

T.C.
KASTAMONU ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
MALZEME BİLİMİ VE MÜHENDİSLİĞİ ANA BİLİM DALI



YEREL İKİLİ ÖRÜNTÜLER VE GRİ EŞDİZİMLİLİK MATRİSİ
TEMELLİ YÜZ TANIMA SİSTEMİ

Yousef Mustafa Abdalla ELSHAWESH

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Dr. Öğr. Üyesi Yasemin GÜLTEPE

ARALIK - 2020

KASTAMONU

TAAHHÜTNAME

Bu tezin tasarımı, hazırlanması, yürütülmesi, arařtırmalarının yapılması ve bulgularının analizlerinde bütün bilgilerin etik davranıř ve akademik kurallar çerçevesinde elde edilerek sunulduđunu; ayrıca tez yazım kurallarına uygun olarak hazırlanan bu çalışmada bana ait olmayan her türlü ifade ve bilginin kaynađına eksiksiz atıf yapıldıđını, bilimsel etiđe uygun olarak kaynak gösterildiđini bildirir ve taahhüt ederim.



Yousef Mustafa Abdalla ELSHAWESH

ÖZET

YÜKSEK LİSANS TEZİ

YEREL İKİLİ ÖRÜNTÜLER VE GRİ DÜZEYİ EŞDİZİMLİLİK MATRİSİ TEMELLİ YÜZ TANIMA SİSTEMİ

YOUSEF MUSTAFA ABDALLA ELSHAWESH

KASTAMONU ÜNİVERSİTESİ FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
MALZEME BİLİMİ VE MÜHENDİSLİĞİ ANA BİLİM DALI
DANIŞMAN: DR. ÖGR. ÜYESİ YASEMİN GÜLTEPE

Biyometrik, insanları fizyolojik, davranışsal ve biyolojik özelliklerine göre tanımlamadır. Biyometrik iki kategoriye ayrılabilir: fizyolojik biyometrik ve davranışsal biyometrik. Fizyolojik biyometrikler yüz, iris, parmak izi parmak damarları, el geometrisi vb gibi bireyi fizyolojik ya da biyolojik özellikleriyle tanımaya yarayan özelliklerdir. Davranışsal biyometrikler ise el yazısı, imza veya ses tonu gibi zamanla bireye has boyutlar kazanan ve bu şekilde bireyi tanımaya yarayan özelliklerdir. Bu tez çalışmasında yerel ikili örüntülere, gri düzeyi ve eş dizimlilik matrisine dayanan bir kesikli dalgacık dönüşümü sunulmaktadır. Yüz veri kümeleri için yeni bir yaklaşımı temsil etmektedir. Önerilen yüz tanıma sistemi farklı kullanım amaçları gözetilerek tasarlanmıştır. Yüz eğitim verilerinin sıkıştırılması için dalgacık dönüşümü kullanılmıştır, daha sonra yüz görüntülerinden eşdizimlilik matrisine dayalı yerel ikili örüntüler kullanarak özniteliklerin çıkarımı yapılmıştır. Önerilen metodun performans değerlendirmesi, ORL veritabanları üzerinde yapılmıştır. Tez çalışmasında, yüz tanıma sistemlerinde önışlem aşamasındaki sonuçların iyileştirilmesi üzerinde büyük etkisinin olduğu gösterilmiştir.

ANAHTAR KELİMELEER:Yüz tanıma, Lokal İkili Örnek, Gri Düzey Eş Oluşum Matrisi, Dalgacık Dönüşümü

Aralık 2020, 53 Sayfa

ABSTRACT

MSC THESIS

FACE RECOGNITION SYSTEM BASED ON LOCAL BINARY PATTERN AND GRAY LEVEL CO-OCCURRENCE MATRIX

YOUSEF MUSTAFA ABDALLA ELSHAWESH

KASTAMONU UNIVERSITY INSTITUTE OF SCIENCE

DEPARTMENT OF MATERIALS SCIENCE AND ENGINEERING

SUPERVISOR: ASSIST. PROF. DR. YASEMİN GÜLTEPE

Biometrics is defining people according to their physiological, behavioral and biological characteristics. Biometrics can be divided into two categories: physiological biometric and behavioral biometric. Physiological biometrics are features such as face, iris, fingerprint finger vessels, hand geometry, etc. that help identify the individual with their physiological or biological features. Behavioral biometrics, on the other hand, are features such as handwriting, signature, or tone of voice that gain individual dimensions over time and thus help to recognize the individual. In this thesis, a discrete wavelet transform is presented based on local binary patterns, gray level and co-sequencing matrix. It represents a new approach to face datasets. The proposed face recognition system has been designed by considering different usage purposes. Wavelet transform was used to compress face training data, then extraction of features from face images using local binary patterns based on collocation matrix. Performance evaluation of the proposed method has been made on ORL databases. In the thesis study, it has been shown that face recognition systems have a great effect on the improvement of the results in the preprocessing stage.

KEYWORDS:Face recognition, Local Binary Pattern, Gray Level Co-occurrence Matrix, Wavelet Transform

December 2020, 53 Page

TEŞEKKÜR

Öncelikle tez çalışmamın her aşamasında önerileri ve değerlendirmeleri ile bana yol gösteren ve tez danışmanlığımı üstlenen değerli hocam Dr. Öğr. Üyesi Yasemin GÜLTEPE'ye teşekkürü borç bilirim.

Tez izleme toplantılarında jüri üyesi olarak görev alan Dr. Öğr. Üyesi Seçil KARATAY'a ve Dr. Öğr. Üyesi Cevat RAHEBİ'ye değerli önerileri ve çalışmaya olan katkıları için teşekkürlerimi sunarım.

Tez çalışmasının her aşamasında bana destek veren, çalışmamla ilgili beni yüreklendiren ve yardımlarını esirgemeyen sevgili aileme ve yakınlarıma sonsuz teşekkürlerimi sunarım.

Yousef Mustafa Abdalla ELSHAWESH

Kastamonu, 2020

İÇİNDEKİLER

	<u>Sayfa</u>
TEZ ONAYI	ii
TAAHHÜTNAME	iii
ÖZET	iv
ABSTRACT	v
TEŞEKKÜR	vi
İÇİNDEKİLER	vii
ŞEKİLLER DİZİNİ	ix
TABLolar DİZİNİ	x
SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ	xi
1. GİRİŞ	12
1.1 Tarihçe.....	12
1.2 Uygulama Alanları	13
1.3 Yüz Tanımda Kullanılan Yöntemler	14
1.3.1 Bütünsel Yöntemler.....	14
1.3.2 Yerel Yöntemler.....	14
1.3.3 Hibrit Yöntemler	15
1.3.4 Temel Bileşenler Analizi (PCA)	15
1.4 Problemler	16
2. LİTERATÜR TARAMASI	18
2.1 PCA İle Yüz Tanıma	21
2.2 Yüz Tanıma	25
2.3 Yüz Önişleme	25
2.4 Özellik Çıkarma	25
2.5 Özellik Eşleme	25
3. YÜZ TANIMA	26
3.1 Önişleme Yöntemleri	26
3.1.1 Dalgacık Dönüşümleri.....	26
3.1.2 Gauss Düşük Geçiş Filtresi	27
3.1.3 Gauss'ların Farkı	27
3.2 Özellik Çıkarma Yöntemleri	28
3.2.1 Gri Seviye Eş Oluşum Matrisini Kullanarak Özellik Çıkarma	28
3.2.2 Yerel İkili Örüntüleri Kullanarak Özellik Çıkarma	30
3.2.3 Gabor Filtresi Kullanarak Özellik Çıkarma	32
3.3 Sınıflandırma	35
3.3.1 Öklid Uzaklığı	36
3.3.2 Kosinüs Mesafesi	37
4. DENEYSEL SONUÇ	38
4.1 ORL Yüz Veritabanı	38
4.2 Yale Yüz Veritabanı	39
4.3 AR Yüz Veritabanı.....	39
4.4 ORL Veritabanı	40
4.4.1 Deneysel Sonuç	40
5. SONUÇ	46
KAYNAKLAR	48

ÖZGEÇMİŞ.....	53
----------------------	-----------

ŞEKİLLER DİZİNİ

	<u>Sayfa</u>
Şekil 1.1 Boyut küçültme için PCA (sağ) ve veri Sunumu (sol).....	15
Şekil 1.2 Bir yüz tanıma sisteminin genel şeması	16
Şekil 3.1 İki Boyutlu DWT	26
Şekil 3.2 Gaussian Low-Pass Filter.....	27
Şekil 3.3 Gri seviye eş matris sunumu	28
Şekil 3.4 Sirküler (8, 2) çevre.....	31
Şekil 3.5 Yerel ikili örüntü Mimarisi	31
Şekil 3.6 49 Pencereye Bölünen Önişleme Yüz Maskesi Görüntüsü Örneği.....	32
Şekil 3.7 Farklı dalgaboyu değerleri (Sol: 25, Sağ: 50)	33
Şekil 3.8 Fraklı oryantasyon (Sol: 0, Sağ: 45).....	34
Şekil 3.9 Faz kayması değerlerini değiştirme (Sol: 180, Sağ: 90)	34
Şekil 3.10 En boy oranı çok büyük (sol) ve çok küçük (sağ).....	34
Şekil 3.11 Farklı bant genişliği değerleri (Sol: büyük, Sağ: küçük)	35
Şekil 4.1 ORL Veritabanı	38
Şekil 4.2 Yale Yüz Veritabanı.....	39
Şekil 4.3 AR Yüz Veritabanı.....	40
Şekil 4.4 LBP ve GLCM ile dalgacık dönüşümü sonuçları	41
Şekil 4.5 LBP ve GLCM sonuçları.....	42
Şekil 4.6 LBP ile dalgacık dönüşümü sonuçları.....	43
Şekil 4.7 Dalgacık dönüşümü GLCM sonuçları.....	44
Şekil 4.8 GLCM sonuçları.....	45

TABLÖLAR DİZİNİ

	<u>Sayfa</u>
Tablo 4.1 LBP ve GLCM ile dalgacık dönüşümü sonuçları	41
Tablo 4.2 LBP ve GLCM sonuçları.....	42
Tablo 4.3 LBP ile dalgacık dönüşümü sonuçları.....	43
Tablo 4.4 Dalgacık dönüşümü GLCM sonuçları.....	43
Tablo 4.5 GLCM sonuçları.....	44

SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ

Kısaltmalar

BPFF	: Bit Düzlemi Özellik Füzyonu
DL	: Sözlük Öğrenme
DoG	: Gauss'ların Farkı
DWT	: Ayrık Dalgacık Dönüşümü
EBGM	: Elastik Grup Grafik Eşleme
FBI	: Federal Soruşturma Bürosu
FERET	: Yüz Tanıma Teknolojisi
GLCM	: Gri Seviye Eş Oluşum Matrisi
GLPF	: Gauss Düşük Geçiş Filtresi
k-NN	: k-En Yakın Komşu
LBP	: Yerel İkili Örüntü
LDA	: Doğrusal Ayırma Analizi
LF	: Laplacian Yüzleri
LPP	: Yerellik Koruma Projeksiyonları
MNPP	: Projeksiyonu Koruyan Çoklu doğrusal Mahalle
ORL	: Olivetti-Oracle Araştırma Laboratuvarı
PCA	: Ana Bileşen Analizi
PIN	: Kişisel Kimlik Numarası
SIC	: Simetrik Görüntü Düzeltme
SRC	: Seyrek Temsil Tabanlı Sınıflandırma
SVD	: Tekil Değer Ayrışımı
WT	: Dalgacık Dönüşümü

1. GİRİŞ

Yüz tanıma, bilgisayar tabanlı sistemlerin en önemli sorunlarından biridir. Literatürde bütüncül, yerel veya hibrit yöntemler gibi yüz tanıma için kullanılan çeşitli yöntemler sunulmuştur. Bir insanı yüzünden tanımlamak insanlar için kolaydır. Bir makine için de aynı mı? sorusunu akıllara getirmektedir. Son yıllarda bu, birçok araştırma projesi için yüz tanıma sorununu tanımlar. Yüz, biyometrik bir veri olarak kabul edilebilir ve kişinin ne olduğuna bağlı olarak tanımlanmasına izin veren bir veridir. Fizyolojik veya davranışsal özellikler, fizyolojik biyometrik indeksler doğuştan gelen biyolojik / kimyasal özelliklerdir. Ayrıca biyometrik indeksler davranışları öğrenilmiş veya kazanılmış davranışlarla ilişkilidir.

Biyometrik veriler, kişilerin güvenli bir şekilde tanımlanması ve doğrulanması için gerekli veriler haline gelmiştir. Biyometrik verilere dayalı tanımlama yöntemleri veya kimlik doğrulaması, şifre veya kişisel kimlik numarası (PIN) tabanlı yöntemlere göre bazı avantajlar sunar.

İlk olarak, biyometrik veriler bireysel verilerdir. Bu veriler, yetkili kullanıcı dışında bir kişi tarafından kullanılabilir veya yasal dışı kullanılabilir. İkincisi, biyometrik veriler çok pratiktir, çünkü giyilecek veya ezberlenecek hiçbir şey yoktur. Üçüncüsü, biyometrik teknolojiler sürekli azalan bir maliyetle gittikçe daha hassas hale gelmektedir. Biyometrik elemanlar arasındaki yüz verileri ve konuşma, hem fizyolojik hem de davranışsal kategorilerine dahildir. Bu, diğer şeylerin yanı sıra, yüz biyometrisinin bir kişi hakkında birçok bilgiden yararlanmamıza izin verdiği anlamına gelmektedir. Günlük yaşamda, yüz muhtemelen insanlar tarafından başkalarını tanımak için en çok kullanılan biyometrik özelliktir, yüzün diğer biyometriklere göre büyük avantajları vardır. Çünkü doğal ve elde edilmesi kolay bir veridir.

