

Frontal imgelerden otomatik yüz tanıma

Automatic face recognition from frontal images

Hasan Serhan Yavuz, Hakan Çevikalp, Rıfat Edizkan
Elektrik ve Elektronik Mühendisliği Bölümü
Eskişehir Osmangazi Üniversitesi
Eskişehir, Türkiye
{hsyavuz,redizkan}@ogu.edu.tr; hakan.cevikalp@gmail.com

Özetçe—Yüz tanıma basitçe kişilere ait olan yüz imgelerinden kimlik tespit edilmesi olarak tanımlanabilir. Bu çalışmada, sayısal kamera ile laboratuvarımızda fotoğraflanan frontal imgeler kullanılarak yüz tanıma yapılmıştır. Otomatik yüz tanıma süreci sırasıyla yüz sezme, göz sezme, sezilen gözlerin orta noktalarını kullanarak belirlenen standart bir yüz şablonuna uyacak biçimde haritalama yapma ve sonrasında hizalanan yüz imgelerini sınıflandırma basamaklarından oluşur. Literatürde yüz imgesi hazırlama süreci genellikle elle yapılmaktadır. Yüz imgelerinin tamamı birebir aynı biçimde kesildiği için çok yüksek tanıma oranları elde edilir ancak bir otomatik yüz tanıma uygulamasında elle hizalama yapılamaz. Bu yüzden belirtilen başarılı tanıma oranları otomatik tanıma uygulamaları için gerçeklikten uzaktır. Bu çalışmada, konuyla ilgili çoğu araştırmacının üzerinde durmadığı portre görüntülerinden yüz imgesi hazırlama süreci, otomatik algoritmalar kullanılarak gerçekleştirilmiş ve daha gerçekçi yüz tanıma başarımları test edilmiştir. Yüz imgeleri gri seviye, LBP, LTP ve iki boyutlu Gabor filtre öznelikleri ile betimlenmiş; Eigenface, Fisherface ve DCV yöntemleri kullanılarak betimleyici ve altuzay başarımları gerçekçi durumlar için belirlenmiştir. Deneyler sonucunda %90'a yakın doğru tanıma başarımları elde edilmiştir.

Anahtar Kelimeler — yüz sezme; göz sezme; yüz tanıma.

Abstract—Face recognition can be described as identification of people from their face images. In this study, an automatic face recognition system has been designed by using frontal images photographed in our lab. The automatic face recognition procedure consists of an alignment process which includes face detection, eye detection, mapping of the center coordinates of the eyes to a standard face template. This is followed by classification of aligned faces. In literature, face alignment process is usually done with manually and high recognition rates can be achieved due to very well aligned faces. However, in real-time face recognition applications, it's not possible to align face images manually. Therefore, successful classification rates reported in the literature are mostly misleading. In this study, we aligned faces in a fully automatic manner and we obtained more reliable and realistic face recognition rates. Face images are represented with gray level, LBP, LTP, and two dimensional Gabor filter features and performances are tested with Eigenfaces, Fisherfaces, and DCV methods. Experimental results showed that the automatic recognition rates can reach close to 90% correct recognition rates.

Keywords — face detection; eye detection; face recognition.

I. GİRİŞ

Yüz tanıma basitçe fotoğraf ya da video görüntülerindeki yüz imgelerinin hangi kişiye ait olduğunun belirlenmesi olarak tanımlanabilir. Yüz tanıma son yıllarda büyük ilgi gören araştırma konularından birisidir ve askeri, ticari ya da güvenlik hizmetleri gibi geniş uygulama alanlarına sahiptir. Sayısal görüntü işleme, yüz algılama ve imge betimleme tekniklerindeki gelişmeler, yüz tanımanın ilgi çekiciliğini arttırarak devam ettirmektedir. [1-2].

