İSTANBUL TEKNİK ÜNİVERSİTESİ ★ FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

ARM TABANLI GÖMÜLÜ SİSTEMLERDE KULAK TANIMA SİSTEMİNİN GERÇEKLENMESİ

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Ümit KAÇAR

Elektronik ve Haberleşme Mühendisliği Anabilim Dalı

Elektronik Mühendisliği Programı

HAZİRAN 2013

İSTANBUL TEKNİK ÜNİVERSİTESİ ★ FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

ARM TABANLI GÖMÜLÜ SİSTEMLERDE KULAK TANIMA SİSTEMİNİN GERÇEKLENMESİ

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Ümit KAÇAR
(504101225)

Elektronik ve Haberleşme Mühendisliği Anabilim Dalı

Elektronik Mühendisliği Programı

Tez Danışmanı: Doç. Dr. Mürvet KIRCI

HAZİRAN 2013

İTÜ, Fen Bilimleri Enstitüsü'nün **504101225** numaralı Yüksek Lisans Öğrencisi **Ümit KAÇAR**, ilgili yönetmeliklerin belirlediği gerekli tüm şartları yerine getirdikten sonra hazırladığı **"ARM TABANLI GÖMÜLÜ SİSTEMLERDE KULAK TANIMA SİSTEMİNİN GERÇEKLENMESİ"** başlıklı tezini aşağıda imzaları olan jüri önünde başarı ile sunmuştur.

Tez Danışmanı :	**Doç. Dr. Mürvet KIRCI** İstanbul Teknik Üniversitesi	.....
Jüri Üyeleri :	**Prof. Dr. Ece Olcay GÜNEŞ** İstanbul Teknik Üniversitesi	.....
	Prof. Dr. Çoşkun SÖNMEZ Yıldız Teknik Üniversitesi	.....

Teslim Tarihi : **02 Mayıs 2013**
Savunma Tarihi : **06 Haziran 2013**

Çok Değerli ve Canım Eşime,

ÖNSÖZ

Yüksek lisans eğitimim süresince; sabrı disiplini, kişiliği, tecrübesi titizliği ile bu çalışmanın var olmasını sağlayan ve her türlü olanağı sunan, her daim saygı ile hatırlayacağım sevgili hocam Doç. Dr. Mürvet KIRCI'ya en içten dileklerimle teşekkür ederim.
Benim her zaman yanımda olan ve beni hiçbir zaman unutmayan sevgili eşime, Deniz Harp Okulu'nda beraber çalıştığım ve silah arkadaşım Yük. Müh. Ütğm. Deniz KUMLU'ya, gemide ve yüksek lisans boyunca birlikte çalıştığım Dz. Tğm. Ömer SÜMER'e ve ayrıca bilimin ve bilim insanının yanında olan TÜBİTAK'a desteklerinden dolayı teşekkür ederim.
Aynı zamanda yurt dışından malzeme alımında tedarikçi olarak bana yardım eden Avustralya'da 4D Systems Pty. Ltd. firmasında satış müdürü olarak çalışan Sinan AKNAR'a yardımlarından dolayı teşekkür ederim.

Mayıs 2013

Ümit KAÇAR
Elektronik Mühendisi

İÇİNDEKİLER

Sayfa

ÖNSÖZ ..... **vii**
İÇİNDEKİLER ..... **ix**
KISALTMALAR ..... **xi**
ÇİZELGE LİSTESİ ..... **xiii**
ŞEKİL LİSTESİ ..... **xv**
ÖZET ..... **xvii**
1. GİRİŞ **1**
2. KULAK BİYOMETRİSİ **3**
2.1 Kulağın Anatomisi ve Gelişimi 3
2.2 Kulak Biyometrik Sistemi 4
2.3 Kulak Biyometrik Sisteminin Kullanılmasının Nedenleri 5
2.4 Kulak Biyometrik Sisteminin Uygulama Alanları 6
2.5 Kulak Tanımanın Tarihçesi 7
3. KULAK TANIMA ALGORİTMALARI **9**
3.1 Temel Bileşen Analizi (PCA) 9
3.2 Ayırt Edici Ortak Vektör Yaklaşımı (DCVA) 15
4. ÖZDEĞER VE ÖZVEKTÖR PROBLEMİ **23**
4.1 Jacobi İterasyon Yöntemi 23
4.1.1 Döndürme matrisi 23
4.1.2 Benzer matrisler ve ortogonal dönüşüm 24
4.1.3 Dönüşümün Jacobi serisi 26
4.1.4 Döngüden çıkma katsayısı 27
4.2 QR Algoritması 28
4.2.1 Klasik Gram Schmidt yöntemi 30
4.2.2 Değiştirilmiş Gram Schmidt yöntemi (Variant of Schwarz-Rutishauser) 30
5. KULAK TANIMA SİSTEMİNİN OLUŞTURULMASI **33**
5.1 Gömülü Sistem 33
5.1.1 Mikrokontrolör ve özellikleri 33
5.1.2 Kartın diğer özellikleri 34
5.1.3 Yazılım dili ve programlama 35
5.2 Kamera 35
5.3 Sistemin Bütünleşik Hali 36
6. UYGULAMALAR **39**
6.1 Kullanılan Veri Tabanları 39
6.1.1 ITU Midas 39
6.1.2 IIT Delhi 40
6.2 Kulak Tanıma & Doğrulama Uygulaması 40
6.2.1 PCA ve ITU Midas doğrulama uygulaması 40
6.2.2 PCA ve IIT Delhi doğrulama uygulaması 42
6.2.3 DCVA ve ITU Midas doğrulama uygulaması 44
6.2.4 DCVA ve IIT Delhi doğrulama uygulaması 46

6.3 Kulak Tanıma & FAR-FRR Uygulaması 48
6.3.1 PCA ile ITU Midas FAR-FRR uygulaması 49
6.3.2 PCA ile IIT Delhi FAR-FRR uygulaması 53
6.3.3 DCVA ile ITU Midas FAR-FRR uygulaması 54
6.3.4 DCVA ile IIT Delhi FAR-FRR uygulaması 57
6.4 Kulak Tanıma & Kimlik Saptama Uygulaması 58
6.4.1 PCA ile ITU Midas kimlik saptama uygulaması 59
6.4.2 DCVA ile ITU Midas kimlik saptama uygulaması 65
6.5 Özdeğer Norm Hatası Uygulaması 69
6.6 Öklit Uzaklığı Norm Hatası Uygulaması 71
6.6.1 PCA ile öklit uzaklığı norm hatası uygulaması 71
6.6.2 DCVA ile öklit uzaklığı norm hatası uygulaması 72
6.7 Kulak Tanıma Sisteminin Gömülü Sistemde Gerçeklenmesi 74
7. SONUÇ , ÖNERİLER ve GELECEKTEKİ ÇALIŞMALAR 79
KAYNAKLAR 83
ÖZGEÇMİŞ 87

KISALTMALAR

PCA **:** Temel Bileşen Analizi
DCVA **:** Ayırt Edici Ortak Vektör Yaklaşımı
ITU Midas **:** İstanbul Teknik Üniversitesi Kulak Veri Tabanı
IIT Delhi **:** Hong Kong Polytechnic Üniversitesi Kulak Veri Tabanı
FAR **:** Yanlış Kabul Oranı
FRR **:** Yanlış Red Oranı
EER **:** Eşit Hata Oranı
TSR **:** Toplam Başarı Oranı

ÇİZELGE LİSTESİ

Sayfa

Çizelge 1.1 : Biyometrik sistemlerin karşılaştırılması. 2
Çizelge 1.2 : Biyometrik sistemlerin karşılaştırılması (Bromba GmbH). 2
Çizelge 6.1 : PCA, ITU Midas, doğrulama, kamera çözünürlüğü 41
Çizelge 6.2 : PCA, ITU Midas, doğrulama, küçük boyut 42
Çizelge 6.3 : PCA, IIT Delhi, doğrulama 43
Çizelge 6.4 : PCA, IIT Delhi, doğrulama, sınıf sayısı.....44
Çizelge 6.5 : DCVA, ITU Midas, doğrulama, kamera çözünürlüğü.....45
Çizelge 6.6 : DCVA, ITU Midas, doğrulama, küçük boyut 46
Çizelge 6.7 : DCVA, IIT Delhi, doğrulama.....46
Çizelge 6.8 : DCVA, IIT Delhi, doğrulama, sınıf sayısı 47
Çizelge 6.9 : PCA, ITU Midas, FAR-FRR, eğitim ve test seti, ...49
Çizelge 6.10 : PCA, ITU Midas, 5 örneklem FAR, FRR ve TSR 50
Çizelge 6.11 : PCA, ITU Midas, 4 örneklem FAR, FRR ve TSR 51
Çizelge 6.12 : PCA, ITU Midas, uygulamalar ve sonuçları 52
Çizelge 6.13 : PCA, IIT Delhi, uygulamalar ve sonuçları.....53
Çizelge 6.14 : DCVA, ITU Midas, 5 örneklem FAR, FRR ve TSR.....55
Çizelge 6.15 : DCVA, ITU Midas, 4 örneklem FAR, FRR ve TSR.....56
Çizelge 6.16 : DCVA, ITU Midas, uygulamalar ve sonuçları.....57
Çizelge 6.17 : DCVA, IIT Delhi, uygulamalar ve sonuçları 57
Çizelge 6.18 : PCA, ITU Midas, kimlik saptama, eğitim ve test seti. 59
Çizelge 6.19 : DCVA, ITU Midas, kimlik saptama, eğitim ve test seti. 65
Çizelge 6.20 : Jacobi algoritması ile özdeğer norm hatası 70
Çizelge 6.21 : QR algoritması ile özdeğer norm hatası.....71
Çizelge 6.22 : Kullanılan değerler ve hedeflenen başarı.....71
Çizelge 6.23 : PCA için Jacobi algoritması ile öklit uzaklığı norm hatası.....72
Çizelge 6.24 : PCA için QR algoritması ile öklit uzaklığı norm hatası 72
Çizelge 6.25 : DCVA için Jacobi algoritması ile öklit uzaklığı norm hatası 73
Çizelge 6.26 : DCVA için QR algoritması ile öklit uzaklığı norm hatası.....74
Çizelge 6.27: Gömülü sistemde PCA için Jacobi algoritması sonuçları.....76
Çizelge 6.28: Gömülü sistemde DCVA için Jacobi algoritması sonuçları.....77

ŞEKİL LİSTESİ

Sayfa

Şekil 2.1 : Kulağın embriyolojik gelişimi.....3
Şekil 2.2 : Dış kulağın anatomisi. 3
Şekil 2.3 : Tipik bir kulak tanıma sisteminin blok diyagramı.....4
Şekil 2.4 : (a) Anatomi (b) Ölçümler. 7
Şekil 3.1 : Kulak resminin vektör biçimine dönüştürülmesi. 10
Şekil 3.2 : Kulak uzay matrisinin oluşturulması. 10
Şekil 3.3 : Bir resmin kulak uzayına yansıtılmasında oluşan dört olasılık.....15
Şekil 4.1 : Klasik ve Değiştirilmiş Gram Schmidt arasındaki fark. 31
Şekil 5.1 : STM32 Cortex-M4 mikromedia kartı.....33
Şekil 5.2 : STM32F407VGT6 mikrokontrolörün özellikleri.....34
Şekil 5.3 : uCAM-TTL kamera modülü 36
Şekil 5.4 : Kulak tanıma sisteminin bütünleşik hali ve birkaç kesiti 37
Şekil 6.1 : ITU Midas'tan bir kişinin sol ve sağ kulak görüntü örnekleri 39
Şekil 6.2 : IIT Delhi veri tabanından kulak örnekleri.....40
Şekil 6.3 : Biyometrik sistem için tipik bir performans eğrisi. 49
Şekil 6.4 : PCA, ITU Midas, 5 örneklem ve FAR-FRR değişimi.....50
Şekil 6.5 : PCA, ITU Midas, 4 örneklem ve FAR-FRR değişimi.....52
Şekil 6.6 : PCA, IIT Delhi, 3 örneklem ve FAR-FRR değişimi. 53
Şekil 6.7 : PCA, IIT Delhi, 2 örneklem ve FAR-FRR değişimi. 54
Şekil 6.8 : DCVA, ITU Midas, 5 örneklem ve FAR-FRR değişimi. 55
Şekil 6.9 : DCVA, ITU Midas, 4 örneklem ve FAR-FRR değişimi. 56
Şekil 6.10 : DCVA, IIT Delhi, 3 örneklem ve FAR-FRR değişimi. 57
Şekil 6.11 : DCVA, IIT Delhi, 2 örneklem ve FAR-FRR değişimi. 58
Şekil 6.12 : PCA, ITU Midas, kimlik saptama, 5 örneklem (a). 60
Şekil 6.13 : PCA, ITU Midas, kimlik saptama, 5 örneklem (b). 60
Şekil 6.14 : PCA, ITU Midas, kimlik saptama, 4 örneklem (a). 61
Şekil 6.15 : PCA, ITU Midas, kimlik saptama, 4 örneklem (b). 61
Şekil 6.16 : PCA, ITU Midas, kimlik saptama, 3 örneklem (a). 62
Şekil 6.17 : PCA, ITU Midas, kimlik saptama, 3 örneklem (b). 62
Şekil 6.18 : PCA, ITU Midas, kimlik saptama, 2 örneklem (a). 63
Şekil 6.19 : PCA, ITU Midas, kimlik saptama, 2 örneklem (b). 63
Şekil 6.20 : PCA, ITU Midas, kimlik saptama, 1 örneklem (a). 64
Şekil 6.21 : PCA, ITU Midas, kimlik saptama, 1 örneklem (b). 64
Şekil 6.22 : DCVA, ITU Midas, kimlik saptama, 5 örneklem (a). 65
Şekil 6.23 : DCVA, ITU Midas, kimlik saptama, 5 örneklem (b). 66
Şekil 6.24 : DCVA, ITU Midas, kimlik saptama, 4 örneklem (a). 66
Şekil 6.25 : DCVA, ITU Midas, kimlik saptama, 4 örneklem (b). 67
Şekil 6.26 : DCVA, ITU Midas, kimlik saptama, 3 örneklem (a). 67
Şekil 6.27 : DCVA, ITU Midas, kimlik saptama, 3 örneklem (b). 68
Şekil 6.28 : DCVA, ITU Midas, kimlik saptama, 2 örneklem (a). 68
Şekil 6.29 : DCVA, ITU Midas, kimlik saptama, 2 örneklem (b). 69

Şekil 6.30 : STM32F407VGT6 mikrokontrolör belleğinin kullanılma yüzdesi 75

ARM TABANLI GÖMÜLÜ SİSTEMLERDE KULAK TANIMA SİSTEMİNİN GERÇEKLENMESİ

ÖZET

Günümüzde teknolojinin gelişmesi ile beraber biyometrik sistemler önem kazanmıştır. Şifre, pin gibi insanın unutabileceği ve çalınması kolay güvenlik sistemlerin yerini yavaş yavaş biyometrik sistemler almaya başlamıştır. Parmak, iris, avuç içi ve yüz gibi birçok biyometrik sistem üzerinde çalışmalar yapılmıştır. Özellikle son zamanlarda temassız biyometrik sistemlerin önemi daha fazla artmıştır. Temassız biyometrik sistem olan yüzün jest, mimik, makyaj vb. sebeplerden dolayı değişikliğe uğraması tanıma oranını azaltmaktadır. Bu sebeple başka bir temassız tanıma sistemi olan kulak tanıma sistemi ön plana çıkmaya başlamıştır. Kulağın yüze göre düşük uzaysal çözünürlüğe sahip olması, renk dağılımın daha düzenli olması, ışık değişimine göre daha az etkilenmesi, arka plan görüntüsünün belli olması ve jest, mimik, makyaj vb. sebeplerden dolayı değişikliğe uğramaması gibi üstünlükleri vardır.

Kulak tanıma sistemleri için bilgisayar ortamında birçok algoritma geliştirilmiş ve başarılı sonuçlar elde edilmiştir. Ancak gömülü sistemde gerçekleştirilen kulak tanıma sistemi çok azdır. Bu tez çalışmasında kulak tanıma sistemi, görüntü işleme için kullanılan diğer gömülü sistemlere göre daha küçük hafıza ve daha yavaş işlemci hızına sahip olan ARM tabanlı STM32 Cortex-M4 mikromedia kartı ile gerçekleştirilmiştir. Kartın avuç içine sığacak kadar küçük olması, kullanıcı için arayüz oluşturabilme özelliği, düşük güç tüketimi, dokunmatik ekrana sahip olması ve prototip bir yapıda olması ticari uygulamalar için de ideal bir durum sağlamıştır.

Kulak tanıma sistemi için PCA ve DCVA olmak üzere iki yöntem kullanılmış ve birbirleri ile karşılaştırılmıştır. Bu yöntemlerin gömülü sistemlerde gerçeklenmesi için en önemli problem özdeğer ve özvektör çözümüdür. Bunun için de Jacobi ve QR olmak üzere iki algoritma kullanılmıştır. Jacobi algoritmasının QR algoritmasından daha hızlı ve doğru bir şekilde özdeğer ve özvektör problemini çözdüğü gösterilmiştir. Yöntemlerin karşılaştırılması önce Matlab programında yapılmış sonra diğerine göre daha iyi yöntem olan Jacobi algoritması kullanarak PCA ve DCVA uygulaması gömülü sistemde gerçekleştirilmiştir. Test sonuçlarında Matlab programı ile bulunan değerlere çok yakın değerler bulunmuştur. Böylece sistemin doğruluğu da gösterilmiştir. Ayrıca gömülü sistemde gerçekleştirilen kulak tanıma sistemi gerçek kulak görüntüsü ile test edilmiş ve sistemin başarılı sonuçlar verdiği görülmüştür.

REALIZING OF EAR RECOGNITION SYSTEM WITH ARM BASED ON EMBEDDED SYSTEM

SUMMARY

Biometrics is an automated recognition of individuals based on their behavioral and biological characteristics. A biometric characteristic is a biological or behavioral property of an individual that can be measured and from which distinguishing, repeatable biometric features can be extracted for the purpose of automated recognition of individuals.

Nowadays, biometric systems gained importance, together with the increasing technology. Biometrics systems are best alternative to old-fashioned systems which use passwords to verification, because it is possible to encounter the problems such as forgotten passwords or unauthenticated attempts.

There has been numerous studies on biometric systems such as finger, palm print/vein, iris and face recognition. There are several advantages and disadvantages of each biometric system. It is one of the most important criteria in design of a biometrics system that our system should realise the difference of an authorised and unauthorised attempts in an optimal way.

With the rapid advancement of the technology, production costs in electronic manufacture have fallen and it could be said that prices in sensors and other electronics equipments reached to an equilibrium level. However, the imaging equipments which are used in retina and iris recognition systems are still fairly expensive. On the other hand, systems which are based on face and ear recognition do not necessitate person's contact with any kind of sensors, they are so called "contactless" and do not cause hesitation by users. For these reasons, face and ear biometrics are more preferable to other methods.

Biometric accuracy of face recognition systems could be affected by the deformation by gesture, mimics or makeup. Ear recognition systems do not have these drawbacks. Looking into face and ear recognition systems, it is clear to see that ear recognition has a superiority in terms of spatial resolution, uniform color distribution, robust to luminance, constant and clear backgroud, and being nonsensitive to the factors such as gesture, mimics, and makeup.

Ear biometric is one of the biometrics that changes the least. Ear images are not affected by emotional expression, illumination, aging, pose, and alike. Because of its static structure, easy collection of the data, and the small dimension of the ear image,

The most important study on ear biometric field was made by Iannarelli in 1989. He conducted a comprehensive research using about 10,000 ears which are chosen arbitrarily. He concluded that ear has a distinctive shape in each person. In this research, he defined 12 different measurements to use ear in classification tasks.

After that, Burge and Burger proposed that ear can be used as biometric feature. Burge and Burger realized that Iannarelli System is not suitable for machine vision applications. Because it is hard to align the image correctly and localize the first anatomical point. If the first point is not located correctly, the system fails and the measurements change. So, Iannarelli System is not suitable for realizing as an embedded system.

There have been many algorithms which are applied to ear recognition tasks and evaluated in comparison with each other. However, these studies are restricted to computer applications and there exists only a few embedded implementations of an ear recognition system.

In this work, we prefered ARM-based “STM32 Cortex-M4” micromedia card, even if it has scarse memory and slow processing speed in comparison with other commercial ARM-based boards which can be used for image processing purposes. The reasons why we used this card are that its size is comperatively small, it is easy to build interfaces for our application. Besides, low power consumption, touch screen, and its being in a prototype structure are other reasons which make this board preferable for our application.

Two algorithms, Principal Component Analysis (PCA) and Discriminative Common Vectors Approach (DCVA), are used for ear recognition purposes, and the performance of these two algorithms are evaluated.

PCA depends on eigenvector method designed to model linear variations in high dimensional data. PCA can be expressed as the oldest statistical tool to analyse the multivariable datasets and also to reduce dimension of dataset. One can also present the patterns of data like the way of their similarities or differences.

DCVA is proposed to extract the common vectors of the classes in a training set by eliminating the differences of the samples in each class. A common vector for each individual class is obtained by removing all the features that are in the direction of the eigenvectors corresponding to the nonzero eigenvalues of the scatter matrix of its own class.

The most important problem is finding eigenvalue and eigenvector to be able to realize these algorithms on embedded systems. In order to solve this problem, Jacobi and QR algorithms are used.

Jacobi iteration method is thought to be the easiest algorithm to find the eigenpairs of a real symmetric matrix. In this algorithm, it is guaranteed that there will be a unique solution for all real symmetric matrices under the condition no zero element on the main diagonal of the matrix.

The QR algorithm is one of the best known method to find the eigenpairs of a matrix. QR algorithm still maintains the throne of the solution of non-symmetric matrix. However, this situation can not be said for the symmetric matrix. QR algorithm is also dependent on the QR decomposition.

Gram-Schmidt and modified Gram-Schmidt for QR decomposition, two methods have been proposed. The classical Gram Schmidt algorithm can be called as a projection and normalization method. Modified Gram Schmidt (variant of Schwarz-Rutishauser) is more stable than classical method, especially, when the matrix is ill-conditioned.

It is proved that Jacobi algorithm is faster and more accurate than QR algorithm to solve the eigenvalue and eigenvector problem. The comparison of these methods fırst performed on Matlab, after that Jacobi algorithm which is better one is implemented on embedded systems by performing PCA and DVCA. The test results of embedded systems are very close the results of Matlab. Thus, the accuracy of the system is proved.

In DCVA, Classical Gram-Schmidt method is proved to be numerically unstable again. However, the norm of error did not affect the recognition rate. As a result, ear recognition system is able to tolerate the numerical errors.

In addition to that, the ear recognition system was tested with real ear images. uCAM-TTL camera module were used for this. The connection between the camera and micromedia card provided with UART communication. However, the actual image of the ear should be in a bright environment. Because the PCA and DCVA methods are sensitive to the dark environment. Besides, the ear of person should be properly directed to camera. Exposure shift could cause inaccuracy in our results. After tackling this undesirable issue, the recognition rate of our designed system is quite good.

1. GİRİŞ

Biyometrik, insanın fiziksel veya davranışsal özelliklerini belirli sensörler ile ölçen ve önceden kişiye has olarak oluşturulmuş veriler ile karşılaştırarak tanımlama işlemi yapan otomatik sistemler için kullanılan bir terimdir. Ancak insanın her karakteristiği biyometrik özellik göstermemektedir. İnsan karakteristiklerinin biyometrik olması için:

- *Evrensellik* : Karakteristiğin tüm bireylerde ortak olması,
- *Eşsiz olma* : Karakteristik açısından herhangi iki bireyi ayırt edecek yeterlilikte olması,
- *Süreklilik* : Karakteristiğin belirli bi süre içinde yeterli değişmez özelliğe sahip olması,
- *Elde edilebilirlik* : Karakteristiğin ölçülebilir olması,

gereklidir. Aynı zamanda bu karakteristiğin biyometrik sistem haline dönüşebilmesi için de bu özelliklere ek olarak:

- *Performans*: Karakteristiğin doğru, hızlı ve sağlam olmasının yanısıra çevresel ve işlevsel faktörlerden etkilenmemesi,
- *Kabul edilebilirlik* : Bireyin karakteristiğin ölçüm ve toplanmasında itirazı olmaması,
- *Kandırılmaya karşı duyarlı* : Kolay aldatılabilir olmaması,

gereklidir [1,2]. Biyometrik sistemler bu özellikler dikkate alınarak Çizelge 1.1'de karşılaştırılmıştır [1]. Ayrıca Bromba GmbH adlı özel şirket tarafından Çizelge 1.2'de de farklı bir açıdan biyometrik sistemlerin karşılaştırılması yapılmıştır [3]. Bu çizelgeler incelendiğinde optimal biyometrik sisteme karar vermenin zor olduğu görülmektedir. Parmak izinin maliyeti az olmasına rağmen doğruluğu diğer biyometrik sistemlere göre düşüktür. İris en yüksek doğruluğa sahip olmasına rağmen maliyeti yüksektir. Aslında bu karşılaştırmalar teknoloji ilerledikçe değişebilmektedir.

Çoklu biyometrik sistemler üzerinde de çalışmalar yapılmaktadır. Örneğin; yüz ve kulak çalışması. Böylece doğruluk artırılmakta ve sistemin kullanılması cazip hale gelmektedir.

İlerleyen teknoloji ile birlikte biyometrik sistemler kart, şifre veya pin numarası kullanan diğer tanıma yöntemlerine oranla çok daha güvenilir hale gelmeye başlamıştır. Ayrıca biyometrik sistemler, devamlı kart taşıma, şifre ezberleme ve çalınma gibi birçok problemi de ortadan kaldırmıştır.

Çizelge 1.1 : Biyometrik sistemlerin karşılaştırılması.

BİYOMETRİK SİSTEM	EVRENSELLİK	EŞSİZ OLMA	SÜREKLİLİK	ELDE EDİLEBİLİRLİK	PERFORMANS	KABUL EDİLEBİLİRLİK	YAYGINLIK
Kulak	orta	orta	yüksek	orta	orta	yüksek	orta
İmza	düşük	düşük	düşük	yüksek	düşük	yüksek	yüksek
Yüz	yüksek	düşük	orta	yüksek	düşük	yüksek	yüksek
İris	yüksek	yüksek	yüksek	orta	yüksek	düşük	düşük
Retina	yüksek	yüksek	orta	düşük	yüksek	düşük	düşük
Parmak İzi	orta	yüksek	yüksek	orta	yüksek	orta	orta
Ses	orta	düşük	düşük	orta	düşük	yüksek	yüksek
DNA	yüksek	yüksek	yüksek	düşük	yüksek	düşük	düşük
El Geometrisi	orta	orta	orta	yüksek	orta	orta	orta
Tuş Vuruşu	düşük	düşük	düşük	orta	düşük	orta	orta
Koku	yüksek	yüksek	yüksek	düşük	düşük	orta	orta
Yürüyüş şekli	orta	düşük	düşük	yüksek	düşük	yüksek	orta

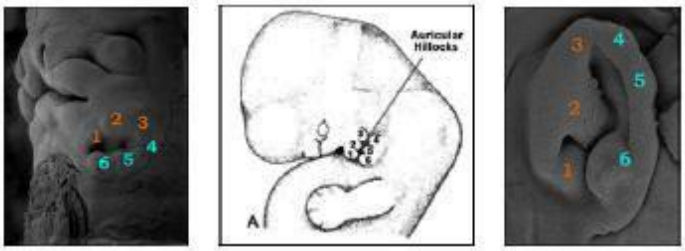
Çizelge 1.2 : Biyometrik sistemlerin karşılaştırılması (Bromba GmbH).

BİYOMETRİK	RAHATLIK	DOĞRULUK	MALİYET
Kulak	xxxxx	xxxx	xxxxx
İmza	xxx	xxxx	xxxx
Yüz	xxxxxxxxx	xxxx	xxxxx
İris	xxxxxxxx	xxxxxxxxx	xxxxxxxx
Retina	xxxxxx	xxxxxxxx	xxxxxxx
Parmak İzi	xxxxxxx	xxx	xxxx
Ses	xxxx	xx	xx
DNA	x	xxxxxxx	xxxxxxxxx
El Geometrisi	xxxxxxx	xxx	xxxx
Tuş Vuruşu	xxxx	x	x

2. KULAK BİYOMETRİSİ

2.1 Kulağın Anatomisi ve Gelişimi

İnsan kulağı embriyolojik gelişimin beşinci haftasında ortaya çıkan aurikula tepeciklerden gelişir. Gelişimin altıncı ve dokuzuncu haftasında bu tepecikler genişler, farklılaşır ve dış kulağın yapısını oluşturmak için kaynaşır. Dokuzuncu haftanın sonunda da kulak son şeklini alır. Şekil 2.1'deki tepeciklerin morfolojisi bir insan kulağı olarak ayırt edilebilir. 1-3 numaralı tepecikler kulağın birinci arkını oluşturur (tragus, helix ve cymba concha). 4-6 numaralı tepecikler ise kulağın ikinci arkını meydana getirir (antitragus, antihelix ve concha) [4].



Şekil 2.1 : Kulağın embriyolojik gelişimi.

Dış kulağın anatomisi Şekil 2.2'de gösterilmiştir. Adli tıp literatüründe doğumun ilk dört aydan sonrasında kulak oldukça doğrusal olarak genişler. Genişleme oranı dört aylık süreden sekiz yaş aralığına kadar normal halinden yaklaşık beş kat daha fazladır. Sekiz yaşından sonra yaklaşık yetmiş yaşına kadar kulak büyüklüğü sabit kalır [4].

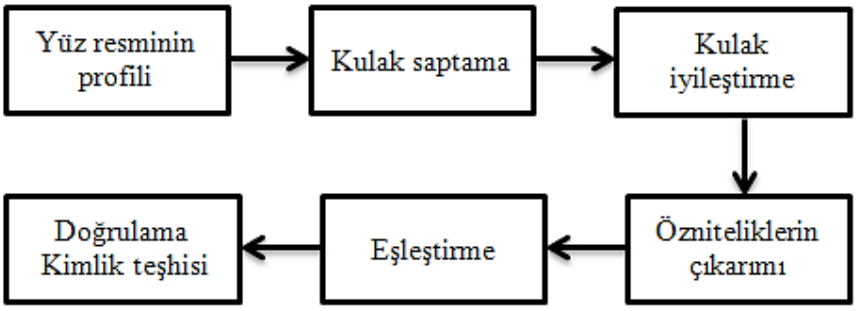


Şekil 2.2 : Dış kulağın anatomisi.

Aynı insanın sağ ve sol kulakları karşılaştırıldığında kulakların benzer olduğu görülmektedir. Ancak sağ ve sol kulak simetrik bir yapıya sahip değildir [5].

