

Çakıştırılmış Yüzey Benzerliğine Dayalı 3B Şekil Tabanlı Yüz Tanıma

3D Shape-based Face Recognition using Registered Surface Similarity

M. Okan İrfanoğlu, Berk Gökberk, Lale Akarun
Boğaziçi Üniversitesi, Bilgisayar Mühendisliği
Bebek/İstanbul
Tel: (212) 358 1540 / 1858
Fax: (212) 287 2461
{irfanogl, gokberk, akarun}@boun.edu.tr

Özetçe

Bu makalede yüzden kimlik belirleme için üç boyutlu (3B) yüz şekil verisinin kullanımı ele alınmıştır. Yüzlerin 3B çakıştırılmış nokta kümeleri olarak gösterimi için yeni bir yöntem önerilmektedir. Hassas çakıştırma için önce otomatik olarak önemli nirengi noktaları bulunmakta, daha sonra 3B temel örgüye ince levha dönüşümü ile bükme uygulanmaktadır. Çakıştırmadan sonra, benzerlik ölçütü, yüzeylerin arasında kalan hacmi ayrık yaklaşımla hesaplayan bir nokta kümesi farkı (NKF) olarak bulunmaktadır. Kullanılan ikinci bir yaklaşım, nokta kümesine oturtulan örtük polinom değişmezlerinin kullanımıdır. Bu iki yaklaşım varolan nokta imzaları (Nİ), nokta dağılım modeli (NDM) ve 2B derinliklere uygulanan özyüz yöntemleri ile karşılaştırılmıştır. 3B RMA veri kümesi üzerinde yapılan testler, NKF'nin Nİ dışında tüm yöntemlerden daha üstün olduğunu göstermiştir. Bu bildiride önerilen NKF, hesaplama karmaşıklığı daha fazla olan Nİ ile aynı performansı göstermiştir.

Abstract

In this paper, we use three dimensional facial shape information for human face identification. We propose a new method to represent faces as 3D registered point clouds. Fine registration of facial surfaces is done by first automatically finding important facial landmarks and then, establishing a dense correspondence between points on the facial surface with the help of a 3D face template-aided thin plate spline algorithm. After the registration of facial surfaces, similarity between two faces is defined as a discrete approximation of the volume difference between facial surfaces. We call this similarity the point set difference (PSD). A second method proposed in this paper is the use of implicit polynomial invariants. Experiments done on the 3D RMA dataset show that the PSD algorithm performs as good as the point signature method, and it is statistically superior to the implicit polynomial based technique, point distribution model-based method and the 2D depth imagery technique. In terms of computational

complexity, the proposed algorithm is faster than the point signature method.

1. Giriş

İnsan yüzlerinin 2B parlaklık imgeleri yoluyla tanınması, üzerinde pek çok çalışılmış bir problemdir. Poz değişiklikleri, aydınlatma farkları ve değişik yüz ifadeleri problemi oldukça zor hale getirir. Son zamanlarda hem üç boyutlu veri toplama donanımlarında hem de bilgisayarların hesaplama güçlerinde görülen gelişme, yüz tanıma 3B şekil verisinin kullanımını olurlu kılmıştır. 3B yüz tanıma ilk yaklaşımların çoğu, 2B yüz verilerine, şekli değiştirilebilir bir 3B model oturtulması esasına dayanır [1, 2]. Bazı yaklaşımlar ise, serbest şekil tanıma yöntemlerini yüz tanımaya uyarlar. [3]'te, Geliştirilmiş Gauss İmgesi (EGI) gösterimi bu amaçla kullanılmıştır. EGI'ler, şekilleri temel eğriler ve onların yönleri cinsinden kodlar. Tanıma, EGI'ler üzerinde Fisher küresel ilintisinin hesaplanmasıyla gerçekleştirilir. [4]'te ise, serbest şekil tanıma için daha önce kullanılan nokta imzası yöntemi kullanılmıştır. Tanıma için kullanılan önemli bir öznitelik de, yüz profilidir. [5]'te, hem merkezi hem de yan profil yüz tanıma için kullanılmıştır. Profil değerleri bulduktan sonra, profil eğrileri boyunca eğrilik değerleri iki yüzü karşılaştırmak için kullanılır.

