

# Geri Çatma ve Bölgesel Sınıflandırıcılar ile Örtmeye Dayanıklı 3B Yüz Tanıma Occlusion-Robust 3D Face Recognition using Restoration and Local Classifiers

Neşe Alyüz<sup>1</sup>, Berk Gökberk<sup>2</sup>, Luuk Spreeuwers<sup>2</sup>, Raymond Veldhuis<sup>2</sup>, Lale Akarun<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, Boğaziçi Üniversitesi, Türkiye

nese.alyuz, akarun@boun.edu.tr

<sup>2</sup> Elektrik Mühendisliği, Matematik ve Bilgisayar Bilimi Bölümü, Twente Üniversitesi, Hollanda

b.gokberk, l.spreeuwers, r.veldhuis@utwente.nl

## Özetçe

Üç boyutlu yüz tanıma sistemlerinde, yüzün çeşitli kısımlarının örtme nedeniyle kapatılması tanıma başarımını olumsuz etkilemektedir. Bu bildiri, örtmeden kaynaklanan gürültüyü otomatik olarak tespit edip eleyen ve sonrasında bölgesel sınıflandırıcılar kullanarak tanıma sağlayan bir sistem önerilmektedir. Örtülen alanların otomatik olarak saptanması için genel bir yüz modeli kullanılmaktadır. Örtmeli bölgelerdeki eksik bilginin geri çatılması, Boşluklu Ana Bileşen Analizi (Gappy Principal Component Analysis - GPCA) yöntemini esas alan, kısmi Boşluklu Ana Bileşen Analizi (partial Gappy PCA - pGPCA) diye adlandırdığımız yeni bir yöntem ile sağlanmaktadır. Örtmeden kaynaklanan gürültü, veriden elendikten sonra, örtmesiz yüz verileri yerel bölgelere ayrılmaktadır. Bölgelere ait yerel sınıflandırıcıların tümleştirilmesiyle örtmeye dayanıklı tanıma yapılabilmektedir. Bosphorus 3B yüz veri kütüphanesinden alınan ve gerçek örtme durumlarına uygun veriler üzerinde elde edilen deneysel sonuçlar, geliştirilen yöntem ile tanıma başarımının %78.05'ten %94.20'ye çıktığını göstermektedir.

## Abstract

Occlusions complicate the process of identifying individuals using their 3D facial scans. We propose a 3D face recognition system that automatically removes occlusion artifacts and identifies the facial image using regional classifiers. Automatic localization of occluded areas is handled by using a generic face model. Restoration of missing information after occlusion removal is performed by the application of an improved version of Gappy Principal Component Analysis (GPCA), which we call partial Gappy PCA (pGPCA). After the removal of noisy data introduced by realistic occlusions, occlusion-free faces are represented by local regions. Local classifiers operating on these local regions are then fused to achieve occlusion-robust identification performance. Our experimental results obtained on realistically occluded facial images from the Bosphorus 3D face database illustrate that our occlusion compensation scheme drastically improves the recognition accuracy from 78.05% to 94.20%.

## 1. Giriş

Yüz tanıma, kullanıcılarca en kolay kabul edilen biyometrik tanımlama yöntemi olduğu gibi, başarımı da parmak izi ve

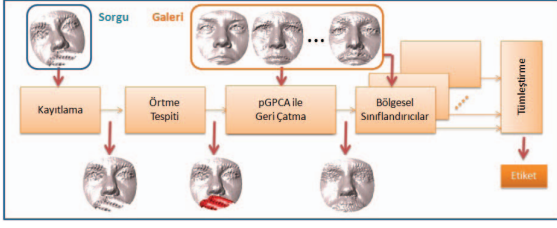
iris gibi biyometrik sistemlerin başarımına yaklaşmış durumdadır [1]. Ancak farklı ışıklandırma koşulları, poz farklılıkları, ifade değişimleri ve örtme durumları gibi faktörler yüz tanıma başarımını düşürmektedir. Üç boyutlu (3B) yüz verisinin olduğu durumlarda bu zorlukların bir kısmı ile daha kolay başa çıkılabilmektedir. Ancak örtme durumu 3B uzayda zorlu bir durum olmayı sürdürmektedir, çünkü örtmeye sebep olan dışsal nesnelere yüz yüzeyinin 3B geometrisini kapatmaktadır.