2.2 Kulak Biyometrik Sistemi

Kulak biyometrik sistemi, giriş görüntüsünden birtakım özellikler elde ederek bu özellikleri önceden belirlenmiş özellik setleri ile karşılaştırarak kişinin kimliğini belirleyen tipik bir örüntü tanıma sistemidir. Kulak tanımada, 2-boyutlu kulak görüntüleri veya kulak yüzeyindeki 3-boyutlu bilgileri yakalayan 3-boyutlu nokta bulutları kullanılır. Kulak biyometrik sistemde iki muhtemel işlem modu vardır. "*Doğrulama"* modu, eğitim setinde kullanılan kulak görüntülerinin kendi sınıfına ait kulak ile doğru eşleşip eşleşmediğini kontrol eder. "*Kimlik teşhisi*" modu ise herhangi bir görüntüyü eğitim setindeki kulak görüntüleri ile karşılaştırıp en iyi eşleştirmeyi bularak kimlik saptaması yapar.



Şekil 2.3 : Tipik bir kulak tanıma sisteminin blok diyagramı.

Klasik kulak tanımanın belirgin aşamaları:

I. *Kulak saptama :* İlk ve en önemli aşamadır. Bir görüntüdeki kulağın yerinin belirlenmesini içerir. Görüntü içinde kulak boyutunu göstermek için dikdörtgen bir sınır kullanılır. Bu aşamada oluşan hata biyometrik sistemin doğruluk mekanizmasını doğrudan etkileyeceği için kulak saptama kritik bir öneme sahiptir.

II. *Kulağın normalleştirilmesi ve iyileştirilmesi :* Bu aşamada görüntü içinden kırpılan kulağın özniteliklerin çıkarılmasını kolaylaştırmak için kulak, geometrik ve fotometrik düzeltmelere tabi tutulur. Ayrıca bu durum eğitim setindeki kulaklar ile eşleştirme yapılmasını da kolaylaştırır.

III. *Özniteliklerin çıkarımı :* Kulağın matematiksel model olarak daha küçük boyutlarda diğer kulaklar ile karşılaştırılması için öznitelik çıkarma işlemi yapılır. Böylece işlem karmaşıklığı, zaman ve hafıza problemleri giderilmiş olur.

IV. *Eşleştirme :* Giriş görüntüsünün öznitelikleri, önceden hesaplanan ve kaydedilen öznitelikler ile karşılaştırılır. Karşılaştırma yapılırken özniteliklerin birbirine ne kadar benzediğine veya yakın olduğuna bakılır.

V. *Doğrulama veya teşhis etme :* Eşleştirmenin sonunda elde edilen benzerlik veya farklılıktan bir karar verilmesi gerekir. Bu karar, doğrulama modunda sadece "*evet*" veya "*hayır*" olmak üzere iki seçenekten oluşur. Teşhis etme modunda ise bu kararı vermek için önce kişinin kimlik listesinde olup olmadığı sorgulanır. Eğer listede var ise kimlik teşhisi yapılabilir. Yoksa sadece bilinmeyen veya yetkisiz kişi olarak tanımlanır.

2.3 Kulak Biyometrik Sisteminin Kullanılmasının Nedenleri

Kartlı personel takip sistemlerinin en büyük sıkıntısı:

- Personellerin başkası yerine kartını okutması,
- Kartını kaybetmesi ya da evde unuttum diyerek sistemi kullanamadım bahanesini ortaya atıp sistemin çalışma verimini düşürmesi,
- Sürekli okuyucudan geçirilen kartların belirli bir zaman sonra deforme olması ve okunamaması vb.

nedenlerdir. Ancak böyle bir durum kulak tanıma sistemlerinde tamamen ortadan kalkmıştır.

Parmak izi her ne kadar günümüzde kullanılan en yaygın biyometrik sistem olsa da kullanıcıların parmak izlerinin aşınmış olabilmesi sebebiyle bazı sektörlerde performanslı değildir. Kulak tanıma sisteminde insan ile cihaz temas etmediği için böyle bir problem söz konusu bile değildir.

İrisin ya da retinanın 20-25 cm'lik yakın bir mesafede, göze gönderilen ışın karşısında göstermiş olduğu tepkinin resminin çekilerek karşılaştırmasının yapıldığı bu sistemin yaygınlaşamamasının en büyük sebebi kullanıcıların gözlerini sürekli ışınlara maruz bırakmak istememeleridir.

İris tanıma ya da retina tarama sistemlerinin kişinin göz sağlığına verdiği zarar net bir şekilde bilinmemektedir. Bu belirsizlikler ve maliyetlerin de fazla olması nedeniyle iris ve retina biyometrik sistemleri fazla yaygınlaşamamıştır.

Kulağın yüze göre :

- Düşük uzaysal çözünürlüğe sahip olması,
- Jest, mimik, makyaj vb. sebeplerden dolayı değişikliğe uğramaması,
- Renk dağılımın daha düzenli olması,
- Işık değişimine göre daha az etkilenmesi
- Arka plan görüntüsünün belli olması vb.

üstünlükleri bulunmaktadır [6-8]; Böylece birçok araştırmacı kulak biyometrisi üzerinde çalışmalara başlamıştır.

2.4 Kulak Biyometrik Sisteminin Uygulama Alanları

Günümüzde yüz tanıma kulak tanımaya göre daha çok kullanılmaktadır. Yüz tanıma sistemleri :

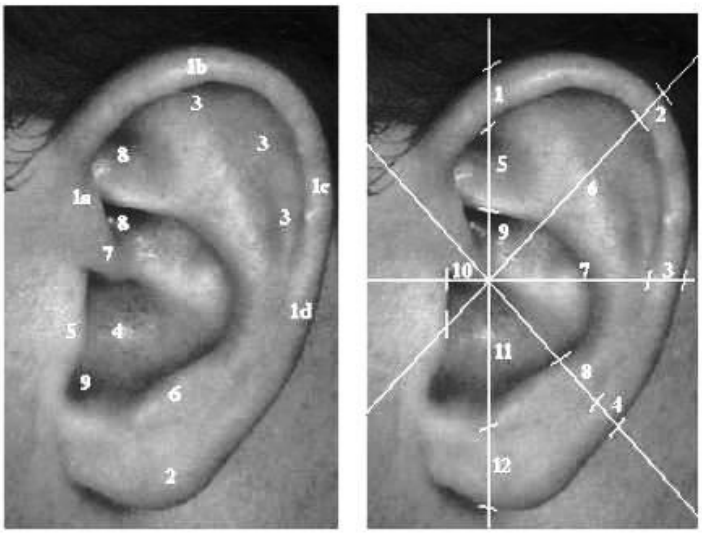
- Binalara veya yüksek güvenlik gerektiren alanlara giriş-çıkış kontrollerinde,
- Suçlu kimlik tespitinde ve halka açık alanlarda suçlu ve terörist aramasında,
- Kimlik kartı, sürücü belgesi, pasaport gibi devlet uygulamalarında,
- Akıllı ev sistemlerinde ev sahiplerini, evdeki kişileri (aile üyeleri, misafirleri vb.) tanıyarak, onların isteklerini (TV programı, oda sıcaklığı vb.) yerine getirmede,
- Web ortamında Twitter, Facebook gibi sosyal paylaşım sitelerinde ve Microsoft Photo Gallery, Google Picasa gibi ticari uygulamalarda vb.

daha birçok alanda kullanılmaya başlanmıştır. Ancak yüz yapısının jest, mimik, makyaj ve insanın ruh haline göre çok fazla değişiklik göstermesi yüz tanıma perfomansını olumsuz etkilemektedir. Bu sorunlar dikkate alındığında doğruluğu arttırmak için yüz tanıma sistemleri kulak tanıma sistemleri ile birlikte kullanılabilir. Sol-sağ kulak ve yüz kombinasyonu yapıldığında doğruluğun istenilen seviyede olacağı kaçınılmazdır. Kulak tanıma sistemleri günümüzde yüz kadar yaygın olmasa da önümüzdeki yıllarda yüz-kulak çoklu tanıma sistemlerinin yaygınlaşacağı öngörülmektedir.

2.5 Kulak Tanımanın Tarihçesi

Dış kulağın şekli, suç araştırmacıları tarafından kişiyi teşhis etmek için önemli bir tanıma kriteri olarak kabul edilmiştir. 1890'lı yıllarda, kulakların insanları teşhis etme potansiyeli olduğu Fransız Kriminolog Alphonse Bertillon tarafından farkedilmiştir [9]. 1906 yılında insanların kimliklerini teşhis etme üzerindeki çalışmalarda Richard Imhofer tarafından 500 farklı kulak kullanılmış ve ayırt edicilik için yalnızca 4 farklı karakteristik gerektiği ifade edilmiştir [10].

1949 yıllarından başlayarak dış kulağın ayırt edicilik potansiyeli üzerinde ilk geniş kapsamlı çalışma Amerikan polis memuru Alfred Iannarelli tarafından yapılmıştır. Iannarelli, 10000'den fazla kulak görüntüsü toplamış ve bir kişiyi tanımlamak için gerekli olan 12 karakteristik belirlemiştir [11]. Bu 12 karakteristik Şekil 2.4'te görüldüğü gibi "*Iannarelli sistemi*" olarak tanımlanmıştır. Ayrıca Iannarelli, kulakların eşsiz olduğu iddiasını güçlendirmek için birbirine genetik olarak benzeyen ikiz ve üçüz kişiler üzerinde de çalışmalar yapmıştır. Iannarelli'nın çalışmaları karmaşık bir kuramsal temelden yoksun olsa da, bu çalışmalar ışığında dış kulak şeklinin genel anlamda eşsiz olduğuna inanılmıştır.



Şekil 2.4 : (a) Anatomi (b) Ölçümler.

Burge ve Burger tarafından kulağın eğri segmentlerinin Voronoi diyagramı ile kulak biyometrisini otomatik hale getirilme çalışması yapılmıştır. Bu çalışmada kimlik teşhisi için yeni bir eğri eşleştirme temelli bir algoritma kullanılmıştır [12, 13].

Moreno ve çalışma arkadaşları tarafından tamamen otomatik bir kulak tanıma sistemini üzerinde çalışılmıştır. Çalışmalarda çoklu özellikler kullanılmış ve birkaç nöral sınıflandırıcıların sonuçları birleştirilmiştir. Kullanılan özellik vektörü dış kulak noktalarını, kulak şeklini ve kırışıklıkların yanı sıra bir sıkıştırma ağı tarafından çıkarılan makro özellikleri de içermektedir [14].

Bu yöntem Mu ve çalışma arkadaşları tarafından kulak özellik vektörü, dış kulak şekli ve iç kulak yapısı şeklinde tanımlanarak ilerletilmiştir. Sınıflandırma için de bir nöral ağ kullanılmıştır. Yapılan bu çalışma "*Iannarelli sistemi*"nin basit bir otomatik hali olarak görülebilir [15].

Chang, Bowyer ve Sarkar tarafından yüz ve kulak tanıma sistemlerinin karşılaştırılması yapılmıştır. Yöntem olarak temel bileşen analizi (PCA) kullanılmıştır. Yapılan çalışmalar sonucunda kulak ile yüz tanıma sistemlerin tanıma açısından büyük bir farklılıkları olmadığı ifade edilmiştir [7].

Günümüzde kulak üzerine çok fazla araştırma yapılmaya başlanmıştır. Gelişen teknoloji ile birlikte 3-boyutlu kulak görüntüleri ile yapılan çalışmalarda da hızlı bir artış gözlenmiştir.

3. KULAK TANIMA ALGORİTMALARI

3.1 Temel Bileşen Analizi (PCA)

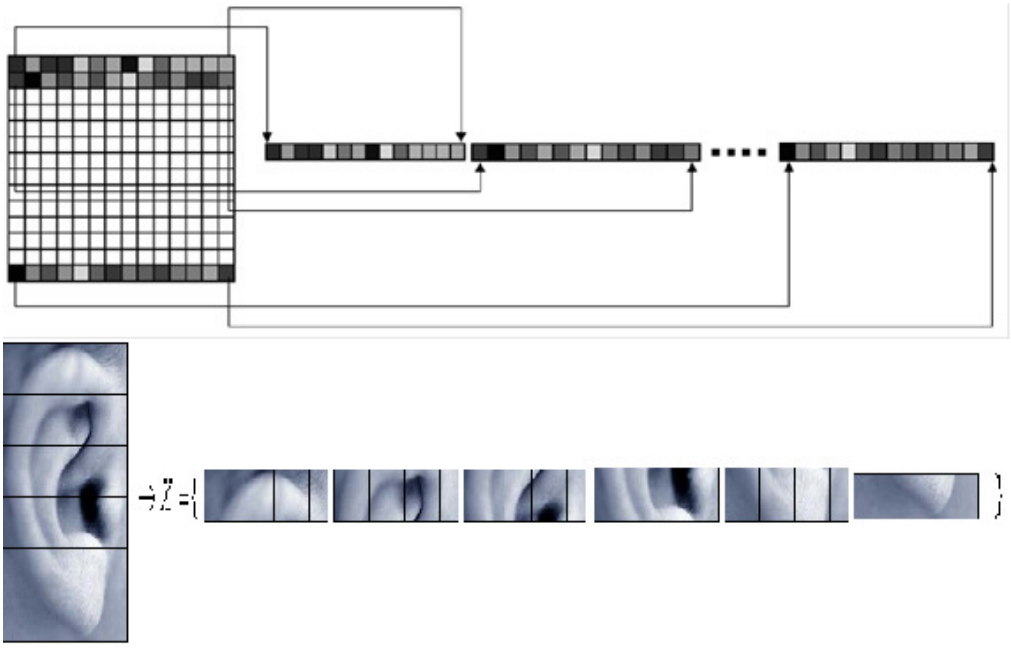
1901 yılında Karl Pearson'ın başlattığı temel bileşen analiz çalışmaları, 1933 yılında Hotelling tarafından geliştirilmiştir [16,17]. Temel Bileşen Analizi (PCA), asal bileşen analizi veya Karhunen-Loeve dönüşümü olarak da isimlendirilen örüntü tanıma çalışmalarında özellikle boyut küçültmek amacıyla kullanılan bir altuzay izdüşüm yöntemidir. Kulak tanıma uygulamalarında PCA kullanılmasının en önemli nedeni birbiri ile doğrusal olarak ilişkili çok sayıda veriden birbirinden bağımsız az sayıda veri elde ederek boyut küçültme işlemi yapmasıdır. Böylece bu durum, hem çalışılan platformun daha hızlı olmasını hem de karmaşık modellerin basite indirgenmesini sağlar. Özellikle hafıza durumu düşük olan platformlarda örneğin gömülü sistemlerde PCA'nın kullanılması hafıza açısından büyük yararlar sağlamaktadır.

PCA'nın amacı eldeki veriyi daha az sayıda değişken ile ifade edebilecek en iyi dönüşümü belirlemektir. Dönüşüm sonrasında elde edilen değişkenler ilk değişkenlerin temel bileşenleri olarak isimlendirilir. İlk temel bileşen varyans değeri en büyük olandır ve diğer temel bileşenler varyans değerleri azalacak şekilde sıralanır. Temel bileşenler birbirine dik ve ortogonaldir. Gürültüye karşı düşük hassasiyet, hafıza ihtiyaçlarının azalması ve küçük boyutlu uzayda daha etkin çalışması PCA'nın temel avantajları arasında söylenebilir.

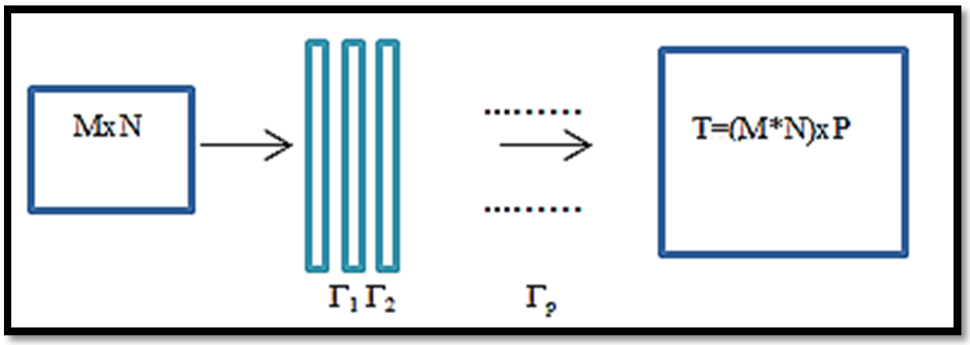
PCA'nın yüz tanımada bilinen en etkili uygulaması Turk ve Pentland tarafından geliştirilen özyüz (eigenface) yöntemidir [18]. Aynı yöntem Chang, Bowyer ve Sarkar tarafından kulak tanımada da kullanılmıştır. Yapılan çalışmalar sonucunda da kulak ve yüz tanıma oranlarının birbirlerine yakın olduğu ve önemli bir fark bulunmadığı kanısına varılmıştır [7]. Böylece kulak tanıma ile ilgili çalışmalar hızla artmaya başlamıştır.

3-boyutlu gerçek dünyadan kulak fotografları çekilip bilgisayar ortamına aktarıldığında 2-boyutlu resimler oluşmaktadır. Bu durum ayırt edici özelliğe sahip olan derinlik bilgisinin kullanılmasına izin vermemektedir. Bu problemi çözmek için için iki veya daha fazla kamera kullanılabilir. Ancak bu çalışmada 2-boyutlu resimler kullanılmıştır.

Bilgisayar ortamında kulak resmi sırasıyla satır ve sütun olmak üzere *MxN* matris gösterimi ile ifade edilmektedir. Eğitim setinde *P* tane kulak resmi olduğu varsayılsın. Şekil 3.1'de olduğu gibi bir kulak resmini ifade eden *MxN* matrisi *(M*N)x1*'lik vektör biçimine dönüştürülür. Aynı işlemler diğer kulak resimlerine uygulanarak oluşan tüm vektörler Şekil 3.2'de görüldüğü gibi yan yana getirilerek *T=(M*N)xP* kulak uzay matrisi oluşturulur.



Şekil 3.1 : Kulak resminin vektör biçimine dönüştürülmesi.



Şekil 3.2 : Kulak uzay matrisinin oluşturulması.

Kulak uzay matrisi;

$$T = (M * N)\, x\, P = [\Gamma_1\ \Gamma_2\ \ \Gamma_3 ..... \Gamma_P] \quad \textbf{(3.1)}$$

olarak gösterilir. (3.1)'de Γ_i *(i=1,2,…,P)* her biri bir kulak vektörünü ve *T* kulak uzay matrisini ifade etmektedir. *P* adet kulak ile oluşturulan kulak uzay matrisinin ortalaması hesaplanır.

$$\Psi = \frac{1}{P} \sum_{i=1}^{P} \Gamma_i \quad \textbf{(3.2)}$$

Oluşturulan her bir kulak vektöründen ψ ortalama kulak vektörü çıkartılır.

$$\Phi_i = \Gamma_i - \Psi \quad \textbf{(3.3)}$$

$$A = [\Phi_1\ \Phi_2\ ...\ \Phi_P] \quad \textbf{(3.4)}$$

Böylece Φ_i *(i=1,2,…,P)*'lerden *A* ortalaması çıkartılmış kulak uzay matrisi oluşturulur. *A* matrisinin transpozesi alınıp kendisi ile çarpılarak *C* kovaryans matrisi hesaplanır.

$$C = AA^T \quad \textbf{(3.5)}$$

C kovaryans matrisinin özdeğer ve özvektörleri bulunur.

$$Cu = \lambda u \quad \textbf{(3.6)}$$

(3.6)'da *u* özvektör ve λ özdeğerleri ifade etmektedir. Ancak *C* matrisinin boyutu *(M*N)x(M*N)*'lik bir kare matris büyüklüğündedir. *C* matrisinin boyutunun büyük olması özdeğer ve özvektör hesaplanırken özellikle gömülü sistemlerde çok fazla zaman kaybına ve hafıza problemlerine neden olmaktadır. Bu durumun üstesinden gelmek için

$$L = A^T A \quad \textbf{(3.7)}$$

PxP'lik kare matris büyüklüğündeki *L* matrisinin özdeğer ve özvektörleri hesaplanır. Genellikle kulak tanıma sistemlerinde *M*N >> P* olması nedeniyle *L* matrisinin boyutu oldukça küçüktür.

$$Lv = \lambda v \tag{3.8}$$

L matrisinin özdeğerleri ve özvektörleri hesaplanır. *L* matrisinin özdeğerleri *C* matrisinin de özdeğerleridir. Ancak *C* matrisinin özvektörlerini bulmak için (3.8), her iki tarafı soldan *A* matrisi ile çapılır.

$$ALv = A\lambda v \tag{3.9}$$

$$AA^T Av = \lambda Av \tag{3.10}$$

$$C(Av) = \lambda(Av) \tag{3.11}$$

$$u = Av \tag{3.12}$$

$$Cu = \lambda u \tag{3.13}$$

$$U = [u_1\ u_2\ ...\ u_P] = [\Phi_1\ \Phi_2\ ...\ \Phi_P][v_1\ v_2\ ...\ v_P] \tag{3.14}$$

Sırasıyla işlemler yapıldığında *C* matrisinin özvektörleri, *L* matrisinin özvektörlerinin *A* matrisi ile sağdan çarpılması ile bulunur. Her bir özdeğere ait bir özvektör bulunmaktadır. Özdeğerler büyükten küçüğe doğru sıralanır. *L* matrisinin rankı *P-1*'e eşit olduğundan başka bir deyişle *L* matrisinin sıfır olmayan uzayı *P-1*'e eşit olması nedeni ile sıralanan özdeğerlerin en küçüğü sıfıra eşittir. Lineer bağımlı olması sebebi ile sıfıra eşit olan özdeğer ve buna ait özvektör sıralamadan çıkartılır.

$$\lambda_1 > \lambda_2 > \lambda_3 > ... > \lambda_{P-1} \tag{3.15}$$

En büyük özdeğerin özvektörü ilk sütuna gelecek şekilde özvektörler yan yana yazılarak "*özkulak*" matrisini oluşturur.

$$U = [u_1\ u_2\ ...\ u_{P-1}] \tag{3.16}$$

U özkulak matrisini ifade etmektedir. Boyutu azaltmak için özkulak matrisini oluşturan her özvektörün kulak uzayı içindeki ağırlıklarına bakılır. Bunu saptamak için her özvektöre ait özdeğerin tüm özdeğerlerin toplamına ne kadar katkıda bulunduğuna bakılır.

$$P' = \min_{r} \left\{ r \mid \frac{\sum_{i=1}^{r} \lambda_i}{\sum_{i=1}^{P} \lambda_i} \right\} \qquad \textbf{(3.17)}$$

P adet özdeğerden ne kadar özdeğer seçilmesi gerektiği (3.17)'den faydalanarak hesaplanır. Burada, eşik değer olarak pratikte 0.95 değeri kullanılabilir. 0.95 eşik değerini sağlayacak *P'* sayıda özdeğer seçilir. Çıkartılan özdeğerlere ait özvektörler de *U* özkulak matrisinden atılarak *U* öz kulak matrisi yeniden oluşturulur.

Başlangıçtaki kulak resmini ifade eden her bir kulak vektörü Γ_i *(i=1,2,…,P)* sırasıyla ortalama kulak vektörününden çıkartılır. Daha sonra, özkulak matrisinin transpozesi ile çarpılıp kulak uzayına yansıtılarak her bir kulağın "*öznitelik*" vektörü çıkartılır.

$$\Omega_i = U^T \left(\Gamma_i - \Psi \right); \;\; i = 1, ..., P \qquad \textbf{(3.18)}$$

$$W = [\Omega_1 \; \Omega_2 \; ... \; \Omega_P] \qquad \textbf{(3.19)}$$

Ωi (i=1,2,…,P) her biri bir kulağın öznitelik vektörünü başka bir ifade ile kulak sınıfını ve *W* ise özniteliklerin oluşturduğu matrisi göstermektedir.

Herhangi bir kulak resminin hangi kulak sınıfına ait olduğunu bulmak için yeni kulak resmi ilk önce *(M*N)x1*'lik vektör haline getirilerek normalleştirilir. Daha sonra, ortalama kulak vektöründen çıkartılarak özkulak matrisinin transpozesi ile soldan çarpılır. Böylece yeni kulak resmi kulak uzayına yansıtılmış olur.

$$\Phi_{yeni} = \Gamma_{yeni} - \Psi \qquad \textbf{(3.20)}$$

$$\Omega_{yeni} = U^T \Phi_{yeni} \qquad \textbf{(3.21)}$$

Γ_{yeni} , yeni kulak resmini, Φ_{yeni} ortalama çıkartılmış yeni kulak resmini ve Ω_{yeni} ise kulak uzayına yansıtılmış yeni kulak resmine ait yeni öznitelik vektörünü ifade etmektedir. Oluşturulan yeni öznitelik vektörü, öklit (euclid) uzaklığı kullanılarak her bir kulağa ait öznitelik vektöründen çıkartılır. Hesaplanan farklardan hangisi en küçük ise yeni kulak resmi o sınıfa eşleştirilir.

$$\varepsilon_k^{\,2} = \min\left\{\left\|\Omega_{yeni} - \Omega_i\right\|^2 ;\ \ i = 1, ..., P\right\} \qquad \textbf{(3.22)}$$

ε_k, öklit uzaklığında hesaplanan en küçük değeri göstermektedir. Ancak her yeni resim, kulak uzayındaki bir sınıfa eşleştiriliğinden hiçbir sınıfa ait olmayan kulak resimleri de bir sınıfa atanacaktır. Bunu engellemek için ε_k için bir eşik değeri Θ_k saptamak gereklidir. Bulunan değer bu eşik değerinin üzerinde ise eşleştirme yapılmayacak ve bu yeni resim bilinmeyen kulak resmi olarak tanımlanacaktır.

Bununla birlikte, yeni resim kulak resmi olmayabilir. Bunun için yeni resmin kulak uzayında olup olmadığına bakılır. Bunu anlamak için de ilk önce W öznitelik matrisi soldan özkulak matrisi U ile çarpılarak Φ_f dönüşüm matrisi elde edilir.

$$\Phi_f = UW \qquad \textbf{(3.23)}$$

$$\varepsilon^2 = \min\left\{\left\|\Phi_{yeni} - \Phi_f\right\|^2 ;\ \ f = 1, ..., P\right\} \qquad \textbf{(3.24)}$$

(3.20)'de hesaplanan Φ_{yeni} ortalama çıkartılmış yeni kulak resmi, Φ_f dönüşüm matrisi ile öklit uzaklığı kullanılarak karşılaştırılır. Elde edilen en küçük değer, belirlenen eşik değerinden büyük ise "*Bu resim kulak resmi değildir."* ifadesi söylenir. Aksi takdirde "*Bu resim kulaktır.*" denir.

Tekrar özetlenecek olursa yeni resim için dört olasılık mevcuttur:

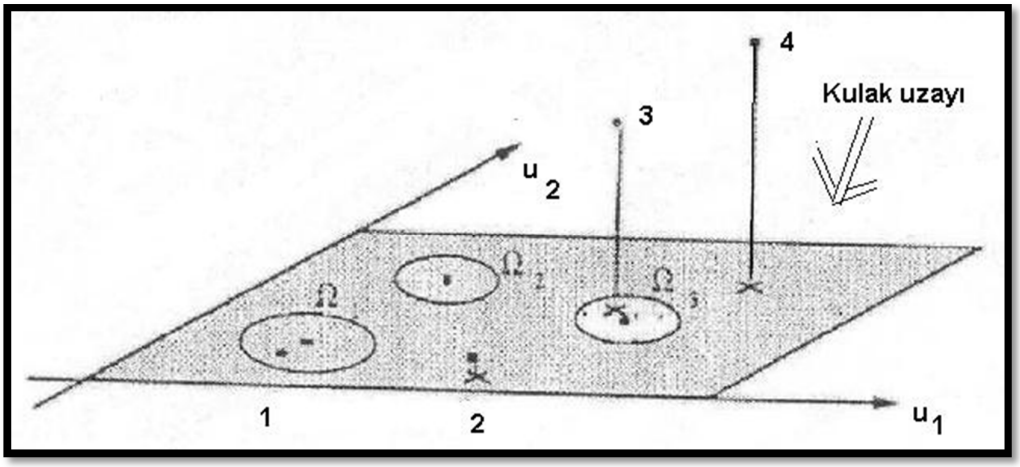
i. $\varepsilon_k < \Theta_k$ ve $\varepsilon < \Theta$ ise yeni resim kulak uzayındadır ve bir kulak sınıfına aittir. Eşleştirme yapılarak hangi sınıfa ait olduğu belirlenir.

ii. $\varepsilon_k > \Theta_k$ ve $\varepsilon < \Theta$ ise yeni resim kulak uzayındadır. Ancak hiçbir kulak sınıfına ait değildir. Bilinmeyen kulak resmi olarak tanımlanır.

iii. $\varepsilon_k < \Theta_k$ ve $\varepsilon > \Theta$ ise yeni resim kulak uzayında değildir. Gürültü olarak ifade edilebilir.

iv. $\varepsilon_k > \Theta_k$ ve $\varepsilon > \Theta$ ise yeni resim kulak uzayında değildir. Bu resim kulak resmi değildir.

Θ_k, kulak sınıfı eşik değerini ve Θ, kulak uzay eşik değerini göstermektedir.



Şekil 3.3 : Bir resmin kulak uzayına yansıtılmasında oluşan dört olasılık.

3.2 Ayırt Edici Ortak Vektör Yaklaşımı (DCVA)

Herhangi kulak resmini ifade eden *(M*N)x1* boyutundaki vektör tüm sınıf sayısını gösteren *P*'den daha büyük olduğunda kullanılan DCVA, sınıf içi saçılımlara bakarak her sınıf için bir ortak vektör belirler. Bununla birlikte bu ortak vektörlerin, sınıflar arası saçılımında en büyük ayırım yapan bir izdüşüm oluşturması hedeflenir. Bu izdüşüm kullanılarak çıkarılan öznitelikler, ayırt edici ortak vektörler olarak ifade edilir [19-24].

Başka bir deyişle ortak vektörler, öznitelik vektörlerinin tüm sınıflara ait ortak değişim matrisinin farksızlık alt uzayına iz düşürülmesiyle bulunur. Ayırt edici ortak vektörler ise, bulunan öznitelik vektörü boyutundaki ortak vektörlerin, ortak vektörlere ait değişim matrisinin farklılık alt uzayına iz düşürülmesi ile elde edilir. Sonuçta boyutu, ortak vektörlere ait değişim matrisinin farklılık alt uzayını geren dik birim vektör sayısına eşit olan ayırt edici ortak vektörler elde edilir [19-24].