Pek çok çalışma, yüz tanıma için hem 2B parlaklığın hem de 3B şekil bilgisinin kullanımı üzerinde durmuş, bunları birleştirmiş ya da karşılaştırmıştır. [6]'da, parlaklığı kodlayan 2B Gabor dalgacıklarının 3B şekli gösteren nokta imzası yöntemiyle birleştirilmesiyle başarımın yükseldiği gösterilmiştir. [7]'de, şekil ve doku bilgisi bir çift kamera sisteminde elde edilip birleştirilmiştir.

Bu bildiride, yüz tanıma için 3B nokta kümelerinin otomatik olarak çakıştırılması ve bu çakıştırmayı temel alan nokta kümesi farkı (NKF) yöntemi önerilmektedir. Değişik yüzler arasındaki benzerlik, çakıştırma sonrası 3B nokta kümeleri arasında Öklid normuna dayanan nokta kümesi farkı ile belirlenmektedir. Önerdiğimiz diğer bir yöntem, nokta kümesine oturtulan örtük polinom değişmezlerinin kullanımıdır. Bu iki yaklaşım

varolan nokta imzaları (Nİ), nokta dağılım modeli (NDM) ve 2B derinliklere uygulanan özyüz yöntemleri ile karşılaştırılmıştır.

2. Nokta Kümesi Farkı Algoritması

2.1. Nokta Denkleştirme Algoritması

Çift kamera ile alınan tipik bir yüz verisindeki en önemli sorunlardan birisi değişik yüzlerin değişik yüz bölgelerini verilerinde içermeleridir. Poz ve ifade değişimleri de göz önüne alındığında, noktadan noktaya yoğun denkleştirme mümkün olmamaktadır. [8]'de benzer bir problem ilk olarak el ile nirengi noktalarının yerleştirilmesi ve sonraki aşamada da ince levha dönüşümünün uygulanması ile çözülmektedir. [8]'de amaç, bütün yüz noktaları arasında yoğun bir denkleştirme yapıp Nokta Dağılım Modeli ile öğrenme kümesindeki şekil değişimlerini öğrenmektir. Bu işlem öğrenme kümesindeki yüzlerdeki önemli birkaç noktayı el ile işaretleyip, yoğun nokta denklestirmesi elde edilerek yapılmaktadır. Test verisi *Yinelemeli En Yakın Noktalar* algoritması (ICP) [9] ile işlenmektedir. Bu makalede ise, el ile işaretlenen noktaların, her durum için yoğun bir denkleştirme yapmak amacı ile otomatik olarak çıkarılması istenmektedir. Bizim algoritmamızdaki ilk basamak [8]'deki ile aynı olup, sonraki aşamalarda el ile nirengi noktalarının yerleştirilmesine gerek duyulmadığından dolayı farklılaşmaktadır. Bu algoritmada, el ile işleme yerine bütün yüzlerde varolan ortak noktaları içeren bir temel ağ yeterlidir. Bu temel ağ elde etme algoritması aşağıdaki gibi özetlenebilir:

1. Öğrenme kümesinde en az nokta bulunduran yüz seçilir.
2. Bir kaç adet yüzde, 10 adet önemli nokta el ile işaretlenir.
3. Ortalama nirengi noktaları Procrustes analizi ile bulunur [10].
4. İşaretlenen yüzlerin İnce Levha Dönüştürme Algoritması (TPS) ile ortalama nirengi noktalarına dönüşümleri yapılır [11].
5. Bir temel ağ noktasının, dönüşümleri yapılan yüzlere en yakın uzaklığı belli bir eşik değerinin üzerinde ise o nokta temel ağdan çıkartılır.
6. 5. basamak bütün yüzler ve bütün noktalar için tekrarlanır.