Yüz tanıma yöntemleri, görüntü betimleme biçimine göre iki gruba ayrılabilir. Birinci grup model tabanlı yaklaşımlar olarak tanımlanırken, bu grupta genellikle yüzün geometrik ya da istatistiksel özellikleri kullanılarak kişilere ait bir yüz modeli belirlenir ve tanıma işlemi test görüntüsünün belirlenen modele uyumluluk derecesine göre belirlenir. Görünüş tabanlı modellerde ise, yüz görüntüsünü oluşturan gri (ya da renkli) seviye piksel değerleri yüz görüntülerini temsil etmede kullanılır. Ancak kameradan yakalanan ilk görüntü arkaplanla birlikte sadece yüz bölgesinden fazlasını içeren bir portre görüntüsü biçimindedir. Bu yüzden, öncelikle portre görüntüsündeki yüz bölgesi sezilmeli ve ayrıştırılmalıdır. Yüz sezimi, yüz tanıma uygulamasının ilk aşamasıdır ve zorlayıcı bir basamaktır [3-5]. Yüz bölgesi sezildikten sonra, yüz bölgesine ait olan gri seviyeli ya da renkli görüntü piksel değerleri kullanılabilir veya piksel değerlerinden daha yüksek ayırt edilebilirlik veren farklı öznelikler kullanılabilir. Son zamanlarda, gri seviye değerlerinden daha yüksek başarımları olduğu belirtilen iki boyutlu Gabor filtreleri [6], yerel ikili örüntüler (local binary patterns – LBP) [7] ve yerel üçlü örüntüler (local ternary patterns – LTP) [8] teknikleri öznelik çıkarma yöntemleri olarak kullanılmaktadır.

Görünüş tabanlı yüz tanıma uygulamalarında sınıflandırıcı kararı öznelik vektörlerinin en iyi ayırt edici uzaya haritalanmasından sonra birbirleri arasındaki uzaklık değerlerine bakılarak verilir. Birbirine benzeşen örnekler birbirlerine yakın konumlara, benzeşmeyen örnekler ise uzak konumlara haritalanmıştır. En yakın uzaklık sınıflandırıcısı kullanarak bilinmeyen bir test örneği, eğitim aşamasındaki örneklerle karşılaştırıldığında en yakın uzaklık değerine sahip olan örneğin sınıfına atanır. Yüksek boyutlardaki öznelik vektörünü, sınıflandırıcı kararın verileceği daha küçük boyutlara haritalamak için altuzay yöntemleri kullanılır. Bu konuda bilinen etkili yöntemler arasında özyüzler (Eigenfaces) [9], Fisherfaces veya diğer bilinen adıyla doğrusal diskriminant analizi (LDA) [10] ve ayırt edici ortak vektör (discriminative common vector – DCV) [11] yöntemleri sayılabilir. Bu yöntemlerin kernel uyarlamaları da başarılı altuzay haritalamaları gerçekleştirmektedir [12-14].

Bu çalışmada, yüz tanıma yöntemlerinde girdi olarak kullanılan yüz görüntüsü otomatik olarak belirlenmiştir. Bunun için önce ESOĞÜ-MLCV veritabanı olarak adlandırdığımız portre görüntülerinin yüz bölgeleri [4] ve [5] kaynaklarında belirtilen yüz sezimi yöntemleriyle sezilmiştir. Daha sonra sezilen yüzlerde [15]'de

verilen yöntemle otomatik olarak gözlerin merkez yerleşmeleri bulunmuş ve bu değerler kullanılarak ölçekleme, döndürme basamakları uygulanarak yüz görüntüsü önceden belirlenen yüz şablonuna uyacak şekilde belirlenmiştir. Tüm görüntüler şablona uyacak biçimde otomatik olarak oluşturulduktan sonra gri seviye, LBP, LTP ve Gabor öznelikleri çıkarılmıştır. Tüm özneliklerin Eigenfaces, Fisherfaces, DCV, bunların kernel uyarlamaları ve Laplacianfaces [16] yöntemleriyle birlikte kullanıldığı yüz tanıma deneyleri yapılarak otomatik yüz tanıma sisteminin verimliliği test edilmiştir.