1.1 Tarihçe

Otomatik yüz tanıma nispeten yeni bir kavramdır. İlk yarı otomatik yüz tanıma sistemi 1960'larda geliştirildi ve yöneticinin fotoğraftaki gözleri, kulakları, burnu ve ağzı bulmasını ve hesaplanan mesafeleri ve oranları daha sonra temel veri ile karşılaştırılan

ortak bir referans noktasına yakalamasını gerektirdi. 1970'lerde Lesk vd. tarafından tanınmayı otomatikleştirmek için saç rengi ve dudak kalınlığı gibi 21 adet belirli özellikler kullanmışlardır (Lesk vd., 1971). Bu ilk iki çözümle ilgili sorun, ölçümlerin ve yerlerin elle (manuel) olarak hesaplanmasıdır. 1988'de Kirby ve Sirovich tarafından standart bir lineer cebir tekniği olan Ana Bileşen Analizi (PCA) uygulanmıştır (Lu ve Zhang, 2016). Bu, hizalanmış ve standartlaştırılmış bir görüntüyü düzgün ve doğru bir şekilde kodlamak için en az yüz değerini gerekli olduğunu gösterdiği için önemli bir adımdır. Turk ve Pentland tarafından önyüzler (Eigenfaces) ile PCA algoritması kullanıldığında artık hatanın görüntüdeki bir yüzü, gerçek zamanlı olarak yüz tanıma izin veren bir keşfi tespit etmek için kullanılabilirliğini keşfetmişlerdir (Turk ve Pentland, 1991). Her ne kadar yaklaşım çevresel faktörlerle sınırlı olsa da, otomatik yüz tanıma teknolojilerinin geliştirilmesinde önemli bir ilgi yaratmıştır. Bu yaklaşım, Ocak 2001'de ABD SUPER BOWL futbol şampiyonasında gözetim görüntüleri yakalanarak test edilmiştir ve daha sonra dijital bir veri tabanı ile karşılaştırılmıştır (Wiskott vd., 1997). Bugün yüz tanıma çeşitli alanlarda kullanılmaktadır.

1.2 Uygulama Alanları

Güvenlik alanı, ana uygulama alanı olmaya devam etmektedir. Bu alanda, tanımlama ve kimlik doğrulama için tanıma yüzleri gereklidir. Bu kullanıma iyi bir örnek, yolcu kontrolünü otomatikleştirmenin tanındığı Frankfurt (Almanya) havaalanıdır. Şehirler tarafından yönetilen harici kamera sistemleri tarafından çekilen videoların analizi başka bir örnektir, bir şüpheli tanımlanabilir. Reklam ajansları, görüntülenen içeriğe uyum sağlayan insanların yüzlerinin tanınması sayesinde çekici reklam panoları geliştiriyor.

Google ve Facebook, fotoğraf veritabanlarındaki kişileri tanımlamak için algoritmalar uyguladı. Ekim 2013'te Facebook, teknoloji eleştirisini takiben Avrupa'da yüz tanımayı terk etmiştir. Fotoğraflarda insanların yüzlerini tespit etmek yasaktır, bu gizliliklerini tehlikeye atar. Amerika Birleşik Devletleri'nde bu teknoloji gelişmeye devam ediyor, hatta devlet kurumları (FBI) veya özel şirketler tarafından kullanılıyor. Brezilya'da polis 2014 Dünya Kupası'na kendi yollarıyla hazırlandı: Saniyede 400

görüntü çekebilen bir kamera ile donatılmış gözlükler kullandılar ve 13 milyon fotoğraflık dijital bir veri tabanı ile karşılaştırdılar.

Yüz tanımadaki yenilik, üç boyutlu (3B) tip yeni kameraların kullanılmaya başlanmasıdır. Bu kameralar klasik kameralardan daha iyi performans göstermektedir. Çünkü her yüzün üç boyutlu görüntüsünü alırlar.

1.3 Yüz Tanımadaki Kullanılan Yöntemler

Pek çok görüntü işleme yöntemi olmasına (Matoug ve Gültepe, 2020) rağmen sadece bazıları yüz tanıma problemini çözebilir. Yüz tanıma için kullanılan yöntemler aşağıdaki gibi sınıflandırılabilir:

i. Bütünsel Yöntemler

ii. Yerel Yöntemler

iii. Hibrit yöntemler

1.3.1 Bütünsel Yöntemler

Birçok genel yüz tanıma algoritması önerilmiştir. Bunlar arasında yüz tanıma araştırma alanının üzerinde çok büyük etkisi olan iki algoritma vardır ve sayısız çalışmaya ilham vermişlerdir. Bunlar özyüzler ve Fisher yüzler (fisherfaces).

1.3.2 Yerel Yöntemler

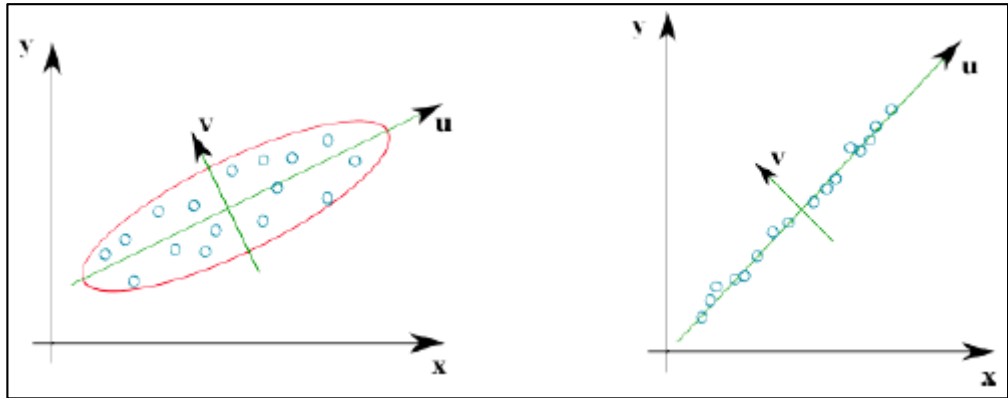
Yerel yüz bölgelerine dayanan yüz tanıma, önemli bir ilgi odağı olmuştur. Çünkü yerel özelliklerin yüz ifadesi, aydınlatma ve oklüzyonların varyasyonlarına daha dayanıklı olduğuna inanılmaktadır. Yerel bölgeleri kullanan yaklaşımlar göze çarpan bölgeleri kullanır veya sadece yüz görüntüsünü dikdörtgen bloklara ayırır.

1.3.3 Hibrit Yöntemler

Hibrit yöntemler, iki veya daha fazla yüz tanıma yaklaşımını içeren yöntemlerdir. Tekil yaklaşımlar yüz tanıma sorununa yeterli çözüm sağlayamadığından, araştırmacılar tanıma performansını iyileştirmek için bir veya daha fazla farklı özellik kullanılarak çıkarılan küresel ve yerel bilgileri birleştirme eğilimi göstermiştir.

1.3.4 Temel Bileşenler Analizi (PCA)

Temel bileşen analizi (PCA) çok değişkenli bir istatistiksel tekniktir. Amacı, daha az sayıda anlamlı olası lineer kombinasyonlara (“ana bileşenler”) yaklaşılarak kapsamlı kayıtlar yapılandırmak, çeşitli istatistiksel değişkenler ile basitleştirmek ve açıklamaktır. Özellikle, görüntü işlemede, ana bileşen analizine Karhunen-Loève dönüşümü de denir. Bunlar, resmi benzerliğe sahip olduğu ve faktörlerin çıkarılması için bir yaklaşım yöntemi olarak kullanılacakları faktör analizinden ayırt edilmelidir. (İki yöntem arasındaki fark madde faktör analizinde açıklanmıştır). Örneğin, PCA'nın çeşitli genellemeleri vardır. Temel Eğriler, Temel Yüzeyle veya çekirdek PCA. Veri sunumu ve boyut azaltımının bir örneği, Şekil 1.1'de gösterilmektedir.

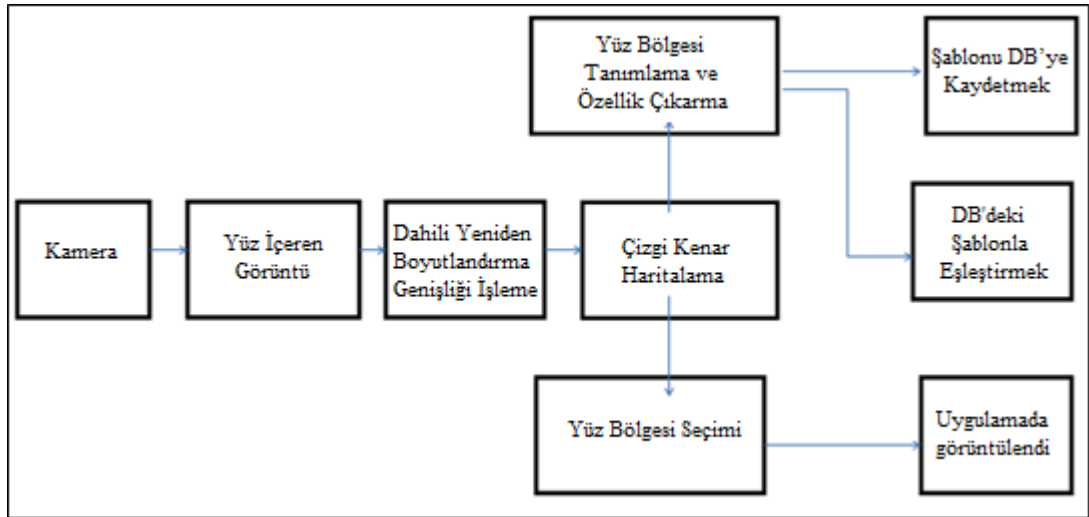


Şekil 1.1 Boyut küçültme için PCA (sağ) ve veri Sunumu (sol)

1.4 Problemler

Yüzlerin tanınması sorunu şu şekilde formüle edilebilir: Bir yüzün bir veya birkaç görüntüsü verildiğinde, görev bir kişinin kimliğini bulmak ve yüzünü bir veri tabanında saklanan yüz görüntülerinin tamamı ile karşılaştırmaktır.

Genel olarak, bir Yüz Biyometri sistemi iki modülden oluşur: Yüzlerin segmentasyon modülü (yüzün tespiti veya yeri) ve üç aşamada gerçekleşen bir tanıma modülü: Normalleştirme veya ön işlem, yüz özelliklerinin çıkarılması, sınıflandırılmasıdır.



Şekil 1.2 Bir yüz tanıma sisteminin genel şeması

Yüz tanıma birçok zorluk yaratır çünkü yüzler 3B deforme olabilir nesnelere. Bu çalışmadaki kendimizi, kısıtlanmamış ortamlarda (video gözetimi bağlamı) iki boyutlu (2B) bir yüz görüntüsünün tanınmasıyla sınırlandırıyoruz. Bu tür sistemler aşağıdaki sorunların üstesinden gelebilmelidir.

Bu tez çalışmasında, özelliklerin çıkarılması için Yerel İkili Örüntü (LBP), Gri Seviyede Eş-Oluşum Matrisi (GLCM) ve Gabor Filtre gibi bazı yöntemler kullanılacak, LBP gibi GLCM gibi bu yöntemlerden ikisini de öznelik çıkarma işlemini güçlendirmek için birleştirebiliriz. Yüz görüntüleri, özellikleri çıkarılmadan önce geliştirilebilir, bu geliştirme, görüntüleri Çift Dalgacık Dönüşümü (DWT) ve bazı filtreleme teknikleri gibi farklı teknikler kullanarak ön işleme tabi tutularak gerçekleştirilebilir.

Önerilen yöntem, karşılaştırmalı yüz veri kümeleri, ORL veri kümesi kullanılarak analiz edilmiştir. Önerilen yöntem ayrıca kapalı yüzlere uygulanacak, kapalı yüzlerin tanınması zor ve özellikleri yanlış çıkarılmış ve bu yüz tanıma sistemleri için büyük bir zorluk teşkil etmektedir. Bu nedenle kapalı parçayı çıkarmak için bazı filtreler uygulanmıştır. Orijinal görüntünün kalan kısmı tanıma işlemi için kullanılmıştır.

Bu tezde, ön işleme, özellik çıkarma ve sınıflandırma olmak üzere üç ana aşama bulunmaktadır. Ön işleme için Dalgacık Dönüşümü (WT), Gauss Düşük Geçiş Filtresi (GLPF) ve Gaussian Farkı (DoG), özellik çıkarma ve Öklid için LBP, GLCM ve Gabor filtresi, sınıflandırma için Uzaklık ve Kosinüs Sınıflandırma Mesafesi kullanılmıştır.

2. LİTERATÜR TARAMASI

Yüz tanıma için ayırıcı sözlük öğrenimi ve seyrek gösterim yöntemleri kullanılabilir. Lu ve Zhang (2016) çalışmasında ifade analizi için Gabor öznelikleri kullanılmıştır. Ayrıca, özelliklerin çıkarılması için yerel ikili model kullanmışlardır (Lu ve Zhang, 2016). Yüz tanıma, görüntü işleme alanındaki en önemli uygulamalardan biri olarak düşünülebilir (Zhao vd., 2003). Ancak, aydınlatma ve poz değişmez tanıma hala açık problemlerdir. Yüz görüntüleri genellikle kontrolsüz bir ortamda alınır, bazen bakış açısı ve aydınlatmada değişiklikler olabilir; bu nedenle, bu iki faktörün tanıma sisteminin verimliliği üzerinde önemli bir rolü bulunmaktadır. Elastik demet grafik eşleştirme gibi özellik tabanlı yöntemler, aydınlatma ve bakış açısı gibi birçok faktöre karşı oldukça başarılıdır. Bununla birlikte, özellik çıkarmaya karşı aşırı duyarlılıkları ve çıkarılan özelliklerin ölçümü onları güvenli kılmaktadır (Wiskott vd.,1997; Georghiades vd., 2001; Zhao vd., 2003). Sonuç olarak, literatürde görünüme dayalı yöntemler çoğunluktadır.

Varyasyonlar altında yüz tanımanın kilometre taşlarından biri, Fisher yüzler tekniği olarak ifade edilebilir. Kişiler arası varyansın optimal olarak büyük olduğu, kişiler arası varyans etkin olarak küçük olduğu bir altuzay oluşturmak için doğrusal ayırma analizi (LDA) kullanılmıştır (Belhumeur vd., 1997). Tekniğin PCA ile aynı ana dezavantajı, veri uzayının Öklid düşüncesidir. Veri noktaları doğrusal olmayan bir altuzay üzerinde olduğunda, bu yöntem genellikle çok modlu olarak dağıtılmış yüz görüntülerinde doğrudur (Turk ve Pentland, 1991).

Yang ve Zhang tarafından Gabor özelliğine dayanan seyrek gösterim algoritması ileri sürülmüştür. Yöntemlerinde, Seyrek Temsil Tabanlı Sınıflandırma (SRC) ve Gabor özellikleri birleştirilir ve bu teknik kullanılarak insan yüzü tanıma oranını geliştirdiler ve hesaplama karmaşıklığını azalttılar (Yang ve Zhang, 2010).

