

**TÜRK HAVA KURUMU ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**SİMETRİK EĞİTİM ÖRNEKLERİNDEN YEREL İKİLİ ÖRÜNTÜ VE 2
BOYUTLU AYRIK DALGACIK DÖNÜŞÜMÜ İLE YÜZ TANIMA**



YÜKSEK LİSANS TEZİ

Mehmet Sinan ORUÇ

Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı

Elektrik-Elektronik Mühendisliği Programı

ŞUBAT 2018

**TÜRK HAVA KURUMU ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**SİMETRİK EĞİTİM ÖRNEKLERİNDEN YEREL İKİLİ ÖRÜNTÜ VE 2
BOYUTLU AYRIK DALGACIK DÖNÜŞÜMÜ İLE YÜZ TANIMA**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Mehmet Sinan ORUÇ

1403620004

Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı

Elektrik-Elektronik Mühendisliği Programı

Tez Danışmanı: Yrd. Doç. Dr. Javad RAHEBİ

Türk Hava Kurumu Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü'nün 1403620004 numaralı Yüksek Lisans öğrencisi, Mehmet Sinan ORUÇ ilgili yönetmeliklerin belirlediği gerekli tüm şartları yerine getirdikten sonra hazırladığı “Simetrik Eğitim Örneklerinden Yerel İkili Örüntü ve 2 Boyutlu Ayrık Dalgacık Dönüşümü ile Yüz Tanıma” başlıklı tezini, aşağıda imzaları olan jüri önünde başarı ile sunmuştur.

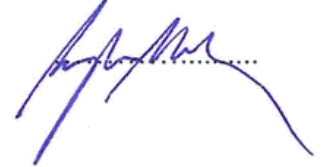
Tez Danışmanı : Yrd. Doç. Dr. Javad RAHEBİ
Türk Hava Kurumu Üniversitesi



Jüri Üyeleri : Doç. Dr. Fırat HARDALAC
Gazi Üniversitesi



: Yrd. Doç. Dr. Ayhan AKBAS
Türk Hava Kurumu Üniversitesi



: Yrd. Doç. Dr. Javad RAHEBİ
Türk Hava Kurumu Üniversitesi



Tez Savunma Tarihi: 09/02/2018

**TÜRK HAVA KURUMU ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ MÜDÜRLÜĞÜ'NE**

Yüksek Lisans Tezi olarak sunduğum, “Simetrik Eğitim Örneklerinden Yerel İkili Örüntü ve 2 Boyutlu Ayrık Dalgacık Dönüşümü ile Yüz Tanıma” adlı çalışmamın, tarafımdan akademik etik ve kurallara aykırı düşecek bir yardıma başvurmaksızın yazıldığını ve yararlandığım kaynakların kaynakçada gösterilenlerden oluştuğunu, bunlara atıf yapılarak yararlanılmış olduğunu belirtir ve bunu onurumla doğrularım.

24.01.2018

Mehmet Sinan ORUÇ

TEŐEKKÜR

Yüksek Lisans tez çalışma sürecinde beni yönlendiren, karşılaştığım zorlukları bilgi ve tecrübesi ile aşmamda yardımcı olan desteğini ve yardımını hiçbir zaman esirgemeyen tez danışmanım değerli Yrd. Doç. Dr. Javad RAHEBİ' ye teşekkürlerimi sunarım.

Hayatım boyunca her zaman yanımda olan, maddi ve manevi desteklerini hiçbir zaman esirgemeyen aileme teşekkürlerimi, sevgi ve saygılarımı sunarım.

Şubat, 2018

Mehmet Sinan ORUÇ

İÇİNDEKİLER

TEŞEKKÜR.....	iv
İÇİNDEKİLER	v
TABLO LİSTESİ.....	vii
ŞEKİL LİSTESİ.....	viii
KISALTMALAR	ix
ÖZET.....	x
ABSTRACT.....	xi
GİRİŞ	1
BİRİNCİ BÖLÜM.....	3
1. LİTERATÜR ÖZETİ.....	3
1.1 Literatürde Yapılmış Çalışmalar	3
İKİNCİ BÖLÜM.....	5
2. MATERYAL VE YÖNTEM.....	5
2.1 Özellik Çıkarma ve Yüz Tanıma Yaklaşımları	5
2.1.1 Geometrik Tabanlı Yaklaşım.....	6
2.1.2 Şablon Tabanlı Yaklaşım	7
2.1.3 Görünüm Tabanlı Yaklaşım	7
2.1.4 Renk Tabanlı Yaklaşım	8
2.2 Yüz Tanıma Yöntemleri.....	8
2.2.1 Temel Komponent Analizi	8
2.2.2 Seyrek Gösterime Dayalı Sınıflandırma.....	9
2.2.3 İşbirlikçi Gösterime Dayalı Sınıflandırma	11
2.3 Yüz Veri Tabanları.....	12
2.3.1 ORL (Olivetti Research Laboratory) Veri Tabanı.....	13
2.3.2 YALE Veri Tabanı	14
2.4 Görüntü Sıkıştırma Yöntemleri.....	14
2.4.1 Ayrık Fourier Dönüşümü	15
2.4.2 Ayrık Kosinüs Dönüşümü	16
2.4.3 Tam Sayı Dalgacık Dönüşümü.....	17
2.4.4 2 Boyutlu Ayrık Dalgacık Dönüşümü	18
2.5 Özellik Çıkarım Yöntemleri.....	22
2.5.1 Merkezi İkili Örüntü.....	22
2.5.2 Tamamlanan Yerel İkili Örüntü	22
2.5.3 Üç Parça Yerel İkili Örüntü Ve Dört Parça Yerel İkili Örüntü	23
2.5.4 Belirsiz Yerel İkili Örüntü.....	24
2.5.5 Yerel Türev Örüntüsü.....	25
2.5.6 Yerel İkili Örüntü	25
2.6 Simetri Metodu.....	27
2.7 Uzaklık Ölçüm Yöntemleri	32
2.7.1 Öklid Uzaklığı	32
2.7.2 City Blok Uzaklığı.....	33
2.7.3 Mahalanobis Uzaklığı.....	33

2.7.4 Kare Öklid Uzaklığı.....	33
2.7.5 Chebyshev Uzaklığı.....	34
2.7.6 Hausdorff Uzaklığı	34
ÜÇÜNCÜ BÖLÜM	35
3. DENEYSEL ÇALIŞMALAR	35
3.1 Kullanılan Yöntemler	35
DÖRDÜNCÜ BÖLÜM	37
4. DENEY SONUÇLARI	37
4.1 Test-1 Deneyleri ve Sonuçları.....	37
4.2 Test-2 Deneyleri ve Sonuçları.....	39
BEŞİNCİ BÖLÜM	41
5. SONUÇLAR VE ÖNERİLER	41
KAYNAKLAR	42
ÖZGEÇMİŞ	47



TABLO LİSTESİ

Tablo 4.1 : ORL veri tabanı ile gerçekleştirilen deneyin sonuçları.	38
Tablo 4.2 : YALE veri tabanı ile gerçekleştirilen deneyin sonuçları.	40



ŞEKİL LİSTESİ

Şekil 2.1	: ORL veri tabanında bir bireyin görüntüsü.	13
Şekil 2.2	: ORL veri tabanından bir bireyin tüm görüntüleri.	13
Şekil 2.3	: YALE veri tabanında bir bireyin görüntüsü.	14
Şekil 2.4	: YALE veri tabanından bir bireyin tüm görüntüleri.	14
Şekil 2.6	: İki boyutlu ayırık dalgacık dönüşümü işlem çıktıları.	19
Şekil 2.7	: ORL veri tabanından bir görüntünün dalgacık dönüşümü uygulanmadan önceki görüntüsü.	20
Şekil 2.8	: ORL veri tabanından bir görüntünün iki alçak geçiren filtreden geçtikten sonra ortaya çıkan görüntüsü.	20
Şekil 2.9	: ORL Veri tabanından bir görüntünün ayırık dalgacık dönüşümü sonrası işlem çıktıları.	20
Şekil 2.10	: YALE veri tabanından bir görüntünün dalgacık dönüşümü uygulanmadan önceki görüntüsü.	21
Şekil 2.11	: YALE veri tabanından bir görüntünün iki alçak geçiren filtreden geçtikten sonra ortaya çıkan görüntüsü.	21
Şekil 2.12	: YALE veri tabanından bir görüntünün ayırık dalgacık dönüşümü sonrası işlem çıktıları.	21
Şekil 2.13	: Yerel ikili yöntemi işlem akış şeması.	26
Şekil 2.14	: ORL veri tabanından bir görüntünün yerel ikili örüntü histogramı.	26
Şekil 2.15	: ORL veri tabanından bireylerin görüntüleri.	27
Şekil 2.16	: YALE veri tabanından bireylerin görüntüleri.	27
Şekil 2.17	: ORL veri tabanından bir görüntünün sol bölümü.	27
Şekil 2.18	: YALE veri tabanından bir görüntünün sol bölümü.	28
Şekil 2.19	: ORL veri tabanından bir görüntünün sağ bölümü.	28
Şekil 2.20	: YALE veri tabanından bir görüntünün sağ bölümü.	29
Şekil 2.21	: ORL veri tabanından bir görüntünün sol simetrik görünümü.	29
Şekil 2.22	: ORL veri tabanından görüntülerin sol simetrik görünümü.	30
Şekil 2.23	: YALE veri tabanından bir görüntünün sol simetrik görünümü.	30
Şekil 2.24	: YALE veri tabanından görüntülerin sol simetrik görünümü.	30
Şekil 2.25	: ORL veri tabanından bir görüntünün sağ simetrik görünümü.	31
Şekil 2.26	: ORL veri tabanından görüntülerin sağ simetrik görünümü.	31
Şekil 2.27	: YALE veri tabanından bir görüntünün sağ simetrik görünümü.	31
Şekil 2.28	: YALE veri tabanından görüntülerin sağ simetrik görünümü.	31
Şekil 4.1	: ORL veri tabanı ile gerçekleştirilen deneyin doğruluk grafiği.	38
Şekil 4.2	: YALE veri tabanı ile gerçekleştirilen deneyin doğruluk grafiği.	40

KISALTMALAR

PCA	: Temel Komponent Analizi
LBP	: Yerel İkili Örüntü
SRC	: Seyrek Gösterime Dayalı Sınıflandırma
CRC	: İşbirlikçi Gösterime Dayalı Sınıflandırma
SYM+CRC	: Simetri+İşbirlikçi Gösterime Dayalı Sınıflandırma
2D-DWT	: İki Boyutlu Ayrık Dalgacık Dönüşümü



ÖZET

SİMETRİK EĞİTİM ÖRNEKLERİNDEN YEREL İKİLİ ÖRÜNTÜ VE 2 BOYUTLU AYRIK DALGACIK DÖNÜŞÜMÜ İLE YÜZ TANIMA

ORUÇ, Mehmet Sinan

Yüksek Lisans, Elektrik Elektronik Mühendisliği

Tez Danışmanı: Yrd. Doç. Dr. Javad RAHEBİ

Şubat 2018, 47 sayfa

Yüz tanıma uygulamalarında eğitim örneği sayısının fazla olması ışık, yüz ifadeleri ve pozda daha fazla varyasyonun ortaya çıkmasına neden olmaktadır. Bu durum ise yüz tanımda doğru sınıflandırmanın iyi şekilde yapılmasına olanak sağlamaktadır. Ancak gerçek hayatta ulaşılan eğitim örneğinin sayısı sınırlıdır. Bundan dolayı yüz tanımda doğruluk oranını arttırmak zordur. Yüzün simetrisi, bu durumda yüz tanıma için önemli olmaktadır. Bu çalışmada yüzün simetrisinden yararlanılarak yeni simetrik eğitim örnekleri oluşturulmuştur. Daha sonra orijinal eğitim örnekleri ve yeni oluşturulan eğitim örnekleri sırası ile 2 boyutlu ayırık dalgacık dönüşümü ve yerel ikili örüntü yöntemleri ile test edilmiştir. Eğitim örneği sayısına karşı yüz tanıma doğruluk oranları bulunmuştur.

Anahtar Kelimeler: Yüz tanıma, yüz simetrisi, eğitim örneği boyutu, yerel ikili örüntü, iki boyutlu ayırık dalgacık dönüşümü, öklid uzaklığı

ABSTRACT

FACE RECOGNITION FROM SYMMETRIC TRAINING SAMPLES BY LOCAL BINARY PATTERN AND 2D-DISCRETE WAVELET TRANSFORM

ORUÇ, Mehmet Sinan

Master, Department of Electrical and Electronic Engineering

Thesis Supervisor: Asst. Prof. Dr. Javad RAHEBİ

February 2018, 47 pages

In face recognition studies, a large number of samples of training cause more variation in light, facial expressions and poses. This allows the correct classification of faces to be done well. However, number of samples of training reached in real life is limited. Therefore, increase of proportion accuracy in face recognition is difficult. In this case, symmetry of face is important for face recognition. In this study new symmetrical training samples were created by using the symmetry of the face. Then, original training samples and generated training samples were tested with 2-D discrete wavelet transform and local binary pattern methods respectively. Facial recognition accuracy rates against the number of training samples were found.

Keywords: Face recognition, symmetry of face, number of training samples, local binary pattern, 2D- discrete wavelet transform, euclidean distance

GİRİŞ

Literatürde, görüntü işleme alanının yüz tanıma konusunda yapılan çok sayıda çalışma bulunmaktadır. Bu çalışmalarda yüz tanıma konusunun oldukça zorlayıcı olduğu görülmektedir. Gerçek hayatta çok sayıda değişken olmasından dolayı yüz tanıma zorlu bir işlemdir. Değişken ışık seviyesi, yüz ifadesi ve pozun etkisi yüz tanımadaki doğruluk oranını direk etkilemektedir. Ayrıca normal şartlarda elimizde bulunan eğitim örneği sayısının yetersiz olması yüz tanıma doğruluk oranını azaltmaktadır. Bu durumda insan yüzündeki fiziksel simetri yüz tanıma önemli etkenlerden biri olarak görülmektedir. İnsan yüzündeki simetriden dolayı, yüzündeki ifadelerinde simetrik olması önem taşımaktadır. Literatürdeki çalışmalarda, gerçek dünyada eğitim örneği sayısının yetersiz olması durumuna karşı yeni eğitim örnekleri oluşturulmuştur. Zhonghua Liu ve ark. yaptıkları çalışmada yüzün simetrisinden yararlanarak aynalama yöntemi ile yeni simetrik eğitim örnekleri oluşturmuşlardır [1]. Eğitim örneği sayısı yetersiz olması durumunda yeni simetrik eğitim örneklerini oluşturarak bu örnekleri İşbirlikçi Gösterime Dayalı Sunum Sınıflandırma (CRC) sınıflandırma yöntemi ile test etmişlerdir. Çalışmalarında eğitim örneklerinin yetersiz olması durumuna karşı yeni simetrik eğitim örnekleri oluşturarak yüz tanıma doğruluk oranlarını arttırmayı hedeflemişlerdir.

