

FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI



MATEMATİKSEL BİÇİMBİLİM İLE ÇEVİRİM-DIŞI İMZA TANIMA

YÜKSEK LİSANS TEZİ

SERKAN SİSNELİOĞLU

tarafından

YÜKSEK LİSANS

derecesi şartını sağlamak için hazırlanmıştır.

OCAK 2014

MATEMATİKSEL BİÇİMBİLİM İLE ÇEVİRİM-DIŞI İMZA TANIMA

YÜKSEK LİSANS TEZİ

SERKAN SİSNELİOĞLU

tarafından

OKAN ÜNİVERSİTESİ

Bilgisayar Mühendisliği Ana Bilim Dalına

Yüksek Lisans

derecesi şartını sağlamak için sunulmuştur.

Onaylayan:

Chair
Name
Danışman
Yrd. Doç. Dr. Erchan Aptoula

Member's
Name
Üye
Prof. Dr. A. Coşkun Sönmez

Member's
Name
Üye
Prof. Dr. B. Tevfik Akgün

Ocak 2014

Program: Bilgisayar Mühendisliği

ÖZET

Bu çalışma, matematiksel biçimbilim (mathematical morphology) teknikleri kullanılarak bir veya birkaç gerçek imza örneği elimizdeyken, üçüncü bir imza örneğinin kime ait olduğunu saptamaya yöneliktir.

Karşılaşılan yöntemlerin çoğunda imza görüntüsü, imza tanıma ve karşılaştırma işleminden önce ön işlem adımlarından geçer. İmza görüntüsünün ön işlemden geçmesi ile işlem yapılacak tüm imza görüntüleri belli bir standarda getirilmiş olur. Ön işlem adımından sonra uygun teknik kullanılarak görüntünün öznitelik yöneyleri oluşturulur.

Önerilen çözümde ön işlem adımından sonra matematiksel biçimbilim teknikleri olan açılım (opening) ve kapanım (closing) ile birlikte matematiksel biçimbilim gradyan, iç (internal) gradyan, dış (external) gradyan ve Robert operatörü kullanılmıştır. Bu teknikler kullanılarak beş farklı yöntem ile öznitelik yöneyleri çıkartılmıştır. Son aşamada her öznitelik yöneyi için farklı sınıflandırma yöntemleri kullanılarak sonuçlar elde edilmiş ve karşılaştırmalar yapılmıştır.

Anahtar Kelimeler - imza tanıma, matematiksel biçimbilim, Biçimbilim Gradyan filtresi, Robert filtresi, sınıflandırma, biyometri

ABSTRACT

This study aims to determine; when using one or more real signature samples, where the third signature sample belongs to whom; by using mathematical morphology techniques.

Many of the processes encountered in the signature image, pass through the pre-processing steps before signature recognition and verification steps. Passing pre-processing steps brings a certain standard to all images in signatures. After pre-processing step, feature vectors of the image are generated with using the appropriate techniques.

In suggested solution, after pre-processing step, mathematical morphology techniques that are opening and closing along with using morphology gradient, internal gradient, external gradient and Robert operators were used. As the final stage, the results obtained with using different classification methods for each attribute vector, and comparisons were made.

Keywords - signature verification, mathematical morphology, Morphology filters, Robert filters, classification, biometrics

TEŐEKKÜR

Yüksek Lisans eğitimin ve Tez çalışma süresi boyunca tüm bilgilerini benimle paylaşmaktan kaçınmayan, her türlü konuda desteğini benden esirgemeyen ve tezimde büyük emeđi olan Okan Üniversitesi öğretim üyelerinden danışman hocam, sayın Yrd.Doç.Dr. Erchan Aptoula'a teşekkürlerimi sunarım.

İÇİNDEKİLER

ŞEKİLLER TABLOSU	x
TABLolar LİSTESİ	xiii
SİMGELER	xiv
KISALTMALAR	xv
I. GİRİŞ	1
II. BİYOMETRİK TANIMA SİSTEMLERİ	3
2.1 Biyometri Nedir?	3
2.2 Biyometrik Sistemin Avantajları	3
2.3 Biyometrik Sistemin Kullanım Alanları.....	4
2.4 Biyometrik Teknolojiler	5
2.4.1 Parmak İzi Tanıma.....	6
2.4.2 Avuç İçi Tanıma	7
2.4.3 İris Tanıma.....	8
2.4.4 Retina Tanıma.....	10
2.4.5 Yüz Tanıma	11
2.4.6 Diğer Biyometrik Sistemlerin İmza Tanıma ile Karşılaştırılması	11
III. GÖRÜNTÜ İŞLEME	13
3.1 Gri Seviyeli Görüntü	13

3.2 İkili (Binary) Görüntü.....	14
3.3 Renkli Görüntü	14
IV. İMZA VE İMZA TANIMA	15
4.1 İmza Tanımı ve Kullanım Alanları.....	15
4.2 İmza Tanıma	16
4.3 İmza Veri Kümesi Seçimi.....	17
4.4 Matematiksel Biçimbilim (Mathematical Morphology).....	18
4.4.1 Matematiksel Biçimbilim Kullanım Alanları	18
4.5 İmza Tanımda Var Olan Teknikler	19
4.5.1 Yapay Sinir Ağları (Artificial Neural Network) (ANN) Yöntemi	19
4.5.2 Dinamik Zaman Bükmesi (Dynamic Time Warping) (DTW) Yöntemi	20
4.5.3 Vektör Niceleme (Vector Quantization) (VQ) Yöntemi	20
4.5.4 Sarklı Markov Modeli (Hidden Markov Model) (HMM) Yöntemi.....	21
4.5.5 Hough Dönüşümü (Hough Transform) (HT) Yöntemi	22
4.5.6 Grafik Eşleme (Graph Matching) Yöntemi	23
4.5.7 Doku Öznelikleri Çıkarma (Texture Features) Yöntemi.....	24
4.5.8 Kernel Principal Component Self-Regression Yöntemi İle İmza Karşılaştırma.....	26
V. MATEMATİKSEL BİÇİMBİLİM İLE ÇEVİRİM-DIŞI İMZA TANIMA	27
5.1 Ön İşleme.....	27

5.1.1 Gürültü Temizleme (Noise Reduction)	28
5.1.2 İkili Hale Getirme (Binarization).....	29
5.1.2.1 Otsu Algoritması	30
5.1.3 Ölçekleme	32
5.2 Öznitelik Çıkarma.....	32
5.2.1 Genleşme (Dilation).....	33
5.2.2 Aşınım (Erosion)	34
5.2.3 Açılım (Opening).....	35
5.2.4 Kapanım (Closing).....	39
5.2.5 Matematiksel Biçimbilim Gradyan.....	44
5.2.6 Matematiksel Biçimbilim İç (Internal) Gradyan	44
5.2.7 Matematiksel Biçimbilim Dış (External) Gradyan.....	44
5.2.8 Robert Operatörü	44
5.3 Öznitelik Çıkarma Yöntemleri.....	45
5.3.1 Yöntem 1: Matematiksel Biçimbilim ile Dairesel Bölge Yaklaşımı	45
5.3.1.1 Sınıflandırma.....	46
5.3.1.2 Sonuç.....	47
5.3.2 Yöntem 2: Matematiksel Biçimbilim ve Gradyan ile Kenar Şiddeti Ölçüm Yaklaşımı.....	48
5.3.2.1 Sınıflandırma.....	49

5.3.2.2 Sonuç.....	49
5.3.3 Yöntem 3: Matematiksel Biçimbilim ve İç (Internal) Gradyan İle Kenar Şiddeti Ölçüm Yaklaşımı.....	50
5.3.3.1 Sınıflandırma.....	51
5.3.3.2 Sonuç.....	52
5.3.4 Yöntem 4: Matematiksel Biçimbilim ve Dış (External) Gradyan ile Kenar Şiddeti Ölçüm Yaklaşımı.....	53
5.3.4.1 Sınıflandırma.....	54
5.3.4.2 Sonuç.....	54
5.3.5 Yöntem 5: Matematiksel Biçimbilim ve Robert ile Kenar Şiddeti Ölçüm Yaklaşımı.....	55
5.3.5.1 Sınıflandırma.....	56
5.3.5.2 Sonuç.....	57
5.3.6 Yöntem Sonuçları Genel Değerlendirme	58
5.4 Sınıflandırma İşlemi.....	59
5.4.1 Multilayer Perceptron (Neural Network).....	59
5.4.2 Naive Bayes	62
5.4.3 Logistic.....	62
5.4.4 Random Forest	63

5.4.5 Support Vector Machine (SVM).....	64
VI. UYGULAMA	65
6.1 İmza Tanıma Ön İşlem Uygulaması	65
6.1.1 Özellikleri.....	65
6.2 İmza Tanıma Yöney Uygulaması.....	66
6.2.1 Özellikleri.....	66
6.3 Sınıflandırma Uygulaması	68
6.3.1 Özellikleri.....	68
VII. SONUÇ	70
KAYNAKÇA	72
ÖZGEÇMİŞ	76

ŞEKİLLER TABLOSU

Şekil 1: Bir Parmak İzi Örneği	7
Şekil 2: Avuç İçi ve Damar Yapısı	7
Şekil 3: İris Yapısı.....	9
Şekil 4: İris Örneği	9
Şekil 5: Bir Görüntü İşleme Sistem Yapısının Blok Şeması.....	13
Şekil 6: Bir kişinin İmzası, Yaşamı Süresince Sık Sık Değiştiğini Gösteren Bir İmza Örneği [11].....	16
Şekil 7: İmza Tanıma Sistemi İş Akışı.....	27
Şekil 8: Gürültülü İmza Görüntüsü	28
Şekil 9: Ortanca Filtresi ile Gürültüleri Temizlenmiş İmza Görüntüsü.....	29
Şekil 10: Otsu Algoritması İle Eşik Değeri Bulunarak İkili Hale Getirilen İmza Görüntüsü.....	30
Şekil 11: (a) Özgün Görüntü ve (b) 3 Uzunluğunda Kare Yapıcı Ögesi ile Genleşme Uygulanmış Görüntü.....	33
Şekil 12: (a) Özgün Görüntü ve (b) 5 Uzunluğunda Kare Yapıcı Ögesi ile Genleşme Uygulanmış Görüntü.....	33
Şekil 13: (a) Özgün Görüntü ve (b) 7 Uzunluğunda Kare Yapıcı Ögesi ile Genleşme Uygulanmış Görüntü.....	34
Şekil 14: (a) Özgün Görüntü ve (b) 3 Uzunluğunda Kare Yapıcı Ögesi ile Aşınım Uygulanmış Görüntü.....	34
Şekil 15: (a) Özgün Görüntü ve (b) 5 Uzunluğunda Kare Yapıcı Ögesi ile Aşınım Uygulanmış Görüntü.....	35
Şekil 16: (a) Özgün Görüntü ve (b) 7 Uzunluğunda Kare Yapıcı Ögesi ile Aşınım Uygulanmış Görüntü.....	35
Şekil 17: (a) Özgün Görüntü ve (b) 3 Uzunluğunda Kare Yapıcı Ögesi ile Açılım Uygulanmış Görüntü.....	36
Şekil 18: (a) Özgün Görüntü ve (b) 3 Uzunluğunda Dikey Yapıcı Ögesi ile Açılım Uygulanmış Görüntü.....	36
Şekil 19: (a) Özgün Görüntü ve (b) 3 Uzunluğunda Yatay Yapıcı Ögesi ile Açılım Uygulanmış Görüntü.....	36
Şekil 20: (a) Özgün Görüntü ve (b) 3 Uzunluğunda Soldan Sağa Çapraz Yapıcı Ögesi ile Açılım Uygulanmış Görüntü.....	36
Şekil 21: (a) Özgün Görüntü ve (b) 3 Uzunluğunda Sağdan Sola Çapraz Yapıcı Ögesi ile Açılım Uygulanmış Görüntü.....	37
Şekil 22: (a) Özgün Görüntü ve (b) 5 Uzunluğunda Kare Yapıcı Ögesi ile Açılım Uygulanmış Görüntü.....	37

Şekil 23: (a) Özgün Görüntü ve (b) 5 Uzunluğunda Dikey Yapıcı Ögesi ile Açılım Uygulanmış Görüntü	37
Şekil 24: (a) Özgün Görüntü ve (b) 5 Uzunluğunda Yatay Yapıcı Ögesi ile Açılım Uygulanmış Görüntü	37
Şekil 25: (a) Özgün Görüntü ve (b) 5 Uzunluğunda Soldan Sağa Çapraz Yapıcı Ögesi ile Açılım Uygulanmış Görüntü	38
Şekil 26: (a) Özgün Görüntü ve (b) 5 Uzunluğunda Sağdan Sola Çapraz Yapıcı Ögesi ile Açılım Uygulanmış Görüntü	38
Şekil 27: (a) Özgün Görüntü ve (b) 7 Uzunluğunda Kare Yapıcı Ögesi ile Açılım Uygulanmış Görüntü	38
Şekil 28: (a) Özgün Görüntü ve (b) 7 Uzunluğunda Dikey Yapıcı Ögesi ile Açılım Uygulanmış Görüntü	38
Şekil 29: (a) Özgün Görüntü ve (b) 7 Uzunluğunda Yatay Yapıcı Ögesi ile Açılım Uygulanmış Görüntü	39
Şekil 30: (a) Özgün Görüntü ve (b) 7 Uzunluğunda Soldan Sağa Yapıcı Ögesi ile Açılım Uygulanmış Görüntü	39
Şekil 31: (a) Özgün Görüntü ve (b) 7 Uzunluğunda Sağdan Sola Yapıcı Ögesi ile Açılım Uygulanmış Görüntü	39
Şekil 32: (a) Özgün Görüntü ve (b) 3 Uzunluğunda Kare Yapıcı Ögesi ile Kapanım Uygulanmış Görüntü	40
Şekil 33: (a) Özgün Görüntü ve (b) 3 Uzunluğunda Dikey Yapıcı Ögesi ile Kapanım Uygulanmış Görüntü	40
Şekil 34: (a) Özgün Görüntü ve (b) 3 Uzunluğunda Yatay Yapıcı Ögesi ile Kapanım Uygulanmış Görüntü	40
Şekil 35: (a) Özgün Görüntü ve (b) 3 Uzunluğunda Soldan Sağa Yapıcı Ögesi ile Kapanım Uygulanmış Görüntü	41
Şekil 36: (a) Özgün Görüntü ve (b) 3 Uzunluğunda Sağdan Sola Yapıcı Ögesi ile Kapanım Uygulanmış Görüntü	41
Şekil 37: (a) Özgün Görüntü ve (b) 5 Uzunluğunda Kare Yapıcı Ögesi ile Kapanım Uygulanmış Görüntü	41
Şekil 38: (a) Özgün Görüntü ve (b) 5 Uzunluğunda Dikey Yapıcı Ögesi ile Kapanım Uygulanmış Görüntü	41
Şekil 39: (a) Özgün Görüntü ve (b) 5 Uzunluğunda Yatay Yapıcı Ögesi ile Kapanım Uygulanmış Görüntü	42
Şekil 40: (a) Özgün Görüntü ve (b) 5 Uzunluğunda Soldan Sağa Yapıcı Ögesi ile Kapanım Uygulanmış Görüntü	42
Şekil 41: (a) Özgün Görüntü ve (b) 5 Uzunluğunda Sağdan Sola Yapıcı Ögesi ile Kapanım Uygulanmış Görüntü	42
Şekil 42: (a) Özgün Görüntü ve (b) 7 Uzunluğunda Kare Yapıcı Ögesi ile Kapanım Uygulanmış Görüntü	42

Şekil 43: (a) Özgün Görüntü ve (b) 7 Uzunluğunda Dikey Yapıcı Ögesi ile Kapanım Uygulanmış Görüntü	43
Şekil 44: (a) Özgün Görüntü ve (b) 7 Uzunluğunda Yatay Yapıcı Ögesi ile Kapanım Uygulanmış Görüntü	43
Şekil 45: (a) Özgün Görüntü ve (b) 7 Uzunluğunda Soldan Sağa Çapraz Yapıcı Ögesi ile Kapanım Uygulanmış Görüntü	43
Şekil 46: (a) Özgün Görüntü ve (b) 7 Uzunluğunda Sağdan Sola Çapraz Yapıcı Ögesi ile Kapanım Uygulanmış Görüntü	43
Şekil 47: (a) Dikey Yapıcı Öge (b) Yatay Yapıcı Öge (c) Soldan Sağa Çapraz Yapıcı Öge (d) Sağdan Sola Çapraz Yapıcı Öge	45
Şekil 48: İmza Tanıma Ön İşlem Uygulaması Ara yüzü	66
Şekil 49: İmza Tanıma Uygulaması Ara Yüzü	67
Şekil 50: Weka Sınıflandırma Uygulaması Ara Yüzü	69

TABLolar LİSTESİ

Tablo 1: Yöntem 1 için Multilayer Perceptron (Neural Network), Random Forest, Logistic, Naive Bayes, Svm (Support Vector Machine) Sınıflandırmaları İçin Ortalama ve Standart Sapma Verileri	47
Tablo 2: Yöntem 2 için Multilayer Perceptron (Neural Network), Random Forest, Logistic, Naive Bayes, Svm (Support Vector Machine) Sınıflandırmaları İçin Ortalama ve Standart Sapma Verileri	50
Tablo 3: Yöntem 3 için Multilayer Perceptron (Neural Network), Random Forest, Logistic, Naive Bayes, Svm (Support Vector Machine) Sınıflandırmaları İçin Ortalama ve Standart Sapma Verileri	52
Tablo 4: Yöntem 4 için Multilayer Perceptron (Neural Network), Random Forest, Logistic, Naive Bayes, Svm (Support Vector Machine) Sınıflandırmaları İçin Ortalama ve Standart Sapma Verileri	55
Tablo 5: Yöntem 5 için Multilayer Perceptron (Neural Network), Random Forest, Logistic, Naive Bayes, Svm (Support Vector Machine) Sınıflandırmaları İçin Ortalama ve Standart Sapma Verileri	58

SİMGELER

σ Sigma

μ Mü

\oplus Genleşme (Dilation)

Sup Eküs (Supremum)

\ominus Aşınım (Erosion)

inf Ebas (İnfimum)

◦ Açılım (Opening)

• Kapanım (Closing)

G_i İç Gradyan (İnternal Gradient)

G_e Dış Gradyan (External Gradient)

\ominus Teta

Φ Şiddet

KISALTMALAR

AES	(Advanced Encryption Standard) Gelişmiş Şifreleme Standardı
ATM	(Automatic Teller Machine) Otomatik Vezne Makinesi, Bankamatik
CRM	(Customer Relationship Management) Müşteri İlişkileri Yönetimi
SSO	(Single Sign On) Tekil Oturum Açma
SSK	Sosyal Sigortalar Kurumu
POS	(Point of Sale) Satış Noktası
SGK	Sosyal Güvenlik Kurumu
DNA	Deoksiribonükleik Asit
IR	(Infrared) Kızılötesi
DTW	(Dynamic Time Warping) Dinamik Zaman Bükmesi
VQ	(Vector Quantization) Vektör Niceleme
HMM	(Hidden Markov Model) Saklı Markov Modeli
DRT	(Discrete Radon Transform) Ayrık Radon Dönüşümü
DCT	(Discrete Cosine Transform) Ayrık Kosinüs Dönüşümü
HT	(Hough Transform) Hough Dönüşümü
SVM	(Support Vector Machine) Destek Yöney Makinesi

GUI Grafik Kullanıcı Arayüzü

BFGS Broyden Fletcher Goldfarb Shanno Algoritması

I. GİRİŞ

Bu çalışmanın amacı olan imza tanıma (signature verification), bir biyometrik davranış biçimidir. Biyometrik tanıma ve örüntü tanımanın altında değerlendirilir [1]. Bir anlamda imzayı atan kişinin karakteristik özelliklerini taşır. Bu çalışmanın konusunda yer alan matematiksel biçimbilim ise görüntü bilgilerinde özütleme aracıdır, şeklin tanımı ve temsilinde kullanılmaktadır.

