İSTANBUL TEKNİK ÜNİVERSİTESİ ★ FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

DURGUN GÖRÜNTÜLERDEN YÜZ İFADELERİNİN TANINMASI

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Bilge Süheyla AKKOCA

Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı

Bilgisayar Mühendisliği Programı

OCAK 2014

İSTANBUL TEKNİK ÜNİVERSİTESİ ★ FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

DURGUN GÖRÜNTÜLERDEN YÜZ İFADELERİNİN TANINMASI

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Bilge Süheyla AKKOCA
(504111539)

Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı

Bilgisayar Mühendisliği Programı

Tez Danışmanı: Prof. Dr. Muhittin GÖKMEN

OCAK 2014

İTÜ, Fen Bilimleri Enstitüsü'nün 504111539 numaralı Yüksek Lisans Öğrencisi **Bilge Süheyla AKKOCA**, ilgili yönetmeliklerin belirlediği gerekli tüm şartları yerine getirdikten sonra hazırladığı **"DURGUN GÖRÜNTÜLERDEN YÜZ İFADELERİNİN TANINMASI"** başlıklı tezini aşağıdaki imzaları olan jüri önünde başarı ile sunmuştur.

Tez Danışmanı :	**Prof. Dr. Muhittin GÖKMEN** Istanbul Technical University	.....
Jüri Üyeleri :	**Prof. Dr. Muhittin GÖKMEN** İstanbul Teknik Üniversitesi	.....
	Doç. Dr. Hazım Kemal EKENEL İstanbul Teknik Üniversitesi	.....
	Yrd. Doç. Dr. Songül ALBAYRAK Yıldız Teknik Üniversitesi	.....

Teslim Tarihi : **16 Aralık 2013**
Savunma Tarihi : **20 Ocak 2014**

Sevgili Aileme,

ÖNSÖZ

Tez sürecim boyunca bilgi ve tecrübelerini benden esirgemeyerek bana yardımcı olan değerli danışman hocam Sayın Prof. Dr. Muhittin Gökmen' e teşekkür ederim.

Bugüne kadar her konuda arkamda duran ve yıllardır benden desteğini hiç esirgemeyen aileme ve arkadaşlarıma teşekkür ederim.

112E201 numaralı projesine verdiği finansal destekten ötürü TÜBİTAK'a teşekkürlerim sunarım.

Ocak 2014 Bilge Süheyla AKKOCA

İÇİNDEKİLER

Sayfa

ÖNSÖZ ..... **vii**
İÇİNDEKİLER ..... **ix**
KISALTMALAR ..... **xi**
ÇİZELGE LİSTESİ ..... **xiii**
ŞEKİL LİSTESİ ..... **xv**
ÖZET ..... **xvii**
SUMMARY ..... **xxi**
1. GİRİŞ **1**
1.1 Literatür Çalışması 2
1.2 Tezin Organizasyonu 5
2. ÖZNİTELİK ÇIKARMA YÖNTEMLERİ **7**
2.1 Global Zernike Momentleri 7
2.1.1 Global Zernike momentlerinin hesaplanması 7
2.2 Yerel Zernike Momentleri 11
2.2.1 Yerel Zernike momentlerinin hesaplanması 13
2.3 Yerel EXOR Örnekleri 16
2.3.1 Yerel EXOR örneklerinin hesaplanması 16
3. SINIFLANDIRMA YÖNTEMLERİ **19**
3.1 Destek Vektör Makineleri 19
3.1.1 Optimum hiper düzlemin hesaplanması 20
3.1.2 Destek vektör makinesi kütüphanesi (ing. LibSVM) 21
3.2 K En Yakın Komşuluk Algoritması 23
4. DENEYSEL ÇALIŞMALAR **27**
4.1 Kullanılan Veri Seti 27
4.2 Görüntüler Üzerinde Yapılan Ön İşlemler 29
4.3 Öznitelik Vektörünün Oluşturulması 31
4.3.1 Yerel Zernike momentleri yönteminin uygulanması 32
4.3.2 Yerel EXOR örnekleri yönteminin uygulanması 35
4.3.3 Global Zernike momentleri yönteminin uygulanması 36
4.3.4 Öznitelik Vektörlerinin Birleştirilmesi 38
4.4 Öznitelik Vektörünün Sınıflandırılması İçin Gerekli Sınıflandırıcının Seçilmesi 39
4.4.1 K en yakın komşuluk 40
4.4.2 Destek vektör makineleri kütüphanesi 40
5. SONUÇ VE GELECEK ÇALIŞMALAR **43**
KAYNAKLAR **47**

ÖZGEÇMİŞ 51

KISALTMALAR

BYİÖ : Birleşik Yerel İkili Örnekler
CK+ : Genişletilmiş Chon - Kanade Veri Tabanı
DAA : Doğrusal Ayrışım Analizi
DVM : Destek Vektör Makineleri
DVMK : Destek Vektör Makineleri Kütüphanesi
FGH : Faz Genlik Histogramları
GZM : Global Zernike Momentleri
NYZM : Nicemlenmiş Yerel Zernike Momentleri
TBA : Temel Bileşenler Analizi
UKF : Uyarlanmış Korelasyon Filtreleri
YEÖ : Yerel EXOR Örnekleri
YGFB : Yerel Gabor Filtre Bankası
YİÖ : Yerel İkili Örnekler
YİT : Yüz İfadesi Tanıma
YYSÖ : Yerel Yönlü Sayı Örnekleri
YYÖ : Yerel Yönlü Örnekler
YZM : Yerel Zernike Momentleri
ZM : Zernike Momentleri

ÇİZELGE LİSTESİ

Sayfa

Çizelge 2.1 : Radyal çokterimlilerin hesaplanmasında kullanılan formüller [1]. 10
Çizelge 4.1 : Sınıflara göre yüz ifadelerinin dağılımı. 29
Çizelge 4.2 : Görüntüden elde edilen yamaların boyutları. 31
Çizelge 4.3 : n ve m değerlerinin belirlenmesi. 33
Çizelge 4.4 : k1 değerinin belirlenmesi. 33
Çizelge 4.5 : k2 değerinin belirlenmesi. 33
Çizelge 4.6 : Tek katmanlı YZM için gerekli parametrelerin belirlenmesi. 34
Çizelge 4.7 : 2 katmanlı YZM için gerekli parametrelerin belirlenmesi. 34
Çizelge 4.8 : Tek katmanlı ve çift katmanlı YZM'nin uygulanma sonuçları. 35
Çizelge 4.9 : Faz açı değeri ve komşuluk yakınlık değerlerinin belirlenmesi. 37
Çizelge 4.10: GZM'de moment derecesinin belirlenmesi. 37
Çizelge 4.11: Yamaların tek başlarına sistem başarımını etkilemesi. 38
Çizelge 4.12: *k*-EK yöntemindeki k parametresinin belirlenmesi. 40
Çizelge 4.13: DVMK'da kullanılan tüm çekirdeklerin kullanılması ile sistem başarımının test edilmesi..... 41
Çizelge 4.14: 3 yöntemin sistem başarımına etkisi. 41
Çizelge 4.15: Her ifade için tanınma oranını içeren karışım matrisi. 42
Çizelge 4.16: Literatürdeki diğer yöntemlerde elde edilen sonuçlar. 42

ŞEKİL LİSTESİ

Sayfa

Şekil 2.1 : (a) Görüntü düzlemi, (b) İmgenin birim çember üzerinde haritalandırılması ile elde edilen dönüşüm, (c) İmgenin birim çember içerisinde haritalandırılması ile elde edilen dönüşüm [2]. 9

Şekil 2.2 : $n = 0, 1, 2, ..., 6, 9$ değerlerine karşılık düşen radyal çokterimlilerinin grafikleri [3]. 10

Şekil 2.3 : $n = 0, 1, 2, 3, 4$ değerlerine karşılık düşen Zernike çokterimlilerinin görselleri [4]. 11

Şekil 2.4 : GZM ve YZM yöntemlerinin uygulanması 12

Şekil 2.5 : YZM çekirdekleri ile yapılan konvolusyon işlemi. 13

Şekil 2.6 : (a) $k = 9$ için elde edilen filtreleme çekirdeklerinden ilk 8 tanesinin gerçel bileşenleri (b) $k = 9$ için elde edilen filtreleme çekirdeklerinden ilk 8 tanesinin sanal bileşenleri [1]. 14

Şekil 2.7 : Yüz tanımada kullanılan YZM yönteminin genel gösterimi [5]. 16

Şekil 2.8 : YEÖ yönteminin 4 faz aralığı ile nicemlenmesi ve ikili ve onluk sayıların elde edilmesini içeren örnek [6]. 17

Şekil 3.1 : İki farklı sınıfın birbirinden ayıran ayırıcı düzlemler [7]. 20

Şekil 3.2 : DVM ile iki sınıfın birbirinden geniş bir aralık ile ayrılması [7]. 20

Şekil 3.3 : DVM ile çok sınıflandırma işleminde kullanılan çekirdek tipleri. 22

Şekil 3.4 : Lineer çekirdek kullanan DVM ile 3 sınıfın birbirinden ayrılması. 23

Şekil 3.5 : $k = 3$ için *k*-EK yönteminin gösterimi [8]. 24

Şekil 4.1 : Veri setinde bulunan görüntüler ve ifadeleri. 28

Şekil 4.2 : Bir görüntü üzerinde belirlenen yamalar. 30

Şekil 4.3 : Görüntülerin aktif görünüm modelindeki koordinat noktaları. 30

Şekil 4.4 : Bir görüntüden elde edilen yamalar. 31

Şekil 4.5 : Yüz görüntüsüne YZM'nin 1 kez uygulanması sonucu elde edilen görüntüler. İlk satırdaki görüntüler orijinal görüntünün reel kısmına, 2. Satırdaki görüntüler ise sanal kısma ait görüntülerdir [9]. 32

Şekil 4.6 : Yüz görüntüsüne YEÖ'nün uygulanması ile elde edilen görüntüler .. 36

Şekil 4.7 : Yamaların tek başlarına sistem başarımına etkisini gösteren grafik.... 38

Şekil 4.8 : 3 farklı yöntemin birlikte kullanılması sonucu öznitelik vektörünün üretilmesini ifade eden sistemin genel gösterimi. 41

DURGUN GÖRÜNTÜLERDEN YÜZ İFADELERİNİN TANINMASI

ÖZET

İlk çağlardan günümüze kadar insanlar arası iletişimde konuşma çok önemlidir. Konuşmanın yanında konuşma esnasında konuştuğumuz insanların yüz ifadeleri de oldukça önem taşımaktadır. Bir insanın konuşmamızdan nasıl etkilendiğini jest, mimik ve yüz ifadelerinden anlamak mümkündür. İnsanlar arası etkileşimde oldukça önem taşıyan bu konu insanlar tarafından kolayca anlaşılmaktadır.

Teknolojinin gelişmesiyle insanların kolayca algıladığı yüz ifadelerinin bilgisayarlar tarafından da algılanabilmesine çalışılmıştır. Dolayısıyla, yüz ifadelerinin tanınması, görüntü işleme alanında önemli çalışma alanlarından biri haline gelmiştir. Kişiden bağımsız yüz ifadelerinin tanınması oldukça zor bir problemdir ve bu problemin bilgisayarlar tarafından çözülmesi tahmin edildiği kadar kolay olmamaktadır. Her insanın ten rengi, saç tipi, yaşı, cinsiyeti gibi yüz görüntüsündeki farklılıklar problemi zorlaştıran parametrelerdendir. Ayrıca, her insanın aynı duyguya verdiği tepki aynı olmamaktadır. Bunların yanında çoğu bilgisayarla görü probleminde olduğu gibi ışık ve poz değişimleri de, imgenin elde edilmesi ve çözünürlüğü gibi problemler de yüz ifadelerinin tanınmasını zorlaştırmaktadır.

Yüz ifadeleri, yüzümüzdeki bazı kasların hareketlerindeki değişimlerle ortaya çıkmaktadır. Yüzdeki bu değişiklikleri tanımlayarak o ifadenin bulunduğu yüze dair özelliklerin belirlenmesi ile yüz ifadeleri tanınabilir. Çoğu yüz ifadesi tanıma sistemi mutluluk, üzüntü, şaşkınlık, kızgınlık, iğrenme, korku, küçümseme duygu sınıflarının tanınması için gerekli çalışmaları içermektedir.

Bu tez çalışmasında yüz ifadelerinin tanınması probleminin çözümüne ilişkin basamaklı bir yapı kullanılmaktadır. 3 basamaklı yapı Yerel Zernike Momentleri, Yerel EXOR Örnekleri ve Global Zernike Momentleri yöntemlerinden oluşmaktadır. Bu yöntemler, yüz ifadelerinin tanınması(YİT) probleminde sıklıkla başvurulan Geliştirilmiş Chon-Kanade(CK+) veri tabanındaki görüntüler üzerine uygulanmaktadır. Bu veri tabanı 118 kişiye ait 327 ifadenin bulunduğu görüntü dizilerinden meydana gelmektedir. Bu görüntü dizisinde bir kişinin doğal ifadesinden belli bir sınıfa ait olan ifadesine kadar geçen bütün çerçeveler yer almaktadır. Bu çalışmada veri setindeki görüntü dizisindeki yüz ifadesinin en belirgin olduğu görüntüler kullanılmaktadır. Diğer bir deyişle tüm görüntü dizisi yerine sadece tek bir görüntü kullanılarak tanıma işlemi gerçekleştirilmektedir. Çalışmada görüntüler üzerinde yöntemlerin uygulanma işleminden önce birtakım ön işlemler yapılmaktadır. Bu ön işlemlerden ilki, veri tabanındaki her yüz görüntüsünden 10 adet yamanın belirlenmesidir. Bu yamalar sol göz, sağ göz, gözler, kaşlar arası, burun, sol ağız köşesi, sağ ağız köşesi, tüm ağız, ağız ve burun ve son olarak tüm yüzü içeren parçalardan oluşmaktadır. Bu yamaların belirlenmesi için veri tabanı ile birlikte gelen görüntülerin aktif görünüm modelindeki koordinat noktaları bilgisinden yararlanılmaktadır. Koordinat noktaları yardımıyla

birbirinden farklı boyuttaki yamalar belirlendikten sonra yamalar görüntülerden kesilerek hizalama işlemi yapılmaktadır.

Yamaların üretilmesinden sonra görüntülerden öznitelik vektörünün hesaplanması için daha önce bahsedilen 3 basamaklı yapı olan Yerel Zernike Momentleri, Yerel EXOR Örnekleri ve Global Zernike Momentleri yöntemlerinin uygulanması işlemine geçilmektedir. Burada ilk işlem, yüz tanıma çalışmasında oldukça başarılı sonuçlar üreten Yerel Zernike Momentleri yönteminin uygulanmasıdır. YZM, her gözekte, o gözeğe komşu olan gözeklerin değerleri de dikkate alınarak bir moment hesabı yapılmasına dayanan bir yöntemdir. Bu hesaba göre moment bileşenlerinden oluşan ve orijinal görüntü ile aynı boyutta yeni bir moment görüntüsü elde edilir. Bu işlem çalışmada kullanılan her moment derecesi için tekrarlanır. YZM dönüşümünün yüz resimlerinde kullanılma amacı yüz görüntülerindeki şekilsel nitelikleri ortaya çıkarıp onları istatiksel tanımlayıcılar olarak kullanmasıdır. Bu nedenle YZM yöntemi yüz tanıma çalışmasında olduğu gibi bu çalışmada da peş peşe iki kere uygulanmıştır. Yöntemin 2 kere art arda uygulanmasında birinci katman görüntüdeki yerel şekil bilgilerinin elde edilmesini ve ikinci katman bu mikro düzeydeki bu bilgilerin kodlanmasını sağlamaktadır. YZM ile verilen bir görüntüden moment derecesine bağlı olarak çeşitli sayıda görüntülerin elde edilmesinden sonra bir sonraki aşamaya geçilmektedir.

Çalışmada iki basamak Yerel EXOR Örnekleri metodunun YZM ile üretilen görüntülere uygulama işlemidir. YZM ile üretilen çok sayıda görüntünün her birinin gerçel ve sanal bileşenleri bulunmaktadır. Bu bileşenler Yerel Exor Örnekleri yöntemine tabii tutularak faz değerlikli görüntülerin üretilmesinde kullanılmaktadır. Üretilen faz görüntüleri, belli bir açı aralığına girecek şekilde nicemlenmektedir. Örneğin açı derecesi 3 olarak belirlenmişse her 120 'de bir değer değişmektedir. Başka bir deyişle 0-120 arası 0; 120-240 arası 1; 240-360 arası 2 olarak nicemlendirilmektedir. Daha sonra nicemlenen görüntülerdeki her gözek için, verilen komşuluk derecesine göre etrafındaki komşu gözeklerle EXOR işlemi gerçekleştirilir. Bu işlemden sonra ikili görüntü elde edilir. İkili görüntüdeki her gözek değeri için etrafındaki komşu gözek değerleri kullanılarak (komşuluk değeri olarak iki kullanılırsa merkez gözek için 8 komşu gözek değeri kullanılarak 8 bitlik ikili sayı elde edilir) onluk tabanda bir sayı elde edilir ve böylece ikili görüntüden yeni bir görüntü türetilmektedir.

Moment temelli yöntemlerin şekil betimlemedeki başarımı karakter ve parmak izi tanıma gibi birçok bilgisayarlı görü ve görüntü işleme uygulamasında gösterilmiştir. Bu çalışmada da Global Zernike Momentlerinin (GZM) YEÖ yönteminden üretilen görüntülere uygulanması, öznitelik vektörlerinin oluşturulmasındaki son aşamadır. Bir imgenin Zernike mometleri, imgenin Zernike dik çokterimlileri üzerine izdüşümü olarak tanımlanmaktadır. GZM yöntemi YZM'nin aksine tüm imge üzerinde moment derecesine bağlı olarak sayısal bir sonuç üretmektedir. YZM ve YEÖ ile üretilen tüm görüntülerden belirlenen her bir yamanın üzerine GZM yönteminin uygulanmasıyla üretilen sayısal değerlerin peş peşe eklenmesi ile son öznitelik vektörü elde edilmektedir.

Hesaplanan öznitelik vektörleri birini dışarda bırak çapraz doğrulama (İng. Leave one out cross validation) yöntemi ile Destek Vektör Makineleri Kütüphanesi (İng. LibSVM) sınıflandırıcısı ile sınıflandırma işlemine tabii tutulmaktadır. Destek Vektör Makineleri (DVM), sanal öğrenme alanında sıkça başvurulan denetimli öğrenme

yöntemlerinden biridir. Bu yöntemle her gelen giriş örneği için verilerin analizi yapılır ve örneklerin tanınma işlemi gerçekleştirilir. DVM bir takım veriyi ve onların dâhil oldukları sınıf bilgisini alarak sınıflandırma işlemine tabii tutar. Genel anlamda DVM ikili lineer sınıflandırıcı olarak kullanılmaktadır. DVM, eğitim setindeki iki sınıftan örneklere sahip olan verilere göre bir model üreterek gelen yeni örnekleri bu model üzerinden birinci veya ikinci sınıfa yerleştirmeye çalışır.

