

Video Dizilerinden oęul-Biyometrik Kimlik Doęrulama

Combining Face and Voice Modalities for Person Verification from Video Sequences

H.K. Ekenel, S.Y. Bilgin, İ. Eden, M. Kirişçi, H. Erdoğan, A. Erçil
Sabancı Üniversitesi, Mühendislik ve Doęa Bilimleri Fakültesi
Tuzla, İstanbul 34956, Türkiye
ercil@sabanciuniv.edu

Bildiri Konusu: Örüntü ve Nesne Tanıma

“IEEE SIU 2004Öğrenci Makalesi Ödülüne Aday”

Abstract

In this paper, a multimodal person verification system is presented. The system is based on face and voice modalities. Fusion of information derived from each modality is performed at the matching score level using sum rule. For face verification statistical subspace tools are utilized as feature extractors. For speaker verification, mel frequency cepstral coefficients are used as features and gaussian mixture models are used for modeling. Various combination cases are tried in the experiments and the results show that for each case the combined modalities performs better than the single modality.

Özetçe

Bu bildiride, kişiye ait yüz ve ses bilgilerinin kullanımına dayalı bir çoęul-biyometrik kimlik doęrulama sistemi önerilmiştir. Yüz doęrulama için temel bileşen analizi (TBA) ve bağımsız bileşen analizi (BBA) yöntemleri, konuşmacı doęrulama için ise mel-frekans-kepstral katsayıları (MFKK) kullanılmıştır. Her bir biyometrik özellikten (yüz, ses) elde edilen bilgi eşleşme değeri düzeyinde toplam kuralı ile tümleştirilmiştir. Deneyler sonucunda tümleştirmenin doęrulama sisteminin başarı oranını arttırdığı gözlemlenmiştir.

Video Dizilerinden Çoğul-Biyometrik Kimlik Doğrulama

H.K. Ekenel, S.Y. Bilgin, İ. Eden, M. Kirişçi, H. Erdoğan, A. Erçil Sabancı Üniversitesi, Mühendislik ve Doğa Bilimleri Fakültesi Tuzla, İstanbul 34956, Türkiye, ercil@sabanciuniv.edu

1. Giriş

Son yıllarda, kişilerin birden çok biyometrik özelliğine dayalı çoğul-biyometrik sistemler üzerine yapılan çalışmalar yoğunluk kazanmıştır. Çoğul-biyometriye yönelimin temel nedeni, tek biyometrik nitelik kullanılarak geliştirilen doğrulama sistemlerinde karşılaşılan çeşitli kısıtlamaların, bir ölçüde kaldırılması çabasıdır.

1970'li yıllardan itibaren yüz tanıma/doğrulama probleminin çözümü için yoğun çabalar harcanmasına rağmen, bu problem, ifade, poz, aydınlanma gibi yüzün görünümünde oluşan değişimlerin yarattığı zorluklar nedeniyle hala tam olarak çözülememiştir. Yüz tanıma yönelik ilk uğraşlar geometrik özellikler temel alan yöntemlere dayanmaktadır. 1990'ların başlarından itibaren ise yüzün görünümüne dayalı, bütüncül yaklaşım yaygınlaşmıştır [4]. Yüz verisi, piksel değerlerinin satır satır ya da sütun sütun arka arkaya eklenmesi ile oluşturulduğu için, çok yüksek boyutta betimlenebilir. Yüz verisini daha düşük boyutta betimleyebilmek ve yüz uzayını en iyi şekilde, yaklaşık olarak modelleyebilmek için çeşitli alt-uzay yöntemleri önerilmiştir. Bu yöntemlerden en yaygın olarak kullanılanlar, temel bileşen analizi (TBA) [12], doğrusal ayırtaç analizi (DAA) [3] ve bağımsız bileşen analizidir (BBA) [1].

