

El Yazısı Görüntülerinden Kiři Tanıma

Önder Kırılı

DOKTORA TEZİ

Elektrik Elektronik Mühendisliđi Anabilim Dalı

Haziran 2011

Writer Identification From Handwriting Images

Önder Kırılı

DOCTORAL DISSERTATION

Department of Electrical and Electronics Engineering

June 2011

El Yazısı Görüntülerinden Kiři Tanıma

Önder Kırlı

Eskiřehir Osmangazi Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü
Lisansüstü Yönetmelięi Uyarınca
Elektrik Elektronik Mühendislięi Anabilim Dalı
Telekomünikasyon Bilim Dalında
DOKTORA TEZİ
Olarak Hazırlanmıştır

Danışman: Prof. Dr. M. Bilginer Gülmezoęlu

Haziran 2011

ONAY

Elektrik Elektronik Mühendisliđi Anabilim Dalı Doktora öđrencisi Önder Kırılı'nın DOKTORA tezi olarak hazırladıđı "El Yazısı Görüntülerinden Kiři Tanıma" bařlıklı bu alıřma, jürimizce lisansüstü yönetmeliđin ilgili maddeleri uyarınca deđerlendirilerek kabul edilmiřtir.

Danıřman : Prof. Dr. M. Bilginer Gülmezođlu

İkinci Danıřman : -

Doktora Tez Savunma Jürisi:

Üye : Prof. Dr. M. Bilginer Gülmezođlu

Üye : Prof. Dr. Atalay Barkana

Üye : Yrd. Do. Dr. Erol Seke

Üye : Yrd. Do. Dr. Nihat Adar

Üye : Yrd. Do. Dr. Kemal Özkan

Fen Bilimleri Enstitüsü Yönetim Kurulu'nun tarih ve sayılı kararıyla onaylanmıřtır.

Prof. Dr. Nimetullah BURNAK

Enstitü Müdürü

ÖZET

Bu tez çalışmasında, metin içeriğinden bağımsız el yazısı satır görüntülerinden otomatik kişi tanıma problemi ele alınmıştır. El yazısından kişiye özgü ayırt edici öznitelikler türetmek amacıyla yeni yöntemler önerilmiştir. Önerilen yöntemlerle, verilen herhangi bir el yazısı satır görüntüsüne uygulanabilen, dinamik bir model tasarlanması amaçlanmıştır.

Türetilen öznitelikler, tanıma oranları açısından performanslarının değerlendirilmesi amacıyla iyi bilinen üç sınıflandırma yöntemiyle test edilmişlerdir. Tanıma modelinde K-En Yakın Komşuluk, “Gaussian” Karışım Modeli ve Normal Dağılımlı Fark Fonksiyonu Bayes sınıflandırma yöntemleri kullanılmıştır. Deneysel çalışmalar literatürde yaygın olarak kullanılan IAM veri tabanı üzerinde gerçekleştirilmiştir. Literatürdeki aynı veri tabanı üzerinde yapılan çalışmaların sonuçları ile karşılaştırma yapabilmek ve çeşitli deneysel çalışmalarda kullanmak amacıyla IAM veri tabanından 93 kişilik, 212 kişilik ve 650 kişilik alt veri tabanları türetilmiştir. Her üç sınıflandırma yöntemiyle alınan tatmin edici sonuçlar, önerilen özniteliklerin el yazısından kişi tanıma alanında etkin bir şekilde kullanılabileceğini göstermiştir. Bu çalışmada elde edilen sonuçlar, literatürde benzer veya aynı veri tabanları üzerinde yapılan çalışmalarda elde edilen sonuçlara göre daha iyi sonuçlardır.

Türetilen özniteliklerin performansları, artan kişi sayısı ve azalan satır sayısı durumlarında analiz edilmişlerdir. Tanıma oranlarının, artan kişi sayısı ve azalan satır sayısına göre eğilimlerini görmek amacıyla çeşitli deneyler yapılmıştır. Kişi sayısının artması veya satır sayısının azalması, tanıma oranlarında keskin bir düşüşe neden olmamıştır. Elde edilen sonuçlar, önerilen özniteliklerin kalitesini ve ayırt edici gücünü göstermişlerdir.

Anahtar Kelimeler: El yazısından kişi tanıma, öznitelik türetme, el yazısı analizi, sınıflandırma yöntemleri ve veri tabanı.

SUMMARY

In this study, the problem of automatic writer identification from text-independent handwritten text line images is addressed. New techniques have been introduced for revealing the individual features of a person's handwriting. These techniques are aimed at designing a dynamic model which can be formalized according to any handwritten text line.

Various combinations of the extracted features are applied to three well known classifiers for evaluating the contribution of features to define the correct identification rate. The K-Nearest Neighbors, Gaussian Mixture Model, and Normal Density Discriminant Function Bayes classifiers are used in the present identification model. The experimental studies are conducted using the well-known IAM database. Three datasets including 93 writers, 212 writers and 650 writers from the IAM database are constituted to make various experimental studies and to able to compare the obtained results with the results of other studies which had been done previously on the same datasets. The remarkable identification rates obtained from the three classifiers on all datasets clearly indicate that the proposed feature extraction techniques can be effectively used in writer identification systems. The identification rates obtained in this study are the best scores among results given in the literature on the same or similar datasets.

The performances of the extracted features are analyzed under conditions such as an increased number of writers to discriminate in the database and a decreased number of text lines per writer. We set up various experiments for analyzing the evolution of the scores as a function of the number of text lines and the number of writers. Neither the decreases in number of text lines nor the increases in the number of writers caused a dramatic loss of performance for the features. The results demonstrate the quality and discriminative power of the proposed features.

Keywords: Writer identification, feature extraction, handwriting analysis, classification methods and database.

TEŐEKKÜR

Çalıőmalarımda bana danıőmanlık ederek her türlü desteęi saęlayan danıőmanım Prof. Dr. M. Bilginer Gülmezoęlu'na, tez çalıőmalarım süresince beni yönlendiren deęerli Tez İzleme Kurulu üyeleri Yrd. Doç. Dr. Erol Seke'ye ve Yrd. Doç. Dr. Nihat Adar'a, Eskiőehir Osmangazi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü'ne ve Elektrik Elektronik Mühendislięi Bölümü'ne teőekkür ederim.

İÇİNDEKİLER

ÖZET	v
SUMMARY	vi
TEŞEKKÜR	vii
İÇİNDEKİLER	viii
ŞEKİLLER DİZİNİ	x
ÇİZELGELER DİZİNİ	xii
KISALTMALAR DİZİNİ	xiii
1. GİRİŞ	1
2. İLGİLİ ÇALIŞMALAR	8
3. VERİ TABANI	14
3.2 IAM veri tabanından 93 kişilik alt veri tabanının oluşturulması	18
3.3 IAM veri tabanından 212 kişilik alt veri tabanının oluşturulması	19
3.4 IAM veri tabanından 650 kişilik alt veri tabanının oluşturulması	19
4. ÖZNETELİK TÜRETME	21
4.1 Ön İşlemler	23
4.2 Global Öznitelikler	27
4.3 Lokal Öznitelikler	30
5. SINIFLANDIRMA YÖNTEMLERİ	35
5.1 K-NN Yöntemi	35
5.2 GMM Yöntemi	36
5.3 NDDF Bayes Yöntemi	37
6. DENEYSEL ÇALIŞMALAR	38
6.1 Özniteliklerin Performanslarının Değerlendirilmesi	39
6.1.1 93 kişilik IAM alt veri tabanı ile yapılan deneyler	39
6.1.2 212 kişilik IAM alt veri tabanı ile yapılan deneyler	40
6.1.3 650 kişilik IAM alt veri tabanı ile yapılan deneyler	41
6.2 Özniteliklerin Bireysel Olarak Tanıma Oranına Katkıları	43
6.3 Kişi Sayısının Tanıma Oranına Etkileri	45
6.3.1 212 kişilik IAM alt veri tabanı ile yapılan deneyler	45
6.3.2 650 kişilik IAM alt veri tabanı ile yapılan deneyler	46
7. SONUÇ VE ÖNERİLER	51

İÇİNDEKİLER (devam)

8. KAYNAKLAR DİZİNİ.....	54
EKLER	58
ÖZGEÇMİŞ	62

ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 1.1 Dört kişiye ait aynı içerikteki yazılar: a) kişi 1 b) kişi 2 c) kişi 3 d) kişi 4	4
Şekil 1.2 İki kişiye ait farklı içerikteki yazılar: a) kişi 1 b) kişi 2	5
Şekil 3.1 IAM veri tabanından doldurulmuş bir form örneği.....	15
Şekil 3.2 IAM veri tabanından kısa ve gürültü içeren bir el yazısı satır örneği	16
Şekil 4.1 Üç kişiye ait yazı örnekleri.....	21
Şekil 4.2 Üç kişiye ait “alpha” yazısı	22
Şekil 4.3 Bir satır görüntüsüne ait 256 gri seviye histogram.....	24
Şekil 4.4 a) Orijinal satır görüntüsü b) İkileştirilmiş satır görüntüsü.....	24
Şekil 4.5 Bir satır yazının üç bölgede analizi	25
Şekil 4.6 Bir el yazısı satır görüntüsüne ait yatay projeksiyon	26
Şekil 4.7 a) Orijinal yazı b) Eğimi düzeltilmiş yazı c) Orijinal yazıya ait dikey projeksiyon d) Eğimi düzeltilmiş yazıya ait dikey projeksiyon	29
Şekil 4.8 Dinamik pencere işlemi.....	31
Şekil 4.9 Ayıklanmış görüntülerin birleştirilmesi	32
Şekil 4.10 a) İkileştirilmiş el yazısı görüntüsü b) En üst siyah piksellerin dikey pozisyonlarına ait zarf c) En alt siyah piksellerin dikey pozisyonlarına ait zarf	34
Şekil 6.1 Global özneliklerin bireysel olarak tanıma oranına katkıları	44
Şekil 6.2 El yazısı satırların tamamından türetilen lokal özneliklerin (LFS2) bireysel olarak tanıma oranına katkıları	44
Şekil 6.3 212 kişilik IAM alt veri tabanından rastgele seçilen kişi grupları ve kişi başına 18 satır ile elde edilen kişi sayısına göre tanıma oranları	46
Şekil 6.4 650 kişilik IAM alt veri tabanından rastgele seçilen kişi grupları ve kişi başına 4 satır ile elde edilen kişi sayısına göre tanıma oranları	47

ŞEKİLLER DİZİNİ (devam)

Şekil 6.5 650 kişilik IAM alt veri tabanından kişi başına rastgele seçilen 4 satır grupları ile elde edilen kişi sayısına göre tanıma oranları 48

Şekil 6.6 212 kişilik IAM alt veri tabanından satır sayısına göre tanıma oranları 50

ÇİZELGELER DİZİNİ

Çizelge 2.1 El yazısından kişi tanıma alanında yapılan çalışmalar; öznitelik tipleri, veri tabanları, sınıflandırma yöntemleri ve tanıma oranları.....	13
Çizelge 3.1 IAM veri tabanı üzerinde el yazısından kişi tanıma alanında yapılan çalışmalar.....	14
Çizelge 3.2 IAM veri tabanında form, kişi sayıları ve satır sayıları arasındaki ilişki	17
Çizelge 3.3 IAM veri tabanında kişilere ait en az satır sayıları.....	18
Çizelge 6.1 93 kişilik IAM alt veri tabanında elde edilen tanıma oranları.....	39
Çizelge 6.2 93 kişilik IAM alt veri tabanı ve literatürde benzer veri tabanlarında yapılmış çalışmaların karşılaştırılması.....	40
Çizelge 6.3 212 kişilik IAM alt veri tabanında elde edilen tanıma oranları.....	41
Çizelge 6.4 650 kişilik IAM alt veri tabanında elde edilen tanıma oranları.....	42
Çizelge 6.5 650 kişilik IAM alt veri tabanı üzerinde literatürde yapılmış çalışmaların karşılaştırılması.....	43
Çizelge 6.6 Satır sayılarının dört gruba dağılımları	49

KISALTMALAR DİZİNİ

E

EM : Expectation and Maximization

G

GMM : Gaussian Mixture Model

GSCM : Gray Scale Co-occurrence Matrix

H

HMM : Hidden Markov Model

K

K-NN : K-Nearest Neighbor

N

NDDF : Normal Density Discriminant Function

P

PDF : Probability Density Function

S

SOM : Self-Organizing Map

SVM : Support Vector Machine

W

WED : Weighted Euclidean Distance

BÖLÜM 1

GİRİŞ

Bu çalışmada el yazısı görüntülerinden, metin içeriğinden bağımsız olarak otomatik kişi tanıma yapmak amaçlanmıştır. Örüntü tanımanın bir problemi olan el yazısından kişi tanıma, son on yılda araştırmalara konu olmuş ve endüstriyel alanlarda uygulamaları kullanılmaya başlanılmıştır. Otomatik olarak el yazısından kişi tanımanın yanında, karakter, ses, yüz, imge, parmak izi, doküman, doku, hedef vs. gibi örüntü tanıma uygulamaları sayesinde insanların yaptığı işlerin makineler ile otomasyonu amaçlanmıştır. Makineler ile yapılan otomasyon sonucunda personel ve zaman parametrelerinden kazanılması, insan tarafından tespit edilmesi veya hesaplanması olanaksız olan verilerin analiz edilebilmesi ve insan kaynaklı hataların en aza indirilmesi hedeflenmiştir. El yazısının diğer biyolojik formlara göre daha kolay elde edilebilir olması bir avantaj getirmekle beraber, kişi tanıma performansı açısından halen tatmin edici sonuçlara rastlamak oldukça güçtür.

El yazısı, kişinin beyinde tasarladığı düşünceleri grafik olarak ifade etme biçimidir. El yazısı, kişiye özgü bir biyometriktir. Nasıl ki; insan, parmak izlerinde, retinasında, sesinde veya yüzünde kendine özgü ayırt edici özellikler taşıyor ve bunların bir benzerine başka insanda rastlamak mümkün değilse, el yazısında da başka bir insanın taklit edemeyeceği kişiye özgü ayırt edici özellikler veya alışkanlıklar vardır [1-7].

El yazısı, hiyerarşik bir psiko-motor süreci olarak tanımlanabilir. Kalem hareketi tetiklenmeden önce beyin bir seri balistik hareketler tanımlar. Yazma ihtiyacı duyulan düşünceler beyinde oluşturulup, uzun dönem hafızada saklanan motor program sayesinde boyut, şekil, zaman gibi parametreler ayarlanır. Gerekli komutlar sinir sistemi vasıtasıyla ilgili kas ve eklemlere iletilir. Son olarak parmakların kalemi kavraması ve uygulanan bir miktar kuvvetle kalemi bastırıp kağıt üzerinde hareket ettirmesi ile el yazısı oluşur.

Kişinin sağlık durumu, ruh haleti veya sinir sistemini etkileyen madde ve ilaçlar, kas gücü ve kemik yapısı el yazısını etkileyen başlıca nöro-psikolojik ve fizyolojik etmenlerdir. Kültürel boyutta, daha ilk el yazısı öğrenilmeye başlanıldığı andan itibaren, okulda alınan eğitim ve çevredeki kişilerden görülen yazı biçimlerini taklit ile kalem tutuşu veya meyilli, sivri, yuvarlak, köşeli vs. yazma gibi bazı temel alışkanlıklar kazanılır. Bu alışkanlıklar yaş ilerledikçe olgunlaşır ve tamamıyla kişiye özgü bir yazım stili haline gelirler. Çevresel boyutta ise, kullanılan kağıdın kalitesi, rengi, yıpranmış olup olmadığı, kağıdın konulduğu zemin, kullanılan kalemin tipi, ortamdaki ışık gibi faktörler el yazısının oluşmasına etki ederler.

El yazısı ile kişi arasındaki bağıntıyı bilimsel olarak araştıran bilim dalına, grafoloji denir. Adli grafolojide el yazısı görüntüleri, tamamıyla bilimsel ve somut yöntemlerle analiz edilerek, yazının ait olduğu kişi bulunmaya çalışılır. El yazısından kişi tanıma insan gözü ile yapıldığında, kişi tanımadaki doğru tespit oranı yazıyı analiz eden uzmanın bilgi ve tecrübesine bağlı kalmaktadır. Son on yılda bu konuda yapılan çalışmalar sayesinde makine desteği alınmaya başlanılmış olmasına rağmen, ülkemizde henüz bu alanda yapılmış ciddi bir çalışma bulunmamaktadır.

El yazısından kişi tanıma problemi özellikle adli tıp uygulamaları nedeniyle son yıllarda önemli bir ilgi odağı olmaya başlamıştır [8]. El yazısı ile ilgili her gün yüzlerce vaka yargı organlarını dolayısıyla adli grafoloji şubesini rahatsız etmektedir. El yazısından kişi tanıma problemi, adli tıp uygulamalarının yanında tarihi niteliği olan el yazısı eserlerin yazarlarının belirlenmesinde önemli bir yer tutmaktadır [9]. Aşağıda, el yazısının günlük hayatımızda ne kadar çok yer ettiği ve önemine örnek olması açısından bir takım yasa dışı grafolojik eylemler sıralanmıştır [3].

- Bonolarda ve çeklerde imza taklit etmek, borç rakamlarında ve vade sonu tarihlerinde tahrifat yapmak,
- Tehdit ve hakaret, fidye, iftira ve ihbar mektupları yazmak,
- Sahte dilekçeler tanzim edip, resmi dairelerde kendi çıkarına iş takip etmek,
- Tapu satışı, hibe, kira kontratosu, borç vaadi, pasaport dilekçesi, davadan vazgeçme, yasa dışı işlemlere belge oluşturmak,

- İzin kağıtları, sahte diploma veya istirahat raporu, sahte vasiyetname tanzim etmek, sahte reçete yazmak.

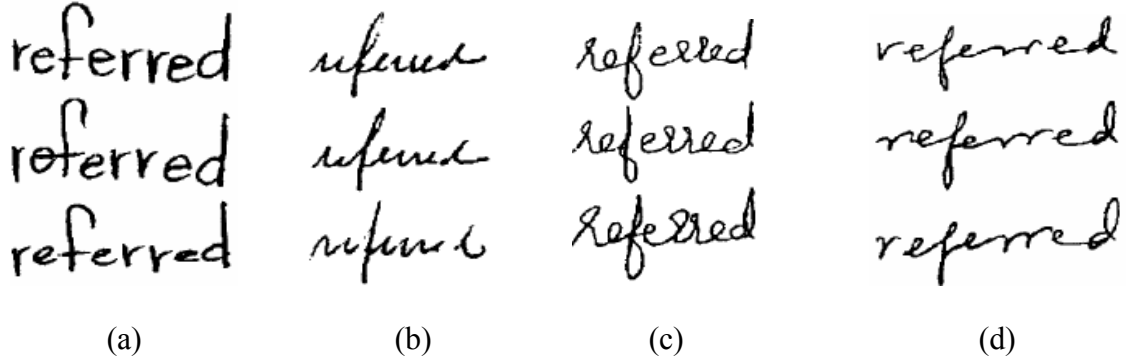
El yazısından kişi tanıma probleminde, yazanı bilinmeyen bir el yazısı örneği veri tabanındaki mevcut yazanı bilinen yazı örnekleriyle sınıflandırılarak en yüksek olasılıklı adaydan en düşük olasılıklı adaya doğru bir sıralama yapılır [8]. El yazısından kişi doğrulamada ise, iki yazı örneği karşılaştırılarak, bu iki yazının aynı kişi tarafından yazılıp yazılmadığı bulunur [9]. Kişi doğrulama için iki sınıflı bir ayırt etme problemi de denilebilir. Kişi doğrulama daha çok, el yazısı örnekleri arasından belirli bir kişiye ait yazı örneğinin bulunması durumlarında potansiyel uygulama alanına sahiptir [8].

