

**HÜCRESEL HAREKETLİ TEKNİĞİ
İLE YÜZ TANIYIŞ**

**2012
YÜKSEK LİSANS TEZİ
BİGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ**

Serkan PELDEK

HÜCRESEL HAREKETLİ TEKNİĞİ İLE YÜZ TANIYIŞ

Serkan PELDEK

**Karabük Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü
Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalında
Yüksek Lisans Tezi
Olarak Hazırlanmıştır**

KARABÜK

Eylül 2012

Serkan PELDEK tarafından hazırlanan “HÜCRESEL HAREKETLİ TEKNİĞİ İLE YÜZ TANIYIŞ” başlıklı bu tezin Yüksek Lisans Tezi olarak uygun olduğunu onaylarım.

Prof. Dr. Doğan ÇALIKOĞLU

.....

Tez Danışmanı, Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı

Bu çalışma, jürimiz tarafından oy birliği ile Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalında Yüksek Lisans tezi olarak kabul edilmiştir. 17/ 09/ 2012

Ünvanı, Adı SOYADI (Kurumu)

İmzası

Başkan :Prof. Dr Doğan ÇALIKOĞLU (KBÜ)

.....

Üye :Prof. Dr. Abdullah ÇAVUŞOĞLU (YBÜ)

.....

Üye :Yrd. Doç. Dr. Baha ŞEN (KBÜ)

.....

...../...../2012

KBÜ Fen Bilimleri Enstitüsü Yönetim Kurulu, bu tez ile, Yüksek Lisans derecesini onamıştır.

Prof. Dr. Nizamettin KAHRAMAN

.....

Fen Bilimleri Enstitüsü Müdürü

“Bu tezdeki tüm bilgilerin akademik kurallara ve etik ilkelere uygun olarak elde edildiğini ve sunulduğunu; ayrıca bu kuralların ve ilkelerin gerektirdiği şekilde, bu çalışmadan kaynaklanmayan bütün atıfları yaptığımı beyan ederim.”

Serkan PELDEK

ÖZET

Yüksek Lisans Tezi

HÜCRESEL HAREKETLİ TEKNİĞİ İLE YÜZ TANIYIŞ

Serkan PELDEK

Karabük Üniversitesi

Fen Bilimleri Enstitüsü

Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı

Tez Danışmanı:

Prof. Dr. Doğan ÇALIKOĞLU

Eylül 2012, 74 sayfa

Bu tezde Hücresel Hareketliler(Cellular Automata) denen hesap mekanizmaları ile örüntü sınıflandırma ve tanıma teknikleri yüz tanıma üzerine uygulanmıştır. Çalışmada sınıflandırma işlemi için Çoklu Cezbedici Hücresel Hareketliler (ÇCHH) örüntü sınıflandırıcısı kullanılmıştır. ÇCHH sınıflandırıcıları ikiye ayrılır; devir uzunluğu bir cezbediciler ve devir uzunluğu birden çok cezbediciler. Bu iki sınıflandırıcı ÇCHH'yı oluşturan kurallara göre oluşur. Siyah beyaz ve gri olmak üzere iki farklı resim biçimi üzerinde tanıma işlemi yapılmıştır. Gri seviyedeki resimlerde her bir pikselin değeri sekiz bit uzunluğundaki ikili sayı formatına dönüştürülür. Dört bitlik iki parçaya bölünen sayı ÇCHH sınıflandırıcıları ile sınıflandırılır. Siyah beyaz biçimindeki resimde her piksel 0 veya 1 değerini taşır. Yüz resmindeki piksel verileri soldan sağa doğru oluşturulan sınıflandırıcıyı oluşturan kural sayısına göre belli sayılarda alınır. Alınan pikseller kullanılan ÇCHH'nin oluşturduğu sınıf sayısı kadar sınıflara ayrılır. Tanınması istenen yüz resmine ait sınıf kümeleri benzerlik dereceleri

bulunmak üzere diđer yüzlere ait sınıf kümeleri ile karşılaştırılır. Benzerlik oranı en fazla sağlayan veri tabanındaki resim bezeyen kişi olarak kabul edilir. Elde edilen sonuçlar geleneksel yüz tanıma yaklaşımları ile karşılaştırılmıştır. HH yüz tanıyış yaklaşımının zayıf ve güçlü yanları değerlendirilmiştir.

Geliştirilen yüz tanıma sistemi iki aşamadan oluşuyor. Birincisi yüz kaydetme aşamasıdır; yüz veritabanına belli sayıda yüz kaydedilir. Kaydedilen her bir yüzün piksel değerlerinin sınıflandırması yapılır. Yüzlere ait sınıflandırılmış veriler ayrı bir dosyada kaydedilir. İkinci aşamada programa tanınması için bir yüz girdi olarak verilir. İlk önce girdi olarak verilen yüzün piksel değerlerini sınıflandırması yapılır. Sınıflandırılmış yüz verisi veritabanındaki sınıflandırılmış yüz verileri ile karşılaştırılır. Benzerlik oranı en fazla olan yüz benzetilen yüz olarak kabul edilir.

Anahtar Sözcükler : Cellular Automata, yüz tanıma, ÇCHH sınıflandırıcıları, hücresel hareketliler, devir uzunluğu bir cezbediciler, devir uzunluğu birden çok cezbediciler, örüntü sınıflandırma.

Bilim Kodu : 902.1.014

ABSTRACT

M.Sc. Thesis

FACE RECOGNITION USING CELLULAR AUTOMATA TECHNIQUE

Serkan PELDEK

Karabük University

Graduate School of Natural and Applied Sciences

Department of Computer Engineering

Thesis Advisor:

Prof. Dr. Doğan ÇALIKOĞLU

September 2012, 74 pages

In this study, computing mechanism called Cellular Automata (CA) was used to classify patterns for face recognition purposes. Multiple Attractors Cellular Automata (MACA) was used as a pattern classifiers to classify face image pixels. MACA classifiers consist of two type classifiers; single length cycle attractors and multiple length cycle attractors. These two classifiers exist according to the rules of MACA. Recognition process performed on both binary and gray scale images. For gray scale image decimal values of each pixel convert to 8 bit binary numbers. Then classification had done using MACA. Each pixel on binary image was represented by 0 or 1 (black or white). The pixel values in face image are gotten from left to right as block. Block length are defined by number of rules which belong to the MACA classifiers. Classified blocks of given face are compared to the classified blocks of faces in database to find out similarity index. The face which has the high similarity index is accepted as recognized person. Empirical results compared with

conventional face recognition techniques. Approach of CA face recognition was evaluated and its strong and poor sides were noted.

Powered face recognition system consist of two phases. First one is the face recording; a number of face are recorded to the face database. Pixel values of each recorded face are classified. Classified values belong to the faces are written another file. In the second phase program get a face as input to classify pixel values. Then classified face values are compared with classified values of faces in database. A face has highest similarity index is accepted as recognized person.

Key Word : Cellular automata, face recognition, MACA classifiers, single length cycle attractor, multiple length cycle attractor.

Science Code : 902.1.014

TEŐEKKÜR

Bu tez alıőmasının planlanmasında, araőtırılmasında, yürütülmesinde ve oluşumunda ilgi ve desteęini esirgemeyen, engin bilgi ve tecrübelerinden yararlandığım, yönlendirme ve bilgilendirmeleriyle alıőmamı bilimsel temeller ışığında şekillendiren sayın hocam Prof. Dr. Doęan ALIKOęLU'na sonsuz teşekkürlerimi sunarım.

Sevgili eőime maddi ve manevi hiçbir yardımını esirgemedен yanımda olduęu için tüm kalbimle teşekkür ederim.

İÇİNDEKİLER

Sayfa

KABUL.....	ii
ÖZET.....	iv
ABSTRACT.....	vi
TEŞEKKÜR.....	viii
İÇİNDEKİLER	ix
ŞEKİLLER DİZİNİ.....	xii
ÇİZELGELER DİZİNİ	xiv
SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ	xv
BÖLÜM 1	1
GİRİŞ	1
BÖLÜM 2	3
LİTERATÜR ÖZETİ.....	3
2.1. HÜCRESEL HAREKETLİLER	3
2.1.1. Hücresel Hareketliler'in Tarihçesi.....	4
2.2. YÜZ TANIMA	7
2.2.1. 2B Yaklaşımlar	8
2.2.1.1. Analitik Yöntemler.....	8
2.2.1.2. Global (Görünüm Tabanlı) Yöntemler.....	11
2.2.1.3. Melez Yöntemler.....	13
2.2.1.4. 2B Yüz Tanımının Avantajları ve Dezavantajları.....	13
2.2.2. 3B Yaklaşımlar	14
2.2.3. 2B ve 3B Yüz Tanıma Sistemlerinin Karşılaştırılması.....	16
2.3. YÜZ TANIMA METOTLARI.....	18
2.3.1. Temel Bileşen Analizi (TBA).....	18
2.3.2. Doğrusal Ayırtaç Analizi (DAA).....	18
2.3.3. Bağımsız Bileşen Analizi (BBA).....	19

Sayfa

2.3.4. Kernel Temel Bileşen Analizi (KBBA)	19
2.3.5. En Yakın k-Komşu Algoritması	19
2.3.6. Yapay Sinir Ağları (YSA).....	20
2.3.7. Destek Vektör Makineleri	20
2.4. HATA KABUL ORANI, HATA RET ORANI VE EŞİT HATA ORANI	20
BÖLÜM 3	22
HÜCRESEL HAREKETLİLER(CELLULAR AUTOMATA).....	22
3.1. HÜCRESEL HAREKETLİLER	22
3.1.1. Bir Boyutlu HH.....	22
3.1.2. İki Boyutlu HH.....	31
3.2. HH TERMİNOLOJİSİ	33
3.3. FARKLI TİP HÜCRESEL YAPILAR	36
3.3.1. Hücrelerin Zaman Adımlarında Durumlarını Değiştirmelerine Göre HH	37
3.3.2. Kural Yapılarına Göre HH	37
3.3.3. Hücre Sınırlarına Göre HH	38
3.3.4. Kural Vektörünün Yapısına Göre HH	39
3.3.5. Durum Geçiş Davranışları Göre HH.....	39
BÖLÜM 4	42
ÖRÜNTÜ SINIFLARININ TASARIMI	42
4.1. ÇOKLU CEZBEDİCİ HÜCRESEL HAREKETLİLER (MULTIPLE ATTACTOR CELLULAR AUTOMATA)	42
4.2. ÖRÜNTÜ SINIFLANDIRICISI OLARAK HH	50
4.3. ERİŞEBİLİRLİK AĞAÇI	51
4.3.1. Cezbediciler İçin Erişebilirlik Ağacı.....	55
4.4. SINIFLANDIRICILARIN TASARIMI	56
BÖLÜM 5	58
HÜCRESEL HAREKETLİLER İLE YÜZ TANIMA.....	58
5.1. ÖN İŞLEMLER.....	58
5.2. HH İLE YÜZ VERİLERİNİN SINIFLANDIRILMASI:SİYAH BEYAZ RESİMLER İÇİN	59

	<u>Sayfa</u>
5.3. HH İLE YÜZ VERİLERİNİN SINIFLANDIRILMASI: GRİ SEVİYE RESİMLER İÇİN	61
5.4. HH İLE YÜZ TANIYIŞ	62
5.5. HH İLE YÜZ TANIYIŞ PROGRAMI	63
5.5.4. Essex Face94 Ve ORL Yüz Veritabanları Üzerinden Performans Değerlendirilmesi	65
BÖLÜM 6	67
SONUÇLAR VE TARTIŞMA	67
KAYNAKLAR	70
ÖZGEÇMİŞ	74

ŞEKİLLER DİZİNİ

Sayfa

Şekil 2.1.	İlk yüz tanıma.....	7
Şekil 2.2.	Geometrik ve Şablon tabanlı yaklaşımları	9
Şekil 2.3.	Graflarla temsil edilen yüz resimleri.....	9
Şekil 2.4.	GMM'in yüz tanımaya uygulanışı	10
Şekil 2.5.	DVM ile yüz tespiti ve tanıma	11
Şekil 2.6.	Farklı lineer görüntüler: DAA, TBA+DAA ve TBA	12
Şekil 2.7.	Aynı kişiye ait farklı ışıklandırma altındaki 3B şekiller	15
Şekil 2.8.	Doku haritalı(solda) ve haritasız (sağda) elde edilen 3B görüntüler.....	15
Şekil 3.1.	Kural-254 matris düzleminde ilk beş adımı	23
Şekil 3.2.	Kural-254 şekilsel gösterimi	23
Şekil 3.3.	Kural-250 şekilsel gösterimi	24
Şekil 3.4.	Kural-250 10 adım sonrası	25
Şekil 3.5.	HH kurallarının oluşturduğu dört ana sınıfı temsil eden dört kuralın belli zaman adımları sonra oluşturduğu örüntü formları.....	26
Şekil 3.6.	0-127 arası kurallardan elde edilen örüntüler.....	27
Şekil 3.7.	127-255 arası kurallardan elde edilen örüntüler.....	28
Şekil 3.8.	Üç komşulu(sol, kendi, sağ) HH hücresi	30
Şekil 3.9.	HH temsil eden Flip-flop'lardan oluşan mantıksal devreler	31
Şekil 3.10.	2B HH komşulukları	31
Şekil 3.11.	Komşuluklara göre kural numarası.....	31
Şekil 3.12.	Von Neumann komşuluğuna göre 8 adımda ortaya çıkan örüntüler	32
Şekil 3.13.	Von Neumann komşuluğu ile elde edilen kuralların 22 zaman adımı sonra oluşturduğu örüntülerden bazıları	33
Şekil 3.14.	HH<34, 34, 34> durum geçiş diyagramı	36
Şekil 3.15.	n-hücreli sıfır sınırlı HH.....	38
Şekil 3.16.	n-hücreli uçları bitişik HH	39
Şekil 3.17.	Ters döndürülebilir ve döndürülemez HH durum geçiş diyagramları... ..	40
Şekil 4.1.	Bir sonraki durum belirlemede kuralların uygulanışı	45
Şekil 4.2.	HH<140, 140, 140, 140> durum geçiş diyagramı	47

Sayfa

Şekil 4.3.	HH<184, 184, 184, 184> durum geçiş diyagramı	47
Şekil 4.4.	HH<135, 135, 135, 135> durum geçiş diyagramı	48
Şekil 4.5.	HH<140, 51, 140, 140> durum geçiş diyagramı	48
Şekil 4.6.	HH<19, 115, 19> durum geçiş diyagramı	49
Şekil 4.7.	HH<34, 34, 34> durum geçiş diyagramı	49
Şekil 4.8.	HH<32, 32, 32, 32> durum geçiş diyagramı.	50
Şekil 4.9.	Kural vektörü < 78, 142, 201, 92> olan bir HH 'nin durum geçişleri. ...	50
Şekil 4.10.	HH < 78, 142, 201, 92> erişebilirlik ağacı.	53
Şekil 4.11.	HH < 90, 15, 85, 15> erişebilirlik ağacı.	54
Şekil 4.12.	HH<222,221,192,68> cezbedicileri için erişebilirlik ağacı.	56
Şekil 5.1.	Yüz resmine uygulanan ön işlemler.	58
Şekil 5.2.	< 222 , 221 , 192 , 68 > kural vektörünün oluşturduğu sınıflar	59
Şekil 5.3.	Temsili yüz resmi ve ikilik sayısal değerleri.	60
Şekil 5.4.	Örüntü 0100'in cezbediciler ile arasındaki hamming uzaklıkları.	61
Şekil 5.5.	Temsili gri yüz resmi ve onluk sayısal değerleri	62
Şekil 5.6.	HH ile yüz tanıyış şeması.	63
Şekil 5.7.	HH ile yüz tanıyış programı ara yüzü	64
Şekil 5.8.	Essex veritabanındaki yüzlerin tanıma istatistiği sonucu	65

ÇİZELGELER DİZİNİ

	<u>Sayfa</u>
Çizelge 3.1. Kural 254 doğruluk tablosu.	24
Çizelge 3.2. Komşuluklara göre kural sayısı	29
Çizelge 3.3. 60, 150 ve 100 kurallarının doğruluk tablosu	29
Çizelge 3.4. Lineer HH Kuralları	34
Çizelge 3.5. Toplamsal(Additive) HH Kuralları.....	35
Çizelge 4.1. Bir sonraki durum hesaplaması için i ve i+1 hücrelerinin KMT'leri arasındaki ilişki.	43
Çizelge 4.2. HH hücre kuralının KMT'si.....	43
Çizelge 4.3. Kural 204 KMT'si.....	44
Çizelge 4.4. Kural 51 KMT'si.....	44
Çizelge 4.5. HH<142, 156, 244, 12> ikili değerleri.....	44
Çizelge 4.6. Gruplara göre HH kuralları	45
Çizelge 5.1. ORL veritabanı üzerinden TBA, DAA ve KTBA kullanılarak elde edilen deney sonuçları.....	66
Çizelge 5.1. Essex Face94 veritabanı üzerinden Fisher ve Öz yüzler metotları kullanılarak elde edilen deney sonuçları.	66

SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ

KISALTMALAR

CA	: Cellular Automata
ÇCHH	: Çoklu Cezbedici Hücresel Hareketliler
HH	: Hücresel Hareketliler
2B	: İki Boyutlu
3B	: Üç Boyutlu
MACA	: Multiple Attractos Cellular Automata
KMT	: Kural Min Terim
TBA	: Temel Bileşen Analizi
DAA	: Doğrusal Ayırtaç Analizi
BBA	: Bağımsız Bileşen Analizi
KTBA	: Kernel Temel Bileşen Analizi
YSA	: Yapay Sinir Ağları
DVM	: Destek Vektör Makineleri

BÖLÜM 1

GİRİŞ

Bu tezde Hücresel Hareketliler(Cellular Automata) denen hesap mekanizmaları ile örüntü sınıflandırma ve tanıma teknikleri yüz tanıma üzerine uygulanmıştır. Hücresel Hareketliler(HH) yarım asırdan fazla bir süredir araştırmacıların dikkatini üzerine çeken bir hesaplayıcı modelidir. İlk olarak 1940'ların sonlarında John von Neumann tarafından canlılar gibi kendini üretebilen bir makine tasarlama amacı ile HH'nin iki boyutlu bir türü ileri sürülmüştür [1]. Langton Von Neumann'ın kendini üretme probleminde klasik mantıksal matematik yöntemi ile ele aldığı ifade etmiştir. Von Neumann'ın temel düşüncesi şu şekilde özetlenebilir; eğer çok kompleks olan biyolojik mekanizmaların kendini üretme adımları bir algoritmayla ifade edilebilirse bu algoritmayı çalıştıracak bir mekanizma bulunabilir. Bu mekanizmada her şeyi hesaplamayı amaçlayan Turing makineleri olabilir. Bu nedenle Von Neumann Turing makinelerini kendini üretme kabiliyeti olacak şekilde yeniden tasarlamıştır [2]. İlk ileri sürüldüğü günden Wolfram'ın 1980'lerin başında yaptığı çalışmaların sonucu olan 2002'de yayımlanan ünlü çalışması "A New Kind of Science" adlı kitabına ve bugüne kadar biyoloji, fizik, elektronik, bilgisayar vb. farklı bilim dallarından araştırmacılar HH üzerine çok yoğun çalışmalar yapmışlardır [3].

HH'nin basit kurallarla karmaşık sistemleri temsil yeteneği bilimde kendini üretme, tekâmül gibi bazı kavramların anlaşılmasına yardımcı olmuş, özellikle de fiziksel oluşumların modellenmesi için çok kullanışlı araçlar ve yöntemler sunmuştur [4]. Ayrıca HH'nin sonsuz bir dama tahtası şeklindeki hücresel yapısı ve sayısal görüntülerin piksel yapısı arasındaki benzerlik HH'yi doğal olarak görüntü işleme, örüntü tanıma, örüntü sınıflandırma gibi uygulamalarda kullanılmaya elverişli kılmıştır. HH'nin yüksek maliyeti olmasına rağmen, yüksek hızı ve basit yapısı da

mevcut örüntü tanıma araçlarıyla kıyaslandığında onun farklı uygulamalarda daha iyi sonuç vermesine sebep olmaktadır [5].

Yüz tanıma sistemi biyometrik bir sistem olarak ele alınır. Biyometrik sistemlerin iki farklı yaklaşımı vardır; onaylayış ve tanımlayış. Onaylayış yaklaşımında sistem, yüzün kullanıcı bilgileri girilen kişiye ait olup olmadığına bakar. Tanımlayış yaklaşımında ise kullanıcı bilgileri girilmeden yüzün kime ait olduğu araştırılır. Tanımlayış yaklaşımı onaylayış yaklaşımına göre çok daha zordur. Çünkü yüz görüntüsü veri tabanındaki tüm yüzlerle karşılaştırılır ve girilen yüzün kime ait olduğu bulunmaya çalışılır. Onaylayış yaklaşımını kimlik sorgulamasına benzetebiliriz. Kimliğinizi alan kişi kimlikteki resme ve sizin yüzünüze bakar, resmin size ait olduğuna karar verirse kimlik sahibinin siz olduğuna onay verir. Tanımlayış yaklaşımında ise elimizde bir kimlik vardır ama bu kimliğin kime ait olduğu bilinmez. Örneğin 1000 kişi içinden kime ait olduğunu bulmamız istenir. Bu nedenle yüz tanımlayış sistemlerinde algoritmanın doğruluk ve hız performansı çok önemlidir [6].

Yüz tanıma sisteminde iris ve parmak izi tanıma sistemlerine göre hata oranı daha fazladır. Ancak yüz tanımanın uygulama alanının fazla ve kullanımının kolay olması bu sistemi araştırmacılar için ilgi çekici bir hale getirmiştir.

Daha önce HH ile yüz tanıyış çalışmasının yapılmamış olması bizi bu çalışmayı yapmaya yöneltmiştir. Çalışmanın amacı HH'nın hesaplayış ve sınıflandırış gücünün örüntü tanıma işlemlerinde kullanımını incelemektir. İnceleme sonucunda yöntemin olabirliğini göstermek için yüz tanıyış işlemi HH sınıflandırıcıları kullanılarak yapılmıştır. Sınıflandırma işleminde kullanılan Çoklu Cezbedici Hücresel Hareketliler (ÇCHH) sınıflandırıcı tasarımı tezin öz kısmını oluşturmaktadır. Yapılan sınıflandırıcı tasarımı ile örüntüler sınıflandırılmış ve sınıflandırılan bu örüntülerden tanıyış işlemi gerçekleştirilmiştir.

Bu çalışmada bir boyutlu HH üzerinde durduk. Bu bakımdan metinde HH dendiği zaman aksine bir belirtim olmadıkça bir boyutlu HH kastedilmektedir.

BÖLÜM 2

LİTERATÜR ÖZETİ

Hücresele hareketliler birçok uygulamaya esas teşkil eden bir teoridir. Yüz tanıma ise çok farklı teoriler kullanılarak pratiği yapılmış bir uygulamadır. Bu bölümde HH ve yüz tanıyış hakkında kısa bir literatür çalışması yapılmıştır. Bu bölüm iki alt bölümden oluşmaktadır. Birinci bölüm HH hakkında, ikinci bölüm yüz tanıma üzerinedir.

2.1. HÜCRESEL HAREKETLİLER

HH ilk ortaya çıktığı günden bugüne çok farklı disiplinlerden araştırmacıları basit ve uygulanabilir özelliği sayesinde etkileyebilmiştir. Kısa bir zamanda üzerinde çok yoğun çalışmalar yapılmıştır. Matematik ve fizik alanı başta olmak üzere hem fen hem de sosyal bilimlerden çok sayıda bilim insanı HH'yi kullanarak modeller veya sistemler geliştirmişler ve alanlarındaki problemlere çözüm önerisi olarak sunmuşlardır [4].

HH'nin tasarlanması soyut alanda çok önemli bir gelişmedir. Çünkü bu soyut tasarım kullanılarak somut ve gerçek dünyadaki nesnelere çok etkin ve kolay bir şekilde modellenenmiştir. HH benzer mantıkla çalışan Turing makinelerinden daha fazla ilgi çekmiştir ve uzay zaman düzleminde Turing makineleri gibi paralel çalışma imkânı sunmaktadır [7]. HH üzerine her yıl çok sayıda makaleler yayımlanmakta, özel konferanslar düzenlenmekte ve son yıllarda önemli dergiler HH üzerine özel sayılar basmaktadır. Çoğu üniversitede "Hücresele Hareketliler" ders olarak okutulmaktadır. Ancak HH'nin bunca popülerliğine rağmen hakkında yazılmış İngilizce kitap sayısı yüzü geçmeyecek kadar azdır [3]. Türkiye merkezli e-ticaret hizmeti veren kitap yayın evlerinde yapılan arama sonucunda hücresele hareketlilerle ilgili herhangi bir Türkçe kitap bulunamamıştır.

Stephen Wolfram HH hakkında yazdığı kitabına çok iddialı bir şekilde “New Kind Of Science (Yeni Bir Bilim Dalı) ” ismini vermiştir. Bu bilimin şimdiye kadar keşfedilmemiş olmasını çok zahmetli tekrarlar gerektiren işlemlerden sonra anlamlı bir şeyler ortaya çıkarmasına bağlamıştır. Kitabında sonuçlarını yazdığı ve bilim camiasından büyük ilgi gören basit deneylerin şimdiye kadar yapılmamış olmasını geleneksel bilimdeki standart önsözlerin sonuçların ilgi çekici olabileceği hakkında herhangi bir fikir vermemiş olmasından kaynakladığını ileri sürmüştür [8].

2.1.1. Hücresel Hareketliler’in Tarihçesi

HH kavramı ilk olarak 1950’li yıllarda John von Neumann ve Stan Ulam tarafından tanımlandı [1]. Von Neumann hücresel matris düzlemi üzerinde evrensel bir Turing makinesi ortaya koydu. Bu yapıda her bir hücre 29 durumdan ve 5 komşuluktan oluşuyordu [2]. Yapılan çalışmalarla bu durum sayısı önce 16’ya daha sonra 8’e kadar azaltıldı. Moore komşuluğu denilen her bir hücrenin iki durum aldığı 9-komşuluklu biçimiyle HH’nın evrensel hesap yapabilme potansiyeli ortaya konmuş oldu [9]. HH’nın bir boyutlu ve iki boyutlu yapılarının yanında çok boyutlu yapıları da araştırmacılar tarafından oluşturuldu.

