

KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ  
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

96706

KESTİRİM ÖĞRENMELİ BULANIK DENETİMLİ OTONOM TAŞITLAR  
İÇİN DOKU BENZERSİZLİĞİ KULLANILARAK  
STABİLİZE YOL BELİRLEME

Elektronik Yük. Müh. Hasan KARAL

Karadeniz Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsünde  
“Doktor”

Ünvanı Verilmesi İçin Kabul Edilen Tezdir

96706

Tezin Enstitüye Verildiği Tarih : 14.04.2000

Tezin Savunma Tarihi : 16.06.2000

Tez Danışmanı : Doç. Dr. Rifat YAZICI

Jüri Üyesi : Prof. Dr. Avni MORGÜL

Jüri Üyesi : Yrd. Doç. Dr. Mustafa ULUTAŞ

*[Handwritten signatures]*

Enstitü Müdürü : Prof. Dr. Asım KADIOĞLU

*[Handwritten signature]*

Trabzon 2000

TC YÜKSEKÖĞRETİM KURULU  
DOKÜMANTASYON MERKEZİ

## ÖNSÖZ

Bilgisayarla görme, yapay zeka gerektiren akıllı makinaların yapımında geniş uygulama alanı bulmaktadır. Bu makinaların en önemli özelliği insan gibi görmesi, yorumlaması, ve uygun kararlar vererek herhangi bir faaliyeti gerçekleştirmesidir.

Görme işlemi kamera ile ortamdan alınan görüntüler işlenerek gerçekleştirilir. Bu çalışmada kamera yardımıyla ortamı gören, gördüklerini yorumlayarak konum ve yön belirleyen, ve gerekli denetim bilgilerini vererek arabanın hareketini sağlayan insansız bir aracın benzetisi yapılmıştır.

Ortamın değerlendirilmesi ve bunun sonucu yol doğrultusunun belirlenmesi doku analizine dayandırılmıştır. Arabanın denetimi ise bulanık mantık tekniğiyle gerçekleştirilmiştir.

Doktora tez danışmanlığımı üstlenerek, gerek konu seçiminde ve gerekse çalışmalarım sırasında yardımını hiç esirgemeyen sayın hocam Doç. Dr. Rıfat YAZICI'ya teşekkür etmeyi bir borç bilirim.

Çalışmalarım sırasında kaynak temininde ve çalışmalarımda yardımını esirgemeyen Yrd. Doç. Dr. Murat Ekinci'ye, gerek maddi gerekse manevi yardımlarını esirgemeyen Öğr. Gör. Saffet Kahveci'ye, ve tüm arkadaşlarıma ayrıca çalışmalarım süresince gerekli sabrı gösteren ve beni her zaman destekleyen aileme teşekkür ederim. Ayrıca bana doktora olanağı sağlayan tüm KTÜ ailesine teşekkürlerimi bir borç bilirim.

Hasan KARAL

## İÇİNDEKİLER

	<b><u>Sayfa No</u></b>
ÖNSÖZ .....	II
İÇİNDEKİLER.....	III
ÖZET.....	VI
SUMMARY.....	VII
ŞEKİLLER DİZİNİ.....	VIII
TABLolar DİZİNİ.....	XIV
SEMBOLLER DİZİNİ.....	XV
1. GENEL BİLGİLER.....	1
1.1. Giriş .....	1
1.2. Görme Olayı .....	5
1.3. Özellik Çıkarma.....	7
1.3.1. Süreksizliklerin Belirlenmesi.....	8
1.4. Doku (Texture) .....	13
1.4.1. İstatistiksel Doku Özellikleri.....	13
1.4.2. Yapısal Özellikler.....	14
1.4.3. Tayfsal Doku Özellikler.....	15
1.5. Görme ve Tanıma.....	20
1.5.1. Öğrenme.....	20
1.6. Örüntü Tanıma ve Sınıflama.....	23
1.6.1. İstatistiksel Örüntü Tanıma .....	25
1.6.2. Sintatik Örüntü Tanıma Yaklaşımı.....	25
1.6.3. Sinirsel Örüntü Tanıma Yaklaşımı.....	26
1.6.4. Bulanık Örüntü Tanıma.....	26
1.7. Yapay Sinir Ağları (ANN) ve Çağrışımlı Öğrenme.....	28
1.7.1. Giriş.....	28
1.7.2. Biyolojik Sinir Sistemi.....	30
1.7.3. Yapay Sinir Ağları (ANN).. ..	34
1.7.4. ANN Modellerinin Sınıflandırılması.....	37

1.7.4.1.	İleribeslemeli Sinir Ağı.....	39
1.7.4.2.	Geribeslemeli Sinir Ağı.....	40
1.7.4.3.	Çağrışımli Bellekler.....	41
1.7.4.4.	Uyarlanabilir Doğrusal Sinirler .....	43
1.7.4.5.	Çoklu Uyarlanabilir Ağlar.....	44
1.7.4.6.	Perceptron.....	44
1.7.5.	Gerekli Gizli Sinir Sayısı.....	46
1.8.	Bulanık Mantık.....	48
1.8.1.	Giriş.....	48
1.8.2.	Bulanık ve Klasik Mantıkta Küme Kavramı.....	50
1.8.3.	Bulanık Kümeler.....	53
1.8.4.	Bulanık Mantıkta Küme İşlemleri.....	56
1.8.5.	Bulanıklaştırma.....	69
1.8.5.1.	Dilbilimsel Değişkenler.....	69
1.8.5.2.	Bulanık Kurallar ve Bulanık Sonuç.....	71
1.8.6.	Durulama (Defuzzification) Yöntemleri.....	73
1.8.7.	Denetim Sistemleri.....	77
1.8.7.1.	Sinir Ağlarıyla Denetim .....	77
1.8.7.2.	Bulanık Mantık Denetleyiciler .....	78
1.8.8.	Otonom Araba Modeli ve Denetim Sistemi.....	91
2.	YAPILAN ÇALIŞMALAR.....	93
2.1.	Giriş.....	93
2.2.	Görüntü İşleyerek Arabanın Bulanık Denetimi.....	95
2.2.1.	Giriş.....	95
2.2.2.	Görüntü İşleme.....	97
2.2.2.1.	Gri Seviyeli Görüntü İşleme Tekniği.....	98
2.2.2.1.1.	Kenarların Dik Moment Yöntemi ile Belirlenmesi .....	99
2.2.2.1.2.	2-B Adım Kenarın Algılanması.....	100
2.2.2.2.	Renkli Görüntü İşleme Tekniği.....	107
2.2.3.	Doku Benzersizliğine Dayalı Görüntü İşleme.....	108
2.2.3.1.	Dilimleme Yaklaşımı.....	108
2.2.3.2.	DBÖ Yardımıyla Yol Belirleme.....	110

2.2.4.	Yola Doğrulma Algoritması.....	124
2.2.4.1.	Yol Doğrultusunun Belirlenmesi.....	124
2.2.4.2.	Ufuk Çizgisi Yöntemi.....	124
2.2.4.3.	Ufuk Çizgisi Yöntemi İle Yolun Saptanması.....	126
2.2.4.4.	Görüntü Dilimlerinin Seçimi.....	128
2.2.4.5.	Görüntü Dilimlerini Eşleştirerek Ufuk Hesabı.....	130
2.2.4.6.	Ufuk Noktasının Konumunu Etkileyen Faktörler.....	133
2.2.4.7.	Aday Yol Kenarlarının Belirlenmesi.....	133
2.2.5.	Yol Modeli.....	148
2.2.6.	Görüntü-Dünya Koordinat Sistemleri Arasındaki Dönüşüm.....	150
2.3.	Bilinmeyen Ortamda Arabanın Bulanık Denetimi .....	153
2.4.	Sinir Ağlarıyla Cisim Tanıma.....	168
3.	SONUÇLAR.....	173
4.	ÖNERİLER.....	175
5.	KAYNAKLAR.....	176
6.	EKLER.....	183

## ÖZET

Bu çalışmanın amacı, bulunduğu ortamdan aldığı görüntüleri değerlendirerek kendi kendine hareket eden bir otonom araba sistemi geliştirmektir. Geliştirilen otonom araba her türlü yol yapısını değerlendirerek hareket etme özelliğine sahiptir. Yalnızca düzgün asfalt yollarda değil stabilize yollarda da güvenle hareket edebilmektedir.

