

Üç Boyutlu Şekil Bilgisiyle Yüz Tanımda Sıralamaya Dayalı Karar Birleştirimi

Rank-based Decision Fusion for 3D Shape-based Face Recognition

Berk Gökberk, Albert Ali Salah, Lale Akarun

Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, Boğaziçi Üniversitesi, İstanbul
gokberk, salah, akarun@boun.edu.tr

Özetçe

Üç boyutlu (3B) yüz tanıma sistemlerinde üç boyutlu şekil bilgisinin yeri önemlidir. Literatürde bu bilginin saklanması için çeşitli gösterimler önerilmiştir. Bunlardan en çok kullanılanları nokta kümeleri, yüzey normalleri, yüz profili, ve derinlik imgelerinin istatistiksel analizidir. Bu çalışmamızın katkısı iki başlıkta toplanabilir. İlk olarak sözü geçen gösterimleri kullanan sınıflandırıcılar geliştirip bunları 3D RMA veritabanında karşılaştırdık. Simülasyon sonuçları derinlik imgelerinin doğrusal ayırtaç analizi (LDA) sonrası gösterimi ile nokta kümeleri gösteriminin daha iyi çalıştığını gösterdi. Makalenin ikinci bölümünde iki çok-sınıflandırıcı mimari geliştirip, kullandığımız sınıflandırıcıları paralel ve hiyerarşik olmak üzere karar seviyesinde birleştirdik ve sıralamaya dayalı birleştirmenin istatistiksel anlamda bir iyileştirme sağladığını gösterdik.

Abstract

In 3D face recognition systems, 3D facial shape information plays an important role. Various shape representations have been proposed in the literature. The most popular techniques are based on point clouds, surface normals, facial profiles, and statistical analysis of depth images. The contribution of the presented work can be divided into two parts. In the first part, we have developed face classifiers which uses these popular techniques. A comprehensive comparison of these representation methods are given using 3D RMA dataset. Experimental results show the linear discriminant analysis-based representation of depth images and point cloud representations are the best ones. In the second part of the paper, two different multiple-classifier architectures are developed which fuse individual shape-based face recognizers in a parallel and a serial fashion at the decision level. It is shown that a significant performance improvement is possible when using rank-based decision fusion in ensemble methods.

1. Giriş

Son yirmi yılda yüz tanıma üzerinde yoğun çalışmalar yapıldı, ama iki problem tam anlamıyla çözülemedi: Değişik aydınlatma koşullarında ve poz değişiklikleri durumunda yüzleri doğru olarak tanımak. Üç boyutlu yüz tanıma bu anlamda umut verici gelişmeler içermektedir. Özellikle üç boyutlu bilgiyi toplamak için kullanılacak hızlı donanımların ucuzlaması ile hem yüzün dokusu, hem de şekil bilgisinin birlikte kullanılması ile bu problemlerin çözülebileceği düşünülmektedir [1].

3B yüz tanıma yaklaşımlarını genel olarak birkaç başlık altında toplamak gerekirse *yüzey normalleri yaklaşımı* yüzün sırtından normal vektör değerleri hesaplamak ve bunları

hizalama ve tanımda kullanmak (özellikle genişletilmiş Gauss imgesi (EGI) ile [2-3]); *kıvrımlar yaklaşımı* yüzü parçalara ayırmak ve bu bölgelerden ortalama kıvrım, Gauss kıvrımı ve şekil indeksi değerleri çıkartarak yüzü bu değerlerle göstermek [4], *Döngülü En Yakın Nokta (ICP) yaklaşımı* ICP algoritmasıyla yüzleri hizalamak [5] ve bu hizalamanın yan ürünü olarak yakınlık bilgisini tanımda kullanmak [6-8]; *ana bileşenler analizi (PCA) yaklaşımı* üç boyutlu yüzü iki boyutlu yeğinlik imgesine çevirip bu imge üzerinde bilinen 2B metotları kullanmak [9-11]; *profil ve çevrit yaklaşımı* imgeden 2B ve 3B profil ve çevrit kıvrımları çıkartarak tanımda kullanmak [12-13]; *noktasal imza (point signature) yaklaşımı* her noktayı komşularının derinlik bilgisiyle kodlamak [14-15] olarak özetlenebilir. Bunlar dışında doku bilgisinin üç boyutlu şekil bilgisiyle birleştirildiği çalışmalar da bu iki bilginin birlikte verimli bir şekilde kullanılabileceğini göstermiştir [13,14,16-19].