HH’nın öncülerinden Moore, hücresel durum uzayında bazı durum veya durumların birden fazla atasının olduğunu, bazı durumların ise hiç ataya sahip olmadığını gösterdi [9]. Herhangi bir ataya sahip olmayan durumlara “Garden of Eden” adı verildi ve HH’de ortak bir fenomen olarak kabul edildi. “Garden of Eden” cennet bahçesi demektir ve Hz. Adem’in cennetten çıkıp tekrar girememesine izafe edilmiştir. Çalıkoğlu belirlenimli bağlam bağımsız dillerinin bir boyutlu hücresel hareketliler ile gerçek zamandan daha kısa bir zamanda kabul edildiğini ortaya koydu [10].

İlk ileri sürüldüğü günden bu yana HH üzerine çok sayıda teorik çalışmalar yapıldı. Bu çalışmaların çoğu bilgisayarlar kullanılarak bile yapılamayacak kadar karmaşık ve uygulanamaz mahiyettedir. Ancak John Conway tarafından ortaya konan ve bilim dünyasında büyük merak oluşturan Game Of Life (Yaşam Oyunu) HH’nın uygulanabilirliğini gösterme ve yeni ufuklar açmada yol gösterici oldu. Akıllardaki

soyut hücre, durum, geçiş fonksiyonu gibi soyut kavramlar daha somut şeyler ifade etmeye başladı. Çok basit kurallarla çok karmaşık davranışların sergilenebileceği göstermesi bu oyunun en ilgi çekici yanıydı. Akıllardaki hangi basit kuralların hangi kompleks davranışları sergileyebileceğinin cevabını veriyordu. Yaşam Oyunu, Moore komşuluğu üzerine inşa edilmiş bir HH uygulamasıydı [11].

Gelişimindeki en büyük patlama 1980 yılının başında Stephen Wolfram'ın çalışmalarıyla yaşandı. Stephen Wolfram çoğunlukla büyük ve kompleks sistemleri modelleyebilen ve davranışlarını benzeştirebilen tek boyutlu HH'ler üzerine çalıştı [12-14]. Önerdiği HH yapısı sınırlı dama hücresel yapısında iki durum ve üç komşuluktan oluşuyordu. Lineer/Additive olarak adlandırılan bu yapı farklı disiplinlerden ve farklı uzmanlıklardan çok sayıda araştırmacıyı kendine çekti. Lineer HH farklı disiplinlerde yapılan araştırmaları kısıtlar mahiyetteydi. Bu nedenle araştırma ve geliştirme faaliyetleri daha çok lineer olmayan HH üzerine odaklandı. Lineer olmayan HH'nin da maliyet ve donanım yetmezliği gibi bazı kısıtları vardı. Ancak daha sonra bu kısıtların karşılanabileceği kabul edildi.

Komşuluk ve boyut özelliklerinden kaynaklanan farklı HH formlarının olması HH'nin modelleme gücünün değişik uygulamalarda kullanılmasını yaygınlaştırdı. HH geçiş fonksiyonları veya geçiş şartları HH modelinin davranışlarını belirlemede kilit öneme sahiptir. HH sınıflandırılması araştırmacılar tarafından ele alınsa da ilk sınıflandırma Wolfram tarafından yapıldı. Wolfram HH'yi dört ana sınıfa ayırdı [8];

1. Sınıf: Homojen durumlu yapılar. Davranışlar çok basittir ve tüm başlangıç şartları aynı durumla sonlanır.

2 Sınıf: Basit ayırık periyotlu yapılar. Çok farklı son durum olabilir. Ancak, birkaç adımdan sonra sonsuza kadar aynı şeyleri tekrarlayan yapılar oluşur

3.Sınıf: Kaotik veya rasgele davranışlar gösteren yapılar. Davranışlar çok karmaşıktır. Üçgen veya başka bilinen geometrik yapılar görünmesine rağmen davranışlar düzensizdir.

4.Sınıf: Küçük çapta karmaşık görüntü sergileyen ancak evrensel hesaplama kapasitesi olan yapılar. Kural ve kuralsızlığı barındıran küçük çapta yapılar oluşturur. Oluşan bu yapılar kendi arasında yüksek düzeyde hesap gerektiren ilişkiler sergilerler.

HH davranışlarını tanımlamak için, önerilen metodolojileri kural yapılarına göre iki ana kategoriye ayırabiliriz: Additive (toplamsal) / Lineer ve Lineer olmayan HH. Burada bir hususu not etmemiz gerekiyor. Bazı araştırmalarda Lineer HH tek boyutlu HH anlamında ve Lineer olmayan HH ise çok boyutlu HH anlamında kullanılıyor. Genel kabul gören HH terminolojisi için bu yanlıştır. Biz çalışmamızda bu terimleri genel kabul görmüş anlamlarıyla kullanacağız.

Lineer/Additive (Toplamsal) Hücresel hareketliler

Bir sonraki durum için XOR operatörünün kullanıldığı forma Lineer HH denir. Toplamsal HH XOR ve XNOR operatörlerini kullanır. Her iki HH formu da örüntü üretme, imza analizi, son durumlu makineler, hata düzeltim kodları, şifreleme sistemleri, mesaj denetimi ve örüntü sınıflandırma gibi birçok uygulamada kullanılmışlardır [4].

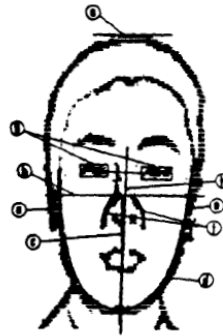
HH'yi sınıflandırmak için araştırmacılar tarafından tanımlanan parametreler iki kategoriden oluşuyor; Lokal ve global parametreler. Lokal parametreler HH davranışlarının komşuluk kurallarına göre belirlenmesini ifade eder. Global parametreler ise ulaşılmayan durumlar, cezbedici kapları (attractor basin), örüntülerin dağılımı gibi Garden of Eden ile ilişkili HH'lerin niceliğini belirler.

HH ilk çıktığı günden bu yana birçok uygulamaya esas teşkil etmiştir. Biyolojik sistemlerin modellenmesi, molekül sistemlerin kinetiği, kristallerin gelişimi, partiküllerin etkileşimi, galaksilerin kümelenmesi gibi birbirinden çok farklı alanlarda bile kullanılabilir. HH ile yapılmış uygulamalara oyun, paralel işlem yapan makineler, fizik sistemlerinin modellenmesi, toplum benzetimi ve örüntü tanıma alanlarından örnekler verebiliriz. Hayat Oyunu (Game of Life), Firing Squad (Ateş Mangası), Firing Mob, Queen Bee (Kraliçe Arı) HH oyunlarıdır. Paralel

çarpanlar, paralel işlemcili bilgisayarlar, asal sayı elekleri ve sıralama makineleri paralel hesap yapan HH tabanlı makinelerdir. Fizik kurallarının modellenmesinde diferansiyel denklemlere alternatif olmuştur. Düzenli, düzensiz ve dallanarak büyümelerin modellenmesi, tepkime-difüzyon örüntü formlarının modellenmesi, hidrodinamik sistemlerinin modellenmesi fizik sistemlerinin modellenmesine örnek olarak verilebilir. Sosyal alanda ırkların ayırım süreçleri, dama modellemesi, şartlara göre fiyatlandırma ve yapay toplumlar gibi HH çalışmaları yapılmıştır [5].

2.2. YÜZ TANIMA

Otomatik yüz tanıma sistemleri üzerine ilk çalışmanın 1964-1966 yılları arasında Bledsoe tarafından yapıldığı kabul edilir [15]. Bu çalışma yarı-otomatik bir yapıdaydı. Yüzdeki özellik noktaları manuel olarak belirlenip RAND adı verilen çizelgeye yerleştirilir. Bilgisayar bu noktaları sınıflandırarak tanıma işlemi gerçekleştirirdi. Ancak tam fonksiyonel bir yüz tanıma uygulaması 1977’de Kanade tarafından oluşturuldu [16]. Çalışmada özellik tabanlı bir yaklaşım uygulanmıştır. Bu tarihten sonra iki boyutlu (2B) yüz tanıma üzerine yoğun bir çalışma yapıldı. Üç boyutlu verilerin dijital ortamda üretilmeye başlamasıyla da üç boyutlu (3B) yüz çalışmaları 2000’li yıllardan sonra yapılmaya başlandı. Şekil 2.1’de Kanade tarafından yapılan yüz tanıyışın gösterimi vardır.



Şekil 2.1. İlk yüz tanıma [16].

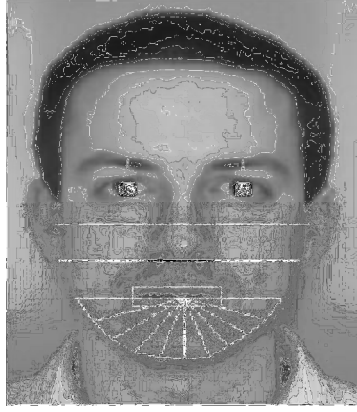
3B yüz tanıma yaklaşımları 2B yüz tanıma yaklaşımlarından farklı bir çizgide gelişti. Bu nedenle yüz tanıma yaklaşımlarını ele alırken 2B yüz tanıma ve 3B yüz tanıma şeklinde iki ana kategoride incelemek daha isabetli olacaktır.

2.2.1. 2B Yaklaşımlar

Literatürde 2B yüz tanıma yaklaşımıyla yapılan araştırmaları üç bölümde sınıflandırabiliriz; analitik (özellik tabanlı, lokal), global (görünüm) ve melez yöntemler. Analitik yaklaşımlar yüz bileşenlerinin özelliklerinin karşılaştırılmasıyla tanıma gerçekleştirmek isterken, global yaklaşımlar tüm yüzden türetilen verilerle bir tanıma gerçekleştirmeye çalışır. Melez yaklaşımlar ise lokal ve global yaklaşımları beraber kullanarak yüzü daha kesin ifade eden verileri elde etmeye çalışır. Yüz tanıma yaklaşımları hakkında geniş literatür özetlerini Tolba et al'nın çalışmalarında bulabilirsiniz [17].

2.2.1.1. Analitik Yöntemler

Analitik yaklaşımlarda; yüzde belirlenen özellik noktalarının birbirlerine uzaklıkları ve aralarındaki açılar, yüz özelliklerinin şekilleri veya bölgesel özellikler ihtiva eden değişkenler yüz görüntüsünden elde edilir ve değişkenler yüz tanımda kullanılırlar. Analitik yöntemler yüz resimlerini şablon ve geometrik özelliklerine göre iki farklı şekilde inceler. Bu yöntemlerde yüz resmi daha küçük boyutta veriler ile temsil edildiğinden yüz tanımadaki işlemleri artıran büyük boyut problemi çözümlenmiş olur. Analitik tabanlı yöntemler iki farklı yönden eleştirilir; bir, bazı durumlardan özellik çıkarmanın çok zor olması; iki, özellik çıkarırken resmi tanımda faydalı olacak gri seviye bilgilerinden hiç faydalanılmamasıdır [18]. Brunelli and Poggio yaptıkları çalışmalarda şablon ve geometrik tabanlı analitik yöntemleri karşılaştırdılar [19]. Şablon eşleştirme yönteminde yüz bölgeleri şablonun gözleriyle, burnuyla ve ağızıyla sırasıyla eşleştirilir her yüzün benzerlik değerleri toplam benzerlik değerine eklenir ve bu elde edilen toplam değer yüz tanımda kullanılır. Geometrik tabanlı yöntemlerde ise yüze ait göz, burun ve ağızın yerleri tespit edilir. Burnun genişliği ve uzunluğu, ağızın pozisyonu ve çenenin şekil özellikleri Bayes sınıflandırıcılara yüz tanıma işlemini gerçekleştirmek için girdi olarak verilir. Göz ve kaşların kalınlıkları ve dikey pozisyonları, burnun dikey pozisyonu ve genişliği, ağızın dikey pozisyonu, genişlik ve yüksekliği, çenenin on bir noktaya göre şekli, iki ayrı yerden yüz genişliği Şekil 2.2. a) da gösterilmektedir. Şekil 2.2. b) de yüz belli bölgeler ayrılan şablon yaklaşımı yer almaktadır.



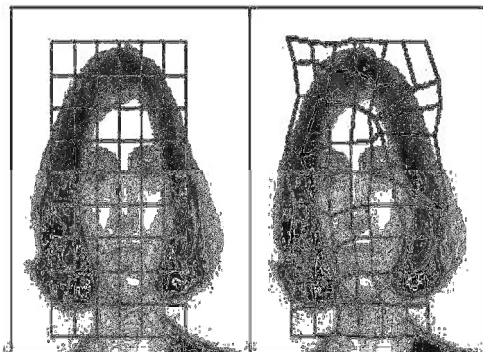
a) Geometrik tabanlı yüz tanıyış.



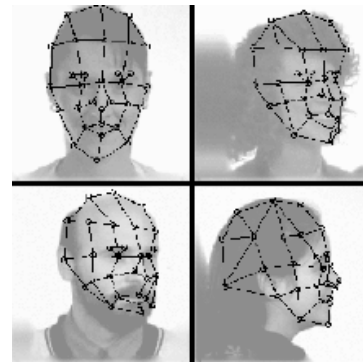
b) Şablon tabanlı yüz tanıyış.

Şekil 2.2. Geometrik ve Şablon tabanlı yaklaşımlar [19].

Farklı noktaların analizi, birbirlerine uzaklıklarının değerlendirilmesi, graf algoritmalarına çok benzediği için yüzün graf haritası çıkarılarak yüz tanıma yaklaşımları geliştirilmiştir. Graf haritası yüz bilgilerinin renk, pozisyon, genişlik özelliklerine dayanarak oluşabilir. Graf temelli yüz tanıma yaklaşımı Lades et al tarafından önerilmiştir [20]. Buna göre yüz resmini temsil edecek bir graf oluşturulur. Yüz kendine ait bir graf yapısıyla temsil edildikten sonra yüz tanımada kullanılmak üzere “Gabor jetleri” adı verilen Gabor özellikleri graf düğümlerinden çıkartılır ve tanıma işleminde kullanılır. Daha sonraları ise Wiskott et al daha ileri bir graf yaklaşımı geliştirmişlerdir [21]. Şekil 2.3’de graf yapısıyla temsil edilen yüzler görünmektedir.



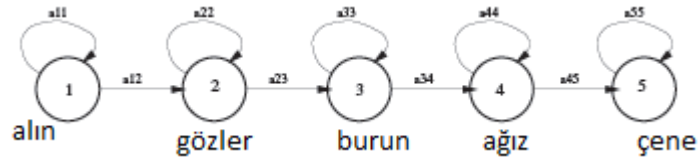
a) Lades et al.



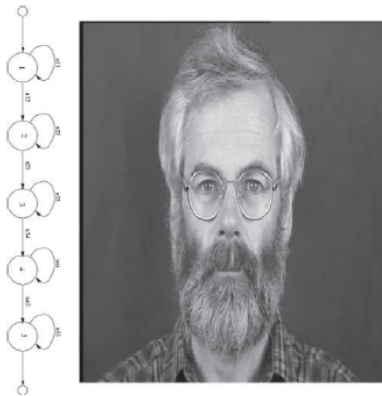
b) Wiskott et al.

Şekil 2.3. Graflarla temsil edilen yüz resimleri [20,21].

Belirli sayıda gizli durum arasında durumları ve geçici ihtimalleri öğrenmek için kullanılan Gizli Markov Modeli (GMM) yüz tanımda yoğun olarak kullanıldı. GMM bir dizi gözlemlerden sonra elde edilen örneklerin eğitilmesidir. GMM parametrelerine ilk önce başlangıç değeri verilir, daha sonra verilmiş eğitim örneklerinin gözlemlenme oranını en üst seviyeye çekmek için ayarlanır. Gözlemlenen test örnekleri GMM sınıflandırmak için eğitilmiş GMM lere girer olur. Yüz tanıma amaçlı ilk GMM mimarisini Samaria and Young önerdi [22]. Yüz şekli alın, göz, burun, ve çene gibi bir çok farklı bölüme ayrıldı. Bu bölümler yukardan aşağı olacak şekilde sıralandı ve 1B veya 2B GMM formları oluşturuldu. Bir GMM eğitmek için her bir yüz resminin piksellerden oluşan satırları gözlem vektörlerini temsil eder. Bu yaklaşım Temel Bileşen Analizinden daha iyi sınıflandırma sonuçları verdi. GMM ile yapılan çalışmalarda yüzün anlamlı bölümlere ayrılması yüz tespit çalışmalarında kullanıldı [23]. Nefian ve Hayes 2B Ayrık Kosinüs Dönüşümü ile çıkartılan özellikleri dayalı GMM önerdiler [24]. Şekil 2.4'de yüz bölgelerinin GMM ile temsili yer almaktadır.



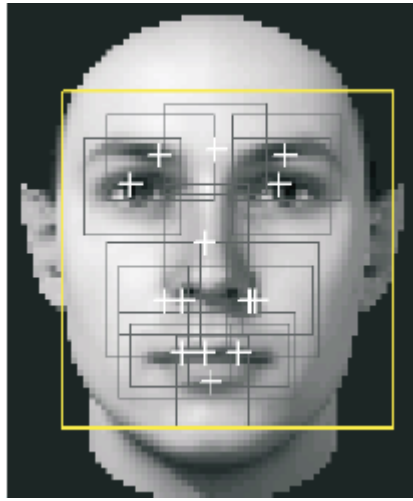
a) Bir boyutlu GMM.



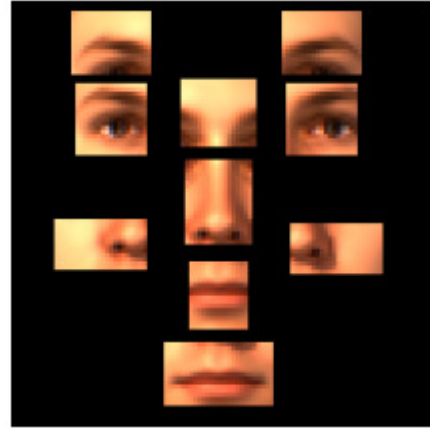
b) Bir yüzün yukardan aşağı GMM ile temsili.

Şekil 2.4. GMM'in yüz tanıma uygulaması [23].

Hiper düzlem sınıflandırıcıları olan Destek Vektör Makineleri (Support Vektor Machines) yüz tanıma işleminde başarılı bir şekilde uygulandı [25]. Heisele et al yaptıkları çalışmada DVM sınıflandırıcılarını geometrik yüz tespit etme ve global yüz tespiti ve tanımda başarıyla uyguladılar. Bileşen tabanlı yöntem, DVM sınıflandırıcı tabanlı yöntemle karşılaştırıldığında farklı poz ve ışıklandırma altında DVM'nin daha sağlam sonuçlar verdiği görüldü [25]. Şekil 2.5'de DVM kullanarak yüz tespiti ve yüz tanıyış sembolize edilmektedir.



a) Geometrik tabanlı yüz tespiti.



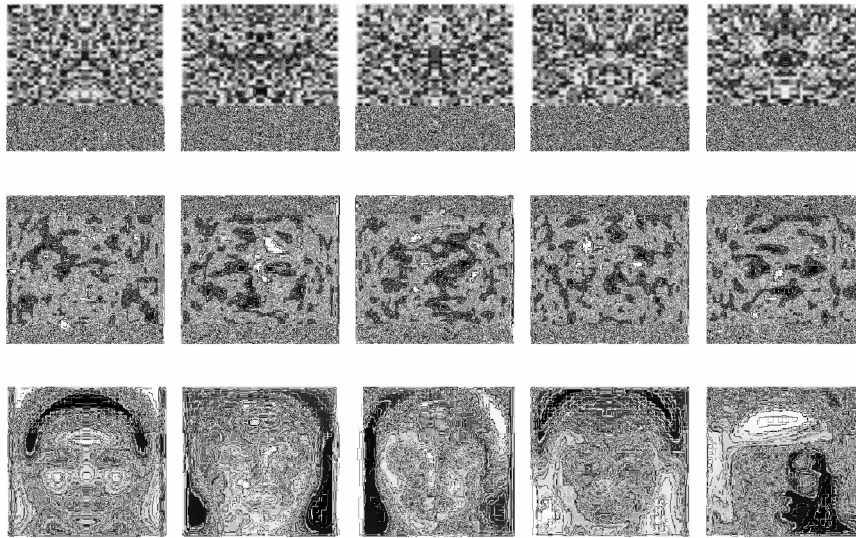
b) Global tabanlı yüz tanıma.

Şekil 2.5. DVM ile yüz tespiti ve tanıma [25].

2.2.1.2. Global (Görünüm Tabanlı) Yöntemler

Global tabanlı yöntemler özellik tabanlı yöntemlerdeki zahmetli olan özellik çıkarımını yapmadan yüz tanıma işlemi gerçekleştirdiği için araştırmacılar tarafından yüz tanıma uygulamaya uygulanmıştır. Görünüm tabanlı yöntemler yüz tanıma verimliliğini önemli ölçüde artırdığı için 1990'lardan sonra yüz tanımda kullanılmaya başlanmıştır. Kirby and Sirovich (1990) ilk olarak Temel Bileşen Analizine dayanan yüz temsil etmede ve tanımda kullanılan Özyüz (Eigenface) olarak bilinen yöntemi geliştirdiler [26]. Turk and Pentland bu yöntemle yüz resminin tamamını vektörlere dönüştürdü ve oluşan örnekler kümesiyle özyüzler hesapladılar [27]. TBA görüntüden elde edilen verilerle yüzü optimum seviyede temsil eden verileri elde etmeyi başardı. Aynı kişiye ait farklı poz ve ışıklandırma seviyelerinin yüz

özelliklerinden daha fazla elde edilen öz yüzü etkilenmesi TBA'nın zayıf noktası olarak değerlendirildi. Bu nedenle Fisher yüz yöntemleri için Doğrusal Ayırtaç Analizi uygulandı. Belhumeur et al Harward ve Yale yüz veri tabanları ile Fisher DAA ile yaptıkları testlerde daha düşük hata oranı elde ettiklerini bildirdiler [28]. DAA sınıf içi uzaklığı azaltan sınıflar arası uzaklığı artıran bir yaklaşımla tanımlandı. Bu yaklaşım TBA sınıflandırma performansını artırdığı görüldü. İyi bir genelleme için DAA'nın fazla sayıda yüz örneklerine ihtiyacı var bu da yüz tanıma sistemlerinin genelde sahip olmadığı bir durum. İleri seviyede istatistiksel bir yöntem olan Bağımsız Bileşen Analizi yüz tanıma işlemi için uygulandı. TBA ve BBA yöntemlerinin bir biriyle performans karşılaştırılması yapıldı. Bartlett et al ve Draper et al yaptıkları testlerde BBA'nın TBA'dan daha iyi sonuç verdiğini gösterdiler [29,30]. Kernel yöntemlerin lineer olmayan verileri çözme kapasitesi yüz tanımda başarılı bir şekilde kullanıldı. Veriler daha ileri boyuttaki uzaya taşınarak orijinal resim düzleminde lineer olmayan veriler üst uzay düzleminde lineer verilere dönüştürüldü. Şekil 2.6'da farklı lineer görüntüler vardır.



Şekil 2.6. Farklı lineer görüntüler: DAA, TBA+DAA ve TBA [31].

Yapay sinir ağları da global yüz sınıflandırmada kullanıldı. Yüz resimleri 1B sinyaller şeklinde değerlendirilir ve özellik çıkarımı için dalgacık analizi kullanılır. Yukarıda belirttiğimiz gibi ikili sınıflandırma için kullanılan Destek Vektör Makinleri (DVM) yüz tanımda kullanıldı. DVM'ler global yöntemlerle yüzdeki

piksel verilerini sınıflandırarak tanıma gerçekleştirdiler [25]. Huang çalışmasında global tekniklerin ön cepheden çekilen resimlerde iyi olduğunu ancak döndürme, poz değişimi, açı gibi durumlara duyarlı olduğunu ortaya koydu [32]. Normalleştirme bu yöntemler için çok önemlidir ve kaçınılmazdır. Normalleştirmeden sonra yüz resmi model resme göre uyarlanır ve tanıma işlemi bundan sonra yapılır

2.2.1.3. Melez Yöntemler

Melez yöntemler tanıma işleminde analitik (yerel) ve global yöntemleri beraber kullanırlar. İlk melez çalışmalardan biri Pentland et al modüler öz çalışmasıdır [33]. Öz özellikler olarak adlandırılan bu çalışmada öz yüz tekniği yüzün her bir özelliğini ayrı ayrı ele alarak tasarlandı; öz gözler, öz burunlar, öz ağızlar gibi. Deney sonuçları öz özellikler yönteminin öz yüzlerden daha iyi sonuç verdiğini gösterdi. Bu iki yöntem birleştirilerek sonuç daha iyi hale getirildi.

Bir diğer ünlü melez çalışma Lanitis et al. tarafından önerildi [34]. Bu çalışmada ekip Aktif Şekil Modeli (AŞM) ve Aktif Görünüm Modeli (AGM) yöntemlerini şekil ve görünüm varyantlarını modellemek için kullandı. AŞM ve AGM çok sayıda eğitilmiş resimden öğrenildi ve daha sonra test resimlerini modellemek için kullanıldı. Yüz resmini tanımak amacıyla şekil ve doku parametreleri üreten yeni resmin sabitlemesi için AŞM ve AGM ayarlandı. Bu parametreler model noktalarındaki profillerle beraber yüz tanıma için kullanıldı. Her bir kişi ait 10 resimden oluşan 300 resim eğitim resmi olarak kullanıldı. Başarı oranı 300 resim üzerinden %92 oranında oldu.