El yazısından kişi tanıma ve doğrulama için araştırmalar, çevrim içi ve çevrim dışı tanıma olmak üzere iki gruba ayrılırlar. Çevrim içi tanımda; çeşitli algılayıcılardan oluşan zemin üzerinde elektronik kalem ile meydana getirilen el yazısı hareketleri, sinyal dizilerine çevrilip bilgisayara aktarılır. Yazma anında gerçek zamanlı olarak el yazısındaki basınç kuvveti, hız, ritim, darbe gibi zamana bağlı dinamik öznitelikler çıkarılır. Neredeyse her kişi için benzersiz olan bu öznitelikler sınıflandırılarak tanıma gerçekleştirilir. Oldukça ayırt edici olan fakat sadece yazım anında ölçülmesi gereken bu tip özniteliklerin elde edilebilmesi durumunda çevrim içi tanıma yapmak mümkündür [10, 11].

Çevrim dışı tanımda, önceden herhangi bir yere yazılmış olan el yazıları, kamera veya tarayıcı cihazı vasıtasıyla sayısal görüntüye dönüştürülerek bilgisayar ortamına aktarılır. Kişiye özgü ayırt edici öznitelikler bu görüntüler vasıtasıyla elde edilir. Çevrim dışı tanıma, kişiyi ayırt etmede oldukça önemli rol oynayan ve ancak yazım anında ölçülebilen dinamik öznitelikler kaybolduğundan dolayı çevrim içi tanımaya göre oldukça zor bir problemdir [12]. Bunun yanında, kullanılan kağıt ve kalemin kalitesi, kağıdın eskimiş veya yıpranmış olması, arka font veya kağıt üstündeki lekeler gibi çevresel faktörler de çevrim dışı tanımayı zor bir problem haline getirmektedir. Çevrim içi tanıma alanındaki araştırmalar günümüzde belirli olgunluğa ulaşmasına rağmen, çevrim dışı tanıma alanındaki araştırmalar son on yılda hız kazanmış olup halen zor bir problem

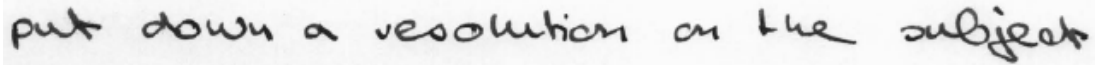
olarak güncelliğini korumaktadır. Pratik hayatta kullandığımız el yazısı çevrim dışı olduğundan dolayı, özellikle adli tıp alanında çevrim dışı tanıma daha çok önem arz etmektedir.

El yazısı metinlerin içeriği açısından, el yazısından kişi tanıma ve doğrulama, metine bağımlı tanıma ve metinden bağımsız tanıma olmak üzere iki kategoriye ayrılır. Metine bağımlı tanıma, içeriği aynı olan el yazısı örneklerinin (karakter, kelime, satır vs.) karşılaştırılmasıyla yapılır. Şekil 1.1’de dört kişiye ait aynı içerikte yazılar görülmektedir. Metine bağımlı tanıma, grafologlar tarafından insan gözüyle yapılan uygulamalarda yaygın olarak kullanılmaktadır. Ancak makine ile yapılacak metine bağımlı bir otomatik tanıma sisteminde, kişi tanıma aşamasına geçebilmek için öncelikle belirlenen el yazısı örneklerinin metin içerisinde el yazısı tanıma algoritmalarıyla tanınması ve ayıklanması gerekmektedir. İmza tanıma metine bağımlı tanıma modeline en uygun örnektir.



Şekil 1.1 Dört kişiye ait aynı içerikteki yazılar: a) kişi 1 b) kişi 2 c) kişi 3 d) kişi 4

Metinden bağımsız tanımada, metnin içeriğinden bağımsız olarak kişiye ait herhangi bir el yazısı örneği kullanılabilir. Şekil 1.2’de iki kişiye ait farklı içerikte el yazısı satır örnekleri görülmektedir.



(a)



(b)

Şekil 1.2 İki kişiye ait farklı içerikteki yazılar: a) kişi 1 b) kişi 2

İyi bir tanıma sistemi geliştirebilmek için, deneysel çalışmalarda kullanılacak çok miktarda verinin olması temel bir ön gereksinimdir. El yazısından kişi tanıma ve doğrulama için geliştirilmiş ve uluslararası literatürde yayınlanmış veri tabanları olmasına karşın, bu veri tabanları çok yaygın olarak kullanılmamakta veya kısmi olarak kullanılmaktadırlar. Bu alanda en iyi bilinen veri tabanları IAM [13], Firemaker [14], UNIPEN [15], ve RIMES[16] veri tabanlarıdır. IAM veritabanı 657 kişiye ait el yazısı verilerden oluşmakta olup, literatürde el yazısı kişi tanıma ve doğrulama çalışmalarında en sık kullanılan veri tabanıdır. Ancak araştırmacılar genellikle IAM veri tabanının tamamını kullanmak yerine, bu veri tabanından oluşturdukları daha az kişi içeren alt veri tabanlarını kullanmayı tercih etmişler ve bu alt veri tabanlarını oluştururken IAM veri tabanından hangi kişileri ve bu kişilere ait hangi verileri seçtikleri hakkında bir bilgi yayınlamamışlardır [9, 17-22]. Son yıllarda IAM veri tabanından oluşturulan ve seçilen kişiler ile bu kişilere ait el yazısı verileri belirli olan 100 kişilik bir alt veri tabanı yayınlanmış ve bazı araştırmalarda kullanılmıştır [23, 24].

Kişi tanıma alanında, biyometrik özniteliklerin türetilmesinde son yıllarda önemli bir ilerleme kaydedilmiştir [8, 25, 26]. Önemli bir ayırt edici biyometrik olan el yazılarından kişi tanımada, el yazısı metinlerden kişiye özgü özniteliklerin türetilmesi gerekir. Kişiye özgü bir öznitelik uzayını tanımlayabilmek, kişi tanıma ve doğrulama sisteminin en önemli aşamasıdır. Öznitelikler tanımlanırken ana amaç, kişiler arasındaki varyasyonların belirlenmesidir. Adli tıp grafoloji uzmanları tarafından kullanılan ve insan gözüyle ayırt edilmesi mümkün olan klasik öznitelikler türetilebileceği gibi, insan

gözüyle ölçülmesi mümkün olmayan ve ancak bilgisayar yardımıyla hesaplanabilecek öznitelikler de türetilbilir [6]. Türetilen öznitelikler tanıma oranına etkileri veya hesaplama kolaylığı açılarından değerlendirilerek, aralarından en uygun özniteliklerin bulunması amacıyla çeşitli öznitelik seçme yöntemleri uygulanabilir. Türetilen bir özniteliğin, öznitelik seçme işlemleri sonucunda belirlenen öznitelik gruplarının ne kadarında yer aldığı bilgisi, o özniteliğin ne kadar yararlı bir öznitelik olduğunu değerlendirme amacıyla bir gösterge olarak kullanılabilir [6].

Özniteliklerin türetilmesi işleminden sonra, nihai kararın verilebilmesi için sınıflandırma yapılır. El yazılarından kişi tanıma ve doğrulama için literatürde çok çeşitli sınıflandırma yöntemlerinin kullanılmış olduğu görülmektedir. Bu yöntemlerden birçoğu çeşitli mesafe ölçütlerine dayalı karşılaştırma tekniklerinden oluşmaktadır [8, 21, 27-30]. K-En Yakın Komşuluk (K-Nearest Neighbour (K-NN)) ve sinir ağları (neural networks) yöntemleri en fazla kullanılan yöntemlerdendir [6, 7, 17, 29-31]. Ayrıca Bayes [22, 31], “Gaussian” Karışım Modeli (Gaussian Mixture Model (GMM)) [24], Saklı Markov Modeli (Hidden Markov Model (HMM)) [23], Destek Vektör Makineleri (Support Vector Machines (SVM)) [20] gibi sınıflandırma yöntemleri el yazılarından kişi tanıma alanında nadiren kullanılmış olan yöntemlerdir.

Bu çalışmada el yazısı satır görüntülerinden, çevrim dışı olarak ve metin içeriğinden bağımsız otomatik kişi tanıma yapmak amaçlanmıştır. Deneysel çalışmalar, literatürde yaygın olarak kullanılan IAM veri tabanı üzerinde gerçekleştirilmiştir. Literatürdeki aynı veri tabanı üzerinde yapılan çalışmaların sonuçları ile karşılaştırma yapabilmek ve çeşitli deneysel çalışmalarda kullanmak amacıyla IAM veri tabanından 93 kişilik, 212 kişilik ve 650 kişilik alt veri tabanları türetilmiştir. Veri tabanındaki el yazısı satırları, el yazısı ile yazılmış formlardan ayıklanmış olup, her birisi farklı içeriğe sahiptirler. Veri tabanındaki el yazıları, herhangi bir taklitten uzak olup, kişilerin kendilerine ait en doğal yazım stilleriyle yazılmışlardır. Bu çalışmada el yazısı satır görüntülerinden kişiye özgü öznitelikler türetebilmek için yeni yaklaşımlar önerilmiştir. Türetilen öznitelikler, tanıma oranına katkılarının araştırılması amacıyla çeşitli sınıflandırma yöntemleri ile test edilmişlerdir. Kişi tanıma modelimizde kullanılan sınıflandırma yöntemleri K-NN, GMM ve Normal Dağılımlı Fark Fonksiyonu Bayes

(Normal Density Discriminant Function (NDDF) Bayes) yöntemleridir. Türetilen özniteliklerin tanıma oranlarına katkılarının yanında, veri tabanındaki ayırt edilecek kişi sayısının artması ve veri tabanındaki kişilere ait eğitim setlerindeki satır sayısının azalması koşulları altında özniteliklerin performansları ölçülmüştür.

Bu tezin sonraki bölümlerinde sırasıyla, ikinci bölümde literatürde yapılmış olan ilgili çalışmalar; üçüncü bölümde veri tabanları; dördüncü bölümde öznitelik türetme için önerilen yaklaşımlar; beşinci bölümde sınıflandırma yöntemleri; altıncı bölümde yapılan deneysel çalışmalar anlatılmış ve yedinci bölümde özet bir tartışma ile birlikte sonuçlar verilmiştir.

BÖLÜM 2

İLGİLİ ÇALIŞMALAR

Bu bölümde, literatürde el yazısından kişi tanıma alanında yapılmış olan çalışmalar kapsamlı bir şekilde incelenecektir. El yazısından kişi tanıma çalışması, özellikle son on yılda bilim dünyasında dikkat çekmiş ve araştırmacılar tarafından ilgi odağı olmuştur. Literatürdeki çalışmalarda karşılaştırmalı değerlendirme amacıyla birebir aynı veri tabanını kullanan çalışmalara rastlamak oldukça zordur. Yapılan deneysel çalışmaların farklı veri tabanlarında gerçekleştirilmiş olması, literatürde önerilen yaklaşımların karşılaştırmalı olarak değerlendirilmesini imkansız kılmaktadır. Literatürdeki çalışmalar; önerilen öznitelikler, sınıflandırma yöntemleri, veri tabanları ve deneysel çalışmaların sonuçları açısından analiz edilmiş ve kapsamlı bir inceleme sunulmuştur.

Metine bağımlı el yazısından kişi tanıma çalışmaları arasında, makro ve mikro öznitelikler yaklaşımı en kapsamlı ve iyi bilinen çalışmadır [7]. Makro öznitelikler; sayfa, paragraf, satır, kelime veya karakter seviyesinde çıkarılabilir olup, kaleme uygulanan basınç kuvveti, yazıdaki istidat, ritim, eğim ve yükseklik bilgilerini içermektedir. Mikro öznitelikler, karakter şekillerinden türetilip, gradyan, konkavlık ve yapısal bilgileri içerir. Sınıflandırma amacıyla K-NN ve sinir ağları yöntemleri kullanılmıştır. Deneysel çalışmalar, 1000 kişinin 156 farklı kelimeyi üçer kez yazmasıyla oluşturulan bir veri tabanı (CEDAR mektupları [32]) üzerinde gerçekleştirilmiştir. En yüksek tanıma oranı mikro özniteliklerin K-NN yöntemiyle sınıflandırılması sonucu %81 olarak elde edilmiştir.

Yakın zamanda yapılan diğer bir metine bağımlı çalışmada, “d”, “y”, “f” ve “th” karakterlerinden mikro öznitelikler türetilmiştir [6]. Bu öznitelikler türetilirken, adli grafoloji uzmanlarının kullandığı klasik özniteliklerden yararlanılmıştır. Türetilen özniteliklerden en uygun öznitelik kombinasyonlarını araştırmak amacıyla, genetik

algoritma yöntemi ile öznitelik seçme çalışması yapılmıştır. Sınıflandırma yöntemi olarak sinir ağları kullanılmıştır. Deneysel çalışmalar, CEDAR mektuplarından [32] 156 kişiye ait, ilgili karakterlerden kişi başına 15 ila 30 arasında seçilmesiyle oluşturulan bir veri tabanı üzerinde gerçekleştirilmiştir. En yüksek tanıma oranı, dört karakterden türetilen özniteliklerin kombinasyonlarının sınıflandırılmasıyla %58 olarak elde edilmiştir.

Metinden bağımsız el yazısından kişi tanıma alanında, geçen yıllar içerisinde çok çeşitli öznitelikler önerilmiştir. B-Spline, kavis ve kıvrımları temsil etmede oldukça başarılı özelliklere sahip olup, uçak görüntülerinden uçak tipi ayırt etme ve tek bir el yazısı karakterden kişi tanıma amaçlı kullanılmışlardır [33, 34]. Artık-hata tabanlı bir karar verme kuralıyla öznitelikler karşılaştırılmıştır. Deneysel çalışmalar, 10 kişinin alfabedeki harfleri 10'ar defa yazmasıyla oluşturulan bir veri tabanı üzerinde gerçekleştirilmiştir. Tüm harfler birlikte kullanılarak tanıma yapıldığında %100 tanıma oranı elde edilmesine karşın, tek bir harf ile yapılan tanımalarda güvenilir veya kabul edilebilir bir performans görülememiştir.

Morfolojik işlemler, tek bir el yazısı kelimededen öznitelik türetmek amacıyla önerilmişlerdir [31]. Öznitelikler, darbe kalınlığı açısından inceltirilmiş el yazısı görüntülerinin morfolojik olarak dönüşümlerinden türetilmişlerdir. Özniteliklerin verimliliğini test etmek amacıyla Bayes ve sinir ağları yöntemleri uygulanmıştır. Deneysel çalışmalar, 50 kişinin "karakteristik" kelimesini İngilizce ve Yunanca olarak 45'er defa yazmasıyla oluşturulan bir veri tabanı üzerinde gerçekleştirilmiştir. Bayes yöntemi ile %92.5, sinir ağları yöntemiyle ise %96.5 tanıma oranları elde edilmiştir.

Gabor filtreleri, el yazısından kişiye özgü öznitelikleri çıkarmak amacıyla kullanılan bir diğer tekniktir. Bu teknikteki ana fikir, kortikal kanallar ve gözdeki görsel kortekste düşen resim bilgisini modellemektir. Said ve arkadaşları, el yazısı bir metne ait görüntülerden çok kanallı Gabor filtreler ve gri seviye tekrar eden matrisler (Gray Scale Co-occurrence Matrix (GSCM)) ile öznitelikler türetmişlerdir [34, 35]. Öznitelikler, içerikleri farklı olan el yazısı görüntülerden elde edilen blok resimlerden çıkarılmışlardır. Sınıflandırma aşamasında Ağırlıklı Öklid Mesafesi (Weighted

Euclidean Distance (WED)) ve K-NN yöntemleri uygulanmıştır. Deneysel çalışmalar, 20 kişiye ait metinlerden elde edilmiş, kişi başına 25'er blok el yazısı görüntülerinden oluşturulan bir veri tabanı üzerinde gerçekleştirilmiştir. En iyi tanıma oranı, Gabor filtreleri ile türetilen özniteliklerin WED ile sınıflandırılmasıyla %95.3 olarak elde edilmiştir. Gabor filtreleri aynı zamanda Çince el yazılarından kişi tanıma problemlerinde oldukça sık kullanılmışlardır [35-39].

SVM son yıllarda birçok araştırma alanında yaygın olarak kullanılan bir sınıflandırma yöntemi olmasına rağmen, el yazısından kişi tanıma ve doğrulama alanında nadiren kullanılmıştır. İmdat ve arkadaşları, metin içeriğinden bağımsız el yazısı görüntülerinden “Steered Hermite” isimli öznitelikleri hesaplamış ve SVM yöntemini uygulamışlardır [20]. Deneysel çalışmalar, IAM veri tabanından 30 kişiye ait, kişi başına 5'er el yazısı satırlardan oluşturulan bir alt veri tabanı üzerinde gerçekleştirilmiş ve %83 tanıma oranı elde edilmiştir.

Metinden bağımsız el yazılarından kişi tanıma alanında en kapsamlı çalışmalardan bir tanesi Bulacu ve Schomaker tarafından yapılmıştır [8]. Bu çalışmada el yazısı görüntülerden öznitelikler türetmek amacıyla olasılık yoğunluk fonksiyonları (Probability Density Functions (PDF)) önerilmiştir. El yazısı karakterlerin yapısal özelliklerinden ve Kohonen'in “Self Organizing Map” (SOM) yöntemiyle karakter şekillerinin sınıflandırılmasından oluşturulan kod çizelgelerinden (codebook) faydalanılarak olasılık dağılımları hesaplanmıştır. Türetilen özniteliklerin çeşitli kombinasyonları IAM ve Firemaker veri tabanları üzerinde test edilmişlerdir. Öznitelik vektörleri çeşitli mesafe ölçütleri ile karşılaştırılmışlardır. En yüksek tanıma oranı, “Hamming” mesafe ölçütü ile yapılan karşılaştırma sonucu, IAM veri tabanından 650 kişiye ait, kişi başına 2'şer sayfa el yazısı görüntülerden oluşturulan bir alt veri tabanı üzerinde %89 olarak elde edilmiştir. Türetilen öznitelikler her ne kadar metin içeriğine bağımlı olmayan ve bireysel yazım stilini iyi temsil eden öznitelikler olsa da bu özniteliklerin türetilmesi oldukça karmaşık ve zaman alan algoritmalar gerektirmektedir.