Literatürde halen değişik üç boyutlu şekile dayalı gösterimlerin birleştirilmesi ile ilgili yeterli çalışma bulunmamaktadır. Bu yüzden bu çalışmada değişik üç boyutlu şekil gösterimlerinin başarılarını karşılaştırılmakta ve bunların en verimli şekilde nasıl birleştirilebileceği araştırılmaktadır. Bu amaçla beş değişik gösterim seçilmiştir: ICP temelli nokta kümesi, yüzey normalleri, yüz profili, doğrusal ayırtaç analizinden geçmiş derinlik imgeleri, ve temel bileşenler analizinden (PCA) geçmiş derinlik imgeleri.

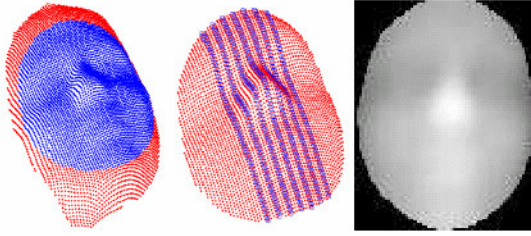
2. 3B Şekil Bilgisine Dayalı Yüz Tanıma Sistemleri

2.1. Çakıştırma Algoritması

3B yüz betimlenmesinde en önemli aşamalardan biri çakıştırma kısmıdır. Çakıştırma aşamasının temel işlevi yüz üzerindeki birbirine benzer bölgelerin bulunmasıdır. Bu çalışmada, çakıştırma iki adımda yapılmaktadır. İlk adım olarak 3B yüz bilgisinin önışlemesi yapılmakta ve ikinci adımda ise gerekli dönüşüm parametreleri bulunmaktadır. Önışleme safhasında ilk olarak 3B yüz noktalarına yüzey oturtulmakta, ve bu yüzey aracılığı ile düzenli örnekleme yapılmaktadır. Önışlemenin ikinci safhasında ise, burun koordinatları bulunmakta ve bu koordinatları kullanarak, yüzün merkezi bölümü dışındaki geri kalan kısmı atılmaktadır. Şekil.1'de örnek bir yüzün bulunan merkezi kısmı gösterilmektedir.

Önışleme safhasından sonra, yüzlerin çakıştırılması için gerekli olan hizalama işlemi gerçekleştirilmektedir. Yüzlerin hizalanması için 3B dönme ve öteleme matrislerinin bulunması gerekmektedir. Dönme ve öteleme matrislerinin bulunması amacıyla ilk olarak ortalama bir yüz modeli bulunmakta, ve her yüz, bu modele hizalanacak şekilde ICP

algoritması ile koordinat dönüşümüne uğratılmaktadır. ICP algoritması, dönüşüm parametrelerini bulmanın yanısıra, yüz ile model noktaları arasında bir eşleme bulmaktadır. ICP algoritmasının bulunduğu bu eşleme, herhangi iki yüz arasındaki çakıştırmanın bulunmasında kullanılmaktadır.