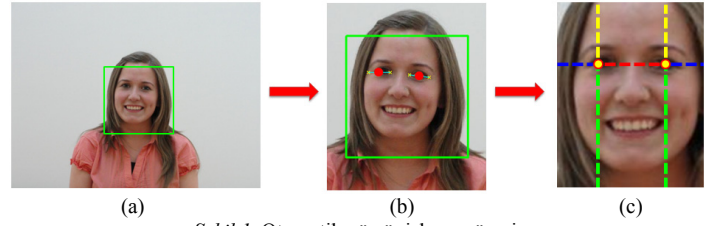
II. METODOLOJİ

A. Yüz Önileme

Yüz önileme, portre görüntülerinden yüz bölgesinin tüm yüzler için standart olarak tanımlanan bir süreç ile uygun biçimde ayrıştırılması biçimde tanımlanabilir. Yüz önilemenin ilk basamağı yüz sezimidir. Yüz sezme amacıyla kullanılan çok farklı yöntemler mevcuttur [3]. Genel olarak yüz sezme yöntemleri, imgelere ait özneliklerin belirlenmesinden sonra, yüz örneklerinin koordinatlarının bulunması problemini, yüze ait örnekleri içeren sınıfı arkaplan sınıfı olarak adlandırılan ve yüz görüntülerini içermeyen örneklerden oluşan sınıftan ayırma amacı güden iki-sınıflı bir sınıflandırıcı tasarlama problemi olarak ele alır. Yüz sezimi konusunda devrim niteliğindeki çalışma Viola ve Jones [4] tarafından gerçekleştirilmiştir. Bugün bile en iyi yöntemler arasında sayılan bu çalışmada imgeleri betimleme amacıyla Haar dalgacık benzeri öznelikler kullanan araştırmacılar, tümlev imge (integral image) adını verdikleri teknik sayesinde bu öznelikleri çok hızlı bir şekilde hesaplamışlardır. Sınıflandırıcı olarak AdaBoost adı verilen ardışıl sınıflandırıcının kullanılması, yüzlere ait olmayan arkaplan imgelerinin bir çoğunun erken bir şekilde reddedilmesini ve yüz görüntülerinin çok hızlı bir şekilde bulunmasını sağlamıştır. Gerçek zamanlı çalışabilen sistem orta boyarlarda bir imgede istenen nesnenin koordinatlarını 1 saniyenin altında bir süre diliminde bulabilmektedir. Yüz seziminde bir başka farklı yaklaşım en yakın konveks model sınıflandırıcısıdır [5]. Bu yöntemde yüz sınıfına ait olduğu tahmin edilen bölgeler belirlendikten sonra öznelikleri çıkarılır ve özneliklerin kaskad yapıda düzenlenen konveks sınıf modellerine olan uzaklık ölçülerine bakılarak yüz sınıfı ya da arkaplan sınıfı olduğuna karar verilir. Yöntemde yüz sezimi için sol üst köşeden başlayarak sağ alt köşeye kadar sabit boyutlu kayan pencereler farklı ölçeklerde kaydırılarak yüz sınıfları tespit edilir. Yüz sezme için bu çalışmada [4] ve [5] yöntemlerinin çıktılarını kullanılmıştır. Her iki yöntemin yüz sınıfı olarak döndürdüğü bölge çıktıları %60 ya da daha yüksek bir oranda çıkmışsa yüz sezimi başarılı olarak kabul edilmiş ve [5] yönteminin çıktısı kullanılmış, diğer durumda ise yüz sezimi başarısız olarak kabul edilmiştir.

Yüz seziminden sonra yapılması gereken, yüzlerin standart bir biçimde kesilmesidir. Bunu başarmak için dikdörtgen bir yüz şablonu oluşturulmuştur. Şablona eşleştirilen yüz imgeleri içinde gözler tüm imgeler için aynı yerleşkelere denk gelmektedir. Şablon boyutları deneysel olarak belirlenmiştir. Yüzlerin şablona oturtulması ise gözlerin otomatik olarak belirlenen konumları kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Göz sezme, bir başka zor süreçtir. Gözler kapalı olduğu ya da gözlük takılması durumları süreci zorlaştıran etkenlerdendir. Önceki aşamada yüz sezimi yapıldığı için, gözleri belirlemede yüz bölgesi içinde tarama ile hızlı ve başarılı sonuçlar veren [15] yaklaşımında verilen yazılım kullanılmıştır. İlgili yöntemde, yüz imgesi giriş olarak belirlendiğinde göz, burun ve ağız bölgelerinde birkaç nokta hızlı biçimde döndürülür. Çalışmamızda, sadece gözlerin merkez konumları belirlenmiştir. Belirlenen konum bilgileri kullanılarak gözler arası uzaklık ve gözlerin yatay eksenine göre eğiklik açıları hesap edilmiş, bu değerler şablondaki yapılması gereken ölçekleme ve döndürme miktarlarını belirlemede kullanılmıştır. Ölçekleme ve döndürme işlemleri sonrasında tüm yüzler şablona uygun forma getirilerek kesilmiştir. Otomatik yüz

önileme süreci Şekil 1'de özetlenmiştir. Orijinal portre görüntüsü (Şekil 1(a)) üzerinde yüz sezimi yapılır, sezilen yüz bölgesinde göz sezimi (Şekil 1(b)) yapılır, sezilen gözlerin orta noktaları yüz şablonuna döndürme, dengeleme yapılarak haritalanır (Şekil 1(c)).