Kod çizelgesi tabanlı öznitelik türetme çalışmaları son yıllarda el yazısından kişi tanıma ve doğrulama alanında popüler olmuştur. En son yapılan çalışmalar arasında, Siddiki ve Vincent, el yazılarından elde edilen küçük parçacıklarla kod çizelgelerini oluşturmuşlardır [28]. Bu parçacıklar mantıksal hiçbir bilgi taşımayıp, el yazısının küçük pencerelere bölünmesiyle elde edilmişlerdir. Pencere boyutunun deneysel olarak belirlenmesi ve veri tabanındaki tüm yazım stilleri için sabit olarak seçilmesi bu tekniğin dezavantajlarından birisidir. El yazısının farklı boyutlarda yazılmış veya görüntülerinin farklı çözünürlükte taranmış olabilmesi nedeniyle, her el yazısı örneği için değişen bir pencere boyutunu otomatik olarak belirleyebilecek bir yöntemin bulunması, pratik hayat için daha tutarlı olabilirdi. Yazarlar kod-çizelgesi tabanlı özniteliklerin yanında, daha önceki bir çalışmalarında önerdikleri el yazılarının dış çevre hatları üzerine düşen piksellerden bir takım öznitelikler türetmişlerdir [27]. Kişi tanıma aşaması için X^2 mesafe ölçütleri kullanılarak bir benzerlik ölçütü tanımlanmıştır. Deneysel çalışmalar 650 kişilik IAM veri tabanı, 375 kişilik RIMES veri tabanı ve 1025 kişilik IAM ve RIMES veri tabanlarının birleştirilmesinden oluşturulan bir veri tabanı üzerinde gerçekleştirilmiştir. En iyi tanıma oranı, kod çizelgesi ve dış çevre özniteliklerin kombinasyonu ile IAM veri tabanı üzerinde gerçekleştirilen deneylerde %91 olarak elde edilmiştir. Deneysel çalışmaların sonuçlarına göre RIMES veri tabanı üzerinde yapılan deneylerde IAM veri tabanına göre daha düşük sonuçlar elde edilmiştir. Yazarlar tarafından yapılan önceki bir çalışmada el yazısı görüntüleri küçük alt resimlere ayrılmış ve morfolojik özelliklerine göre gruplanmışlardır [22]. Türetilen öznitelikler Bayes yöntemi ile sınıflandırılmış ve IAM veri tabanından seçilen 50 kişiye ait, kişi başına birer sayfa el yazısı görüntüleri üzerinde yapılan deneylerde %94 tanıma oranı elde edilmiştir.

Bir başka kod çizelgesi tabanlı öznitelik türetme çalışmasında, Bensefia ve arkadaşları, el yazılarından ayıkladığı karakterleri sınıflayarak kişiye özgü değişmez özellikleri temsil eden bir kod çizelgesi üretmiştir [40]. Yazarlar aynı fikri daha sonraki bir çalışmada geliştirerek, her kişinin karakterlerini ayrı sınıflandırmak yerine, veri tabanındaki tüm kişilerin karakterlerini birlikte sınıflandırmış ve tüm veri tabanı için genel bir öznitelik uzayı oluşturmuşlardır [41]. Tanıma işlemi için Vektör Uzay Modeli isimli karşılaştırma yöntemi uygulanmıştır. IAM veri tabanından seçilen 150 kişilik alt

veri tabanı üzerinde %86 tanıma oranı ve 88 kişiden oluşan PSI veri tabanı üzerinde %95 tanıma oranı elde edilmiştir.

Geometrik öznitelikler, el yazısından kişi tanıma alanında oldukça sık kullanılan özniteliklerdendir. Marti ve arkadaşları, el yazısı satırı üç yazım bölgesine ayırmış ve bu bölgelerin boyutlarını kullanarak bir takım geometrik öznitelikler türetmiştir [17]. IAM veri tabanından seçilen 20 kişilik alt veri tabanı üzerinde yapılan deneylerde, öznitelikler K-NN yöntemi ile sınıflandırılmış ve %90.7 tanıma oranı elde edilmiştir. Bozekova ve arkadaşları, tarafından da üç yazım bölgesine ait bilgilerden öznitelikler türetilmiştir [21]. IAM veri tabanından seçilen 40 kişiye ait 100 sayfa el yazısı görüntüleri üzerinde gerçekleştirilen doğrulama çalışması sonucunda %96.5 doğrulama oranı elde edilmiştir. Bir başka çalışmada Schlapbach ve Bunke, kayan pencereler isimli bir teknik ile el yazısı satırlardan dokuz adet geometrik öznitelik türetmişlerdir [23, 24]. Bu teknikte pencere boyutu deneysel olarak belirlenmekte ve veri tabanındaki tüm satırlar için aynı boyutta pencereler kullanılmaktadır. Oluşturulan pencere, el yazısı satır üzerinde piksel piksel kaydırılarak, pencerenin her pozisyonu için öznitelikler hesaplanmaktadır. Deneysel çalışmalar IAM veri tabanından seçilen 100 kişiye ait, kişi başına beşer sayfa el yazısı görüntüleri üzerinde yapılmıştır. Yapılan testler sonucunda, HMM yöntemi ile %96 tanıma oranı ve GMM yöntemi ile %97.88 tanıma oranı elde edilmiştir.

Geometrik özniteliklerin türetilmesi amacıyla kullanılan pencerelerin boyutlarının önceden yapılan deneysel çalışmalarla belirlenmek zorunda olması ve tüm satırlar için aynı değerlerde seçilmesi pratik hayatta kullanışlı değildir. Yazım boyutu ve stili kişilere göre ve çevresel şartlara göre değişkenlik arz edebilmekte, el yazısı görüntüleri farklı çözünürlüklerde taranabilmektedirler. Bu tez çalışmasında herhangi bir el yazısı satır görüntüsü için kolaylıkla adapte edilebilen ve boyutları otomatik olarak her satır örneği için ayrı olarak hesaplanan dinamik pencereler yaklaşımı önerilmiştir. Ayrıca el yazısı satırları, üç yazım bölgesine ayrılarak analiz edilmiş ve her bölgeye özgü öznitelikler türetilmiştir. Bu bölümde anlatılmış olan el yazısından kişi tanıma alanında literatürde yapılmış çalışmalar, öznitelik tipleri, veri tabanları, sınıflandırma yöntemleri ve tanıma oranları açısından Çizelge 2.1’de özetlenmiştir.

Çizelge 2.1 El yazısından kişi tanıma alanında yapılan çalışmalar; öznitelik tipleri, veri tabanları, sınıflandırma yöntemleri ve tanıma oranları

Ref.	Öznitelik tipi	Veri tabanı	Kişi sayısı	Sınıflandırma yöntemi	Tanıma oranı (%)
[7]	Mikro ve makro öznitelikler	CEDAR mektupları	1000	K-NN	81
[6]	Mikro öznitelikler	CEDAR mektupları	165	Sinir ağları	58
[34]	“B-splines” tabanlı öznitelikler	-	10	Artık-hata tabanlı karşılaştırma	100
[31]	Morfolojik öznitelikler	-	50	Sinir ağları	96.5
[30]	Gabor filtre tabanlı öznitelikler	-	20	WED	95.3
[20]	“Steered Hermite” öznitelikleri	IAM	30	SVM	83
[8]	Yapısal ve kod çizelgesi tabanlı öznitelikler	IAM	650	“Hamming” mesafe ölçütü	89
		Firemaker	250		83
		IAM+Firemaker	900		87
[28]	Kod çizelgesi tabanlı ve çevresel piksel öznitelikleri	IAM	650	χ^2 mesafe ölçütü	91
		RIMES	375		84
		IAM+RIMES	1025		88
[22]	Morfolojik öznitelikler	IAM	50	Bayes	94
[41]	Kod çizelgesi tabanlı öznitelikler	IAM	150	Vektör Uzay Modeli	86
		PSI	88		95
[17]	Geometrik öznitelikler	IAM	20	K-NN	90.7
[21]	Geometrik ve kod çizelgesi tabanlı öznitelikler	IAM	40	Öklid mesafe ölçütü	96.5
[23]	Geometrik öznitelikler	IAM	100	HMM	96
[24]	Geometrik öznitelikler	IAM	100	GMM	97.88

BÖLÜM 3

VERİ TABANI

El yazısı satır görüntülerinden metinden bağımsız otomatik kişi tanıma amacıyla yapılan deneysel çalışmalarda IAM (Institute of Computer Science and Applied Math) veri tabanından [13] elde edilen el yazısı satır görüntüleri kullanılmıştır. IAM veri tabanına ait resmi internet sitesinden¹ erişilebilmektedir.

IAM veri tabanı, el yazısından kişi tanıma alanında yaygın olarak kullanılmaktadır. Yapılan akademik çalışmalarda genellikle, veri tabanının tamamını kullanmak yerine, veri tabanından seçilmiş daha az sayıda kişiye ait verilerden oluşturulan alt veri tabanları kullanılmıştır. IAM veri tabanı kullanılarak, kişi tanıma alanında şu ana kadar yapılmış akademik çalışmalar, kişi sayısı ve elde edilen tanıma oranları açısından Çizelge 3.1’de verilmiştir.

Çizelge 3.1 IAM veri tabanı üzerinde el yazısından kişi tanıma alanında yapılan çalışmalar

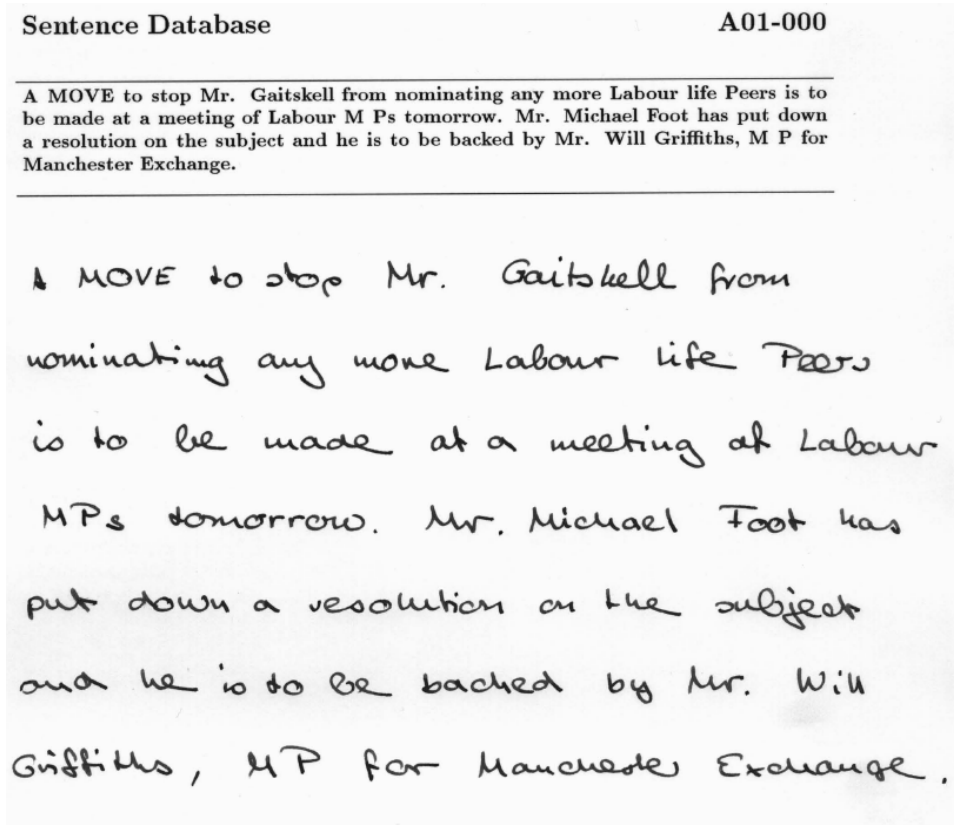
Ref.	Kişi Sayısı	Tanıma Oranı (%)
[20]	30	83
[8]	650	89
[28]	650	91
[22]	50	94
[41]	150	86
[17]	20	90.7
[21]	40	96.5
[23]	100	96
[24]	100	97.88

¹ <http://www.iam.unibe.ch/~fki/iamDB>

Bu bölümde IAM veri tabanı ve bu veri tabanından türetilen alt veri tabanları tanıtılacaktır.

3.1 IAM Veri tabanı

IAM veri tabanı, 657 kişi tarafından el yazısı ile doldurulan 1539 sayfa formu içermektedir. Kişi başına düşen form sayısı 1 ve 59 arasında değişmektedir. Formlar 300dpi çözünürlükte ve 256 gri seviyede taranarak, “png” formatında görüntü verileri olarak elektronik ortama aktarılmıştır. Formların içeriği Lancaster Oslo Corpus’undan [42] seçilmiş İngilizce metinlerden oluşturulmuştur. Her formun içerdiği metinler birbirinden farklıdır. Şekil 3.1’de IAM veri tabanına ait doldurulmuş bir form örneği gösterilmiştir.



Şekil 3.1 IAM veri tabanından doldurulmuş bir form örneği

Formları dolduran kişilerden, her hangi bir taklit ve aşırı özenden uzak olup kendilerine ait doğal ve günlük el yazılarını kullanmaları istenilmiştir. Ayrıca orijinal metindeki satırları, formda ayrılan boşluklara bire bir sığdırmak için çaba sarf etmemeleri, eğer satırda yer kalmazsa bir alt satırdan devam etmeleri söylenilmiştir. Böylelikle sıkışmış, deforme olmuş ve doğallığı bozulmuş yazı görüntülerinin oluşması önlenmiştir.

Veri tabanındaki formlar üzerinde satır seviyesinde ve kelime seviyesinde ayıklama çalışmaları yapılmış olup, formlardan toplam 13353 satır ve 115320 kelime el yazısı görüntüleri elde edilmiştir. Bu çalışmada el yazısı satır görüntüleri kullanılmıştır. El yazısı satırların uzunlukları 112 ve 2260 piksel kolon arasında değişmektedir. Veri tabanındaki el yazısı satır uzunluklarının ortalaması 1702 piksel kolondur. Kısa veya gürültü içeren el yazısı satır görüntüleri bilgi kaybına neden olmalarına rağmen, bu çalışmada herhangi bir eleme yapılmayıp tüm el yazısı satır görüntüleri kullanılmıştır. Şekil 3.2’de kısa ve gürültü içeren bir el yazısı satır örneği verilmiştir.



Şekil 3.2 IAM veri tabanından kısa ve gürültü içeren bir el yazısı satır örneği

IAM veri tabanındaki örneklere ait etiketler, örnek içeriklerinin alınmış olduğu Lancaster Oslo Corpus’undaki konu indeksine göre düzenlenmiş olup, yazan kişiye göre bir dosyalama yapılmamıştır. Bir el yazısı satır verisine ait etiket örneği aşağıda incelenmiştir:

a01-000u-00 :

- a01 - konu indeksi
- a01-000u - satır örneğinin hangi formdan alındığı
- a01-000u-00 - satır örneğine ait etiket

Yukarıdaki örnekten de görüldüğü üzere etiketlerde kişiye ait hiçbir bilgi bulunmamaktadır. Kişilere ait bilgiler, IAM veri tabanındaki toplam 1539 adet form etiketlerinin ve etiketlerin yanlarında formun hangi kişiye ait olduğunun belirtildiği ayrı bir dokümandan elde edilebilmektedir. Bu dokümana IAM veri tabanının resmi internet sitesinden erişilebilmektedir.

Kişi tanıma çalışması için, el yazısı satırların hangi kişi tarafından yazıldıklarının tespiti ve sonrasında kişiye göre bir dosyalama yapılması gerekmektedir. Bu kapsamda, IAM veri tabanının resmi internet sitesinden elde edilen form etiketleri referans alınarak, IAM veri tabanındaki toplam 1539 formun hangi kişilere ait olduğu ve her formun içerdiği satır sayıları bulunmuştur. IAM veri tabanındaki 13353 el yazısı satır verileri, yazan kişiye göre tasnif edilip dosyalanmıştır.

Form etiketlerine göre IAM veri tabanının 672 kişi için hazırlandığı ancak bu kişilerden 15 adedine ait hiçbir veri olmadığı tespit edilmiştir. Bu sebeple IAM veri tabanı toplam 657 kişiye ait verileri içermektedir.

IAM veri tabanındaki kişilerin doldurdukları form sayıları ve dolayısıyla el yazısı satır sayıları değişkenlik arz etmekte olup IAM veri tabanındaki kişilere ait toplam form ve satır sayıları bulunmuştur. IAM veri tabanında kişiler sahip oldukları form sayılarına göre gruplanmıştır. Form, kişi ve satır sayıları arasındaki ilişki Çizelge 3.2’de verilmiştir.

Çizelge 3.2 IAM veri tabanında form, kişi sayıları ve satır sayıları arasındaki ilişki

Form sayısı (>=)	Kişi sayısı	Satır sayısı (En az- En çok)
5	100	27 - 54
4	127	21 - 44
3	159	16 - 33
2	301	8 - 23
1	657	2 - 13

IAM veri tabanında kişiler sahip oldukları satır sayılarına göre gruplanmıştır. Kişilere ait en az satır sayıları Çizelge 3.3’de verilmiştir.

Çizelge 3.3 IAM veri tabanında kişilere ait en az satır sayıları

Her kişiye ait en az satır sayısı	Kişi Sayısı	Her kişiye ait en az satır sayısı	Kişi Sayısı
29	133	14	289
28	135	13	297
27	140	12	312
26	143	11	355
25	149	10	416
24	151	9	492
23	157	8	569
22	161	7	621
21	171	6	650
20	180	5	655
19	197	4	656
18	212	3	656
17	240	2	657
16	256	1	657
15	272		

3.2 IAM veri tabanından 93 kişilik alt veri tabanının oluşturulması

Son yıllarda IAM veri tabanını oluşturan araştırmacılar, IAM veri tabanından oluşturulan 100 kişilik bir alt veri tabanı önermişler ve bu alt veri tabanını iki farklı el yazısından kişi tanıma çalışmasında kullanmışlardır [23, 24]. Önerilen 100 kişilik alt veri tabanına ait el yazısı satır verilerinin etiketleri IAM veri tabanının resmi internet sitesinden yayınlanmıştır. Seçilen 100 kişi, IAM veri tabanındaki 657 kişiden en az beş forma sahip olan kişilerin tamamıdır. Bu kişilere ait form etiketlerinin alfabetik sırası referans alınarak her kişiye ait ilk beş form seçilmiştir. 100 kişilik alt veri tabanında her kişiye ait en az 27 en fazla 54 satır, toplamda ise 4307 el yazısı satır mevcuttur.

100 kişilik alt veri tabanındaki el yazısı satırlarını, verilen etiketlerine göre IAM veri tabanından tasnif etme çalışması yapılmıştır. Ancak IAM veri tabanında, etiketlerde yer alan 7 kişiye ait hiçbir veriye rastlanılamamıştır. Bulunamayan 7 kişiye ait veriler hakkında IAM veri tabanı ile çalışma yapmış araştırmacılara sorulmuş ancak, IAM veri tabanının sahipleri tarafından söz konusu verilerin kaybolduğu ve tekrar sağlanamayacağı bildirilmiştir.

Sonuç olarak geriye kalan 93 kişiye ait veriler IAM veri tabanından tasnif edilmiş ve bu tezdeki çalışmalarda 93 kişilik alt veri tabanı kullanılmıştır. 93 kişilik alt veri tabanında her kişiye ait en az 29 en fazla 54 satır, toplamda ise 4075 el yazısı satır mevcuttur. IAM veri tabanından seçilen 93 kişi ve bu kişilere ait formlardan ayıklanan el yazısı satır sayıları EK-A'da verilmiştir.

3.3 IAM veri tabanından 212 kişilik alt veri tabanının oluşturulması

El yazısından kişi tanıma probleminde kişi sayısının etkilerini değerlendirmek amacıyla IAM veri tabanından 212 kişilik alt veri tabanı oluşturulmuştur. 212 kişilik alt veri tabanı 93 kişilik alt veri tabanını kapsamakta olup, IAM veri tabanında en az 18 satıra sahip olan kişilerin seçilmesiyle oluşturulmuştur. 212 kişilik alt veri tabanında her kişiye ait en az 18 en fazla 54 satır, toplamda ise 7117 el yazısı satır mevcuttur. IAM veri tabanından seçilen 212 kişi ve bu kişilere ait formlardan ayıklanan el yazısı satır sayıları EK-A'da verilmiştir. 212 kişilik alt veri tabanı ilk kez bu tez çalışmasında oluşturulmuştur.