İmza, günlük yaşantıda, milyonlarca kişi tarafından birçok bankacılık işlemlerinde olduğu gibi birçok alanda çok sık şekilde kullanılmaktadır. Örneğin kredi kartları, banka çekleri, başvuru formları gibi belgelerin hepsi imza gerektirir. Özellikle iş dünyasında birçok belgede kişinin onayını almak için imzası alınır. Bunlar gibi imzalı birçok süreç sayılabilir. İmza kişilere hak sağlayan, sorumluluk yükleyen bir husustur. Belgelere atılan imzalar, tarafların o belgenin içeriğini kabul ettiği anlamına gelmektedir. İmzasız bir belgenin hak ve yükümlülük getirmesi mümkün değildir. İmza bu kadar önemli olmasına karşın çoğu zaman aynı kişinin atmış olduğu imzalar birbirini tutmamaktadır. Açıları farklı olabilir veya çizgi uzunlukları değişkenlik gösterebilir ve bunun gibi birçok farklılıklar söz konusu olabilir. Kişinin ruh haline göre bile attığı imzalar farklılıklar gösterebilmektedir. Bu sebepten imza tanıma işlemi her zaman doğru sonuç vermeyebilir. İmza tanıma işlemi, formüllendirilmesi zor kurallar içermekle birlikte dikkatli analiz gerektiren birçok deneme ve gözlemlere dayalı bir çalışma olmalıdır.

İmza tanıma işlemi için imza görüntüsünün bazı aşamalardan geçmesi gerekmektedir. Bu çalışmayı ön işleme, öznitelik çıkarma ve sınıflandırma olmak üzere üç ana başlık altında toplayabiliriz. Öncelikle imza tanımada başarıyı ve verimliliği arttırmak için imza görüntüsünün ön işleme tabi tutulması gerekmektedir. Ön işlemede görüntü üzerindeki gürültüler kaldırılır. Belgelerdeki imza boyutları farklı olabileceğinden imza kümesindeki tüm görüntülerin boyutları ortak genişlik ve ortak yüksekliğe getirilir. İmza görüntüsü ikili hale (binarization) getirilir. İkili hale getirmek için öncelikle görüntü gri tona çevrilip, daha sonrasında görüntü üzerindeki piksellerde, dinamik eşikleme (adaptive threshold), sabit eşikleme, Otsu gibi algoritmalar kullanılıp, piksel değerleri alınarak ikili hale getirme işlemi gerçekleştirilir. Bu çalışmada ikili hale getirmek için Otsu algoritması kullanılmıştır. Bunun gibi yapılan ön işlemlerin sıralaması yapılan deney ve gözlemlere göre değişkenlik gösterebilir. Görüntü üzerinde ön işlem adımı tamamlandıktan sonra öznitelik yöneyleri çıkarılır. Bunun için bu çalışmada matematiksel biçimbilim tekniklerinden ve Robert kenar algılama filtresinden yararlanılmıştır. Bu çalışmada matematiksel biçimbilim teknikleri olan açılım ve kapanım için farklı uzunluklarda farklı yapıcı öğeler kullanılmıştır. Bu işlem sonrasında oluşan her yeni görüntü için matematiksel biçimbilim gradyan, iç gradyan, dış gradyan ve Robert filtreleri kullanılarak imza üzerindeki kenar pikseller üzerinde açı ve şiddet hesaplanmaktadır. Elde edilen sonuçlarda açılara göre gruplama yapılarak her bir imza görüntüsü için toplamda 300 uzunluğunda öznitelik yöneyi oluşturulmuştur. Oluşan öznitelik yöneyleri sınıflandırma işlemine alınarak imza tanıma ile ilgili sonuçlar elde edilir.

II. BİYOMETRİK TANIMA SİSTEMLERİ

2.1. Biyometri Nedir?

Biyometri, kullanıcının fiziksel ve davranışsal özelliklerini tanıyarak kimlik saptamak üzere geliştirilmiş bilgisayar kontrollü, otomatik sistemler için kullanılan bir teknolojidir. Kişileri birbirinden ayırt edebilme ihtimalini bize sunduğu için biyometri bir kimlik doğrulama sistemi olarak kullanılabilir. Biyometrik tanıma sistemleri bir kişinin gerçekten kim olduğunu kanıtlamasına olanak sağlar. Kişinin sadece kendisinin sahip olduğu, kendisi olduğunu kanıtlamaya yarayan, değiştiremediği, ayırıcı özelliklerini kullanır. Kart, şifre veya pin numarası kullanan diğer tanıma yöntemlerine oranla çok daha güvenilir oldukları için tercih edilirler. Biyometriyi fiziksel ve davranışsal olmak üzere ikiye ayırabiliriz.

Fiziksel Biyometri: Doğrudan insan vücuduyla alakalı ölçümlere dayalıdır.

Davranışsal Biyometri: Kullanıcı hareketine bağlı olarak elde edilen veri ve ölçümlere dayanır. Ayrıca insan vücudunun doğrudan olmayan bazı karakteristik ölçümlerine de bağlıdır [2]. Bu kapsamda imza tanıma davranışsal biyometri olarak kabul edilebilir.

2.2. Biyometrik Sistemin Avantajları

Kullanıcının, kimlik saptama yapılacak yerde bizzat bulunma gerekliliği, yanında kendini tanıtmak için kimlik kartı benzeri tanıtıcılar taşımak zorunda olmayışı,

şifre/PIN numarası gibi, gizli olması gereken bilgileri ezberlemek zorunda olmayışı sayılabilir.

Bilgisayarların ve internetin, bilgi teknolojisi araçları olarak etkin kullanılmaya başlanması ile birlikte, bazı kişisel bilgilere veya firmalara ait gizli verilere, yetkili olmayan kişi veya kuruluşlarca ulaşmanın engellenmesi zorunluluğu doğmuştur. Yaygın olarak kullanılan sistemler, kullanıcıları tanımlamak yerine kullanıcının sunduğu tanıtıcılara veya bilgilere onay vermektedir. Ancak biyometrik teknolojiler kişileri doğrudan tanıdıkları için, yüksek güvenlik uygulamalarının vazgeçilmez unsurudurlar.

2.3. Biyometrik Sistemlerin Kullanım Alanları

Biyometrik sistemlerin kullanım alanları hayal gücü ile sınırlı olmakla beraber yaygın olarak;

- ❖ Hastanelerde yeni doğan ünitelerine erişim kontrolü,
- ❖ Okullarda öğrenci devam takip ve erişim kontrol, veli kontrolü,
- ❖ Elektronik ödeme işlemleri,
- ❖ Yüksek güvenlik bölgelerine erişim kontrolü,
- ❖ Personel devam ve takip uygulamaları,
- ❖ ATM'lerde kullanıcı tanımlama,
- ❖ Çağrı merkezlerinde kimlik saptama,
- ❖ Havalimanlarında check-in ve boarding işlemleri,
- ❖ Sınır kontrolü ve sınır kapılarından girişlerin kontrolü,
- ❖ İnternet bankacılığında kullanıcı tanımlama,

- ❖ Kurumsal ağ, kişisel bilgisayar ve taşınabilir bilgisayar güvenliği, SSO,
- ❖ Kiralık kasalara erişim güvenliği,
- ❖ Satış noktası terminallerinde (POS) kullanıcı tanımlama,
- ❖ Çek onaylama işlemlerinde kullanıcı güvenliği,
- ❖ Kombine bilet uygulamaları,
- ❖ Ulusal kimlik uygulamaları, sürücü ehliyeti ve pasaportlarda kimlik tespiti,
- ❖ Hastane ve sigorta kuruluşlarında hasta takibi ve kimlik saptama,
- ❖ Kamu hizmetlerine yönelik kayıt takibi (SSK, vergi, trafik),
- ❖ Binalara, tesislere ve ofislere erişim güvenliği,
- ❖ Elektronik bilet satışı,
- ❖ ATM Cihazları
- ❖ Medikal Tanımlama (SGK, Hastane, Eczane...)
- ❖ Geçiş Kontrolü
- ❖ Personel Devam Kontrolü
- ❖ Web Tabanlı Kimlik Uygulamaları
- ❖ Sistem Oturum Açma İşlemleri

CRM uygulamaları olarak sayılabilir.

2.4. Biyometrik Teknolojiler

Geleneksel olarak güvenliği artırmada kullanılan anahtarlar, şifreler ve tanıtım kartları, çalınma, paylaşma, kaybetme ve unutma gibi nedenlerle yetersiz kalmaktadır. Günümüzde güvenliği artırmak için parmak izi, avuç içi tanıma, iris, retina, imza, yüz, ses, DNA gibi biyometrik unsurlardan yararlanılmaktadır. Biyometrik özellikler,

kaybedilmemesi, unutulmaması veya çalınma olasılığının olmaması gibi nedenlerle daha güvenli bulunmakta ve tercih edilmektedir [3-6].

Biyometrik sistemlerin güvenilir olmalarının yanı sıra pratik olmaları da gerektiğinden dolayı, kişileri hangi yöntemler ile tanındıkları önemli bir etkidir. Birçok biyometrik tanımlama sistemleri olmasına rağmen kullanıcıların rahatlıkla kullanabileceği birkaç biyometrik sistem vardır. İmzanın yanı sıra bazı biyometrik sistemleri aşağıdaki gibi sıralayabiliriz.

2.4.1. Parmak İzi Tanıma

Parmak izi tanıma sistemleri, parmak izinin zaman içerisinde değişmeyen fiziksel özelliklerini kullanarak analizlerini yapar. Parmak izinin bu şekilde kullanılması ilk olarak 19. yüzyılda Avrupa'da adli uygulamalarla birlikte başlamıştır. Çok eski kullanımı oluşu parmak izi tanıma sistemlerinin günümüzün en bilinen ve en yaygın olarak kullanılan biyometrik teknolojisi olmasına yardımcı olmuştur.

Günümüzde kişisel güvenliğin sağlanmasında parmak izi yaygın olarak kullanılmaktadır. Parmak izi tanıma ve doğrulama sistemlerinde, Özellik çıkarma, parmak izi görüntüsündeki tepe uç ve tepe çatal noktalarının bulunması, açılarının ve konumlarının tespit edilmesi işlemlerini kapsamaktadır. Bu özellikler parmak izlerinin eşlenmesinde yaygın olarak kullanılmaktadır. Uç ve çatal noktaların tespit edilmesi farklı algoritmalar kullanılarak gerçekleştirilebilmektedir. Bunlardan bir çoğu parmak izinin ön işlemlerden geçirilerek inceltilmesi ve daha sonra özellik noktalarının belirlenmesine dayanmaktadır. Bazı algoritmalarda, ön işlem basamaklarından bir kısmı elenerek özellik çıkartılabilmekte böylece zamandan tasarruf edilmektedir.

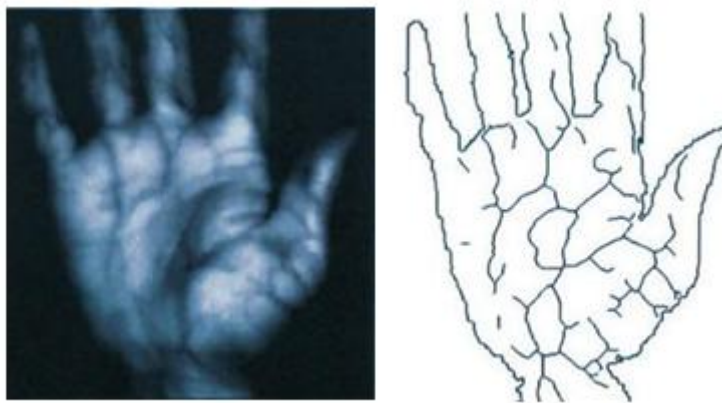
Diđer taraftan önişlem yapmaksızın doğrudan parmak izi özelliklilerini çıkartmaya dayalı algoritmalar da bulunmaktadır [7].



Şekil 1: Bir Parmak İzi Örneđi

2.4.2. Avuç İçi Tanıma

Avuç içi damar tanıma teknolojisi, avuç içinde bulunan kan damarlarının her insanda farklı olmasından yola çıkılarak keşfedilmiş bir teknolojidir.



Şekil 2: Avuç İçi ve Damar Yapısı

Bu teknolojide ilk olarak sensör tarafından kan damarlarına infrared ışık gönderilerek damar yapısı ortaya çıkarılır. Damar yapısının ortaya çıkmasında, kanda bulunan hemoglobinin gönderilen infrared ışığı soğurması ilke edinilmiştir.

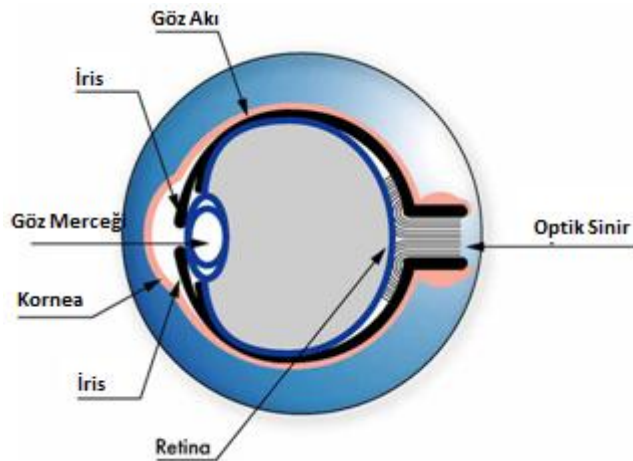
Damar tanıma teknolojisinde kandaki hemoglobin kullanıldığından dolayı tanımlama yapılan uzvun canlı olması, damar içinde kan bulunması önem kazanmakta ve teknolojiye katma değer katmaktadır.

Sensör görevi gören IR kamera sayesinde elde edilen görüntü, biyometrik api sayesinde yine sensör üzerinde sayısal bir değere dönüştürülür. Sonrasında bu sayısal değer, 256 bit AES algoritmasıyla şifrelenerek güvenli veri iletişimi için sunucu/istemci bilgisayarlara iletilir.

Palm (Avuç içi) Damar tanıma teknolojisinin, diğer teknolojilere göre en büyük avantajı elin kesilmesi, zedelenmesi durumlarında damar yapısı etkilenmeyeceği için çalışmaya devam etmesidir. Dezavantaj olarak ise kullanılan template boyutunun işlenmesi için diğer teknolojilere göre daha yüksek işlemci kapasitesi gerekmesi ve 1:N kullanımlarda daha yavaş çalışmasıdır.

2.4.3. İris Tanıma

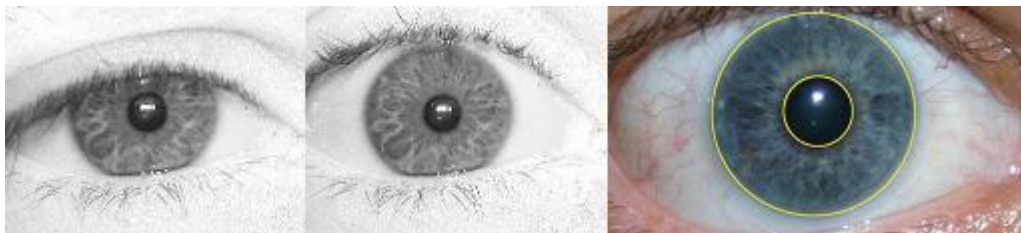
İris, göz bebeğimizin etrafında yer alan renkli halkaya verilen isimdir. Genellikle retina ile karıştırılır. Ancak resimden de göreceğiniz üzere iris ve retina arasında çok büyük fark vardır. Bu durum iris tanıma ile retina taraması arasındaki farkı da açıklar.



Şekil 3: İris Yapısı

Halk arasında göz tanıma sistemleri dendiğinde retina akla gelmesine rağmen iris, gözün bu sayılanlardan farklı bir kısmını ifade eder.

İris tanımada ilk adım göz resminden iris bölgesinin bulunmasıdır. Bunun için iris şeklinden yararlanılabileceği gibi göz bebeğinin siyah renginden de yararlanılıp histogramdan da bu bölge çıkarılabilir. Ayrıca kenar algılama algoritmaları ile kenarlar bulunup 'circle detection' algoritmalarıyla da göz bebeği ve iris bulunabilir. Göz kapağının tamamen açık olmadığı durumlarla da karşılaşılabileceği için önce göz bebeği ardından irisin bulunması daha iyi sonuçlar verecektir.