K örnek içeren *C* farklı sınıftan oluşan bir kulak eğitim seti olduğu varsayılsın. Böylece kulak eğitim seti toplam $P = K*C$ kadar örnekten oluşur. *i*. sınıfa ait, *j*. örneğin öznitelik vektörü *M*N=d*-boyutlu uzayda x_j^i ile gösterilsin. Bu durumda sınıf içi saçılım matrisi S_W,

$$S_W = \sum_{i=1}^{C} \sum_{j=1}^{K} \left(x_j^i - \mu_i \right) \left(x_j^i - \mu_i \right)^T \quad \textbf{(3.25)}$$

sınıflar arası saçılım matrisi S_B,

$$S_B = \sum_{i=1}^{C} K \left(\mu_i - \mu \right) \left(\mu_i - \mu \right)^T \quad \textbf{(3.26)}$$

ve toplam saçılım matrisi S_T,

$$S_T = \sum_{i=1}^{C} \sum_{j=1}^{K} \left(x_j^i - \mu \right) \left(x_j^i - \mu \right)^T = S_W + S_B \quad \textbf{(3.27)}$$

şeklinde hesaplanır. μ, kulak eğitim setindeki tüm örneklerin ortalama vektörü , μ_i ise *i.* sınıfa ait ortalama vektörü göstermektedir. V, S_w matrisinin değer uzayını ve $V^{\perp}$ ise S_w matrisinin sıfır uzayını temsil eden uzaylar olsun. Bu durumda söz konusu uzaylar ve uzayların toplamı,

$$V = span\{ \alpha_k \mid S_W \alpha_k \neq 0,\ k = 1, ..., r \} \quad \textbf{(3.28)}$$

$$V^{\perp} = span\{ \alpha_k \mid S_W \alpha_k = 0,\ k = r+1, ..., d \} \quad \textbf{(3.29)}$$

$$V \oplus V^{\perp} = R^d \quad \textbf{(3.30)}$$

şeklinde gösterilir. (3.28)'deki α_k *(k=1,…,r),* S_w matrisinin sıfırdan farklı özdeğerlere karşılık gelen ortonormal özvektörleridir. Bu değer uzayındaki ortonormal özvektörlerin sayısı aynı zamanda S_w matrisinin rankına da eşitir.

$$\dim R(S_w) = r = C(K-1) \quad \textbf{(3.31)}$$

S_w matrisinin değer uzayındaki özvektörler,

$$Q = [\alpha_1 \ \ \alpha_2 \ ... \ \alpha_r] \quad \textbf{(3.32)}$$

ve sıfır uzayındaki özvektörler ise,

$$\overline{Q} = [\alpha_{r+1} \;\; \alpha_{r+2} \; ... \; \alpha_d] \tag{3.33}$$

olarak gösterilsin. (3.30)'dan yararlanarak x_j^i öznitelik vektörleri,

$$x_j^i = y_j^i + z_j^i \tag{3.34}$$

şeklinde ayrıştırılabilir. Bu durumda

$$y_j^i = Bx_j^i = QQ^T x_j^i \in V \tag{3.35}$$

ve

$$z_j^i = \overline{B}x_j^i = \overline{Q}\overline{Q}^T x_j^i \in V^{\perp} \tag{3.36}$$

şeklinde yazılabilir. B ve $\overline{B}$ ortogonal izdüşüm operatörlerini ifade etmektedir. Ancak burada ortak vektörü veren z_j^i'nin bulunması gereklidir. z_j^i için (3.36) hesaplanması yerine,

$$z_j^i = x_j^i - y_j^i \tag{3.37}$$

$$z_j^i = x_{com}^i \tag{3.38}$$

$$x_{com}^i = x_m^i - QQ^T x_m^i = Bx_m^i \tag{3.39}$$

sırasıyla işlemler yapılarak $z_j^i = x_{com}^i$ ortak vektörler bulunabilir. Böylece S_w matrisinin sıfır uzayının bulunması yerine daha küçük boyutta olan değer uzayı bulunur. Bulunan Q matrisi (3.39)'da kullanarak ortak vektörler hesaplanır.

S_w matrisi (3.25)'ten farklı olarak matrisel gösterimde de tanımlanır. Bunun için her sınıftaki kulak resimlerinden kendi sınıfına ait ortalamalar çıkarıltılarak A matrisi elde edilir.

$$A = \left[x_1^1 - \mu_1 \;\; ... \;\; x_K^1 - \mu_1 \;\; x_1^2 - \mu_2 \;\; ... \;\; x_K^C - \mu_C \right] \tag{3.40}$$

A matrisi hesaplandıktan sonra S_w matrisi,

$$S_w = AA^T \tag{3.41}$$

şeklinde yazılır. Ancak AA^T matrisinin hesaplanması yerine çok daha küçük boyutlu A^TA matrisinin değer uzayındaki özvektörler bulunur. AA^T ile A^TA matrislerinin özdeğerleri aynıdır. Ancak özvektörler arasında,

$$(S_w)\vec{v} = \lambda\vec{v} \tag{3.42}$$

$$(AA^T - \lambda I)\vec{v} = 0 \tag{3.43}$$

$$(A^TA - \lambda I)\vec{w} = 0 \tag{3.44}$$

$$(A(A^TA) - A(\lambda I))\vec{w} = A.0 \tag{3.45}$$

$$(AA^TA - \lambda A)\vec{w} = 0 \tag{3.46}$$

$$(AA^T - \lambda)A\vec{w} = 0 \tag{3.47}$$

$$\vec{v} = A\vec{w} \tag{3.48}$$

şeklinde bir ilişki vardır. (3.48)'den yararlanarak S_w matrisinin değer uzayındaki özvektörler kolaylıkla bulunabilir. Böylece Q matrisi hesaplanır ve (3.39)'dan da faydalanarak ortak vektörler bulunur.

Bu aşamadan sonra ayırt edici ortak vektörleri bulmak için ortak vektörlerin değişim matrisi tanımlanır. μ_{com} bütün ortak vektörlerin ortalamasını ifade etmek üzere,

$$\mu_{com} = \frac{1}{C}\sum_{i=1}^{C} x_{com}^i \tag{3.49}$$

$$A_{com} = \left[x_{com}^1 - \mu_{com} \quad \ldots \quad x_{com}^C - \mu_{com} \right] \tag{3.50}$$

$$S_{com} = \sum_{i=1}^{C} \left(x_{com}^i - \mu_{com} \right)\left(x_{com}^i - \mu_{com} \right)^T = A_{com}A_{com}^T \tag{3.51}$$

şeklinde bulunur. S_{com} matrisinin değer uzayındaki özdeğerlere karşılık gelen özvektörler en uygun yansıtım vektörlerini verir [19]. S_w matrisine uygulanan (3.42)'den (3.48)'e kadar olan işlemler S_{com} matrisi için de yapılabilir. Böylece daha küçük boyutlu $A^T_{com}\ A$ matrisinin değer uzayındaki özdeğerlere karşılık gelen özvektörler hesaplanır. Elde edilen *C-1* tane özvektörler (3.48)'deki dönüşüm kullanılarak S_{com} matrisinin değer uzayındaki özvektörler bulunur. Başka bir ifade ile bulunan bu özvektörler en uygun yansıtma vektörleridir.

En uygun yansıtma vektörleri, özdeğerlerin büyükten küçüğe sıralanışı kuralına uygun olarak yan yana yazılarak en uygun yansıtma matrisi *W* elde edilir.

$$W = [\vec{\omega}_1\ \vec{\omega}_2\ \ldots\ \vec{\omega}_{C-1}] \tag{3.52}$$

$$J\left(W_{opt}\right) = \arg\max_{\left|W^T S_W W\right|=0} \left|W^T S_B W\right| = \arg\max_{\left|W^T S_W W\right|=0} \left|W^T S_T W\right| = \arg\max_{W} \left|W^T S_{com} W\right| \tag{3.53}$$

Sütunları ortonormal optimum izdüşüm vektörlerine sahip *W* matrisi, (3.53)'te görüldüğü gibi ortak vektörlerin toplam dağılım matrisini en büyük yapar. Başka bir ifade ile *W* matrisi sınıflar arası dağılımı maksimum yapar. Buradan S_{com} matrisinin rankı kadar optimum izdüşüm vektörü elde edilir.

$$\dim R(S_{com}) = r = C - 1 \tag{3.54}$$

Elde edilen *C-1* tane ortak vektör birbirinden lineer bağımsızdır. Eğer iki ortak vektör birbiri ile eşdeğer ise bu özvektörler ile temsil edilen sınıf ayırt edilemez. Çünkü w_k optimum izdüşüm vektörleri, S_w matrisinin sıfır uzayına aittir.

i. sınıfa ait bir örnek resim optimum izdüşüm vektörü w_k ile yansıtıldığında ayırt edici öznitelik vektörleri elde edilir.

$$\Omega_i = \left[\left\langle x_j^i, \omega_1 \right\rangle\ \ldots\ \left\langle x_j^i, \omega_{C-1} \right\rangle\right]^T \tag{3.55}$$

$$\Omega_i = W^T x_j^i, \quad j = 1,\ldots,N, \quad i = 1,\ldots,C \tag{3.56}$$

Ayrıca (3.55) ve (3.56)'daki *j* indeksinden de bağımsız olacaktır.

Böylece sınıf içinden hangi örnek resim alınırsa alınsın hep aynı ortak vektör bulunacaktır. Başka bir ifade ile her sınıf sadece bir tane öznitelik vektörü ile temsil edilecektir. Bunun için bu öznitelik vektörü "*ayırt edici ortak vektör"* olarak tanımlanır [19].

Bir test resmini x_{test} tanımak için ilk önce x_{test} optimum izdüşüm matrisi W ile yansıtılır ve x_{test}'e ait öznitelik vektörü çıkartılır.

$$\Omega_{test} = W^T x_{test} \tag{3.57}$$

$$\varepsilon^2 = \min\left\{ \left\| W^T (x_{test} - x_j^i) \right\|^2 \right\} = \min\left\{ \left\| \Omega_{test} - \Omega_i) \right\|^2 \right\};\ i = 1, \ldots, C \tag{3.58}$$

Elde dilen öznitelik vektörü öklit uzaklığı kullanarak her sınıfın ayırt edici ortak vektörü ile karşılaştırılır. Karşılaştırmada test resmi hangi sınıfa en yakın ise o sınıfa ait olduğu ortaya çıkar. Dikkat edilirse test resmi sadece o sınıfa ait tek bir vektör ile karşılaştırılmıştır. Bu durum gerçek zamanlı kulak tanıma sistemleri için çok etkilidir. PCA, FLDA ve Direct-LDA gibi diğer yöntemlerde ise test resmi eğitim setindeki tüm öznitelik vektörleri ile karşılaştırıldığından gerçek zamanlı uygulamalar için pratik değildirler [19].

Yukarıda açıklanan algoritma şöyle özetlenebilir:

1. (3.40)'taki A matrisi ile $S_w = AA^T$ yerine A^TA matrisi kullanılarak S_w matrisinin sıfır olmayan özdeğerleri ve ilgili özvektörleri hesapla.
2. $Q = [\alpha_1 \ldots \alpha_r]$ matrisini S_w matrisinin rankı r olacak şekilde düzenle.
3. Her sınıftan herhangi bir örnek seç ve ortak vektörleri elde etmek için bunları S_w matrisinin sıfır uzayına izdüşüm yap.

$$x_{com}^i = x_m^i - QQ^T x_m^i = Bx_m^i \tag{3.59}$$

4. (3.50)'deki A_{com} matrisi ile $S_{com} = A_{com}\ A_{com}{}^T$ yerine $A_{com}{}^TA$ matrisi kullanılarak S_{com} matrisinin sıfır olmayan özdeğerleri ve ilgili özvektörleri hesapla. Özvektörlerin sayısı en fazla *C-1* kadar olacaktır.
5. Bu özvektörleri izdüşüm matrisi oluşturmak için kullan.

$$W = [\vec{\omega}_1\ \vec{\omega}_2\ \ldots\ \vec{\omega}_{C-1}] \tag{3.60}$$

6. Oluşturulan izdüşüm matrisini kullanarak öznitelik vektörlerini hesapla.

$$\Omega_i = \left[\left\langle x_j^i, \omega_1 \right\rangle \ \ldots \ \left\langle x_j^i, \omega_{C-1} \right\rangle \right]^T \tag{3.61}$$

$$\Omega_i = W^T x_j^i, \quad j = 1,...,N, \ \ i = 1,...,C \tag{3.62}$$

7. Test işlemleri için (3.63) ve (3.64)'ü kullan.

$$\Omega_{test} = W^T x_{test} \tag{3.63}$$

$$\varepsilon^2 = \min\left\{ \left\| W^T (x_{test} - x_j^i) \right\|^2 \right\} = \min\left\{ \left\| \Omega_{test} - \Omega_i) \right\|^2 \right\}; \ i = 1, \ldots, C \tag{3.64}$$

8. Yapılan denemeleri gözönünde bulundurarak bir eşik değeri belirle.
9. Eşik değerine göre sınıflandırma işlemi yap.

4. ÖZDEĞER VE ÖZVEKTÖR PROBLEMİ

Mühendislik alanında birçok uygulamada simetrik matrislerin özdeğer ve özvektörlerin doğru ve hızlı bir şekilde bulunması hem sistemin performansı hem de hızı ile ilgili birçok avantaj sağlamaktadır. Bu nedenle doğru algoritmanın seçilmesi çalışmayı diğer çalışmalara göre her zaman bir adım öne götürecektir. Aslında birçok uygulamada özdeğer ve özvektör problemi işin temelini oluşturmaktadır. Açıkçası, özdeğer ve özvektörler ne kadar doğru bulunursa sistemin hatası da o seviyede azalacaktır.

Günümüzde görüntü işleme ile ilgilenen çalışmalarda paket programların kullanılmaya başlanması özdeğer ve özvektör problemine ilgiyi biraz daha azaltmıştır. Ancak özellikle gömülü sistem uygulamalarında paket programların kullanılması hafıza, hız vb. sebeplerden dolayı her zaman mümkün olmamaktadır. Böylece özdeğer ve özvektör problemi ile başbaşa kalınmaktadır. Bu problemi çözmek için popüler olan Jacobi ve QR algoritması olmak üzere iki yöntem anlatılacaktır.

4.1 Jacobi İterasyon Yöntemi

Jacobi iterasyon metodu simetrik matrislerin özdeğer ve özvektörünü bulmak için kullanılan düzgün ve doğru yanıtlar üreten güçlü bir yöntemdir ve gerçel simetrik matrisler için bir çözüm bulmayı garanti eder [25-32].

4.1.1 Döndürme matrisi

N-boyutlu uzayda *X* bir vektör ve *Y* ise *X*'in lineer dönüşüm matrisi varsayılsın. Bu durumda *R* matrisi de *NxN* boyutta dönüşüm matrisi olarak kabul edilirse

$$Y = RX \tag{4.1}$$

şeklinde yazılabilir. Bununla birlikte *R* matrisinin gösterimi,

$$R = \begin{bmatrix} 1 & \dots & 0 & \dots & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & & & & & & \vdots \\ 0 & \dots & \cos\Phi & \dots & \sin\Phi & \dots & 0 \\ \vdots & & & & & & \vdots \\ 0 & \dots & -\sin\Phi & \dots & \cos\Phi & \dots & 0 \\ \vdots & & & & & & \vdots \\ 0 & \dots & 0 & \dots & 0 & \dots & 1 \end{bmatrix} \begin{matrix} \\ \\ \leftarrow row\, p \\ \\ \leftarrow row\, q \\ \\ \\ \end{matrix} \qquad \textbf{(4.2)}$$

$$\begin{matrix} & & \uparrow & & \uparrow & & \\ & & col\ p & & col\ q & & \end{matrix}$$

biçimindedir. Köşegen olmayan tüm elemanlar $\pm sin\Phi$ hariç sıfırdır. Bunun yanında köşegen elemanlar $cos\Phi$ hariç bire eşittir. R matrisi merkezde bulunan döndürme elemanları hariç tamamen birim matrisin aynısıdır. Döndürme matrisi kullanarak oluşturulan Y matrisi ile X matrisinin elemanları arasında,

$$y_j = x_j \quad eğer\ \ j \neq p\ \ ve\ \ j \neq q \qquad \textbf{(4.3)}$$

$$y_p = x_p\, cos\Phi + x_q\, sin\Phi \qquad \textbf{(4.4)}$$

$$y_q = -x_p\, sin\Phi + x_q\, cos\Phi \qquad \textbf{(4.5)}$$

şeklinde bir ilişki vardır. Böylece uygun bir Φ açısı ile y_p veya y_q sıfır yapılabilir. R ortogonal matris olması sayesinde ters dönüşüm de uygulanabilir.

$$R^{-1} = R' \qquad \textbf{(4.6)}$$

$$X = R^{-1}Y \qquad \textbf{(4.7)}$$

Bu durumda ise uygun $-\Phi$ açısı bulunarak döndürme işlemi yapılır.

4.1.2 Benzer matrisler ve ortogonal dönüşüm

A matrisinin özdeğer ve özvektörleri ile ilişkisi,

$$Ax = \lambda x \qquad \textbf{(4.8)}$$

biçimindedir. λ özdeğeri ve x özvektörleri ifade etmektedir. P tekil olmayan matris olarak kabul edilirse B matrisi de,

$$B = P^{-1}AP \tag{4.9}$$

şeklinde tanımlabilir. (4.9)'un her iki tarafı sağdan $P^{-1}x$ ile çarpılıp ve sırasıyla,

$$BP^{-1}x = P^{-1}APP^{-1}x \tag{4.10}$$

$$BP^{-1}x = P^{-1}Ax \tag{4.11}$$

$$BP^{-1}x = P^{-1}\lambda x \tag{4.12}$$

$$BP^{-1}x = \lambda P^{-1}x \tag{4.13}$$

$$y = P^{-1}x \tag{4.14}$$

$$By = \lambda y \tag{4.15}$$

işlemler yapıldığında A ve B matrisinin özdeğerlerinin aynı olduğu ve özvektörleri arasında da (4.14)'te gösterilen bir ilişki olduğu bulunur. Buradaki özellikleri sağlayan A ve B matrisi "*benzer matris"* olarak tanımlanır. Genel olarak tanımlanırsa A ve B matrisleri benzer matrisler ise özdeğerleri aynıdır ve x vektörü A matrisinin özvektörü ise $P^{-1}x$ vektörü B matrisinin özvektörüdür.

R ortogonal matris olduğu varsayılsın. Böylece D matrisi $R^{-1}=R^T$ olduğundan,

$$D = R'AR \tag{4.16}$$

şeklinde ifade edilebilir. (4.16)'nın her iki tarafı sağdan R^Tx ile çarpılırsa buradan,

$$DR'x = R'ARR'x \tag{4.17}$$

$$DR'x = R'Ax \tag{4.18}$$

$$DR'x = R'\lambda x \tag{4.19}$$

$$DR'x = \lambda R'x \tag{4.20}$$

$$y = R'x \tag{4.21}$$

$$Dy = \lambda y \tag{4.22}$$

elde edilir. Sonuç olarak *A* ve *D* benzer matris olduğundan özdeğerleri aynıdır. (4.14) ile (4.21) arasında işlem olarak farklılığa bakılacak olursa matris tersi yerine daha kolay hesaplanan transpoze işlemi yapılmıştır. Böylece *X* ve *Y* arasında dönüşüm daha pratik hale gelmiştir. Buna ek olarak *A* simetrik bir matris ise,

$$D' = (R'AR)' = R'A'R = R'AR = D \tag{4.23}$$

böylece *D* de simetrik bir matristir. Özetlenirse eğer *A* simetrik ve *R* ortogonal bir matris ise, *A*'dan *D*'ye dönüşüm yapıldığında simetrik özelliği ve özdeğerler değişmemektedir. Ayrıca özvektör arasında geçiş (4.21)'de gösterildiği gibi kolay bir şekilde yapılabilmektedir.

4.1.3 Dönüşümün Jacobi serisi

A matrisi simetrik olsun. Ortogonal matrisler ardışık olarak R_1, R_2, … ,R_n olarak sıralanmak üzere,

$$D_0 = A \tag{4.24}$$

$$D_j = R_j^T D_{j-1} R_j \quad j = 1, 2, ... \tag{4.25}$$

şeklinde iterasyon devam etsin. Döngü sonsuza gidince *D* matrisinin köşegenlerinde özdeğerler oluşacaktır.

$$\lim_{j \to \infty} D_j = D = diag(\lambda_1, \lambda_2, ..., \lambda_n) \tag{4.26}$$

Ancak pratik olarak köşegen olmayan elemanlar sıfıra yaklaşınca iterasyon durdurulur. Böylece

$$D_n \approx D \tag{4.27}$$

olarak kabul edilir ve çıkışta,

$$D_n = R_n^T R_{n-1}^T \ldots R_1^T A R_1 R_2 \ldots R_{n-1} R_n \quad \textbf{(4.28)}$$

biçiminde bir yapı elde edilir. Bu yapının içinden *R* matrisi

$$R = R_1 R_2 \ldots R_{n-1} R_n \quad \textbf{(4.29)}$$

şeklinde tanımlanırsa,

$$R^T A R = D \quad \textbf{(4.30)}$$

$$AR = RD = R\,diag(\lambda_1, \lambda_2, \ldots, \lambda_n) \quad \textbf{(4.31)}$$

olarak yazılabilir. *R* matrisinin sütunları

$$R = [X_1 \;\; X_2 \;\; \ldots \;\; X_n] \quad \textbf{(4.32)}$$

biçiminde gösterilerek (4.31) tekrar düzenlenirse,

$$[AX_1 \;\; AX_2 \;\; \ldots \;\; AX_n] = [\lambda_1 X_1 \;\; \lambda_2 X_2 \;\; \ldots \;\; \lambda_n X_n] \quad \textbf{(4.33)}$$

şeklinde olur. Burada $\lambda_{(1,2,\ldots,n)}$ özdeğerleri ve $X_{(1,2,\ldots,n)}$ ilgili özvektörleri göstermektedir. Böylece *A* simetrik matrisinin özdeğer ve özvektör problemi çözülmüş olur.

4.1.4 Döngüden çıkma katsayısı

Jacobi iterasyon yöntemi köşegen olmayan tüm elemanları sıfıra yakınsamaya çalışmaktadır. Ancak bu durumda çok fazla zaman kaybı yaşanmaktadır. Bunun üstesinden gelmek için dönüşsel Jacobi yöntemi kullanılır. Dönüşsel Jacobi yönteminde köşegen elemanların karelerinin toplamı ve ε ile gösterilen bir katsayı kullanılır.

D ve *A* matrisi arasındaki ilişki,

$$D_1 = R^T A R \quad \textbf{(4.34)}$$

biçiminde olduğundan T_0 ve T_1 **(4.35)**

$$T_0 = \sum_{j=1}^{n} \left| a_{jj} \right|^2$$

$$T_1 = \sum_{j=1}^{n} \left| d_{jj} \right|^2 \qquad \textbf{(4.36)}$$

olarak tanımlansın. Bu durumda (4.35) ve (4.36) arasındaki bağıntı,

$$T_1 = T_0 + 2\left| a_{pq} \right|^2 \qquad \textbf{(4.37)}$$

şeklinde olur. Sonuç olarak döngü sonsuza doğru gittikçe *D* matrisinin köşegenlerinde özdeğerler oluşacak ve diğer tüm elemanlar sıfır olacaktır. Ancak bu ideal durumda geçerlidir. Burada döngüden çıkmak için,

$$\left| a_{pq} \right| > \varepsilon \left(\frac{T_0}{n} \right)^{1/2} \qquad \textbf{(4.38)}$$

şeklindeki bağıntı kullanılır. Buradaki ε katsayısı küçük seçilirse döngü daha fazla iterasyon yapacak ve böylece ideal değere daha fazla yakınsayacaktır. Ancak iterasyonun artması daha fazla zaman kaybına sebep olacaktır. Optimum bir değer yapılan uygulamaya göre denenerek bulunabilir.

4.2 QR Algoritması

QR algoritması özdeğer ve özvektör problemini çözen tanınmış bir algoritmadır. Simetrik matrisler için diğer algoritmalar özellikle Jacobi algoritması ön planda olsa bile simetrik olmayan matrislerin özdeğer ve özvektör problemi için vazgeçilmezlerdendir [33-40].

Bu çalışmada simetrik matrislerin özdeğer ve özvektörlerin bulunması yeterlidir. Bu nedenle bu bölümde sadece QR algoritmasının simetrik matrisler için çözümü tartışılacaktır.

QR algoritmasının başlangıcında matrise QR ayrışmasının uygulanması gereklidir. QR ayrışması herhangi bir *nxn* boyutundaki *A* matrisini ortogonal matris *Q* ve üst üçgensel matris *R* olmak üzere iki matrisin çarpımı şeklinde ayırır [34].

$$A_1 = Q_1 R_1 \qquad \textbf{(4.39)}$$

Bundan sonra ayrıştırılan *R* ve *Q* matrisleri matrisleri çarpılarak,

$$A_2 = R_1 Q_1 \tag{4.40}$$

A_2 matrisi elde edilir. *Q* ortogonal matris $(Q^T=Q^{-1})$ olduğundan (4.40) soldan Q^T ile çarpılsın. Böylece sırasıyla işlemler yapıldığında,

$$Q_1^T A_1 = Q_1^T Q_1 R_1 = R_1 \tag{4.41}$$

$$A_2 = Q_1^T A_1 Q_1 \tag{4.42}$$

A_1 ve A_2 matrislerin benzer matris olduğu bulunur. A_1 ve A_2 matrisleri benzer matrisler ise özdeğerleri de aynıdır. Genel olarak yazılırsa,

$$A_{k+1} = R_k Q_k = Q_k^T A_k Q_k \tag{4.43}$$

A_{k+1} ve A_k matrisler benzer matrislerdir. Bu döngü sonsuza gittiğinde *A* matrisinin köşegenlerinde *A* matrisinin özdeğerleri oluşur.

$$\lim_{k\to\infty} A_k = A = diag(\lambda_1, \lambda_2, ..., \lambda_n) \tag{4.44}$$

A matrisinin özvektörlerini bulmak için de özdeğerleri bulurken elde edilen *Q* matrisinden yararlanılır. V matrisinin sütunları *A* matrisinin özvektörlerini temsil etsin. Döngüye başlamadan önce *V* birim matris olarak kabul edilsin. Her bir döngüde bulunan *Q* matrisi sağdan *V* matrisi ile çarpılarak *V* matrisi tekrar oluşturulsun.

$$V = VQ_1 Q_2 .. Q_k \tag{4.45}$$

Döngü sonlandırılığında oluşan *V* matrisinin sütunları *A* matrisinin özvektörleri olacaktır. Böylece hem özdeğer ve hem de özvektörler bulunarak problem çözülmüş olur.

Görüldüğü gibi QR algoritması QR ayrıştırmaya bağlıdır. Bu ayrıştırma için en yaygın kullananlar Gram Schmidt süreci, Householder dönüşümü ve Givens rotasyonu yöntemleridir. Ancak bu çalışmada çok hassas değerler bulunması gerekmediğinden sadece daha az işleme sahip Gram Schmidt yöntemi kullanılmıştır.

Gram Schmidt yöntemi klasik ve değiştirilmiş olmak üzere iki farklı şekilde hesaplanabilir.

4.2.1 Klasik Gram Schmidt yöntemi

A matrisinin *k.* sütunu *"A(:,k)"* ile benzer şekilde *j.* satırı *"A(j,:)"* şeklinde gösterilmiş olsun. *n* adımdan oluşan Klasik Gram-Schmidt algoritması her adımda *A(:,k)* değerini kullanarak *Q* ortogonal matrisin yeni sütunlarını oluşturur. Aynı zamanda *A* matrisinin sütunları ilgili *Q* matrisininin sütunlarına göre izdüşüm alınarak R matrisinin değerleri bulunur [34,41].

$$R(i,k) = Q(:,i)^T A(:,k) \tag{4.46}$$

Bundan sonra *b(k)* geçici bir vektörü ifade etmek üzere *Q* matrisine son şekli vermek için sırasıyla,

$$b(k) = A(:,k) - \sum_{i=1}^{k-1} R(i,k) Q(:,i) \tag{4.47}$$

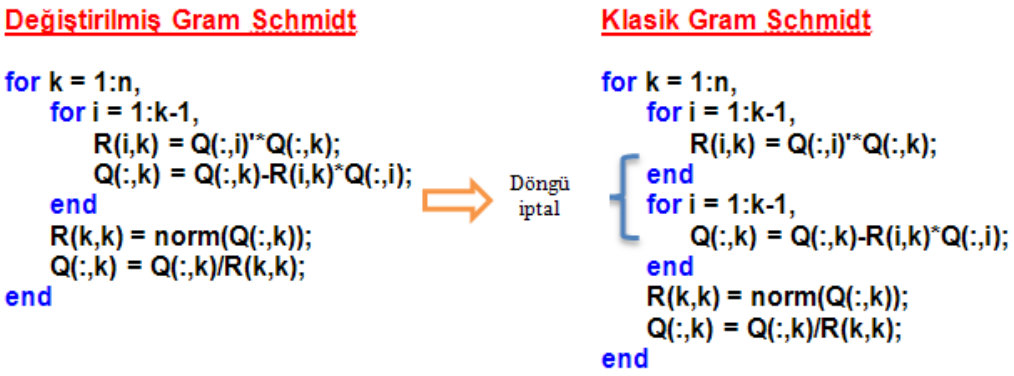
$$Q(:,k) = \frac{b(k)}{\|b(k)\|} \tag{4.48}$$

işlemler yapıldığında *Q* matrisinin sütunları elde edilir. Böylece *A* matrisi *Q* ortogonal matris ve *R* üst üçgensel matris olmak üzere iki matris olarak ayrıştırılır. Ancak yapılan uygulamalarda *Q* matrisi tam bir ortogonal matris özelliği taşımamakta ve bunun yanında algoritma yuvarlama hatalarına karşı duyarlıdır. Bu nedenle algoritma numerik olarak kararlı değildir. Bunun üstesinden gelmek için Değiştirilmiş Gram-Schmidt algoritması kullanılmıştır.

4.2.2 Değiştirilmiş Gram Schmidt yöntemi (Variant of Schwarz-Rutishauser)

Klasik Gram Schmidt algoritması Şekil 4.1'de görüldüğü gibi yeniden formüle edilerek numerik olarak daha gürbüz bir yöntem olan Değiştirilmiş Gram Schmidt algoritması elde edilmiştir [34,42]. *R* matrisinin *k.* sütunu *"R(:,k)"* ve *k.* sütunun *i.* elemanı *"R(i,k)"* şeklinde gösterilsin. Klasik Gram Schmidt yönteminde *R(i,k)* elemanları başlangıç matrisinden elde edilirken Değiştirilmiş Gram Schmidt yönteminde ise *R(i,k)* elemanları *Q* matrisinin ilgili sütunları ortogonal yapıldıktan sonra güncellenir. Bu durum Değiştirilmiş Gram Schmidt yöntemini numerik olarak kararlı duruma getirmiş ve *Q* matrisinin ortogonal özelliği artmıştır *(Q^TQ-I=0).*

İkisi arasındaki fark daha net olarak Şekil 4.1'de görülmektedir. Aslında Klasik Gram Schmidt algoritmasında iki "*for*" döngüsü birleştirilerek Değiştirilmiş Gram Schmidt algoritması elde edilir [34,42].



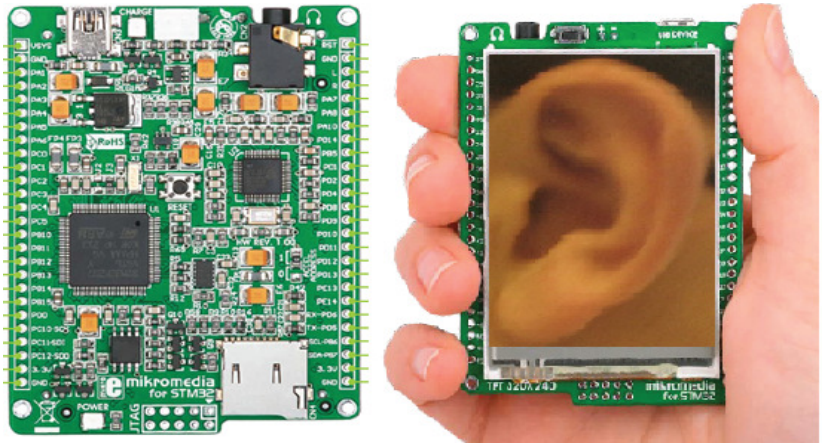
Şekil 4.1 : Klasik ve Değiştirilmiş Gram Schmidt arasındaki fark.