Konuşmacı doğrulama yüz doğrulamaya göre, kullanılan özneliğin standartlaşması bakımından, daha oturmuş bir araştırma alanıdır. Yüz doğrulamada olduğu gibi, konuşmacı doğrulamada da, yanlış okunan tümceler, duygusal durumlar, hastalık gibi çeşitli etmenler nedeniyle zorluklarla karşılaşmaktadır. Bu zorluklara ek olarak, sessiz kısımların konuşmadan atılması sırasında yapılan hatalar da başarı oranlarının düşmesine yol açmaktadır. Bu nedenle ses işaretinden çıkartılan özneliklerin, belirtilen bu sorunlara karşı dayanıklı/gümbüz/duyarsız olması gerekmektedir.

Çoğul-biyometrik sistemlerin, kişiye ait birden çok biyometrik bilgiye dayandıkları için, daha güvenilir olması beklenir. Bu birden çok kaynaktan elde edilen bilginin tümleştirilmesi için, literatürde bir çok yöntem ileri sürülmüştür [2, 9, 10, 13, 14].

Bu bildiride, en doğal ve kullanıcı açısından kabul edilebilir biyometrik özelliklerin tümleştirilmesine dayalı bir çoğul-biyometrik kimlik doğrulama sistemi önerilmiştir. Çalışmada kişiye ait yüz ve ses bilgilerinden yararlanılmıştır. Yüz doğrulama için temel bileşen analizi ve bağımsız bileşen analizinin iki mimarisi kullanılmıştır. TBA yöntemi karşılaştırma amaçlı, referans sistem olarak uygulanmıştır. BBA yönteminin yüz tanımadaki başarısı, bizi BBA'yı yüz doğrulamaya da uygulamaya yöneltmiştir. Konuşmacı doğrulama için öznelik olarak mel-frekans kepstral katsayıları, modellemede ise Gauss karışım modelleri kullanılmıştır. Biyometrik özelliklerden gelen bilgilerin tümleştirilmesi eşleşme değeri düzeyinde, toplam kuralı ile gerçekleştirilmiştir.

2. Yüz Doğrulama

2.1. Temel Bileşen Analizi (TBA)

Temel bileşen analizi (TBA) yüz tanıma ve yüz doğrulamada en çok kullanılan alt-uzay yöntemidir [12]. TBA, yüz imgelerinin dağılımını en iyi betimleyen doğrusal izdüşümleri hesaplar.

2.2. Bağımsız Bileşen Analizi (BBA)

Bağımsız bileşen analizi, kısaca, gözlemlenen doğrusal karışımlardan, karışımları oluşturan bağımsız kaynakların, yüksek derece istatistik bilgisi kullanılarak, ayrıştırılmasıdır [8]. BBA ile yüz tanıma amacıyla [1]'de iki farklı mimari sunulmuştur. Birinci mimaride (BBA1), taban imgelerinin birbirlerinden istatistiksel olarak bağımsız oldukları varsayılmıştır, ikinci mimaride ise (BBA2), betimleme katsayılarının birbirlerinden bağımsız oldukları varsayılmıştır. Birinci mimaride elde edilen kaynak imgeler yerel ve ayrı nitelikler sergiler buna karşın ikinci mimaride elde edilen kaynak imgeler, global yapıdadır.

3. Konuşmacı Doğrulama

Sese dayalı kimlik doğrulama işlemleri için kullanılan öznelikler konuşmacının sesini tanımlamalı ve başka konuşmacıların seslerinden ayırt edebilmelidir. Ses sinyallerinin kısa süreli spektrumları konuşulan sözcükler ve konuşmacının karakteristiği ile ilgili bilgileri içermektedir. Mel frekans kepstral katsayıları (MFKK), ses verisinin, insan sesinin algılanışına uygun şekilde yerleştirilen birbircimli olmayan (nonuniform) frekans süzgeçlerinden geçtikten sonraki logaritmik enerjilerini kullanmaktadır. Süzgeç dizisi çıktıları elde edildikten sonra özneliklerin daha fazla ilintisizleştirilebilmesi için bu verilerin ayrık kosinüs dönüşümü (discrete cosine transform) alınmaktadır.

