

İSTANBUL TEKNİK ÜNİVERSİTESİ ★ FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**DÜŞÜK ÇÖZÜNÜRLÜKLÜ YÜZ GÖRÜNTÜLERİNİN YEREL ZERNİKE
MOMENTLERİ YÖNTEMİ İLE SINIFLANDIRILMASI**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Tolga ALASAĞ

Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı

Bilgisayar Mühendisliği Programı

MAYIS 2014

İSTANBUL TEKNİK ÜNİVERSİTESİ ★ FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**DÜŞÜK ÇÖZÜNÜRLÜKLÜ YÜZ GÖRÜNTÜLERİNİN YEREL ZERNİKE
MOMENTLERİ YÖNTEMİ İLE SINIFLANDIRILMASI**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

**Tolga ALASAĞ
(504101519)**

Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı

Bilgisayar Mühendisliği Programı

Tez Danışmanı: Prof. Dr. Muhittin GÖKMEN

MAYIS 2014

İTÜ, Fen Bilimleri Enstitüsü'nün 504101519 numaralı Yüksek Lisans Öğrencisi **Tolga ALASAĞ**, ilgili yönetmeliklerin belirlediği gerekli tüm şartları yerine getirdikten sonra hazırladığı “**DÜŞÜK ÇÖZÜNÜRLÜKLÜ YÜZ GÖRÜNTÜLERİNİN YEREL ZERNİKE MOMENTLERİ YÖNTEMİ İLE SINIFLANDIRILMASI**” başlıklı tezini aşağıda imzaları olan jüri önünde başarı ile sunmuştur.

Tez Danışmanı : **Prof. Dr. Muhittin GÖKMEN**

İstanbul Teknik Üniversitesi

Jüri Üyeleri : **Doç. Dr. Mustafa Ersel KAMAŞAK**

İstanbul Teknik Üniversitesi

Yrd. Doç. Dr. Serap KIRBIZ

MEF Üniversitesi

Teslim Tarihi : **5 Mayıs 2014**

Savunma Tarihi : **29 Mayıs 2014**

Eşime ve aileme,

ÖNSÖZ

Yüksek lisans öğrenimim ve tez çalışmam süresince kıymetli fikir ve tavsiyelerinden yararlandığım çok değerli hocam ve danışmanım Prof. Dr. Muhittin GÖKMEN'e sonsuz teşekkürler.

Tüm yaşamım boyunca desteklerini ve sevgilerini her zaman yanımda hissettiğim babam Taner ALASAĞ'a, annem Sezgin ALASAĞ'a ve tüm aileme sonsuz teşekkürler.

Yol arkadaşım, sevgili eşim Sümeyye GÜLEÇ ALASAĞ'a çok teşekkür ederim.

Mayıs 2014

Tolga ALASAĞ
Bilgisayar Mühendisi

İÇİNDEKİLER

Sayfa

ÖNSÖZ.....	vii
İÇİNDEKİLER.....	ix
KISALTMALAR.....	xi
ÇİZELGE LİSTESİ.....	xiii
ŞEKİL LİSTESİ.....	xv
ÖZET.....	xvii
SUMMARY.....	xix
1. GİRİŞ	1
1.1 Tezin Amacı.....	1
1.2 Literatür Araştırması	2
1.3 Tezin Organizasyonu	4
2. YÜZ TANIMA	7
2.1 Yerel Zernike Momentleri	7
2.1.1 Yerel Zernike Momentleri dönüşümü	7
2.1.2 Yerel Zernike Momentleri öznitelik vektörünün oluşturulması	10
2.2 Yerel İkili Örüntüler	11
3. ÖLÇEK UZAYI	15
3.1 Gauss Ölçek Uzayının Oluşturulması	16
3.2 Gauss Farkı Ölçek Uzayının Oluşturulması	19
4. YÜZ-GÖZ TESPİTİ VE ÖN-İŞLEM.....	23
4.1 Yüz ve Göz Tespiti.....	23
4.2 Ön-işlem.....	24
5. SINIFLANDIRMA.....	27
5.1 k-En Yakın Komşular Sınıflandırma Algoritması	27
6. DENEYSEL ÇALIŞMALAR VE SONUÇLAR.....	29
6.1 Yüz Tanıma Teknolojisi Veritabanı ile Yapılan Testler.....	29
6.1.1 Ölçüm kümesi ölçek uzayı görüntüleri ile galeri görüntülerini eşleştirme	30
6.1.2 Ölçek uzayı görüntülerini oktav bazında eşleştirme	34
6.1.3 Ölçek uzayı görüntülerini oktavlar arası eşleştirme	41
6.2 Elde Edilen Sonuçların Kaynaştırılması.....	43
7. SONUÇ VE ÖNERİLER	47
KAYNAKLAR.....	49
ÖZGEÇMİŞ	51

KISALTMALAR

EDA	: Eşzamanlı Diskriminant Analizi
GF	: Gauss Farkı
GFÖ	: Gabor Faz Örüntüleri
k-EYK	: k-En Yakın Komşular
ÖBÖD	: Ölçek Bağımsız Öznitelik Dönüşümü
YİÖ	: Yerel İkili Örüntüler
YİÖH	: Yerel İkili Örüntüler Histogramı
YTT	: Yüz Tanıma Teknolojisi
YZM	: Yerel Zernike Momentleri

ÇİZELGE LİSTESİ

Sayfa

Çizelge 2.1 : YZM'nin YTT veritabanı üzerindeki tanıma oranları [10].	11
Çizelge 2.2 : YZM'nin literatürdeki diğer yöntemlerle karşılaştırılması [10].	11
Çizelge 6.1 : FaFb ölçek uzayı ile galeri görüntülerinin eşleşme oranları.	31
Çizelge 6.2 : FaFc ölçek uzayı ile galeri görüntülerinin eşleşme oranları.	31
Çizelge 6.3 : Dup I ölçek uzayı ile galeri görüntülerinin eşleşme oranları.	32
Çizelge 6.4 : Dup II ölçek uzayı ile galeri görüntülerinin eşleşme oranları.	32
Çizelge 6.5 : YİÖ'nin ölçek uzayı ile galeri görüntülerinin eşleşme oranları.	33
Çizelge 6.6 : FaFb ölçek uzayı görüntülerinin oktav bazında eşleşme oranları.	34
Çizelge 6.7 : FaFc ölçek uzayı görüntülerinin oktav bazında eşleşme oranları.	35
Çizelge 6.8 : Dup I ölçek uzayı görüntülerinin oktav bazında eşleşme oranları.	35
Çizelge 6.9 : Dup II ölçek uzayı görüntülerinin oktav bazında eşleşme oranları.	36
Çizelge 6.10 : FaFb ölçüm kümesinin oktavlar arası eşleşme karıştırma matrisi.	41
Çizelge 6.11 : FaFc ölçüm kümesinin oktavlar arası eşleşme karıştırma matrisi.	42
Çizelge 6.12 : Dup I ölçüm kümesinin oktavlar arası eşleşme karıştırma matrisi.	42
Çizelge 6.13 : Dup II ölçüm kümesinin oktavlar arası eşleşme karıştırma matrisi.	43

ŞEKİL LİSTESİ

Sayfa

Şekil 1.1: Test ortamının ve yüz tanıma için önerilen yapının blok diyagramı.	2
Şekil 2.1 : Örnek Zernike radyal polinom çekirdekleri [11]......	9
Şekil 2.2 : YZM yönteminin genel gösterimi [10].	10
Şekil 2.3 : Temel YİÖ operatörü [15].	11
Şekil 2.4 : (8,2) için çembersel komşuluk [16].	12
Şekil 2.5 : YİÖ görüntüsü [17]......	12
Şekil 3.1 : Gauss ölçek uzayı oluşturma adımları.	17
Şekil 3.2 : $o = 4$ ve $s = 6$ için Gauss ölçek uzayı örneği.	18
Şekil 3.3 : GF ölçek uzayı oluşturma adımları.....	20
Şekil 3.4 : $o = 4$ ve $s = 6$ için GF ölçek uzayı örneği.....	21
Şekil 4.1 : Haar-benzeri öznelik örnekleri [21].	23
Şekil 4.2 : Örnek ön-işlem sonuçları.	26
Şekil 5.1 : k-EYK sınıflandırma örneği [24].	27
Şekil 6.1 : YTT yüz veritabanından örnek görüntüler [12].	29
Şekil 6.2 : FaFb ölçüm kümesine ait karşılaştırmalı sonuçlar.	37
Şekil 6.3 : FaFc ölçüm kümesine ait karşılaştırmalı sonuçlar.	38
Şekil 6.4 : Dup I ölçüm kümesine ait karşılaştırmalı sonuçlar.	39
Şekil 6.5 : Dup II ölçüm kümesine ait karşılaştırmalı sonuçlar.	40
Şekil 6.6 : Önerilen yüz tanıma yapısına ait ekran görüntüleri.....	46

DÜŞÜK ÇÖZÜNÜRLÜKLÜ YÜZ GÖRÜNTÜLERİNİN YEREL ZERNİKE MOMENTLERİ YÖNTEMİ İLE SINIFLANDIRILMASI

ÖZET

Multimedya sistemlerinin günümüzde yaygın kullanımı, sahip oldukları depolama aygıtlarının artan mevcut kapasitesi ve artan işlemci hızları, yüz tanıma algoritmalarının kullanım alanını arttırmış ve gelişmesini sağlamıştır. Bu gelişme ile tek bir görüntü yerine bir akış şeklinde video görüntülerinden elde edilen bilgiler kullanılmaya başlanmıştır.

Günümüzde, hayatımızın her anında video kameraları görebilmekteyiz. Örneğin, havalimanlarındaki güvenlik kapı girişlerindeki video kameralar, güvenlik kamerası olarak kullanılmaktadır. Cep telefonları ile video kaydı yapılabilir hale gelmiştir. Video kameralar hayatımızın her anını görüntülemektedir ve video kütüphaneleri bu görüntüleri anlamlandırmaya çalışmaktadır. Bu görüntülerden yüz görüntüleri gibi anlamlı veriler çıkarmak için arama motorları geliştirilmektedir. Video görüntülerinden yüz tanıma uygulamaları sadece eğlence, eğitim veya güvenlik amaçlı değildir. Örneğin, adli kimlik tanımlama için kimi zaman yüzlerce saatlik video görüntülerinin incelenmesi gerekmektedir. Buna örnek olarak, kayıp bir insanın bulunması ve son konumunun tespit edilmesi için düşük çözünürlüklü trafik veya güvenlik kameralarından elde edilmiş video görüntülerinin alanında uzman kişiler tarafından incelenmesi zorunludur. Böyle durumlarda görüntü kalitesinin düşük olması bu görüntülerin yüz tanıma için kullanılamayacağı anlamına gelemez. Bu görüntülerin çeşitli görüntü iyileştirme algoritmaları ile iyileştirilmesi de yüz tanıma problemindeki başarıyı yeteri kadar arttıramamaktadır.

Bu tez çalışmasında, düşük çözünürlüklü görüntülerden yüz tanıma problemi için Yerel Zernike Momentlerini (YZM) kullanan bir yöntem önerilmiştir. Genel Zernike Momentleri, tüm görüntü için moment değerleri üretirken, YZM ile görüntüde bulunan her bir piksel için moment değerleri hesaplanmaktadır. YZM ile yüz tanımda önemli başarı elde edildiği görülmüştür. YZM'nin bu başarısını düşük çözünürlüklü ve bulanık yüz görüntülerinde arttırmak için Ölçek Bağımsız Öznitelik Dönüşümü (ÖBÖD) (ing. *Scale-Invariant Feature Transform*) algoritmasındakine benzer bir ölçek uzayı algoritması kullanılmıştır.

Önerilen bu yöntem ile YZM'nin düşük çözünürlüklü yüz görüntülerindeki başarıyı öncelikle Yüz Tanıma Teknolojisi (YTT) (ing. *The Facial Recognition Technology*) yüz veritabanı üzerinde test edilmiştir. Ölçek uzayları ile yapılan testler ve elde edilen test sonuçlarına göre bir yüz tanıma yapısı oluşturulmuştur. Bu yapı önerilen yöntemin gerçek hayat uygulamalarında başarılarını görmek için geliştirilmiştir. Bu amaçla, giriş görüntüsü üzerinde yüz ve göz tespiti için bir nesne tespit algoritması olan Haar-benzeri öznitelikleri tabanlı kademeli sınıflandırıcılar kullanılmıştır. Tespit edilen yüz görüntüsü ve tespit edilen göz bebeği konum bilgileri kullanarak sırasıyla yüz görüntüsü ilgin dönüşüm (ing. *affine transformation*) ile gözler hizalanmış, görüntü kırılmış, elipse şeklinde bir maske ile maskelenmiş ve sıfır ortalama-birim

varyansa sahip olacak şekilde düzelenmiştir. Düzgelenen yüz görüntüsünün ölçek uzayı oluşturularak eğitim kümesinde yer alan görüntü ölçek uzayları arasında k-En Yakın Komşular (k-EYK) (ing. *k-Nearest Neighbors*) sınıflandırma algoritması ve çeşitli kaynaştırma yöntemleri ile yüz tanıma gerçekleştirilmiştir ve bu önerilen yapının gerçek hayat uygulamalarında umut verici olduğu görülmüştür.

CLASSIFICATION OF THE LOW RESOLUTION FACE IMAGES BY LOCAL ZERNIKE MOMENTS METHOD

SUMMARY

Widespread utilization along with the increasing capacity and processor speeds of the multimedia systems lead to increase in application areas and development of face recognition algorithms. By this way, information extracted from video images obtained by streaming is started to be used instead of a single image for face recognition.

Today we encounter video cameras in every moment of our lives. For example, video cameras at the security control entrance of airports are used for security purposes and mobile phones have the capability of video recording. In summary, video cameras are recording every moment of our lives and video libraries are trying to parse these recordings. To extract meaningful images from these recorded images, search engines are being developed. Face recognition from video images is not just for fun, education or security purposes. For instance, forensic identification requires investigation of long videos with a length of hundreds of hours. Experts investigate many videos coming from low resolution traffic and security cameras to detect the last position of the lost people and find them. In such emergency situations images with low quality does not mean that they cannot be used for face recognition. Unfortunately enhancing of these images via image enhancement algorithms cannot increase the performance in face recognition problem.

In recent years, a great deal of methods for face recognition in general scenes have been proposed. Although the proposed methods can recognize faces at high precision and high speed, faces in real images such as the ones from the security and surveillance systems are not always sufficiently clear. Therefore, the face recognition methods must succeed in low resolution, blurriness, variation of poses, illumination conditions and partial occlusions.

Most of the existing methods, try to solve the low-resolution face problem by generating a space representation between low and high resolution face images by considering pose and illumination variations. The other group of methods are based on super resolution algorithm. However these methods have performance problems in real world applications.

In this thesis, we propose a method that uses Local Zernike Moments and Gauss-difference of Gauss scale space for face recognition in low-resolution images in which the robustness of Local Zernike Moments against low resolution and blurred face images is increased. The performance of Local Zernike Moments in low-resolution face images is examined on The Facial Recognition Technology database. Then a face recognition framework is designed according to these test results.

Zernike moments are based on the calculation of the complex moment coefficients and are successful in character recognition of images that contain distinctive shape information like characters. However these holistic moments were seen inadequate

for the face images and for this reason a novel face representation method called Local Zernike Moments was proposed and is shown to be successful in face recognition. The Local Zernike Moments method localizes the calculation of the moments around for each pixel. As a result, a complex moment image is estimated for each moment component. Final feature vector is obtained by concatenating the extracted phase-magnitude histograms at each sub region that is formed by dividing each moment image to non-overlapping sub regions.

Local shape variations in the low resolution face images are very important for face recognition. For this reason, Local Zernike Moments are used as local phase-magnitude histograms. The purpose of using Local Zernike transformation in face images is to stimulate the local shape characteristics and to describe the local shape statistics of the transformed images.

In order to further increase the success of Local Zernike Moments against low resolution and blurred face images, a scale space representation similar to Scale-Invariant Feature Transform algorithm is used.

The Scale space, being different than the Gauss pyramid, is formed by a particular number of images per level. Each level has a group of images that are formed step by step with convolution by increasing σ value of the Gaussian filter at each step and then the last image is down-sampled.

this study, k-Nearest Neighbor algorithm is used as the classification algorithm. k-Nearest Neighbor classifier, which is the simplest classification algorithm, is based on the calculation of the distance between two samples. The class of the instance is assigned as the majority class of k neighbors. After several trials, NORM L1 value is chosen as the distance metric and k equals 1.

The performance of Local Zernike Moments in low-resolution face images is initially tested on The Facial Recognition Technology database. Several tests are conducted with different settings and parameters. All probe sets and gallery images are normalized to have zero mean and unit variance after they are cropped, and their sizes are fixed to 130×150 . Then, Gauss and Difference of Gauss scale spaces are calculated. After a set of tests, the scale space parameters are selected as $o=4$, $s=6$ and $\sigma=1.6$. As a result, by using these parameters, scale spaces that contain 24 images ($Id=0-23$) with resolutions 130×150 , 65×75 , 32×37 and 16×18 from each normalized image are generated.

Local Zernike Moments feature vectors are calculated for each scale space image with the following parameters; the moment order $n=4$, the kernel size $k=5$, the grid size $N=10$ and the number of histogram bins $b=24$. The length of the feature vector with these parameters is 26064.

The three classification settings are examined. The first one matches scale space images of the probe set images with the gallery images that are in different octaves. The second one matches scale space images of the probe set images with scale space images of the gallery images per octave that are in the same octave. The last one matches scale space images of the probe set images with scale space images of the gallery images per octave that are in the different octaves. As a result, Local Zernike Moments gives better results for matching scale space images of the probe set and gallery images that are in the same octave and even gives promising results at descending resolutions compared to the first setting.

Then a face recognition framework is designed according to the test results. This framework is developed to observe the performance of the proposed method in real life applications.