Şekil 1. Otomatik yüz önileme süreci

B. Öznelikler

Sayısal görüntülerin en yaygın temsil edilme biçimi gri seviyeli gösterimdir. Temelde, siyah ve beyaz arasındaki renk tonları, 0 ile 255 arasında kalan değerlerle ifade edilir. Gri seviye değerleri, hiçbir işleme gerek duymadan sayısal bir görüntünün en temel özneliği olarak kullanılabilirler. Gri seviyeden başka çeşitli betimleyiciler de öznelik olarak kullanılabilir. Çalışmada, gri seviye değerlerine ek olarak LBP, LTP ve Gabor öznelikleri kullanılmıştır.

Önceleri doku sınıflandırma çalışmalarında kullanılan LBP öznelikleri, yüz betimleme de başarılı sonuçlar elde edildikten sonra yüz tanıma alanında da kullanılmaya başlanmıştır [7]. LBP herhangi bir piksel koordinatı çevresindeki sekiz komşulukta kurallı ikili yoğunluk karşılaştırmaları yapar. Komşuluğunda olan 8 noktayı değerlendirirken merkezdeki piksel değeri kesim noktası kabul edilir ve bu değerden büyük veya eşit olanlara 1, küçük olanlara ise 0 değeri verilerek 8 komşuluk için 8-bitlik bir ikili bir kod elde edilir. Oluşturulan 8-bitlik ikilik kodun onluk (decimal) değeri, verilen piksel etrafında yerel yapısal bilgileri temsil eder. Tüm pikseller için hesaplanan LBP kodlarıyla oluşturulan görüntünün histogramı, bu kodların hangi sıklıkla kendilerini tekrar ettiğini belirtir. Yüz tanıma amacıyla LBP özneliklerinin elde edilmesinde ilk olarak yüz görüntüleri belirli sayıda bölgeye bölünür. Her bir bölge için LBP kodlarından histogramlar elde edilir. Daha sonra bu histogramlar birbirine eklenerek elde edilen yeni histogram, yerel ikili örüntü öznelik vektörü olarak kullanılır [7].

LTP öznelikleri, LBP'nin bir uzantısı olarak tanımlanmıştır [8]. LBP kodlarında tanımlanan iki bölge ikili kodlarla temsil edilirken, LTP kodlarında 3 bölge tanımlanır ve (-1,0,1) biçiminde üçlü kodlarla temsil edilir. Tanımlanan üç bölge şu şekildedir. Merkez pikselle komşu piksel arasındaki farkın mutlak değeri belirli bir eşik değerinden küçükse 0; farkın mutlak değeri eşik değerinden büyük ancak komşu piksel merkez pikselden küçükse -1; farkın mutlak değeri eşik değerinden büyük ancak komşu piksel merkez pikselden büyükse 1 kodu ile kodlanır. Onluk sisteme çevirme işlemi 3 tabanına göre değil, iki kanallı ikilik tabana göre gerçekleştirilir. Birinci kanalda negatif kodlar 0, ikinci kanalda ise 1 olarak düşünülür ve iki kanalda oluşan farklı ikilik kodlar onluk tabana çevrilir. Ayrıntılı bilgi için bkz. [8].

Gabor öznelikleri, gri seviye değerlerinin iki boyutlu karmaşık Gabor filtreleri ile filtrelenmesiyle oluşturulan özneliklerdir. Gabor filtrelerinin öznelik çıkarmada kullanılmalarının en önemli sebebi beyindeki görme sisteminin matematiksel çıkarımlarının Gabor fonksiyonlarıyla benzeşmesidir. İki boyutlu Gabor filtresi, Eşitlik 1'de verildiği gibi tanımlanır [6].

$$GABOR(x, y) = \frac{f^2}{\pi\gamma} \exp\left(-\left[\frac{f^2}{\gamma^2}x_r^2 + \frac{f^2}{\eta^2}y_r^2\right]\right) \exp(j2\pi fx_r) \quad (1)$$

$$x_r = x \cos \theta + y \sin \theta; \quad y_r = -x \sin \theta + y \cos \theta$$