İki boyutlu (2B) yüz tanıma alanında, örtme durumlarını dikkate alan az sayıda çalışma bulunmaktadır. Bu çalışmaların bir kısmında, yüz yüzeyi yerel bölgelere bölünmekte ve bölgesel karşılaştırma sonuçları, oylama [2] ya da istatistiksel yaklaşımlarla [3] tümleştirilmektedir. [4]'te ise örtmenin olma olasılığının yüksek olduğu bölgeler elenmektedir. [5]'te ise sadece gözlükten kaynaklanan örtme durumları ele alınmakta ve gözlük bölgesindeki eksik bilgi doldurulmaktadır. 3B alanda ise Colombo örtme tespiti için yöntemler önermiştir [6], [7]. Örtmeli kısımlar tespit edildikten sonra, Boşluklu Ana Bileşen Analizi yöntemi (Gappy Principal Component Analysis - GPCA) [8] kullanılarak yüzey bilgisi tekrar hesaplanmaktadır. Elde edilen yüzler bütünsel sınıflandırıcılarla tanınmaktadır. Colombo, deneylerinde FRGC v1 [9] veri kütüphanesinden elde edilmiş yapay örtmeleri kullanmaktadır. Alyüz [10] ise ifade farklılıkları ve örtme durumlarına dayanıklı bir sistem geliştirmek için, yüz yüzeyini yerel bölgelere ayırarak, bölgesel sınıflandırıcılarla elde edilen sonuçları tümleştirmektedir.

Bu çalışmada, örtme durumlarıyla, i) örtmeli bölgelerin tespit edilmesi, ii) bu bölgelerin elenmesi ya da geri çatılması ve iii) çoğul bölgesel sınıflandırıcıların kullanılması ile başa çıkılması önerilmektedir. Önerilen örtmeye dayanıklı sistemin analizi için doğal olarak örtülmüş yüz verileri içeren Bosphorus 3B yüz veri kütüphanesinden [11] yararlanılmaktadır.

## 2. Önerilen Sistem

Bu çalışmada önerilen örtmeye dayanıklı 3B yüz tanıma yöntemi, dört aşamadan oluşmaktadır: (1) yüzleri ortak bir koordinat düzlemine getirmek için kayıtlama, (2) yüz yüzeyine ait olmayan nesnelere belirlenmesi için örtme tespiti, (3) örtmeli olarak işaretlenmiş bölgeler için geri çatma, (4) başarımı yükseltmek için bölgesel sınıflandırıcıların kullanıldığı tanıma. Geliştirilen sistemin genel yapısı Şekil 1'de verilmiştir.



Şekil 1: Önerilen 3B yüz tanıma sisteminin genel yapısı.

## 2.1. Kayıtlama

Bu çalışmada, [12]'deki kayıtlama yöntemi kullanılmıştır. Bu kayıtlama yaklaşımında, yüz yüzeyi referans koordinat sistemine çakıştırılmaktadır. Referans koordinat sistemi, burun ucu ile tanımlanan bir merkez noktası ve üç açı ile tanımlanmaktadır. Açılardan ikisi, yüzün düşey simetri eksenini belirlerken, üçüncü açı ise burun kemerinin eğimi ile ifade edilmektedir. Referans koordinat sistemi ile çakıştırılan yüz yüzeyi, ön cephesel ve dik hale gelmektedir.

## 2.2. Örtme Tespiti

Bu çalışmada iki farklı örtme tespiti yaklaşımı incelenmektedir. Bu yaklaşımlardan ilki, bir yüzeyin ortalama bir yüz modeline olan uzaklığını dikkate almaktadır [7]. Bu yöntemde, yüzeyin ortalama modele olan mutlak uzaklığı hesaplanarak, fark imgesi elde edilir. Fark imgesine uygulanan eşikleme ile örtmeye tabi olan bölgeler tespit edilir.

İkinci örtme tespit yaklaşımında ise [6], örtmenin bulunduğu yüzey imgesi ilk olarak Ana Bileşen Analizi (Principal Component Analysis - PCA) ile elde edilen altuzaya düşürülmekte, ve sonrasında ilk yüz uzayına geri çatılmaktadır. Altuzay örtmesiz ifadesiz yüz imgelerine PCA uygulanmasıyla elde edilmektedir. Bu yöntemdeki fark imgesi, bir yüz imgesinin geriçatılmış hali ile arasındaki mutlak uzaklığın hesaplanmasıyla oluşturulmaktadır.