Şekil 1 (a) Yüzden çıkartılan bölüm (b) Profil seti (c) Derinlik imgesi

2.2. 3B Yüz Betimleme Yöntemleri

Çakıştırılmış yüz verilerinde, kullanılacak birkaç betimleme yöntemi vardır. En basit betimleme yöntemi, yüz verisinde bulunan 3B noktaların koordinatlarını kullanmaktır (nokta kümesi betimlemesi). Diğer bir betimleme yöntemi, 3B noktaların yüzey normallerini kullanmaktır (yüzey normallerine dayalı betimleme). Bu iki yöntem de, yüzey verisine dayalıdır. Yüz profilleri kişi tanımada kullanılabilir diğer bir betimleme yöntemidir. Bu çalışmada, merkezi dikey profil ve bu profilin sağında ve solunda üçer tane de yan profil olacak şekilde toplam yedi tane profilin derinlik bilgileri yüz betimleyici olarak kullanılmıştır (profil seti betimlemesi). (bkz. Sekil.1b)

Profil eğrilerinin bulunması amacıyla ilk olarak ortalama yüzde burun ucu koordinatları bulunmaktadır. Burun ucundan geçen merkezi profil eğrisinin bulunması amacıyla, burun üzerinde bulunan en yüksek derinliğe sahip belli sayıda noktanın (x,y) koordinatları kullanılmaktadır. Bu noktaların (x,y) koordinatlarına PCA uygulandığında, PCA algoritmasının bulunduğu ana yön bize, profilin dikey doğrultusunu vermektedir. Bu doğrultuda bulunan ve ortalama yüz üzerindeki noktalar bize merkezi dikey profil eğrisini vermektedir. Diğer yan profiller ise, merkezi profil bulunduktan sonra kolayca bulunabilmektedir. Ortalama yüz üzerinde bulunan profil noktalarını kullanarak, daha önce ICP algoritması kullanarak eşlenmiş yüzlerdeki profil noktaları da kolaylıkla bulunabilmektedir.

Profile dayalı yüz betimlemesinde, profil eğrilerinin çakıştırılması gerekmektedir. Bu amaçla, tüm profil eğrileri, merkezi profildeki burun ucu koordinatları aynı noktaya gelecek şekilde hizalanmaktadır. Profil üzerindeki noktalara, cubic b-spline eğrisi oturtulmakta ve daha sonra bu eğrilerden, düzenli örnekleme yapılmaktadır.

3B yüzlerin betimlenmesinde kullanılan diğer bir yaklaşım ise 3B yüz verisinin izdüşümünü alarak 2B derinlik imgeleri yaratmaktır. Derinlik imgelerinde piksel rengi, o noktaya karşılık gelen 3B noktanın yüksekliği ile orantılıdır. Bu çalışmada, derinlik imgelerini kullanarak, PCA ve LDA yöntemleri ile öznitelikler çıkartılmıştır.

2.3. Yüz Sınıflandırıcısı ve Benzerlik Ölçütleri

Çalışmamızda, en yakın bir komşu algoritması (1-NN) yüz sınıflandırıcısı olarak kullanılmıştır. 1-NN algoritmasının kullanılabilmesi için her betimleme yönteminde benzerlik ölçütlerinin tanımlanması gerekmektedir. Nokta kümesi betimlemesinde, yoğun denkleştirme sağlandıktan sonra, i 'inci kişinin 3B yüzü $\Phi_i = \{ p^1_i, p^2_i, \dots, p^N_i \}$ (N i 'inci yüzdeki nokta sayısı ve p^i_j 'ler de 3B koordinatlar) olarak verildiği zaman, Φ_i ve Φ_j gibi iki yüz arasındaki uzaklığı şu şekilde tanımlayabiliriz:

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

Yukarıdaki denklemde, $\| \cdot \|$ Öklid uzaklığını simgelemektedir. Yüzey normalleri betimlemesinde ise bir yüz $\Phi_i = \{ n^1_i, n^2_i, \dots, n^N_i \}$ olarak tanımlanmakta olup, n^k birim yüzey normalini ifade etmektedir. Bu betimleme yönteminde de, benzerlik ölçütü olarak yukarıdaki formül kullanılmıştır.

Profil setine dayalı yüz betimlemesinde, her profil eğrisi için Öklid uzaklığına dayalı benzerlik kullanılmakta, ve yedi profilin benzerlikleri toplanmaktadır. PCA ve LDA tabanlı derinlik imge betimlemesinde ise, yine çıkarılan özniteliklerin Öklid uzaklıkları kullanılmaktadır.

