaba hizalama safhasında, yüz üzerinde saptanan yedi adet nirengi noktasının (gözlerin iç ve dı kenarları, burun ucu, ve a ız kenarları) koordinatları kullanılmaktadır. Nirengi noktalarının 3B koordinatları ile GYM'i üzerindeki bu noktalara kar ılık gelen koordinatlar arasındaki dönü üm parametreleri Procrustes analizi kullanılarak bulunmaktadır [8]. Dönü üm parametreleri ölçme, öteleme ve dönme kısımlarından olmaktadır. Nirengi noktalarıyla kabaca hizalama yapıldıktan sonra, detaylı çakı tırma safhasında, tüm 3B yüz noktaları, DEN algoritması kullanılarak GYM'ne çakı tırılmaktadır. DEN algoritması sonucunda GYM'deki her noktanın, çakı tırılmış yüzdeki kar ılı ı bulunmuş olmaktadır.

3. 3B Yüz Betimleme Yöntemleri

3B yüz verisini çe itili ekilde betimlemek mümkündür. Tüm betimleme yöntemleri 3B yüz algılayıcısından ilk gelen verinin nokta kümesi oldu u prensibine dayanmaktadır.

3.1. Nokta Bulutu

Nokta bulutu yöntemi literatürde çok sıklıkla kullanılan betimleme yöntemlerinden biridir. Bu yöntemde N adet 3B noktadan olu an bir yüz, bu noktaların (x,y,z) koordinatları ile gösterilmektedir. Herhangi iki yüz arasındaki benzerlik çakı ık nokta ikilileri arasındaki Öklid mesafesinin, tüm nokta ikilileri için toplanmasıyla bulunmaktadır.

3.2. Derinlik mğeleri

Derinlik imgeleri, 3B yüz verisini 2B gri-seviye bir resim olarak betimler. Olu turulan 2B imgedeki piksel de erleri, o noktanın kameradan olan uzaklı ını gösterir. Betimleme yöntemi olarak derinlik imgeleri kullanıldı ında, 2B yüz tanıma literatüründe kullanılan ço u tekni i 3B yüz tanıma sistemlerinde de uygulamak mümkündür.

3.3. 3B Voksel Betimlemesi

Yüz verisi, 3B bir ızgara yardımıyla voksel olarak betimlenebilir. ızgara içindeki her voksel, e er o hacim içerisinde bir yüz noktası bulunuyor ise 1, di er durumlarda 0 de erini alır. Yaptı ımız çalı mada, bu ekilde olu turulmuş ikili voksel verisi uzaklık dönü ümüne tabi tutularak *sürekli voksel verisi* elde edilmiştir.

3.4. Yüze Normalleri ve Kıvrımları

3B nesne tanıma sistemlerinde, yüzey normalleri ve kıvrımları oldukça yo un bir ekilde kullanılmaktadır. Yüzey normalleri yönteminde, her 3B nokta, o noktada hesaplanan birim normal vektörü ile betimlenmektedir. Kıvrım-tabanlı yöntemlerde ise yüzeyin de i im oranını belirten ve çe itili dönü ümlere ba ımsız tanımlayıcılar kullanılır. Bu çalı mada,

ortalama ve Gaussian kıvrım de erleri, temel kıvrım yönleri, ve ekil-indeksleri kıvrım tanımlayıcıları olarak kullanılmış tır.

3.5. 2B Doku mğeleri

Kullandı ımız yüz veri kütüphanesinde, 3B ekil bilgisinin yanı sıra, 2B renkli doku bilgisi de bulunmaktadır. En son betimleme yöntemi olarak, 2B doku resimleri kullanılmış tır. Resimler gri seviyeye çevrilmiş ve histogram düzeltmesi i lemi gerçekleştirilmiştir.

4. 3B Yüz Öznitelik Çıkarımı

Bu çalı mamızda, seçilen betimleme yöntemlerine uygun olarak çok sayıda yüz öznitelik çıkarımı yöntemi kullanılmış tır. Bazı öznitelik çıkarımı yöntemleri, birden fazla betimleme yöntemine uygulanmış tır. Örne in, BBA ile hem nokta bulutu hem de derinlik imgelerinden öznitelikler çıkarılmış tır.