## 2.3. Boşluklu Ana Bileşen Analizi (Gappy PCA - GPCA) ile Geri Çatma

Boşluklu Ana Bileşen Analizi yöntemi, ilk olarak Everson ve Sirovich [8] tarafından eksik kısımları olan veriler ile çalışmak için önerilmiştir. GPCA yöntemi ile bilinmeyen yüzey bilgilerini tahmin etmek için, ilk olarak sistemimizin örtme tespiti safhası ile yüzeyde eksik yerler tespit edilir. Eksik bilgi tahmin edilmeden önce, PCA yönteminde olduğu gibi, GPCA yönteminde de, ilk olarak ifadesiz ve örtmesiz eğitim kümesi kullanılarak genel yüz modeli elde edilmektedir. Örtmesiz yüz imgeleri,  $\{x_1, \dots, x_N\} \in \mathbf{R}^n$  olsun. Bu baz vektörlerinin bir alt kümesi kullanılarak ( $M < N$ ) bir yüz imgesi şu şekilde tahmin edilebilir:

$$\mathbf{x} = \mu + \sum_{i=1}^M \alpha_i \mathbf{v}_i. \quad (1)$$

Burada,  $\mu$  ortalamayı,  $\mathbf{v}_i$  bir özvektörü,  $\alpha_i$  ise bu özvektörün katsayısını ifade etmektedir. Özvektörlerin katsayıları, verilen yüz imge vektörü ve özvektörlerin iç çarpımı ile hesaplanmaktadır.

Varsayalım ki,  $\mathbf{y}$ ,  $\mathbf{x}$  vektörümüzün bazı bilgileri eksik olan bir sürümü olsun. Bu  $\mathbf{y}$  vektörünün eksik bilgilerinin yerleri ise  $\mathbf{m}$  maskesinde kodlanmış olsun:  $y_i = x_i m_i$ . Bu maskede 0 değerine sahip yerler örtmenin var olduğu bölgelere denk gelmektedir. GPCA yöntemindeki amaç, PCA'dekine benzer bir şekilde girdi imgesini tahmin eden bir ifade bulmaktır:

$$\mathbf{y} \simeq \tilde{\mathbf{y}} = \mu + \sum_{i=1}^M \beta_i \mathbf{v}_i. \quad (2)$$

Ancak, bu ifadedeki  $\beta_i$  katsayıları PCA'deki gibi iç çarpım ile elde edilememektedir. Bunun yerine, geriçatım hatasının karesini minimize eden katsayılar bulunmalıdır. Geriçatım hatasının karesi basitçe şu şekilde ifade edilebilir:

$$E = \|\mathbf{y} - \tilde{\mathbf{y}}\|^2. \quad (3)$$

Bu hata ifadesinin iyileştirilmesi, yalnızca varolan bilginin kullanılması ile sağlanabilir. Bu durumda, örtmenin ya da boşlukların olduğu yüzey kısımları hata hesabına dahil edilmemelidir. Eksik bilginin olduğu bölgeleri hata hesabına dahil etmemek için, boşluklu norm kullanılmalıdır. Bir  $\mathbf{m}$  maskesine sahip bir  $\mathbf{u}$  vektörü için boşluklu norm şu şekilde ifade edilebilir:

$$\|\mathbf{u}\| = \sqrt{(\mathbf{u}, \mathbf{u})_m}. \quad (4)$$

Burada,  $(\mathbf{u}, \mathbf{u})_m$  şu şekilde verilebilir:

$$(\mathbf{u}, \mathbf{u})_m = \sum_{i=1}^n u_i u_i m_i. \quad (5)$$

Boşluklu norm kullanarak hata ifadesi şu şekilde tekrar tanımlanabilir:

$$E_m = \|\mathbf{y} - \tilde{\mathbf{y}}\|_m^2. \quad (6)$$

Bu ifadeyi minimize eden katsayıları bulmak için, kareli ifadeyi açarak bu hata ifadesini tekrar yazar ve bu ifadenin  $\beta_i$  katsayılarına göre türevini sıfıra eşitleyerek, aşağıdaki ifadeyi elde ederiz:

$$\frac{\partial E}{\partial \beta_i} = -\mathbf{z}_i + \sum_{j=1}^M \beta_j A_{ij} = 0. \quad (7)$$