Şekil 4: İris Örneği

İris bölgesi seçildikten sonra bu bölge üzerinden dokuya dayalı olarak özellik çıkarma işlemleri yapılır. Bu özellik çıkarma ve karşılaştırma işleminde birden fazla yolu bulunmaktadır.

Göz İrisinin biyometrik teknolojilerden biri olarak kullanılmasının sebepleri olarak şunlar sayılabilir;

- ❖ Dünya üzerinde bulunan her insan gözü eşsizdir.
- ❖ Dünyada aynı irisin olma olasılığı 1/1078 'dir.
- ❖ Tek yumurta ikizleri aynı DNA yapısına fakat farklı iris yapısına sahiptir.
- ❖ Göz irisi genetik oluşumlardan en az derecede etkilenir.
- ❖ Göz irisi kalıtsal hastalıklardan etkilenmez.
- ❖ Irk, cinsiyet, renk gibi demografik özellikler irisi etkilemez.
- ❖ Gözle görülebilen ve hassasiyet ile ölçülebilen bir organdır.
- ❖ Ömür boyu değişmeyen tek organdır.
- ❖ İnsanın doğumun 16. ayından itibaren ölüme kadar değişmez.
- ❖ Göz oluşumu itibari ile muhafazası (göz kapağı) bulunan bir organdır.
- ❖ Doğal içgüdüler ile refleks olarak korunan yegane vucüt parçası olan başımızda yer alır.
- ❖ Göz, insanın yaşamını yitirmesinin ardından canlılığını en çabuk (3 sn) kaybeden organdır.

2.4.4. Retina Tanıma

Retina tanıma işlemi insanın göz bebeği arkasındaki damar tabakanın tanınmasıdır. Bu bölgedeki damarlar kişiden kişiye değişmesine rağmen damar ve göz hastalıklarından

(örn:diyabet) damarların etkilenmesi söz konusu olduğundan pek yaygınlaşmış bir yöntem değildir. Ayrıca örnek alma sırasında kişinin belirli bir noktaya bakması da bu işlemi zorlaştırmakta ve yöntemin az tercih edilmesine yol açmıştır.

Retina resmi çekildikten sonra elde edilen görüntüde eşikleme yapılarak damar görüntüsü elde edilir. Bu eşikleme işlemi için gerekli olan değer dinamik olarak (genellikle Otsu algoritmasıyla) elde edilir. Daha iyi sonuç almak için eşikleme işlemi ardışıl olarak yapılır ve birden çok eşik değeri alınarak adım adım damar görüntüsü elde edilir. Ortaya çıkan son görüntü üzerinde özellik çıkarma işlemleri yapılır. Buradan sonraki işlemler parmak izindeki yöntemlere benzemektedir.

2.4.5. Yüz Tanıma

Yüz tanıma yönteminde kişilerden örnek almak diğer yöntemlere göre çok daha zordur. Sıradan bir kamera ile çevreden birçok yüz görüntüsü alınabilir. Ancak burada başka bir sorun ortaya çıkmaktadır. Kamera tarafından alınan görüntüde tamamen yüze ait bölge bulunmalıdır. Bunun için 'Face Detection' yani yüz bulma algoritmaları kullanılmaktadır. Yüz bölgesi bulunduktan sonra yüze ait karakteristik verilerin analizi, veritabanı içine kaydedilmesi ve kimlik tanımlaması sırasında gerekli karşılaştırmayı yapıp izin verilip verilmemesine karar verilir.

2.4.6. Diğer Biyometrik Sistemlerinin İmza Tanıma İle Karşılaştırılması

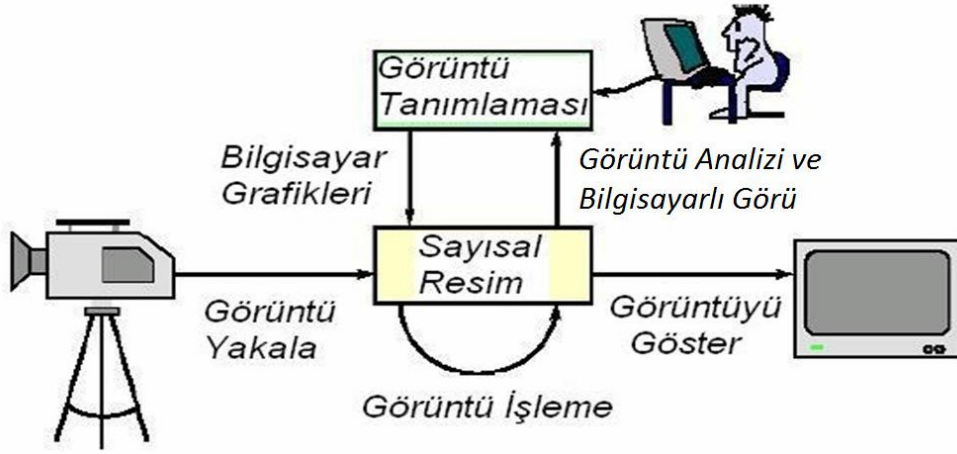
İmza tanıma, biyometrik kimlik doğrulama yöntemi olarak parmak izi, avuç içi tanıma, yüz tanıma, retina tarama ve iris tanıma gibi diğer kimlik doğrulama

yöntemleri ile yaygın bir şekilde karşılaştırılmaktadır, çünkü imza tanıma içlerinde en eskisidir ve iyi bir kabul edilme, onama yöntemidir [8].

Çevirm-dışı imza tanıma dışındaki hemen hemen tüm biyometri sistemlerinde donanımsal bir araca ihtiyaç duyulmaktadır. Ancak imza için böyle bir şeye ihtiyaç yoktur. İmza atmak için bir kalem yeterlidir. Fazladan bir donanımsal araca ihtiyaç duyulmadan birçok kişi tarafından birçok işlemde yaygın bir şekilde kullanılmaktadır. Çevrim-dışı imza tanıma için ise yazılımsal bir çözüm yeterli olacaktır. Bu bakımdan yeni teknolojik biyometrik çözümler çok fazla gelişse de imza tanıma her zaman varlığını sürdürmeye devam edecektir.

III. GÖRÜNTÜ İŞLEME

Ölçülmüş veya kaydedilmiş olan elektronik (dijital) görüntü verilerini, elektronik ortamda (bilgisayar ve yazılımlar yardımı ile) amaca uygun şekilde değiştirmeye yönelik yapılan bilgisayar çalışmasıdır.



Şekil 5: Bir Görüntü İşleme Sistem Yapısının Blok Şeması

3.1. Gri Seviyeli Görüntü

İkili görüntüye ek olarak ana renklerde yani grinin tonları da kullanılır. Burada kullanılan tonlar kod ile ifade edilir ve her rengin bir kod karşılığı vardır. Bu kodlar 0-255 arasındadır. Bunun anlamı gri tonlu bir görüntüde 256 adet birbirinden farklı grinin ton değerleri vardır. Beyaz 0, siyah 255 değerini alır. Aradaki değerler siyah beyaz arasında kalan gri tonlarının değerleridir. Burada 256 gri değer bir byte olarak tanımlanır. Tek görüntü matrisi ile ifade edilir [9].

3.2. İkili (Binary) Görüntü

Siyah ve beyaz görüntü adından anlaşılacağı gibi yalnızca iki gri değerden oluşan görüntüdür, bu tür görüntülerde her bir piksel sadece siyah veya sadece beyaz renkten meydana gelmektedir [9].

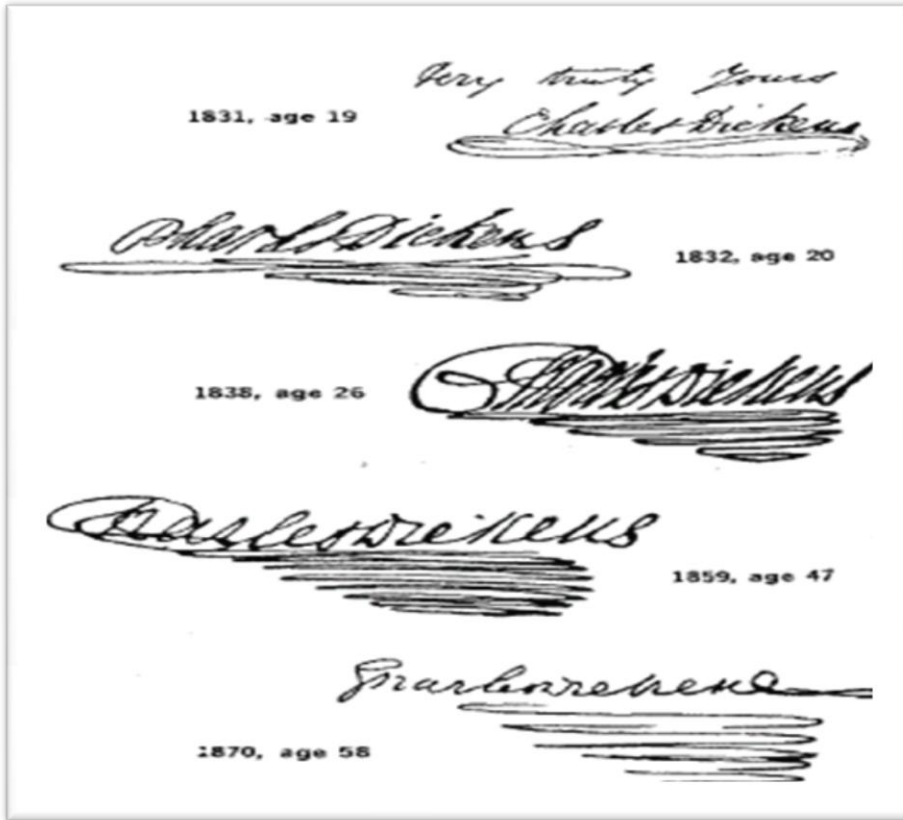
3.3. Renkli Görüntü

Renkli görüntüler bilgisayarlarda 24 bitlik veri olarak görüntülenebilir. Görüntüleme kırmızı (R), yeşil (G), mavi (B) ile kodlanmış aynı objeye ait üç adet gri düzeyli görüntünün üst üste ekrana iletilmesi ile oluşur. Renkli görüntülerin yapısı siyah beyaz ve gri görüntülerden farklıdır. Kırmızı, yeşil ve mavi ana renk bileşenlerinin her biri ayrı ayrı üç farklı matriste tutulur. Bu üç matrisin bir arada, üst üste görüntülenmesi ile gerçek renk bileşenleri meydana gelir [9].

IV. İMZA VE İMZA TANIMA

4.1. İmza Tanımı ve Kullanım Alanları

İmza, günlük yaşıntıda, milyonlarca kişi tarafından birçok bankacılık işlemlerinde olduğu gibi birçok alanda çok sık şekilde kullanılmaktadır. Örneğin kredi kartları, banka çekleri, başvuru formları gibi belgelerin hepsi imza gerektirir. Özellikle iş dünyasında birçok belgede kişinin onayını almak için imzası alınır. Bunlar gibi imzalı birçok süreç sayılabilir. İmza kişilere hak sağlayan, sorumluluk yükleyen bir husustur. Belgelere atılan imzalar, tarafların o belgenin içeriğini kabul ettiği anlamına gelmektedir. İmzasız bir belgenin hak ve yükümlülük getirmesi mümkün değildir. İmza bu kadar önemli olmasına karşın çoğu zaman aynı kişinin atmış olduğu imzalar birbirini tutmamaktadır. Açıları farklı olabilir veya çizgi uzunlukları değişkenlik gösterebilir ve bunun gibi birçok farklılıklar söz konusu olabilir. Kişinin ruh haline göre bile attığı imzalar farklılıklar gösterebilmektedir. Bu sebepten imza tanıma işlemi her zaman doğru sonuç vermeyebilir. İmza tanıma işlemi, formüle edilmesi zor olan kurallar içerir. Bu konu dikkatli analizler gerektiren denemelere dayalı bir çalışma olmalıdır [10].



Şekil 6: Bir kişinin İmzası, Yaşamı Süresince Sık Sık Değiştiğini Gösteren Bir İmza Örneği [11]

4.2. İmza Tanıma

İmza tanıma önemli bir biyometrik tanıma sistemi olarak kabul edilmektedir. Diğer biyometrik sistemlere göre avantajları ve dezavantajları vardır. Diğer tüm biyometrik sistemler bir donanıma ihtiyaç duyarken çevrim-dışı imza tanıma da böyle bir şeye ihtiyaç yoktur.

İmza tanımada statik ve dinamik olmak üzere iki farklı yöntem vardır. Statik kipte kullanıcı imzasını bir kağıda atar ve kağıt tarayıcı ile taranarak veya fotoğrafı çekilerek dijital ortama aktarılır ve görüntü haline getirilir. Biyometrik sistemler ile

belli algoritma ve yöntemlerle imzanın şekli analiz edilir. Bu mod çevrimdışı (off-line) olarak da bilinir. Dinamik kipte ise kullanıcılar imzalarını dijital bir tablet üzerine atarlar veya dijital bir kalem yardımıyla imzalarını atarlar ve atıldığı anda imza tanıma işlemi yazılımın yanında donanımsal araçlarla birlikte gerçekleştirilir [12]. Dinamik tanınması bakımından bu kip çevrimiçi (on-line) olarak da bilinir.

On-line sistemi, bir elektronik kalem, bir yay ve yazım hızı, uygulanan basınç, vuruş sayısı gibi dinamik özellikleri bulunduran bir sistemdir. Off-line imza tanımlama sisteminde ise, imzaların kağıt üzerine atılması yeterli olacaktır. İmzalar bir tarayıcı veya kamera yardımıyla elektronik forma dönüştürülür. Finansal zorluklar, imza analizi gereken uygulamaları on-line teknikleri kullanmadan yapmaya zorlar. Ayrıca, on-line sistemlere çok ihtiyaç olmadığı gibi bu sistemlerin pratik olmaması kullanımını sınırlamaktadır. Bu nedenle; off-line tekniği daha yararlı ve kullanışlı görülmektedir [13].

4.3. İmza Veri Kümesi Seçimi

Eğitim ve sınamada kullanılmak üzere imza veri kümesi seçiminde bazı çalışmalarda hazır veritabanları kullanılmış, bazılarında ise sıfırdan veri kümesi oluşturularak işlem yapılmıştır. Veri kümelerinde zaman içinde değişikliklerin olduğu, veri kümesinin büyüdüğü ve çeşitlendiği görülmüştür. Veri kümesi seçimi genelde çalışmayı yapan kişinin tercihinin bırakılmıştır. Bu çalışmada hem hazır veri kümesi hem de sıfırdan veri kümesi oluşturularak eğitime ve sınama işlemleri gerçekleştirilmiştir. Hazır veri kümesi olarak 4NSigComp2010'daki imzalar kullanılmıştır.

4.4. Matematiksel Biçimbilim (Mathematical Morphology)

Matematiksel biçimbilimsel doğrusal görüntü analizi yaklaşımlarının tersine pikseller arası mekânsal ilişkileri ayırma konusunda uzmanlaşır. Geometrik objelerle ilgili işlem ve analiz yapma teori ve tekniğidir. Temeli küme teoremi, topoloji, rasgele fonksiyonlar ve kafes kuramına bağlıdır. En yaygın kullanımı sayısal görüntüler üzerindedir.

Her ne kadar başlangıçta sadece ikili görüntüler için tasarlanmış olsa da, kısa sürede etki alanı gri düzeyli görüntülere de genişletildi. Renkli ve genel olarak çok kanallı görüntüler için ise birden fazla çözüm önerilmiş olmasına rağmen henüz yaygın olarak her hangi biri kabul edilmemiştir.

Bu çalışmada temel biçimbilimsel operatörleri olan aşındırma (erosion), genişleme (dilation), açılım (opening), kapanım(closing) tekniklerinden yararlanılmıştır.

Operatörler görüntü işlemede genellikle operatörün uygulanacağı görüntüye ve yapılandırma elemanı (ye) (structuring element) denilen görüntüde dolaşan piksel grubuna ihtiyaç duyarlar. Yapılandırma elemanları (structuring element), farklı şekillerde ve büyüklüklerde olabilmektedir. Bunların bir merkez noktası bulunmakta olup, işlenecek resmin her bir pikseli bu noktaya oturtularak işlem yapılmaktadır [14].

4.4.1 Matematiksel Biçimbilim Kullanım Alanları

Matematiksel biçimbilim, görüntü geliştirme, görüntü segmentasyonu, görüntü onarma, kenar yakalama, doku analizi, parçacık analizi, genelleştirme, iskelet belirleme, şekil analizi, görüntü sıkıştırma, bileşen analizi, eğri keskinleştirme,

inceltme, özellik ayırma, gürültü azaltma, boşluk azaltma gibi işlemlerde kullanılmaya uygundur.

4.5. İmza Tanımda Var Olan Teknikler

İmza tanıma için uygulanan en popüler görüntü tanıma tekniklerinin bazılarını açıklamaları ve kullanımları ile birlikte aşağıdaki gibi sıralayabiliriz. Bu yöntemler tek tek kullanılabilirdiği gibi birleşimleri de (kombinasyonları) kullanılabilir.

4.5.1. Yapay Sinir Ağları (Artificial Neural Network) (ANN) Yöntemi

Yapay sinir ağları, beyindeki sinirlerin çalışma prensiplerini taklit ederek sistemlere öğrenme, genelleme yapma, hatırlama gibi yetenekleri kazandırmayı amaçlayan bilgi işleme sistemi. Bu sistemler tahmin, sınıflandırma ve veri ilişkilendirme problemlerinde oldukça başarılı bir şekilde kullanılmaktadır. Bu ağ sistemlerinde birçok öğrenme algoritması, eğitim fonksiyonu, ağ yapısı mevcuttur. Bu değişkenlere bağlı olarak bazı sistemler ve bazı problemler için özel olarak kullanılır. Bu şekilde çok hızlı ve başarılı sonuç veren sistemler ortaya çıkarılabilir [15,16].