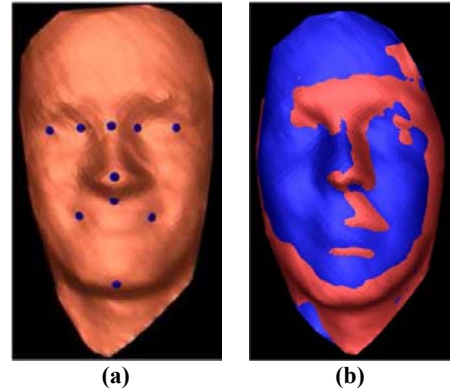
Temel ağ oluşturulduktan sonra, öğrenme kümesi ve test kümesi arasında yoğun bir denkeştirme yapmak mümkün olmaktadır. Bu işlem, o anda işlenmekte olan verinin 10 adet nirengi noktası ile otomatik olarak işaretlenmesi, yukarıdaki algoritmanın 4. basamağının uygulanması, ve yüzün temel ağa en yakın noktalarının bulunarak yeniden oluşturulması ile yapılmaktadır [8].

Otomatik olarak bulunan 10 adet nirengi noktası Şekil 1.a'da gösterilmektedir.

Nirengi noktalarının otomatik olarak işaretlenmesi bu analizdeki en önemli basamaktır. Eğer L_i 'nin bu önemli 10 nirengi noktasının i 'inci tahmini olduğunu söylersek, L_i 'yi bulmanın yolu aşağıdaki gibidir:

1. Yüzey normalleri, ortalama eğriliği ve Gauss eğriliği hesaplanır.
2. Test yüzü ICP algoritması ile temel ağa eşlenir.
3. L_1 temel yüzün nirengi noktalarının test yüzüne en yakın noktaları olarak hesaplanır.
4. Yüzün yine ICP dönüşüm matrisi ile bulunan izdüşüm düzlemine en yakın noktası bulunur. Bu nokta burun ucunu simgeler (L_2)
5. Simetri düzlemi, temel ağın simetri düzlemi ve ICP dönüşüm matrisi ile hesaplanır.
6. Burun ucu, simetri düzlemi, eğrilik ve normal bilgilerine göre iyileştirilir. (L_3)
7. Burun tepesi, burun altı ve çene yine simetri düzlemi, eğrilik ve normal bilgilerine göre iyileştirilir. (L_4)
8. Göz düzlemi ve ağız düzlemi 5. basamaktaki gibi hesaplanır.
9. Göz ve ağız noktaları ilgili düzlemler, normal ve eğrilik bilgileri ile iyileştirilir (L_5).

Önerilen otomatik nirengi noktası bulma algoritması yoğun denkleştirme için gayet iyi sonuçlar üretmektedir. Bu noktalar bulunduktan sonra, yoğun denkleştirme TPS ve en yakın nokta eşleştirme ile [8]'deki gibi yapılmaktadır. Şekil 1.b iki adet eşlenmiş yüzün üstüste çizimi şeklinde algoritmanın sonuçlarını göstermektedir.



Şekil 1: (a) Önemli yüz noktaları, (b) TPS yöntemiyle bükülmüş ve denkleştirilmiş yüz yüzeyleri.

Φ_{temel} n noktalı bir ağ yüzü olsun. Yoğun denkleştirme sağlandıktan sonra, i 'inci kişinin 3B yüzü $\Phi_i = \{p_1^i, p_2^i, \dots, p_{N_i}^i\}$ (N_i i 'inci yüzdeki nokta sayısı ve p^i 'ler de 3B koordinatlar) olarak verildiği zaman, i 'inci kişinin tamamen yeni, n adet nokta içeren 3 boyutlu nokta kümesini otomatik nirengileme algoritmamızla

üretebiliriz. Diyelim ki Φ_i^n bu yeni yüzü temsil etsin. Bütün yüz verileri temel yüz ile aynı denkleştirmeye sahip olacağından dolayı, Φ_i ve Φ_j arasındaki uzaklığı şu şekilde tanımlayabiliriz:

$$D(\phi_i^n, \phi_j^n) = \sum_{k=1}^n \|p_k^i - p_k^j\| \quad (1)$$

Yukarıdaki denklemde, $\|\cdot\|$ Öklid uzaklığını simgelemektedir. Test verisinin kimliği, öğrenme kümesinde, bu uzaklık metriğinin en düşük olduğu kişinin kimliği olarak seçilir.