Ses üretim yolunun şekli ve ses telinin ortalama titreşim frekans değeri (fundamental frequency) kişinin biyometrik özellikleri olarak değerlendirilmektedir. Bu yüzden "formant" frekansları ve perde (pitch) değerleri her konuşmacı için ayırt edici öznelikler oluşturmaktadırlar. MFKK'ler ses üretim yolunun şekli ile ilgili bilgileri barındırırlar, ancak perde ile ilgili bilgi içermemektedirler. Bu nedenle perde bilgisi ayrı bir öznelik olarak sonradan eklenebilir. Ancak şu aşamada sadece MFKK öznelikleri kullanılmış ve diğer özneliklerin eklenmesi daha sonraki aşamalara bırakılmıştır.

Gauss karışım modeli (GKM), modelleme yeteneği ve hesaplama kolaylığı nedeniyle konuşmacılardan elde edilen öznelik vektörlerini modellemek için sıklıkla kullanılan bir yöntemdir. Bir GKM'deki her karışım bir konuşmacıya ait sözlerdeki farklı sesleri modellemektedir. GKM'lerdeki parametrelerin kestirimi için beklenti enbüyütme (EM: Expectation Maximization) yöntemi kullanılmaktadır. GKM ortalama noktalarının başlangıç değerlerinin bulunması için önce veri üzerinde k-means topaklandırma algoritması uygulanmıştır. İşlemler sonucunda her konuşmacının öznelik dağılımları Gauss karışımı cinsinden modellenmiştir.

$$f(\mathbf{x} | C) = \sum_{k=1}^K c_k N(\mathbf{x}, \boldsymbol{\mu}_k, \boldsymbol{\Sigma}_k), \quad (1)$$

üstteki formülde c_k karışım katsayılarını, $N(\mathbf{x}, \boldsymbol{\mu}_k, \boldsymbol{\Sigma}_k)$ C konuşmacısı için elde edilen Gauss dağılımlarını ifade etmektedir.

Test aşaması için aşağıdaki gibi bir senaryo öngörülmüştür. Kullanıcı, C kişisi olduğunu öne sürmektedir. Yeni öznelik vektörlerinin ortalama logaritmik olabilirliği (average log-likelihood) şu şekilde hesaplanmaktadır:

$$L_c = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \log f(\mathbf{x}_i | C) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\log \sum_{k=1}^K c_k N(\mathbf{x}_i, \boldsymbol{\mu}_k, \boldsymbol{\Sigma}_k) \right) \quad (2)$$

burada N test konuşmacısından elde edilen öznelik vektörlerinin sayısını ve L_c de bu gözlemlerin öne sürülen sınıfa aitlik derecesini gösteren logaritmik olabilirlik değeridir.

Karar verme işleminde Bayes kuralına göre eniyi çözüm, iki farklı hipotez için olabilirlik oranını bir eşik değeri ile karşılaştırmaktır. Bu işlemin yapılabilmesi için alternatif hipotez için olabilirliğin hesaplanması gerekmektedir. Bu çalışmada alternatif hipotezin olabilirliğini hesaplamak için, eğitim verileri kümesindeki bütün öznelik vektörleri kullanılarak genel bir model oluşturulmuştur.

Oluşturulan genel modelden ortalama logaritmik olabilirlik şu şekilde hesaplanmaktadır:

$$L_G = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \log f(\mathbf{x}_i | G), \quad (3)$$

burada G bütün kullanıcıların sınıfını simgelemektedir.

Doğrulama sistemi $L_c - L_G$ olabilirlik oranının logaritmasını bir eşik değeri ile karşılaştırarak uygulanmaktadır. Şu an için oluşturulan sistem bu çalışmanın ileriki aşamaları için bir temel olarak kullanılacaktır.