Bugüne kadar otonom arabalar için yol kenarları geleneksel kenar belirleme teknikleri ile bulunmaktaydı. Bu durum yol yapısının düzgün olmasını yol kenarlarının çizgili olmasa bile çok belirgin olmasını gerektirmekteydi. Halbuki bu araba stabilize yollardan da gidebilmelidir. Bu tür yolların görüntüden eldesinde tek belirleyici bilgi doku özelliğidir. Dokuyla ilgili çalışmalar doku işlemenin uzun ve zor bir süreç olması nedeniyle başarısız kalmıştır. Bu tezde yol kısıtlaması olmaksızın dokuya dayalı kenar belirleme için bir yöntem geliştirilmiştir.

Bu çalışmada Doku Benzersizlik ölçüsüne (DBÖ) dayalı yeni bir dilimleme yöntemi verilmektedir. Yöntem özellikle otonom arabaların stabilize yoldaki hareketine çözümler getirmiştir. Yöntem yalnız dokulu yüzeylerde değil dokusuz ve renkli yüzeylerde de aynı başarıyı göstererek renk bölgelerini dilimlemektedir. Bu yöntem gölge ve ıslaklığın cisim olarak algılanmasını gidererek hareket güvenliği sağlamıştır.

Otonom arabanın bölge dilimlemeden sonra diğer önemli bir özelliği uzak ve yakın görüntüleri değerlendirerek arabayı bulanık mantıkla denetlemesidir. Bulanık kural takımının güncelleştirilmesi arabanın bulunduğu ortama uyumunu ve ileriki çerçevelerde yapacağı denetimin daha da güvenli olmasını sağlamıştır.

Tezde sunulan diğer bir yenilik yaprak yöntemi olarak isimlendirilen özel bir çağrışumlu sinir ağı geliştirilerek cisimlerin tanınmasında etkin olarak kullanılmasıdır. Yöntem ZIP kod karakterlerde %98 başarıya sahipken diğer tanıma yöntemleri aynı başarı için daha fazla bellek alanı ve örüntü takımına ihtiyaç duymaktadır.

**Anahtar Kelimeler:** Doku, Doku Benzersizliği, Otonom Araba, Bulanık Mantık, Kestirim Öğrenme, Sinir Ağı, Çağrışumlu Bellek

## SUMMARY

### **Stabilized Road Recognition Using Texture Dissimilarities For Autonomous Vehicles with Fuzzy Control and Forecast Learning**

The aim of this thesis is to design an autonomous car which moves by observing its surrounding environment with a camera and processing the image taken. The car can move safely under every road condition on either asphalt road or stabilized roads. Until now the edges of road has been extracted from the images using conventional techniques such as gradient, Laplacian or moment methods. The success of these methods in finding find out road edges depends upon the road conditions, including road markers and/or contrast between the colours of the road surface and the road bank. In addition, the car is able to navigate on a stabilized road as well using only the texture primitive feature to effectively define the edges of such a road.

Investigations on texture classification began many years ago, but none of the class methods have been succesfully indetermining road edges, due to high complexity in texture calculations and their inefficient processing algorithms. In this thesis a new method based on texture dissimilarity (TDM) is proposed to extract edges from road images without any constraint on road types.

The proposed method is capable of dividing an area into subarea which differ significantly in texture primitives and their distributions. The method has been successful for not only textured surface but also coloured surfaces with no texture. Furthermore it also overcomes the shadowing and wetness problems which cause misunderstanding of a road environment.

Another important feature included is the forecast learning technique, whereby that the car is controlled with fuzzy logic by processing far and near image segments. The fuzzy rule st is updated if necessary so that the car will be able to make appropriate decisions to easily avoid obstacles. Recognition of obstacles is implemented by a novel technique called leaf method which is a type of artificial neural network. The method when applies to character classification correctly classified 98% of previously unseen handwritten digits. This rate is greather that of its competitors.

**Keywords:** Texture, Texture Dissimilarity, Autonomous Car, Fuzzy Logic, Forecast Learning, Neural Networks, Associative Memory

## ŞEKİLLER DİZİNİ

## Sayfa No

Şekil 1.	Elyazısı "B" karakteri.....	2
Şekil 2.	İnsanın görme, algılama ve hareket birimleri.....	3
Şekil 3.	Gözün çapraz kesiti.....	6
Şekil 4.	3×3 boyutlu bir maske.....	8
Şekil 5.	Sabit parlaklığa sahip zemin üzerinde farklı parlaklıktaki bir noktayı belirleyen maske.....	9
Şekil 6.	Kenar belirleme maskeleri.....	9
Şekil 7.	Birinci ve ikinci türevlerin pozitif-negatif veya tersi geçişleri kenar bilgilerini gösterir.....	10
Şekil 8.	a) Doku ilkeli, b) ilkel kullanılarak üretilen 2-B örüntü.....	14
Şekil 9.	Belleğin üç aşaması.....	21
Şekil 10.	Örüntü tanıma sisteminin blok yapısı.....	24
Şekil 11.	Örüntü tanımının genel yapısı.....	27
Şekil 12.	Sinir sisteminde bilgi akışı.....	31
Şekil 13.	Biyolojik sinirin yapısı.....	31
Şekil 14.	Biyolojik sinirin işlevsel modeli.....	33
Şekil 15.	İki farklı yapay sinir modeli.....	35
Şekil 16.	Sinir hücresinin işlevsel eşdeğeri.....	36
Şekil 17.	Bazı eşiklendirme fonksiyonları.....	38
Şekil 18.	ANN mimarilerinin değişik türleri.....	39
Şekil 19.	a) ileribeslemeli sinir ağı, b) geribeslemeli sinir ağı.....	40
Şekil 20.	Çağrışımli belleğin blok yapısı.....	42
Şekil 21.	Uyarlanabilir sinirin basit gösterimi.....	44
Şekil 22.	Katman sayısına göre ağların sınıflama yetenekleri.....	45
Şekil 23.	Çok katmanlı perceptron ağlar.....	46
Şekil 24.	2-B giriş uzayında üç sınıfın yedi farklı bölgeye dağılışı.....	47
Şekil 25.	Klasik kümede küme elemanlarının birbirine keskin geçişi.....	51
Şekil 26.	Bulanık kümede küme elemanlarının birbirine yumuşak geçişi.....	52
Şekil 27.	Parçalı doğrusal üyelik fonksiyonunun dalga biçimi.....	54
Şekil 28.	Gaussian dağılımlı üyelik fonksiyonunun dalga biçimi.....	55
Şekil 29.	Ara değerli bulanık küme örneği.....	56