3. Deneysel Sonuçları

Yapılan deneylerde üç boyutlu yüz kütüphanesi olarak 3D RMA'yı kullandık [5]. Deneylerde kullanılan yüz verileri bu kütüphanenin hatadan arındırılmış ilk oturumundan oluşmaktadır. Kütüphanede 30 kişiden üçer yüz verisi bulunmaktadır. Yüz verileri stereo görme ve yapısal ışıklandırma tekniği ile oluşturulmuştur. Yüz verilerinde yaklaşık olarak 4000 üç boyutlu nokta bulunmakta olup, bu noktalar yüzün belli bölgelerini kapsamaktadır. Yüzlerde ifade ve dönme değişimleri bulunmaktadır. Örtük polinomlar haricindeki tüm yaklaşımlarda, üç boyutlu nokta kümelerine Delaunay üçgenlemesi ve ardından Laplacian yumuşatma filtresi uygulanmıştır. Deneylerin tümünde, sınıflandırma algoritması olarak en yakın bir komşu algoritması kullanılmıştır. Sonuçları istatistiksel olarak karşılaştırabilmek için üç ayrı deneysel oturum tasarlanmıştır. Sonuç gösterimlerinde kullanılan oturum numarası, her oturum için test verisine konulan veri numarasını ifade etmektedir. Örneğin, birinci oturumda, her kişinin birinci verisi test kümesine, ikinci ve üçüncü verisi eğitim kümesine konulmuştur.

NKF yönteminin yüz tanıma başarısı, hem nirengi noktalarının otomatik bulunması hem de elle bulunması durumları için ayrı ayrı Tablo 1'in ikinci ve üçüncü satırlarında gösterilmektedir. Önerilen sistemde bu nirengi noktaları elle değil, otomatik olarak bulunmaktadır. Elle bulunan nirengi noktalarına dayanan NKF yönteminin sonuçları sadece karşılaştırma amaçlı sunulmuştur. Sonuçlar, otomatik yöntemin elle işaretleme yöntemi kadar başarılı çalıştığını göstermektedir.

Örtük polinomlar, iki ve üç boyutlu şekilleri betimlemede de kullanılan bir tekniktir [13]. Örtük polinomların tanıma problemlerindeki başarısı, bu polinomların veriye uydurulmasında kullanılan tekniğin başarısına ve bu polinomlardan çıkarılan değişmezler çok bağlıdır. Biz bu çalışmada, örtük polinomları 3L algoritması [14] ile yüz verisine uydurduk. Bulunan polinomların katsayılarından, sembolik hesaplama yöntemiyle değişmezler çıkarılmıştır. Deneylerimizde altıncı dereceden örtük polinomların katsayılarını ve

dördüncü dereceden polinomlardan hesapladığımız değişmezleri öznelik vektörleri olarak kullandık. Bu öznelik vektörleri ile yaptığımız tanıma sonuçları Tablo 1'in altıncı ve yedinci satırlarında sunulmuştur. Yapılan deneylerde iki ve üç gibi düşük dereceli polinomların yüzleri yeteri kadar iyi betimleyemediği, ayrıca yüksek dereceli polinomlarında yüzdeki gürültüye karşı dayanıklı olmadığı görülmüştür.

Nokta dağılımı modelleri, temel bileşen analizini kullanarak, verilen herhangi bir verikümesindeki şekillerdeki değişkenleri öğrenmeye yarar. NDM, şekilleri çok az sayıda parametre kullanarak betimleyebilir. Deneylerimizde, yüzlere hassas çakıştırılma yapıldıktan sonra, yüzlerdeki üç boyutlu şekil değişikliklerinin %99.8'ini açıl原因an 40 parametre ile yüzleri betimledik. Tablo 1'deki dördüncü satır NDM yaklaşımının tanıma başarısını göstermektedir.