Diğer bir sınıflandırma yöntemi olarak K - En Yakın Komşuluk Algoritması yöntemine başvurulmuştur. (k-EK) yöntemi sanal öğrenme alanında oldukça fazla kullanılan ve en basit yöntemlerin başında gelmektedir. Bu yöntemde iki örnek arasındaki uzaklık hesaplanarak sınıflandırma yapılmaktadır. Hesaplanan uzaklıklar sıralanarak en yakın k tanesi dikkate alınarak çoğunluğun ait olduğu sınıf belirlenmektedir. Belirlenen bu sınıf, yeni gelen test örneğinin sınıfı olarak atanmaktadır. Burada çeşitli komşuluk değerleri ile testler yapılmış ve sistemin başarımı ölçülmüştür.

Bu çalışmada DVMK ile lineer çekirdekli sınıflandırıcı kullanılarak yapılan sınıflandırma ile elde edilen başarım diğerlerinden daha yüksek olduğu için bu yöntem kullanılmıştır. Sınıflandırma sonucunda %90.34 başarım ile yüz ifadelerinin tanınması gerçekleştirilmiştir.

FACIAL EXPRESSION RECOGNITION FROM STATIC IMAGES

SUMMARY

Speaking is very important in human-human interaction and it has a big role in communication from previous ages till today. Besides talking, facial expressions is also important because how a person is affected by our conversion can be understandable from his gestures and expressions. These expressions can be caught by humans easily however it is a hard problem for computers.

With the development of technology, the recognition of facial expressions has become one of the important research areas in image processing and computer vision day by day. Person independent facial expression recognition is a very difficult problem and this problem is not resolved as easily as to be predicted by computers. The differences in facial images like skin color, hair type, age and gender of a person are some parameters which make the problem more difficult. In addition, each person's response to the same feelings are not the same. Furthermore, difficulties such as illumination changes, image resolution and acquisition do not facilitate the solution of problem as in most computer vision problems.

Changes in the movement of some muscles in our face create the facial expressions. By defining these changes and determining the properties of faces facial expressions can be recognized. Most facial expression recognition system includes recognition of 7 classes of emotions like happiness, sadness, surprise, anger, disgust, fear and contempt.

In this thesis study, a cascaded structure is proposed for the solution of the recognition of facial expressions problem. This structure has 3 steps consists of Local Zernike Moments, Local XOR Patterns and Global Zernike Moment methods. The generally used database is the Extended Chon - Kanade (CK +) in facial expression recognition (FER) problems. Hence, we apply these methods to the images in CK +. The database consists of image sequences of 327 expressions of 118 people. These image sequences have frames from natural expression to the particular expression. In this study, the last and peak images of expressions in the sequence are used. In other words, instead of using the entire image sequence, only a single image recognition process is performed.

One of the most important in the study is preprocessing on the images. We define some patches where have important changes on the face while expression occurs. 10 patches per image in the database are specified and cut from images. These patches are left eye, right eye, eyes, between the eyebrows, nose, left part of mouth, right part of the mouth, the whole mouth, mouth and nose, and finally the entire face. This patches are composed with the aid of active appearance model coordinate points can be obtained from the database. The last step in preprocessing is alignment of patches.

After we obtain patches, we applied the feature extraction methods, Local Zernike Moments, Local EXOR Patterns and Global Zernike Moments algorithms. The first part is implementation of Local Zernike Moments which have highly successful results

in face recognition study. LZM is based on the calculation of the moments in every cell by taking into account of the values of all adjacent pixels. According to this calculation, a new moment image which is formed by moment components is obtained in the same size as the original image. This process is repeated for the every moment degree in the study. The purpose of the LZM transformation used in the facial images is to uncovering the formal properties and to use them as statistical descriptors. Therefore LZM method is applied to the problem twice as in the face recognition study. In the implementation of the method twice, first layer provides to obtain local morphology of images and second stage provides to code this information into the micro-level.

The second step of the cascaded structure is application of Local XOR Patterns methods on the images which are produced by LZM. The real and imaginary components of images are subjected to Local XOR Patterns methods to generate phase images. Generated phase images are quantized into specific angle range. For instance, if we use phase value as 3 , the values is changed in every 120°. In other words, we set the values to 0 if angle between $0^{\circ} - 120^{\circ}$ range; 1 if angle between $120^{\circ} - 240^{\circ}$range; 2 if angle between $240^{\circ} - 360^{\circ}$range. For each pixel in the quantized image, XOR operation is performed with around adjacent pixels of it according to the degree neighborhood after this process, the binary image is obtained. In the binary image, for every cell, we produce a 8 bit binary value from the surrounding adjacent cells values (if we use two as a degree of neighborhood, 8-bit binary number is obtained)according to that binary value we produced a decimal number and we assign this decimal number to the center pixel value. Hence, a new image is derived from binary image.

The success of moment-based methods in description of specific shapes in images is shown in computer vision and image processing applications such as character and finger print recognition. In this study, implementation of Global Zernike Moments (GZM) is final step in cascaded structure for FER. GZM is applied to the images produced by Local XOR Patterns (LXP) and the features of facial images are extracted. Zernike Moments of an image can be defined as image projection on the perpendicular Zernike polynomials. Generally, the whole image is used to calculate the GZMs and complex values are obtained according to the moment degree, unlike LZM transformation, the calculation of moments are performed around each pixel and complex images are the result of this transformation. By applying GZM over the patches of images obtained by the result of application of LZM and LXP, feature vectors of patches are obtained, the feature vector of facial image is produced by concatenating of all vectors.

Classification of feature vector is the last process of recognition. In this study, we used 2 kind of classification algorithms, K Nearest Neighbor (KNN) and Support Vector Machines.

KNN is one of the simplest algorithms in machine learning. In this method, the classification based on the calculation of the distance between two samples. The calculated distances are sorted and k nearest one is determined by considering the class of the majority. Hence, the new class is assigned to the class of the majority. We made many tests to select the best k value. After that, we measured the overall system performance with that k value.

As another classification method, we used Support Vector Machines. Support Vector Machines (SVM) is a supervised machine learning method. With this method, the sample is analyzed for the input of each sample and recognition process is performed.

SVM performs a set of data into classification process by taking into the amount of class label of them. Generally, SVM is used as linear binary classifier. An optimal margin is calculated and according to that margin a new object is set to the first or second class.

In this study there are 7 expression classes, and Library of Support Vector Machines (LIBSVM) classifier is used for multi class classification. In this study, LibSVM classifier with linear kernel is used as a classification algorithm. Calculated feature vectors are classified with LibSVM according to the leave one out cross-validation method. Facial expression recognition rate is measured as 90.34% for overall system.

1. GİRİŞ

Yüz ifadeleri insanlar arası iletişimde önemli rol oynamaktadır. Gerçek hayatta kullandığımız sözcükler kadar konuşma esnasındaki jest ve mimiklerimiz de çok önemlidir. Yüzümüzde oluşan ifadeler bizim o konuyla ilgili düşüncelerimizi sözcüklerimiz kadar düzgün bir şekilde ifade etmektedir.

Yüz ifadeleri yüzümüzdeki bazı kasların hareketiyle ortaya çıkmaktadır. Dolayısıyla bu değişikliklerin tanımlanması ile yüze ait bir özellik belirtilerek o ifade tanınabilmektedir. Bu ifadeler insanlar tarafından rahatça algılanabilse de bilgisayarlar tarafından algılanması hiç de kolay değildir. Ancak gelişen teknoloji sayesinde insan bilgisayar etkileşimli sistemlerin artması ile sağlık, eğitim, güvenlik gibi alanlarda yüz ifadelerinin tanınmasını gerektirecek birçok sisteme ihtiyaç duyulmaktadır. Bunların yanında psikoloji, psikiyatri ve davranış bilimleri gibi birçok çalışma alanlarında yüz ifadelerinin otomatik olarak tanınmasından yararlanılmaktadır. Yüz ifadelerinin analizi sayesinde insanların düşünceleri ve hissettikleri duygular hakkında bilgi sahibi olunabildiği için yüz ifadeleri insanlar arasındaki iletişimde önemli bir role sahiptir. Dolayısıyla yüz ifadelerinin tanınması son yıllarda bilgisayarla görü alanındaki önemli araştırma alanlarından birisi haline gelmiştir. Çoğu yüz ifadesi tanıma sistemi mutluluk, üzüntü, şaşkınlık, kızgınlık, iğrenme, korku, küçümseme duygu sınıflarının tanınması için gerekli çalışmaları içermektedir. Ancak; yüz ifadelerinin bilgisayarlar tarafından tanınması hiç de kolay bir problem değildir. Her insanın ten rengi, saç tipi, yaşı, cinsiyeti gibi yüz görüntüsündeki farklılıklar problemi zorlaştıran parametrelerdendir. Ayrıca, her insanın aynı duyguya verdiği tepki aynı olmamaktadır. Bunların yanında çoğu bilgisayarla görü probleminde olduğu gibi ışık ve poz değişimleri, imgenin elde edilmesi ve çözünürlüğü gibi problemlerde yüz ifadelerinin tanınmasını zorlaştırmaktadır. Dolayısıyla geçmişte yapılan çoğu çalışmalarda bu sorunlardan birkaçının çözülmesiyle yüz ifadelerinin tanınması daha da kolay olmaktadır. Yüz ifadelerinin tanınması insan – bilgisayar etkileşimi konusundaki önemli araştırma alanlarından birisidir. Literatürde farklı yöntemleri

kullanarak yüz ifadelerinin otomatik olarak tanınması üzerine birçok çalışma yer almaktadır. Bu çalışmalarda genel olarak kullanılan ifade sınıfları; kızgınlık, iğrenme, mutluluk, üzüntü, şaşırma ve korku şeklindedir.

1.1 Literatür Çalışması

Yüz ifadelerinin tanınması insan – bilgisayar etkileşimi konusundaki önemli araştırma alanlarından birisidir. Literatürde farklı yöntemleri kullanarak yüz ifadelerinin otomatik olarak tanınması üzerine birçok çalışma yer almaktadır. Literatürde yer alan önceki çalışmalarda, yüz ifadelerinin tanınması problemi için birçok öznitelik çıkarma ve makine öğrenmesi yöntemleri denenmiştir.

[10] çalışmasında Yeni Yerel Gabor Filtre Bankası'nı kullanan Gabor özelliklerine dayanan bir sistem ile yüz ifadelerinin tanınması amaçlanmıştır. Gabor öznitelikleri çıkarılırken 5 frekans ve 8 yönelim bilgisi kullanan global Gabor filtre bankası kullanılmıştır. Yerel Gabor filtre bankası yönteminin performansının hesaplanması sırasında Gabor özniteliklerinin sıkıştırılması ve seçilmesi için 2 aşamalı sıkıştırma yöntemi olan TBA(İng. PCA) ve DAA(İng. LDA) yöntemleri kullanılmıştır. Daha sonra sisteme minimum uzaklık sınıflayıcı dâhil edilerek sistemin yüz ifadelerini tanıma başarımı hesaplanmıştır.

Çalışma [11]'de yüz ifadelerinin tanınması problemine Birleşik Yerel İkili Örnekler (İng. Compound Local Binary Patterns CLBP) yöntemi uygulanmıştır. Yerel ikili örnekler yönteminde YİÖ operatörü merkez piksel ve P komşu pikselin gri değerleri arasındaki farkın işaretini P bitle kodlamaktadır, ancak önerilen BYİÖ yönteminde 2P adet bit kullanılarak kodlama işlemi gerçekleştirilir. Diğer P adet bit, belli bir yerel komşuluktaki merkez ve komşu piksellerin gri değerlerinin arasındaki farkın genlik bilgisini bir eşik değeri kullanılarak kodlanması için kullanılmaktadır. Bu yöntem özellik vektörünün uzunluğunu azaltmak amacıyla bazı komşuluk bilgilerini atmaktadır. BYİÖ yönteminde konum bilgisinin bir dereceye kadar kullanılan histograma dâhil edilmesi için BYİÖ histogramı geliştirilerek kullanılmaktadır. Bu çalışmada sınıflandırma yöntemi olarak Destek Vektör makineleri (İng. SVM) kullanılarak tanıma işlemi gerçekleştirilmiştir.

Ulukaya ve Erdem tarafından önerilen [12] çalışmasında ise Gauss Karışım modelleri kullanılarak ifade olan bir yüz için doğal ifadenin kestirimi ele alınmıştır. Tahmin edilen doğal yüz ifadesinin sınıfı, ifadeli yüzün özelliklerinden çıkartılarak Destek Vektör Sınıflayıcıları (İng. SVC) kullanılarak sınıflandırılmıştır.

[13] çalışmasında özellik betimleyici olan Yerel Yönlü Örnekler (YYÖ)(İng. Local Directional Pattern) ile özellik çıkarımı yapılmıştır. YYÖ özellikleri, her bir piksel konumu ile bu noktanın sekiz yöndeki kenar tepki değerlerinin hesaplanması ile elde edilir ve daha sonra bağıl genliğin gücüne dayanan yeni bir kod elde edilir. Dolaysıyla, her ifade YYÖ kodlarının dağılımı şeklinde ifade edilmektedir. Yöntemin başarımının test edilebilmesi için şablon eşleme ve destek vektör makineleri yönetmelerine başvurulmuştur. YYÖ histogramlar ile görüntüler hakkında kenar, köşe ve yerel doku özellikleri gibi detaylı bilgiye sahip olunabilmektedir. Ancak histogramlar tüm görüntüler üzerinde hesaplandığı için mikro örnekler için konum bilgisi histogramlarda tutulamaz. Bu bilgiye sahip olunabilmesi için görüntüler genellikle alt bölgelere ayrılır ve o bölgelerde histogram hesabı yapılarak konum bilgisi genel histograma dâhil edilir.

Güney ve arkadaşları [14], bir kişinin farklı bakış açılarından yüz ifadelerini tanımak için, aralarındaki ilgileşimin en yüksek olduğu ortak bir alt uzaya atmak için Kısmi En Az Kare Farkı yöntemini kullanmaktadırlar. Çalışmada yüz görüntüleri önce hizalanır ve hizalanan yüz görüntüleri üzerinde gözler ve ağızdan yerel bloklar halinde öznitelikler çıkartılır. Öznitelik olarak, Gabor öznitelikleri ve piksel değerleri kullanılmıştır.

[15] çalışmasında yüz ifadelerinin tanınması için Yerel ikili Örnekler yöntemi kullanılmıştır. YİÖ yönteminde kullanılan operatör 3x3lük bir penceredeki merkez piksel değerini eşik değer olarak kabul eder ve tüm komşu pikseller bu değer ile karşılaştırılarak bir etiketleme işleme yapılır. Bu işlem görüntüdeki tüm piksel değerleri için tekrarlanarak sonuçta ikili yeni bir görüntü elde edilir. Üretilen bu ikili görüntü den ise yine 3x3'lük pencere içindeki merkez piksele 8 komşudan gelen 0 ve 1lerden oluşan 8 bitlik sayının onluk tabandaki karşılığı hesaplanarak merkez piksele atanır. Daha sonra bu yeni görüntüden histogramlar üretilir ve bu histogramlar tanımlayıcılar olarak kullanılarak tanıma işlemi gerçekleştirilmektedir. YİÖ yöntemi kişiden bağımsız yüz ifadelerinin tanınmasında etkin bir biçimde kullanılabilmektedir. Dolayısıyla literatürde [15] çalışmasının biraz daha geliştirilmiş

hali olan [16] çalışmasına rastlanmaktadır. Bu çalışmada da yüz ifadeleri için istatiksel yerel özelliklere dayanan bir gösterim olan Yerel İkili Örnekler (ing. LBP) metodu kullanılmıştır. Bahsi geçen çalışmada en ayırt edici YİÖ özniteliklerini ortaya çıkarabilmek için Artırıcı YİÖ (İng. Boosted LBP)yöntemi formülleştirilmiştir. Artırıcı YİÖ, her ifade için en ayırt edici YİÖ histogramlarının AdaBoost algoritması ile öğrenilerek formülize edilmiştir. Bu yeni yöntemle birlikte destek vektör makineleri sınıflandırıcısı kullanılarak yüz ifadelerinin tanınması işlemi gerçekleştirilmiştir. Bu yöntemle de üretilen sistemin performansı artırılmıştır.

Sariyanidi ve arkadaşları [17] çalışmasında yüz ifadelerinin tanınması için Nicemlenmiş Yerel Zernike Momentleri ve Yerel Zernike Momentleri yöntemlerini kullanmışlardır. Bu çalışmada Zernike momentlerinin her gözek etrafında hesaplanması ile yerelleştirilen Yerel Zernike momentleri kullanılarak her bir görüntü için çeşitli sayıda görüntüler üretilmektedir. Bu görüntüler üretilirken gelen ifade görüntüsü NxN'lik alt bölgelere ayrılır ve alt bölgelerin her birine YZM metodu uygulanmaktadır. Daha sonra üretilen her ZM katsayısının gerçel ve sanal kısımları signum fonksiyonu kullanılarak ikili değerlere dönüştürülmüştür. Bu dönüşümle niceleme işlemi gerçekleştirilmektedir. Kullanılan yaklaşım ile YZM hesaplamaları kullanılarak düşük seviyede özellikler belirlenmekte, nicemleme işlemi kullanarak doğrusal olmayan kodlamayı gerçekleştirmekte ve yerel histogramlar üzerinde kodlanmış özellikleri birleştirmektedir. Sözü edilen çalışma yüz ifadelerinin tanınmasında kullanılan veri tabanı üzerinde en yüksek başarıma sahip olan çalışmadır.

Yüz ifadelerinin tanınması konusunda yapılan çalışmalardan bir diğeri de Yerel Yönlü Sayı Örnekleri(YYSÖ) yönteminin kullanıldığı çalışmadır [18]. Bu çalışmada yüzdeki dokuların yönlü bilgileri kodlanmaktadır. Bir maske yardımıyla her bir mikro desenin yapısı hesaplanmaktadır ve önemli yön indislerinin(yönlü sayılar) ve işaretlerinin kullanılmasıyla bu bilgiler kodlanmaktadır. Bahsi geçen çalışmada yüz birçok alt bölgelere ayrılmakta ve bu alt bölgelerden Yerel Yönlü sayı örnekleri özelliklerinin dağılımı çıkarılmaktadır. Daha sonra bütün özellikler peş peşe eklenerek bir öznitelik vektörü oluşturulmakta ve yüz tanımlayıcı olarak kullanılmaktadır.