Haar-like feature based cascade classifier is used to detect face and eyes to test the proposed face recognition framework. Cascade classifier consists of several simpler classifiers applied to a region of interest and evaluated together. First a classifier is trained with the same sized target object images of positive and negative examples. After training, the classifier is applied to the region of interest in an input image and it performs a prediction on the existence of an object in the region of interest. To detect an unknown sized object in an image, the classifier scans across the image at multiple scales and locations. Boosted cascade classifier is based on different boosting techniques. Haar-like features are used to train cascade classifiers.

In this study, the detected face image is normalized to have zero mean and unit variance after its size is fixed, it is masked by ellipse and it is cropped.

According to the above test results on The Facial Recognition Technology database, the classification part of the low-resolution face recognition framework is formed by fusing results of the octave classifiers. Three methods are developed to assess the test results which classify them according to class id majority, fusing class id majority of octave layers for each classifier or fusing class id of weighted octave layers for each weighted octave classifier. Among these, the best results are achieved with the last method.

Results show that the proposed framework is promising for real world applications.

1. GİRİŞ

Güvenlik sistemleri, insan bilgisayar etkileşimi ve hastaların uzaktan izlenmesi gibi pek çok gerçek dünya uygulamalarında yüz görüntüleri kilit bir rol oynamaktadır. Tespit edilmiş yüz görüntüsünden yüzün kime ait olduğunun bulunması veya kişinin duygusal durumunun analizi için örüntü tanıma teknikleri ve makine öğrenme algoritmaları kullanılmaktadır [1]. Yüz ve yüz ifadelerinin hareketsiz görüntülerden ve ideal görüntüleme şartlarında tanınması uzun yıllardır çalışılmış olmasına rağmen, kontrolsüz video görüntüleri için daha az araştırma yapılmıştır. Gerçek dünya uygulamaları için yüz ve yüz ifadesi tanıma algoritmalarının geliştirilmesi bu bakımdan zorlu bir alandır.

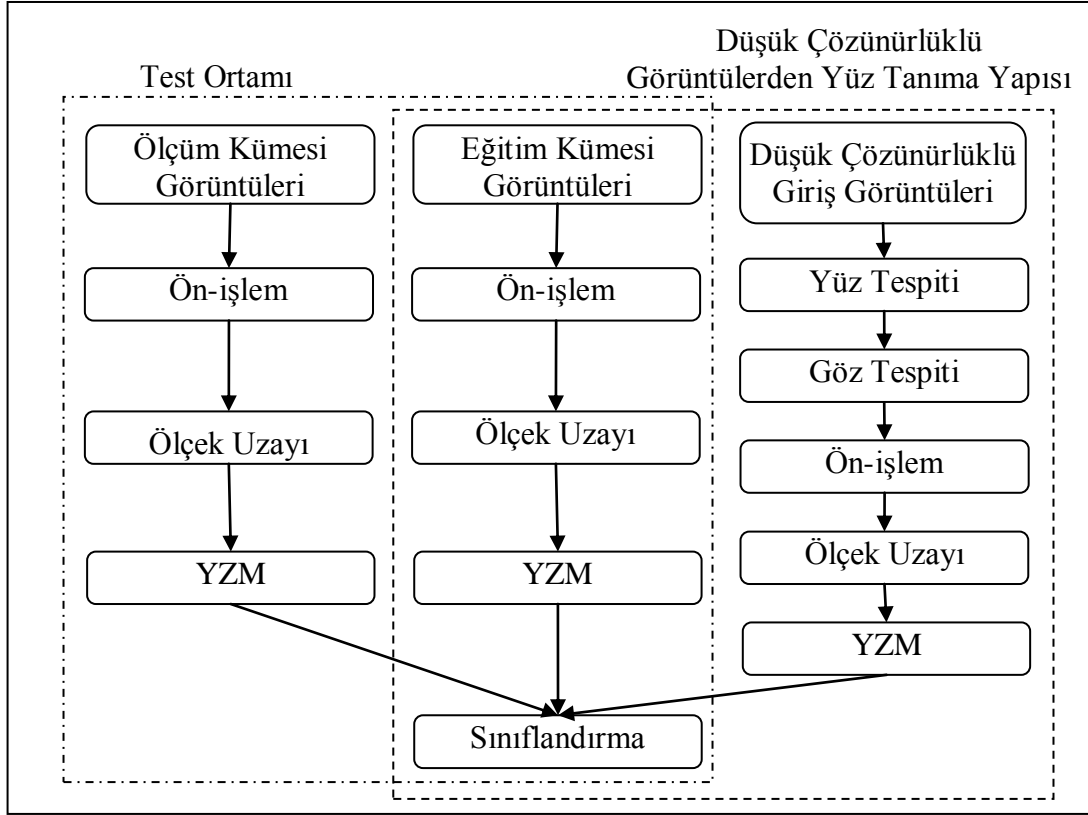
Son yıllarda, kontrollü ortamlarda alınmış görüntüler üzerinde çalışan çok fazla sayıda yüz tanıma yöntemi önerilmiştir [1]. Bu yöntemler yüksek başarımlı ve hızlı yüz tanıma yapabilmesine rağmen, örneğin güvenlik ve gözetim sistemlerinden elde edilen gerçek yüz görüntüleri her zaman yeterince net değildir. Bu nedenle yüz tanıma yöntemleri düşük çözünürlüğe, bulanıklığa, poz değişimlerine, aydınlatma koşullarına ve kısmi kapanmalara karşı başarılı olmalıdır.

1.1 Tezin Amacı

Çalışma, düşük çözünürlüklü görüntülerden yüz tanıma problemi için Yerel Zernike Momentlerini (YZM) kullanan bir yöntem önermektedir. YZM ile yüz tanımada önemli başarımlar elde edildiği görülmüştür. YZM'nin bu başarısını düşük çözünürlüklü ve bulanık yüz görüntülerinde arttırarak gerçek hayat uygulamaları için bir yüz tanıma yapısı oluşturulması amaçlanmıştır.

YZM'nin düşük çözünürlüklü yüz görüntüleri üzerindeki başarımlı Yüz Tanıma Teknolojisi (YTT) (ing. *The Facial Recognition Technology*) yüz veritabanı üzerinde incelenmiştir. Çok sayıda test, çeşitli yapılandırma ve parametrelerle gerçekleştirilmiştir. Sonrasında bu test sonuçlarına göre bir yüz tanıma yapısı

tasarlanmıştır. Tasarlanan yapıya ve test ortamına ait blok diyagramı Şekil 1.1 ile verilmiştir.



Şekil 1.1: Test ortamının ve yüz tanıma için önerilen yapının blok diyagramı.

1.2 Literatür Araştırması

Günümüze dek, yüz tanıma üzerine yapılan araştırmalar çoğunlukla kontrollü ortamlarda alınmış görüntüler üzerinde geliştirilmiş ve yoğunlaşmıştır. Düşük çözünürlüklü yüz görüntülerinden yüzün tanınması üzerine çok sayıda deneysel çalışma yapılmıştır. Literatürde yer alan önceki çalışmalarda, yüz tanıma problemi için birçok öznelilik çıkarma ve makine öğrenme yöntemi geliştirilmiştir.

Çalışma [2] ile Eşzamanlı Diskriminant Analizi (EDA) (ing. *Simultaneous Discriminant Analysis*) isimli bir yöntem önerilmiştir. EDA, düşük çözünürlüklü ve yüksek çözünürlüklü görüntülerden ortak bir alt uzaya ayırt etme özelliğinin en büyük olacağı şekilde iki adet eşleştirme öğrenir. Böylece, düşük çözünürlüklü ve yüksek çözünürlüklü görüntüler arasındaki veri eksikliği bir ortak uzaya eşleştirme ile giderilmeye çalışılır ve eşleştirme ayırt etme bilgisini korumak için tasarlanmış olur. Sonrasında geleneksel bir sınıflandırma yöntemini oluşturulan ortak uzaya

uygulayarak sonuçlar elde edilmiştir. Çeşitli (örneğin YTT) yüz veritabanları üzerinde geniş testler yapılmıştır.

Çalışma [3]'te düşük çözünürlükteki güvenlik kamerasından elde edilmiş yüz görüntüleri ile yüksek çözünürlüklü önden çekilmiş yüz görüntülerinin eşleştirilmesi için yeni bir yaklaşım geliştirilmiştir. Önerilen yöntemde, test görüntüleri ile eğitim görüntülerinin yaklaşık aynı şekilde ve koşullarda kaydedilmiş gibi, test görüntüleri ve eğitim görüntülerinden elde edilen öznitelikleri aynı anda dönüştüren çok boyutlu ölçeklendirme kullanmaktadır. Önerilen yöntemin Üstün Çözünürlük (ing. *Super Resolution*) ve sınıflandırma tabanlı yaklaşımlara göre kullanışlılığı gösterilmiştir [3]. Güvenlik kamerası üzerinden alınan görüntüler ile yapılan testlerle önerilen yöntemin uygulanabilirliği belirtilmiştir.

Çalışma [4], bağlaşik eşleştirmelere (ing. *Coupled Mappings*) dayanmaktadır. Bağlaşik eşleştirmeler ile sınıflandırmadaki başarımı iyileştirmek için farklı çözünürlükteki yüz görüntüleri birleştirilmiş öznitelik uzayına iz düşürülür. Bu bağlaşik eşleştirmeler, amaç işlevin iyileştirilmesi ile düşük çözünürlüklü görüntü ve yüksek çözünürlüklü görüntünün uyumsuzluklarını azaltmak için eğitilmiştir. Yerel bilginin korunduğu boyut indirgeme yöntemlerinden esinlenerek bir ceza ağırlıklandırma matrisi amaç işleve dahil edilmiştir. Böylece, önerilen yöntemin tanıma performansı arttırılmıştır.

Çalışma [5] ile düşük çözünürlüklü yüz görüntülerinden yüz tanınmasında test görüntüsüne ait birden fazla yüz görüntüsünün karşılaştırma anında eğitim kümesinde mevcut olduğu durumda çalışan bir algoritma önerilmiştir. Bu yöntem, özellikle video, çoklu görüntü veya çoklu kamera gibi kaynaklardan yüz tanıma için geliştirilmiş olup üstün çözünürlük yöntemleri ile alt uzay uzaklık ölçütlerini sınıflandırma için aynı anda kullanmaktadır.

Çalışma [6] ile yüz görüntülerinin çözünürlük değişiminin yüz tanıma performansına olan etkisi Temel Bileşen Analizi (ing. *Principal Component Analysis*) ve Doğrusal Ayrışım Analizi (ing. *Linear Discriminant Analysis*) yöntemleri tabanlı çeşitli yüz tanıma deneyleri ile incelenmiştir. Çalışmada yüz görüntüsünün sahip olduğu bilgi, ayırt edici bilgi ve yapısal bilgi olarak bölünmüştür. Çözünürlük arttırılmasının belirli bir sınır değerden sonra tanıma performansına olumlu bir etkisinin olmadığı

savunulmuş ve yapılan testlerle desteklenmiştir. Ayrıca sadece yapısal bilginin arttırılmasının tanıma performansını arttırmadığı da deneylerle gösterilmiştir.

[7] çalışmasında ise Genişletilmiş Gabor Eğriliği (*ing. Extended Curvature Gabor*) sınıflandırıcı demetine dayalı bir yüz tanıma yapısı anlatılmıştır. Bu çalışmada Gabor dalgacık çekirdekleri uzamsal eğrilik terimi eklenerek düşük çözünürlüklü görüntülerden sayısız öznitelik adayları çıkarma imkanı sağlayan genişletilmiş Gabor eğriliği dalgacık çekirdeklerine dönüştürülmüştür. Bunları verimli bir şekilde kullanmak için öznitelik adayları farklı çekirdek parametrelerine göre, çoklu genişletilmiş Gabor eğriliği dalgacık katsayı kümelerine bölünmüştür. Her bir dalgacık katsayı kümesi ile yükseltilmiş öğrenme yöntemi önemli öznitelikleri seçmektedir. Genişletilmiş Gabor eğriliği sınıflandırıcısı seçilen öznitelige Doğrusal Ayırışım Analizi uygulanarak gerçekleştirilmiştir. Sonrasında tekli sınıflandırıcının doğruluğunu arttırmak için çoklu genişletilmiş Gabor eğriliği sınıflandırıcıların logaritmik-olabilirlik oran tabanlı skor kaynaştırması vasıtasıyla birleştirilerek kullanılması önerilmiştir.

Çalışma [8], yüz tanıma için düşük çözünürlüklü sorgu video görüntüleri ile yüksek çözünürlüklü galeri görüntülerini eşleştiren bir yöntem önermiştir. Yöntemin ana yeniliği; aydınlatma ve alt örnekleme etkilerini ayırt edici üretken bir modelin oluşturulmasıdır. Özellikle aydınlatma etkilerinin yüz görüntüleri için yüz tanıma başarımını etkileyen genel bir sorun olduğu gösterilmiş ve bunun için çevrim dışı bir öğrenme yöntemi küçük bir eğitim kümesinden öğrenilmiştir. Diğer taraftan, alt örnekleme etkileri önerilen modelin eğitim aşamasında kişiye özel ve aydınlatma bağımsız olarak yüksek kaliteli görüntülerin eğitim verileri ile öğrenilmiştir. Bu yaklaşımın avantajı önceki örneklerden kalıtsal olarak üstün çözünürlük uygulanması ile elde edilen gözlem bilgilerinin gücüne dayanmaktadır. Bu nedenle önerilen yöntem ile diğer üstün çözünürlük tabanlı yöntemlerde yaşanan ayırt edici güç kaybı etkisi düzeltilmiştir.

1.3 Tezin Organizasyonu

Tezin geri kalanı şu şekilde düzenlenmiştir. Bölüm 2’de tez çalışmasında kullanılan yüz tanıma algoritmaları anlatılmıştır. Bölüm 3 ile düşük çözünürlüklü yüz görüntülerinden yüz tanıma başarımını arttırmak için kullanılan ölçek uzayı algoritması detaylandırılmıştır. Bölüm 4’te ise önerilen yapıda yüz ve göz tespiti için

kullanılan yöntem ve yüz görüntülerini uygulanan ön-işlemler anlatılmıştır. Önerilen yapının sınıflandırma kısmı ise Bölüm 5’te açıklanmaktadır. Deneysel sonuçlar Bölüm 6 ile verilmiştir. Tez, Bölüm 7’de elde edilen sonuç ve öneriler bölümü ile sonlandırılmıştır.

2. YÜZ TANIMA

Bu bölümde çalışmada kullanılan yüz tanıma yöntemi olan YZM ve çalışmada elde edilen sonuçları karşılaştırmak için kullanılan yüz tanıma yöntemi olan Yerel İkili Örüntüler (YİÖ) (*ing. Local Binary Patterns*) yöntemlerinden bahsedilmektedir.

2.1 Yerel Zernike Momentleri

Zernike Momentleri, tüm görüntüyü tanımlayan moment değerlerinin hesaplanmasına dayanır ve ayrık şekil bilgisi içeren karakter görüntülerinden karakter tanıma alanında başarılıdır [9]. Ancak bu bütünsel momentlerin yüz görüntüleri için uygun olmadığı tespit edilmiş ve bu nedenle yeni bir yüz gösterim yöntemi olan YZM yöntemi önerilmiş ve yüz tanımadaki yüksek başarısı gösterilmiştir [10]. YZM yöntemi, moment değerlerinin görüntüde bulunan her bir piksel için hesaplanması ile gösterimi yerelleştirir. Sonuç olarak her bir moment bileşeni için bir kompleks moment görüntüsü hesaplanır. Görüntüyü temsil eden sonuç öznitelik vektörü ise bu moment görüntülerinin birbirleri ile örtüşmeyecek şekilde bölünmesi ile oluşturulan alt bölgelerden hesaplanan faz genlik histogramlarının uç uca eklenmesi ile elde edilir[10].

Yüz görüntülerinde YZM dönüşümlerinin kullanım amacı yerel şekil karakteristiklerini baskın hale getirmek ve dönüştürülmüş görüntülerin yerel şekil istatistiklerini tanımlamaktır [10]. Düşük çözünürlüklü yüz görüntülerinde yerel şekil değişimleri yüz tanıma için çok önemlidir. Bu nedenle öznitelik olarak önerilen yöntemde YZM kullanılmıştır.

2.1.1 Yerel Zernike Momentleri dönüşümü

Bir görüntünün Zernike momentleri, o görüntünün Zernike polinomları adı verilen dik polinomlar kümesi üzerindeki iz düşümleri olarak tanımlanır. Zernike dik polinom kümesi

$$V_{nm}(\rho, \theta) = R_{nm}(\rho)e^{jm\theta}, \quad (2.1)$$

şeklinde tanımlanmaktadır. Burada moment derecesi n , yineleme sayısı m olmak üzere $|m| \leq n$ ve $n - |m| = \text{çift sayı}$ koşulunu sağlar. R_{nm} radyal polinomlar

$$R_{nm}(\rho) = \sum_{s=0}^{\frac{n-|m|}{2}} \frac{(-1)^s (\rho)^{n-2s} (n-s)!}{s! \left(\frac{n+|m|}{2} - s\right)! \left(\frac{n-|m|}{2} - s\right)!}, \quad (2.2)$$

şeklinde tanımlanmaktadır. Boyutları $N \times N$ olan bir giriş görüntüsü $f(i, j)$ için x_i ve y_j değerleri $[-1, 1]$ aralığında birim çember üzerine getirildikten sonra birim çemberin merkezi ile (x_i, y_i) noktasının arasındaki vektörün uzunluğu ρ , bu vektörün $+x$ eksenine ile saat yönünün tersi yönde yaptığı açı θ olmak üzere $0 \leq \rho \leq 1$ ve $0 \leq \theta \leq 2\pi$ koşulunu sağlar. Bir giriş görüntüsü $f(i, j)$ için Zernike momentleri

$$\Delta x_i = \Delta y_j = \frac{2}{N\sqrt{2}}, \quad -1 \leq x_i, y_j \leq 1,$$

$$\theta_{ij} = \tan^{-1} \frac{y_j}{x_i}, \quad \rho_{ij} = \sqrt{x_i^2 + y_j^2} \quad \text{ve} \quad (2.3)$$

$$Z_{nm} = \frac{n+1}{\pi} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} f(i, j) V_{nm}^*(\rho_{ij}, \theta_{ij}) \Delta x_i \Delta y_j,$$

şeklinde hesaplanmaktadır.