Kim ve Kittler tarafından bir küresel dönüşüm yerine yerel lineer dönüşümlerin kullanılması açısından bir yöntem önerilmiştir (Kim ve Kittler, 2005). Yöntem, farklı poz sınıfları için farklı haritalama fonksiyonlarını içermektedir. Bir prob görüntüsü incelendiğinde, pozunu yumuşak bir kümelenme ile belirlenir. Poz kümelerinin sayısına

karar vermek, tüm kümeleme algoritmalarında olduğu gibi zor bir iştir. Ayrıca, kritik varyasyonlarda yeni pozlar ele alınamaz. Yan vd. çalışmasında multimodal yüz görüntülerinin altında yatan doğrusal olmayan yaklaşık (manifoldu) belirlemek için giriş alanının komşu yapısını kullanmışlardır (Yan vd., 2005). Bir temel kümeyi hesaplamak için Laplacian yüzler olarak adlandırılan Yerellik Koruma Projeksiyonları (LPP) uygulanmıştır. Farklı pozlar, yüz ifadeleri ve aydınlatma koşullarına sahip yüz görüntüleri incelenmiştir ve yüz tanıma performanslarının Fisher yüzler veya önyüzler kullanma yöntemlerine göre daha yüksek olduğu gösterilmiştir. Poz varyasyonu görüşe dayalı özyüz kullanılarak çalışılmıştır (Pentland vd., 1994). Her görünüm için özyüzler hesaplanmış ve standart bir alt boyutlu alt uzaya ayrı dönüşümler olarak uygulanmıştır. Ayrıca, özellik temelli bir planın dahil edildiği öz özellikler de tanıtılmıştır. Gross vd. çalışmasında pozların altuzayını tanımlamak için öz ışık alanları tekniği kullanılmıştır. Yayıgın olmayan pozlar bu teknikle kullanılarak performans artırılabilir (Gross vd., 2002).

Kodlayıcı katsayıların bir sınıflandırıcısını eğiterek ayırt edici Sözlük Öğrenme (DL) yöntemi, doku sınıflandırması ve basamak tanıma için doğrulanmaktadır (Mairal vd. 2008).

Zhou ve Chellappa tarafından, geliştirilmiş fotometrik stereo ve öz ışık alanı kavramını aydınlatma değişikliklerine karşı duyarsız olan genel bir yöntem oluşturmak için birleştirilmiştir (Zhou ve Chellappa, 2003). Ayrıca daha yüksek performansa sahip yeni pozlar tanımlamak için 3B değişebilir (morphable) yüz modellerini kullanmışlardır. 3B pozlanabilir modeller için yeni pozlar ve aydınlatma koşulları oluşturma yeteneği olağanüstüdür (Georghiades vd., 2001; Blanz ve Vetter, 2003; Blanz vd., 2004; Zhang ve Samaras, 2006). Bununla birlikte, 2B görüntülerden 3B modeller üretmenin veya 3B modellere erişmek için lazer tarayıcıları kullanmanın hesaplama maliyeti ile birlikte tanıma sisteminin verimliliğini de azaltır.

Shashua ve Riklin-Raviv tarafından aydınlatma varyansı incelenmiştir (Shashua ve Riklin-Raviv, 2001). Bölüm imajını, ışığa duyarsız kimlik imzası olarak önermişlerdir. Prob görüntüsü beklenmedik bir gölgeye sahip olduğunda yaklaşım iyi çalışmaz; ancak galeri görüntülerinden farklı aydınlatmalı prob görüntülerini tanıyabilir. Teknik,

konu için yalnızca bir galeri görüntüsü gerektirir. Teknik, gölge problemini çözmek için albedo (bir yüzeyin güneş enerjisini ne kadar iyi yansıttığını gösteren boyutsuz, birimsiz bir niceliktir) ve normal yüzey üzerinde ek kısıtlamalar getirmiştir (Zhou ve Chellappa, 2003). Georghiades vd. çalışmasında bir aydınlatma konisi modeli önerilmiştir (Georghiades vd., 2001). Bir nesnenin sabit bir pozda ancak tüm aydınlatma koşulları altında bir dizi konveks koni tanımlamaktadır. Poz varyasyonlarıyla başa çıkmak için örneklenen her bakış açısı için farklı aydınlatma koşulları tanımlamışlardır. Lambert yansıması genellikle ışığın bir nesne tarafından yansımaları için kullanılırken, herhangi bir dalganın yansımasını belirtmek için kullanılabilir (Ramamoorthi, 2002; Basri ve Jacobs, 2003).

Zhang ve Samaras, yalnızca bir eğitim görüntüsü gerektiren ve 3B şekil Küresel harmonik yaklaşımdan yararlanılmış ve iyi tanıma sonuçları temsil edilmiştir (Zhang ve Samaras, 2006). Poz değişmezliği elde etmek için bir 3B değiştirilebilir modeli tasarladılar ve bunun 2B görüntülerden 3B yüz modelleri oluşturulmasını gerektiriyor.

Yüz tanıma için işbirlikçi sunum yapmak için orijinal ve simetrik yüz eğitimi örneklerini kullandılar (Xu vd., 2013). Yüz ifadeleri, aydınlatma ve pozlar gibi farklı durumlarda yüzlerin gerilme temsili kullanarak doğrusal olmayan bir altuzay yaklaşımında görüntü temeli yapmak için n mod tensör Tekil Değer Ayrışımı (SVD) kullanılabilir (Vasilescu ve Terzopoulos, 2003). Bu yaklaşım, her eğitim kimliği için farklı varyasyonlar altında birkaç görüntü gerektirir. Wang vd. çalışmasında doğrusal olmayan altuzay analizi için manifold varsayımı önerilmiştir (Wang vd., 2008). Her kimlik için bir galeri manifoldu veritabanında saklanır. Birkaç yeni poz içeren bir test kimliğinin tanımlanması gerektiğinde, önce prob manifoldu oluşturulur, daha sonra manifold mesafesinin manifoldda kullanılması kimliğinin tanımlanmasına yardımcı olabilir. Ana dezavantajı, test kişinin çoklu görüntüleri için gereksinimdir. Ortogonal faktörleri ayrıştırmak için kullanılacak bilinear üretken modeller tarafından önemli bir fikir ortaya koymuşlardır (Tenenbaum ve Freeman, 2000). Giriş alanı ve alt boyutlu altuzay arasında ayrılabilir bir çift doğrusal haritalama tanımladılar. Eşlemelerin tüm parametreleri belirlendikten sonra, kimlik ve poz bilgileri açıkça ayrılabilir. Tekniğin tanıma ve sentezleme yetenekleri analiz edilmiş ve sonuçlar cesaret vericidir. Shin vd. çalışmasında aydınlatma değişmezliği için benzer bir çerçeve kullanılarak analiz

edilmiştir (Shin vd., 2008). Ayrıca simetrik bilinear modelde gerekli olan matris tersinin üstesinden gelmek için bir sırt regresyon tekniği önermişlerdir. Poz varyasyonlarının üstesinden gelmek için modifiye edilmiş asimetrik bir model getirmişlerdir. Pozlama alanının ayırıklaştırma çözünürlüğü performansı etkileyen en önemli faktörlerden biridir (Prince vd., 2008).

Elgammal ve Lee, üretken modellerin doğrusal olmayanlarını dahil etmişler, bilinear modellerle birlikte doğrusal olmayan bir şema tavsiye ederek klasik üretken modellerin doğrusallık kısıtlamasını kaldırmaya çalışmışlardır (Elgammal ve Lee, 2004). Böylelikle tanıma problemi için sağlam bir yöntem sunulmuştur.

Hataların genellikle standart (piksel) temeline göre seyrek olduğu gerçeğinden yararlanarak, tıkanma ve yolsuzluktan kaynaklanan hataları tek tip olarak ele alabilir. Seyrek temsil teorisi, tanıma algoritmasının ne kadar tıkanıklığı kaldırabileceğini ve tıkanmaya karşı sağlamlığı en üst düzeye çıkarmak için eğitim görüntülerinin nasıl seçileceğini tahmin etmeye yardımcı olur (Wright vd., 2008).

2.1 PCA İle Yüz Tanıma

Yüz tanıma ve PCA yöntemiyle ilgili birçok araştırma olmasına rağmen, PCA yöntemini kullanarak yüz tanıma ile ilgili sınırlı araştırmalar bulunmaktadır. Çalışmanın bu bölümünde, PCA kullanarak yüz tanıma odaklanan bazı önemli araştırmalardan bahsedilmiştir.

Zhou vd. çalışmasında, PCA görüntü rekonstrüksiyonuna ve LDA'ya dayanarak yüz tanımlarını incelemişlerdir. Yüz tanıma için PCA ve Doğrusal Diskriminant Analizi (LDA) kullanılmıştır. Üreten matris olarak özellik çıkarımı için iç sınıf kovaryans matrisini ve elde edilen her bir kişiden eugenvektörleri kullanması önerilmiş ve sonrasında yeniden yapılandırılmış görüntüler elde edilmiştir. Önerilen yöntem ORL yüz veritabanı üzerinde başarılı bir biçimde uygulanmıştır (Zhou vd., 2013).

Wang vd. çalışmasında yeni geliştirilmiş PCA tabanlı yüz tanıma algoritması önerilmiştir. Algoritmanın aydınlatma sağlamlığını iyileştirmek için simetrik görüntü düzeltme (SIC) ve bit düzlemi özellik füzyonu (BPFF) geliştirdiler. Daha sonra yüz

tanıma elde etmek için genelleştirilmiş PCA, sanal yüzlere uygulanmıştır. Deneysel sonuçlar, yüz tanıma algoritmasına kombine yaklaşımın duyarlılık farklarını azaltmada etkili olduğu gösterilmiştir (Wang vd., 2007).

Hsieh ve Tung tarafından alt örüntü tekniğine ve yüz tanıma için beyazlaştırılmış PCA'ya bağlı yeni bir hibrit yaklaşım geliştirilmiştir. Araştırmalarında, yüz tanıma için alt-desen tekniğini sırasıyla PCA I ve PCA II ile birleştirilmiştir. Sonuçlar alt-desen tekniğinin PCA I için yararlı olduğunu, ancak PCA II ve PCA için yararlı olmadığını göstermiştir. Daha sonra yüz tanıma için PCA II ve Sp-PCA I birleştirilmiştir. Bu sefer deneylerin sonuçları, önerilen yaklaşımın diğer geleneksel yöntemler kullanılarak elde edilenlerden daha karmaşık tanıma performansı vermiştir (Hsieh ve Tung, 2009).

Luh ve Lin tarafından PCA'ya dayalı yapay bağışıklık ağlarının yardımıyla bir yüz tanıma yöntemi önermiştir. Genetik algoritmalar kullanarak bağışıklık ağların antikoları en uygun hale getirilmiştir. Çalışmanın sonuçları, geliştirilen yöntemin aksine, önerilen yöntemin daha iyi tanıma oranına sahip olduğunu göstermiştir (Luh ve Lin, 2011).

Kusuma ve Chua tarafından yüz tanıma için görüntü rekombinasyonunun kullanımı hakkında bir araştırma önerilmiştir. 2B ve 3B yüz tanıma yöntemlerini görüntülerdeki maksimum varyans miktarını kullanarak, 2B ve 3B görüntülerin ayırt edici yüz ifadelerinin verilerinin eksen dönüşümünü bularak birleştirilmiştir. Görüntü piksel rekombinasyonu veya skor seviyesi füzyonuna dayalı diğer yüz tanıma sistemlerinin kullanılmasının sonuçları iyi performansı göstermiştir. Ayrıca yüz tanıma için görüntü rekombinasyonunda mod hızlandırma arasındaki bağımlılık düzeyinde görüntü önerilmiştir. Yine 2B ve 3B yüz tanıma yöntemleri birleştirilmiş ve sonuçlar bir yıl önceki araştırmalarında da olduğu gibi faydalı olmuştur (Kusuma ve Chua, 2011).

Yoo vd. çalışmasında genel yüz tanıma sistemi tabanlı polinom radyal temel fonksiyon sinir ağlarının fonksiyonel bileşenlerinden birisi önerilmiştir. Tanımlanan sistem, önişleme ve tanıma modülünden oluşmaktadır. PCA-LDA kombine algoritmanın

PCA, LPP, 2B-PCA ve 2B-LPP gibi diğer algoritmalarla karşılaştırıldığında verimli olduğu ortaya konulmuştur (Yoo vd., 2013).

Zhang ve Zhou tarafından görüntülerin sütun yönünde çalışan etkili yüz gösterimi ve tanıma için alternatif iki boyutlu PCA (2B-PCA) önerilmiştir. ORL ve istatistiksel yüz veri kümelerinin alt kümesi üzerinde deneysel sonuçlar, yöntemlerinin 2B-PCA ile aynı veya daha yüksek tanıma doğruluğunu elde ettiğini göstermiştir (Zhang ve Zhou, 2005).

Tan ve Chen tarafından yüz tanıma için uyarlayıcı (adaptif) ağırlıklı alt model PCA incelenmiştir. Önerilen yöntem, doğrudan görüntünün orijinal tüm deseninden ayrılan görüntünün alt deseni üzerinde çalışmaktadır. Ayrıca önerilen yöntem, her bir parçanın katkılarını uyarlamalı olarak hesaplayabilir ve daha sonra, sistemin hem ifade hem de aydınlatma varyasyonları için sağlamlığını geliştirmek için bunları bir sınıflandırma görevine vermektedir. Uygulanan üç standart yüzey veritabanı üzerindeki deneyler, yöntemlerinin rekabetçi olduğunu göstermektedir (Tan ve Chen, 2005).

Yüz tanıma için çok doğrusal komşu koruyucu çıkıntı kullanılmaktadır. Al-Shiha tarafından yüz tanıma için projeksiyonu koruyan yeni bir denetimli ve denetimsiz çok doğrusal komşuluk yöntemi önerilmiştir. Tensör boşluğunun sırasını kullanan yöntemle elde edilen alt uzayların sayısı belirlenmektedir. Araştırmada varsayılan yöntemin performansı ORL, AR ve Yüz Tanıma Teknolojisi (FERET) yüz veritabanları kullanılarak analiz edilmiştir. Çalışmanın sonuçları, MNPP'nin hata oranı açısından standart yaklaşımlardan daha iyi performans elde edildiğini göstermiştir (Al-Shiha, 2014).

Değişken aydınlatma koşulları altında yüz tanıma için frekans alanı doğrusal olmayan bir korelasyon tekniği kullanılabilir. Bu teknik, en iyi (optimum) çıkıntı yapan bir görüntü korelasyon filtresi ile optimum yeniden yapılandırılmış bir görüntü korelasyon filtresi arasındaki faz korelasyonuna dayanmaktadır. Performanstaki iyileşme, görüntü piksellerinin noktasal doğrusallıklarından yararlanarak elde edilir. Ayrıca, korelasyon tepe noktasını en üst düzeye çıkarırken korelasyon düzlemindeki enerjiyi en aza indirgeyerek daha fazla optimizasyona yol açmaktadır. Banerjee ve Datta tarafından

önerilen şema ile standart yüz veri tabanları kullanılarak analiz edilir, performansın diğer standart kısıtsız korelasyon filtreleriyle karşılaştırıldığında iyileştiği gösterilmiştir (Banerjee ve Datta, 2014).