Burada (x,y) : piksel konumu, α : x -ekseni yönündeki Gauss fonksiyonu şekil parametresi, β : y -ekseni yönündeki Gauss fonksiyonu şekil parametresi, f : harmonik sinyal frekansı, θ : eliptik Gauss fonksiyonun temel eksenini döndürme açısı, γ ve η ise sırasıyla f/α ve f/β oranlarıdır. İki boyutlu Gabor fonksiyonun büyüklüğü (magnitude) kullanılarak N_s sayıda farklı ölçek değeri,

N_o sayıda farklı döndürme açısı kullanılarak toplamda $(N_s \times N_o)$ sayıda filtreden oluşan bir filtre bankası oluşturulur. Her bir filtre çıktısı vektör forma çevrilip uç uca eklenerek Gabor özneliği elde edilir. Elde edilen öznelik vektörü çok yüksek boyutlarda ise aşağı örneklemeye ya da boyut indirgeme teknikleri kullanılarak yüksek boyutsallıktan kurtarılabilir.

C. Görünüş tabanlı yüz tanıma yöntemleri

Öznelik çıkarımı sonrasında belirlenen ölçüler genellikle bir vektör formunda temsil edilir ve yüz görüntüsünün öznelik vektörü olarak adlandırılır. Öznelik vektörünün her bir değişkenin uzayda bir boyut tanımladığı ve öznelik vektörünün genellikle çok sayıda değişkenden oluştuğu düşünüldüğünde yüz görüntüsünün temsil edildiği öznelik uzayı çoğunlukla çok yüksek boyutlardadır. Değişkenler, birbiriyle ilişkili bilgiler taşıdığı için önemli miktarda bilgi kaybı olmadan örnekleri yüksek boyutlu tanım uzayından çok daha düşük boyutlardaki altuzaylara haritalamak mümkündür.

Yüz tanımada boyut indirgeme işlemi gerçekleştirilen ilk yöntemlerden biri özyüzler (Eigenfaces) [9] yöntemidir. Temel bileşen analizi (PCA) prensiplerini kullanan yöntem, veri örnekleri arasındaki saçılımları en büyükleyen doğrultularda taban vektörleri olan altuzaylar tanımlayarak boyut indirgeme sağlar. Doğrusal diskriminant analizi yöntemi [10], Fisher'in doğrusal diskriminant kriterini kullanarak sınıf içi saçılımları en küçükleme, sınıflar arası saçılımları en büyükleme prensibi güderek genellikle daha başarılı sonuçlar verir. Fisher'in doğrusal diskriminant kriterini, altuzay taban vektörlerini saçılım matrisinin erim uzayı yerine sıfır uzayından gelecek şekilde değiştiren ve optimum ayırt edici altuzay vektörlerini belirleyen bir diğer yöntem de ayırt edici ortak vektör yöntemidir [11]. PCA, LDA ve DCV yöntemleri doğrusal yöntemlerdir ve vektörlerin iç çarpımları cinsinden formüle edilebilirler. Yöntemlerin formülasyonundaki iç çarpımlar kernel fonksiyonları biçiminde yazıldığında, tanım uzayından daha büyük boyutlardaki bir başka uzaya haritalama yapıp, bu uzayda ayırıştırma da yapılabilir. Bu şekilde, yöntemlerin kernel uyarlamaları elde edilir ve doğrusal versiyonlarına kıyasla tanıma performansında bir miktar iyileştirme sağlanabilir [12-14].

III. YÜZ TANIMA DENEYLERİ

ESOGÜ-MLCV yüz veritabanı, 78 bay, 22 bayan olmak üzere 100 kişinin iki farklı oturumda alınan frontal portre imgelerinden oluşmaktadır. Her iki oturumda kişi başı 9 farklı poz tanımlıdır. Bunlardan 6 tanesi doğal ışık altında farklı yüz ifadeleri içeren (doğal, gülme, kızgın, şaşırılmış, tek göz kırpılmış ve güneş gözlüğü takılmış); 3 tanesi de doğal yüz ifadesinin 3 Multiblitz 1000 W ışık kaynağı ile farklı açılardan ekstra aydınlatılmasıyla (soldan, sağdan, karşıdan) oluşturulan pozlardır. Görüntüler, iki oturum arasında en az 10 gün olacak biçimde SONY DSC-H20 sayısal kamera ile 2592×1944 piksel çözünürlükte çekilmiştir. Oturumlarda kişilerin kılık ve kıyafetlerine hiçbir kısıtlama tanımlanmamıştır.