Bu çalışmada oluşturulan simetrik yüz eğitim örneklerine yerel ikili örüntü yöntemi ve iki boyutlu dalgacık dönüşümü uygulanmıştır. Literatürde yüz tanıma kullanılan bazı sınıflandırma yöntemleri YALE ve ORL yüz veri tabanlarına uygulanmış ve elde edilen yüz tanıma doğruluk oranları, uygulanan metodun yüz tanıma doğruluk oranı ile karşılaştırılmıştır. Çalışmanın ana amacı yetersiz eğitim örneği çeşitliliğini arttırmak için yeni eğitim örnekleri oluşturmak ve yüz tanıma işlemini yüksek doğrulukta yapabilmektir.

Bu çalışma genel olarak altı kısımdan oluşmaktadır. Birinci kısımda az sayıda eğitim örneği ile doğru şekilde yüz tanımanın öneminden bahsedilmiştir. İkinci kısımda mevcut yüz tanıma yöntemleri üzerine araştırma yapılmıştır, bu çalışmaların

genel olarak amacı açıklanmıştır. Üçüncü kısımda çalışmada kullandığımız materyaller ve kullanılan yöntemler anlatılmakta, deneysel çalışmalarda verilerimizin kullanımını ile ilgili bilgiler verilmektedir. Dördüncü kısımda çalışmada yaptığımız deneyler ve sonuçları anlatılmakta, deneysel çalışmalardan çıkarımlar yapılmaktadır. Beşinci kısımda çalışmamız ile ulaşılan sonuçlar, karşılaşılan zorluklar ve öneriler anlatılmaktadır. Altıncı bölümde sonuç ve öneriler hakkında fikir sunulmuştur.



BİRİNCİ BÖLÜM

LİTERATÜR ÖZETİ

Yüz tanıma, görüntü işleme alanında en fazla çalışma yapılan konulardan biri olmuştur. Yapılan çalışmaların ana hedefi daha yüksek doğruluk oranları ile yüz tanımayı başarmak olmuştur. Bu çalışmalarda farklı algoritmalar ve yaklaşımlar ortaya koyulmuştur. Yüz tanıma üzerine yapılan çalışmaların sayısı günden güne artmakta olduğu görülmektedir. Fakat literatürde yüz tanıma ile alakalı çok sayıda çalışma olması sebebi ile çalışmada sadece uygulanan metot ile benzerlik gösteren ve literatürde önem arz eden çalışmalar sunulmuştur.

1.1 Literatürde Yapılmış Çalışmalar

Yüz tanıma, görüntü işleme konularından ve gerçek dünya uygulamalarından en çok dikkat çeken ve en zor olanlarından biridir. Yüz tanıma doğruluk oranlarının artırılması için çalışmalar yapılmaktadır. Yüz tanıma doğruluk oranlarını etkileyen çok sayıda dış değişken olduğu bilinmektedir. Bakıldığında yüz tanıma doğruluk oranları gerçek dünya uygulamalarında birçok dış değişkene bağlı olarak düşüş göstermektedir. Bu değişkenlerden bazıları ışık, yüz ifadesi ve yüzün görüntüde tam olarak belli olmamasıdır. Yüz tanıma doğruluk oranlarının artırılması bu değişkenlerden dolayı zor bir işlemdir. Yüz tanıma doğruluk oranını arttırmak için uygulanan yöntemlerden biri Seyrek Gösterime Dayalı Sınıflandırma (SRC) yöntemidir. Seyrek gösterim, görüntü doğrulama alanında literatürde son zamanlarda en fazla çalışılan konulardan biri olmuştur. Literatürde yapılmış çalışmalar da seyrek gösterim yönteminin yüz tanımadaki başarısının yüksek olduğu görülmüştür. Gao, yüz tanıma için çekirdek seyrek gösterim üzerine çalışmıştır [2]. Cheng sınıflandırma için L1 grafiği üzerine çalışmıştır [3]. Yang ve Zhang hesaplama boyutunu düşürmek için önceden öğretilen Gabor sözlüğü kullanmışlardır [4]. Yang, doğru ayırık

kodlama yöntemini uygulamıştır [5]. SRM örüntü sınıflandırmasında iyi performans göstermekte olsa bile hesaplama boyutu çok yüksektir [6]. Bunun ana sebebi L1 formuna bağlı optimizasyon problemini çözme gereksinimidir. Zhang ve arkadaşları SRC'nin çalışma mekanizmasını analiz etmişlerdir [7]. Ayrıca işbirlikçi gösterimi ortaya koymuşlar ancak SRC için önemli rol oynayan L1-norm aralıklılığını belirtmemişlerdir. Bununla beraber temsil temelli birçok sınıflandırma en küçük kare yöntemi ile sunulmuştur [8] [9]. Xu, iki fazlı test örneği seyrek gösterimi kullanmıştır [10]. Zhang ve ark. en küçük kare yöntemi ile işbirlikçi gösterim temelli sınıflandırmayı (CRC-RLS) kullanmışlardır [7]. Ayrıca bu yöntemin oldukça iyi sınıflandırma sonuçları ortaya koyduğunu belirtmişlerdir. Shi L2 normlu seyrek gösterim yöntemlerinin, L1 normlu seyrek gösterim yöntemlerinden yüksek sınıflandırma doğruluğu performansı olduğunu ortaya koymuştur [8]. Ayrıca daha çok sayıda eğitim örneği kullanıldığında daha çok ışık, poz çeşitliliği olacağından sınıflandırmanın yüksek doğrulukta olacağını söylemiştir. Fakat gerçek hayatta biz her nesne için çok fazla eğitim örneğine sahip olamamaktayız. Bunun sebebi yüz tanımda örnek sayısının az olma problemidir. Yeterli olmayan eğitim örnekleri de yüz tanıma engel olmaktadır [11] [12]. Literatürde daha yüksek yüz tanıma sonuçları alabilmek için yeni yüz örnekleri oluşturulduğu görülmektedir. Benzer şekilde Lui arttırılmış bölüm metodunda her nesnenin aynı ışık altında yaratılan yeni görüntüsünü kullanmıştır [13]. Thina, örnekleri sentezlemek için basit geometrik dönüşümler kullanmışlardır [14]. Jung, yeni yüz örnekleri oluştururken mevcut örneklere gürültü eklemiştir [15]. Bir yüz görüntüsünden farklı pozlar ve ışık seviyeleri altında bir kişinin çoklu sanal görüntülerini oluşturmuştur [16]. Doğa bilimlerinde simetri, doğrulama için önemli bir özelliktir. İnsan yüzünün simetrik bir yapıda olması da dikkat çekmektedir. Yüzün simetrisi ile beraber yüzdeki ifade de simetriktir. Bu simetri görüntü işlemede birçok çalışmaya fikir vermiştir. Bundan dolayı yüzün simetrisi hızlıca yüz tanımda önemlidir [17] [18].

İKİNCİ BÖLÜM

MATERYAL VE YÖNTEM

Bu çalışmanın amacı, elimizde bulunan eğitim örneği sayısına karşı yüz tanıma doğruluk oranını tespit etmektir. Ayrıca kullanılan eğitim örneği sayısının kısıtlı olması durumunda yüz tanıma doğruluk oranını arttırmaya çalışmaktır. Çalışmamızda yüz tanıma işlemini gerçekleştirirken, yüzün simetrik yapısından faydalanılmaktadır. Eğitim örneği sayısının yüz tanıma işlemi için yetersiz olduğu durum için yeni simetrik eğitim örnekleri oluşturulmuştur.

Çalışmamızda ORL ve YALE yüz veri tabanlarından yararlanılmıştır. Veri tabanlarındaki yüz görüntüleri ve oluşturulan yeni simetrik yüz örneklerinden yararlanılarak yüz tanıma işlemi gerçekleştirilmiştir. Yüz tanıma işlemi gerçekleştirilirken bazı yöntemlerden yararlanılmıştır. Görüntüler ilk aşamada ayrık dalgacık dönüşümü uygulanarak sıkıştırılmıştır. Ayrık dalgacık dönüşümü uygulanan görüntülerden özellik çıkarmak için daha sonra yerel ikili örüntü yöntemi uygulanmıştır. Örüntüler arasındaki öklid uzaklık farkları hesaplanarak doğruluk oranları tespit edilmiştir.

2.1 Özellik Çıkarma ve Yüz Tanıma Yaklaşımları

Yüz tanıma, sürekli değişen ve farklı yaklaşım ve yöntemlerin geliştiği bir konudur. Bu kısımda çeşitli özellik çıkarma teknikleri ve yaklaşımlarının avantaj ve dezavantajları sunulmuştur. Yüz tanımda farklı yaklaşımlar üç ana grupta sınıflandırılmaktadır. Bu yöntemler bütünsel yaklaşım, özellik tabanlı yaklaşım ve hibrid yaklaşımdır [19].

1. Geometrik Özellik Tabanlı Yaklaşım:

Geometrik özellik tabanlı yaklaşım metodu burun, göz ve onlarla ilgili geometrik yerel özellikleri analiz eder [20]. Bu yaklaşım özellik tabanlı yaklaşım olarak bilinir.

2. Bütünsel Yaklaşım:

Bütünsel yaklaşımda tüm yüz bölgesi sisteme girdi verisi olarak kabul edilir. Bu yaklaşımın altında Öz yüzler, Fisher yüzleri, Destek vektör makinası ve Hidden Markov teknikleri incelenebilir. Bu tekniklerin hepsi temel komponent analizine dayalıdır [21].

3. Hibrid Yaklaşım:

Hibrid yaklaşımda yerel özelliklerin ve tüm özelliklerin kombinasyonu kullanılır. Modüler Öz yüz, Hibrid yerel özellik metotları hibrid yaklaşımlardır. İnsan yüzü, yüz tanımda kilit rol oynamaktadır. Araştırmalar gözlerin, ağzın ve burnun bir birilerine mesafelerinin yüz tanıma için önemli özellikler olduğu tanımlanmıştır [22]. Bazı görüntü işleme tekniklerinde gözler, burun ve ağız özellik çıkarma noktaları olarak seçilmektedir. Bu noktalar uygulamada girdi verileri olarak kullanılmaktadır. Çeşitli yaklaşımlar bu yüz noktalarını veya özelliklerini görüntüden çıkarmak için önerilmiştir. Bu temel yöntemler şunlardır.

2.1.1 Geometrik Tabanlı Yaklaşım

Bu yöntemde özellik görüntülerin önemli bileşenlerinin boyutu ve göreceli konumu kullanılarak çıkarılır. Bu teknikte ilk olarak önemli bileşenin yönü ve kenarları tespit edilir. Daha sonra bu kenarlardan ve yönlerden vektörler oluşturulur. Canny filtresi ve gradient analizi bu yönde uygulanır. İkinci olarak metotlar özellik blokları kullanılarak Adaboost yönteminde [23] Haar benzerlik özellik bloğu seti, gri tonlama dağılımı özelliğe çevrilir. Bu yöntemler önemli ve önemsiz bileşenlerin gri tonlamalarının farkına dayalıdır. Yerel ikili örüntü [24] yönteminde her yüz görüntüsü bloklara sahiptir ve her bloğun merkez pikseli vardır. Ardından bu yöntemde komşu piksellere merkez pikselin gri tonlamasına bağlı olarak 0 veya 1 değeri atanır. Daha sonra her bölge için histogramlar oluşturulur ve daha sonra bu histogramlar yüz görüntüsünün özellik vektörü ile birleştirilir. Kanade [25] tarafından önerilen teknikte buna dahildir [26].

2.1.2 Şablon Tabanlı Yaklaşım

Bu teknik uygun enerji fonksiyonu kullanarak yüz özelliklerini çıkarmaktadır. Yuille ve ark. tarafından yüzlerin bozulabilen şablonlarının özelliklerini saptayan ve tanımlayan yöntemler önerilmiştir [27]. Değişken şablonlarla, örnek olarak göz ile ilgili özellik, parametrelendirilmiş bir şablon ile tanımlanmaktadır. Bu parametrelendirilmiş şablonlar beklenen özelliklerin şekilleri, kullanılan tanımlama işlemi hakkında bilgi sahibi olunmasını sağlamaktadır [27]. Bir enerji fonksiyonu görüntü yoğunluğu, şablonların özellikleri ile uyum içerisindeki görüntünün yoğunluğu kenarlar ve derinlikler olarak tanımlanmaktadır. Bundan sonra şablon eşleştirme görüntü ile yapılmaktadır. Böylece en iyi uyum bulunmaktadır. Tanımlama için son parametre değeri kullanılmaktadır. İlk göz şablonu görüntüde ki gözü algılamak için kullanılmıştır. Daha sonra yüz görüntüsünün çakışan bölgeleri ile göz şablonları arasında bir korelasyon bulunmuştur. Göz bölgesi şablonla maksimum korelasyona sahip olduğu görülmüştür [26].