Şekil 30.	$A$ bulanık kümesinin üyelik fonksiyonu.....	56
Şekil 31.	$A$ ve $B$ kümelerinin birleşimi .....	58
Şekil 32.	$A$ ve $B$ kümelerinin kesişimi.....	58
Şekil 33.	Bulanık kümelerde evrik işlemler.....	59
Şekil 34.	Hava durumunu gösteren bir doğal bulanık küme örneği.....	60
Şekil 35.	Normalizeli bir bulanık küme örneği.....	60
Şekil 36.	$R^2$ ' de tanımlı bir dışbükey bulanık kümesinin $\alpha$ -kesimleri.....	62
Şekil 37.	Dışbükey olmayan bulanık küme örneği.....	63
Şekil 38.	a) OR, b) AND, c) NOT işlevlerinin grafiksel gösterimi.....	66
Şekil 39.	Hareketli arabanın önündeki engele karşı davranışı.....	70
Şekil 40.	Bulanık hız kümesinin beş üyelik işlevi ve hız sınırları.....	70
Şekil 41.	Uzaklık kümesinin beş üyelik işlevi ve uzaklık sınırları.....	70
Şekil 42.	Arabanın giriş bilgileri, a) hız, b) uzaklık.....	72
Şekil 43.	Araba giriş bilgileri kullanılarak üretilen fren çıkış bilgisi.....	72
Şekil 44.	Bulanık süreç çıkışı: a) bulanık çıkışın birinci bileşeni, b) bulanık çıkışın ikinci bileşeni, c) bileşenlerin toplamı.....	74
Şekil 45.	Maksimum-üyelikli durulama.....	75
Şekil 46.	Merkezi durulama .....	76
Şekil 47.	Ağırlıklı ortalama durulama .....	76
Şekil 48.	Ortalama maksimum üyelikli durulama.....	77
Şekil 49.	Bulanık mantık denetleyicinin tipik bir organizasyonu.....	78
Şekil 50.	Araba konumunu belirleyen kullanılan $x$ , $\alpha$ , ve $u(k)$ parametrele	81
Şekil 51.	$x$ uzaklığı, $\alpha$ doğrultu açısı, ve $u(k)$ ön tekerlek açısı için üyelik fonksiyonları.....	83
Şekil 52.	Araba hareketinin modellemesi.....	92
Şekil 53.	Otonom arabanın bulanık denetiminin iş akış diyagramı.....	96
Şekil 54.	2-B genelleştirilmiş adım kenar modeli.....	100
Şekil 55.	2-B çatı kenarın 5x5 ağ üzerindeki görüntüsü.....	100
Şekil 56.	$P_{31}$ polinomunun grafiği.....	103
Şekil 57.	$P_{40}$ polinomunun grafiği.....	104
Şekil 58.	Zernike moment tekniği kullanılarak elde edilen kenar bileşenleri.....	106

Şekil 59.	Yapay doku altörüntüsü için DBÖ hesabında kullanılan pencereler.....	109
Şekil 60.	a) üç farklı parlaklığa sahip dokusuz bir görüntü, b) görüntünün DBÖ değişimi.....	111
Şekil 61.	a) ters dokulu bir görüntü örneği, b) görüntünün DBÖ değişimi.....	112
Şekil 62.	a) dokusu bulanıklaştırılmış bir görüntü, b) görüntünün DBÖ değişimi.....	112
Şekil 63.	a) farklı üç dokuya sahip bir görüntü, b) görüntünün DBÖ değişimi.....	113
Şekil 64.	a) stabilize yol görüntüsü, b) görüntünün DBÖ değişim.....	114
Şekil 65.	a) stabilize yol görüntüsü, b) görüntünün DBÖ değişimi.....	114
Şekil 66.	a) stabilize yol görüntüsü, b) görüntünün DBÖ değişimi.....	115
Şekil 67.	a) kenarları çimenli stabilize yol, b) görüntünün DBÖ değişimi	115
Şekil 68.	a) asfalt yol görüntüsü, b) görüntünün 3-B dünyaya taşınmış biçimi, c) 3-B görüntünün DBÖ değişimi, d) DBÖ değişiminden bulunan kenar noktaları.....	116
Şekil 69.	a) stabilize yol görüntüsü, b) görüntünün DBÖ değişimi.....	117
Şekil 70.	a) stabilize yol görüntüsü, b) görüntünün DBÖ değişimi.....	117
Şekil 71.	a) stabilize yol görüntüsü, b) görüntünün DBÖ değişimi.....	118
Şekil 72.	a) Bozuk asfaltlı bir yol parçası, b) görüntünün DBÖ değişimi..	118
Şekil 73.	a) Tekerlek izi görüntüsü, b) görüntünün DBÖ değişimi.....	119
Şekil 74.	a) çimen ve toprak banketli beton yol görüntüsü, b) görüntünün DBÖ değişimi.....	120
Şekil 75.	a) doğal bir doku görüntüsü, b) görüntünün DBÖ değişimi, c) bu doku örneğinin çizgiyle ortadan ayrılmış görüntüsü, d) görüntünün DBÖ değişimi.....	120
Şekil 76.	a) üç farklı dokulu bir yol görüntüsü, b) görüntünün DBÖ değişimi.....	121

Şekil 77.	a) Gölgeleli doku yapısı, b) görüntünün DBÖ dağılımı.....	122
Şekil 78.	a) Gölgeleli doku yapısı, b) görüntünün DBÖ dağılımı.....	122
Şekil 79.	a) Gölgeleli doku yapısı, b) görüntünün DBÖ dağılımı.....	122
Şekil 80.	a) Gölgeleli doku yapısı, b) görüntünün DBÖ dağılımı.....	123
Şekil 81.	a) Gölgeleli doku yapısı, b) görüntünün DBÖ dağılımı.....	123
Şekil 82.	Yola Doğrulma algoritması.....	125
Şekil 83.	Çeşitli yol görüntülerine ufuk çizgisi yönteminin uygulanması: a) tek şeritli yol, b) kenar çizgili yol, c) stabilize yol.....	127
Şekil 84.	Görüntü dilimlerinin seçimi.....	128
Şekil 85.	Gerçek dünya koordinatlarına dönüştürülecek görüntü noktaları	130
Şekil 86.	Eşleştirme yaparak ufuk noktasının bulunması.....	132
Şekil 87.	Düşey dilimleme ızgarası ve eşleştirme grafiği.....	134
Şekil 88.	Kötü konumlandırma durumunda eşleştirme.....	135
Şekil 89.	Paralel kenarların bulunması.....	136
Şekil 90.	a) Kamera görüntüsü, b) , c) yatay üst ve alt görüntü dilimleri, d) , e) düşey sol ve sağ görüntü dilimleri, f) bu görüntü dilimlerinin piksel boyutunda karşılaştırılması .....	137
Şekil 91.	$(X_0, Z_0)$ merkezli eğrisel yol modeli.....	149
Şekil 92.	Yol koordinat sistemi.....	149
Şekil 93.	a) 2-B yol görüntüsü, b) bu görüntünün 3-B gerçek dünyaya dönüştürülmüş biçimi .....	151
Şekil 94.	a) 2-B yol görüntüsü, b) bu görüntünün 3-B gerçek dünyaya dönüştürülmüş biçimi .....	152
Şekil 95.	Görüntüden çıkarılan denetim bilgileri.....	155
Şekil 96.	Üyelik fonksiyonlarının seçimi.....	156
Şekil 97.	Denetim hareketinin mümkün olabilen değer aralığı.....	157
Şekil 98.	Uzak ve yakın görüntü dilimi seçme.....	159
Şekil 99.	Denetim etkisinin iyileştirilişi.....	160
Şekil 100.	$(X, Z)=(2, 0)$ ve $\theta_m=10^0$ iken, a) arabanın konum değişimi, b) $u(k)$ tekerlek açısının değişimi, c) $\theta_m$ yön açısının değişimi ..	161
Şekil 101.	$(X, Z)=(-4, 0)$ ve $\theta_m=45^0$ iken, a) arabanın konum değişimi, b) $u(k)$ tekerlek açısının değişimi, c) $\theta_m$ yön açısının değişimi ...	162