4. Tümeleştirme

Bu çalışmada, toplam kuralı kullanılarak, eşleşme değeri düzeyinde tümeleştirme yapılmıştır. Bütün uzmanlar kararlarını [0,1] aralığında bir güvenilirlik değeri olarak vermişlerdir. Bu değerler uzmanların iddia edilen kimliğin kabul edilebilirliğine olan inançlarının ölçüsüdür: daha yüksek değerler, iddia edilen kimliğin gerçek olması inancının daha yüksek olduğunu gösterir.

Birkaç uzmanın kararlarını birleştirirken dikkat edilmesi gereken önemli bir nokta bu uzmanlardan alınan değerlerin normalize edilmesidir. Farklı sınıflandırıcıların cevapları genellikle farklı ölçek ve ötelemededir, bu yüzden ancak değerler uygun şekilde normalize edildikten sonra cevapların mantıklı bir birleştirilmesi yapılabilir. Normalize etme işlemi bir çok kaynaktan elde edilen değerlerin tümeleştirilmeden önce ortak bir yapıya getirilmesini içerir. Değerleri normalize etme işleminde ilk adım uzaklıkların işaretlerinin ters çevrilmesidir, böylece uzaklıklar eşleşme değerleri ile uygun hale getirilmiş olur. Değerleri normalize etmenin kolay bir yolu ortalamalarını ve standart sapmalarını hesaplamaktır, bu sayede değerler standart bir aralığa, [0,1] gibi, ölçeklenebilir. Normalize edilmiş S_{ij}'' değeri, ilk S_{ij} değerinden sigmoid fonksiyonu kullanılarak elde edilmiştir ($i = 1, \dots, d$ uzman numarasını, j belirli bir değeri göstermektedir).

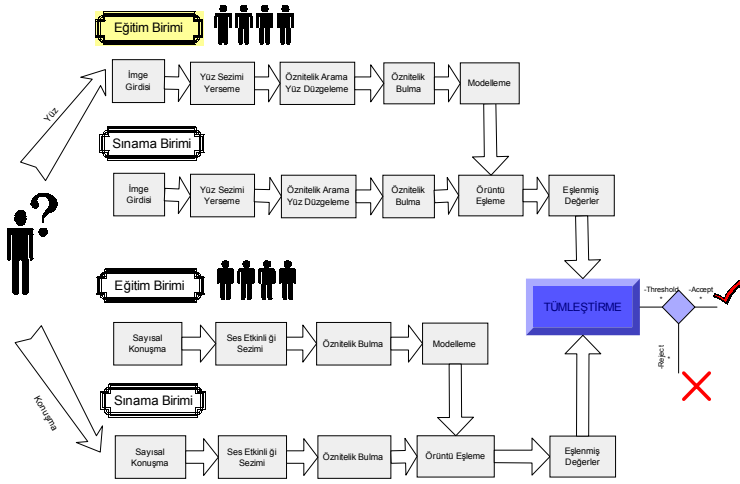
$$S'_i = \frac{1}{1 + \exp\left(-\frac{S_i - \mu_i}{\sigma_i}\right)} \quad (4)$$

Toplam kuralı şu şekilde formüle edilebilir:

$$x_n \rightarrow w_c \text{ eğer } (1 - K)P(w_c) + \sum_{k=1}^K P(w_c | x_{nk}) > \theta \quad (5)$$

x_{nk} belirli bir öznelik vektörünü, x_n örnek test örüntüsünü, w_c ise iddia edilen kimliği göstermektedir.

Toplam kuralı, her uzman sistemden elde edilen güvenilirlik değerlerinin ağırlıklı ortalamasının alınmasıdır. Belirli varsayımlar ve kısıtlamalar altında birçok tümeleştirme yönteminin teorik olarak toplam ve çarpım kuralına yakınsadığı belirtilmiştir [9]. Ayrıca [9]'da toplam kuralının gürültüye karşı çarpım kuralından daha gürbüz olduğu ve genellikle diğer tümeleştirme yöntemlerinden daha iyi sonuç verdiği deneysel olarak iki uygulamada gösterilmiştir. Toplam kuralı bir dizi başka eşleşme değeri tümeleştirme yöntemleriyle birlikte [11]'de kullanılmış ve hepsinin arasında en iyi başarıyı göstermiştir. Şekil 1'de geliştirilen çoğul-biyometrik sistemin blok çizeneği görülmektedir.