Householder dönüşümü, Değiştirilmiş Gram Schmidt yönteminden daha istikrarlı sonuçlar vermektedir. Ancak işlem sayısı açısından daha fazladır. Değiştirilmiş Gram Schmidt algoritması, çalışma için yeterli sonuçlar verdiği ve hız açısından da daha az işleme sahip olduğu için tercih edilmiştir [43,44].

5. KULAK TANIMA SİSTEMİNİN OLUŞTURULMASI

5.1 Gömülü Sistem

Gömülü sistem olarak Şekil 5.1'deki ARM tabanlı "*STM32 Cortex-M4 Mikromedia*" kartı kullanılmıştır. Kartın düşük güç tüketimi ve birçok multimedya özellikleri ile birlikte derli toplu (kompakt) bir yapıya sahip olması kulak tanıma sistemi için cazip hale gelmiştir [46].



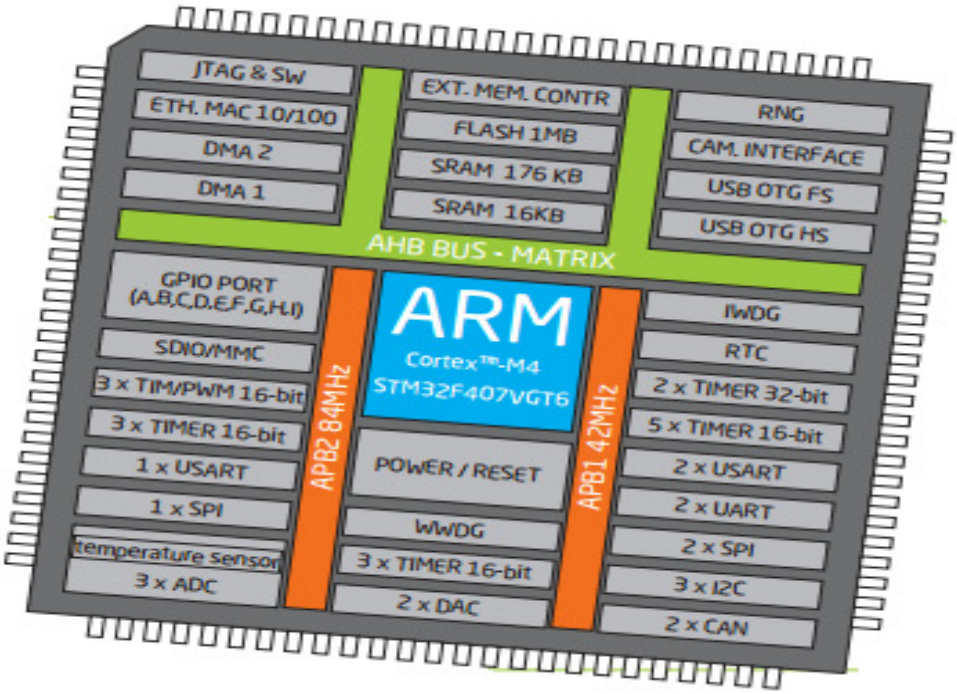
Şekil 5.1 : STM32 Cortex-M4 mikromedia kartı.

5.1.1 Mikrokontrolör ve özellikleri

Kartın içinde temel kısmı *STM32F407VGT6* mikrokontrolör oluşturmaktadır. Mikrokontrolörün özellikleri:

- 1.25 DMIPS/MHz, 32-bit Cortex™-M4 çekirdekli
- 1 MB ROM
- 192 + 4 KB SRAM
- 83 I/O pini
- SPI, I2C, CAN, USB, Eternet
- USART, UART
- 168Mhz'e kadar 16-bit ve 32-bit zaman ayarlayıcı,
- İç osilatör 16MHz, 32kHz, PLL
- ADC, DAC

olarak sıralanabilir. Daha ayrıntılı özellikleri Şekil 5.2'de gösterilmiştir [46].



Şekil 5.2 : STM32F407VGT6 mikrokontrolörün özellikleri.

5.1.2 Kartın diğer özellikleri

Mikrokontrolör ile kompakt bir yapı oluşturan diğer özellikler:

- TFT 320x240 display
- USB mini-B aparatı
- Şarj gösterge ledi
- LI-polimer batarya bağlantı aparatı
- 3.5 mm kulaklık bağlantı aparatı
- Güç kaynağı regülatörü
- Kristal osilatör
- VS1053 stereo mp3 kodlayıcı/çözücüsü
- Yeniden başlatma düğmesi
- Akselerometre
- Harici 1MB hafıza
- MikroSD kart yuvası
- Güç gösterge ledi
- JTAG/SWD programlama aparatı

şeklindedir [46]. Özellikle karta harici "*mikroSD"* kart takılabilmesi ve kartın harici 1MB hafızaya sahip olması kulak veri tabanını depolamak için alternatif bir yol oluşturmuştur. Bununla birlikte kartın dokunmatik ekranının olması kartı kullanıcı için arayüz programı oluşturmaya elverişli hale getirmiştir. Ayrıca kartın avuç içine sığacak kadar küçük olması da taşınabilirlilik açısından ve montaj aşamasında büyük kolaylıklar getirmiştir.

5.1.3 Yazılım dili ve programlama

Yazılım dili olarak "*MikroC*" kullanılmıştır. *MikroC*, 500 üzerinde fonksiyon kütüphanesine sahip olması ile yazılım da büyük kolaylıklar sağlamıştır. Örneğin; mikrokontrolörün çevresel birimler ile haberleşmesi yazılım açısından zor ve zaman alıcı bir problemdir. *MikroC* sayesinde sözkonusu problem çok rahat bir şekilde çözülmüştür. Böylece ana problem için çok daha fazla zaman kazanılmıştır [46].

STM32 Cortex-M4 mikromedia kartı programlamak için harici bir "*mikroProg*" programlama kartı kullanılmıştır. Programlanması oldukça basittir. Ayrıca mikrokontrolörün içine önceden yüklenmiş "*bootloader*" ile de karta yükleme yapılabilmektedir [46].

5.2 Kamera

Kamera olarak Şekil 5.3'teki *"uCAM-TTL* " kamera modülü kullanılmıştır. Kamera modülü "*UART"* ile doğrudan mikrokontrolör ile haberleşebilmektedir. Ayrıca kamera modülünün 3.3V DC ile çalışabilmesi ve bağlantı sayısının az olması diğer kameralara nazaran önemli bir avantajdır [47].

Kamera modülü mikrokontrolör ile *UART* haberleşmesini kullanılarak 1.2Mbps hızına kadar veri transferi yapabilmektedir [47]. Kameranın diğer özellikleri:

- Gömülü görüntü işleme uygulamaları için küçük boyutlu, düşük fiyat ve düşük güç tüketimine sahip olması
- Farklı çözünürlükler için "*Jpeg Codec*" ve "*OV7640/8 VGA*" renk sensörünün olması
- 2-bit gri, 4-bit gri, 8-bit gri, 12-bit RGB, 16-bit RGB veya JPEG formatlı resimler için renk dönüştürme devresine sahip olması
- Harici DRAM gerektirmemesi vb.



Şekil 5.3 : uCAM-TTL kamera modülü.

5.3 Sistemin Bütünleşik Hali

Temel olarak *STM32 Cortex-M4* mikromedia kartı ile kameranın birleşiminden oluşan sistemin bütünleşik hali Şekil 5.4'te gösterilmiştir. Kullanıcının kamerayı sağa sola rahat hareket ettirebilmesi için kamera ile mikrokontrolör bağlantı kabloları kıvrılabilir bir telli yapıya sarılmıştır.

Aydınlatma için kameranın önüne 4 tane beyaz ışıklı led konulmuştur. Ayrıca, potansiyometre kullanılarak ledlerin ışık şiddeti de ayarlanabilmektedir. Ledler enerjisini *STM32 Cortex-M4* mikromedia kartı üzerinden almaktadır.

Mikromedia kartı 2 tane kumanda pili ile çalışabilmektedir. Tüm bu özellik ile sistem prototip bir yapı kazanmıştır. Sistemin bütünleşik hali ve birkaç kesiti Şekil 5.4'te gösterilmiştir.



Şekil 5.4 : Kulak tanıma sisteminin bütünleşik hali ve birkaç kesiti.

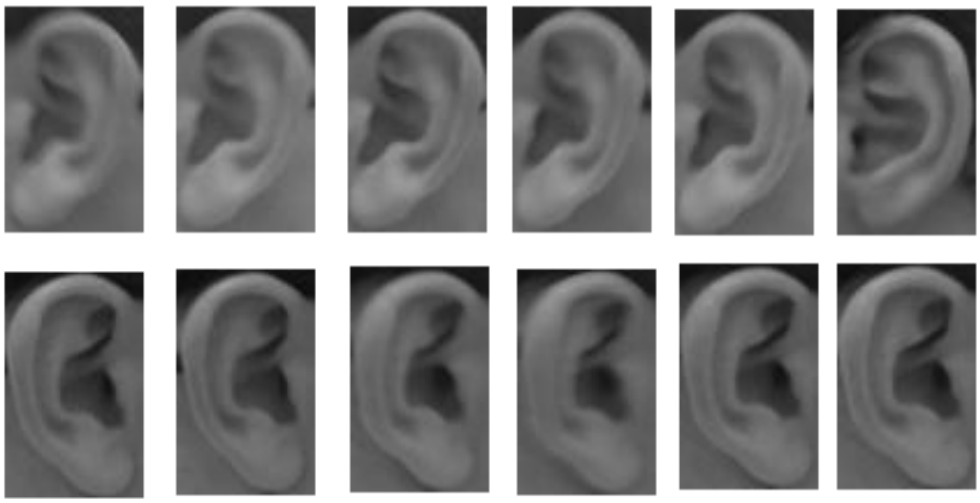
6. UYGULAMALAR

6.1 Kullanılan Veri Tabanları

Araştırmacılar kulak tanıma algoritmalarını karşılaştırmak ve test etmek için kulak veri tabanı oluşturmuşlardır. Bunların bazıları lisanslı veya lisanssız olabilmektedir. Gömülü sistem hariç tüm uygulamalar *Intel® Core™2 CPU T7200 @ 2 Ghz, 1 GB RAM* özelliklerine sahip bilgisayarda *32 bit Matlab 8.0.0.783* programı ile yapılmıştır. Bu çalışmada iki veri tabanı kullanılmıştır.

6.1.1 ITU Midas

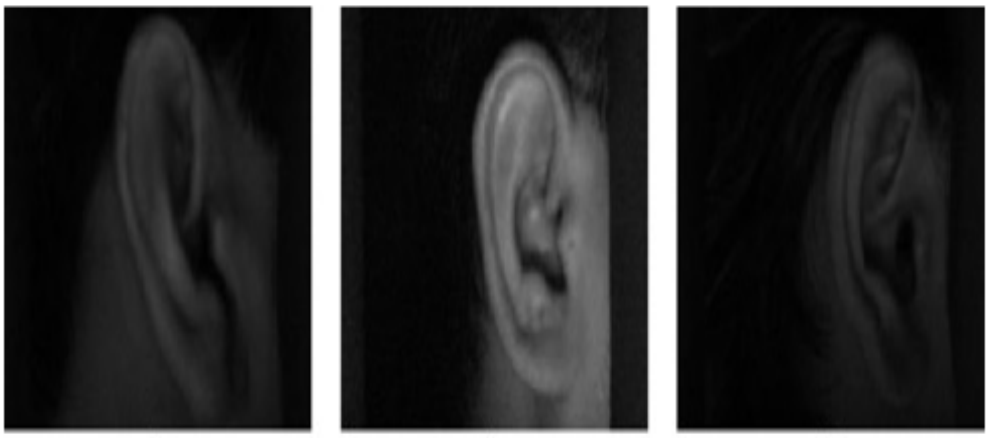
ITU Midas kulak veri tabanı Kocaman ve arkadaşları tarafından İTÜ'de gönüllü öğrencilerin katılımı ile oluşturulmuştur. 50 farklı kişinin sol ve sağ kulak görüntülerini içermektedir. Her kişinin 12 adet kulak görüntüsü vardır. Bunların 6 tanesi sol ve 6 tanesi sağ kulak görüntüsüdür. Kulaklar aynı ışık ortamında 0 ile 15 derece döndürülerek çekilmiştir. Veri tabanından örnek resimler Şekil 6.1'de gösterilmiştir [45].



Şekil 6.1 : ITU Midas'tan bir kişinin sol ve sağ kulak görüntü örnekleri.

6.1.2 IIT Delhi

IIT Delhi kulak veri tabanı Hong Kong Polytechnic Üniversitesinde oluşturulmuştur. Veri tabanı 125 kişi içerir. Bir kişinin en az 3 adet olmak üzere veri tabanında toplamda 493 kulak görüntüsü vardır. Görüntüler kapalı ortam çevresel faktörlerin etkili olduğu bir alanda çekilmiştir. Örnek resimler Şekil 6.2'de gösterilmiştir [5,48].



Şekil 6.2 : IIT Delhi veri tabanından kulak örnekleri.

6.2 Kulak Tanıma & Doğrulama Uygulaması

Bu uygulamada bütün resimler kullanılmış olup sistemin kendi veri tabanındaki kişileri doğru bulup bulmadığı test edilmiştir. PCA ve DCVA olmak üzere iki algoritma kullanılmıştır. Özdeğer ve özvektör problemi için Matlab programının paket fonksiyonlarından yararlanılmıştır. Test setinde veri tabanını oluşturulan kişiler haricinde farklı kişilere ait kulak resimleri mevcut değildir.

6.2.1 PCA ve ITU Midas doğrulama uygulaması

ITU Midas sol kulak veri tabanı 50 farklı kişiden toplam 300 resim içermektedir. Veri tabanındaki resimler eğitim ve test seti olmak üzere ikiye bölünmüştür. Resim boyutu ve bir sınıftaki örneklem sayısı vb. değiştirilerek eğitim ve test setleri oluşturulmuştur. Ayrıca bu setlerdeki resimler rastgele 5 kez değiştirilmiştir.

Her birinin tanıma oranı ve bu oranların ortalaması Çizelge 6.1'de gösterilmiştir. Aynı zamanda resim boyutları *uCAM-TTL* kamera modülünün gri tonda verdiği çözünürlükler ile aynı yapılmıştır. Resim boyutları daha da küçültülerek yapılan uygulamalar

Çizelge 6.2'de gösterilmiştir.

Çizelgeler birbiri ile karşlaştırıldığında resim boyutları azaldıkça tanıma oranı düşmesi beklenirken aynı kalmış hatta yaklaşık %1-3'lük bir artış gözlenmiştir. En iyi sonuç *16x12* resim boyutunda 5 örneklem için alınmıştır.

Çizelge 6.1 : PCA, ITU Midas, doğrulama, kamera çözünürlüğü.

Resim boyutu : 80x60									
Eğitim seti		Test resim sayısı	Veri tabanı karşılaştırma sayısı	% Tanıma oranı					% Ortalama
Toplam resim sayısı	Sınıf sayısı/ örneklem								
50	50/1	250	5 kez	72.8	67.2	70.8	75.2	64.4	70.1
100	50/2	200	5 kez	72	83	83	74.5	89	80.3
150	50/3	150	5 kez	87.3	96	82.7	88.7	95.3	90
200	50/4	100	5 kez	96	98	90	92	93	93.8
250	50/5	50	5 kez	98	98	96	96	96	96.8
Resim boyutu : 128x96									
Eğitim seti		Test resim sayısı	Veri tabanı karşılaştırma sayısı	% Tanıma oranı					% Ortalama
Toplam resim sayısı	Sınıf sayısı/ örneklem								
50	50/1	250	5 kez	71.2	67.2	70.4	75.6	64.4	69,8
100	50/2	200	5 kez	72	82	83	74	88	79,8
150	50/3	150	5 kez	87,3	95,3	82	88,7	95,3	89,7
200	50/4	100	5 kez	96	97	90	91	93	93,4
250	50/5	50	5 kez	98	96	96	94	96	96
Resim boyutu : 160x120									
Eğitim seti		Test resim sayısı	Veri tabanı karşılaştırma sayısı	% Tanıma oranı					% Ortalama
Toplam resim sayısı	Sınıf sayısı/ örneklem								
50	50/1	250	5 kez	70,8	67,2	70,8	75,6	64,4	69,8
100	50/2	200	5 kez	72	82,5	83	74	88	79,9
150	50/3	150	5 kez	87,3	95,3	82	88,7	95,3	89,7
200	50/4	100	5 kez	96	97	90	91	93	93,4
250	50/5	50	5 kez	98	96	96	94	96	96
Resim boyutu : 320x240									
Eğitim seti		Test resim sayısı	Veri tabanı karşılaştırma sayısı	% Tanıma oranı					% Ortalama
Toplam resim sayısı	Sınıf sayısı/ örneklem								
50	50/1	250	5 kez	70.8	67.2	70	75.6	64.4	69.6
100	50/2	200	5 kez	72	82	83	74	88	79.8
150	50/3	150	5 kez	87.3	95.3	82	88.7	95.3	89.7
200	50/4	100	Yetersiz bellek						
250	50/5	50							

Çizelge 6.2 : PCA, ITU Midas, doğrulama, küçük boyut.

Resim boyutu : 40x30									
Eğitim seti		Test resim sayısı	Veri tabanı karşılaştırma sayısı	% Tanıma oranı					% Ortalama
Toplam resim sayısı	Sınıf sayısı/ örneklem								
50	50/1	250	5 kez	73,2	66,8	70,8	76	64,4	70,2
100	50/2	200	5 kez	71,5	82,5	83,5	74,5	88,5	80,1
150	50/3	150	5 kez	87,3	96	82	88	96	89,9
200	50/4	100	5 kez	96	98	89	94	93	94
250	50/5	50	5 kez	98	98	96	98	96	97,2
Resim boyutu : 20x15									
Eğitim seti		Test resim sayısı	Veri tabanı karşılaştırma sayısı	% Tanıma oranı					% Ortalama
Toplam resim sayısı	Sınıf sayısı/ örneklem								
50	50/1	250	5 kez	72,4	66,8	70	76,4	64,8	70,8
100	50/2	200	5 kez	72	83,5	85	77,5	88,5	81,3
150	50/3	150	5 kez	88	96,7	84	87,3	96,7	90.5
200	50/4	100	5 kez	98	99	90	94	91	94.4
250	50/5	50	5 kez	100	98	96	98	96	97,6
Resim boyutu : 16x12									
Eğitim seti		Test resim sayısı	Veri tabanı karşılaştırma sayısı	% Tanıma oranı					% Ortalama
Toplam resim sayısı	Sınıf sayısı/ örneklem								
50	50/1	250	5 kez	70	67,2	69,6	75,2	4	69,2
100	50/2	200	5 kez	70	84	84	76,5	88	80,5
150	50/3	150	5 kez	88,7	96	83,3	87,3	98,7	90,8
200	50/4	100	5 kez	98	98	90	94	90	94
250	50/5	50	5 kez	100	98	96	100	98	98,4

6.2.2 PCA ve IIT Delhi doğrulama uygulaması

IIT Delhi veri tabanına PCA uygulandığında Çizelge 6.3'te görüldüğü gibi tanıma oranları çok düşüktür. Bunun nedeni tanımayı zorlaştırıcı aydınlık-karanlık, poz, küpe vb. problemlerin çok fazla olmasındandır. Ayrıca sınıf sayısının fazla ve örneklem sayısının az olması da bir etkendir. Bununla birlikte resim boyutunun değişimi tanıma oranını pek değiştirmemiştir.

Resim boyutu sabit tutulup sınıf sayısı değiştirildiğinde sınıf sayısı arttıkça tanıma oranının azaldığı Çizelge 6.4'te görülmektedir.

Çizelge 6.3 : PCA, IIT Delhi, doğrulama.

Resim boyutu : 20x15							
Eğitim seti		Test resim sayısı	Veri tabanı karşılaştırma sayısı	% Tanıma oranı			% Ortalama
Toplam resim sayısı	Sınıf sayısı/ örneklem						
125	125/1	368	3 kez	47,8	49,7	44,3	47,3
250	125/2	243	3 kez	42,8	63	67,5	57,8
375	125/3	118	1 kez	53,4	-	-	53,4
Resim boyutu : 40x30							
Eğitim seti		Test resim sayısı	Veri tabanı karşılaştırma sayısı	% Tanıma oranı			% Ortalama
Toplam resim sayısı	Sınıf sayısı/ örneklem						
125	125/1	368	3 kez	47.8	49.7	44	47.2
250	125/2	243	3 kez	43.6	63	68	58.2
375	125/3	118	1 kez	55.1	-	-	55.1
Resim boyutu : 80x60							
Eğitim seti		Test resim sayısı	Veri tabanı karşılaştırma sayısı	% Tanıma oranı			% Ortalama
Toplam resim sayısı	Sınıf sayısı/ örneklem						
125	125/1	368	3 kez	47.6	49.7	44	47.1
250	125/2	243	3 kez	43.6	62.6	68.3	58.2
375	125/3	118	1 kez	55.1	-	-	55.1
Resim boyutu : 128x96							
Eğitim seti		Test resim sayısı	Veri tabanı karşılaştırma sayısı	% Tanıma oranı			% Ortalama
Toplam resim sayısı	Sınıf sayısı/ örneklem						
125	125/1	368	3 kez	47.6	49.7	44	47.1
250	125/2	243	3 kez	44	62.6	68.3	58.3
375	125/3	118	1 kez	55.9	-	-	55.9

Çizelge 6.4 : PCA, IIT Delhi, doğrulama, sınıf sayısı.

Resim boyutu : 80x60							
Eğitim seti		Test resim sayısı	Veri tabanı karşılaştırma sayısı	% Tanıma oranı			% Ortalama
Toplam resim sayısı	Sınıf sayısı/ örneklem						
20	20/1	63	3 kez	76,2	71,4	74,6	74,1
40	40/1	113	3 kez	55,8	49,6	50,4	51,9
60	60/1	167	3 kez	52,7	49,7	49,7	50,7
80	80/1	227	3 kez	52	49.3	47.1	49.5
100	100/1	293	3 kez	49,5	48,5	43,7	47.2
120	120/1	355	3 kez	46,8	48,7	43,7	46.4
40	20/2	43	3 kez	79,1	86,1	88,4	84,5
80	40/2	73	3 kez	63	65,8	65,8	64,9
120	60/2	107	3 kez	55,1	63,6	64,5	61,1
160	80/2	147	3 kez	51.7	62.6	66.7	60.3
200	100/2	193	3 kez	46,7	62,2	67,4	58.7
240	120/2	235	3 kez	43,4	61,3	67,2	57.3
60	20/3	23	1 kez	91,3	-	-	91,3
120	40/3	33	1 kez	78,8	-	-	78,8
180	60/3	47	1 kez	61,7	-	-	61,2
240	80/3	67	1 kez	59.7	-	-	59.7
300	100/3	93	1 kez	57	-	-	57
360	120/3	115	1 kez	53.9	-	-	53.9

6.2.3 DCVA ve ITU Midas doğrulama uygulaması

PCA uygulamasında yapılan işlemler DCVA kullanarak tekrar uygulanmıştır. Bulunan sonuçlar Çizelge 6.5 ve Çizelge 6.6'da gösterilmiştir. PCA'dan faklı olarak DCVA'da örneklem sayısı en az iki olmalıdır. Çünkü DCVA ortak vektör temeline dayalıdır. Sonuçlara bakıldığında PCA'dan oldukça yüksek değerlere ulaşılmıştır. Örneklem sayısının iki olduğu durumda bile tanıma oranı % 90 üstündedir.

Resim boyutları küçültüdüğünde tanıma oranı % 1-2'lik bir artış gözlenmiştir. Ancak çok fazla boyut azaltılamaz. Çünkü; C sınıf, K örneklem sayısını ve $M*N=d$ boyutlu vektörü göstermek üzere $d>>K*C$ eşitsizliği DCVA'nın iyi sonuç verdiği aralığı göstermektedir. Resim boyutu $16x12$ olduğunda $d=16*12=192$ ve 50 sınıf, 4 örneklem için $M*N=50*4=200$ olacağından $192>>200$ eşitsizliği bozulacaktır. Böylece DCVA bu durumda bir çözüm bulamayacaktır.

Çizelge 6.5 : DCVA, ITU Midas, doğrulama, kamera çözünürlüğü.

Resim boyutu : 80x60									
Eğitim seti		Test resim sayısı	Veri tabanı karşılaştırma sayısı	% Tanıma oranı					% Ortalama
Toplam resim sayısı	Sınıf sayısı/ örneklem								
100	50/2	200	5 kez	87	96,5	92	88	97,5	92,2
150	50/3	150	5 kez	96,7	99,3	94,0	98,7	99,3	97,6
200	50/4	100	5 kez	99	100	99	99	100	99,4
250	50/5	50	5 kez	100	100	100	100	98	99,6
Resim boyutu : 128x96									
Eğitim seti		Test resim sayısı	Veri tabanı karşılaştırma sayısı	% Tanıma oranı					% Ortalama
Toplam resim sayısı	Sınıf sayısı/ örneklem								
100	50/2	200	5 kez	87	96,5	92	87,5	97,5	92,1
150	50/3	150	5 kez	96,7	98,7	93,3	98,7	99,3	97,3
200	50/4	100	5 kez	99	100	98	99	100	99,2
250	50/5	50	5 kez	100	100	100	100	98	99,6
Resim boyutu : 160x120									
Eğitim seti		Test resim sayısı	Veri tabanı karşılaştırma sayısı	% Tanıma oranı					% Ortalama
Toplam resim sayısı	Sınıf sayısı/ örneklem								
100	50/2	200	5 kez	87	96,5	92	86,5	97,5	91,9
150	50/3	150	5 kez	96,7	98,7	93,3	98,7	99,3	97,3
200	50/4	100	5 kez	99	100	98	99	100	99,2
250	50/5	50	5 kez	100	100	100	100	98	99,6
Resim boyutu : 320x240									
Eğitim seti		Test resim sayısı	Veri tabanı karşılaştırma sayısı	% Tanıma oranı					% Ortalama
Toplam resim sayısı	Sınıf sayısı/ örneklem								
100	50/2	200	5 kez	86,5	96,5	92	86	97,5	91,7
150	50/3	150	5 kez	96,7	98,7	92,7	98	99,3	97.1
200	50/4	100	Yetersiz bellek						
250	50/5	50							
Resim boyutu : 40x30									
Eğitim seti		Test resim sayısı	Veri tabanı karşılaştırma sayısı	% Tanıma oranı					% Ortalama
Toplam resim sayısı	Sınıf sayısı/ örneklem								
100	50/2	200	5 kez	87,5	96,5	93	89,5	98	92,9
150	50/3	150	5 kez	96,7	99,3	94,7	98,7	99,3	97,7
200	50/4	100	5 kez	99	100	99	100	100	99,6
250	50/5	50	5 kez	100	100	100	100	98	99,6

Çizelge 6.6 : DCVA, ITU Midas, doğrulama, küçük boyut.

Resim boyutu : 20x15									
Eğitim seti		Test resim sayısı	Veri tabanı karşılaştırma sayısı	% Tanıma oranı					% Ortalama
Toplam resim sayısı	Sınıf sayısı/ örneklem								
100	50/2	200	5 kez	92	96,5	93,5	91	98,5	94,3
150	50/3	150	5 kez	97,3	99,3	94,7	99,3	100	98,1
200	50/4	100	5 kez	99	99	98	100	100	99,2
250	50/5	50	5 kez	100	100	100	98	98	99,2
Resim boyutu : 16x12									
Eğitim seti		Test resim sayısı	Veri tabanı karşılaştırma sayısı	% Tanıma oranı					% Ortalama
Toplam resim sayısı	Sınıf sayısı/ örneklem								
100	50/2	200	5 kez	89	95,5	95,5	89,5	98,5	93,6
150	50/3	150	5 kez	95,3	99,3	96	98,	98,7	97,5
200	50/4	100	192=d>>K*C==200 veya 250 eşitsizlik bozuluyor. Çözüm yok.						
250	50/5	50							

6.2.4 DCVA ve IIT Delhi doğrulama uygulaması

IIT Delhi veri tabanında 125 farklı sınıf olmak üzere toplam 493 resim bulunmaktadır.

Çizelge 6.7 : DCVA, IIT Delhi, doğrulama.

Resim boyutu : 40x30							
Eğitim seti		Test resim sayısı	Veri tabanı karşılaştırma sayısı	% Tanıma oranı			% Ortalama
Toplam resim sayısı	Sınıf sayısı/ örneklem						
250	125/2	243	3 kez	61,3	77,4	81,1	73,3
375	125/3	118	1 kez	68,6	-	-	68,6
Resim boyutu : 80x60							
Eğitim seti		Test resim sayısı	Veri tabanı karşılaştırma sayısı	% Tanıma oranı			% Ortalama
Toplam resim sayısı	Sınıf sayısı/ örneklem						
250	125/2	243	3 kez	62,6	78,2	79,8	73,5
375	125/3	118	1 kez	68,6	-	-	68,6
Resim boyutu : 128x96							
Eğitim seti		Test resim sayısı	Veri tabanı karşılaştırma sayısı	% Tanıma oranı			% Ortalama
Toplam resim sayısı	Sınıf sayısı/ örneklem						
250	125/2	243	3 kez	61,7	78,2	80,7	73,5
375	125/3	118	1 kez	69,5			69,5
Resim boyutu : 160x120							
250	125/2	243	3 kez	61,7	78,6	80,7	73,7
375	125/3	118	1 kez	69,5			69,5

Eğitim ve test seti için ayrılan resim sayıları Çizelge 6.7'de gösterilmiştir. Bu uygulamada sınıf sayısı sabit tutulup örneklem ve resim boyutu değiştirilmiştir.

Çizelge 6.8 : DCVA, IIT Delhi, doğrulama, sınıf sayısı.