- Şekil 102.  $(X,Z)=(4,0)$  ve  $\theta_m=20^0$  iken, a) arabanın konum değişimi,  
b)  $u(k)$  tekerlek açısının değişimi, c)  $\theta_m$  yön açısının değişimi.. 162
- Şekil 103.  $(X,Z)=(7,0)$  ve  $\theta_m=80^0$  iken, a) arabanın konum değişimi,  
b)  $u(k)$  tekerlek açısının değişimi, c)  $\theta_m$  yön açısının değişimi . 163
- Şekil 104.  $(X,Z)=(-7,0)$  ve  $\theta_m=-80^0$  iken, a) arabanın konum değişimi,  
b)  $u(k)$  tekerlek açısının değişimi, c)  $\theta_m$  yön açısının değişimi .. 163
- Şekil 105.  $\theta_m=10^0$  iken hareket eden arabanın  $(X,Z)=(4,50)$  noktasında  
sola keskin bir dönüş yaparken: a) arabanın konum değişimi,  
b)  $u(k)$  tekerlek açısının değişimi, c)  $\theta_m$  yön açısının değişimi 164
- Şekil 106.  $\theta_m=0^0$  iken hareket eden arabanın  $(X,Z)=(4,50)$  noktasında  
sola keskin bir dönüş yaparken: a) arabanın konum değişimi,  
b)  $u(k)$  tekerlek açısının değişimi, c)  $\theta_m$  yön açısının değişimi 164
- Şekil 107.  $\theta_m=5^0$  iken hareket eden arabanın  $(X,Z)=(8,60)$  noktasında  
sola keskin bir dönüş yaparken: a) arabanın konum değişimi,  
b)  $u(k)$  tekerlek açısının değişimi, c)  $\theta_m$  yön açısının değişimi 165
- Şekil 108.  $\theta_m=10^0$  iken hareket eden arabanın  $(X,Z)=(8,60)$  noktasında  
sola keskin bir dönüş yaparken: a) arabanın konum değişimi,  
b)  $u(k)$  tekerlek açısının değişimi, c)  $\theta_m$  yön açısının değişimi 165
- Şekil 109.  $\theta_m=10^0$  iken hareket eden arabanın  $(X,Z)=(-4,50)$  noktasında  
sağa keskin bir dönüş yaparken: a) arabanın konum değişimi,  
b)  $u(k)$  tekerlek açısının değişimi, c)  $\theta_m$  yön açısının değişimi 166
- Şekil 110.  $\theta_m=0^0$  iken hareket eden arabanın  $(X,Z)=(-4,50)$  noktasında  
sağa keskin bir dönüş yaparken: a) arabanın konum değişimi,  
b)  $u(k)$  tekerlek açısının değişimi,c)  $\theta_m$  yön açısının değişimi 166
- Şekil 111.  $\theta_m=-5^0$  iken hareket eden arabanın  $(X,Z)=(-15,50)$  noktasında  
sağa keskin bir dönüş yaparken: a) arabanın konum değişimi,  
b)  $u(k)$  tekerlek açısının değişimi, c)  $\theta_m$  yön açısının değişimi 167
- Şekil 112.  $\theta_m=0^0$  iken hareket eden arabanın  $(X,Z)=(-7,60)$  noktasında  
sağa keskin bir dönüş yaparken: a) arabanın konum değişimi,  
b)  $u(k)$  tekerlek açısının değişimi, c)  $\theta_m$  yön açısının değişimi 167

Şekil 113. Üç altpatern dilimli çağrışimli ağ.....	169
Şekil 114. Dört dilime ayrılmış değişik karakter örüntüleri.....	170
Şekil 115. Dört dilime ayrılmış değişik geometrik örüntüler.....	170
Ek Şekil1. Doğrusal perspektifin özellikleri .....	184
Ek Şekil 2. Koordinat sistemleri.....	184
Ek Şekil 3. Basit bir görüntüleme işlemi .....	187



## TABLolar DİZİNİ

	<u>Sayfa No</u>
Tablo 1. Fiziksel ve yapay sınırların karşılaştırılması.....	32
Tablo 2. Bulanık sistemler ile yapay sinir ağlarının karşılaştırılması.	50
Tablo 3. Problem çözümündeki yeterlilikle ilgili bir karşılaştırma...	50
Tablo 4. Hava durumu doğal kümesi için atanmış üyelik dereceleri..	61
Tablo 5. Arabanın hareketini belirleyen kurallar kümesi.....	83
Tablo 6. $x=-10$ ve $\alpha=89^0$ başlangıç koşulları için arabanın durulama üyelik dereceleri.....	85
Tablo 7. $P_{31}$ polinomuna ilişkin maske.....	106
Tablo 8. Doğrusal yol için denetim kuralları.....	156
Tablo 9. Sola dönme için denetim kuralları.....	157
Tablo 10. Sağa dönme için denetim kuralları.....	158
Tablo 11. Değişik yöntemler için ZIP kod örüntü tanıma oranları.....	172

## SEMBOLER DİZİNİ

$m_{pq}$	: (p+q). dereceden moment
$M_{pq}$	: p. dereceden q tekrarlı moment
$I(x,y)$	: Görüntü parlaklığı
$P_{pq}$	: (p+q). dereceden karmaşık polinom
$i_m$	: Ppq karmaşık polinomunun sanal kısmı,
$\phi$	: Karmaşık polinomun açısı
$l$	: Kenarın birim daire merkezine olan uzaklığı
$h$	: Kenar adım yüksekliği
$g$	: Kenar çatı eğimi
$m$	: Maske boyutu
$\beta$	: Kameranın yer düzlemi ile yaptığı açı
$P_x$	: Pikselin gerçek dünyadaki x koordinatı
$P_z$	: Pikselin gerçek dünyadaki z koordinatı
$H$	: Kamera yüksekliği (metre)
$F_x$	: x yönünde kamera odak uzaklığı
$F_y$	: y yönünde kamera odak uzaklığı
$S_x$	: Görüntü düzlem boyunun yarısı
$S_y$	: Görüntü eninin yarısı
$r$	: Öteleme miktarı
$\Delta I[r]$	: Uzak ve yakın görüntü dilimleri arasındaki toplam parlaklık farkı
$i_L[x,y]$	: Yakın görüntü dilimi
$i_H[x,y]$	: Uzak görüntü dilimi
$w_i$	: Sınır eklemi ağırlıklandırma katsayısı
$y$	: Sınır çıkışı
$T$	: Sınır hücresinin eşik değeri
$f$	: Doğrusal olmayan etkinleme fonksiyonu
$\Gamma$	: Doğrusal olmayan sigmoidal etkinleme fonksiyonu
$F$	: İki kutuplu sistemler için doğrusal olmayan izdüşüm
$x_k$	: Sınır hücresinin bir girişi
$y_k$	: Sınır hücresinin bir çıkışı

$M$	: İzdüşüm matrisi
$t_k$	: Hedef çıkış
$\delta_k$	: Sınır hatası
$\rho$	: Öğrenme oranı
$B$	: Bir görüntüde ayrılabilir bölge sayısı
$J$	: Gizli katman boyutu
$\mu$	: Üyelik fonksiyonu
$\mu_A(x)$	: $x$ 'in $A$ kümesinde üyeliği
$R^n$	: $n$ boyutlu Euclidian vektör uzayı
$\cup$	: Birleşim
$\cap$	: Kesişim
$\vee$	: OR işlemi
$\wedge$	: AND işlemi
$A_\alpha$	: $A$ bulanık kümesinin $\alpha$ kesimi
$X$	: Evrensel küme
$ A $	: $A$ bulanık kümesinin sayısal büyüklüğü
$z^*$	: Bulanık mantıkta durulama değeri
$DBÖ$	: Doku Benzersizlik ölçüsü
$x$	: Yol şeritinin ortasından arabanın sapması
$\alpha$	: Arabanın yön açısı
$u(k)$	: Arabanın ön tekerlek açısı
$I_r$	: Görüntünün kırmızı bileşeni
$I_g$	: Görüntünün yeşil bileşeni
$I_b$	: Görüntünün mavi bileşeni
$R_{sol}$	: Eğrisel yolun iç kenarının merkeze uzaklığı
$R_{sağ}$	: Eğrisel yolun dış kenarının merkeze uzaklığı
$X_0, Z_0$	: Eğrisel yolun merkez koordinatları
$\theta$	: Araba eksenini ile yol eksenini arasındaki açı
$l_a$	: Arabanın boyu
$v_a$	: Arabanın hızı
$t_a$	: Örnekleme aralığı
$d_u$	: Arabanın önündeki engele uzaklığı



- $d_k$  : Arabanın önündeki köşeye uzaklığı  
 $\theta_k$  : Doğrusal yolda arabanın yol köşesi ile yaptığı sapma açısı  
 $\theta_m$  : Arabanın yönü ile yol eksenindeki açı  
 $\theta_x$  : Araba eksenini ile araba yönü arasındaki açı  
 $d_x$  : Arabanın önündeki engele uzaklığı  
 $Z_i$  : Hesaplanan denetim değeri  
 $Z_t$  : Güvenli denetim değeri  
 $S$  : Benzerlik ölçüsü  
 $q$  : İlişki ölçüsü



## 1. GENEL BİLGİLER

### 1.1. Giriş

İnsanoğlu uzun yıllar kendine özdeş bir makina yapmak için çalışmıştır. Bu çalışmalar biyolojik alanda kendini kopya etmeye, elektromekanik alanda ise akıllı robotlar yapmaya yöneliktir. Akıllı robotlardaki ana ilke, insan gibi düşünebilen, insan gibi davranan, hareket yeteneği olan ve kendine verilecek her türlü emri eksiksiz ve itirazsız yerine getiren bir hizmetçi icat etmektir. İnsan daima sağlık koşulları açısından çalışmasının sakıncalı olduğu veya yapmak istemediği bazı işleri yapacak akıllı bir makinaya ihtiyaç duymuştur. Bu amaçla böyle bir makinanın temelde, görme, görerek ve gördüklerini değerlendirerek hareket etme, konum çıkarma ve konum değiştirme özelliklerinin bulunması gerekir. Ayrıca gören arabanın gördüklerini yorumlama ve karar verme yeteneğinin olması, ve verdiği kararları bir sonuç çıkarımı ile harekete dönüştürmesi arzulanır.