2.1.3 Görünüm Tabanlı Yaklaşım

Bu yaklaşım görüntüyü iki boyutlu örüntü olarak işlemektedir. Bu yaklaşımdaki “özellik” kavramı gözler ve ağız gibi basit yüz özelliklerinde farklı olmaktadır. Görüntünün karakteri çıkarılırken bu özelliklere başvurulmaktadır. Bu yöntem grubu görüntünün önemli bilgilerini tuttuğu ve gereksiz bilgiyi reddettiğinden yüz özelliklerinin çıkarılmasında en iyi performans gösteren yaklaşım olarak görülmüştür. Özellik vektörü çıkarmak için temel komponent analizi ve bağımsız bileşen analizi gibi yöntemler kullanılır. Temel komponent analizinin [28] ana amacı gözlemlenen değişkenin geniş boyutsallığının bağımsız değişkenlerin daha küçük parçalarının fazla bilgi kaybetmesini önlemektir. Konuşma, görüntü ve pek çok doğal sinyal incelendiğinde süper gauss dağılımları ile kaynakların lineer kombinasyonları daha iyi tanımlandığı görülmüştür. Bu durumda görüntü tabanlı yaklaşım temel komponent analizinde daha iyi sonuç verir. Çünkü;

1. Görünüm tabanlı yaklaşım verilerin olasılık modeli için daha iyidir.
2. Karıştırma matrisi benzersiz olarak tanımlanır.

3. Gerekli ortogonal temel bulur. Gürültü varlığında ışık varyasyonlarının fazla olmasından ve değişken yüz ifadelerinde yerel ikili örüntüden daha iyi sonuç verir.
4. Sadece kovaryans matrise değil verinin üst düzey istatistiklerine de duyarlıdır [29] [26].

2.1.4 Renk Tabanlı Yaklaşım

RGB cilt bölgesi benzeri farklı renk modelleri yardımı ile tespit edilmiştir [30]. Cilt rengi istatistiklerini uyguladıktan sonra elde edilen görüntüye iki işlem uygulanmaktadır. İlk olarak görüntü gri tonlu görüntüye dönüştürülür ve ardından ikilik görüntüye çevrilmektedir. Tüm bunlar renk ve doygunluk değerini ortadan kaldırmak ve yalnızca parlaklığı dikkate almak için yapılmaktadır. Bu parlaklık kısmı yüzün arka planından daha koyu olmasından dolayı bazı eşik değerlerle ikilik görüntüye dönüştürülmektedir. Eşik değer uygulamasından sonra gürültü bazı açma ve kapatma işlemleri uygulanarak kaldırılmaktadır. Sonra gözler, kulaklar, burun yani yüzün özellikleri belirli bir eşik tonu olan ağız bölgesinden koyu olan bölgeler ikili görüntüden çıkarılmaktadır. Üçgen alındıktan sonra yüz bölgesini oluşturan dört köşe noktasının koordinatlarını almak kolaylaşmaktadır [31] [26].

2.2 Yüz Tanıma Yöntemleri

Bu bölümde literatürde yüz tanıma için kullanılan yaklaşımlar, yöntemler, çalışma içinde kullanılan yöntemler ve yüz veri tabanları hakkında bilgi verilmiştir.

2.2.1 Temel Komponent Analizi

Öz yüz tekniği, yüz görüntülerinin temel komponent analizinde kullanılmaktadır. Bu analiz eğitim setinin boyutunu düşürmekte ve yüz tanıma için kritik özelliklerin bulunmasını sağlamaktadır. Öz yüzler ve Öz vektör değerleri yüz tanıma için kullanılmaktadır. Öz yüzler yöntemini Sirovich ve Kirby (1987) geliştirmiştir [32]. Matthew Turk ve Alex Pentland bu yöntemi yüz sınıflandırmasında kullanmışlardır [28]. Bu teknik yüz tanıma teknolojisinde ilk başarılı örnek olarak ele alınmaktadır. Öz vektör, insanların yüzlerinin yüksek

boyutlu vektör uzayının olasılık dağılımının kovaryans matrisinden elde edilmektedir.

$\Gamma_1, \Gamma_2, \Gamma_3, \dots, \Gamma_M$ Görüntüler

$$\Psi = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \Gamma_n \quad \Psi : \text{Ortalama yüz} \quad (\text{Denklem 2.1})$$

$$\Phi_i = \Gamma_i - \Psi \quad (\text{Denklem 2.2})$$

$$C = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \Phi_n \Phi_n^T = AA^T \quad (\text{Denklem 2.3})$$

$$A = [\Phi_1, \Phi_2, \Phi_3, \dots, \Phi_M] \quad (\text{Denklem 2.4})$$

İşlem akışı aşağıdaki şekilde özetlenmiştir.

1. İlk olarak yüz görüntülerinden yüz eğitim seti oluşturulur. Yüz eğitim setlerinden Öz yüzler hesaplanır, yüz uzayı tanımlanır.
2. Yeni bir yüz ile karşılaşıldığında, giren görüntüyü her Öz yüze yansıtılarak M öz yüz ve giren görüntüye bağlı olarak ağırlık değeri hesaplaması yapılır.
3. Görüntünün yüz olup olmadığı yüz uzayı ile doğrulanır.
4. Eğer görüntü yüz ise bilinen yüz veya bilinmeyen yüz olarak etiketlenir.
5. Bilinmeyen yüz veri setine bilinmesi istenen bir yüz olarak eklenmek istenirse karakteristik ağırlık örüntüsü bilinenlerin arasına eklenir.

2.2.2 Seyrek Gösterime Dayalı Sınıflandırma

Eğitim veri setlerindeki bir sınıftan yeni test örneği \mathcal{Y} seçilerek ilk olarak seyreklik hesabı yapılmaktadır. Olasılık \hat{x}_1 içerisinde sıfırdan farklı girdiler nesne sınıfı i 'den A 'nın sütunları ile ilişkili olmakta ve test örneği de bu sınıfa eklenmektedir. Ancak, gürültü ve modelleme hatası birden çok nesne sınıfı ile ilgili sıfırdan büyük girdilere sebep olmaktadır. Küresel seyrek gösterime bağlı olarak, bu durumu çözmek adına yeni sınıflandırıcı oluşturulabilir. Benzer şekilde \hat{x}_1 (Denklem 2.5) ve (Denklem 2.6)'nın içindeki en büyük tek nesne sınıfı \mathcal{Y} 'ye atılmaktadır.

Ancak bu yöntem yüz tanımada görüntüler ile alakalı alt uzay yapısını kullanmamaktadır. Lineer yapıya benzer daha iyi bir kullanım her nesnenin üretilen \mathcal{Y} 'yi tüm araştırma örnekleri ile ilişkili katsayılarına göre sınıflandırmaktadır.

$$(l^1) : \hat{x}_1 = \arg \min \|x\|_1 \quad A_x = \mathcal{Y} \quad (\text{Denklem 2.5})$$

$$(l^1_s) : \hat{x}_1 = \arg \min \|x\|_1 \quad \|A_x - \mathcal{Y}\|_2 < \varepsilon \quad (\text{Denklem 2.6})$$

Her i sınıfı için, $\delta_i : R^n \rightarrow R^n$ i . sınıf ile ilişkili katsayıları seçen karakteristik fonksiyon olsun. Çünkü $x \in R^n$, $\delta_i(x) \in R^n$ x sınıfı içerisinde girdiler i sınıfı ile ilişkili sadece sıfırlardan oluşmayan girdilere sahip bir vektördür. Yalnız i . sınıf ile ilişkili katsayı kullanıldığında \mathcal{Y} 'yi $\hat{\mathcal{Y}} = A\delta_i(\hat{x}_1)$ olarak ele alınmaktadır.

\mathcal{Y} 'yi, \mathcal{Y} ve $\hat{\mathcal{Y}}$ arasındaki farkı en küçük duruma getiren nesne sınıfına atayarak bu yaklaşımlarla sınıflandırılmaktadır.

$$\min_i ri(\mathcal{Y}) = \left\| \mathcal{Y} - A\delta_i(\hat{x}_1) \right\|_2 \quad (\text{Denklem 2.7})$$

Lineer programlamaya dayalı [33] ve [34] için λ_1 norm via'yı, primal-ikili algoritma ile minimize edilmektedir.

SRC Metodu Algoritması:

1. Girdi: Eğitim örnekleri matrisi $A = [A_1, A_2, \dots, A_k] \in R^{m \times n}$ k sınıfları için, test örneği $\mathcal{Y} \in R^m$, (ve isteğe bağlı hata toleransı $\varepsilon > 0$)
2. λ^2 -norm'a ulaşmak için A 'nın sütunlarını normalize edilir.
3. λ^1 -minimizasyon problemini çözülür.

$$\hat{x}_1 = \arg \min_x \|x\|_1 \quad Ax = \mathcal{Y} \text{ dir.} \quad (\text{Denklem 2.8})$$

Alternatif çözüm;

$$\hat{x}_1 = \arg \min_x \|x\|_1 \quad \|A_x - \mathcal{Y}\|_2 \leq \varepsilon, \text{ye bağlı olur.} \quad (\text{Denklem 2.9})$$

4. Fark hesabı $r_i(\mathcal{Y}) = \left\| \mathcal{Y} - A\delta_i(\hat{x}_1) \right\|_2 \quad i = 1, \dots, k$
5. Çıktı benzerlik $(\mathcal{Y}) = \arg \min_i r_i(\mathcal{Y})$

2.2.3 İşbirlikçi Gösterime Dayalı Sınıflandırma

Her görüntü boyutunun $w \times h$ olduğu ve $m = w \times h$, R^m uzayında bir nokta olduğu varsayılmaktadır. C sınıfları ve her n_k eğitim örneği sınıfı için bizim N tane eğitim örneğimiz olduğu düşünülürse, $A_k = [a_{k,1}, \dots, a_{k,n_k}] \in R^{m \times n_k}$, burada m örneklerin boyutunu temsil etmektedir. k . sınıftan $y \in R^m$ herhangi bir test örneği tüm örneklerin doğrusal kombinasyonunu temsil etmektedir.

$$y = \alpha_{1,1}x_{1,1} + \alpha_{1,2}x_{1,2} + \dots + \alpha_{c,c}x_{c,c} \quad (\text{Denklem 2.10})$$

Burada; $x_{i,j} \in R$, $i = 1, 2, \dots, c$, $j = 1, 2, \dots, n_c$. $X_i = [x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,n_i}]$ olduğu varsayılmaktadır. Tüm C nesnelere N tane eğitim örneğinin birleşimine benzer şekilde tüm araştırma verileri için yeni bir A matrisi tanımlanmaktadır.

$$A = [A_1, A_2, \dots, A_c] \quad (\text{Denklem 2.11})$$

$$= [a_{1,1}, a_{1,2}, \dots, a_{c,n_c}] \in R^{m \times n}$$

Burada $n = n_1 + n_2 + \dots + n_c$. Bu durumda y 'nin doğrusal gösterimi tüm eğitim örnekleri ile aşağıdaki gibi yazılabilmektedir.

$$y = AX \quad (\text{Denklem 2.12})$$

$$\text{Burada } X = [X_1, X_2, \dots, X_c]$$

Bu yüzden iş birliği ile belirtme test örneği y tüm hesaplama kolaylığı ile tüm eğitim örneklerini kullanılarak aşağıdaki fonksiyon elde edilebilmektedir.

$$\left(\hat{X} \right) = \arg \min_x \left\{ \|y - A \times X\|_2^2 + \lambda \|X\|_2^2 \right\} \quad (\text{Denklem 2.13})$$

Burada λ düzenleme parametresidir. Düzenleme parametresinin etkileri ilk olarak en küçük kare yönteminin çözümünü kararlı hale getirmektedir. İkincisi ise \hat{X}

'in çözümü için kesin seyreklik değerini sağlamaktadır. X (Denklem 2.11) kullanılarak hesaplanmaktadır.

$$\hat{X} = (A^T A + \lambda I)^{-1} A^T y \quad (\text{Denklem 2.14})$$

Burada bir nitelik matrisi ifade edilmektedir. Biz her sınıfa sunulan test örneği katkısının toplamını hesaplarız ve test örneğini sınıflandırabilmek için bu toplamı kullanırız. Yani biz i . sınıftan eğitim örneklerinin katkısının değerine ulaşabilmek için aşağıdaki denklemi kullanırız.

$$con_i = \frac{\|y - A_i \times \hat{X}_i\|_2}{\|\hat{X}_i\|_2} \quad (\text{Denklem 2.15})$$

En küçük sapma con_i test örneklerinde temsil edilen en büyük katkı anlamına

gelmektedir. Eğer $h = \arg \min_i con_i$ ise, test örneği y h . sınıfına atanır.

CRC'nin ana adımları aşağıdaki gibidir.

1. Test örneği y olarak belirtilir. $y = (y/\|y\|)$ ve $a_{k,i} = (a_{k,i}/\|a_{k,i}\|)$ ($1 \leq i \leq n$) test örneği ve eğitim örneklerini birim vektörün içine dönüştürmede kullanılır.

2. L2-küçültme probleminin çözümü:

$$X = \arg \min \|x\|_1, \text{ e bağlı } y = AX \quad (\text{Denklem 2.16})$$

3. Düzenlenmiş artanların hesaplamak için (Denklem 2.15) kullanılır.

4. y 'nin benzerlik çıktısı aşağıdaki gibidir.

$$Benzerlik(y) = \arg \min_i \{con_i\}$$

2.3 Yüz Veri Tabanları

Çalışmada ORL ve YALE yüz veri tabanlarından yararlanılmıştır. Yüz tabanların özellikleri ve çalışmada kullanım şekli bu bölümde bahsedilmiştir.

2.3.1 ORL (Olivetti Research Laboratory) Veri Tabanı

ORL veri tabanı 40 bireyin 10 görüntüsünün bulunduğu 400 görüntüden oluşmaktadır [35]. ORL veri tabanı bireylerin farklı zamanlarda, farklı ışık seviyelerinde ve farklı açılardan kayıt edilmiş görüntülerinden oluşturulmuştur. ORL yüz veri tabanında kişilerin farklı yüz ifadelerini (gülen, sinirli, gözün açık olduğu, gözün kapalı olduğu, gözlüklü, gözlüksüz) içermektedir. ORL veri tabanındaki yüz görüntüleri 56×46 boyutunda ve gri tonludur.