Veritabanında toplam 1800 portre görüntüsü mevcuttur. Portre görüntüleri kullanılarak sırasıyla yüz sezme, göz sezme, şablona uyacak biçimde yüz haritalama ve kesme işlemleri ikinci bölüme verildiği gibi otomatik olarak gerçekleştirildikten sonra öznelikler elde edilmiş ve yüz tanıma deneyleri yapılmıştır. Deneylerde kişilerin rastgele seçilen 9 görüntüsü eğitim, geriye kalan 9 görüntüsü de test aşamasında kullanılmıştır. Yöntemlerin verimliliğini anlamlı biçimde

karşılaştırabilmek için rastgele seçim işlemi, önceden rastgele sıralamalarla oluşturulan bir indeks listesi ile yapılır. Böylece, farklı yöntemlerin aynı örneklerle eğitilip, aynı örneklerle test edilmesi garantilenir. Oluşturulan listelerde, eğitim aşamasında kullanılacak 9 görüntü, sezilebilmiş yüz görüntüleri arasından seçilmiştir. Otomatik yüz sezme sonucunda sezilemeyen görüntüler, yanlış sınıflandırma olarak kabul edilmiştir.

Yüz görüntüsü için deneylerde kullanılan yüz şablonu, hesap kolaylığı sağlanabilmesi açısından 70×55 boyutlarında seçilmiştir. Sol alt köşe orijin kabul edildiğinde, şablonda sağ göz $(x,y)=(15,47)$; sol göz ise $(x,y)=(40,47)$ yerleşmelerinde konumlandırılmıştır. Bu durumda öznelik vektör boyutları $\mathbf{x}_{gri_seviye} \in \mathfrak{R}^{3850}$, $\mathbf{x}_{LBP} \in \mathfrak{R}^{2065}$, $\mathbf{x}_{LTP} \in \mathfrak{R}^{4130}$, $\mathbf{x}_{Gabor} \in \mathfrak{R}^{9600}$ olarak bulunmuştur. LBP ve LTP öznelikleri, her bir pikselin 3×3 komşuluğunda çıkarılmıştır. Tüm görüntü 7×5'lik alt pencerelere bölünerek alt pencereler için LBP ve LTP kodları belirlenip, birbirine eklenerek LBP ve LTP öznelikleri elde edilmiştir. Gabor özneliği $\gamma = \eta = \sigma / \sqrt{2}\pi$, $\sigma = 2\pi$, döndürme açıları $\theta_k = k\pi/8$, $k = 0,1,\dots,7$ ve ölçeklemeler $f_a = f_{max} / 2^{a/2}$, $a = 0,1,2,3,4$, $f_{max} = \sqrt{2}$ (8 açı 5 ölçek) parametreleriyle hesaplanan iki boyutlu Gabor filtre bankasının büyüklüklerinin art arda eklenip, hafıza problemleri oluşmaması için aşağı örneklemeye yapılmasıyla elde edilmiştir.

Eğitim ve test kümelerinin 10 farklı rastgele seçimleriyle tanıma deneyleri gerçekleştirilmiştir. Tablo 1'de test kümesi doğru tanıma oranlarının ortalama (%) ve standart sapma değerleri verilmiştir. Öznelik biçimine göre en yüksek tanıma oranları koyu karakterle yazılmıştır.

Tablo 1. Yüz tanıma deneyi sonuçları

Yöntem	Öznelik biçimi							
	Gri seviye		LBP		LTP		Gabor	
	(%)	(σ)	(%)	(σ)	(%)	(σ)	(%)	(σ)
Eigenfaces	53,03	5,04	76,28	2,88	70,66	4,37	64,07	5,17
Fisherfaces	57,83	4,10	86,94	1,94	88,94	2,11	84,06	2,86
DCV	66,62	5,08	88,26	1,73	89,69	1,63	86,48	2,52
Kernel PCA	52,87	5,02	76,31	2,88	70,46	4,29	64,22	5,23
Kernel LDA	75,04	5,42	89,41	1,20	89,86	1,55	87,74	2,13
Kernel DCV	74,26	5,18	89,21	1,37	89,68	1,89	87,82	1,88
Laplacianfaces	67,38	5,04	87,70	1,57	89,36	1,84	85,94	2,52