Resim boyutu : 80x60							
Eğitim seti		Test resim sayısı	Veri tabanı karşılaştırma sayısı	% Tanıma oranı			% Ortalama
Toplam resim sayısı	Sınıf sayısı/ örneklem						
20	10/2	26	3 kez	80,8	92,4	92,4	88,5
40	20/2	43	3 kez	81,4	88,4	83,8	84,5
60	30/2	56	3 kez	75,1	87,6	82,2	81,5
80	40/2	73	3 kez	79,5	89,1	85	84,5
100	50/2	87	3 kez	77,1	89,7	86,3	84,3
120	60/2	107	3 kez	69,2	83,2	85,1	79,1
140	70/2	129	3 kez	65,2	87,6	86,1	79,6
160	80/2	147	3 kez	65,4	83	85,1	77,8
180	90/2	158	3 kez	63,7	80,4	84	76
200	100/2	193	3 kez	62,2	78,8	81,4	74,1
220	110/2	217	3 kez	62,3	77,9	78,9	73
240	120/2	235	3 kez	62,2	76,6	80	72,9
250	125/2	243	3 kez	62,6	78,2	79,8	73,5
30	10/3	16	1 kez	87,5	-	-	87,5
60	20/3	23	1 kez	95,7	-	-	95,7
90	30/3	26	1 kez	92,3	-	-	92,3
120	40/3	33	1 kez	93,9	-	-	93,9
150	50/3	37	1 kez	97,3	-	-	97,3
180	60/3	47	1 kez	80,9	-	-	80,9
210	70/3	59	1 kez	78	-	-	78
240	80/3	67	1 kez	77,6	-	-	77,6
270	90/3	78	1 kez	78,2	-	-	78,2
300	100/3	93	1 kez	72	-	-	72
330	110/3	107	1 kez	69,2	-	-	69,2
360	120/3	115	1 kez	68,7	-	-	68,7
375	125/3	118	1 kez	68,6	-	-	68,6

IIT Delhi veri tabanı kullanılarak yapılan PCA'da tanıma oranı yaklaşık %50-55 iken DCVA'da bu oran %70-75 civarındadır. ITÜ Midas veri tabanından elde edilen sonuçlar dikkate alınmak üzere bu uygulamada PCA ve DCVA'nın ortamın aydınlık-karanlık olması, fazla poz değişikliği, küpe vb. problemlerden fazla etkilendiği anlaşılmaktadır.

Resim boyutu sabit tutulup sınıf sayısı değiştirilerek yapılan uygulamaların sonuçları Çizelge 6.8'de gösterilmiştir. Sınıf sayısı arttıkça tanıma oranında genel olarak bir düşüş gözlenmektedir. Tanıma oranının dalgalı bir yapıya sahip olması test resim sayısının rastgele bir şekilde artmasındandır. IIT Delhi veritabanında bir kişiye ait kulak resmi en az 3 olmak üzere 4, 5 veya 6 olabildiği için test resim sayısı da düzenli bir artış göstermemiştir. Bunun sonucunda tanıma oranı iniş çıkışlı bir yapıya sahip olmuştur.

6.3 Kulak Tanıma & FAR-FRR Uygulaması

Biyometrik sistemin doğrulama yanında teşhis etme özelliğinin de olması gereklidir. Sistem yetkili kişileri kabul etmeli ve yetkisiz kişileri de reddetmelidir. Yetkili kişileri kabul ederken ayrıca kimliğini de teşhis etmelidir. Bu reddetme ve kabul etme için sisteme bir eşik değer atanır. Sistem tarafından üretilen çıktı bu eşik değerden küçük veya eşit olursa kişi kabul edilir aksi halde reddedilir. Ancak bazen yetkisiz kişilerin kabul edilmemesi için eşik değer daha da küçültülebilir. Bu durumda sistem bazı yetkili kişileri de reddeder. Sistemin bu yetkili kişileri reddetme oranı FRR olarak tanımlanır. Bu oranı azaltmak için sistemde eşik değer yükseltilir. Bunun sonucunda bazı yetkisiz kişiler kabul edilmeye başlanır. Sistemin bu yetkisiz kişileri kabul etme oranı FAR olarak tanımlanır.

$$FAR = \%100\, x \frac{Yetkisiz\ Kişilerin\ Kabul\ Sayısı\,(FA)}{Giriş\ Yapan\ Toplam\ Yetkisiz\ Kişi\ Sayısı} \qquad \textbf{(6.1)}$$

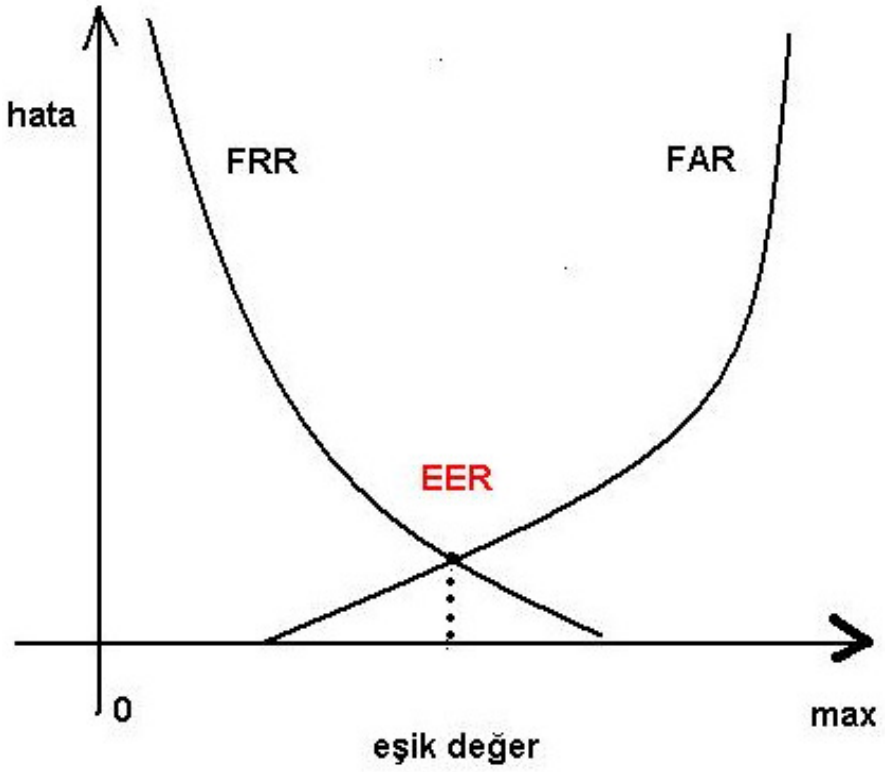
$$FRR = \%100\, x \frac{Yetkili\ Kişilerin\ Reddedilme\ Sayısı\,(FR)}{Giriş\ Yapan\ Toplam\ Yetkili\ Kişi\ Sayısı} \qquad \textbf{(6.2)}$$

İki problemi de minimize etmek için bir optimum eşik değer belirlenmelidir. Biyometrik sistemlerde genellikle bu optimum değer için eşit hata oranı olarak tanımlanan EER kullanılır. Eşik değer değiştirilerek FAR ve FRR grafikleri çizilir. Çizimlerin keşisim yeri EER'yi verir.

$$EER \Rightarrow FAR = FRR \qquad \textbf{(6.3)}$$

Diğer bir performams ölçümü ise FAR ve FRR'den elde edilen toplam başarı oranı olarak tanımlanan TSR'dir.

$$TSR = \%100\, x\,(1 - \frac{FA + FR}{Giriş\ Yapan\ Toplam\ Kişi\ Sayısı}) \quad \textbf{(6.4)}$$



Şekil 6.3 : Biyometrik sistem için tipik bir performans eğrisi.

6.3.1 PCA ile ITU Midas FAR-FRR uygulaması

Eğitim ve test seti Çizelge 6.9'da gösterilen şekilde oluşturulmuştur. Resim boyutu *80x60* olarak alınmıştır.

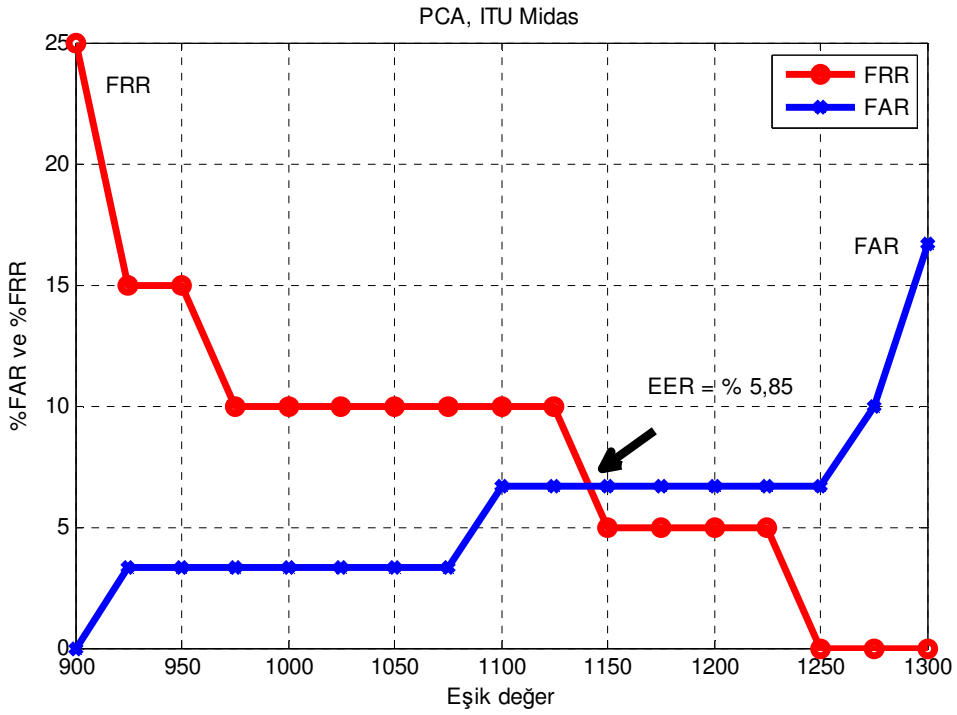
Çizelge 6.9 : PCA, ITU Midas, FAR-FRR, eğitim ve test seti.

Kulak eğitim seti			Kulak test seti		
Sınıf sayısı	Örneklem sayısı	Toplam kulak sayısı	Geriye kalan toplam kulak sayısı (yetkili kişi)	Farklı sınıf sayısı (yetkisiz kişi)	Toplam kulak sayısı
20	5	100	20	30	50

Eşik değer belirli aralıkta değiştirilerek oluşturulan FAR ve FRR grafiği Şekil 6.4'te gösterilmiştir. Grafikten EER değeri yaklaşık % 5,85 olarak bulunmuştur. Çizelge 6.10'da görüldüğü gibi bu değerde eşik değeri 1150 ve TSR de % 94'tür.

Çizelge 6.10 : PCA, ITU Midas, 5 örneklem FAR, FRR ve TSR.

S.Nu.	Eşik değer	%FRR	%FAR	%TSR
1	900	25	0	90
2	925	15	3,3	92
3	950	15	3,3	92
4	975	10	3,3	94
5	1000	10	3,3	94
6	1025	10	3,3	94
7	1050	10	3,3	94
8	1075	10	3,3	94
9	1100	10	6,7	92
10	1125	10	6,7	92
11	1150	5	6,7	94
12	1175	5	6,7	94
13	1200	5	6,7	94
14	1225	5	6,7	94
15	1250	0	6,7	96
16	1275	0	10	94
17	1300	0	16,7	90



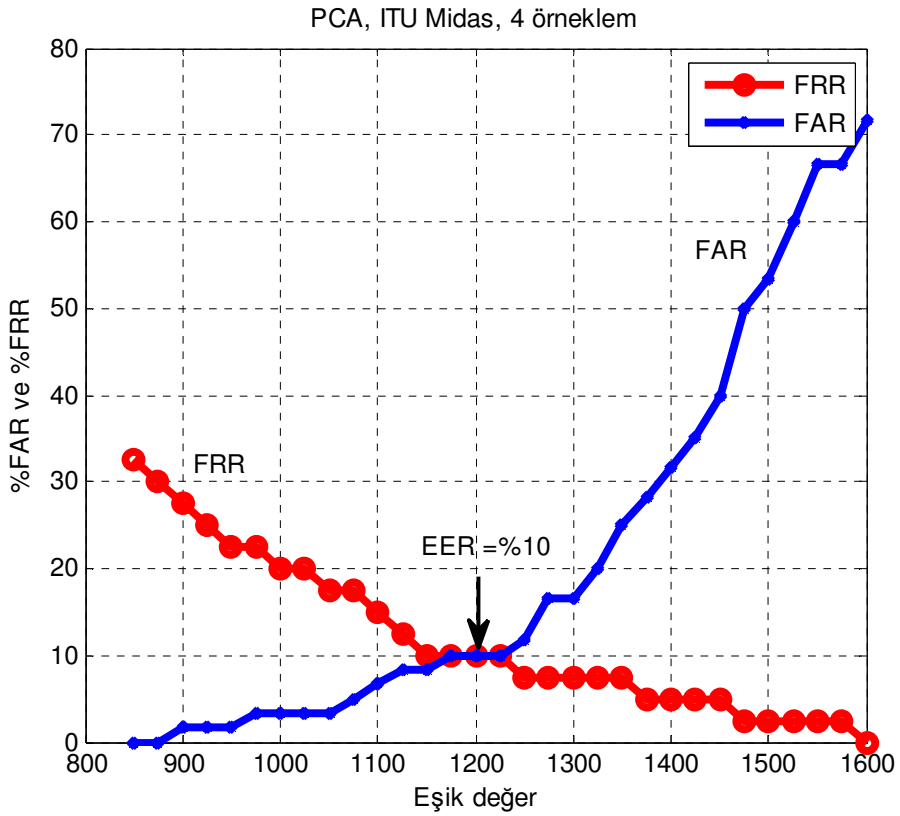
Şekil 6.4 : PCA, ITU Midas, 5 örneklem ve FAR-FRR değişimi.

Örneklem sayısı 4 yapılarak FAR-FRR grafiği tekrar çizdirilmiş ve Şekil 6.5'te gösterilmiştir. Grafikten EER değeri %10 olarak bulunmuştur. Bu değerde eşik değeri Çizelge 6.10'de görüldüğü gibi orta noktadaki 1200'dür.

Çizelge 6.11 : PCA, ITU Midas, 4 örneklem FAR, FRR ve TSR.

S.Nu.	Eşik değer	%FRR	%FAR	%TSR
1	850	32,5	0	87
2	875	30	0	88
3	900	27,5	1,70	88
4	925	25	1,70	89
5	950	22,5	1,70	90
6	975	22,5	3,30	89
7	1000	20	3,30	90
8	1025	20	3,30	90
9	1050	17,5	3,30	91
10	1075	17,5	5	90
11	1100	15	6,70	90
12	1125	12,5	8,30	90
13	1150	10	8,30	91
14	1175	10	10	90
15	1200	10	10	90
16	1225	10	10	90
17	1250	7,50	11,7	90
18	1275	7,50	16,7	87
19	1300	7,50	16,7	87
20	1325	7,50	20	85
21	1350	7,50	25	82
22	1375	5	28,3	81
23	1400	5	31,7	79
24	1425	5	35	77
25	1450	5	40	74
26	1475	2,50	50	69
27	1500	2,50	53,3	67
28	1525	2,50	60	63
29	1550	2,50	66,7	59
30	1575	2,50	66,7	59
31	1600	0	71,7	57

Eşik değeri 1200 olduğunda TSR %90 olarak bulunmuştur. Örneklem sayısı azaldıkça EER değerinin yükseldiği ve TSR'nin de düştüğü gözlenmiştir. Bununla birlikte 4 örneklem için FRR değeri sıfıra ulaştığında FAR değerinin %70'lere kadar yükseldiği görülmüştür. Bu durum yetkisiz kişilerin sisteme girişini kolaylaştırmaktadır. Böylece eşik değeri seçilirken analizlerin çok iyi yapılması gerektiği bir kez daha anlaşılmaktadır. Optimum bir eşik değer FAR ve FRR'nin eşit olduğu EER değerindeki eşik değer seçilebilir. Ancak yüksek güvenlik sistemlerinde FRR yüksek olsa da FAR değerinin sıfır olması istenir. Bu durumda 4 örneklem için Çizelge 6.11'e bakılarak eşik değeri 875 olarak seçilebilir.



Şekil 6.5 : PCA, ITU Midas, 4 örneklem ve FAR-FRR değişimi.

Eğitim seti için sınıf sayısı *C,* örneklem sayısı *K*; test seti için yetkili kişi resim sayısı *G*, yetkisiz kişi resim sayısı *I* ve *T* toplam olmak üzere PCA ve ITU Midas için yapılan tüm uygulamalar ve sonuçları Çizelge 6.12'de gösterilmiştir.

Çizelge 6.12 : PCA, ITU Midas, uygulamalar ve sonuçları.

Kulak eğitim seti			Kulak test seti			% FRR	% FAR	% EER	% TSR	Eşik değer
K	C	T	G	I	T					
20	5	100	20	30	50	5	6,7	5.85	94	1150
20	4	80	40	60	100	10	10	10	90	1200
20	3	60	60	90	150	11,7	10	10.85	89,3	1200
20	2	40	80	120	200	16,3	17.5	16.9	83	1175
20	1	20	100	150	250	21	23.3	22,15	77,6	1200

Yapılan sonuçlarda örneklem sayısı azaldıkça EER değerinde yükselme ve buna bağlı olarak TSR'de ise azalma gözlenmiştir. Ancak optimum eşik değeri 1200 civarında sabit kalmıştır.

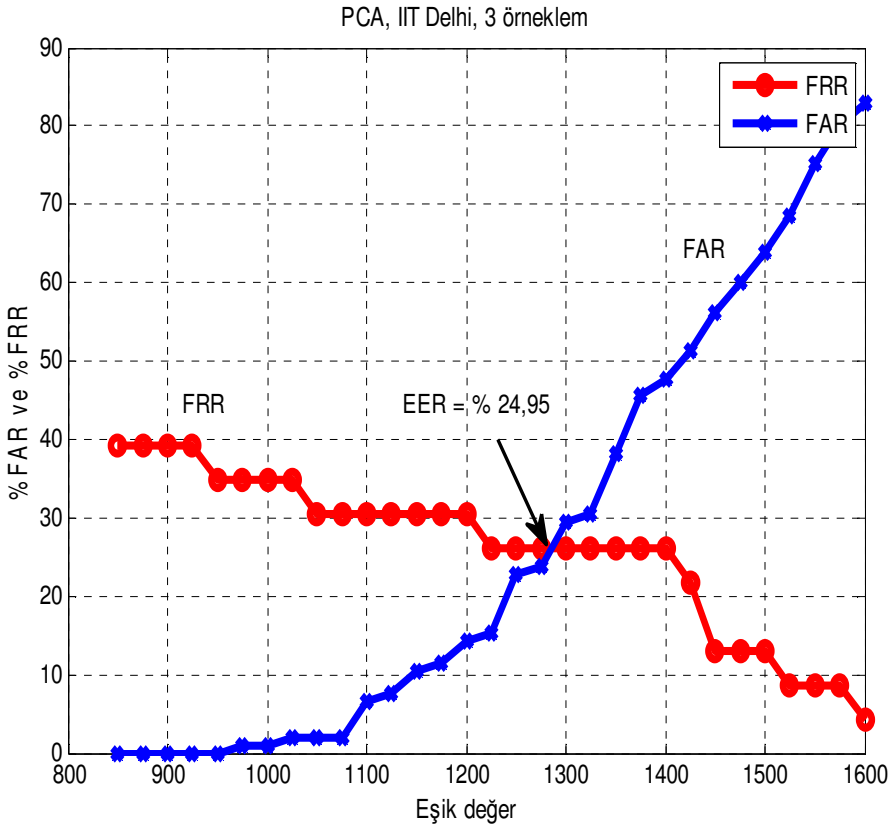
Sonuç olarak ITU Midas veri tabanı için yapılacak PCA uygulamalarında genel olarak optimum eşik değer 1200 olarak kullanılabilir**.**

6.3.2 PCA ile IIT Delhi FAR-FRR uygulaması

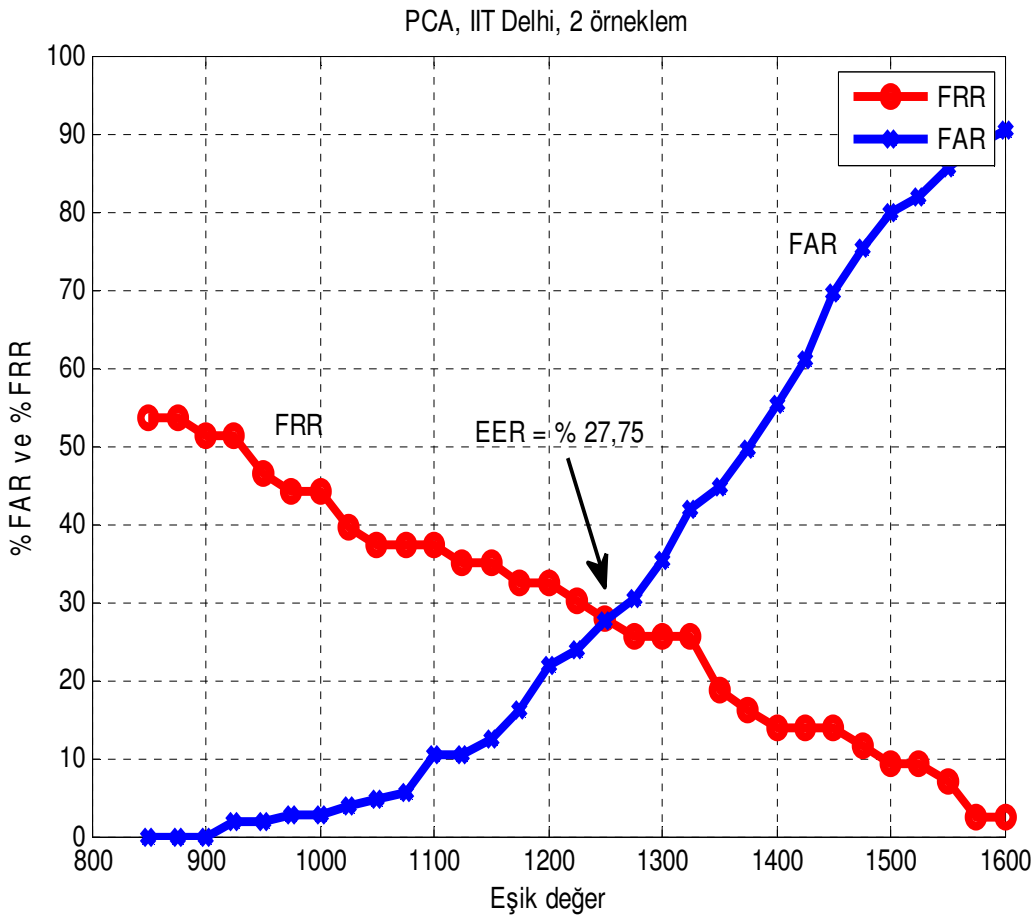
Eğitim seti için sınıf sayısı *C*, örneklem sayısı *K*; test seti için yetkili kişi resim sayısı *G*, yetkisiz kişi resim sayısı *I* ve *T* toplam olmak üzere PCA ve IIT Delhi için yapılan uygulamalar ve sonuçlar Çizelge 6.13'te gösterilmiştir. Ayrıca, 3 ve 2 örneklem için FAR ve FRR değişim grafiği sırasıyla Şekil 6.6 ve Şekil 6.7'de gösterilmiştir. Resim boyutu *80x60* olarak alınmıştır.

Çizelge 6.13 : PCA, IIT Delhi, uygulamalar ve sonuçları.

Kulak eğitim seti			Kulak test seti			% FRR	% FAR	% EER	% TSR	Eşik değer
K	C	T	G	I	T					
20	3	60	23	105	128	26,1	23,8	24,95	75,8	1275
20	2	40	43	105	148	27,9	27,6	27,75	72,3	1250



Şekil 6.6 : PCA, IIT Delhi, 3 örneklem ve FAR-FRR değişimi.



Şekil 6.7 : PCA, IIT Delhi, 2 örneklem ve FAR-FRR değişimi.

Çizelge 6.13'te bulunan optimum eşik değerler ITU Midas veri tabanındakilere oldukça yakındır. Böylece farklı veri tabanları kullanılsa bile resim boyutu ve sınıf sayısı aynı olduğunda optimum eşik değerleri birbirlerine yakın değerler almaktadır.

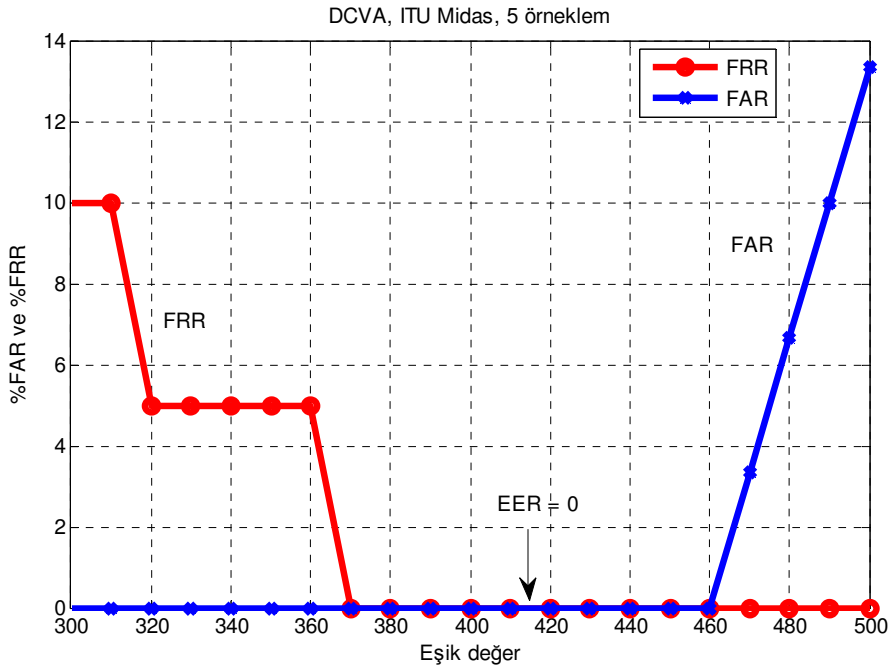
6.3.3 DCVA ile ITU Midas FAR-FRR uygulaması

Eğitim ve test seti Çizelge 6.9'daki ile aynıdır. Resim boyutu *80x60* olarak alınmıştır. 5 örneklem ile yapılan uygulama sonuçları Çizelge 6.14'te ve FAR-FRR değişimi Şekil 6.8'de gösterilmiştir.

Sonuçlara bakıldığında EER değeri %0 ve TSR de %100 bulunmuştur. FAR ve FRR'nin sıfır olduğu değerlerin orta noktası olan 415 optimum eşik değer olarak bulunmuştur. Böylece bu sonuçlar ile yetkili ve yetkisiz kişilerin sisteme kabul edilip reddedilmesi net bir şekilde ayırt edilebilmektedir. Bu durum DCVA'nın başarısı tekrar ortaya çıkarmıştır.

Çizelge 6.14 : DCVA, ITU Midas, 5 örneklem FAR, FRR ve TSR.

S.Nu.	Eşik değer	%FRR	%FAR	%TSR
1	300	10	0	96
2	310	10	0	96
3	320	5	0	98
4	330	5	0	98
5	340	5	0	98
6	350	5	0	98
7	360	5	0	98
8	370	0	0	100
9	380	0	0	100
10	390	0	0	100
11	400	0	0	100
12	410	0	0	100
13	420	0	0	100
14	430	0	0	100
15	440	0	0	100
16	450	0	0	100
17	460	0	0	100
18	470	0	3,3	98
19	480	0	6,7	96
20	490	0	10	94
21	500	0	13,3	92

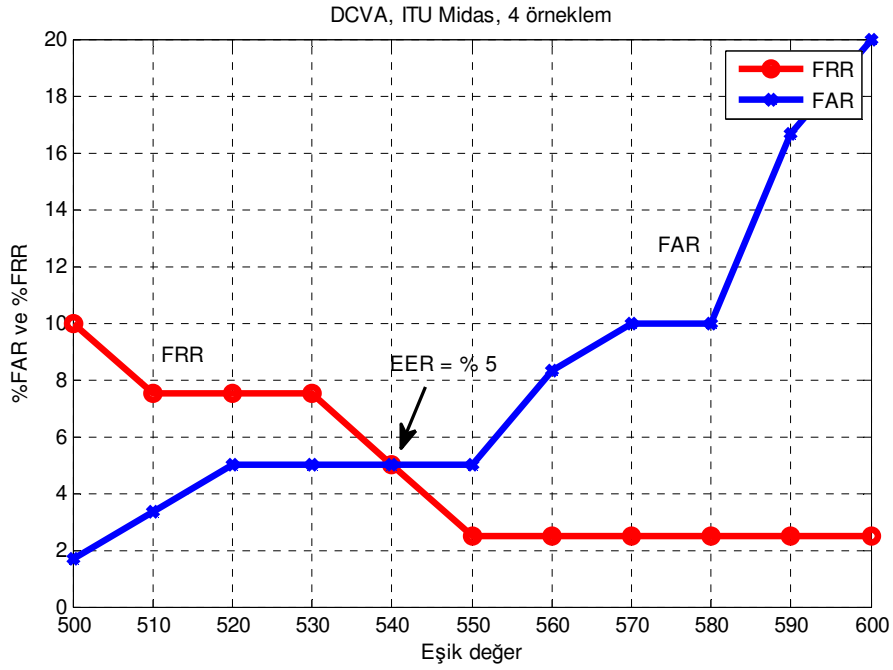


Şekil 6.8 : DCVA, ITU Midas, 5 örneklem ve FAR-FRR değişimi.

Örneklem saysısı 4'e düşürüldüğünde EER %5 ve TSR %95 olarak bulunmuştur. Ancak optimum eşik değeri fazla değişmiş ve 540 olarak hesaplanmıştır.

Çizelge 6.15 : DCVA, ITU Midas, 4 örneklem FAR, FRR ve TSR.

S.Nu.	Eşik değer	%FRR	%FAR	%TSR
1	500	10	1,7	95
2	510	7,5	3,3	95
3	520	7,5	5	94
4	530	7,5	5	94
5	540	5	5	95
6	550	2,5	5	96
7	560	2,5	8,3	94
8	570	2,5	10	93
9	580	2,5	10	93
10	590	2,5	16,7	89
11	600	2,5	20	87



Şekil 6.9 : DCVA, ITU Midas, 4 örneklem ve FAR-FRR değişimi.

Eğitim seti için sınıf sayısı *C*, örneklem sayısı *K*; test seti için yetkili kişi resim sayısı *G*, yetkisiz kişi resim sayısı *I* ve *T* toplam olmak üzere DCVA ve ITU Midas için yapılan tüm uygulamalar ve sonuçları Çizelge 6.16'da gösterilmiştir.

Yapılan sonuçlarda örneklem sayısı azaldıkça EER değerinde yükselme ve buna bağlı olarak TSR'de ise azalma gözlenmiştir. Ancak optimum eşik değeri PCA'ya nazaran sabit kalmayıp devamlı yükselmiştir. Sonuç olarak DCVA için optimum eşik değeri belirlenirken örneklem sayısının da dikkate alınması gerektiği değerlendirilmektedir.

Çizelge 6.16 : DCVA, ITU Midas, uygulamalar ve sonuçları.