3. Şekil tabanlı Yüz Sınıflandırıcıların Birleştirimi

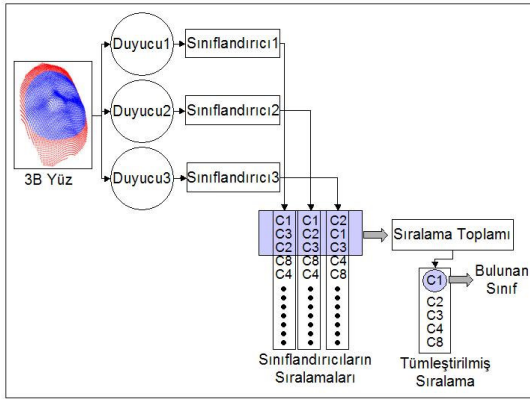
Sınıflandırıcı birleştirme, farklı sebeplerle farklı yerlerde hata yapan *örüntü sınıflandırıcı*ların verdikleri kararların bir *birleştiren sınıflandırıcı* ile bir araya getirilmesi prensibine dayanır [20]. Yüz tanımada da en başarılı sistemler çeşitli birleştirme yöntemleri ile elde edilmiştir [20-22]. Örüntü sınıflandırıcılar ne kadar farklıysa, başarı potansiyeli de o derece yüksek olur.

Bu çalışmada sınıflandırıcı çeşitliliği, sınıflandırıcıları farklı gösterimlerle eğiterek sağlanmaktadır. Değişik gösterimleri gösterim seviyesinde birleştirmek daha zor olduğundan ve karmaşık bir karar yüzeyini basit sınıflandırıcıların karışımı ile modellemek genelde daha iyi sonuç verdiğinden sınıflandırıcılar karar seviyesinde birleştirilmektedir. Bu yaklaşımda her örüntü sınıflandırıcı bir test örneği verildiğinde en yakın k sınıfı belirlemektedir. Bu k sınıfın sıralama bilgisi bir *birleştiren sınıflandırıcıya* verilip, bir birleştirme kuralı çerçevesinde sınıflandırma yapılmaktadır. Birleştirme kuralı olarak üç değişik metod kullanılmıştır [23]: 1) *Onaylaşım oylaması*: En çok seçilen sınıf kazanır, sıralama bilgisi kullanılmaz, 2) *Sıralama yoluyla birleştirme*: Sıralamaları dikkate alarak (doğrusal ve doğrusal olmayan bir ağırlık fonksiyonu kullanılabilir) seçilen sınıflar puanlanır, ve 3) *En yüksek sıralamaların çoğunluğu*: Sadece birinci sıradaki sınıflar arasında onaylaşma bakılır.

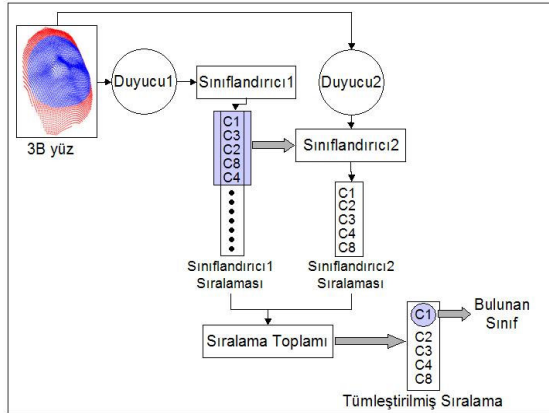
Sınıflandırıcıları paralel ve hiyerarşik olmak üzere iki değişik şekilde birleştirdik. Paralel birleştirmede her sınıflandırıcı en iyi N sınıfı sıralayarak seçti, bu sıralamalar yukarıda saydığımız yöntemlerle birleştirildiler (Bkz. Şekil 2). Her sınıftan birden fazla eğitim örneği olduğu için, sınıflandırıcılardan iki değişik bilgi almak mümkündür: sınıf

sıralaması veya örnek sıralaması. Örnek sıralamasında en iyi N örnek arasında bir sınıftan birden çok örnek bulmak mümkün olduğundan, sadece hangi sınıfın daha yüksek sırada olduğu değil, verilen eğitim kümesine göre ne kadar daha iyi olduğu bilgisi de bir anlamda korunmuş olmaktadır.