ORL veri tabanında çalışılırken her bireyin 10 görüntüsünden 1 taneden 9 taneye kadar görüntüsü rastgele seçilmiştir. Bu görüntüler eğitim örneği olarak kullanılmıştır. Eğitim örnekleri seçildikten sonra geriye kalan görüntüler ise test örneği olarak kullanılmıştır. ORL veri tabanından bir bireyin görüntüsü Şekil 2.1'de verilmiştir. ORL veri tabanından bir bireyin tüm görüntüleri Şekil 2.2'de verilmiştir.



Şekil 2.1: ORL veri tabanında bir bireyin görüntüsü.



Şekil 2.2: ORL veri tabanından bir bireyin tüm görüntüleri.

2.3.2 YALE Veri Tabanı

YALE yüz veri tabanı 15 bireyin 165 görüntüsünden oluşmaktadır. YALE yüz veri tabanında her bireyin farklı ışık seviyesinde ve farklı yüz ifadesinde Şekil 2.4'de görüldüğü gibi 11 adet görüntüsünden oluşmaktadır. YALE veri tabanındaki yüz görüntüleri 243×320 boyutunda ve gri tonludur. Fakat bu görüntüler Şekil 2.3'de görüldüğü gibi 50×40 olarak yeniden boyutlandırılmıştır.

YALE veri tabanında çalışılırken bireylerin 1 taneden 10 taneye kadar rastgele seçilen görüntüleri eğitim örneği olarak kullanılmıştır. Bireylerin eğitim örneği olarak seçilen görüntüleri dışındaki görüntüleri ise test örneği olarak kullanılmıştır.



Şekil 2.3: YALE veri tabanında bir bireyin görüntüsü.



Şekil 2.4: YALE veri tabanından bir bireyin tüm görüntüleri.

2.4 Görüntü Sıkıştırma Yöntemleri

Yüz tanıma işleminde özelliklerin görüntü içerisinden çıkarılması için sıkıştırma yöntemlerinden yararlanılmaktadır. Bu bölümde literatürde kullanılan sıkıştırma yöntemlerinden bahsedilmektedir.

2.4.1 Ayrık Fourier Dönüşümü

Ayrık fourier dönüşümü kullanılarak her bir piksel değerine ait frekans komponent değeri elde edilmektedir. Orijinal $M \times N$ boyutlu $f(x, y)$ ile gösterilen görüntünün dönüşüm görüntüsü denklemi aşağıda verilmiştir.

$$F(u, v) = \frac{1}{\sqrt{MN}} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) e^{-j2\pi\left(\frac{ux}{M} + \frac{vy}{N}\right)} \quad (\text{Denklem 2.17})$$

Burada u 0'dan $M-1$ 'e ve v 0'dan $N-1$ 'e kadardır. Benzer şekilde ters ayrık fourier dönüşümü dönüştürülmüş görüntüden piksel değerinin bulunmasında kullanılır.

$$f(x, y) = \frac{1}{\sqrt{MN}} \sum_{u=0}^{M-1} \sum_{v=0}^{N-1} F(u, v) e^{j2\pi\left(\frac{ux}{M} + \frac{vy}{N}\right)} \quad (\text{Denklem 2.18})$$

Yukarıda belirtilen eşitliğin algoritması aşağıdaki şekildedir.

Algoritma:

1. $M \times N$ görüntü alınır.
2. Saklı veriler bit bit okunur.
3. Ayrık fourier dönüşümü görüntüye uygulanır.
4. Ayrık fourier dönüşümünün sanal ve reel katsayıları ayrılır.
5. Saklı veriler ayrık fourier dönüşümünün katsayılarının gerçek kısmına gömülür.
6. Stego görüntüsünü (C') elde etmek için katsayılara ters ayrık dalgacık dönüşümü uygulanır.

Çıkarım Algoritması:

1. Stego görüntüye (C') ulaşılır.
2. (C') 'ye ayrık fourier dönüşümü uygulanır.
3. Ayrık fourier dönüşümü katsayılarının reel ve sanal kısımları ayrılır.
4. Ayrık fourier dönüşümü katsayılarının reel kısmından saklı mesaj (s) çıkarılır.

2.4.2 Ayrık Kosinüs Dönüşümü

İki boyutlu ayrık kosinüs dönüşümü aşağıdaki eşitlikle belirtilmektedir.

$$B_{p,q} = \alpha_p \alpha_q \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} A_{m,n} \cos \frac{\pi(2m+1)p}{2M} \cdot \cos \frac{\pi(2n+1)q}{2N} \quad (\text{Denklem 2.19})$$

$$0 \leq p \leq M-1, \quad 0 \leq q \leq N-1$$

Burada $A_{m,n}$ $M \times N$ boyutlu görüntü $B_{p,q}$ dönüştürülmüş katsayı

$$\alpha_p = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{M}} & p = 0 \\ \sqrt{\frac{2}{M}} & 1 \leq p \leq M-1 \end{cases} \quad (\text{Denklem 2.20})$$

ve

$$\alpha_q = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{N}} & q = 0 \\ \sqrt{\frac{2}{N}} & 1 \leq q \leq N-1 \end{cases} \quad (\text{Denklem 2.21})$$

Ters iki boyutlu ayrık kosinüs dönüşümü aşağıdaki şekilde tanımlanabilir.

$$A_{m,n} = \sum_{p=0}^{M-1} \sum_{q=0}^{N-1} \alpha_p \alpha_q B_{p,q} \cos \frac{\pi(2m+1)p}{2M} \cos \frac{\pi(2n+1)q}{2N} \quad (\text{Denklem 2.22})$$

$$0 \leq m \leq M-1, \quad 0 \leq n \leq N-1$$

Ayrık kosinüs dönüşümü aşağıdaki şekilde tanımlanabilir.

Algoritma:

1. Tüm görüntü 8×8 (B_i) bloğa bölünür. i 'inci bloğu temsil eder.

2. Her bloğa ayrık kosinüs dönüşümü katsayılarını elde etmek için iki boyutlu ayrık kosinüs dönüşümü uygulanır. (Her blokta 1 DC ve 63 AC katsayı içerebilir.)
3. 2 AC katsayı lokasyonu (u_1, v_1) ve (u_2, v_2) göz önüne alınır. (Bu önlemler özellik çıkarma için anahtar rol oynamaktadır.)
4. Gizli veri bit bit okunur (m_i) burada i 'inci saklı bilgidir.

5. Örnek;

Eğer $m_i = 0$ ve $B_i(u_1, v_1) > B_i(u_2, v_2)$ olduğunda $B_i(u_1, v_1)$ ve $B_i(u_2, v_2)$ değişir. Değilse $m_i = 1$ ve $B_i(u_1, v_1) < B_i(u_2, v_2)$ olduğunda $B_i(u_1, v_1)$ ve $B_i(u_2, v_2)$ dir.

6. Orijinal bloğu elde edebilmek için bloğa ters ayrık kosinüs dönüşümü uygulanır.
7. 3. adım ve 6. adım tüm bloklar için tekrar edilebilir.
8. Stego görüntüsü oluşturulur.

Çıkarım Algoritması:

1. Tüm stego görüntüsünü 8×8 (B_i) bloklara bölünür.
2. Ayrık kosinüs dönüşümü katsayıları elde edebilmek için iki boyutlu ayrık kosinüs dönüşümü her bloğa uygulanır.
3. AC katsayı lokasyonları (u_1, v_1) ve (u_2, v_2) anahtar rolü almaktadır.
4. $B_i(u_1, v_1) > B_i(u_2, v_2)$ olduğu zaman saklı veri "1" olur. Değilse "0" olur.
5. 3. adım ve 4. adım bütün gizli bilgileri elde edebilmek için tekrar edilir.

2.4.3. Tam Sayı Dalgacık Dönüşümü

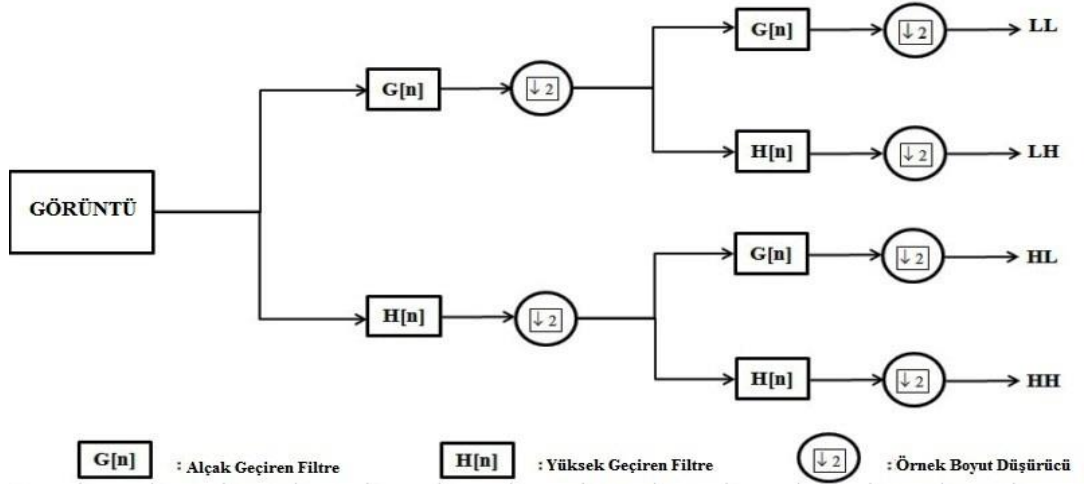
Dalgacık dönüşümünün kullanılması bilgi gizleme sisteminin kapasitesini ve zorluğunu ele almaktadır. Haar dalgacık dönüşümü tüm dalgacık dönüşümlerinin en temelidir. Ayrık dalgacık dönüşümü kayan noktalı sayılar için katsayılar üretmektedir. Bu işlenmiş katsayılar ile gerçek zamanlı sistemin karmaşıklığı yüksek olmaktadır. Bu karmaşıklık tam sayı dalgacık dönüşümü ile tam sayı katsayıları üretilerek azaltılabilir. Tam sayı dalgacık dönüşümü yükseltme şeması ile elde edilmektedir. Yükseltme şeması, bilgi kaybetmeden ayrık dalgacık dönüşümü katsayılarını sabit katsayılara dönüştüren bir tekniktir. Bu teknikte düşük frekanslı dalgacık katsayıları iki piksel değerinin ortalaması alınarak üretilmektedir. Yüksek

frekanslı katsayılar aynı pikselin farkının yarısı alınarak üretilmektedir. Elde edilen dört bant LL1, LH1, HL1 ve HH1'dir. LL1 bandına düşük frekanslı dalgacık katsayılarında oluşan yaklaşım ismi verilmektedir. Ayrıca uzamsal alan görüntüsünün önemli bir bölümünü içermektedir. Diğer bantlar yüksek frekanslı katsayılarda oluşan ve uzamsal alan görüntüsünün kenar detaylarını içeren detay bantlar olarak isimlendirilmektedir. Tam sayı dalgacık dönüşümü formülü Calderbank'ın (1998) çalışmasında ve Michael David Adams'ın (2002) çalışmasında mevcuttur.

2.4.4 2 Boyutlu Ayrık Dalgacık Dönüşümü

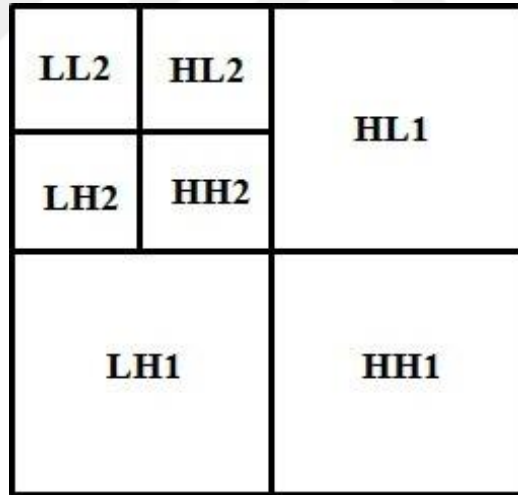
Ayrık dalgacık dönüşümü görüntülerin sınıflandırılmasında ve görüntülerden özellik çıkarmak için kullanılmaktadır. Ayrık dalgacık dönüşümü Malat tarafından ortaya koyulmuştur [36]. İki boyutlu ayrık dalgacık dönüşümü iki aşamalı işlemden oluşmaktadır. Ayrık dalgacık dönüşümü diğer matematiksel dönüşümlerin aksine işlenen sinyallerin zaman ve frekans domenindeki yerinin tespit edilmesini sağlamaktadır. İki boyutlu ayrık dalgacık dönüşümünün birinci aşamasında iki adet filtre ve iki adet düşürücü örnekleyci bulunmaktadır. İkinci aşama ise dört alt filtreden ve dört düşürücü örnekleyciden oluşmaktadır. Bu işlemlerde iki farklı filtre kullanılmaktadır. Bu filtreler alçak geçiren filtre ve yüksek geçiren filtre olarak isimlendirilmektedir.

Ayrık dalgacık dönüşümü işlemi uygulanan (Şekil 2.7, Şekil 2.10)'de görülen $(m \times n)$ boyutlarında görüntüler birinci işlem aşamasında alçak geçiren filtre (Şekil 2.8, Şekil 2.11) veya yüksek geçiren filtreden geçmektedir. Filtrelerde işlem yapılan görüntüler düşürücü örnekleyci ile $(m \times \frac{n}{2})$ boyutuna getirilmektedir. İkinci işlem aşamasında, birinci işlem aşama çıktısı olan $(m \times \frac{n}{2})$ boyutlu görüntü düşürücü örnekleyci ile $(\frac{m}{2} \times \frac{n}{2})$ boyutuna getirilmektedir. Bu işlem Şekil 2.5'de gösterilmiştir.



Şekil 2.5: Ayrık dalgacık dönüşümü işlem akış şeması.

Ayrık dalgacık dönüşümünün ikinci işlem aşaması sonucunda dört adet işlem çıktısı oluşmaktadır. LH, HL, HH çıktıları Şekil 2.6’da görüldüğü gibi detay sırası yatay, dikey ve ortogonal yönlüdürler. (Şekil 2.9, Şekil 2.12)’de görülen LL çıktısı ise sonraki aşamalarda kullanmak için yaklaşım görüntüsüdür.