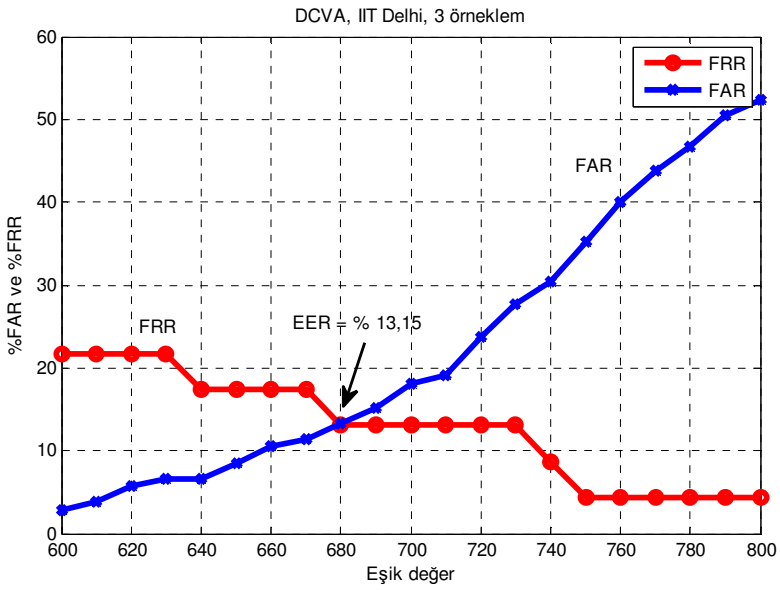
Kulak eğitim seti			Kulak test seti			% FRR	% FAR	% EER	% TSR	Eşik değer
K	C	T	G	I	T					
20	5	100	20	30	50	0	0	0	100	415
20	4	80	40	60	100	5	5	5	95	540
20	3	60	60	90	150	11,7	11,2	11,45	88,7	630
20	2	40	80	120	200	15	13,4	14,2	86	760

6.3.4 DCVA ile IIT Delhi FAR-FRR uygulaması

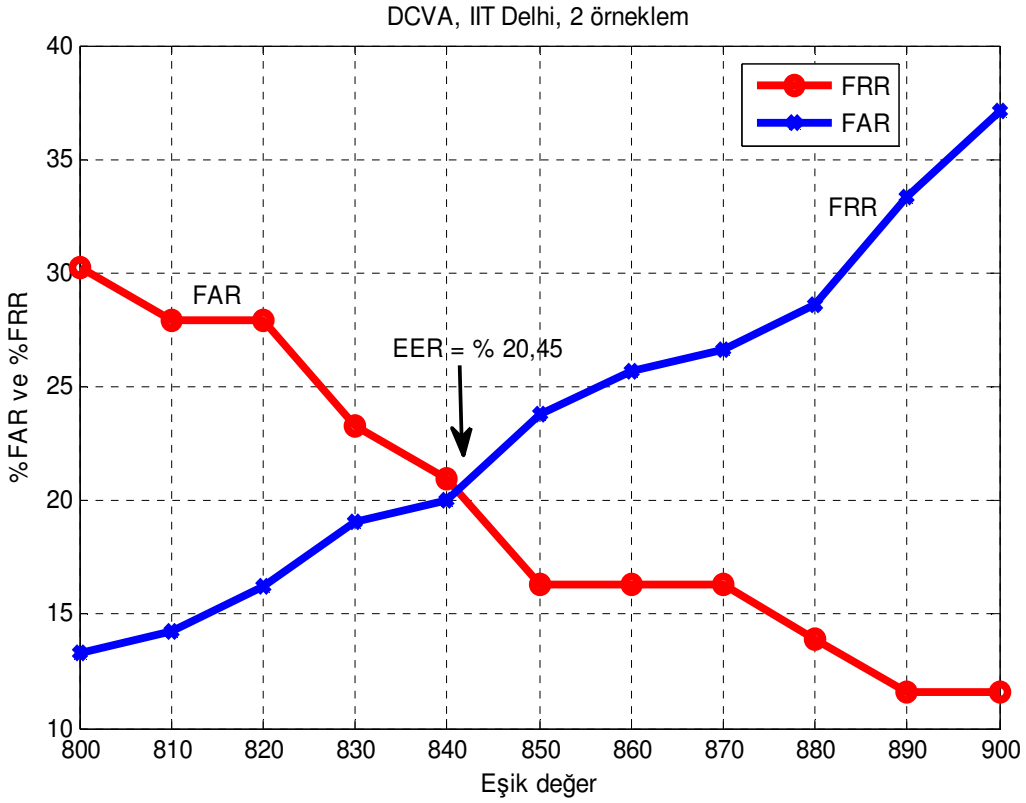
Eğitim seti için sınıf sayısı *C*, örneklem sayısı *K*; test seti için yetkili kişi resim sayısı *G*, yetkisiz kişi resim sayısı *I* ve *T* toplam olmak üzere DCVA ve IIT Delhi için yapılan uygulamalar ve sonuçlar Çizelge 6.13'de gösterilmiştir. Ayrıca, 3 ve 2 örneklem için FAR ve FRR değişim grafiği sırasıyla Şekil 6.6 ve Şekil 6.7'de gösterilmiştir. Resim boyutu *80x60* olarak alınmıştır.

Çizelge 6.17 : DCVA, IIT Delhi, uygulamalar ve sonuçları.

Kulak eğitim seti			Kulak test seti			% FRR	% FAR	% EER	% TSR	Eşik değer
K	C	T	G	I	T					
20	3	60	23	105	128	13	13,3	13,15	86,7	680
20	2	40	43	105	148	20,9	20	20,45	79,7	840



Şekil 6.10 : DCVA, IIT Delhi, 3 örneklem ve FAR-FRR değişimi.



Şekil 6.11 : DCVA, IIT Delhi, 2 örneklem ve FAR-FRR değişimi.

Bulunan optimum eşik değerler iki veri tabanında da değişiklik göstermekte ve örneklem sayısı azaldıkça artmaktadır. Sonuç olarak farklı veri tabanları ve farklı örneklem sayıları için optimum eşik değeri genellemesi yapmak oldukça zordur.

6.4 Kulak Tanıma & Kimlik Saptama Uygulaması

Sistem giriş verisi için dört çeşit karar verir. Bunlar :

i. $\varepsilon_k < \Theta_k$ ve $\varepsilon < \Theta$ ise giriş verisi kulak uzayındadır ve bir kulak sınıfına aittir. Eşleştirme yapılarak hangi sınıfa ait olduğu belirlenir. Sisteme girmek isteyen bu kişi "*yetkili kişi*" olarak tanımlanır. Ayrıca yetkili kişinin kimlik saptaması da yapılır.

ii. $\varepsilon_k > \Theta_k$ ve $\varepsilon < \Theta$ ise giriş verisi kulak uzayındadır. Ancak hiçbir kulak sınıfına ait değildir. Sisteme girmek isteyen bu kişi "*yetkisiz kişi*" olarak tanımlanır. Sistem bu kişinin girişini reddeder

iii. $\varepsilon_k < \Theta_k$ ve $\varepsilon > \Theta$ ise giriş verisi kulak uzayında değildir. Gürültü olarak ifade edilebilir.

iv. $\varepsilon_k > \Theta_k$ ve $\varepsilon > \Theta$ ise giriş verisi kulak uzayında değildir. Bu resim kulak resmi değildir. Kulak hariç herhangi bir resim olabilir. Bu sonuç ile sistem giriş verisinin kulak olmadığını anlayabilmektedir.

ε_k kulak sınıf uzayını, ε kulak uzayını, Θ_k kulak sınıfı eşik değerini ve Θ kulak uzay eşik değerini göstermektedir.

Bu uygulamada sistemin yalnızca kabul etme ve reddetmesine bakılmamakta, aynı zamanda sisteme kabul edilen kişinin doğru eşleştirilmesine ve reddedilen verinin de kulak resmi olup olmadığı ölçümü de değerlendirmeye katılmaktadır. Böylece giriş verisinin tüm olasılıkları denenerek sistemin tam performansı ölçülmeye çalışılmıştır.

Sistemin başarısı basitçe,

$$Başarı = \%\,100\ x \frac{sistemin\ 4\ çeşit\ karardan\ doğru\ karar\ vermesi}{toplam\ \ giriş\ \ verisi} \qquad \textbf{(6.5)}$$

şeklinde ifade edilmiştir.

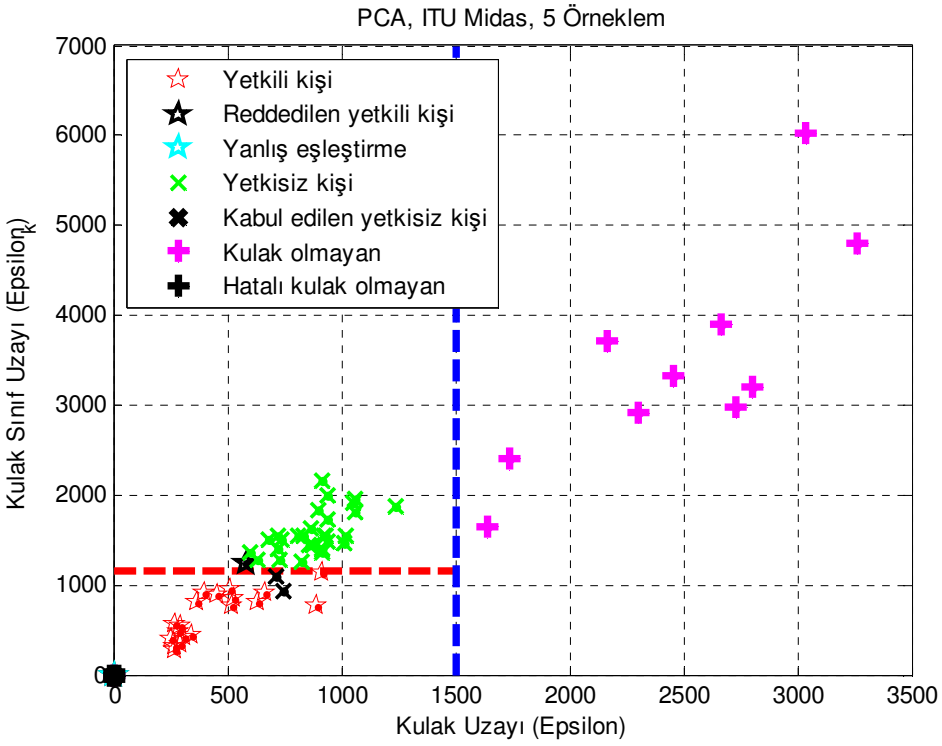
6.4.1 PCA ile ITU Midas kimlik saptama uygulaması

Kulak sınıfı için eşik değer olarak FAR ve FRR uygulamasında bulunan optimum eşik değerler kullanılmıştır. Resim boyutu *80x60* olarak alınmıştır. Yapılan uygulamalar ve elde edilen sonuçlar Çizelge 6.18'de gösterilmiştir.

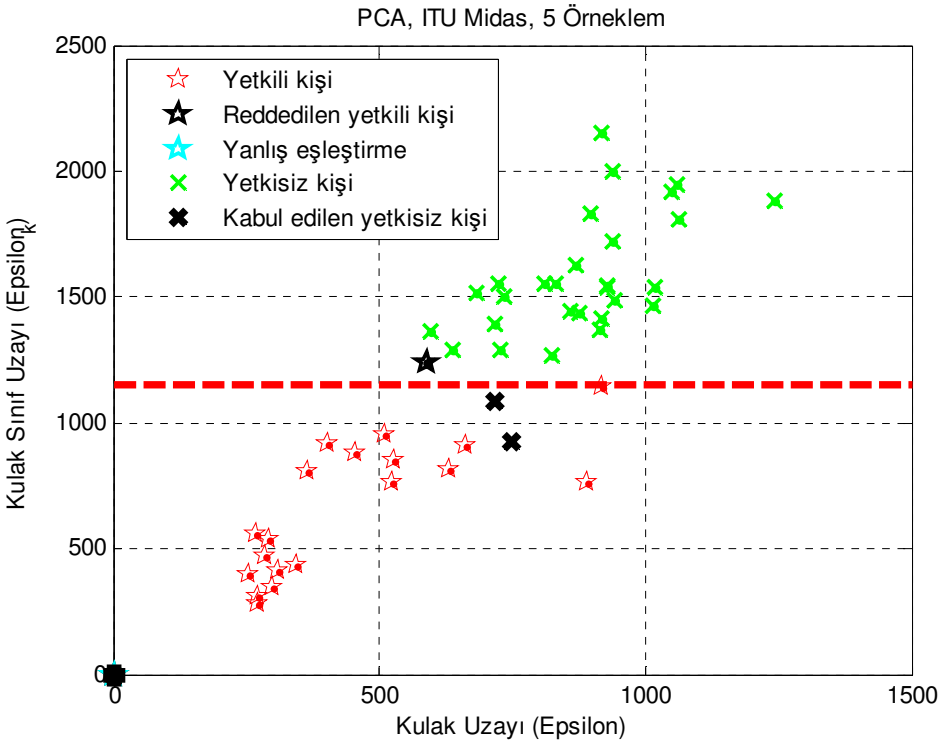
Çizelge 6.18 : PCA, ITU Midas, kimlik saptama, eğitim ve test seti.

Kulak eğitim seti		Kulak test seti				Kulak sınıfı eşik değeri	Kulak uzayı eşik değeri	% Başarı
Sınıf sayısı/ örneklem	Toplam kulak sayısı	Yetkili kişi kulak sayısı	Yetkisiz kişi kulak sayısı	Kulak olmayan resim sayısı	Toplam resim sayısı			
20/5	100	20	30	10	60	1150	1500	95
20/4	80	40	60	20	120	1200	1500	90
20/3	60	60	90	30	180	1200	1500	89,4
20/2	40	80	120	40	250	1175	1800	83,8
20/1	20	100	150	50	250	1200	2100	73,3

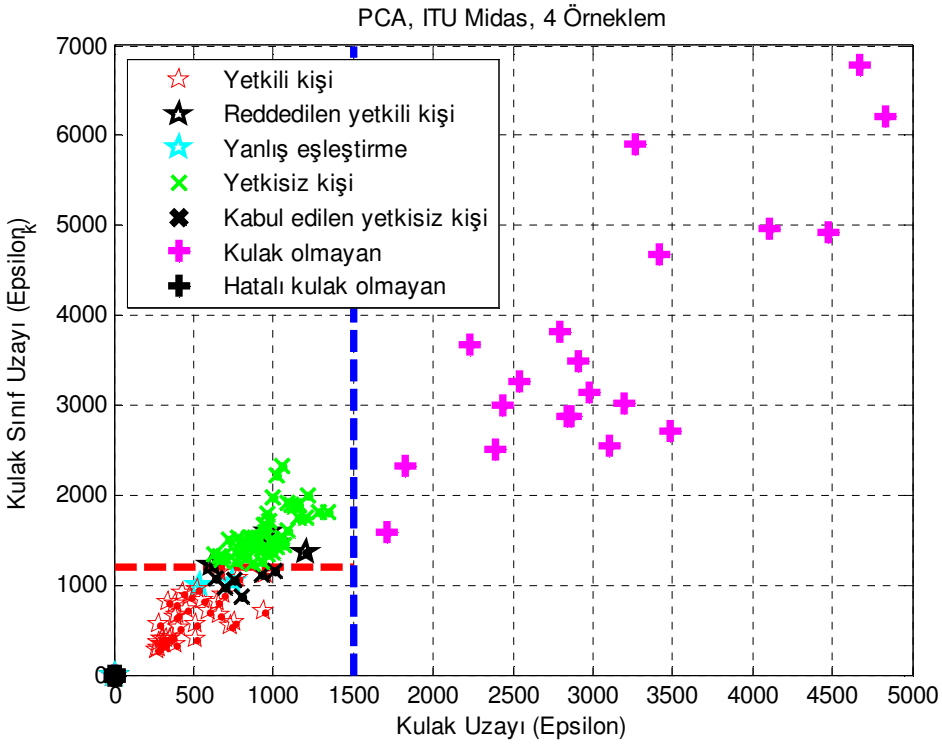
Sonuçlardan elde edilen grafikler Şekil 6.12'ten Şekil 6.21'e kadar gösterilmiştir



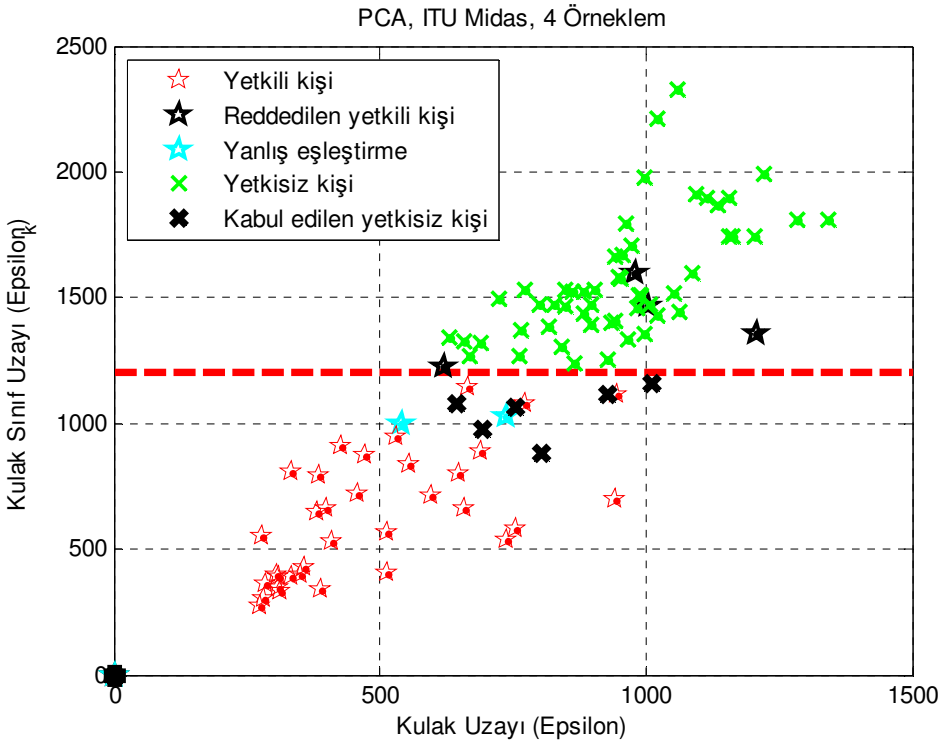
Şekil 6.12 : PCA, ITU Midas, kimlik saptama, 5 örneklem (a).



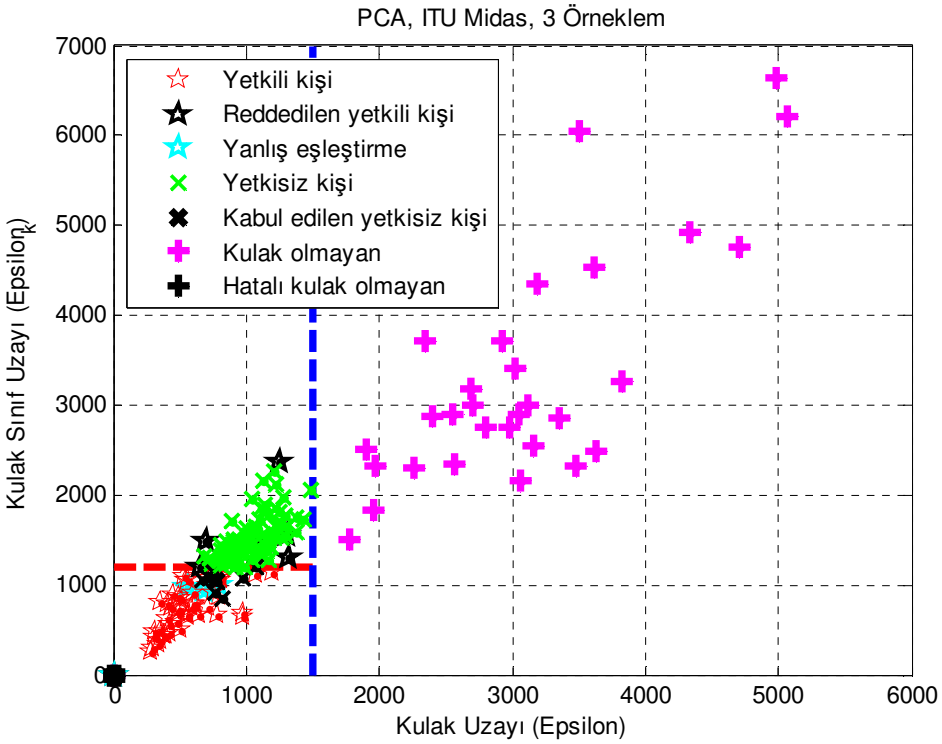
Şekil 6.13 : PCA, ITU Midas, kimlik saptama, 5 örneklem (b).



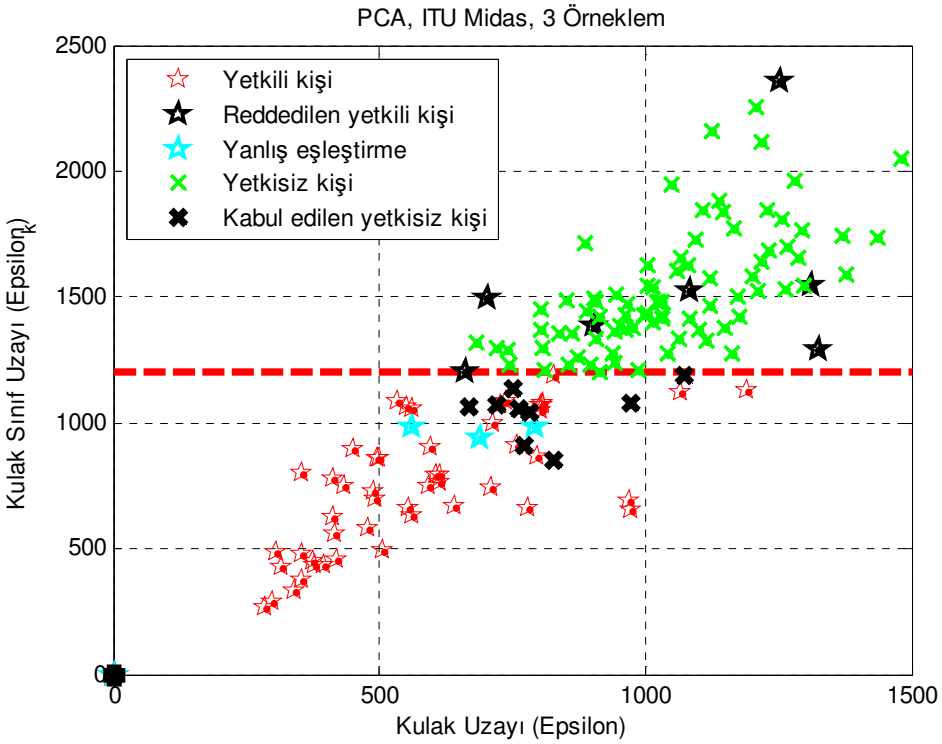
Şekil 6.14 : PCA, ITU Midas, kimlik saptama, 4 örneklem (a).



Şekil 6.15 : PCA, ITU Midas, kimlik saptama, 4 örneklem (b).

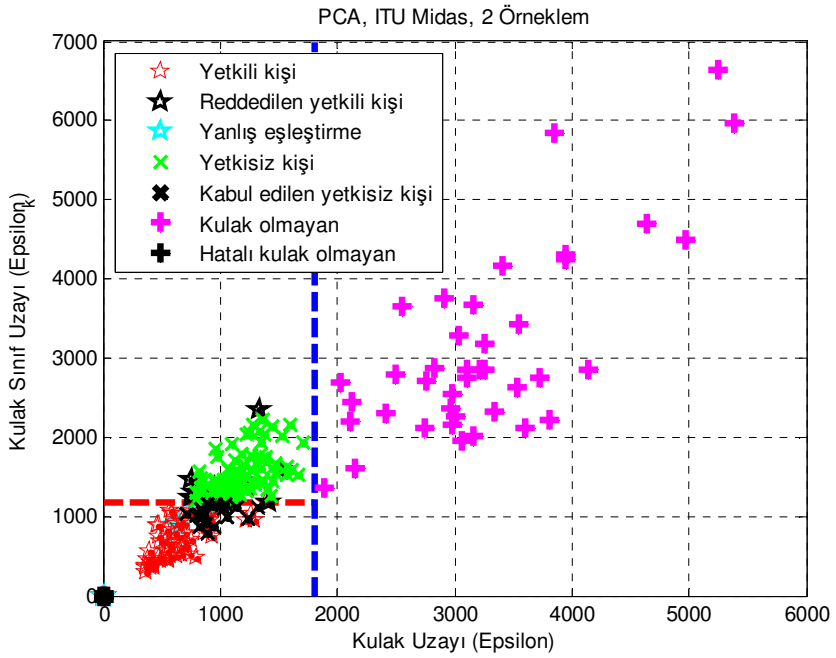


Şekil 6.16 : PCA, ITU Midas, kimlik saptama, 3 örneklem (a).

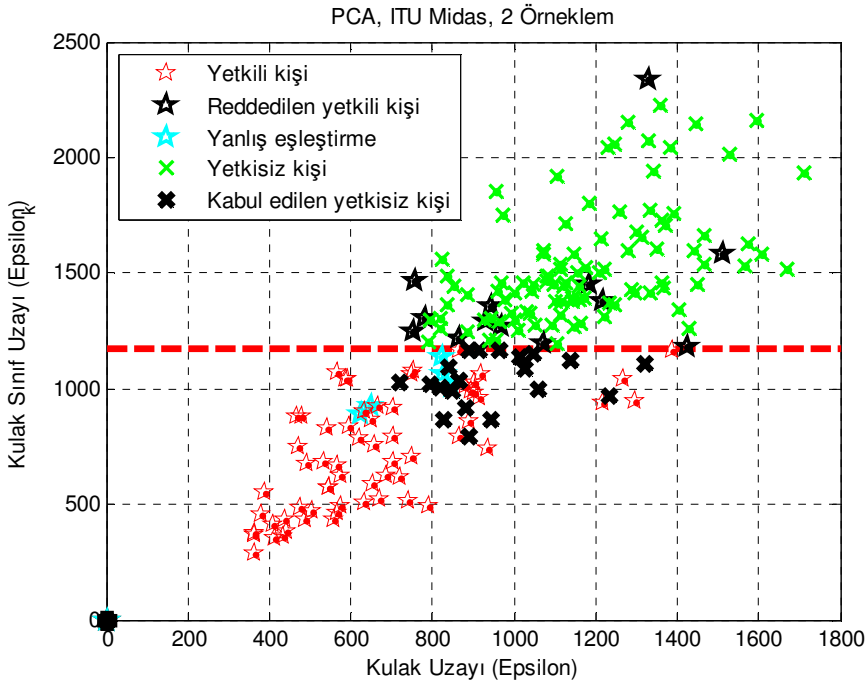


Şekil 6.17 : PCA, ITU Midas, kimlik saptama, 3 örneklem (b).

Grafikler incelendiğinde kulak olmayan resimler PCA yöntemi ile kolay bir şekilde kulak resimlerden ayırt edilebilmektedir. Ancak örneklem sayısı azaldıkça kulak uzayı eşik değeri önce sabit kalmış sonra artış göstermiştir.

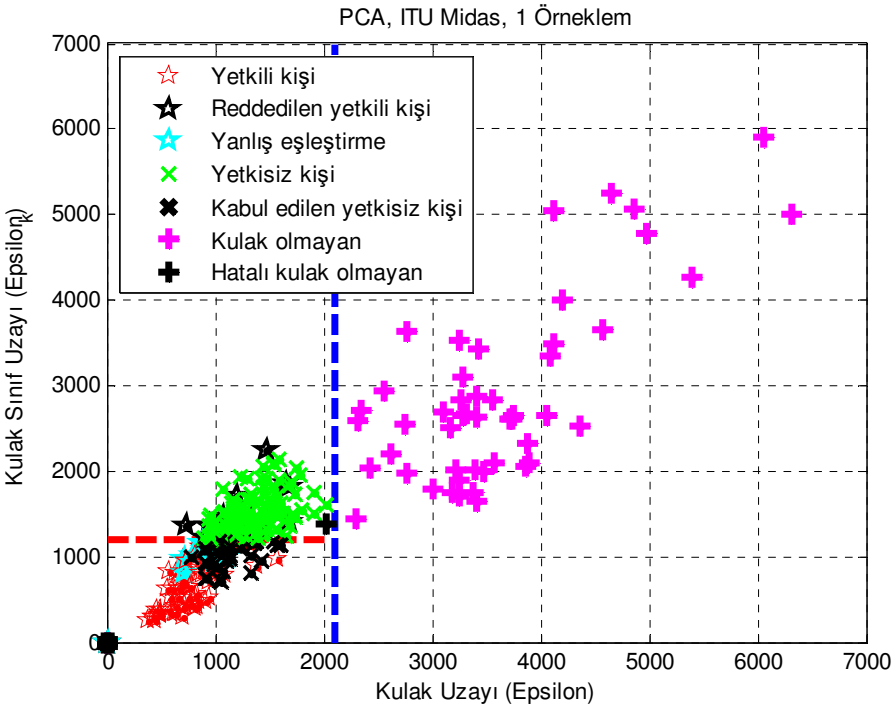


Şekil 6.18 : PCA, ITU Midas, kimlik saptama, 2 örneklem (a).

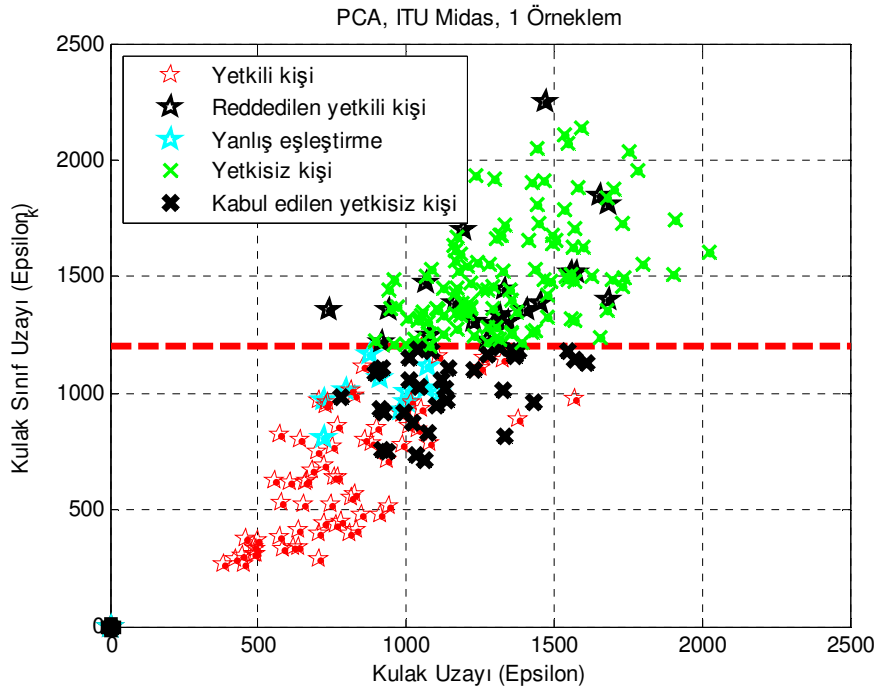


Şekil 6.19 : PCA, ITU Midas, kimlik saptama, 2 örneklem (b).

Sonuç olarak örneklem sayısının arttırılması PCA yönteminin başarı artışını ve eşik değerlerin sabite yakın değerler almasını sağlamaktadır.



Şekil 6.20 : PCA, ITU Midas, kimlik saptama, 1 örneklem (a).



Şekil 6.21 : PCA, ITU Midas, kimlik saptama, 1 örneklem (b).