Nokta imzaları yöntemi, üç boyutlu karmaşık yüzeylerden yerel öznelik çıkarmada kullanılan ve üç boyutlu yüz tanıma problemine de uygulanmış bir yöntemdir [4]. Nİ yöntemi yüzeyde bulunan herhangi bir p noktasını, komşularının p 'den geçen düz bir yüzeye olan uzaklıkları şeklinde ifade eder. Düz yüzey, komşu noktaların üç boyutlu koordinatlarda oluşturduğu uzay eğrisine oturtularak bulunan yüzeyin, daha sonra p noktasından geçecek şekilde ötelenmesi ile bulunur. p noktasından belli uzaklıkta bulunan komşu noktaların uzaklık bilgisi, 360 dereceyi kapsayacak şekilde, belli bir derece aralığıyla hesaplanarak nokta imzalarının oluşturulması sağlanır. Bu yöntem tüm yüzey noktalarında imzaların çıkarılmasını gerektirir. Tanıma sırasında, kimliği bulunacak yüz verisindeki tüm imzalar, eğitim kümesindeki verilerin her biri ile teker teker karşılaştırılarak, en yakın eğitim verisinin bulunması sağlanır. Deneylerimizde, komşuluk uzaklığı, tüm yüz verisinin ortalama çözünürlüğünün beş katı olarak seçilmiştir. Tablo 1'deki beşinci satır Nİ yönteminin tanıma başarısını göstermektedir.

Yöntem	Boyut	Deney1	Deney2	Deney3
NKF (Otomatik)	N	96.67	96.67	96.67
NKF (Elle)	N	90.00	96.67	96.67
NDM	40	76.67	83.33	86.67
Nİ	N x 35	100.00	96.67	96.67
ÖP katsayıları	84	46.67	46.67	63.33
ÖP değişmezleri	11	13.33	16.67	23.33
TBA	60	76.67	70.00	80.00

Tablo 1. Yöntemlerin üç ayrı oturum için tanıma başarısının karşılaştırmalı sonuçları. İkinci sütun yöntemlerin her biri için öznelik vektörlerinin boyutlarını göstermektedir.

Derinlik imgelerinin temel bileşenler analizi (TBA) ile betimlenmesi üç boyutlu tanıma sistemlerinde sıkça kullanılan bir tekniktir. Biz de bu amaçla üç yüz boyutlu yüz verisini, z koordinatı gri seviye renk bilgisi taşıyacak şekilde iki boyutlu imgelere dönüştürdük. Üç boyutlu yüz verisi, noktalardan oluştuğu için, tüm yüz

bölgesinin örnekleme amacıyla üçgenleme algoritması kullanılmıştır. Özyüz yöntemi diye de bilinen TBA yönteminin tanıma başarısı Tablo 1'in son sütununda gösterilmiştir.

Kullanılan yöntemlerin tanıma başarısını istatistiksel olarak karşılaştırmak için, %95 güven aralıklı t-test analizi yaptık. Sonuçlar kısaca şöyle özetlenebilir: En iyi tanıma başarısını NKF ve Nİ yöntemleri göstermektedir. Karşılaştırılan tüm yöntemler arasında örtük polinomlar en kötü tanıma performansını göstermiştir. Yöntemlerin hesaplama karmaşıklığı, kullanılan öznelik vektörlerinin büyüklükleriyle orantılıdır. Bu amaçla, her yöntem için öznelik vektör büyüklükleri, Tablo 1'in ikinci sütununda gösterilmiştir. Sütunda bulunan N sayısı yüz verisindeki ortalama çakıştırılmış nokta sayısını göstermektedir. Bu sayı deneylerimizde 2300'dür.