4.1. Ayrık Fourier Dönü ümü (AFD) / Ayrık Kosinus Dönü ümü (AKD)

AFD ve AKD yöntemleri tanıma sistemlerinde oldukça sık olarak kullanılmaktadır. Özellikle alçak frekans katsayıları, yo un ba ıntılı verilerde çok iyi öznitelikler olu turmaktadır. Bu yöntemler ile derinlik imgelerinden ve 3B voksel verisinden öznitelikler çıkarılmış tır. $N_1 \times N_2$ boyutlu derinlik imgesinden, AFD yöntemiyle $K \times K$ adet alçak frekans katsayısı çıkarılmış, gerçel ve sanal katsayıların birle tirilmesiyle $2K^2-1$ boyutunda öznitelik vektörü elde edilmiş tır. AKD yönteminde ise katyasılar gerçel oldu u için vektörün boyutu K^2 'dir. Voksel yönteminde de benzer bir ekilde $2K^3-1$ büyüklü ünde AFD öznitelik vektörleri üretilmiş tır.

4.2. Ba ımsız Bile enler Analizi (BBA)

BBA eldeki verinin gözlenemeyen kaynakların bir karı ımı olarak modellenmiş i varsayar. Kullandı ımız BBA metodunda, her yüz noktası ba ımsız katsayıların bir karı ımı olarak modellenmiş tır. Nokta bulutu yöntemi için tüm (x,y,z) koordinatları tek boyutlu bir vektöre dönü türülmüş ve bu vektöre *Temel Bile enler Analizi* (TBA) yöntemi uygulandıktan sonra, BBA katsayıları FastICA algoritması kullanılarak çıkarılmış tır [6]. Derinlik imgeleri de tek boyutlu piksel vektörlerine dönü türüldükten sonra, benzer ekilde BBA katsayıları hesaplanmış tır.

4.3. Negatif-olmayan Matris Faktörizasyonu (NMF)

NMF yöntemi herhangi bir matrisi faktörize ederken, her iki matrisin içindeki elemanlarının negatif olmaması kısıtıyla çalı maktadır. Bu özelli iyle, hesaplanan kaynak verisi, gerçel verinin yerel kısımlarına denk gelmektedir.

4.4. 2B Doku Öznitelikleri

2B doku resimlerinden iki farklı öznitelik çıkarılmış tır. İlk yöntemde, piksel de erleri tek boyutlu öznitelik vektörlerine dönü türülmüş tır. İkinci olarak, 2B Gabor dalgacık yöntemi kullanılarak, yüz üzerine oturtulan ızgara noktalarından 5 farklı frekans ve 8 farklı yönde Gabor katsayıları üretilmiş tır.

Tablo 1: 3B yüz tanıyıcılarda kullanılan betimleme ve öznitelik çıkarım yöntemleri.

Betimleme Yöntemleri	Öznitelikler	Kısaltma
Nokta Kümeleri	(x,y,z) NMF BBA	NK-XYZ NK-NMF NK-BBA
Derinlik İmgeleri	Piksel AKD AFD BBA NMF	DI-Piksel DI-AKD DI-AFD DI-BBA DI-NMF
Yüzey Normalleri	(n _x ,n _y ,n _z)	YN
Kıvrım Betimleyicileri	Ortalama K. Gaussian K. Temel Yönler ekil İndeksi	K-M K-G K-T K-SI
Voksel	3B AFD	V-AFD
Doku İmgeleri	Piksel Gabor	T-Piksel T-Gabor