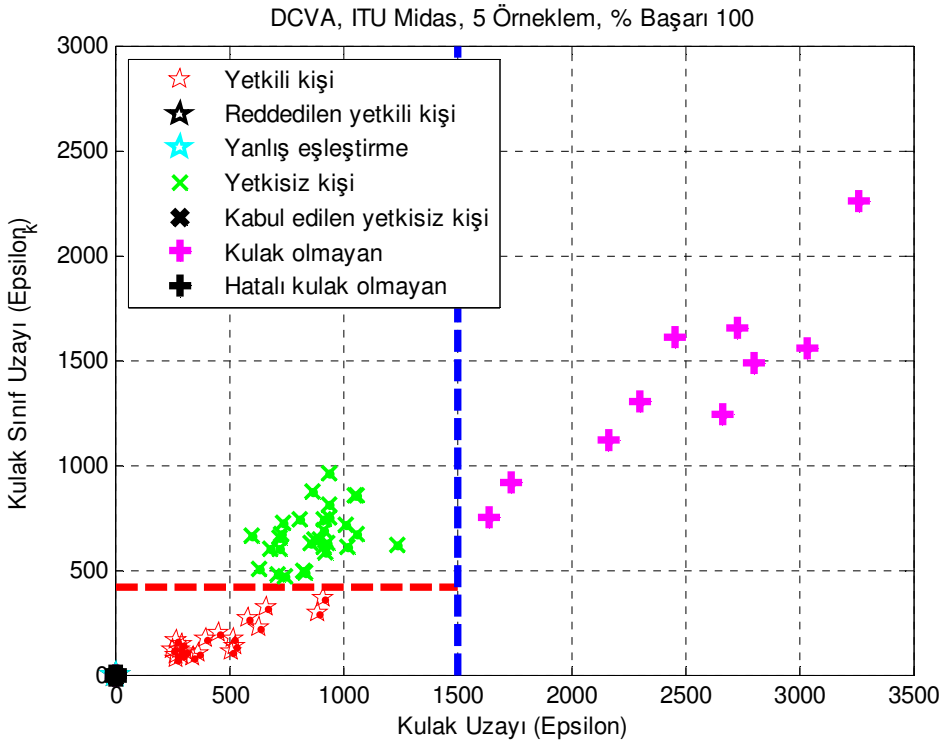
6.4.2 DCVA ile ITU Midas kimlik saptama uygulaması

Kulak sınıfı için eşik değer olarak FAR ve FRR uygulamasında bulunan optimum eşik değerler kullanılmıştır. Resim boyutu *80x60* olarak alınmıştır.

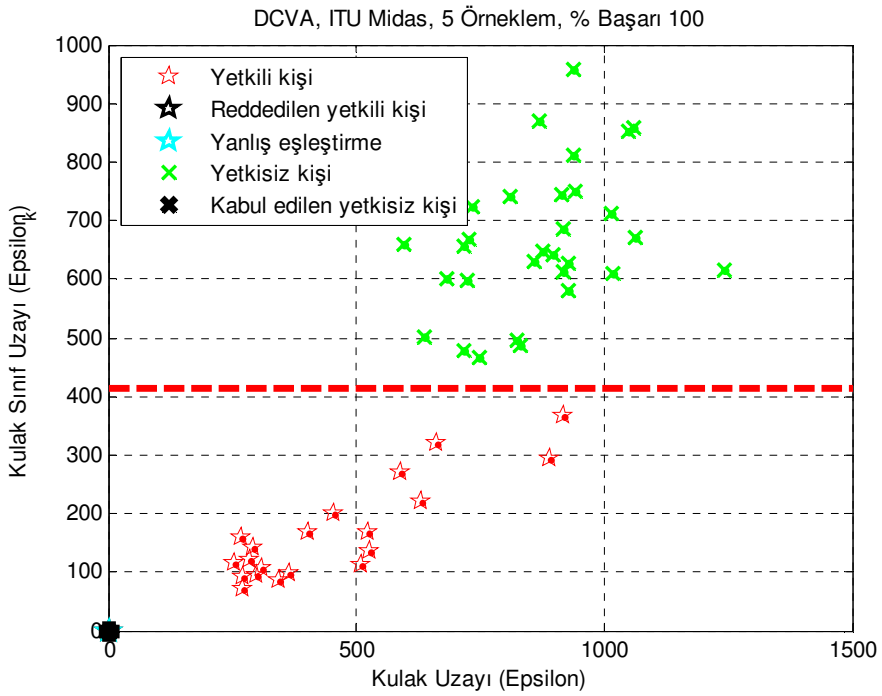
Yapılan uygulamalar ve elde edilen sonuçlar Çizelge 6.19'da; sonuçlardan elde edilen grafikler Şekil 6.22'ten Şekil 6.29'a kadar gösterilmiştir.

Çizelge 6.19 : DCVA, ITU Midas, kimlik saptama, eğitim ve test seti.

Kulak eğitim seti			Kulak test seti				Kulak sınıfı eşik değeri	Kulak uzayı eşik değeri	% Başarı
Sınıf sayısı	Örneklem sayısı	Toplam kulak sayısı	Yetkili kişi kulak sayısı	Yetkisiz kişi kulak sayısı	Kulak olmayan resim sayısı	Toplam resim sayısı			
20	5	100	20	30	10	60	415	1500	100
20	4	80	40	60	20	120	540	1500	95,8
20	3	60	60	90	30	180	630	1500	90,6
20	2	40	80	120	40	250	760	1800	88,3

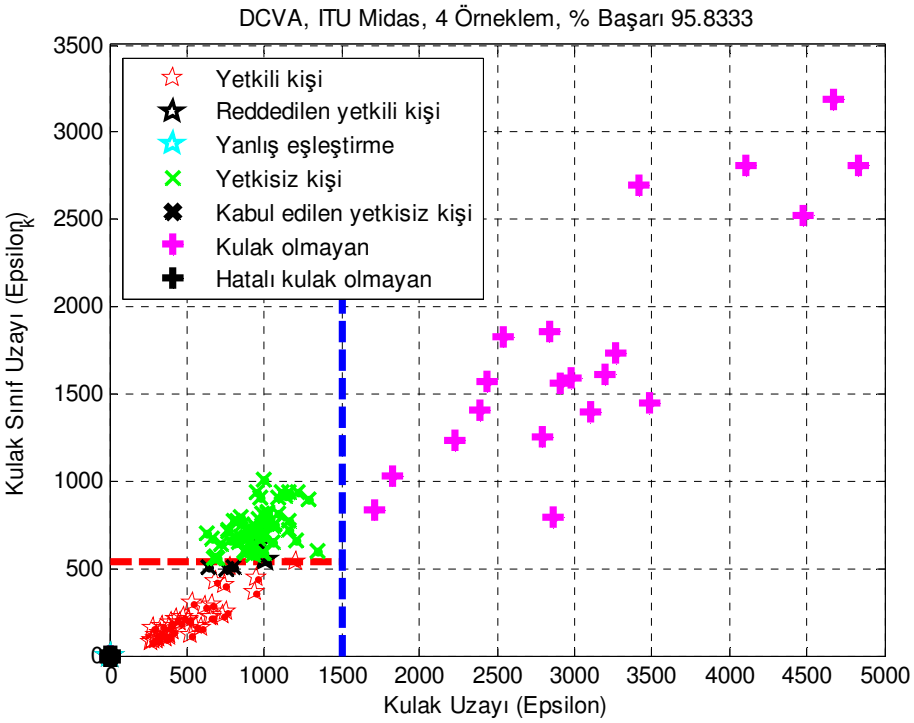


Şekil 6.22 : DCVA, ITU Midas, kimlik saptama, 5 örneklem (a).

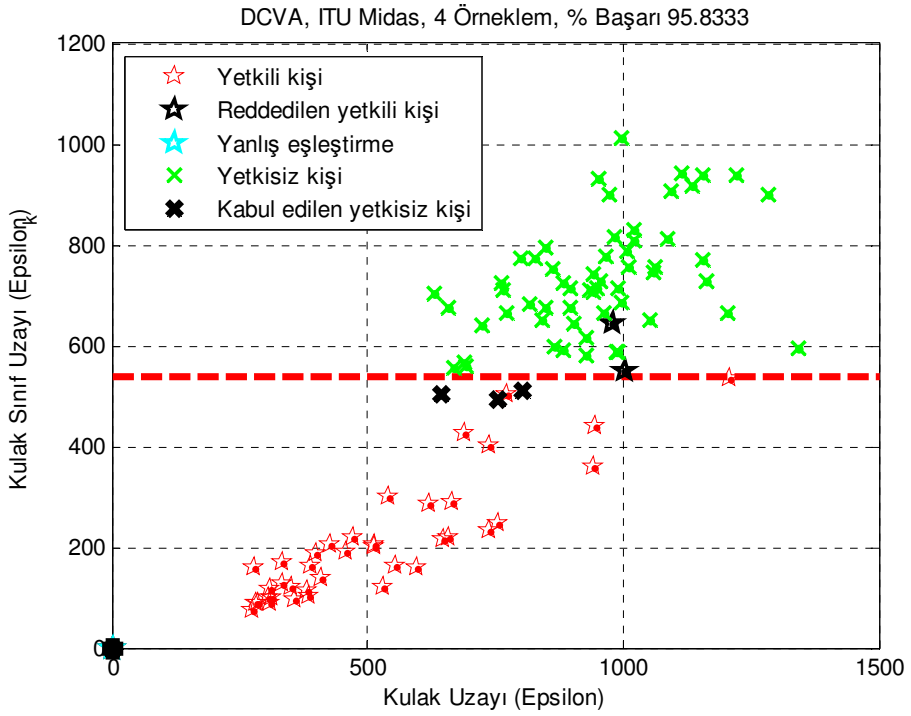


Şekil 6.23 : DCVA, ITU Midas, kimlik saptama, 5 örneklem (b).

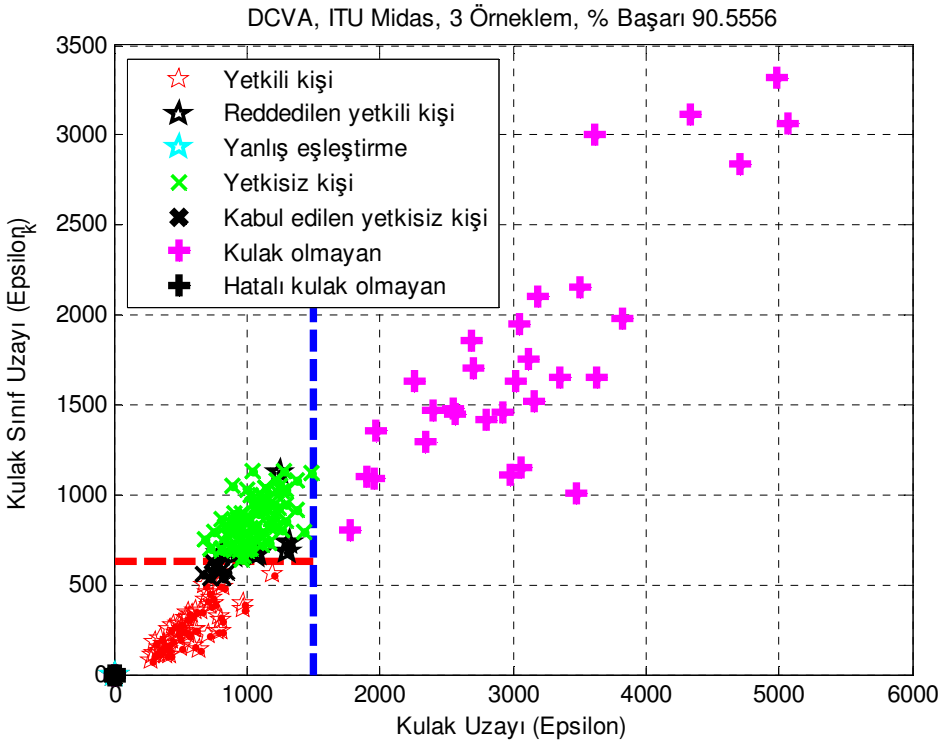
DCVA uygulamasında Şekil 6.23'te görüldüğü gibi 5 örneklem kullanıldığında yetkili ve yetkisiz kişilerin kulakları birbirinden çok iyi ayrışmıştır.



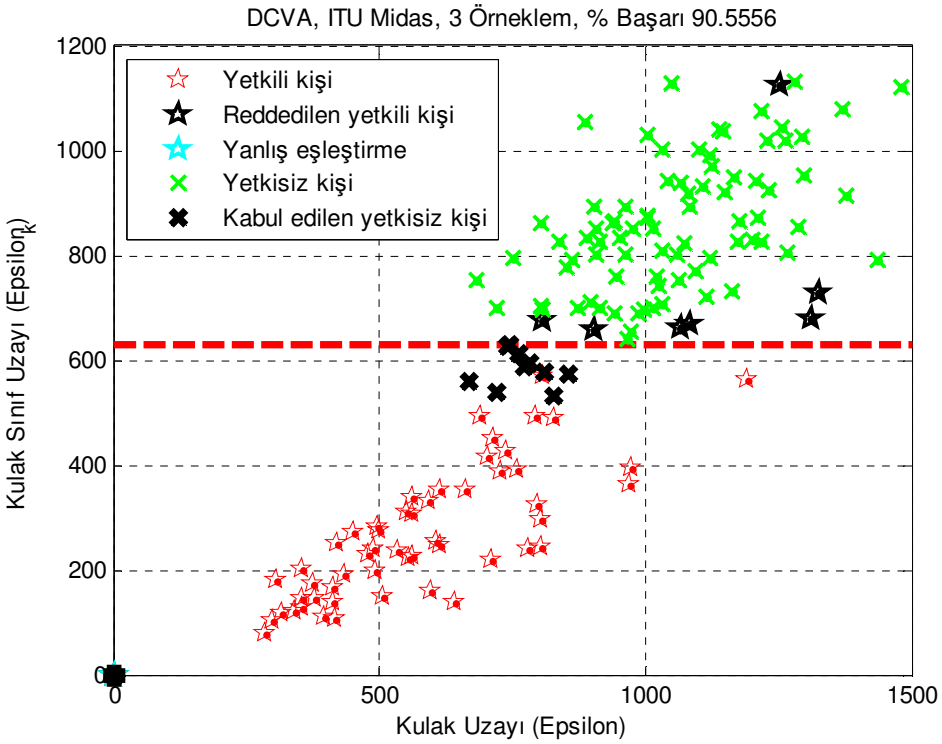
Şekil 6.24 : DCVA, ITU Midas, kimlik saptama, 4 örneklem (a).



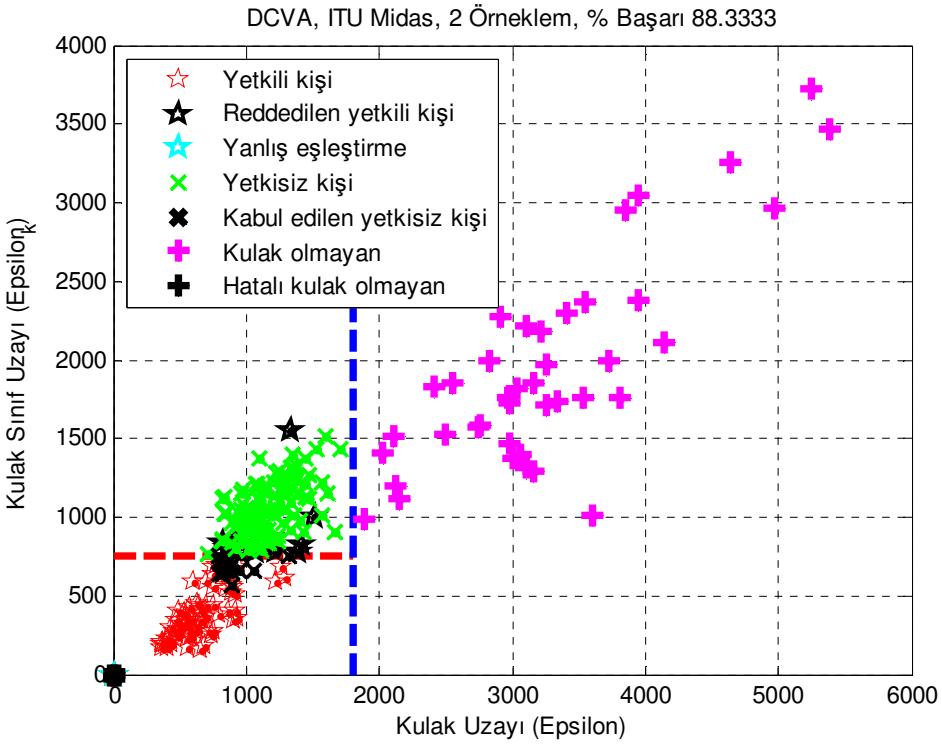
Şekil 6.25 : DCVA, ITU Midas, kimlik saptama, 4 örneklem (b).



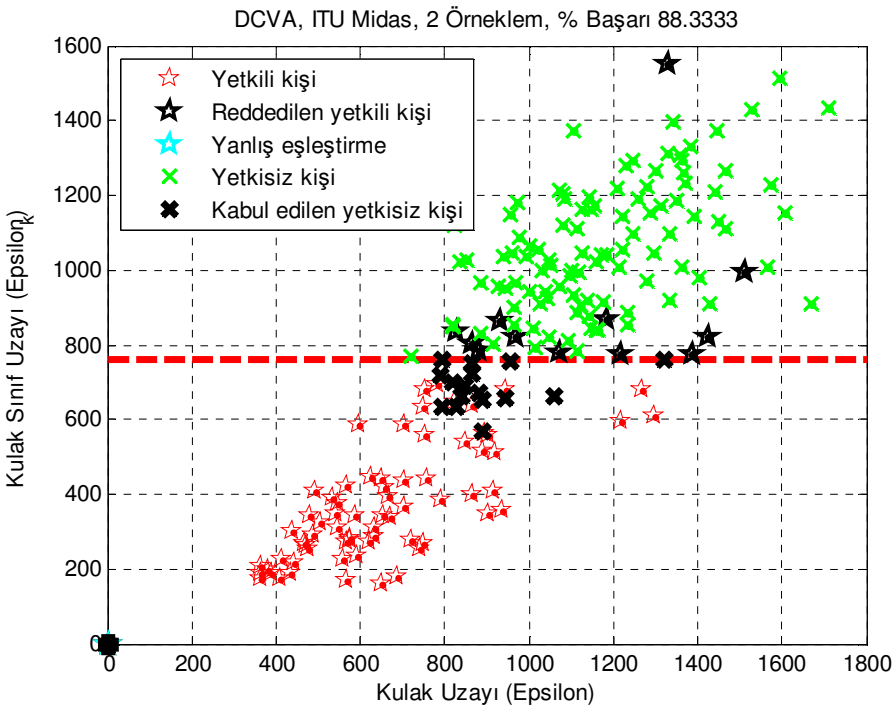
Şekil 6.26 : DCVA, ITU Midas, kimlik saptama, 3 örneklem (a).



Şekil 6.27 : DCVA, ITU Midas, kimlik saptama, 3 örneklem (b).



Şekil 6.28 : DCVA, ITU Midas, kimlik saptama, 2 örneklem (a).



Şekil 6.29 : DCVA, ITU Midas, kimlik saptama, 2 örneklem (b).

Grafikler incelendiğinde kulak olmayan resimler DCVA yöntemi ile kolay bir şekilde kulak resimlerden ayırt edilebilmektedir. Kulak uzayı eşik değeri sadece örneklem 2 hariç sabit kalmaktadır. PCA ile karşılaştırıldığında DCVA'nın üstünlüğü açık bir şekilde görülmektedir. Özellikle 5 örneklemde ayırt etme %100 başarıya sahiptir. DCVA'da örneklem sayısı artıkça kulak sınıfı eşik değeri sabit kalmamaktadır. Sonuç olarak DCVA'da sabit bir eşik değer belirlemek oldukça zordur.

6.5 Özdeğer Norm Hatası Uygulaması

Bu uygulamada *100x100* boyutundaki *L* matrisi kullanılmıştır. Jacobi ve QR algoritması kullanarak *L* matrisinin özdeğerleri hesaplanmıştır. Matlab programında *[V,D]=eig(L)* komutu ile bulunan özdeğerler referans alınarak her iki algoritmada hesaplanmış özdeğerler % norm hatası üzerinden karşılaştırılmıştır. Ayrıca QR algoritması için 3 farklı QR ayrıştırması kullanılmıştır. Bunlar:

- Klasik Gram Schmidt
- Değiştirilmiş Gram Schmidt
- Matlab fonkiyonu [Q,R]=qr(L)

Bulunan sonuçlar Çizelge 6.20 ve Çizelge 6.21'de gösterilmiştir. Sonuçlar incelendiğinde genel olarak aynı sürede Jacobi algoritması QR algoritmasına göre özdeğer çözümünü daha az hata ile bulmaktadır. Matlab programında özdeğer çözümü için geçen süre aynı program tekrar çalıştırıldığında değişmektedir. Ayrıca bu süreyi bilgisayarda arka planda çalışan programlarda etkilemektedir. Bu sebeple yazılan programlar 5 kez tekrar çalıştırılmış ve ortalaması hesaplanmıştır. Bulunan süreler tam olmasa da genel olarak hız açısından algoritmalar karşılaştırılabilmektedir.

Matlab programının hazır fonksiyonları kullanıcının yazdığı fonksiyonlara göre süre açısından daha hızlı çalışmaktadır. Bu nedenle Matlab programında kullanılan hazır fonksiyonların süreleri dikkate alınmamıştır. Sadece bulunan hata değerleri değerlendirilmiştir.

Jacobi algoritması yaklaşık 5 saniyede "*2,4238e-12"* hata değerine ulaşırken QR algoritması bu sürede *"2,5094e-03"* hata değerine ulaşabilmektedir. Bu durum simetrik matrisler için Jacobi algoritmasının QR algoritmasına göre üstünlüğünü göstermektedir.

QR algoritmasında QR ayrışımı için kullanılan Klasik ve Değiştirilmiş Gram Schmidt yöntemleri karşılaştırıldığında norm hataların aynı olduğu ancak süre olarak Klasik Gram Schmidt yönteminin daha kısa olduğu görülmektedir. Ancak sonraki uygulamalarda Klasik Gram Schmidt yönteminin her matris için iyi sonuçlar vermediği gösterilecektir. Bunun nedeni Klasik Gram Schmidt yönteminin numerik olarak kararlı bir yapıya sahip olmamasıdır.

Çizelge 6.20 : Jacobi algoritması ile özdeğer norm hatası.

Jacobi algoritması (100x100 matris için)								
İterasyon katsayısı	İterasyon	Özdeğer % norm hatası	Süre (s) (5 kez)					Ortalama süre (s)
1e-2	1284	7,0359e-01	0,3125	0,375	0,375	0,375	0,3438	0,3563
1e-3	3825	3,5388e-02	0,9688	1,0625	1,0938	1,0938	1,0469	1,0531
1e-4	7828	3,8284e-04	1,7188	2,1406	2,2031	2,1563	2,1406	2,0719
1e-5	11556	2,5135e-06	2,5156	3,2031	3,25	3,2344	3,1563	3,0719
1e-6	13801	2,0865e-08	2,9688	3,7969	3,7656	3,8594	3,75	3,6281
1e-7	15431	9,9748e-11	3,2813	4,2813	4,2188	4,3438	4,1875	4,0625
1e-8	16791	2,6007e-12	3,5781	4,7031	4,6094	4,7188	4,5938	4,4406
1e-9	17723	2,4237e-12	4,75	4,8594	4,9688	4,7344	4,8906	4,8406
1e-10	18612	2,4238e-12	5,1094	5,1406	5,1094	4,8906	5,125	5,0750

Çizelge 6.21 : QR algoritması ile özdeğer norm hatası.

QR algoritması (100x100 matris için)						
iterasyon	QR ayrıştırması için Klasik Gram Schmidt yöntemi kullanılarak		QR ayrıştırması için Değiştirilmiş Gram Schmidt yöntemi kullanılarak		QR ayrıştırması için Matlab fonksiyonu [Q,R]=qr(L) yöntemi kullanılarak	
	Özdeğer % Norm hatası	Ortalama süre (s) (5 kez)	Özdeğer % Norm hatası	Ortalama süre (s) (5 kez)	Özdeğer % Norm hatası	Ortalama süre (s) (5 kez)
25	8,3113e-02	0,5188	8,3113e-02	0,5313	8,3113e-02	0,3406
50	4,8794e-02	0,9688	4,8794e-02	1,0688	4,8794e-02	0,8094
75	2,5488e-02	1,4312	2,5488e-02	1,5594	2,5488e-02	1,1469
100	1,5347e-02	1,9188	1,5347e-02	2,1125	1,5347e-02	1,7938
125	1,0445e-02	2,4844	1,0445e-02	2,7094	1,0445e-02	2,4469
150	6,7912e-03	3,0688	6,7912e-03	3,3344	6,7912e-03	3,0781
175	4,1653e-03	3,6844	4,1653e-03	4,0219	4,1653e-03	4,1688
200	2,5094e-03	4,3219	2,5094e-03	4,6813	2,5094e-03	5
225	1,4907e-03	4,9437	1,4907e-03	5,4031	1,4907e-03	6,1219
250	8,7366e-04	5,6	8,7366e-04	6,0531	8,7366e-04	7,0344

6.6 Öklit Uzaklığı Norm Hatası Uygulaması

PCA ve DCVA olmak üzere iki algoritma için uygulanmıştır. Uygulamada kullanılan eğitim ve test seti sayıları, eşik değerleri ve hedeflenen başarılar Çizelge 6.22'de gösterilmiştir. 50 test resmi için Matlab programında bulunan öklit uzaklığı referans alınarak Jacobi ve QR algoritması hem PCA'da hem de DCVA'da kullanılarak karşılaştırılmıştır.

Çizelge 6.22 : Kullanılan değerler ve hedeflenen başarı.

Kulak eğitim seti		Kulak test seti			Kulak sınıfı eşik değeri	Kulak uzayı eşik değeri	% Başarı	Kullanılan Algoritma
Sınıf sayısı	Örneklem sayısı	Yetkili kişi kulak sayısı	Yetkisiz kişi kulak sayısı	Kulak olmayan resim sayısı				
20	5	20	20	10	1200	1500	92	PCA
20	5	20	20	10	415	1500	100	DCVA

6.6.1 PCA ile öklit uzaklığı norm hatası uygulaması

PCA için Jacobi ve QR algoritması kullanarak bulunan sonuçlar Çizelge 6.23 ve Çizelge 6.25'te gösterilmiştir. Sonuçlara bakıldığında genel olarak başarı değeri aynı kalmıştır. Jacobi yine QR algoritmasına göre çok daha hızlı ve gerçek değerlere daha fazla yakınsamıştır.

QR algoritmasının QR ayrışması yöntemleri karşılaştırıldığında norm hataları aynı kalmış ancak süre olarak Klasik Gram Schmidt yöntemi, Değiştirilmiş Gram Schmidt yöntemine göre daha hızlıdır. PCA uygulamasında Klasik Gram Schmidt yönteminin kararsız yapısı ortaya çıkmamıştır.

Çizelge 6.23 : PCA için Jacobi algoritması ile öklit uzaklığı norm hatası.

Jacobi algoritması (PCA)								
İterasyon katsayısı	Öklit uzaklığı % norm hatası	Süre (s) (5 kez)					Eğitim seti ortalama süre (s)	% Başarı
1e-2	3,1838	0,8594	0,4219	0,5156	0,4531	0,5156	0,5531	92
1e-3	4,8789e-01	1,3125	1,0156	0,8281	0,8438	1,3125	1,0625	90
1e-4	5,0192e-02	1,4531	1,9063	2,4219	1,4531	2,3125	1,9094	92
1e-5	2,2879e-03	3,3438	2,6719	2,0156	2,0156	2,6563	2,5406	92
1e-6	2,1038e-04	3,1563	3,2031	4,0781	2,375	2,3281	3,0281	92
1e-7	1,5272e-05	3,5625	3,5313	4,4219	2,6094	2,5781	3,3406	92
1e-8	1,7927e-06	2,8281	2,8125	3,7813	2,8281	2,8281	3,0156	92
1e-9	1,6146e-07	4,0625	3	4,0469	5,1719	2,9063	3,8375	92
1e-10	1,6336e-08	5,2969	5,4063	4,1719	4,2031	3,0938	4,4344	92

Çizelge 6.24 : PCA için QR algoritması ile öklit uzaklığı norm hatası.

QR algoritması (PCA)							
İterasyon	QR ayrıştırması için Klasik Gram Schmidt yöntemi kullanılarak		QR ayrıştırması için Değiştirilmiş Gram Schmidt yöntemi kullanılarak		QR ayrıştırması için Matlab fonkiyonu [Q,R]=qr(L) yöntemi kullanılarak		% Başarı
	Öklit uzaklığı % norm hatası	Eğitim seti ortalama süre (s) (5 kez)	Öklit uzaklığı % norm hatası	Eğitim seti ortalama süre (s) (5 kez)	Öklit uzaklığı % norm hatası	Eğitim seti ortalama süre (s) (5 kez)	
25	1,1690e-01	0,7188	1,1690e-01	0,7719	1,1690e-01	0,6469	92
50	3,4401e-02	1,2219	3,4401e-02	1,2844	3,4401e-02	0,9969	90
75	2,5631e-02	1,6906	2,5631e-02	1,7719	2,5631e-02	1,4312	92
100	2,0166e-02	2,1812	2,0166e-02	2,3469	2,0166e-02	1,9625	92
125	1,5553e-02	2,7188	1,5553e-02	2,9312	1,5553e-02	2,775	92
150	1,3271e-02	3,2844	1,3271e-02	3,5187	1,3271e-02	3,325	92
175	1,0867e-02	3,9094	1,0867e-02	4,2375	1,0867e-02	4,3187	92
200	8,1919e-03	4,5187	8,1919e-03	4,9313	8,1919e-03	5,2906	92
225	6,0163e-03	5,1594	6,0163e-03	5,6063	6,0163e-03	6,2469	92
250	4,4122e-03	5,8187	4,4122e-03	6,2938	4,4122e-03	7,4219	92

6.6.2 DCVA ile öklit uzaklığı norm hatası uygulaması

DCVA için Jacobi ve QR algoritması kullanarak bulunan sonuçlar Çizelge 6.23 ve Çizelge 6.26'da gösterilmiştir.

Sonuçlara bakıldığında genel olarak başarı değeri aynı kalmıştır. Ancak Jacobi algoritmasında iterasyon sayısı küçük olduğunda gerçek özdeğer ve özvektörlere yakınsama az olması nedeni ile bu hata giderek katlanmış ve öklit uzaklığına etkisi artmıştır. Böylece başarıda büyük bir düşüş gözlenmiştir. Böylece özdeğer ve özvektörlerin yanlış hesaplanmasının sonuca nasıl etki ettiği DCVA uygulamasında net bir şekilde görülmüştür. Bu etkiyi DCVA uygulamasında görmenin bir nedeni de ayrı olarak 3 kere özdeğer ve özvektör probleminin çözümüdür. Her bir hesaplamadaki hatalar diğer çözüme etki ettiğinden, hata katlanarak büyümüş ve sonuca daha fazla etkisi olmuştur. Bu nedenle öklit uzaklığı için hesaplanan değerler PCA'ya göre gerçek değerlere daha az yakınsamıştır.