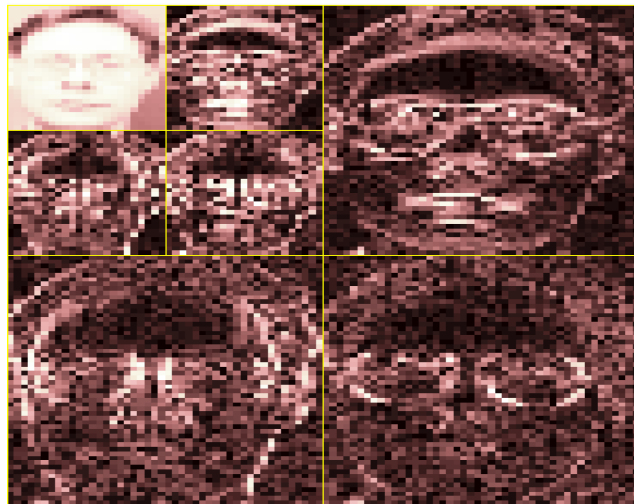
Şekil 2.6: İki boyutlu ayrık dalgacık dönüşümü işlem çıktıları.



Şekil 2.7: ORL veri tabanından bir görüntünün dalgacık dönüşümü uygulanmadan önceki görüntüsü.



Şekil 2.8: ORL veri tabanından bir görüntünün iki alçak geçiren filtreden geçtikten sonra ortaya çıkan görüntüsü.



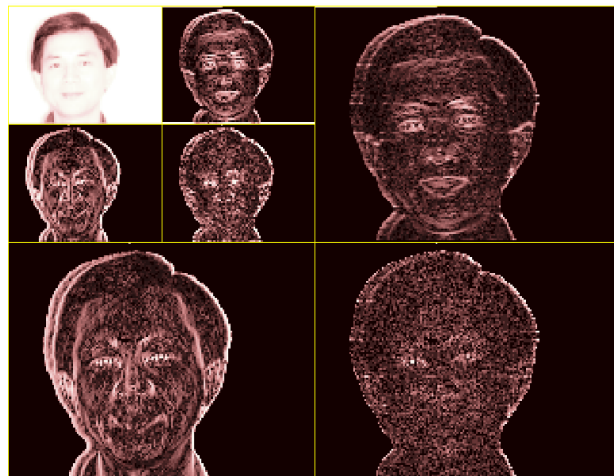
Şekil 2.9: ORL Veri tabanından bir görüntünün ayrık dalgacık dönüşümü sonrası işlem çıktıları.



Şekil 2.10: YALE veri tabanından bir görüntünün dalgacık dönüşümü uygulanmadan önceki görüntüsü.



Şekil 2.11: YALE veri tabanından bir görüntünün iki alçak geçiren filtreden geçtikten sonra ortaya çıkan görüntüsü.



Şekil 2.12: YALE veri tabanından bir görüntünün ayrık dalgacık dönüşümü sonrası işlem çıktıları.

2.5 Özellik Çıkarım Yöntemleri

2.5.1 Merkezi İkili Örüntü

Merkezi ikili örüntü, Fu ve Wei (2008) tarafından sunulmuş olup çevredeki komşu piksel çiftlerini karşılaştırmaktadır. Bu işlem içinde merkez piksel seçilmektedir. Merkezi ikili örüntü aşağıdaki eşitlik ile hesaplanmaktadır.

$$Mİİ (P,R) = \sum_{p=0}^{(P/2)-1} s(q_p - q_{p+(p/2)})2^p + s(q_c - \frac{1}{p+1}(\sum_{p=0}^{p-1} q_p + q_c))2^{p/2} \quad (\text{Denklem 2.23})$$

Burada $|x| \geq \tau$ ise $s(x) = 1$, dir. Değilse 0'dır. τ eşik değeri sabitidir.

2.5.2 Tamamlanan Yerel İkili Örüntü

Tamamlanan yerel ikili örüntü Guo, Zhang ve Zhang tarafından ortaya koyulmuştur. Merkez piksel q_c ve d uzaklığındaki bazı q_p komşu piksellerin hem işaret hem de genlik bilgileri kullanılmaktadır. Klasik yerel ikili örüntü işleminde sadece d işaret bileşeni kullanılmaktadır. Eğer $d_p = q_p - q_c$ ise s_p işareti yerel ikili örüntü eşitliğindeki gibi olmaktadır. $d_p \geq 0$ ise $s_p(d_p) = 1$, dir. Değilse 0'dır. Tamamlanan yerel ikili örüntü d_p 'nin m_p değerini kullanmaktadır. Burada $m_p = |d_p|$ ek ayırma gücü olmakta ve tamamlanan yerel ikili örüntü ayrıca merkez piksel q_c 'nin etkisini göz önüne almaktadır. Böylece tamamlanan yerel ikili örüntü için üç operatör tanımlanmaktadır. Tamamlanan yerel ikili örüntü_S farkın işaret komponentini, tamamlanan yerel ikili örüntü_C merkez pikselin etkisinin göz önüne alınmasıdır.

Tamamlanan yerel ikili örüntü_S, konvansiyonel yerel ikili örüntü $s(x)$ işaret operatörüdür. Tamamlanan yerel ikili örüntü_M ise aşağıdaki eşitlik ile hesaplanmaktadır.

$$TYİY_{M_p,R} = \sum_{p=0}^{P-1} t(m_p, c)2^p \quad (\text{Denklem 2.24})$$

Burada $x \geq 0$ ise $t(x) = 1$, dir. Değilse 0'dır. Eşitlikte verilen c değeri ise bir piksel ile komşu pikselin arasındaki farkların mutlak değerinin ortalamasıdır.

Tamamlanan yerel ikili örüntü C 'de aşağıdaki eşitlik ile hesaplanmaktadır.

$$TYİP_{C_p, R} = t(q_p - \tau_1) \quad (\text{Denklem 2.25})$$

Burada $t(x)$ bir üste verilen denklemde tanımlanmıştır. τ_1 girdi görüntüsünün ortalama gri tonudur. Bu üç operatör daha sonra tamamlanan yerel ikili örüntü özellik haritasını oluşturmak için birleştirilmektedir.

2.5.3 Üç Parça Yerel İkili Örüntü Ve Dört Parça Yerel İkili Örüntü

Üç ve dört parça yerel ikili örüntü ilk olarak Wolf, Hassner ve Taigman (2008) tarafından sunulmuştur. Her piksel değerine bir bit kodu üretmek için üç veya dört parçanın değerini karşılaştırmaktadır. Üç parça yerel ikili örüntü görüntünün içindeki her q pikseli için, $w \times w$ piksel boyutundaki bir C parçası q etrafında ortalanır. Bununla beraber r yarıçaplı C halkası etrafında S parçası uniform olarak dağılmıştır. Çember yarıçapı boyunca bulunan α parça çiftleri karşılaştırılır ve sonuç kodu her piksel S bitlerine sahip olmaktadır.

Üç parça yerel ikili örüntü işlemi aşağıdaki eşitlik ile hesaplanmaktadır.

$$\ddot{U}PYİP_{r, S, w, \alpha}(p) = \sum_i^S f(d(C_i, C_p) - d(C_{i+\alpha \bmod S}, C_p))2^i \quad (\text{Denklem 2.26})$$

Burada C_p ortadaki parça, C_i ve $C_{i+\alpha \bmod S}$ halka boyunca iki parçadır, $d(\cdot, \cdot)$ bir mesafe ölçüsü ve $f(x) = 1$ ise $f(x) = 1$, dir. Değilse 0'dır. τ değeri sıfırdan biraz büyük olarak seçilmektedir. Dört parça yerel ikili örüntü de r_1 ve r_2 halkaları görüntünün bütün pikselleri için göz önüne alındığında ve $w \times w$ boyutunda S parçaları her bir halkanın etrafına eşit olarak yayılmaktadır. Her halkadaki iki merkez, simetrik parça α parçalarla karşılaştırılır. Kod her bir halkanın en yakınındaki parça çiftine göre tanımlanır. Dört parça yerel ikili örüntü aşağıdaki eşitlik ile hesaplanmaktadır.

$$DPYİP_{r_1, r_2, w, \alpha}(p) = \sum_i^{S/2} f(d(C_{1,i}, C_{2,i+\alpha \bmod S}) - d(C_{1,i+S/2}, C_{2,i+S/2+\alpha \bmod S}))2^i \quad (\text{Denklem 2.27})$$

Üç ve dört parça yerel ikili örüntü de görüntü daha sonra kesişmeyen şekilde bölünür ve her bölge için histogram hesaplanmaktadır. Histogramlar birim uzunluğa göre normalize edilir ve tek vektörde birleştirilir.

2.5.4 Belirsiz Yerel İkili Örüntü

Belirsiz yerel ikili örüntü Iakovidis, Keramidis ve Marouhis (2008) tarafından sunulmuştur. Belirsiz yerel ikili örüntü bulanık kurallar kümesi kullanarak yerel ikili örüntü içerisine bulanık mantığı eklemektedir.

Merkezi q_c çapı R olan çember boyunca P etrafında komşuluklar verildiğinde belirsiz yerel ikili örüntüde iki kural uygulanmaktadır. $d_p = q_p - q_c$ 'nin konvansiyonel yerel ikili örüntüsündeki fark göz önüne alındığında kural 0 d_p çok negatif olduğunda, d_p 'nin işareti=0 olur. Kural 1 d_p çok pozitif olduğunda, d_p 'nin işareti=1 olur. İki aitlik fonksiyonu μ_0 ve μ_1 bu kurallarla belirtilir.

μ_0 'yi d_p negatif d_p 'nin işareti=0, μ_0 azalan fonksiyonu aşağıdaki şekilde tanımlanır.

$$\mu_0(p) = \begin{cases} 0 & dp \geq F \text{ ise} \\ (F-dp)/2F & -F < dp < F \text{ ise} \\ 1 & dp \leq -F \text{ ise} \end{cases} \quad (\text{Denklem 2.28})$$

μ_1 d_p pozitif d_p 'nin işaretini=1, μ_1 aşağıdaki şekilde tanımlanır.

$$\mu_1(p) = \begin{cases} 0 & dp \geq F \text{ ise} \\ (F+dp)/2F & -F < dp < F \text{ ise} \\ 1 & dp \leq -F \text{ ise} \end{cases} \quad (\text{Denklem 2.29})$$

Burada μ_0 ve μ_1 'in içerisindeki F bulanıklığın derecesini kontrol eder. Belirsiz yerel ikili örüntü kullanan bir metine bağlı μ_0 ve μ_1 sunulur.

2.5.5 Yerel Türev Örüntüsü

Yerel ikili örüntü, yönsüz birinci derece yerel örüntü operatörü olarak düşünülmektedir. Yerel türev örüntüsünü Zhang, Gao, Zhao ve Liu (2010) ortaya koymuşlardır. Yerel türev örüntüsü yüksek dereceli türevleri dikkate alan yerel örüntü operatörüdür. İkinci mertebeden türevler, yerel komşular arasında türev yön değişikliğinde dönüş noktasını kodlamaktadır. N. Sıra türevi detaylı yön bilgilerini yakalamaktadır.

Verilen görüntü 3×3 I görüntüsü, yerel ikili örüntü $f(\cdot; \cdot)$ eşik değer fonksiyonu ile tanımlanabilir ve aşağıdaki şekilde formüle edilebilir.: $f(I(Q_0),$

$$I(Q_i)) = 1 \text{ if } I(Q_0) - I(Q_i) \geq \tau \text{ değilse } 0 \text{ 'dır.}$$

Burada $i = 1, 2, \dots, 8$

$I(Q)$ görüntüsü $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$ ve 135° dereceleri boyunca birinci türevleri $I' \alpha(Q)$ olacaktır, Burada $\alpha = 0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$ ve 135° 'dir. Birinci dereceden türevler $Q = Q_0$ 'da $I' \alpha(Q_0) = I(Q_0) - (Q_i)$ 'dir. İkinci derece türev α yönünde (Yerel türev örüntüsü α) $Q_0, Q = Q_0$ 'da aşağıdaki şekilde tanımlanır.

$$YT\ddot{O}^2 \alpha(Q_0) = (f(I'_{\alpha}(Q_0), I'_{\alpha}(Q_1)), (f(I'_{\alpha}(Q_0), I'_{\alpha}(Q_2))), \dots, (f(I'_{\alpha}(Q_0), I'_{\alpha}(Q_8)))$$

Burada $f(\cdot; \cdot)$ komşu piksellerde iki türev yönünün birleşimi aşağıdaki şekilde tanımlanır.

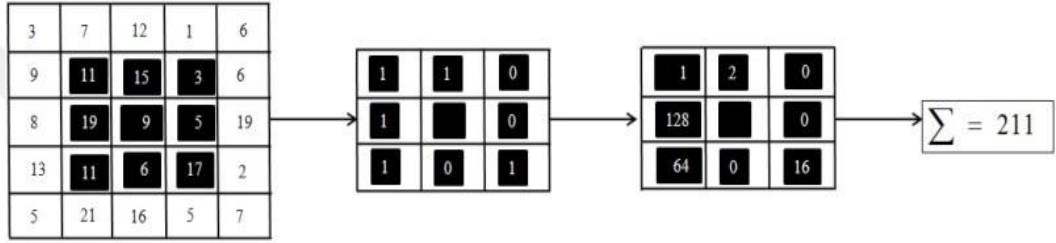
$$I'_{\alpha}(Q_i) I'_{\alpha}(Q_0) > \tau, f(I'_{\alpha}(Q_0), I'_{\alpha}(Q_i)) = 0 \quad \text{(Denklem 2.30)}$$

Değilse 1 'dir. Burada $i = 1, 2, \dots, 8$ ve $\tau = 0$ 'dır.