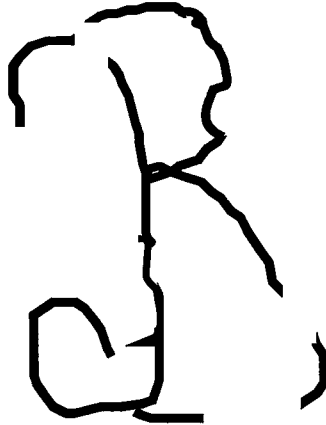
Makinanın görmesi, göz görevini gören bir veya birden fazla kamera ile alınan görüntülerin işlenerek gerekli bilgilerin çıkarılmasına dayanır. Bu bilgiler akıllı makinanın çevresini kuşatan her türlü cisim ve yolu içerebilir. Bu görüntü değerlendirme işlemi "*görüntü işleme*" olarak isimlendirilir.

Gören makina, görüntünün işlenmesiyle elde edilen özellikleri (features) yorumlama yeteneğine sahip olmalıdır. Bu yorumlama insandaki biyolojik yorumlamaya ne kadar yakın olursa makinanın insan yeteneklerine o denli benzeşimi sağlamış olur. Yorumlama öğrenmeyi gerektirir. İnsanın öğrenme sisteminin çalışma ilkesi, gördüklerini daha önce görüp öğrendikleri ile karşılaştırarak, eşleşme durumunda eskiyi devam ettirme, eşleşmeme durumunda ise bilgileri güncelleme ilkesine dayanır. Bu özellikleri içeren akıllı bir makina, insana daha çok benzeyen doğru ve hızlı karar verebilen bir yapıya sahip olur.

Gören ve gördüklerini değerlendirebilen makinanın önemli özelliklerinden biri de elde ettiği bilgileri değerlendirerek yapılacak işe uygun hale getirmesidir. Örneğin sürücüsü olmayan bir araba, konum değişimlerini küçük hata ve osilasyonla en kısa sürede

gerçekleştirebilmelidir. Bu ise iyi bir araba modelinin geliştirilmesini ve gerçekleştirilmesini zorunlu kılar.

Görüntülerin işlenmesi ve örüntülerin (pattern) makina tarafından tanınması, çok yetenekli algoritmaların geliştirilmesi ile mümkündür. Sayısal bilgi işlemede bilgisayarlar insan beynine göre çok daha hızlı olmasına rağmen ses tanıma, görüntü tanıma gibi büyük hesaplama gerektiren konularda insan beyni bilgisayarlardan çok daha hızlı ve etkin kararlar verebilir. Örneğin, insan beyni insan yüzü tanıma gibi karmaşık işlerde, çok iyi tanıma algoritması kullanan bilgisayarlara göre daha hızlı ve sağlıklı kararlar verebilmektedir. Özellikle güvenlikle ilgili çalışmalarda insan veya olay tasvirlerinde insan beyninin üstünlüğü açıkça ortaya çıkmaktadır. İnsan beyni çok kısa süreyle görmüş olduğu bir veya daha fazla kişiyi daha sonra ayrıntıları ile tanımlayabilmektedir. Buna suç işleyen kişilerin robotik resim çizimleri örnek verilebilir. Bütün bu üstünlükler insan beyninin çok süper bir makina olduğunu gösterdiği halde bazı basit hesapsal işlem gerektiren durumlarda çok doğru cevap veremeyebilir. Buna rağmen, insan beyninin en büyük üstünlüğü gerek 2-boyutlu (2-B) gerekse 3-boyutlu (3-B) görüntü işleme ve tanımda, paralel bilgi işleme yeteneği sayesinde, hızlı ve etkin kararlar verebilmesidir. Örneğin, el yazısı karakterlerini sınıflandıran ve tanıyabilen akıllı makinalara tanıyacakları karakterlerin biçimlerinin bu karakterlerin görüntüleri sayesinde önce öğretildiği ve daha sonra tanınması için sunulduğu bir durum incelensin. Düzgün "B" karakterini öğrenen böyle bir makinaya şekil 1'de verilen bozuk "B" karakteri sorulduğu zaman, makina yanlış karar verebildiği halde insan beyni bunu kolaylıkla "B"ye benzetebilmektedir.

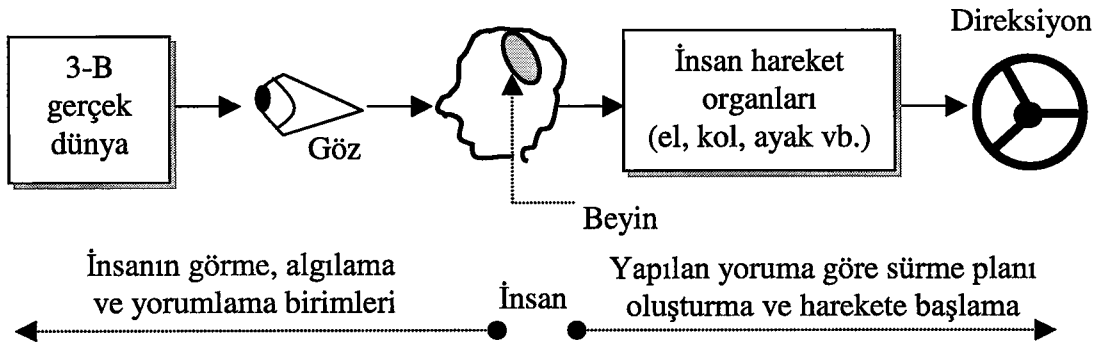


Şekil 1. Elyazısı "B" karakteri

İnsan beyni daha önceden öğrendiği referans *B* görüntüleriyle bu "*B*" karakterini karşılaştırarak tanıma işlemini gerçekleştirir. Akıllı makinanın ne derece tanıyabilir olduğunu veya diğer bir deyişle verimini, öğrendiği bilgilerle kendisine yeni sunulan bilgiler arasında benzerlik kurmayı sağlayan yöntemin yeteneği belirler.

İnsanların tanıyabilme yeteneği tamamen eski deneyimlerinin bir sonucudur. Deneme yanılma yöntemi de tanımaya yardımcı olan diğer bir unsurdur. Makinaların öğrenmeleri ancak güçlü öğrenme algoritmalarıyla programlanmış bu makinaların tanıyacakları varlıklarla uzun süre eğitilmesi sonucunda mümkün olur. Öğrenme yeteneğinin iyileştirilmesi ile daha akıllı makinalar yapılabilir. Şekil 2'de insan araba kullanımının basit bir modeli verilmiştir. İnsan öncelikle gözü yardımıyla çevresini gözetler ve aldığı görüntüleri öğrenmiş olduğu eski deneyim ve bilgi birikimi ile karşılaştırarak yapılacak iş hakkında karar verir. Burada bloklar halinde verilen her birim aslında karmaşık işlemleri oldukça hızlı gerçekleştirmektedir.