Yapılan incelemelerde eşiklendirmenin yapay sinir ağları ile imza tanıma etkisi olduğu görülmüştür. İmza normalleştirilmesinden sonra eşiklendirme (thresholding) ile imzayı tanıma işlemine sokmadan önce arka planda oluşan gürültü ve kirlilikleri gidermek için kullanılır. Eşiklendirme sonrasında yapay sinir ağı eğitiminde kullanılarak özellikler elde edilmiştir. İmzalar, imza yoğunluğu, imzanın merkezler arası görelî yatay farkı, imzanın merkezler arası görelî dikey farkı, imzanın genişliği, imzanın yüksekliği olmak üzere 5 özelliğine bakılarak, birbirlerinden ayırt

edilmişlerdir. Bu beş özellik üç farklı eşik değeri için hesaplanarak toplam 15 özellik haline getirilmiştir. Böylece 5, 10 ve 15 özelliği giriş olarak kullanan üç tip yapay sinir ağı modeli imza tanıma için kullanılmıştır. Farklı değerlerdeki eşik değerlerinin imza tanımadaki başarı ve performansı etkilediği görülmüştür [17].

4.5.2. Dinamik Zaman Bükmesi (Dynamic Time Warping) (DTW) Yöntemi

Temel olarak bu teknik şablon eşleştirme problemlerinde kullanılır. DTW, Dinamik Programlama denilen ve optimizasyon probleminde alt problemlere ait çözümlerin saklanması ve sonradan tekrar hesaplanmamasını sağlayan bir algoritma olarak tanımlanan yöntemi temel alır. İçerisinde bir geri izleme adımı barındıran bu yöntem en iyi çözümün bulunmasını sağlar. Bu yaklaşımda her telaffuz bir öznitelik vektörü olarak belirlenir. Genellikle kısa dönemli spektral öznitelik vektörleri ve farklı denemelerle alınan aynı örüntülerin değişimlerin normalleştirilmesi sonucunda elde edilen öznitelik vektörleri DTW yardımıyla karşılaştırılır. DTW model oluşturulmuş referans şablonla, test şablonları arasındaki minimum uzaklığı bulmaya çalışır [18,19,20].

Bu tekniğin daha çok çevrimiçi(on-line) imza doğrulama (signature verification) sistemlerinde kullanıldığı görülmüştür.

4.5.3. Vektör Niceleme (Vector Quantization) (VQ) Yöntemi

Vektör niceleme olası yoğunluk fonksiyonlarının modellenmesine izin veren klasik bir niceleme tekniğidir.

İmza görüntüsüne ait kısa dönemli eğitim öznitelik vektörleri, imzanın esas karakteristiğini temsil etmede kullanılabilir. Ancak eğitim vektörleri uzun olduğu zaman bu temsil çok fazla hafıza ve hesaplama karmaşıklığına yol açacağı için pratik kullanıma uygun olmayabilir. Bu yüzden eğitim verisini sıkıştırarak etkili bir şekilde kullanım amacıyla VQ teknikleri kullanılır. Bu metotta imzaya özel özniteliklerin etkin kısımlarını temsil eden az sayıda öznitelik temsilcilerinin bulunduğu VQ kod kütüphanesi kullanılır. İmzaya özel kod kütüphanesi her imzaya ait eğitim özniteliklerinin kümelenmesiyle elde edilir. Tanıma aşamasında giriş, tüm referans görüntülerinin bulunduğu kod kütüphanesi kullanılarak vektör niceleme işlemine tabi tutulur ve tüm modeller üzerindeki VQ bozulması kullanılarak karar verme işlemi yapılır [21].

4.5.4. Saklı Markov Modeli (Hidden Markov Model) (HMM) Yöntemi

HMM (Hidden Markov Models) istatistiksel bir model olup bir işaretin ayırıcı niteliğini ortaya koymak için kullanılır. HMM gözlenemeyen, işlemi bilinmeyen parametreleri gözlenebilir parametreler ile elde etmeye yardımcı olur. Ortaya çıkarılan model parametreler doku eşleştirme için kullanılabilir.

Bu yöntemde eğitilmiş veya tanımlanmış imza ağırlık merkezine göre dikey bloklara ayrılır. Discrete Radon Transform (DRT) feature ve Discrete Cosine Transform (DCT) ile parçalara ayrılmış görüntüden özellikler çıkartılır. Izgara parçalama(Grid Segmentasyon) kullanılarak görüntünün eksene eğik açısı, piksel dağılımı, piksel yoğunluğu gibi özellikleri çıkartılır. Dikey ve yatay ayırma tekniği ile imza görüntüsünden dikey ve yatay merkezi noktaları, piksel merkezi açısı, hücre boyutu çıkartılır. DCT ile baskın özellik çıkartılmış olur. DCT katsayısı hesaplanmadan önce

dikey ve yatay ayırma tekniği kullanılarak imza ağırlık merkezindeki 16 küçük hücreye ayrılır. İmza 4 blok görüntüde dikey parçalara bölünür. İmza uzunluklarına rağmen her kullanıcı için İmza bloklarının sayısı HMM deki durumların sayısına eşittir. HMM parametreleri ile her kullanıcının imzaları için bir model oluşturulur. Oluşturulan modele göre imza setleri karşılaştırmaya sokularak başarı oranına bakılır.

HMM'ler ile çözülebilecek üç temel problem vardır.

- ❖ Model parametreleri verildiği zaman çıkış sırasının olasılığını hesaplamak (Forward Algorithm)
- ❖ Model parametreleri verildiğinde istenen bir çıkışı sağlayacak olan gizli durumların sırasının hesaplanması (Viterbi Algorithm)
- ❖ Verilen bir çıkış sırasına göre durum geçişlerinin ve çıkış olasılıklarının hesaplanması (Baum-Welch Algorithm)

HMM'ye dayalı sistemlerde işlem basamaklarının değişik adımlarında bu üç algoritmayı kullanarak bir sonuç üretilir. Modelleme aşamasında forward-backward algoritmaları kullanılarak imza ait model parametreleri hesaplanır. Karar verme aşamasında ise Viterbi algoritmasından yararlanılarak oluşturulan model ile var olan model arasındaki benzerlik ölçülür [22].

4.5.5. Hough Dönüşümü (Hough Transform) (HT) Yöntemi

Bu dönüşüm temel olarak herhangi bir görüntüde istenen şekil ve şemaların olup olmadığını, varsa nerelerde olduğunu göstermeye yarar. Temel mantığı; imgedeki noktaları "mihenk taşı" olarak kabul ederek uygun parametrelerle şekillendirilmiş örüntüleri "hangisinde en çok tutuyor" mantığı ile araştırmaktır.

Tespiti genel olarak aşağıdaki adımlar ile özetlenebilir:

- ❖ Kaynak görüntü üzerinde kenarlar belirlenir.
- ❖ Bir eşikleme yöntemi kullanılarak görüntü ikili (siyah-beyaz) hale getirilir.
- ❖ Her kenar pikseli için noktanın üzerinde olabileceği olası geometrik şekillerin polar koordinattaki değerleri kullanılan bir akümülatör matrisi üzerinde birer artırılarak her kenar pikselin olası şekilleri oylaması sağlanmış olur.
- ❖ Akümülatör değeri en yüksek olan şekiller en çok oy alan şekiller olduklarından görüntü üzerinde bulunma veya belirgin olma olasılıkları en yüksek olmaktadır.
- ❖ Bulunan şekiller isteğe bağlı olarak görüntü üzerine yazdırılabilir.

Hough transformation analiz edilmiş imzada düz çizgi dizilerini aramak için kullanılmıştır. Klasik dönüşüm (transformation) imza görüntüsündeki düz çizgileri tanımlar fakat aynı zamanda imza şekillerinin belirlenmesi için de kullanılır. İlk adım olarak Hough Transform kullanılarak düz çizgiler bulunur. Hough Transform ile bulunan çok sayıda düz çizgiden imzanın analizi oluşturulmuş olur. Gereksiz çizgiler çıkartılarak azalma yapılır. Bölümlerdeki setleri azaltılmış olarak tanımlanan imza en benzersiz özelliktedir. Bu sayede imza karşılaştırma kolay ve daha performanslı olur [23].

4.5.6. Grafik Eşleme (Graph Matching) Yöntemi

Başta yüz tanıma olmak üzere birçok görüntü tanıma işleminde kullanılmıştır. Bu tekniğin temelinde genellikle bir arz ile bir talebin eşleştirilmesi vardır. Amaçlanan eşleme işlemi, bir grafik ile modellenabilir ve bu model üzerinde graf teorisinin tüm özellikleri kullanılabilir. Bulanık küme bölümleri arasında ilişkisel imza hesaplama ile

tanımlanmış güçlü grafik eşleşmeye dayalıdır. Bu yaklaşım hiyerarşik yapıları yorumlamak ve zamanında tanımak için kullanılır.

Yüz tanıma alanında bu yöntemle ilgili birçok çalışma yapılmış. Ayrıca benzer birçok görüntü probleminde de bu yöntem kullanılmış. Bu yöntem, bulanık küme bölümleri arasında ilişkiel imza hesaplama ile tanımlanmış güçlü grafik eşleşmeye dayalıdır. Bu yaklaşım hiyerarşik yapıları yorumlamak ve zamanında tanımak için kullanılır.

Bu tekniğin temelinde genellikle bir arz ile bir talebin eşleştirilmesi şeklinde olur. Amaçlanan eşleme işlemi bir graf ile modellenenbilir ve bu model üzerinde graf teorisinin bize sunduğu bütün imkanlar kullanılabilir. Bir grafta bulunan varlıklar düğümler ile ifade edilmekte, bu varlıklar arasındaki ilişkiler ise graftaki kenarlar ile ifade edilmektedir.

Grafları kenarların yönlü olup olmamasına göre, yönlü graflar ve yönsüz graflar olarak ikiye ayırmak mümkündür. Ayrıca kenarların değer almasına göre değerli graflar veya değersiz graflar isimleri verilebilir.

Eşleme problemlerinde genellikle kenar bağımsız kümesi (edge independent set) bulunmaya çalışılır. Bu küme genellikle eşleşecek olan varlıkları (grafta genellikle düğümler (nodes) ile gösterilir) eşlenmiş olarak modeller ve eşlenmeyen dışarıda kalan düğümlerin tespitini kolaylaştırır [24].

4.5.7. Doku Öznitelikleri Çıkarma (Texture Features) Yöntemi

İstatistiksel yaklaşım kullanılarak imza görüntüleri üzerinde gri seviye varyasyon ölçümlerine dayanır. İç içe matris ve iki hale getirme desenleri (local binary pattern) kullanılarak özellik çıkarılır. İmzadaki yazı izinin analizi dokusal analizin uygulama

alanı olur. Görüntünün dokusal özelliklerindeki gri seviyeler imzayı atan kişinin kişisel ve karakteristik özelliklerini ortaya çıkarabilir. Örneğin basınç ve hız değişiklikleri kalem tutma gibi özellikleri ortaya çıkarabilir. Dokusal analiz (Textural analysis) yöntemleri (metodolojileri) parlaklık ve açıdan etkilenmezler [25].

Doku kavramları için resmi bir matematiksel tanım olmamasına rağmen bazı kurallar tarafından yönetilen ve temel yapıları mekansal yakınlık, yerleştirme ve yönlendirme olarak tanımlanabilir. Nesnelerin temel özelliklerinde olduğu gibi çabanın büyük bir bölümünün kendi özelliklerinin belirlenmesi için harcanması ve böylece doku analiz araçlarının zengin çeşitliliğine önderlik edilmesi dokularda da yaygındır. Doku karakterizasyonunun temel konusu farklı ölçeklerde aydınlatma koşulları ve hatta bakış açıları edinilmiş olsa dahi kendi örneklerini tanımak için mümkün olan bir şekilde doku görüntülerini açıklamaktan ibarettir.

Doku analizleri için kullanılan ana yöntemlerden biri matematiksel biçimbilim, doğrusal olmayan görüntü işleme sistemidir. Kendi doğrusal benzerleri morfolojik operatörlerin başlıca avantajı, onların tamamlanmış kafes teorisi üzerindeki matematiksel temelin olması yanında bir de pikseller arasındaki mekansal ilişkilerden yararlanma kapasitesi olmuştur. Bu dokuların eğitimi için onlara verilen doğal ve uygun bir özelliktir. Özellikle, biçimbilimsel ortak değişinti (morphologic covariance) ve tane boyutlu dağılımı (granulometry) bu amaçla kullanılan iki ana araç olmuştur. İlki, çeşitli boyutlardaki maskeler (yapı elemanları) ile birlikte temel morfolojik operatörleri art arda uygulayarak kaldırılan detayların öğrenilme miktarına; ikincisi ise standart ortak değişinti operatörünün morfolojik eşdeğerine bağlıdır [26].

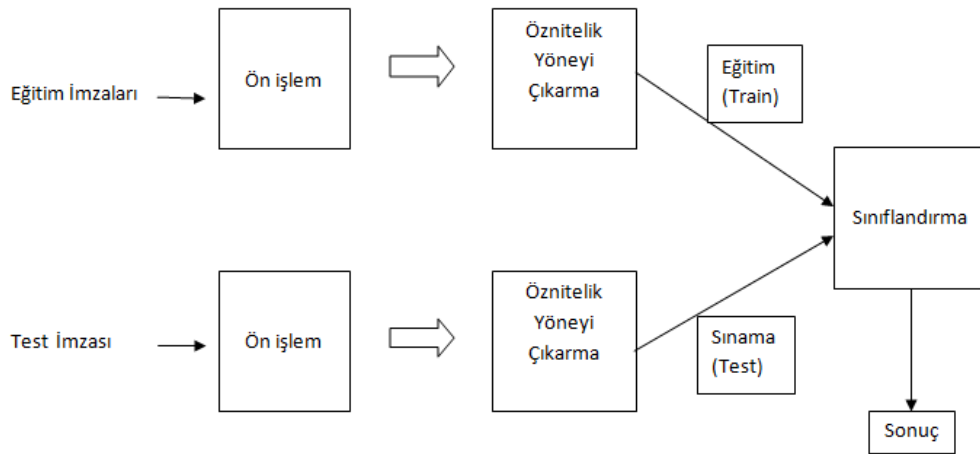
4.5.8. Kernel Principal Component Self-regression Yöntemi ile İmza Karşılaştırma

Principal Component Self-regression (KPCSR) yöntemi temel olarak kernel uzayında kernel temel bileşenlerinin analizine dayanır. Daha sonra kernel temel bileşeni ile özellik çıkarılarak öze dönüşe (self-regression) başvurulur [27].

V. MATEMATİKSEL BİÇİMBİLİM İLE ÇEVİRİM- DIŞI İMZA TANIMA

Yapılan incelemelerde matematiksel biçimbilim tekniklerinin imza tanıma alanında pek kullanılmadığı görülmüştür. Bu bakımdan bu çalışmanın özgün bir nitelikte olduğu söylenebilir.

Çalışmayı ön işleme, öznelik çıkarma ve sınıflandırma olmak üzere üç aşama olarak tanımlayabiliriz. Çalışmada izlenen metodoloji şekil 1'de gösterildiği gibidir.



Şekil 7: İmza Tanıma Sistemi İş Akışı

5.1. Ön işleme

Bu çalışmadaki ön işlem adımlarını aşağıdaki gibi sıralayabiliriz. Ön işlem adımları kullanılan tekniğe göre kullanma sırasında değişkenlik gösterebilir. Ayrıca yeni ön

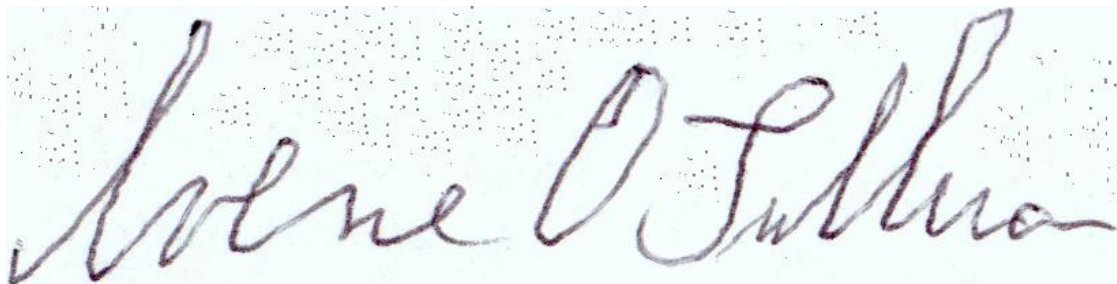
işlem adımları geldiği gibi ön işlem adımların da azalmalar da olabilir. Bu tamamen tekniğe dayalı olmakla birlikte deneme yanılma yöntemleri ile de tespit edilebilir. Bu çalışmada ön işlem adımı olarak gürültü temizleme, ikili hale getirme ve ölçekleme adımları uygulanmıştır.

5.1.1. Gürültü Temizleme (Noise Reduction)

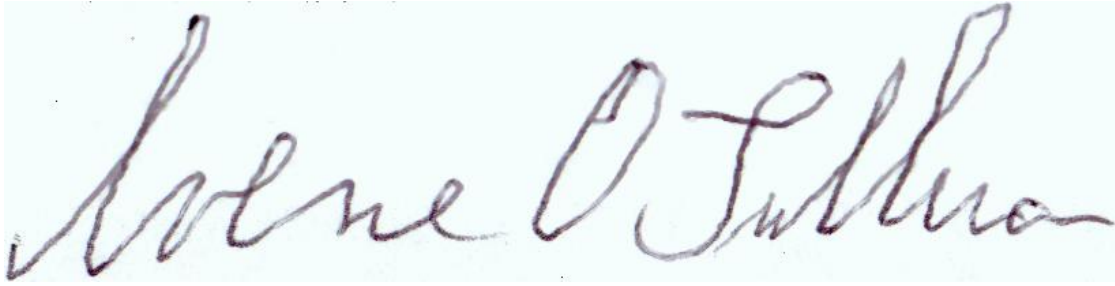
Dijital görüntü üzerindeki gürültüleri azaltmaya veya tamamen kaldırmaya denir. Bunun için ağırlıklı ortalama filtreleme (averaging filters), ortanca filtreleme (median filtering) gibi bazı algoritma yöntemleri kullanılır.

Ağırlıklı ortalama filtreleme, resimdeki her piksel yerine, komşuları ile beraber ortalaması alınarak hesaplanan değer konulduğundan, resimdeki gri düzeyleri arasındaki keskin geçişler azalır; daha yumuşak geçişler sağlanır. Resim üzerindeki kenarlarda bulanıklaşmaya (blur) yol açarlar.