5. Deneysel Sonuçlar

5.1. Veri Kütüphanesi ve Deneysel Protokoller

Tanıma deneylerinde 3B yüz verikütüphanesi olarak FRGC kullanılmıştır. FRGC iki kısımdan oluşmaktadır: FRGC v1.0 ve v2.0. İmgeler 480x640 çözünürlüğünde derinlik ve doku bilgisi taşımaktadır. 3B yüzlerde yaklaşık olarak 40,000 nokta bulunmaktadır. FRGC v1.0'da kullanılan kısım, 195 kişinin 854 resmini içermekte, v2.0'da ise 410 kişinin toplam 3,952 imgesi bulunmaktadır. Veri kütüphanesindeki resimler genelde önyüz görüntüleridir. FRGC v2.0'da doku imgeleri zor ışıklandırma koşulları altında alınmış olup, yüzlerde ifade derinlikleri vardır. Tanıma başarımlarını ölçebilmek için FRGC v1.0 ve v2.0'de farklı deneysel protokoller kullanılmıştır. FRGC v1.0'de ö renme kümesinde (galeri) kişinin başına düşen imge sayısını farklı tutarak dört adet deney tasarlanmıştır. Tablo 2 FRGC v1.0'daki bu deneysel grupları daha detaylı göstermektedir. Deney numarası ö renme kümesinde, her kişi için kaç imge kullanıldığını belirtmektedir. Deney numarası arttıkça deney zorluğu azalır. Her deney birden fazla kere farklı ö renme/test kümeleri kullanılarak tekrarlanmıştır ve ortalama sonuçlar bildirilmiştir. FRGC v2.0 da ise sadece bir deney grupları kullanılmış olup, her kişinin yalnızca bir imgesi ö renme kümesine konulmuştur. FRGC v2.0 ile yapılan tüm deneylerde, öznitelik yöntemlerinin parametrelerini ö renme amacıyla v1.0 kullanılmıştır. v2.0 deneylerinde ö renme kümesinde 410 kişinin birer imgesi, test kümesinde ise 410 kişinin toplam 3,542 imgesi bulunmaktadır. Bu imgelerin 1,984 tanesi ifadesiz olup, geri kalan 1,558 imge ifade farklılıkları içermektedir.

Tablo 2: FRGC v1.0'da kullanılan deneysel protokoller.

	Kişi Sayısı	Ö renme Kümesi	Test Kümesi	Deney Sayısı
E ₁	195	195	659	2
E ₂	164	328	464	3
E ₃	118	354	300	4
E ₄	85	340	182	5

5.2. 3B Yüz Sınıflandırıcıların Karşılaştırmalı Analizi

3B yüz sınıflandırıcılarının FRGC verikütüphanesindeki farklı deney protokollerinde elde ettikleri başarımlar Tablo 3'de sunulmuştur. Koyu font ile gösterilen yerler her deney için en iyi başarımları elde eden yöntemleri simgelemektedir. Tablo 3'de her sınıflandırıcı için kullanılan öznitelik boyutu da gösterilmiştir. Öznitelik boyutları incelendiğinde, alt-uzay yöntemlerinin derinliklerine oranla çok daha az boyutlu vektörleri kullanıldığını gözlemlenebilir. Tablo 3'de ayrıca her sınıflandırıcı için kullanılan uzaklık ölçütleri de belirtilmiştir. Sınıflandırıcı olarak en yakın komşu yöntemi kullanılmıştır. Bazı yöntemlerde (örneğin YN, K-T), uzaklıklar yerel vektörlerin toplamı olarak hesaplanmıştır. Bu yöntemlerde sembolü kullanılmıştır. FRGC v1.0'de elde edilen başarımlar incelendiğinde sonuçlara varmak mümkündür:

1. Genel olarak tüm sınıflandırıcılar için çok-galerili deneylerde, tek-galerili deney olan E₁ ile karşılaştırıldığında, çok belirgin bir performans artışı vardır. Ö renme kümesinde sadece iki imgenin bulunması bile tanıma başarımlarını çok iyileştirmektedir.

2. En zor deney olan E₁'de, en iyi başarımları yüzey kıvrımlarını kullanan yöntemler elde etmektedir: K-T, K-SI ve YN. Çok-galerili deneylerde (E₂, E₃, E₄) ise alt-uzay tekniklerinden NK-NMF, NK-BBA ve DI-AKD derinlik yöntemlerinden daha iyi çalışmaktadır. Tek-galerili ve çok-galerili deneyler arasındaki bu fark, alt-uzay tekniklerinin yeterli kadar ö renme verisine sahip oldukları durumda ayırma gücü yüksek öznitelikler ürettiğini kanıtlamaktadır.

3. Özellikle E₁ deneyinde açıkça görüldüğü üzere, yüzey betimleme yöntemlerine dayalı yöntemler olan K-T, K-SI, YN ve NK-XYZ derinlik yöntemlerinden daha iyi başarımlar elde etmektedir. Özellikle kıvrım-tabanlı yöntemler incelendiğinde, kıvrım derinliklerinin de il, temel kıvrım yönlerinin daha ayrıntılı özelliklere sahip olduğu gözükmektedir.