2.2.1.4. 2B Yüz Tanımının Avantajları ve Dezavantajları

Yukarıda bahsi geçen 2B yaklaşımlarından farklı yüz tanıma teknikleri vardır. Mevcut 2B görüntü tabanlı algoritmaları, yüz tanıma sistemi kurmak için göreceli olarak düşük fiyatlı araçlara ihtiyaç duyar. Güvenlik için hava alanlarında 2B görüntü veritabanlarının kullanılması gibi 2B yüz tanıma uygulamaları ticari ve akademik olarak yaygın olarak kullanılmaktadır ve pratik uygulamaları yapılmaktadır.

2B yaklaşımın saydığımız avantajlarının yanında poz farklılığı, ışıklandırma şartları, ifade farklılıkları gibi etkenler 2B yüz tanıma sistemlerinin performansını düşüren temel faktörler olarak değerlendiriliyor. Bunun yanında çok bilinen 2B görüntü tabanlı yüz tanıma uygulamalarının yüz veritabanının boyutuna hassas derecede bağlı olduğu ve zaman performansının doğruluk oranı kadar bazı uygulamalarda önemli olduğu ifade ediliyor [35].

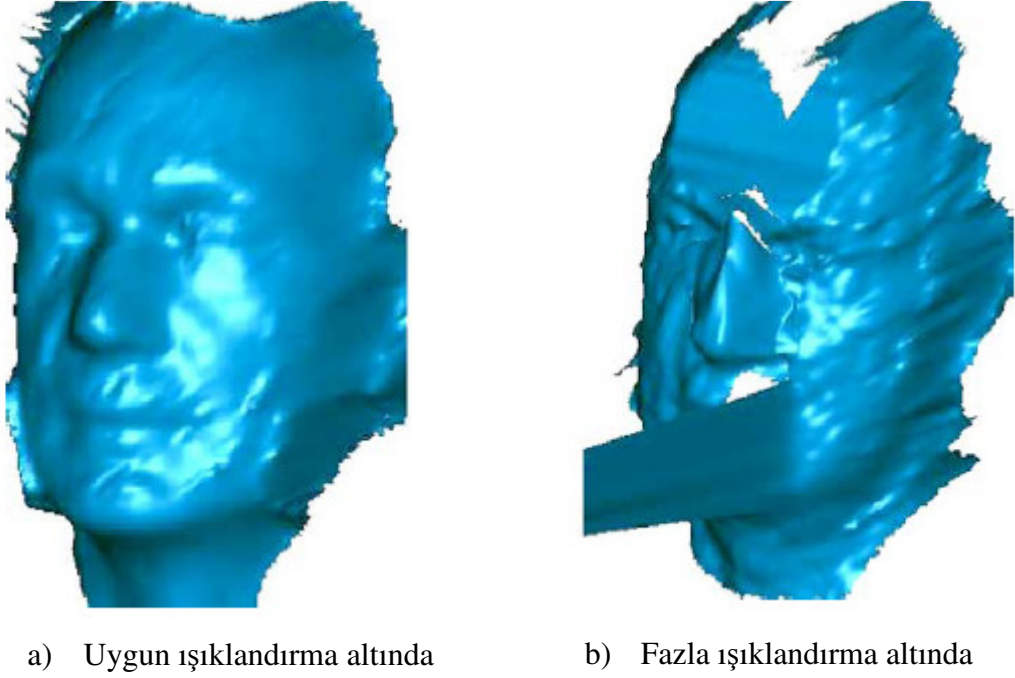
2.2.2. 3B Yaklaşımlar

İki boyutlu yoğun yüz çalışmalarına kıyasla üç boyutlu çalışmalar sınırlı olmasına rağmen geometrik yüz yapısının tanıyış işleminde nasıl kullanılacağına araştıran çok sayıda araştırma vardır. Son yıllarda 3B yüz çalışmaların artmasına sebep olan başlıca iki etken var. Bunlardan biri 2B yüz tanıma sistemlerinin doğası gereği ışık, poz, ifade değişikliği gibi yüz resimlerinde oluşan farklılıklara karşı hassas olmasından kaynaklanan problemler. Bu görüşü destekler mahiyette Xu et al. yapmış olduğu çalışmada 2B görüntülerle, derinliği olan görüntüleri karşılaştırdılar ve şu sonuca vardılar; 3B resimler yüzü daha iyi temsil ediyor çünkü normal resimler ışıklandırma gibi etkenlerden çok etkileniyor. 3B çalışmaların artmasındaki ikinci sebep, kızıl ötesi ve benzeri teknolojileri kullanan 3B tarayıcılar gibi 3B görüntü alan araçların mevcut olması [36].

Bowyer et al. yüz tanıyışta sadece 3B yaklaşımların mı yoksa 3B ve 2B yaklaşımlarının beraber kullanılması mı yüz tanımada daha iyi sonuç verir sorusu üzerine yoğunlaştılar [37]. 3B ve 2B yaklaşımların beraber kullanılmasının yüz tanıyış başarımını artırdığı sonucuna vardılar. Yapılan çalışmada yüz tanıyış çabalarının gelişimi değerlendirilmiştir. İlk başlarda TBA'nin en çok kullanılan tanıyış yaklaşımıydı daha sonraları BBA ile daha sonuçlar elde edilmeye başlamıştır. Şimdilerde genel başarım karşılaştırılmasında 2B yaklaşımların 3B yaklaşımlardan daha iyi olduğu ancak ileride bu durumun değişeceği öngörülmektedir.

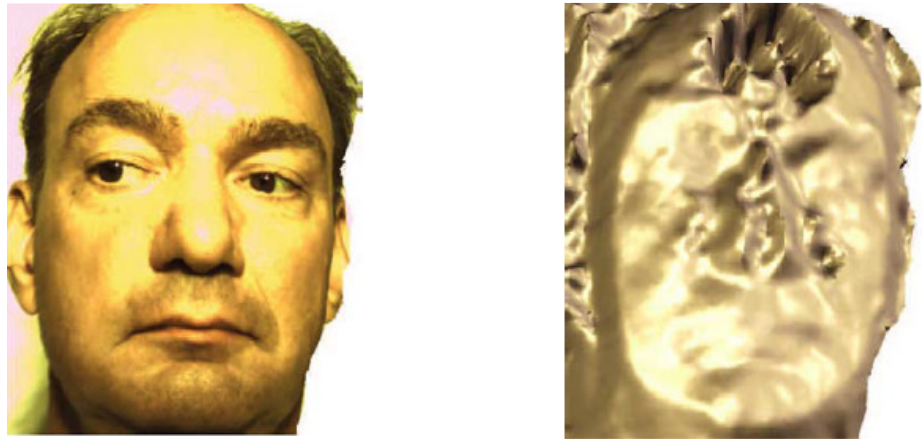
3B yüz tanıyış barındırdığı temel üç tane zorluk vardır; mevcut sensor teknolojisinin kapasitesi, geliştirilen tanıyış algoritmaları ve geliştirilen yöntemler. Mevcut sensor teknolojisinin sorunları üçe ayrılır. Birincisi ışıklandırma farklılıklarıdır. Şimdiye

kadar yapılan 3B literatür çalışmalarında 3B verilerinin ışıklandırmadan bağımsız olduğu vurgulanmıştır. Bu doğrudur ancak bu 3B algılayıcılarının farklı ışıklandırmalardan etkilenmediği anlamına gelmez. Şekil 2.7’de farklı ışıklandırmalar altındaki 3B yüz şekilleri gösterilmektedir.



Şekil 2.7. Aynı kişiye ait farklı ışıklandırma altındaki 3B şekiller [37].

Aktif pasif değişimi yakalama 3B verilerin doğru elde edilmesinde bir diğer problemdir. Şekil 2.8’de bu problemden kaynaklanan bozuk 3B görüntüsü vardır.



Şekil 2.8. Doku haritalı (solda) ve haritasız (sağda) elde edilen 3B görüntüleri [37].

Elde edilen 3B verilerinden hangisinin 3B tanıyışta kullanılacağı da bir diđer belirsizliktir. Yüzden edilen 3B veriler yüzlerce olabildiđi gibi yüzbinler de olabilmektedir. Hangi 3B verilerinin kullanılacağını tanımlayan daha fazla çalışmaya ihtiyaç vardır [37].

2.2.3. 2B ve 3B Yüz Tanıma Sistemlerinin Karşılaştırılması

Daha öncede belirtildiđi gibi 2B resimler kullanılarak yapılan yüz tanıma resmi etkileyecek ışıklandırma, poz ve ifade gibi deđişimlere karşı hassastır. Bir yüzden toplanan ışık yüz geometrisi, yüzün ışık yansıtma deđeri, ışık kaynağının özellikleri ve kameranın özellikleri gibi bir birinden farklı etkenlerin fonksiyonudur. Bu karmaşıklık bütün bu faktörleri hesaba katan bir modelin oluşturulmasını zorlaştırıyor. 2B yüz resimlerinin dış etkenlerinin normalleştirilmesi ve farklı dış etken şartlarına göre tanıma sistemini eğitime gibi yaklaşımlar kullanıldı ancak bunların başarısı sınırlı oldu. 3B resimlerde farklı dış etkenler sadece yüzün dokusunu etkiliyor, yüz şekilleri bozulmadan kalıyor [38].

2B ile 3B yüz tanıma arasındaki bir diđer farklılık poz deđişikliklerine karşı olan duyarlılıklarıdır. 2B resimlerle yapılan çalışmalarda amaç bir resmi doğal haline dönüştürmektir. Ancak bu yüz işaretlerine dayanıyor ve ışıklandırma sorunuyla ilgilenmiyor. Işıklandırma sorunu 2B resimlerinin doğası geređi aşmak neredeyse imkânsızdır. Bu problemi aşmak için bir yüze ait farklı görünümdeki resimlerin depolanması gerekiyor. Ancak buda bir yüz için farklı görüntülerde çok sayıda yüz resminin toplanmasını gerektiriyor. 2B resimlerdeki poz farklılığı problemini çözmek için yapılan alternatif yaklaşımlar vardır. Üç boyutlu resimler kullanılarak yeni pozlu 3B yüz resimlerinin yeniden işleme yapılmasıyla bu görünüm doğrulama çözülebilir. Bu ön cepheden çekilmeyen 2B resimlerin 3B şekillerinin tahmin edilmesinde kullanılacak ve yeniden işleme yapılarak 2B ön cephe resimlerinin yeniden oluşturulmasında kullanılacak 3B morfolojik model yaklaşımına imkân sağlar [38].

Pozla alakalı bir diđer problem 2B görüntülerde kaydedilen yüz resimlerinin fiziksel boyutlarının genelde bilinmemesidir. 2B görüntülerdeki yüzün boyutu çekilen yüzün

algılayıcıdan uzaklığının fonksiyonudur. 3B görüntülerde yüzün fiziki boyutları 3B görüntü verilerinin içinde doğal olarak kodlanır. 2B görüntülerinin aksine 3B görüntüler yüzün yüzey geometrisini daha iyi çekerler. Geleneksel 2B görüntü tabanlı yüz tanıma yüz bölgesinde göz, kaş, ağız, burun ve yüz sınırları gibi zıtlığı yüksek özelliklere odaklanırlar. Zıtlığı düşük çene sınırı ve yanak bölgelerinin tanımlanması yoğunluk görüntülerde zordur. 3B resimler yüksek ve düşük zıtlık ayrımı yapmazlar [38].

3B yüz tanıma sorunsuz değildir. 3B veri işlemede farklı ışıklandırma problem değil ancak, görüntü elde edilmiş hala bir problem olarak duruyor. Derinlik kamera kullanılarak alınan 3B görüntü verisinin genel kalitesi 2B görüntü verileri kadar güvenilir olmayabilir çünkü 3B algılayıcı teknolojisi 2B algılayıcılar kadar olgunlaşmadı. 3B yüz tanıma tekniklerinin bir diğer dezavantajı donanımının maliyetli olmasıdır. 3B çekim araçları ucuzlamak ve yaygın olarak kullanılmakta ancak 2B yüksek çözünürlüklü kameralarla karşılaştırıldığında fiyat farkı oldukça fazladır. 3B yüz resimlerinin boyutları 2B yüz resimlerinden çok fazla ve mevcut 3B verilerinin işleme maliyeti 2B verilerden çok maliyetlidir [38].

Son olarak şunu da belirtelim, 3B yüz tanımanın en önemli dezavantajlarından biri 3B çekim teknolojisi nesneyi belli şartlarda çekebilir. Yukarıda da bahsedildiği üzere lens veya lazer kullanan tarayıcıların algılayıcısı nesneye belirli bir uzaklıkta olmasını gerektirir. Lazer tarayıcının çekim yapabilmesi için birkaç saniye hareketsiz durması gerekir. Geleneksel kameralar nesneyi çok uzaktan ve özel şartlar gerektirmeden çekebilirler. Ek olarak, test ve değerlendirme amaçlı kaliteli birkaç 3B veri tabanı vardır. 2B veritabanlarıyla kıyaslandığında kullanılacak veritabanlarının boyutu çok küçüktür [38]. 3B yüz tanıma için karşımıza çıkacak sorunları üçe ayırabiliriz. Bunlardan birincisi nesnenin 3B görüntüsünü almak, ikincisi alınan görüntüden kullanılacak verileri elde etmek, üçüncüsü ise elde edilen verilerin tanıma için kullanılacak algoritmayı geliştirmek.

2.3. YÜZ TANIMA METOTLARI

2.3.1. Temel Bileşen Analizi (TBA)

Örüntü tanıma uygulamalarından kullanılan istatistiksel bir yöntemdir. TBA bağıntılı değişkenleri temel bileşenler olarak adlandırılan bağımsız değişkenlere dönüştürerek özellik uzayının boyutlarını küçültmek için kullanılır. Sınıflandırılan bilgilerin bir birinden farklı ve bağımsız olduğu varsayımına dayanır. N tane resim içeren yüz veri tabanı için yapılacak ilk iş veri tabanındaki yüzlerin ortalamasını bulmaktır ve bu ortalamayı μ her bir resimden çıkarmaktır. Daha sonra kovaryans matrisi (C) aşağıdaki gibi hesaplanır:

$$C = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \mu)(x_i - \mu)^T \quad (2.1)$$

C'nin M tane en büyük öz değeri için

$$CT_i = \lambda_i T_i \quad i = 1, \dots, M \quad (2.2)$$

T_i öz yüzleri veya öz vektörleri ifade eder. Girdi olarak verilen resimlerin öz yüzlere göre iz düşümü alınır ve en yakın uzaklığa veya destek vektör makinelerine göre sınıflandırılması yapılır [39].

2.3.2. Doğrusal Ayırtaç Analizi (DAA)

TBA da en büyük öz değerlerle ilişkili yönlere vurgu yapılır veya diğer bir deyişle büyük farklılıklara vurgu yapılır. Bazı durumlarda önemli bilgiler küçük farklılıklarla aynı tarafta olabilir [39]. DAA birden fazla sınıfa ayrılan nesnelerin birinden ayrılmasını en uygun şekilde sağlayacak kombinasyonları bulur ve aradaki farkı maksimize eder [40]. Bunu elde etmek için kullanılan eşitlik aşağıdaki gibidir:

$$J(w) = \frac{w^T S_B w}{w^T S_w w} \quad (2.3)$$

S_B sınıflar arası dağılım matrisidir. S_W sınıf içi dağılım matrisidir.

$$S_B = \sum_{i=1}^c N_i (\mu_i - \mu) (\mu_i - \mu)^T$$
$$S_W = \sum_{i=1}^c \sum_{x_k \in X_i} (x_k - \mu_i) (x_k - \mu_i)^T$$
(2.4)

X_i i'ninci sınıftır. N_i i'ninci sınıf içindeki örnek sayısıdır.

2.3.3. Bağımsız Bileşen Analizi (BBA)

BBA TBA'nın genelleştirilmesi olarak görülebilir [39]. BBA çok değişkenli veri kümesinde doğrusal veya ortogonal koordinat sistemini bulmayı amaçlar. BBA çok değişkenli veri kümesinde var olan bileşenleri istatistiksel bir yöntemle belirler [41]. TBA elde edilen kovaryansı minimumu indirmeye çalışır. Bunu test kümesindeki örneklerin dikey dönüşümlerinin eşleştirilmesiyle yapar. BBA ise sadece dikeylikle yetinmez ayrıca verileri bağımsız istatistiksel sinyallere dönüştürür. BBA'nın avantajı ikinci ve daha yüksek derecedeki bağımlılıkları minimize etmesi iken TBA sadece ikinci derecedeki istatistiksel verileri ilintisizleştirir [39].

2.3.4. Kernel Temel Bileşen Analizi (KBBA)

KTBA TBA'nın doğrusal olmayan bir uzantısıdır ve doğrusal olmayan bir eşleştirmeyle nitelik indirmeyi amaçlar. Kernel TBA da kernel ileri boyutlarda eşleştirme yapar ve daha sonra orijinal boyuta geri döner. KTBA temel bileşenleri hesaplamaz. Bu bileşenler üzerindeki giriş verisinin iz düşümünü hesaplar [39].

2.3.5. En Yakın k-Komşu Algoritması

En yakın k-komşu algoritması çok sayıda araştırmacı tarafından yüz tanıma sistemlerinde sınıflandırıcı olarak kullanılan en basit makine öğrenme algoritmasıdır. Yeni bir nesne en yakın k komşuluğunun çokluğuna göre sınıflandırılır. K değeri

genelde pozitif tam sayıdır. Eđer $k=1$ ise nesne en yakın komşuluğundaki sınıfa atanır. Yeni bir nesneyi sınıflandırmak için genelde Öklid uzaklığı ölçümü kullanılır [39].

2.3.6. Yapay Sinir Ağları (YSA)

Biyolojik sinir ağlarından esinlenen yapay sinir ağları örüntü tanıma uygulamalarında ve yüz tanıma sistemlerinde geniş çapta kullanıldılar. YSA da bir grup yapay sinir bir birlerine bağlanır ve biyolojik sinir ağlarını taklit eden bir sinir ağı formunu alır. Araştırmacılar tarafından çok farklı yapay sinir ağı yapıları önerildi; çok katmanlı algılayıcı, geriye yayılım, radyal temelli fonksiyon (RBF) sinir ağları gibi. Dinamik Link Mimarisi (Dynamic Link Architecture) yüz resimlerinden özellik çıkarımında faydalanılan YSA tabanlı en çok kullanılan yöntemlerden biridir [39].

2.3.7. Destek Vektör Makineleri

DVM sınıflandırma hatasını en aza indirme ve geometrik uzaklığı maksimize etme işlemlerini eş zamanlı olarak yapar. Bu nedenle maksimum uzaklık sınıflandırıcısı olarak bilinir. DVM özellik uzayında veri kümeleri arasındaki mesafeyi maksimize eden ayrık hiper düzlemler oluştururlar. Uzaklıkları hesaplamak için iki tane paralel hiper düzlem oluşturulur. Bu hiper düzlemlere iki veri seti yüklenir böylece iyi bir sınıf ayrımı iki sınıfın destek vektör komşularına en fazla uzaklığa sahip hiper düzlemlerce yapılır. Paralel hiper düzlemler arasındaki mesafenin fazla olması bilinmeyen verilerin sınıflandırma doğruluğunu artırır [39].

2.4. HATA KABUL ORANI, HATA RET ORANI VE EŞİT HATA ORANI

Biyometrik sistemlerin performansı hata kabul ve hata ret oranlarıyla ölçülür. Hata ret oranı (false rejection rate) yetkili kişinin reddedilmesini ve hata kabul oranı (false acceptance rate) da yetkisiz kişinin kabul edilmesini ifade eder. Yüksek güvenilirlikli bir biyometrik sistem düşük seviyede hata ret oranına ve sifıra yakın hata kabul

oranına sahip olmalıdır. Hata kabul oranı farklı kişilerin benzetileme sayılarının yüzdesiyle hesaplanır. Hata ret oranı aynı kişilerin farklı kişiler olarak algıma sayılarının yüzdesiyle hesaplanır [6]. Diğer bir deyişle hata kabul oranı yanlışlıkla benzetilen yüzlerin oranını, hata ret oranı yanlışlıkla tanınamayan yüzlerin oranını ifade eder. Eşit hata oranı (equal error rate) bu iki oranın eşit seviyede olduğu noktadır.

Bu çalışmada hata kabul ve hata ret oranları hesaplanmamıştır. Çünkü önerilen algoritma yenidir ve gelişme aşamasındadır. Yapılan uygulama kararlı biyometrik bir sistem olarak tasarlanmamıştır.

BÖLÜM 3

HÜCRESEL HAREKETLİLER (CELLULAR AUTOMATA)

Çalışmanın bu bölümünde HH mantığı birkaç küçük örnek ile açıklanacaktır. Kavram karmaşasına meydan vermemek ve çalışmanın daha kolay anlaşılması için HH ile kullanılan terminolojiye bilmek gerekir. Bu nedenle HH terimleri kısaca açıklanmıştır. HH'leri tanımlamak için “lineer, toplamsal, tek düze, eş zamanlı” gibi bir çok sıfat kullanılır. Genelde bu sıfatlandırmalar beş başlık altında toplanabilir. Farklı tip HH beş başlık altında açıklanmıştır.

3.1. HÜCRESEL HAREKETLİLER

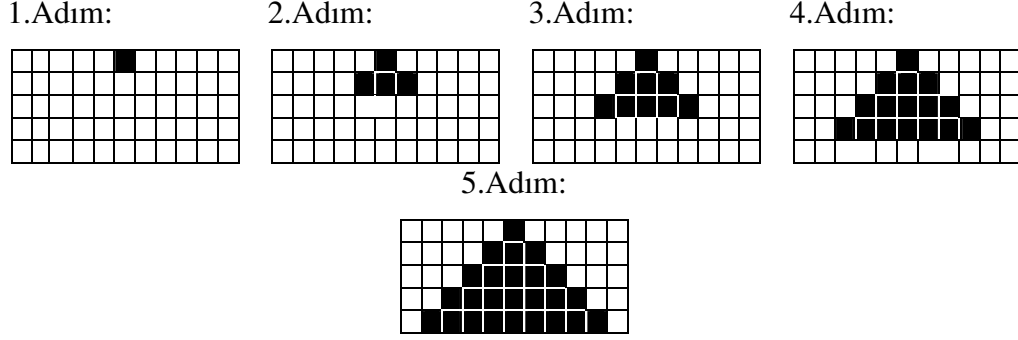
HH zaman ve uzay ayırık olarak tanımlanmış hücresel matris üzerinde yerel etkileşimlere göre işleyen dinamik bir sistemdir. HH üç temel karakteristiği vardır;

1. Basitlik: HH'nin temel elemanı bilinen basit hücredir.
2. Geniş paralellik: HH paralel bilgisayarlardan bile daha çaplı paralellik gerçekleştirir.
3. Yerellik: HH'nin işleyişi her hücrenin komşularıyla olan etkileşimiyle gerçekleşir [5].

3.1.1. Bir Boyutlu HH

Bu tez kapsamında 1 boyutlu (1B) HH kullanarak örüntü sınıflandırması yapılmıştır. Yüz tanıyış işlemi 1B HH kullanılarak 2B resimlerinin gri ve siyah beyaz piksel değerlerinin sınıflandırılmasıyla yapılmıştır. 1B HH sınıflandırıcıları 2B yüz resimlerinin sınıflandırılmasında başarı ile kullanılmıştır.

Özsoy Wolfram'ın kitabından derlediği çalışmasında temel HH mantığını sade bir şekilde anlatmıştır [42]. Wolfram HH'nin çalışma prensibinin sıralı ilerleyen iterasyonlarda saklı olduğunu belirtmiştir. Şekil 3.1'de Kural-254'ün beş adımda ortaya çıkardığı şekiller görünmektedir.

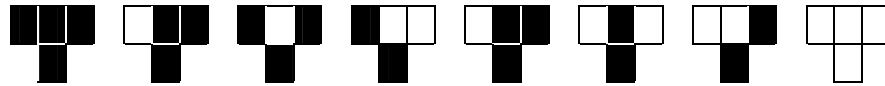


Şekil 3.1. Kural-254 matris düzleminde ilk beş adımı [8].

Basit bir örnekle HH'yi açıklamaya çalışalım:

Şekil 3.1'deki hücresel matrisi birinci adım olarak kabul edebiliriz. Şekildeki gibi beyaz kutuların ortasında siyah bir kutu olsun. İkinci adımda bu siyah kutucuğun altındaki kutucuğun yeni şeklini siyah kutuya ve komşularına bakarak belirleyeceğiz. Buna göre bir önceki adımdaki kutucuk veya komşularından birisi siyah ise bir sonraki adımdaki kutu da siyah olacak aksi takdirde beyaz olacaktır. Bu iterasyonu devam ettirdiğimizde adımlardaki şekiller üstte görüldüğü gibi olacaktır.

Bunun mantığını daha iyi anlamak için gösterim şekli olarak Şekil 3.2'yi kullanabiliriz.



Şekil 3.2. Kural-254 şekilsel gösterimi.

Üstteki kutuların renkleri alttaki kutunun rengini belirlemektedir. Eğer üstteki kutulardan birisi bile siyah ise alttaki kutu siyah, eğer hepsi beyaz ise alttaki kutu beyaz olmaktadır [8].

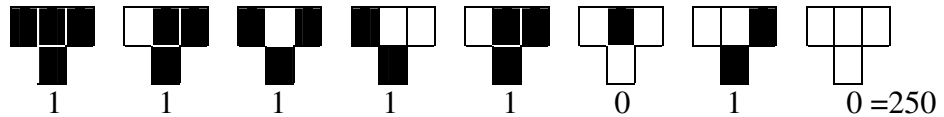
Bu aslında lojik biliminde kullanılan doğruluk tablolarını hatırlatmaktadır. Siyah kutuların 1 beyaz kutuların 0 olduğu varsayılırsa şöyle bir doğruluk tablosu oluşturulabilir. Çizelge 3.1. de Kural 254'ün ikilik sistemden nasıl elde edildiği yer almaktadır.

Çizelge 3.1 Kural 254 doğruluk tablosu [42].

