

3B YÜZ EYLEM BİRİMLERİNİ ÇAKIŞTIRMA YOLUYLA SAPTAMA DETECTING 3D FACIAL ACTION UNITS VIA REGISTRATION

Arman Savran, Bülent Sankur

Elektrik ve Elektronik Mühendisliği Bölümü, Boğaziçi Üniversitesi

{arman.savran, bulent.sankur}@boun.edu.tr

ÖZETÇE

İnsan-bilgisayar arayüzleri ve davranış bilimi alanlarındaki potansiyel bir çok uygulamasından dolayı, yüz ifadelerinin otomatik analizi aktif bir çalışma alanıdır. Bu bildiriye 3B yüzlerde eylem birimi (AU) saptamak için yeni bir veri-güdümlü yaklaşım önerilmektedir. Bu yaklaşım ile, detaylı yüz çakıştırmasını herhangi bir yüz modellemesi yardımı olmadan, dolayısıyla model-güdümlü analizin dezavantajları olmaksızın poz ve fizyonomi farklılıklarının bozucu etkilerini telafi edebilen ve yüz özniteliklerini işleyebilen AU saptayıcılar tasarlanabilir. Esnek yüzey çakıştırması-tabanlı önerilen yöntem, veri-güdümlü ifade analizinde detaylı çakıştırmanın yapıldığı ilk örnektir ve en güncel AU saptama yönteminden üstün gelmiştir.

ABSTRACT

Due to its potential for human-computer interfaces and human facial behavior research, automatic analysis of facial expressions has been an active area of study. In this paper a novel data-driven approach is proposed to detect Action Units (AUs) on 3D faces. With this approach, it is possible to design detectors that can perform detailed face registration without resorting to any face modeling, hence can compensate confounding effects like pose and physiognomy differences and can process facial features more effectively, however, without and drawbacks of model-driven analysis. This is the first example of detailed registration in data-driven expression analysis and surpasses state-of-the-art AU detection.

1. GİRİŞ

Akıllı insan-bilgisayar arayüzleri, davranış bilimi ve yüz tanıma gibi çeşitli disiplinlerde getireceği yararlarından dolayı, yüz ifadelerinin otomatik analizi çok önemli bir konudur. Ne var ki bir çok potansiyel uygulaması olmasına rağmen, ifade analizi oldukça zor bir problemdir ve halen bilgisayarla görünüm en aktif araştırma konularından biridir. Her ifade için farklı otomatik bir saptayıcı tasarlamak genelgeçer uygulamalar için gerçekçi olmaz. Davranış bilimcileri tarafından geliştirilen ve ifade yapıtaşları diye yorumlanabilecek Yüz Eylem Kodlama Sistemi (FACS) [1] ise otomatik genel bir ifade yorumlayıcısı geliştirmede ilk adımdır. FACS yüz kasları ile ilgili 44 adet eylem birimini (AU: Action Unit) içerir ve bir nevi ifadelerin alfabetesidir.

Şimdiye kadar önerilmiş AU saptama yöntemlerini, model-güdümlü ve veri-güdümlü olmak üzere, iki ana grup altında

toplayabiliriz. Model-güdümlü yöntemlerde, insan yüzüne ait önceden tasarlanmış bir model analiz öncesi yüz görüntülerine oturtulur. Bu yöntemler basitçe yüz nirengi noktaları üzerinden çalışan yöntemler olabileceği gibi [2], şekil ve görünüm değişimlerini modelleyen AAM (active appearance model) gibi [3] çok daha gelişkin modeller de olabilir. Veri-güdümlü yöntemler ise tamamen görüntüler üzerinden istatistiksel öğrenmeye dayalıdır, dolayısıyla insan yüzüne dair herhangi bir ön bilgi kullanılmaz. En güncel veri-güdümlü yöntemler AU'lara özgü Gabor dalgacıklarının seçimine dayalıdır [4]. Her iki yaklaşımın da, bazı avantaj ve dezavantajları vardır. Model oturtma, detaylı yüz çakıştırma sayesinde poz ve kişilik farklılıklarının olumsuz etkileri hafifletilebilir, modele bağlı olarak az sayıda öznitelik, ve eğitim için az sayıda örnek yüz yeterli olabilir. Öte yandan model oturtma işleminin götürüsü hatalara açık olması (çok sayıda yüz noktası saptama zorunluluğu, yakınsamama, vs.), zahmetli yüz modeli oluşturma süreci (örneğin bir çok yüzün nirengi noktalarının işaretlenmesi) ve, kabul edilen modelin getireceği yanlışlık dolayısıyla düşük başarımlı risklidir.