Şekil 1. Çoğul-biyometrik kimlik doğrulama sistemi

5. Deneyler

5.1 Deneysel Kurulum

Deneylerde, geliştirilen doğrulama sisteminin başarımını sınamak için 51 kişilik bir veritabanı kullanılmıştır [15]. Veritabanındaki her bir kişiye ait 15'er video kaydı bulunmaktadır. Bu videolardan 10'unda kişiler kendi isimlerini söylemekte, geri kalan 5'inde ise veritabanında bulunan başka bir kişinin ismini söylemektedir. Veritabanındaki videolar Sony SDR-PD150P video kamera ile kaydedilmiştir. Video çerçeveleri 720x576 çözünürlüğünde, 15 ç/s oranındadır ve kişilerin yüzlerinin önden görünümünü içerir. Ses verisi 16kHz'de örneklenmiştir. Gözlerin konumları elle işaretlendikten sonra, otomatik olarak yüzler kesilmiş ve hizalanmıştır. Daha sonra bu imgeler 60x50 çözünürlük değerine ölçeklenmiştir. Şekil 2'de kesilmiş ve ölçeklenmiş imgelerden örnekler verilmiştir.



Şekil 2. Veritabanından örnek imgeler. (İlk iki imge bir videodan, son iki imge ise aynı kişiye ait farklı bir video alınmıştır.)

Videolar alt örneklendirilmiştir ve deneylerde sadece 5 çerçeve/video kullanılmıştır. Kişinin kendi ismini tekrarladığı 10 adet videodan ilk 5'i eğitim için kullanılmıştır. Diğer 5 video ve veri tabanından başka birisinin isminin söylendiği 5 video ise sınamaya için kullanılmıştır.

Deneylerde kullanılan eşikler kişiye bağımlı veya bağımsız olabilir. Bu makalede detaylandırılan deneylerde genel bir eşik kullanılmıştır.

5.2 Tek Biyometrik Özellik Kullanılarak Yapılan Deneyler

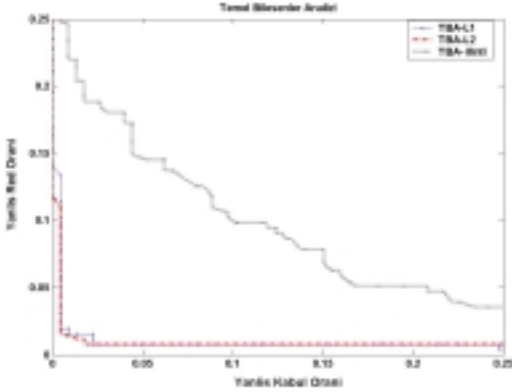
5.2.1 Özyüzlerle Yüz Doğrulama

Özyüzler kullanarak yüz doğrulamada en uygun başarıyı yakalamak için temelde iki ana değişken ayarlanmaktadır: gösterimde kullanılan özyüzlerin sayısı, ve uzaklık ölçütü. Deneylerde 20 özyüz kullanılmış ve 3 farklı uzaklık ölçütüne - L1, L2 ve ilinti - göre doğrulama yapılmıştır.

Video dizilerinden yüz doğrulama için kullanılan sınamaya yordamı aşağıdaki gibi özetlenebilir:

1. Sınamaya videosundaki her çerçeve için çıkarılan öznelikler ile önerülen kişinin veritabanındaki öznelikleri arasındaki uzaklığın hesaplanması.
2. Veritabanındaki öznelik vektörlerine olan en yakın uzaklığın bulunması.
3. Uzaklık histogramının çıkarılması.