Sol komşu	Sağ komşu	Hücre	Alttaki Hücre
0	0	0	0
0	0	1	1
0	1	0	1
0	1	1	1
1	0	0	1
1	0	1	1
1	1	0	1
1	1	1	1

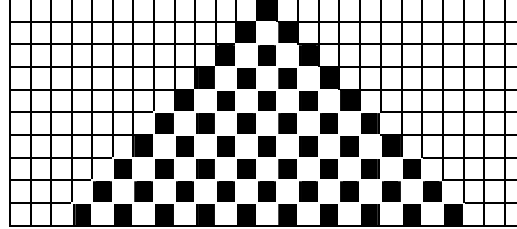
Burada üstteki üç kutunun $2^3=8$ farklı durumuna göre 11111110 şeklinde bir kural oluşturmuş olduk. Dolayısıyla 8 basamaklı olan bu yeni duruma göre $2^8=256$ farklı kural kombinasyonu oluşturulabilir. Komşu sayısının veya birim zamanda olunabilecek durum sayısının artması kural sayısını üssel olarak artıracaktır. Kural sayısının devasa olduğu durumlarda kural sayısı sezgisel olarak makul miktarlara indirgenir. HH mantığını daha iyi anlamak için bir örnek daha verelim:

Ortadakinin biçimine bakılmaksızın, komşulardan ikisi de beyaz ise alttaki kutu beyaz aksi takdirde siyah olsun. Şekil 3.3'de üç komşulu HH de nasıl elde edildiği resmedilmektedir.




Şekil 3.3. Kural-250 şekilsel gösterimi.

Wolfram bunu Kural-250 olarak tanımlamıştır. Bunun sebebi ikilik tabana dayanmaktadır. $11111010=250$. Kural bize devamlı tekrar eden örüntüler verecektir. Bu kuralın on adım sonra karşımıza çıkaracağı şekil aşağıdaki gibidir. Şekil 3.4'de Kural 250'in on adım sonra oluşturduğu şekil vardır.



Şekil 3.4. Kural-250 10 adım sonrası [8].

Verdiğimiz iki örnekte de belli sayıda iterasyondan sonra ortaya çıkan şekiller düzenli ve fraktal şekillerdir. HH'de ortaya çıkan durum her zaman böyle değildir.

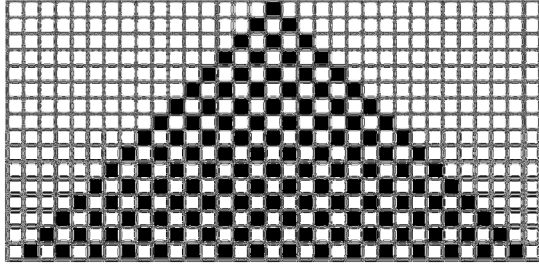
Mesela Kural-30  uygulandığından ortaya çıkan şekil tamamen düzensiz bir yapıdadır. Bu kuralın mantığı; ortadaki ve sağdaki beyaz ise soldakinin aynısı aksi takdirde soldakinin tersi renktedir. Kural-110



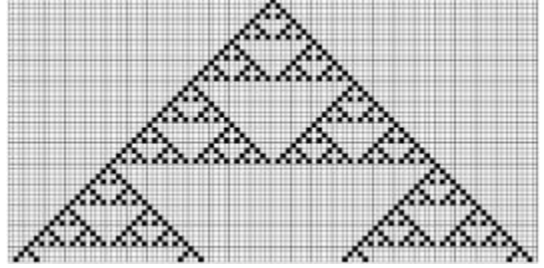
gibi yarı düzensiz şekiller çıkartan kurallarda vardır.

Wolfram iki durumlu üç komşuluk 1B HH'nin oluşturduğu toplam 256 kuralı belli zaman adımlarında ortaya koyduğu örüntülere göre dört sınıfa ayırmıştır. Birincisi birbirini tekrarlayan basit örüntü formlarıdır. İkincisi ilginç detayları olan ancak sonuç itibariyle iç içe geçmiş yapılardan oluşur. Üçüncüsü kısa devam eden düzenli şekillerden sonra rasgele davranışlar sergileyen örüntülerdir. Dördüncü sınıf karmaşık davranışları olan yerel etkileşimlerle üretilmiş yapılardır. Bu örüntü formları içerisinde Wolfram'ın dikkatini en fazla çeken üçüncü sınıftaki rasgele oluşan örüntüler olmuştur. Aslında bu rasgelelik içinde bir düzen barındırıyor gibidir. Kaos teoreminde iddia edildiği gibi kaos kendi içerisinde bir düzenin mahsulüdür. Wolfram aslında bir fizikçi olduğu için HH'nin fizik bilimine bakan yönü ile daha çok ilgilenmiştir. Doğadaki fiziksel ve biyolojik oluşumların ve canlıların oluşumlarını, hareketlerini, davranış biçimlerini ve formlarını anlamada kullanmıştır. Zaten Wolfram tarafından ortaya konan HH çalışmalarının

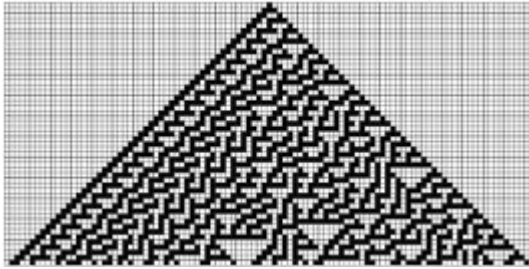
arařtırmacıların dikkatini çekmesinin sebebi hayatta karşılıđı olan řeylerin bilim disiplini ierisinde ortaya konmasıdır. řekil 3.5’de HH kurallarının oluřturduđu drt ana sınıfı temsil eden drt kuralın belli zaman adımları sonra oluřturduđu rnt formları gsterilmektedir.



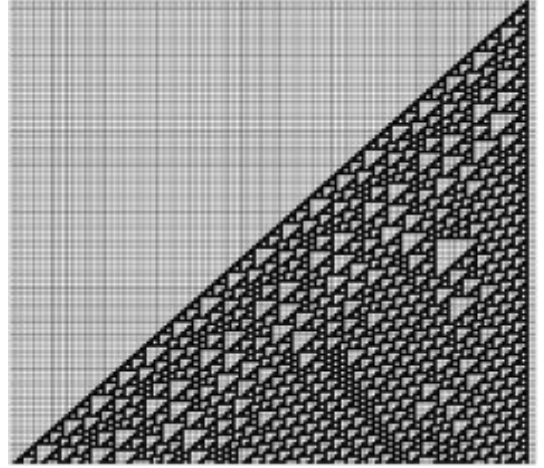
a) Tekrar (Kural250-16 adım sonra)



b) İ ieli (Kural90-50 adım sonrası)



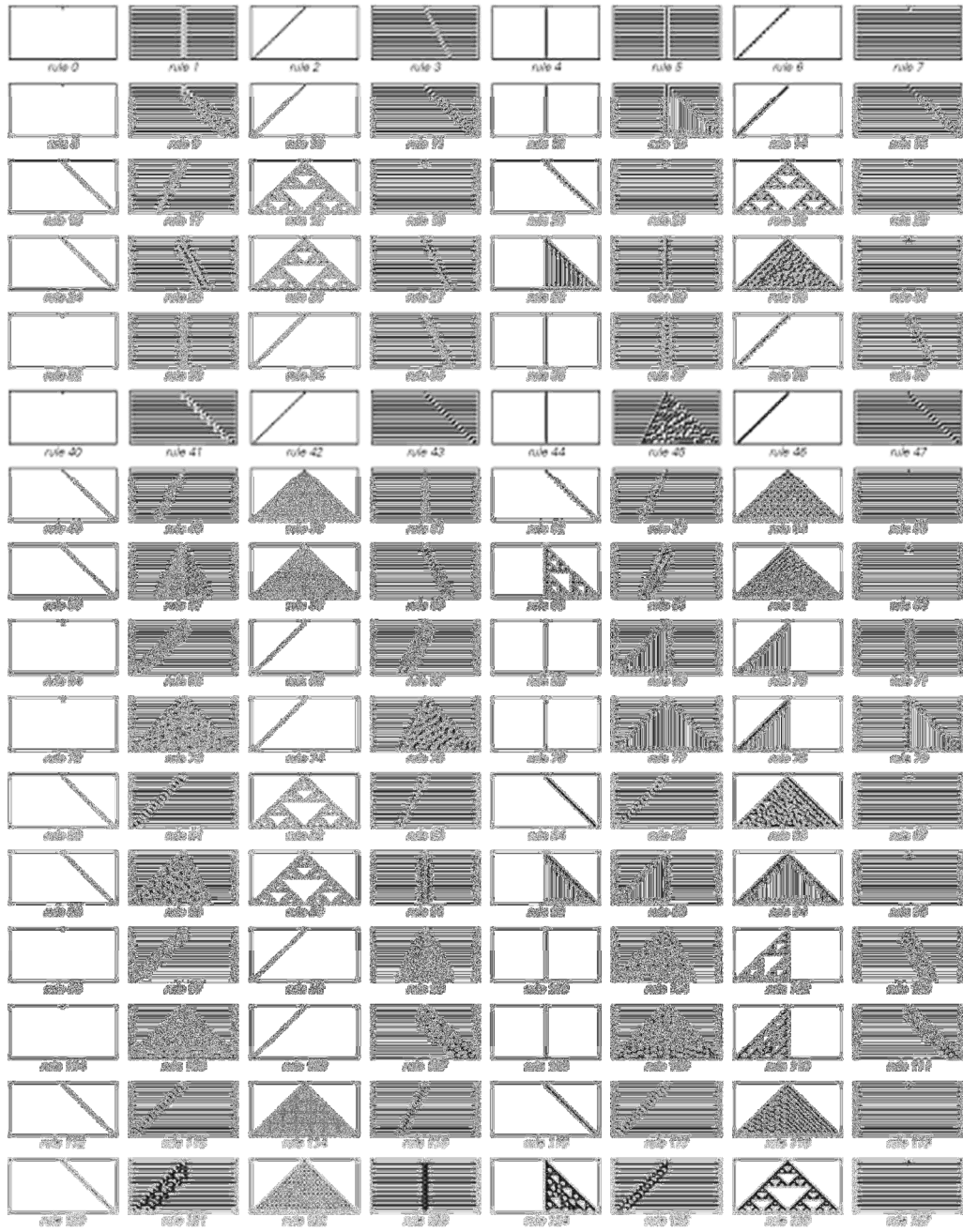
c) Rasgele (Kural30-50 adım sonrası)



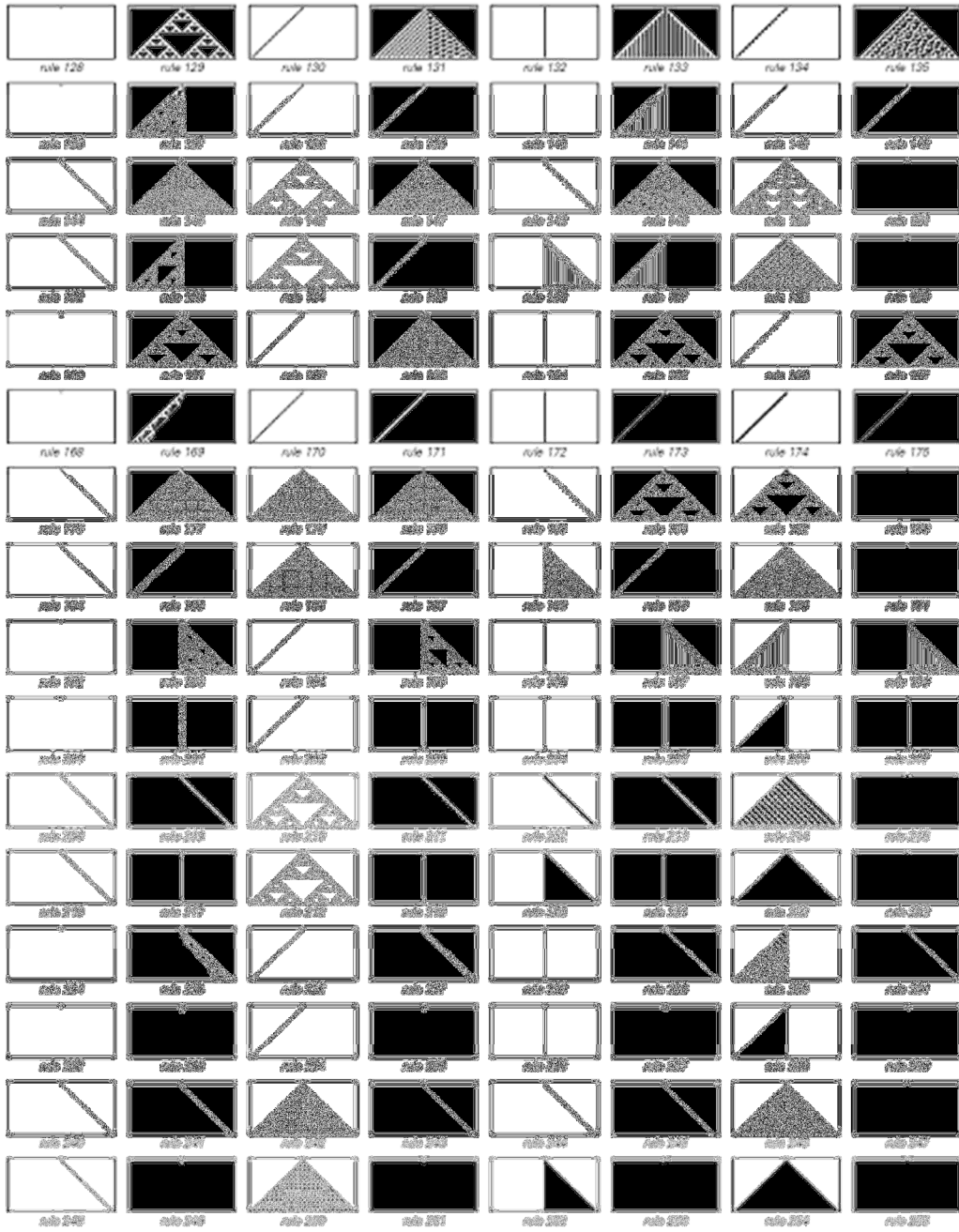
d) Yerel yapılar (Kural110-150 adım sonrası)

řekil 3.5. HH kurallarının oluřturduđu drt ana sınıfı temsil eden drt kuralın belli zaman adımları sonra oluřturduđu rnt formları.

Tez iin yapılan arařtırmalar ıřıđında řu rahatlıkla sylenbilir; Wolfram’ın ortaya koyduđu ve yařamda karşılıđı olan bu rnt formları Conway’in ‘‘Hayat Oyunu’’ dan daha fazla bilimsel camiada merak uyandırmıřtır. Elde edilen bu řekiller sadece burada verdiđimiz rneklerle sınırlı deđildir. Burada verdiđimiz řekil rnekleri kitapta ortaya konan bilim camiası tarafından byk ilgiyle karřılan řekillerin ancak yzde biri kadardır. řekil 3.6’da ve řekil 3.7’de 256 kuraldan elde edilen rnt formları gsterilmektedir.



Şekil 3.6. 0-127 arası kurallardan elde edilen örüntüler [8].



Şekil 3.7. 127-255 arası kurallardan elde edilen örüntüler [8].

Kural sayısı komşu sayısı ile üssel (exponential) ilişkilidir. Komşu sayısı arttıkça kural sayısı da artar. Kural sayısı aşağıdaki denklemle bulunur. n komşu sayısını ifade eder.

$$\text{Kural Sayısı} = 2^{2^n} \quad (3.1)$$

Çizelge 3.2 de iki durumlu HH'in komşuluk sayısına göre elde edilecek kural sayıları yer almaktadır.

Çizelge 3.2. Komşuluklara göre kural sayısı [8].

n (komşu sayısı)	Kural Sayısı	Kural Bit Sayısı
2	16	4
3	256	8
4	65536	16
5	4294967296	32
6	1.84 EE 19	64
7	3.40 EE 38	128
8	1.16 EE 77	256
9	1.34 EE 154	512

HH zaman ve uzay ayırık olarak tekâmül eden otonom son durumlu makinelere benzetilebilir. HH her bir hücrenin t zamanda taşıdığı farklı değerlerden (hücresinin o anki durumunu temsile eden) meydana gelen matris düzlemindeki hücrelerden oluşur. Hücrenin bir sonraki zamandaki (t+1) durumu kendinin ve komşu hücrelerin durumuna göre belirlenir. 3 komşulu (sol, kendi, sağ) iki durumlu HH'de bir sonraki durum; $S_i^{t+1}=f_i(S_{i-1}^t, S_i^t, S_{i+1}^t)$ formülü ile temsil edilir. Formülü kısaca açıklayalım; i hücresinin t+1 zamandaki durumu i'nin t zamanda solundaki hücre (i-1), i hücresi ve i'nin sağındaki hücre (i+1) durumlarına göre belli olur. Çizelge 3.3. de 60, 150 ve 100 kurallarının kural min terimlerine (KMT) karşılık gelen doğruluk tablosu verilmiştir.

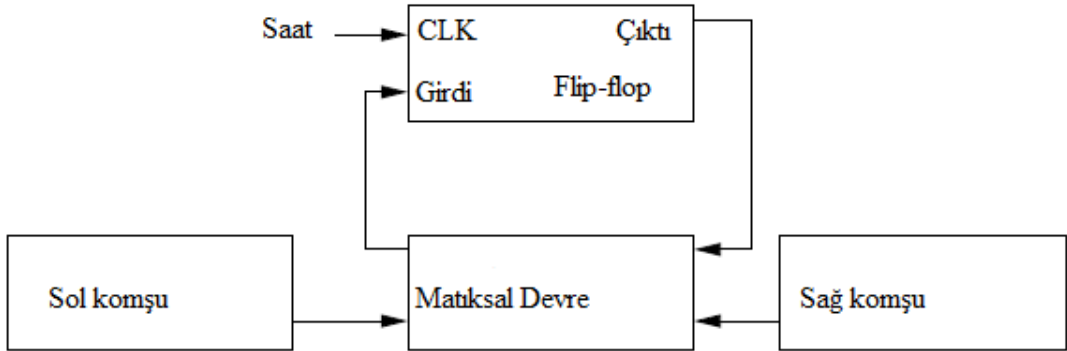
Çizelge 3.3. 60, 150 ve 100 kurallarının doğruluk tablosu.

Şimdiki Durum:	111	110	101	100	011	010	001	000
KMT :	7	6	5	4	3	2	1	0
Kural 60 göre bir sonraki durum:	0	0	1	1	1	1	0	0

Çizelge 3.3. (devam ediyor)

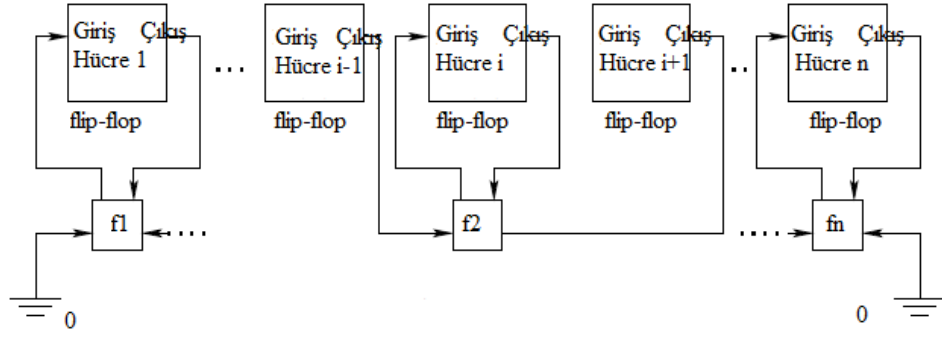
Kural 150 göre bir sonraki durum:	1	0	0	1	0	1	1	0
Kural 100 göre bir sonraki durum:	0	1	1	0	0	1	0	0

HH de bir sonraki durumu elde etmek için her bir HH hücresi flip-flop devre ile ifade edilen mantıksal işlemler uygulanır. Her bir zaman adımında sol, merkez ve sağ hücrelerin ikili değerlerinden oluşan 3 bit'lik sayısal değer flip-flop devreye girdi olarak verilir. Bir HH kuralını ifade eden devre merkez hücrenin bir sonraki zaman adımında alacağı durumu/değeri çıktı olarak verir. Şekil 3.8 HH'in flip-flop devresi ile temsilini göstermektedir



Şekil 3.8. Üç komşulu (sol, kendi, sağ) HH hücresi.

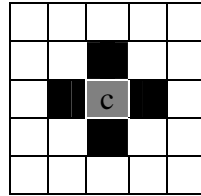
HH düzlemindeki hücrelerin değeri her bir zaman adımında uygulanan flip-flop (kural) devreye göre bir sonraki durumunu belirleyecektir. Hücrelerinin değerlerinin/durumlarının değişimi eş zamanlı olduğu için flip-flop zaman adımlarının da eş zamanlı olmalıdır. Dama biçiminde olan HH yüzeyinin tamamını Şekil 3.9'da görüldüğü gibi flip-flop'lardan oluşan mantıksal devreler şeklinde düşünebiliriz.



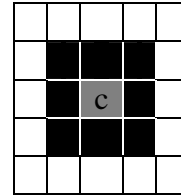
Şekil 3.9. HH temsil eden Flip-flop'lardan oluşan mantıksal devreler.

3.1.2. İki Boyutlu HH

2B HH'de iki farklı komşuluk tanımı vardır. Birinci komşuluk yaklaşımı von Neumann tarafından merkez hücre dahil olmak üzere beş komşuluktan oluşmaktadır. İkinci komşuluk yaklaşımı Moore tarafından merkez hücre ve etrafındaki sekiz hücreden oluşan dokuz hücreden oluşan komşuluktur. Şekil 3.10 2B HH'de iki farklı komşuluk yaklaşımı olan von Neumann ve Moore komşuluğu gösterilmektedir.



a) von Neumann komşuluğu



b) Moore komşuluğu

Şekil 3.10 2B HH komşulukları.

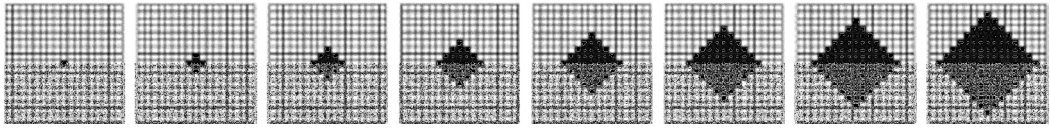
HH'nin kural numarasının ikilik tabana dayandığını belirtmiştik kural numarasının komşuluk ilişkisine nasıl yansıdığını daha iyi anlamak için Şekil 3.11'i inceleyelim.

64	128	256
32	1	2
16	8	4

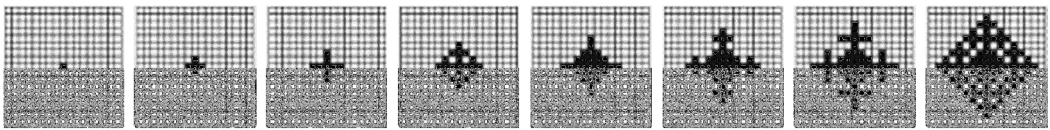
Şekil 3.11. 2B HH'de komşuluklara göre kural numarası.

Boş kutu merkez kutumuzu temsil etmektedir. Moore komşuluğuna göre etrafındaki hücreler merkez hücrenin bir sonraki durumda alacağı değerin ne olacağını belirleyecek hücreleri temsil etmektedir. Eğer merkez hücrenin durumunu sadece sağındaki hücre etkiliyorsa kural numaramız 2 (Kural-2) eğer sağ hücre ve sağ hücrenin altındaki hücre etkiliyorsa (2+4) Kural-6 şeklinde numaralandırma yapıyoruz. Daha önce bahsi geçen Kural-250 hangi hücre komşularına göre bir sonraki durumunun belirlediğini Şekil-3.11 yardımıyla bulalım. $128+64+32+16+8+2=250$ toplamı elde etmek için kullandığımız sayıların hangi hücre içinde bulunduğunu görerek merkez hücrenin bir sonraki durumunu hangi hücrelere göre belirlediğini anlayabiliriz.

Wolfram ünlü kitabında [8] iki ve üç boyutlu HH'lerin belli zaman adımları sonrasında oluşturduğu örüntü formlarına yer vermiştir. Von Neumann komşuluğuna göre üretilen iki örüntü Şekil 3.6'da verilmiştir.