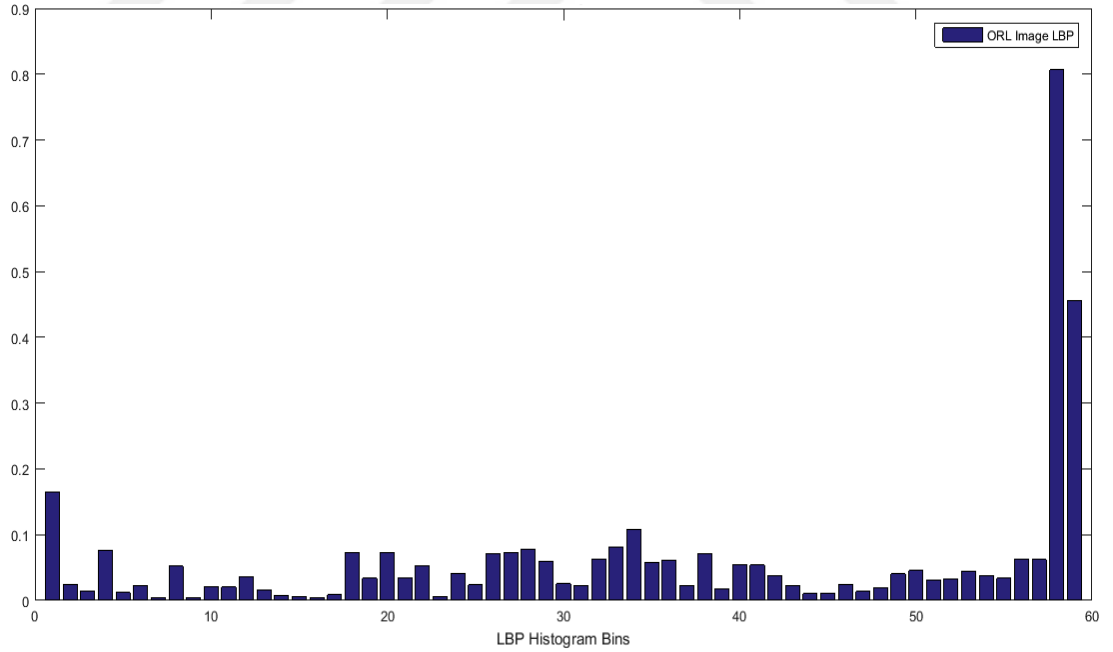
2.5.6 Yerel İkili Örüntü

Yerel ikili örüntü işlemini ilk olarak yapı sınıflandırmasında Timo Ojala kullanmıştır [37]. Yerel ikili örüntü işlemi yüz tanıma, nesne tespit etme konularında

birçok yönden avantajlı bir yöntemdir. Örneğin; yerel ikili örüntü işlemi merkez ve komşularından oluşan 3×3 boyutunda görüntünün piksellerine uygulandığında, merkez piksel komşu piksellerden küçük olursa komşu piksele 1 rakamı atanmaktadır. Ancak merkez pikselin komşu pikselden büyük olması durumunda komşu piksele 0 rakamı atanmaktadır. Komşu piksellere atanan 1 ve 0 rakamları yönlü bir sırada ikilik sayı tabanında yazılmaktadır. İkilik sayı sisteminde 1 ve 0 rakamlarından oluşan sayı onluk sayı tabanına çevrildiğinde katsayı (Şekil 2.13) değeri bulunmaktadır. Bu işlem görüntünün tümüne uygulandığında görüntünün örüntüsü (Şekil 2.14) bulunmaktadır.



Şekil 2.13: Yerel ikili yöntemi işlem akış şeması.



Şekil 2.14: ORL veri tabanından bir görüntünün yerel ikili örüntü histogramı.

2.6 Simetri Metodu

ORL ve YALE yüz veri tabanlarından (Şekil 2.15, Şekil 2.16) yararlanılarak yeni simetrik yüz görüntüleri oluşturulmuştur. Yeni oluşturulan simetrik görüntüler, veri tabanlarındaki orijinal görüntülerin simetrisi alınarak oluşturulmuştur. Bu görüntüler orijinal görüntülerin sağ simetrisi ve sol simetrisinden üretilmiştir.

Orijinal $m \times n$ boyutlarındaki bir eğitim örneğinden simetrik eğitim örneği oluşturulurken ilk olarak görüntü tam orta noktasından kesilmektedir. Görüntülerin sol bölümleri Şekil 2.17 ve Şekil 2.18’de, sağ bölümleri ise Şekil 2.19 ve Şekil 2.20’de görülmektedir.



Şekil 2.15: ORL veri tabanından bireylerin görüntüleri.



Şekil 2.16: YALE veri tabanından bireylerin görüntüleri.

$$G_{sol} = \left[0 : m; 0 : \left(\frac{n}{2}\right) \right]$$

(Denklem 2.31)



Şekil 2.17: ORL veri tabanından bir görüntünün sol bölümü.



Şekil 2.18: YALE veri tabanından bir görüntünün sol bölümü.

$$G_{sağ} = \left[0 : m; \left(\frac{n}{2} + 1 \right) : n \right]$$

(Denklem 2.32)



Şekil 2.19: ORL veri tabanından bir görüntünün sağ bölümü.



Şekil 2.20: YALE veri tabanından bir görüntünün sağ bölümü.

Orijinal eğitim örneklerine uygulanan kesme işlemi sonrasında aynalama işlemi uygulanmıştır. Aynalama işlemi sonrasında sol simetrik örneklerin görüntüleri Şekil 2.21, Şekil 2.22, Şekil 2.23 ve Şekil 2.24’de verilmiştir. Sağ simetrik örneklerin görüntüleri ise Şekil 2.25, Şekil 2.26, Şekil 2.27 ve Şekil 2.28’de verilmiştir.

$$G_{sol}' = \left[0 : m; \left(\frac{n}{2}\right) : 0 \right]$$

(Denklem 2.33)



Şekil 2.21: ORL veri tabanından bir görüntünün sol simetrik görünümü.



Şekil 2.22: ORL veri tabanından görüntülerin sol simetrik görünümü.



Şekil 2.23: YALE veri tabanından bir görüntünün sol simetrik görünümü.



Şekil 2.24: YALE veri tabanından görüntülerin sol simetrik görünümü.

$$G_{sağ}' = \left[0 : m; n : \left(\frac{n}{2} + 1 \right) \right]$$

(Denklem 2.34)



Şekil 2.25: ORL veri tabanından bir görüntünün sağ simetrik görünümü.



Şekil 2.26: ORL veri tabanından görüntülerin sağ simetrik görünümüleri.



Şekil 2.27: YALE veri tabanından bir görüntünün sağ simetrik görünümü.



Şekil 2.28: YALE veri tabanından görüntülerin sağ simetrik görünümüleri.

İşlem uygulanan görüntülerden yüzün sağ bölümü veya sol bölümü simetrisi ile birleştirilerek simetrik eğitim örnekleri üretilmiştir.

$$G_{solsimetrik} = \begin{bmatrix} G_{sol} & G_{sol}' \end{bmatrix} \quad \text{(Denklem 2.35)}$$

$$G_{sağasimetrik} = \begin{bmatrix} G_{sağ} & G_{sağ}' \end{bmatrix} \quad \text{(Denklem 2.36)}$$

2.7 Uzaklık Ölçüm Yöntemleri

Son yıllarda kullanılan yüz tanıma yöntemlerinin genelinde uzaklık ölçüm metotlarından yararlanıldığı görülmektedir. Görüntü işlemede iki görüntü arasındaki uzaklık en önemli olgulardan biridir. Yüz tanıma işleminin son işlemi iki görüntü arasındaki uzaklığın ölçülmesidir. Görüntülerin benzerliği, iki görüntünün vektörleri arasındaki uzaklıktır. Özellik uzayları arasındaki uzaklık, tanımlama ve benzerlik tespiti için kullanılmaktadır [38]. Mevcut birçok görüntüler arası uzaklık hesabı metodu karmaşık olmasından dolayı yüz tanıma metrikleri ile birleştirilirken zorluk yaşanmaktadır [39].

2.7.1 Öklid Uzaklığı

Öklid uzaklığı benzerlik seviyesini elde etmek için kullanılan ve diğer sınıflandırma yöntemlerinden daha hızlı ve daha basit bir yöntemdir [40]. Öklid uzaklığı, iki koordinat noktasının karelerinin farkının karekökü alınarak hesaplanmaktadır. İki nokta arasındaki en kısa mesafe olarak tanımlanmaktadır [41]. Minimum öklid uzaklık sınıflandırıcısı normal olarak dağıtılan sınıflar için en uygun durumdur [42]. X bir test örneği Y ise eğitim örneği olarak verildiği varsayıldığında öklid uzaklığı aşağıdaki eşitlik ile hesaplanmaktadır.

$$\text{ÖU}(XY) = \sqrt{\frac{\text{Görüntülerin Numarası}}{\sum_{i=1}^{\text{Görüntülerin Numarası}} (X_i - Y_i)^2}} \quad \text{(Denklem 2.37)}$$

2.7.2 City Blok Uzaklığı

L_1 uzaklık sınıflandırıcısı veya Manhattan uzaklık sınıflandırıcısı olarak da bilinen City blok uzaklığı iki vektör arasındaki mutlak farktır [41]. Bu farklı tanımlama türleri için oldukça yararlı olmaktadır. City blok uzaklığı üçgen eşitsizliklerini cevaplayabilmek için doğru bir uzaklık fonksiyonudur. Ayrıca üçgen dağılımını da varsaymaktadır [42]. City blok uzaklığı aşağıdaki eşitlik ile hesaplanmaktadır.

$$CU(X,Y) = |X - Y| = \sum_{i=0}^{\text{GörüntülerinNumarası}} |X_i - Y_i| \quad (\text{Denklem 2.38})$$

2.7.3 Mahalanobis Uzaklığı

Mahalanobis uzaklık ölçüm yöntemi P.C.Mahalanobis tarafından 1936'da ortaya koyulmuştur. Bu yöntem farklı örüntülerin tanımlanabildiği ve analiz edilebildiği değişkenler arasındaki korelasyonlara dayanmaktadır. Bu uzaklık bilinmeyen bir örnek ile bilinen başka örneğin benzerliğini belirlemektedir. Öklid uzaklığına karşın mahalanobis uzaklığı veri tabanının korelasyonlarını dikkate almaktadır. Ölçeğe göre değişmemektedir [43]. Bu yöntem çok değişkenli bir analizde ve bilinmeyen bir örneğin bilinen bir örnek kümesine benzerliğinin uzaklığını bulmak için kullanışlı bir istatistik yöntemidir. Mahalanobis uzaklığı aşağıdaki eşitlik ile hesaplanmaktadır.

$$MU(X,Y) = \sqrt{(X - Y)^T S^{-1} (X - Y)} \quad (\text{Denklem 2.39})$$

(Malkauthekar ve Sapkal, 2014) [44] Mahalanobis uzaklığını 27 RGB görüntü kullanarak city blok uzaklığı ile karşılaştırmışlardır. Mahalanobis uzaklığı 27 görüntüden 12 tanesini tanımıştır. Buna karşı 27 görüntünün 11'ini tanıyan city blok uzaklığına göre daha iyi sonuçlar vermiştir.

2.7.4 Kare Öklid Uzaklığı

Kare öklid uzaklığı öklid uzaklığı formülasyonunda karekök almadan hesaplanmaktadır. Kare öklid uzaklığı aşağıdaki eşitlik ile hesaplanmaktadır.

$$KÖU(X, Y) = \sum_{n=1}^{\text{GörüntülerinNumarası}} (X_n - Y_n)^2 \quad (\text{Denklem 2.40})$$

(Gawande ve Agrawal, 2014) [43] PCA’da kare öklid uzaklığının city blok uzaklık sınıflandırmasına göre daha iyi sonuçlar verdiğini sunmuşlardır. Daha fazlası kare öklid uzaklığı ile temel öklid uzaklık sınıflandırma yönteminin aynı doğruluk oranında sonuç verdiğini göstermişlerdir. Bu karşılaştırmalar yapılırken ORL yüz veri tabanından yararlanılmıştır.

2.7.5 Chebyshev Uzaklığı

Chebyshev uzaklığı supermum normu veya uniform normu ile etkileşen bir metriktir. Bu maksimum değer uzaklığı adı verilen bir metrik örneğidir. Bu uzaklık iki vektör arasındaki en büyük uzaklık olan vektör uzayı olarak tanımlanır [43].

2.7.6 Hausdorff Uzaklığı

Hausdorff uzaklığı iki nokta arasındaki farkı göstermektedir. Şekilleri karşılaştırmak için görüntünün kenar haritalarına da uygulanabilir. Bu ölçüm iki setden noktaları eşleştirmeden hesaplanabilir [45].

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

DENEYSEL ÇALIŞMALAR

Bu çalışmada yüz tanıma doğruluk testleri için ORL ve YALE yüz veri tabanları kullanılmıştır. Kullanılan yüz veri tabanlarından yeni simetrik yüz örnekleri oluşturulmuştur. Bu yeni simetrik yüz eğitim örnekleri ve orijinal yüz eğitim örnekleri ile yüz tanıma işlemi gerçekleştirilmiştir. Uygulanan metodun kullanılan eğitim örneği sayısına karşı yüz tanıma doğruluk oranı tespit edilmiş ve bu doğruluk oranı mevcut yöntemlerin doğruluk oranları ile karşılaştırılmıştır.

3.1 Kullanılan Yöntemler

Bu çalışmada ORL ve YALE yüz veri tabanları kullanılmıştır. ORL veri tabanı, 40 bireyin 10 görüntüsünün bulunduğu 400 görüntüden oluşmaktadır. ORL veri tabanındaki yüz görüntüleri 56×46 boyutunda ve gri tonludur. ORL veri tabanı kullanılırken her bireyin 10 görüntüsünden, 1 taneden 9 taneye kadar görüntüsü rastgele seçilmiştir. Bu görüntüler eğitim örneği olarak kullanılmıştır. Eğitim örnekleri seçildikten sonra geriye kalan görüntüler ise test örnekleri olarak kullanılmıştır. Doğruluk oranları hesaplanırken orijinal eğitim örnekleri ile hesaplanan doğruluk oranı (s_1) ve ağırlık katsayısı $(w_1 = 0.33)$, simetrik eğitim örneklerinin doğruluk oranı (s_2) ve ağırlık katsayısı ise $(w_2 = 0.66)$ olarak seçilmiştir. $(w_1) + (w_2) = 1$, dir.

Burada maksimum $(s_1 \times w_1) + (s_2 \times w_2) = s_{toplam}$ olmaktadır.