İnsan ve makinalar arasındaki ayırt edici özelliklerinden biri de 3-B cisimleri tanıma yetenekleri arasındaki farklılıklardır. İnsan beyni her türlü 3-B görüntüyü büyüklük ve hacim ölçülerini de içerecek şekilde tanıma yeteneğine sahip olmasına rağmen, akıllı makina veya bilgisayar, görüntü işleme yöntemleriyle ancak belirli görüntüleri ve izafi ölçülerle daha uzun zamanlarda tanıyabilmektedir. İnsan beyni elektronik elemanlardan milyonlarca kez yavaş işlem yapan sinirlerin anahtarlamasına sahip olmasına rağmen, paralel bilgi işleme yeteneği sayesinde çok önceden görmüş olduğu cisimleri veya görüntüleri hatırlayabilir.



Şekil 2. İnsanın görme, algılama ve hareket birimleri

Çoğu bilgisayarlar işlemleri seri yaparken insan beyni tamamen paralel bilgi işleme yeteneğini kullanır. İnsanla bilgisayar arasındaki farklardan biri de, bilgisayarlar bilgi işlemek için bir veya daha fazla merkezi işlem birimine (CPU), ve bilgileri saklamak ve daha sonra tekrar kullanmak için özel bir belleğe ihtiyaç duyarken, insan beyni hepsi birer basit işlemci olan sinir hücrelerinin milyarlarcasına (beyin için  $\sim 10^{10}$ ) sahiptir ve bilgiler ise  $10^{14}$  sinir eklemi bağlantısı (synaptic junction) adı verilen sinir bölümünde saklanır. Böylece biyolojik sinir ağı, paralel bilgi işleme yeteneği sayesinde çok karmaşık işlevleri kolaylıkla yapabilmektedir.

Örneğin, insan yüzünün tanınması probleminde insan herhangi bir yüzü 1 sn'nin altında tanıyabilmektedir. Sinirlerde bir işlemin yapılabilmesi için 3-5 msn'lik zamana ihtiyaç vardır, demek ki bir yüz tanıma probleminde yaklaşık  $1/(3 \cdot 10^{-3})$  adet paralel işlem gerekir. Çünkü her bir sinir bir bitlik işlem yapar [1,2].

Basit bir makina çok sayıda karmaşık işlevsel birimlerden genelde bir adet içerdiğinden bu birimlerden birisi başarısız olursa tüm sistem durur. Bununla birlikte beyinde bir veya daha fazla birimin bozulması sistemin tümünü etkilemez. Temelde akıllı makineler için bu birimlerin gerçekleştirdiği üç ayrı fonksiyon vardır. Bunlar görüntü işleme, tanıma ve karar verme, ve sonuç çıkarımıdır.

Akıllı makinelerin temeli, insanın fizyolojik yapısını modellemesi ve insana yakın kararlar vermesi ilkesine dayanır. Akıllı makineler konusunda önemli çalışma alanlarından biri de şoförsüz araba yapımıdır. Şoförsüz araba, iyi bir şoförde bulunması gereken tüm özelliklerin geliştirilecek akıllı arabaya kazandırılması ile mümkün olur. Bu çalışmada şoförsüz bir arabanın nasıl olması gerektiği vurgulanarak arabanın bilinmeyen bir yol boyunca hareketinin insandan bağımsız fakat insanın araba sürerken karşılaştığı tüm koşullar gözönüne alınarak benzetisi yapılmıştır. Bunu yaparken arabanın doğrusal olmayan dinamik modeli, gerçek dünya görüntüleri ile test edilmiştir. Test işleminde çizgili veya çizgisiz asfalt yollar ile stabilize yol içeren görüntüler kullanılmış ve sistem performansının çok yüksek olduğu görülmüştür.

Başarılı bir sistem, insan-makina arasındaki uyumsuzluğu gidermeyi ve kullanıcının fiziksel ve psikolojik karakteristiklerine göre insan-makina sistemini optimize etmeyi gerektirir. Bu yüzden insan merkezli sistemler doğalarındaki belirsizlik ve birbirini etkileme faktörlerinin değişiminden dolayı çok karmaşık ve analiz edilmeleri zordur. İnsan ile çalıştığı çevre arasındaki ilişkilerin muğlaklığı ve bulanıklaştırma, insanın düşünme sürecinin doğasını ve dış ortamı objektif algılamayı içerir.

Görsel algılama sürecini anlamak, görüntü sisteminin ve görüntü işleme algoritmasının geliştirilmesinde önemlidir. Görüntü bilgisi kendi başına bir cismin uzaysal frekans ve aydınlık (luminance) dağılımı gibi fiziksel niceliklerini gösterir. Alınan bu bilgide parlaklık, renk, ve kenar gibi özellikler bulunabilir. Görüntü işlemede esas olan bu özelliklerin belirlenmesidir. Genelde bir nesnenin aydınlığı çevresinde bulunan diğer nesnelere bağımsızdır. Bir nesnenin parlaklığı çevre aydınlığına bağlıdır. Bir nesne farklı çevrelerde aynı aydınlığa fakat farklı parlaklıklara sahip olabilir.

Bilgisayarla görme ve görüntü işleme konularını daha iyi yorumlayabilmek için insan gözünün fizyolojisini bilmek gerekir.

## 1.2. Görme Olayı

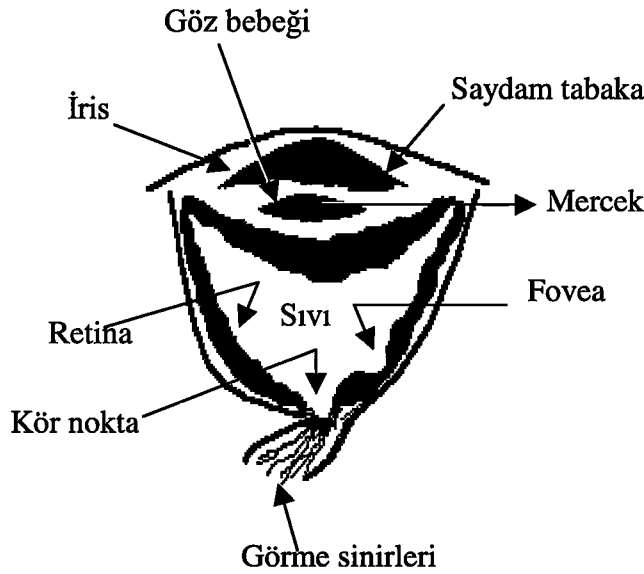
Gözün algılayabileceği ışık enerjisi, geniş bir elektromanyetik dalga dağılımının küçük bir bölümünü oluşturur. Örneğin radyo, televizyon, radar, ve röntgen dalgaları yukarıda belirtilen elektromagnetik dalga dağılımının içinde yer almasına rağmen gözümüz bu dalgaları algılayacak yetenekte değildir. Her elektromanyetik dalganın dalga boyu, dalga tepesi, ve dalga vadisi gibi özellikleri vardır. Görülebilen ışınların dalga boyları ışığın rengini (colour), dalga genişliği ise ışığın şiddetini (intensity) ya da parlaklığını (brightness) oluşturur.

Karmaşıklık ışık dalgasının saf mı, yoksa bir çok ışık dalgasıyla beraber mi bulunduğunu belirtir ve renk doyumu (saturation) olarak isimlendirilir. Saf renkler doymuş renklerdir.

Göz karmaşık fakat son derece mükemmel işleyen bir mekanizmaya sahiptir. Gözde birbirinden farklı yapılar bulunur [3]. Işık göze öndeki saydam tabakadan (cornea) girer. İris (iris) gözün renkli kısmıdır ve kaslardan oluşur. İrisin ortasında yer alan gözbebeği (pupil), iris kaslarının büzülme ya da gevşemesiyle büyüyüp küçülerek göze giren ışık miktarını denetler. Gözbebeğini geçen ışık göz merceğine (lens) gelir ve göz merceğinden geçerek retina (retina) üzerinde toplanır, şekil 3.