İfade analizine son yıllarda gelen bir yenilik, poz ve ışıklandırma dayanıklılığı avantajlarından dolayı, 3B yüzlerin kullanılması olmuştur. Ayrıca 3B verinin, yüzey değişimlerinin doğrudan ölçümüne olanak vermesinden dolayı da AU saptamada önemli getirilerinin olduğu önceki bir çalışmada gösterilmiştir [7]. Bu çalışmada da 3B veriden faydalanılır, ancak burada veri-güdümlü analiz için yepyeni bir yaklaşım önerilmektedir. Önerilen yöntem, bir yandan model-güdümlü analizin tüm avantajlarını sağlarken, bir yandan da tamamen veri-güdümlü olduğu için hiç bir modelleme dezavantajından etkilenmez, dolayısıyla bu sayede yüksek performanslı ve pratik AU saptayıcılar ve ifade tanıyıcılar tasarlanabilir. Önerilen yöntem esnek yüzey kayıtlamasına dayanmaktadır.

2. ÇAKIŞTIRMA-TABANLI ANALİZ

2.1. İfadeye Özgü Referanslar Üzerinden AU Saptama

Önceki esnek çakıştırma kullanan yöntemlere baktığımızda, hepsinin model-güdümlü yöntemler olduğunu ve, ya kişinin nötr yüzü ya da ortalama yüz olan bir referansa göre şekil ve poz değişikliğini tasvir eden hareketi hesapladıklarını, sonra da bu deformasyon verisini sınıflandırmada ve/veya yüz görüntüsünü normalize etmede kullandıklarını görürüz. Burada önerilen yaklaşım ise veri-güdümlüdür ve, bütün yüz ve ifadelerle ortak bir referansa göre deformasyon kestirmek yer-

ine, ifadelere özgü referanslar kullanılır. Yani her test imgesi hesaplanan deformasyona göre referans imge domeninde yeniden örneklenecek şekilde deforme edilir, ve kayıtlanmış bu imgeler tanıma için analiz edilir.

Esnek çıkıştırma sonucunda poz farklılıkları telafi edilir ve test imgeleri, deformasyon modelinin izin verdiği ölçüde, referanstaki kimlik ve ifadeye benzer. Poz ve fizyonomi farklılıkları ifade analizini olumsuz etkileyebileceğinden giderilmeleri yararlıdır. Diğer taraftan ifadelerin normalize edilmesi bazı yararlı bilgilerin kaybına yol açabilir, örneğin gülümseyen dudakların geri çekilmesi gibi. Ancak ifadeye özgü referanslar sayesinde ifade nötrleştirme etkisi azaltılmaktadır. Ayrıca, kıvrımlılık verileri, uzamsal yönü olmasa da zaten deformasyon bilgisi taşımaktadır.

İfadeye özgü referans kullanmanın ikinci yararı ise, ağız açıklığı ve kırışıklık gibi sadece ifade ile ortaya çıkan yüz özneliklerinin etkili şekilde kullanılabilmesidir. Eğer referansta bulunmuyorsa, bu öznelikler esnek çıkıştırma için ciddi problemlere yol açabilir. Fakat bu yaklaşımda, aksine, bu tür durumlar ifade tanıma için faydalı olur. Pozitif örneklerdeki ifadeye özgü yüz özneliklerini barındıran bölgeler referansa iyi eşleşecekken negatifler eşleşmez, ve sonuçta analiz için bilgi verici düşük ve yüksek farklılıklar oluşur.