[19] çalışmasında ise paralel hiper düzlem kısıtlamalarına bir gevşeklik getirilmektedir. Böylece, uyarlanmış ilgileşim filtreleri (İng. modified correlation filters) (UKF) adıyla bir yöntem önerilmiştir. Bu yöntem, Destek Vektör Makineleri yönteminden

ve ilgileşim filtrelerinden esinlenilmiş denetimli ikili sınıflandırma algoritması olarak nitelendirilmektedir. UKF yöntemi lineer kısıtlar kullanarak enerji minimizasyonu sağlamaktadır. Yöntemin bu şekilde kullanılması ile eğitim setindeki aykırı noktaların ve gürültülerin etkisi azaltılmaktadır. Bu çalışmada yöntemin yüz ifadelerinin tanınmasındaki başarımı gösterilmektedir.

1.2 Tezin Organizasyonu

Bölüm 2' de, öznitelik çıkarmak için kullanılan Zernike Momentleri, Yerel Zernike Momentleri, Yerel EXOR Örnekleri yöntemlerinden bahsedilmektedir. . Bölüm 3' te, ifadeleri sınıflandırmak için kullanılan Destek Vektör Makineleri ve onun kütüphanesi anlatılmıştır. Bölüm 4 Deneysel Çalışmalar 'da algoritmaların nasıl kullanıldığı ve parametrelerin seçilmesi ile ilgili yapılan testlerden bahsedilmiş ve elde edilen sonuçlar gösterilmiştir.

2. ÖZNİTELİK ÇIKARMA YÖNTEMLERİ

Bu bölümde bu çalışmada yararlanılan yöntemlerden bahsedilmektedir. Bu yöntemler Global Zernike Momentleri, Yerel Zernike Momentleri ve Yerel EXOR Örnekleridir.

2.1 Global Zernike Momentleri

Görüntü işleme çalışmalarında, örüntü tanıma işlemlerinde moment temelli yaklaşımlara sıkça başvurulmaktadır. Nesnenin yer, boyut ve bulunabileceği pozisyon ve yönelim bilgileri örüntü tanıma çalışmalarında oldukça önem teşkil etmektedirler. Ancak, bu gibi sorunlar moment temelli yaklaşımların kullanılması ile kolayca çözülebilmektedir.

Zernike momentleri görüntü işleme ve bilgisayarla görü problemlerinde başvurulan yöntemlerden biridir. Zernike momentleri (ZM), karakter tanıma [20], parmak izi tanıma [21], desen analizi [22] vb. uygulamalarda başarılı sonuçlar üreten yöntemlerin başında gelmektedir. Zernike momentlerin sıkça kullanılma nedenlerinden biri de dönmeden bağımsız olarak çalışmasıdır, ayrıca Zernike momentleri ile başarılı öznitelik çıkarma işlemleri de yapılabilmektedir [23].

2.1.1 Global Zernike momentlerinin hesaplanması

Zernike momentleri, görüntünün karmaşık Zernike polinomlarının üzerine izdüşümü şeklinde tanımlanabilmektedir. Zernike polinomları ise birim disk üzerinde ortogonal olan bir polinomlar dizisi olarak ifade edilmektedir. Zernike momentleri Zernike dik çok terimlilerinden oluşmaktadır. Gri seviye bir imgenin -f(ρ,θ)- Zernike momentleri şu şekilde ifade edilmektedir. [24]:

$$Z_{nm} = \frac{n+1}{\pi} \int_{\theta=0}^{2\pi} \int_{\rho=0}^{1} V_{nm}^{*}(\rho,\theta) f(\rho,\theta) \rho d\rho d\theta, \quad |\rho| \leq 1. \tag{2.1}$$

Bu eşitlikte gösterilen $V_{nm}(\rho,\theta)$değeri Zernike polinomlarını, n moment derecesi ve m tekrarlanma sayısını temsil etmektedir. Bu $V_{nm}(\rho,\theta)$ polinomları (**2.2**)'de gösterildiği

şekilde hesaplanmaktadır.

$$V_{nm}(\rho,\theta) = R_{nm}(\rho)e^{-jm\theta} \tag{2.2}$$

$R_{nm}(\rho)$ terimi gerçel değerli radyal polinomları temsil etmekte ve (**2.3**)'teki gibi ifade edilmektedir.

$$R_{nm}(\rho) = \sum_{k=0}^{\frac{n-|m|}{2}} (-1)^k \frac{(n-k)!}{k!(\frac{n+|m|}{2}-k)!(\frac{(n-|m|)}{2}-k!} r^{n-2k} \tag{2.3}$$

Yukarıdaki eşitliklerde kullanılan n ve m değerleri seçilirken $n \geq 0$ ve $0 \leq |m| \leq n$, $n-|m|$ çift sayı olma koşulları dikkate alınmaktadır. Zernike momentleri, $\rho 1 \leq$ olacak şekilde kutupsal koordinatlarda (ρ,θ) tanımlanması, imge koordinatlarının (i,j), $i,j = 0,1,2,...,N-1$ birim çember içerisine düşecek şekilde doğrusal bir dönüşüm ile hesaplanmasını gerektirmektedir. Doğrusal dönüşüm için, yaygın olarak kullanılan iki farklı yöntem [2] Şekil 2.1 (b) ve (c) de gösterilmektedir. Zernike momentlerinin hesabında kullanılan (**2.1**)' deki eşitlik imgeler üzerinde kullanılamadığı için eşitliğin ayrık forma dönüştürülmesi gerekmektedir. Eşitliğin yeni hali (**2.4**)'teki yazılabilir:

$$Z_{nm} = \lambda(n,N) \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} R_{nm}(\rho_{ij}) e^{-jm\theta_{ij}} f(i,j), \quad 0 \leq \rho_{ij} \leq 1 \tag{2.4}$$

(**2.4**)' te kullanılan ρ ve θ değerleri sırasıyla (**2.5**) ve (**2.6**)' da gösterildiği şekilde hesaplanmaktadır.

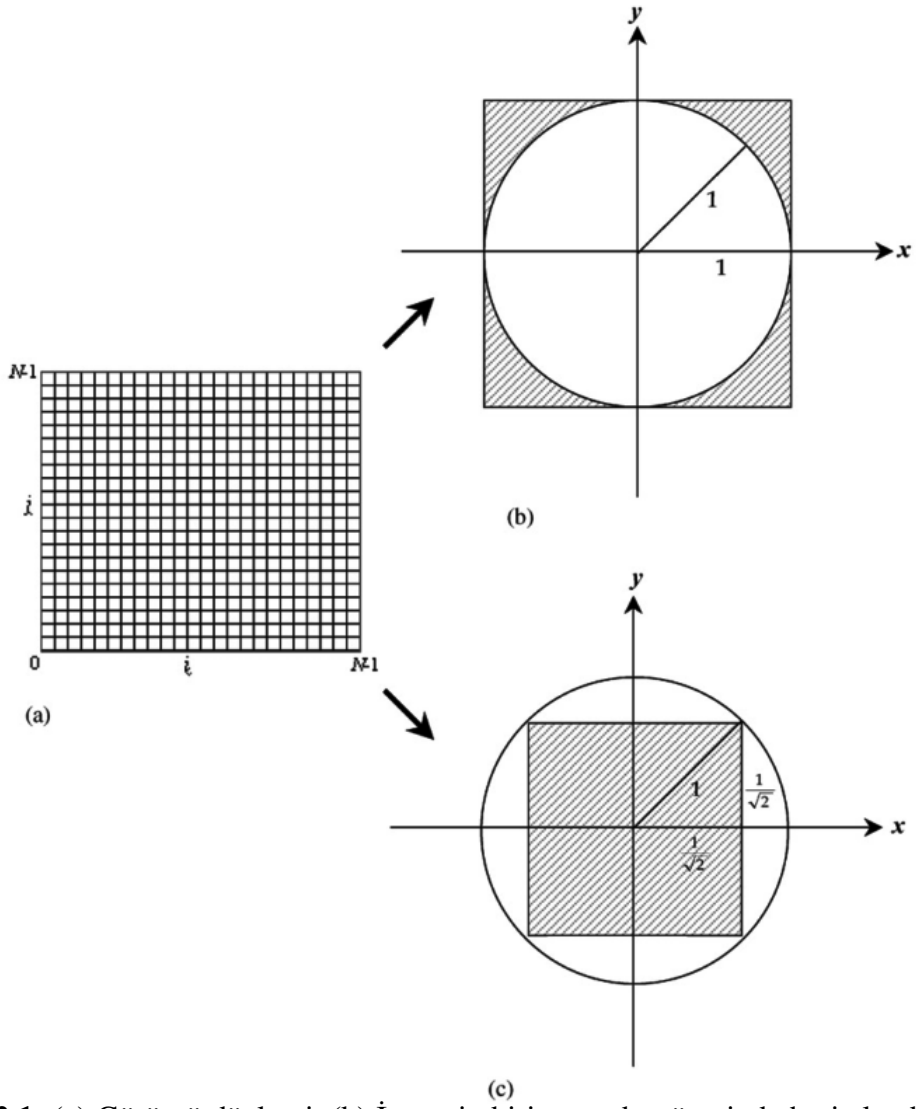
$$\rho = \sqrt{(c_1 i + c_2)^2 + (c_1 j + c_2)^2} \tag{2.5}$$

$$\theta = tan^{-1}(\frac{c_1 j + c_2}{c_1 i + c_2}) \tag{2.6}$$

λ, c_1 ve c_2 'nin değerleri ise, kullanılan dönüşüm yöntemine göre farklılık göstermektedir. Bu değerler Şekil 2.1 (b)' deki dönüşüm için (**2.7**), Şekil 2.1 (c)' deki dönüşüm için ise eşitlik (**2.8**)' de gösterildiği şekilde hesaplanmaktadır. Bu çalışmada Şekil 2.1 (c)' deki yöntem kullanılmıştır.

$$\lambda(n,N) = \frac{n+1}{(N-1)^2}, \quad c_1 = \frac{2}{N-1}, \quad c_2 = -1 \tag{2.7}$$

$$\lambda(n,N) = \frac{2(n+1)}{\pi(N-1)^2}, \quad c_1 = \frac{\sqrt{2}}{N-1}, \quad c_2 = -\frac{1}{\sqrt{2}} \tag{2.8}$$



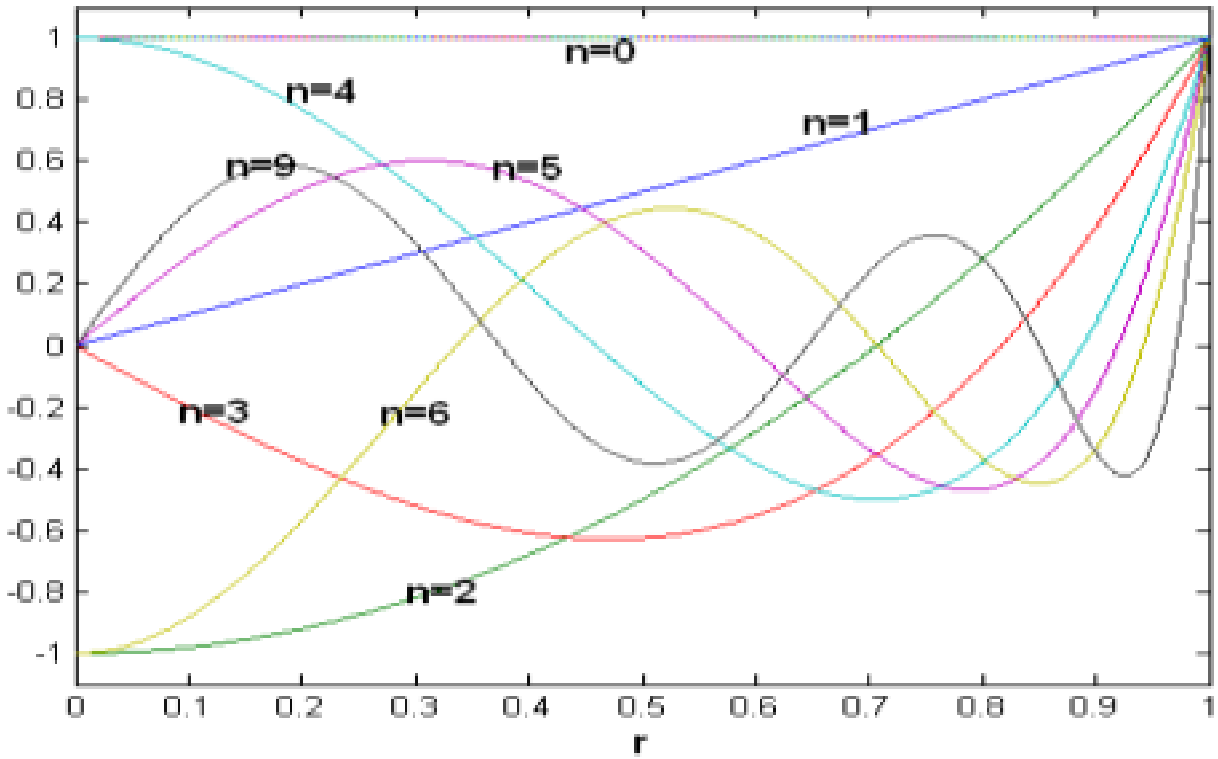
Şekil 2.1: (a) Görüntü düzlemi, (b) İmgenin birim çember üzerinde haritalandırılması ile elde edilen dönüşüm, (c) İmgenin birim çember içerisinde haritalandırılması ile elde edilen dönüşüm [2].

Zernike momentlerinin kullanılmasının bir dezavantajı bulunmaktadır. Bu dezavantaj, bu moment değerlerinin hesaplanmasındaki karmaşıklık ve bu karmaşıklıktan kaynaklanan hesaplama süresinin uzunluğudur. Bunun sebebini ise Zernike radyal çokterimliler eşitliklerinde kullanılan fazla sayıda faktöriyel hesabı yapmayı gerektiren hesaplardır. Bu duruma ek olarak her bir Zernike moment hesabının sonucunda tek bir değer elde ediliyor olması da işlem süresini uzatmaktadır [2]. Literatürde bu hesaplama süresini azaltan çalışmalara rastlanmaktadır [25], [26]. Yapılan denemeler sonucunda radyal çokterimlilerinin önceden hesaplanıp daha sonraki denemelerde kullanılmasının işlem süresini kısalttığı belirlenmiştir. Dolayısıyla bu çalışmada, Çizelge 2.1' de bir kısmı verilen hesaplamalar kaydedilerek kullanılmıştır. Hesaplanan bu radyal

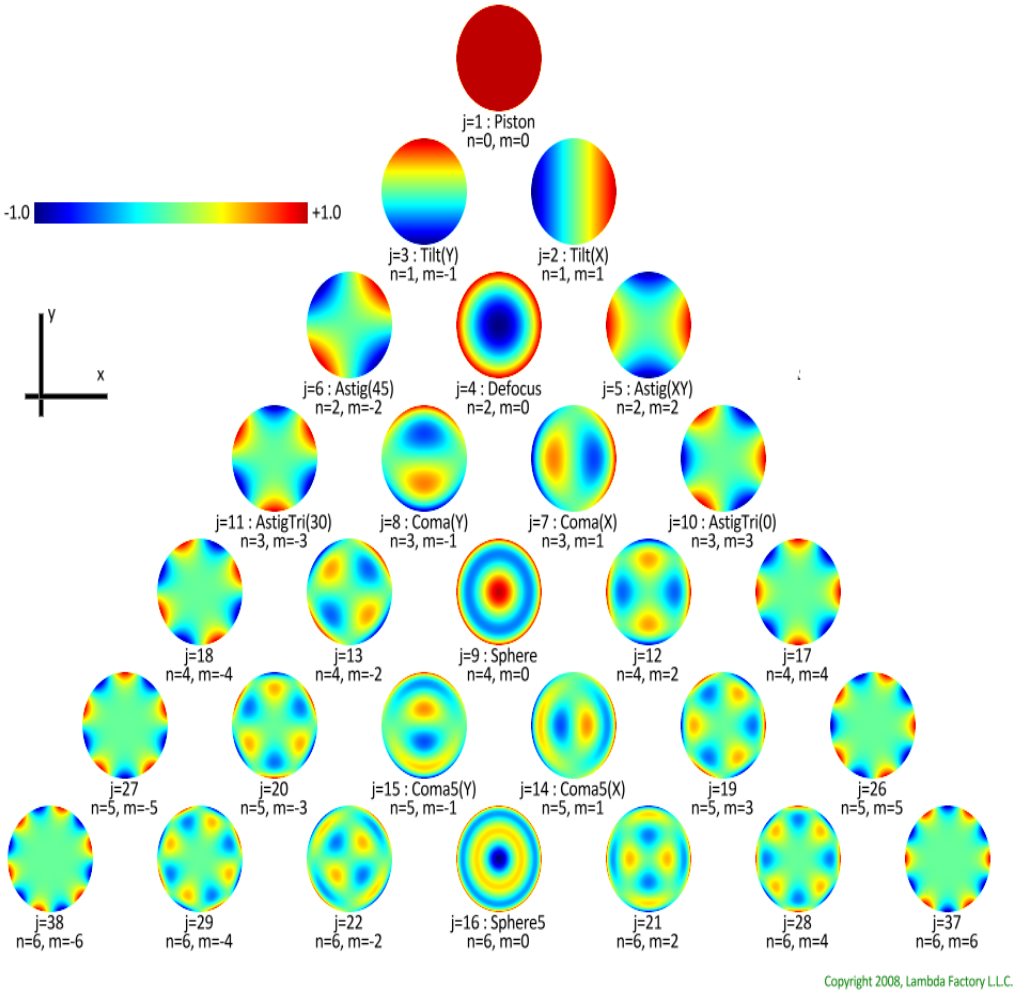
çokterimlilerden $n = 0, 1, 2, ..., 6, 9$ için olanlarının görselleştirilmiş halleri Şekil 2.2'de ve $n = 0, 1, 2, 3, 4$ için olanlarının görselleri ise Şekil 2.3' te gösterilmektedir.

Çizelge 2.1: Radyal çokterimlilerin hesaplanmasında kullanılan formüller [1].