3.4 IAM veri tabanından 650 kişilik alt veri tabanının oluşturulması

El yazısından kişi tanıma alanında yapılmış olan çalışmalarda 657 kişiden oluşan IAM veri tabanının tamamının kullanıldığı bir çalışmaya rastlanılamamıştır. Ancak literatürde yayınlanan iki çalışmada, IAM veri tabanından oluşturulan 650 kişilik alt veri tabanının kullanıldığı görülmüştür [8, 28]. Kalan 7 kişinin seçilmeme sebebi, makul

bir deneysel çalışma yapabilecek kadar veriye sahip olmamalarıdır. 650 kişilik alt veri tabanı, 212 kişilik alt veri tabanı ve 93 kişilik alt veri tabanını kapsamaktadır. 650 kişilik alt veri tabanında her kişiye ait en az 4 en fazla 54 satır, toplamda ise 11532 el yazısı satır mevcuttur. Literatürde 650 kişilik IAM alt veri tabanı ile yapılan çalışmaların sonuçları ile karşılaştırma yapabilmek amacıyla, bu tez çalışmasında da 650 kişilik IAM alt veri tabanı kullanılmıştır.

BÖLÜM 4

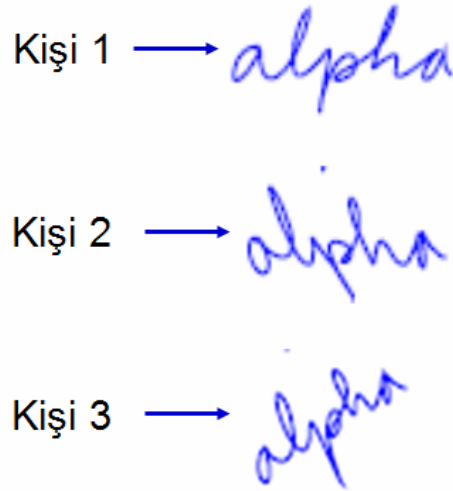
ÖZNİTELİK TÜRETME

Bir insanın kendi el yazılarının bile, birbirinin tamamıyla aynı olmasına olanak yoktur. Aynı kişi tarafından aynı metnin arka arkaya yazılması halinde bile iki yazı arasında farklılıklar mevcut olacaktır. Ancak farklı kişilerin el yazıları arasındaki farklılıkların, kişinin kendi içindeki farklılıklardan çok daha baskın olması, kişi tanımaya olanak vermektedir [43]. Şekil 4.1’de üç kişinin yazmış olduğu kelime ve karakterler görülmektedir [3].



Şekil 4.1 Üç kişiye ait yazı örnekleri

El yazısı tanıma problemlerinde, el yazısı karakterlere ait değişik yazım stillerinden ve çevresel faktörlerden kaynaklanabilecek tüm varyasyonlar elimine edilerek, karakterlere özgü öznitelikler türetilir. El yazısından kişi tanıma problemlerinde ise, kişiye ait yazım stillerinden kaynaklanabilecek tüm varyasyonlar kişi tanıma yapabilmek için en önemli faktörlerdir. Şekil 4.2’de üç kişiye ait olan “alpha” yazısındaki, boyut, dönme, meyil,



Şekil 4.2 Üç kişiye ait “alpha” yazısı

sıklık/seyreklik, hiza ve seviyeler, başlangıç ve bitim noktaları, bağlantılar vs. gibi varyasyonlar rahatlıkla görülmektedir.

El yazısından kişi tanımada, kişiye özgü ayırt edici özniteliklerin bulunmasının yanında; bunların arasından en iyi performansla sahip öznitelik kombinasyonunun belirlenmesi, sınıflandırma aşamasından önceki önemli bir adımdır [18]. Öznitelik seçme işlemi ile tekrarlanmış öznitelikler veya tanıma oranını pozitif yönde değiştiremeyen öznitelikler elimine edilirler ve daha yüksek bir tanıma oranı elde edilmesi sağlanır. Ayrıca, türetilen öznitelikler her ne kadar kişiye özgü faydalı bilgiler taşıyorsa da, mutlaka kullanılacak sınıflandırma yöntemi ile birlikte analiz edilmelidirler. Kullanılacak sınıflandırma yöntemi ve seçilen özniteliklerin uyumu en iyi tanıma oranını elde etmek için önemli bir faktördür.

Pratikte adli grafoloji uzmanları tarafından, insan gözüyle gözlemlenebilen, kişiyi ayırt edici bir takım öznitelikler türetilmiş ve kullanılmaktadırlar. Ancak insan gözüyle yapılan kişi tanıma işlemlerinde, sonuç tamamıyla bu işlemi yapan kişinin tecrübe ve performansına bağlı kalmaktadır. İnsan gözünün algılayabildiği, yorumlayabildiği ve adli grafoloji uzmanları tarafından kullanılan bu özniteliklerin bazılarının, doğru matematik modeller oluşturulduğu takdirde makineler tarafından

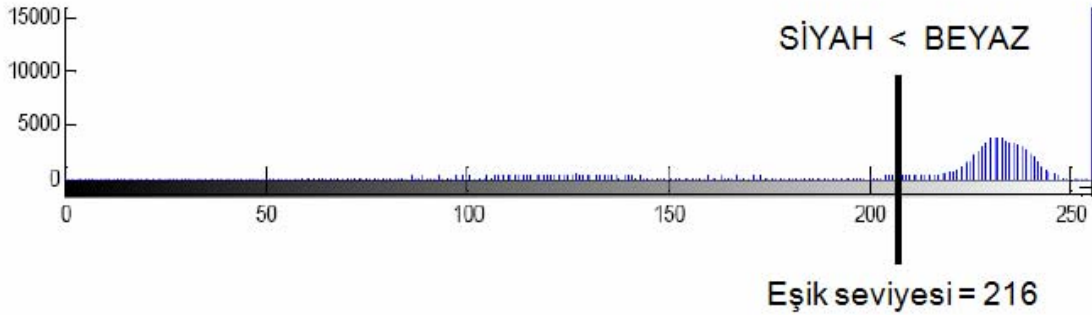
hesaplanabilir hale getirilmesi mümkündür. Her ne kadar makineler, insan tarafından algılanması veya ölçülmesi imkansız özniteliklerin hesaplanmasına olanak verse de, insan tarafından algılanan ve yorumlanan bazı özniteliklerin makineler ile hesaplanması mümkün değildir [7]. Bu tip özniteliklerin hesaplanmasındaki en büyük zorluklar; yazının okunaklığı, süslemeleri, kalitesi vs. gibi bazı özniteliklerin nicel kavramlar olması ve karaktere bağımlı olduklarından dolayı, makine ile yapılacak tanımda öncelikle metin içerisinde ilgili karakterlerin tanınması ve ayıklanması gerekliliğidir.

Bu bölümde, öznitelik türetme öncesi gerçekleştirilen ön işleme çalışmaları, ve bu tezde önerilen global ve lokal öznitelikler anlatılacaktır.

4.1 Ön İşlemler

Kağıt kalitesi, kağıt rengi ve deseni, kağıttaki leke türü gürültüler, kalem tipi gibi el yazısına etki eden çevresel faktörler kişiye özgü özellikler olmadığı gibi, kişi tanıma performansını düşürebilecek yanıltıcı özelliklerdir. Bu tip çevresel etkileri elimine etmek veya tasarlanan öznitelik çıkarma modeline bağlı olarak yazıların belirli bir düzen veya formata sokulması amacıyla çeşitli ön işleme tekniklerinin uygulanması gerekebilmektedir. IAM veri tabanındaki el yazısı satır görüntüleri hali hazırda el yazısı ile yazılmış sayfalardan ayıklanmış ve gürültü ile deformasyon açısından genellikle sağlıklı görüntülerdir. Bu nedenle, bu çalışmada satır ayıklama veya gürültü azaltma gibi ön işlemlere gerek duyulmamıştır.

IAM veri tabanındaki el yazısı görüntüleri 256 gri seviyeden oluşmaktadır. Yazı ve arka planın tam olarak ayırt edilebilmesi ve matematiksel hesaplamaları daha kolay yapabilmek amacıyla görüntüler üzerinde ikilileştirme çalışması yapılmıştır. Bu işlem sonucunda gri seviye görüntü siyah ve beyaz görüntüye dönüştürülmüştür. İkilileştirme amacıyla öncelikle Otsu'nun yöntemi [44] kullanılarak bir eşik seviyesi elde edilmiştir. Tüm bir satır görüntüsüne ait histogram çıkarılmış ve eşik değerinden yüksek değerler beyaz, eşik değerinden küçük değerler ise siyah olarak kabul edilmiştir. Şekil 4.3'de bir el yazısı satır görüntüsüne ait histogram ve eşik değeri gösterilmiştir.



Şekil 4.3 Bir satır görüntüsüne ait 256 gri seviye histogram

Siyah renk yazıyı, beyaz renk ise arka planı temsil etmektedir. Şekil 4.4’de sırasıyla bir el yazısı satır görüntüsüne ait gri seviye ve ikilileştirilmiş görüntüler verilmiştir.

de Gaulle's official welcome last week

(a)

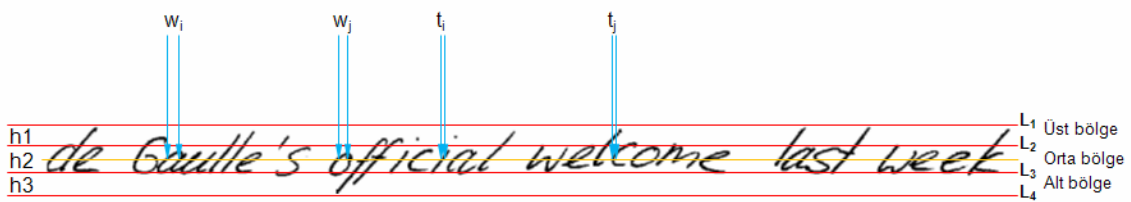
de Gaulle's official welcome last week

(b)

Şekil 4.4 a) Orijinal satır görüntüsü b) İkilileştirilmiş satır görüntüsü

Bazı ön işleme uygulamaları el yazısından kişi tanıma için faydalı olabilecek ayırt edici özelliklerin kaybolmasına sebep olabilirler. Örneğin el yazısının kalınlık, yükseklik ve genişliği kişiye özgü özellikler olmasına rağmen, bazı çalışmalarda verileri standart hale getirebilmek için bu özelliklerin kaybedilmesi pahasına inceltme ve ölçekleme ön işlemleri yapılmıştır. Bu tez çalışmasında kişiye özgü özelliklerin kaybedilmesinden kaçınılmış ve bu tip ön işlemler tercih edilmemiştir.

El yazısı satırları üç yazım bölgesinde analiz edilmiştir. Bu bölgeler, yazıdaki karakterlere ait alt ve üst uzantıların olduğu bölgeler ve yazının ana kısmını oluşturan orta bölgeden oluşur (Şekil 4.5). El yazısı satırlarını üç yazım bölgesine ayırma işlemi literatürdeki çalışmalarda, el yazısı satırlardaki yazım bölgelerinin yükseklik bilgilerinden öznitelik türetme [17] ve dikey ölçekleme yaparak veri tabanındaki tüm el yazısı satırların boylarını eşit hale getirme amaçları için [24] uygulanmıştır.



Şekil 4.5 Bir satır yazının üç bölgede analizi

El yazısı satırları üç yazım bölgesine ayırmak amacıyla, öncelikle satır görüntüsüne ait yatay projeksiyon hesaplanır (Şekil 4.6). Projeksiyonun en küçük değeri P_{\min} ve en büyük değeri P_{\max} aşağıdaki şekilde hesaplanır:

$$P_{\min} = \min(P_i) \quad \text{ve} \quad P_{\max} = \max(P_i), \quad i=1, \dots, r \quad (1)$$

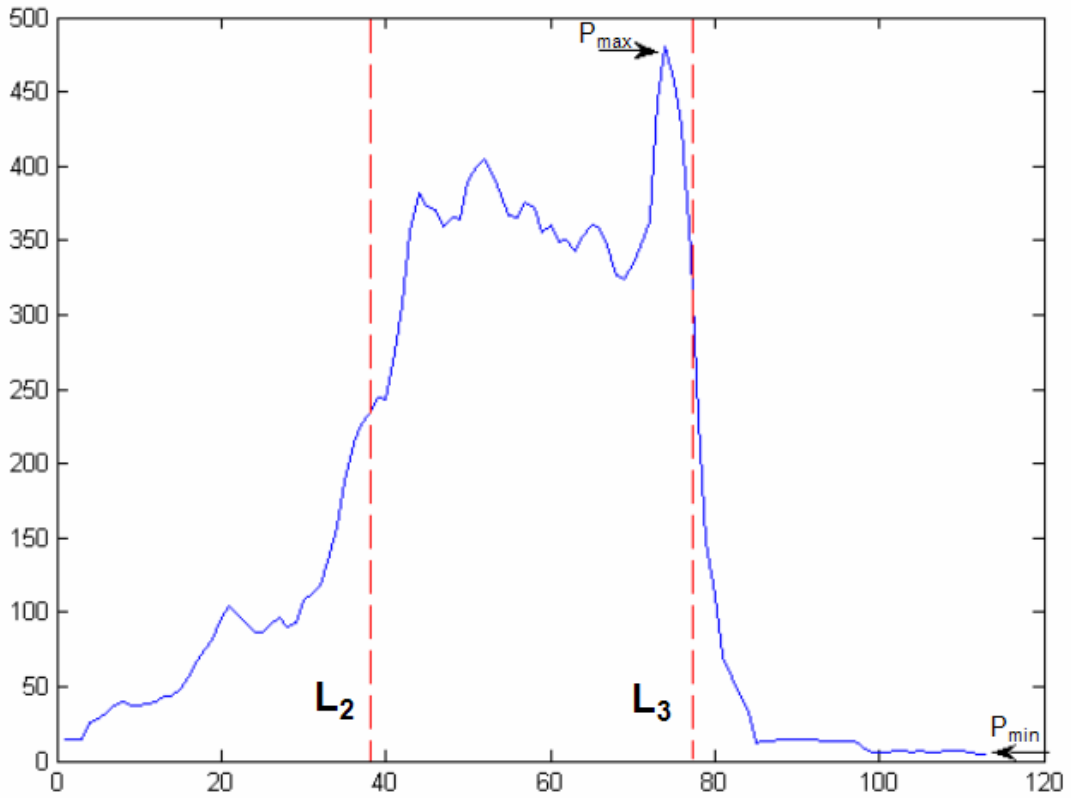
Burada r , el yazısı satır görüntüsündeki piksel satır sayısını; P_i , i . piksel satırına karşılık gelen projeksiyonun değerini gösterir. El yazısı satırdaki orta bölge en çok bilgiyi içerdiğinden dolayı, bu bölgedeki projeksiyonun en büyük olması beklenir. Projeksiyon üzerinde, birincisi orta bölgeye ait üst sınırı L_2 'yi ve ikincisi orta bölgeye ait alt sınırı L_3 'ü temsil eden iki hayali çizgi oluşturulur (Şekil 4.6). Bu sınırların gerçek değerlerini bulabilmek için, projeksiyonun başından sonuna kadar her seferinde ilk çizgi L_2 sabit, ikinci çizgi L_3 sona doğru hareketli olacak şekilde kaydırılarak L_2 ve L_3 arasında kalabilecek tüm bölgeler tespit edilir. L_2 ve L_3 çizgilerinin her pozisyonu için aşağıdaki gibi bir karesel hata hesaplanır:

$$D(L_2, L_3) = \sum_{L=L_1}^{L_2-1} (P_{\min} - P_L)^2 + \sum_{L=L_2}^{L_3} (P_{\max} - P_L)^2 + \sum_{L=L_3-1}^{L_4} (P_{\min} - P_L)^2 \quad (2)$$

Burada $D(L_2, L_3)$, seçilen L_2 ve L_3 pozisyonu için hesaplanan toplam karesel hatayı; P_L , L indeksine karşılık gelen projeksiyon değerini göstermektedir. El yazısı satırın en üst piksel satırı L_1 , en alt piksel satırı L_4 ile temsil edilirler.

Sonuç olarak, $D(L_2, L_3)$ değerini en küçük yapan L_2 ve L_3 değerleri el yazısı satırındaki orta yazım bölgesine ait üst ve alt sınırları verecektir:

$$L_2, L_3 = \underset{L_2, L_3}{\operatorname{arg\,min}} D(L_2, L_3) \quad (3)$$



Şekil 4.6 Bir el yazısı satır görüntüsüne ait yatay projeksiyon

4.2 Global Öznitelikler

Eğim, genişlik, kalınlık, hacim, boyut vs. gibi öznitelikler bireysel yazım stilini açığa çıkaran özniteliklerdendir. Bu öznitelikler gözle görülebilir ve kolaylıkla ölçülebilir olup adli grafoloji uzmanları tarafından sıklıkla kullanılırlar. Bu bölümde, el yazısından görsel olarak algılanabilen bu tip özniteliklerin matematiksel modelleri tanıtılacaktır. Bu öznitelikler, el yazısı satır görüntüsündeki kişiye özgü genel özellikleri temsil ettiğinden global öznitelikler olarak adlandırılmıştır.

Global özniteliklerin türetilmesi için el yazısı satırlardaki üç yazım bölgesinden yararlanılmıştır. Boyut bilgilerinden öznitelik türetilirken, aynı kişinin yazmış olduğu el yazısının boyutları yazma için ayrılmış olan alana göre değişebileceğinden dolayı, belirli bir yere ait boyut değerlerini direkt olarak kullanmak yerine değişik bölgelere ait boyut değerlerinin oranları kullanılmıştır.

Öncelikle kişiye ait yazım genişliği ve kalınlığı olarak adlandırdığımız özellikler hesaplanmıştır. Yazım genişliğini hesaplamak için, el yazısı satırdaki orta bölgenin orta piksel satırı üzerindeki siyah pikseller arasına düşen beyaz piksel genişlikleri w_i bulunmuştur (Şekil 4.5). Kelimeler arasındaki büyük boşluklar veya harfler arasındaki küçük boşluklar gibi sonucu saptırabilecek değerleri elimine etmek amacıyla, bulunan w_i beyaz piksel genişliklerinin ortalaması yerine medyanı alınmıştır [17]:

$$w = \text{medyan} (w_1, w_2, \dots, w_n) \quad (4)$$

Yazım kalınlığı, yazım genişliği hesaplanırken izlenen yola benzer bir yolla hesaplanmıştır. Bu sefer, el yazısı satırdaki orta bölgenin orta piksel satırı üzerindeki beyaz pikseller arasına düşen siyah piksel genişlikleri t_i bulunmuş ve medyanı alınmıştır (Şekil 4.5):

$$t = \text{medyan} (t_1, t_2, \dots, t_n) \quad (5)$$

Global öznelikleri matematiksel olarak daha kolay ifade edebilmek amacıyla aşağıdaki tanımlamalar verilmiştir:

$p_{\text{orta bölge}}$, el yazısı satırdaki orta bölge içerisine düşen tüm siyah piksellerin sayısıdır:

$$p_{\text{orta bölge}} = \sum_{i=1}^c \sum_{j=L_2}^{L_3} p_{i,j} \quad (p_{i,j} | p_{i,j}=1, \text{ eğer siyah ise}) \quad (6)$$

Burada c , el yazısı satır görüntüsündeki toplam piksel kolon sayısını ve $p_{i,j}$, i . piksel satırı ve j . piksel kolonu üzerindeki pikselin değerini gösterir.