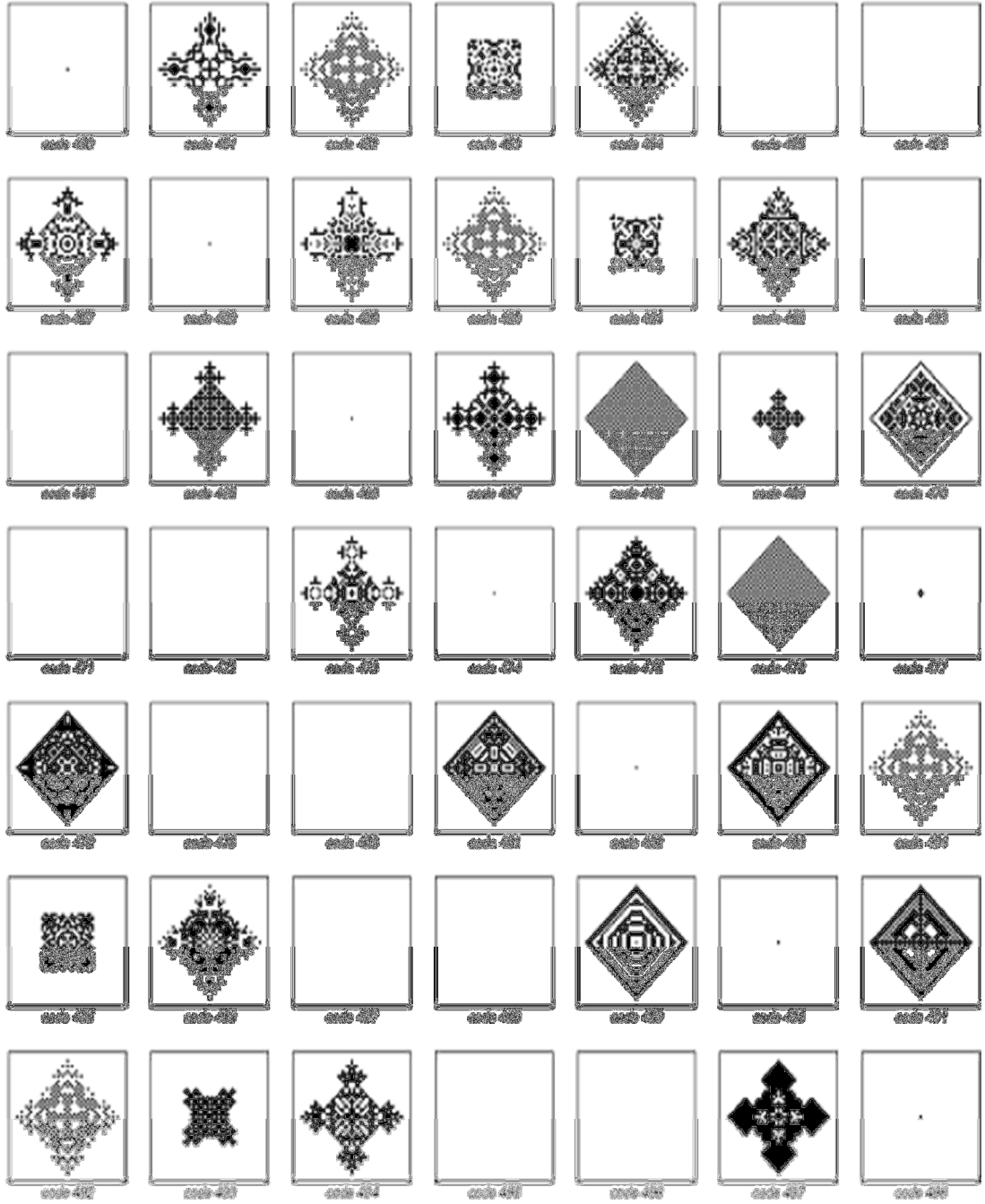
a) Komşulardan biri siyah ise merkez hücre siyah oluyor.



b) Komşulardan biri veya dördü siyah olduğunda merkez hücre siyah oluyor.

Şekil 3.12. Von Neumann komşuluğuna göre 8 adımda ortaya çıkan örüntüler [8].

Von Neumann komşuluğu ile elde edilen kuralların 22 zaman adım sonrası oluşturduğu bazı örüntüler Şekil 3.13'de gösterilmiştir.



Şekil 3.13. Von Neumann komşuluğu ile elde edilen kuralların 22 zaman adımı sonra oluşturduğu örüntülerden bazıları [8].

3.2. HH TERMİNOLOJİSİ

HH'nin kendine özgü terminolojisi vardır. Kavram karmaşasını önlemek için HH ile alakalı terimlere kısaca değinilecektir. Daha öncede belirttiğimiz gibi bazı çalışmalarda Linear HH tek boyutlu HH, Linear olmayan HH çok boyutlu HH

anlamında kullanılmıştır. Bu kesinlikle yanlış bir kavram kullanımımıdır. Bu ve bunun gibi karışıklıklara sebebiyet vermemek için HH'ye ait kavramların kısa tanımları verilmiştir.

Kural Vektörü

Kural kümesi $R = \langle R_1, R_2, \dots, R_i, \dots, R_n \rangle$ HH kural vektörü olarak adlandırılır.

$R = \langle 90, 102, 90, 60 \rangle$ dört kuraldan oluşan bir kural vektörüdür.

Dengeli ve Dengesiz Kurallar

Eğer kural 8 bit'lik ikili sistemde eşit sayıda 0 ve 1 içeriyorsa dengeli kural içermiyorsa dengesiz kural olarak adlandırılır.

01100101 (Kural 101) dengeli, 11101110 (Kural 238) dengesiz kuraldır.

Lineer ve Toplamsal Kurallar

Kural bir sonraki durumu XOR mantık işlemi ile belirliyorsa kural Lineer kuraldır. Çizelge 3.4'de lineer kurallar gösterilmiştir.

Çizelge 3.4. Lineer HH Kuralları.

Kural No.	Bir Sonraki Durum Mantık Fonksiyonu: XOR
Kural 60	$q_i(t+1) = q_{i-1}(t) \oplus q_i(t)$
Kural 90	$q_i(t+1) = q_{i-1}(t) \oplus q_{i+1}(t)$
Kural 102	$q_i(t+1) = q_i(t) \oplus q_{i+1}(t)$
Kural 150	$q_i(t+1) = q_{i-1}(t) \oplus q_i(t) \oplus q_{i+1}(t)$
Kural 170	$q_i(t+1) = q_{i+1}(t)$
Kural 204	$q_i(t+1) = q_i(t)$
Kural 240	$q_i(t+1) = q_{i-1}(t)$

Kural bir sonraki durumu NXOR mantık işlemi ile belirliyorsa kural Toplamsal (Additive) kuraldır. Çizelge 3.5'de toplamsal kurallar gösterilmiştir.

Çizelge 3.5. Toplamsal (Additive) HH Kuralları.

Kural No.	Bir Sonraki Durum Mantık Fonksiyonu: XNOR
Kural 195	$q_i(t+1) = \overline{q_{i-1}(t) \oplus q_i(t)}$
Kural 165	$q_i(t+1) = \overline{q_{i-1}(t) \oplus q_{i+1}(t)}$
Kural 153	$q_i(t+1) = \overline{q_i(t) \oplus q_{i+1}(t)}$
Kural 105	$q_i(t+1) = \overline{q_{i-1}(t) \oplus q_i(t) \oplus q_{i+1}(t)}$
Kural 85	$q_i(t+1) = \overline{q_{i+1}(t)}$
Kural 51	$q_i(t+1) = \overline{q_i(t)}$
Kural 15	$q_i(t+1) = \overline{q_{i-1}(t)}$

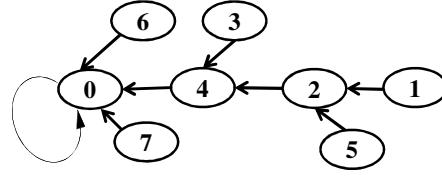
Lineer Olmayan Kurallar

Kural bir sonraki durumu XOR ve NXOR mantıksal operatörlerinin dışında bir işlemle yapıyorsa kural lineer olmayan kuraldır. Lineer ve toplamsal kuralların haricindeki tüm kurallar lineer olmayan kurallardır.

Örnek: Kural 12= $q_i(t+1) = q_i(t) \oplus (q_{i-1}(t) \cdot q_i(t))$. Kural 12 uygulandığında merkez hücrenin bir sonraki zaman adımındaki değerini bulmak için XOR (\oplus) operatörünün yanında AND (.) operatöründe kullanılmıştır.

Ulaşılabilir ve Ulaşılamaz Durumlar

Bir durum bir veya daha fazla ataya sahip ise ulaşılabilir durumdur. Durum herhangi bir ataya sahip değil ise ulaşılamaz durumdur. Şekil 3.8. de görülen HH<34, 34, 34> durum geçiş diyagramında 0, 4, 2 ulaşılabilir durumlar, 6, 7, 3, 5, 1 ulaşılamaz durumlardır. Ulaşılamaz durumlar Moore tarafından “garden of eden” olarak adlandırılmıştır. Şekil 3.14’de üç bitli tek düze 34 kuralının uygulandığı HH’nin durum geçiş diyagramı gösterilmiştir.



Şekil 3.14. HH<34, 34, 34> durum geçiş diyagramı.

KMT

HH’de mevcut 3 hücre komşuluğunun oluşturduğu durum dizilişi bir sonraki merkez hücrenin durumunu belirleyecektir. Çizelge 3.7’de görüldüğü gibi doğruluk tablosunun ilk satırı KMT olarak adlandırılır. Sol hücrenin durumu 1 merkez hücrenin durum 0 (sıfır) ve sağ hücrenin durumu 1 ise uygulanacak kuralın 5 (101) numaralı yani sağdan sola altıncı KMT’sine bakılacaktır. Bu değer merkez hücrenin bir sonraki zaman adımındaki değeri olacaktır. Mesela uygulanan kural 156 ise merkez hücrenin bir sonraki durumu 0 (sıfır), eğer uygulanan kural 244 ise merkez hücrenin bir sonraki değeri 1 olacaktır.

Devir Yapısı

Ters döndürülebilir HH’nin tüm devirlerinin yapısı HH’nin devir yapısı olarak adlandırılır. Şekil 3.8. a) ters döndürülebilir hücresel hareketlinin devir yapısı bir tane 7 uzunluklu devir ve bir tanede 8 uzunluklu devirde oluşmuştur.

3.3. FARKLI TİP HÜCRESEL YAPILAR

HH’leri kategorik olarak beş ana başlık altında toplayabiliriz; hücrelerin zaman adımında durumlarını değiştirmelerine göre, kural yapılarına göre, hücre sınırlarına göre, kural vektörünün yapısına göre ve durum geçiş davranışlarına göre ayrılır. Mesela 4-bitli HH<102, 102, 102, 102> ele alalım. Eğer hücreler değerlerinin eş zamanlı olarak değiştiriyorsa eş zamanlı HH’dir. Kural 102 lineer bir kural olduğundan dolayı lineer HH’dir. En soldaki hücrenin solunu ve en sağdaki hücrenin sağını sıfır kabul edersek bu sıfır sınırlı HH’dir. Kural vektöründeki tüm kurallar

aynı olduğundan dolayı tek düze HH'dir. HH'nin oluşturduğu durum geçiş diyagramında her bir durumun atası olduğundan dolayı ters döndürülebilir HH'dir.

3.3.1. Hücrelerin Zaman Adımlarında Durumlarını Değiştirmelerine Göre HH

Eş zamanlı (synchronous) HH

Eğer HH'nin tüm hücreleri aynı anda hücrelerinin durumunu güncelliyorsa bu HH eş zamanlıdır (synchronous) işleyen HH'dir. Bu çalışmada yapacağımız örüntü sınıflandırması ve bunun yüz tanıyışa uygulanışı eş zamanlı HH yaklaşımı ile yapılacaktır.

Eş zamanlı olmayan (asynchronous) HH

Eş zamanlı olmayan (asynchronous) HH'de hücreler bir birinden bağımsız güncellenir. Yani tüm hücrelerin güncellenmesi aynı anda olmayabilir. Bu nedenle eş zamanlı olmayan HH kontrol yapısını merkezi olmaktan çıkarır. Bu nedenle zaman adımında bilinmeyen sayıda hücre durumu güncellenir.

Zaman adımlarının uygulanması sırasında eş zamanlı veya eş zamanlı olmayan HH sıralı durumlar üretirler. Eş zamanlı olmayan HH'de bir sonraki durum belirlenen kurala ve o zaman adımında güncellenen hücrelere bağlıdır.

3.3.2. Kural Yapılarına Göre HH

Lineer HH

Hücreleri lineer kurallara göre işlem görüyorsa bu Lineer HH'dir. Lineer HH kurallar Çizelge 3.4'de gösterilmiştir. HH<150, 102, 102, 204> kurallarının tamamı lineer kurallardır dolayısıyla bu HH lineer HH'dir.

Toplamsal (Additive) HH

Hücreler durumlarını XNOR ve XOR mantıksal işlemlerine göre belirliyorsa bu toplamsal HH'dir. Toplamsal HH kuralları Çizelge 3.5'de gösterilmiştir.

HH<165, 165, 105, 51> kurallarının tamamı toplamsal kurallardır. Dolayısıyla bu HH toplamsal HH'dir.

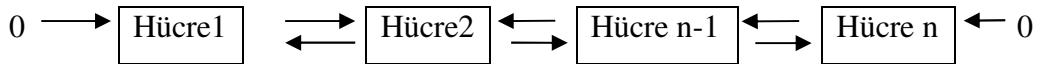
Lineer Olmayan HH

Lineer ve toplamsal olmayan herhangi bir kuralla işlem gören HH'dir. HH<165, 98, 88, 51> kurallarının içerisinde lineer olmayan kurallar vardır. Bu neden bu HH lineer olmayan HH'dir.

3.3.3. Hücre Sınırlarına Göre HH

Sıfır Sınırlı (Null Boundary) HH

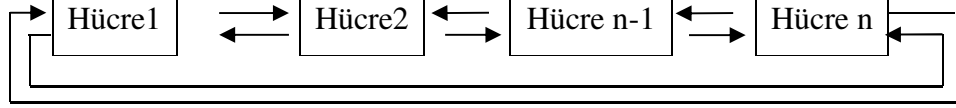
En soldaki hücrenin solundaki komşu ve en sağdaki hücrenin sağındaki komşu 0 olarak kabul edilir ise bu HH sıfır sınırlı HH olarak adlandırılır. Bu çalışmada sıfır sınırlı HH kullanılacaktır. HH ile alakalı bazı Türkçe çalışmalarda sıfır sınırlı (null bounday) yerine "boş sınırlı" demek tercih edilmiştir. Şekil 3.15'de sıfır sınırlı n bitli HH'nin komşuluğu gösterilmektedir.



Şekil 3.15. n-hücreli sıfır sınırlı HH.

Uçları Bitişik (Peryodic Boundary) HH

En soldaki hücre en sağdaki hücre ile komşu ise ve akside bu şekilde ise bu HH uçları bitişik HH olarak adlandırılır. Şekil 3.16'da uçları bitişik n bitli HH'nin komşuluğu gösterilmektedir.



Şekil 3.16. n-hücreli uçları bitişik HH.

3.3.4. Kural Vektörünün Yapısına Göre HH

Tek Düze (Uniform)

Kural vektöründeki kuralların hepsi aynı ise tek düze HH'lidir.
HH<201, 201, 201> 3 bit'li tek düze HH'dir.

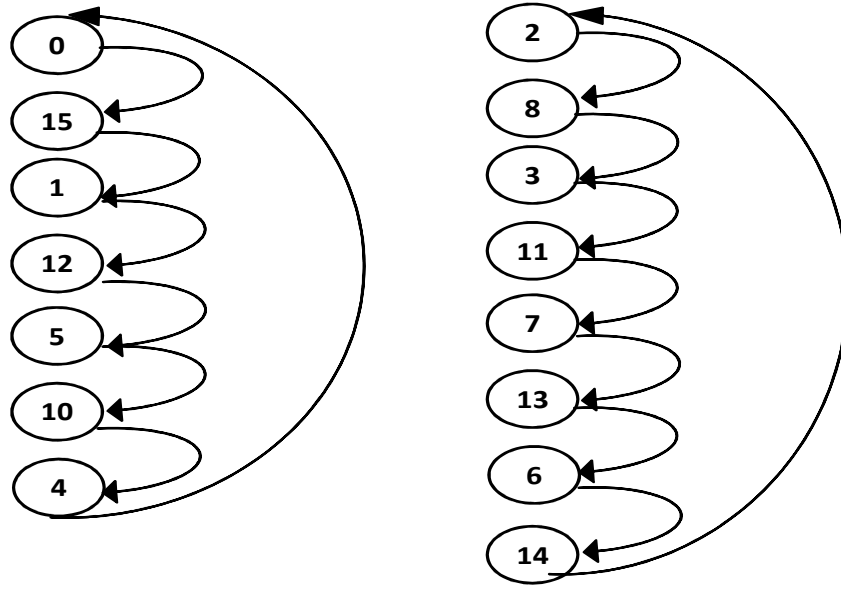
Melez (non-Uniform)

Kural vektöründeki kuralların hepsi aynı değil ise melez HH'dir.
HH<68, 68, 167> 3 bit'li melez HH'dir

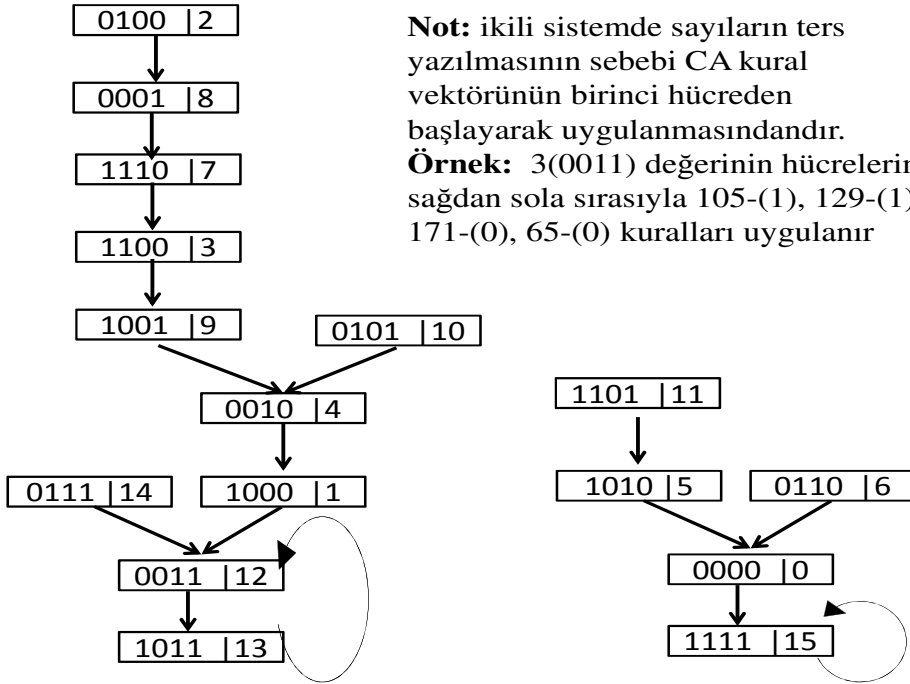
3.3.5. Durum Geçiş Davranışları Göre HH

Ters Döndürülebilir/Grup (Reversible/Group) HH

Başlangıç durumu belli sayıda durumdan sonra tekrar ediyorsa bu ters döndürülebilir HH'dir. Bu HH'de her bir durumun başka durumdan sonra ulaşılabilir ve her bir durumun bir atası vardır. Şekil 3.17. a) da HH<195,105,105,195> kural vektörünün oluşturduğu ters döndürülebilir durum diyagramı gösterilmiştir.



a) Ters döndürülebilir HH <195,105,105,195> durum geçiş diyagramı.



b) Ters döndürülemez HH <105, 129, 171, 65>.

Şekil 3.17. Ters döndürülebilir ve Ters döndürülemez HH durum geçiş diyagramları.

Ters döndürülemez/Grupsuz (Irreversible/non-Group) HH

Ters döndürülemez HH de baz durumların birden fazla atası vardır bazı durumların ise hiç atası yoktur. Atası olmayan durumlar Garden of Eden olarak adlandırılırlar. Şekil 3.17. b) de HH<105, 129, 171, 65> kural vektörünün oluşturduğu ters döndürülemez durum diyagramı gösterilmiştir. 2, 10, 14, 11, 6 durumları atası olmayan durumlardır.

BÖLÜM 4

ÖRÜNTÜ SINIFLARININ TASARIMI

Örüntü sınıflandırıştadaki temel mantık ortak özelliklere sahip örüntülerin aynı sınıf altında toplanmasıdır. HH kullanarak oluşturulan sınıflar kural vektörünün içerdiği kurallara göre şekillenir. Bu bölümde kural vektörünü oluşturan kuralların örüntü sınıfları oluştururken nasıl davrandığı incelenecektir. Örüntü grupları oluştururken HH'nin durumlarını gösteren erişebilirlik ağacı açıklanacak.

4.1. ÇOKLU CEZBEDİCİ HÜCRESEL HAREKETLİLER (MULTIPLE ATTRACTOR CELLULAR AUTOMATA)

Araştırmacılar komşuları ile dinamik ilişki sergileyen HH durum kümeleri tanımladılar. Çekim merkezi formunda olan bu durum kümelerine çoklu cezbediciler adı verildi. Eğer HH çoklu cezbedici üretiyorsa bu çoklu cezbedici hücresel hareketlidir (ÇCHH). ÇCHH devir uzunluğu bir cezbediciler ve devir uzunluğu birden çok cezbediciler olmak üzere ikiye ayrılır. Cezbedicinin durum sayısının bir olduğunda yani cezbedici kendine dönüyor ise bu devir uzunluğu bir cezbediciler (single length cycle attractor) denir. Cezbedicinin devir uzunluğu birden çok ise devirdeki durum sayısı birden fazladır. Yani cezbedici kendine birkaç durumdan sonra dönüyor demektir ve devir uzunluğu birden çok cezbediciler (multiple length cycle attractor) denir [5]. Şekil 3.17'de kural vektörü $\langle 105, 129, 171, 65 \rangle$ olan HH'nin devir uzunluğu bir ve birden çok cezbediciler gösterilmektedir. 15 (1111) devir uzunluğu bir cezbedicidir ve 12->13->12 devir uzunluğu birden çok cezbedicidir. Cezbediciler 12 (0011) ve 13 (1011) dür. Çizelge 4.1'de i ve i+1 hücrelerinin KMT'leri arasındaki ilişki gösterilmektedir.

Çizelge 4.1. Bir sonraki durum hesaplaması için i ve $i+1$ hücrelerinin KMT'leri arasındaki ilişki.

i . Kuralda KMT	$(i+1)$. Kuralda KMT
0	0,1
1	2,3
2	4,5
3	6,7
4	0,1
5	2,3
6	4,5
7	6,7

Devir uzunluğu bir cezbedici HH durum uzayındaki durumlardan oluşan örüntü kümelerini çekecektir. Bu da örüntü sınıfı oluşturmak anlamına gelecektir. Devir uzunluğu bir cezbedicinin bir sonraki durumu kendisi olduğundan hücreye etki eden kuralın en az hücrelerden birinin KMT'sinin kendisi olması gerekir. Çizelge 4.2.'de kural 60'ın KMT'si gösterilmiştir. Üç tane KMT'nin durumu değişmemiştir (KMT-3 (1 den 1'e), KMT-2 (1 den 1'e), KMT-0 (0 dan 0'a)). Kural R_i için KMT si 0 olan 0 (000), 1 (001), 4 (100) veya 5 (101) R_i kuralı ile durumu belirlenen HH hücresinin durumu değişmeyecektir. Bezer şekilde KMT si 1 olan 2 (010), 3 (011), 6 (110) veya 7 (111) R_i kuralı ile durumu belirlenen HH hücresinin durumu da aynı kalacaktır. Çizelge 4.2'de kural 60'ın KMT'lere karşılık gelen ikilik değeri gösterilmektedir.

Çizelge 4.2. HH hücre kuralının KMT'si.

KMT'ler	111	110	101	100	011	010	001	000
	7	6	5	4	3	2	1	0
Kural 60:	0	0	1	1	1	1	0	0

Özellik 1: R_i kuralı devir uzunluğu bir cezbedicinin oluşumuna katkıda bulunabilir eğer 0,1,4 veya 5 sayılarının KMT'lerinden ez az biri 0 ise veya 2,3,6 ve 7 sayılarının KMT'lerinden ez az biri 1 ise.

Eğer HH her hangi bir kuralı Özellik 1 karşılamıyorsa bu HH devir uzunluğu bir cezbediciye sahip olamaz. Kural 204 her bir KMT de bu özelliği karşılarken kural 51 Özellik-1 ile uyuşmamaktadır. Çizelge 4.3'de kural 204'ün KMT'lere karşılık gelen ikilik değeri gösterilmektedir.

Çizelge 4.3. Kural 204 KMT'si.

	111	110	101	100	011	010	001	000	
KMT'ler	(7)	(6)	(5)	(4)	(3)	(2)	(1)	(0)	
	1	1	0	0	1	1	0	0	Kural 204

Çizelge 4.4'de kural 51'in KMT'lere karşılık gelen ikilik değeri gösterilmektedir.

Çizelge 4.4. Kural 51 KMT'si.

	111	110	101	100	011	010	001	000	
KMT'ler	(7)	(6)	(5)	(4)	(3)	(2)	(1)	(0)	
	0	0	1	1	0	0	1	0	Kural 51

Çizelge 4.5'de 142, 156, 244 ve 12 kurallarının KMT'lere karşılık gelen ikilik değeri gösterilmektedir.

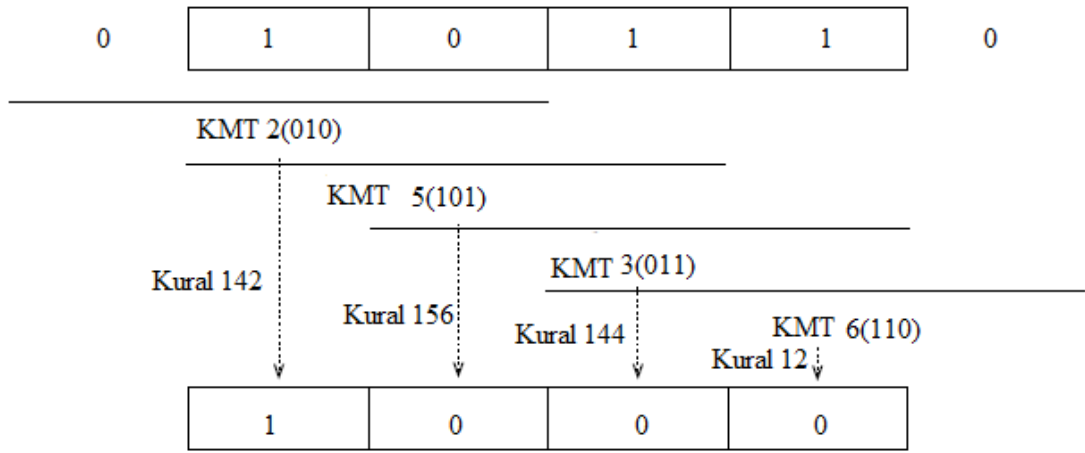
Çizelge 4.5. HH<142, 156, 244, 12> ikili değerleri.

KMT	111	110	101	100	011	010	001	000
	(7)	(6)	(5)	(4)	(3)	(2)	(1)	(0)
HH<142, , , >	d	d	D	d	1	1	1	0
HH<,156 , , >	1	0	0	1	1	1	0	0
HH<, ,244 , >	1	1	1	1	0	1	0	0
HH<, , , 12>	d	0	D	0	d	1	d	0

Çizelge 4.5'de KMT kolonlarının altındaki bazı değerlerin yerine 'd' harfi yazılmıştır. Bunun nedeni bu kural vektörüne ait örüntüler bulunurken bu değerlerin

hiçbir zaman kullanılmayacağıdır. Daha öncede belirtildiği gibi çalışmada sıfır sınırlı HH kullanılacaktır. Buda en soldaki bit'in solundaki değerin ve en sağdaki bit'in sağındaki değerinin her zaman 0 (sıfır) olacağı anlamına gelir.