Jacobi yine QR algoritmasına göre çok daha hızlı ve gerçek değerlere daha fazla yakınsamıştır.

QR algoritmasının QR ayrışması yöntemleri karşılaştırıldığında Değiştirilmiş Gram Schmidt yöntemi ile Matlab programının hazır fonksiyonu *[Q,R]=qr(L)* kullanarak elde edilen norm hataları aynı kalmış ancak numerik olarak kararsız bir yapıya sahip olan Klasik Gram Schmidt yönteminde ise artmıştır. Klasik Gram Schmidt yönteminde hatanın iterasyon arttıkça azalması gerekirken rastgele artıp azalmıştır. Böylece DCVA uygulamasında Klasik Gram Schmidt yönteminin numerik olarak kararsız olduğu gösterilmiştir. Klasik Gram Schmidt yönteminde norm hatası %7 civarında olmasına rağmen başarı değişmemiştir. Bu durum kulak tanıma sisteminin öklit uzaklığını belirli bir hataya kadar tolere edebildiğini göstermektedir.

Çizelge 6.25 : DCVA için Jacobi algoritması ile öklit uzaklığı norm hatası.

Jacobi algoritması (DCVA)							
İterasyon katsayısı	İterasyon				Öklit uzaklığı % norm hatası	Eğitim seti ortalama süre (s)	% Başarı
	100x100 Matris için	99x99 Matris için	20x20 Matris için	Toplam			
1e-2	1284	2337	223	3844	19,386	1,2531	64
1e-3	3825	5365	370	9560	4,142	2,3156	98
1e-4	7828	7700	455	15983	3,9378e-01	3,8594	100
1e-5	11556	9754	519	21829	2,2590e-02	5,1656	100
1e-6	13801	11268	571	25640	2,2796e-03	6,0281	100
1e-7	15431	12532	601	28564	1,8224e-04	7,3312	100
1e-8	16791	13708	630	31129	1,4705e-05	6,5844	100
1e-9	17723	14573	671	32967	1,6872e-06	7,6250	100
1e-10	18612	15298	702	34612	1,7015e-07	8,0375	100

DCVA yöntemi PCA'ya göre çok iyi ayrıştırma yaptığı için başarının düşmesi için norm hatasının daha yüksek olması gereklidir. Ancak Klasik Gram Schmidt yönteminin numerik olarak kararsız olmasının diğer uygulamalarda nasıl bir sonuç ortaya çıkaracağı net değildir. Bu durum Klasik Gram Schmidt yöntemine güveni azaltmaktadır. Aksine, Değiştirilmiş Gram Schmidt yöntemi Matlab programının hazır fonksiyonu ile aynı norm hatalarını oluşturmuştur. Böylece numerik olarak kararlı olduğunu göstermiştir.

Çizelge 6.26 : DCVA için QR algoritması ile öklit uzaklığı norm hatası.

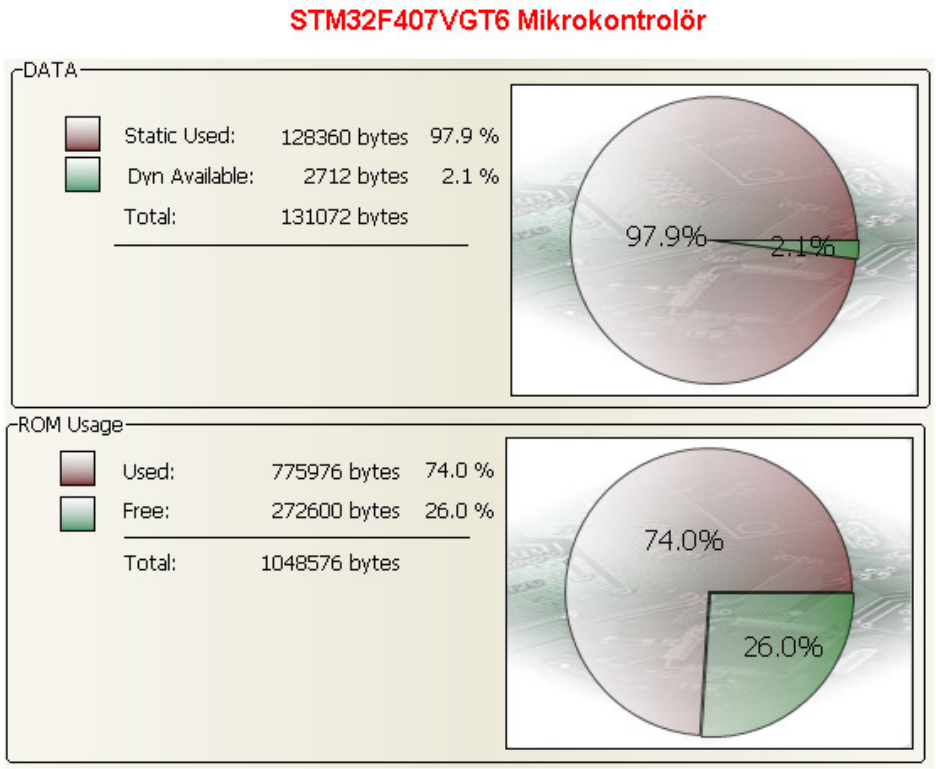
QR algoritması (DCVA)							
iterasyon	QR ayrıştırması için Klasik Gram Schmidt yöntemi kullanılarak		QR ayrıştırması için Değiştirilmiş Gram Schmidt yöntemi kullanılarak		QR ayrıştırması için Matlab fonkiyonu [Q,R]=qr(L) yöntemi kullanılarak		% Başarı
	Öklit uzaklığı % norm hatası	Eğitim seti ortalama süre (s) (5 kez)	Öklit uzaklığı % norm hatası	Eğitim seti ortalama süre (s) (5 kez)	Öklit uzaklığı % norm hatası	Eğitim seti ortalama süre (s) (5 kez)	
25	6,6286	1,3188	4,5692e-01	1,5188	4,5692e-01	0,9875	100
50	4,8639	2,4594	7,9323e-02	2,5906	7,9323e-02	1,4813	100
75	5,8889	3,4406	3,6948e-02	3,675	3,6948e-02	1,9625	100
100	5,6529	4,3719	2,3872e-02	4,8375	2,3872e-02	2,5406	100
125	4,6247	5,4625	2,0330e-02	5,9906	2,0330e-02	3,5969	100
150	5,0519	6,625	1,7246e-02	7,2188	1,7246e-02	4,3563	100
175	4,9173	7,8094	1,1803e-02	8,55	1,1803e-02	5,5875	100
200	6,9067	9,0437	7,8054e-03	9,9	7,8054e-03	7,15	100
225	5,2961	10,35	5,4701e-03	11,325	5,4701e-03	8,0813	100
250	5,8799	11,5906	4,0336e-03	12,7375	4,0336e-03	9,5281	100

6.7 Kulak Tanıma Sisteminin Gömülü Sistemde Gerçeklenmesi

Yapılan tüm uygulamalar incelendiğinde özdeğer ve özvektör problemi için hızlı ve daha doğru sonuçlar üreten yöntemin Jacobi algoritması olduğu görülmektedir. Bu nedenle gömülü sistemde özdeğer ve özvektör problemi için Jacobi algoritması tercih edilmiştir. Gömülü sistemde hem PCA hem de DCVA yöntemi uygulanmıştır.

Matlab programında bulunan sonuçlar ile karşılaştırabilmek için eşik değerleri, eğitim ve test seti, Çizelge 6.22'deki ile aynıdır. Eğitim ve test setindeki *80x60* boyutundaki toplam 150 resim *STM32F407VGT6* mikrokontrolörün ROM'una yüklenmiştir. Bu bellekteki veriler sadece okunabilir olduğundan değiştirilmesi mümkün değildir.

Bu çalışmada herhangi bir *mikroSD* kartı veya harici bir flash bellek kullanmadan sadece *STM32F407VGT6* mikrokontrolörün kendi özellikleri kullanılmıştır. Böylece mikrokontolör veri tabanına ulaşmada daha hızlı olacak ve buna bağlı olarak eğitim setinin eğitilmesindeki süre azalacaktır. Ayrıca, *mikroSD* kartı veya harici bir flash belleğin kullanılmaması maliyet açısından sisteme avantaj sağlayacaktır.



Şekil 6.30 : STM32F407VGT6 mikrokontrolör belleğinin kullanılma yüzdesi.

ROM kullanım oranı Şekil 6.30'da görüldüğü gibi %76'dır. Geriye kalan %26'lık bölüme 80x60 boyutunda 50 test resmi daha yüklenebilir. Statik RAM kullanım oranı hemen hemen %100'dür. En fazla bellek ve işlem gerektiren problem özdeğer ve özvektörlerin çözümüdür. Bu yüzden Statik RAM kısıtlaması eğitim setinde daha fazla resim eğitilmesine izin vermemektedir.

Resimdeki her bir piksel 1 baytlık yer kaplandığından *80x60* boyutlu bir resim 4800 baytlık hafızaya gerek duyacaktır. Eğitim ve test seti resimlerin her pikseli 1 baytlık *"unsigned char"* tipinde saklanmıştır. *"unsigned char"* tipinin tamsayı aralığı 0 ile 255'tir. Ancak resim işlendiğinde bu pikseller rasyonel sayı şekline dönüşecektir. Bu durumda işlenen piksellerin 4 baytlık *"double"* tipinde saklanması gereklidir.

Görüldüğü gibi bir resim işlendiğinde bir pikselin hafızası 4 katına çıkmaktadır. Bu nedenle boyut azaltma işlemi yapılması kaçınılmaz olmaktadır. Boyut azaltma işlemi için PCA kullanılması bu problemi çözmüştür.

Gömülü sistemde özdeğer ve özvektör problemi için Jacobi algoritması kullanarak yapılan PCA uygulamasının sonuçları Çizelge 6.27'de gösterilmiştir. Eğitim seti yaklaşık 3-4 dakika zaman alsa bile bir test resmi için tanıma süresi 1 saniyeden az olmaktadır. Bu durum sistemin gerçek zamanlı çalışmasını sağlamaktadır.

Çizelge 6.27: Gömülü sistemde PCA için Jacobi algoritması sonuçları.

Gömülü Sistem Jacobi algoritması (PCA)				
İterasyon katsayısı	İterasyon	Öklit uzaklığı % norm hatası	Eğitim seti süre (s)	% Başarı
1e-2	1283	4.35536	3 dk 01 s	90
1e-3	3811	0.4587785	3 dk 23 s	90
1e-4	7836	4.699121e-02	3 dk 55 s	92
1e-5	11664	9.241662e-03	4 dk 24 s	92
1e-6	13890	6.067749e-03	4 dk 40 s	92
1e-7	Döngüden çıkılamamıştır.			

Çizelge 6.27 ile Çizelge 6.23 karşılaştırıldığında gömülü sistemde bulunan öklit uzaklığı norm hata değerleri Matlab programında hesaplanan değerlere yakın olduğu görülmektedir. Ayrıca başarı durumu da birbirine yakındır.

Gömülü sistemde sayılar kayan noktalı (floating point) formatında saklanmaktadır. Bu formatta toplama ve çarpma yapıldığında yuvarlama hataları oluşmaktadır. Bunun sonucunda Çizelge 6.27'de görüldüğü gibi iterasyon katsayısı *"1e-7"* olduğunda sayının çok küçük olması nedeniyle Jacobi algoritmasında döngüden çıkış gerçekleşememiştir. Böylece sistem bir çözüme ulaşamamıştır. Ancak diğer çözümler kulak tanıma sistemi için yeterli olmuştur.

Gömülü sistemde Jacobi algoritması kullanarak DCVA uygulaması yapılmış ve elde edilen sonuçlar Çizelge 6.28'de gösterilmiştir. Sonuçlar Çizelge 6.25 ile karşılaştırıldığında öklit uzaklığı norm hata değerlerinin ve başarı oranlarının birbirine yakın olduğu görülmüştür. DCVA uygulamasında PCA'ya göre eğitim setinin eğitilmesi için geçen süre daha fazladır. Ancak başarı daha yüksektir. Ayrıca *80x60* boyutundaki bir test resminin test edilmesi 1 saniyeden daha az sürmektedir.

Bunun yanında DCVA test resimlerini sınıf bazında karşılaştırdığı için örneklem sayısının yüksek olduğu sistemlerde PCA'ya göre hızı daha fazladır. Zaten bir kulak sistemi için eğitim setinin eğitilme süresinden çok bir resim için test süresi çok daha önemlidir. Bu konuda DCVA algoritması PCA'dan üstündür.

Çizelge 6.28: Gömülü sistemde DCVA için Jacobi algoritması sonuçları.

Gömülü Sistem Jacobi algoritması (DCVA)							
İterasyon katsayısı	İterasyon				Öklit uzaklığı % norm hatası	Eğitim seti süre (s)	% Başarı
	100x100 Matris için	99x99 Matris için	20x20 Matris için	Toplam			
1e-2	1283	2294	213	3790	20.8138	5 dk 42 s	62
1e-3	3811	5465	364	9640	4.390319	6 dk 29 s	98
1e-4	7836	7738	452	16026	0.318988	7 dk 10 s	100
1e-5	11664	9688	517	21869	0.2301384	7 dk 52 s	100
1e-6	13890	11312	578	25780	7.423323e-03	8 dk 28 s	100
1e-7	Döngüden çıkılamamıştır.						

Test işlemleri bittikten sonra *STM32 Cortex-M4* mikromedia kartı ile uCAM-TTL kamera modülü birleştirilmiştir. Test resmi olarak kameradan alınan 80x60 boyutundaki görüntü kullanılmıştır. Yapılan denemelerde DCVA algoritması kulak tanımada başarılı sonuçlar vermiştir.

7. SONUÇ , ÖNERİLER ve GELECEKTEKİ ÇALIŞMALAR

Birinci uygulamada Matlab programında ITU Midas ve IIT Delhi veri tabanları kullanarak PCA ve DCVA algoritmaları belirli parametreler değiştirilerek doğrulama açısından karşılaştırılmıştır. DCVA algoritması PCA'ya göre her zaman yüksek başarı oranına sahip olmuştur. Bununla birlikte DCVA test aşamasında giriş verisini veritabanındaki tüm resimler ile karşılaştırma yapmak yerine sadece her sınıfın ortak vektörü ile karşılaştırmıştır. Bu durum gerçek zamanlı sistemler için daha uygundur.

Aynı zamanda birinci uygulamada resim boyutu azaldıkça her iki algoritmada yaklaşık % 1-2'lik artış gözlenmiştir. Ancak çok fazla küçültme yapılmasında da tanıma oranı düşmüştür. Resim boyutunun küçültülmesi hafıza açısından yararlı olmaktadır. Bu amaçla eğitilen veri tabanı için optimum bir resim boyutu belirlemek sisteme hem hafıza hem de tanıma oranı açısından kazanç sağlayacaktır.

Bununla birlikte IIT Delhi veri tabanında sınıf sayısı arttıkça her iki algoritmada tanıma oranı azalmıştır. IIT Delhi veri tabanında tanıma oranının ITU Midas veri tabanına göre düşük olması örneklem sayısının az, aydınlık-karanlık ve poz değişimlerinin fazla olması vb. nedenler söylenebilir.

İkinci uygulamada FAR ve FRR uygulaması yapılmıştır. Yüksek güvenlik gerektiren kontrollü bölgelerde yetkisiz personelin sisteme giriş yapabilmesi istenmez. Bunun için eşik değeri oldukça azaltılır. Ancak bu durumda yetkili personelin sistem tarafından kabul edilme oranı azalır. Bunun sonucunda bir zaman kaybı yaşanır. Normal güvenlik gerektiren durumlarda özellikle geçiş süresinin önemli olduğu yerlerde bu eşik değeri yükseltilerek zaman kaybı azaltılabilir. Ancak çok yükseltilmesi de yetkisiz kişilerin girmesini arttıracaktır. Bu iki problem için optimum eşik değer FAR ve FRR uygulamasında bulunmuştur. Sonuçlardan DCVA'nın PCA'ya göre daha iyi EER değerine sahip olduğu ve DCVA'nın başarısının daha yüksek olduğu görülmektedir.

Ek olarak, ikinci uygulamada PCA için optimum eşik değer örneklem sayısı azaldıkça hemen hemen sabit kaldığı ancak DCVA'da ise arttığı gözlenmiştir. Böylece örneklem sayısının değişikliği DCVA'yı etkilemektedir. Bu da beklenen bir durumdur. Çünkü DCVA ortak vektör temeline dayanmaktadır. Fazla örneklem olması ile daha iyi ayırt edici ortak vektör bulma olasığını artırmaktadır. Bu durum eşik değerin azalmasına başka bir ifade ile yetkisiz kişilerin sisteme girmesini zorlaştırmaktadır. DCVA'nın başarılı sonuçlar vermesi için örneklem sayısının arttırılması gereklidir.

Üçüncü uygulamada sistemin giriş verisine cevap oluşturacak tüm olasılıklar dikkate alınmıştır. İlk önce sistem tarafından giriş verisinin kulak olup olmadığı araştırılır. Kulak resmi ise bu görüntü yetkili bir kişiye ait olup olmadığı incelenir. Yetkisiz bir kişi bulunursa bu kişinin girişi reddedilir. Eğer yetkili kişi ise sistem girişine izin verir. Ayrıca kimlik tespiti de yapar. Sistemin bütün bu olasılıklara nasıl cevap verdiği bu uygulamada bulunmaya çalışılmıştır. DCVA algoritması bu uygulamada da PCA'ya göre daha iyi sonuçlar vermiştir. İki uygulamada da kulak olmayan resimler çok iyi ayırt edilebilmiştir. Sonuçlar dikkatle incelendiğinde örneklem sayısı azaldıkça PCA algoritması yanlış eşleştirmeler yapmasına rağmen DCVA algoritması hiç yapmamıştır.

Dördüncü uygulamada *100x100* boyutlu *L* matrisi kullanılarak Jacobi ve QR algoritması Matlab programında *[V,D]=eig(L)* komutu ile bulunan özdeğerler referans alınarak karşılaştırılmıştır. Jacobi algoritması QR algoritmasına göre referans değere daha hızlı ve daha fazla yakınsamıştır. QR algoritması QR ayrıştırmasına bağımlıdır. Bunun için Klasik ve Değiştirilmiş Gram Schmidt olmak üzere iki yöntem kullanılmıştır. Bu iki yöntem aynı hata değerleri oluştururken hız açısından Klasik Gram Schmidt daha iyidir. Ancak bu yöntem numerik olarak kararlı değildir. Bunun nedeni Q matrisinin tam ortogonal matris şekline dönüşememesidir *($Q^TQ-I=0$).* Ayrıca, bu numerik olarak kararsızlık her matris çözümünde bu uygulamada olduğu gibi ortaya çıkmamıştır.

Beşinci uygulamada Matlab programının hazır fonksiyonları kullanılarak test setinden elde edilen öklit uzaklıkları referans alınarak Jacobi ve QR algoritmaları PCA ve DCVA'da karşılaştırılmıştır. Jacobi algoritması her iki uygulamada daha hızlı ve referans değerlere daha fazla yakınsamıştır. Klasik ve Değiştirilmiş Gram Schmidt yöntemlerine bakıldığında PCA'da sonuçlar yine aynıdır.

Ancak DCVA'da Klasik Gram Schmidt yönteminin numerik olarak kararsız olduğu ortaya çıkmıştır. Norm hatası yaklaşık %7'dir. Buna rağmen tanıma oranı aynı kalmıştır. Bu durum öklit uzaklığındaki değerlerin tanıma açısından tam olarak bulunması gerekmediğini göstermektedir.

Genel olarak elde edilen sonuçlardan kulak tanıma sistemlerinde karşılaştırmada elde edilen değerler karar verme için birbirine çok yakın olmaması sayesinde çok hassas hesaplama yapmak gerekmediği ve sistemin yuvarlama hatalarını tolere edebileceği değerlendirilmektedir. Yuvarlama hataları genelde karakök ve bölme işlemlerinde ortaya çıkmaktadır. Sistemin bunları tolere edebilmesi gömülü sistemlerde kayan nokta (floating point) formatında çalışabilmeye imkan sağlamıştır.

Altıncı ve son uygulamada özdeğer ve özvektör probleminde doğru ve hızlı çözüm üreten Jacobi algoritması kullanılmıştır. Hem PCA hem de DCVA'da bu algoritma kullanılarak gömülü sistemde gerçekleştirilmiştir. Sonuçlar Matlab programında bulunan değerlere çok yakın bulunmuştur. Bu durum aynı zamanda yapılan çalışmanın doğruluğunu da göstermektedir. Bunun yanında test verisi olarak gerçek kulak görüntüsü kullanılmış ve sistem başarılı sonuçlar vermiştir.

Gerçekleştirilen kulak tanıma sistemi aynı zamanda diğer algoritmaların denenmesi için bir deney seti oluşturmuştur. Ayrıca, ileriki çalışmalarda yapılacak algoritmaların denenmesi ve başarı kriterlerin belirlenmesinde bir alt yapı oluşturmuştur. *STM32 Cortex-M4* mikromedia kartı küçük ve prototip bir yapıya sahip olması ile ticari uygulamalar için de ideal bir durum sağlamıştır.

Bu tez çalışmasında kulak tanıma sisteminin hafıza ve hızı düşük gömülü sistemlerde bile gerçekleştirebileceği gösterilmiştir. Bu oluşturulan sistemin yaklaşık 20-25 kişi için bir güvenlik sistemi olarak kullanılabileceği değerlendirilmektedir.

Gelecekteki çalışmalar için sistemin aydınlık, karanlık ve poz değişimi, kulağın kapatılması vb. problemleri de çözecek gürbüz bir yapıya sahip olması üzerinde çalışılacaktır. Bununla birlikte yüz ve kulak tanıma sistemleri birleştirilerek çoklu biyometrik sistemler üzerinde de bir çalışma yürütülecektir. Ayrıca iki kamera kullanılarak 3D ortamında nokta bulutları üzerinde de çalışmalar yapılacaktır.

KAYNAKLAR

[1] **Jain, A. K., Bolle, R. ve Pankanti, S.** (1999). Biometrics: personal identification in networked society, kluwer academic publishers.

[2] **Jain, A. K., Ross, A. ve Prabhakar, S.** (2004). An introduction to biometric recognition. Circuits and Systems for Video Technology, IEEE Transactions on, 14(1), 4-20.

[3] **Rahman, M. M., Islam, M. R., Bhuiyan, N. I., Bulbul Ahmed, M. ve Islam, A.** (2007). Person identification using ear biometrics. International Journal of The Computer, the Internet and Management, 15(2), 1-8.

[4] **Abaza, A., Ross, A., Hebert, C., Harrison, M. A. F. ve Nixon, M. S.** (2013). A survey on ear biometrics. ACM Computing Surveys (CSUR), 45(2), 22.

[5] **Pflug, A. ve Busch, C.** (2012). Ear biometrics: a survey of detection, feature extraction and recognition methods. Biometrics, IET, 1(2), 114-129.

[6] **Victor, B., Bowyer, K. ve Sarkar, S.** (2002). An evaluation of face and ear biometrics. In Pattern Recognition, 2002. Proceedings. 16th International Conference on (Vol. 1, Sf. 429-432), IEEE.

[7] **Chang, K., Bowyer, K. W., Sarkar, S. ve Victor, B**. (2003). Comparison and combination of ear and face images in appearance-based biometrics. Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, 25(9), 1160-1165.

[8] **Hurley, D. J., Nixon, M. S. ve Carter, J. N.** (2000). A new force field transform for ear and face recognition. In Image Processing, 2000. Proceedings. 2000 International Conference on (Vol. 1, Sf. 25-28), IEEE.

[9] **Bertillon, A.** (1890). La photographie judiciaire: avec un appendice sur la classification et l'identification anthropométriques. Gauthier-Villars.

[10] **Imhofer, R.** (1906). Die Bedeutung der Ohrmuschel für die Feststellung der Identität. Archiv für die Kriminologie, 26, 150-163.

[11] **Iannarelli, A. V.** (1989). Ear identification (Sf. 156). California: Paramont Publishing Company.

[12] **Burge, M. ve Burger, W.** (2002). Ear biometrics. In Biometrics (Sf. 273-285). Springer US.

[13] **Burge, M. ve Burger, W.** (2000). Ear Biometrics in Computer Vision. In the 15th International Conference of Pattern Recognition, ICPR, Sf. 826-830.

[14] **Moreno, B., Sanchez, A. ve Vélez, J. F.** (1999). On the use of outer ear images for personal identification in security applications. In Security Technology, 1999. Proceedings. IEEE 33rd Annual 1999 International Carnahan Conference on (Sf. 469-476). IEEE.

[15] **Mu, Z., Yuan, L., Xu, Z., Xi, D. ve Qi, S.** (2005). Shape and structural feature based ear recognition. In Advances in biometric person authentication (Sf. 663-670). Springer Berlin Heidelberg.

[16] **Pearson, K.** (1901). LIII. On lines and planes of closest fit to systems of points in space. The London, Edinburgh, and Dublin Philosophical Magazine and Journal of Science, 2(11), 559-572.

[17] **Hotelling, H.** (1933). Analysis of a complex of statistical variables into principal components. The Journal of educational psychology, 498-520.

[18] **Turk, M. A. ve Pentland, A. P.** (1991). Face recognition using eigenfaces. In Computer Vision and Pattern Recognition, 1991. Proceedings CVPR'91., IEEE Computer Society Conference on (Sf. 586-591). IEEE.

[19] **Cevikalp, H., Neamtu, M., Wilkes, M. ve Barkana, A.** (2005). Discriminative common vectors for face recognition. Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, 27(1), 4-13.

[20] **Koc, M. ve Barkana A.** (2012)**.** An Implementation of Discriminative Common Vector Approach Using Matrices. ICCGI 2012, The Seventh International Multi-Conference on Computing in the Global Information Technology.

[21] **Koc, M. ve Barkana A.** (2012)**.** Application of the Discriminative Common Vector Approach to one sample problem." Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU), 20th. IEEE.

[22] **Zhu, L., Jiang, Y. ve Li, L.** (2008). Making discriminative common vectors applicable to face recognition with one training image per person. In Cybernetics and Intelligent Systems, 2008 IEEE Conference on (Sf. 385-387), IEEE.

[23] **Lakshmi, C., Sundararajan, M. ve Manikandan, P.** (2010). Hierarchical approach of discriminative common vectors for bio metric security. In Computer and Automation Engineering (ICCAE), 2010 The 2nd International Conference on (Vol. 2, Sf. 784-790), IEEE.

[24] **Gulmezoglu, M. B., Dzhafarov, V. ve Barkana, A.** (2001). The common vector approach and its relation to principal component analysis. Speech and Audio Processing, IEEE Transactions on, 9(6), 655-662.

[25] **Mathews, J. H. ve Fink, K. D.** (1999). Numerical methods using MATLAB (Vol. 3, Sf. 279-294). Upper Saddle River, NJ: Prentice hall.

[26] **Rutishauser, H.** (1966). The Jacobi method for real symmetric matrices. Numerische Mathematik, 9(1), 1-10.

[27] **Eberlein, P. J.** (1962). A Jacobi-like method for the automatic computation of eigenvalues and eigenvectors of an arbitrary matrix. Journal of the Society for Industrial & Applied Mathematics, 10(1), 74-88.

[28] **Kempen, H. P.** (1966). On the quadratic convergence of the special cyclic Jacobi method. Numerische Mathematik, 9(1), 19-22.

[29] **Gotze, J., Paul, S. ve Sauer, M.** (1993). An efficient Jacobi-like algorithm for parallel eigenvalue computation. Computers, IEEE Transactions on, 42(9), 1058-1065.

[30] **Demmel, J. ve Veselic, K.** (1992). Jacobi's method is more accurate than QR. SIAM Journal on Matrix Analysis and Applications, 13(4), 1204-1245.

[31] **Mathias, R.** (1995). Accurate eigensystem computations by Jacobi methods. SIAM journal on matrix analysis and applications, 16(3), 977-1003.

[32] **Slapnicar, I.** (1993). Accurate symmetric eigenreduction by a Jacobi method. NATO ASI SERIES E APPLIED SCIENCES, 232, 417-417.

[33] **Watkins, D. S.** (1982). Understanding the QR algorithm. SIAM review, 24(4), 427-440.

[34] **Liu, Y., Bouganis, C. S. ve Cheung, P. Y. K.** (2009). Hardware architectures for eigenvalue computation of real symmetric matrices. Computers & Digital Techniques, IET, 3(1), 72-84.

[35] **Sameh, A. H. ve Kuck, D. J.** (1977). A parallel QR algorithm for symmetric tridiagonal matrices. Computers, IEEE Transactions on, 100(2), 147-153.

[36] **Vandebril, R., Van Barel, M. ve Mastronardi, N.** (2005). An implicit QR algorithm for symmetric semiseparable matrices. Numerical Linear Algebra with Applications, 12(7), 625-658..

[37] **Stewart, G. W.** (1970). Incorporating origin shifts into the QR algorithm for symmetric tridiagonal matrices. Communications of the ACM, 13(6), 365-367.

[38] **Bar-On, I. ve Codenotti, B.** (1995). A fast and stable parallel QR algorithm for symmetric tridiagonal matrices. Linear algebra and its applications, 220, 63-95.

[39] **Parlett, B. N.** (2000). The QR algorithm. Computing in Science & Engineering, 2(1), 38-42.

[40] **Braman, K., Byers, R. ve Mathias, R.** (2002). The multishift QR algorithm. part I: Maintaining well-focused shifts and level 3 performance. SIAM Journal on Matrix Analysis and Applications, 23(4), 929-947.

[41] **Smoktunowicz, A., Barlow, J. L. Ve Langou, J**. (2006). A note on the error analysis of classical Gram–Schmidt. Numerische Mathematik, 105(2), 299-313.

[42] **O'Leary, D. P. ve Whitman, P.** (1990). Parallel QR factorization by Householder and modified Gram-Schmidt algorithms. Parallel Computing, 16(1), 99-112.

[43] **Gander, W.** (1980, April). Algorithms for the QR decomposition. In Seminar für Angewandte Mathematik: Research report**.**

[44] **Leon, S. J., Björck, Å. ve Gander, W.** (2012). Gram-Schmidt orthogonalization: 100 years and more. Numerical Linear Algebra with Applications.

[45] **Kocaman, B., Kirci, M., Gunes, E. O., Cakir, Y. ve Ozbudak, O.** (2009). On ear biometrics. In EUROCON 2009, EUROCON'09. IEEE (Sf. 327-332), IEEE.

[46] <*http://www.mikroe.com*>, alındığı tarih: 19.04.2013.

[47] <*http://www.robot-electronics.co.uk*>, alındığı tarih: 19.04.2013.

[48] <*http://www4.comp.polyu.edu.hk*>, alındığı tarih: 19.04.2013.

ÖZGEÇMİŞ

Ad Soyad:	Ümit KAÇAR
Doğum Yeri ve Tarihi:	Şişli, 1985
Adres:	İstanbul
E-Posta:	hoperunaway85@hotmail.com
Lisans:	Deniz Harp Okulu