Ortanca filtreleme, adı üstünde ortanca değeri alır. Özellikle, beyaz noktalardan oluşan gürültüleri ortadan kaldırmada (impulse noise) çok etkilidir. Ortalama filtrelerine göre daha az bulanıklaştırır ve daha başarılıdır.



Şekil 8: Gürültülü İmza Görüntüsü



Şekil 9: Ortanca Filtresi ile Gürültüleri Temizlenmiş İmza Görüntüsü

5.1.2. İkili Hale Getirme (Binarization)

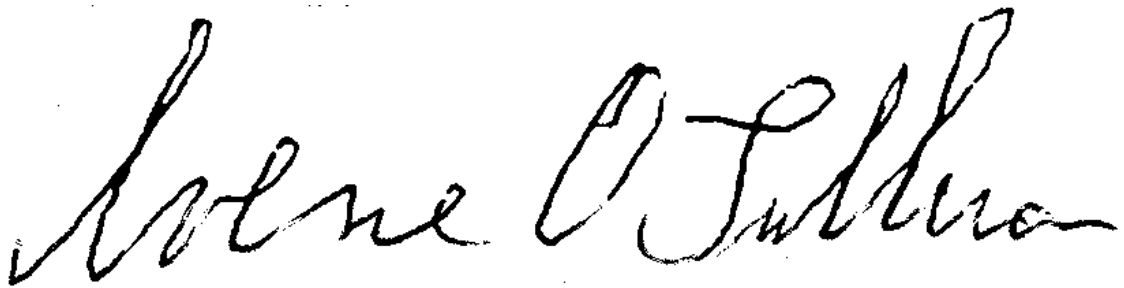
Dijital ortama aktarılmış bir resmi ikili hale getirmek için öncelikle resmi gri formata çevirmek gerekir. Daha sonrasında resim üzerindeki piksellerde, dinamik eşikleme, sabit eşikleme gibi algoritmalar kullanıp piksel değerleri alınarak ikili hale getirme işlemi tamamlanmış olur.

Siyah-beyaz görüntüler, görüntü üzerindeki renklerin pek önemli olmadığı, görüntü üzerinde belirli şekillerin veya dizilerin arandığı uygulamalarda işlem yükünü hafifletmek ve görüntü üzerinde mantıksal (0-1) işlemleri hızlı bir şekilde yapabilmek için sıklıkla kullanılan görüntülerdir. Basitçe gri seviye bir görüntü üzerinde 0-255 arasında seçilen bir T eşik değerine göre, siyah-beyaz resim aşağıdaki şekilde oluşturulur.

$$YeniGörüntü(x, y) = \begin{cases} 0 & \text{eğer } görüntü(x, y) < T \\ 255 & \text{eğer } görüntü(x, y) > T \end{cases} \quad (5.1)$$

Burada T değerinin doğru seçilmesi kritik önem taşımaktadır. Eğer T değeri çok büyük seçilirse oluşturulacak yeni görüntüde pek çok piksel beyaz, küçük seçilirse de siyah olacağından görüntünün içerdiği bilgi ciddi miktarda azalacaktır. Birkaç resim

için ideal eşik değeri deneme yoluyla bulunabilse de farklı ışık ortamlarında çekilmiş çok sayıda görüntü için bu söz konusu olamaz. Bu nedenle girdi resmine karşılık eşik değerini otomatik olarak hesaplayan bir algoritma gerekmektedir. Bunun için bu çalışmada resmi ikili hale getirmek için gri formata çevirdikten sonra eşik değerini bulmada Otsu algoritması kullanılmıştır.



Şekil 10: Otsu Algoritması İle Eşik Değeri Bulunarak İkili Hale Getirilen İmza Görüntüsü

5.1.2.1 Otsu Algoritması

Otsu metodu ile eşik değeri görüntü üzerinden hesaplanır. Metod görüntü üzerinde iki ayrı sınıf olduğunu kabul ederek, bu iki sınıf arasındaki değişimi azami yapacak değeri bulmaya çalışır. Değişim bir dizinin elemanlarının dizinin ortalamasına olan uzaklıklarının karelerinin ortalamasıdır. Bu değere bakarak dizi içerisindeki değerlerin ortalamaya ne derece yakın olduğu görülebilir.

Aşağıda N uzunluklu dizi için değişim hesaplama formülü verilmiştir. $Pr(x)$ ifadesi x nin gelme olasılığıdır. Düzgün dağılımlı N uzunluklu bir dizi için bu değer $1/N$ dir. $M \times N$ bir görüntü için konuşacak olursak histogram dizisi hesaplandıktan sonra i tonunun gelme olasılığı $histogram[i]/(M \times N)$ dir.

$$\sigma^2 = \sum_{i=0}^{N-1} (x_i - \bar{x}) \Pr(x_i) \quad (5.2)$$

Sınıflar arası değişinti (siyah-beyaz sınıfları) aşağıdaki formül ile bulunur.

$$\sigma_s(t) = \sigma - \sigma_b(t) = w_1(t) * w_2(t)(\mu_1(t) - \mu_2(t)) \quad (5.2a)$$

$$w_1(t) = \sum_0^t \Pr(i) \quad (5.2b)$$

$$w_2(t) = \sum_{t+1}^{255} \Pr(i) \quad (5.2c)$$

$$\mu_1(t) = \sum_0^t \Pr(i) X(i) \quad (5.2d)$$

$$\mu_2(t) = \sum_{t+1}^{255} \Pr(i) X(i) \quad (5.2e)$$

Yukarıdaki formüller içerisinde w : sınıfların olma olasılığını, μ : sınıf ortalamalarını temsil etmektedir. X(i) i. renk seviyesidir. Yazılan program, t=0 ilk değer ile başlayarak 255 e kadar her değer için sınıflar arası değişintiyi hesaplamakta ve en son azami değişinti değerini veren t değerini T (eşik değeri) olarak döndürmektedir. Algoritma gri seviyeli görüntüler üzerinde çalıştığından önce görüntü gri seviye tonlandıktan sonra hesaplamaların yapılması gerekmektedir [28].

5.1.3. Ölçekleme

Öznitelik çıkarma tekniğimiz görüntü ölçeğinden bağımsız veya imza veritabanındaki görüntüler ortak genişlik ve ortak yüksekliğe sahip ise ölçekleme yapmaya gerek kalmayabilir.

Belgelerdeki imza boyutları farklı olabileceğinden imza karşılaştırmadaki başarıyı ve performansı arttırabilmek için kesilen imza görüntülerini aynı boyuta getirmek için ölçekleme işlemi yapılır.

Bu çalışmada tüm imza görüntülerinin genişliği 300 piksele sabitlendirilmiştir.

Ölçekleme işleminde aşağıdaki adımlar uygulanmıştır. Bu işlemler yapılırken ölçeklemede nesnenin yani imzanın tüm görüntüyü kapladığı varsayılmaktadır.

- Görüntünün genişliğinin olması istenen değer alınır. Bu çalışma için istenen genişlik 300 piksel olarak belirlendi.
- İstenen genişlik görüntünün genişliğine bölünerek yüzde oranı bulunur.
- Belirlenen yüzde oranına göre görüntünün yeni genişlik ve yeni uzunlukları hesaplanarak yeni görüntü oluşturulur.

5.2. Öznitelik Çıkarma

Öznitelik çıkarmada aşağıdaki teknikler farklı şekillerde beraber kullanılarak imza tanımada 5 yöntem üzerinde durulmuştur. Yöntemlerde kullanılan temel tekniklerin açıklamalarına aşağıda yer verilmiştir.

5.2.1. Genleşme (Dilation)

Matematiksel biçimbilimin iki temel operatöründen biridir. Diğeri erosion(aşınım)'dır. Genellikle bir yapıcı öge kullanılarak görüntüde yer alan şekillerin genişletilmesinde kullanılır.

Gri ölçekli biçimbilimsel için görüntüler Öklid(Euclidean) uzayına karşılık gelen fonksiyonlardır veya \mathbb{R} reel sayılar kümesi olmak üzere E ızgarası $\mathbb{R} \cup \{\infty, -\infty\}$ olarak ifade edilebilir. $y \in E$ için $f(x)$ görüntüsüne $b(x)$ yapıcı ögesi kullanılarak genişlemeyi aşağıdaki formül ile gösterilebilir.

$$(f \oplus b)(x) = \sup_{y \in E} [f(y) + b(x - y)] \quad (5.3)$$



Şekil 11: (a) Özgün Görüntü ve (b) 3 Uzunluğunda Kare Yapıcı Ögesi ile Genleşme Uygulanmış Görüntü



Şekil 12: (a) Özgün Görüntü ve (b) 5 Uzunluğunda Kare Yapıcı Ögesi ile Genleşme Uygulanmış Görüntü



Şekil 13: (a) Özgün Görüntü ve (b) 7 Uzunluğunda Kare Yapıcı Ögesi ile Genleşme Uygulanmış Görüntü

5.2.2. Aşınım (Erosion)

Matematiksel biçimbilimin temel operatöründen diğeridir. Tüm diğer matematiksel biçimbilim operatörlerinin temelini oluşturur. Genellikle bir yapıcı öge kullanılarak görüntüde yer alan şekillerin aşındırmasında kullanılır.

$f(x)$ görüntüsüne $b(x)$ yapıcı ögesi kullanılarak aşınımı aşağıdaki formül ile gösterilebilir.

$$(f \ominus b)(x) = \inf_{y \in E} [f(y) + b(x - y)] \quad (5.4)$$



Şekil 14: (a) Özgün Görüntü ve (b) 3 Uzunluğunda Kare Yapıcı Ögesi ile Aşınım Uygulanmış Görüntü



Şekil 11: (a) Özgün Görüntü ve (b) 5 Uzunluğunda Kare Yapıcı Ögesi ile Aşınım Uygulanmış Görüntü



Şekil 12: (a) Özgün Görüntü ve (b) 7 Uzunluğunda Kare Yapıcı Ögesi ile Aşınım Uygulanmış Görüntü

5.2.3. Açılım (Opening)

Açılım, aşınım uygulanmış görüntüye genişleme uygulanmasıdır. Aşındırma ile küçük parçalar yok edildikten sonra dilation ile görüntü tekrar genişletilerek küçük parçaların kaybolması sağlanır. Bu teknik görüntüdeki özel şekilleri bulmada, küçük nesnelere silmede, koyu pikselleri temizleme gibi durumlarda kullanılabilir. Açılım aşağıdaki formül ile gösterilebilir.

$$f \circ b = (f \ominus b) \oplus b \quad (5.5)$$



Şekil 17: (a) Özgün Görüntü ve (b) 3 Uzunluğunda Kare Yapıcı Ögesi ile Açılım Uygulanmış Görüntü



Şekil 18: (a) Özgün Görüntü ve (b) 3 Uzunluğunda Dikey Yapıcı Ögesi ile Açılım Uygulanmış Görüntü



Şekil 19: (a) Özgün Görüntü ve (b) 3 Uzunluğunda Yatay Yapıcı Ögesi ile Açılım Uygulanmış Görüntü



Şekil 13: (a) Özgün Görüntü ve (b) 3 Uzunluğunda Soldan Sağa Çapraz Yapıcı Ögesi ile Açılım Uygulanmış Görüntü



Şekil 14: (a) Özgün Görüntü ve (b) 3 Uzunluğunda Sağdan Sola Çapraz Yapıcı Ögesi ile Açılım Uygulanmış Görüntü



Şekil 15: (a) Özgün Görüntü ve (b) 5 Uzunluğunda Kare Yapıcı Ögesi ile Açılım Uygulanmış Görüntü



Şekil 16: (a) Özgün Görüntü ve (b) 5 Uzunluğunda Dikey Yapıcı Ögesi ile Açılım Uygulanmış Görüntü



Şekil 17: (a) Özgün Görüntü ve (b) 5 Uzunluğunda Yatay Yapıcı Ögesi ile Açılım Uygulanmış Görüntü



Şekil 18: (a) Özgün Görüntü ve (b) 5 Uzunluğunda Soldan Sağa Çapraz Yapıcı Ögesi ile Açılım Uygulanmış Görüntü



Şekil 19: (a) Özgün Görüntü ve (b) 5 Uzunluğunda Sağdan Sola Çapraz Yapıcı Ögesi ile Açılım Uygulanmış Görüntü



Şekil 27: (a) Özgün Görüntü ve (b) 7 Uzunluğunda Kare Yapıcı Ögesi ile Açılım Uygulanmış Görüntü



Şekil 28: (a) Özgün Görüntü ve (b) 7 Uzunluğunda Dikey Yapıcı Ögesi ile Açılım Uygulanmış Görüntü



Şekil 29: (a) Özgün Görüntü ve (b) 7 Uzunluğunda Yatay Yapıcı Ögesi ile Açılım Uygulanmış Görüntü



Şekil 20: (a) Özgün Görüntü ve (b) 7 Uzunluğunda Soldan Sağa Yapıcı Ögesi ile Açılım Uygulanmış Görüntü



Şekil 21: (a) Özgün Görüntü ve (b) 7 Uzunluğunda Sağdan Sola Yapıcı Ögesi ile Açılım Uygulanmış Görüntü

5.2.4. Kapanım (Closing)

Kapanım, genişleme uygulanmış görüntüye aşınım uygulanmasıdır. Açılım işleminde uygulanan adımların tersten uygulanmasıdır. Böylece görüntü içerisindeki ayrık parçalar birbirine yaklaşır. Kapanım aşağıdaki formül ile gösterilebilir.

$$f \cdot b = (f \oplus b) \ominus b \quad (5.6)$$



Şekil 22: (a) Özgün Görüntü ve (b) 3 Uzunluğunda Kare Yapıcı Ögesi ile Kapanım Uygulanmış Görüntü



Şekil 23: (a) Özgün Görüntü ve (b) 3 Uzunluğunda Dikey Yapıcı Ögesi ile Kapanım Uygulanmış Görüntü



Şekil 24: (a) Özgün Görüntü ve (b) 3 Uzunluğunda Yatay Yapıcı Ögesi ile Kapanım Uygulanmış Görüntü



Şekil 25: (a) Özgün Görüntü ve (b) 3 Uzunluğunda Soldan Sağa Yapıcı Ögesi ile Kapanım Uygulanmış Görüntü



Şekil 36: (a) Özgün Görüntü ve (b) 3 Uzunluğunda Sağdan Sola Yapıcı Ögesi ile Kapanım Uygulanmış Görüntü



Şekil 37: (a) Özgün Görüntü ve (b) 5 Uzunluğunda Kare Yapıcı Ögesi ile Kapanım Uygulanmış Görüntü



Şekil 38: (a) Özgün Görüntü ve (b) 5 Uzunluğunda Dikey Yapıcı Ögesi ile Kapanım Uygulanmış Görüntü



Şekil 39: (a) Özgün Görüntü ve (b) 5 Uzunluğunda Yatay Yapıcı Ögesi ile Kapanım Uygulanmış Görüntü



Şekil 26: (a) Özgün Görüntü ve (b) 5 Uzunluğunda Soldan Sağa Yapıcı Ögesi ile Kapanım Uygulanmış Görüntü



Şekil 27: (a) Özgün Görüntü ve (b) 5 Uzunluğunda Sağdan Sola Yapıcı Ögesi ile Kapanım Uygulanmış Görüntü



Şekil 28: (a) Özgün Görüntü ve (b) 7 Uzunluğunda Kare Yapıcı Ögesi ile Kapanım Uygulanmış Görüntü



Şekil 29: (a) Özgün Görüntü ve (b) 7 Uzunluğunda Dikey Yapıcı Ögesi ile Kapanım Uygulanmış Görüntü



Şekil 30: (a) Özgün Görüntü ve (b) 7 Uzunluğunda Yatay Yapıcı Ögesi ile Kapanım Uygulanmış Görüntü



Şekil 31: (a) Özgün Görüntü (b) 7 Uzunluğunda Soldan Sağa Çapraz Yapıcı Ögesi ile Kapanım Uygulanmış Görüntü



Şekil 46: (a) Özgün Görüntü ve (b) 7 Uzunluğunda Sağdan Sola Çapraz Yapıcı Ögesi ile Kapanım Uygulanmış Görüntü

5.2.5. Matematiksel Biçimbilim Gradyan

Görüntü üzerinde genleşme ve aşınım arasındaki fark alınarak hesaplanır. Aşağıdaki formül ile gösterilebilir.

$$G(f) = f \oplus b - f \ominus b \quad (5.7)$$

5.2.6. Matematiksel Biçimbilim İç (Internal) Gradyan

Görüntü ile aşınım arasındaki fark alınarak hesaplanır. Aşağıdaki formül ile gösterilebilir.

$$G_i(f) = f - f \ominus b \quad (5.8)$$

5.2.7. Matematiksel Biçimbilim Dış (External) Gradyan

Görüntünün genişmiş hali ile görüntü arasındaki fark alınarak hesaplanır. Aşağıdaki formül ile gösterilebilir.

$$G_e(f) = f \oplus b - f \quad (5.9)$$

5.2.8. Robert Operatörü

Bir başka kenar algılama tekniğidir.

Burada görüntü üzerindeki piksellerde gezinirken her piksel için aşağıdaki hesaplama yapılır.

Görüntüdeki $G(x,y)$ noktası baz alınarak $G(x+1,y)$, $G(x,y+1)$, $G(x+1,y+1)$ noktaları alınır.

$$d(u) = G(x + 1, y + 1) - G(x, y) \quad (5.10)$$

$$d(v) = G(x + 1, y) - G(x, y + 1) \quad (5.10a)$$

olsun.