4. Yapılan deneylerden ortaya çıkan en önemli sonuçlardan biri benzer yüz betimleme yöntemlerinin farklı öznitelik çıkarım yöntemleri kullanılsa dahi benzer performanslar sergilediğidir. Bu sonuç, yüzlerdeki verinin betimleniş yönteminin, öznitelik çıkarım yönteminden daha önemli olduğunu göstermektedir. Örneğin, BBA ve NMF öznitelik çıkarım yöntemleri derinlik imgelerinde ortalama %72 başarımlar sergilerken, nokta kümelerinde uygulandıklarında ortalama %85 başarımları elde edebilmektedirler. Başarımlarına göre betimleme yöntemleri ekilde sıralanabilir: kıvrım-tabanlı yöntemler, nokta-kümeleri, derinlik imgeleri, doku bilgisi ve voksel yöntemi.

Tablo 3'te FRGC v2.0'de yapılan deneylerin tanıma başarımları son iki sütunda gösterilmektedir. Daha önce de belirtildiği gibi, bu deneylerde alt-uzay yöntemlerinin dönüştürme parametreleri FRGC v1.0 verikütüphanesi kullanılarak bulunmuştur. FRGC v1.0'daki deneylerden farklı olarak, FRGC v2.0 deneyleri için NK-XYZ, YN, K-{M,G,T,SI} ve T-{Piksel,Gabor} yöntemlerinde, öznitelik çıkarımı yapıldıktan sonra, DAA kullanılarak daha düşük boyutlu yeni öznitelikler elde edilmiştir. Yapılan deneylerde, farklı bir ö renme kümesinin varlığında, DAA analizi uygulandıktan sonra, bu yöntemlerin başarımlarının önemli ölçüde arttığı gözlemlenmiştir. DAA dönüştürme matrisi, FRGC v1.0 verisi kullanılarak hesaplanmıştır. FRGC v2.0 deneylerinde gözlemlenen sonuçlar ekilde özetlenebilir:

1. Nokta kümelerine dayalı NK-BBA ve NK-NMF yöntemleri FRGC v1.0 deneylerinde olduğu gibi en yüksek başarımlara ulaşmırlardır.

2. Genel olarak nokta kümelerine dayalı yöntemler derinlik imgelerine dayalı yöntemlerden daha iyi çalışmaktadır. Örneğin, derinlik imgelerine dayalı en iyi yöntem olan DI-AKD %76 performansla ulaşıırken, tüm nokta kümesi-tabanlı yöntemler %80'in üzerinde başarımla elde etmişlerdir.

3. Yüzey betimleme yöntemlerinde en iyi çalışan yöntemler olan YN ve K-T yöntemleri %83 ve %80 performans göstermişlerdir.

4. FRGC v1.0 deneylerinden farklı olarak Gabor dalgacıklarına dayalı doku-tabanlı sınıflandırıcı, T-GABOR, v2.0 deneylerinde diğer sınıflandırıcılara yakın (%80) bir performans sergilemiştir. Bu iyileşme, DAA dönüştürme, Gabor özneliklerinin ayırıcı özelliğini arttırdığını göstermektedir.

6. Sonuçlar

Bu bildiri de iki betimleme ve öznelik çıkarma yöntemleri kullanılarak 16 farklı 3B yüz tanıma sistemi geliştirilmiştir. Betimleyici olarak yüzey kıvrımlarına dayalı yeni yöntemler önerilmiş olup, öznelik çıkarması kısmında ise BBA ve NMF gibi alt-uzay yöntemleri 3B yüz verisine uygulanmıştır. 854 ve 4,007 imge barındıran FRGC v1.0 ve v2.0 veri kütüphanelerinde yaptığımız tanıma simülasyonlarında özellikle öğrenme kümesinin yeterli olduğu durumlarda alt-uzay tekniklerinden BBA ve NMF'nin iyi çalıştığını gösterilmiştir. Örneğin, FRGC v1.0'da nokta kümelerine dayalı NMF %100 başarı göstermiştir. Tek öğrenme imgesine sahip zor deneysel konfigürasyonlarda ise temel kıvrım yönleri diğer yaklaşımlardan daha üstün tanıma başarımla elde edilmiştir. FRGC v1.0'da tek-galerili deneylerde K-T yöntemi %91.88 başarımla ulaşılabilmektedir. Bu sonuçlar daha kapsamlı olan FRGC v2.0 veri kütüphanesinde de gözlemlenmiştir: v2.0 simülasyonlarında NK-BBA yöntemi %88.31 tanıma başarımla en iyi çalışan yöntem olmuştur.