Burada  $\mathbf{z}_i = (\mathbf{y}, \mathbf{v}_i)_m$  ve  $A_{ij} = (\mathbf{v}_i, \mathbf{v}_j)_m$  eşitlikleri kullanılmaktadır. Bu doğrusal sistem ise  $\mathbf{A}\beta = \mathbf{z}$  şeklinde yazılırsa, katsayılar şu şekilde hesaplanabilir:

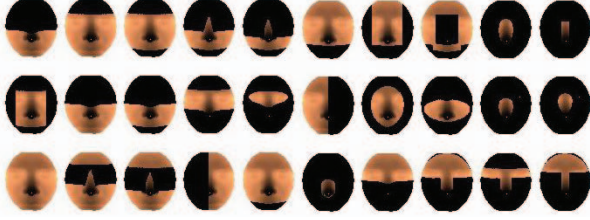
$$\beta = \mathbf{A}^{-1} \mathbf{z}. \quad (8)$$

Katsayılar hesaplandıktan sonra, Denklem (2) kullanılarak eksik bölgelere sahip imge tekrar hesaplanmaktadır. Colombo'nun çalışmalarından [6, 7] farklı olarak, biz bu çalışmada tekrar hesaplanan imge bilgilerini sadece eksik bölgeleri doldurmak için kullandık. Örtme durumundan etkilenmeyen kısımlarda ise orijinal yüz imgesindeki verilerden yararlandık. Bu yöntemi kısmi Boşluklu Ana Bileşen Analizi (partial GappyPCA - pGPCA) olarak adlandırdık.

## 2.4. Sınıflandırma

Yüz tanıma sisteminin sınıflandırma aşamasında ise, yüzü bir bütün olarak ele almak yerine, bir grup yerel bölgenin bileşimi olarak kabul ettik. Örtmeye dayanıklı bir sistem geliştirmek

amacıyla, yüz yüzeyinin bölgesel olarak analiz edilmesi ilk olarak [10]'da önerilmiştir. Bu yöntem, [13]'te ifade farklılıklarıyla başa çıkmak için kullanılmıştır. Bu çalışmada, yüz imgesinin bölgesel olarak incelenmesi için [12]'de önerilen ve Şekil 2'de gösterilen yerel bölgeler kullanılmıştır.



Şekil 2: Bölgesel sınıflandırıcı deneylerinde kullanılan [12]'ye ait çıkarılan yerel bölgeler. Toplam 30 bölge bulunmaktadır ve yerel bölgeler örnek bir imge üzerinde gösterilmiştir. Siyahla renklendirilmiş kısımlar dikkate alınmayan bölgeleri ifade etmektedir.

Bu çalışmada, hem genel hem de yerel sınıflandırma işlemleri için, iki farklı tip sınıflandırıcı kullanılmıştır: (1) derinlik fark değerlerine dayalı sınıflandırıcı, (2) olabilirlik oranına dayalı sınıflandırıcı. Düzgelenmiş derinlik farkı şu şekilde verilir:

$$d_{abs}(\mathbf{I}_m, \mathbf{I}_n) = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N |I_m(i, j) - I_n(i, j)|}{N_{mn}} \quad (9)$$

Burada  $\mathbf{I}_m$  ve  $\mathbf{I}_n$  iki farklı yüze ait derinlik imgesini ifade etmektedir ve her iki yüz yüzeyinde de geçerli olan nokta sayısı ise  $N_{mn}$  ile belirtilmektedir.

İkinci tip sınıflandırıcı ise olabilirlik oranına dayanmaktadır [14]. Sorgu imgesi  $\mathbf{I}_p$ , bu imgenin doğru sınıf etiketi ise  $c$  ile ifade edilirse, olabilirlik oranı şu şekilde hesaplanır:

$$L(\mathbf{I}_p) = \frac{p(\mathbf{I}_p|c)}{p(\mathbf{I}_p|\bar{c})} \quad (10)$$

Burada  $p(\mathbf{I}_p|\bar{c})$ ,  $\mathbf{I}_p$  imgesinin  $c$  sınıfına ait olmama olasılığıdır. Bu sınıflandırıcılarda, en yüksek olabilirlik oranına sahip sınıfın etiketi, o sorgu imgesinin etiketi olarak atanır [14].