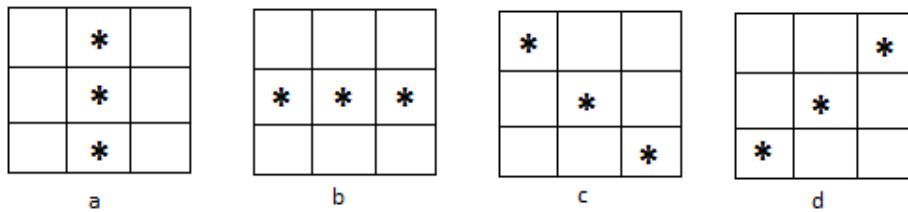
Noktanın eğimi aşağıdaki formülle hesaplanır.

$$mG(x, y) = \sqrt{d(u)^2 + d(v)^2} \quad (5.10b)$$

5.3. Öznitelik Çıkarma Yöntemleri

5.3.1. Yöntem 1 : Matematiksel Biçimbilim ile Dairesel Bölge Yaklaşımı

Öznitelik çıkarmada matematiksel biçimbilim tekniklerinden yararlanılmıştır. Buna göre görüntü üzerinde açılım ve kapanım operatörlerinde 3, 5 ve 7 uzunluklarında dikey, yatay, sol çapraz ve sağ çapraz yapıcı öğeleri kullanılarak yeni görüntüler elde edilmiştir.



Şekil 47: (a) Dikey Yapıcı Öğeler (b) Yatay Yapıcı Öğeler (c) Soldan Sağa Çapraz Yapıcı Öğeler (d) Sağdan Sola Çapraz Yapıcı Öğeler

Bu şekilde açılım ve kapanım operatörlerinde, 3, 5 ve 7 uzunluklarında, dikey, yatay, sol çapraz ve sağ çapraz yapıcı öğeleri kullanılarak yeni görüntüler elde edilir. Elde edilen yeni görüntülerde imza görüntüsü üzerindeki piksel sayısı ile görüntünün

tamamı üzerindeki piksel sayısına oranlanarak 12 uzunluğunda yöney oluşturulmuş olur. Ayrıca oluşan yeni görüntüler üzerinde görüntü merkezinden dışa doğru 20, 40, 60 ve 80 yarıçapındaki daireler alınarak daire içerisinde kalan imza piksellerinin sayısı ile daire içerisindeki tüm piksellerin sayısı oranlanır. Bu şekilde de 48 uzunluğunda yöney oluşturulmuş olur. Toplamda 60 uzunluğunda yöney elde etmiş oluruz.

5.3.1.1 Sınıflandırma

Sınıflandırma için en popüler olan ve en çok bilinen multilayer perceptron (neural network), naive bayes, logistic, random forest, svm (support vector machine) yöntemleri kullanılmıştır.

Kullanılan imza kümesinde 9 kişinin, herbir kişiye ait 24 imza olmak üzere toplam 216 imzası vardır. Her kişinin imzalarının %x'ini alıştırma kalanını da (%100-x) sınama için kullanılmıştır. Bu durumda ortaya çıkan sınıflandırmanın isabet oranı sistemin belli bir sınıflandırıcı ve belli bir bölme şekli ile başarısını ifade etmektedir. Bu bölme işlemini daha adil hale getirmek için veriler tekrar tekrar ve rastgele bölerek sınıflandırılmıştır. $x=25$, $x=50$ ve $x=75$ olmak üzere veriler 7 kez rastgele bölünmüş ve Weka'da kullanmak üzere $3*7=21$ tane arff belgesi oluşturulmuştur.

Yukarıda belirtilen sınıflandırıcılar kullanarak, her biri için 7 tane isabet oranı elde edilmiş olup, bunların ortalaması ile standart sapması hesaplanmıştır.

Kullanılan sınıflandırma yöntemlerinin parametreleri aşağıdaki gibidir;

- ❖ Multilayer perceptron (neural network),
- ❖ Naive bayes,

- ❖ Logistic,
- ❖ Random forest,
- ❖ Svm (support vector machine)

5.3.1.2 Sonuç

Tüm sınıflandırma yöntemleri için sonuçlar birbirine yakın çıkmasına rağmen istenildiği kadar başarı oranı elde edilememiştir. Bu da oluşturulan öznetelik yöneyinin sınıflandırmadan bağımsız olmasını gösterse de başarı oranının %60 civarında kalması oluşturulan yöneyin daha geliştirilmesi anlamını taşımaktadır. Elde edilen sonuçlar tablo 1'de gösterilmiştir.

	Ortalama İsbet Oranı (%)	Standart Sapma Oranı (%)
MultilayerPerceptron (NeuralNetwork)	63,36	9,98
Random Forest	61,44	9,72
Logistic	67,41	11,88
Naive Bayes	54,06	5,06
SVM(Support Vector Machine)	54,46	9,12

Tablo 1: Yöntem 1 için Multilayer Perceptron (Neural Network), Random Forest, Logistic, Naive Bayes, Svm (Support Vector Machine) Sınıflandırmaları İçin Ortalama ve Standart Sapma Verileri

5.3.2. Yöntem 2 : Matematiksel Biçimbilim ve Gradyan ile Kenar Şiddeti Ölçüm Yaklaşımı

İmza görüntüsü üzerinde açılım ve kapanım operatörlerinde 3, 5 ve 7 uzunluklarında dikey, yatay, sol çapraz ve sağ çapraz yapıcı öğeleri kullanılarak yeni görüntüler elde edilmiştir. Oluşturulan her bir yeni görüntü için matematiksel biçimbilim gradyanı kullanılarak imza üzerindeki kenar pikselleri üzerinde açı ve şiddet hesaplanır. Açılar aşağıdaki gibi hesaplanmıştır.

Görüntüdeki $G(x,y)$ noktası baz alınarak $G(x+1,y+1)$, $G(x+1,y)$, $G(x,y)$ noktaları alınır.

$$d(u) = G(x + 1, y + 1) - G(x + 1, y) \quad (5.11)$$

$$d(v) = G(x + 1, y) - G(x, y) \text{ olsun.} \quad (5.11a)$$

Noktanın eğimi aşağıdaki formülle hesaplanır.

$$mG(x, y) = d(u)/d(v) \quad (5.11b)$$

Açı ise aşağıdaki formülle hesaplanır.

$$\Theta_R(x, y) = \arctan(d(u)/d(v)) \quad (5.11c)$$

Burada elde edilen açı radyan cinsinden olur. Dereceye çevirmek için aşağıdaki işlem yapılır.

$$\Theta_C(x, y) = \Theta_R(x, y) * 180/3.14159265 \quad (5.11d)$$

Elde edilen sonuçlar açılara göre 12'li gruplara ayrılarak her açı grubuna denk gelen kenar şiddeti grup içinde toplanır. Bu şekilde her bir imza görüntüsü için toplamda 300 uzunluğunda öznitelik yöneyi oluşturulmuştur.

5.3.2.1. Sınıflandırma

Sınıflandırma işlemi için multilayer perceptron (neural network), naive bayes, logistic, random forest, svm (support vector machine) yöntemleri kullanılmıştır.

Kullanılan imza kümesinde 9 kişinin her bir kişiye ait 24 imza olmak üzere toplam 216 imzası vardır. Her kişinin imzalarının %x'ini alıştırma kalanını da (%100-x) sınama için kullanılmıştır. Bu durumda ortaya çıkan sınıflandırmanın isabet oranı sistemin belli bir sınıflandırıcı ve belli bir bölme şekli ile başarısını ifade etmektedir. Bu bölme işlemi daha adil hale getirmek için veriler tekrar tekrar ve rastgele bölerek sınıflandırılmıştır. $x=25$, $x=50$ ve $x=75$ olmak üzere veriler 10 kez rastgele bölünmüş ve Weka'da kullanmak üzere $3*30=30$ tane arff belgesi oluşturulmuştur.

Yukarıda belirtilen sınıflandırıcılar kullanarak, her biri için 10 tane isabet oranı elde edilmiş ve bunların ortalaması ile standart sapması hesaplanmıştır.

5.3.2.2. Sonuç

Elde edilen sonuçlara göre en yüksek başarı SVM (support vector machine) ve multilayer perceptron (neural network) sınıflandırmalarında elde edilmiş olsa bile tüm sınıflandırma yöntemleri için sonuçlar birbirine yakın çıkmıştır. Bu da oluşturulan öznitelik yöneyinin sınıflandırmadan bağımsız olarak başarılı bir şekilde oluşturulduğu anlamına gelmektedir. Elde edilen sonuçlar tablo 2'de gösterilmiştir.

	Ortalama İsbet Oranı (%)	Standart Sapma Oranı (%)
MultilayerPerceptron (NeuralNetwork)	99,72	0,36
Random Forest	97,43	1,68
Logistic	98,57	1,31
Naive Bayes	96,9	3,99
SVM(Support Vector Machine)	99,79	0,33

Tablo 2: Yöntem 2 için Multilayer Perceptron (Neural Network), Random Forest, Logistic, Naive Bayes, Svm (Support Vector Machine) Sınıflandırmaları İçin Ortalama ve Standart Sapma Verileri

5.3.3. Yöntem 3 : Matematiksel Biçimbilim ve İç Gradyan ile Kenar Şiddeti Ölçüm Yaklaşımı

İmza görüntüsü üzerinde açılım ve kapanım operatörlerinde 3, 5 ve 7 uzunluklarında dikey, yatay, sol çapraz ve sağ çapraz yapıcı öğeleri kullanılarak yeni görüntüler elde edilmiştir. Oluşturulan her bir yeni görüntü için matematiksel biçimbilim internal gradyanı kullanılarak imza üzerindeki kenar pikselleri üzerinde açı ve şiddet hesaplanır. Açılar aşağıdaki gibi hesaplanmıştır.

Görüntüdeki $G(x,y)$ noktası baz alınarak $G(x+1,y+1)$, $G(x+1,y)$, $G(x,y)$ noktaları alınır.

$$d(u) = G(x + 1, y + 1) - G(x + 1, y) \quad (5.12a)$$

$$d(v) = G(x + 1, y) - G(x, y) \text{ olsun.} \quad (5.12b)$$

Noktanın eğimi aşağıdaki formülle hesaplanır.

$$mG(x, y) = d(u)/d(v) \quad (5.12c)$$

Açı ise aşağıdaki formülle hesaplanır.

$$\Theta_R(x, y) = \arctan(d(u)/d(v)) \quad (5.12d)$$

Burada elde edilen açı radyan cinsinden olur. Dereceye çevirmek için aşağıdaki işlem yapılır.

$$\Theta_C(x, y) = \Theta_R(x, y) * 180/3.14159265 \quad (5.12e)$$

Elde edilen sonuçlar açılara göre 12'li gruplara ayrılarak her açı grubuna denk gelen kenar şiddeti grup içinde toplanır. Bu şekilde her bir imza görüntüsü için toplamda 300 uzunluğunda öznitelik yöneyi oluşturulmuştur.

5.3.3.1 Sınıflandırma

Sınıflandırma işlemi için multilayer perceptron (neural network), naive bayes, logistic, random forest, svm (support vector machine) yöntemleri kullanılmıştır.

Kullanılan imza kümesinde 9 kişinin herbir kişiye ait 24 imza olmak üzere toplam 216 imzası vardır. Her kişinin imzalarının %x'ini alıştırma kalanını da (%100-x) sınama için kullanılmıştır. Bu durumda ortaya çıkan sınıflandırmanın isabet oranı sistemin belli bir sınıflandırıcı ve belli bir bölme şekli ile başarısını ifade etmektedir. Bu bölme işlemini daha adil hale getirmek için veriler tekrar tekrar ve rastgele bölerek

sınıflandırılmıştır. $x=25$, $x=50$ ve $x=75$ olmak üzere veriler 10 kez rastgele bölünmüş ve Weka'da kullanmak üzere $3*30=30$ tane arff belgesi oluşturulmuştur.

Yukarıda belirtilen sınıflandırıcılar kullanarak, her biri için 10 tane isabet oranı elde edilmiş ve bunların ortalaması ile standart sapması hesaplanmıştır.

5.3.3.2. Sonuç

Elde edilen sonuçlara göre en yüksek başarı SVM (support vector machine) ve multilayer perceptron (neural network) sınıflandırmalarında elde edilmiştir. Yöntem 2 ile kıyaslandığında başarı oranı biraz düşük olduğu görülse bile yöntem 1'e göre başarı oranı oldukça yüksektir. Elde edilen sonuçlar tablo 3'de gösterilmiştir.

	Ortalama İsbet Oranı (%)	Standart Sapma Oranı (%)
MultilayerPerceptron (NeuralNetwork)	94,32	1,98
Random Forest	91,78	6,46
Logistic	95	1,69
Naive Bayes	91,97	6,49
SVM (Support Vector Machine)	94,32	6,81

Tablo 3: Yöntem 3 için Multilayer Perceptron (Neural Network), Random Forest, Logistic, Naive Bayes, Svm (Support Vector Machine) Sınıflandırmaları İçin Ortalama ve Standart Sapma Verileri

5.3.4 Yöntem 4: Matematiksel Biçimbilim ve Dış Gradyan ile Kenar Şiddeti Ölçüm Yaklaşımı

İmza görüntüsü üzerinde açılım ve kapanım operatörlerinde 3, 5 ve 7 uzunluklarında dikey, yatay, sol çapraz ve sağ çapraz yapıcı öğeleri kullanılarak yeni görüntüler elde edilmiştir. Oluşturulan her bir yeni görüntü için matematiksel biçimbilim external gradyanı kullanılarak imza üzerindeki kenar pikselleri üzerinde açı ve şiddet hesaplanır. Açılar aşağıdaki gibi hesaplanmıştır.

Görüntüdeki $G(x,y)$ noktası baz alınarak $G(x+1,y+1)$, $G(x+1,y)$, $G(x,y)$ noktaları alınır.

$$d(u) = G(x + 1, y + 1) - G(x + 1, y) \quad (5.13)$$

$$d(v) = G(x + 1, y) - G(x, y) \quad \text{olsun.} \quad (5.13a)$$

Noktanın eğimi aşağıdaki formülle hesaplanır.

$$mG(x, y) = d(u)/d(v) \quad (5.13b)$$

Açı ise aşağıdaki formülle hesaplanır.

$$\Theta_R(x, y) = \arctan(d(u)/d(v)) \quad (5.13c)$$

Burada elde edilen açı radyan cinsinden olur. Dereceye çevirmek için aşağıdaki işlem yapılır.

$$\Theta_C(x, y) = \Theta_R(x, y) * 180/3.14159265 \quad (5.13d)$$

Elde edilen sonuçlar açılara göre 12'li gruplara ayrılarak her açı grubuna denk gelen kenar şiddeti grup içinde toplanır. Bu şekilde her bir imza görüntüsü için toplamda 300 uzunluğunda öznitelik yöneyi oluşturulmuştur.

5.3.4.1 Sınıflandırma

Sınıflandırma işlemi için multilayer perceptron (neural network), naive bayes, logistic, random forest, svm (support vector machine) yöntemleri kullanılmıştır.

Kullanılan imza kümesinde 9 kişinin her bir kişiye ait 24 imza olmak üzere toplam 216 imzası vardır. Her kişinin imzalarının %x'ini alıştırma kalanını da (%100-x) sınaama için kullanılmıştır. Bu durumda ortaya çıkan sınıflandırmanın isabet oranı sistemin belli bir sınıflandırıcı ve belli bir bölme şekli ile başarısını ifade etmektedir. Bu bölme işlemi daha adil hale getirmek için veriler tekrar tekrar ve rastgele bölerek sınıflandırılmıştır. $x=25$, $x=50$ ve $x=75$ olmak üzere veriler 10 kez rastgele bölünmüş ve Weka'da kullanmak üzere $3*30=30$ tane arff belgesi oluşturulmuştur.

Yukarıda belirtilen sınıflandırıcılar kullanarak, her biri için 10 tane isabet oranı elde edilmiş ve bunların ortalaması ile standart sapması hesaplanmıştır.

5.3.4.2 Sonuç

Elde edilen sonuçlara göre en yüksek başarı SVM (support vector machine) ve logistic sınıflandırmalarında elde edilmiştir. Yöntem 2 ile kıyaslandığında başarı oranı düşük olduğu görülse bile yöntem 1'e göre başarı oranı oldukça yüksektir. Yöntem 3'e göre ise yüksek olduğu görülmüştür. Elde edilen sonuçlar tablo 4'de gösterilmiştir.

	Ortalama İsbet Oranı (%)	Standart Sapma Oranı (%)
MultilayerPerceptron (NeuralNetwork)	97,05	2,04
Random Forest	94,04	2,56
Logistic	98,04	1,46
Naive Bayes	93,46	5,08
SVM(Support Vector Machine)	98,17	1,73

Tablo 4: Yöntem 4 için Multilayer Perceptron (Neural Network), Random Forest, Logistic, Naive Bayes, Svm (Support Vector Machine) Sınıflandırmaları İçin Ortalama ve Standart Sapma Verileri

5.3.5 Yöntem 5 : Matematiksel Biçimbilim ve Robert ile Kenar Şiddeti Ölçüm Yaklaşımı

İmza görüntüsü üzerinde açılım ve kapanım operatörlerinde 3, 5 ve 7 uzunluklarında dikey, yatay, sol çapraz ve sağ çapraz yapıcı öğeleri kullanılarak yeni görüntüler elde edilmiştir. Oluşturulan her bir yeni görüntü için Robert operatörü kullanılarak imza üzerindeki kenar pikselleri üzerinde açı ve şiddet hesaplanır. Açılar aşağıdaki gibi hesaplanmıştır.

Görüntüdeki $G(x,y)$ noktası baz alınarak $G(x+1,y+1)$, $G(x+1,y)$, $G(x,y)$ noktaları alınır.

$$d(u) = G(x + 1, y + 1) - G(x, y) \quad (5.14)$$

$$d(v) = G(x + 1, y) - G(x, y + 1) \text{ olsun.} \quad (5.14a)$$

Noktanın eğimi aşağıdaki formülle hesaplanır.

$$mG(x, y) = d(u)/d(v) \quad (5.15b)$$

Açı ise aşağıdaki formülle hesaplanır.

$$\Theta_R(x, y) = \arctan(d(u)/d(v)) \quad (5.15c)$$

Burada elde edilen açı radyan cinsinden olur. Dereceye çevirmek için aşağıdaki işlem yapılır.

$$\Theta_C(x, y) = \Theta_R(x, y) * 180/3.14159265 \quad (5.15d)$$

Şiddet ise aşağıdaki formülle hesaplanır.

$$\Phi G(x, y) = \sqrt{d(u)^2 + d(v)^2} \quad (5.15e)$$

Elde edilen sonuçlar açılara göre 12'li gruplara ayrılarak her açı grubuna denk gelen kenar şiddeti grup içinde toplanır. Bu şekilde her bir imza görüntüsü için toplamda 300 uzunluğunda öznitelik yöneyi oluşturulmuştur.