$S_{\text{orta bölge}}$ el yazısı satırdaki orta bölgenin alanıdır:

$$S_{\text{orta bölge}} = d_{\text{satır}} \times h_2 \quad (7)$$

Burada $d_{\text{satır}}$, el yazısı satırın uzunluğu ve h_2 , orta bölgenin yüksekliğidir.

w_t , el yazısı satır görüntüsündeki siyah piksellerden beyaz piksellere geçiş sayısını gösterir.

θ , el yazısındaki eğim açısını gösterir ve dikey projeksiyon yöntemiyle hesaplanır. Buradaki temel fikir, bir el yazısı ne kadar eğimsiz olursa dikey projeksiyonundaki tepe noktaların değerinin o kadar büyük olmasıdır [45]. Bu yöntemde, el yazısı satır görüntüsü belirli açılarda pozitif ve negatif yönde kayılma (shear) işlemine tabi tutulur. Her açı değeri için, yapılan kayılma işlemi sonrası satır görüntüsüne ait dikey projeksiyon hesaplanır. Projeksiyonun tepe değerlerinin en büyük olduğu durumlardaki açı değeri, yazının eğim açısını verir. Şekil 4.7’de belirli bir eğim açısına sahip orijinal el yazısı satır ile eğimi düzeltilmiş el yazısı satır görüntüleri ve bu görüntülere ait dikey projeksiyonlar görülmektedir.

Global öznelıklar “g” harfi ile isimlendirilmişler ve aşağıdaki şekilde tanımlanmışlardır:

$$g_1 = w,$$

$$g2 = t/w,$$

$$g3 = h2/t,$$

$$g4 = p_{\text{orta bölge}} / S_{\text{orta bölge}},$$

$$g5 = d_{\text{satır}} / wt,$$

$$g6 = \theta.$$

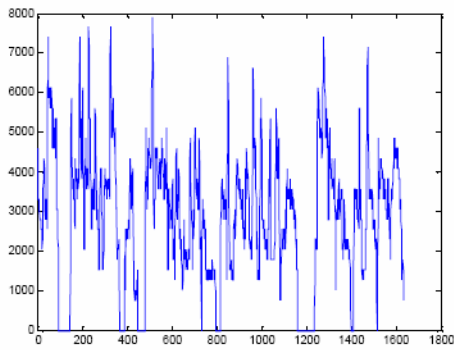
Bu özniteliklerden g1 yazıdaki genişlik, g2 ve g5 sıklık ve seyreklik, g3 ve g4 yoğunluk, g6 eğim bilgilerini temsil ederler. El yazısındaki kişiye özgü yazım stilini görsel olarak yansıtan en belirgin özellik eğim olduğu gibi, eğim oldukça kararlı bir bireysel özniteliktir [8].

de Gaulle's official welcome last week

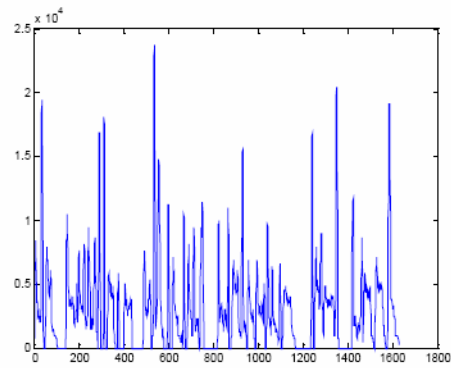
(a)

de Gaulle's official welcome last week

(b)



(c)



(d)

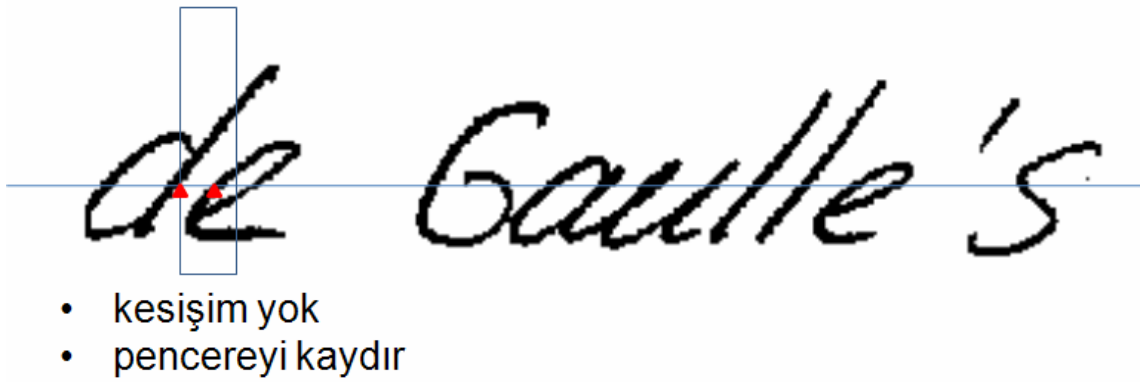
Şekil 4.7 a) Orijinal yazı b) Eğimi düzeltilmiş yazı c) Orijinal yazıya ait dikey projeksiyon d) Eğimi düzeltilmiş yazıya ait dikey projeksiyon

4.3 Lokal Öznitelikler

Bu bölümde, el yazısı satırdaki üç yazım bölgesi lokal seviyede analiz edilmiş ve dinamik pencereler vasıtasıyla türetilen lokal öznitelikler tanıtılmıştır. İnceltme veya boyut ölçekleme gibi kişiye özgü bilgilerin kaybolmasına sebep olabilecek ön işlemlerden kaçınılmıştır. El yazılarının boyutlarını standart hale getirmek yerine, her üç yazım bölgesi ayrı olarak analiz edilerek kişinin kendisine ait el yazıları arasındaki varyasyonlar minimize edilmiştir.

Dinamik pencerelerinin genişliği her el yazısı örneği için değişkendir ve deneysel çalışmalarla önceden belirlenen bir değer değildir. Dinamik pencerelerin genişliği, g1 özniteliği ile temsil edilen yazım genişliğine eşit olup, yüksekliği ise el yazısı satırda taranacak yazım bölgesinin yüksekliğine eşittir. Dolayısıyla pencere genişliği ve yüksekliği her satıra göre değişkendir. El yazısı satır, orta bölgenin orta piksel satırı referans alınarak, yatayda soldan sağa doğru taranır ve aşağıdaki adımlar uygulanır (Şekil 4.8):

1. İlk beyaz piksel bölgesinin başlangıç ve bitiş noktalarını tespit et.
2. Dinamik pencereyi tespit edilen başlangıç noktasına kaydır.
3. Eğer dinamik pencerenin dikey sınırları tespit edilen başlangıç ve bitiş noktaları ile çakışıyorsa, dinamik pencereyi etrafındaki siyah piksel bölgelerini alacak şekilde genişlet.
4. Dinamik pencere tarafından kapsanan görüntüyü ayıkla.
5. Dinamik pencere boyutlarını orijinal hale getir.
6. Bir sonraki beyaz piksel bölgesinin başlangıç ve bitiş noktalarını tespit et.
7. Daha başka beyaz piksel bölgesi kalmayınca kadar 2-6 arasındaki adımları tekrar et.
8. Ayıklanan tüm görüntüleri birleştir (Şekil 4.9)



Şekil 4.8 Dinamik pencere işlemi



Şekil 4.9 Ayıklanmış görüntülerin birleştirilmesi

Dinamik pencereler, otomatik bir işlemle el yazısı satır görüntülerindeki bilgi açısından önemli bölümlerin yakalanmasını ve gereksiz ve daha az bilgi taşıyan bölümlerin çıkarılmasını sağlamaktadır. Sonuç olarak oluşturulan son görüntü, el yazısı satır görüntüsünden dinamik pencereler ile ayıklanan bölümlerin birleştirilmesiyle oluşur.

Lokal öznitelikleri matematiksel olarak daha kolay ifade edebilmek amacıyla aşağıdaki tanımlamalar verilmiştir:

$x_i^{\text{üst}} = i$. piksel kolonu üzerindeki en üst siyah pikselin dikey pozisyonu, $i=1,2,\dots,c$

$x_i^{\text{alt}} = i$. piksel kolonu üzerindeki en alt siyah pikselin dikey pozisyonu, $i=1,2,\dots,c$

Lokal öznitelikler "l" harfi ile isimlendirilmişler ve aşağıdaki şekilde tanımlanmışlardır:

$$l = \frac{\sum_{i=1}^c x_i^{\text{üst}}}{c},$$

$$l2 = \frac{\sum_{i=1}^c x_i^{alt}}{c},$$

$$l3 = \frac{\sum_{i=2}^c \arctan(x_i^{üst} - x_{i-1}^{üst})}{c-1},$$

$$l4 = \frac{\sum_{i=2}^c \arctan(x_i^{alt} - x_{i-1}^{alt})}{c-1},$$

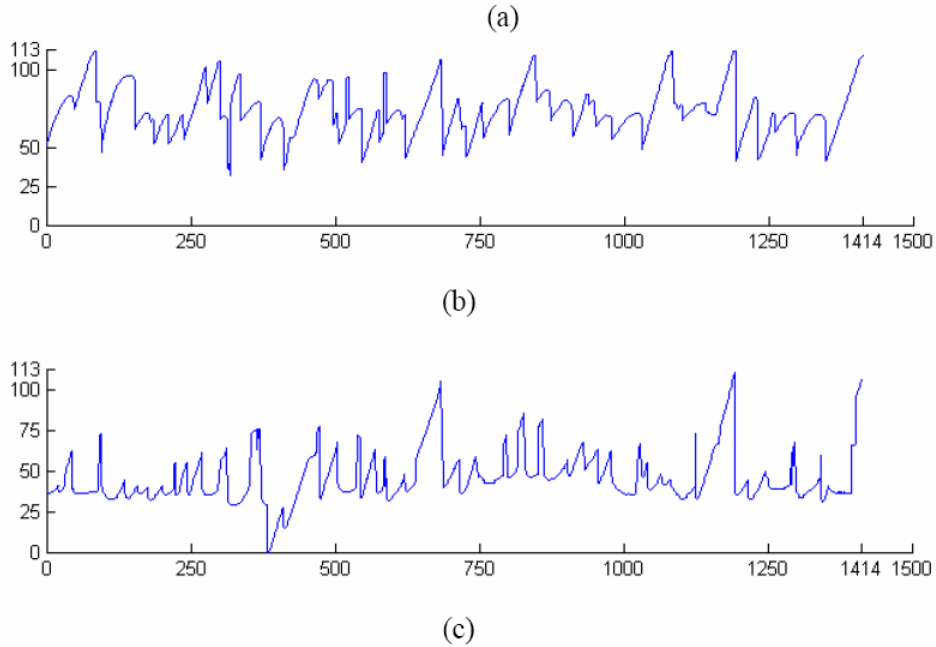
l5 = bir piksel kolonu üzerine düşen ortalama siyah piksel sayısı,

l6 = piksel kolonları üzerindeki siyah-beyaz geçiş sayılarının ortalaması.

Bu öznitelikler, el yazısı satır görüntüsü üzerinde yapılan lokal analizler ile türetildiğinden dolayı lokal öznitelikler olarak adlandırılmıştır. l1 ve l2 sırasıyla en üst ve en alt siyah piksellere ait dikey pozisyonların ortalamasına eşittir. Bir el yazısı satır görüntüsü üzerindeki en üst ve en alt siyah piksellere ait dikey pozisyonlardan elde edilen zarflar Şekil 4.10'da gösterilmiştir. l3, artarda gelen en üst siyah pikseller arasındaki açı değerlerinin ortalamasına; l4, artarda gelen en alt siyah pikseller arasındaki açı değerlerinin ortalamasına eşittir. l5, el yazısı görüntüsündeki bir piksel kolonu üzerine düşen ortalama siyah piksel sayısına ve l6, piksel kolonları üzerindeki siyah-beyaz piksel geçiş sayılarının ortalamasına eşittir. Lokal özniteliklerden l1 ve l2 el yazısındaki boyut ve düzgünlük özelliklerini, l3 ve l4 yön ve eğim özelliklerini, l5 yoğunluk özelliğini ve l6 sıklık ve seyreklik özelliklerini temsil ederler.

Lokal öznitelikler, el yazısı satırın tamamından ve orta yazım bölgesinden dinamik pencereler vasıtasıyla türetilmiştir. El yazısı satırdaki alt ve üst uzantıları içeren alt ve üst yazım bölgelerinden öznitelik türetme işlemi için, uzantılar arasındaki boşluklar kaldırılmış ve bu uzantıların meydana getirdiği yazı parçacıkları birleştirilmiştir. Sonrasında alt ve üst yazım bölgeleri için oluşan resimlerden yukarıda bahsedilen altı adet lokal öznitelik türetilmiştir. Bir el yazısı satır görüntüsünün tamamı, alt, üst ve orta yazım bölgelerini kapsadığından dolayı, el yazısı satır görüntülerinin tamamından ve alt, üst ve orta yazım bölgelerinden türetilen lokal özniteliklerin

deGaulle's official welcome last week



Şekil 4.10 a) İkileştirilmiş el yazısı görüntüsü b) En üst siyah piksellerin dikey pozisyonlarına ait zarf c) En alt siyah piksellerin dikey pozisyonlarına ait zarf

kombinasyonları, bütün bir el yazısı satırın karakteristiğini ve her yazım bölgesinin ayrı ayrı karakteristiklerini içerecektir.

Toplamda, el yazısı satırın tamamı ile alt, üst ve orta yazım bölgelerinden türetilen özniteliklerden dört set lokal öznitelik grubu oluşturulmuştur. Her set altı adet lokal öznitelik içermektedir. Bu lokal öznitelik setleri “LFS” harfleri ile isimlendirilmiş ve aşağıdaki şekilde tanımlanmışlardır:

LFS1= orta yazım bölgesinden türetilen altı lokal öznitelik,

LFS2= el yazısı satırın tamamından türetilen altı lokal öznitelik,

LFS3= üst yazım bölgesinden türetilen altı lokal öznitelik,

LFS4= alt yazım bölgesinden türetilen altı lokal öznitelik.

BÖLÜM 5

SINIFLANDIRMA YÖNTEMLERİ

Türetilen özniteliklerin tanıma oranı açısından performanslarının belirlenmesinde, sınıflandırma yönteminin seçimi önemli bir faktördür. El yazısından kişi tanıma alanında yapılan çalışmalar arasında, aynı veri tabanının kullanıldığı çalışmalar olmadığı gibi, aynı sınıflandırma yönteminin kullanıldığı çalışmalara da rastlamak çok zordur (Bkz. Çizelge 2.1). Bu tez çalışmasında, el yazısından kişi tanıma için türetilen özniteliklerin sınıflandırılması amacıyla, K-NN, GMM ve NDDF Bayes yöntemleri kullanılmıştır. Bu yöntemler örüntü tanıma alanında kabul görmüştür ve birçok uygulamada yaygın olarak kullanılmaktadırlar. Bu yöntemlerle ilgili teorik bilgilere birçok örüntü tanıma kitaplarından ulaşılabileceği gibi, çeşitli örüntü tanıma uygulamalarına kolaylıkla adapte edilebilen hazır programlara da sıklıkla ulaşmak mümkündür. Bu tez çalışmasında kullanılan sınıflandırma yöntemleri için, literatürde bilinen Duda'nın eseri "Pattern Classification" isimli kitap [46] ve Matlab ortamında oluşturulmuş hazır araçlardan [47, 48] yararlanılmıştır.

Bu bölümde, K-NN, GMM ve NDDF Bayes sınıflandırma yöntemleri özetlenmiştir. Sınıflandırma yöntemlerine ait matematik tanımlamaları verebilmek için C adet sınıf $\omega = [\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_C]$ ile ve j. sınıfa ait N adet d-boyutlu öznitelik vektörler $[X_1^j, X_2^j, \dots, X_N^j]$, ($j=1,2,\dots,C$) ile temsil edilmişlerdir.

5.1 K-NN Yöntemi

K-NN yönteminde, vektörler arası mesafeleri hesaplamak için Öklid mesafe ölçütü kullanılmıştır [46]. Bilinmeyen öznitelik vektörü X^U ve tüm sınıflara ait öznitelik vektörler arasındaki mesafe aşağıdaki şekilde hesaplanır:

$$dist = \|X^U - X_i^j\| \quad i=1,2,\dots,N \text{ ve } j=1,2,\dots,C \quad (8)$$

Bilinmeyen öznitelik vektörüne en yakın K komşuluktaki özniteliklerin ait oldukları sınıflar belirlenir. Bilinmeyen öznitelik vektörü, belirlenen K adet sınıfta en çok yer alan sınıfa atanır.

5.2 GMM Yöntemi

GMM yönteminde, bir sınıfa ait öznitelik vektörlerinin dağılımını modelleyebilmek için “Gaussian” karışımları kullanılmıştır [46]. Spesifik bir ω sınıfı için “Gaussian” karışımı modeli aşağıdaki gibi tanımlanır:

$$p(X | \lambda) = \sum_{m=1}^M w_m p_m(X) \quad (9)$$

Burada M “Gaussian” karışım sayısını, w karışım ağırlıklarını temsil eder. Karışım ağırlıklarının toplamı 1’e eşittir. $p_m(X)$, m. karışıma ait “Gaussian” olasılık yoğunluk fonksiyonudur ve aşağıdaki gibi tanımlanır:

$$p_m(X) = \frac{1}{(2\pi)^{d/2} |\Sigma_m|^{1/2}} \exp\left[-\frac{1}{2}(X - \mu_m) \Sigma_m^{-1} (X - \mu_m)^T\right], \quad m=1,2,\dots,M \quad (10)$$

Spesifik bir ω sınıfına ait “Gaussian” karışım modelinin parametreleri $\lambda = (w_m, \mu_m, \Sigma_m)$ ile gösterilirler. Burada μ_m , m. karışıma ait dx1 boyutunda ortalama vektör, Σ_m , m. karışıma ait dxd boyutunda kovaryans matrisidir. $|\Sigma_m|$ ve Σ_m^{-1} sırasıyla kovaryans matrisinin determinantını ve tersini gösterirler. $(X - \mu_m)^T$, $(X - \mu_m)$ ’in transpozudur.

Her sınıf için “Gaussian” karışım modellerine ait $\lambda = (w_m, \mu_m, \Sigma_m)$ parametreler “Expectation-Maximization” (EM) algoritması ile hesaplanırlar. Tüm karışımlar için

($m=1,2,\dots,M$), ortalama vektör μ_m , kovaryans matris Σ_m , ve karışım ağırlıkları w_m parametrelerine ait ilk değerler rastgele atanırlar ve olasılık değeri hiç değişmeyinceye kadar veya belirli bir limite ulaşınca kadar tekrar hesaplanırlar.

Her sınıf için o sınıfa ait öznelik vektörlerinden bir ‘‘Gaussian’’ karışım modeli oluşturulur ve eğitilir. Bilinmeyen öznelik vektörü X^U , her sınıfa ait modele uygulanır ve her sınıf için olasılık değeri hesaplanır. Bilinmeyen öznelik vektörü, maksimum olasılık değerinin elde edildiği sınıfa atanır.