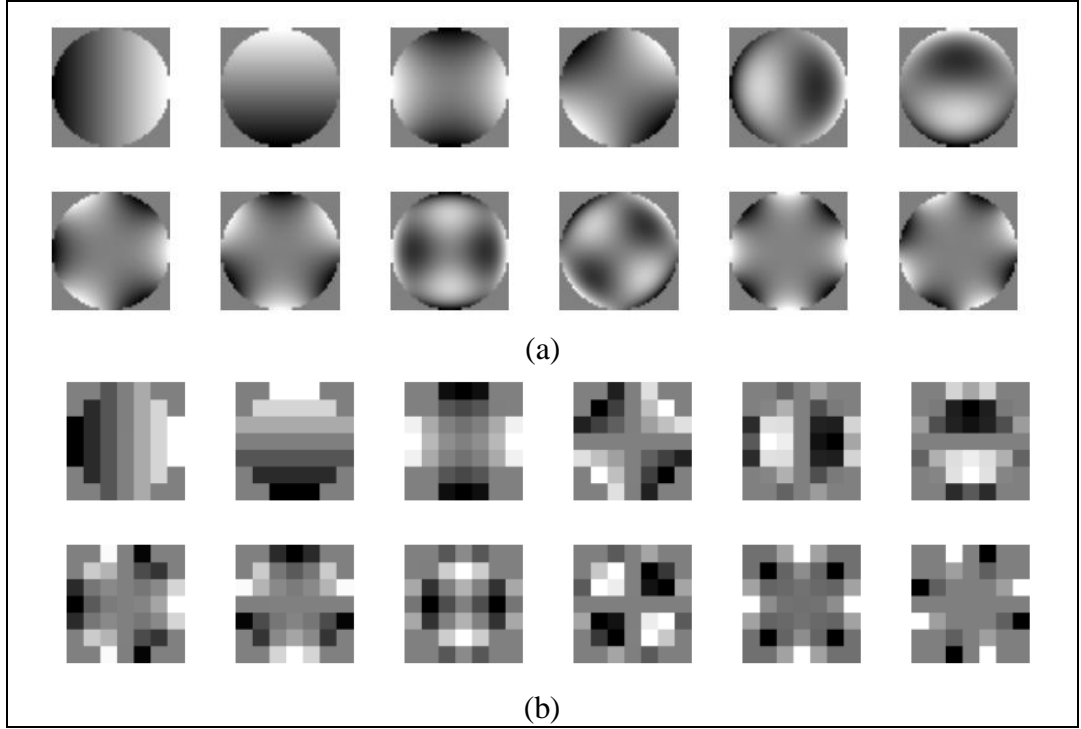
Zernike momentleri dönüşümü ile YZM dönüşümü arasındaki temel fark, momentlerin her bir pikselin etrafında hesaplanıp yeni bir görüntünün elde edilmesidir. Zernike polinomlarından elde edilen $k \times k$ boyutlu filtreleme çekirdekleri V_{nm}^k ve bu çekirdeklerin dik radyal polinomlar kümesi $V_{nm}(\rho_{ij}, \theta_{ij})$ olmak üzere

$$V_{nm}^k(i, j) = V_{nm}(\rho_{ij}, \theta_{ij}), \quad (2.4)$$

denkleminde faydalanılmaktadır. YZM dönüşümü, bir giriş görüntüsü $f(i, j)$ için

$$Z_{nm}^k(i, j) = \sum_{\substack{p, q = -\frac{k-1}{2} \\ \frac{k-1}{2}}}^{\frac{k-1}{2}} f(i-p, j-p) V_{nm}^k(p, q), \quad (2.5)$$

şeklinde hesaplanmaktadır. Şekil 2.1 ile $n=4$ için örnek Zernike radyal polinom çekirdekleri verilmiştir [11]. Şekil 2.1a'da çekirdek boyutu 100×100 , Şekil 2.1b'de ise çekirdek boyutu 7×7 değerindedir.



Şekil 2.1 : Örnek Zernike radyal polinom çekirdekleri [11].

Moment bileşen sayısı, moment derecesi n ile belirlenir. $m=0$ durumunda moment çekirdeklerinin sanal kısımları sıfır olduğundan bu değer için hesaplama yapılmaz. Moment derecesine bağlı kullanılan moment bileşen sayısı $K(n)$ olmak üzere

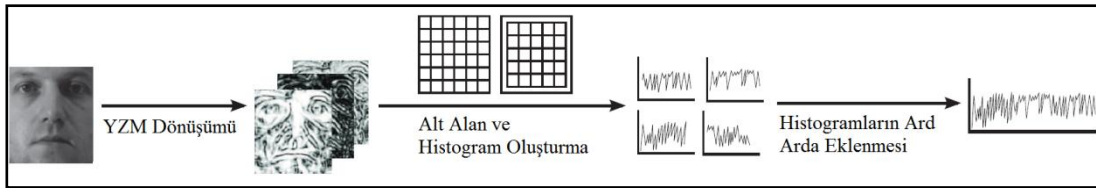
$$K(n) = \begin{cases} \frac{n(n+2)}{4}, & n \text{ tek ise} \\ \frac{(n+1)^2}{4}, & n \text{ çift ise} \end{cases} \quad (2.6)$$

ile hesaplanır.

2.1.2 Yerel Zernike Momentleri öznitelik vektörünün oluşturulması

YZM dönüşümünün yüz görüntüsüne uygulanmasından sonraki adım elde edilen moment bileşenlerinden öznitelik vektörünün üretilmesidir. Yüz görüntülerinin alt bölgelere ayrılmasının, öznitelik vektörünün tanıma yeteneğini arttırması bakımından önemli bir rolü vardır. Moment bileşenleri birbirleri ile kesişmeyen eşit boyutlardaki, önce $N \times N$ adet alt bölgeye ve daha sonra yarım alt bölge boyutunda kaydırılarak $(N-1) \times (N-1)$ adet alt bölgeye bölünmüştür. Sonunda bu alt bölgelerden faz-genlik histogramları hesaplanmıştır [10].

Faz-genlik histogramlarının hesaplanması her bir pikselin açı ve faz bilgisine dayanır. Bu histogramlar $[0, 2\pi]$ açı aralığında b adet sepete bölünmüştür. Her piksele ait genlik değeri histogramın aynı pikselin açı değerine karşılık gelen sepetine eklenir. Faz genlik histogramlarının her bir alt bölge için bu yolla hesaplanmasından sonra histogramlar birim boylu olacak şekilde düzgenler. Bu histogramların uç uca eklenmesi ile giriş görüntüsüne ait sonuç öznitelik vektörü elde edilir. Şekil 2.2 ile YZM öznitelik vektörü oluşturma adımları gösterilmiştir [10].



Şekil 2.2 : YZM yönteminin genel gösterimi [10].

Çalışmada, tüm YZM testleri YTT yüz veritabanı ile gerçekleştirilmiştir [12]. Bu veritabanı, galeri olarak isimlendirilen eğitim kümesi ve ölçüm kümesi olarak isimlendirilen test kümelerinden oluşmaktadır. Galeri, 1196 adet yüz görüntüsü içermektedir. Ölçüm kümesi olarak dört adet küme seçilmiştir. FaFb (yüz ifadesi etkisi), FaFc (aydınlatma etkisi), Dup I (yaşlanma etkisi) ve Dup II (yaşlanma etkisi) ölçüm kümeleri ise sırasıyla 1195, 194, 722 ve 234 adet yüz görüntüsü içermektedir.

Çizelge 2.1’de YZM’nin farklı ayarlarla YTT veritabanı üzerindeki tanıma başarımlarını oranları verilmiştir [10].

Çizelge 2.1 : YZM'nin YTT veritabanı üzerindeki tanıma oranları [10].

Yöntem	FaFb	FaFc	Dup I	Dup II
H-YZM	95.0	87.1	73.8	70.9
H-YZM (Ağırlıklı)	97.5	95.4	78.5	76.1
H-YZM ² -S	96.2	97.9	79.6	76.9
H-YZM ² -S (Ağırlıklı)	98.7	99.5	83.9	82.5
H-YZM ² -G	96.2	96.9	77.4	73.5
H-YZM ² -G (Ağırlıklı)	98.7	99.0	83.2	81.2
H-YZM ² -SG	96.3	97.9	79.9	76.5
H-YZM ² -SG (Ağırlıklı)	98.7	99.5	84.8	82.5

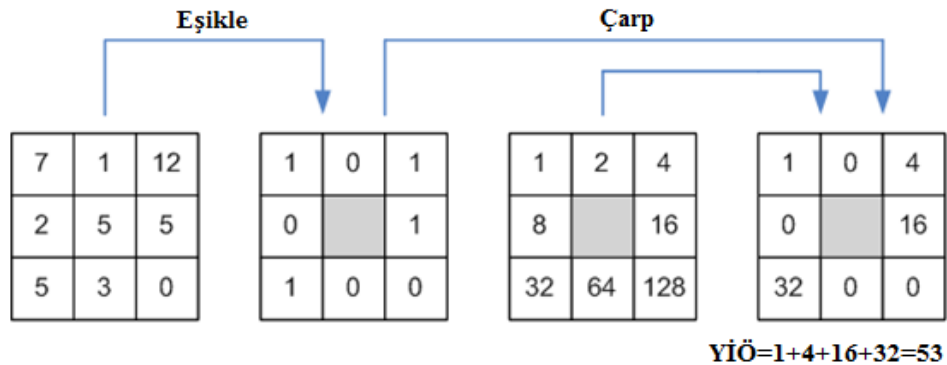
Literatürdeki diğer yöntemlerin ve YZM'nin YTT veritabanı üzerindeki başarımları oranları Çizelge 2.2 ile verilmiştir. Bu çizelgeye göre YZM'nin Gabor Faz Örüntüleri (GFÖ) (ing. *Gabor Phase Patterns*) [13] ve YİÖ [14] gibi popüler yöntemlerden daha yüksek başarıma sahip olduğu görülmektedir.

Çizelge 2.2 : YZM'nin literatürdeki diğer yöntemlerle karşılaştırılması [10].

Yöntem	FaFb	FaFc	Dup I	Dup II
YİÖ	93.0	51.0	61.0	50.0
YİÖ (Ağırlıklı)	97.0	79.0	66.0	64.0
GFÖ	97.6	98.9	77.7	76.1
GFÖ (Ağırlıklı)	97.5	99.5	79.5	77.8
YZM ² -SG	96.3	97.9	79.9	76.5
YZM ² -SG (Ağırlıklı)	98.7	99.5	84.8	82.5

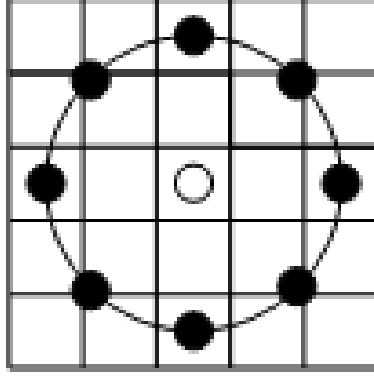
2.2 Yerel İkili Örüntüler

YİÖ, Ojala ve arkadaşları tarafından güçlü bir doku tanımlayıcı operator olarak önerilmiştir [14]. Bu operator, her pikseli 3×3 komşuluğundaki kendi değeri ile eşikleyerek etiketler ve eşikleme sonucunu ikili bir sayı olarak değerlendirir. Sonrasında etiketlerin histogramı doku tanımlayıcısı olarak kullanılır. Bu temel YİÖ operatorünün gösterimi Şekil 2.3 ile verilmiştir.



Şekil 2.3 : Temel YİÖ operatorü [15].

Sonrasında, temel YİÖ operatörü farklı komşuluk uzaklıklarını kullanacak şekilde genişletilmiştir. R yarıçaplı çember üzerindeki P adet örnekleme nokta sayısı için (P,R) ifadesi, komşuluk gösteriminde kullanılmıştır. Eğer örnekleme noktası pikselin merkezinde değilse, piksel değerleri çiftdoğrusal aradeğerleme ile hesaplanmıştır. Şekil 2.4 ile $(8,2)$ değerli çembersel komşuluk örneği verilmiştir.



Şekil 2.4 : $(8,2)$ için çembersel komşuluk [16].

Temel operatöre yapılan diğer bir genişletme ise tekdüze örüntülerin kullanılmasıdır [16]. Bir YİÖ eğer ikili olarak 0'dan 1'e veya tam tersi en fazla iki geçiş içeriyorsa tek düze olarak isimlendirilir. Örneğin, 00000000, 00011110 ve 10000011 tekdüze örüntüdür. Ojala ve arkadaşları doku görüntülerinde yaptıkları testler sırasında $(8,1)$ komşuluk değeri için tüm örüntülerin yaklaşık %90'nın, $(16,2)$ komşuluk değeri için tüm örüntülerin yaklaşık %70'nin tekdüze örüntü olduğunu görmüşlerdir [14].



Şekil 2.5 : YİÖ görüntüsü [17].

YİÖ, tanımından dolayı tekdüze gri seviye dönüşümlere karşı dayanıklıdır. Şekil 2.5 ile YİÖ'nin yapay olarak oluşturulan farklı aydınlatma durumlarındaki görüntüsü verilmiştir.

Uzamsal bilginin de yüz tanımada kullanılabilmesi için Ahonen ve arkadaşları YİÖ görüntüsünü $m \times m$ adet alt bölgeye bölüp, bu bölgelerden birer histogram hesaplanmasını önermiştir [16]. Elde edilen histogramların ard arda eklenmesi sonucunda öznitelik vektörü oluşturulmuştur. Bu yöntem, Yerel İkili Örüntüler Histogramları (YİÖH) yöntemi olarak isimlendirilmiştir [16].

3. ÖLÇEK UZAYI

YZM'nin düşük çözünürlüklü görüntülerde yüz tanıma başarısını ölçmek için Ölçek Bağımsız Öznitelik Dönüşümü (ÖBÖD) (ing. *Scale-Invariant Feature Transform*) algoritmasında kullanılan ölçek uzayı algoritmasına benzer bir yaklaşım kullanılmıştır [18].

Ölçek uzayı algoritması, bir Gauss piramidinden farklı olarak her çözünürlük seviyesinde belirli sayıda görüntü ile oluşturulur; her çözünürlük seviyesinde alınan belirli sayıdaki görüntü, büyüyen standart sapma σ değerlerine sahip Gauss filtreleri ile düzeltilir ve sadece belirli sayıda görüntü hesaplandıktan sonra bir sonraki seviye için çözünürlük yarıya indirilir [18].

Bir ölçek uzayı oluşturmak için şu parametreler kullanılır; oktav olarak isimlendirilen o ile temsil edilen çözünürlük seviye sayısı, oktav katmanı olarak isimlendirilen s ile temsil edilen her çözünürlük seviyesi için düzeltilmiş görüntü sayısı, giriş Gauss dağılımının standart sapması σ ve giriş görüntüsü I .

İlk çözünürlük seviyesi için; giriş görüntüsü s kez Gauss ile filtrelenir ve bu seviyedeki ilk görüntüde ($n=0$) giriş görüntüsünün σ değerinde, en son görüntüde ($n=s$) ise giriş görüntüsünün 2σ değerinde düzeltilmiş hali elde edilir. Bir görüntüyü ardışık σ_1 ve σ_2 değerlerine sahip Gauss filtreleri ile düzeltmek yerine görüntüyü bu Gauss filtrelerinin varyansının toplamı varyansa sahip

$$\sigma_3^2 = \sigma_1^2 + \sigma_2^2, \quad (3.1)$$

ile hesaplanan σ_3 değerindeki tek Gauss filtresi ile düzeltilmesi sonucu aynı miktarda düzeltilmiş görüntü elde edildiği bilinmektedir [18].

Eşitlik (3.1) 'den faydalanarak, etkin standart sapma değeri $std(n)$ olmak üzere $n \geq 1$ için her görüntü

$$t = 2^{1/s}, \quad (3.2)$$

$$\sigma(n) = \sigma t^n \text{ ve} \quad (3.3)$$

$$std(n) = \sigma(n-1)\sqrt{t^2 - 1} \quad (3.4)$$

denklemlerinden elde edilen bir Gauss filtresi ile filtrelenerek her seferinde etkin σ değeri t değeri ile çarpılır. Özetle, her $n \geq 1$ görüntü için $std(n)$

$$std(n) = \sigma t^{n-1} \sqrt{t^2 - 1}, \quad (3.5)$$

denklemiyle hesaplanmaktadır.