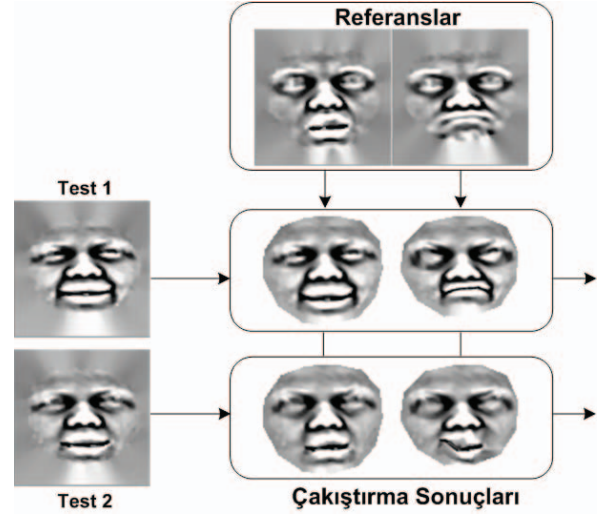
2.2. Çoklu Referanslar

AU saptama probleminde karşılaşılan bir zorluk, farklı tipteki deformasyonlardan dolayı kaynaklanan yüksek sınıf-ıçi dağılımdır. Bu sadece negatif sınıf için değil pozitif AU sınıfı için de geçerlidir. Bu güçlük baş edebilmek için çıkıştırma-tabanlı yaklaşım oldukça elverişli bir yol sunar.

Esnek çıkıştırma bir AU sınıfındaki varyasyonları azaltıyor olsa da, varyasyonlar tek bir ifade referansına göre deformasyonla uygun şekilde modellenemeyecek ölçüde fazla olabilir. Bu durum tipik olarak basit toplamdan ibaret olmayan AU bileşimlerinde ortaya çıkar. FACS, bu tür bileşimlerdeki ifade karakteristiklerinin, bileşen AU karakteristiklerinden oldukça farklı olabileceğini söylemektedir, ve bu yüzden bu tür bileşimler farklı kurallara göre kodlanır. Dolayısıyla bazı araştırmacılar bu bileşimleri ayrı bir sınıf olarak ele almışlardır. Belli AU tipleri belli referanslara daha iyi uyacağından, bir AU'nun farklı karakteristiklerini barındıran birden fazla referans ile sınıf-ıçi dağılım problemini hafifletebiliriz. Benzer durum bir AU'nun negatif sınıfı için de geçerlidir. Aslında negatif sınıf içerisinde çok daha fazla tipte deformasyon olacağından, çoklu referanslara negatif sınıfları da ekleyerek önemli oranda fayda sağlanacağını bekleyebiliriz.

Bu çalışmada, Bölüm 3 de anlatıldığı gibi, esnek çıkıştırma 3B yüzeylerin 2B kıvrımlılık imgeleri üzerinde gerçekleştirilir. Farklı tipteki deformasyonları temsil eden 23 adet referans imgesi kullanılmıştır. İki test imgesinin bu referanslardan ikisi üzerine çıkıştırılması ile oluşan imgeler Şekil 1 gösterilmektedir. İncelediğimizde, bazı deformasyonların şekil farklılıklarının gerçekçi kestirimleri, diğerlerinin ise yerel olarak gerçekçi olmadığını gözlemledik. Bu durum ifadeye özgü yüz özneliklerinden ve oldukça esnek bir deformasyon modeli ($\rho = 10$) kullanımından kaynaklanmıştır. Ne var ki, her iki tipteki sonuç da AU tanıma için faydalı olur.

Çoklu referanslar ile AU saptamak için, önce bütün



Şekil 1: İki test imgesinin farklı ifade ve kimliklerdeki referanslar üzerine esnek olarak çıkıştırılması ($\rho = 10$).

kayıtlanmış imgeler bir vektörde birleştirilir ve sonra AdaBoost ile her imgeden pikseller seçilerek en iyi AU saptama başarımını veren piksel kümesi sınıflandırıcılarda kullanılmak amacıyla oluşturulur. Bu çalışmada AdaBoost yanında, doğrusal ve RBF SVM ayırıcı (discriminative) ile üretici (generative) olan Naïf Bayes ve Kuvadratik Normal sınıflandırıcılar karşılaştırılmıştır.