HH<142, 156, 244, 12> kural vektörünün dört bitlik HH hücrelerinin durum geçişlerine uygulanışı Şekil 4.1'de gösterilmiştir. Dört bitli HH hücrelerinin durumunu 1011 (13) olduğu varsayılmıştır. Kural vektörünün uygulanmasıyla bir sonraki durum 1000 (1) elde edilmiştir.



Şekil 4.1. Bir sonraki durum belirlemede kuralların uygulanışı.

HH kurallarını cezbedici üretimine yaptıkları katkıya göre gruplara ayrılır. Kuralın özellik-1'i karşılayan KMT sayısı bu kuralın grup numarasını verir. Kural-51 hiç özellik-1'i karşılamadığından dolayı grup-0 içindedir. Kural-76 özellik-1'i yedi tane KMT'de sağladığı için grup-7 altında yer alır [43]. Çizelge 4.6'da kural KMT'lerinin özellik-1'i karşılayış sayısına göre gruplara ayrılması gösterilmektedir.

Çizelge 4.6. Gruplara göre HH kuralları [43].

Grup Numarası	Kurallar
0	51
1	19, 35, 49, 50, 55, 59, 115, 179
2	3, 17, 18, 23, 27, 33, 34, 39, 49, 48, 53, 54, 57, 58, 63, 83, 99, 113, 114, 119, 123, 147, 163, 177, 178, 183, 187, 243

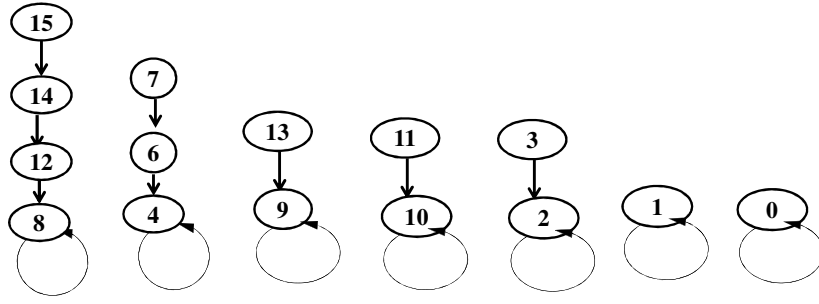
Çizelge 4.6. (devam ediyor)

3	1, 2, 7, 11, 16, 21, 22, 25, 26, 31, 32, 37, 38, 41, 42, 47, 52, 56, 61, 62, 67, 81, 82, 87, 91, 97, 98, 103, 107, 112, 117, 118, 121, 122, 127, 131, 145, 146, 151, 155, 161, 162, 167, 171, 176, 181, 182, 185, 186, 191, 211, 227, 241, 242, 247, 251
4	0, 255, 5, 250, 6, 249, 9, 246, 10, 245, 15, 240, 20, 235, 24, 231, 26, 226, 30, 225, 36, 219, 40, 215, 45, 210, 46, 209, 48, 207, 60, 195, 65, 190, 66, 189, 71, 184, 75, 180, 80, 175, 85, 170, 86, 169, 89, 90, 165, 95, 160, 96, 159, 101, 154, 102, 153, 105, 150, 106, 149, 111, 144, 116, 139, 120, 135, 125, 130, 126, 129
5	4, 8, 13, 14, 28, 44, 68, 73, 74, 79, 84, 88, 92, 93, 95, 100, 104, 110, 124, 128, 133, 134, 137, 138, 143, 148, 152, 157, 168, 164, 173, 152, 148, 239, 238, 234, 233, 229, 224, 223, 218, 217, 213, 208, 203, 199, 194, 193, 188
6	12, 72, 77, 78, 108, 132, 141, 142, 156, 172, 192, 197, 198, 201, 201, 207, 216, 220, 221, 222, 228, 232, 236, 244
7	76, 140, 196, 200, 205, 206, 220, 236
8	204

Nazma HH kural gruplarının davranışlarını incelediği tezinde ilgi çekici gözlemler elde etmiştir [43].

Gözlem1: Yedinci gruptaki kurallarla oluşturulan ÇCHH sadece devir uzunluğu bir cezbediciye sahip olur.

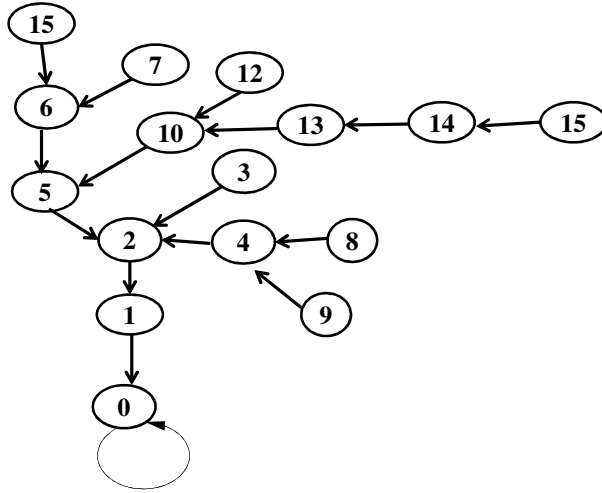
Örnek: HH<140, 140, 140, 140> kural vektörü grup 7'ye ait 140 kuralından tek düze (uniform) biçiminde oluşturuldu. Şekil 4.2'de gösterildiği gibi çok sayıda devir uzunluğu bir cezbedicilere sahip olmuştur.



Şekil 4.2. HH<140, 140, 140, 140> durum geçiş diyagramı.

Gözlem2: Grup 4 deki kurallardan oluşan HH devir uzunluğu bir ve devir uzunluğu birden çok, tekli ve çoklu graflar diyagramları oluşturur.

Örnek : Şekil 4.3’de gösterilen HH<184, 184, 184, 184> bir tane devir uzunluğu bir cezbediciler ve bir tane graf oluşturdu. Şekil 4.4’de gösterilen HH<135, 135, 135, 135> iki tane devir uzunluğu bir cezbedici, bir tane devir uzunluğu birden çok cezbedici ve toplamda üç tane graf oluşturdu.



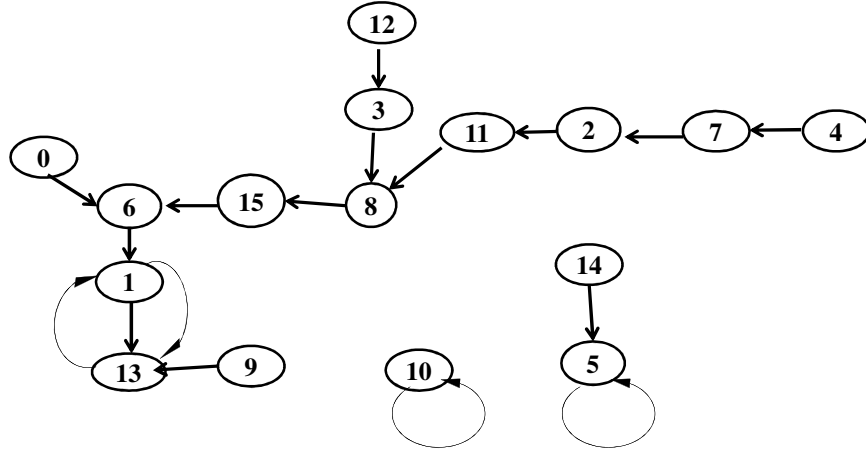
Şekil 4.3. HH<184, 184, 184, 184> durum geçiş diyagramı.

Gözlem3: Grup 5 deki bazı kurallardan oluşan HH devri uzunluğu birden çok cezbediciler oluştururlar. Bu kurallara örnek verecek olursak; 233, 229, 218, 217, 193, 199,188, 173, 157, 28 ve 73.

Gözlem4: Grup 4 kurallarından oluşan tek düze HH sadece devir uzunluğu bir cezbedici oluştururlar. Bu kurallar; 0, 255, 15, 240, 184, 66, 249, 20, 235, 226, 219, 36, 180, 170, 166, 160, 144, 130, 120, 106, 96, 90, 85, 46, 80, 40, 30.

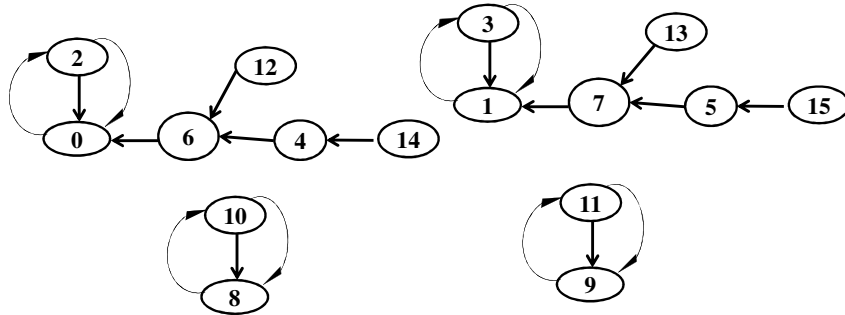
Gözlem5: HH oluşturan bazı kurallar benzer davranış sergilerler. Grup 4 deki 0 ve 255, 231 ve 189, 65 ve 169, 246 ve 190 kuralları ve Grup 7 deki 140, 196 ve 220 kuralları benzer davranış sergilerler

Şekil 4.4’de dört bitli tek düze 135 kuralının uygulandığı HH’nin durum geçiş diyagramı gösterilmiştir.



Şekil 4.4. HH<135, 135, 135, 135> durum geçiş diyagramı.

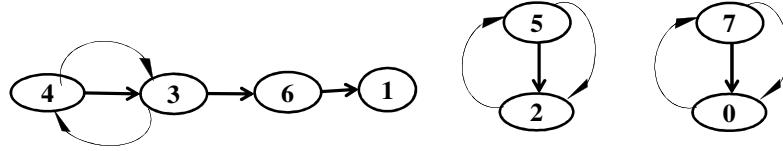
Şekil 4.5’de dört bitli melez 140 ve 51 kurallarının uygulandığı HH’nin durum geçiş diyagramı gösterilmiştir.



Şekil 4.5. HH<140, 51, 140, 140> durum geçiş diyagramı.

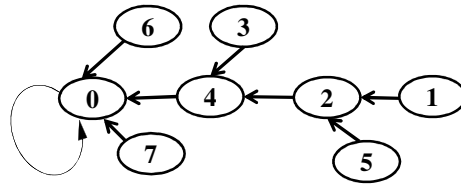
Gözlem6: Eğer grup 0 ait kural 51 her hangi bir n-bitli HH içerisinde olursa bu her halükarda HH devir uzunluğu birden çok cezbedici oluşturur. Kesinlikle devir uzunluğu bir cezbedici oluşturmaz. Grup 7 ait 140 kuralı ile oluşturulan bir HH sadece devir uzunluğu bir cezbedici oluşturduğunu Şekil 4.2’de gördük. Kurallardan birinin yerine 51 koyarsak üretilen durum geçiş diyagramı Şekil 4.5’de görüldüğü gibi çok farklı olacaktır.

Gözlem7: Grup 1 kurallarından oluşan bir HH ister tek düze ister melez olsun sadece devir uzunluğu birden çok cezbedici oluşturur. 3-bitli HH<19, 115, 19> kural vektörünün oluşturduğu geçiş diyagramı Şekli 4.6’da gösterilmiştir.



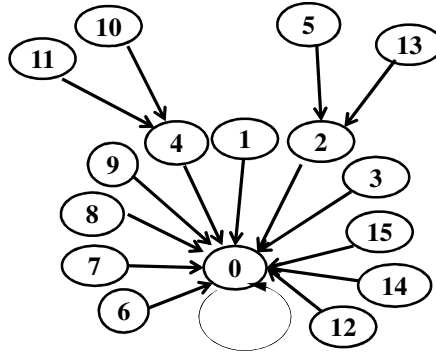
Şekil 4.6. HH<19, 115, 19> durum geçiş diyagramı.

Gözlem8: Grup 2 kurallarında sadece 34 ve 48 kuralları tek düze HH’de devir uzunluğu bir cezbediciler üretirler. HH<34, 34, 34> kural vektörünün oluşturduğu durum geçiş diyagramı Şekil 4.7’de gösterilmiştir.



Şekil 4.7. HH<34, 34, 34> durum geçiş diyagramı.

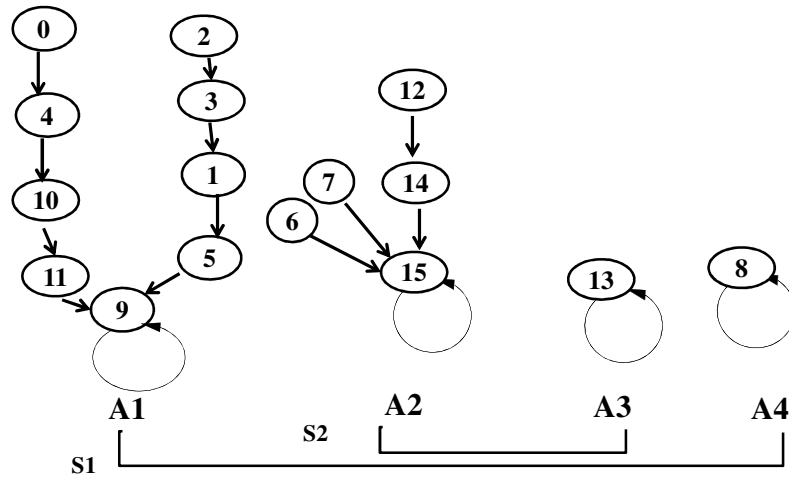
Gözlem9: Grup 3 de bulunan 2, 16, 32, 38, 42, 52, 56, 98, 112, 176, 162 kuralları tek düze HH de devir uzunluğu bir cezbedici üretirler. 4 bitlik 32 kuralından oluşan tek düze HH’nin durum geçiş diyagramı Şekil 4.8’de yer almaktadır.



Şekil 4.8. HH<32, 32, 32, 32> durum geçiş diyagramı.

4.2. ÖRÜNTÜ SINIFLANDIRICISI OLARAK HH

k sayıda cezbedicisi olan n-hücreli ÇCHH doğal olarak k tane sınıflandırıcı olarak görülebilir. Verilen bir n-hücreli HH'nin k sayıdaki devir uzunluğu bir cezbedicileri k tane sınıflandırıcıları olarak hareket edebilir. Her bir cezbedici kabı (basın) (A1/A2/...) bir sınıfı temsil eder [5].



Şekil 4.9. Kural vektörü <78, 142, 201, 92> olan bir HH'nin durum geçişleri.

Şekil 4.9'daki dört tane kuraldan oluşan ÇCHH'yı ele alalım. Örüntüleri iki sınıfta toplamak istersek A1&A4 cezbedicilerini bir sınıf A2&A3 cezbedicilerini diğer bir sınıf olarak düşünebiliriz. Birinci sınıfın cezbedicileri 9 (1001) ve 8 (1000) ikinci sınıfın cezbedicileri 15 (1111) ve 13 (1101) olacaktır. Şekilde görüldüğü gibi dört bitten oluşan kural vektörü sınıflandırıcı olarak hareket edecektir. Mesela (0100) örüntüsünün hangi sınıfa ait olduğunu öğrenmek için örüntüyü HH<78, 142, 201,

92> kural vektörünün üzerine yükleriz. Belli sayıda zaman adımlarından sonra örüntünün hangi sınıfa ait olduğunu öğreniriz. Örüntü (0100) ait olduğu sınıf Şekil 4.9’da görüldüğü gibi birinci sınıftır.

4.3. ERİŞEBİLİRLİK AĞAÇI

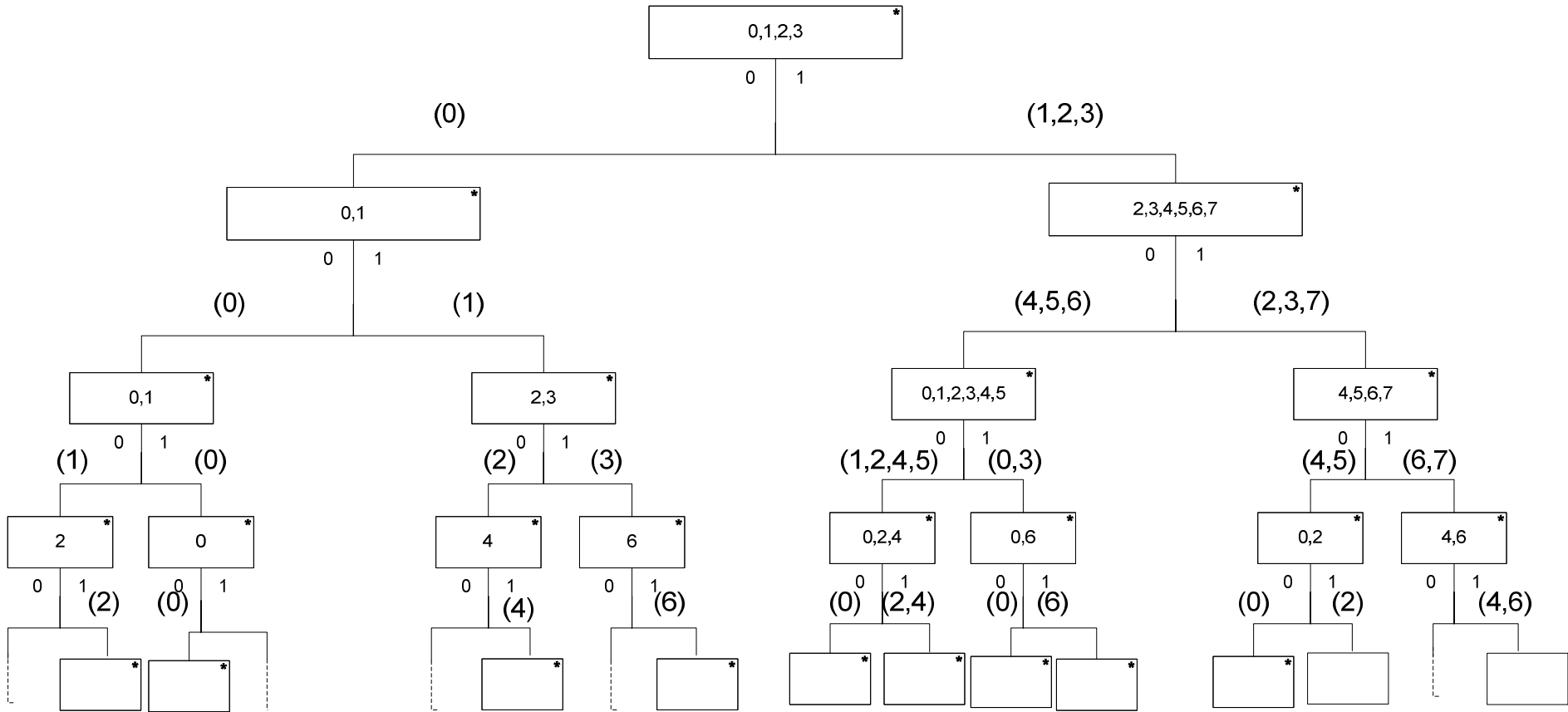
Erişebilirlik ağacı HH’nin ulaşılabilir durumlarını temsil eden ikili ağaçtır. Ağacın her bir düğümü (kutus) bir kuralın KMT’si ile oluşturulmuştur. Ağaç düğümünün sol kenarı 0-kenarı sağ kenarı ise 1-kenarı olarak adlandırılır. n-hücreli bir HH için erişebilirlik ağacının seviye sayısı n+1’dir. Kök düğümü 0 (sıfır) seviyededir ve yaprak düğümler seviye n dedir. Seviye i deki düğümler kural vektöründeki i+1’ci kuralının KMT’lerinden inşa edilir. Erişebilirlik ağacındaki yaprak düğüm sayısı HH’deki ulaşılabilir durumların sayısına karşılık gelir. n-bitli ikili sayıyla ifade edilen kökten yaprak düğümlere kadar olan sıfır ve bir kenarların sırası ulaşılabilir durumun ikili değerini verir. İki ardışık hücre kurallarının (R_i ve R_{i+1}) KMT’leri HH’nin durumunu değiştirirken ilişkilidir [4]. HH’nin bir sonraki durumunu hesaplarken R_i ve R_{i+1} kurallarının KMT’leri arasındaki ilişki Çizelge 4.1’de gösterilmiştir. Çizelgede gösterilen ilişkiler farklı hücre kurallarına göre ayarlanan HH davranışlarını karakterize etmede önemli rol oynarlar.

Seviye i deki düğümün içerisindeki onlu sayı sistemindeki numaralar HH hücre kuralının (R_{i+1}) KMT’lerini temsil eder. Parantez içerisinde yazdığımız KMT’ler 0-kenarı ve 1-kenarı üzerinde yazılmıştır. Kuraldaki KMT karşılığı 0 (sıfır) olan KMT’ler 0-kenarına, kuraldaki KMT karşılığı 1 olan KMT’ler 1-kenarına yazılmıştır. Örneğin kök düğümü 0,1,2 ve 3 KMT’lerinden oluşturulmuştur. Hücre 1 (kural 78: 010001110) durumunu 0,1,2 ve 3 KMT’lerinin herhangi biriyle değiştirebilir. Birinci düğümün 0-kenarına kural-78 de KMT karşılığı 0 (sıfır) olan KMT-0’in sıra numarası yazılmıştır;“(0)”. 1-kenarına kural-78 de KMT karşılığı 1 olan KMT-1, KMT-2 ve KMT-3 KMT’lerin sıra numaraları yazılmıştır;“(1,2,3)”. Hücre 1’in solundaki komşunun durumu her zaman 0 (sıfır) olduğundan 4,5,6 ve 7 KMT’lerin hücre 1’i etkilemezler. Ağaçta kökten yapraklara kadar olan kenarların muhtemel 11 dizilişi vardır. 16 taneden 11 HH durumu ulaşılabilirdir geri kalanı ulaşılamazdır. Noktalı kenarlar ulaşılamaz durumları temsil eder. HH<78, 142, 201,

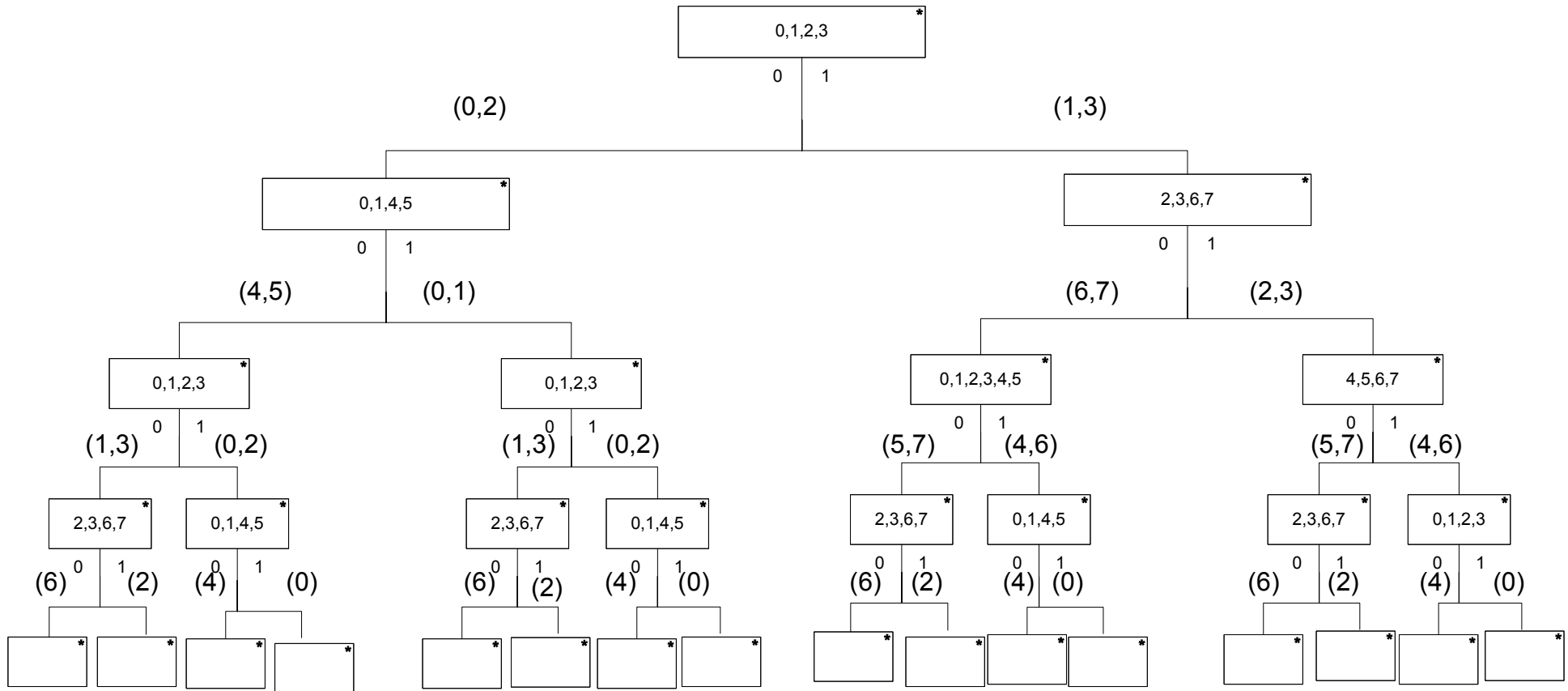
92> kural vektörünün ulaşılabilir durumları 8, 4, 10, 14, 1, 9, 13, 5, 3, 11, ve 15 dir. Bu durumları oluşturduğumuz erişebilirlik ağacından çıkartabilir. Şekil 4.10'da HH < 78, 142, 201, 92>'nin oluşturduğu erişebilirlik ağacı yer almaktadır.