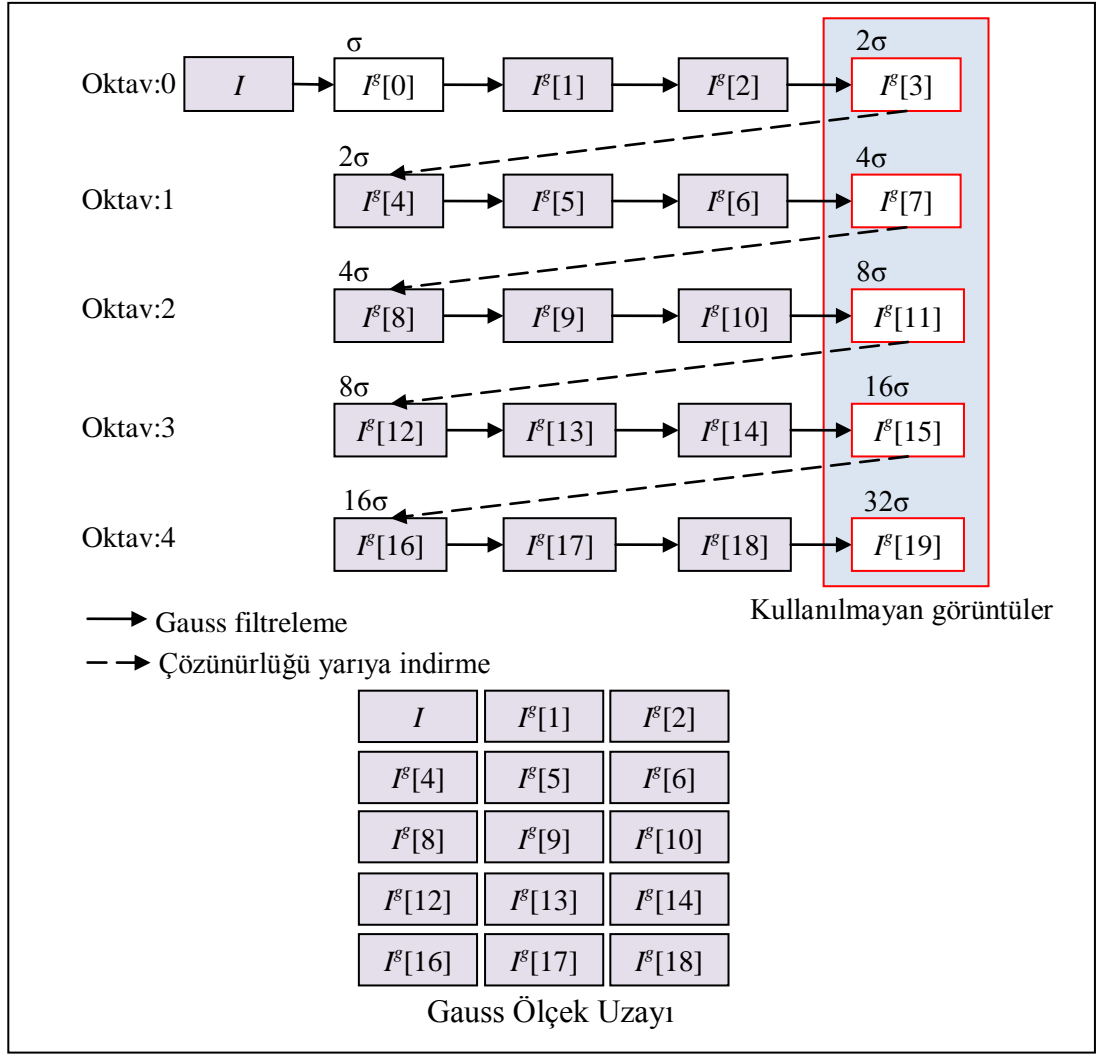
3.1 Gauss Ölçek Uzayının Oluşturulması

Gauss ölçek uzayı hesaplamak için her çözünürlük seviyesinde $s + 1$ adet görüntü oluşturulur. Bunun nedeni o çözünürlük seviyesindeki Gauss Farkı (GF) (*ing. Difference of Gauss*) görüntülerini de elde etmektir. * simgesi konvolüsyon operatörü ve I^s oktav katmanı görüntülerini temsil etmek üzere ilk oktav

$$\begin{aligned} I^s[0] &= I * G(\sigma) \\ I^s[1] &= I^s[0] * G(std(1)) = I * G(t\sigma) \\ I^s[2] &= I^s[1] * G(std(2)) = I * G(t^2\sigma) \\ &\dots \\ I^s[s] &= I^s[s-1] * G(std(s)) = I * G(t^s\sigma) = I * G(2\sigma) \end{aligned} \quad (3.6)$$

























şeklinde oluşturulmaktadır.

Gauss ölçek uzayını çözünürlük seviyesi sayısı kadar oluşturmak için, öncelikle giriş görüntüsünden ilk çözünürlük seviyesi hesaplanır ve ilk seviyenin 2σ değerinde düzleştirilmiş görüntüsünün boyutları yarılanarak ikinci seviyenin giriş görüntüsü oluşturulur. Böylece etkin düzleştirme değeri artar: birinci seviyede σ değerinden 2σ değerine, ikinci seviyede 2σ değerinden 4σ değerine şeklinde. Bu işlem çözünürlük seviyesi sayısı kadar devam ettirilir. Gauss ölçek uzayı oluşturma adımları Şekil 3.1 ile gösterilmiştir.



Şekil 3.1 : Gauss ölçek uzayı oluşturma adımları.

Bu yöntemle oluşturulan Gauss ölçek uzayında görüntünün orijinal hali bulunmamaktadır. Bu durum YZM ile yapılan testleri karşılaştırırken problem olduğu için Gauss ölçek uzayı hesaplandıktan sonra ilk çözünürlük seviyesinin ilk görüntüsü, giriş görüntü ile değiştirilerek kullanılmıştır. Bu yöntemle oluşturulan bir Gauss ölçek uzayı örneği Şekil 3.2 ile gösterilmiştir.

	Oktav Katman 0	Oktav Katman 1	Oktav Katman 2	Oktav Katman 3	Oktav Katman 4	Oktav Katman 5
Oktav 0						
Oktav 1						
Oktav 2						
Oktav 3						

Şekil 3.2 : $\sigma = 4$ ve $s = 6$ için Gauss ölçek uzayı örneği.

3.2 Gauss Farkı Ölçek Uzayının Oluşturulması

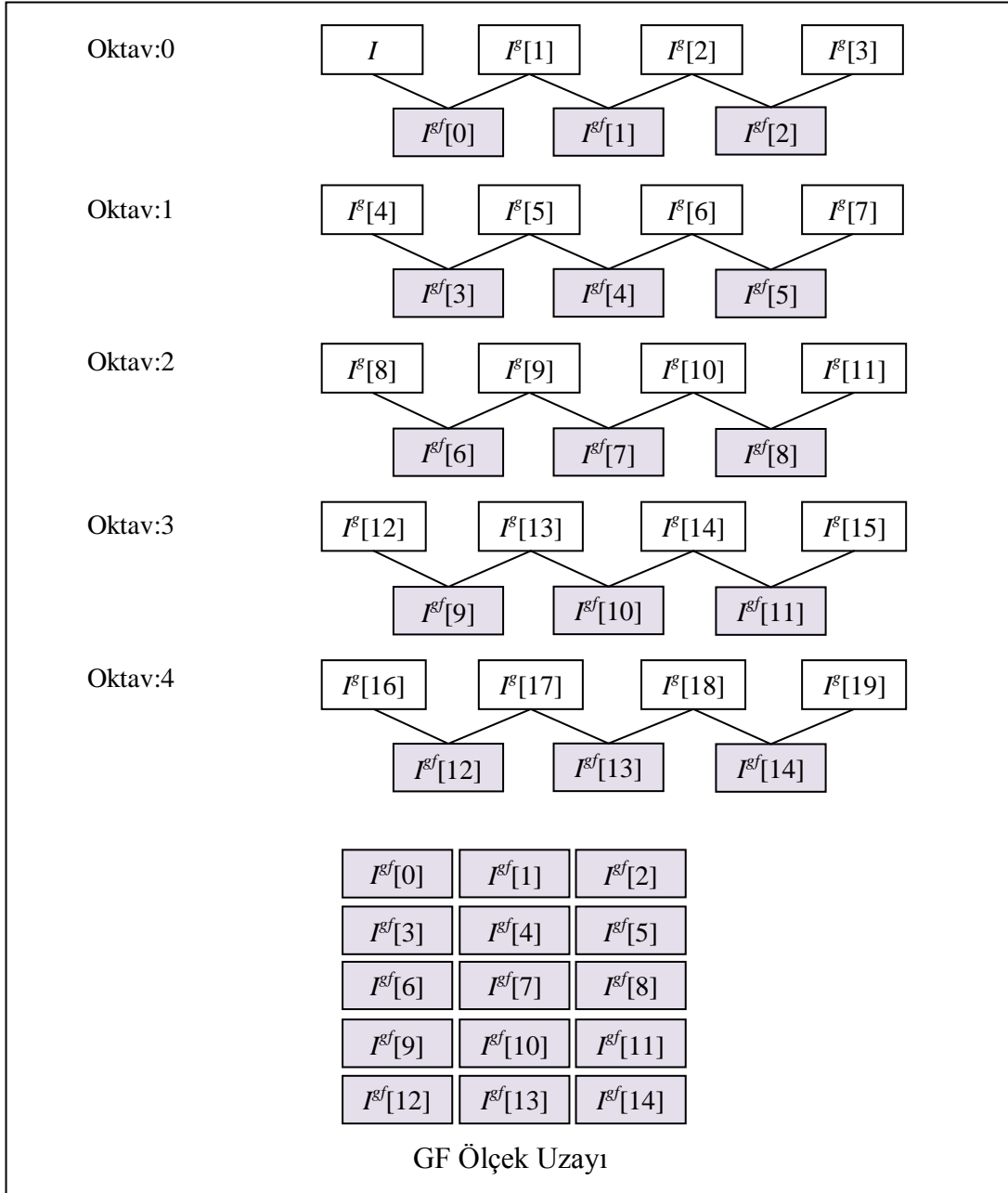
GF, bir görüntünün farklı σ değerlerine sahip Gauss filtreleri ile düzleştirilmesi sonucu oluşan iki görüntünün farkı alınarak hesaplanmaktadır.

I^{gf} oktav katmanı görüntülerini temsil etmek üzere ilk oktav

























$$\begin{aligned} I^{gf}[0] &= I*(G(t\sigma) - G(\sigma)) \\ I^{gf}[1] &= I*(G(t^2\sigma) - G(t\sigma)) \\ I^{gf}[2] &= I*(G(t^3\sigma) - G(t^2\sigma)) , \\ &\dots \\ I^{gf}[s-1] &= I*(G(2\sigma) - G(t^{s-1}\sigma)) \end{aligned} \quad (3.7)$$

şeklinde hesaplanmaktadır.

GF ölçek uzayı, Gauss ölçek uzayı hesaplandıktan sonra her bir çözünürlük seviyesinde komşu iki görüntünün farkları hesaplanarak oluşturulur. GF ölçek uzayı oluşturma adımları Şekil 3.3 ile gösterilmiştir.



Şekil 3.3 : GF ölçek uzayı oluşturma adımları.

	Oktav Katman 0	Oktav Katman 1	Oktav Katman 2	Oktav Katman 3	Oktav Katman 4	Oktav Katman 5
Oktav 0						
Oktav 1						
Oktav 2						
Oktav 3						

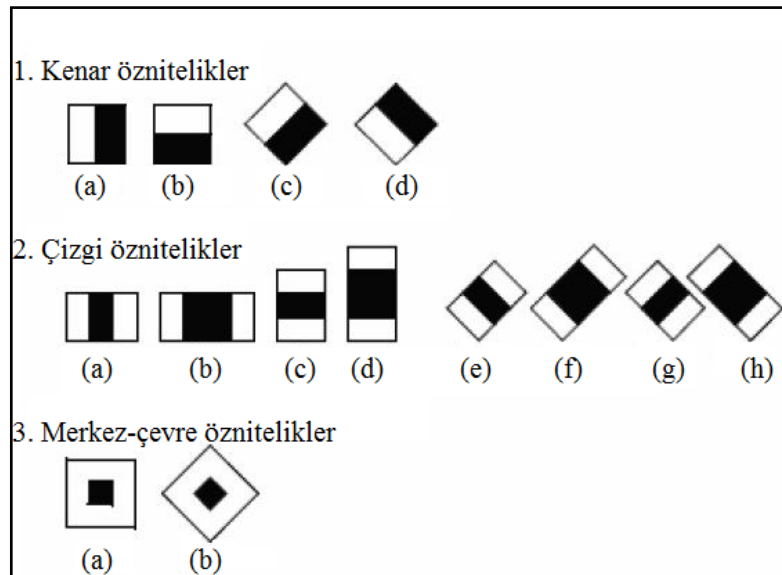
Şekil 3.4 : $o=4$ ve $s=6$ için GF ölçek uzayı örneği.

4. YÜZ-GÖZ TESPİTİ VE ÖN-İŞLEM

4.1 Yüz ve Göz Tespiti

Önerilen yüz tanıma yapısına girdi oluşturacak yüz görüntülerinin gerçek görüntülerden tespiti için Viola ve Jones tarafından önerilen bir nesne tespit algoritması olan Haar-benzeri öznitelik tabanlı kademeli sınıflandırıcılar kullanılmıştır [19]. OpenCV kütüphanesinde bu algoritma yüz ve göz tespiti amaçlı hem merkezi işlemci biriminde hem de ekran kartı işlemci biriminde çalışabilir olarak gerçekleştirilmiştir [20]. Önerilen yapıda bu kütüphaneden yüz ve göz tespitinde yararlanılmıştır.

Viola ve Jones öznitelik olarak Haar dalgacıklarını kullanmışlardır [19]. Haar dalgacıkları tek boyutlu kare dalgalardan oluşur. İki boyutlu dalgacıklar ise kare dalga formu birbirine komşu koyu ve açık renk dikdörtgen çiftleri ile oluşur. Nesne tespiti için kullanılan Haar dalgacıkları, tam anlamıyla gerçek Haar dalgacıkları değildir. Bunun yerine dikdörtgenler görsel tanıma amacıyla farklı şekiller içermektedir. Bu farklılıktan dolayı yöntem, Haar dalgacık öznitelikleri olarak isimlendirilmek yerine Haar-benzeri öznitelikler olarak isimlendirilmiştir. Şekil 4.1 ile Haar-benzeri öznitelik örnekleri verilmiştir.



Şekil 4.1 : Haar-benzeri öznitelik örnekleri [21].

Kademeli sınıflandırıcılar, bir ilgi bölgesine uygulanan çeşitli basit sınıflandırıcılardan oluşur. Öncelikle eşit boyutlu hazırlanmış, tespit edilmek istenilen nesneye ait görüntüler ve nesneye ait olmayan görüntüler ile bir sınıflandırıcı eğitilir. Eğitim aşamasından sonra sınıflandırıcı bir giriş görüntüsünün belirli bir ilgili alanına nesne tespiti için uygulanır ve bu ilgi alanında nesnenin var olup olmadığı sınıflandırıcı tarafından belirlenir. Bir görüntüden boyutu belirsiz bir nesnenin tespitinde ise görüntünün çoklu ölçeklerini sınıflandırıcı tüm konumlarda tarar.

Yöntemin isminde bulunan kademeli kelimesinin kullanımı, bir ilgi alanı için uygulanan çeşitli sayıdaki basit sınıflandırıcının o ilgi alanı için ürettiği çıktılarını birlikte değerlendirilmesinden gelmektedir. Yükseltilmiş kademeli sınıflandırıcılar farklı yükseltme tekniklerine dayanmaktadır. Basit sınıflandırıcı olarak karar ağacı sınıflandırıcısı kullanılmıştır. Haar-benzeri öznitelikler bu basit sınıflandırıcılara girdi oluşturmaktadır [19], [21].

Çalışmada, OpenCV kütüphanesinde yüz ve göz tespiti için eğitilmiş Haar-benzeri öznitelik tabanlı kademeli sınıflandırıcılar kullanılmıştır. Öncelikle, giriş görüntüsündeki yüz ilgi alanları bu yöntemle tespit edilmiştir. Sonrasında tespit edilen yüz ilgi alanlarında aynı yöntemle göz tespiti yapılmıştır. Eğer tespit edilen yüz ilgi alanında iki adet göz tespit edilmişse bu ilgi alanı ve göz konumları aday yüz olarak belirlenir ve yüz tanıma bölümüne geçirilmeden önce ön-işlem uygulanır.

4.2 Ön-işlem

Tespit edilen yüz görüntülerindeki yüzlere ön-işlem uygulanmasının sebebi yüze ait özelliklerin yerleştirilmesidir. Bunun için tespit edilen göz bebeği konum bilgileri kullanılarak yüz görüntüsüne uygulanan ilgin dönüşüm (*ing. affine transformation*) ile gözler hizalanır, görüntü kırılır, elips şeklinde bir maske ile maskelenir ve sıfır ortalama-birim varyansa sahip olacak şekilde düzelenir.