YALE yüz veri tabanı, 15 bireyin 165 adet görüntüsünden oluşmaktadır. YALE veri tabanındaki gri tonlu yüz görüntüleri 50×40 boyutuna getirilmiştir. YALE veri tabanında çalışılırken bireylerin 1 taneden 10 taneye kadar görüntüsü eğitim örneği olarak rastgele seçilmiş, arda kalanlar test örneği olarak kullanılmıştır.

Orijinal ve simetrik eğitim örneklerinin doğruluk oranlarının ağırlıklı katsayıları sırasıyla $(w_1 = 0.33)$ ve $(w_2 = 0.66)$ olarak seçilmiştir.

Çalışmada ORL ve YALE yüz veri tabanlarına ilk olarak simetri yöntemi uygulanmıştır. Uygulanan simetri yöntemi ile yeni sağ simetrik yüz görüntüleri ve yeni sol simetrik yüz görüntüleri oluşturulmuştur. Bu yeni eğitim örnekleri ile yeni veri tabanları oluşturulmuştur. Orijinal ve simetrik yüz görüntülerinden oluşan veri tabanlarından özellik çıkarımı yapabilmek için görüntü sıkıştırma işlemi uygulanmıştır. 2 boyutlu ayırık dalgacık dönüşümü uygulanarak veri tabanı görüntüleri sıkıştırılmıştır. Dalgacık dönüşümünde görüntüye filtreler uygulanarak görüntülerin belli özellikleri elde edilmiştir. Dalgacık dönüşümü uygulanarak özellik çıkarımı yapılan görüntülerin örüntülerini elde edebilmek içinde yerel ikili örüntü yöntemi uygulanmıştır. Yerel ikili örüntü yöntemi ile görüntülerin örüntüleri elde edilmiştir. Görüntülerin örüntüleri 59 adet özellikten oluşmaktadır. Yüz tanıma işlemi gerçekleştirilirken bu örüntülerdeki 59 adet özellikten yararlanılmıştır.

ORL ve YALE yüz veri tabanlarına uygulanan 2 boyutlu dalgacık dönüşümü, yerel ikili örüntü yöntemi ile elimize geçen örüntülere öklid uzaklığı uygulanarak yüz tanıma işlemi gerçekleştirilmiştir. Orijinal ve simetrik yüz veri setlerinden yüz tanıma işlemi gerçekleştirilmiş, eğitim örneği sayısına bağlı yüz tanıma doğruluk oranları bulunmuştur. Orijinal ve simetrik yüz veri setlerinin doğruluk oranlarının ağırlık katsayıları sırası ile $(w_1 = 0.33)$ ve $(w_2 = 0.66)$ seçilmiştir. $(w_1) + (w_2) = 1$, dir. Bu işlem sonucunda toplam yüz tanıma doğruluk oranı tespit edilmiştir.

Burada maksimum $(s_1 \times w_1) + (s_2 \times w_2) = s_{toplam}$ olmaktadır.

DÖRDÜNCÜ BÖLÜM

DENEY SONUÇLARI

Bu bölümde çalışmada gerçekleştirilen Test-1 ve Test-2 deneylerinin sonuçları incelenmektedir. Bu deneylerin sonuçları literatürdeki diğer yüz tanıma algoritmalarının sonuçları ile kıyaslanmıştır.

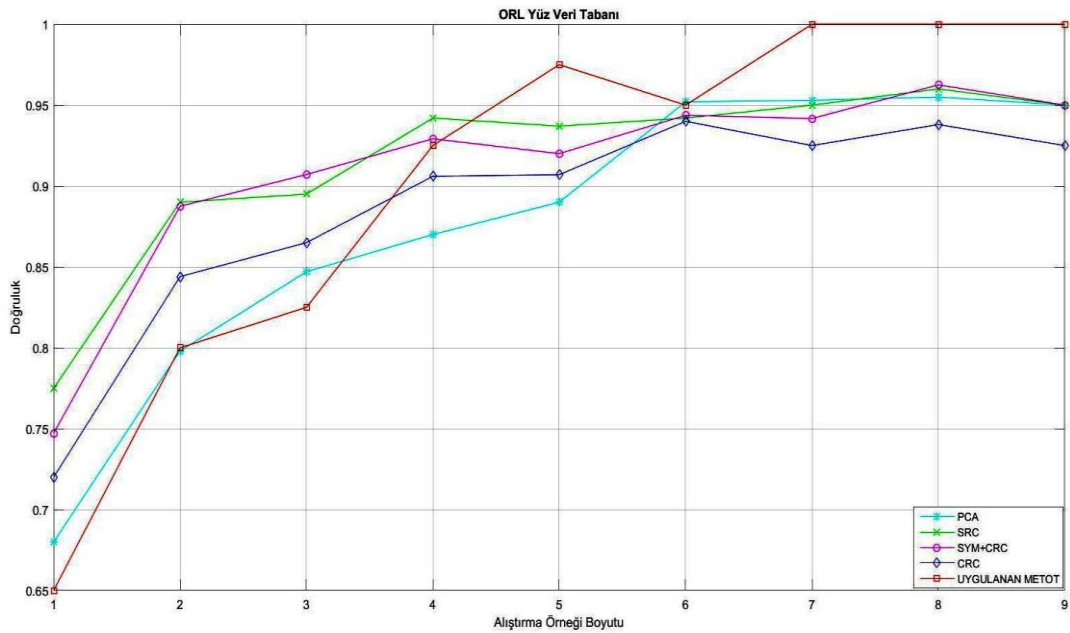
4.1 Test-1 Deneyleri ve Sonuçları

ORL veri tabanından yararlanılarak yeni simetrik yüz veri tabanı oluşturulmuştur. ORL veri tabanına ait yeni simetrik yüz görüntüleri ve orijinal yüz görüntülerine 2 boyutlu dalgacık dönüşümü uygulanarak görüntüler sıkıştırılmıştır. 2 boyutlu dalgacık dönüşümü uygulanan görüntülerden özellik çıkarımları yapılmıştır. 2 boyutlu dalgacık dönüşümü uygulanan görüntülere yerel ikili örüntü yöntemi uygulanarak görüntülerin örüntüleri elde edilmiştir. Bu örüntüler arasında öklid uzaklığı hesaplanmıştır. Bulunan uzaklıklardan yararlanılarak yüz benzerlikleri tespit edilmiştir. Yüz tanıma işlemi yapılırken veri tabanındaki her bireyin orijinal ve simetrik yüz görüntülerinden toplam 1 taneden 9 taneye kadar rastgele seçilenler eğitim örneği olarak kullanılmış, geriye kalanlar ise test örneği olarak kullanılmıştır. Başarı ile tespit edilen yüzler ve tespit edilemeyen yüzlerden doğruluk oranı hesaplanmıştır. Uygulanan yöntemle literatürde yüz tanıma için kullanılan yöntemler ve yaklaşımlar karşılaştırılmıştır. Bu yöntemler PCA, SRC, CRC ve SYM+CRC yöntemleridir. ORL yüz veri tabanındaki orijinal yüz görüntülerine bu algoritmalar uygulanmıştır. SYM+CRC yönteminde ise orijinal ve simetrik yüz görüntüleri kullanılmıştır. Bu yöntemde orijinal yüz eğitim örnekleri ve simetrik eğitim örnekleri doğruluk oranlarının ağırlık katsayıları sırası ile $(w_1 = 0.75)$ ve $(w_2 = 0.25)$ seçilmiştir. Literatürde yüz tanıma için kullanılan yöntemler ve uygulanan yöntemin doğruluk oranları, kullanılan eğitim örneği sayısına göre tespit edilmiştir. Eğitim örneği sayısına karşı doğruluk oranları Şekil 4.1'de görülmektedir.

Uygulanan metot ORL veri tabanından 1 eğitim örneği üzerinde çalıştırıldığında diğer yöntemlere karşı en düşük sonucu vermiştir. Veri tabanından 2 eğitim örneği kullanıldığında ise uygulanan metot sadece PCA yöntemine karşı bir üstünlük göstermiştir. Fakat 1 eğitim örneği kullanıldığında diğer yöntemlerle arasında çok fark olmadığı görülmüştür. 3 eğitim örneği kullanıldığında ise uygulanan yöntem diğer yöntemlerden düşük sonuç vermiştir. 4 eğitim örneği kullanıldığında uygulanan metot sadece SRC metodundan düşük sonuç vermiştir. ORL veri tabanında yapılan çalışmada eğitim örneği sayısı 5 ve daha üzerinde seçildiğinde uygulanan metodun diğer metotlar karşısında üstünlüğü Tablo 4.1’de görülmektedir.

Tablo 4.1: ORL veri tabanı ile gerçekleştirilen deneyin sonuçları.

ORL Yüz Veri Tabanı Doğruluk Oranları									
	Aıştırma Örneği Sayısı								
	1	2	3	4	5	6	7	8	9
PCA	0,68	0,79	0,84	0,87	0,89	0,95	0,95	0,95	0,95
SRC	0,77	0,89	0,89	0,94	0,93	0,94	0,95	0,96	0,95
SYM+SRC	0,74	0,88	0,90	0,92	0,92	0,94	0,94	0,96	0,95
CRC	0,72	0,84	0,86	0,90	0,90	0,94	0,92	0,93	0,92
UYGULANAN METOT	0,65	0,80	0,82	0,92	0,97	0,95	1	1	1



Şekil 4.1: ORL veri tabanı ile gerçekleştirilen deneyin doğruluk grafiği.

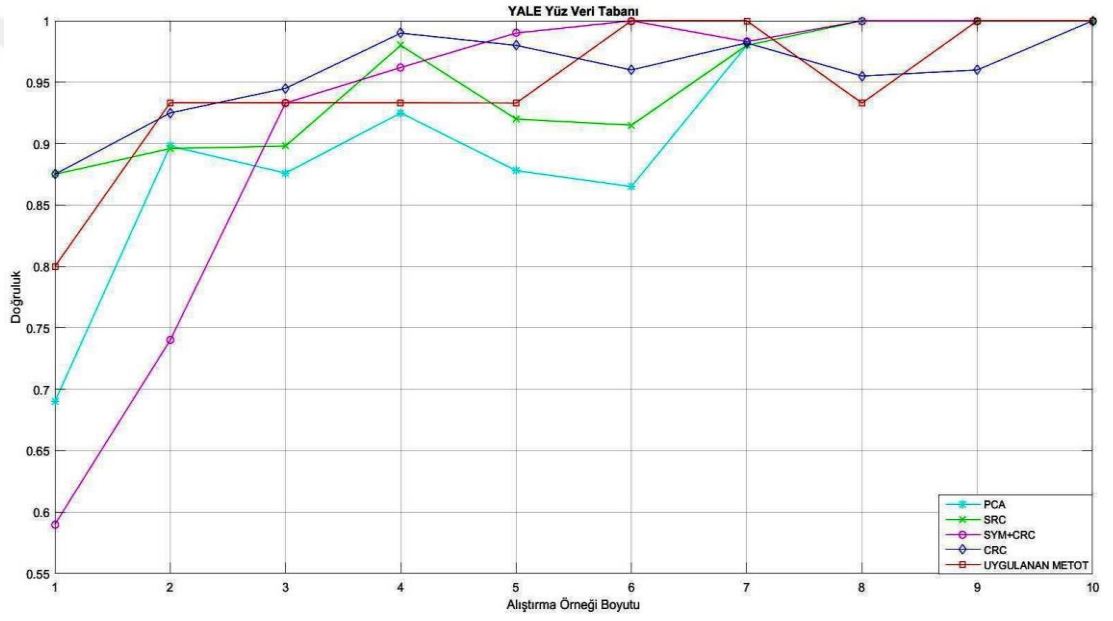
4.2 Test-2 Deneyleri ve Sonuçları

YALE veri tabanından yararlanılarak yeni simetrik yüz veri tabanı oluşturulmuştur. YALE veri tabanından yeni simetrik yüz görüntülerine ve orijinal yüz görüntülerine 2 boyutlu dalgacık dönüşümü uygulanarak görüntüler sıkıştırılmıştır. 2 boyutlu dalgacık dönüşümü uygulanan görüntülerden özellik çıkarımları yapılmıştır. 2 boyutlu dalgacık dönüşümü uygulanan görüntülere yerel ikili örüntü yöntemi uygulanarak görüntülerin örüntüleri elde edilmiştir. Bu örüntüler arasında öklid uzaklığı hesaplanmıştır. Bulunan uzaklıklardan yararlanılarak yüz benzerlikleri tespit edilmiştir. Yüz tanıma işlemi yapılırken veri tabanındaki her bireyin orijinal ve simetrik yüz görüntülerinden toplam 1 taneden 9 taneye kadar olan bölümü eğitim örneği olarak rastgele seçilmiştir, geriye kalanlar ise test örneği olarak kullanılmıştır. Başarı ile tespit edilen yüzler ve tespit edilemeyen yüzlerden doğruluk oran hesabı yapılmıştır. Uygulanan metot ile literatürde yüz tanımada kullanılan yöntemler ve yaklaşımlar karşılaştırılmıştır. Bu yöntemler PCA, SRC, CRC ve SYM+SRC yöntemleridir. ORL yüz veri tabanındaki orijinal yüz görüntülerine bu algoritmalar uygulanmıştır. SYM+SRC yönteminde ise orijinal ve simetrik yüz görüntüleri kullanılmıştır. Bu yöntemde orijinal yüz eğitim örnekleri ve simetrik eğitim örnekleri doğruluk oranlarının ağırlık katsayıları sırası ile $(w_1 = 0.75)$ ve $(w_2 = 0.25)$ seçilmiştir. Literatürde yüz tanımada kullanılan yöntemler ve uygulanan yöntemin doğruluk oranları, kullanılan eğitim örneği sayısına göre tespit edilmiştir. Eğitim örneği sayısına karşı doğruluk oranları Şekil 4.2'de görülmektedir.