(n, m)	$R_{n,\pm m}(\rho)$	(n, m)	$R_{n,\pm m}(\rho)$
$(0, 0)$	1	$(1, 1)$	ρ
$(2, 0)$	$2\rho^2 - 1$	$(3, 1)$	$3\rho^3 - 2\rho$
$(2, 2)$	ρ^2	$(3, 3)$	ρ^3
$(4, 0)$	$6\rho^4 - 6\rho^2$	$(5, 1)$	$10\rho^5 - 12\rho^3 + 3\rho$
$(4, 2)$	$4\rho^4 - 3\rho^2$	$(5, 3)$	$5\rho^5 - 4\rho^3$
$(4, 4)$	ρ^4	$(5, 5)$	ρ^5
$(6, 0)$	$20\rho^6 - 30\rho^4 + 12\rho^2$	$(7, 1)$	$35\rho^7 - 60\rho^5 + 30\rho^3 - 4\rho$
$(6, 2)$	$15\rho^6 - 20\rho^4 + 6\rho^2$	$(7, 3)$	$21\rho^7 - 30\rho^5 + 10\rho^3$
$(6, 4)$	$6\rho^6 - 5\rho^4$	$(7, 5)$	$7\rho^7 - 6\rho^5$
$(6, 6)$	ρ^6	$(7, 7)$	ρ^7
$(8, 0)$	$70\rho^8 - 140\rho^6 + 90\rho^4 - 20\rho^2 + 1$	$(9, 1)$	$126\rho^9 - 280\rho^7 + 210\rho^5 - 60\rho^3 + 5\rho$
$(8, 2)$	$56\rho^8 - 105\rho^6 + 60\rho^4 - 10\rho^2$	$(9, 3)$	$89\rho^9 - 168\rho^7 + 105\rho^5 - 20\rho^3$
$(8, 4)$	$28\rho^8 - 42\rho^6 + 15\rho^4$	$(9, 5)$	$36\rho^9 - 56\rho^7 + 21\rho^5$
$(8, 6)$	$8\rho^8 - 7\rho^6$	$(9, 7)$	$9\rho^9 - 8\rho^7$
$(8, 8)$	ρ^8	$(9, 9)$	ρ^9



Şekil 2.2: $n = 0, 1, 2, ..., 6, 9$ değerlerine karşılık düşen radyal çokterimlilerinin grafikleri [3].



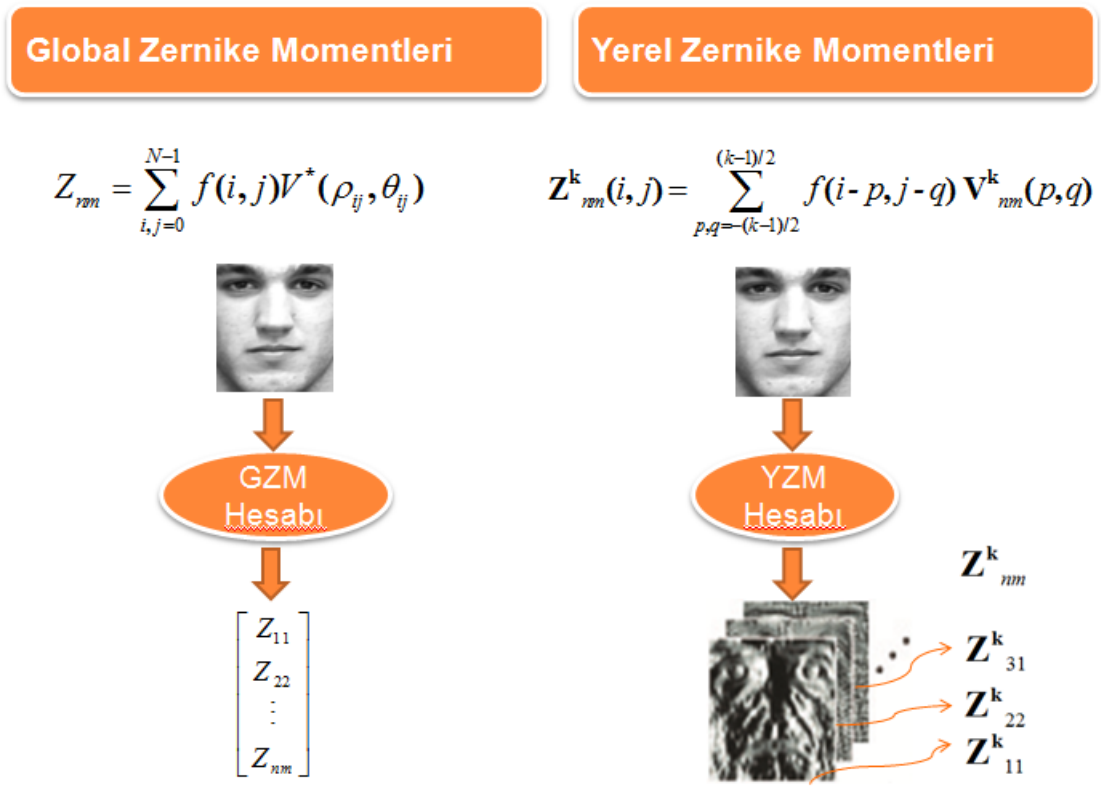
Şekil 2.3: $n = 0, 1, 2, 3, 4$ değerlerine karşılık düşen Zernike çokterimlilerinin görselleri [4].

2.2 Yerel Zernike Momentleri

Görüntü momentleri global olarak uygulandığında imgeler içerisindeki şekillerin belirgin olduğu sınıflandırma veya tanıma işlemlerinde kullanıldığında başarılı sonuçlar vermektedir [5]. Bu momentlerden biri olan Zernike momentleri tüm görüntüden karmaşık moment katsayılarının hesabına dayanmaktadır; ancak bu yöntem karakter tanıma gibi çalışmalarda başarılı olmaktadır.

Zernike momentleri, tüm görüntü üzerinde özgün bir tanımlama yapmaktadır. Bu tanımlamalar farklı derecelerde radyal çokterimlilerin kullanılmasından kaynaklanmaktadır. Kullanılan değişkenlerin her biri sayesinde imgenin farklı karakteristik özellikleri ortaya çıkmaktadır [27]. Yüz görüntülerinde bu bütünsel moment bileşenlerinin yetersiz kaldığı ve imgenin yerel özelliklerinin daha fazla önem taşıdığı görülmektedir. Dolayısıyla Zernike momentleri yönteminin yerelleştirilmesi ile yani

her gözek etrafında yeni bir moment değeri hesaplanarak, Yerel Zernike momentleri (YZM) gösterimi önerilmiş ve bu yöntem sayesinde yüz tanımada başarılı sonuçlar elde edilmiştir [5]. Global Zernike momentleri ile Yerel Zernike Momentlerinin uygulanması ve sonucunda üretilenler Şekil 2.4'de gösterilmektedir.



Şekil 2.4: GZM ve YZM yöntemlerinin uygulanması

Yüz ifadelerinin tanınmasında da yüz görüntüsündeki yerel şekil değişiklikleri önem taşımaktadır. Bu nedenle, bu çalışmada YZM metodu iki kere art arda uygulanmıştır. Yöntemin 2 kere art arda uygulanması, birinci dönüşümle görüntüde ışıktan bağımsız yerel özelliklerin elde edilmesini, ikinci dönüşümle de şekil istatistiklerinin belirlenmesini sağlamaktadır.

Global Zernike Momentleri hesaplanırken Şekil 2.1 (b) ve (c)' den de anlaşılacağı gibi görüntüdeki tüm piksel değerleri kullanılmaktadır. Yerel Zernike Momentleri yöntemi ile görüntüdeki her piksel için bu hesaplamalar yapılarak yerelleştirme işlemi gerçekleştirilmektedir. Görüntüdeki desen içerisindeki şekil bilgisinin açığa çıkarılmasında bu yerelleştirme işlemine başvurulmaktadır.

2.2.1 Yerel Zernike momentlerinin hesaplanması

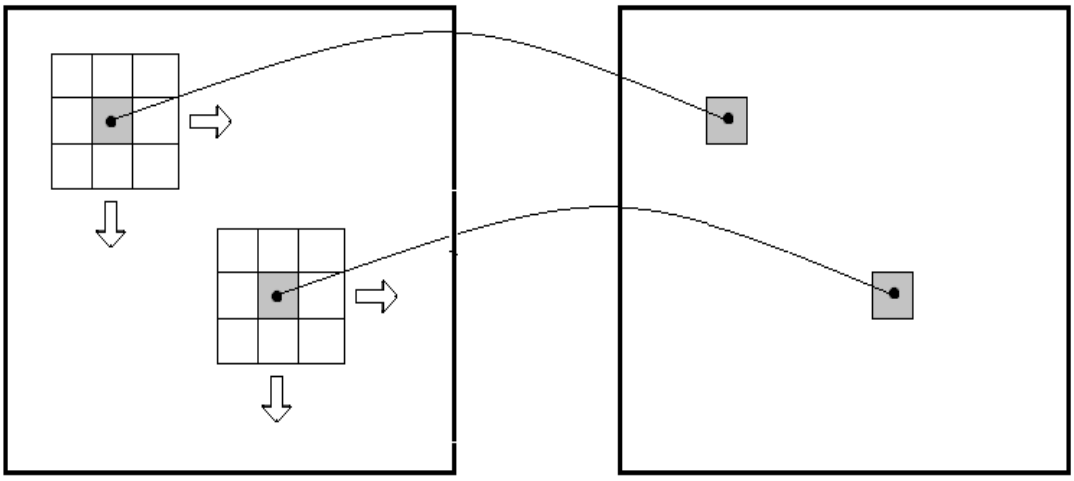
YZM yönteminde, eşitlik (**2.9**) kullanarak türetilen moment tabanlı V_{mn}^k çekirdekleri kullanılmaktadır.

$$\boldsymbol{V}_{nm}^k(i,j) = V_{nm}(\rho_{ij}, \theta_{ij}) \tag{2.9}$$

Bu çekirdekler kxk boyutlu olup görüntü işleme çalışmalarından biri olan imge filtrelemede kullanılan 2 boyutlu konvolusyon çekirdeklerine benzetilebilir. Türetilen bu çekirdeklerin kullanılması ile YZM dönüşümü aşağıdaki şekilde tanımlanmaktadır:

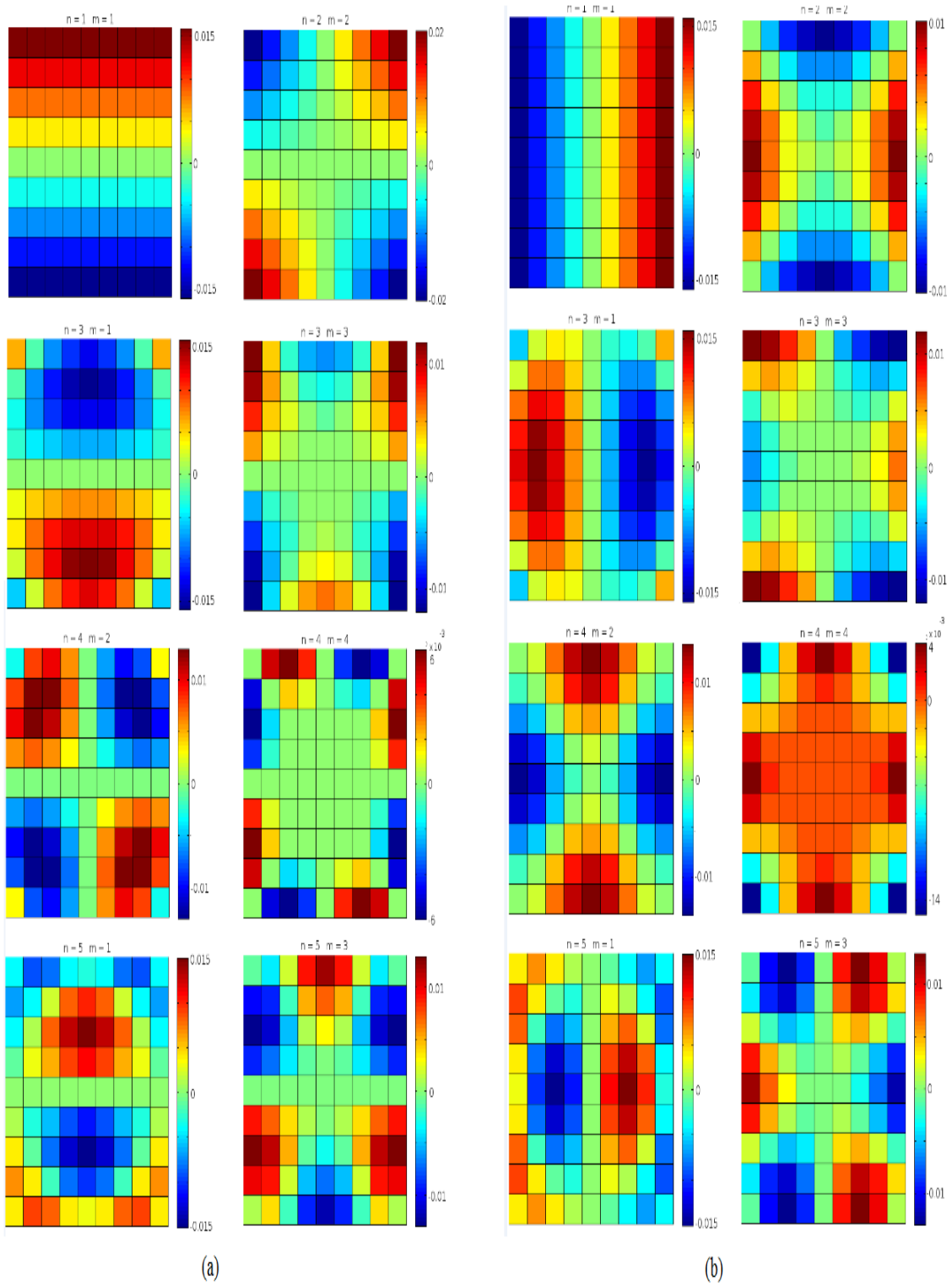
$$\boldsymbol{Z}_{nm}^k(i,j) = \sum_{p,q=-\frac{k-1}{2}}^{\frac{k-1}{2}} f(i-p, j-q)\boldsymbol{V}_{nm}^k(p,q) \tag{2.10}$$

(**2.10**)' de Zernike momentleri görüntüdeki her piksel için hesaplanmaktadır. Burada kxk boyutundaki V_{mn}^k çekirdekleri tüm görüntü üzerinde gezdirilerek hesaplamalar yapılmakta ve Şekil 2.5' te gösterildiği gibi konvolusyon çekirdeklerine benzemektedir. Bu şekilde her piksel etrafında hesaplama yapılması ile her bir gözek çevresindeki yoğunluk değişimi ortaya çıkarılır ve zengin bir imge gösterimi elde edilmiş olur [5].



Şekil 2.5: YZM çekirdekleri ile yapılan konvolusyon işlemi.

YZM yönteminde farklı sayıda parametre bulunmaktadır. Bu parametrelerin en önemlilerinden biri moment derecesi olarak ifade edilen n'dir. Bu moment derecesine bağlı olarak farklı sayıda gerçel ve sanal V_{mn}^k çekirdekleri elde edilmektedir. $k = 9$ için elde edilen çekirdeklerden ilk 8 tanesinin gerçel ve sanal bileşenleri Şekil 2.6' te gösterilmektedir.



Şekil 2.6: (a) $k = 9$ için elde edilen filtreleme çekirdeklerinden ilk 8 tanesinin gerçel bileşenleri (b) $k = 9$ için elde edilen filtreleme çekirdeklerinden ilk 8 tanesinin sanal bileşenleri [1].

Eşitlik (**2.10**)'den de anlaşılacağı üzere, kullanılan gerçel ve sanal V_{mn}^k çekirdeği sayısınca gerçel ve sanal imgeler üretilmektedir. Bu çalışmada V_{mn}^k çekirdeklerinden $m = 0$ değerlikli filtreler YZM dönüşümünde kullanılmamaktadır çünkü bu filtrelerle üretilen görüntülerin sanal kısımları 0 olmaktadır.

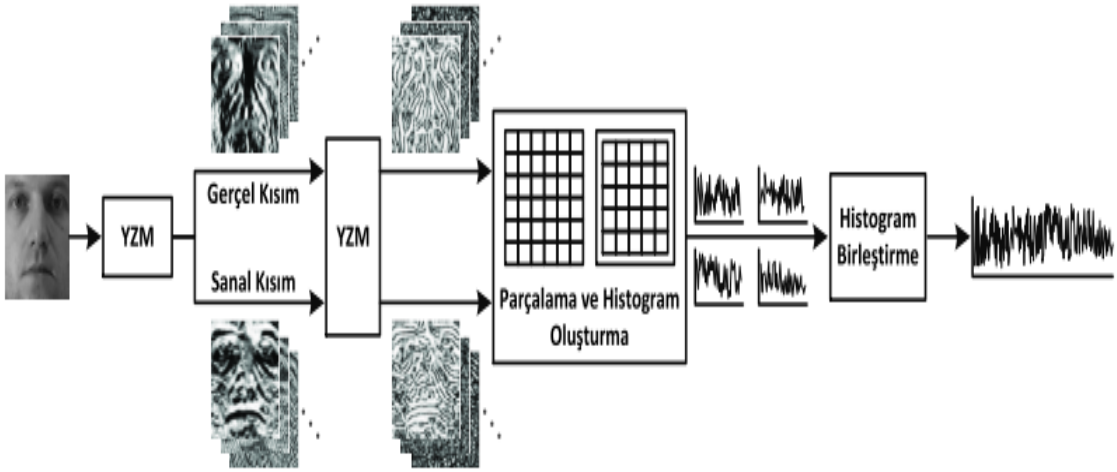
YZM dönüşümü ile elde edilen karmaşık değerli imge sayısı şu şekilde hesaplanabilir:

$$K(n) = \begin{cases} \frac{n(n+2)}{4} & \text{n çift ise,} \\ \frac{(n+1)^2}{4} & \text{n tek ise.} \end{cases} \quad (\mathbf{2.11})$$

Yüz tanıma uygulamalarının birçoğunda, imgeleri alt bölgelere ayırarak işlem yapmanın avantajlarından bahsedilmiştir. Bundan dolayı, [5] çalışmasında da YZM imgeleri alt bölgelere ayrılmıştır ve bu işlem iki aşamada gerçekleştirilmiştir. İmgeler ilk aşamada NxN eşit boyutta alt bölgelere ayrılmaktadır. İkinci aşamada ise, imgeler sol üst köşeden yarım hücre kaydırılarak oluşturulan ızgara ile $(N-1)x(N-1)$ alt bölgeye ayrılmaktadır ve toplamda her imge için $N^2x(N-1)^2$ alt bölge elde edilmektedir.

YZM ile üretilen imgelerden özellik vektörü oluşturmak için tüm imgelerin alt alanlarından elde edilen bilgiler, histogram yöntemi kullanılarak birleştirilmektedir ve bu histogramlar, imgeler üzerinde farklı şekillerde oluşturulabilirler. [5] çalışmasında yapılan testler sonucunda, en iyi sonuçlar faz-genlik histogramları(FGH) kullanıldığında elde edilmiştir. Bu histogramları oluşturmak için öncelikle, $[0, 2\pi]$ aralığı b seleye ayrılmaktadır. Daha sonra her pikselin genlik değeri ($|\boldsymbol{Z}_{nm}^k(i,j)|$), aynı pikselin faz değerine ($\angle \boldsymbol{Z}_{nm}^k(i,j)$) karşılık gelen seleye eklenmektedir. Bu işlemler YZM imgelerinin tüm alt bölgelerinde yapılarak yerel FGH'ler elde edilmektedir. Son işlem olarak ise, elde edilen FGH'ler birim boylu olacak şekilde düzgelendikten sonra art arda birleştirilerek sonuç özellik vektörü oluşturulmaktadır.