5.3.5.1 Sınıflandırma

Sınıflandırma işlemi için multilayer perceptron (neural network), naive bayes, logistic, random forest, svm (support vector machine) yöntemleri kullanılmıştır.

Kullanılan imza kümesinde 9 kişinin herbir kişiye ait 24 imza olmak üzere toplam 216 imzası vardır. Her kişinin imzalarının %x'ini alıştırma kalanını da (%100-x) sınama için kullanılmıştır. Bu durumda ortaya çıkan sınıflandırmanın isabet oranı sistemin

belli bir sınıflandırıcı ve belli bir bölme şekli ile başarısını ifade etmektedir. Bu bölme işlemini daha adil hale getirmek için veriler tekrar tekrar ve rastgele bölerek sınıflandırılmıştır. $x=25$, $x=50$ ve $x=75$ olmak üzere veriler 10 kez rastgele bölünmüş ve Weka'da kullanmak üzere $3*30=30$ tane arff belgesi oluşturulmuştur.

Yukarıda belirtilen sınıflandırıcılar kullanarak, her biri için 10 tane isabet oranı elde edilmiş ve bunların ortalaması ile standart sapması hesaplanmıştır.

5.3.5.2 Sonuç

Elde edilen sonuçlara göre en yüksek başarı SVM (support vector machine) ve multilayer perceptron (neural network) elde edilmiştir. Yöntem 2 ile kıyaslandığında başarı oranı oldukça yakındır. Yöntem 1'e göre başarı oranı oldukça yüksektir. Yöntem 3 ve 4'e göre ise yüksek olduğu görülmüştür. Elde edilen sonuçlar tablo 5'de gösterilmiştir.

	Ortalama İ̇sabet Oranı (%)	Standart Sapma Oranı (%)
MultilayerPerceptron (NeuralNetwork)	99,59	0,46
Random Forest	97,36	2,09
Logistic	99,18	0,61
Naive Bayes	95,5	5,06
SVM(Support Vector Machine)	99,52	0,45

Tablo 5: Yöntem 5 için Multilayer Perceptron (Neural Network), Random Forest, Logistic, Naive Bayes, Svm (Support Vector Machine) Sınıflandırmaları İçin Ortalama ve Standart Sapma Verileri

5.3.6. Yöntem Sonuçları Genel Değerlendirme

Kullandığımız imza veri kümesi üzerinde yapılan 5 yönteme göre sınıflandırma sonuçları birbirine yakın çıksa da bazı yöntemler için bazı sınıflandırma tekniklerinin daha başarılı olduğu söylenebilir.

Yöntem 1'de başarı oranının düşük kaldığı ve standart sapmanın yüksek olduğu görülmüştür. Bu da bu yöntemin gerçek hayatta uygulanabilirliğinin az olduğunu göstermektedir.

Yöntem 2 ile yöntem 5 in sonuçları birbirine oldukça yakın çıkmıştır. Başarı oranı yüksektir. Standart sapma oranının düşük çıkması da yöntemin tutarlı olduğunu göstermektedir.

Yöntem 3-4 'ün başarı oranını iyi görünse de yöntem 2-5'e göre düşük kalmıştır. Bu da iç ve dış gradyanların kenar algılamada Robert ve gradyana nazaran daha az başarılı olduğu anlamına gelebilir.

Bu sonuçlara göre en uygun yöntemin 2 ve 5 olduğu görülmektedir.

5.4 Sınıflandırma İşlemi

Bu çalışmada sınıflandırma için en çok kullanılan ve bilinen multilayer perceptron (neural network), naive bayes, logistic, random forest, svm (support vector machine) yöntemleri kullanılmıştır.

5.4.1. Multilayer Perceptron (Neural Network)

Neural network parametreleri aşağıdaki gibidir.

- ❖ Debug (Ayıklama): Eğer ayıklama (debug) modu true olarak seçersek sınıflandırıcının ekrana ek bilgiler getirilmesi sağlanır. Bu çalışmada "False" değeri girilmiştir.
- ❖ Decay (Düşüş): Öğrenme oranının düşmesine neden olacaktır. Dönem sayısına göre başlangıç öğrenme hızını bölerek geçerli öğrenme hızının ne olması gerektiği bulunur. Bu, ağırlık hedef çıktıdan ıraksamasına engel olabilir ve aynı zamanda genel performansı artırabilir. Öğrenme hızının düşmesi ara yüzde

gösterilmeyecektir, sadece Özgün öğrenme hızı ara yüzde gösterilir. Eğer öğrenme hızının düşmesi ara yüzde gösterilirse bu başlangıç öğrenme hızı olarak kabul edilir. Bu çalışmada “False” değeri girilmiştir.

- ❖ Learning Rate (Öğrenme Oranı): Güncellenen ağırlık miktarını belirler. Bu çalışmada “0.3” değeri girilmiştir.
- ❖ Training Time (Eğitim Zamanı): Eğitilen dönem sayısını gösterir. Eğer doğrulama sıfırdan farklı kurulmuş ise bu ağın erken kesilmesine neden olabilir. Bu çalışmada “500” değeri girilmiştir.
- ❖ Seed (Çekirdek): Rastgele sayılar vermek için kullanılır. Rastgele sayılar düğümler arasındaki bağlantıların başlangıç ağırlığını ayarlamak ve eğitim verilerinin dağıtılması için kullanılır. Bu çalışmada “0” değeri girilmiştir.
- ❖ Validation Threshold (Doğrulama Eşiği): Doğrulama testini sonlandırmak için kullanılır. Buradaki değer, eğitim sona ermeden önce doğrulamanın üst üste kaç kere hata aldığını belirler. Bu çalışmada “20” değeri girilmiştir.
- ❖ Auto Build (Otomatik Derleme): Ağdaki gizli katmanlara kadar bağlanır ve ekleme yapabilir. Bu çalışmada “True” değeri girilmiştir.
- ❖ GUI (Grafik Kullanıcı Arayüzü): GUI ara yüzü getirir. Bu durum bize eğitim süresince duraklatma ve değiştirme imkanı sağlayacaktır. Bu çalışmada “False” değeri girilmiştir.
- ❖ Hidden Layers (Gizli Katmanlar): Sinir ağının gizli katmanlarını tanımlar. Bu pozitif tam sayıların bir listesidir. Gizli katmanlar 1 ile numaralandırılır. Virgülle ayrılmışlardır. Eğer hiç gizli katman yoksa 0 ile numaralandırılır. Bu sadece autobuild (otomatik derleme) ayarlandığında kullanılacaktır. Aynı zamanda 'a' = (öznitelikler + sınıfları) / 2, 'i' = öznitelikler, 'o' = sınıflar, 't' =

öznitelikler + sınıflar gibi bazı eşlenik değerler de bulunmaktadır. Bu çalışmada “a” değeri girilmiştir.

- ❖ **Normalize Numeric Class (normalize sayısal sınıf):** Eğer sınıf sayısal ise bu alan onu normalize edecektir. Ağ performansını artırmaya yardımcı olabilir. Sınıfı -1 ile 1 arasında normalize eder. Bunun sadece iç (internal) olduğunu unutmayın, sonuç Özgün aralığa göre ölçeklenecektir. Bu çalışmada “True” değeri girilmiştir.
- ❖ **Nominal To Binary Filter:** Verilerin içinde göstermelik (nominal) nitelikler varsa bu özellik performansı artırmaya yardımcı olabilir. Bu çalışmada “True” değeri girilmiştir.
- ❖ **Validation Set Size:** Doğrulama setinin yüzdesini verir. Bu çalışmada “0” değeri girilmiştir.
- ❖ **Normalize Attributes (Öznitelik Normalleştirilmesi):** Öznitelikleri normalleştirir. Ağ performansını artırmaya yardımcı olabilir. Bu sınıfın numeric olmasına bağlı değildir. Aynı zamanda göstermelik (nominal) özellikleri de normaliz edebilir. Nominal değerleri -1 ile 1 arasındadır. Bu çalışmada “True” değeri girilmiştir.
- ❖ **Momentum (İvme):** Ağırlıkları güncelleme sırasında uygular. Bu çalışmada “0.2” değeri girilmiştir.
- ❖ **Reset:** Ağı düşük öğrenme hızına ayarlamaya yarar. Eğer ağ cevaptan saparsa, otomatik olarak ağı yeniden ayarlayıp (resetleyip) düşük öğrenme hızıyla yeniden başlatacaktır. Bu özellik sadece grafik kullanıcı arayüzü olmadığında kullanılabilir. Eğer network saparsa ve yeniden başlatmaya izin vermezse o

zaman eğitim işlemi başarısız olur ve hata mesajı döner. Bu çalışmada “True” değeri girilmiştir.

5.4.2. Naive Bayes

Naive bayes parametreleri aşağıdaki gibidir.

- ❖ Debug (Ayıklama): Eğer ayıklama modu true olarak seçersek sınıflandırıcının ekrana ek bilgiler getirilmesi sağlanır. Bu çalışmada “False” değeri girilmiştir.
- ❖ Use Supervised Discretization: Nominal olan sayısal nitelikleri dönüştürmede denetimli ayrıştırma kullanımını gösterir. Bu çalışmada “False” değeri girilmiştir.
- ❖ Use Kernal Estimator: Normal dağılıma göre sayısal özellikler için çekirdek (kernal) tahmincisi kullanımını gösterir. Bu çalışmada “False” değeri girilmiştir.
- ❖ Display Model In Old Format: Çıkış modeli için eski biçim (format) kullanımını gösterir. Birçok sınıf değerleri için eski biçim daha iyi sonuç vermektedir. Az sınıf ve daha çok değer olduğunda yeni biçim daha iyi sonuç verir. Bu çalışmada “False” değeri girilmiştir.

5.4.3. Logistic

Logistic parametreleri aşağıdaki gibidir.

- ❖ Debug (Ayıklama): Eğer ayıklama modu true olarak seçersek sınıflandırıcının ekrana ek bilgiler getirilmesi sağlanır. Bu çalışmada “False” değeri girilmiştir.

- ❖ Ridge: Log olasılığında doruk değeri ayarlanır. Bu çalışmada “1.0E-8” değeri girilmiştir.
- ❖ MaxIts: Gerçekleştirilen maksimum iterasyon sayısı. Bu çalışmada “-1” değeri girilmiştir.
- ❖ Use Conjugate Gradient Descent: Çok parametrelili problemlerde, BFGS çıkışları yerine brileşik gradyan inişleri kullanılmalıdır. Bu çalışmada “False” değeri girilmiştir.

5.4.4. Random Forest

Random forest parametreleri aşağıdaki gibidir.

- ❖ Debug (Ayıklama): Eğer ayıklama modu true olarak seçerse sınıflandırıcının ekrana ek bilgiler getirilmesi sağlanır. Bu çalışmada “False” değeri girilmiştir.
- ❖ Max Dept (Azami Derinlik): Ağaçtaki azami derinliği gösterir. Limitsiz için 0 değeri girilmelidir. Bu çalışmada da “0” değeri girilmiştir.
- ❖ numExecutionSlots: Topluluk inşası kullanımında yürütme yuvalarının (slots) sayısını gösterir. Bu çalışmada da “1” değeri girilmiştir.
- ❖ numFeatures: Rastgele seçim için özellik sayısını gösterir. Bu çalışmada da “0” değeri girilmiştir.
- ❖ numTrees: Oluşturulacak ağaç sayısını gösterir. Bu çalışmada da “10” değeri girilmiştir.
- ❖ Seed: Kullanılan çekirdek rastgele sayısını gösterir. Bu çalışmada da “1” değeri girilmiştir.

5.4.5. SVM (Support Vector Machine)

SVM parametreleri aşağıdaki gibidir.

- ❖ Debug (Ayıklama): Eğer ayıklama modu true olarak seçersek sınıflandırıcının ekrana ek bilgiler getirilmesi sağlanır. Bu çalışmada “False” değeri girilmiştir.
- ❖ Kernel (Çekirdek) – Sınıflandırma kullanılacak çekirdeği gösterir. Bu çalışmada “PolyKernel” değeri girilmiştir.
- ❖ Tolerance Parameter (Tolerans Parametresi): Tolerans parametresini gösterir ve bu parametre değiştirilmemelidir. Bu çalışmada “0.001” değeri girilmiştir.
- ❖ c : Karmaşıklık parametresini gösterir. Bu çalışmada “1.0” değeri girilmiştir.
- ❖ numFolds: Logistik modelleri için eğitim verisi oluşturmak adına çapraz doğrulama için kıvrım sayısını verir. Bu çalışmada “-1” değeri girilmiştir.
- ❖ Epsilon: Yuvarlama hataları için girilen değerdir ve değiştirilmemelidir. Bu çalışmada “1.0E-12” değeri girilmiştir.
- ❖ Filter Type: Verinin nasıl dönüştürüleceğine karar verir. Bu çalışmada “Normalize training data” değeri girilmiştir.
- ❖ Checks Turned Off: Zaman alıcısı kontrollerini gösterir. Dikkatli bir şekilde kullanılmalıdır. Bu çalışmada “False” değeri girilmiştir.
- ❖ Build Logistic Models: Uygun olasılık tahminleri için çıkış değerleri logistic modeline uygun olması için girilen değerdir. Bu çalışmada “False” değeri girilmiştir.
- ❖ Random Seed: Çapraz doğrulama için rastgele çekirdek sayısını gösterir. Bu çalışmada “1” değeri girilmiştir.

VI. UYGULAMA

Çözüm uygulaması 3 aşamadan oluşmaktadır.

1. İmza Tanıma Ön İşlem Uygulaması: İmza görüntülerinin yöney oluşturma adımına geçmeden önce ön işlem adımlarının gerçekleştirildiği uygulamadır.
2. İmza Tanıma Yöney Uygulaması: Önerilen yöntemlere göre imza görüntüsünün yöneyinin olduğu uygulamadır.
3. Sınıflandırma Uygulaması: Sınıflandırma işlemleri için weka uygulaması kullanılmıştır.

6.1 İmza Tanıma Ön İşlem Uygulaması

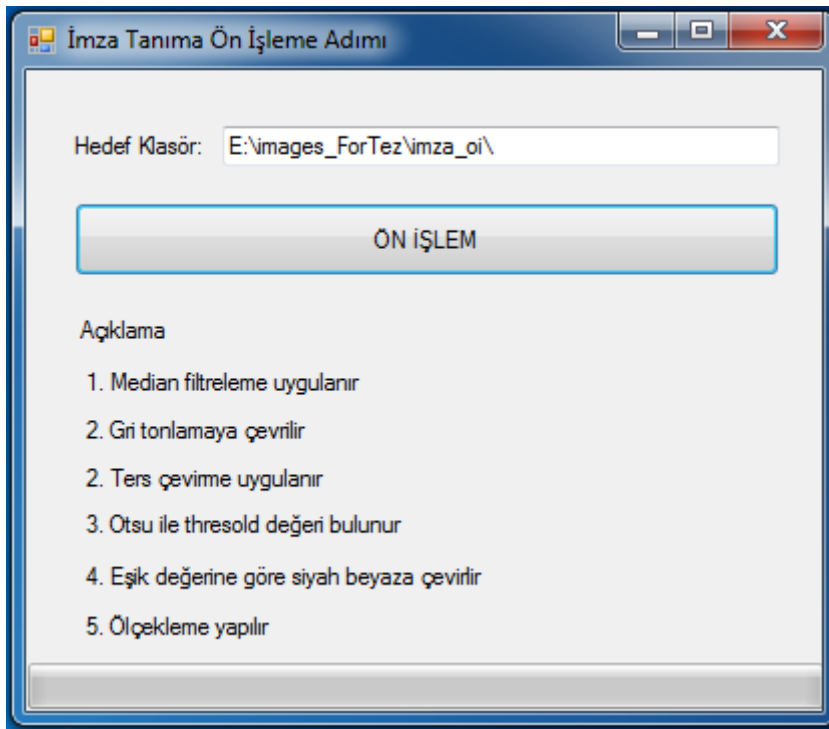
6.1.1 Özellikleri

Uygulama c# dili kullanarak geliştirilmiştir. Ara yüz tasarlamak daha kolay olduğu için bu dil tercih edilmiştir.

Uygulamada sırasıyla aşağıdaki adımlar uygulanmıştır.

1. Ortanca (median) filtreleme uygulanmıştır. 3 uzunluğunda yapıcı öge uygulanmıştır.
2. Görüntü gri tonlamaya çevrilmiştir.
3. Görüntüyü gözle daha iyi analiz edebilmek için siyah beyaz ters çevirme işlemi uygulanmıştır.
4. Otsu algoritması ile imza görüntüsünün eşik değeri bulunmuştur.
5. Eşik değerine göre görüntü ikili hale yani siyah beyaz görüntüye çevrilir.

6. Ön işlem son adımı olarak görüntüye ölçekleme uygulanmıştır.