Uygulanan metot, YALE veri tabanında 1 eğitim örneği üzerinde çalıştırıldığında SRC ve PCA yöntemlerinden düşük sonuç verdiği görülmüştür. Uygulanan metot 2 eğitim örneği üzerinde çalıştırıldığında diğer yöntemlere karşı üstünlük sağlamıştır. 3 eğitim örneği üzerinde ise sadece SRC yönteminden önemsiz sayılabilecek kadar düşük sonuç vermiştir. Uygulanan metot 4 eğitim örneği kullanıldığında sadece PCA yönteminden yüksek sonuç göstermiştir. 5 eğitim örneği kullanıldığı durumda ise PCA ve SRC yöntemine karşı iyi sonuç göstermiş fakat SRC, SYM+SRC yöntemlerinden düşük sonuç vermiştir. Uygulanan metot 6, 7, 9 ve 10 eğitim örneği kullanıldığında ise %100 doğruluk oranı göstermiştir. Bu durumlarda uygulanan metodun mevcut metodlar karşısında üstünlük sağladığı Tablo 4.2'de görülmektedir.

Tablo 4.2: YALE veri tabanı ile gerçekleştirilen deneyin sonuçları.

YALE Yüz Veri Tabanı Doğruluk Oranları										
	Aıştırma Örneği Sayısı									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
PCA	0,69	0,89	0,87	0,92	0,87	0,86	0,98	1	1	1
SRC	0,87	0,89	0,89	0,98	0,92	0,91	0,98	1	1	1
SYM+SRC	0,59	0,74	0,93	0,96	0,99	1	0,98	1	1	1
CRC	0,87	0,92	0,94	0,99	0,98	0,96	0,98	0,95	0,96	1
UYGULANAN METOT	0,80	0,93	0,93	0,93	0,93	1	1	0,93	1	1



Şekil 4.2: YALE veri tabanı ile gerçekleştirilen deneyin doğruluk grafiği.

BEŞİNCİ BÖLÜM

SONUÇLAR VE ÖNERİLER

Bu çalışmanın ana konusu örnek sayısına bağlı olarak değişen yüz tanıma doğruluk oranlarının arttırılmasını sağlamaktır. Bu sebepten dolayı az sayıda eğitim örneğine sahip olunan durumlarda yüz tanıma doğruluk oranının arttırabilmek için simetrik alıştırma örnekleri oluşturulmuştur. ORL ve YALE veri tabanları kullanılarak oluşturulan simetrik örneklere ve orijinal görüntülere önerilen metot uygulanmıştır. Bu çalışma sonucunda önerilen metodun, ORL veri tabanından 1 eğitim örneği kullanılması durumunda diğer yöntemlerden düşük sonuç verdiği görülmüştür. 2 eğitim örneği kullanıldığında ise bir yöntemden iyi sonuç göstermiş olsa bile diğer yöntemlerden düşük sonuç vermiştir. Fakat eğitim örneği sayısının 4 veya daha fazla olduğu durumlarda önerilen metodun başarılı sonuçlar verdiği gözlenmiştir. Ancak 3 veya daha az sayıda eğitim örneği ile vasat sonuçlar vermiştir.

Önerilen metot, YALE veri tabanında 1 eğitim örneği ile çalıştırıldığında iki yöntemden düşük, iki yöntemden ise yüksek sonuç göstermesine karşı 2 eğitim örneği kullanıldığında ise en iyi sonuç veren yöntem olmuştur. 3 eğitim örneği kullanıldığında ise sadece diğer metotların birinden düşük sonuç vermiştir. Aynı zamanda 4 ve 5 eğitim örneği kullanıldığında diğer yöntemlere yakın sonuçlar göstermiştir. Fakat 6 veya daha üstünde eğitim örneği kullanıldığında %100 doğrulukta yüz tanıma işlemini gerçekleştirmiştir. Önerilen metot genel olarak YALE veri tabanında diğer yöntemlere karşı çok iyi sonuç göstermiştir. Fakat ORL veri tabanında 3 veya daha az eğitim örneği kullanıldığında vasat performans göstermiştir. Önerilen metodun bu iki deneyin sonunda genel olarak iyi sonuçlar verdiği görülmüştür. Ancak veri tabanındaki görüntülerin özelliklerine göre doğruluk oranlarının değiştiği gözlenmiştir.

KAYNAKLAR

- [1] Liu Zhonghua, Pu Jiexin, Wu Qingto, Zhao Xuhui: “Using the original and symmetrical face training samples to perform collaborative representation for face recognition”, *Optik - International Journal for Light and Electron Optics*, Volume 127, Issue 4, 1900-1904, (2016).
- [2] Gao S., Tsang I., -T. Chia L.: “Kernel sparse representation for image classification and face recognition”, in: K. Daniilidis, N. Maragos, N. Paragios (Eds.), *ComputerVision ECCV 2010*, Springer, Berlin/Heidelberg, pp. 1–14, (2010).
- [3] Cheng B., Yang J., Yan S., Fu Y., Huang T.: “Learning with l1-graph for image analysis”, *IEEE IP* 19 (4), 858–866, (2010).
- [4] Yang M., Zhang L.: “Gabor feature based sparse representation for face recognition with gabor occlusion dictionary”, in: *Proceedings of the 11th EuropeanConference on Computer Vision*, pp. 448–461, (2010).
- [5] Yang M., Zhang L., Yang J., Zhang D.: “Robust sparse coding for face recognition”, *IEEE Int. Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit.* 625–632, (2011).
- [6] Lai Z., Jin Z., Yang J., Wong W.K.: “Sparse local discriminant projections for feature extraction”, *Proc. ICPR*, 926–929, (2010).
- [7] Zhang L., et al.: “Sparse representation or collaborative representation: which helps face recognition?”, in: *ICCV*, pp. 1–8, (2011).
- [8] Shi Q., Eriksson A., Hengel A., Shen C.: “Is face recognition really a compressive sensing problem?”, in: *CVPR*, pp. 553–560, (2011).
- [9] Xu Y., Zhu X., et al.: “Using the original and ‘symmetrical face’ training samples to perform representation based two-step face recognition”, *Pattern Recognit.*46, 1151–1158, (2013).
- [10] Xu Y., Zhang D., Yang J., Yang J.-Y.: “A two-phase test sample sparse representation method for use with face recognition”, *IEEE Trans. Circuits Syst. VideoTechnol.* 21 (9), 1255–1262, (2011).

- [11] Naseem I., Togneri R., Bennamoun M.: “Robust regression for face recognition, *Pattern Recognition*”, 45 (1), 104–118, (2012).
- [12] Yang J., Zhang D., Frangi A.F., Yang J.-Y.: “Two-dimensional PCA: A new approach to appearance-based face representation and recognition”, *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 26 (1), 131–137, (2004).
- [13] Zhonghua Liu, Zhao Haixia, et al.: “Face recognition under varying illumination”, *Neural Comput. Appl.* 23 (1), 133–139, (2013).
- [14] Thian N.P.H., Marcel S., Bengio S.: “Improving face authentication using virtual samples”, in: *Proc. IEEE Int. Conf. Acoust. Speech Signal Process.*, pp. 6–10, (2003).
- [15] Jung H.C.: “Authenticating corrupted face image based on noise model”, in: *Proceedings of the Sixth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition*, pp. 272–277, (2004).
- [16] Sharma A., Dubey A., Tripathi P., Kumar V.: “Pose invariant virtual classifiers from single training image using novel hybrid-eigenfaces”, *Neurocomputing* 73(10–12), 1868–1880, (2010).
- [17] Saha S., S.: “Bandyopadhyay, A symmetry based face detection technique”, in: *Proceedings of the IEEE WIE National Symposium on Emerging Technologies*, pp. 1–4, (2007).
- [18] Xiaoxun Zhang, Yunde Jia.: “Symmetrical null space LDA for face and ear recognition”, *Neurocomputing* 70, 842–848, (2007).
- [19] Zhao W., Chellappa R., Rosenfeld A. and Phillips P. J.: “Face Recognition: A Literature Survey”, *ACM Computing Surveys*, vol. 35, No. 4, pp.399 – 458, (2003).
- [20] Wiskott L. and von der Malsburg C.: “Recognizing faces by dynamic link matching,” *Neuroimage*, vol. 4, pp. 514- 518, (1996).
- [21] Dhawan Sanjeev, Himanshu.: “A review of Face Recognition”, *IJREAS* Volume 2, Issue 2 ISSN: 2249-3905, (February 2012).
- [22] Ellis H.D.: “Introduction to aspects of face processing: Ten questions in need of answers”, in *Aspects of Face Processing*, Ellis H. D., Jeeves M., Newcombe F., and Young Eds. A. Dordrecht: Nijhoff, pp.3-13, (1986).

- [23] Jones M. and Viola P.: "Face Recognition Using Boosted Local Features", IEEE International Conference on Computer Vision, (2003).
- [24] Liao Shu, Fan Wei, Chung Albert C. S. and Yeung Dit-Yan.: "Facial Expression Recognition Using Advanced Local Binary Patterns, Tsallis Entropies And Global Appearance Features", IEEE International Conference on Image Processing, pp. 665-668, (2006).
- [25] Nixon M.: "Eye spacing measurement for facial recognition", Proceedings of the Society of Photo- Optical Instrument Engineers, SPIE, 575(37):279– 285, (August 1985).
- [26] Dhawan Sanjeev, Dogra Himanshu.: "Feature Extraction Techniques for Face Recognition", International Journal of Engineering, Business and Enterprise Applications (IJEBEA), (2012).
- [27] Yuille, Cohen A. L., S.D., and Hallinan, W.P.: "Feature extraction from faces using deformable templates", Proc. of CVPR, (1989).
- [28] Turk M.A., Pentland A.P.: "Face recognition using eigenfaces", IEEE Comput. Soc.Conf. Comput. Vision Pattern Recognit., 586–591, (1991).
- [29] Lim J., Y. Kim J. Paik.: "Comparative Analysis of Wavelet- Based Scale-Invariant Feature Extraction Using Different Wavelet Bases" International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition Vol. 2, No. 4, (December 2009).
- [30] Vezhnevets V., Sazonov V., Andreeva A.: "A Survey on Pixel- Based Skin Color Detection Techniques", Graphics and Media Laboratory, Moscow State University, Moscow, Russia.
- [31] Singh S.K., Chauhan D. S., Vatsa M., Singh R.: "A Robust Skin Color Based Face Detection Algorithm", Tamkang Journal of Science and Engineering, Vol. 6, No. 4, pp. 227-234, (2003).
- [32] Sirovich L., Kirby M.: "Low-dimensional procedure for the characterization of human faces", Optical Society of America A, Vol. 4, 519-524, (1987).
- [33] Boyd S. and Vandenberghe L.: "Convex Optimization", Cambridge Univ. Press, (2004).
- [34] Candes E. and Romberg J.: "1-Magic: Recovery of Sparse Signals via Convex Programming", <http://www.acm.caltech.edu/1magic/>, (2005).

- [35] Samaria F., Harter A.: "Parameterisation of a stochastic model for human face identification", in: Second IEEE Workshop on Applications of Computer Vision, December, Sarasota, FL, (1994).
- [36] Mallat S., "A theory for multiresolution signal decomposition: The wavelet representation", IEEE Trans. Pattern Analysis and Mach. Intell., Vol. 11, No. 7, pp. 674-693, (1989).
- [37] Ojala Timo, Pietikäinen Matti.: "Multiresolution Gray-Scale and Rotation Invariant Texture Classification with Local Binary Patterns", IEEE Transactions on Pattern Analysis And Machine Intelligence, Vol. 24, No. 7, 971-986, (2002).
- [38] Barnouti, H.N.: "Improve Face Recognition Rate Using Different Image Pre-Processing Techniques". American Journal of Engineering Research (AJER), 5(4), pp. 46-53, (2016).
- [39] Wang, L., Zhang, Y. and Feng, J.: "On the Euclidean distance of images". IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 27(8), pp.1334-1339, (2005).
- [40] Taghizadegan, Y., Ghassemian, H. and Naser-Moghaddasi, M.: "3D Face Recognition Method Using 2DPCA-Euclidean Distance Classification". ACEEE International Journal on Control System and Instrumentation, 3(1), (2012).
- [41] Abdullah, M., Wazzan, M. and Bo-Saeed, S.: "Optimizing face recognition using PCA". arXiv preprint arXiv:1206.1515, (2012).
- [42] Kapoor, S., Khanna, S. and Bhatia, R.: "Facial gesture recognition using correlation and mahalanobis distance". arXiv preprint arXiv:1003.1819, (2010).
- [43] Gawande, M. P., and Agrawal, D. G.: "Face recognition using PCA and different distance classifiers". IOSR Journal of Electronics and Communication Engineering (IOSR-JECE), 9(1), pp. 1-5, (2014).
- [44] Malkauthekar, M. D., and Sapkal, S. D.: "Comparison of mahalanobis and manhattan distance measures in pca based face recognition". International Journal of Computer & Technology (IJCT), 5(5), pp 01-11, (2014).
- [45] Nigam, A. and Gupta, P.: "A new distance measure for face recognition system". In Image and Graphics, 2009. ICIG'09. Fifth International Conference on, pp. 696-701. IEEE, (2009).

- [46] Saha Rajib, Bhattacharjee Debotosh,: “International Journal of Emerging Technology and Advanced Engineering”, Volume 3, Issue 5, (2013).
- [47] Wright J., Yang A.Y., Ganesh A., Sastry S.S., Ma Y.:. “Robust face recognition viasparserepresentation”, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 31 (2),210–227, (2009).



ÖZGEÇMİŞ

KİŞİSEL BİLGİLER

Doğum Tarihi : 24.07.1991

Doğum Yeri : Elazığ (Türkiye)

Gsm : +905373472482

E-mail : sinanoruc91@hotmail.com

Adres : Yeni Batı Mahallesi Necip Fazıl Caddesi GreenPark Sitesi A Blok
No:3 Ankara, Türkiye



EĞİTİM GEÇMİŞİ

2010 – 2014: Lisans

Elektrik- Elektronik Mühendisliği Bölümü, Fırat Üniversitesi

2014 -2018: Yüksek Lisans

Elektrik- Elektronik Mühendisliği Bölümü, Türk Hava Kurumu Üniversitesi

İŞ DENEYİMİ

2014 – 2017 Elektrik- Elektronik Operasyon ve Bakım Mühendisi:

Ayen Ostim Enerji Üretim A.Ş., Ankara, Türkiye,

(Doğal Gaz Kombine Çevrim Santrali)