5.3 NDDF Bayes Yöntemi

NDDF Bayes yönteminde, her sınıf için normal dağılımlı fark fonksiyonları $g_j(X)$, aşağıdaki gibi tanımlanırlar [46]:

$$g_j(X) = -\frac{1}{2}(X - \mu_j)\Sigma_j^{-1}(X - \mu_j)^T - \frac{d}{2}\ln 2\pi - \frac{1}{2}\ln|\Sigma_j| + \ln p(\omega_j) \quad (11)$$

Burada $p(\omega_j)$, ω_j sınıfının olasılık değeridir. Normal dağılımlı fark fonksiyonlarını oluşturabilmek için, her sınıfa ait öznelik vektörlerinin ortalama vektörü μ_j ve kovaryans matrisi Σ_j hesaplanırlar. Bilinmeyen öznelik vektörü X^U , her sınıfa ait fark fonksiyonuna uygulanır ve her sınıf için fonksiyon çıktısı bulunur. Bilinmeyen öznelik vektörü X^U , maksimum çıktının elde edildiği sınıfa atanır:

$$\text{Eğer } g_j(X^U) > g_i(X^U) \text{ ve } \forall i \neq j \Rightarrow \text{sınıf} = j, \quad i=1,2,\dots,C \quad j=1,2,\dots,C \quad (12)$$

BÖLÜM 6

DENEYSEL ÇALIŞMALAR

Ön işleme safhasında, veri tabanındaki tüm el yazısı satır görüntüleri Bölüm 3.1’de anlatıldığı gibi ikilileştirilmiş ve üç yazım bölgesine ayrılmıştır. Sonrasında, Bölüm 3.2’de anlatıldığı gibi her el yazısı satır görüntüsü için, altı adet global öznelik (g1, g2, g3, g4, g5, g6) ve farklı bölgelerden altışar adet lokal öznelik (l1, l2, l3, l4, l5, l6) içeren dört adet lokal öznelik grupları (LFS1, LFS2, LF3, LFS4) türetilmiştir.

Bu bölümde, türetilen özneliklerden oluşturulan çeşitli kombinasyonların performanslarını² ölçmek, her özneliğin bireysel olarak tanıma oranına katkılarını bulmak, kişi sayısındaki artışın ve satır sayısındaki azalmanın tanıma oranına etkilerini sistematik bir şekilde araştırmak amaçlarıyla deneysel çalışmalar yapılmıştır. Deneysel çalışmalar, IAM veri tabanından oluşturulan 93 kişilik, 212 kişilik ve 650 kişilik veri tabanlarında, K-NN, GMM ve NDDF Bayes sınıflandırma yöntemleriyle gerçekleştirilmişlerdir.

Veri tabanlarındaki el yazısı satır verileri, dörtlü çapraz değerlendirme yapmak amacıyla her kişi için dört grupta toplanılmıştır. Deneysel çalışmalarda özyineli olarak her seferinde üç grup eğitim seti olarak, kalan grup ise test seti olarak kullanılmıştır. Uygulanan dörtlü çapraz değerlendirme tekniği, her seferinde eğitim ve test setlerinin farklı verilerden oluşmasını ve maksimum sayıda verinin test edilebilmesini garanti eder. Bu teknik IAM veri tabanını oluşturan araştırmacılar tarafından önerilmiş ve bazı çalışmalarda uygulanmıştır [23, 24]. Deneysel çalışmalarda, tanıma oranları dört test setinden elde edilen tanıma oranlarının ortalaması alınarak belirlenmiştir. Veri

² Bu çalışmada performans terimi ile türetilen özneliklerden elde edilen tanıma oranları ifade edilmektedir.

tabanlarındaki kişi başına düşen satır sayısı 4 ve 54 arasında değişmektedir. Örneğin bir kişi 38 satıra sahip ise, bu kişiye ait dört gruptaki satır sayıları sırasıyla 10, 10, 9, 9 olacaktır.

Bu bölümde, özniteliklerin performanslarının değerlendirilmesi, özniteliklerin bireysel olarak tanıma oranına katkıları, kişi sayısının tanıma oranına etkileri ve satır sayısının tanıma oranına etkileri kapsamında yapılan deneysel çalışmalar anlatılacaktır.

6.1 Özniteliklerin Performanslarının Değerlendirilmesi

Türetilen global öznitelikler, lokal öznitelik grupları ve bu özniteliklerin çeşitli kombinasyonları, 93 kişilik, 212 kişilik ve 650 kişilik IAM alt veri tabanlarında K-NN, GMM ve NDDF Bayes yöntemleri ile test edilmiş ve özniteliklerin performansları tanıma oranı açısından değerlendirilmiştir.

6.1.1 93 kişilik IAM alt veri tabanı ile yapılan deneyler

93 kişilik IAM alt veri tabanı üzerinde gerçekleştirilen deneyler sonucunda, öznitelikler ve kombinasyonları için elde edilen tanıma oranları Çizelge 6.1'de verilmiştir.

Çizelge 6.1 93 kişilik IAM alt veri tabanında elde edilen tanıma oranları

Öznitelikler	Boyut	K-NN	GMM	NDDF Bayes
Global öznitelikler	6	26.76	55.71	57.06
LFS1	6	61.06	69.13	79.51
LFS2	6	72.01	82.50	86.89
LFS1+LFS3+LFS4	18	91.24	95.87	97.11
LFS1+LFS2+LFS3+LFS4	24	96.57	97.65	98.25
LFS1+LFS2+LFS3+LFS4 + Global öznitelikler	30	97.23	98.19	98.76

Çizelge 6.1'e göre lokal özniteliklerin global özniteliklere göre daha iyi sonuçlar verdiği görülmektedir. Lokal öznitelik gruplarının bireysel olarak iyi sonuçlar vermesinin yanında, lokal öznitelik gruplarının kombinasyonları tanıma oranlarını önemli ölçüde artırmıştır. Bu artış her üç sınıflandırma yöntemi için pozitif yönde olmuştur. Her üç sınıflandırma yöntemi ile, lokal öznitelik gruplarının kombinasyonundan, %96.5 üzerinde tanıma oranları elde edilmesi, oldukça tatmin edici olup önerilen özniteliklerin el yazısından kişi tanıma alanında çeşitli sınıflandırma yöntemleri ile kolaylıkla kullanılabilceğini göstermektedir. Lokal öznitelik gruplarının global öznitelikler ile kombinasyonu tanıma oranlarını %0.5 civarında artırmıştır. Sınıflandırma yöntemlerinin performansları değerlendirildiğinde ise NDDF Bayes sınıflandırma yöntemi daha iyi sonuçlar vermiştir. Elde edilen %98.76 veya %98.25 tanıma oranları literatürde benzer veri tabanı üzerinde yapılan çalışmaların [23, 24] sonuçları arasında en iyi sonuçlardır. Çizelge 6.2'de benzer veri tabanları üzerinde yapılan literatürdeki diğer çalışmalar ve bu çalışmanın sonuçları karşılaştırılmıştır.

Çizelge 6.2 93 kişilik IAM alt veri tabanı ve literatürde benzer veri tabanlarında yapılmış çalışmaların karşılaştırılması

Referans	Veri	Kişi	Tanıma oranı (%)
[23]	IAM	100	96
[24]	IAM	100	97.88
Bu çalışma	IAM	93	98.76

6.1.2 212 kişilik IAM alt veri tabanı ile yapılan deneyler

212 kişilik IAM alt veri tabanında, 93 kişilik IAM alt veri tabanına göre kişi sayısı daha fazla ve kişi sayısına oranla eğitim setlerindeki satır sayıları daha azdır. 93 kişilik IAM alt veri tabanında en az satır sayısına sahip bir kişi için eğitim setinde 21 satır olmasına karşın, 212 kişilik IAM alt veri tabanında en az satır sayısına sahip bir kişi için eğitim setinde 13 satır bulunmaktadır.

212 kişilik IAM alt veri tabanı üzerinde gerçekleştirilen deneyler sonucunda, öznitelikler ve kombinasyonları için elde edilen tanıma oranları Çizelge 6.3’de verilmiştir.

Çizelge 6.3 212 kişilik IAM alt veri tabanında elde edilen tanıma oranları

Öznitelikler	Boyut	K-NN	GMM	NDDF Bayes
Global Öznitelikler	6	17.72	38.82	41.65
LFS1	6	46.41	52.26	66.43
LFS2	6	60.97	70.72	79.14
LFS1+LFS3+LFS4	18	86.86	93.54	95.42
LFS1+LFS2+LFS3+LFS4	24	92.87	96.64	97.09
LFS1+LFS2+LFS3+LFS4 + Global Öznitelikler	30	93.37	96.91	97.78

Çizelge 6.3’e göre 212 kişilik IAM alt veri tabanı üzerinde gerçekleştirilen deneylerde, 93 kişilik IAM alt veri tabanı üzerinde gerçekleştirilen deneylere göre benzer sonuçlar elde edilmiştir. Sonuçlar karşılaştırıldığında, en iyi tanıma oranlarının elde edildiği durumlar için sadece %1 civarında bir düşüş olduğu görülmektedir. Kişi sayısının artması ve kişi sayısına oranla eğitim setlerindeki satır sayılarının azalmasına rağmen, tanıma oranlarının yüksek olması, türetilen özniteliklerin kalitesini göstermektedir. 212 kişilik IAM alt veri tabanında elde edilen %97.78 tanıma oranı halen IAM veri tabanı üzerinde yapılan çalışmaların sonuçları arasında en iyi sonuçtur (Bkz. Çizelge 2.1).

6.1.3 650 kişilik IAM alt veri tabanı ile yapılan deneyler

650 kişilik IAM alt veri tabanı üzerinde gerçekleştirilen deneyler sonucunda, türetilen öznitelikler ve kombinasyonları için elde edilen tanıma oranları Çizelge 6.4’de verilmiştir. 650 kişilik IAM alt veri tabanı, literatürde IAM veri tabanı ile yapılan

çalışmalarda kullanılmış olan en büyük veri tabanıdır. 650 kişilik IAM alt veri tabanında en az satır sayısına sahip bir kişi için eğitim setinde 3 satır bulunmaktadır.

Çizelge 6.4 650 kişilik IAM alt veri tabanında elde edilen tanıma oranları

Öznitelikler	Boyut	K-NN	GMM	NDDF Bayes
Global öznitelikler	6	13	27.61	35.23
LFS1	6	32.03	43.65	56.46
LFS2	6	54.85	61.70	72.73
LFS1+LFS3+LFS4	18	82.45	86.51	94
LFS1+LFS2+LFS3+LFS4	24	91.95	91.31	96
LFS1+LFS2+LFS3+LFS4 + Global öznitelikler	30	92.43	92.47	97.1

Çizelge 6.4'e göre 650 kişilik IAM alt veri tabanı üzerinde gerçekleştirilen deneylerde, 93 kişilik ve 212 kişilik IAM alt veri tabanı üzerinde gerçekleştirilen deneylere göre benzer sonuçlar elde edilmiştir. Kişi sayısının artması ve kişi sayısına oranla eğitim setlerindeki satır sayılarının azalmasına rağmen, tanıma oranlarında dramatik bir düşüş olmamıştır. Tanıma oranlarının halen yüksek olması, türetilen özniteliklerin kararlı ve iyi seçilmiş öznitelikler olduğunu kanıtlamaktadır. 650 kişilik IAM alt veri tabanında elde edilen %97.1 tanıma oranı literatürde aynı veri tabanı üzerinde yapılan çalışmaların [8, 28] sonuçları arasında en iyi sonuçtur. Çizelge 6.5'de aynı veri tabanı üzerinde yapılan literatürdeki diğer çalışmalar ve bu çalışmanın sonuçları karşılaştırılmıştır.

Çizelge 6.5 650 kişilik IAM alt veri tabanı üzerinde literatürde yapılmış çalışmaların karşılaştırılması

Referans	Veri	Kişi	Tanım oranı (%)
[8]	IAM	650	89
[28]	IAM	650	91
Bu çalışma	IAM	650	97.1

6.2 Özniteliklerin Bireysel Olarak Tanım Oranına Katkıları

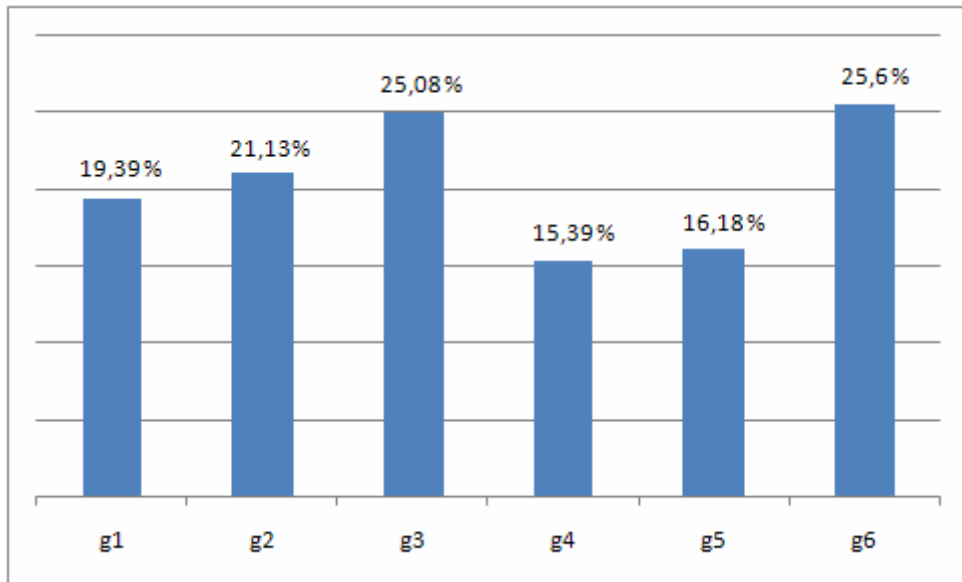
Türetilen global ve lokal özniteliklerin bireysel olarak tanım oranına katkılarını araştırmak amacıyla çeşitli deneyler yapılmıştır. Yapılan deneylerde sınıflandırma yöntemi olarak, en iyi tanım oranlarının elde edildiği NDDF Bayes yöntemi kullanılmıştır. Global ve lokal özniteliklerin bireysel performansları birbirlerinden bağımsız olarak her birisi kendi grubu içerisinde değerlendirilmiştir. Lokal öznitelikler için, el yazısı satırın tamamından türetilen öznitelikler (LFS2) kullanılmıştır. Deneyler 93 kişilik IAM alt veri tabanı üzerinde gerçekleştirilmiştir.

93 kişilik IAM alt veri tabanı üzerinde, NDDF Bayes yöntemi ile gerçekleştirilen deneylerde global özniteliklerden %57.06, LFS2 grubu lokal özniteliklerden %86.89 tanım oranı elde edilmişti (Bkz. Çizelge 6.1). Özniteliklerin bireysel olarak tanım oranlarına katkılarını belirlemek amacıyla aşağıdaki adımlar uygulanmıştır:

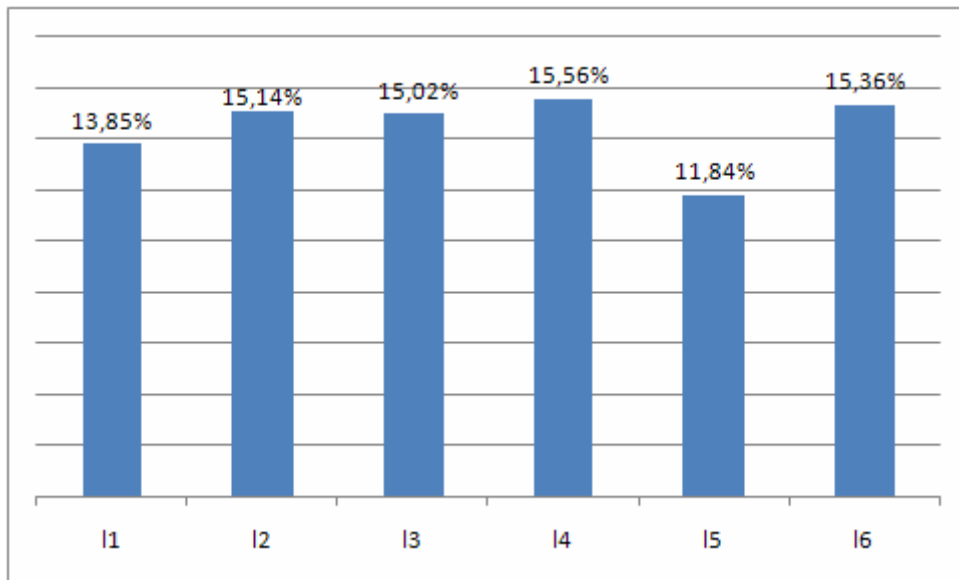
1. Test edilecek özniteliği gruptan ayır,
2. Grupta kalan diğer özniteliklerle elde edilen tanım oranını, grubun tamamı için elde edilen tanım oranından çıkar. Çıkan fark, test edilen özniteliğin bireysel olarak tanım oranına katkısıdır.
3. Her bir öznitelik için 1-2 adımlarını tekrarla.

Özniteliklerin bireysel olarak tanım oranlarına katkılarını gösteren grafikler, global öznitelikler için Şekil 6.1'de, lokal öznitelikler için Şekil 6.2'de verilmiştir. Sonuçlar her bir bireysel özniteliğin tanım oranına pozitif yönde katkı yaptığını göstermektedir. Grafikler incelendiğinde, global özniteliklerden g3 ve g6 bireysel

özniteliklerinin diğer bireysel global özniteliklere göre daha iyi katkılar yaptığı görülürken, bireysel lokal özniteliklerin her birisinin neredeyse eşit katkılar yaptığı görülmektedir.



Şekil 6.1 Global özniteliklerin bireysel olarak tanıma oranına katkıları



Şekil 6.2 El yazısı satırların tamamından türetilen lokal özniteliklerin (LFS2) bireysel olarak tanıma oranına katkıları

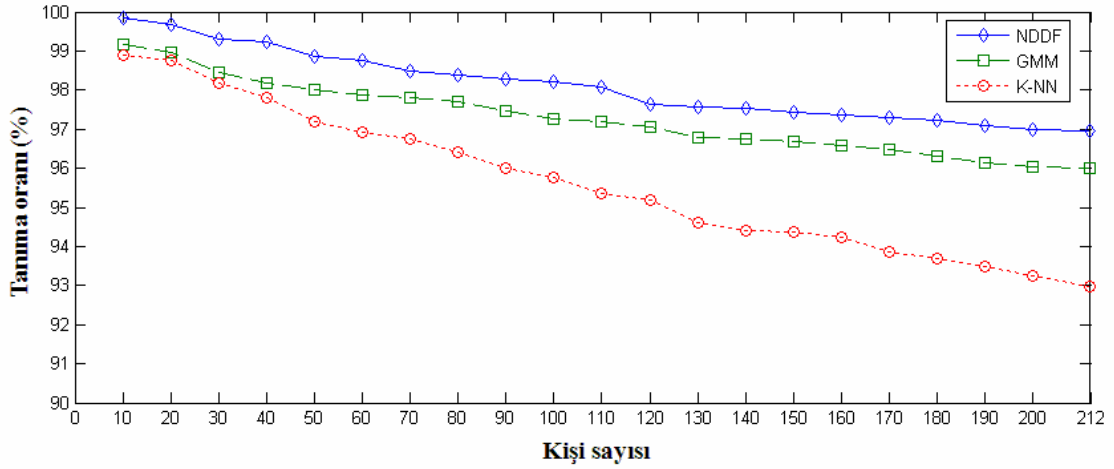
6.3 Kişi Sayısının Tanıma Oranına Etkileri

El yazısından kişi tanıma probleminde sınıflandırılacak kişi sayısının artmasıyla birlikte tanıma oranının düşmesi beklenir. Ancak türetilen özneliklerin ne kadar ayırt edici ve kişiyi temsil ettiklerine bağlı olarak bu düşüş dramatik olmayabilir. Bu bölümde, türetilen özneliklerin artan kişi sayısı karşısındaki performansları değerlendirilmiştir. Deneyler en iyi tanıma oranlarının elde edildiği global ve lokal öznelik gruplarının kombinasyonu ile yapılmıştır. Kişi sayısının tanıma oranına etkileri K-NN, GMM ve NDDF Bayes yöntemleri kullanılarak her üç sınıflandırma yöntemi ile araştırılmıştır. Deneyler 212 kişilik ve 650 kişilik IAM alt veri tabanları üzerinde gerçekleştirilmiştir.