Hiyerarşik birleştirmede ise amaç doğru sınıf olma ihtimali düşük olan sınıfları mümkün olduğunca çabuk elemek, ve diğer sınıfları dikkate almaktır. Birinci sınıflandırıcının seçtiği N sınıfın örnekleri ikinci sınıflandırıcıya verilerek ikinci sıralama bilgisi elde edilmekte, ve sonuç bu iki sıralamanın birleştirilmesiyle bulunmaktadır (Bkz. Şekil 3). Birinci sınıflandırıcı olarak nokta kümesi sınıflandırıcısı, ikinci sınıflandırıcı olarak ise daha güçlü doğrusal ayırtaç analizinden geçmiş derinlik imgeleri kullanılmaktadır. Bu yöntemde ilk sınıflandırıcının örnek sıralaması vermesi ikinci aşamadaki sınıf sayısını azaltmak gibi bir ek fayda sağlamıştır. Doğrusal ayırtaç analizi böylece benzer sınıflar arasındaki farklılıkları vurgulayarak tanıma başarısını artırmaktadır.



Şekil 2 Sınıflandırıcıların paralel birleştirilmesi



Şekil 3 Sınıflandırıcıların hiyerarşik birleştirilmesi

4. Deneysel Sonuçlar

Çalışmada kullanılan 3D RMA [14] veritabanından seçilmiş 106 kişiye ait toplam 619 yüz öncelikle kenarları atılarak ve ortak bir yüze ICP metoduyla hizalanarak işlendi. Burun ucu, bütün yüzlerde aynı noktaya gelecek şekilde hizalandı. Daha

sonra yüzü yukarıdan aşağıya kesen ve tam burnun ucundan geçen merkezi profil çıkartıldı. Bu profile ek olarak sağ ve soldan üçer tane eşit uzaklıkta profil çıkartıldı ve toplam yedi profilin derinlik bilgileri profil gösterimini oluşturdu (Bkz. Şekil 1). ICP metodunun sonucu olarak her yüzde bütün noktalar birbirleriyle eşlenmiş olduğundan, gerek profil gösteriminde, gerekse nokta kümesi gösteriminde uzaklık ölçütü olarak Öklid mesafesi kullanılabilirdi.

Deneylerde toplam beş simülasyonda her sınıftan dörder eğitim örneği ve ikişer test örneği kullanıldı. Rapor edilen sonuçlar bu beş simülasyonun ortalama değerleridir. Bazı sınıflardan sadece beş örnek bulunduğundan bu sınıflar için tek test örneği kullanıldı. Tablo.1 örüntü sınıflandırıcılarının boyut sayısını ve doğru tanıma değerlerini (ortalama ve standart sapma) özetliyor. En iyi tanıma performansını %96.27 başarı oranıyla derinlik imgelerine dayalı LDA analizi elde etmiştir. İkinci en iyi performansı ise nokta kümesi betimleme yöntemi %95.96 başarı yüzdesi ile elde etmiştir. LDA analizinin önemli bir avantajı ise, bu yöntemde kullanılan azaltılmış boyut sayısının diğer betimleme yöntemleri ile karşılaştırıldığında oldukça az karmaşıklığa sahip olmasıdır.