Tespit edilen göz konumları (x_1, y_1) ve (x_2, y_2) ; hizalanmış yüz üzerindeki gözlerin arasındaki uzaklık d ise, dönme merkezi konumu $(merkez_x, merkez_y)$ ve dönme açısı θ

$$(merkez_x, merkez_y) = (x_1 - x_2, y_1 - y_2) \text{ ve} \quad (4.1)$$

$$\theta = \tan^{-1}\left(\frac{y_2 - y_1}{x_2 - x_1}\right) \quad (4.2)$$

ile hesaplanır [22]. Ayrıca, $\alpha = d \cdot \cos \theta$ ve $\beta = d \cdot \sin \theta$ eşitlikleri söz konusudur. Sonrasında eşleşme matrisleri A_m ve B_m olmak üzere

$$A_m = \begin{bmatrix} \alpha & \beta \\ -\beta & \alpha \end{bmatrix} \text{ ve} \quad (4.3)$$

$$B_m = \begin{bmatrix} (1-\alpha) \cdot merkez_x - \beta \cdot merkez_y \\ (1-\alpha) \cdot merkez_y - \beta \cdot merkez_x \end{bmatrix} \quad (4.4)$$

ile elde edilir [22]. Hizalanan konum (x', y') ve ilk konum (x, y) arasındaki ilişki

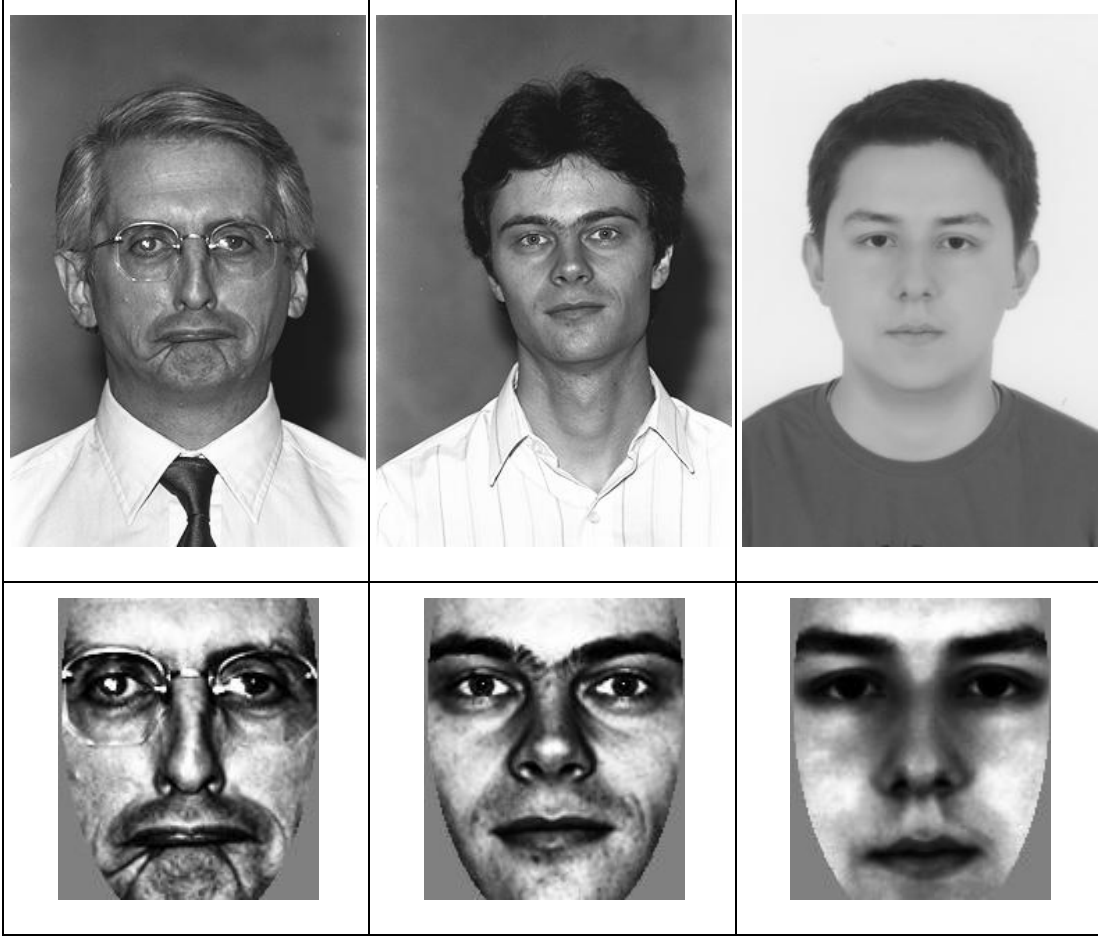
$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = A_m \cdot \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + B_m, \quad (4.5)$$

ile verilmiştir [22]. Hizalama işleminden sonra göz konumları üst üste gelen yüz görüntüleri kırpılır. Bu adım yüz tanıma algoritmalarının daha iyi sonuç üretmesi için önemlidir.

Kırpılan görüntüler sonrasında merkezi (H, K) noktasında, eksen uzunları (A, B) olan ve

$$1 \geq \frac{(x_i - H)^2}{A^2} + \frac{(y_i - K)^2}{B^2}, \quad (4.6)$$

eşitsizliğini sağlayan elips şeklinde bir maske ile maskelenir. Çalışmada, hizalanmış göz konumları $(x_1 = 30, y_1 = 45)$ ve $(x_2 = 100, y_2 = 45)$; kırpılmış yüz görüntüsü boyutu 130×150 ; maske merkezi $(H = 65, K = 50)$ ve eksen uzunlukları $(A = 64, B = 118)$ değerleri ile kullanılmıştır. Bu değerlerle elde edilmiş ön-işlem sonucu örnekleri Şekil 4.2 ile gösterilmiştir.



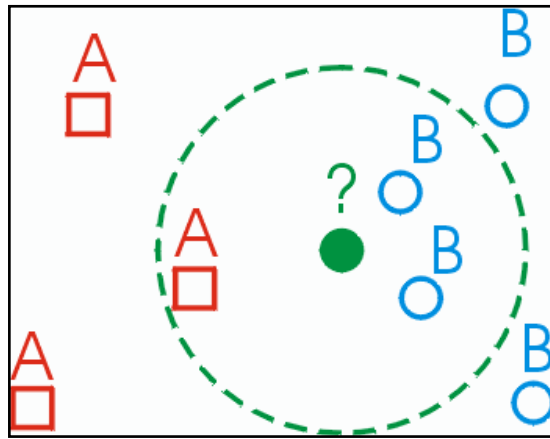
Şekil 4.2 : Örnek ön-işlem sonuçları.

5. SINIFLANDIRMA

Öznitelik vektörünün hesaplanmasının ardından bir sonraki önemli adım sınıflandırmadır. Çalışmada ölçek uzayı görüntülerinden üretilen öznitelik vektörlerinin sınıflandırılmasında k-En Yakın Komşular (k-EYK) (ing. *k-Nearest Neighbors*) sınıflandırma algoritması kullanılmıştır.

5.1 k-En Yakın Komşular Sınıflandırma Algoritması

Örnek tabanlı öğrenme yöntemlerinden olan EYK, her yeni örnek veri ile var olan verilerin bir uzaklık ölçütü ile karşılaştırılması ve en yakın var olan örneğin sınıf bilgisinin yeni örneğe atanmasına dayanır. Birden fazla komşuluk bilgisi kullanıldığında ise yeni örneğin sınıfı en yakın k komşunun çoğunluk sınıf bilgisi ile belirlenir ve algoritma k-EYK olarak isimlendirilir. Bu bakımdan sınıflandırma için yapılan hesaplama, eğitim kümesi ile sınıflandırıcının eğitilmesi sırasında değil, her yeni örnek veri geldiğinde yapılır [23]. Şekil 5.1 ile $k=3$ durumunda EYK sınıflandırma örneği verilmiştir. Bu örneğe göre yeni verinin sınıfı B olarak belirlenir.



Şekil 5.1 : k-EYK sınıflandırma örneği [24].

k-EYK sınıflandırıcısı ile çeşitli uzaklık ölçütleri kullanılmaktadır. Tezde ise çeşitli denemelerden sonra Manhattan uzaklık ölçütü olarak isimlendirilen L_1 uzaklık ölçütü seçilmiştir. L_1 uzaklık ölçütü, eşit büyüklükteki I_1 ve I_2 görüntüleri için

$$L_1 = \sum |I_1(i, j) - I_2(i, j)|, \quad (5.1)$$

eşitliği ile hesaplanmaktadır.

6. DENEYSEL ÇALIŞMALAR VE SONUÇLAR

YZM'nin düşük çözünürlüklü yüz görüntülerindeki başarımı YTT veritabanı kullanılarak değerlendirilmiştir. Çok sayıda ve çeşitli ayarlarla denemeler yapılmıştır. Sonrasında bu test sonuçlarına göre bir yüz tanıma yapısı tasarlanmıştır.

YTT yüz veritabanı 1993 ile 1997 yılları arasında oluşturulmuştur [12]. Bu veritabanının temel oluşturulma nedeni otomatik yüz tanıma becerilerini arttırmaktır. Bu amaçla, 1199 adet kişinin önden, sol profilden, sağ profilden çeşitli koşullarda ve farklı açılarda 14051 adet üst gövde görüntüleri kaydedilmiştir. Bu görüntüler çeşitli alt veri kümelerine gruplandırılmıştır. Veritabanından örnek görüntüler Şekil 6.1 ile verilmiştir.



Şekil 6.1 : YTT yüz veritabanından örnek görüntüler [12].

Veritabanı alt veri kümelerinden galeri olarak isimlendirilen eğitim kümesi ve ölçüm kümesi olarak isimlendirilen dört adet test kümesi çalışmada kullanılmıştır. Galeri 1196 adet yüz görüntüsü; ölçüm kümeleri FaFb, FaFc, Dup I ve Dup II sırasıyla 1195, 194, 722 ve 234 adet yüz görüntüsü içermektedir. FaFb ölçüm kümesi yüz ifadesi, FaFc ölçüm kümesi aydınlatma, Dup I ve Dup II ölçüm kümeleri ise yaşlanma etkisini test etmek için oluşturulmuştur [12].

6.1 Yüz Tanıma Teknolojisi Veritabanı ile Yapılan Testler

YTT veritabanı üzerinde yapılan tüm testlerde ölçüm kümeleri ve galeri görüntüleri ön-işlem uygulanmıştır. Görüntüler, göz konumları üst üste getirilip boyutları

130×150 olacak şekilde kırıldıktan sonra elips şeklinde bir maske ile maskelenip sıfır ortalama-birim varyansa sahip olacak şekilde düzgelenecek kullanılmıştır. Bu görüntülerden ölçek uzayları hesaplanmıştır. Yapılan bir dizi denemeden sonra Gauss ve GF ölçek uzayları için $\sigma = 4$, $s = 6$ ve $\sigma = 1.6$ değerleri seçilmiştir. Sonuç olarak her bir görüntüden 24 adet (No=0-23) (6 adet 130×150, 6 adet 65×75, 6 adet 32×37 ve 6 adet 16×18 çözünürlüğe sahip olmak üzere) görüntü içeren ölçek uzayı elde edilmiştir.

Her bir ölçek uzayı görüntüsünden hesaplanacak YZM öznitelik vektörleri tek aşamalı ve ağırlıklı-ağırlıksız olarak testler yapılmıştır. Moment derecesi $n = 4$, filtre boyutu $k = 5$, alt alan sayısı $N = 10$ ve histogram sepet sayısı $b = 24$ değerleri seçilmiştir. Bu değerlere göre öznitelik vektörünün boyutu 26064 olmaktadır. Bu öznitelik vektörleri k-EYK sınıflandırma kullanarak L_1 uzaklık ölçütü ile en yakın komşu sonucuna göre eşleştirilmiştir.

6.1.1 Ölçüm kümesi ölçek uzayı görüntüleri ile galeri görüntülerini eşleştirme

Ölçüm kümesi görüntülerinden oluşturulan ölçek uzayı görüntüleri (No=0-23) ile galeri görüntüleri (No=0) arasında eşleştirme yapılmıştır. Böylece, YZM'nin olası düşük çözünürlüklü test görüntüleri ile yüksek çözünürlüklü eğitim kümesi görüntülerinin eşleştirilmesi durumunda başarımı incelenmiştir. Test sonuçları ölçüm kümeleri bazında Çizelge 6.1-6.4 ile verilmiştir.

Çizelge 6.1 : FaFb ölçek uzayı ile galeri görüntülerinin eşleşme oranları.

Ölçek No	YZM Gauss	YZM Gauss (Ağırlıklı)	YZM GF	YZM GF (Ağırlıklı)
0	94,1	97,4	93,8	97,3
1	82,3	87,3	73,3	78,9
2	78,4	84,3	66,6	68,6
3	73,6	80,0	58,2	56,9
4	69,0	73,9	49,4	45,7
5	61,3	65,5	39,6	33,1
6	3,3	6,3	3,3	3,3
7	2,5	4,4	2,5	2,3
8	2,0	3,6	2,3	1,9
9	1,3	2,5	1,4	1,2
10	0,9	1,7	1,4	0,8
11	0,6	1,1	0,9	0,8
12	0,3	0,3	0,4	0,3
13	0,3	0,2	0,3	0,3
14	0,2	0,2	0,3	0,2
15	0,2	0,3	0,3	0,3
16	0,3	0,3	0,3	0,3
17	0,2	0,3	0,3	0,3
18	0,1	0,1	0,1	0,1
19	0,1	0,1	0,1	0,1
20	0,1	0,1	0,1	0,1
21	0,1	0,1	0,1	0,1
22	0,1	0,1	0,1	0,1
23	0,1	0,1	0,1	0,1

Çizelge 6.2 : FaFc ölçek uzayı ile galeri görüntülerinin eşleşme oranları.

Ölçek No	YZM Gauss	YZM Gauss (Ağırlıklı)	YZM GF	YZM GF (Ağırlıklı)
0	88,7	96,4	93,3	97,4
1	35,6	46,4	43,8	51,5
2	26,8	34,5	29,4	36,6
3	19,6	27,8	20,1	24,2
4	14,4	19,6	13,4	13,4
5	8,2	11,3	9,8	11,3
6	0,5	0,5	1,0	2,1
7	0,5	0,5	1,0	2,6
8	0,5	0,5	1,0	2,1
9	0,0	0,0	0,0	1,5
10	0,0	0,0	0,0	0,0
11	0,0	0,0	0,0	0,0
12	0,0	0,0	0,0	0,0
13	0,0	0,0	0,0	0,0
14	0,0	0,0	0,0	0,0
15	0,0	0,0	0,0	0,0
16	0,0	0,0	0,0	0,0
17	0,0	0,0	0,0	0,0
18	0,0	0,0	0,0	0,0
19	0,0	0,0	0,0	0,0
20	0,0	0,0	0,0	0,0
21	0,0	0,0	0,0	0,0
22	0,0	0,0	0,0	0,0
23	0,0	0,0	0,0	0,0

Çizelge 6.3 : Dup I ölçek uzayı ile galeri görüntülerinin eşleşme oranları.

Ölçek No	YZM Gauss	YZM Gauss (Ağırlıklı)	YZM GF	YZM GF (Ağırlıklı)
0	71,7	77,0	69,0	73,1
1	52,5	53,6	39,8	40,0
2	49,2	46,7	29,8	31,0
3	42,9	39,3	23,7	23,1
4	36,8	33,1	18,6	16,8
5	29,9	26,0	12,3	11,4
6	1,5	1,9	1,5	1,9
7	1,4	1,5	1,5	1,4
8	1,2	1,2	1,2	1,1
9	0,6	0,6	1,1	1,0
10	0,4	0,4	1,0	0,7
11	0,4	0,1	0,7	0,3
12	0,7	0,6	0,1	0,0
13	0,4	0,4	0,1	0,0
14	0,6	0,3	0,3	0,1
15	0,3	0,1	0,1	0,1
16	0,3	0,3	0,1	0,3
17	0,1	0,3	0,0	0,0
18	0,0	0,0	0,0	0,0
19	0,0	0,0	0,0	0,0
20	0,0	0,0	0,0	0,0
21	0,0	0,0	0,0	0,0
22	0,0	0,0	0,0	0,0
23	0,0	0,0	0,0	0,0

Çizelge 6.4 : Dup II ölçek uzayı ile galeri görüntülerinin eşleşme oranları.

Ölçek No	YZM Gauss	YZM Gauss (Ağırlıklı)	YZM GF	YZM GF (Ağırlıklı)
0	66,7	74,8	63,2	70,1
1	38,0	41,0	25,2	28,2
2	34,6	31,6	17,5	23,1
3	27,8	23,9	13,2	16,2
4	21,8	18,8	11,5	12,0
5	15,8	13,7	8,1	6,4
6	0,0	0,0	0,0	0,9
7	0,0	0,0	0,4	0,0
8	0,0	0,0	0,0	0,4
9	0,0	0,0	0,0	0,4
10	0,0	0,0	0,4	0,4
11	0,0	0,0	0,0	0,0
12	0,0	0,0	0,0	0,0
13	0,0	0,0	0,0	0,0
14	0,0	0,0	0,0	0,0
15	0,0	0,0	0,0	0,0
16	0,0	0,0	0,0	0,0
17	0,0	0,0	0,0	0,0
18	0,0	0,0	0,0	0,0
19	0,0	0,0	0,0	0,0
20	0,0	0,0	0,0	0,0
21	0,0	0,0	0,0	0,0
22	0,0	0,0	0,0	0,0
23	0,0	0,0	0,0	0,0

Çizelge 6.1-6.4 ile elde edilen sonuçlar incelendiğinde, Gauss ölçek uzayı sonuçlarına göre ölçüm kümesi ölçek görüntüleri (No=0) ile galeri görüntüleri (No=0) eşleşme oranının beklendiği üzere YZM'nin bildiri sonuç oranlarına çok yakın eşleşme oranı verdiği görülmüştür [10]. Çözünürlük seviyesi galeriden düşük olan ölçüm kümesi ölçek görüntüleri (No=6-23) için eşleşme oranlarının aşırı düşük olduğu görülmüştür. GF ölçek uzayı ile yapılan test sonuçları incelendiğinde ise sadece FaFc ölçüm uzayı için Gauss ölçek uzayından daha başarılı sonuçlar elde edilmiştir. Bunun nedenin FaFc ölçüm kümesinin aydınlatma etkilerini test eden bir görüntü kümesi olduğu sonucuna varılmıştır.

Aynı test durumu için YİÖ özneteliğiyle de çok sayıda test yapılmıştır. Bu test sonuçlarına göre YİÖ'nin aynı koşullarda ölçek uzayı ile kullanımında YZM'den daha kötü sonuçlar ürettiği görülmüştür. YİÖ ile yapılan testlerde elde edilen en iyi sonuçlar, Gauss ölçek kullanarak parametre değerleri ($P=4$, $R=4$) ve $m=8$ ile alınmıştır. Bu giriş parametreleri ile ölçüm kümelerinde alınan sonuçlar Çizelge 6.5'te verilmiştir.

Çizelge 6.5 : YİÖ'nin ölçek uzayı ile galeri görüntülerinin eşleşme oranları.