[5] çalışmasında, tek katmanlı YZM uygulanması sonucunda elde edilen sonuçlarla iki katmanlı YZM uygulanması sonucunda üretilen sonuçlar karşılaştırılmış ve iki katmanlı YZM dönüşümünün yüz tanımada daha başarılı sonuçlar ürettiği görülmüştür. Yöntemin 2 kere art arda uygulanması, birinci dönüşümle görüntüde ışıktan bağımsız yerel özelliklerin elde edilmesini, ikinci dönüşümle de şekil istatistiklerinin belirlenmesini sağlamaktadır. Yöntemin genel gösterimi Şekil 2.7' de sunulmaktadır.



Şekil 2.7: Yüz tanımada kullanılan YZM yönteminin genel gösterimi [5].

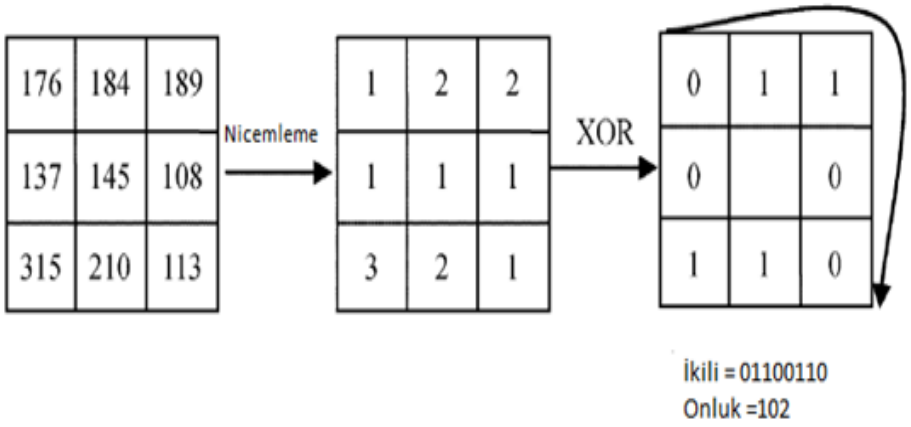
2.3 Yerel EXOR Örnekleri

Yerel exor örnekleri (YEÖ), [6] çalışmasında Yerel Gabor EXOR Örnekleri olarak ifade edilmiştir. Sözü edilen çalışma Gabor fazlarının farklı pozisyonlara olan duyarlılığını azaltmak için önerilmiş bir yöntemi içermektedir. Eğer iki faz aynı aralıkta(örneğin $[0°,90°]$) bulunuyorsa benzer yerel özellikler taşıdığı düşünülmektedir. Aynı aralığa düşmeyen faz değerlerinin birbirinden tamamen farkı özellikler yansıttığı ifade edilmektedir.

2.3.1 Yerel EXOR örneklerinin hesaplanması

Yerel EXOR örnekleri yönteminde ilk olarak yerel Zernike momentleri yönteminden gelen gerçel ve sanal değerlikleri görüntülerden faz görüntüleri elde edilmektedir. Bu görüntülerde $[0°,360°]$) arasında değişen faz değerleri farklı aralıklara göre nicemlenerek yeni piksel değerleri elde edilir. Eğer aralık sayısı 4 olarak belirtildiyse$[0°,90°]$) arasındaki değerler 0; $[90°,180°]$) arası:1; $[180°,270°]$) arası: 2; $[270°,360°]$) arası: 3 olarak ifade edilir. Nicemleme işlemi yapıldıktan sonra merkezdeki piksel değeri ile komşu piksellerin değerleri EXOR işlemine tabii tutulur. Burada merkez piksel ile komşu piksel aynı değere sahipse o komşu piksele 0; değer aynı değilse o piksele 1 yazılarak ikili görüntü elde edilmiş olur. Daha sonra bu ikili formdan onluk forma geçilir. İlgili formül (**2.12**)'de ve işlem adımları Şekil 2.8'de gösterilmiştir.

$$\boldsymbol{LGXP}\ \mu, v(z_c) = [LGXP^{P}_{\mu,v}, LGXP^{P-1}_{\mu,v}, ..., LGXP^{1}_{\mu,v}]_{ikili}$$
$$= [\sum_{i=1}^{P} 2^{i-1} * LGXP^{i}_{\mu,v}]_{onluk} \quad \textbf{(2.12)}$$



Şekil 2.8: YEÖ yönteminin 4 faz aralığı ile nicemlenmesi ve ikili ve onluk sayıların elde edilmesini içeren örnek [6].

z_c, μ oryantasyonu ve v ölçeği ile faz haritasındaki merkez piksel pozisyonunu, P komşuluk boyutunu ve $LGXP_(\mu, v)^i (i = 1, 2, \ldots, P)$ z_c ve komşusu z_i arasında hesaplanan örneği ifade etmektedir ve $LGXP_(\mu, v)^i$ (**2.13**)'teki gibi hesaplanmaktadır.

$$\boldsymbol{LGXP}^{i}_{(\mu,v)} = q(\phi_{(\mu,v)}(z_c)) \bigotimes q(\phi_{(\mu,v)}(z_i)), i = 1, 2, \ldots, P \quad \textbf{(2.13)}$$

$\phi_{(\mu,v)} \bigodot$ fazı temsil ederken , $\bigotimes$ işareti de XOR işlemine dayanan Yerel XOR Örneklerini temsil etmektedir ve (**2.14**)'teki gibi hesaplanmaktadır. $q \bigodot$ (**2.15**)'te gösterildiği gibi faz aralığının sayısına göre fazın nicemlenmiş halini hesaplayan nicemleme operatörünü göstermektedir.

$$c \bigotimes d = \begin{cases} 0 & \text{c = d ise,} \\ 1 & \text{c} \neq \text{d ise.} \end{cases} \quad \textbf{(2.14)}$$

$$q(\phi_{(\mu,v)} \bigodot) = i; \frac{360 * i}{b} \leqslant (\phi_{(\mu,v)} < \frac{360 * (i+1)}{b}, i = 0, 1, \ldots, b-1 \quad \textbf{(2.15)}$$

b faz aralığının sayısını belirtmektedir.

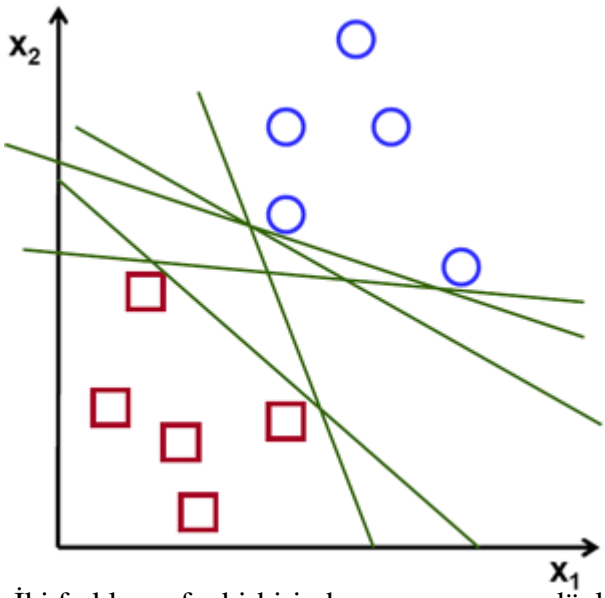
3. SINIFLANDIRMA YÖNTEMLERİ

Bu bölümde üretilen öznitelik vektörlerinin sınıflandırmasında kullanılan yöntemlerden biri olarak Destek Vektör Makineleri sınıflayıcılarından, bu sınıflandırma işleminde kullanılan optimum hiper düzlemin hesaplanmasından ve bu sınıflayıcının çok sınıflı sınıflandırma işlemleri için kullanılan Destek Vektör Makinesi Kütüphanesi(DVMK)(İng. LibSVM)'den bahsedilmektedir. Ayrıca bu bölümde, çalışmada kullanılan diğer bir sınıflandırma yöntemi olarak K en yakın komşuluk (*k*-EK)(ing. K Nearest Neighbour)yöntemi anlatılmaktadır.

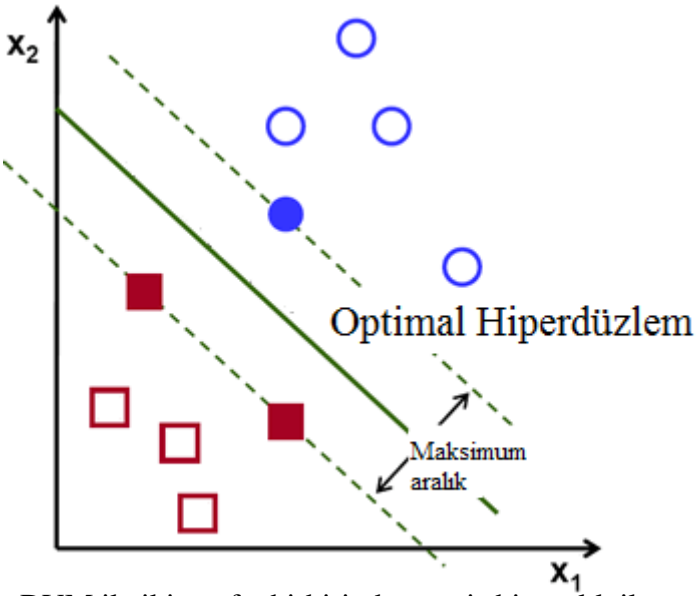
3.1 Destek Vektör Makineleri

Destek vektör makineleri yapay öğrenme alanında sıkça kullanılan denetimli bir sınıflandırma yöntemidir. Bu yöntem, sınıflandırma işleminde örneklerin sınıf bilgisini kullandığı için denetimli öğrenme yöntemi şeklinde ifade edilmektedir. Bu yöntemle her gelen giriş örneği için verilerin analizi yapılarak örneklerin tanınma işlemi gerçekleştirilmektedir. DVM bir takım veriyi ve onların dâhil oldukları sınıf bilgisini de dikkate alarak sınıflandırma işlemine tabii tutar. Genel anlamda DVM ikili lineer sınıflandırıcı olarak kullanılmaktadır. DVM, eğitim setindeki iki sınıftan örneklere sahip olan verilere göre bir model üreterek gelen yeni örnekleri bu model üzerinden birinci veya ikinci sınıfa yerleştirmeye çalışır.

Destek Vektör Makinesi(DVM) bir ayırma hiper düzlemi tarafından tanımlanan bir ayrımcı sınıflandırıcılarından biridir. Diğer bir deyişle, etiketli eğitim verileri (denetimli öğrenme) göz önüne alındığında, algoritma yeni örnekleri en uygun hiper düzlem ile sınıflandırmaktadır. DVM modeli, gelen örneklerin birer nokta olarak gösterilmesi şeklinde ifade edilebilir. Farklı sınıflarda bulunan örnekler ayırıcı düzlemlerle birbirinden ayrılmaktadır. DVM yöntemi, bu sınıfları birbirinden ayırırken olabildiğince geniş bir aralık (ing. margin) belirleyerek ayırma işlemini daha doğru bir biçimde gerçekleştirmektedir. Buna ilişkin görsel Şekil 3.1 ve 3.2'de gösterilmiştir.



Şekil 3.1: İki farklı sınıfın birbirinden ayıran ayırıcı düzlemler [7].



Şekil 3.2: DVM ile iki sınıfın birbirinden geniş bir aralık ile ayrılması [7].

3.1.1 Optimum hiper düzlemin hesaplanması

Sınıflardaki örneklerin birbirinden ayrılması için gereken optimum hiper düzlem aşağıdaki formüller yardımıyla hesaplanmaktadır [7].

$$f(x) = \beta_0 + \beta^T x \tag{3.1}$$

Eşitlik(**3.1**) genel bir hiper düzlem formülüdür ve burada β ağırlık vektörü, β_0 ise sapma olarak ifade edilmektedir. Optimum hiper düzlem β_0 ve β değerlerinin farklı şekillerde ölçeklenmesi ile birçok sayıda temsil edilebilir. Tüm olasılıklar içinden

(**3.2**)'deki şartı sağlayan hiper düzlem seçilmektedir.

$$|\beta_0 + \beta^T x| = 1 \tag{3.2}$$

Eşitlik (**3.2**)'de x hiper düzleme en yakın eğitim örneklerini sembolize etmektedir. Genelde hiper düzleme en yakın eğitim örnekleri destek vektörler olarak adlandırılmaktadır ve bu gösterim şekli kanonik hiperdüzlem olarak ifade edilmektedir. Hesaplamaların yapılmasına x ve (β , β_0)hiper düzlemi arasındaki uzaklığı veren geometriden yararlanılmaktadır.

$$distance = \frac{|\beta_0 + \beta^T x|}{> ||\beta||} \tag{3.3}$$

Destek vektörlere olan uzaklık ise (**3.4**)'de gösterilmiştir.

$$distance_d estekvektrler = \frac{|\beta_0 + \beta^T x|}{||\beta||} = \frac{1}{||\beta||} \tag{3.4}$$

Optimum hiper düzlemin belirlenmesinden sonra sınıflandırma işleminin daha iyi yapılabilmesi için destek vektörlerin de hesaplamaya dâhil edilmesi ile bir aralık belirlenmektedir. Bu aralık(ing. margin) Eşitlik (**3.5**)'deki gibi ifade edilmektedir.

$$M = \frac{2}{||\beta||} \tag{3.5}$$

Mesafeyi maksimize etmek, Langrange optimizasyonu ile β_0 ve β'ı minimize etmek ile aynı anlama gelmektedir. Dolayısıyla bu aşamada (**3.6**) kullanılmaktadır.

$$min_{\beta_0,\beta} L(\beta) = \frac{1}{2}||\beta||^2 \text{ subject to } y_i(\beta^T x_i + \beta_0) \geq 1, \forall i \tag{3.6}$$

Daha sonra yeni gelen örneklerin modelin oluşturulmasında kullanılan noktaların olduğu uzaya haritalandırılması ile aralığın hangi tarafına düştüğü bulunmakta ve böylece yeni gelen örneğin sınıfı belirlenmektedir.

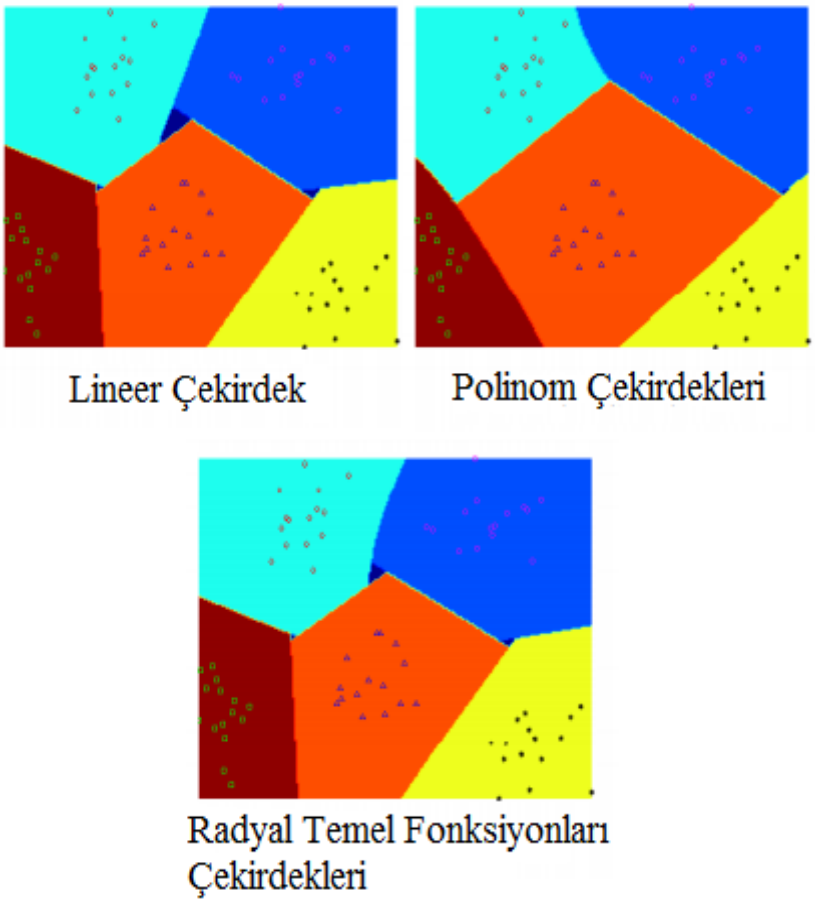
3.1.2 Destek vektör makinesi kütüphanesi (ing. LibSVM)

Destek vektör makinesi kütüphanesi, Destek vektör makinelerinin ikili sınıflandırma yapma işleminin aksine çoklu sınıflandırma işlemi yapmayı destekleyen bir kütüphanedir. Bu kütüphanenin başlıca özellikleri şunlardır:

- Farklı DVM formülleri

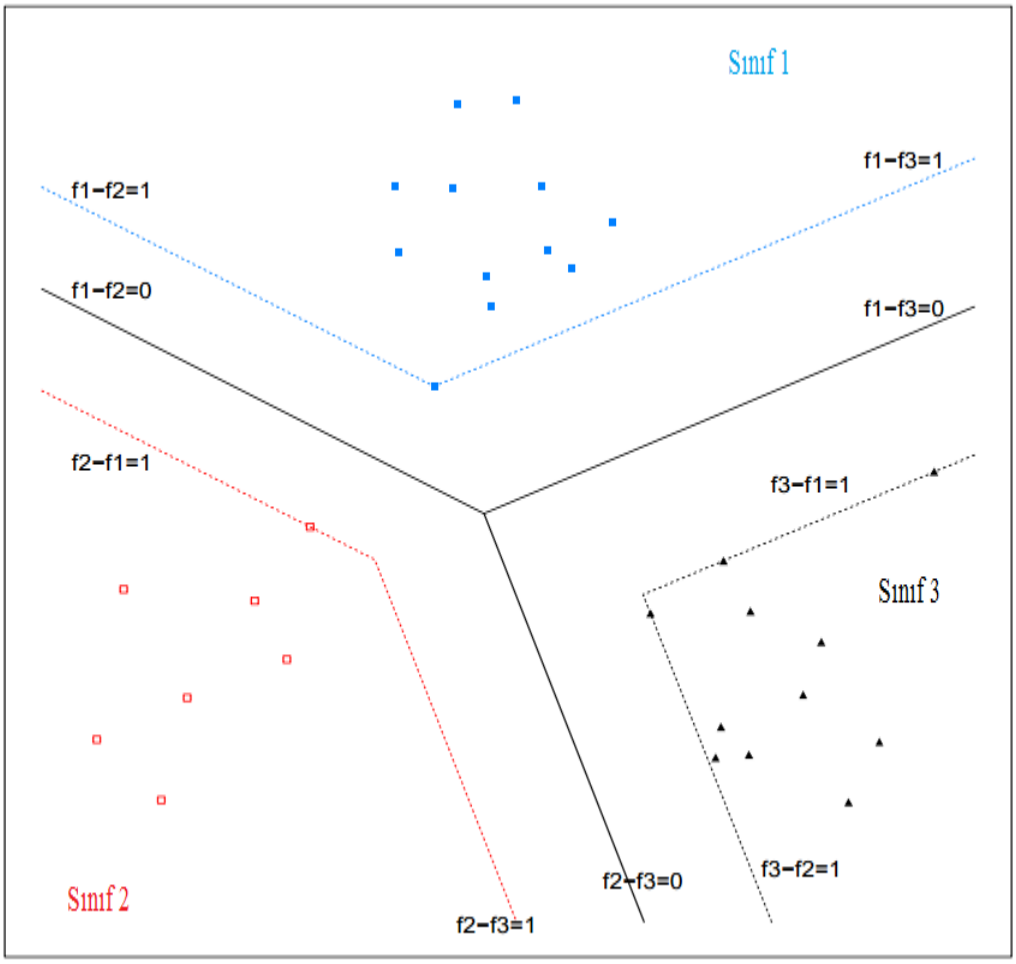
- Etkili çok sınıflı sınıflandırma
- Model seçimi için çapraz doğrulama classification
- Olasılık tahminleri
- Çeşitli çekirdek tipleri
- Dengesiz veriler için ağırlıklı DVM
- Çapraz doğrulama doğruluk hatlarını oluşturacak şekilde otomatik model seçimi

Destek vektör makineleri yönteminde modeller oluşturulurken kullanılan 4 adet çekirdek tipi vardır. Bunlar doğrusal (ing. linear), polinomsal(ing. polynomial), radyal tabanlı fonksiyon (ing. Radial Basis Function) ve sigmoid çekirdekleridir. Bu çekirdeklerden ilk üçünün DVM yöntemi ile çok sınıflı sınıflandırma işleminde kullanılması ile ilgili görsel Şekil 3.3'te gösterilmiştir.