Tanım: iki ayrı KMT eşittir eğer erişebilirlik ağacının sonraki seviyesi için yaptıkları etki aynı KMT kümesini sonuç veriyorsa. Mesela 0 ve 4 KMT'leri erişebilirlik ağacının bir sonraki seviyesi için aynı KMT sonucunu { 000=0, 001=1 (Çizelge 4.1.) } verdiği için dolayı eşittirler. Benzer şekilde 1 & 5, 2 & 6, ve 3 & 7 KMT'leri eşittir [4].

Ters döndürülebilir HH'de erişebilirlik ağacı dengelidir. Ters döndürülebilir HH'de tüm durumlar ulaşılabilir olduğundan n hücreli HH'de yaprak düğümlerinin sayısı 2^n olacaktır. Şekil 3.17'de verilen ters döndürülebilir HH'nin erişebilirlik ağacı dengeli olacaktır. Bu özellikten yola çıkarak n hücreli HH'nin erişebilirlik ağacına bakarak HH'nin ters döndürülebilir olup olmadığını anlayabiliriz [4]. Şekil 4.11'de dengeli yapıya sahip HH<90, 15, 85, 15>'nin erişebilirlik ağacı gösterilmektedir.



Şekil 4.10 HH < 78, 142, 201, 92 > erişebilirlik ağacı.



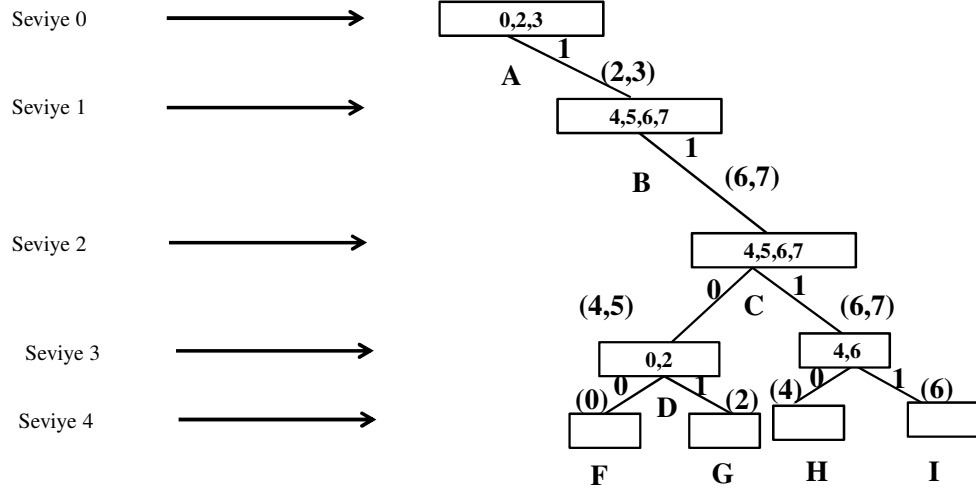
Şekil 4.11. $HH\langle 90, 15, 85, 15 \rangle$ erişebilirlik ağacı [4].

4.3.1. Cezbediciler İçin Erişebilirlik Ağacı

Erişebilirlik ağaçları cezbediciler dahil HH'nin her bir durumunu gösterirler. Şekil 3.10'daki ağaç sadece HH'nin cezbedicilerini gösterecek şekilde düzenlenebilir. Bir hücre kuralının bütün KMT'lerinin cezbedici üretimine katkıları olmadığından dolayı etkisiz KMT'ler erişebilirlik ağacından çıkartılır. Örneğin KMT-2 (010)'nin kuraldaki karşılık değerinin 0 (sıfır) olması etkisiz olduğunu gösterir (cezbedici üretimine katkıda bulunamaz). Benzer bir şekilde bir kuralda KMT-0 (000) ve KMT-1 (001)'in değeri 1 ise bu KMT'ler de etkisizdir. Şekil 4.12. da görünen erişebilirlik ağacı HH<222, 221, 192, 68> aittir. Cezbedicileri bir forma sokacak potansiyele sahip KMT'ler Şekil 4.12. oluşturmak için kullanılmıştır. 10 tane ulaşılabilir durumdan 4 tanesi (F,G,H ve I) cezbedicidir. Bu düzenlenmiş erişebilirlik ağacının amacı HH cezbedicilerinin karakterize edilmesine yardımcı olmaktadır.

PE-bit'lerinin tanımlanması: Şekil 4.12.'deki ağacı düşünürsek kök düğüm iki tane alt ağaca sahiptir. Sadece sağdaki ağaç dört tane (F,G,H ve I) cezbedici içermektedir. Buradaki cezbedicilerin hepsi sağdaki ağaca ait olduklarından dolayı 1 ile başlamaktadırlar. Birinci seviyede de sadece sağdaki ağaç değerlendirilmiştir. Bu nedenle dört cezbedicinin birinci ve ikinci bitleri 1 ile temsil edilmektedir. Fakat üçüncü bit'de cezbedici F ve H 0 (sıfır), cezbedici G ve I 1 dir. Tekrar üçüncü seviyede cezbedici F ve H 0 (sıfır), cezbedici G ve I 1 dir. Dolayısıyla üçüncü ve dördüncü bitler cezbedicileri tam olarak tanımlar ve cezbedici kümesinde tamamıyla görünürler. Sadece bu iki bit (üçüncü ve dördüncü) dört cezbedici tanımlar; F (1100), G (1101), H (1110) ve I (1111). PE-bit'leri n-hücreli HH 'nin cezbedicilerini temsil edebilir [5]. Şekil 4.12'de cezbediciler için HH<222,221,192,68>'nin oluşturduğu erişebilirlik ağacı gösterilmektedir.

PE-bitler görüntü sıkıştırma ve veri madenciliğinde kullanılmaktadır. Bu çalışmada PE-bitlerden faydalanılmamıştır. HH sınıflandırıcılarıyla ilgilenen araştırmacıların dikkatini çekebileceğinden burada kısaca değinilmiştir.



Şekil 4.12. HH<222,221,192,68> cezbedicileri için erişebilirlik ağacı [5].

4.4. SINIFLANDIRICILARIN TASARIMI

ÇCHH'yi oluşturan kuralların meydana gelecek sınıflandırıcıları nasıl etkilediğini yukarıda bahsettik. ÇCHH sınıflandırıcıları istenilen maksada uygun şekilde tasarlanabilir. Buraya kadar teorik olarak ÇCHH sınıflandırıcılarının kullanılan kurallara göre nasıl örüntü formları oluşturduğu üzerinde durduk.

ÇCHH şimdiye kadar örüntü tanımanın kapsamında olan veri madenciliği, görüntü sıkıştırma ve elektrik devrelerin arıza teşhisi çalışmalarında kullanılmıştır. Birinden farklı bu uygulamalarda ÇCHH sınıflandırıcıların kullanılması ne kadar kullanışlı olduğunu göstermektedir. Tasarlanacak ÇCHH sınıflandırıcısı istenilen maksada uygun olmalıdır. Bu nedenle ÇCHH'yi oluşturacak kuralların sınıfları tasarlayıştaki etkileri dikkate alınarak kural vektörü oluşturulmaktadır.

ÇCHH kullanarak tasarlayacağımız sınıflandırıcıların bir birine yakın örüntü formlarını bir yerde ve bir birinden farklı örüntü formlarını farklı yerlerde sınıflandırması lazım. Bu nedenle sınıflandırıcıların sınıflandırdığı örüntülerin bir birlerine olan hamming uzaklıklarının en kısa olması lazım. Farklı sınıflara ait olan örüntülerin bir birlerine olan hamming uzaklıkların kendi sınıfındaki örüntülerden

daha fazla olması lazım. Bu özellikleri maksim seviyede karşılayan bir kural vektörü oluşturacağız.

Oluşturacağımız kural vektörünün devir sayısı bir cezbediciler üretmesi için kuralların Çizelge 4.6 gruplara ayrılan kurallardan özellik biri en az beş KMT'sinde karşılaması lazım. Oluşturacağımız kural vektörü durum geçiş diyagramı Şekil 5.2'de görününe $HH < 222, 221, 192, 68 >$ 'dir. Örüntülerin cezbedicilere olan hamming uzaklıkları Şekil 5.4'de gösterilmiştir.

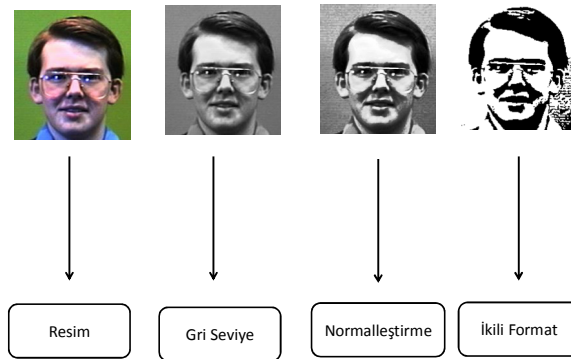
BÖLÜM 5

HÜCRESEL HAREKETLİLER İLE YÜZ TANIMA

Tasarlanan yüz tanıyış sistemi iki aşamadan oluşmaktadır. Birinci aşamada yüz resimleri yüz veri tabanına ön işlem uygulandıktan sonra kaydedilir. İkinci aşamada sisteme girdi olarak verilen yüz resminin kime ait olduğu ön işlemlerden sonra veritabanındaki yüzlerle karşılaştırılarak tanınır. Tanıma işlemi siyah beyaz ve gri olmak üzere iki farklı resim biçimi üzerinden yapılmıştır. Siyah beyaz resimlerde her bir piksel 0 ve 1 olarak kabul edilmiştir. Pikseller yatay olarak sekizerli gruplar halinde gruplandırılmış ve tanıma işlemi bu sekizli piksel gruplarının sınıflandırılmasıyla yapılmıştır. Gri seviyedeki resimlerden tanıma işlemi her bir pikselin onluk değeri sekiz bitlik ikilik değere dönüştürülür. Bu ikilik değer sınıflandırılarak tanıma işlemi gerçekleştirilir.

5.1. ÖN İŞLEMLER

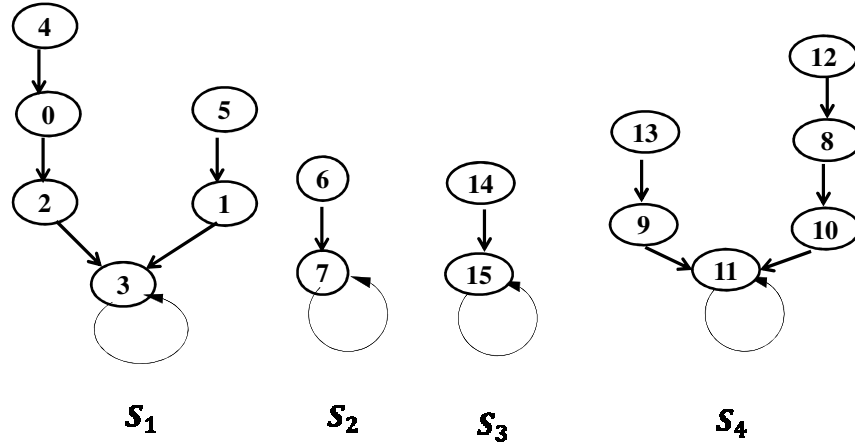
Yüz resmi ilk önce griye çevrilir. Işık ve resimde oluşan diğer olumsuz etkileri azaltmak için normalleştirme işlemi yapılır. Resimdeki yüz bölgesi tespit edildikten sonra resim otsu algoritması kullanarak ikili formata dönüştürülür. Yüz tanıyıştan önce yapılan ön işlemler Şekil 5.1’de sıralı olarak gösterilmiştir.



Şekil 5.1. Yüz resmine uygulanan ön işlemler.

5.2. HH İLE YÜZ VERİLERİNİN SINIFLANDIRILMASI: SİYAH BEYAZ RESİMLER İÇİN

Bölüm 4’de HH sınıflandırıcıların nasıl oluşturulduğu anlatılmıştı. Bu bilgiler ışığında dört bit’lik bir kural vektörü oluşturuyoruz. Kural vektörünün devir uzunluğu bir cezbedici oluşturması için Çizelge 4.6’da gösterilen grup numaralarından beşinci ve altıncı gruplara ait kurallardan seçiyoruz; $\langle 222, 221, 192, 68 \rangle$. Şekil 5.2. de dört bitli 222, 221, 192 ve 68 kurallarından oluşan HH’nin oluşturduğu durum geçiş diyagramı gösterilmektedir.

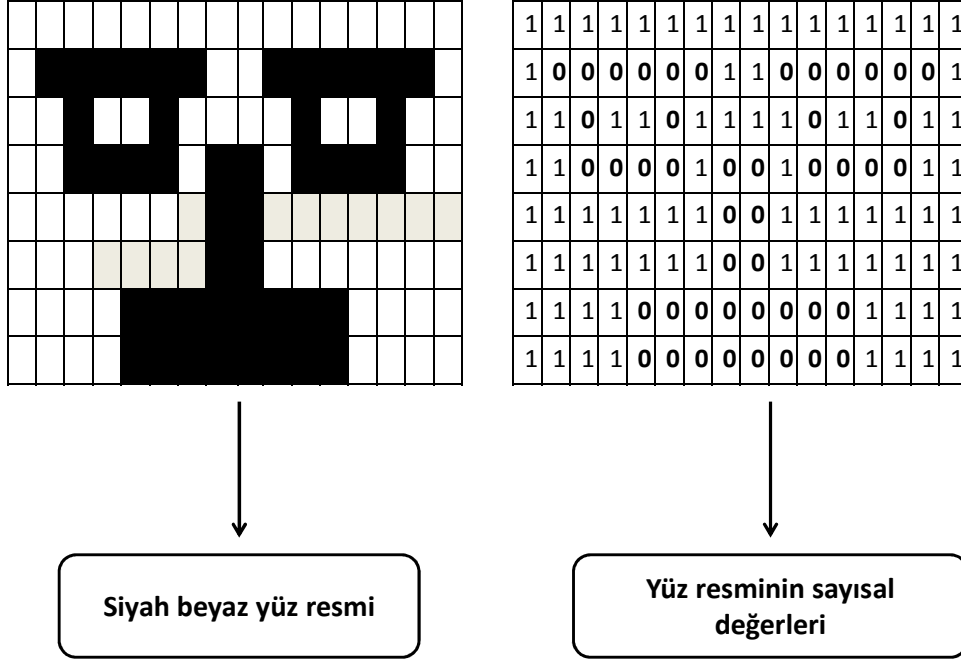


Şekil 5.2. HH $\langle 222, 221, 192, 68 \rangle$ kural vektörünün oluşturduğu sınıflar.

Yüz resmindeki yatay olarak sıralanan bitleri dörder gruplar halinde alıyoruz. Bit değeri 0 (sıfır) ise ikili sayı sisteminde 0 (sıfır), 255 ise ikili sayı sisteminde 1 değerini alır. Şekil 5.3’de siyah beyaz biçimde temsili bir yüz resmi ve siyah beyaz renk değerlerine ait 0 (sıfır) ve 1’lerden oluşan pikseller gösterilmektedir. Yüz tanıyışta kullanılacak bu veriler kural vektörüne göre sınıflandırılacaktır. Temsili yüz resminin boyutu 16x8’dir. Pikseller yatay olarak dörder gruplar halinde alınır. İkili sayı formatında olan bu grupların onluk sayı sistemindeki değerleri bulunur. Bulunan değerler ait oldukları sınıflara yerleştirilirler. Şekil 5.3’de gösterilen temsili yüz resminin ikilik (parantez içinde onluk) değerleri sırasıyla şöyledir; 1111 (15), 1111 (15), 1111 (15), 1111 (15), 1000 (8), 0001 (1), 1000 (8), 0001 (1), 1101 (13), 1011 (11), 1101 (13), 1011 (11), 1100 (12), 0010 (2), 0100 (4), 0011 (3), 1111 (15), 1110 (14), 0111 (7), 1111 (15), 1111 (15), 1110 (14), 0111 (7), 1111 (15), 1111 (15), 0000

(0), 0000 (0), 1111 (15), 1111 (15), 0000 (0), 0000 (0), 1111 (15). Şekil 5.3'de temsili siyah beyaz yüz resmi ve ikili sayısal değerleri resmedilmektedir.

Not: Beyaz rengin sayısal değeri 255 dir. Pikseller üzerinde işlem yaparken varsayım olarak 1 kabul ediyoruz.



Şekil 5.3. Temsili yüz resmi ve ikilik sayısal değerleri.

Elde ettiğimiz onluk değerleri (aynı zamanda birer örüntüdürler) oluşturduğumuz kural vektörüne girdi olarak veriyoruz ve belli sayıda iterasyondan sonra örüntünün hangi sınıfa ait olduğunu buluyoruz. Şekil 5.2'de kural vektörümüzün sınıflarının hangi örüntüleri tuttuğu gösterilmiştir. Elde ettiğimiz örüntüleri ait oldukları sınıflara yerleştirelim.

S1: 1, 1, 2, 4, 3, 0, 0, 0, 0

S2: 7, 7

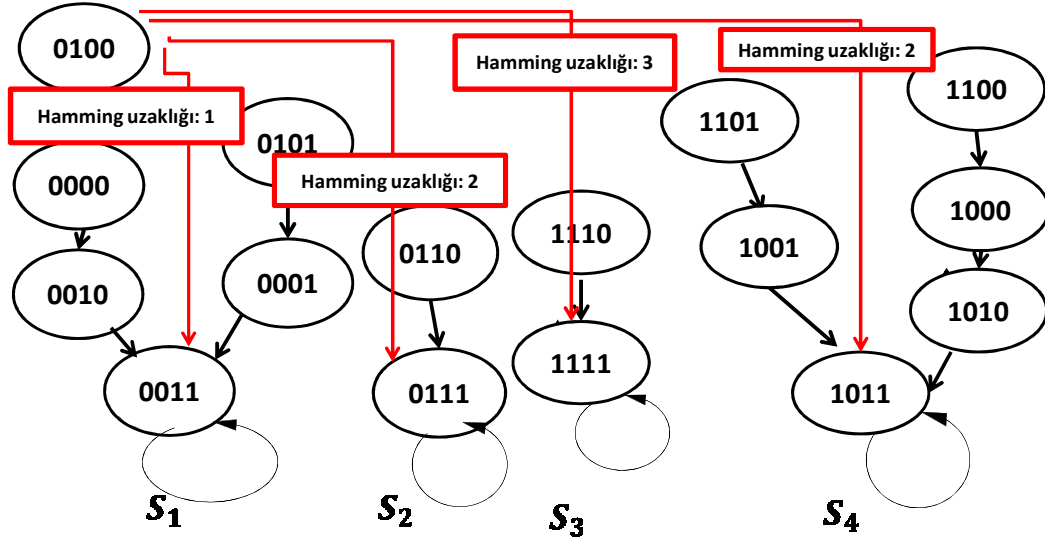
S3: 15, 15, 15, 15, 14, 15, 15, 15, 14, 15, 15, 15, 15

S4: 8,8, 13, 11, 13, 11, 12

S1 sınıfına ait 9 örüntü S2 sınıfına ait 2 örüntü S3 sınıfına ait 14 örüntü ve S4 sınıfına ait 7 örüntü elde etmiş olduk. Temsili resmin boyutu 16x8 olduğundan elde

edeceğimiz örüntü sayısı toplam piksel sayısının dörtte biri kadar olacaktır buda 32 tane örüntü demektir.

Oluşturulan örüntüler sınıflarını incelersek genel itibarıyla bir sınıfa ait örüntülerin hamming uzaklığı bir birine en yakın örüntüler olduğunu görürüz. Buda bize HH ile yapılan sınıflandırmaların sağlam bir mantıksal temele oturduğunu gösterir. Şekil 5.4’de örüntü 0100’in cezbediciler ile arasındaki hamming uzaklığı gösterilmektedir.



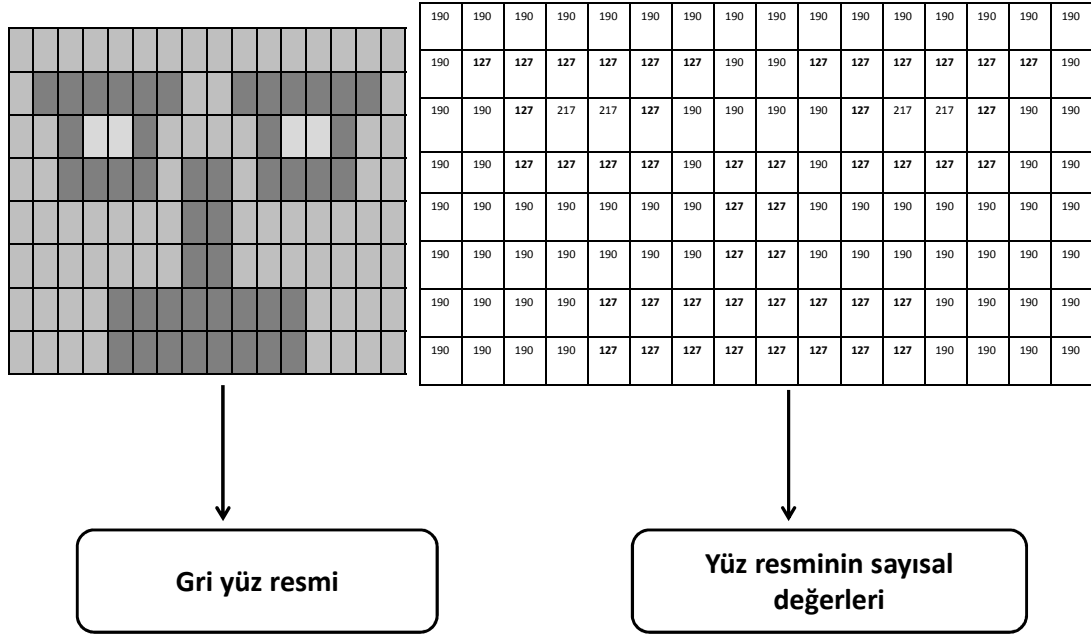
Şekil 5.4. Örüntü 0100’in cezbediciler ile arasındaki hamming uzaklıkları.

Hamming Uzaklığı: Bit uzaklığı da denir. İkili sayı sistemindeki değerlerin arasındaki bit farkı kaç tane ise bu iki değer arasındaki hamming uzaklığı da o kadardır. Her bir sınıf kümesinin cezbedicilerinin S1 sınıfına ait örüntü 0100’a uzaklığı Şekil 5.4’de gösterilmiştir. Örüntünün S1 cezbedicisine hamming uzaklığı 1, S2 cezbedicisine 2, S3 cezbedicisine 3 ve S4 cezbedicisine 2 dir. Uzaklığı en yakın cezbedici kendi sınıfına ait cezbedici olan 0011 (3) dür.

5.3. HH İLE YÜZ VERİLERİNİN SINIFLANDIRILMASI: GRİ SEVİYE RESİMLER İÇİN

Gri seviyede yapılan tanıma işleminde her bir pikselin değeri sekiz bitlik ikili değerlere dönüştürülür. Sekiz bitlik ikili değerler dört bitlik iki gruba ayrılır.

Sınıflandırma işlemi aynen siyah beyaz resimlerde olduğu gibi dört bitlik HH< 222 , 221 , 192 , 68 > kural vektörü kullanılarak yapılır. Gri seviyede oluşan örüntü sayısı siyah beyaz seviyede oluşan örüntü sayısından çok fazladır. 16x8 çözünürlükte siyah beyaz bir resimde oluşan örüntü sayısı 32 dir. Yani piksel sayısının dörtte biri kadardır. 16x8 çözünürlükteki gri seviye resimde oluşan örüntü sayısı piksel sayısının iki katıdır. Yani 256'dır.



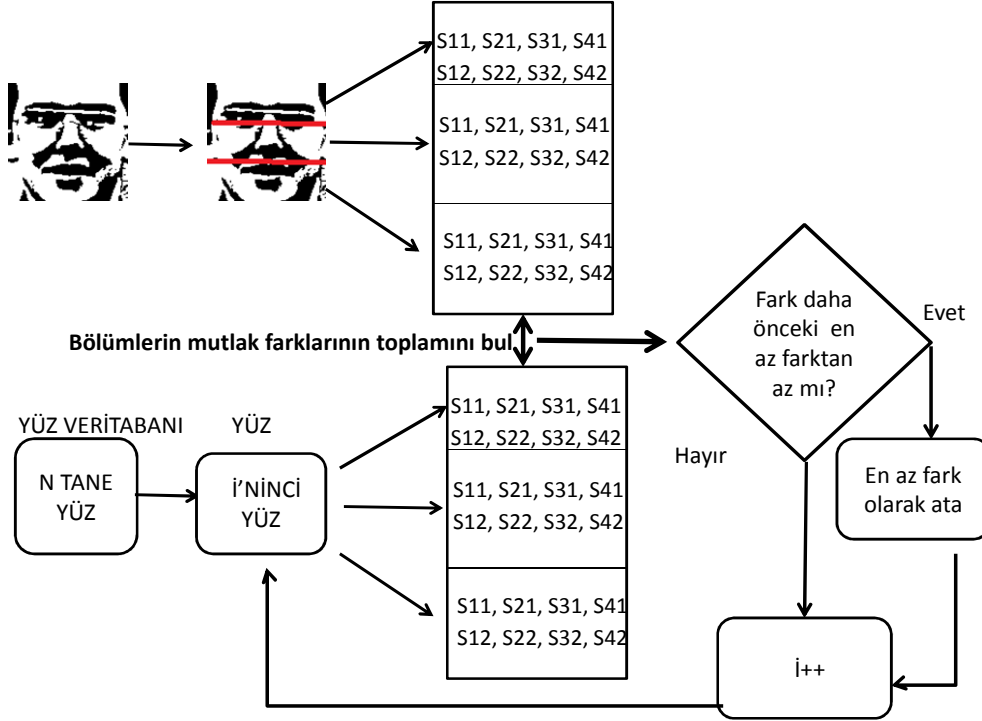
Şekil 5.5. Temsili gri yüz resmi ve onluk sayısal değerleri.

HH sınıflandırıcıları kullanılarak yapılan gri seviye yüz tanıma işlemi siyah beyaz seviyede yapılan yüz tanıma işleminden daha iyi sonuç vermiştir.