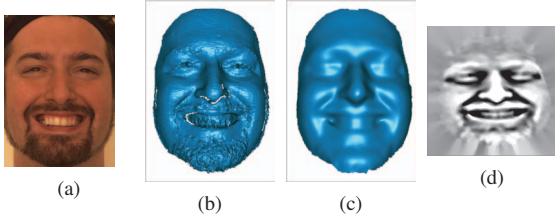
3. 2B TANIM BÖLGESİNDE ÇAKIŞTIRMA

Bu bildiriye önerilen 3B otomatik ifade analizi yaklaşımını gerçekleştirmek için, esnek çıkıştırma, yani bir yüzeyin diğer yüzeye deforme edilerek eşleştirilmesi, 3B yüzeylerinin 2B izdüşümleri üzerinde yapılır. Böylece, hem 3B'da çalışıyor olmanın getirdiği yüksek işlem ihtiyacının, hem de yüzeyler belli çözünürlükteki imge ızgaralarında örneklediğinden, yüzey topolojisi ve çözünürlük farklılıklarından dolayı oluşacak zorlukların önüne geçilir. 3B yüzeylerin 2B gösterimlerinin nasıl elde edildiği Bölüm 3.1 de, ve hiper-elastisiteye dayalı bir büyük deformasyon modelini hızlı bir şekilde hesaplayabilen yöntem Bölüm 3.2 de anlatılmaktadır.

3.1. 2B Yüzey Kıvrımlılık İmgeleri

Bu çalışmada bir takım özelliklerinden dolayı 3B yüzey geometrisinin ortalama kıvrımlılık değerleri ile gösterimi tercih edilmiştir. Öncelikle, ortalama kıvrımlılık yerel yüzey bükülmesinin bir ölçütü olduğundan yüz deformasyonlarının analizi için uygun bir adaydır. İkinci olarak, derinlik veya yüzey normali gibi gösterimlerin aksine, 3B öteleme ve dönmeden bağımsız olduğundan poz farklılıklarından etkilenmezler. Diğer bir avantaj olarak da (sayıl) skaler değer olması sayesinde işlem yükünü azalttığını söyleyebiliriz.

2B kıvrımlılık imgeleri şu şekilde oluşturulur. Öncelikle, sayısallaştırıcıdan gelen 3B koordinat verilerinden yararlanarak, yüzen yüzeyi üçgensel kafesle kısmi düzlemsel yüzey



Şekil 2: 3B yüzeyden kıvrımlılık imgesi oluşturulması. FACS kodu: 6B+7C+12D+16A+25D - Yanakları Kaldırma (6), Gözleri Kısma (7), Dudak Kenarı Çekme (12), Alt Dudağı Aşağı Çek (16), Dudaklar Ayrışık (25).

haline getirilir (Şekil 2b). Gürültü ve boşluklar bir çok 3B sayısallaştırıcıda sık karşılaşılan sorunlardır. Bu hataların, kıvrımlılık değerlerinin kestiriminde istenmeyen sonuçlar üretmesi aşikardır. Bundan dolayı ikinci adım olarak yüzey üzerinde bir takım yumuşatma ve delik kapama ön-işlemleri uygulanır (Şekil 2c). Bu sayede yumuşatılmış disk topolojisinde bir yüzey elde edilir, ve böylece üzerinde ortalama kıvrımlılık değerleri hesaplanır.

Kıvrımlılık değerleri ortogonal izdüşüm sonrası bir 2B imge ızgarası üzerinde örneklenir. Ön yüzün izdüşümünü gerçekleştirmeden önce tamamen otomatik olarak ICP poz hizalanması uygulanır. İzdüşümden sonra tanım bölgesi dışında kalan yerler imge üzerinde dışdeğerleme yapılarak doldurulur (Şekil 2d). Bu çalışmada 96×96 piksel çözünürlükte imgeler kullanılmıştır.

3.2. 2B Hiper-elastik Çakıştırma

Otomatik ifade analizi için önemli bir nokta, kullanılacak çakıştırma yönteminin ifadelerle ortaya çıkabilen büyük deformasyonların üstesinden gelebilecek ve aynı zamanda insan-bilgisayar etkileşimi uygulamaları için de yeterince hızlı çalışabilecek özellikte olması gerektiğidir, çünkü esnek çakıştırma algoritmalarının, özellikle büyük deformasyonlar için geliştirilen yöntemlerinin hesaplama yüklerinin ağır olduğu bilinmektedir. Bunun için geliştirdiğimiz 2B üçgenel ağ-tabanlı bir yöntem kullanılır [6].