- Uzaklık değerlerinin sigmoid fonksiyonundan geçirilerek her çerçeve için bir eşleşme değeri hesaplanması. Elde edilen eşleşme değerlerinin ortalamasının alınması.
- Eğer ortalama değer eşik değerinden büyükse kullanıcının doğrulanması.



Şekil 4. TBA ile yüz doğrulama -karar eğrisi

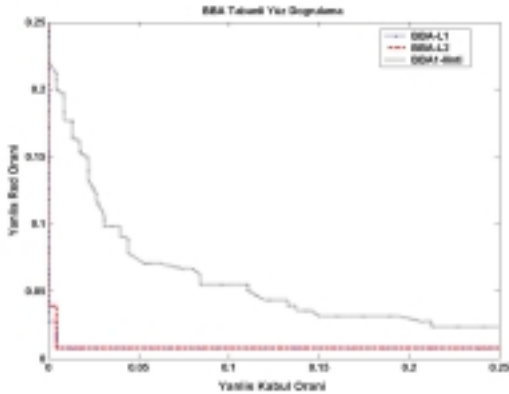
Şekil 4'ten de görülebileceği üzere, TBA kullanılarak yapılan yüz doğrulama işleminde yüksek doğrulama başarısı elde edilmiştir (\approx %1 Eşit Hata Oranı, Tablo 1'e bakınız). Bu yüksek başarıyı sağlayan etmenlerden biri, TBA uygulanmadan önce yüz imgelerinin hizalanmış olmasıdır. L1 ve L2 ölçütlerinin ilinti ölçütünden daha iyi sonuç verdiği gözlemlenmiştir.

Tablo 1. TBA ile yüz doğrulama -eşit hata oranları (EHO)

TBA	EHO (%)
L ₁	1.45
L ₂	1.25
İlinti	9.99

5.2.2 Bağımsız Bileşen Analizi ile Yüz Doğrulama

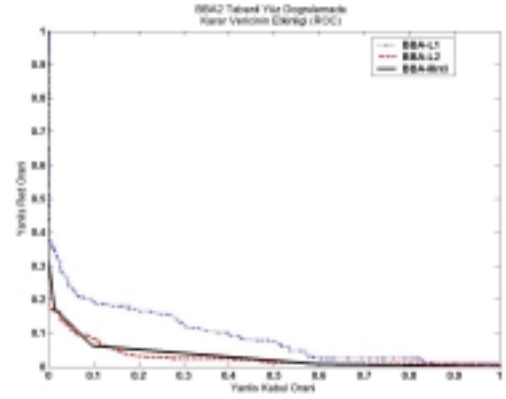
Şekil 5'teki karar eğrilerinden de (ROC curve: receiver operating characteristics curve) görülebileceği gibi BBA1 başarımları TBA'ninkine çok yakındır. (Eşit Hata Oranları için Tablo 2'ye bakınız.)



Şekil 5. BBA1 ile yüz doğrulama -karar eğrisi

Tablo 2. BBA1 ile yüz doğrulama -eşit hata oranları (EHO)

BBA1	EHO (%)
L ₁	0.83
L ₂	0.83
İlinti	7.09



Şekil 6. BBA2 ile yüz doğrulama -karar eğrisi

BBA2 sonuçlarının TBA ve BBA1'e göre daha düşük olduğu gözlenmiştir. Bu sonuç şaşırtıcıdır, çünkü BBA2'nin yüz tanımadada TBA ve BBA1'e göre daha başarılı olduğu gösterilmiştir [6, 7].