6.3.1 212 kişilik IAM alt veri tabanı ile yapılan deneyler

212 kişilik IAM alt veri tabanında, kişilerin sahip oldukları satır sayıları 18 ve 54 arasında değişmektedir. Kişi sayısının tanıma oranına etkisini sağlıklı olarak analiz edebilmek amacıyla öncelikle veri tabanındaki kişiler sahip oldukları satır sayıları açısından eşit hale getirilmiştir. Veri tabanındaki satır etiketleri referans alınarak her kişinin sahip olduğu ilk 18 satır alınmış ve dörtlü çapraz değerlendirme tekniği için dört grupta toplanmışlardır. Böylelikle her kişi için dört gruptaki satır sayıları sırasıyla 5, 5, 4, 4 olmuştur.

Deneyler 10 kişiden başlayarak 212'ye kadar kişi sayısının 10'ar artırılmasıyla oluşturulan kişi gruplarıyla gerçekleştirilmiştir. Veri tabanındaki bazı kişilerden diğerlerine göre daha iyi tanıma oranı elde edilebileceği ihtimaline karşın, her kişi grubu için kişiler bilgisayar programı yardımıyla oluşturulan rastgele dizilere göre seçilmişlerdir. Yapılan örneklemenin mümkün olduğunca veri tabanını temsil etmesi amacıyla rastgele seçim işlemi ile her kişi grubu için 10 varyasyon oluşturulmuştur. Her kişi grubu için oluşturulan 10 varyasyonla deneyler yapılmış ve her kişi grubu için elde edilen 10 tanıma oranının ortalaması alınmıştır. Şekil 6.3'de kişi sayısına göre her üç sınıflandırma yöntemi ile elde edilen tanıma oranlarının grafikleri görülmektedir.



Şekil 6.3 212 kişilik IAM alt veri tabanından rastgele seçilen kişi grupları ve kişi başına 18 satır ile elde edilen kişi sayısına göre tanıma oranları

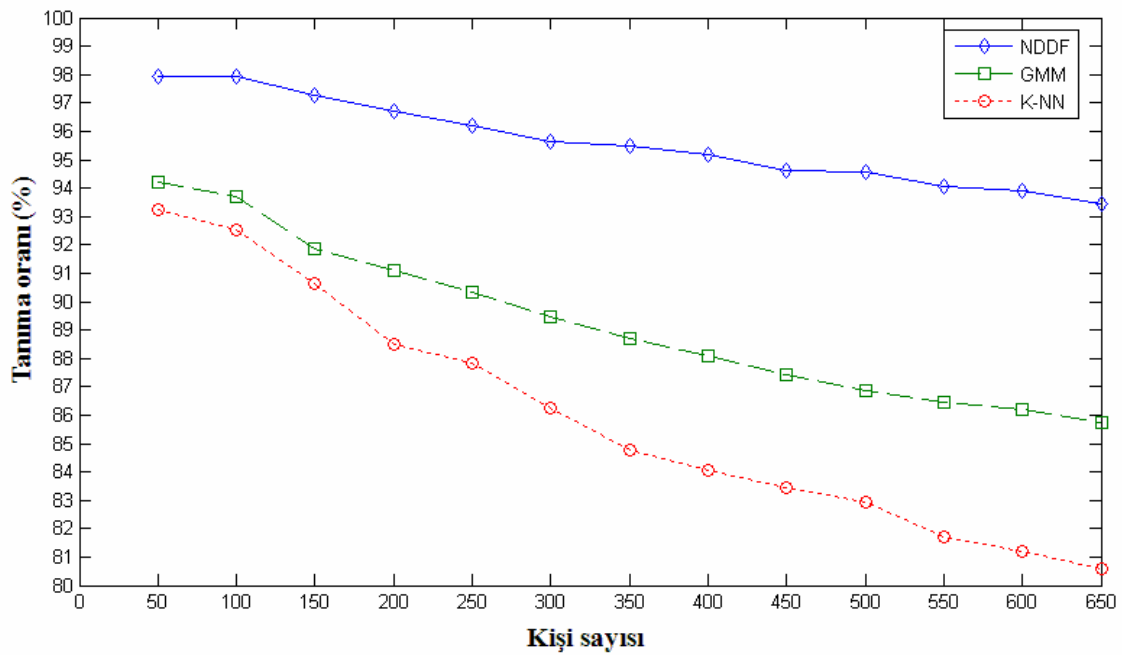
Grafikler incelendiğinde her üç sınıflandırma yöntemi ile elde edilen tanıma oranlarında, kişi sayısının artmasıyla birlikte tanıma oranlarında bir düşüş gerçekleşmiş, fakat beklenilenin aksine özellikle NDDF Bayes ve GMM yöntemleri için tanıma oranı eğrileri oldukça makul bir seviyede azalmıştır. 10 kişilik grup ile en iyi %99.83 tanıma oranı elde edilirken, 212 kişi ile en iyi %96.95 tanıma oranı elde edilmiştir.

6.3.2 650 kişilik IAM alt veri tabanı ile yapılan deneyler

650 kişilik IAM alt veri tabanında, kişilerin sahip oldukları satır sayıları 4 ve 54 arasında değişmektedir. Kişi sayısının tanıma oranına etkisini sağlıklı olarak analiz edebilmek amacıyla öncelikle veri tabanındaki kişiler sahip oldukları satır sayıları açısından eşit hale getirilmiştir. Veri tabanındaki satır etiketleri referans alınarak her kişinin sahip olduğu ilk 4 satır alınmış ve dörtlü çapraz değerlendirme tekniği için dört grupta toplanmışlardır. Böylelikle her kişi için dört gruptaki satır sayıları sırasıyla 1, 1, 1, 1 olmuştur.

Deneyler 50 kişiden başlayarak 650'ye kadar kişi sayısının 50'şer artırılmasıyla oluşturulan kişi gruplarıyla gerçekleştirilmiştir. Veri tabanındaki bazı kişilerden

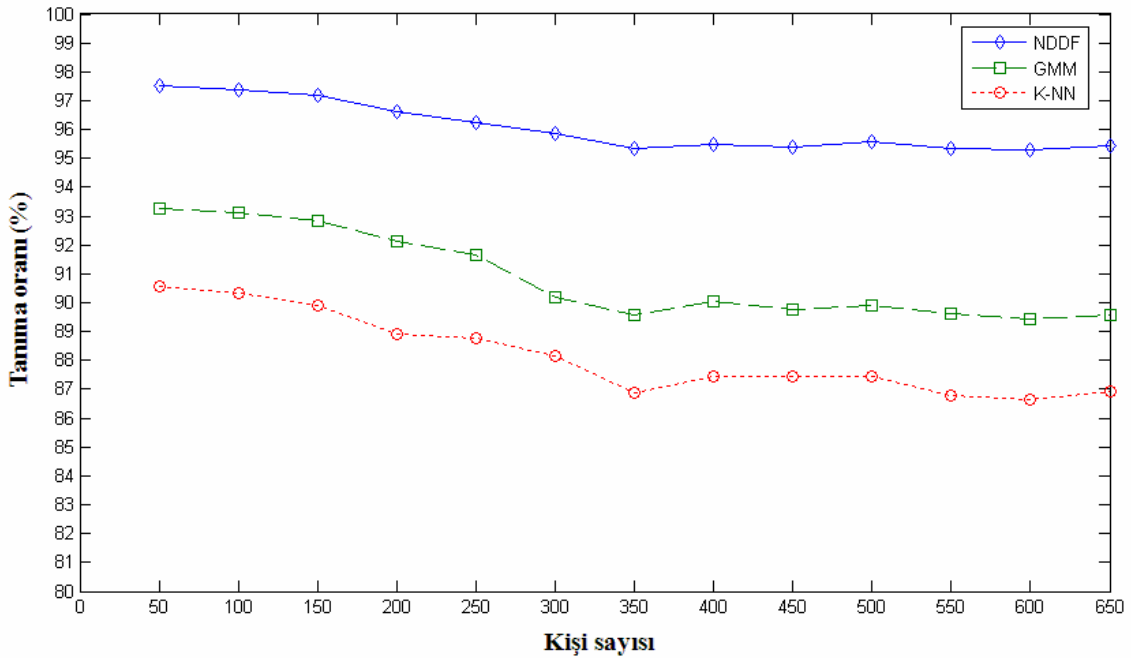
diğerlerine göre daha iyi tanıma oranı elde edilebileceği ihtimaline karşın, her kişi grubu için kişiler bilgisayar programı yardımıyla oluşturulan rastgele dizilere göre seçilmişlerdir. Yapılan örneklemenin mümkün olduğunca veri tabanını temsil etmesi amacıyla rastgele seçim işlemi ile her kişi grubu için 10 varyasyon oluşturulmuştur. Her kişi grubu için oluşturulan 10 varyasyonla deneyler yapılmış ve her kişi grubu için elde edilen 10 tanıma oranının ortalaması alınmıştır. Şekil 6.4’de kişi sayısına göre her üç sınıflandırma yöntemi ile elde edilen tanıma oranlarının grafikleri görülmektedir.



Şekil 6.4 650 kişilik IAM alt veri tabanından rastgele seçilen kişi grupları ve kişi başına 4 satır ile elde edilen kişi sayısına göre tanıma oranları

Grafikler incelendiğinde her üç sınıflandırma yöntemi ile elde edilen tanıma oranlarında, kişi sayısının artmasıyla birlikte tanıma oranlarında beklenildiği gibi bir düşüş gerçekleşmiş, fakat bu düşüş özellikle NDDF Bayes yöntemi için oldukça makul bir seviyede kalmıştır. 50 kişilik grup ile en iyi %97.94 tanıma oranı elde edilirken, 650 kişi ile en iyi %93.42 tanıma oranı elde edilmiştir. 212 kişilik IAM alt veri tabanında yapılan deneylerin sonuçları ile karşılaştırıldığında, kişi sayısının üç kat artması ve kişi başına düşen satır sayısının 18’den 4’e düşmesine rağmen, sonuçlarda dramatik bir fark oluşmamıştır.

Bu bölümde ayrıca, 650 kişilik IAM alt veri tabanındaki her kişiye ait ilk dört satırı seçmek yerine rastgele belirlenmiş dört satırın seçilmesi ile aynı deneyler tekrarlanmıştır. Veri tabanından her kişiden dört satırın seçilmesi işlemi yukarıda anlatılan kişilerin rastgele seçim işlemine benzer şekilde yapılmıştır. Her kişiye ait mümkün olan 10 farklı dört satır verisi seçilmiştir. Bu şekilde kişilere ait mümkün olduğunca çok satırların deneylere katılması sağlanmış, kişiler daha iyi temsil edilmiştir. Şekil 6.5’de kişi sayısına göre her üç sınıflandırma yöntemi ile elde edilen tanıma oranlarının grafikleri görülmektedir.



Şekil 6.5 650 kişilik IAM alt veri tabanından kişi başına rastgele seçilen 4 satır grupları ile elde edilen kişi sayısına göre tanıma oranları

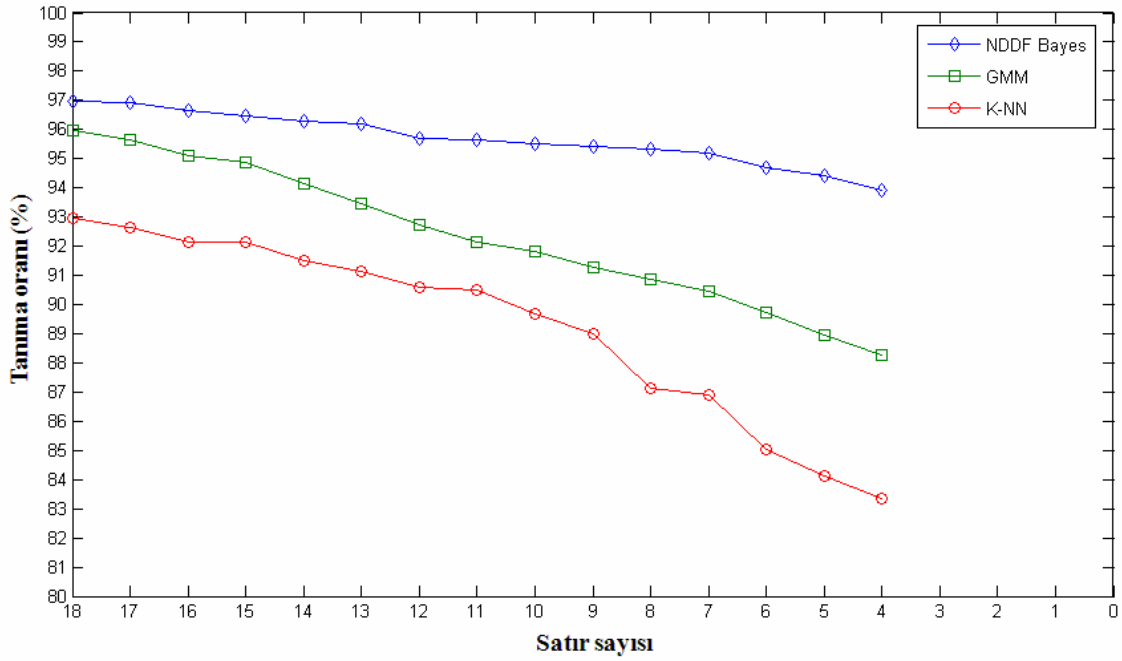
Grafikler incelendiğinde rastgele satırların seçilmesiyle yapılan deneylerde genel olarak daha iyi tanıma oranı elde edildiği gibi, kişi sayısının artmasıyla birlikte tanıma oranındaki eğrinin daha küçük bir eğimle azaldığı görülmektedir. Ancak 350 kişilik gruptan sonra, bazı kişi grupları için kişi sayısı artmasına rağmen tanıma oranlarında artışların gerçekleşmesi, o kişi grupları içerisinde diğerlerine göre daha iyi tanıma oranı veren kişilerin var olmasından kaynaklanmaktadır.

El yazısı satırlardan kişi tanıma probleminde, kişilere ait eğitim setlerindeki satır sayılarının azalmasıyla birlikte tanıma oranının düşmesi beklenir. Ancak türetilen özniteliklerin ne kadar ayırt edici ve kişiyi temsil ettiklerine bağlı olarak bu düşüş keskin olmayabilir. Bu bölümde türetilen özniteliklerin kişi başına azalan satır sayısı karşısındaki performansları değerlendirilmiştir. Deneyler en iyi tanıma oranlarının elde edildiği global ve lokal öznitelik gruplarının kombinasyonu ile yapılmıştır. Satır sayısının tanıma oranına etkileri K-NN, GMM ve NDDF Bayes yöntemleri kullanılarak her üç sınıflandırma yöntemi ile araştırılmıştır. Deneyler 212 kişilik IAM alt veri tabanı üzerinde gerçekleştirilmiştir.

212 kişilik IAM alt veri tabanında, her kişi en az 18 satıra sahip olduğundan dolayı veri tabanındaki satır etiketleri referans alınarak her kişinin ilk 18 satırı alınmıştır. Sonrasında ilk 18 satırdan başlanılarak 4 satıra kadar satır sayıları birer azaltılmış ve her satır sayısı durumu için deneyler gerçekleştirilmiştir. Dörtlü çapraz değerlendirme tekniği için satırlar her kişi için dört grupta toplanmışlardır. Her satır sayısı durumu için dört gruptaki satır sayıları sırasıyla Çizelge 6.6'da verilmiştir. Şekil 6.6'da satır sayısına göre her üç sınıflandırma yöntemi ile elde edilen tanıma oranlarının grafikleri görülmektedir.

Çizelge 6.6 Satır sayılarının dört gruba dağılımları

Satır sayısı	Grup 1	Grup 2	Grup 3	Grup 4
18	5	5	4	4
17	5	4	4	4
16	4	4	4	4
15	4	4	4	3
14	4	4	3	3
13	4	3	3	3
12	3	3	3	3
11	3	3	3	2
10	3	3	2	2
9	3	2	2	2
8	2	2	2	2
7	2	2	2	1
6	2	2	1	1
5	2	1	1	1
4	1	1	1	1



Şekil 6.6 212 kişilik IAM alt veri tabanından satır sayısına göre tanıma oranları

Grafikler incelendiğinde her üç sınıflandırma yöntemi ile elde edilen tanıma oranlarında, satır sayısının azalmasıyla birlikte tanıma oranlarında beklenildiği gibi bir düşüş gerçekleşmiş ancak keskin bir düşüş oluşmamıştır. Kişi başına 4 satır ile en iyi %93.51 tanıma oranı elde edilirken, 18 satır ile en iyi %96.95 tanıma oranı elde edilmiştir.

BÖLÜM 7

SONUÇ VE ÖNERİLER

Bu tezde, metin içeriğinden bağımsız, el yazısı satır görüntülerinden kişi tanıma problemi ele alınmıştır. Literatürde bu alanda yapılan çalışmalar gözden geçirilmiş ve yapılan çalışmalar; öznitelikler, sınıflandırma yöntemleri, veri tabanları ve tanıma oranları açısından kapsamlı olarak değerlendirilmiştir. Literatürde el yazısından kişi tanıma alanındaki çalışmalar farklı veri tabanları ile yapıldığından dolayı, çalışmaların sonuçları hakkında sağlıklı bir karşılaştırma yapmak zordur. Bu çalışmada literatürde el yazısından kişi tanıma alanında en yaygın olarak kullanılan IAM veri tabanı kullanılmıştır. Çeşitli deneysel çalışmalarda kullanılmak üzere ve literatürdeki bazı çalışmaların sonuçları ile karşılaştırma yapabilmek amacıyla IAM veri tabanından 93 kişilik, 212 kişilik ve 650 kişilik alt veri tabanları türetilmiştir. 650 kişilik IAM alt veri tabanı literatürde kullanılan en kapsamlı veri tabanıdır.

El yazısı satırlardan öznitelikler türetmek amacıyla yeni yöntemler önerilmiş ve kişiye özgü ayırt edici yeni öznitelikler türetilmiştir. Bir el yazısı doküman verildiğinde, önerilen yöntemlerin uygulanabilmesi için ön işlem olarak dokümanın el yazısı satır seviyesinde ayıklanması gerekir. Önerilen öznitelik türetme yöntemi ile verilen herhangi bir el yazısı satır görüntüsüne adapte edilebilen dinamik bir model tasarlanması amaçlanmıştır. Türetilen öznitelikler kolaylıkla hesaplanabilir olup, oldukça yüksek performans sağlamışlardır. El yazısı satırları üç yazım bölgesinde lokal seviyede analiz ederek, her bölgenin taşıdığı kişiye özgü karakteristikler temsil edilebilmişlerdir. Türetilen öznitelikler global ve lokal olmak üzere iki grupta toplanmışlardır. Global öznitelikler, bütün bir el yazısı satıra hitap eden kişiye özgü görsel özellikleri temsil ederler. Lokal öznitelikler, el yazısı satırlardan otomatik olarak elde edilen lokal bölgelerden türetilmişlerdir.