Referans yüzeyi A nın 2B parametrik tanım bölgesini $D_A \subset R^2$, ve bu tanım bölgesindeki 2B koordinat vektörü $\mathbf{p} \in D_A$ ü hedef imgeye eşleyen çakıştırma deformasyonu da $\phi(\mathbf{p})$ olsun. ϕ nin çözümü eşleşme enerjisi E_M ve deformasyon enerjisi E_D ye bağlı toplam enerji E_T nin en küçültülmesiyle elde edilir.

$$E_T(\phi) = E_M(\phi) + \rho E_D(\phi), \quad (1)$$

$$E_M(\phi) = \frac{1}{2} \int_{\mathbf{p} \in D_A} \|I_B(\phi(\mathbf{p})) - I_A(\mathbf{p})\|^2 d\mathbf{p}, \quad (2)$$

$$E_D(\phi) = \int_{\mathbf{p} \in D_A} \|\mathbf{E}_{GL}(\phi(\mathbf{p}))\|_F^2 d\mathbf{p}, \quad (3)$$

Burada I_B ve I_A A ve B yüzeylerinin ortalama kıvrımlılık imgelerini temsil etmektedir. ρ esnemezliği belirleyen bir katsayıdır ve Frobenius normu hesaplanan \mathbf{E}_{GL} ise Green-

Lagrange gerilme tansörüdür.

$$\mathbf{E}_{GL}(\phi) = \frac{1}{2} \left(\frac{\partial \phi^T}{\partial \mathbf{p}} \frac{\partial \phi}{\partial \mathbf{p}} - \mathbf{I} \right) \quad (4)$$

Elastik çakıştırma metotlarında genellikle tercih edilen doğrusal elastik modellerin aksine Green-Lagrange gerilme tansörü ile doğrusal-olmayan bir elastik modelin önerilmesinin sebebi, bu çalışmada hesaplanmak istenen biçim değişimlerinin, yoğun ifadeli yüzlerde olduğu gibi, büyük olabilmesidir. Oysa doğrusal modeller ancak küçük deformasyonlara izin verir.

Problem çözümü üçgenel elemanlarla sonlu eleman ayrıklaştırılması yoluyla elde edilir. Üçgenel kafes elemanlarının deformasyon gradyanı sabittir, dolayısıyla sonlu elemanlar üzerindeki tümlevler herhangi bir yaklaşım yapılmaksızın hızlı bir şekilde hesaplanır. Ayrıca, gereksiz hesaplamaların önüne geçmek için üçgenler yüzey geometrisine uyarlmalı şekilde oluşturulur [6]. Enerjinin minimumunu bulmak için doğrusal-olmayan eşlenik gradyan yöntemi çok-ölçekli olarak kullanılır.

4. DENEYSEL SONUÇLAR

Deneyler Bosphorus [5] veritabanı üzerinde gerçekleştirilmiştir. Bosphorus veritabanı yapısal ışık sistemiyle elde edilen 3B yüz verileri ve eşlik eden kamera görüntülerinden oluşmaktadır. Kamera görüntüleri, 1600×1200 çözünürlükte olup, iyi aydınlanma koşullarında çekilmiş yüksek kaliteli renkli imgelerden oluşmaktadır. 35 adete kadar farklı yüz görüntüsü deney yürütücüsü tarafından verilen talimatlar doğrultusunda 105 kişiden alınmıştır. Deneylerde bileşim içinde ve tek başına oluşan AU'ları içeren 2902 yüz kullanılarak 25 AU test edilmiştir.

Saptayıcı başarımları ROC eğrileri üzerinden ölçülür. Buradaki ROC eğrileri, çeşitli eşik değerleri altında, yanlış kabul oranı (yanlış pozitiflerin toplam negatiflere oranı) değerlerine karşılık gelen doğruluk oranı (doğru pozitiflerin toplam pozitiflere oranı) değerlerini göstermektedir. ROC eğrisini tek bir değerle özetlemek için eğri altındaki alan (AuC) hesaplanır. Her AU için AuC değerleri ölçüldükten sonra pozitif örnek sayısına göre ağırlıklı toplam yapılarak AU bulucuların genel başarımları gösterilir. Deneyler, kişiden bağımsız 10-katlı çapraz geçişleme ile yapılmıştır. Ayrıca, sonuçların istatistiksel olarak önemini tahmin etmek için %95 güven aralıkları hesaplanmış ve %5 önem seviyesinde ikili t-testi yapılmıştır.