Deney sonuçlarına bakıldığında %90 seviyesine yakın doğru tanıma oranları elde edilmiştir. Tanıma sürecinin portre görüntüleri üzerinden başlatılarak otomatik olarak işletildiği düşünüldüğünde sonuçlar başarılı olarak kabul edilebilir. Tanıma oranlarını düşüren en önemli faktörlerden ilki başarısız yüz sezme, diğeri ise gözlerin merkez koordinatlarının belirlenmesindeki küçük hatalardır. Çalışmada, yüz sezimi başarımdan emin olmak için başarılı iki yüz sezici yöntemin çıktılarının %60'dan daha büyük oranlarda çakışması zorunluluğu tanımlanmıştır. Bu oranı düşürerek yüz sezimi başarımlarını arttırmak mümkündür ama bu durumda yanlış bir bölgenin yüz olarak sezildiği sonuçlarla karşılaşılabilir. Yüz tanımada başarılı sonuçlar elde etmek için öncelikle yüzün doğru biçimde sezilmesi büyük önem taşımaktadır. Çalışmadaki portre görüntülerinde açık renkli bir arkaplan mevcuttur ancak karmaşık arkaplan mevcut olsa bile kullanılan yüz seziciler, şimdiki duruma benzer performanslar üretirler. Arkaplanı sabit olan ve tek yüz içeren portre görüntülerinden yüz sezimi başarımlarını basit görüntü işleme teknikleriyle arttırmak mümkündür. Sabit ya da karmaşık arkaplan içeren genel durumlardaki yüz tanıma performansı hakkında gerçekçi fikirler elde etmek adına probleme özgü bir hile uygulanmamıştır. Yüz sezicilerin yüzü

sezmede en çok sorun yaşadığı pozlar fazla aydınlatma uygulanan pozlarda olduğu gözlemlenmiştir.

Göz sezimindeki küçük hatalar tanıma başarımını olumsuz yönde etkileyen bir diğer faktördür. Gözlerin açık olduğu pozlarda genelde sezim hataları ihmal edilebilir ölçülerdedir. Ancak gözün kapalı olduğu ya da güneş gözlüğü takılmış olan pozlarda gözlerin konumlarının bir miktar yanlış belirlenmesi, göz noktalarının şablona yanlış haritalanmasına sebep olur. Bu durum, tanıma başarımı üzerine olumsuz etkiler yaratır. Yüz ya da göz sezimindeki hatalardan kaynaklanan bazı örnekler Şekil 2'de gösterilmiştir. Şekilde sezilemeyen yüzler siyah renkle belirtilmiştir. Göz sezimi hataları da yanlış ölçeklendirme ya da hatalı döndürme ile sonuçlanmıştır.



Şekil 2. Otomatik yüz hizalama sürecindeki bazı olumsuz örnekler

Özniteliklerin başarımları karşılaştırıldığında, LBP, LTP ve Gabor özniteliklerinin kullanımının, gri seviye değerlerine göre daha başarılı sonuçlar verdiği görülmektedir. Gabor öznitelikleri, gerek boyut olarak LBP ve LTP'lerden daha büyük olduğu, gerekse çıkarımlarının LBP ve LTP'lere göre daha karmaşık hesaplamalar içermesi yüzünden (bkz. Eşitlik 1) tercih edilmede LBP ve LTP'lerden daha sonra gelmektedir. Başarım olarak da LBP ve LTP özniteliklerinin genelde Gabor özniteliklerinden daha iyi olduğu görülmektedir.

Yöntemler kendi aralarında kıyaslandığında doğrusal yöntemlerde DCV yönteminin, doğrusal olmayan yöntemler arasında ise kernel LDA yönteminin daha başarılı sonuçlar verdiği gözlemlenmiştir. Genellikle LDA, DCV ve bunların kernel versiyonlarının sonuçları birbirine yakındır. Bu nedenle bu yöntemlerin hangisinin daha iyi olduğunu söylemek zordur. Eigenface yöntemi diğer yöntemler arasında en kötü tanıma oranlarını vermiştir.