Şekil 3.3: DVM ile çok sınıflandırma işleminde kullanılan çekirdek tipleri.

Şekil 3.3'ten daha açık bir şekilde 3 sınıf içeren bir problemin Lineer çekirdek kullanan DVM ile sınıfların birbirinden ayrılmasını ifade eden görsel Şekil3.4'teki gibidir.

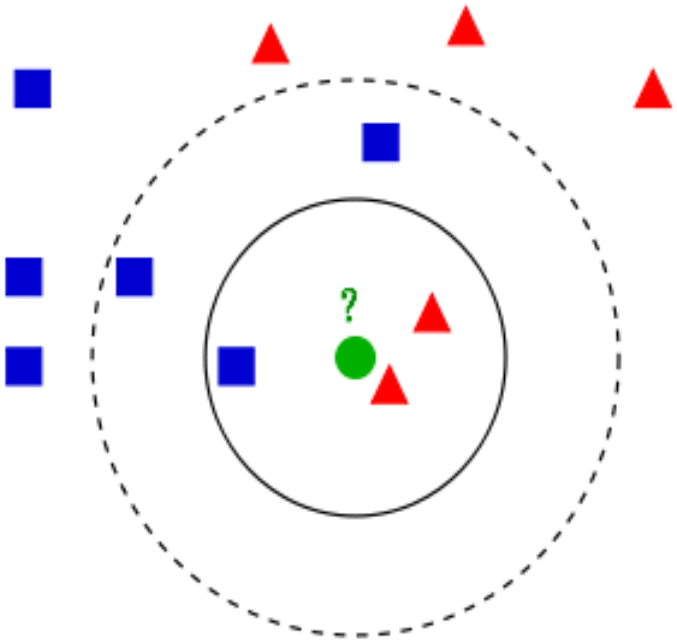


Şekil 3.4: Lineer çekirdek kullanan DVM ile 3 sınıfın birbirinden ayrılması.

3.2 K En Yakın Komşuluk Algoritması

k- en yakın komşu yöntemi (*k*-EK) denetimsiz ve en basit yapay öğrenme algoritmalarından biridir. Bu yöntemde iki örnek arasındaki uzaklık hesaplanarak sınıflandırma yapılmaktadır. (*k*-EK) ile yeni gelen bir örneğin sınıfını belirlemek için, ilk olarak yeni gelen test görüntüsünün özellik vektörü elde edilmekte ve bu vektörle eğitim sınıfındaki tüm görüntülerin o vektöre olan uzaklığı hesaplanmaktadır. Hesaplanan uzaklıklar sıralanarak en yakın k tanesi dikkate alınarak çoğunluğun ait olduğu sınıf belirlenmektedir. Bu sınıf gelen test görüntüsünün sınıfı olarak

atanmaktadır. $k = 3$ için yöntemin çalışmasını anlatan görsel Şekil 3.5' de sunulmuştur.



Şekil 3.5: $k = 3$ için k-EK yönteminin gösterimi [8].

Şekil 3.5, sisteme yeni gelen yeşil yuvarlak örneğinin sınıfının k-EK yöntemi ile belirlenmesini ifade etmektedir. Bu şekilde yeşil yuvarlak örneğin komşuluk derecesinin $k = 3$ olarak kullanılması halinde kırmızı üçgenler sınıfında, $k = 5$ olarak kullanılması halinde ise mavi kareler sınıfında şeklinde sınıflandırılması ifade edilmektedir.

k-EK algoritmasında en yakın k komşunun belirlenmesi için komşular arasında uzaklıkların hesaplanması gerekmektedir. Bu uzaklıkların hesaplanmasında çeşitli yöntemler kullanılabilmektedir. Bu yöntemlere örnek olarak L_1 (**3.7**) ve L_2 (**3.8**) uzaklık ölçütü ile kosinüs (**3.9**) benzerliği yöntemleri verilebilir. Bu yöntemlere ilişkin eşitlikler aşağıda belirtilmektedir.

$$L_1(\boldsymbol{X}, \boldsymbol{Y}) = \sum_{i=1}^{n} |x_i - y_i| \tag{3.7}$$

$$L_2(\boldsymbol{X}, \boldsymbol{Y}) = \left(\sum_{i=1}^{n} |x_i - y_i|^2 \right)^{1/2} \tag{3.8}$$

$$cos(\theta) = \frac{\boldsymbol{XY}}{||\boldsymbol{X}||||\boldsymbol{Y}||} = \frac{\sum_{i=1}^{n} x_i y_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n} x_i^2}\sqrt{\sum_{i=1}^{n} y_i^2}} \quad \textbf{(3.9)}$$

4. DENEYSEL ÇALIŞMALAR

Bu bölümde çalışmada kullanılan veri seti ile ilgili genel açıklamalar yapılmaktadır. Ayrıca veri setindeki görüntüler üzerinde yapılan ön işlemlerden bahsedilmektedir. Öznitelik vektörünün oluşturulmasında kullanılan yöntemlerden ve vektörlerin sınıflandırılmasında kullanılan yöntemlerden ve bu yöntemlerde kullanılan parametrelerin seçilmesi için yapılan testlerin sonuçlarından söz edilmektedir.

4.1 Kullanılan Veri Seti

Cohn-Kanade veri tabanı [28] otomatik yüz ifadesi tanıma çalışmalarında en çok kullanılan veri tabanlarından biridir. Bu çalışmada CK veri tabanın en son sürümü olan CK+ veri tabanı(İng. Extended CK database) kullanılmıştır [29]. CK+ veri tabanı 2010 yılında Chon-Kanade ve ekipleri tarafından hazırlanmış ve yüz ifadelerinin tanınması alanında çalışan araştırmacıların kullanımına açılmıştır. Bu veri tabanı içerisinde 118 farklı kişiye ait 327 adet yüz ifadesi örneği bulunmaktadır. Veri tabanı bir kişinin bir yüz ifadesine ait ardışık görüntüleri içermektedir. Bu görüntüler doğal yüz ifadesinden başlayarak gerçek ifadeye ulaşana kadarki görüntü dizilerinden meydana gelmektedir. Veri tabanında, 6 temel ifade sınıfı olan kızgınlık, iğrenme, korku, mutluluk, şaşırma, üzgünlük sınıfları ve genelde kullanılmayan temel dışı bir ifade sınıfı olan küçümseme sınıfı ile birlikte toplam 7 ifade sınıfı yer almaktadır. Bu sınıflara ait görüntüler Şekil 4.1'de gösterilmiştir. Sınıflara göre yüz ifadelerinin dağılımı ise Çizelge 4.1 'de verilmiştir. Verilen dağılım tüm veri setindeki örnek sayısını içermektedir.

Bu çalışmada veri tabanında yer alan görüntü dizilerindeki ifadenin en belirgin olduğu son görüntüler kullanılmıştır. Dolayısıyla test ve eğitim için toplamda 327 örnek görüntü içeren bir sistem elde edilmiştir. Test ve eğitim işlemleri için birini dışarda bırak çapraz doğrulama yöntemi (İng. Leave one out cross validation) [29] uygulanmıştır. Bu yöntemde her test sırasında bir ifadeye ait görüntü eğitim setinden

İfade tanımı	Görüntü 1	Görüntü 2
Mutluluk		
Şaşırma		
Üzgünlük		
Kızgınlık		
İğrenme		
Korku		
Küçümseme		

Şekil 4.1: Veri setinde bulunan görüntüler ve ifadeleri.

Çizelge 4.1: Sınıflara göre yüz ifadelerinin dağılımı.

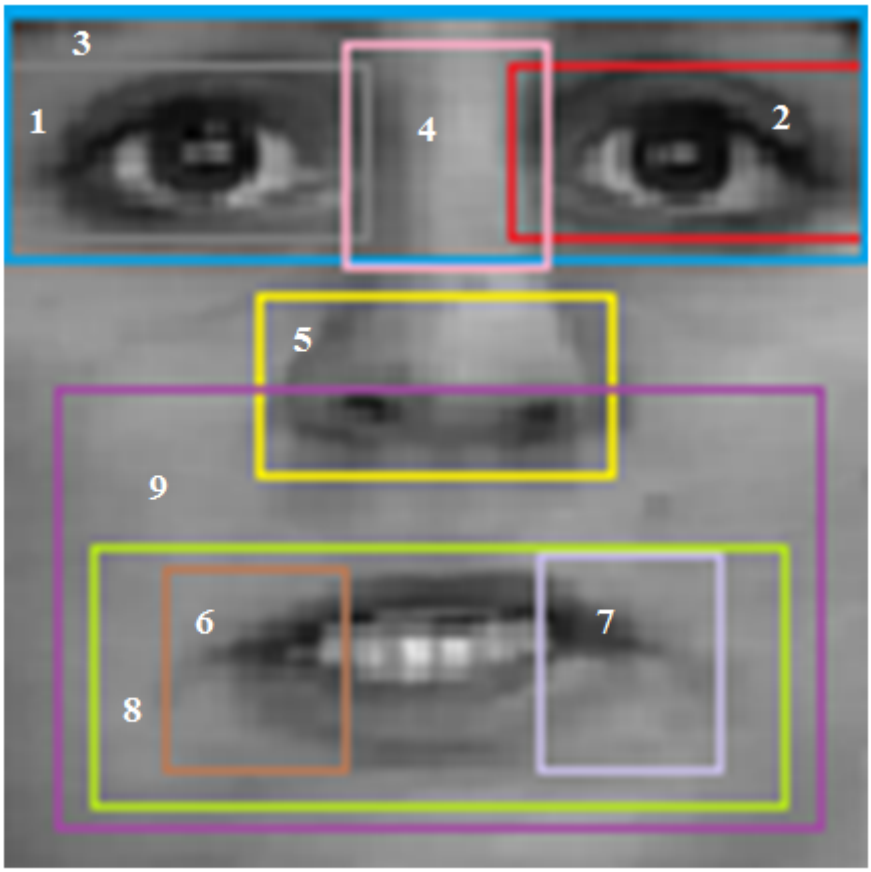
İfade tanımı	Örnek Sayısı
Kızgınlık	45
Küçümseme	18
İğrenme	59
Korku	25
Mutluluk	69
Üzgünlük	28
Şaşırma	83

çıkartılarak test seti olarak ele alınır. Bu yöntemin aykırı örneklere karşı dayanıklı olduğu görülmektedir.

4.2 Görüntüler Üzerinde Yapılan Ön İşlemler

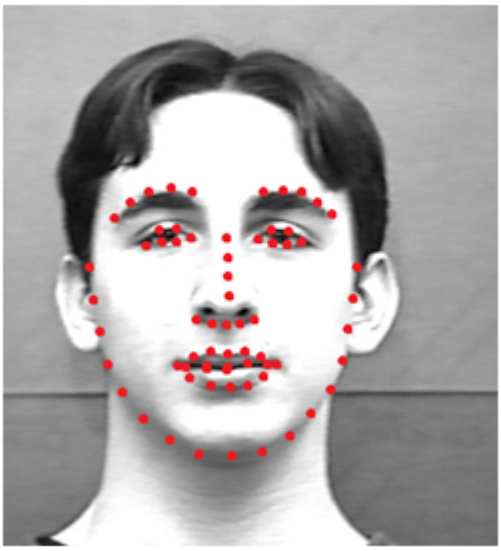
Yüz ifade görüntülerinin sınıflandırma işlemine tabii tutulmadan önce birtakım ön işlerden geçmesi gerekmektedir. Bu çalışmada ilk olarak verilen görüntü dizisindeki görüntülerden kaç tanesinin kullanılması gerektiğine karar verildi. Bu aşamada yapılan testler sonucunda görüntülerin arasında ifadenin en belirgin olduğu görüntüler kullanılmıştır. Dolayısıyla, bu çalışmada durgun tek bir görüntü kullanılarak tanıma işlemi gerçekleştirilmiştir. Yapılan ön işlemlerden bir diğeri ise görüntünün hangi kısımlarının ağırlıklı bir şekilde kullanılması gerektiğine karar vermektir. Bir yüz ifadesinin başarılı bir şekilde tanınmasında yüzde oluşan değişikliklerin en belirgin olduğu kısımlar oldukça önemlidir. Bu nedenle gözler ve ağız çevresi gibi bölgelerdeki değişim ifadelerin tanınmasında oldukça önem arz etmektedir. Bu çalışmada her bir yüz görüntüsü üzerinde 9 adet yama belirlenmiş ve bu yamalarda hizalama işlemi gerçekleştirilmiştir. Bir görüntü üzerinde belirlenen yamalar Şekil 4.4'de gösterilmiştir.

Bu çalışmada tüm görüntünün üzerine bahsedilen yöntemlerin uygulanmasının yanında, elde edilen bu yama görüntüleri üzerinde de bahsedilen yöntemler kullanılarak tanıma yapılmaktadır. Yamaların belirlenmesi sırasında veri tabanında yer alan görüntülerin aktif görünüm modelindeki koordinat noktaları dikkate alınmıştır. Bu noktaların belirtildiği görüntü Şekil 4.3'de gösterilmiştir. Noktaların



Şekil 4.2: Bir görüntü üzerinde belirlenen yamalar.

yardımıyla elde edilen yamalar Şekil 4.4'de ve yamaların boyutları ise Çizelge 4.2'de gösterilmiştir.



Şekil 4.3: Görüntülerin aktif görünüm modelindeki koordinat noktaları.



Şekil 4.4: Bir görüntüden elde edilen yamalar.

Çizelge 4.2: Görüntüden elde edilen yamaların boyutları.

Yama	Yama boyutu
Sol göz	50x50
Sağ göz	50x50
Tüm göz	90x90
Kaşların arası	30x30
Burun	40x40
Sol ağız köşesi	40x40
Sol ağız köşesi	40x40
Sağ ağız köşesi	40x40
Ağız	80x80
Ağız ve burun	90x90
Tüm yüz	300x300

Bu yamaların belirlenme işlemiyle bir ifadenin oluşması sırasında yüzdeki değişimlerin belirgin olduğu kısımlar seçilmiştir. Diğer bir ifadeyle, belirlenen yamaların kullanılması ile yüzdeki çok bilgi içermeyen kısımların kullanılmasını önlemektedir.

4.3 Öznitelik Vektörünün Oluşturulması

Yamaların belirlenmesinden sonra görüntülerin sınıflandırılması için öznitelik vektörlerinin oluşturulması gerekmektedir. Bu işlem aşağıdaki adımları içermektedir:

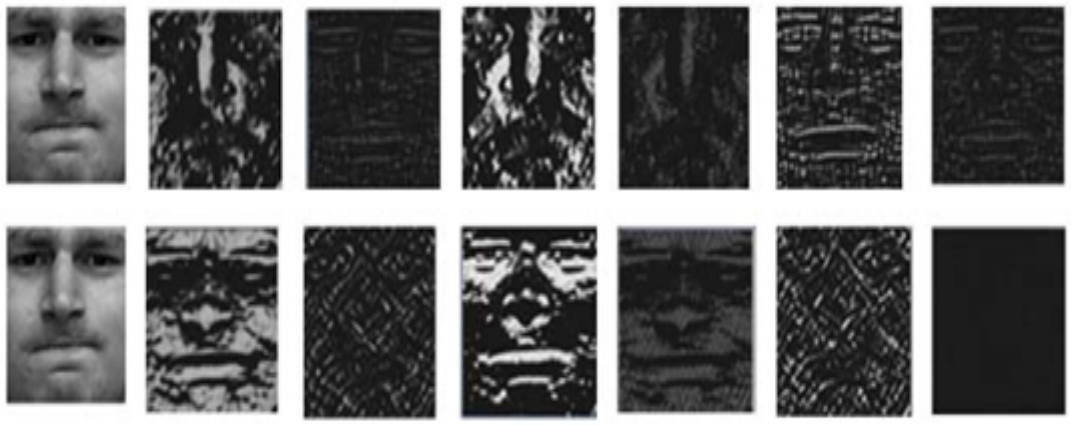
- Yerel Zernike Momentlerinin uygulanması sonucu yeni görüntülerin elde edilmesi

- YZM sonucu elde edilen gerçel ve sanal bileşenli görüntülerin Yerel Exor Örneklerine verilerek ikili görüntülerin üretilmesi
- YEÖ sonucu oluşturulan görüntülerin üzerine Global Zernike Momentlerinin uygulanması

4.3.1 Yerel Zernike momentleri yönteminin uygulanması

Yüz tanımada çok iyi sonuçlar üreten Yerel Zernike Momentleri yöntemi [5], daha önce yüz ifadelerinin tanınması problemine uygulanmıştır [9]. Sözü edilen çalışmada doğrudan tüm görüntü üzerine uygulanan YZM ile çok yüksek başarım elde edilememiş ancak sonuçlar umut verici olmuştur. Dolayısıyla, bu çalışmada bir görüntünün tümüne YZM uygulamak yerine görüntüden gerekli yamalar belirlendikten sonra her yama üzerine Yerel Zernike Momentleri uygulanmasına karar verilmiştir.