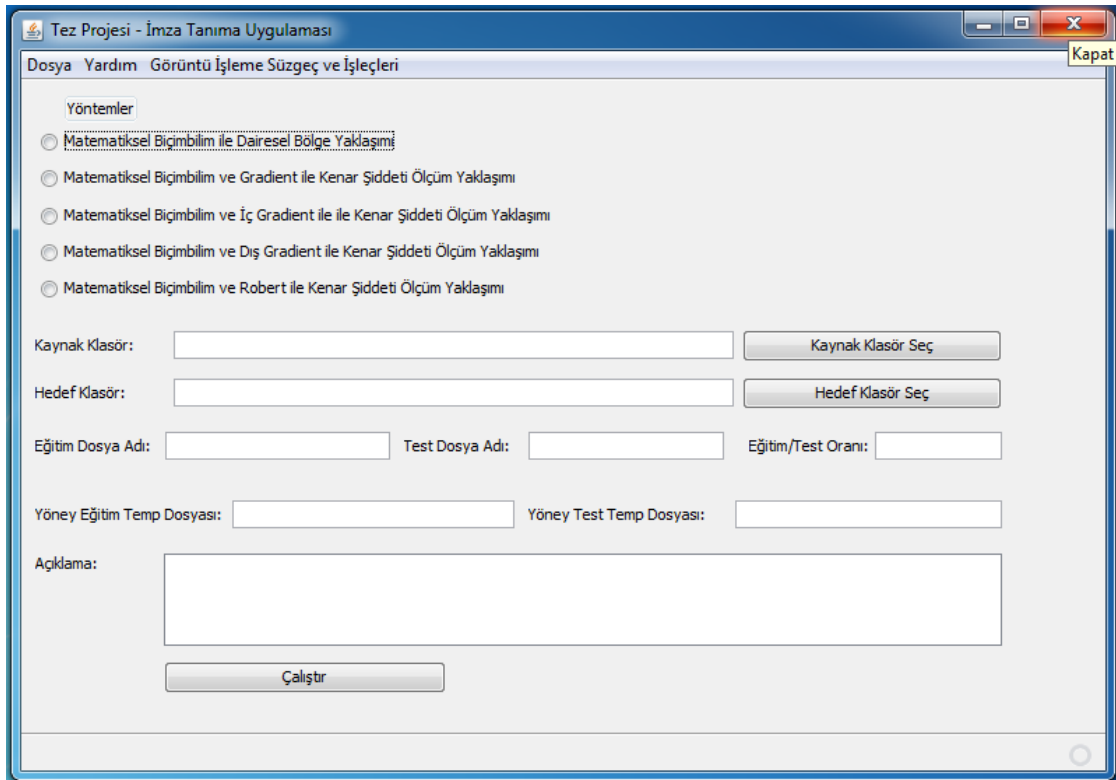
Şekil 48: İmza Tanıma Ön İşlem Uygulaması Ara yüzü

6.2 İmza Tanıma Yöney Uygulaması

6.2.1 Özellikleri

Uygulama java dili kullanarak geliştirilmiştir. Görüntü üzerindeki işlemlerde C# diline nazaran daha hızlı olduğu görüldüğü için java tercih edilmiştir.

Uygulamada Gradient, InternalGradient, ExternalGradient, Morphology, Robert sınıfları kullanılmıştır.



Şekil 49: İmza Tanıma Uygulaması Ara Yüzü

Uygulama bu çalışma için yapılmış olup, imza tanıma ile ilgili seçilen yönetime göre öznelik yöneyini oluşturur. Uygulama şu şekilde çalışmaktadır;

- ❖ Yöntemler bölümünde, öznelik yöneyini oluşturacak yöntem seçilir.
- ❖ Kaynak klasör, imza görüntülerinin bulunduğu klasör seçilir.
- ❖ Hedef klasör, sınıflandırılmak üzere oluşacak olan arff dosyalarının çıkacağı klasör seçilir.
- ❖ Eğitim dosya adına, hedef klasöre çıkacak arff eğitim dosyalarının temel ismi yazılır.
- ❖ Test dosya adına, hedef klasöre çıkacak arff test dosyalarının temel ismi yazılır.

- ❖ Eğitim / Test oranı alanına kaynak klasördeki imzaların yüzde kaçının teste yüzde kaçının eğitime ayrılacağı yazılır.
- ❖ Yöney eğitim temp dosyası, oluşturulacak eğitim arff dosyasının başlangıç kısmını oluşturur.
- ❖ Yöney test temp dosyası, oluşturulacak test arff dosyasının başlangıç kısmını oluşturur.
- ❖ Açıklama alanı, uygulama tarafından bir açıklama yapma ihtiyacı olması halinde bu alana yazılır.
- ❖ Çalıştır düğmesi ile işlem başlatılır.

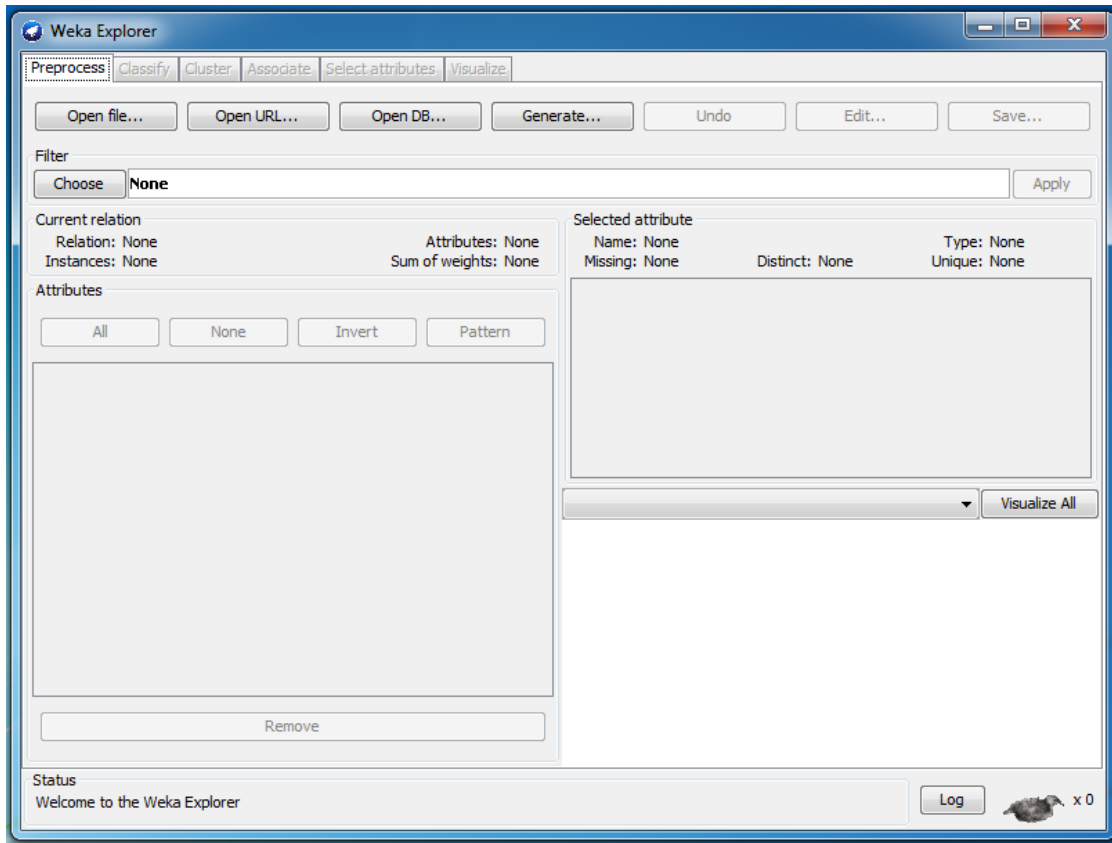
Bu uygulama ile oluşturulan arff dosyaları sınıflandırma aracı ile sınıflandırma işlemine sokulur. Bu çalışmada sınıflandırma aracı olarak Weka kullanılmıştır.

6.3 Sınıflandırma Uygulaması

Oluşturulan yöneyi sınıflandırma işlemine sokmak için Weka uygulaması kullanılmıştır.

6.3.1 Özellikleri

WEKA Java ile geliştirilmiştir. Java birçok değişik öğrenme algoritmaları için düzenli bir platform sağlamaktadır. WEKA'nın en güçlü özelliği birçok sınıflandırma tekniğini içermesidir.



Şekil 50: Weka Sınıflandırma Uygulaması Ara Yüzü

Uygulama şu şekilde çalışmaktadır;

- ❖ “Open file” düğmesi ile oluşturulan eğitim yöney arff dosyası seçilir.
- ❖ “Classify” sekmesinde geçilir.
- ❖ Classifier “choose” düğmesi ile sınıflandırma tekniği seçilir.
- ❖ “Use Training Set” seçilerek “start” düğmesi ile eğitim işlemi başlatılır.
- ❖ Eğitim işlemi sonrası test işlemi için “supplied test set” seçilir.
- ❖ “Set” düğmesi ile test yöney arff dosyası seçilir.
- ❖ “Start” düğmesi ile test işlemi gerçekleştirilerek sonuç elde edilir.

VII. SONUÇ

Yapılan arařtırmalarda imza tanıma ve doęrulama konusunda son yıllarda birçok alıřma yapıldığı grlmüş olup konuyla ilgili birçok farklı yöntem ve teknik kullanılmıştır. İmza veri kümesi seçiminde çeřitlilik olduęu grlmüşür. Kullanıcının seçimine baęlı olarak bazı alıřmalarda hazır veritabanları kullanılmış, bazılarında ise sıfırdan veri kümesi oluşturularak işlem yapılmıştır. Daha doęru ve tutarlı sonuçlar almak adına bu alıřmada hazır veritabanı kullanılmıştır.

İmza karşılaştırma için imza görüntüsünün bazı aşamalardan geçmesi gerekmektedir. Yapılan alıřmada ön işleme, öznitelik çıkarma ve sınıflandırma adımları işlenmiştir. Öncelikle imza görüntüsünün ön işleme tabi tutulması gerekmektedir. Ön işlem aşamasında görüntü belli aşamalardan geçerek imzalar belli bir standarda getirilir ve bu imza karşılařtırmada başarıyı ve performansı arttırmak için önemli bir yer teşkil eder. Ön işlemede görüntü üzerindeki imza dışındaki gereksiz gürültüleri kaldırmak gibi, kümedeki tüm görüntülerin boyutunu vs aynı hale getirmek gibi aşamalardan geçirilir. Görüntü üzerinde ön işlem adımı tamamlandıktan sonra öznitelik yöneyleri çıkarılır. Bunun için bu alıřmada matematiksel biçimbilim tekniklerinden olan açılım, kapanım ve gradyandan yararlanılmıştır. Ayrıca yöntem karşılaştırma adına kenar bulmada Robert operatörü de kullanılmıştır. İmza görüntüsü üzerinde deęişik uzunluklarda farklı yapıcı öğelerde açılım ve kapanım kullanılır. Bu işlem sonrası oluşan her yeni görüntü sonrası biçimbilimsel gradyan, iç gradyan , dış gradyan ve Robert filtresi uygulanarak aç ve şiddet hesaplaması yapılarak öznitelik yöneyi oluşturulmuştur. Daha sonra oluşan yöneyler sınıflandırma işlemine alınarak sonuçlar

elde edilmiştir. Yapılan gözlemlere göre öznelik yöneyleri ne kadar başarılı oluşturulursa sınıflandırma da o kadar iyi olacaktır. Öznelik oluşturmada karşılaştırmak ve başarıyı ölçmek adına 5 farklı yöntem üzerinde durulmuş ve sonuçlar karşılaştırılmıştır. Ayrıca öznelik yöneylerine bağlı olarak birçok sınıflandırma tekniği bulunmaktadır. Eğer öznelik çıkarmada yeni bir teknik uygulanıyorsa bu tekniğe en uygun sınıflandırma yöntemini bulmak için deneyler yapılması uygun olacaktır. Bunun için bu çalışmada öz nitelik yöneylerini başarılı şekilde oluşturduktan sonra en çok bilinen değişik sınıflandırma teknikleri kullanılarak elde edilen sonuçlar paylaşılmıştır. Bu sonuçlara göre ilk yöntem hariç diğer tüm yöntemlerde uygulanan tüm sınıflandırma tekniklerinde %90 üzerinde başarı elde edilmiştir.

Yapılan çalışmada yöntemlere göre kullanılan tüm sınıflandırma tekniklerinde birbirine yakın sonuçlar elde edilmiştir ve bu da bir anlamda oluşturulan öznelik yöneyinin tutarlı olduğunu ve sınıflandırıcılardan bağımsız olduğunu göstermektedir. Yöntem 2 ile yöntem 5 in sonuçları birbirine oldukça yakındır. Bu da Robert operatörü ve biçimbilimsel gradyan operatörü ile elde edilen sonuçların yakın olduğunu gösterir. Yöntem 3-4 'ün yöntem 2-5'e göre başarısının düşük kalması ise iç ve dış gradyanların kenar algılamada Robert ve gradyana nazaran daha az başarılı olduğu anlamına gelebilir.

KAYNAKÇA

- [1] Buddhika Jayasekara, Awantha Jayasiri, Lanka Udawatta, An Evolving Signature Recognition System, First International Conference on Industrial and Information Systems, ICIIS 2006,
- [2] Marcos Faundez-Zanuy, On-line signature recognition based on VQ-DTW, Science Direct, Pattern Recognition 40 (2007) 981 – 992, 2 June 2006
- [3]. Jain, A.K. , Ross, A., Prabhakar, S., An Introduction to Biometric Recognition, IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 14(1): 4-20, (2004).
- [4]. Liu, S. , Silverman, M., A practical guide to biometric security technology, IT Professional , 3(1): 27-32, (2001).
- [5]. Uludag, U. , Pankanti, S., Prabhakar, S., Jain, A.K., Biometric Cryptosystems: Issues and Challenges, Proceedings .of the IEEE, 92(6): 948-960, (2004).
- [6]. Maltoni, D. , Maio, D., Jain, A. K., Prabhakar, S., Handbook of Fingerprint Recognition, Springer Verlag, New York, 3,4,7-9,11, 54, 55, 63, 83,102,165,166, (2003).
- [7]. Salih Görgünoğlu, Abdullah Çavuşoğlu, Parmak izi Tanıma Sistemlerinde Kullanılan Özellik Çıkartmada Algoritmalarının Performans Analizi, 5. Uluslararası İleri Teknolojiler Sempozyumu (IATS'09), 13-15 Mayıs 2009, Karabük, Türkiye.
- [8] Javed Ahmed Mahar, Mumtaz Hussain Mahar, Muhammad Khalid Khan, Comparative Study of Feature Extraction Methods with K-NN for Off-Line

- Signature Verification, IEEE—ICET 2006 2nd International Conference on Emerging Technologies Peshawar, Pakistan 13-14 November 2006.
- [9] Yavuz Gözde, Plaka tanıma sistemi, Yüksek lisans tezi, Sakarya üniversitesi, Temmuz 2008
- [10] Serdar Çikoğlu, Fevzullah Temurtaş, Nejat Yumuşak, İmza Tanıma Probleminde Kullanılan Yapay Zeka Algoritmaları Bir Bakış, Doğu Anadolu Bölgesi Araştırmaları, 2004.
- [11] ABBAS, Rasha, K., Back Propagation Ağs Prototype For Off-Line Signature Verification, Mart 1994.
- [12] Shintaro Kinoshita, Daigo Muramatsu, Takashi Matsumoto, Online Signature Verification based on User-generic Fusion Model with Markov Chain Monte Carlo Method, 2006 International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communication Systems (ISPAC2006) Yonago Convention Center, Tottori, Japan
- [13] V.E. Ramesh, M. Narasimha Murty, Off-line signature verification using genetically optimized weighted features, Pattern Recognition 32 (1999) 217–233.
- [14] <http://www.yildiz.edu.tr/~bayram/sgi/Morfoloji2.ppt> (Son erişim: 05.12.2013)
- [15] M.V. Karki, K. Indira, Dr. S. Sethu Selvi, M. S. Ramaiah, Off-Line Signature Recognition and Verification using Neural Network, International Conference on Computational Intelligence and Multimedia Applications 2007
- [16] Ali Karounia, Bassam Dayab, Samia Bahlak, WCIT 2010 Offline signature recognition using neural networks approach, Science Direct Procedia Computer Science 3 (2011) 155–161, WCIT 2010.
- [17] Canan Şenol, Tülay Yıldırım, Standart ve hibrid yapılar kullanarak yapay sinir ağları ile imza tanıma, <http://www.emo.org.tr/>

- [18] Y.Qiao, X.Wang, C. Xu, Learning Mahalanobis Distance for DTW based Online Signature Verification, Information and Automation (ICIA), 2011 IEEE International Conference, 333 – 338, June 2011
- [19] Marcos Faundez-Zanu, On-line signature recognition based onVQ-DTW, Science Direct Pattern Recognition 40 (2007) 981 – 992.
- [20] A. Piyush Shanker, A.N. Rajagopalan, Off-line signature verification using DTW, Pattern Recognition Letters 28 (2007) 1407–1414.
- [21] Bai-ling Zhang, Min-yue Fu, Hong Yan, Handwritten Signature Verification based on Neural ‘Gas’ Based Vector Quantization, 1051-4651/98 \$10.00 0 1998 IEEE.
- [22] S. Adebayo Daramola, T. Samuel Ibiyemi, Offline Signature Recognition using Hidden Markov Model(HMM), International Journal of Computer Applications (0975 – 8887) Volume 10– No.2, November 2010.
- [23] Piotr Porwik, The compact three stages method of the signature recognition, IEEE 6th International Conference on Computer Information Systems and Industrial Management Applications (CISIM'07) 0-7695-2894-5/07, 2007.
- [24] Ibrahim S. I. ABUHAIBA, Offline Signature Verification Using Graph Matching, Turk J Elec Engin, VOL.15, NO.1 2007, TÜBİTAK
- [25] J.F. Vargas, M.A. Ferrer, C.M. Travieso, J.B. Alonso, Off-line signature verification based on grey level information using texture features, Pattern Recognition 44 (2011) 375–385.
- [26] Erchan Aptoula, Extending morphological covariance, Pattern Recognition 45 (2012) 4524–4535.

- [27] Bai-ling Zhang, Off-line Signature Recognition and Verification by Kernel Principal Component Self-regression, Proceedings of the 5th International Conference on Machine Learning and Applications (ICMLA'06) 0-7695-2735-3/06, 2006
- [28] Bahri Abacı, <http://www.cescript.com/2012/07/otsu-metodu-ile-adaptif-esikleme.html> (Son erişim: 05.12.2013)

ÖZGEÇMİŞ

01.01.1986 tarihi Bayburt doğumluyum. İstanbul Pertevniyal Lisesi'ni bitirdikten sonra Yıldız Teknik Üniversitesi, Matematik bölümüne kaydoldum. Bu bölümden 2009 yılında mezun oldum. Mezuniyet sonrası özel bir firmada yazılım uzmanı olarak iş hayatıma başladım. 2011 yılında Okan Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü Bilgisayar Mühendisliği bölümünde Yüksek Lisans eğitimine başladım.

Özel ilgi alanlarım, web ve masaüstü uygulamalar, mobil uygulamalar ve görüntü işleme konularıdır.