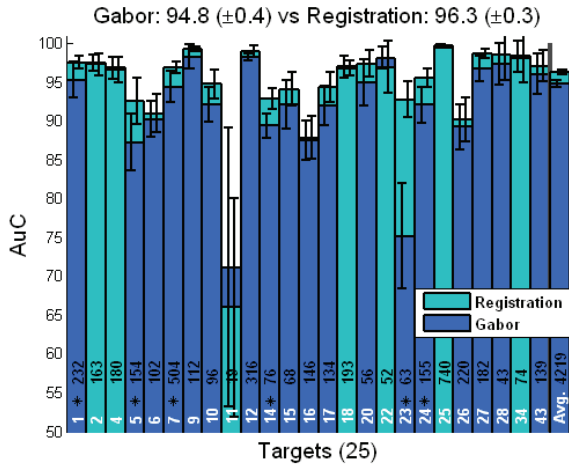
4.1. Gabor-Bazlı Saptayıcılar ile Karşılaştırma

AU tanımda başarımları en güncel yöntemlerden biri Gabor-bazlı saptayıcılarıdır. Bu deneyde, dalga boyları $2 - 32$ piksel arasında 0.5 oktav aralıklarla değişen dokuz farklı ölçekte, ve sekiz yönde Gabor dalgacığı her piksele uygulanarak $9 \times 8 \times 96 \times 96 = 663,552$ genlik tepkileri çıkarılmış [4] ve aynı sınıflandırıcılar altında karşılaştırma yapılmıştır. Çakıştırma-tabanlı yöntemde kullanılan toplam piksel adedi ise $120,000$ civarındadır. Her iki yöntemde de 200 adet AU özneteliği AdaBoost ile seçilmiştir. Gabor yöntemi hem 2B ışıklılık, hem de 3B kıvrımlılık imgelerine uygulanmıştır.

Tablo 1 de çıkan sonuçlara baktığımızda en yüksek değerler RBF SVM altında elde edildiği, ve %96.3 ortalama AuC

Tablo 1: Gabor ve çakıştırma-tabanlı saptayıcıların ortalama AuC değerleri ve %95 güven aralığı kestirimleri. AdaBoost ile seçilen 200 adet öznetelik kullanılmıştır.

Sınıflandırıcı	2B-Gabor	3B-Gabor	3B-Çakıştırma
AdaBoost	92.2 ± 0.5	93.6 ± 0.5	95.9 ± 0.3
Linear SVM	92.4 ± 0.5	94.0 ± 0.5	95.9 ± 0.3
RBF SVM	93.5 ± 0.5	94.8 ± 0.4	96.3 ± 0.3
Kuvadratik N.	90.0 ± 0.7	92.1 ± 0.6	96.3 ± 0.3
Naif Bayes	91.3 ± 0.6	94.6 ± 0.5	96.2 ± 0.4



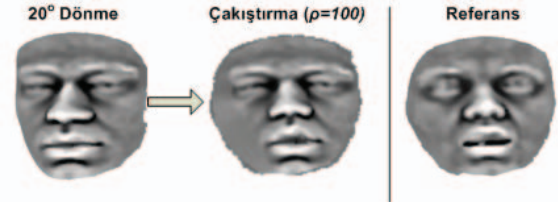
Şekil 3: Gabor ve çakıştırma tabanlı yöntemlerinin AuC değerleri ile karşılaştırılması. %95 güven aralıkları gösterilip, ikili t-test sonuçlarına göre farklılıklar yıldız ile belirtilmiştir.

ile çakıştırma-tabanlı saptayıcıların Gabor-tabanlılardan %1.5, ve 2B ışıklılık imgelerindeki Gabor-tabanlı saptayıcılardan da %2.8 bir farkla üstün geldiği görülmektedir. Şekil 3 Gabor karşılaştırmasını AU bazında göstermektedir. Özellikle AU 23 - Dudak Kısmı için büyük bir artış görülmektedir. İstatistiksel olarak diğer önemli artışlar AU 1 - Dış Kaş Kaldırma, AU 5 - Göz Kapağı Kaldırma, AU 7 - Gözleri Kısmı, AU 14 - Gamze ve AU 24 - Dudak Baskılama için olmuştur.