Givens vd. tarafından yüz tanıma için biyometrik performans değerlendirmesini istatistiksel yöntemler kullanarak incelemiştir. İstatistiksel akıl yürütme ağırlıklı olarak tanıma algoritmalarının tasarımında uygulanmaktadır. Yaklaşımlardan biri özdeşliği araştırır, öznelerin özelliklerinin nasıl karşılaştırıldığını yorumlar. Başka bir yaklaşım, bazı zorlu yüz veri kümelerinin genelleştirilmiş doğrusal karışık model analizi ile açıklanmaktadır. Çok değişkenli istatistikler, boyut küçültme, sınıflandırma vb. alanlardaki bilinen istatistiksel fikirlerden muzdarip yüz tanıma algoritmalarının bazıları, bazı benzersiz özellikler ve zorluklar sunmaktadır.

Çok ölçekli Weber Yerel Tanımlayıcıları (WLD) ve çok seviyeli bilgi füzyonu kullanarak yüz tanıma için kullanılabilir Live Yuan, aşağıdaki dört adımı içeren bir yöntem getirmişlerdir (Li ve Yuan, 2013):

1. Görüntü bölümü
2. Özellik çıkarma
3. Özellikler ölçümü ve
4. Oylama

Önerilen yöntem ve sonuçları, üç popüler veritabanı üzerinde test edilmiştir. Lineer regresyon ve seviye belirleme yöntemlerini kullanarak yüz tanımayı bitişik oklüzyon ile incelemiştir. Bölme şeması kullanmadan bitişik oklüzyona karşı yüz tanıma için yeni bir yöntem önermişlerdir. Bu yöntem kullanımı ile oklüzyonların doğrusal regresyon tabanlı sınıflandırma (LRC) yöntemi üzerindeki etkisini ortadan kaldırılmak hedeflenmiştir. Yöntem ile LRC'den türetilen hata görüntüsünün tıklı bölgeleri tanımlamak için orijinal görüntüden daha iyi bir seçim olduğunu analiz edilmiştir. Sonuçları, farklı oklüzyon tiplerine karşı önerilen yaklaşımın etkinliğini göstermektedir (Luan vd., 2013).

2.2 Yüz Tanıma

Yüz algılamanın ana noktalarından biri, yüz görüntülerinin yerleştirilmesidir. Bunu bir video girişine uyguladığında en önemli avantajı, yüz görüntülerinin birden fazla kare arasında izlenmesidir; bunun hesaplama zamanını azaltma ve çerçeveler arasında tek bir yüz görüntüsünün kimliğini koruma avantajları vardır.

2.3 Yüz Önışleme

Yüz önışleme adımı, yüz algılama adımının çıktısını stabilize etmeyi amaçlar. Böylece daha iyi bir özellik çıkarma elde edilebilir. Yüz önışleme, uygulamaya bağılı olarak, hizalama (çeviri, döndürme, ölçeklendirme), aydınlatma normalizasyonu ve aydınlatma korelasyonu gibi farklı süreçleri içerir.

2.4 Özellik Çıkarma

Özellik çıkarmanın amacı, yüz görüntülerinin sağlam ve istikrarlı bir şekilde ayırt edici belirli özellikleri ve kilit noktalarını çıkarmaktır. Özellik çıkarmada kullanılan algoritmalar şunları içerir (Lowe, 2004; Bay vd., 2006; Eleyan ve Demirel, 2007).

2.5 Özellik Eşleme

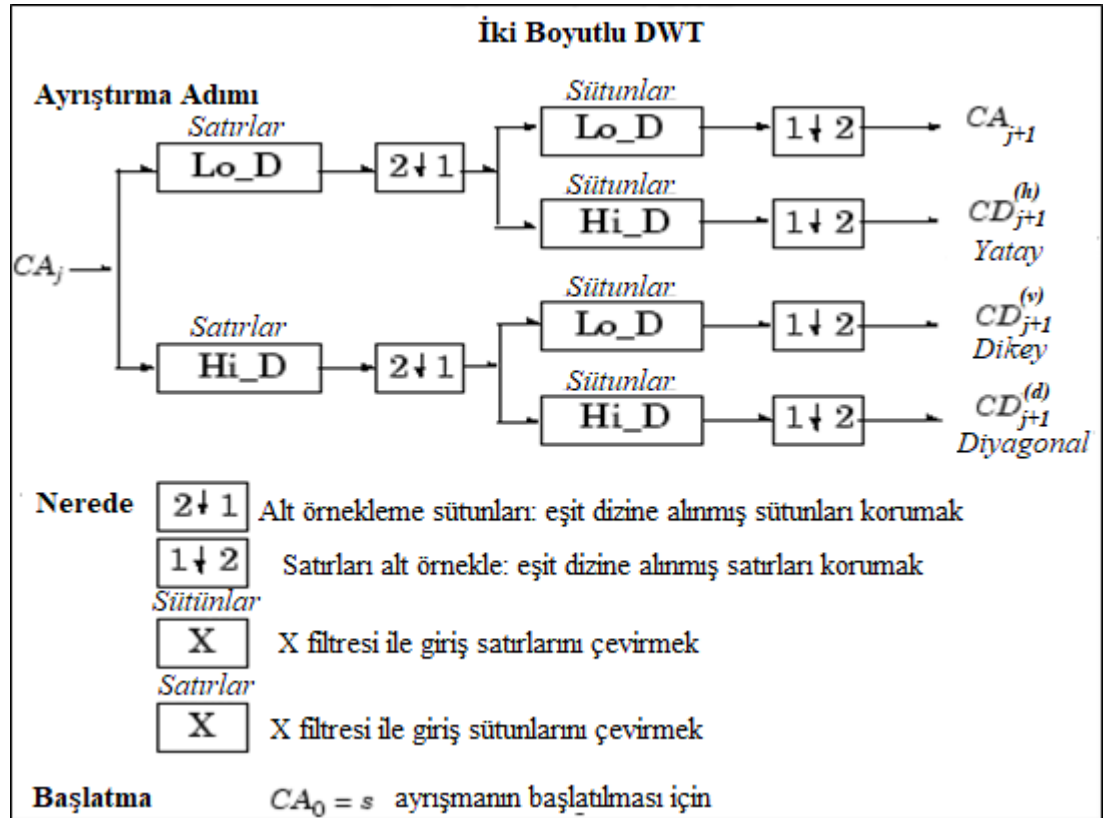
Son ve gerçek tanıma işlemi özellik eşleştirme işlemidir. Özellik çıkarma adımından elde edilen özellik vektörü, bir veritabanında önceden saklanan yüz görüntüleri sınıflarıyla (bireyler) eşleştirilir. Farklı tipte algoritmalar vardır ve bunlar k-En Yakın Komşudan (k-NN) yapay sinir ağları gibi gelişmiş algoritmalara kadar farklılık gösterir.

3. YÜZ TANIMA

3.1 Önişleme Yöntemleri

3.1.1 Dalgacık Dönüşümleri

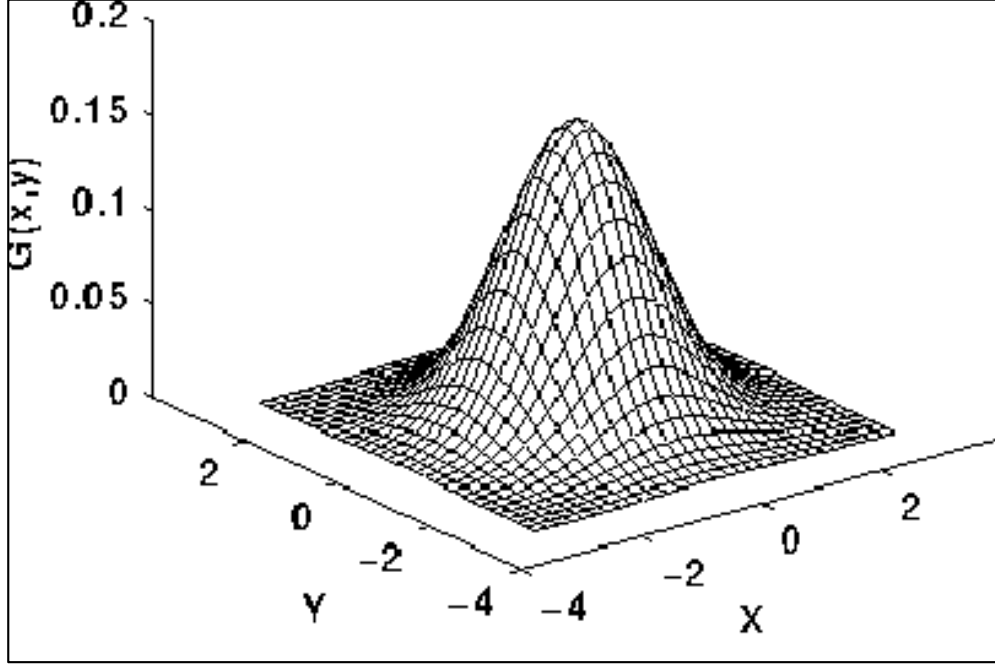
Dalgacık Dönüşümleri, zaman-frekans lokalizasyonuna izin verdikleri için seçilir, çünkü dalgacıklar görüntüleri hem zaman hem de frekansta aynı anda inceleyebilir, yani görüntü filtreleme ve görüntü sıkıştırma için çeşitli dalgacık tabanlı yöntemlerin geliştirilmesine rehberlik eden zaman-frekans lokalizasyonudur. Görüntü, düşük geçişli filtrelenmiş katsayılara ve yüksek geçişli filtrelenmiş katsayılara ayrılır ve bu filtrelerin her biri, Şekil 3.1’de gösterildiği gibi 2 ile örneklenir (Swarnalatha vd., 2016).



Şekil 3.1 İki Boyutlu DWT

3.1.2 Gauss Düşük Geçiş Filtresi

Gauss Düşük Geçiş filtresi veya (Gauss yumuşatma, Gauss bulanıklığı), görüntüyü Gauss işleviyle bulanıklaştırmanın bir sonucudur. Literatürde görüntüleri filtrelemek için yaygın olarak kullanılmaktadır.



Şekil 3.2 Gaussian Low-Pass Filter

Gauss yumuşatma, farklı ölçeklerdeki görüntü yapılarını geliştirmek için bilgisayar görme algoritmalarında ön işleme aşaması olarak da kullanılır. Gauss bulanıklığı uygulamak, görüntünün yüksek frekanslı bileşenlerini azaltma etkisine sahiptir. Gauss fonksiyonunun iki boyutta denklemi, Denklem 3.1’de verilmiştir.

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (1)$$

3.1.3 Gauss’ların Farkı

Gauss’ların farkı (DoG), bulanık bir görüntüyü aynı görüntünün daha az bulanık olan bir versiyonundan çıkarmanın sonucudur. Bulanık görüntüler, orijinal gri tonlamalı görüntünün farklı standart sapmalara sahip Gauss çekirdeği ile evrilmesinden elde edilebilir. Bir görüntüyü Gauss çekirdeği kullanarak bulanıklaştırmak, yüksek

frekanslı uzamsal bilgileri kaldırır. Bulanık bir görüntüyü diğerinden çıkarmak, yalnızca iki bulanık görüntüdeki en yüksek frekanslardan ikisi arasındaki aralıktaki bulunan uzamsal bilgileri korur. Böylece Gauss'ların farkı bir bant geçiren filtre olarak düşünülebilir (Davidson ve Abramowitz, 2006).

İki boyutlu durum için I görüntüsünün DoG'a fonksiyon, Denklem 3.2'de verilmiştir.

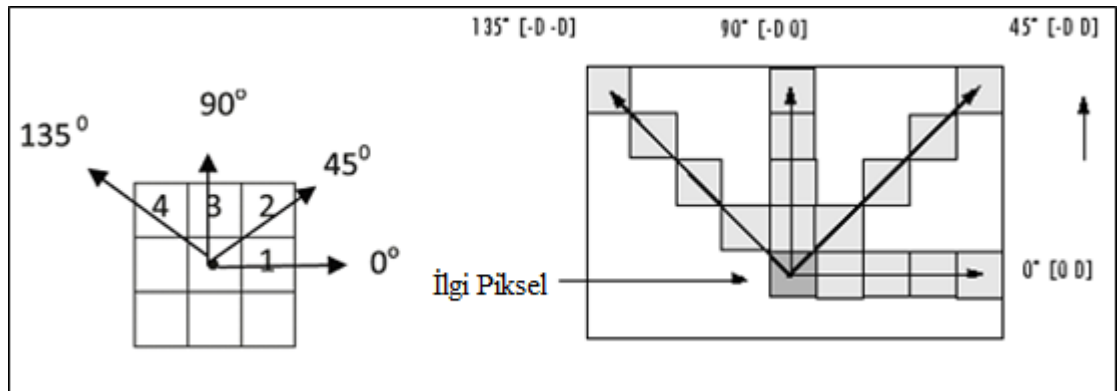
$$f_{\sigma, K\sigma}(x, y) = I * \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} - I * \frac{1}{2\pi K^2\sigma^2} e^{-(x^2+y^2)/(2K^2\sigma^2)} \quad (2)$$

3.2 Özellik Çıkarma Yöntemleri

3.2.1 Gri Seviye Eş Oluşum Matrisini Kullanarak Özellik Çıkarma

Bu tezde, özellik çıkarma için Gri Seviye Eş-Oluşum Matrisini (GLCM) kullanılmıştır. GLCM'de, özellik çıkarma için birçok yön bulunmaktadır. Ayrıca, pikseller arasındaki mesafe de önemlidir.

Şekil 3.3'de bu ofsetler dizisi tarafından tanımlanan piksellerin uzaysal ilişkileri gösterilmiştir. Burada D, ilgilenilen pikselden uzaklığı temsil etmektedir.



Şekil 3.3 Gri seviye eş matris sunumu

Bu tezde, $\theta = 0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$ ve 135° için de $D = 1, 2$ ve 3 kullanılmıştır. Yani dört birlikte-oluşum matrisi vardır. Her durumda GLCM'ye göre, istatistiksel özelliğin davranışını karakterize eden başarılı bir ortak oluşum matrisi en iyi senaryo hesaplanmıştır. Kullanılan özellikler şunlardır: Açısal ikinci moment, kontrast, korelasyonlar, farklılık, entropi, homojenlik, maksimum olasılık ve ortalama. Bu

özellikler sırasıyla aşağıda verilen Denklem 3.3, 3.4, 3.5, 3.6, 3.7, 3.8, 3.9 ve 3.10 'da gösterilmiştir:

1. Açısal İkinci An:

$$f_1 = \sum_i \sum_j p(x, y)^2 \quad (3)$$

2. Kontrast:

$$f_2 = \sum_i \sum_j (i - j)^2 p(x, y) \quad (4)$$

3. Korelasyon:

$$f_3 = \sum_i \sum_j \frac{(i - \mu_x)(j - \mu_y)p(x, y)}{\sigma_x \sigma_y} \quad (5)$$

4. Farklılık:

$$f_4 = \sum_i \sum_j |i - j| p(x, y) \quad (6)$$

5. Entropi:

$$f_5 = \sum_i \sum_j \left(\frac{p(x, y)}{\log p(x, y)} \right) \quad (7)$$

6. Homojenite:

$$f_6 = \sum_i \sum_j \left(\frac{p(x, y)}{1 + |i - j|} \right) \quad (8)$$

7. Maksimum Olasılık

$$f_7 = \max \left(\frac{p(x, y)}{i * j} \right) \quad (9)$$

8. Ortalama

$$f_8 = \frac{\sum p(x,y)}{i*j} \quad (10)$$

Burada x ve y, pikselin koordinatlarıdır. p(x, y), çıktı gri seviyesi birlikte oluşma matrisinin yoğunluğudur. i ve j, görüntünün satır ve sütun uzunluklarıdır (Haralick vd., 1973).