YZM ile her gözekte o gözeğe komşu olan gözeklerin değerleri de dikkate alınarak bir moment hesabı yaparak moment bileşenlerinden oluşan ve orijinal görüntü ile aynı boyutta yeni bir moment görüntüsü elde edilir. Bu işlem çalışmada kullanılan her moment derecesi için tekrarlanarak bir görüntü kümesi elde edilir. Şekil 4.5'de yüz görüntüsüne YZM'nin 1 kez uygulanması sonucu elde edilen görüntülerin reel ve sanal kısımları görülmektedir.



Şekil 4.5: Yüz görüntüsüne YZM'nin 1 kez uygulanması sonucu elde edilen görüntüler. İlk satırdaki görüntüler orijinal görüntünün reel kısmına, 2. Satırdaki görüntüler ise sanal kısma ait görüntülerdir [9].

Bu çalışmada yerel Zernike momentleri 9 yüz yaması ve tüm bir yüz görüntüsü üzerine uygulanarak kullanılan parametrelere bağlı olarak çeşitli sayıda görüntüler elde edilmiştir. n ve m değerlerinin belirlenmesi için yapılan testlerin sonucu Çizelge 4.3'te, k1 değerinin belirlenmesi için yapılan testler Çizelge 4.4'te ve k2 değerinin belirlenmesi için yapılan testler ise Çizelge 4.5'de gösterilmiştir.

Çizelge 4.3: n ve m değerlerinin belirlenmesi.

n ve m değerleri	Başarım (%)
n=2 m=2	84.4
n=3 m=3	85
n=4 m=4	84.7
n=5 m=5	84.4

Çizelge 4.4: k1 değerinin belirlenmesi.

k1 değeri	Başarım (%)
k1=3	85
k1=5	85.9
k1=7	85.3
k1=9	84.1
k1=11	84.7
k1=13	84.1

Çizelge 4.5: k2 değerinin belirlenmesi.

k2 değeri	Başarım (%)
k2=3	83.8
k2=5	86.2
k2=7	86.2
k2=9	84.7
k2=11	85.3
k2=13	85.9

YZM için parametrelerin belirlenmesi için ayrı ayrı testler yapıldıktan sonra parametrelerin birbirleri ile olan ilşikilerinin de sistem başarımını değiştirebilme ihtimali olduğu için parametrelerin birlite kullanılması ile bazı testler yapılmıştır. Tek katmanlı YZM yönteminin uygulanabilmesi için gereken parametrelerin belirlenmesi için yapılan test sonuçları Çizelge 4.6' de çift katmanlı YZM yönteminin uygulanabilmesi için gereken parametrelerin belirlenmesi için yapılan test sonuçları Çizelge 4.7' de belirtilmektedir. Yüz ifadelerinin tanınmasında yüz görüntüsündeki

Çizelge 4.6: Tek katmanlı YZM için gerekli parametrelerin belirlenmesi.

k1	n	Başarım (%)
3	2	77.4
3	3	84.4
3	4	84.1
5	2	72.8
5	3	82.6
5	4	84.7
7	2	70.3
7	3	78.3
7	4	82

Çizelge 4.7: 2 katmanlı YZM için gerekli parametrelerin belirlenmesi.

k1	k2	n	m	Başarım (%)
3	3	2	2	76.1
3	3	3	1	82.3
3	3	3	3	81
3	3	4	2	81
3	3	4	4	80.1
3	5	2	2	80.7
3	5	3	1	84.4
3	5	3	3	85
3	5	4	2	85
3	5	4	4	82.6
5	3	2	2	79.5
5	3	3	1	85.3
5	3	3	3	83.8
5	3	4	2	82.9
5	3	4	4	81.7
5	5	2	2	82.9
5	5	3	1	84.7
5	**5**	**3**	**3**	86.2
5	5	4	2	85.9
5	5	4	4	84.4

yerel şekil değişiklikleri önem taşımaktadır. Bu nedenle, bu çalışmada YZM Metodu iki kere art arda uygulanmıştır. Yöntemin 2 kere art arda uygulanması, birinci dönüşümle görüntüde ışıktan bağımsız yerel özelliklerin elde edilmesini, ikinci dönüşümle de şekil istatistiklerinin belirlenmesini sağlamaktadır. YZM yönteminin 1 kere ve 2 kere uygulanması ile elde edilen sonuçlar Çizelge 4.8' de görülmektedir. Yapılan tüm testler sonucunda YZM yönteminin 2 kere uygulanmasının sistemin

Çizelge 4.8: Tek katmanlı ve çift katmanlı YZM'nin uygulanma sonuçları.

YZM Katman sayısı	Başarım (%)
1 Katman YZM	84.7
2 Katman YZM	85.9

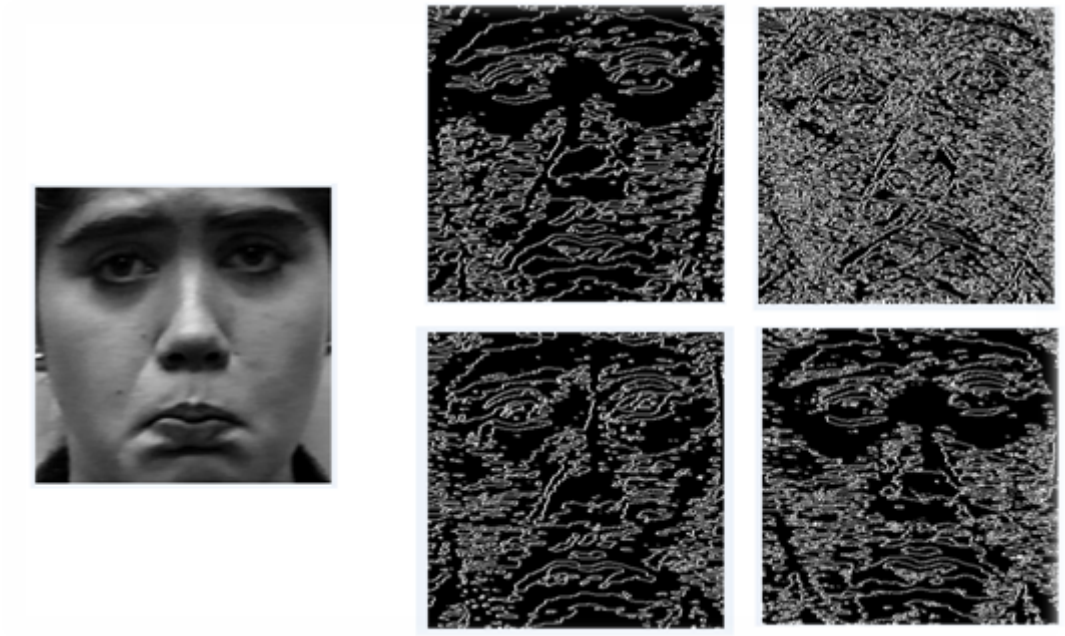
başarımını iyileştirdiği görülmektedir. Dolayısıyla, bu durumdaki en uygun parametre değerleri olarak n=3, m=3, k1=5, k2=5 olarak belirlenmiştir.

Verilen parametrelere göre bir yama görüntüsünden 36 adet moment görüntüsü elde edilmektedir. n=3 m=3 kullanıldığında Eşitlik(2.11)'de ifade edildiği gibi ilk katman YZM uygulanması sonucunda 4 reel ve 4 sanal görüntüler elde edilir. İkinci katman YZM ile de her bir görüntüden tekrar 4 görüntü elde edilerek toplamda ikinci katman sonucunda 32 görüntü elde edilmesi ile iki katman YZM sonucunda 36 adet görüntü bulunmaktadır. Bir yüz ifadesinden ise 36x10=360 adet görüntü elde edilmektedir. Yüz tanımada oldukça başarılı sonuç üreten YZM çalışmasının [5] yüz ifadelerinin tanınması problemine uygulanan bir çalışmada [9] YZM sonucu üretilen görüntülerden faz genlik histogramları hesaplanarak tanıma yapılmıştır. Ancak yüz ifadelerinin tanınmasında yalnızca YZM'nin kullanılması ile çok başarılı sonuçlar üretilememiştir. Bunun nedenlerinden birisi de yüz ifadelerinin tanınmasında histogramların hesaplanmasının çok başarılı sonuçlar üretmemesidir. Dolayısıyla, histogramlar ile konum bilgisinin kayıp olması bir dezavantaj olarak değerlendirilebilir. Bu nedenle, bu çalışmada YZM ile elde edilen görüntüler, yeni yaklaşımlarda kullanılarak daha iyi sonuçlar üretilebileceğine karar verilerek Yerel EXOR örnekleri yöntemi uygulanmaktadır.

4.3.2 Yerel EXOR örnekleri yönteminin uygulanması

YZM ile her yama için üretilen 36 görüntü, gerçel ve sanal bileşenlere sahip görüntüleri içermektedir. Yerel Exor Örnekleri yöntemi, bu gerçel ve sanal değerli görüntüler kullanarak faz değerlikli görüntüler elde etmektedir. Bu faz değerlikli görüntülerden ise komşuluk yakınlık değerine göre EXOR işlemi kullanılarak ikili yeni görüntüler elde edilmektedir. İkili görüntüler elde edilirken merkez piksel değeri ile 1 komşuluğundaki 8 piksel değeri ile 2 komşuluğundaki 16 piksel değeri ile XOR işlemi yapılmaktadır. Daha sonra saat yönünün tersinde bu 0 ve 1'lerden oluşan

sayılar birleştirilerek onluk sistemde bir sayı üretilir ve bu sayı merkez piksel değeri olarak atanır. Daha sonra bu işlem, kayan pencere yönteminde olduğu gibi komşuluk derecesine göre 3x3 veya 5x5 şeklindeki filtreler yardımıyla tüm görüntüdeki gözekler (pikseller) için tekrarlanır. Böylece yeni piksel değerine sahip bir görüntü elde edilmiş olur. YEÖ yöntemiyle elde edilen görüntüler Şekil 4.6'te gösterilmiştir. Şekilde YZM yönteminin ilk katmanın uygulanması sonucu üretilen görüntüye YEÖ yönteminin uygulanması elde edilen görüntüler gösterilmektedir. YEÖ yönteminde önemli olan



Şekil 4.6: Yüz görüntüsüne YEÖ'nün uygulanması ile elde edilen görüntüler

2 parametre bulunmaktadır. Bu parametrelerden faz açı değeri ve komşuluk yakınlık değerinin belirlenmesi için yapılan test sonuçları Çizelge 4.9'de belirtilmiştir.

4.3.3 Global Zernike momentleri yönteminin uygulanması

Zernike momentleri tüm görüntüden karmaşık moment katsayılarının hesabına dayanan bir yöntemdir. Bu yöntem karakterler gibi belirgin şekil bilgisi içeren görüntülerde başarılı olmaktadır. Dolayısıyla, bu yöntemi tüm yüz görüntüsüne direk olarak uygulamak yerine; yüzden alınan belirli şekil bilgisi içeren yamalara uygulamanın daha başarılı sonuçlar üreteceği anlaşılmaktadır.

GZM yönteminde kullanılan en önemli parametre moment derecesini belirleyen parametredir. Bu parametre (n) değiştirildikçe üretilen moment sayısı değiştiği için bu

Çizelge 4.9: Faz açı değeri ve komşuluk yakınlık değerlerinin belirlenmesi.

Faz açı değeri ve komşuluk yakınlık değeri	Başarım (%)
2,1	85.6
2,2	87.2
2,3	82.3
2,4	25.4
3,1	83.2
3,2	85
3,3	83.2
3,4	25.4
4,1	79.8
4,2	80.4
4,3	81
4,4	25.4

moment sayısına bağlı olarak hesaplanan momentler değişmekte yani üretilen öznitelik vektörünün boyutu değişmektedir. Dolayısıyla, bu parametre tanıma yapılırken çok fazla öneme sahiptir. Bu parametrenin belirlenmesi için yapılan test sonuçları Çizelge 4.10'de gösterilmektedir.

Çizelge 4.10: GZM'de moment derecesinin belirlenmesi.

n değeri	Öznitelik Sayısı	Başarım (%)
1	20	61.8
2	40	67
3	80	69.7
4	120	71.9
5	180	67.6
6	240	71.6
7	320	73.1
8	400	73.7
9	500	74.6
10	600	75.2
11	720	78.9
12	840	70.3
13	980	70
14	1120	67

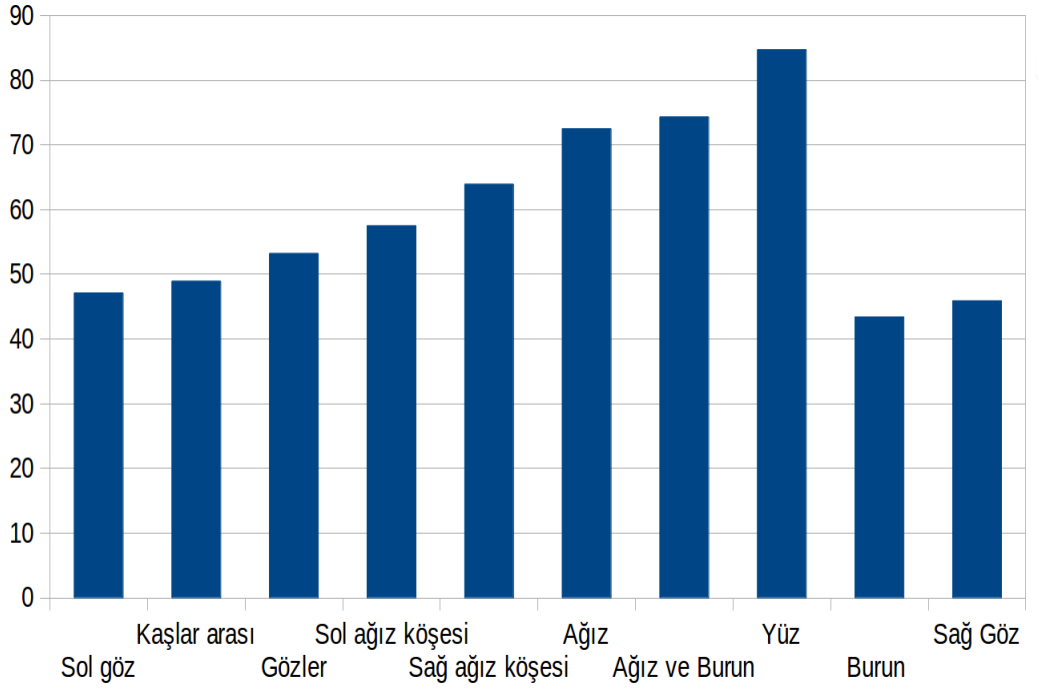
Gerekli parametreler çeşitli deneyler sonucunda belirlendikten sonra belirlenen yamaların tek başlarına kullanımında sistemin başarısının nasıl değiştiğinin görülebilmesi bazı testler yapılmıştır. Bu testlerin sonucu Çizelge 4.11 'de

gösterilmiştir. Yamaların başarımlarına göre yamalara katsayı verilerek sistemin

Çizelge 4.11: Yamaların tek başlarına sistem başarımını etkilemesi.

Sıralama	Yama	Başarım (%)
1	Burun	43.4
2	sağ göz	45.9
3	Sol göz	47.1
4	Kaşlar arası	48.9
5	Gözler	53.2
6	Sol ağız köşesi	57.5
7	Sağ ağız köşesi	63.9
8	Ağız	72.5
9	Ağız ve Burun	74.3
10	Yüz	84.7

başarımının iyileştirebileceğine karar verilmiştir. Yapılan deneyler sonucunda yamaların başarımlarının grafiksel ifadesi Şekil 4.7'de gösterilmiştir.



Şekil 4.7: Yamaların tek başlarına sistem başarımına etkisini gösteren grafik.

4.3.4 Öznitelik Vektörlerinin Birleştirilmesi

Yüz ifadelerinin tanınması için art arda uygulanan yöntemlerden ilki olan YZM ile gelen tek bir yüz görüntüsünden gerçel ve sanal bileşenlere sahip birçok görüntü elde

edilmektedir. Daha sonra YEÖ yöntemi ile her görüntünün gerçel ve sanal bileşenleri birleştirilip EXOR işlemi ile ikili görüntüler elde edilmekte ve bu ikili görüntülerdeki gözek değerlerinin komşuları da dâhil edilerek yeni gözek değerlerine sahip görüntüler elde edilir. Daha sonra yama için üretilen yeni görüntülere oluşturulma sıralarına göre GZM yöntemi uygulanarak moment değerleri üretilir. Bu momentler her yama için uygulanma sırasına göre peş peşe eklenmektedir. Daha sonra yamalara ait moment değerli vektörler eklenmektedir. Bu ekleme işlemindeki sıra ise şu şekildedir:

1. Sol göz
2. Sağ göz
3. Gözler
4. Kaşlar arası
5. Burun
6. Sol ağız köşesi
7. Sağ ağız köşesi
8. Ağız
9. Ağız ve burun
10. Yüz

4.4 Öznitelik Vektörünün Sınıflandırılması İçin Gerekli Sınıflandırıcının Seçilmesi

Öznitelik vektörleri üretildikten sonra sistemin başarımının test edilebilmesi sınıflandırma yapılarak ölçülmektedir. Sınıflandırma işlemi için iki tür sınıflandırma yöntemi seçilmiştir. Denetimli öğrenme algoritmalarında sıkça başvurulan bu yöntemlerden birisi K en yakın komşuluk yöntemi, diğeri de Destek vektör makineleri kütüphanesidir.

4.4.1 K en yakın komşuluk

K en yakın komşuluk algoritması sıklıkla başvurulan en basit yöntemlerden birisidir. Bu yöntemdeki en önemli parametre k değeridir. Yüksek k değerleri aykırı noktalara karşı daha dayanıklı olduğu bilinmektedir. Dolayısıyla, bu parametrenin belirlenmesi için yapılan testler Çizelge 4.12'de gösterilmektedir.

Çizelge 4.12: k-EK yöntemindeki k parametresinin belirlenmesi.