Göz merceği uzak ve yakın cisimlerin görüntüsünü retina üzerine açık ve net olarak düşürebilmek için sürekli uyum yapar. Yakındaki cisimlere bakarken mercek kalınlaşır, uzaktaki cisimlere bakarken ise incelir. Değişik nedenlerle göz merceği zamanla bu özelliklerini kaybedebilir.

*Retina:* Retinada iki türlü görme hücresi vardır. Hücrelerin şekillerinden dolayı birine çubukçuk (rods) diğere mızrakçık (cones) adı verilmiştir. Geniş bir ışın tayfına karşı duyarlı olan çubukçuklar aynı zamanda düşük şiddetteki ışığa da duyarlık gösterir. Bu nedenle geceleri daha çok çubukçuklar kullanılır. Mızrakçıklar renk algılamasını sağlarlar. Düşük şiddetteki ışığa karşı duyar değildirler. Bu nedenle gece görüşünde pek kullanılmazlar. Yani genelde iyi aydınlatılmamış ortamlarda gece görüşü siyah-beyazdır.



Şekil 3. Gözün çapraz kesiti

Görme sınırları bir araya toplanarak gözü terkederler. Sınırların göz küresinden çıkış noktasında görsel alıcı hücreler yoktur. Bu nedenle her iki gözde de bir kör nokta vardır. Günlük yaşantıda göz sürekli olarak küçük hareketler yaptığından bu nokta farkedilemez. Göz yapısı gereği hem karanlık ortama hem de ışıklı ortama uyum sağlayabilecek özelliklere sahiptir. İnsanlar renk duyusuna sahip olduğundan, birbirinden farklı renkleri ayırtedebilirler. Cisimlerin tanınması ve tazelik, bayatlık, eski yeni gibi özelliklerinin belirlenmesinde renk çok önemli bir bilgidir.

### 1.3. Özellik Çıkarma

Herhangi bir görüntünün algılanması ve yorumlanmasında renkle birlikte, görüntüde bulunan ve parlaklık farklarından elde edilecek kenar bilgileri, veya yüzeyler üzerinde yayılmış doku özellikleri cisimlerin tanınmasında ve ortamın yorumlanmasında çok önemlidir. Özellikle cisimlerin tanınmasında bu özelliklerin doğru olarak belirlenmesi gerekir. Bütün bu özellikler her cisim ya da ortam için tamamen birbirinden farklı olacağı gibi kısmen farklı ya da bunlardan bazıları farklı olabilir. Bu farklılıklar cismin ait olduğu türü yani sınıfı belirler. Bilgisayarla görme uygulamalarında bu özelliklerin aynen uygulanması gerekir. Bu özelliklerin çıkarılması görüntü tanıma ve yorumlama sistemlerinde iki özelliği öne çıkarır. Bunlar görüntü dilimleme ve bölge sınıflamadır. Görüntü dilimleme ve bölge sınıflama için görüntüde bulunan ve kenar olarak bilinen gri seviye geçişlerinin belirlenmesi veya yüzeyleri birbirinden ayıran doku bölgelerinin belirlenmesini gerektirir. Özellikle doku görsel algılamının temel özelliği olarak alınabilir.

Görüntü analizi genelde görüntü dilimleme olarak ele alınır. Dilimleme ile bir görüntü ayrık bölümlerine ya da nesnelere ayrılır. Bu dilimlere ayırma işlemi görüntü işleme ve sınıflamada önemli sorunlardan biridir. Bir görüntüdeki tüm dilimler veya nesnelere birbirinden yalıtıldığı zaman dilimleme sona erer. Örneğin bir görüntüde gökyüzü ve yeryüzü belirlendikten sonra, yeryüzündeki yol bilgisi çıkarılarak yolun konumu belirlenebilir. İlk adımda görüntüde bulunan yol bilgisi ortamdaki yalıtılır, daha sonra ise yol üzerinde bulunabilecek engeller belirlenir. Burada dilimleme için öncelikle yol kenarları ve diğer cisim veya bölgelerin sınırlarının belirlenmesi gerekir. Böyle bir



görüntüde yol düzgün bir değişime sahip değilse, yani bozuk bir yol ise, yol dokusu kullanılarak yol sınırlarının belirlenmesi en uygun çözümdür.

Tek renkli görüntülerde dilimleme algoritmaları gri-seviye değerlerinin iki temel özelliğinden biri ile açıklanır: Süreksizlik veya benzerlik. İlk kategorideki yaklaşım gri seviyedeki kesin değişimlere göre görüntüyü dilimler. Bu kategoride görüntüdeki çizgi, kenar, yalıtılmış noktaları belirler. İkinci kategorideki ana yaklaşım görüntüde bütünlük arz eden en küçük bilginin tekrarlanma alanını belirlemeye dayanır.

Bir görüntünün dilimlenmesi kavramı, piksellerin gri seviyelerinin süreksizlikleri üzerine oturtularak statik ve dinamik görüntülerin her ikisine de uygulanabilir.

### 1.3.1. Süreksizliklerin Belirlenmesi

Sayısal görüntülerdeki nokta, çizgi, ve kenar gibi özelliklerin belirlenmesinde bir çok yöntem vardır. En çok kullanılan yaklaşım bu özellikleri çıkarmaya yarayan maskelerle görüntüleri taramaya dayanır. Örneğin şekil 4'te 3×3 boyutlu bir maske gösterilmiştir. Bu yöntem gri seviyeli görüntü değerleri ile maske katsayılarının çarpımlar toplamına dayanır. Burada görüntü üzerindeki herhangi bir noktaya maskenin yanıtı aşağıdaki gibi verilir [4].

$$R = w_{1,1} I_{1,1} + w_{1,2} I_{1,2} + w_{1,3} I_{1,3} + w_{2,1} I_{2,1} + \dots + w_{3,3} I_{3,3}$$

$w_{11}$	$w_{12}$	$w_{13}$
$w_{21}$	$w_{22}$	$w_{23}$
$w_{31}$	$w_{32}$	$w_{33}$

Şekil 4. 3×3 boyutlu bir maske

Burada  $I_{i,j}$  parlaklığı  $w_{i,j}$  katsayıları ile ilişkilendirilecek pikselin gri seviyesini gösterir. Genelde maskenin yanıtı kendi merkez konumu ile konumlandırılır. Maske bir sınır pikseline merkezlendiği zaman, yanıt kısmi komşuluk özellikleri kullanılarak hesaplanır. Nokta ve çizgi belirlemede kullanılacak basit maske örnekleri sırasıyla, şekil 5 ve şekil 6'da gösterilmiştir. Burada herhangi bir görüntü ile maskelerden biri katlandığı zaman maskenin yanıtı belli bir eşik değerini aşıyorsa orada bir sınır vardır denir.

Dilimleme veya bölge kenarı belirlemede görüntüdeki kenarların veya noktaların bulunması en önemli adımı oluşturur. Ancak bu bilgiler bölge sınırlarının belirlenmesinde başka yorumlamaları gerektirir. Görüntüdeki kenarlar her zaman bölge sınırlarına karşı düşmeyebilir.