Metot	Boyut Sayısı	Başarı Yüzdesi
Nokta kümesi	3389 x 3	95.96 (1.85)
Yüzey normalleri	3389 x 3	95.54 (2.16)
Derinlik imgesi + PCA	300	50.78 (1.10)
Derinlik imgesi + LDA	30	96.27 (0.93)
Profil seti	1557	94.30 (1.55)

Tablo 1 Örüntü sınıflandırıcıların sınıflandırma başarıları ve betimleme yöntemlerinin boyut sayısı

Paralel birleştirme şemaları arasında en başarılı yöntem profil seti, derinlik imgesi tabanlı LDA ve yüzey normallerinin doğrusal olmayan ağırlıklı sıralama toplamıyla elde edildi. Ağırlık fonksiyonu olarak $f(n) = x^3$ kullanıldı. Elde edilen sonuçlar Tablo.2'de özetlenmiştir. Paralel şemanın tek sınıflandırıcıya göre istatistiksel anlamda daha başarılı olduğunu beş-kat eşli t-testi ile gösterilmiştir.

Hiyerarşik sınıflandırıcı ortalama %98.13 başarı elde etti. Hiyerarşik sınıflandırıcıda ilk sınıflandırıcının ikinci sınıflandırıcıya ilettiği en yakın N sınıf sayısını çapraz geçirme yöntemiyle deneylerimizde hesaplanmıştır. Hiyerarşik sınıflandırıcının başarı yüzdesi istatistiksel olarak tek tek sınıflandırıcılardan daha iyi olmasına rağmen paralel sınıflandırıcıya kıyasla daha başarısız bulunmuştur.

Birleştirme kuralı	Örnek sıralaması	Sınıf sıralaması
Onaylaşım oylaması	98.76 (N=2) S={2,3,4}	98.34 (N=1) S={1,2,3,4}
Doğrusal olmayan ağırlıklı sıralama	99.07 (N=6) S={1,2,4}	98.86 (N=1) S={1,2,3,4}
En yüksek sıralamaların çoğunluğu	98.13 (N=1) S={1,2,3,4}	98.34 (N=1) S={1,2,3,4}

Tablo 2 Paralel birleştirme sonuçları. N: sıralamaya giren sınıf sayısı, S: seçilen sınıflandırıcılar (1: profil seti, 2: derinlik+LDA, 3: nokta kümesi, 4: yüzey normalleri)

5. Sonuç

Bu çalışmada en sık kullanılan üç boyutlu gösterimleri tek tek ve birleştirme şemaları bağlamında karşılaştırdık. Şekil bilgisi kullanarak tasarlanan 3B yüz tanıyıcıların arasında en iyi performansı %96.27 ile derinlik imgelerine uygulanan LDA analizi sağlamıştır. Bu gösterim yönteminin karmaşıklığı diğer yöntemlerinkine oranla çok daha azdır. Derinlik imgelerinde temel bileşenler analizi diğer gösterimlere oranla en başarısız teknik oldu. Bunun sebebi ana bileşen analizinin hizalamaya karşı hassas olması ve kullandığımız hizalama tekniğinin katı hizalama yapması nedeniyle nirengi noktalarının tam olarak çakışmaması olabilir.

Makalemizin bir katkısı da üç boyutlu gösterimlerin birleştirilmesinin tanıma başarısına olumlu etkisi olduğunun gösterilmesi oldu. Birleştirme metotları içinde paralel şemanın hiyerarşik şemaya göre daha iyi sonuç verdiğini gözlemledik. Profil, yüzey normalleri ve LDA yöntemlerinin karar seviyesindeki sıralamalarının doğrusal olmayan bir ağırlık fonksiyonu yardımıyla paralel olarak tümleştirilmesi sistemin tanıma başarısını %99.07'ye yükseltmiştir. Hiyerarşik birleştirme yöntemi de tanıma performansını %98.13'e yükseltmiş olup, bu iki birleştirme yöntemin başarısı, tek tek sınıflandırıcıların başarılarından istatistiksel olarak daha iyi çıkmıştır. Bundan sonraki çalışmalarımızda iki boyutlu doku bilgisinin de üç boyutlu şekil bilgisiyle birleştirilmesini inceleyeceğiz.