Yerel sınıflandırıcı sonuçları elde edildikten sonra, bu sınıflandırıcıların tümleştirilmesiyle sorgu imgesine tek bir etiket atanması sağlanır. Bu çalışmada derinlik bilgisine dayalı sınıflandırıcılar için çarpım kuralı kullanılırken, olabilirlik oranı sınıflandırıcıları oy çokluğu yöntemi ile tümleştirilmektedir.

### 3. Deneysel Sonuçlar

#### 3.1. Veri Kütüphaneleri

Deneysel, ifade farklılıkları, poz değişimleri ve örtme durumları içeren Bosphorus 3B yüz veri kütüphanesi [11] kullanılmıştır. Bu veri kütüphanesi, 105 kişiden, 34 ifade farklılığı, 13 poz farklılığı ve dört örtme durumu olmak üzere 4666 imge içermektedir. Bu çalışmada ifade ve poz farklılıklarını içeren imgeler dikkate alınmamıştır. Galeriler kümesi, ifadesiz imgelerle oluşturulmuştur ve toplam 105 kişinin 299 ifadesiz imgesini içermektedir. Sorgu kümesi ise toplam 381 örtmeli imgeyi içermektedir. Dört farklı örtme durumu mevcuttur: (1) göz bölgesinde gözlük ile örtme, (2) göz

bölgesinde el ile örtme, (3) ağız bölgesinde el ile örtme, (4) saç ile örtme. Şekil 3'te örtme çeşitleri görülmektedir.



Şekil 3: Bosphorus 3B yüz veri kütüphanesinde varolan dört çeşit örtme durumu: (a) göz bölgesinde gözlük ile örtme, (b) göz bölgesinde el ile örtme, (c) ağız bölgesinde el ile örtme, (d) saç ile örtme.

Galeri ve sorgu kümelerindeki tüm imgeler [12]'deki yöntem kullanılarak kayıtlanmıştır. Görsel olarak analiz edildiğinde, tüm ifadesiz imgeler doğru olarak kayıtlanırken, 381 örtmeli imgelerin 328'i doğru olarak (%86.10) kayıtlanmıştır. Görsel analiz sonucunda, yanlış kayıtlanan yüzlerde veri toplama sırasında oluşan hataların mevcut olduğu görülmüştür. Bu çalışmadaki asıl amaç kayıtlama safhası olmadığından, yanlış kayıtlanan imgeler, sonraki deneylerde gözardı edilmiştir ve sorgu kümesi 328 imgeye düşürülmüştür.

#### 3.2. Örtme Tespiti Sonuçları

Örtme tespiti safhasında, iki farklı yöntem test edilmiştir: (1) sorgu imgesi ve ortalama model arasındaki fark haritası üzerinde eşikleme ile örtme tespiti ( $Mask_{EORT}$ ), (2) sorgu imgesi ve sorgu imgesinin PCA ile geri çatılmış hali arasındaki fark haritası üzerinde eşikleme ile örtme tespiti ( $Mask_{EPCA}$ ). İki örtme tespit yönteminin başarımlarını karşılaştırmak için, derinlik imge farklarına dayalı yüz tanıma yöntemi kullanılmıştır. Örtme tespitiyle elde edilen maskeler, benzerlik değerleri hesaplanırken örtmeli kısımların gözardı edilmesi için kullanılmıştır. Elde edilen tanıma başarımları, Tablo 1'de verilmiştir. Buradaki tanıma deneylerinde, üç farklı örtme maskesi kullanılmıştır: (1)  $Mask_{EEL}$ , (2)  $Mask_{EORT}$  ve (3)  $Mask_{EPCA}$ . Otomatik örtme tespit yöntemlerinin başarısını ölçebilmek için elle işaretlenen örtme maskesi,  $Mask_{EEL}$  ile ifade edilmektedir. Otomatik olarak elde edilen maskeler elle işaretlenmiş maskeye göre düşük başarıma sahiptir. Yine de ortalama modele olan fark üzerinden eşikleme ile elde edilen maske, geri çatım ile elde edilen maskeye göre çok daha iyi sonuçlar vermektedir.

Tablo 1: Örtme maskeleriyle ifade edilen örtmeli kısımların gözardı edilmesiyile elde edilen tanıma başarımları.