Ölçek No	FaFb	FaFc	Dup I	Dup II
0	78,4	11,9	46,8	32,9
1	64,0	4,1	34,9	22,2
2	61,1	4,1	33,0	19,7
3	59,4	3,1	31,0	16,7
4	56,7	2,6	28,1	14,5
5	53,0	2,1	25,3	12,8
6	41,3	1,5	17,0	8,1
7	38,7	1,0	17,0	9,0
8	35,9	1,0	15,4	8,1
9	31,9	1,0	13,0	4,7
10	27,4	1,0	8,6	3,4
11	24,3	1,0	7,6	2,6
12	0,7	0,0	0,3	0,0
13	0,3	0,0	0,1	0,0
14	0,6	0,0	0,3	0,0
15	0,4	0,0	0,3	0,0
16	0,4	0,0	0,3	0,0
17	0,4	0,0	0,1	0,0
18	0,3	0,0	0,0	0,0
19	0,1	0,0	0,1	0,0
20	0,1	0,0	0,3	0,0
21	0,0	0,0	0,3	0,0
22	0,2	0,0	0,4	0,0
23	0,2	0,0	0,3	0,0

6.1.2 Ölçek uzayı görüntülerini oktav bazında eşleştirme

Bir önceki test sonuçlarının ışığında, ölçüm kümesi ölçek uzayı görüntüleri ile galeri ölçek uzayı görüntüleri oktav bazında eşleştirilmiştir. Oktav bazında yapılan bu eşleştirme ile örneğin; sadece ölçüm kümesi ölçek uzayı görüntüleri (No=0-5) ile galeri ölçek uzayı görüntüleri (No=0-5), ölçüm kümesi ölçek uzayı görüntüleri (No=6-11) ile galeri ölçek uzayı görüntüleri (No=6-11) şeklinde eşleşmeler hesaplanmıştır. Böylece, ölçüm kümesi ölçek görüntülerinin kendisi ile aynı oktavda yer alan galeri görüntüleri ile eşleştirildiği durumdaki başarıyı incelenmiştir. Test sonuçları ölçüm kümeleri bazında Çizelge 6.6-6.9 ile verilmiştir.

Çizelge 6.6 : FaFb ölçek uzayı görüntülerinin oktav bazında eşleşme oranları.

Ölçek	YZM Gauss	YZM Gauss Oktav	YZM GF	YZM GF Oktav
0	94,1	97,4	93,8	97,3
1	94,6	96,4	94,7	97,4
2	94,6	96,5	94,4	97,2
3	94,4	96,2	94,5	97,1
4	94,1	95,9	94,8	96,6
5	93,8	95,6	94,7	96,2
6	91,6	93,9	93,4	95,1
7	91,4	93,3	92,6	94,6
8	90,8	93,0	92,1	93,7
9	90,4	92,6	91,8	93,4
10	89,4	92,6	90,5	92,5
11	88,5	91,5	90,0	91,8
12	88,5	89,0	88,7	84,9
13	87,7	88,7	87,5	85,2
14	85,8	88,3	87,3	85,4
15	85,1	87,6	86,9	85,6
16	83,3	86,2	85,2	86,4
17	82,2	85,9	82,7	84,6
18	18,2	11,8	10,5	5,6
19	22,1	13,0	13,0	7,1
20	22,8	15,0	12,0	8,0
21	22,7	15,3	13,4	8,6
22	24,6	15,6	15,1	7,9
23	21,8	12,7	17,1	10,5

Çizelge 6.7 : FaFc ölçek uzayı görüntülerinin oktav bazında eşleşme oranları.

Ölçek	YZM Gauss	YZM Gauss Oktav	YZM GF	YZM GF Oktav
0	88,7	96,4	93,3	97,4
1	70,1	87,6	93,3	96,9
2	66,5	83,0	91,8	96,4
3	57,7	78,4	90,7	96,4
4	52,6	74,2	88,1	92,3
5	46,9	72,2	85,6	91,8
6	35,1	50,0	74,7	84,0
7	28,9	43,3	69,1	80,4
8	24,2	35,6	63,9	75,8
9	18,0	27,8	53,1	62,4
10	16,0	23,2	44,8	55,7
11	12,9	22,7	32,5	44,8
12	7,2	14,4	16,5	17,5
13	5,2	12,9	12,9	17,0
14	4,6	10,3	10,3	16,5
15	3,6	8,2	10,8	16,0
16	4,1	8,2	7,7	13,9
17	3,6	7,2	7,2	12,9
18	0,0	0,0	1,0	1,5
19	0,0	0,0	0,5	0,5
20	0,5	0,5	0,5	1,0
21	0,0	0,5	0,5	0,0
22	0,0	0,0	0,0	0,0
23	0,5	0,5	0,0	0,0

Çizelge 6.8 : Dup I ölçek uzayı görüntülerinin oktav bazında eşleşme oranları.

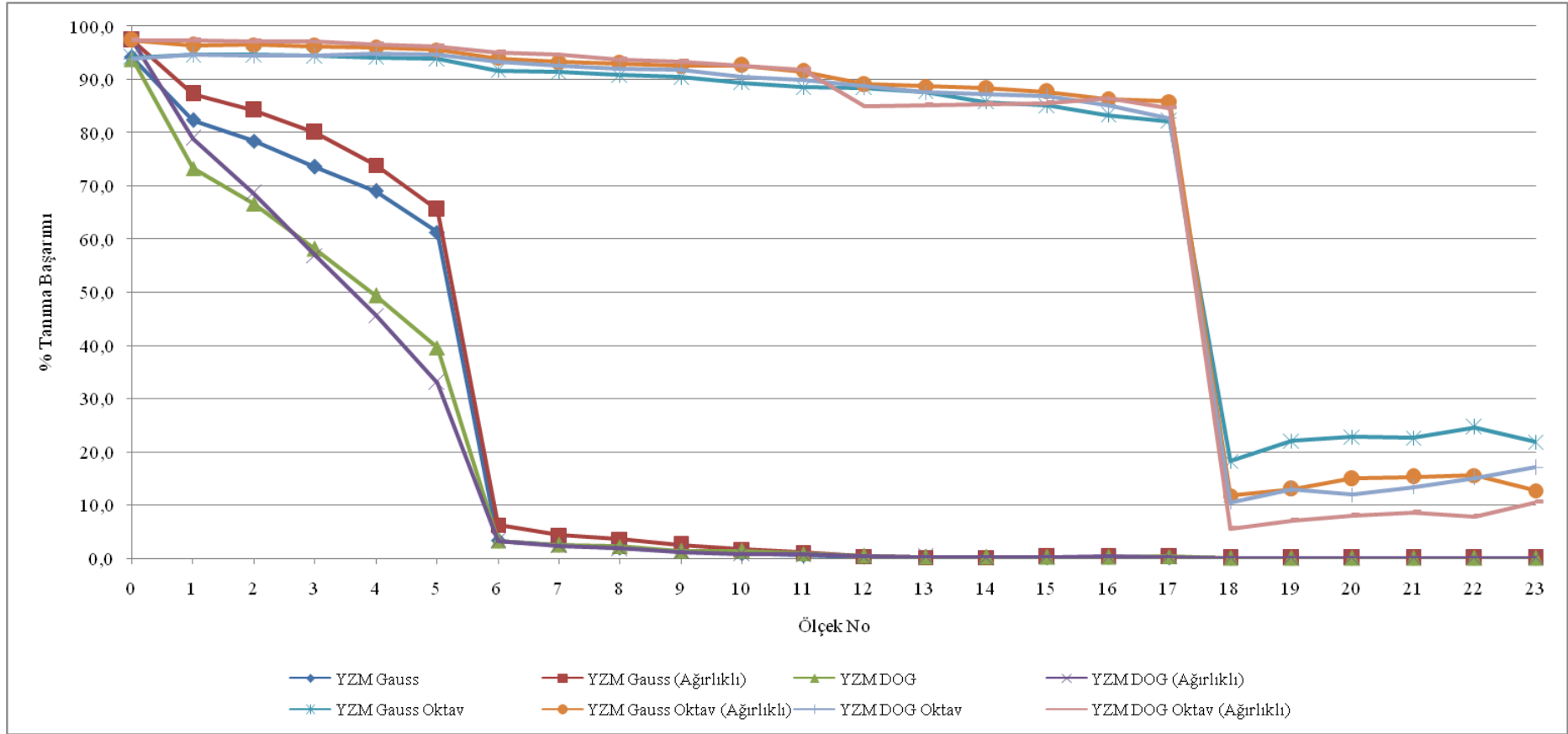
Ölçek	YZM Gauss	YZM Gauss Oktav	YZM GF	YZM GF Oktav
0	71,7	77,0	69,0	73,1
1	70,1	73,1	73,4	76,0
2	69,7	72,9	72,9	75,6
3	68,7	70,8	71,5	74,9
4	67,0	67,7	69,4	73,7
5	65,0	65,9	69,1	71,1
6	59,7	59,4	67,5	67,9
7	58,2	57,3	66,3	67,7
8	55,5	55,3	65,5	65,2
9	53,0	51,8	62,5	62,6
10	51,7	50,7	59,4	60,1
11	49,4	47,2	55,8	56,1
12	39,6	39,8	45,0	42,0
13	35,6	36,4	44,3	38,2
14	34,2	32,8	42,7	37,7
15	29,6	28,4	40,7	35,7
16	27,3	25,1	35,0	32,8
17	24,9	21,3	32,0	29,4
18	0,7	0,4	1,4	1,1
19	0,8	0,1	1,1	0,3
20	1,7	1,5	1,5	0,6
21	1,5	0,7	0,7	0,6
22	2,4	1,5	1,0	0,3
23	1,7	1,4	0,7	0,8

Çizelge 6.9 : Dup II ölçek uzayı görüntülerinin oktav bazında eşleşme oranları.

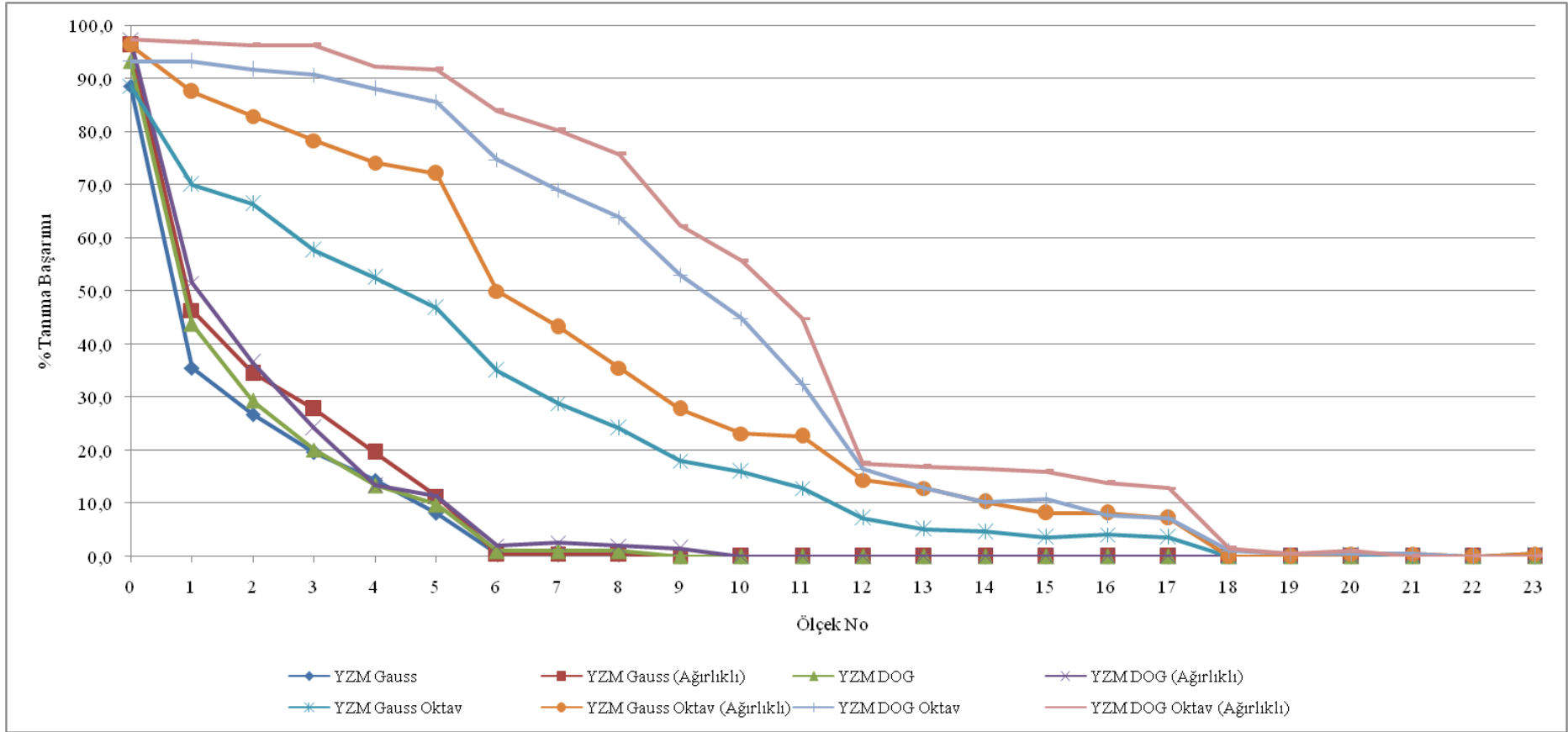
Ölçek	YZM Gauss	YZM Gauss Oktav	YZM GF	YZM GF Oktav
0	66,7	74,8	63,2	70,1
1	65,8	70,1	68,8	72,2
2	66,2	68,8	68,8	72,6
3	65,0	65,4	66,2	73,1
4	62,8	61,1	65,0	71,8
5	60,7	59,8	64,5	68,4
6	51,3	54,3	61,1	65,0
7	49,6	50,9	61,5	65,4
8	47,0	48,3	60,3	63,7
9	41,9	43,6	57,3	61,1
10	41,0	42,3	53,8	56,8
11	37,2	36,3	47,9	53,8
12	23,9	25,6	38,0	36,8
13	18,4	21,4	36,3	32,1
14	16,7	15,8	34,2	29,9
15	14,5	11,5	30,3	26,1
16	10,3	9,0	22,6	21,4
17	10,3	6,0	17,9	15,8
18	0,0	0,0	0,0	1,3
19	0,0	0,0	2,1	0,0
20	0,4	0,4	1,3	0,4
21	0,0	0,0	0,4	0,4
22	2,6	0,9	0,4	0,0
23	0,4	0,0	1,3	0,4

Çizelge 6.6-6.9 ile elde edilen sonuçlar incelendiğinde, YZM'nin ölçüm kümesi ile galeri görüntüleri aynı oktavda bulunduğunda yüksek başarıma sahip olduğu görülmüştür. Düşen çözünürlük değerlerine rağmen ümit vaat edici eşleşme oranları elde edilmiştir. GF ölçek uzayı ile yapılan test sonuçları incelendiğinde ise, çözünürlük seviyesinin azalmasına karşın Gauss ölçek uzayı testlerinden daha iyi sonuçlar verdiği görülmüştür.

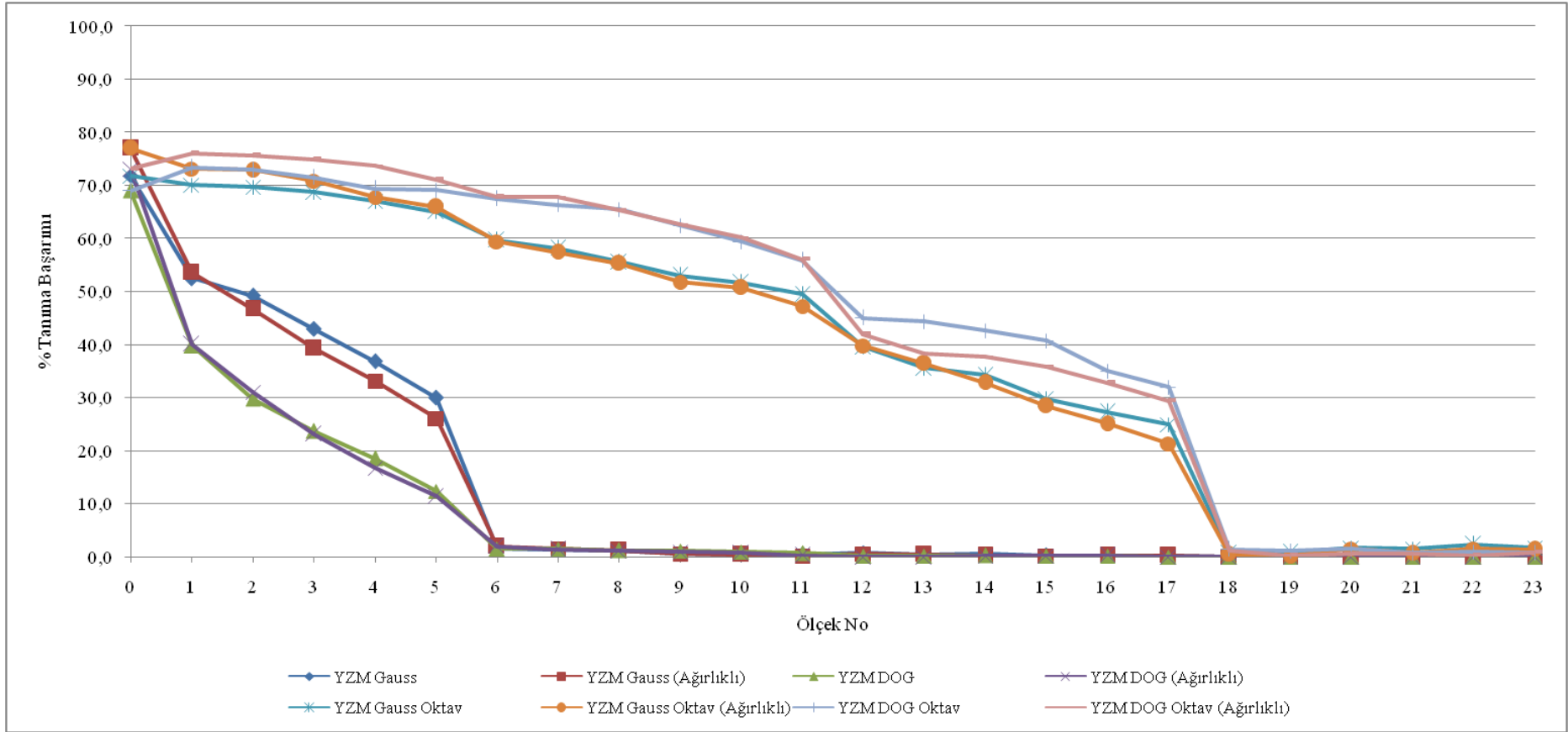
Yapılan bu iki grup test sonuçlarını daha iyi irdelemek ve karşılaştırmak için Şekil 6.2-6.5 oluşturulmuştur.