Global ve lokal öznitelik grupları ve kombinasyonlarının tanıma oranları açısından performanslarını değerlendirmek amacıyla K-NN, GMM ve NDDF Bayes sınıflandırma yöntemleri kullanılmıştır. 93 kişilik, 212 kişilik, 650 kişilik IAM alt veri tabanları üzerinde deneyler gerçekleştirilmiş ve elde edilen sonuçlar karşılaştırılmıştır. Her üç veri tabanı üzerinde yapılan deneylerde, elde edilen tanıma oranlarının yüksek olması, türetilen özniteliklerin kalitesini ve ayırt edici gücünü göstermektedir. Lokal özniteliklerin, global özniteliklere göre performanslarının daha başarılı olduğu görülmüştür. Lokal öznitelik gruplarının kombinasyonları tanıma oranlarını oldukça iyi seviyede artırmıştır. Her üç sınıflandırma yöntemiyle alınan tatmin edici sonuçlar, önerilen özniteliklerin el yazısından kişi tanıma alanında verimli olacağını göstermiştir. Bu çalışmada elde edilen sonuçlar literatürde benzer veya aynı veri tabanları üzerinde yapılan çalışmaların sonuçlarına göre daha iyidir.

Global ve lokal özniteliklerin performansları kendi içlerinde bireysel olarak değerlendirilmiş ve her bir özneliğin tanıma oranını pozitif yönde etkilediği görülmüştür. Lokal öznitelikler hemen hemen eşit seviyede tanıma oranına katkıda bulunurken, global özniteliklerden g3 ve g6 diğer global özniteliklere göre tanıma oranına daha iyi katkıda bulunmuştur.

Türetilen özniteliklerin artan kişi sayısı ve azalan satır sayısı karşısındaki performanslarını değerlendirmek için deneysel çalışmalar yapılmıştır. El yazısından kişi tanıma probleminde sınıflandırılacak kişi sayısının artmasıyla birlikte veya kişilere ait eğitim setlerindeki satır sayılarının azalmasıyla birlikte tanıma oranının düşmesi beklenir. Ancak yapılan deneylerin sonuçlarına göre kişi sayısının artması veya satır sayısının azalmasına karşın, her iki durumda da tanıma oranlarında keskin bir düşüş oluşmaması türetilen özniteliklerin ne kadar ayırt edici ve kişiyi temsil ettiklerini göstermektedir.

Bu çalışmada sınıflandırma yöntemlerinin performanslarından daha çok, türetilen özniteliklerin performansları analiz edilmiştir. Ancak deneysel çalışmalardan elde edilen sonuçlara göre, bu çalışmada türetilen özniteliklerin NDDF Bayes yöntemi ile sınıflandırılmasıyla daha iyi tanıma oranları elde edildiği görülmektedir. Ayrıca NDDF Bayes yöntemi diğer yöntemlere göre daha basit olup, daha az hesaplama zamanı

gerektirmektedir. Sınıflandırılan öznitelikler ve kullanılan sınıflandırma yöntemi arasındaki harmoni performans açısından oldukça etkili olduğundan, bu çalışmada türetilen öznitelikler için bu harmoninin en iyi NDDF Bayes yöntemiyle yakalandığını söylemek mümkündür.

Gerçek hayatta özellikle adli vakalarda, çeşitli nedenlerle kasti olarak bir başka kişinin el yazısını taklit etme yoluyla oluşturulmuş sahte el yazıları ile karşılaşmak olağandır. Ancak, her insanın el yazısının başkaları tarafından taklidi mümkün olmayan kendine özgü vasıfları olduğundan dolayı, bu tip taklit yazıların gerçek sahiplerinden ayırt edilmesi mümkündür. Taklit el yazılarını ayırt etme problemi, sonraki çalışmalarda üzerinde durulabilecek önemli bir konudur. Ancak, literatürde taklit el yazılarını ayırt etme çalışması yapılabilecek uygun bir veri tabanı henüz yayınlanmamış olması nedeniyle, öncelikle uygun bir veri tabanı oluşturma çalışmasının yapılması gerekmektedir.

Bu tez çalışmasında Latin alfabesi ile yazılmış, içerikleri farklı İngilizce metinler kullanılmıştır. Türetilen özniteliklerin, Latin alfabesi ile yazılmış başka dillerdeki metinlere veya Arap, Hint vs. gibi değişik alfabelerle yazılmış metinlere uygulanabilirliği dikkate değer bir başka araştırma konusu olacaktır. Bu çalışmada türetilen özniteliklerin metin içeriğinden bağımsız olması, başka diller veya alfabelerle yazılmış metinlere uygulanabilmesini mümkün kılıp, uygun veri tabanları oluşturulduğu takdirde bu konuda çeşitli deneysel çalışmalar yapılabilecektir.

KAYNAKLAR DİZİNİ

- [1] Ö. Kırılı and M. B. Gülmezoğlu, “Automatic writer identification from text-line images”, *International Journal on Document Analysis and Recognition (IJDAR)*, 2011, in press (DOI: 10.1007/s10032-011-0161-9).
- [2] Ö. Kırılı and M. B. Gülmezoğlu, “Writer identification from handwriting text lines”, *International Symposium on Innovations in Intelligent Systems and Applications (INISTA)*, 2011, in press.
- [3] İ. Sarıkardaşoğlu, “Adli tıpta ana konular ve örneklerle rapor yazma tekniği”, *Anadolu Üniversitesi Yayınları*, No: 369, 210s., 1990.
- [4] M. Aykaç, “Adli tıp”, *Nobel Tıp Kitabevleri*, 358s., 1993.
- [5] A. Öztürel, “Adli tıp”, *Güzel İstanbul Matbaası*, 399s., 1971
- [6] V. Pervouchine and G. Leedham, “Extraction and analysis of forensic document examiner features used for writer identification”, *Pattern Recognition*, 2007.
- [7] S. N. Srihari, S. H. Cha, H. Arora, and S. Lee, “Individuality of handwriting”, *Journal Forensic Sciences*, vol. 47, no. 4, pp. 1-17, 2002.
- [8] M. Bulacu and L. Schomaker, “Text-independent writer identification and verification using textural and allographic features”, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 29, issue 4, pp. 701-717, 2007.
- [9] A. Bensefia, T. Paquet, and L. Heutte, “Handwritten document analysis for automatic writer recognition”, *Electronic Letters on Computer Vision and Image Analysis*, vol. 5, no. 2, pp. 72-86, 2005.
- [10] B. Li and T. Tan, “Online text-independent writer identification based on temporal sequence and shape codes”, *Int. Conf. on Document Analysis and Recognition (ICDAR)*, pp. 931-935, 2009.
- [11] B. Li and T. Tan, “On-line writer identification method based on FIR system characterizing pen-tip movement”, *Int. Conf. on Signals and Electronic Systems (ICSES)*, pp. 201-204, 2008.
- [12] U.-V. Marti and H. Bunke, “Using a statistical language model to improve the performance of an HMM-based cursive handwriting recognition system”, *Int. Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, vol. 15, pp. 65-90, 2001.

- [13] U.-V. Marti and H. Bunke, "The IAM-database: An English sentence database for offline handwriting recognition", *Int. Journal of Document Analysis and Recognition*, vol. 5, no. 1, pp. 39-46, 2002.
- [14] L. Schomaker and L. Vuurpijl, "Forensic writer identification: A benchmark data set and a comparison of two systems", Technical Report, Nijmegen: NICI, 2000.
- [15] I. Guyon, L. Schomaker, R. Plamondon, R. Liberman, and S. Janet, "UNIPEN Project of online data exchange and recognizer benchmarks", *Int. Conf. On Pattern Recognition*, pp. 29-33, 1994.
- [16] E.Grosicki, M.Carre' , J.-M.Brodin, and E.Geoffrois, "RIMES Evaluation campaign for handwritten mail processing", *Int. Conf. on Document Analysis and Recognition (ICDAR)*, pp. 941-945, 2009.
- [17] U.-V. Marti, R. Messerli, and H. Bunke, "Writer identification using text line based features", *Int. Conf. on Document Analysis and Recognition (ICDAR)*, pp. 101-105, 2001.
- [18] C. Hertel and H. Bunke, "A set of novel features for writer identification", *Int. Conf. Audio and Video-Based Biometric Person Authentication*, pp. 679-687, 2003.
- [19] A. Schlapbach, V. Kilchherr, and H. Bunke, "Improving writer identification by means of feature selection and extraction", *Int. Conf. on Document Analysis and Recognition (ICDAR)*, pp. 131-135, 2005.
- [20] A. Imdad, S. Bres, V. Eglin, C. R. Moreno and H. Emptoz, "Writer identification using steered Hermite features and SVM", *Int. Conf. on Document Analysis and Recognition (ICDAR)*, vol. 2, pp.839-843, 2007.
- [21] M. Bozekova, "Comparison of Handwritings", *Central European Seminar on Computer Graphics (cescg.org)*, 2008.
- [22] I. Siddiqi and N. Vincent, "Writer identification in handwritten documents", *Int. Conf. on Document Analysis and Recognition (ICDAR)*, vol. 1, pp. 108-112, 2007.
- [23] A. Schlapbach and H. Bunke, "A Writer identification and verification system using HMM based Recognizers", *Pattern Analysis and Applications*, pp. 33-43, 2007.
- [24] A. Schlapbach and H. Bunke, "Off-line writer identification and verification using gaussian mixture models", *Machine Learning in Document Analysis and Recognition*, pp. 409-428, 2008.

- [25] M. D. Marsico, M. Nappi, D. Riccio, and G. Tortora, "A multiexpert collaborative biometric system for people identification", *Journal of Visual Languages and Computing*, vol. 20, issue 2, pp. 91-10, 2009.
- [26] Z. Le-qing and Z. San-yuan, "Multimodal biometric identification system based on finger geometry, knuckle print and palm print", *Pattern Recognition Letters*, vol. 31, issue 12, pp. 1641-164, 2010.
- [27] I. Siddiqi and N. Vincent, "A set of chain code based features for writer recognition", *Int. Conf. on Document Analysis and Recognition (ICDAR)*, pp. 981-985, 2009.
- [28] I. Siddiqi and Nicole Vincent, "Text independent writer recognition using redundant writing patterns with contour-based orientation and curvature features", *Pattern Recognition*, vol. 43, issue 11, pp. 3853-3865, 2010.
- [29] H. Said, T. Tan and K. Baker, "Writer identification based on handwriting", *IEE Third European Workshop on handwriting Analysis and Recognition*, pp. 4/1-4/6, 1998.
- [30] H. Said, T. Tan, and K. Baker, "Personal identification based on handwriting", *Pattern Recognition*, vol. 33, no. 1, pp. 149-160, 2000.
- [31] E. Zois and V. Anastassopoulos, "Morphological waveform coding for writer identification", *Pattern Recognition*, vol. 33, no. 3, pp. 385-398, 2000.
- [32] S. N. Srihari, S.-H. Cha, H. Arora and S. Lee, "Handwriting identification: Research to study validity of individuality of handwriting and develop computer-assisted procedures for comparing handwriting", *Technical Report CEDAR-TR-01-1*, Center of Excellence for Document Analysis and Recognition (CEDAR), SUNY at Buffalo, NY, USA, 2001.
- [33] F.S. Cohen, Z. Huang and Z. Yang, "Curve recognition using B-Spline representation", *IEEE Workshop on Applications of Computer Vision*, pp. 213-220, 1992.
- [34] F.S. Cohen, Z. Huang and Z. Yang, "Invariant matching and identification of curves using B-Splines curve representation", *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 4, issue 1, pp. 1-10, 1995.
- [35] Y. Zhu, T. Tan and Y. Wang, "Biometric personal identification based on handwriting", *Int. Conf. on Pattern Recognition*, vol. 2, pp. 797-800, 2003.
- [36] Z.Y. He and Y.Y. Tang, "Chinese handwriting-based writer identification by texture analysis", *Int. Conf. on Machine Learning*, vol. 6, pp. 3488-3491, 2004.

- [37] Z.Y. He, B. Fang, J. Du, Y. Y. Tang and X. You, "A novel method for off-line handwriting-based writer identification", Proc., Int. Conf. on Document Analysis and Recognition, vol. 1, pp. 242-246, 2005.
- [38] Z.Y. He, J. Du, Y. Y. Tang and X. You, "A contourlet-based method for writer identification", Int. Conf. on Systems, Man and Cybernetics, vol. 1, pp. 364-368, 2005.
- [39] C. Shen, X.-G. Ruan and T.-L. Mao, "Writer identification using Gabor Wavelet", World Congress on Intelligent Control and Automation, vol 3, pp. 2061-2064, 2002.
- [40] A. Bensefia, A. Nosary, T. Paquet, and L. Heutte, "Writer identification by writer's invariants", Int. Workshop Frontiers in Handwriting Recognition, pp. 274-279, 2002.
- [41] A. Bensefia, T. Paquet and L. Heutte, "A writer identification and verification system", Pattern Recognition Letters, vol. 26, no. 10, pp. 2080-2092, 2005.
- [42] S. Johansson, G.N. Leech, and H. Goodluck, "Manual of information to accompany the Lancaster-Oslo/Bergen Corpus of British English, for use with digital computers", Department of English, University of Oslo, 1978.
- [43] M. Bulacu and L. Schomaker, "Combining multiple features for text-independent writer identification and verification", Int. Workshop on Frontiers on Handwriting recognition, 2006.
- [44] N. Otsu, "A threshold selection method from gray-level histogram," IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, vol. 9, pp. 62-69, 1979.
- [45] F. Zeeuw, "Slant correction using histograms", Phd. Thesis in Artificial Intelligence, University of Groningen, 2006.
- [46] R. O. Duda, P. E. Hart and D. G. Stork, "Pattern classification (2nd ed.)", Wiley, 2001.
- [47] D. G. Stork and E. Yom-Tov, "Computer manual in Matlab to accompany pattern classification", Wiley, 2001.
- [48] R.P.W. Duin, P. Juszczak, P. Paclik, E. Pekalska, D. de Ridder, and D.M.J. Tax, "PRTools4 A Matlab toolbox for pattern recognition, version 4.0" Delft Pattern Recognition Research Faculty EWI – ICT, Delft University of Technology, 2004.

El Yazısı Görüntülerinden Kiři tanıma

Önder Kırılı

DOKTORA TEZİ

EKLER

EK A. 93 kişilik ve 212 kişilik IAM alt veri tabanına ait bilgiler

Haziran 2011

EK-A

Kişi	IAM kişi	Form sayısı	Satır sayısı
1	340	9	74
2	339	9	61
3	336	8	59
4	335	9	73
5	338	9	56
6	337	9	64
7	455	5	36
8	456	5	41
9	457	5	51
10	333	8	67
11	134	5	52
12	131	5	43
13	499	5	41
14	175	5	34
15	174	5	50
16	204	5	34
17	345	9	80
18	346	9	90
19	290	5	50
20	289	5	47
21	347	9	88
22	348	9	68
23	341	9	66
24	548	5	52
25	343	9	75
26	344	9	66
27	547	5	48
28	549	5	35
29	550	5	40
30	349	9	68
31	350	9	71
32	288	5	54
33	342	9	83
34	635	9	93
35	636	10	69
36	671	10	96
37	672	10	103
38	568	6	57
39	26	5	40
40	124	5	40
41	334	9	86
42	127	5	37
43	129	5	47
44	86	6	39
45	286	5	46

Kişi	IAM kişi	Form sayısı	Satır sayısı
46	416	7	76
47	391	5	44
48	545	5	44
49	293	5	52
50	294	5	36
51	152	10	87
52	151	10	91
53	154	10	97
54	153	10	87
55	156	9	85
56	155	10	94
57	552	10	86
58	551	5	33
59	316	7	59
60	553	10	73
61	394	5	35
62	392	5	46
63	274	5	39
64	275	5	34
65	206	5	49
66	38	5	48
67	205	5	53
68	119	7	44
69	586	5	40
70	585	5	42
71	203	5	53
72	583	5	41
73	584	5	42
74	208	5	47
75	207	5	45
76	210	7	65
77	209	5	43
78	589	10	86
79	248	5	52
80	1	59	582
81	385	10	105
82	386	5	49
83	387	5	52
84	388	5	49
85	390	5	42
86	249	5	49
87	356	5	41
88	355	5	50
89	354	5	51
90	353	5	40

Kişi	IAM kişi	Form sayısı	Satır sayısı
91	352	5	45
92	27	5	43
93	126	5	49
94	8	2	23
95	9	2	20
96	10	2	19
97	11	2	18
98	13	2	22
99	14	3	32
100	15	2	20
101	17	3	32
102	18	3	30
103	20	3	27
104	59	4	35
105	60	4	29
106	61	4	39
107	62	4	31
108	63	3	29
109	64	3	30
110	65	4	41
111	66	2	18
112	67	2	18
113	85	2	21
114	88	3	23
115	89	3	25
116	90	3	26
117	91	3	23
118	92	2	22
119	93	3	28
120	94	3	26
121	95	3	27
122	96	2	21
123	108	4	37
124	109	4	25
125	110	4	27
126	111	4	30
127	112	4	31
128	113	4	35
129	114	4	34
130	115	4	26
131	118	4	39
132	120	2	21
133	122	2	19
134	125	4	37
135	128	3	33
136	130	4	41
137	132	4	37

Kişi	IAM kişi	Form sayısı	Satır sayısı
138	133	4	32
139	136	2	22
140	140	2	19
141	141	2	19
142	159	3	24
143	162	2	18
144	163	2	18
145	179	2	20
146	182	3	25
147	186	2	20
148	188	2	18
149	189	2	20
150	193	2	18
151	194	4	41
152	200	4	36
153	212	2	18
154	213	3	28
155	214	3	23
156	217	2	18
157	218	3	25
158	240	4	36
159	242	4	25
160	243	3	22
161	244	3	20
162	247	4	44
163	251	2	19
164	260	2	21
165	273	3	27
166	276	2	19
167	282	2	18
168	283	2	23
169	287	4	33
170	292	4	36
171	295	4	42
172	297	3	25
173	298	3	30
174	299	3	30
175	300	3	30
176	301	3	30
177	326	2	19
178	329	2	23
179	331	4	30
180	351	4	32
181	357	2	21
182	358	3	24
183	380	2	19
184	381	2	21

Kiři	IAM kiři	Form sađı	Satır sađı
185	384	2	19
186	389	3	31
187	393	4	37
188	395	2	20
189	404	2	21
190	406	2	21
191	415	2	18
192	447	2	19
193	451	2	19
194	459	3	20
195	483	2	18
196	484	2	19
197	490	2	18
198	491	2	18
199	497	4	39
200	498	4	31
201	515	2	19
202	528	2	18
203	543	2	20
204	546	4	21
205	556	3	29
206	563	2	19
207	578	2	19
208	587	4	27
209	588	4	35
210	599	2	19
211	600	2	21
212	659	2	19

ÖZGEÇMİŞ

Önder Kırılı 1978 yılında Konya'da doğdu. İlk ve orta öğrenimini Konya'da tamamladı. 2000 yılında İstanbul Teknik Üniversitesi Elektronik ve Haberleşme Mühendisliği Bölümünden mezun oldu. Yüksek Lisansını Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalında "El Yazısı Karakterlerden Karakter Tanıma" adlı tez çalışmasıyla beraber 2006 yılında tamamladı. Halen Hava Kuvvetleri Komutanlığında mühendis subay olarak görev yapmaktadır.