Maske	Tanıma Başarımları (%)
$Mask_{EEL}$	83.84
$Mask_{EORT}$	82.01
$Mask_{EPCA}$	79.88

#### 3.3. Geri Çatma Sonuçları

Örtmeli kısımlar tespit edildikten sonra, örtmeli yüzeyler GPCA yöntemi kullanılarak geri çatılabilir. Colombo ve arkadaşlarının çalışmalarından [6, 7] farklı olarak bu çalışmada yalnızca örtmeden etkilenen kısımları geri çatık. Karşılaştırma yapabilmek için, iki yöntemle daha tanıma sonuçları elde ettik: (1) örtmeleri gözardı etmeden ya da geri çatmadan tanıma, (2) tüm yüz yüzeyinin GPCA ile geri çatılması sonrası tanıma. Bu

deneyler için elle işaretlenmiş örtme maskeleri kullanılmıştır. Tablo 2’de bütünsel derinlik bilgisine dayanarak elde edilmiş tanıma başarımları verilmiştir. Bu sonuçlardan da anlaşılacağı üzere, örtmenin varolduğu durumlarda örtmeli yüzeyleri geri çözmek fayda sağlamaktadır. Geri çözmeye ise pGPCA ile sadece örtmeli kısımların doldurulması, tanıma başarımlarını iyileştirmektedir.

Tablo 2: GPCA ve pGPCA yöntemleriyle geri çözülmüş yüzeyler için bütünsel tanıma başarımları.

Yöntem	Geri Çözme	Tanıma Başarımı (%)
Orijinal	Yok	78.05
GPCA	Bütünsel	82.62
pGPCA	Kısmi	82.93

Tablo 3’te, tespit edilen örtmeli kısımların geri çözülmüş yüzeyinden elenmesiyle elde edilen tanıma başarımları verilmiştir. Bu deneylerde, derinlik bilgisine dayalı bütünsel sınıflandırıcılar kullanılmıştır. Tablo 3’te verilen sonuçlar, örtmeli kısımların geri çözülmüşlüğüyle sonuçların iyileşmediğini göstermektedir. Bütünsel tanıma deneylerinde, geri çözmeye yerine örtmeli kısımların gözardı edilmesi daha yararlı olmaktadır. Deneylerde bölgesel sınıflandırıcılar kullanıldığında ise, örtmeli kısımların geri çözülmüşlüğü ya da gözardı edilmesi arasında kayda değer bir fark oluşmamaktadır. Bu sonuçlar ışığında, örtmeli yüzeyler için geri çözmeye yerine örtmenin gözardı edilmesinin daha iyi bir alternatif olduğu söylenebilir.

Tablo 3: Bütünsel ve bölgesel sınıflandırıcılarla elde edilen geri çözülmüş ve geri çözülmüş tanıma başarımları (%).

	Bütünsel		Bölgesel	
	$M_{EL}$	$M_{ORT}$	$M_{EL}$	$M_{ORT}$
G. Çözülmüş	83.84	82.01	85.67	85.98
G. Çözülmüş	82.93	79.57	86.59	85.67

### 3.4. Tanıma Sonuçları

Şu ana kadar yaptığımız karşılaştırmalı analizlerde sınıflandırıcı olarak derinlik imgelerinin benzerlikleri kullanılmıştır. Bu kısımda sınıflandırıcı olarak olabirlik oranına dayalı yöntemin başarımları incelenmektedir. Tablo 4’te elde edilen tanıma başarımları bu iki sınıflandırıcı için gösterilmektedir. Bölgesel sınıflandırıcılar tümleştirilirken, derinlik imgesi sınıflandırıcıları için çarpım kuralı, olabirlik oranı sınıflandırıcıları için ise oy çokluğu kullanılmıştır. Tablo 4’teki

Tablo 4: Tüm tanıma başarımları (%).

Yaklaşım	Sınıflandırıcı	$M_{aske_{EL}}$	$M_{aske_{ORT}}$
Bütünsel	Derinlik İmgesi	82.93	79.57
Bölgesel	Derinlik İmgesi	86.59	85.67
Bölgesel	Olabilirlik Oranı	96.60	94.20

sonuçlar ışığında, yüz yüzeyinin bütünsel yerine bölgesel olarak ele alınmasının tanıma başarımlarını artırdığı söylenebilir. Elle işaretlenmiş örtme maskeleri ve derinlik imgesi sınıflandırıcıları kullanıldığında, başarımlar %82.93’ten %86.59’a çıkmaktadır. Otomatik olarak bulunmuş örtme maskeleri kullanıldığında başarımlar düşse de, sonuçlarda %79.57’den %85.67’ye, yaklaşık %6’lık bir artış gözlemlenmektedir. Olabilirlik oranına dayalı sınıflandırıcılar kullanıldığında elde edilen artış oldukça

yüksektir: otomatik olarak elde edilmiş örtme maskeleri ( $M_{aske_{ORT}}$ ) ve bölgesel olabilirlik oranı sınıflandırıcıları kullanılarak, derinlik imgesi sınıflandırıcıları ile elde edilen %85.67’lik tanıma oranı %94.20’ye kadar çıkarılmıştır.