4. Sonuç

Bu çalışmada, insan yüzlerinin üç boyutlu şekil bilgisine dayanan yeni bir yüz tanıma algoritması sunulmuştur. Önerilen algoritma (NKF) ilk olarak yüzler arasında sık nokta denkleştirme yapmaktadır. Nokta denkleştirme algoritması iki aşamadan oluşmaktadır: İlk aşamada, yüz üzerindeki önemli noktalar otomatik olarak bulunup, ikinci aşamada, bu noktalar kullanılarak, yüzler arasında sık denkleştirme yapılmaktadır. Sık denkleştirme, TPS bükme algoritması ve temel ağ kullanılarak, yüzeylerin tekrar oluşturulmasına dayanmaktadır. Yüzler denkleştirildikten sonra, tanıma, denkleştirilmiş yüz yüzeyleri arasındaki hacmin ayrık olarak yakınsaması kullanılarak yapılmaktadır. Önerilen algoritmanın tanıma başarısını karşılaştırmak için, nokta izleri, nokta dağılımı model parametreleri, örtük polinomlar ve örtük polinom değişmezleri ve derinlik imgelerine dayalı temel bileşen analizi yöntemleri de gerçekleştirilmiştir. Üç farklı oturdaki deney sonuçlarının istatistiksel analizine göre, NKF ve Nİ en iyi tanıma başarısını göstermiştir, ayrıca NKF yöntemi Nİ yönteminden çok daha az karmaşıklığa sahiptir.

5. Kaynakça

- [1] V. Blanz and T. Vetter. Face recognition based on fitting a 3D morphable model. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 25(9):1063–1073, 2003.
- [2] A. Z. Kouzani, F. He, and K. Sammut. Towards invariant face recognition. *Information Sciences*, 123(1-2):75–101, 2000.
- [3] H. T. Tanaka, M. Ikeda, and H. Chiaki. Curvature-based face surface recognition using spherical correlation – principal directions for curved object recognition. In *Proceedings of Int. Conf. on Automatic Face and Gesture Recognition*, pages 372–377, 1998.
- [4] C-S. Chua, F. Han, and Y-K. Ho. 3D human face recognition using point signature. In *Proceedings of Int. Conf. on Automatic Face and Gesture Recognition*, pages 233–237, 2000.
- [5] C. Beumier and M. Acheroy. Automatic 3D face authentication. *Image and Vision Computing*, 18(4):315–321, 2000.
- [6] Y. Wang, C-S. Chua, and Y-K. Ho. Facial feature detection and face recognition from 2Ds and 3D images. *Pattern Recognition Letters*, 23(10):1191–1202, 2002.
- [7] A. Eriksson and D. Weber. Towards 3-dimensional face recognition. In *Proceedings of the 5th IEEE AFRICON*, pages 401–406, 1999.
- [8] T. J. Hutton, B. F. Buxton, and P. Hammond. Automated registration of 3D faces using dense surface models. In *Proceedings of the British Machine Vision Conference*, pages 439–448, 2003.
- [9] P. Besl and N. McKay. A method for registration of 3D shapes. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 14:239–256, 1992.
- [10] J. C. Gower. Generalized procrustes analysis. *Psychometrika*, 40:33–51, 1975.
- [11] F. L. Bookstein. Shape and the information in medical images: A decade of the morphometric synthesis. *Computer Vision and Image Understanding*, 77(2):97–118, 1997.
- [12] T. F. Cootes, C. J. Taylor, D. H. Cooper, and J. Graham. Active shape models - their training and application. *Computer Vision and Image Understanding*, 61(1):38–59, 1995.
- [13] J. Subrahmonia, D. B. Cooper, and D. Keren. Practical reliable bayesian recognition of 2D and 3D objects using implicit polynomials and algebraic invariants. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 18(5):505–519.
- [14] Z. Lei, M. M. Blane, and D. B. Cooper. 3L fitting of higher degree implicit polynomials. In *Proceedings of Third IEEE Workshop on Applications of Computer Vision*, 1996.