6. Kaynakça

- [1] Bowyer, K.W., Chang, K., Flynn, P.J. "A survey of 3D and multi-modal 3D+2D face recognition," *International Conference on Pattern Recognition*, 2004
- [2] Lee, J.C., Milios, E. "Matching range images of human faces," *International Conference on Computer Vision*. 722–726, 1990.
- [3] Tanaka, H.T., Ikeda, M., Chiaki, H. "Curvature-based face surface recognition using spherical correlation principal directions for curved object recognition," *International Conference on Automated Face and Gesture Recognition*. 372–377, 1998
- [4] Moreno, A.B., Sanchez, A., Velez, J.F., Diaz, F.J., "Face recognition using 3D surface-extracted descriptors," *Irish Machine Vision and Image Processing Conference*, 2003.
- [5] Besl, P., McKay, N. "A method for registration of 3D shapes," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 14, 239–256, 1992.
- [6] Medioni, G., Waupotitsch, R. "Face recognition and modeling in 3D," *IEEE International Workshop on Analysis and Modeling of Faces and Gestures*, 232–233, 2003.
- [7] Lu, X., Colbry, D., Jain, A. "Matching 2.5d scans for face recognition," *International Conference on Pattern Recognition*, 30–36, 2004.
- [8] İrfanoğlu, M.O., Gökberk, B., Akarun, L. "3D shape based face recognition using automatically registered facial surfaces," *International Conference on Pattern Recognition*, 183–186, 2004.
- [9] Heshner, C., Srivastava, A., Erlebacher, G. "A novel technique for face recognition using range imaging" *International Symposium on Signal Processing and Its Applications*, 201–204, 2003.
- [10] Pan, G., Wu, Z., Pan, Y. "Automatic 3d face verification from range data," *International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, Volume 3, 193–196, 2003.
- [11] Xu, C., Wang, Y., Tan, T., Quan, L. "Automatic 3D face recognition combining global geometric features with local shape variation information," *International Conference on Automated Face and Gesture Recognition*, 308–313, 2004.
- [12] Lee, Y., Park, K., Shim, J., Yi, T. "3D face recognition using statistical multiple features for the local depth information," *International Conference on Vision Interface*, 2003
- [13] Beumier, C., Acheroy, M. "Face verification from 3D and grey level cues," *Pattern Recognition Letters* 22, 1321–1329, 2001.
- [14] Wang, Y., Chua, C., Ho, Y. "Facial feature detection and face recognition from 2D and 3D images," *Pattern Recognition Letters* 23, 1191–1202, 2002.
- [15] Chua, C.S., Han, F., Ho, Y.K. "3D human face recognition using point signature," *Proceedings of Int. Conf. on Automatic Face and Gesture Recognition*. 233–237, 2000.
- [16] Tsalakanidou, F., Tzocaras, D., Strintzis, M. "Use of depth and colour eigenfaces for face recognition," *Pattern Recognition Letters* 24, 1427–1435, 2003.
- [17] Chang, K., Bowyer, K., Flynn, P. "Face recognition using 2D and 3D facial data," *Multimodal User Authentication Workshop*, 25–32, 2003.
- [18] Papatheodorou, T., Reuckert, D. "Evaluation of automatic 4d face recognition using surface and texture registration," *International Conference on Automated Face and Gesture Recognition*, 321–326, 2004.
- [19] Lu, X., Jain, A.K. "Integrating range and texture information for 3D face recognition," *IEEE Workshop on Applications of Computer Vision*, 2005.
- [20] Toygar, O., Acan, A. "Multiple classifier implementation of a divide-and-conquer approach using appearance-based statistical methods for face recognition," *Pattern Recognition Letters* 25, 1421–1430, 2004.
- [21] Khuwaja, G.A. "An adaptive combined classifier system for invariant face recognition," *Digital Signal Processing* 12, 21–46, 2002.
- [22] Jing, X., Zhang, D. "Face recognition based on linear classifiers combination," *Neurocomputing* 50, 485–488, 2003.
- [23] Melnik, O., Vardi, Y., Zhang, C.H. "Mixed group ranks: Preference and confidence in classifier combination," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 26, 973–981, 2004.