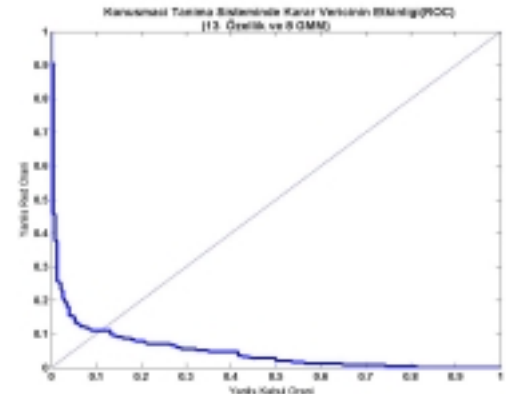
Tablo 3. BBA2 ile yüz doğrulama -eşit hata oranları (EHO)

BBA2	EHO (%)
L ₁	17.87
L ₂	8.96
İlinti	8.00

5.2.3 Konuşmacı Doğrulama Deneyleri

Bu makalede metinden bağımsız olarak her konuşmacıdan MFKK öznelikleri çıkarılmış ve bu öznelikler GKM ile modellenmiştir. Konuşmacı doğrulama uygulamalarında ses çerçevesi seçmek ve sesi normalize etmek performansı artırabilir. Çerçeve seçimi şimdilik, basitçe, konuşma verisinden sessiz kısımlar atılarak yapılmıştır. Konuşma içeren bölümlerde, 25 ms'lik Hamming penceresi ile ortalanmış 10 ms'lik çerçevelerden MFKK öznelik vektörleri çıkarılmıştır. Her konuşmacının GKM modeli, o kişinin tüm eğitim verisinde yer alan öznelikleri ile eğitilmiştir. GKM eğitimi için beklenti enbüyütme algoritması kullanılmıştır. Karışım ortalamalarının başlangıç değerleri k-means algoritması kullanılarak bulunmuştur. Sonuç olarak her konuşmacıya ait özneliklerin olasılık dağılım fonksiyonu elde edilmiştir.

Şekil 7'de 13 MFKK katsayısı kullanarak 8 Gauss dağılımı içeren GKM modeli sonucu elde edilen karar eğrisi görülmektedir.



Şekil 7. Konuşmacı doğrulama -karar eğrisi

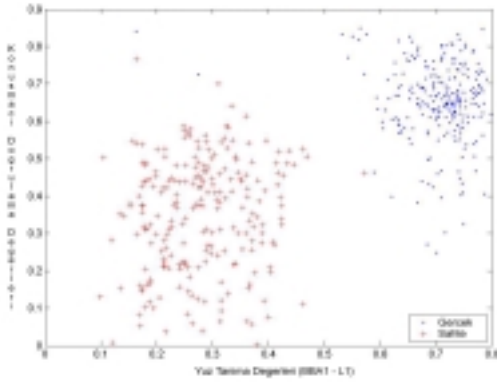
Tablo 4. Konuşmacı doğrulama -eşit hata oranları

Öznitelik Boyutu	Karışım Sayısı	EHO (%)
13	8	10.27
13	16	10.34
39	8	10.74
39	16	10.25

Tablo 4'te verilen eşit hata oranları, 13 MFKK katsayısı kullanılarak ulaşılan başarımla bu katsayılara türev katsayıları eklenerek oluşturulan daha yüksek boyutlu öznitelik vektörünün başarımı arasında fazla bir fark olmadığını göstermektedir.

5.3. Tümlleştirme Deneyleri

Bu kısımda toplam kuralı kullanılarak tek biyometrik özelliğe dayalı doğrulama sistemlerinin eşleşme değerleri tümlleştirilmiştir. Üç farklı yüz doğrulama yönteminde en iyi başarımları gösteren uzaklık ölçütü ile 8 GKM ile modellenmiş 13 MFKK özniteligiinden elde edilen eşleşme değerleri tümlleştirilmiştir.



Şekil 8. Yüz doğrulama için BBA-L1'nin ses doğrulama için ise 13 MFKK ve 8 karışımın kullanıldığı eşleşme değerleri

Şekil 8'den de görülebileceği gibi gerçek ve sahte sınıfları 2 boyutlu normalize edilmiş eşleşme değer uzayında birbirlerinden ayrılmıştır. Bu gözlemler Tablo 5'te verilen eşit hata oranlarıyla da doğrulanmaktadır.