IV. SONUÇ

Frontal portre görüntüleri kullanılarak kimlik belirleme, yüz sezme, yüz hizalama için ön işleme ve imge tanıma aşamalarından oluşan bir görüntü tanıma problemidir. Aydınlatma koşullarının farklı olması veya yüzdeki mimik farklılıkları ya da güneş gözlüğü gibi yüzü kapatan aksesuarlar bulunması durumları yüz tanımayı zorlaştırır. Bu çalışmada, portre görüntülerinden otomatik olarak kesilerek oluşturulan yüz imgeleri ile yüz tanıma deneyleri yapılmıştır. Deney sonuçları, otomatik yüz tanıma sisteminin başarımları konusunda fikir vermektedir. Deneylerde görünüş tabanlı yüz tanıma yöntemleri farklı özniteliklerle denenmiş, kullanılan yöntem ve özniteliklerin tanıma başarımlarına etkisi karşılaştırılmıştır. Elde edilen sonuçlar, öznitelik seçiminin tanıma verimliliği üzerinde büyük etkisinin bulunduğunu göstermektedir. Gri seviye değerleri kullanıldığında doğru tanıma oranları en fazla % 75 seviyelerinde elde edilirken, LBP, LTP ya da Gabor öznitelikleri kullanılarak %90'a yakın sonuçlar elde edilmiştir.

Yüz hizalama sürecinin otomatik algoritmalarla gerçekleştirildiği göz önünde bulundurulduğunda elde edilen oranlar otomatik yüz tanıma sisteminin başarımları konusunda gerçekçi fikirler vermektedir. Çalışmada elde edilen tanıma oranları yüz ve göz sezimi aşamalarında probleme özgü görüntü işleme teknikleri kullanılarak iyileştirilebilir.

KAYNAKÇA

- [1] Zhao W., Chellappa R., Phillips P. J., Rosenfeld A., "Face recognition: a literature survey," *ACM Computing Surveys*, Vol. 35, No. 4, pp. 399-458, 2003.
- [2] Jafri R. and Arabnia H. R., "A survey of face recognition techniques," *Journal of Information Processing Systems*, Vol. 5, No:2, pp. 41-68, 2009.
- [3] Yang M., Kriegman D.J., Ahuja N., "Detecting faces in images: a survey," *IEEE Trans. on PAMI*, Vol.24, No:1, pp. 34-58, 2002.
- [4] Viola P. and Jones M. J., "Robust real-time face detection," *Int. Journal of Computer Vision*, Vol. 57, No:2, pp. 137-154, 2004.
- [5] Cevikalp H. and Triggs B., "Efficient object detection using cascades of nearest convex model classifiers," *International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2012.
- [6] Shen L., Bai L., "A review on Gabor wavelets for face recognition," *Pattern An. and Applications*, Vol. 9, No:2, pp. 273-292, 2006.
- [7] Ahonen T., Hadid A., and Pietikainen M., "Face description with local binary patterns," *IEEE Trans. on PAMI*, Vol. 28, No:12, pp. 2037-2041, 2006.
- [8] Tan X. and Triggs B., "Enhanced local texture feature sets for face recognition under difficult lighting conditions," *IEEE Trans. on Image Processing*, Vol. 19, No:6, pp. 1635-1650, 2010.
- [9] Turk M. and Pentland A. P., "Eigenfaces for recognition," *Journal of Cognitive Neuroscience*, Vol. 3, No:1 pp. 71-86, 1991.
- [10] Belhumeur P. N., Hespanha J. P., Kriegman D. J., "Eigenfaces vs fisherfaces: Recognition using class specific linear projection," *IEEE Trans. on PAMI*, Vol. 19, No:7, pp. 711-720, 1997.
- [11] Cevikalp H., Neamtu M., Wilkes M., and Barkana, A., "Discriminative common vectors for face recognition," *IEEE Trans. on PAMI*, Vol. 27, No:1, pp. 4-13, 2005.
- [12] Scholkopf B., Smola A., and Muller K., "Kernel principal component analysis," *Lecture Notes in Computer Science*, Vol. 1327, pp. 583-588, 1997.
- [13] Mika S., Ratsch G., Weston J., Scholkopf B., and Muller, K.-R., "Fisher discriminant analysis with kernels," *Neural Networks for Signal Processing IX*, Y.-H. Hu, J. Larsen, E. Wilson, and S. Douglas, Eds. Piscataway, NJ: IEEE, pp. 41-48, 1999.
- [14] Cevikalp H., Neamtu M., and Wilkes M., "Discriminative common vector method with kernels," *IEEE Trans. on Neural Networks*, Vol. 17, No: 5, pp. 1550-1565, 2006.
- [15] Everingham M., Sivic J., and Zisserman A., "Hello! my name is... Buffy" -- automatic naming of characters in TV video," *In Proc. of the British Machine Vision Conference*, 2006.
- [16] He X., Yan S., Hu Y., Niyogi P., and Zhang H.-J., "Face recognition using laplacianfaces," *IEEE Trans. on PAMI*, Vol. 27, No:3, pp. 328-340, 2005.