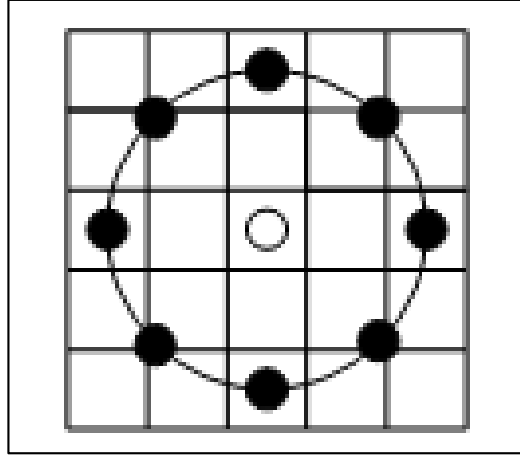
3.2.2 Yerel İkili Örüntüleri Kullanarak Özellik Çıkarma

Lokal ikili örüntü yöntemi, doku analizine en güçlü yaklaşım olarak kabul edilir ve başlangıçta 3×3 kare operatör olarak önerilmiştir (Ojala vd., 2002). Bu yöntemin çalışması, 8 mahalle piksellerinin merkezi piksel ile karşılaştırıldığı işleme benzer. Sekiz komşu piksel merkezi pikselin değerinden büyük veya ona eşitse, bunların yerini 1 alır; aksi takdirde değerleri sıfıra ayarlanır. Son olarak, merkezi pikselin yerine ağırlıklı ikili komşu piksellerin toplamı gelir ve 3×3 penceresi bir sonraki piksele geçer. Bu değerlerin bir histogramını oluşturarak, görünüm dokusu için bir tanımlayıcı elde edilir. Denklem 4.1'de, her pikseldeki yerel ikili modelin kompozisyon ilişkisini açıklanmıştır:

$$LBP_{P,R}(x,y) = \sum_{p=0}^{P-1} s(g_p - g_c) 2^p \quad (11)$$

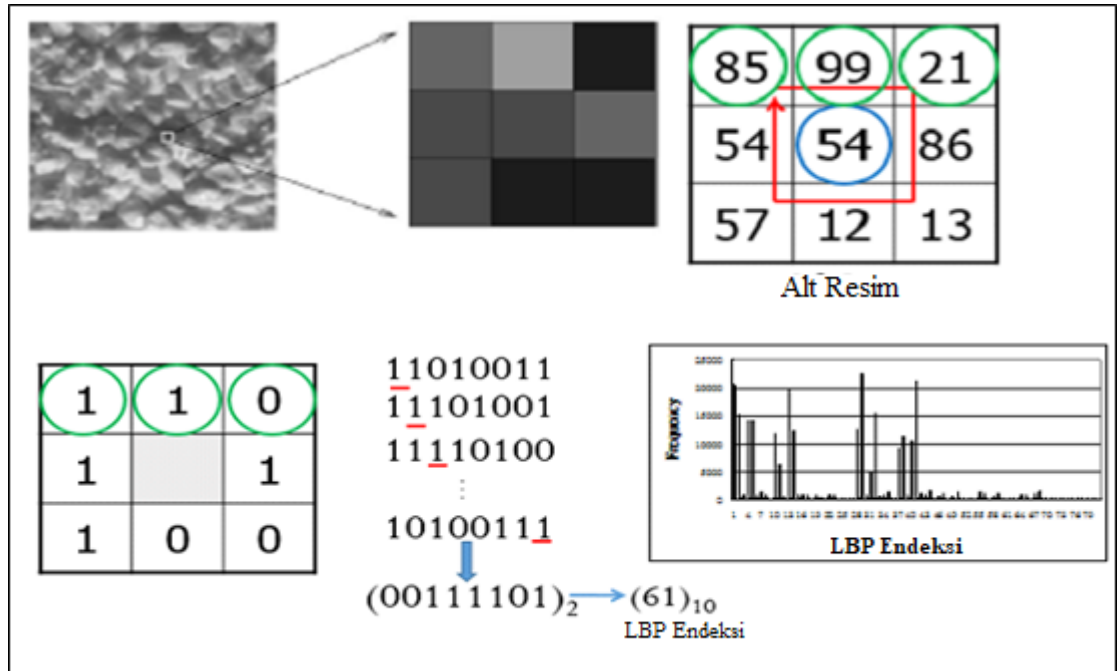
Burada, 1 işaretini ve sırasıyla komşu ve merkezi piksellerin gri seviye değerini gösterir. 2^P , LBP yönteminin farklı oranlara sahip dokuların kullanımını içermesi nedeniyle her komşu için gerekli bir faktördür.

Orijinal LBP operatörü, Şekil 3.4'de gösterildiği gibi merkez pikseli kullanarak 3×3 mahalledeki piksellerin eşleştirilmesiyle 8 bitlik bir ikili sayı üretir (Pietikäinen vd., 2011).



Şekil 3.4 Sirküler (8, 2) çevre

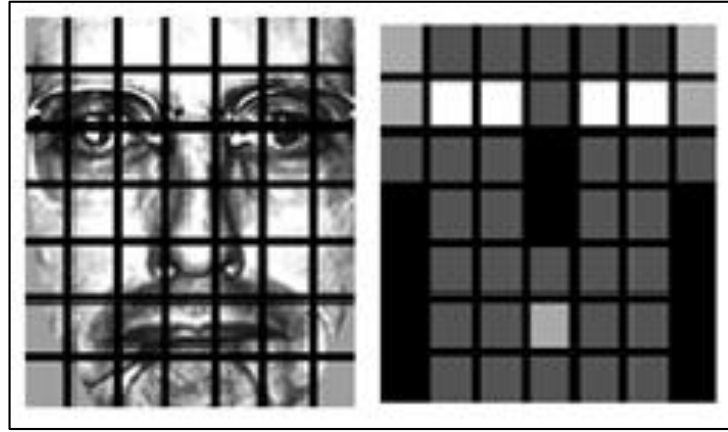
Operatör daha sonra dairesel mahalleler ve bilinear enterpolasyon kullanarak farklı mahalle boyutlarını ele alacak şekilde genişletildi (Ojala vd., 2002). Böyle bir mahalleyi tanımlamak için önerilen gösterim (P, R) 'dir; burada P , daire üzerindeki örnekleme noktalarının sayısı ve R ise dairenin yarıçapıdır. Şekil 3.5'de, örnekleme noktalarının bir (8,2) mahalledeki yeri gösterilmiştir. Tamsayı olmayan koordinatların değerleri, bilinear enterpolasyon kullanılarak hesaplanır. LBP operatörünün bir diğer uzantısı, tek tip kalıpların kullanılmasıdır (Pietikäinen vd., 2011).



Şekil 3.5 Yerel ikili örüntü Mimarisi

LBP operatörü için şu gösterim kullanılır: $LBP_{(P, R)}(u)$; burada alt simge, bir (P, R) mahallesinde operatörün kullanımını ve üst simge u ise tekdüze kalıpların kullanımını gösterir. Ayrıca kalan tüm kalıplar, tek bir etiketle kategorilere ayrılmaktadır.

Bu histogram, kenarlar, lekeler ve düzleştirilmiş alanlar gibi yerel mikro kalıpların toplam görüntü üzerindeki dağılımı hakkında bilgi sağlar. Etkili yüz temsili mekansal bilgilerin korunmasını da gerektirir. Bu amaçla, görüntü $R_0, R_1, \dots, R_{(m-1)}$ alanlarına ayrılmıştır (Pietikäinen vd., 2011). Dolayısıyla özellik vektörünün uzunluğu $B = mB_r$ 'dir. Burada m alan sayısıdır ve LBP histogram boyutudur. Çok sayıda küçük alan, uzun bellek vektörleri ve yavaş sınıflandırma ile sonuçlanan uzun özellik vektörleri verirken, büyük alanlar daha uzamsal bilgi kaybına neden olur. Şekil 3.6'de mevcut çalışmada kullanılan benzer bir sayı olarak 49 pencereye bölünmüş, önceden işlenmiş bir yüz maskesi görüntüsünün bir örneğini gösterilmektedir (Pietikäinen vd., 2011).



Şekil 3.6 49 Pencereye Bölünen Önışleme Yüz Maskesi Görüntüsü Örneği

Tez çalışmasında ayrıca özellik çıkarımı için Ayırık Kosinüs Dönüşümü (DCT), Ayırık Dalgacık Dönüşümü (DWT) ve Gabor filtre bankası kullanılmıştır.

3.2.3 Gabor Filtresi Kullanarak Özellik Çıkarma

Gabor filtresi, özellikle görüntü tanımada görüntü işlemede çok yardımcı bir araçtır. Mekansal alanda iki boyutlu bir Gabor filtresi, Denklem 3.12'de verilmiş gibi

tanımlanan karmaşık bir sinüzoidal düzlem dalgası tarafından modüle edilen bir Gauss çekirdek fonksiyonudur:

$$G(x, y) = \frac{f^2}{\pi\gamma n} \exp\left(-\frac{x^2 + \gamma^2 y^2}{2\sigma^2}\right) \exp(j2\pi f x' + \phi)$$

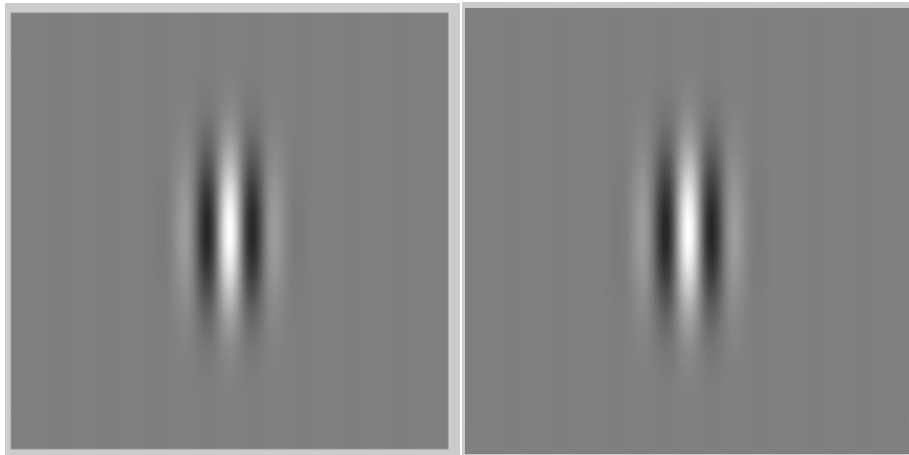
$$x' = x \cos\theta + y \sin\theta \quad (12)$$

$$y' = x \sin\theta + y \cos\theta$$

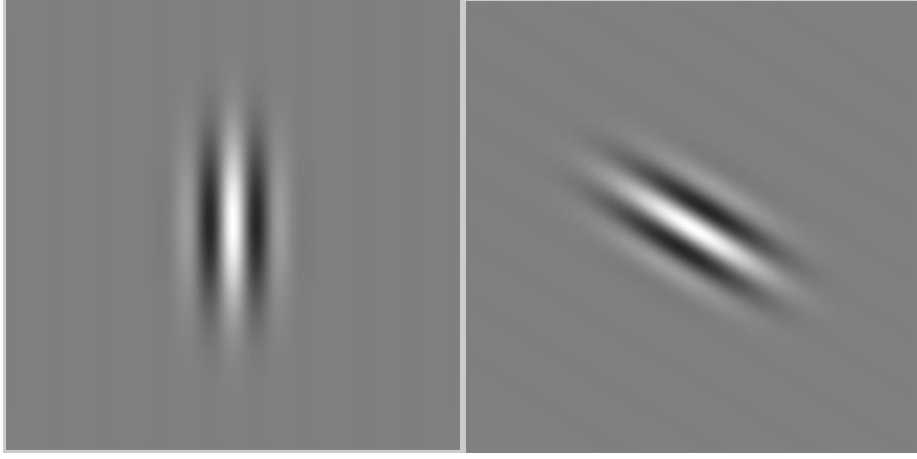
Burada; f , sinüzoidin frekansını temsil eder. Normal bir Gabor fonksiyonunun paralel şeritlerine yönlendirilmesidir. Faz ofseti, σ Gauss zarfının standart sapmasıdır ve γ , Gabor işlevi için eliptik destektir.

Frekans veya dalga boyu fonksiyonun şeritlerin genişliğini yönetir ve frekansı arttırarak şeritler incelir. Yön, Gabor zarfının dönüşünü yönetir, en boy oranı, işlevin yüksekliğini kontrol eder, çok büyük en boy oranı için, zarf bir pikselin yüksekliğine yaklaşır ve çok küçük bir en boy oranı için yükseklik görüntü boyunca uzanır. Bant genişliği Gabor zarfının toplam boyutunu kontrol eder, büyük bir bant genişliği için zarf artar ve daha fazla şerit elde edilir.

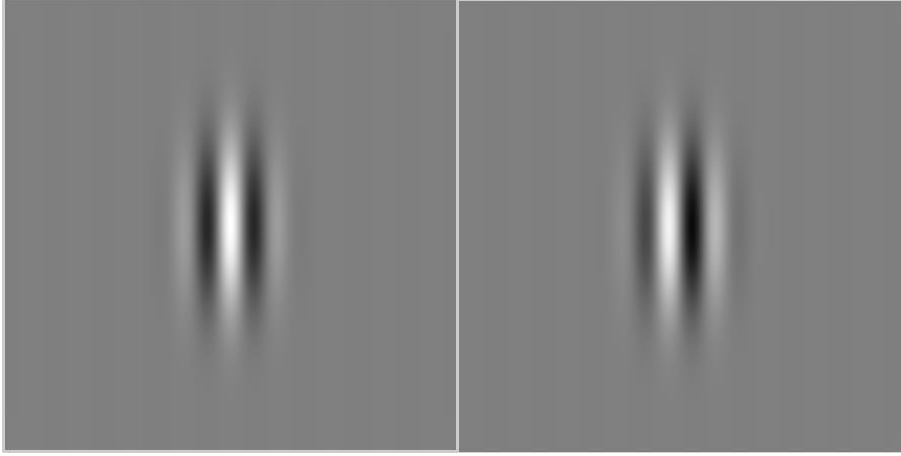
Şekil 3.7, Şekil 3.8, Şekil 3.9, Şekil 3.10 ve Şekil 3.11'de, bir Gabor'un işlevi için bazı parametrelerin değiştirilmesinin etkisini göstermektedir.