4.2. 3B Poz Dayanıklılığı

Otomatik ifade analizinde karşılaşılan önemli sorunlardan biri 3B'lu poz farklılıklarıdır. Önerilen yöntemin poz değişimlerine karşı detaylı çakıştırma sayesinde dayanıklı olduğu varsayımı yapılmıştır. Bunu test etmek için, yüzleri ICP ile otomatik olarak hizalamak yerine, 22 nirengi noktası el ile işaretlenerek daha doğru bir poz hizalaması yapılmıştır. RBF SVM altındaki sonuçlar, Gabor yönteminde %94.8'den %95.5'e çıkarırken, çakıştırma-tabanlı yöntemde başarımda hiç bir değişiklik olmadığı, bütün AU'lar da dahi, gözlemlenmiştir. Bu karşılaştırma, çakıştırma-tabanlı yöntemin poza karşı dayanıklılığını deneysel olarak göstermektedir.

Şekil 4 daha büyük poz farklılıklarının dahi nasıl giderildiğini göstermektedir. Bu şekilde 20°'lik oldukça büyük düzlem-dışı bir dönmenin esnek çakıştırılması gösterilir. Şekildeki referans imgesi başka bir kişiye ve ağız daha fa-



Şekil 4: 20° poz, farklı kimlik ve ifadeli bir yüz çakıştırılması.

zla açılmış bir ifadeye aittir. Bu şekilden de anlaşılacağı gibi, 3B uzayda doğrusal olan düzlem-dışı dönmenin 2B'deki etkisi doğrusal değildir. Fakat esnek çakıştırmanın poz nedeniyle olan bozulmaları düzelttiği görülmektedir.

5. SONUÇLAR

Bu çalışmada, 3B veri ile çalışan ve veri-güdümlü analize detaylı yüz çakıştırma özelliği kazandıran yeni bir yöntem önerilmiştir. Önerilen yaklaşımın önemi, yüz modellemenin getirdiği problemlerle uğraşmadan detaylı çakıştırma avantajlarını elde edebilmektir. Yani bu avantajlar, bir yüz modeline bağımlılık ve modelin kısıtlamaları olmadan, model uydurma gibi ara işlemler gerektirmeden, ve model hazırlamaya gereksinim duymadan elde edilir. Önerilen yaklaşım hızlı çalışan bir esnek çakıştırma tekniği ile gerçekleştirilmiştir. Yöntemin iki anahtar noktası vardır: (i) poz ve fizyonomi gibi ifade ile ilgili varyasyonlar giderilir; (ii) ifadeye-özgü referanslar kullanılarak ağız açıklığı ve kırışıklıklar gibi yüz öznetelikleri etkili olarak ele alınabilmektedir. Yöntem en güncel veri-güdümlü yöntemlerden üstün bir başarımla sağlamaktadır.

6. TEŞEKKÜR

Bu çalışma T.C. Devlet Planlama Teskilati (DPT) Projesi 2007K120610 (TAM), Boğaziçi Üniversitesi BAP 09HA202D ve TUBITAK 107E001 tarafından desteklenmiştir.

7. KAYNAKÇA

- [1] P. Ekman, W. V. Friesen, and J. C. Hager, *Facial Action Coding System, The Manual on CD ROM*, 2002.
- [2] M. Pantic and I. Patras. Dynamics of facial expression: recognition of facial actions and their temporal segments from face profile image sequences. *Systems, Man, and Cybernetics, Part B, IEEE Trans. on*, 36(2):433–449, 2006.
- [3] S. Lucey, I. Matthews, C. Hu, Z. Ambadar, F. de la Torre, and J. Cohn, AAM derived face representations for robust facial action recognition, in *FG'06*, 2006.
- [4] M. S. Bartlett, G. Littlewort, M. G. Frank, C. Lainscsek, I. Fasel, and J. R. Movellan. Automatic recognition of facial actions in spontaneous expressions. *Jour. of Multimedia*, 1(6):22–35, 2006.
- [5] A. Savran, N. Alyüz, H. Dibeklioglu, O. Celiktutan, B. Gokberk, L. Akarun and B. Sankur. Bosphorus database for 3D face analysis. *BioID'08*, 2008.
- [6] A. Savran, B. Sankur, Elastic registration of noisy and expression 3d faces, *SIU'09*, Antalya, Turkey, April 2009.
- [7] A. Savran, B. Sankur, M. T Bilge, Facial action unit detection: 3d versus 2d modality, *IEEE CVPR Workshop on Human Communicative Behavior Analysis*, SanFrancisco, USA, 2010.