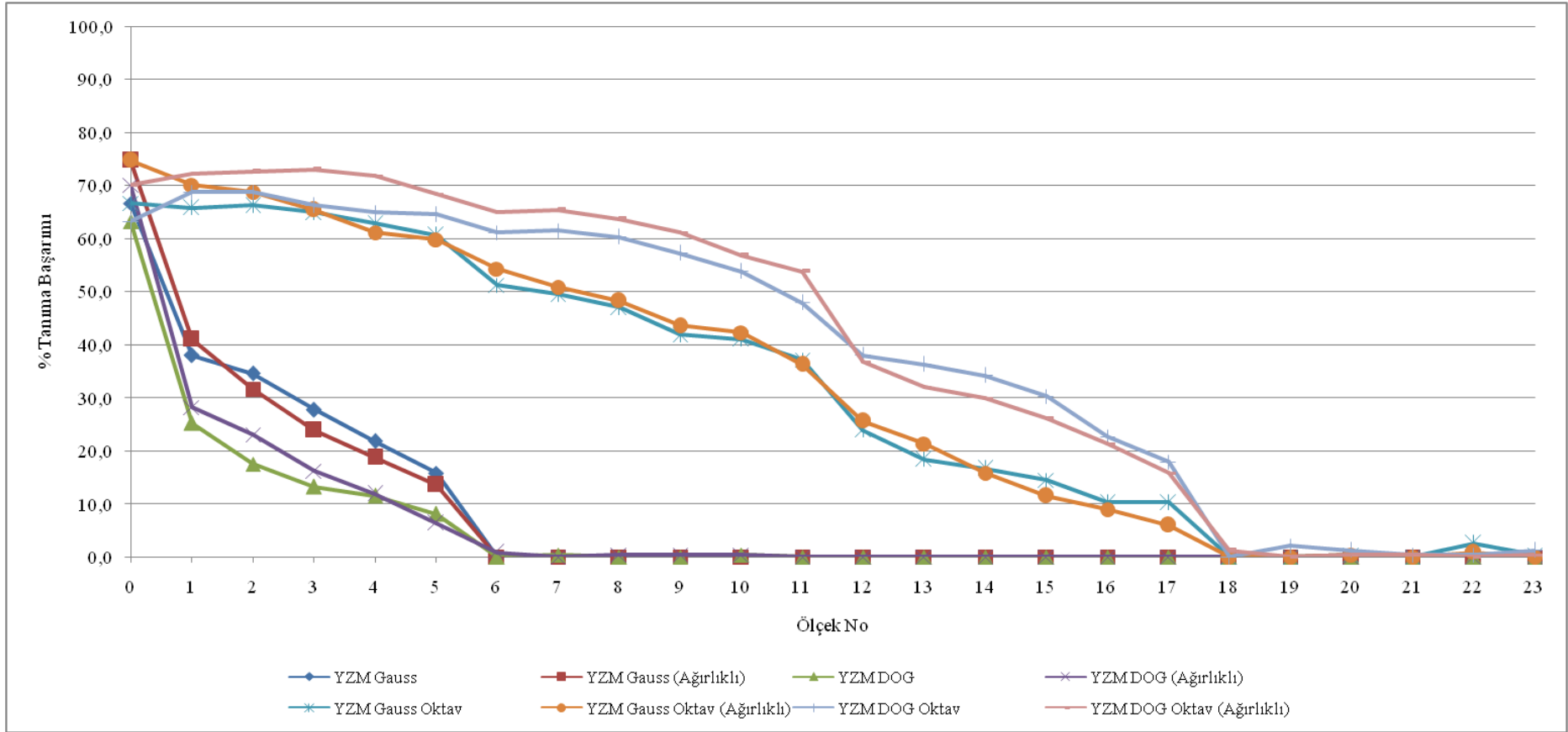
Şekil 6.2 : FaFb ölçüm kümesine ait karşılaştırmalı sonuçlar.



Şekil 6.3 : FaFc ölçüm kümesine ait karşılaştırmalı sonuçlar.



Şekil 6.4 : Dup I ölçüm kümesine ait karşılaştırmalı sonuçlar.



Şekil 6.5 : Dup II ölçüm kümesine ait karşılaştırmalı sonuçlar.

Son oktav (16×18) için elde edilen eşleşme oranlarının düşük çıkmasının sebebi YZM'nin alt alan boyutu ($N = 10$) parametresinin bu oktav için büyük bir değer olduğu sonucuna varılmıştır.

6.1.3 Ölçek uzayı görüntülerini oktavlar arası eşleştirme

Ölçüm kümesi ölçek uzayının her bir oktavı ile galeri ölçek uzayının her bir oktavı arasında eşleşmeler hesaplanmıştır. Böylece, ölçüm kümesinin kendi oktavı dışında oktavlarla eşleştirildiğinde elde edilen sonuçlar görülmüştür. Gauss ölçek uzayı ile YZM'nin ağırlıksız hesaplandığı sonuçlar, Çizelge 6.10-6.13 ile verilmiştir.

Çizelge 6.10-6.13 incelendiğinde, YZM'nin yakın çözünürlüğe sahip ölçüm ve galeri görüntüleri eşleştirilmesinde daha yüksek başarımla çalıştığı sonucuna varılmıştır.

Çizelge 6.10 : FaFb ölçüm kümesinin oktavlar arası eşleşme karıştırma matrisi.

Galeri Ölçüm	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23
0	94,1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	4,5	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1	0,0	0,0
1	0,0	94,5	0,2	0,0	0,0	0,0	24,4	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,2	0,0	0,0	0,0	0,1	0,0	0,0	0,0	0,1	0,0	0,0
2	0,0	20,0	74,1	0,5	0,0	0,0	29,9	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1	0,1	0,0	0,0	0,0	0,2	0,0	0,2	0,1	0,0	0,0	0,0
3	0,0	1,8	15,6	75,9	1,2	0,0	35,1	0,1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1	0,1	0,0	0,0	0,1	0,2	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
4	0,0	0,2	1,5	11,9	79,7	0,8	39,6	0,2	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1	0,0	0,0	0,0	0,1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
5	0,0	0,1	0,1	1,0	7,4	85,3	43,2	0,5	0,2	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1	0,0	0,1	0,0	0,1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
4	0,0	0,1	0,2	0,5	1,5	47,7	73,7	17,7	0,3	0,0	0,0	0,0	6,4	0,3	0,1	0,2	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1	0,0
5	0,0	0,0	0,1	0,1	0,5	46,9	3,3	74,1	13,7	0,3	0,0	0,0	8,2	0,8	0,1	0,3	0,1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
6	0,0	0,0	0,1	0,0	0,1	41,8	0,2	3,1	73,6	13,2	0,7	0,0	11,0	1,2	0,1	0,2	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
7	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	34,3	0,1	0,2	3,8	73,6	12,0	0,8	14,0	1,8	0,4	0,0	0,2	0,2	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
8	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	27,5	0,0	0,0	0,0	3,4	73,3	12,6	16,7	2,6	0,5	0,4	0,1	0,2	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
9	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	21,3	0,0	0,0	0,0	0,0	3,3	85,3	15,3	5,1	1,3	0,8	0,4	0,3	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
12	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1	0,7	0,0	0,0	0,0	0,0	0,3	19,7	65,5	21,3	1,7	0,0	0,0	0,0	0,1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
13	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,4	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	16,5	1,1	66,3	19,2	1,0	0,2	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1	0,0
14	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,3	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	12,0	0,0	1,1	69,3	14,8	0,5	0,1	0,1	0,0	0,1	0,1	0,0	0,0
15	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	8,2	0,0	0,0	1,2	71,5	12,2	0,2	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1	0,1
16	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	5,5	0,0	0,0	0,0	1,7	72,0	9,6	0,0	0,1	0,1	0,0	0,0	0,0
17	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,2	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	4,2	0,0	0,0	0,0	0,0	1,3	80,8	0,1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
18	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1	10,8	5,0	1,4	0,8	0,2	0,0
19	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1	4,2	10,7	5,5	1,3	0,3	0,1
20	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1	1,2	4,8	11,8	4,0	1,0	0,1
21	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1	0,1	0,4	3,6	11,4	6,8	0,4
22	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1	0,0	0,1	0,8	4,4	14,5	4,9
23	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1	0,0	0,0	0,2	0,8	5,2	15,6

Çizelge 6.11 : FaFc ölçüm kümesinin oktavlar arası eşleşme karıştırma matrisi.

Galeri Ölçüm	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23
0	88,7	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	1,5	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
1	0,0	70,1	0,0	0,0	0,0	0,0	4,1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
2	0,0	42,8	22,7	1,0	0,0	0,0	4,1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
3	0,0	8,8	26,3	21,6	1,0	0,0	5,2	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
4	0,0	0,5	5,7	19,1	25,8	1,5	5,2	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
5	0,0	0,0	0,5	2,1	10,8	33,5	5,7	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
6	0,0	0,0	0,0	0,0	0,5	6,7	26,3	7,7	1,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
7	0,0	0,0	0,0	0,0	0,5	6,2	3,1	17,0	8,8	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
8	0,0	0,0	0,0	0,0	0,5	4,6	0,0	3,6	13,4	6,7	0,0	0,5	0,5	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
9	0,0	0,0	0,0	0,0	0,5	3,6	0,0	0,0	1,0	10,8	5,7	0,5	0,5	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
10	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	2,6	0,0	0,0	0,0	1,5	9,3	5,2	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,5	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
11	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	2,6	0,0	0,0	0,0	0,0	2,6	10,3	0,0	1,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
12	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,5	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	1,5	1,5	3,1	2,1	0,5	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
13	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,5	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	1,5	0,0	1,0	4,1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
14	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	1,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	1,5	0,0	0,0	1,5	3,1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
15	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,5	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	1,5	0,0	0,0	0,5	2,1	1,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
16	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,5	0,0	0,0	0,0	1,0	1,5	1,5	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
17	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	3,6	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
18	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
19	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
20	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,5	0,0	0,0	0,0	0,0
21	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
22	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
23	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,5	0,0	0,0	0,0

Çizelge 6.12 : Dup I ölçüm kümesinin oktavlar arası eşleşme karıştırma matrisi.

Galeri Ölçüm	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23
0	71,7	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	1,4	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1
1	0,0	70,1	0,0	0,0	0,0	0,0	9,3	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
2	0,0	39,5	28,9	1,2	0,0	0,0	11,5	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1	0,0	0,0
3	0,0	10,1	24,5	33,2	0,8	0,0	13,2	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
4	0,0	1,8	6,4	18,8	38,2	1,8	15,5	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
5	0,0	0,3	1,0	4,0	15,1	44,6	18,0	0,1	0,1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
6	0,0	0,0	0,3	0,3	0,7	20,8	41,1	16,5	2,1	0,0	0,0	0,0	0,8	0,0	0,1	0,0	0,0	0,1	0,0	0,0	0,1	0,0	0,0	0,0
7	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1	19,9	4,6	37,5	14,0	1,8	0,3	0,0	1,0	0,0	0,1	0,0	0,0	0,1	0,0	0,0	0,1	0,0	0,0	0,0
8	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1	18,3	0,3	4,3	34,6	15,0	1,2	0,1	1,1	0,3	0,1	0,0	0,0	0,1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
9	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	14,7	0,1	0,0	3,9	33,2	14,4	1,4	1,1	0,7	0,0	0,1	0,1	0,1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1
10	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	10,7	0,0	0,1	0,1	3,9	31,6	15,9	1,0	1,0	0,1	0,1	0,1	0,3	0,0	0,0	0,3	0,0	0,0	0,1
11	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	6,6	0,0	0,0	0,1	0,0	4,2	45,2	1,0	0,4	0,6	0,1	0,0	0,4	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1
12	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1	3,2	19,0	15,8	3,7	0,8	0,3	0,0	0,1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
13	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,3	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	2,2	1,9	15,9	15,2	2,2	0,3	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
14	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	1,8	0,0	1,9	16,3	13,7	2,1	0,1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
15	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	1,7	0,0	0,0	1,7	16,5	10,9	0,6	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
16	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,4	0,0	0,0	0,0	2,1	16,5	8,7	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
17	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,4	0,0	0,0	0,0	0,0	1,1	23,8	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1
18	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,6	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,6	0,1	0,0	0,0	0,0	0,0
19	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,6	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,4	0,1	0,0	0,1	0,0	0,1
20	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,4	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1	0,6	0,6	0,4	0,0	0,0
21	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,6	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,3	0,4	0,4	0,1	0,3
22	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,4	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,4	0,1	0,3	0,4	1,1	0,0
23	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,4	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1	0,0	0,0	0,4	1,1

Çizelge 6.13 : Dup II ölçüm kümesinin oktavlar arası eşleşme karıştırma matrisi.

Galeri Ölçüm	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23
0	66,7	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,9	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,4
1	0,0	65,8	0,0	0,0	0,0	0,0	6,8	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
2	0,0	50,0	15,0	1,3	0,0	0,0	8,1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
3	0,0	15,0	28,2	21,8	0,0	0,0	8,1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
4	0,0	3,4	7,3	21,8	27,8	2,6	10,7	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
5	0,0	0,4	1,3	4,7	19,2	35,0	11,5	0,0	0,4	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
6	0,0	0,0	0,4	0,0	0,4	9,4	29,9	17,5	3,8	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
7	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	10,3	3,4	25,2	15,8	4,3	0,9	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
8	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	9,4	0,0	3,8	21,4	19,2	2,1	0,4	0,4	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
9	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	7,3	0,0	0,0	1,7	23,5	14,1	2,6	0,9	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
10	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	3,8	0,0	0,0	0,0	0,9	19,2	20,9	0,4	0,0	0,4	0,0	0,0	0,4	0,0	0,0	0,4	0,0	0,0	0,0
11	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,9	0,0	0,0	0,0	0,0	0,4	36,8	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,9	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
12	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,4	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	1,7	8,1	10,3	3,4	1,7	0,4	0,0	0,4	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
13	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,4	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,9	0,4	5,6	9,0	3,4	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
14	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,4	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,9	0,0	0,4	4,7	9,4	2,1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
15	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,4	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,9	0,0	0,0	0,4	5,1	8,1	0,9	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
16	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,4	3,8	6,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
17	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,9	9,4	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
18	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
19	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
20	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,4	0,0	0,0	0,0	0,0
21	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
22	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,9	0,0	0,9	0,0	0,9	0,0	0,0
23	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,4	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0

6.2 Elde Edilen Sonuçların Kaynaştırılması

Önerilen yüz tanıma yapısı, gerçek dünya görüntülerinden elde edilen bir giriş görüntüsü üzerinde yüz ve gözleri tespit edip yüz görüntüsüne ön-işlem uygulamaktadır. Sonrasında, ön-işlem uygulanan yüz görüntüsünün ölçek uzayı oluşturulmakta ve bu ölçek uzayı görüntülerinin YZM öznitelik vektörleri hesaplanmaktadır. Göz konumları bilinen eğitim kümesi görüntüleri ise ön-işlem uygulanmakta, ardından ölçek uzayı görüntüleri oluşturulmakta ve bu görüntülerden YZM öznitelik vektörleri hesaplanmaktadır. Böylece, yüz görüntülerinden oluşturulan ölçek uzayı görüntülerinin öznitelik vektörleri sınıflandırma adımı için hazır hale gelmektedir.

Önerilen yüz tanıma yapısının sınıflandırma kısmı, üstte sonuçları verilen testlerden elde edilen bilgiler doğrultusunda, her bir oktav için bir k-EYK sınıflandırıcı kullanılması ve bu sınıflandırıcılardan elde edilen eşleşme sonuçlarının kaynaştırılması ile oluşturulmuştur. Böylece, test aşamasında test görüntüsünün öznitelik vektörleri ile eğitim kümesi görüntülerinin öznitelik vektörleri oktav bazında eşleştirilmiştir. Sonrasında bu sınıflandırıcılardan elde edilen oktav katmanı sayısı kadar eşleşme sonucu kaynaştırılmıştır.

Oktav sınıflandırıcı sonuçlarının kaynaştırılması için üç farklı çoğunluk oylama yöntemi denenmiştir [25]. Yapılan bu kaynaştırma işlemlerinin amacı, farklı oktav ve oktav katmanlarından elde edilen eşleşme bilgileri kullanılarak test yüz görüntüsü sınıfının belirlenmesindeki başarımı arttırmaktır.

Birinci kaynaştırma yönteminde yüz görüntüsünün sınıfı, oktav sınıflandırıcı eşleşme sonuçlarının çoğunluğuna göre belirlenmiştir [25]. Her bir oktav için bir k-EYK sınıflandırma yapıldığında; oktav sınıflandırıcı numarası i , oktav katman numarası j olmak üzere; i . oktav sınıflandırıcısının j . oktav katmanı için sınıf etiketi $S_{ij}(x)$ olsun. Birim fonksiyon $\delta(C, S_{ij}(x))$ ve gerçek sınıf etiketi C olmak üzere

$$\delta(C, S_{ij}(x)) = \begin{cases} 1, & S_{ij}(x) = C \text{ ise} \\ 0, & \text{aksi halde ise} \end{cases}, \quad (6.1)$$

eşit olur. Bu genel çoğunluk oylaması ile yapılan kaynaştırma yönteminde yeni sınıf etiketi C'_1 olmak üzere

$$C'_1 = \arg \max_C \sum_{i=0}^{o-1} \sum_{j=0}^{s-1} \delta(C, S_{ij}(x)), \quad (6.2)$$

şeklinde hesaplanır [25]. Örneğin, $o=3$ ve $s=4$ ise oktav sınıflandırma sonuç etiketleri birinci oktav için "1,2,1,4", ikinci oktav için "1,2,2,2" ve üçüncü oktav için "1,4,2,1" olmak üzere, bu kaynaştırma yöntemine göre test görüntüsünün etiketi "2" olarak belirlenir.