Şekil 3.7 Farklı dalgaboyu değerleri (Sol: 25, Sağ: 50)



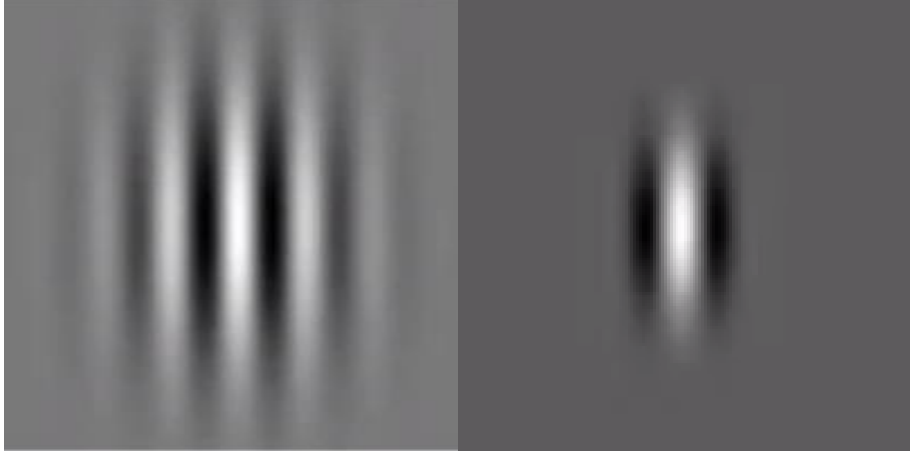
Şekil 3.8 Farklı oryantasyon (Sol: 0, Sağ: 45)



Şekil 3.9 Faz kayması değerlerini değiştirme (Sol: 180, Sağ: 90)



Şekil 3.10 En boy oranı çok büyük (sol) ve çok küçük (sağ)



Şekil 3.11 Farklı bant genişliği değerleri (Sol: büyük, Sağ: küçük)

Gabor filtrelerin rotasyona, ölçeğe ve çeviriye değişmezliği gibi birçok avantajı vardır. Ayrıca aydınlatma değişikliği gibi görüntülerdeki bozulmalara karşı dayanıklıdır ve özellikle doku gösterimi ve ayrımcılığı için uygun oldukları saptanmıştır (Kamarainen vd., 2006; Meshgini vd., 2013).

Farklı frekanslara ve yönlere sahip bir dizi Gabor filtresi, bir görüntüden çok sayıda özellik çıkarmak için kullanılabilir. Özellikle doku analizi ve segmentasyonu için özellik çıkarmada önemlidir. Yönlendirmeyi değiştirerek, belirli bir yönde yönlendirilmiş doku aranabilir. Gauss zarfının standart sapmasını değiştirerek, analiz edilen görüntü bölgesinin tabanını veya boyutunu desteklemektedir (Haghighat vd., 2013).

3.3 Sınıflandırma

Tez çalışmasında, Öklid Uzaklığı, Kosinüs Mesafesi, Doğrusal Diskriminant Analizi, Kuadratik Diskriminant Analizi, Öğrenme Vektörü Nicemleme ve Destek Vektör Makinaları gibi sınıflandırma için kullanılacak çok sayıda sınıflandırıcı olmasına rağmen, sınıflandırıcılar olarak Öklid mesafesi ve Kosinüs Mesafesi seçilerek kullanılmıştır (Dixon ve Brereton, 2009).

3.3.1 Öklid Uzaklığı

Öklid Minimum Mesafe sınıflandırıcısı, kolayca tasarlanabilen en popüler sınıflandırıcılardan biri olarak düşünülebilir (Nicolini, 2013).

Kartezyen koordinatlarda, eğer $i = (i_1, i_2, \dots, i_n)$ ve $j = (j_1, j_2, \dots, j_n)$ Öklid n uzayında iki nokta ise, i 'den Öklid mesafesi (d) j 'ye veya j 'den i 'ye aralarındaki en düz çizginin uzunluğudur ve Pisagor formülüyle Denklem 3.13'de verilmiştir:

$$d(i, j) = \sqrt{(i_1 - j_1)^2 + (i_2 - j_2)^2 + \dots + (i_n - j_n)^2} = \sqrt{\sum_{k=1}^n (i_k - j_k)^2} \quad (13)$$

Eğer iki nokta birbirine yakınsa, küçük bir mesafeye sahip olacaklar ve iki nokta çok uzaksa, büyük bir mesafeye sahip olacaklar. Bu mesafeyi birini diğerinden çıkararak elde edebiliriz.

Öklid n uzayındaki bir noktanın konumu, öklid vektörü olarak tanımlanmaktadır. Bir vektörün uzunluğu, koordinatlarının karelerin toplamının karekökü olarak hesaplanmaktadır. Bir vektörün her koordinatının, sonun ve başlangıcının koordinatları arasındaki fark olduğunu söylersek, segmentin uzunluğu için noktalar arasındaki öklid mesafesi formül elde edilir. Denklem 3.14'de vektörün uzunluğu formülü verilmiştir:

$$\|I\| = \sqrt{i_1^2 + i_2^2 + \dots + i_n^2} = \sqrt{I \cdot I} \quad (14)$$

Burada denklem, nokta çarpımı içermektedir.

Öklid mesafesi benzer vektörlerin nasıl olduğunu kontrol etmek için kullanılır, eğer iki örnek arasındaki mesafe yeterince düşükse, muhtemelen aynı şeyi açıklarlar, veri kümesinden iki örnek alırız ve karşılık gelen özellikler arasındaki farkı hesaplayabiliriz, eşik kullanabiliriz yeterince benzer olup olmadıklarına karar verilmektedir.

3.3.2 Kosinüs Mesafesi

Kosinüs Mesafesi, iki vektör arasındaki benzerliği, aralarındaki açığı ölçerek ölçmenin bir yoludur. Dolayısıyla, yönelimi büyüklük olarak değildir. Aynı yönlendirmeye sahip iki vektör arasındaki açı, 0° 'dir ve taban tabana zıt olan vektörler için büyüklüklerinden bağımsız olarak 90° 'dir. Kosinüs mesafesi özellikle pozitif boşlukta kullanılır. Kosinüs mesafesi herhangi bir boyut için geçerlidir ve en yaygın olarak yüksek boyutlu pozitif alanlarda kullanılır.

İki sıfır olmayan vektör arasındaki açının kosinüsü Öklid nokta ürünü, Denklem 3.15'deki formülünden elde edilebilir.

$$A \cdot B = \|A\|_2 \|B\|_2 \cos\theta \quad (15)$$

A ve B vektörü verildiğinde, aralarındaki açının kosinüsü $\cos(\theta)$, bir nokta ürünü kullanılarak ve Denklem 3.16 ve Denklem 3.17'de gösterilmiştir.

$$\cos(\theta) = \frac{A \cdot B}{\|A\|_2 \|B\|_2} \quad (16)$$

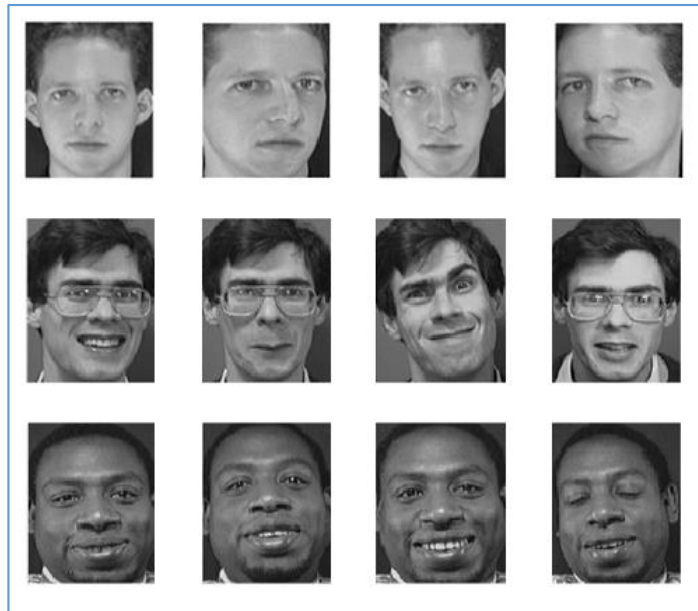
$$\cos(\theta) = \frac{\sum_{i=1}^n A_i B_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n A_i^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n B_i^2}} \quad (17)$$

4. DENEYSEL SONUÇ

Tez çalışmasında, özellik çıkarma için LBP ve GLCM kullanılmıştır. GLCM’de özellik çıkarımı için çok fazla yön bulunmaktadır. Ayrıca mesafe pikseller için önemlidir. Bu tezde GLCM için $d = 3$, sırasıyla $\theta = 0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$ ve 135° sabiti kullanılmıştır. Yani dört birlikte-oluşum matrisi vardır. Her bir bilgisayardaki GLCM’e göre, istatistiksel özelliğin davranışını karakterize eden başarılı ortak oluşum matrisi en iyi senaryoyu hesaplayacaktır. Ayrıca Açısal İkinci Moment, Kontrast, Korelasyonlar, Benzerlik, Entropi, Homojenlik, Maksimum olasılık, Ortalama kullanılmıştır.

4.1 ORL Yüz Veritabanı

ORL (Olivetti Araştırma Laboratuvarı) yüz veritabanı 40 farklı kişiden 400 görüntü içeriyor, 40 farklı kişiden her birinin on farklı gri tonlamalı görüntüsü bulunmaktadır. Görüntüler farklı zamanlarda çekilmiştir ve farklı ifadeler (açık veya kapalı gözler, gülümsüyor veya gülümsemiyor) ve yüz detayları (gözlüklü veya gözlüksüz) gibi farklı varyasyonları vardır. Görüntüler yüzün 20 dereceye kadar eğilmesi ve dönmesi için bir toleransla çekilmiştir (Xu vd., 2013). ORL veritabanından bazı yüz görüntüleri Şekil 4.1’de gösterilmektedir.



Şekil 4.1 ORL Veritabanı

4.2 Yale Yüz Veritabanı

Yale yüz veri tabanı 15 benzersiz kişiden 165 görüntü içerir ve her insanın farklı koşullar altında 11 görüntüsü vardır: normal, hüzünlü, uykulu, merkez ışık, sağ ışık vb. Poz, aydınlatma ve ifade çeşitlerini içermektedir (Xu vd., 2013). Şekil 4.2’de Yale yüz veritabanı örnekleri gösterilmektedir.



Şekil 4.2 Yale Yüz Veritabanı

4.3 AR Yüz Veritabanı

AR veritabanı, birçok yüz tanıma kağıdında kullanılır. Farklı yüz ifadeleri, aydınlatma koşulları ve oklüzyonlar gibi yüzlerin 26 önden görünüşü mevcuttur. Örnek olarak; gülümseme, öfke, çılgınlık, sol ışık, sağ ışık yanıyor, tüm yan ışıklar yanıyor, güneş gözlüğü takıyor, güneş gözlüğü takıyor ve sol ışık yanıyor, güneş gözlüğü takıyor ve sağ ışık yanıyor, eşarp takıyor, eşarp takıyor ve sol ışık yanıyor, eşarp takıyor ve sağ ışık yanıyor. 120 bireyin görüntüleri iki seansta yakalandı ve her seans 26 renkli görüntü içeriyordu (Martinez, 1998). Şekil 4.3’de, AR veri kümesinden bazı görüntüleri gösterilmiştir.



Şekil 4.3 AR Yüz Veritabanı

Tez çalışmasında, ORL veri kümesini kullanmıştır. Bu bölümde, MATLAB 2015b kullanılarak simülasyondan elde edilen bazı sonuçlar gösterilmiştir.

Tanıma sistemi üç aşamadan oluşmaktadır. İlk aşama, Önileme Aşamasıdır. Bu aşamada Çift Dalgacık Dönüşümü (DWT) ve Gauss Düşük Geçiş Filtresi (GLPF) kullanmıştır ve Gaussianların (DoG) farkı da test edilmiştir. Özellik Çıkarma Aşaması olan ikinci aşamada, GLCM ile LBP kullanmıştır ve Gabor Filtresi tüm bu algoritmalar için ayrı ayrı kullanılmıştır. Son aşama ise sınıflandırma aşamasında, sınıflandırıcılar olarak Öklid mesafesinin yanı sıra kosinüs mesafesi kullanılmıştır. ORL ve YALE veri setlerinden örnekler ile test edilmiştir.

4.4 ORL Veritabanı

ORL veri kümesi kullanarak elde edilen deneysel sonuçlar, ilk olarak önileme aşamasının doğruluğu nasıl geliştirdiğini ve ikinci olarak işi başarabilecek güçlü bir üçüncü yöntem üretmek için iki özellik çıkarma yönteminin nasıl birleştirebileceğini göstermektedir.

4.4.1 Deneysel Sonuç

Bu bölümde, beş farklı özellik çıkarma yöntemi ile ayrı ayrı incelenmiştir.

1. LBP ve GLCM ile dalgacık dönüşümü

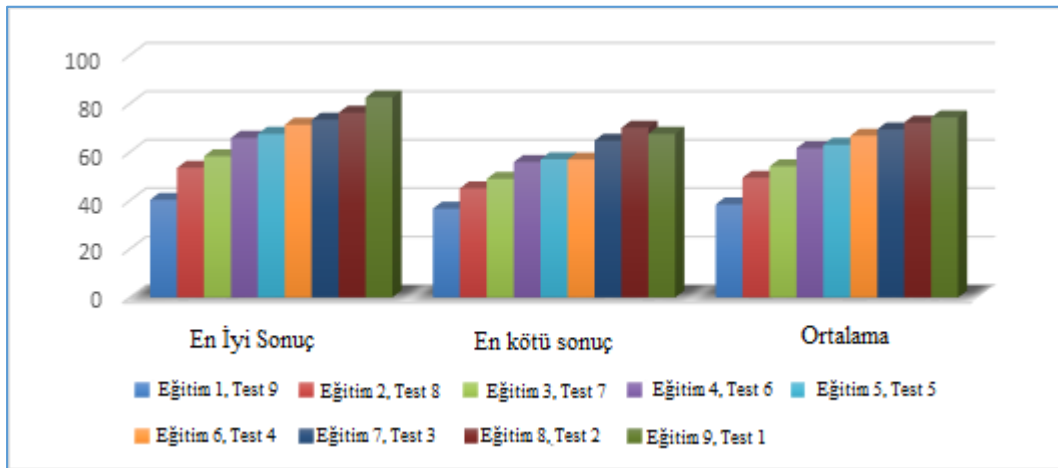
2. LBP ve GLCM
3. LBP ile dalgacık dönüşümü
4. Dalgacık dönüşümü ile GLCM
5. Sadece GLCM

İlk olarak, ön işleme aşaması için DWT kullanıldı. Sonra özellik çıkarımı için LBP ve GLCM kullanıldı. Deneysel sonuçlar, Tablo 4.1 ve Şekil 4.4'de gösterildiği gibi doğruluğu artırmak için ön işleme aşamasının gerekli olduğunu göstermektedir.