## 4. Vargılar

Bu çalışmada, (1) kayıtlama, (2) örtmeli bölgelerin tespiti, (3) örtmeli kısımların geri çözmeye ile doldurulması, (4) bölgesel sınıflandırıcılarla tanıma safhalarından oluşan, örtmeye dayanıklı bir sistem önerilmiştir. Örtme dikkate alınmadan elde edilen %78.05’lik bütünsel tanıma başarımlarına karşın, olabilirlik oranına dayalı bölgesel sınıflandırıcılar kullanılarak yaklaşık %16’lık iyileşme sağlanmıştır ve %94.20’lik tanıma başarımları elde edilmiştir.

## 5. Kaynakça

- [1] P. Phillips, W. Scruggs, A.J. O’Toole, P.J. Flynn, K.W. Bowyer, C.L. Schott, and M. Sharpe, “FRVT 2006 and ICE 2006 large-scale results,” *NISTIR*, 2007.
- [2] J. Kim, J. Choi, J. Yi, and M. Turk, “Effective representation using ICA for face recognition robust to local distortion and partial occlusion,” *IEEE Trans. on PAMI*, pp. 1977–1981, 2005.
- [3] A.M. Martinez, “Recognizing imprecisely localized, partially occluded, and expression variant faces from a single sample per class,” *IEEE Trans. on PAMI*, vol. 24, no. 6, pp. 748–763, 2002.
- [4] F. Tarres, A. Rama, and L. Torres, “A novel method for face recognition under partial occlusion or facial expression variations,” in *ELMAR 47th Int. Symposium*, 2005, pp. 163–166.
- [5] J.S. Park, Y.H. Oh, S.C. Ahn, and S.W. Lee, “Glasses removal from facial image using recursive error compensation,” *IEEE Trans. on PAMI*, pp. 805–811, 2005.
- [6] A. Colombo, C. Cusano, and R. Schettini, “Detection and restoration of occlusions for 3D face recognition,” in *2006 IEEE Int. Conf. on Multimedia and Expo*, 2006, pp. 1541–1544.
- [7] A. Colombo, C. Cusano, and R. Schettini, “Gappy PCA Classification for Occlusion Tolerant 3D Face Detection,” *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, vol. 35, no. 3, pp. 193–207, 2009.
- [8] R. Everson and L. Sirovich, “Karhunen–Loeve procedure for gappy data,” *Journal of the Optical Society of America A*, vol. 12, no. 8, pp. 1657–1664, 1995.
- [9] P.J. Phillips, P.J. Flynn, T. Scruggs, K.W. Bowyer, J. Chang, K. Hoffman, J. Marques, J. Min, and W. Worek, “Overview of the face recognition grand challenge,” in *CVPR, 2005. IEEE Computer Society Conference on*. IEEE, 2005, vol. 1, pp. 947–954.
- [10] N. Alyuz, B. Gokberk, and L. Akarun, “A 3D face recognition system for expression and occlusion invariance,” in *BTAS, 2008. 2nd IEEE Int. Conf. on*. IEEE, 2008, pp. 1–7.
- [11] A. Savran, N. Alyuz, H. Dibeklioglu, O. Celiktutan, B. Gokberk, B. Sankur, and L. Akarun, “Bosphorus database for 3D face analysis,” *Biometrics and Identity Management*, pp. 47–56, 2008.
- [12] Luuk Spreeuwers, “Fast and accurate 3d face recognition,” *International Journal of Computer Vision*, pp. 1–26, 2011.
- [13] N. Alyuz, B. Gokberk, and L. Akarun, “Regional registration for expression resistant 3-D face recognition,” *Information Forensics and Security, IEEE Trans. on*, vol. 5, no. 3, pp. 425–440, 2010.
- [14] A.M. Bazen and R.N.J. Veldhuis, “Likelihood-ratio-based biometric verification,” *IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Technology*, vol. 14, no. 1, pp. 86–94, 2004.