K Değeri	Başarım %
1	31.5
3	41
5	49.5
7	54.7
9	59
11	61.5
13	63.6
15	63.3
17	66.7
19	66.4
21	67
23	64.2
25	63.3

4.4.2 Destek vektör makineleri kütüphanesi

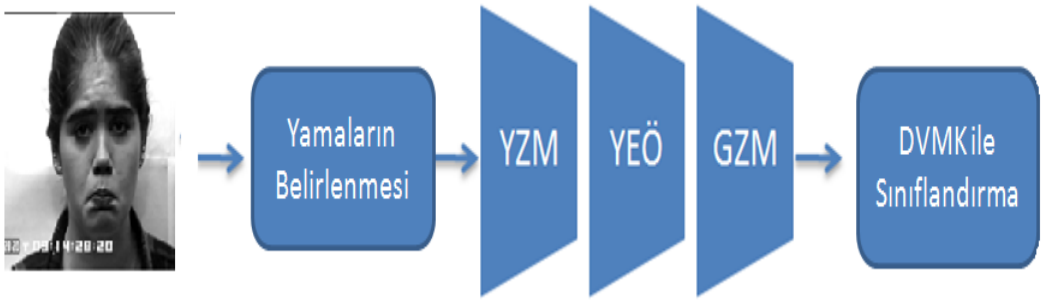
Destek Vektör Makineleri Kütüphanesi yöntemi, çok sınıf bilgisi içeren örneklerin sınıflandırılması probleminde sıkça kullanılmaktadır. Bu çalışmada 7 adet sınıf bilgisi bulunduğu için DVMK yöntemine başvurulmuştur. Bu yöntemde kullanılan 4 adet çekirdek tipi vardır ve bu çekirdeklerden birinin seçilmesi gerekmektedir. Bu nedenle tüm çekirdeklerin kullanılması ile sistem başarımı test edilmiştir. Çizelge 4.13 'den de görüleceği gibi en yüksek başarım, lineer çekirdek kullanılmasıyla elde edilmiştir; dolayısıyla bu çalışmada Destek vektör makinesi kütüphanesinde lineer çekirdek kullanılmıştır.

Destek vektör makineleri kütüphanesi sınıflandırıcısının kullanılması ile elde edilen başarımlar daha yüksek olduğu için yapılan testlere DVMK kullanılarak devam edilmiştir.

Çizelge 4.13: DVMK'da kullanılan tüm çekirdeklerin kullanılması ile sistem başarımının test edilmesi.

Çekirdek Tipi	Başarım %
Lineer Çekirdek	**90.34**
Polinom Çekirdek	83.8
Radyal Temel Fonksiyonları Çekirdekleri	75.5
Sigmoid Çekirdekleri	66.1

Bu tez çalışmasında yüz ifadelerinin tanınması için ilk olarak GZM daha sonra GZM'nin başarımını artırmak için YZM ve son olarak YEÖ yöntemi sisteme eklenmiştir. Şekil 4.8 3 farklı yöntemin birlikte kullanılması sonucu öznitelik vektörünün üretilmesini ifade eden sistemin genel gösterimini ifade etmektedir. Bu yöntemlerin sistem başarımına etkisi de Çizelge 4.14'de gösterilmiştir.



Şekil 4.8: 3 farklı yöntemin birlikte kullanılması sonucu öznitelik vektörünün üretilmesini ifade eden sistemin genel gösterimi.

Çizelge 4.14: 3 yöntemin sistem başarımına etkisi.

Yöntem	Başarım %
GZM	81.3
GZM + YZM	85.9
GZM + YZM + YEÖ	90.34

3 yöntemin peş peşe kullanılmasıyla daha yüksek başarım elde edildiği için 3 yöntemli kaskat yapı kullanılmıştır. Sistemin bu bilgiler ışığındaki bir kişinin tüm görüntülerinin dışarıda bırakılması ile yapılan çapraz doğrulama işlemi ile birlikte genel tanıma performansı %90.34 olarak hesaplanmıştır. Her ifade için tanınma oranını içeren karışım matrisi Çizelge 4.15'de gösterilmektedir. Yöntemin başarımı ile aynı veri

Çizelge 4.15: Her ifade için tanınma oranını içeren karışım matrisi.

	Kızgınlık	Küçümseme	İğrenme	Korku	Mutluluk	Üzgünlük	Şaşırma
Kızgınlık	**39**	0	2	0	1	3	0
Küçümseme	1	**17**	0	0	0	0	0
İğrenme	1	0	**57**	1	0	0	0
Korku	2	0	1	**18**	2	2	0
Mutluluk	0	0	0	1	**68**	0	0
Üzgünlük	6	1	0	2	1	**18**	0
Şaşırma	1	1	1	1	0	1	**78**

tabanını kullanan diğer yöntemlerde elde edilen başarımların karşılaştırılmasını içeren tablo Çizelge 4.16'da gösterilmektedir.

Çizelge 4.16: Literatürdeki diğer yöntemlerde elde edilen sonuçlar.

Yöntem	Sınıflandırıcı	Başarım %
CAPP	UKF	89.4
	DVM(Lineer)	70.1
YYSÖ	DVM(Lineer)	89.3
	DVM(RTF)	89.3
	DVM(Polinomsal)	81.7
Gabor	DVM(Lineer)	91.8
YİÖ	DVM(Polinomsal)	82.4
BOW	DVM(Lineer)	95.9
NYZM	DVM(RTF)	96.2
YZM+YEÖ+GZM	**DVM(Lineer)**	**90.34**

Çizelge 4.16'dan da anlaşıldığı üzere önerilen yöntem ile en yüksek başarıma ulaşılamamıştır, ancak yönteme ilaveler yapılması halinde sistem başarımı yükselmesi beklenmektedir.

5. SONUÇ VE GELECEK ÇALIŞMALAR

Bu çalışmada, yüz ifadelerinin tanınması problemine 3 farklı yöntemden oluşan basamakalı bir yapı uygulanmış olup başarlı sonuçları üretilebildiği gösterilmiştir. Yüz tanımada oldukça başarılı sonuçlar üreten Yerel Zernike Momentleri (YZM) yöntemi, tek başına Yüz İfadelerinin Tanınması (YİT) problemine uygulandığında çok başarılı olmayan ancak umut verici sonuçlar üretilmiştir. Dolayısyla, bu çalışmada Yerel Zernike Momentleri, Yerel EXOR Örnekleri (YEÖ) ve Global Zernike Momentleri(GZM) yöntemlerinin peş peşe uygulanmasıyla yeni bir yaklaşım önerilmiştir.

Bu çaışmada, tüm yüz görüntüsüne bahsedilen yöntemlerin direk olarak uygulanması yerine ifadelerin oluşması sırasında değişim gösteren bölgeler belirlenmiş ve o bölgeler yzüden kesilerek 9 adet yama belirlenmiştir. Bu yamalar; sol göz, sağ göz, kaşlar arası, gözler, burun, sol ağız köşesi, sağ ağız köşesi, ağız, ağız ve burun şeklidedir. Bu yamaların yanında onuncu yama olarak da kesilmiş yüz görüntüsü kullanılmıştır. Kesilen bu yamalarda yapılan en önemli ön işlem yamaların hepsinin hizalanmasıdır.

Her bir yama üzerindeilk olarak YZM yöntemi uygulanmaktadır. YZM yöntemi ard arda iki kere uygulanmış ve verilen bir görüntüden moment derecesine bağlı olarak çeşitli sayıda görüntüler elde edilmiştir. Yöntemin 2 kere art arda uygulanması, birinci dönüşümle görüntüde ışıktan bağımsız yerel özelliklerin elde edilmesini, ikinci dönüşümle de şekil istatistiklerinin belirlenmesini sağlamaktadır. Bu çalışmada, verilen bir giriş görüntüsün için 2 katmanlı YZM'nin uygulanması sonucunda 36 adet görüntü görüntü üretilmektedir. Bu işlem her yama için tekrarlandığında bir yüz görüntüsü için toplamda 360 adet görüntü elde edilmiştir. Bu 360 görüntü gerçel ve sanal bileşenlerden meydana gelmektedir.

Gerçel ve sanal bileşenlerden meydana gelen görüntüler üzerine Yerel EXOR Örnekleri (YEÖ) yöntemi uygulanmıştır. Bu yöntem sayesinde her görüntünün gerçel ve sanal bileşenleri kullanılarak yeni bir faz görüntüsü elde edilmiştir. Çalışmadaki diğer bir aşama ise bu faz görüntülü görüntüler üzerinde nicemleme işleminin

yapılmasıdır. Nicemleme işlemi için bir açı değeri ve komşuluk yakınlık değeri belirlenir ve bu parametrelere göre nicemleme yapılır. Açı değeri olarak 90° belirlenirse, $0^\circ - 90^\circ$ arası 0,$90^\circ - 180^\circ$ arası 1, $180^\circ - 270^\circ$ arsı 2, $270^\circ - 360^\circ$ arası ise 3 olarak nicemlenmektedir. Nicemlenmiş yeni görüntü komşuluk derecesine göre EXOR işleminden geçirilerek ikili görüntü ve bu komşuluk derecesine göre de onluk sayılara çevrilen yeni bir görüntü elde edilmşitir.

Çalışmadaki son basamak ise YEÖ yeönteminden gelen görüntü üzerine Global Zernike Momentleri yönteminin uygulanmasıdır. Burada moment derecesine bağlı olarak her yama görüntüsü için complex değerli sayılar üretilir. Yamaların tamamına yöntemin uygulanamsı ile girişte verilen yüz görüntüsüne dair bir öznitelik vektörü belirlenmiş olur. Çalışmadaki en son aşama bu öznitelik vektörlerinin sınıflandırılmasıdır. Sınıflandırma işlemi için Destek Vektör Makinesi Kütüphanesi yöntemi kullanılmıştır. DVMK çoklu sınıflandırma işlemine olanak tanıyan denetimli öğrenme metodunu kullanan bir yeöntemdir. Çalışmada CK+ veri tabanı kullanılmıştır. CK+ veri tabanı 7 adet ifade sınıfındaki görüntülerden oluşmaktadır. Bu sınıflar; mutluluk, kızgınlık, iğrenme, küçümseme, üzgünlük, şaşırma ve korku sınıflarıdır. Veri tabanında 118 kişiye ait 327 ifade görüntü dizisi içermektedir. Bu görüntü dizisindeki en son görüntü ifadenin en belirgin olduğu görüntü kullanılarak tanıma işlemi gerçekleştirilmiştir. bir kişinin tüm görüntülerinin dışarıda bırakılması sonucu yapılan çapaz doğrulama ile sistemin genel başarısı %90.34 olarak hesaplanmıştır.

Gelecekte planlanan çalışmalar arasında görüntü dizisindeki ifadelerin en belirgin olduğu son görüntünün yerine sondaki bir kaç görüntü ve bu görüntüler arasındaki farkın kodlanması ile öznitelik vektörünün geliştirilmesi ile daha başarılı bir sistem tasarlanması bulunmaktadır. Ayrıca başka sınıflandırma yöntemleri ile sistemin başarımı test edilerek sınıflandırma sonuçlarının birleştirilmesi ile yeni bir sınıflandırma yöntemi denenecektir.

Bu çalışmada histogram hesaplama işlemine başvurulmamıştır. Dolayısıyla gelecek çalışmalar arasında histogram hesabı yapılarak yeni bir öznitelik vektörünün tanımlanması için çalışmalar planlanmaktadır. Üretilen yeni öznitelik vektörleri

üzerinde boyut azaltım yöntemleri kullanılarak da sistemin performansının artması beklenmektedir.

KAYNAKLAR

[1] **Başaran, E.**, (2013). Nicemlenmiş yerel zernike momentlerle trafik işaretlerinin sınıflandırılması / Traffic sign classification with quantized local zernike moments.

[2] **Chong, C.W.**, **Raveendran, P. ve Mukundan, R.**, (2003). A comparative analysis of algorithms for fast computation of Zernike moments, *Pattern Recognition*, **36**(3), 731 – 742.

[3] **S.H. Kim, I.K. ve Kweon, I.**, (2002). Probabilistic model-based object recognition using local zemike moments, *In The IAPR Workshop on Machine Vision Applications*, Nara-ken New Public Hall, Nara, Japan.

[4] **Url-1**, `http://www.lambda-factory.co.jp/Free/zer_wp`.

[5] **Sariyanidi, E.**, **Dagli, V.**, **Tek, S.C.**, **Tunc, B. ve Gokmen, M.**, (2012). Local Zernike Moments: A new representation for face recognition, *Image Processing (ICIP), 2012 19th IEEE International Conference on*, s.585–588.

[6] **Xie, S.**, **Shan, S.**, **Chen, X. ve Chen, J.**, (2010). Fusing Local Patterns of Gabor Magnitude and Phase for Face Recognition, *Trans. Img. Proc.*, **19**(5), 1349–1361, `http://dx.doi.org/10.1109/TIP.2010.2041397`.

[7] **Url-2**, `http://docs.opencv.org/doc/tutorials/ml/introduction_to_svm/introduction_to_svm.html`.

[8] **Url-3**, `http://en.wikipedia.org/wiki/K-nearest_neighbors_algorithm`.

[9] **Akkoca, B.S. ve Gökmen, M.**, (2013). Yerel Zernike Momentleri Kullanarak Yüz İfadesi Tanıma Facial Expression Recognition Using Local Zernike Moments.

[10] **bo Deng, H.**, **wen Jin, L.**, **xin Zhen, L. ve cheng Huang, J.**, (2007). A New Facial Expression Recognition Method Based on Local Gabor Filter Bank and PCA plus LDA A New Facial Expression Recognition Method Based on * Local Gabor Filter Bank and PCA plus LDA.

[11] **Ahmed, F.**, **Hossain, E.**, **Bari, A. ve Shihavuddin, A.**, (2011). Compound local binary pattern (CLBP) for robust facial expression recognition, *Computational Intelligence and Informatics (CINTI), 2011 IEEE 12th International Symposium on*, s.391–395.

[12] **Ulukaya, S. ve Erdem, C.**, (2012). A hybrid facial expression recognition method based on neutral face shape estimation, *Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU), 2012 20th*, s.1–4.

[13] **Jabid, T.**, **Kabir, M.H. ve Chae, O.**, (2010). Facial expression recognition using local directional pattern (LDP), *Image Processing (ICIP), 2010 17th IEEE International Conference on*, IEEE, s.1605–1608.

[14] **Guney, F.**, **Arar, N.**, **Fischer, M. ve Ekenel, H.**, (2013). Cross-pose facial expression recognition, *Automatic Face and Gesture Recognition (FG), 2013 10th IEEE International Conference and Workshops on*, s.1–6.

[15] **Shan, C.**, **Gong, S. ve McOwan, P.W.**, (2005). Robust facial expression recognition using local binary patterns, *Image Processing, 2005. ICIP 2005. IEEE International Conference on*, cilt 2, IEEE, s.II–370.

[16] **Shan, C.**, **Gong, S. ve McOwan, P.W.**, (2009). Facial expression recognition based on Local Binary Patterns: A comprehensive study, *Image and Vision Computing*, **27**(6), 803 – 816, `http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0262885608001844`.

[17] **Sariyanidi, E.**, **Gunes, H.**, **Gökmen, M. ve Cavallaro, A.**, (2013). Local Zernike Moment Representation for Facial Affect Recognition.

[18] **Ramirez Rivera, A.**, **Rojas Castillo, J. ve Chae, O.**, (2013). Local Directional Number Pattern for Face Analysis: Face and Expression Recognition.

[19] **Chew, S.W.**, **Lucey, S.**, **Lucey, P.**, **Sridharan, S. ve Conn, J.F.**, (2012). Improved facial expression recognition via uni-hyperplane classification, *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2012 IEEE Conference on*, IEEE, s.2554–2561.

[20] **Kan, C. ve Srinath, M.D.**, (2002). Invariant character recognition with Zernike and orthogonal Fourier–Mellin moments, *Pattern Recognition*, **35**(1), 143 – 154, shape representation and similarity for image databases.

[21] **Zhai, H.L.**, **Hu, F.D.**, **Huang, X.Y. ve Chen, J.H.**, (2010). The application of digital image recognition to the analysis of two-dimensional fingerprints, *Analytica Chimica Acta*, **657**(2), 131 – 135.

[22] **Sim, D.G.**, **Kim, H.K. ve Park, R.H.**, (2004). Invariant texture retrieval using modified Zernike moments, *Image and Vision Computing*, **22**(4), 331 – 342.

[23] **Khotanzad, A. ve Hong, Y.H.**, (1990). Invariant image recognition by Zernike moments, *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, **12**(5), 489–497.

[24] **R. Mukundan, K.R.**, (1998). *Moment Functions in Image Analysis: Theory and Applications*, World Scientific Publishing Co Pte Ltd.

[25] **Mukundan, R. ve Ramakrishnan, K.**, (1995). Fast computation of Legendre and Zernike moments, *Pattern Recognition*, **28**(9), 1433 – 1442.

[26] **Chong, C.W.**, **Raveendran, P. ve Mukundan, R.**, (2003). An Efficient Algorithm for Fast Computation of Pseudo-Zernike Moments, *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, **17**(06), 1011–1023.

[27] **Chong, C.W.**, **Raveendran, P. ve Mukundan, R.**, (2003). A comparative analysis of algorithms for fast computation of Zernike moments, *Pattern Recognition*, **36**(3), 731 – 742.

[28] **Kanade, T.**, **Cohn, J.F. ve Tian, Y.**, (2000). Comprehensive database for facial expression analysis, *Automatic Face and Gesture Recognition, 2000. Proceedings. Fourth IEEE International Conference on*, IEEE, s.46–53.

[29] **Lucey, P.**, **Cohn, J.**, **Kanade, T.**, **Saragih, J.**, **Ambadar, Z. ve Matthews, I.**, (2010). The Extended Cohn-Kanade Dataset (CK+): A complete dataset for action unit and emotion-specified expression, *Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW), 2010 IEEE Computer Society Conference on*, s.94–101.

ÖZGEÇMİŞ

Ad Soyad: Bilge Süheyla AKKOCA

Doğum Yeri ve Tarihi: Tarsus - 30.06.1987

Adres: Ayazağa Mah. Şehit Naci Canan Tuncer Sokak no:36-38 Daire:5 Şişli/İSTANBUL

E-Posta: bakkoca@itu.edu.tr

Lisans: Karadeniz Teknik Üniversitesi - Bilgisayar Mühendisliği

Y. Lisans: İstanbul Teknik Üniversitesi - Bilgisayar Mühendisliği

Mesleki Deneyim ve Ödüller:

Yayın ve Patent Listesi:

TEZDEN TÜRETİLEN YAYINLAR/SUNUMLAR

- **Akkoca, B.S.**, Gökmen, M., Yerel Zernike Momentleri Kullanılarak Yüz İfadelerinin Tanınması, *21. Sinyal İşleme ve Uygulamaları Kurultayı(SIU), 2013* .