Tablo 5. Tümlleştirme -eşit hata oranları

Tümlleştirme	EHO (%)
Ses + TBA L_2	0.44
Ses + BBA1 L_1	0.44
Ses + BBA2 İllinti	3.10

6. Sonuçlar

Bu bildiride, ses ve yüz işaretlerinden çıkarılan biyometrik bilgilerin tümlleştirilmesine dayalı bir çoğul-biyometrik kimlik doğrulama sistemi sunulmuştur. Yüz doğrulamada temel bileşen analizi ve bağımsız bileşen analizinin birinci mimarisi iyi sonuçlar verirken bağımsız bileşen analizinin ikinci mimarisi ile ulaşılan sonuçlar hayal kırıklığı yaratmıştır. Konuşmacı doğrulamada 13 MFKK katsayısı kullanmanın yeterli olduğu, türev katsayılarının kullanımına gerek olmadığı gözlemlenmiştir. Tümlleştirme işlemi, her yüz-ses ikili bileşimi için doğrulama sisteminin başarımlarını arttırmıştır.

7. Kaynakça

[1] M. S. Bartlett, H. M. Lades and T. J. Sejnowski, "Independent Component Representations for Face Recognition", *Proc. of Conf. on Human Vision and Electronic Imaging III*, San Jose, California, 1998.

- [2] A. Baykut, "Classifier Combination for Pattern Recognition", Ph.D. Tezi, Boğazici Üniversitesi, 2002.
- [3] P. N. Belhumeur, J. P. Hespanha and D. J. Kriegman, "Eigenfaces vs. Fisherfaces: Recognition Using Class Specific Linear Projection", *IEEE Trans. on PAMI*, Cilt 19, No. 7, s. 711-720, 1997.
- [4] R. Brunelli, and T. Poggio, "Face Recognition: Features versus Templates", *IEEE Trans. on PAMI*, Cilt 15, No. 10, s. 1042-1052, 1993.
- [5] J. P. Campbell, "Speaker recognition: A tutorial", *Proc. IEEE*, Cilt 85, s. 1436-1462, 1997.
- [6] Draper, B. A., K. Baek, M. S. Bartlett and J. R. Beveridge, "Recognizing Faces with PCA and ICA", *Computer Vision and Image Understanding*, Cilt 91, No. 1-2, s. 115-137, 2003.
- [7] H. K. Ekenel, "Expression and Illumination Insensitive Independent Components and Wavelet Subbands for Face Recognition", M.S. Tezi, Boğazici Üniversitesi, 2003.
- [8] A. Hyvärinen, E. Oja, "Independent Component Analysis: Algorithms and Applications", *Neural Networks*, Cilt 13, s. 411-430, 2000.
- [9] J. Kittler, M. Hatef, R.P. Duin, and J.G. Matas, "On combining classifiers", *IEEE Trans. on PAMI*, s.226-239, 1998.
- [10] J. Kittler, "Combining Classifiers: A Theoretical Framework", *Pattern Analysis and Applications*, Cilt 1, No. 1, s. 18-28, 1998.
- [11] A. Ross, A.K. Jain and J. Qian, "Information fusion in biometrics", *Proc. of Third Intl. Conf. on AVBPA*, Halmstad, Sweden, s.354-359, 2001.
- [12] M. Turk and A. Pentland, "Eigenfaces for Recognition", *Journal of Cognitive Science*, s. 71-86, 1991.
- [13] P. Verlinde, "A contribution to multi-modal identity verification using decision fusion", Ph.D. Tezi, Ecole Nationale Supérieure de Telecommunications, 1999.
- [14] L. Xu, A. Krzyzak and C. Y. Suen, "Methods for Combining Multiple Classifiers and Their Application in Handwritten Character Recognition", *IEEE Trans. On Systems, Man, and Cybernetics*, Cilt 22, s. 418-435, 1992.
- [15] Y. Yemez, A. Kanak, E. Erzin, and A. M. Tekalp, "Multimodal Speaker Identification With Audio-Video Processing", *Proc. of the Intl. Conf. on Image Processing*, (ICIP 2003), s. 14-17, 2003.