İkinci kaynaştırma yönteminde ise, yüz görüntüsünün sınıfı her bir sınıflandırıcı içindeki çoğunluğa sonrasında ise bu sınıflandırıcılar arasındaki çoğunluğa göre belirlenmiştir. Bu iki kademeli çoğunluk oylaması ile yapılan kaynaştırma yönteminde yeni sınıf etiketi C'_2 olmak üzere

$$C'_2 = \arg \max_C \sum_{i=0}^{o-1} (\arg \max_C \sum_{j=0}^{s-1} \delta(C, S_{ij}(x))), \quad (6.3)$$

şeklinde hesaplanır [25]. Önceki örneğin oktav sınıflandırma sonuç etiketleri için bu kaynaştırma yöntemine göre test görüntüsünün etiketi "1" olarak belirlenir.

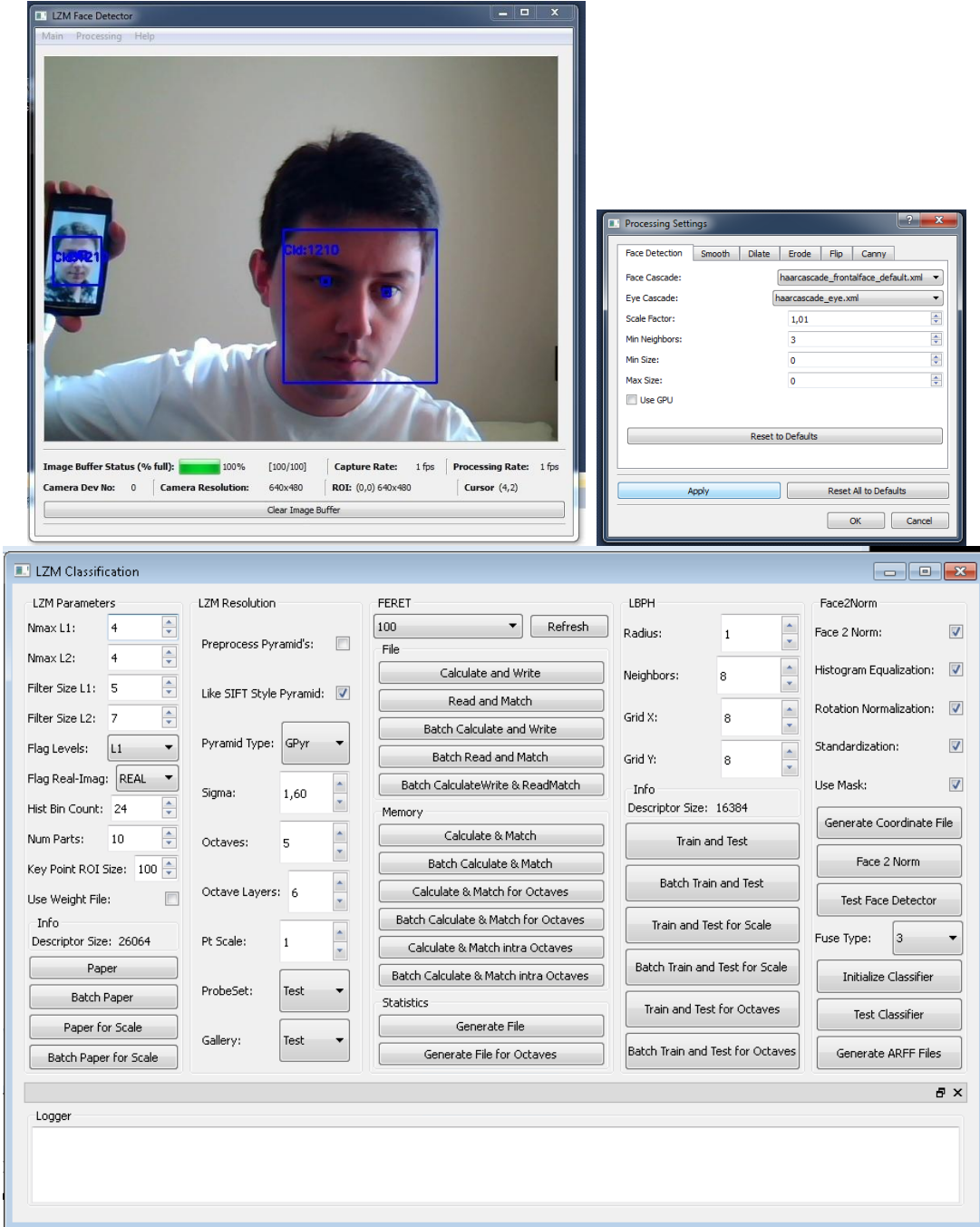
Son kaynaştırma yönteminde, her bir oktav sınıflandırıcısı ve sonuçları kendi içlerinde ağırlıklandırılarak yüz görüntüsünün sınıfı belirlenmiştir. Oktav sınıflandırıcı ağırlıkları ω_i ve oktav sonuçları ağırlıkları λ_j olmak üzere, $\omega_0, \dots, \omega_{o-1}$ toplamı 1'e eşit ve $\lambda_0, \dots, \lambda_{s-1}$ toplamı 1'e eşit olacak şekilde doğrusal azalan değerler ağırlık olarak atanmıştır. Bu iki kademeli ve ağırlıklı çoğunluk oylaması ile yapılan kaynaştırma yönteminde yeni sınıf etiketi C_3' olmak üzere

$$C_3' = \arg \max_C \sum_{i=0}^{o-1} \omega_i (\arg \max_C \sum_{j=0}^{s-1} \lambda_j \delta(C, S_{ij}(x))), \quad (6.4)$$

şeklinde hesaplanır [25]. Önceki örneğin oktav sınıflandırma sonuç etiketleri için bu kaynaştırma yöntemine göre test görüntüsünün etiketi "1" olarak belirlenir.

Gerçek dünya görüntüleri ile yapılan testlerde bu yöntemlerinden en başarılısının üçüncü yöntem olduğu görülmüştür.

Önerilen yapının geliştirilmesinde OpenCV kütüphanesi alt yapı olarak yoğun bir şekilde kullanılmıştır. Önerilen yapıya ait örnek çıktı ve ekran görüntüleri Şekil 6.6 ile verilmiştir. Önerilen yapı YZM, ölçek uzayı, yüz tespiti, ön-işlem ve sınıflandırma bölümlerine ait tüm parametrelerin girilebildiği bir ara yüze sahiptir. YTT veritabanı üzerinde yapılan tüm testler de bu ara yüz kullanılarak toplu bir şekilde gerçekleştirilebilmektedir.



Şekil 6.6 : Önerilen yüz tanıma yapısına ait ekran görüntüleri.

7. SONUÇ VE ÖNERİLER

Bu tez çalışmasında, düşük çözünürlüklü görüntülerden yüz tanıma problemi için YZM kullanan bir yöntem önerilmiştir. Genel Zernike Momentleri, tüm görüntü için moment değerleri üretirken, YZM ile görüntüde bulunan her bir piksel için moment değerleri hesaplanmaktadır. YZM ile yüz tanımada önemli başarı elde edildiği görülmüştür. YZM'nin bu başarısını düşük çözünürlüklü ve bulanık yüz görüntülerinde arttırmak için ÖBÖD algoritmasındakine benzer bir ölçek uzayı algoritması kullanılmıştır.

Önerilen bu yöntem ile YZM'nin düşük çözünürlüklü yüz görüntülerindeki başarımı öncelikle YTT yüz veritabanı üzerinde test edilmiştir. İlk testte ölçüm kümesi görüntülerinden oluşturulan ölçek uzayı ile galeri görüntüleri arasında eşleştirme yapılmıştır. Böylece, YZM'nin olası düşük çözünürlüklü test görüntüleri ile yüksek çözünürlüklü eğitim kümesi görüntülerinin eşleştirilmesi durumunda başarımı incelenmiştir. Çözünürlük seviyesi galeriden düşük olan ölçüm kümesi ölçek görüntüleri için eşleşme oranlarının aşırı düşük olduğu görülmüştür.

İkinci testte ölçüm kümesi ölçek uzayı görüntüleri ile galeri ölçek uzayı görüntüleri oktav bazında eşleştirilmiştir. YZM'nin ölçüm kümesi ile galeri görüntüleri aynı oktavda bulunduğu yüksek başarıma sahip olduğu görülmüştür. Düşen çözünürlük değerlerine rağmen ümit vaat edici eşleşme oranları elde edilmiştir.

Son testte ise ölçüm kümesi ölçek uzayının her bir oktavı ile galeri ölçek uzayının her bir oktavı arasında eşleşmeler hesaplanmıştır. Böylece, ölçüm kümesinin kendi oktavı dışında oktavlarla eşleştirildiğinde elde edilen sonuçlar görülmüştür. YZM'nin yakın çözünürlüğe sahip ölçüm ve galeri görüntüleri eşleştirilmesinde daha yüksek başarımla çalıştığı sonucuna varılmıştır.

Ölçek uzayları ile yapılan testler ve elde edilen test sonuçlarına göre bir yüz tanıma yapısı oluşturulmuştur. Bu yapı önerilen yöntemin gerçek hayat uygulamalarında başarımını görmek için geliştirilmiştir. Bu amaçla, giriş görüntüsü üzerinde yüz ve göz tespiti için bir nesne tespit algoritması olan Haar-benzeri öznelikleri tabanlı

kademeli sınıflandırıcılar kullanılmıştır. Tespit edilen yüz görüntüsü ve tespit edilen göz bebeği konum bilgileri kullanarak sırasıyla yüz görüntüsü ilgin dönüşüm ile gözler hizalanmış, görüntü kırılmış, elipse şeklinde bir maske ile maskelenmiş ve sıfır ortalama-birim varyansa sahip olacak şekilde düzgelenmiştir. Düzgelenen yüz görüntüsünün ölçek uzayı oluşturularak eğitim kümesinde yer alan görüntü ölçek uzayları arasında k-EYK sınıflandırma algoritması ve çeşitli kaynaştırma yöntemleri ile yüz tanıma gerçekleştirilmiştir. Çoğunluk oylaması tabanlı yapılan kaynaştırma ile farklı oktav ve oktav katmanlarından elde edilen eşleşme bilgileri kullanılarak test yüz görüntüsü sınıfının belirlenmesindeki başarımın artırılması amaçlanmıştır. Genel çoğunluk oylaması ve iki kademeli çoğunluk oylaması ile yapılan kaynaştırmanın dezavantajları, düşük çözünürlüklü görüntülerin eşleşme sonuçları ile yüksek çözünürlüklü görüntülerin eşleşme sonuçlarının aynı oranda kullanılmasıdır. Bu nedenle yanlış sınıf etiketi atama olasılığının bu kaynaştırma yöntemleri ile daha yüksek olduğu görülmüştür. Bu durumun çözümü için iki kademeli ve ağırlıklı çoğunluk oylaması kullanılmıştır. Böylece yüksek çözünürlüklü görüntülerden elde edilen eşleşme bilgileri daha ağırlıklı olarak kullanılması ile test görüntüsünün sınıf etiketi belirlenmiştir. Bu önerilen yapının gerçek hayat uygulamalarında umut verici olduğu görülmüştür.

Gelecekte bu yapıya gerçek dünya görüntülerinde yüz izleme yeteneği kazandırarak daha başarılı sonuçlar elde edilebileceği öngörülmektedir. Örnek tabanlı öğrenme yöntemi olan EYK yerine farklı bir sınıflandırma algoritması kullanılarak sınıflandırma performansının da artırılması gerekmektedir.

KAYNAKLAR

- [1] **Jafri, R. ve Arabnia, H. R.**(2009). A Survey of Face Recognition Techniques, *Journal of Information Processing Systems*, vol.5, no.2, pp. 41–68.
- [2] **Zhou, C., Zhang, Z., Yi, D., Lei, Z. ve Li, S. Z.**(2011).Low-resolution face recognition via Simultaneous Discriminant Analysis, *International Joint Conference on Biometrics*, pp. 1–6.
- [3] **Biswas, S., Aggarwal, G. ve Flynn, P. J.**(2011).Pose-robust recognition of low-resolution face images, *Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 601–608.
- [4] **Li, B., Chang, H., Shan, S. ve Chen, X.**(2010).Low-Resolution Face Recognition via Coupled Locality Preserving Mappings, *Signal Processing Letters*, vol. 17, no. 1, pp. 20–23.
- [5] **Hennings-Yeomans, P. H., Baker, S. ve Kumar, B. V. K. V.**(2008).Recognition of Low-Resolution Faces Using Multiple Still Images and Multiple Cameras, *Biometrics: Theory, Applications and Systems*, pp. 1–6.
- [6] **Wang, J., Zhang, C. ve Shum, H.**(2004). Face Image Resolution versus Face Recognition Performance Based on Two Global Methods, *Proceedings of Asia Conference on Computer Vision*.
- [7] **Hwang, W., Huang, X., Noh, K. ve Kim, J.**(2011).Face recognition system using Extended Curvature Gabor classifier bunch for low-resolution face image, *Computer Vision and Pattern Recognition Workshop IEEE Computer Society Conference on*, pp.15,22, 20-25 June.
- [8] **Arandjelovic, O. ve Cipolla, R.** (2007). A manifold approach to face recognition from low quality video across illumination and pose using implicit super-resolution, *Proceedings of the International Conference on Computer Vision*, Piscataway, New Jersey, pp. 1-8.
- [9] **Khontanzad, A., Hong ve Y. H.**(1990).Rotation invariant image recognition using features selected via a systematic method, *Pattern Recogn*, vol. 23, pp. 1089–1101.
- [10] **Sariyanidi, E., Dagli, V., Tek, S. C., Tunc, B. ve Gokmen, M.**(2012).Local zernike moments: A new representation for face recognition, *International Conference on Image Processing*, pp. 585–588.
- [11] **Sariyanidi, E., Gunes, H., Gökmen, M. ve Cavallaro, A.**(2013). Local Zernike Moment Representation for Facial Affect Recognition. *Proceedings British Machine Vision Conference*, pp.108.1-108.13.
- [12] **Rizvi, S. A., Phillips, P. J. ve Moon, H.**(1998).The feret verification testing protocol for face recognition algorithms, *Computer Engineering*, no. October, pp. 48.

- [13] **Zhang, B., Shan, S., Chen, X. ve Gao W.** (2007). Histogram of Gabor Phase Patterns (HGPP): A Novel Object Representation Approach for Face Recognition, *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 16, no. 1, pp. 57–68.
- [14] **Ojala, T., Pietikainen, M. ve Harwood, D.**(1996). A comparative study of texture measures with classification based on feature distributions, *Pattern Recognition*, pp. 51–59.
- [15] **Url-1**, <http://www.ee.oulu.fi/~hadid/Research.html>, alındığı tarih: 29.04.2014.
- [16] **Ahonen, T., Hadid, A. ve Pietikainen, M.**(2004) Face Recognition with Local Binary Patterns. Proc. *European Conf. Computer Vision*. pp. 469-481.
- [17] **Url-2**, http://docs.opencv.org/modules/contrib/doc/facerec/facerec_tutorial.html#local-binary-patterns-histograms, alındığı tarih: 29.04.2014.
- [18] **Lowe, D. G.**(2004).Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints, *International Journal of Computer Vision*, 60, 2, pp. 91–110.
- [19] **Viola, P., ve Jones, M.**(2001).Rapid Object Detection using a Boosted Cascade of Simple Features, *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 511–518.
- [20] **Bradski, G.**(2000). The OpenCV Library. *Dr. Dobb's Journal of Software Tools*.
- [21] **Lienhart, R., ve Maydt, J.**(2002).An Extended Set of Haar-like Features for Rapid Object Detection, *IEEE ICIP*, vol. 1, pp. 900–903.
- [22] **Li, H., Wang, P. ve Shen, C.**(2010).A Robust Face Recognition System via Accurate Face Alignment and Sparse Representation. *International Conference on Digital Image Computing: Techniques and Applications (DICTA 2010)*, pp. 262-269.
- [23] **Witten, I. H., Eibe, F., ve Hall, M. A.** (2011). Data mining : practical machine learning tools and techniques 3rd ed., *Morgan Kaufmann Publishers Inc.*, San Francisco, CA, pp. 78.
- [24] **Url-3**, <http://cgm.cs.mcgill.ca/~soss/cs644/projects/perrier/>, alındığı tarih: 28.04.2014.
- [25] **James, G.** (1998). *Majority Vote Classifiers: Theory And Applications*, (doktora tezi), Stanford University, Stanford, USA.

ÖZGEÇMİŞ



Ad Soyad: Tolga ALASAĞ
Doğum Yeri ve Tarihi: Sultanhisar - 14.04.1985
E-Posta: talasag@itu.edu.tr
Lisans: Gebze Yüksek Teknoloji Enstitüsü
Bilgisayar Mühendisliği

Mesleki Deneyim ve Ödüller:

05 / 2010 - ... TÜBİTAK BİLGEM İleri Teknolojiler Araştırma Enst.
Araştırmacı
01 / 2009 - 05 / 2010 İntetra Elektronik
AR-GE Mühendisi
08 / 2008 - 09 / 2008 Logo Business Solutions
Staj
08 / 2007 - 09 / 2007 General Electric
Staj

Yayın ve Patent Listesi:

- Akçakaya, H., Ülüğ, U., **Alasağ, T.**, Gürbüz, M., Sarı, N., ve Özkan, Ü.(2013). Torpido Karşı Tedbir Yöntemlerinin Benzetim Ortamında Karşılaştırmalı Başarımları. *USMOS*, ODTÜ, Ankara, 11-12 Haziran.
- Gurpinar, C., **Alasag, T.** ve Kose, H.(2012). Humanoid robot painter assisted by a human. *Advanced Robotics and its Social Impacts (ARSO), 2012 IEEE Workshop on* , pp.79-82, 21-23 May.

TEZDEN TÜRETİLEN YAYINLAR/SUNUMLAR

- **Alasağ T.** ve Gökmen M.(2014). Face Recognition in Low-Resolution Images by Using Local Zernike Moments. *The International Conference on Machine Vision and Machine Learning-MVML*, Prag, Çek Cumhuriyeti, 14-15 Ağustos.