Tablo 4.1 LBP ve GLCM ile dalgacık dönüşümü sonuçları

Senaryo	En İyi Sonuç	En kötü sonuç	Ortalama
Eğitim 1, Test 9	40,277	36,666	38,416
Eğitim 2, Test 8	53,437	45	49,375
Eğitim 3, Test 7	58,214	48,928	54,071
Eğitim 4, Test 6	65,833	55,833	61,583
Eğitim 5, Test 5	67,5	57	63,03
Eğitim 6, Test 4	71,25	56,875	66,75
Eğitim 7, Test 3	73,333	64,666	69,333
Eğitim 8, Test 2	76,25	70	72,125
Eğitim 9, Test 1	82,5	67,5	74,25

Şekilde 4.4'de, grafiksel sonuçlar gösterilmiştir.



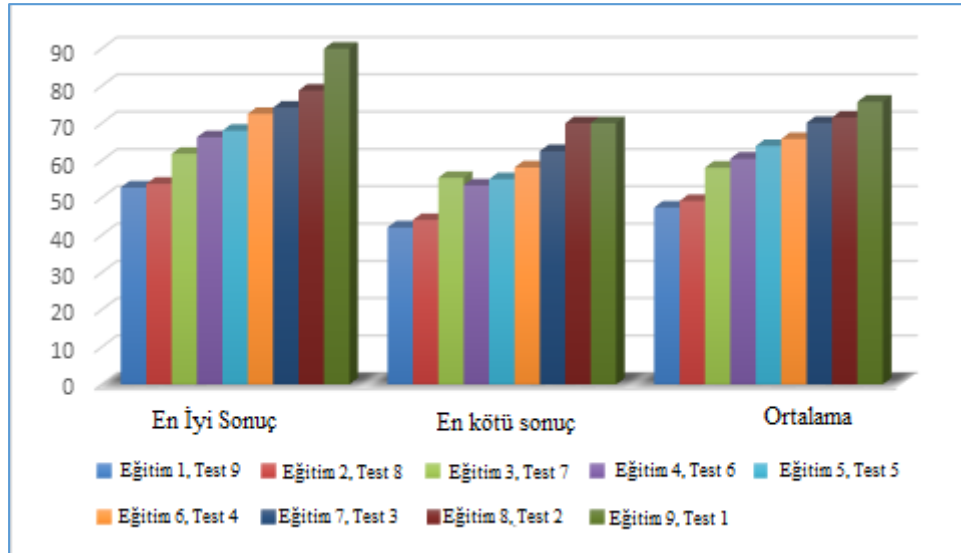
Şekil 4.4 LBP ve GLCM ile dalgacık dönüşümü sonuçları

Deney 2’de, özellik çıkarma, LBP ve GLCM için ayrı ayrı iki yöntem kullanıldı, daha sonra bu iki yöntemden elde edilen iki özellik vektörü normalleştirildi ve birleştirildi. Böylelikle eğitim ve test için kullanılan daha uzun bir özellik vektörü üretildi. Sonuçlar, Tablo 4.2 ve Şekil 4.5’de gösterildiği gibi, iki yöntemin kaynaşmasının doğruluğu artırmaya yardımcı olabileceğini göstermiştir.

Tablo 4.2 LBP ve GLCM sonuçları

Senaryo	En İyi Sonuç	En kötü sonuç	Ortalama
Eğitim 1, Test 9	52,75	42,062	47,40
Eğitim 2, Test 8	53,75	44,062	49,156
Eğitim 3, Test 7	61,785	55,357	58,071
Eğitim 4, Test 6	66,25	53,333	60,5
Eğitim 5, Test 5	68	55	63,9
Eğitim 6, Test 4	72,5	58,125	65,75
Eğitim 7, Test 3	74,166	62,5	70,083
Eğitim 8, Test 2	78,75	70	71,5
Eğitim 9, Test 1	90	70	75,75

Şekil 4.5’de, grafiksel sonuçlar gösterilmiştir.



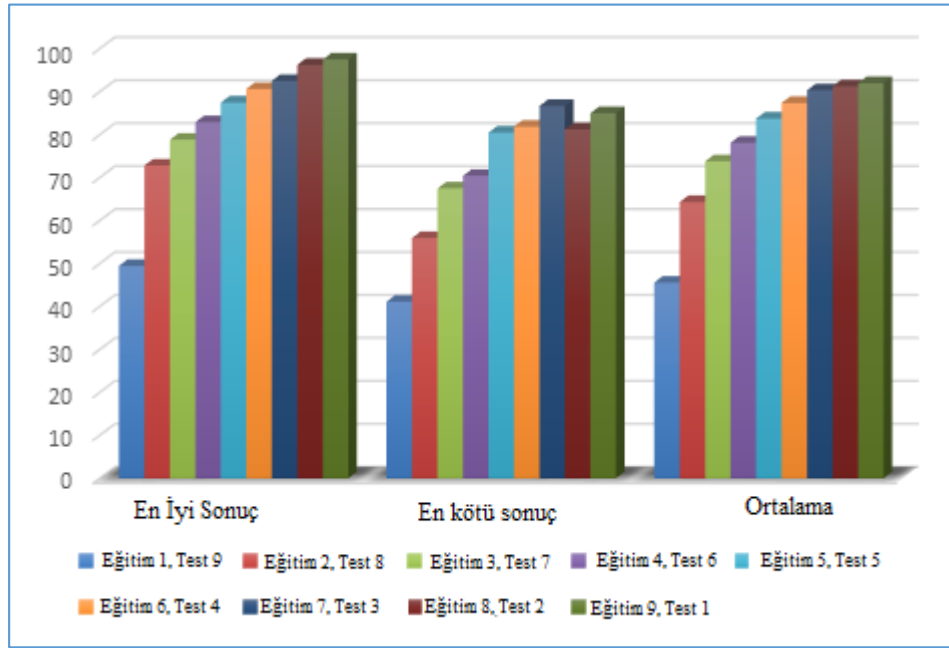
Şekil 4.5 LBP ve GLCM sonuçları

Deney 3’te ön işleme için dalgacık dönüşümü ve özelliklerin çıkarılması için LBP kullanıldı. Şekil 4.6’de, ORL veri kümesi kullanılarak elde edilen tüm sonuçları gösterilmektedir. ORL veri kümesi kullanılarak yapılan diğer deneylerin sonuçları, Tablo 4.3’te özetlenmektedir.

Tablo 4.3 LBP ile dalgacık dönüşümü sonuçları

Senaryo	En İyi Sonuç	En kötü sonuç	Ortalama
Eğitim 1, Test 9	49,444	41,111	45,555
Eğitim 2, Test 8	72,812	55,937	64,312
Eğitim 3, Test 7	78,821	67,5	73,821
Eğitim 4, Test 6	82,916	70,416	78,125
Eğitim 5, Test 5	87,5	80,5	83,75
Eğitim 6, Test 4	90,625	81,875	87,375
Eğitim 7, Test 3	92,5	86,666	90,333
Eğitim 8, Test 2	96,25	81,25	91,25
Eğitim 9, Test 1	97,5	85	92

Şekil 4.6’da, grafiksel sonuçlar gösterilmiştir.



Şekil 4.6 LBP ile dalgacık dönüşümü sonuçları

Deney 4’te ön işleme için dalgacık dönüşümü ve özelliklerin çıkarılması için GLCM kullanılmıştır. Şekil 4.7’de ORL veri kümesi kullanılarak elde edilen tüm sonuçlar gösterilmektedir. ORL veri kümesi kullanılarak yapılan diğer deneylerin sonuçları, Tablo 4.4’de özetlenmektedir.

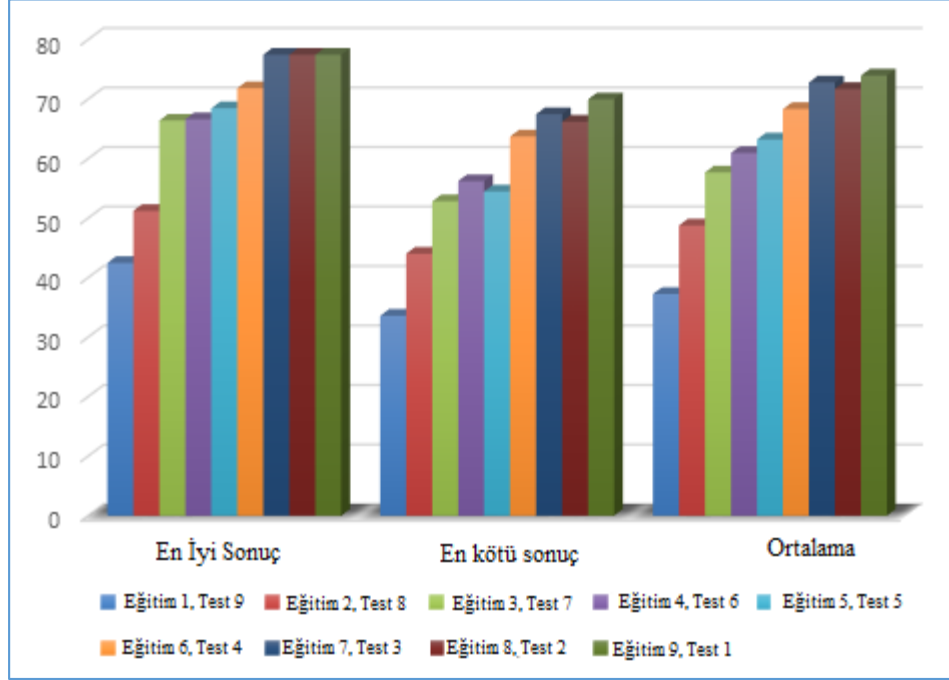
Tablo 4.4 Dalgacık dönüşümü GLCM sonuçları

Senaryo	En iyi Sonuç	En kötü sonuç	Ortalama
Eğitim 1, Test 9	42,5	33,611	37,277
Eğitim 2, Test 8	51,25	44,062	48,812
Eğitim 3, Test 7	66,428	52,857	57,714

Tablo 4.4 devamı

Eğitim 4, Test 6	66,666	56,25	61
Eğitim 5, Test 5	68,5	54,5	63,25
Eğitim 6, Test 4	71,875	63,75	68,375
Eğitim 7, Test 3	77,5	67,5	72,833
Eğitim 8, Test 2	77,5	66,25	71,75
Eğitim 9, Test 1	77,5	70	74

Şekil 4.7’de, grafiksel sonuçlar gösterilmiştir.



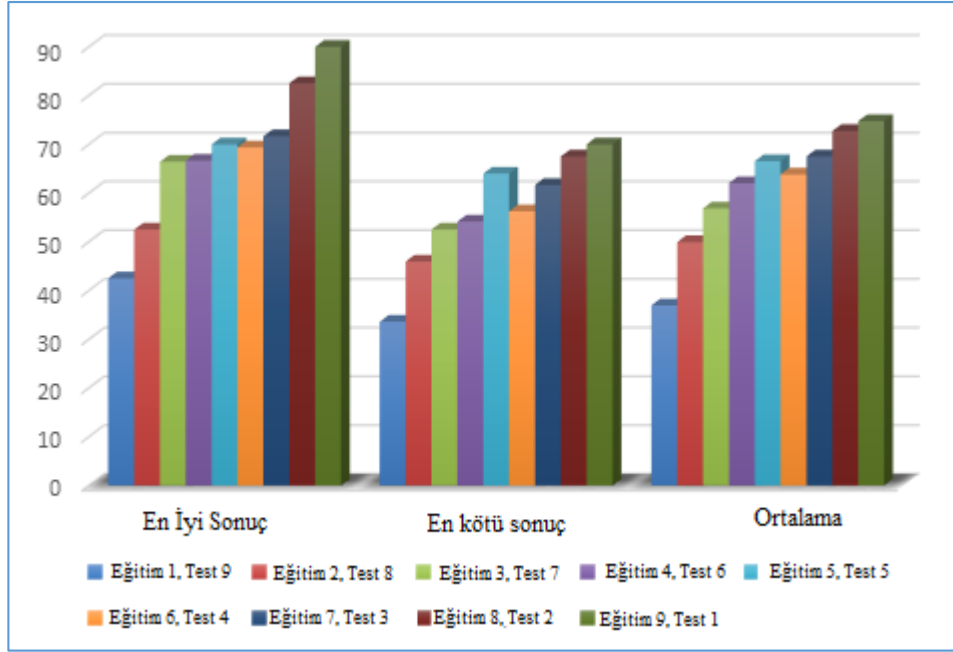
Şekil 4.7 Dalgacık dönüşümü GLCM sonuçları

Deney 5’de GLCM, özelliklerin çıkarılması için kullanılmıştır. Şekil 4.8’de, ORL veri kümesi kullanılarak elde edilen tüm sonuçları gösterilmektedir. ORL veri kümesi kullanılarak yapılan diğer deneylerin sonuçları, Tablo 4.5’de özetlenmektedir.

Tablo 4.5 GLCM sonuçları

Senaryo	En iyi Sonuç	En kötü sonuç	Ortalama
Eğitim 1, Test 9	42,5	33,611	36,972
Eğitim 2, Test 8	52,5	45,937	49,937
Eğitim 3, Test 7	66,428	52,5	56,857
Eğitim 4, Test 6	66,666	54,166	62,041
Eğitim 5, Test 5	70	64	66,55
Eğitim 6, Test 4	69,375	56,25	63,812
Eğitim 7, Test 3	71,666	61,666	67,5
Eğitim 8, Test 2	82,5	67,5	72,75
Eğitim 9, Test 1	90	70	74,75

Şekil 4.8’de, grafik sonuçları gösterilmektedir.