Tablo 3: FRGC verikümesindeki tanıma başarımları. FRGC v1.0 sonuçları için standart sapma değerleri de belirtilmiştir.

3B Yüz Tanıma Algoritmaları			FRGC v1.0				FRGC v2.0	
Yöntem	Boyut	Uzaklık Ölç.	E ₁	E ₂	E ₃	E ₄	Boyut	E ₁
NK-XYZ	49,680	L ₂	87.71±/0.00	94.68±/0.45	97.92±/0.57	98.90±/1.29	70	80.07
NK-NMF	90	COS	85.13±/1.29	97.77±/0.12	99.25±/0.63	100.00±/0.00	200	86.34
NK-BBA	90	COS	85.66±/1.18	98.71±/0.22	99.67±/0.47	99.89±/0.25	300	88.31
YN	49,680	L ₂	89.07±/1.50	96.84±/0.33	98.92±/0.42	99.45±/0.67	50	83.79
DI-Piksel	90,201	L ₂	55.99±/1.50	70.19±/1.62	79.75±/1.20	87.69±/2.92	600	57.82
DI-AKD	49	COS	78.53±/2.47	97.63±/0.57	99.58±/0.50	99.78±/0.30	169	76.14
DI-AFD	49	COS	75.95±/2.25	97.13±/1.11	99.08±/0.42	99.56±/0.46	127	73.97
DI-BBA	80	COS	72.46±/0.97	96.55±/0.78	98.92±/0.50	99.01±/0.60	450	67.25
DI-NMF	70	COS	71.55±/0.54	95.83±/0.33	98.67±/0.90	99.67±/0.30	300	62.68
K-SI	16,560	L ₁	90.06±/1.18	96.55±/0.57	98.67±/0.27	99.34±/0.60	80	75.3
K-T	99,360	(COS+COS)	91.88±/0.54	97.13±/0.76	99.08±/0.88	99.45±/0.67	85	80.35
K-M	16,560	L ₁	87.41±/1.29	95.69±/0.78	98.50±/0.43	98.90±/0.39	80	72.56
K-G	16,560	L ₁	84.37±/1.72	93.89±/0.12	97.25±/0.88	98.46±/0.46	80	70.78
V-AFD	53	COS	64.26±/0.97	91.16±/1.35	97.92±/1.52	99.34±/0.46	127	72.67
T-Piksel	90,201	L ₂	64.04±/0.43	77.16±/1.41	84.33±/1.47	92.53±/1.97	80	69.65
T-Gabor	35,480	L ₁	74.73±/1.61	87.36±/1.47	91.92±/1.77	96.26±/1.06	120	80.27

7. Kaynakça

- [1] K. W. Bowyer, K. Chang, and P. Flynn, "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.
- [2] X. Lu, A. Jain, D. Colbry, "Matching 2.5D face scans to 3D models," IEEE Trans. on PAMI, 28(1):31–43, 2006.
- [3] K. I. Chang, K. W. Bowyer, and P. J. Flynn, "An evaluation of multi-modal 2D+3D face biometrics," IEEE Trans. PAMI, 27(4):619–624, 2005.
- [4] A. Srivastava, X. Liu, and C. Heshner, "Face recognition using optimal linear components of range images," Image and Vision Computing, 24(3):291–299, 2006.
- [5] B. Gökberk, M. O. rfano lu, L. Akarun, "3D shape-based face representation and facial feature extraction for face recognition," Image & Vision Computing, 24(8):857–869, 2006.
- [6] H. Duta acı, B. Sankur, Y. Yemez, "3D face recognition by projection-based features," Proc. SPIE Conf. on Electronic Imaging, 2006.
- [7] B. Gökberk, A. A. Salah, L. Akarun, "Rank-based decision fusion for 3D shape-based face recognition," Proceedings of AVBPA, LNCS, Vol. 3456, 2005, pp. 1019–1029.
- [8] M. O. rfano lu, B. Gökberk, and L. Akarun, "3D shape based face recognition using automatically registered facial surfaces," Proc. International Conference on Pattern Recognition, 2004, pp. 183–186.
- [9] C. Dorai and A. K. Jain, "Cosmos - a representation scheme for 3D free-form objects," IEEE Trans. PAMI, 10(10):1115–1130, 1997.