5.4. HH İLE YÜZ TANIYIŞ

Resimdeki yüz bölgesi tespit edildikten sonra yüz üç bölüme ayrılır ve bu bölümlerin sınıfları ayrı ayrı hesaplanır. Tanıyış işlemi üç bölgeye ait sınıf değerlerinin karşılaştırılan resmin sınıf değerlerinin mutlak değer çıkarımlarından hesaplanır. Karşılaştırılan resimler için benzerlik indeksi oluşturulur. Benzerlik indeksi en düşük olan karşılaştırılan resme en çok benzeyen resim olarak kabul edilir. Yukardaki bölümlerde bahsedildiği gibi HH basit yapısı ile birçok farklı alanda uygulanabilir. Bu çalışmada şimdiye kadar anlatılanlar ışığında bir yüz tanıma

gerçekleştirilmiştir. Şekil 5.6'da yüz tanıının HH ile sınıflandırılması ve yapılan karşılaştırmalardan sonra tanıyış işlemi gerçekleştirilmesi gösterilmiştir.



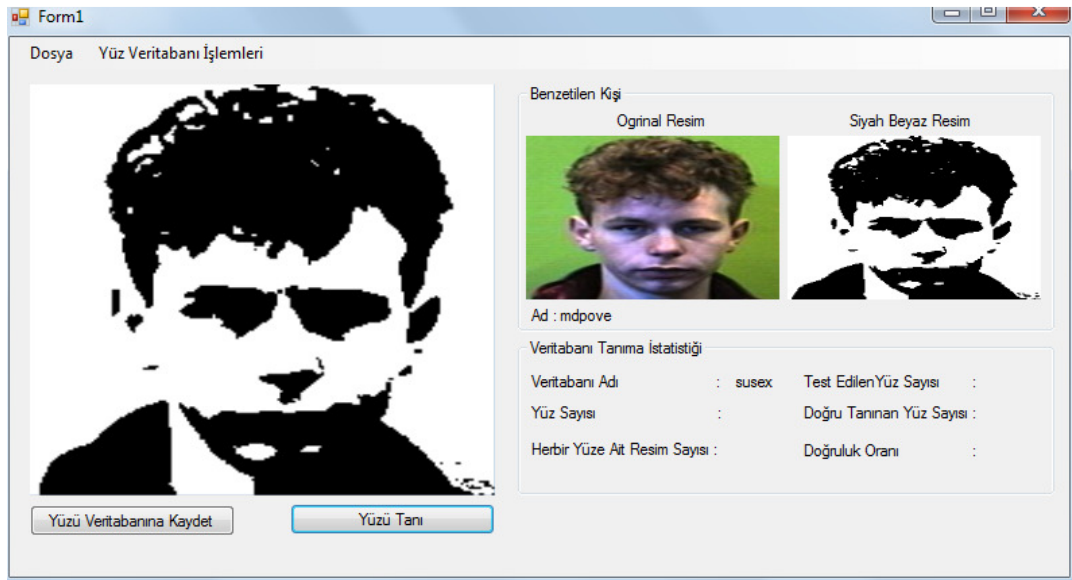
Şekil 5.6. HH ile yüz tanıyış şeması.

Yüz veritabanındaki resimler girdi olarak verilen tanınması istenen yüze ait sınıflandırılmış değerler karşılaştırılır. Benzerlik farkı en az olan ve benzerlik fark limitinin altında çıkan yüz resmi benzeyen kişi olarak tanımlanır.

5.5. HH İLE YÜZ TANIYIŞ PROGRAMI

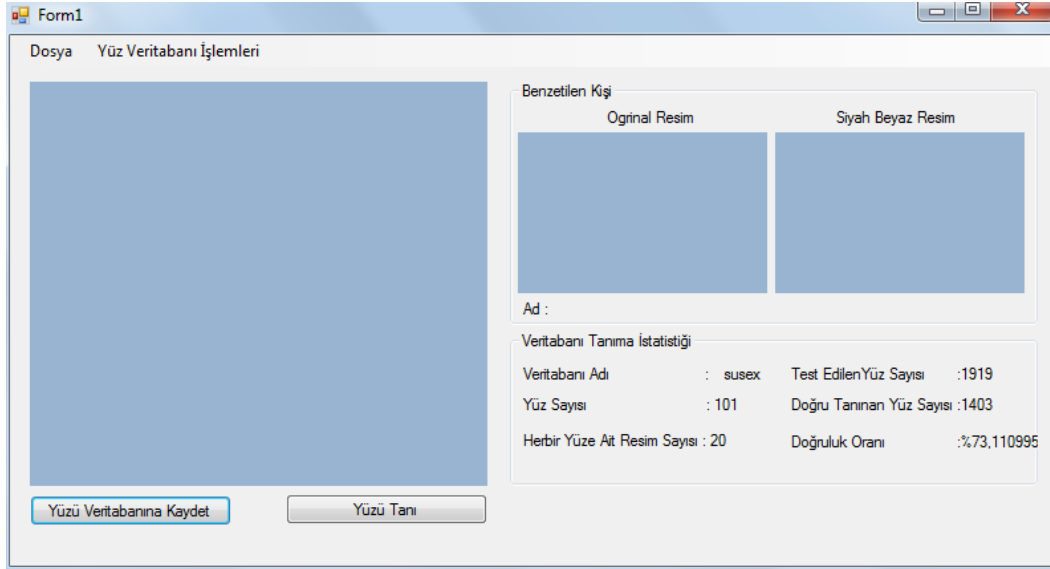
HH sınıflandırıcılar kullanılarak yüz tanıyış programı yapılmıştır. Programdan elde edilen sonuçlar anlamlı seviyededir. Essex veritabanında siyah beyaz resimler için başarıım oranı %73,1 gri seviyede yapılan tanıma işleminde başarıım oranı %91,8'dir. ORL veritabanında siyah beyaz resimler için başarıım oranı %35 gri seviyede yapılan tanıma işleminde başarıım oranı %52,2'dir. Bu başarı oranı daha önce kullanılan yüz tanıyış uygulamaların çoğundan daha iyi değildir. Ancak yeni bir yaklaşım olması ve ileride daha iyi sonuçlar alabilecek şekilde uygulanabilir olması yapılan çalışmaya akademik bir değer katmaktadır.

Essex üniversitesine ait yüz veritabanından 101 kişiye ait 20 tane farklı pozlarda resim vardır. Her bir kişiye ait bir tane yüz, programın veritabanına kaydedilmiştir. Geriye kalan her bir kişiye ait 19 tane resim sisteme girdi olarak verilmiş kime ait olduğu tanınmaya çalışılmıştır. 1919 tane resim girdi olarak verilmiştir. Siyah beyaz resimlerden 1403 tanesi ve gri seviye resimlerden 1762 tanesi doğru olarak tanınmıştır. Buda sırasıyla %73,1 ve %91,2 doğruluk oranlarına denk düşmektedir. Şekil 5.7’de yüz tanıma programının ara yüzünde doğru tanınan bir yüz resmi gösterilmektedir.



Şekil 5.7. HH ile yüz tanıyış programı ara yüzü.

Şekil 5.7’de programın solundaki büyük resim kullanıcı tarafından girilen ve tanınması istenen kişiye ait resimdir. Sağda renkli ve siyah beyaz olan iki küçük resim benzetilen kişiye ait olan resimdir. Program siyah beyaz ve gri seviye resimler için ayrı kodlanmıştır. Sınıflandırma işlemi tamamen aynıdır. Sadece yüz verilerinin alım şekli siyah beyaz ve gri seviye resimler için farklıdır. Yüz tanıma işlemi genelde gri seviye resimler üzerinden yapılır. Siyah beyaz resimlerde yüz tanıyış işlemi genelde tercih edilmez. Sebebi ise yüzdeki renk verilerinin büyük oranda kaybolmasıdır. Biz geliştirdiğimiz algoritmayı hem siyah beyaz hem de gri seviye resimler için uyguladık. Sebebi ÇCHH sınıflandırıcılarının farklı yaklaşımlarla uygulanabilirliğini göstermektir. Şekil 5.8’de Essex yüz veri tabanı ile yapılan tanıyış testinin sonucu yer almaktadır.



Şekil 5.8. Essex veritabanındaki yüzlerin tanıma istatistiği sonucu.

Geliştirilen algoritma ORL veritabanı üzerinde de denenmiştir. Veritabanında 40 kişi ait 10 tane resim vardır. Her bir kişiye ait 1 resim veritabanına kaydedilmiştir. Geriye kalan 360 tane resim programa girdi olarak verilmiş siyah beyaz resimlerde 129 ve gri seviye resimlerde 188 yüz doğru olarak tanınmıştır. Yöntemin ORL veritabanı üzerindeki başarı oranı siyah beyaz ve gri seviye resimler için sırasıyla %35,8 ve %52,2'dir.

5.5.4. Essex Face94 Ve ORL Yüz Veritabanları Üzerinden Performans Değerlendirilmesi

Essex yüz veritabanındaki toplam 153 yüzden 101 tanesi kullanılmıştır. Her bir yüze ait 20 tane resim vardır. Resimlerin çözünürlüğü 180x200 dür. Her bir kişiye ait resimler arasından ışık farklılığı ve arka plan farklılığı yoktur. Az derece poz farklılığı ve dikkate değer derecede ifade farklılığı vardır. Işık ve poz farklılığının olmaması bu veritabanını seçme sebebimizdir. ORL veritabanı Essex Face94 veritabanının aksine bir kişiye ait önemli derece ışık ve poz farklılığı içeren resimler barındırmaktadır. Toplamda 40 farklı kişiye ait resimler vardır. Her bir kişi için farklı ışık, poz ve ifade ait resimler vardır. Çizelge 5.1 de ORL veritabanı kullanılarak yapılan deney sonuçlarının yöntemlere göre sonuçları yer almaktadır.

Çizelge 5.1. ORL veritabanı üzerinden TBA, DAA ve KTBA kullanılarak elde edilen deney sonuçları [44].

Yöntem	Tanım Oranı
TBA	%92
DAA	%85
KTBA	%91.5
Önerdiğimiz Yöntem: Siyah beyaz resimler için	%35,8
Önerdiğimiz Yöntem: Gri seviye resimler için	%52,2

Pang et al., yaptıkları çalışmada Essex veritabanı kullanarak Fisher yüzler ve öz yüz metotları ile elde ettikleri sonuçları bildirdiler [45]. Çizelge 5.1 de Fisher ve öz yüzler metotları kullanılarak elde edilen tanıma oranları verilmiştir.

Çizelge 5.2. Essex Face94 veritabanı üzerinden Fisher ve Öz yüzler metotları kullanılarak elde edilen deney sonuçları [45].

Yöntem	Tanım Oranı
Fisher yüzler	%96.3
Öz yüzler	%95.8
Önerdiğimiz Yöntem: Siyah beyaz resimler için	%73,1
Önerdiğimiz Yöntem: Gri seviye resimler için	%91,2

Elde edilen sonuçlar daha önce yapılmış çalışmalardan daha iyi değildir. Özellikle ORL veritabanı kullanılarak elde edilen sonuç düşük seviyededir. Yöntem ileride geliştirilerek daha iyi sonuçlar elde edilebilir.

BÖLÜM 6

SONUÇLAR VE TARTIŞMA

Bu bölümde tezde yapılan çalışma kısaca özetlenmiştir. Yapılan çalışmanın kategorik olarak nasıl değerlendirildiği belirtilmiştir. Yapılan uygulamada edinilen tecrübeler ışığında kullanılan HH sınıflandırıcıları hakkında tespitlerde bulunulmuştur. Yapılan çalışmanın özgünlüğüne ve literatüre katkısına kısaca değinilmiştir. Çalışmanın eksik yönleri ileride yapılacak çalışmalara ışık tutması amacıyla üç madde halinde özetlenmiştir.

Bu tez çalışmasının asıl amacı HH ile örüntü sınıflandırma ve tanıma tekniklerinin yüz tanıyışı uygulanmasıdır. Tezde lineer olmayan ters döndürülemez devir uzunluğu bir HH sınıflandırıcıları yüz tanıyışa uygulanma amacıyla tasarlanmıştır. Siyah beyaz ve gri seviye olmak üzere iki farklı resim formatında tanıma işlemi yapılmıştır.

Önden çekilen yüz resimlerinden yüz bölgesi tespit edilmiştir. Görüntüdeki farklı ışık etkilerini ve yüz tanıyışa olumsuz etki eden diğer etkenleri azaltmak için resme normalleştirme işlemi yapılmıştır. Siyah beyaz resimler için Otsu algoritması kullanılarak yüz resmi ikili formata dönüştürülmüştür. Yatay olarak sekizerlik gruplar halinde alınan piksel değerleri dörder piksellik iki parçaya ayrılmıştır. Yan yana sıralanmış bu piksel değerleri siyah piksel sıfır beyaz piksel bir olacak şekilde ikili sayı sisteminde örüntüler oluşturulmuştur. Gri seviye resimler için her bir pikselin onluk sayı sistemindeki değeri alınmış ve bu değer sekiz bitlik ikili sayı sistemine dönüştürülmüştür. Sekiz bitlik ikili değer dört bitlik iki parçaya ayrılmıştır. Yukarıdan aşağı olacak şekilde yüz bölgesi üç ayrı kısma ayrılmıştır. Her bir kısma ait örüntüler ayrı olarak HH sınıflandırıcıları kullanılarak sınıflandırılmıştır. Yüze ait sınıflandırılan örüntüler ile her bir yüze ait örüntü kümeleri kullanılarak yüz veri tabanı oluşturulmuştur. Tanınması istenen yüz resmine veri tabanına kaydedilen yüz resimlerine uygulan işlemler uygulanarak örüntü kümesi oluşturulmuştur. Oluşturulan örüntü kümesi ile yüz örüntü kümelerini tutan yüz veri tabanındaki

yüzlere ait örüntü kümeleri karşılaştırılmıştır. Tanınmasını istenen yüze ait örüntü kümesi ile farkı en az olan örüntü kümesine sahip yüz resmi tanınan kişi olarak değerlendirilmiştir.

Yoğunluk görüntüleri üzerinden yüz tanıma yöntemleri temelde global, analitik ve melez olmak üzere üç kategoriye ayrılır. Global yöntemler yüz resmindeki piksel değerleri ile tanıyış işlemi yaparlar. Analitik yöntemler yüz resmine ait geometri veya şablon özelliklerine tanıma işlemi gerçekleştirilir. Melez yöntemler tanıma işleminde analitik ve global yöntemleri kullanarak daha iyi sonuçlar elde etmeyi amaçlar. Bu çalışmada HH yüz tanıma işlemi global yöntemler başlığı altında incelenebilir. Ancak bu HH sınıflandırıcılarının analitik yöntemler için kullanılmayacağı anlamına gelmez. HH sınıflandırıcıları analitik yöntemlerle yapılan yüz tanıyış çalışmaları içinde çok kullanışlı araçlar olabilirler.

HH'nin kolay tasarlanabilir yapısı ve uygulanabilirliği HH sınıflandırıcılarının avantajları olarak sıralanabilir. Çalışmada HH kullanılarak örüntü kümeleri oluşturulmuş ve bu örüntü kümeleri yine HH ile sınıflandırılmıştır. Oluşturulan bu örüntüler vasıtasıyla tanıma işlemi gerçekleştirilmiştir.

Bu çalışmanın özgünlüğü ulusal ve uluslararası literatürde üzerine fazla araştırma olmayan HH sınıflandırıcılarının analizinin yapılması ve sınıflandırıcıların yüz tanıyışa uygulanmasıdır.

Yapılan çalışmanın literatüre katkısı ikili formatta ve gir seviyede alınan yüz verilerinin kendi oluşturduğumuz metodoloji kullanarak sınıflandırılması ve bu sınıflandırmaya göre yüz tanıyış işlemi gerçekleştirilmesidir.

Geliştirilen yöntem global tanıma yaklaşımlarının zayıf yanlarından olan ışık, poz ve ifade farklılıklarına karşı hassastır. Daha kararlı yüz tanıyış işlemi gerçekleştirmek için yöntemin bu zayıf yönünün geliştirilmesi gerekmektedir. HH sınıflandırıcıları sadece piksel verilerinin sınıflandırılması için kullanılmıştır. Yüzün geometrik ve şablon değerlerinden hiç faydalanılmamıştır. Daha iyi sonuç elde etmek için yüze ait geometrik ve şablon verilerinin HH sınıflandırıcıları kullanılarak analiz edilmesi

daha yüksek doğruluk oranı elde etmeye yarayacaktır. Çalışmanın bir diğer eksikliği renkli yüz piksel değerlerinden hiç faydalanılmamış olmasıdır. Bu değerlerden faydalanılarak daha iyi sonuçlar elde edilebilir.

Gelecekte yukarıda bahsi geçen eksiklikleri göz önünde bulundurarak yapılabilecek üç tane çalışmada vardır. Bunlardan birincisi HH sınıflandırıcıları kullanılarak yüz tespit algoritması geliştirilmesidir. İkincisi yüz verilerini renkli seviyede alıp buna göre bir tanıyış işlemi yapmaktır. Üçüncüsü yüzün özelliklerinden faydalanılarak daha sağlam ve kararlı HH sınıflandırıcıları kullanılarak özellik tabanlı tanıyış algoritması geliştirmektir.

KAYNAKLAR

1. Von Neumann, J. "The Theory of Self-Reproducing Automata", Ed.: A. W. Burks, *University of Illinois Press*, Urbana, 64-87 (1966).
2. Langton, C. "Self-reproduction in cellular automata", *Physica D: Nonlinear Phenomena*, 10 (1-2): 135-144 (1984).
3. Kari, J., "Theory of cellular automata: a survey", *Theoretical Computer Science*, 334 (3): 3-33 (2005).
4. Das, S., "Theory and applications of nonlinear cellular automata in VLSI Design", Ph. D. Thesis, *The Bengal Engineering And Science University*, India, 1-10, 18-45 (2006).
5. Mukherjee, S., "Theory and applications of nonlinear cellular automata in pattern recognition", Master Thesis, *The Bengal Engineering And Science University*, India, 15-38, 40-53 (2009).
6. Heseltine T. D., "Face recognition: two dimensional and three dimensional techniques" Ph. D. Thesis, *The University of York*, England, 35-60 (2005).
7. Turing, A. "On computable numbers, with an application to the Entscheidungsproblem", *Proceedings of London Math. Soc., Ser.* London 230-265 (1936).
8. Wolfram, S., "A New Kind of Science", *Wolfram Media, Inc.*, USA, 1-17, 23-42, 169-210 (2002).
9. Moore, E. F. "Machine models of self reproduction", Ed.: A. W. Burks, *University of Illinois Press*, Urbana, 17-35 (1970).
10. Çalıkoğlu, D. "On the computational properties of a class of cellular automata", Ph. D. Thesis, *The University of Iowa*, USA, 1-20 (1973).
11. Barberousse, A., Franceschelli, S. and Imbert, C., "Cellular automata, modelling, and computation", *Models and Simulations 2*, Netherlands, 1-14 (2007).
12. Wolfram, S. "Computation theory of cellular automata", *Communications in Mathematical Physics*, 96 (1): 15-57 (1984).
13. Packard, N. H. and Wolfram, S. "Two-dimensional cellular automata", *Journal of Statistical Physics*, 38 (5-6): 901-946 (1985).

14. Wolfram, S., "Twenty problems in the theory of cellular automata." *Physica Scripta*, 1985 (T9): 170-183 (1985).
15. İnternet: Jeremy Norman, "Origins of Automated Facial Recognition (1964 – 1966)" <http://www.historyofinformation.com/index.php?id=2495> (2012).
16. Kanade, T., "Computer recognition of human faces ", Ph. D. Thesis, *Kyoto University*, Basel, 10-13 (1977).
17. Tolba A. S., El-Baz A. H. and El-Harby A.A., "Face recognition: a literature survey" *Internation Journal of Signal Processing*, 2 (2): 88-100 (2006).
18. Turhal, Ü. Ç., "İki boyutlu yüz tanıma metotlarına yeni yaklaşımlar; satır ve sütun vektörleri arasındaki değişimlerin kullanılması", Doktora Tezi, *Eskişehir Osman Gazi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, Eskişehir, 9-33 (2008).
19. Brunelli, R. and Poggio, T., "Face recognition features versus templates. " *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 15 (10): 1042-1052 (1993).
20. Lades, M., Vorbruggen, J. C., Buhmann, J., Lange, J., Van der malsburg, C. and Wurtz, R. P., "Distortion invariant object recognition in the Dynamic Link Architecture", *IEEE Transactions on Computers*, 42 (3): 300-311 (1993).
21. Wiskott, L., Fellous, J. M., Kruger, N., and von der Malsburg, C., "Face recognition by Elastic Bunch Graph Matching", In *Intelligent Biometric Techniques in Fingerprint and Face Recognition*, *CRC Press*, Germany, 355-396 (1999).
22. Samaria, F. and Young, S., "Hmm-based architecture for face identification", *Image and Vision Computing*, 12 (8): 537-543 (1994).
23. Ballot J.S., "Face recognition using Hidden Markov Model", Master Thesis, *University of Stellenbosch*, England, 36-42 (2005).
24. Nefian, A. and Hayes, M. " An embedded hmm-based approach for face detection and recognition", In *Proc. of IEEE Int. Conf. On Acoustics, Speech and Signal Processing*, USA, 3553-3556 (1999).
25. Heisele, B. and Ho, P., And Poggio, T. " Face recognition with support vector machines: global versus component-based approach", In *International Conference on Computer Vision (ICCV '01)*, Canada, 688-694 (2001).
26. Kirby, M. and Sirovich, L. "Application of the Karhunen-Loeve procedure for the characterization of human faces", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 12 (1): 103-108 (1990).

27. Turk, M. and Pentland, A., "Eigenfaces for recognition", *Journal of Cognitive Neuroscience*, 3(1): 71-87 (1991).
28. Belhumeur, P. N., Hespanha, J. P., and Kriegman, D. J., "Eigenfaces vs. Fisherfaces: recognition using class specific linear projection", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 19 (7): 711-720 (1997).
29. Bartlett M.S , Movellan J.R and Sejnowski T.J., "Face recognition by Independent Component Analysis", *IEEE Transactions On Neural Networks*, 13(6): 1450-1465 (2002).
30. Draper B.A., Beak K., Bartlett M.S. and Beveridge J.R., "Recognizing faces with PCA and ICA" , *Computer Vision and Image Understanding*, 91 (1-2): 115-137 (2003).
31. Zhao, W., Krishnaswamy, A., Chellapa, R., Swets, D. L., and Weng, J. J. "Discriminant analysis of Principal Components for face recognition.", *Automatic Face and Gesture Recognition. Proceedings. Third IEEE International Conference on*, USA, 336-341 (1998).
32. Huang J. "Component-based face recognition with 3D Morphable Models", Bachelor of Science, *Massachusetts Institute of Technology*, USA, 8-20 (2002).
33. Pentland, A., Moghaddam, B., and Starner, T. "View-based and modular eigenspaces for face recognition", *In Proc. of IEEE International Conference Computer Vision and Pattern Recognition*, USA, 84-91 (1994).
34. Lanitis, A., Taylor, C. J., and Cootes, T. F. " Automatic interpretation and coding of face images using flexible models", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 19 (7): 743-756 (1997).
35. Phillips, P.J. P.G., R. J. Micheals, D. M. Blackburn, E. Tabassi and M. Bone, "Face recognition vendor test 2002 " *FRVT*, USA, 8-16 (2002).
36. Xu, C., Wang Y. and Tan, T. "Depth vs. intensity: which is more important for face recognition", *17th International Conference on Pattern Recognition*, England, 342-345 (2004).
37. Bowyer, K. W., Chang, K. and Flynn, P. "A survey of approaches and challenges in 3D and multi-modal 3D + 2D face recognition", *Computer Vision and Image Understanding*, 101 (1): 1-15 (2006).
38. Sokyna M.S., "3D Facial feature extraction and recognition", Ph. D. Thesis, *University of Bradford*, England, 11-62 (2010).
39. Nabatchian A., "Human face recognition", Ph. D. Thesis, *University of Windsor*, Canada, 13-23 (2011).

40. Kurt Z., Türkmen H. İ. ve Karşılıgil M.E., “DAA yöntemi ile osmanlıca karakter tanıma”, *IEEE 15. Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı*, Eskişehir, 1-5 (2007).
41. Yazar I., “Temel bileşen analizi ve bağımsız bileşen analizi yöntemlerini temel alan bazı görüntü tanıma uygulamaları ve karşılaştırmaları”, Yüksek Lisans Tezi, *Eskişehir Osmangazi Üniversitesi*, Eskişehir, 3-14 (2008).
42. İnternet: Özsoy A, “Cellular Automata”, <http://bmyo.bartın.edu.tr/aliozsoy/dokuman/ca.html> ,(2012).
43. Nazma M., “Theory and applications of nonlinear cellular automata in pattern classification” , Master Thesis, *The Bengal Engineering And Science University*, India, 10-40 (2009).
44. Shen L., “Recognizing faces ---an approach based on Gabor Wavelets” , Ph. D. Thesis, *University of Nottingham* , England, 34-66 (2005).
45. Pang Y. H, Andrew B.J., Teoh And David C.L. “A Discriminant Pseudo Zernike Moments in face recognition”, *Journal of Research and Practice in Information Technology*, 38 (2): 197-211 (2006).

ÖZGEÇMİŞ

Serkan PELDEK 1981 yılında Erzincan’da doğdu; Fatih Endüstri Meslek Lisesi Bilgisayar Bölümü’nden mezun oldu. 2000 yılında Doğu Akdeniz Üniversitesi Bilgisayar Mühendisliği Bölümü’nde öğrenime başlayıp 2007 yılında mezun oldu. 2009 yılından itibaren Bartın Üniversitesinde Araştırma Görevlisi olarak görev yapmaktadır.

ADRES BİLGİLERİ

Adres : Bartın Üniversitesi
Yönetim Bilişim Sistemleri Bölümü
Ağdacı Köyü / BARTIN

Tel : (506) 947 9861

E-posta : serkanpeldek@hotmail.com