Şekil 4.8 GLCM sonuçları

5. SONUÇ

Bilgisayarların ve bilgisayar tabanlı sistemlerin gelişmesi ve bunlara artan talep ile beraber, her ikisinin de günlük hayatta kullanımı fazlasıyla artmıştır. Bilgisayarlar günlük yaşantımızı kolaylaştırmanın yanı sıra, aslında günden güne hayat tarzımızı da değiştirmektedir. Bilgisayar tabanlı sistemlere büyük bir talebin söz konusu olduğu alanlardan biri güvenlik sistemleri dahilindeki yüz algılama ve tanıma işlemleridir. Görüntü sıkıştırma ve görüntü işleme bilgisayar tabanlı sistemlerin uzun süredir yaygın olarak kullanıldığı bir alandır. Uygulamalarda, başta güvenlik sistemleri olmak üzere, yüz algılama ve tanımanın çok fazla uygulama sahası vardır. Biyometrik, insanları; fizyolojik, davranışsal ve biyolojik özelliklerine göre tanımlamadır. Biyometrik iki kategoriye ayrılabilir: Fizyolojik biyometrik ve davranışsal biyometrik. Fizyolojik biyometrikler yüz, iris, parmak izi, parmak damarları, el geometrisi vb gibi bireyi fizyolojik yada biyolojik özellikleriyle tanımaya yarayan özelliklerdir. Davranışsal biyometrikler ise el yazısı, imza, veya ses tonu gibi zamanla bireye has boyutlar kazanan ve bu şekilde bireyi tanımaya yarayan özelliklerdir.

Hibrit metotlar iki veya daha fazla yüz tanıma yaklaşımını bir araya getiren metotlardır. Şu ana kadar tek başına uygulanan herhangi bir yaklaşım tatminkar çözümler sunamadığı için, bu alanda çalışan araştırmacılar tanıma performansını artırabilmek için hem yerel hem de global öznitelik çıkarma metotlarını bir araya getirme yoluna gitmişlerdir.

Yüz tanıma, görüntü işleme alanının en önemli uygulaması olarak kabul edilebilir. Ancak görüntülerdeki ışıklandırma yani aydınlık ve görüntünün hangi pozisyondan alındığı halen çözüm bekleyen birer problem olarak varlıklarını sürdürmektedir. Yüz görüntüleri genellikle tam olarak kontrol edilemeyen ortamlarda elde edilir, bu da ışıklandırma ve pozisyonlarda farklılıkları ve kaçınılmaz olarak tanıma programının performansında dalgalanmaları netice verir. Işıklandırma, pozisyon, yüz ifadesi, nesnelerin birbirine geçmesi gibi sorunların tamamının üstesinden gelebilecek algoritmaların tasarımı oldukça zor görünmektedir. Görüntülerdeki varyasyonları, yani ufak tefek farklılıkları ekarte ederek söz konusu objelerin değişmez temsillerini elde etme amaçlı çok sayıda çalışma yapılmaktadır. Ancak bütün bu farklı

varyasyonları tek seferde modelleyecek kapsamlı bir yaklaşımın geliştirilmesi halen tamamlanmayı bekleyen bir iş olarak görünmektedir. Elastik grup grafik eşleme (EBGM) gibi öznitelik çıkarma tabanlı bazı metotların ışıklandırma ve bakış açısı başta olmak üzere pek çok faktöre karşı gelecek vaat eden başarılar elde edildiği uzun zamandır bilinmektedir.

Bu tezde, eğitim amaçlı örnek sayısının çok sınırlı olması sorununun üzerinden gelebilecek etkili bir yol ortaya konmuştur. Eldeki eğitim görüntüleri öncelikle tek seviyeli, 2B DWT uygulanarak bir önışleme tabii tutulur, daha sonra LBP ve GLCM uygulanarak bu görüntülere ait özniteliklerin çıkarımı yapılır. Son olarak sonuçları elde etmek için, iyi bir sınıflandırıcı uygulanır. Bu tezde ayrıca tanıma sistemlerinde önışlem aşamasının sonuçların iyileştirilmesi üzerinde büyük bir etkisinin olduğu gösterilmiştir.

KAYNAKLAR

- Al-Shiha, A. A. M., Woo, W. L., & Dlay, S. S. (2014). Multi-linear neighborhood preserving projection for face recognition. *Pattern Recognition*, 47(2), 544-555.
- Banerjee, P. K., & Datta, A. K. (2014). Class specific subspace dependent nonlinear correlation filtering for illumination tolerant face recognition. *Pattern Recognition Letters*, 36, 177-185.
- Basri, R., & Jacobs, D. W. (2003). Lambertian reflectance and linear subspaces. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 25(2), 218-233.
- Bay, H., Tuytelaars, T., & Van Gool, L. (2006). Surf: Speeded up robust features. In European conference on computer vision (pp. 404-417). Springer, Berlin, Heidelberg.
- Belhumeur, P. N., Hespanha, J. P., & Kriegman, D. J. (1997). Eigenfaces vs. fisherfaces: Recognition using class specific linear projection. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 19(7), 711-720.
- Blanz, V., & Vetter, T. (2003). Face recognition based on fitting a 3B morphable model. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 25(9), 1063-1074.
- Blanz, V., Scherbaum, K., Vetter, T., & Seidel, H. P. (2004). Exchanging faces in images. In Computer Graphics Forum (Vol. 23, No. 3, pp. 669-676). Oxford, UK and Boston, USA: Blackwell Publishing, Inc.
- Davidson, M. W., & Abramowitz, M. (2006). Molecular expressions microscopy primer: Digital image processing-difference of gaussians edge enhancement algorithm. *Olympus America Inc., and Florida State University*.
- Dixon, S. J. & Brereton, R. G. (2009). Comparison of performance of five common classifiers represented as boundary methods: Euclidean distance to centroids, linear discriminant analysis, quadratic discriminant analysis, learning vector quantization and support vector machines, as dependent on data structure. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 9(1), 1-17.
- Eleyan, A., & Demirel, H. (2007). Pca and lda based neural networks for human face recognition (Vol. 558). INTECH Open Access Publisher.
- Elgammal, A., & Lee, C. S. (2004). Separating style and content on a nonlinear manifold. In Proceedings of the 2004 IEEE Computer Society Conference on

Computer Vision and Pattern Recognition, 2004. CVPR 2004. (Vol. 1, pp. I-I). *IEEE*.

Georghiades, A. S., Belhumeur, P. N., & Kriegman, D. J. (2001). From few to many: Illumination cone models for face recognition under variable lighting and pose. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 23(6), 643-660.

Givens, G. H., Beveridge, J. R., Phillips, P. J., Draper, B., Lui, Y. M., & Bolme, D. (2013). Introduction to face recognition and evaluation of algorithm performance. *Computational Statistics & Data Analysis*, 67, 236-247.

Goldstein, A. J., Harmon, L. D., & Lesk, A. B. (1971). Identification of human faces. *Proceedings of the IEEE*, 59(5), 748-760.

Gonzales, R. C., & Woods, R. E. (2002). Digital image processing. 2 ed. Prentice Hall.

Gross, R., Matthews, I., & Baker, S. (2002). Eigen light-fields and face recognition across pose. In Proceedings of Fifth IEEE International Conference on Automatic Face Gesture Recognition (pp. 3-9). *IEEE*.

Haghighat, M., Zonouz, S., & Abdel-Mottaleb, M. (2013). Identification using encrypted biometrics. In International Conference on Computer Analysis of Images and Patterns (pp. 440-448). *Springer*, Berlin, Heidelberg.

Haralick, R. M., Shanmugam, K., & Dinstein, I. H. (1973). Textural features for image classification. *IEEE Transactions on systems, man, and cybernetics*, (6), 610-621.

He, X., Yan, S., Hu, Y., Niyogi, P., & Zhang, H. J. (2005). Face recognition using laplacianfaces. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 27(3), 328-340.

Hsieh, P. C., & Tung, P. C. (2009). A novel hybrid approach based on sub-pattern technique and whitened PCA for face recognition. *Pattern Recognition*, 42(5), 978-984.

Kamarainen, J. K., Kyrki, V., & Kalviainen, H. (2006). Invariance properties of Gabor filter-based features-overview and applications. *IEEE Transactions on image processing*, 15(5), 1088-1099.

Kim, T. K., & Kittler, J. (2005). Locally linear discriminant analysis for multimodally distributed classes for face recognition with a single model image. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 27(3), 318-327.

- Kusuma, G. P., & Chua, C. S. (2011). PCA-based image recombination for multimodal 2B+ 3B face recognition. *Image and Vision Computing*, 29(5), 306-316.
- Li, S., Gong, D., & Yuan, Y. (2013). Face recognition using Weber local descriptors. *Neurocomputing*, 122, 272-283.
- Lowe, D. G. (2004). Distinctive image features from scale-invariant keypoints. *International journal of computer vision*, 60(2), 91-110.
- Lu, Z., & Zhang, L. (2016). Face recognition algorithm based on discriminative dictionary learning and sparse representation. *Neurocomputing*, 174, 749-755.
- Luan, X., Fang, B., Liu, L., & Zhou, L. (2013). Face recognition with contiguous occlusion using linear regression and level set method. *Neurocomputing*, 122, 386-397.
- Luh, G. C., & Lin, C. Y. (2011). PCA based immune networks for human face recognition. *Applied Soft Computing*, 11(2), 1743-1752.
- Mairal, J., Ponce, J., Sapiro, G., Zisserman, A., & Bach, F. (2008). Supervised dictionary learning. *Advances in neural information processing systems*, 21, 1033-1040.
- Martinez, A. M. (1998). The AR face database. *CVC Technical Report24*.
- Matough, N.A.A. & Gültepe, Y. (2020). Segmentation of Nuclei using Image Processing Techniques and Heuristic Algorithm, *IJESC*, 10(6), 26392-26396.
- Meshgini, S., Aghagolzadeh, A., & Seyedarabi, H. (2013). Face recognition using Gabor-based direct linear discriminant analysis and support vector machine. *Computers & Electrical Engineering*, 39(3), 727-745.
- Nicolini, C. (Ed.). (2013). From neural networks and biomolecular engineering to bioelectronics (Vol. 1). *Springer Science & Business Media*.
- Oh, S. K., Yoo, S. H., & Pedrycz, W. (2013). Design of face recognition algorithm using PCA-LDA combined for hybrid data pre-processing and polynomial-based RBF neural networks: Design and its application. *Expert Systems with Applications*, 40(5), 1451-1466.
- Ojala, T., Pietikainen, M., & Maenpaa, T. (2002). Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 24(7), 971-987.

- Pentland, A., Moghaddam, B., & Starner, T. (1994). View-based and modular eigenspaces for face recognition.
- Pietikäinen, M., Hadid, A., Zhao, G., & Ahonen, T. (2011). "Face recognition with local binary patterns," *Springer Science & Business Media*.
- Prince, S. J., Elder, J. H., Warrell, J., & Felisberti, F. M. (2008). Tied factor analysis for face recognition across large pose differences. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 30(6), 970-984.
- Ramamoorthi, R. (2002). Analytic PCA construction for theoretical analysis of lighting variability in images of a Lambertian object. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 24(10), 1322-1333.
- Shashua, A., & Riklin-Raviv, T. (2001). The quotient image: Class-based re-rendering and recognition with varying illuminations. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 23(2), 129-139.
- Shin, D., Lee, H. S., & Kim, D. (2008). Illumination-robust face recognition using ridge regressive bilinear models. *Pattern Recognition Letters*, 29(1), 49-58.
- Swarnalatha, S., Satyanarayana, P., & Babu, B. S. (2016). Wavelet transforms, contourlet transforms and block matching transforms for denoising of corrupted images via bi-shrink filter. *Indian J. Sci. Technol*, 9.
- Tan, K., & Chen, S. (2005). Adaptively weighted sub-pattern PCA for face recognition. *Neurocomputing*, 64, 505-511.
- Tenenbaum, J. B., & Freeman, W. T. (2000). Separating style and content with bilinear models. *Neural computation*, 12(6), 1247-1283.
- Turk, M. A., & Pentland, A. P. (1991). Face recognition using eigenfaces. In Proceedings. 1991 IEEE computer society conference on computer vision and pattern recognition (pp. 586-587). *IEEE Computer Society*.
- Vasilescu, M. A. O., & Terzopoulos, D. (2003). Multilinear subspace analysis of image ensembles. In 2003 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2003. *Proceedings*. (Vol. 2, pp. II-93). IEEE.
- Wang, H., Leng, Y., Wang, Z., & Wu, X. (2007). Application of image correction and bit-plane fusion in generalized PCA based face recognition. *Pattern Recognition Letters*, 28(16), 2352-2358.
- Wang, R., Shan, S., Chen, X., & Gao, W. (2008). Manifold-manifold distance with application to face recognition based on image set. In 2008 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (pp. 1-8). *IEEE*.

- Wiskott, L., Krüger, N., Kuiger, N., & Von Der Malsburg, C. (1997). Face recognition by elastic bunch graph matching. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 19(7), 775-779.
- Wright, J., Yang, A. Y., Ganesh, A., Sastry, S. S., & Ma, Y. (2008). Robust face recognition via sparse representation. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 31(2), 210-227.
- Xu, Y., Zhu, X., Li, Z., Liu, G., Lu, Y., & Liu, H. (2013). Using the original and 'symmetrical face' training samples to perform representation based two-step face recognition. *Pattern Recognition*, 46(4), 1151-1158.
- Yang, M., & Zhang, L. (2010). Gabor feature based sparse representation for face recognition with gabor occlusion dictionary. In European conference on computer vision (pp. 448-461). Springer, Berlin, Heidelberg.
- Zhang, D., & Zhou, Z. H. (2005). (2B) 2PCA: Two-directional two-dimensional PCA for efficient face representation and recognition. *Neurocomputing*, 69(1-3), 224-231.
- Zhang, L., & Samaras, D. (2006). Face recognition from a single training image under arbitrary unknown lighting using spherical harmonics. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 28(3), 351-363.
- Zhao, W., Chellappa, R., Phillips, P. J., & Rosenfeld, A. (2003). Face recognition: A literature survey. *ACM computing surveys (CSUR)*, 35(4), 399-458.
- Zhou, C., Wang, L., Zhang, Q., & Wei, X. (2013). Face recognition based on PCA image reconstruction and LDA. *Optik*, 124(22), 5599-5603.
- Zhou, S., & Chellappa, R. (2003). Rank constrained recognition under unknown illuminations. In 2003 IEEE International SOI Conference. Proceedings (Cat. No. 03CH37443) (pp. 11-18). IEEE.
- Zhou, S., & Chellappa, R. (2004). Illuminating light field: Image-based face recognition across illuminations and poses. In Sixth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, 2004. Proceedings. (pp. 229-234). IEEE.

ÖZGEÇMİŞ

Adı Soyadı : Yousef Mustafa Abdalla ELSHAWESH
Doğum Yeri ve Yılı : Misurata, 1973
Medeni Hali : Evli
Yabancı Dili : İngilizce, Arapça, Türkçe
E-posta : yo esf19732@gmail.com



Eğitim Durumu

Lise : Mücahit Ali Al-Manqoush Okulu, 1992
Lisans : Bani Walid Üniversitesi, 2003

Mesleki Deneyim

İş Yeri : Eğitim Bakanlığı, 2004