-1	-1	-1
-1	8	-1
-1	-1	-1

Şekil 5. Sabit parlaklığa sahip zemin üzerinde farklı parlaklıktaki bir noktayı belirleyen maske

-1	-1	-1
2	2	2
-1	-1	-1

(a) Yatay çizgi

-1	-1	2
-1	2	-1
2	-1	-1

(b)  $45^0$  eğimli çizgi

-1	2	-1
-1	2	-1
-1	2	-1

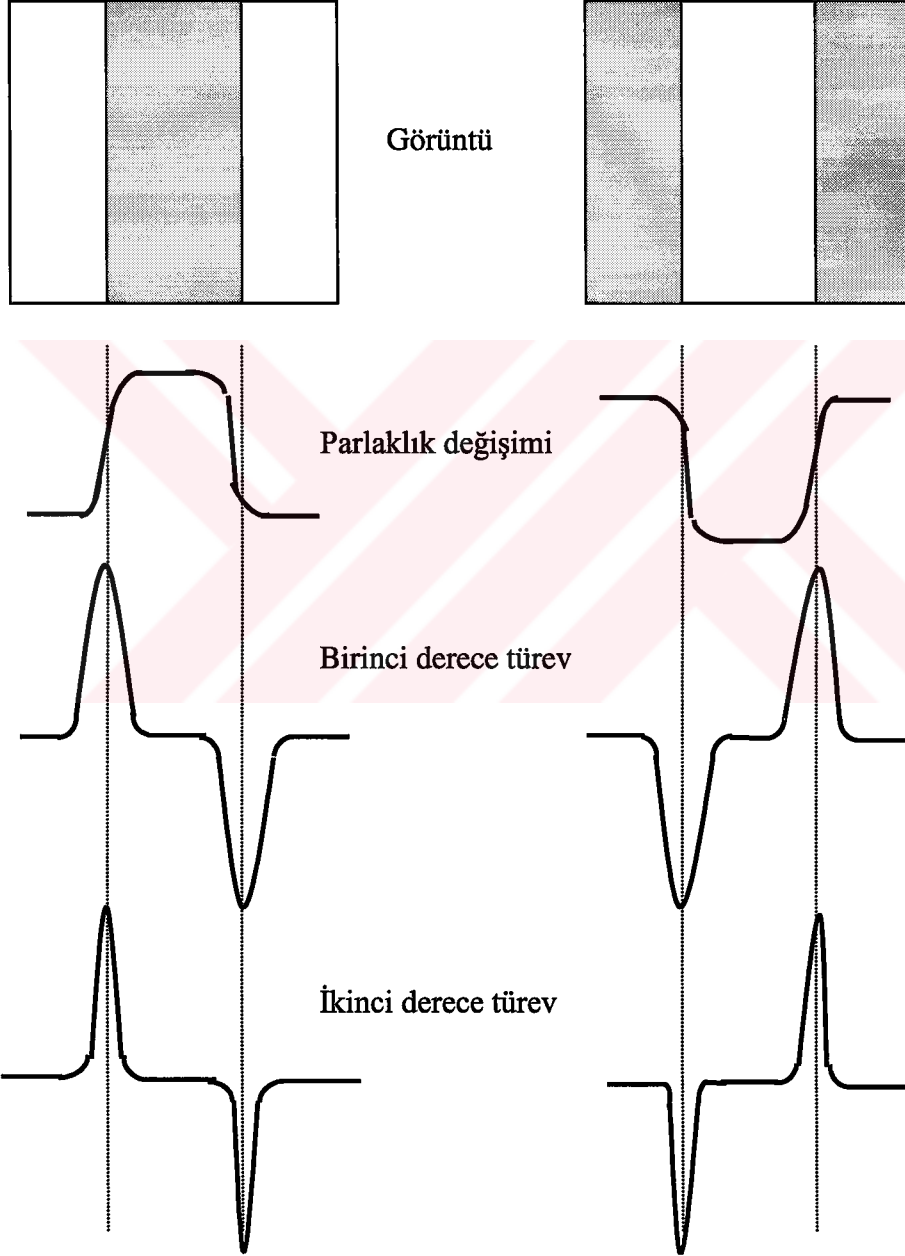
(c) Düşey çizgi

2	-1	-1
-1	2	-1
-1	-1	2

(d)  $-45^0$  eğimli çizgi

Şekil 6. Kenar belirleme maskeleri

Bir görüntüde bulunan iki bölgenin gri seviyeleri arasında belirgin bir fark varsa bu sınır kenar olarak yorumlanabilir. İki farklı bölge kendi içinde düzgün bir gri seviye dağılımına sahipse bu bölgelerin geçişleri kenarı tanımlar. Bu özellikler kullanılarak görüntüye dilimleme algoritmaları uygulanabilir. Genelde çoğu kenar belirleme teknikleri yerel türev işlemlerini kullanır, şekil 7.



Şekil 7. Birinci ve ikinci derece türevlerin pozitif-negatif veya tersi geçişleri kenar bilgilerini gösterir

Kenar, parlaklık deęerleri oldukça farklı iki piksel arasındaki sınır olarak tanımlanabilir. Görüntüdeki kenarlar parlaklık veya renkteki süreksizlik noktalarıdır. Kenarların algılanması bilgisayarla görmede önemli bir sorundur. Çoęu bilgisayarla görme algoritması görüntüdeki özelliklerin algılanmasına dayanır. Gerçek görüntülerde gürültüden dolayı kenar veya çizgilerin algılanması zordur. Gürültü, parlaklık deęişiminde büyük oranda rasgelelik yaratır. Gürültünün azaltılması genelde düzgünleştirme etkisi gösterir ve kenarların hatalı konumlanmasına yol açabilir.

Kenarlar; adım, rampa, veya çatı fonksiyonları ile modellenenebilir. Gerçek kenarlar, gradyanın genlięi veya Laplace'ların sıfır geçişleri gibi sayısal türev işlemcileriyle algılanabilir. Çoęu kez bu türev işlemcileri ortalama aldıktan sonra uygulanır; çünkü bu işlemciler gürültüye çok duyardır. Çeşitli doęrultulardaki görüntü süreksizliklerinin algılanmasından sonra sonuçların birleştirilmesi görüntüdeki toplam kenarları verir. Ayrıca doğrusal veya eğrisel kenarların elemanların algılanması, polinom veya başka modeller uydurarak sağlanabilir [5, 6]. Kenarlar parlaklık veya dokudan yararlanarak da algılanabilir, çünkü insan farklı dokular arasındaki kenarları algılama yeteneęine sahiptir.

İlk kenar algılama yöntemleri uzay ekseninde görüntünün birinci derece türevi veya gradyanını hesaplayan yerel işlemciler kullandı. Birinci derece türevin yerel maksimum noktaları kenar noktaları olarak alındı [7]. Gradyan işlemci teknięinden daha iyi performans veren yeni kenar algılama teknikleri, ardından kenar noktalarını yerleştirmek için sıfır-geçiş algılamasının geldięi, düzgünleştirilmiş görüntünün ikinci derece türevini hesaplar [7]. Bazı teknikler parlaklık daęılımını yaklaşımlandıran yüzey veya polinomlar uydurarak ve onların karakteristiklerini belirleyerek kenar algılar. Haralick adım kenarları algılamak için göz modeline dayanan sıfır geçişli kenar algılayıcı kullandı [7]. Gerçek görüntülerde parlaklık kenarlarını adım kenarları olarak modellemek her zaman mümkün deęildir. Böyle kenar algılayıcıların performansı, kenarları algılamanın yanı sıra kenar yerleştirme bakımından da düşer.

Son zamanlarda 1-boyutlu (1-B) karmaşık kenarların algılanması için karesel süzgeçleme teknięi kullanıldı. Bu kenarlar adım, tepe, ve çatıların birleşimi olarak

modellendi [8]. Yüksek performanslı kenar işlemcileri kenara çapraz yönde fark alarak elde edilebilir. Canny, 2-B Gauss ile görüntüyü katlayarak (convolution) ön-işleme önermiştir. Ayrıca ayırıt yönündeki (gradyan yönüne dik) piksel değerlerinin değışintisi çok büyük olduğunda, yönlü türevin değeri büyük olduğu zaman bile, kenar algılamanın durdurulmasını önermiştir.

Kenar belirleme konusunda yapılan diđer bir çalıřma da çatı ve adım kenarların belirlenmesine dayanır. Böyle bir çalıřma bir piksel ve onun çevresinde bulunan komřu pikselleri kullanarak kenar arařtırması yapar. Kenarlar çok sayıda parçalı polinomlar olarak varsayılır ve kenarlar farklı polinomlar arasındaki süreksizlik boyunca konumlandırılır [9].

Kenar modeli ve yerel enerji yaklaşımı kullanılarak altpiksel doğrulukta kenar belirleme ile ilgili çalıřmalar yapılmıştır. Aday kenar parametrik kenar modellerinin birisiyle modellenir, ve en azaltımlı karesel hata tekniđi ile inceleme yapılır [10].

Derinlik görüntülerini de kullanarak cisimlerin kenarlarını belirleme konularında arařtırmalar yapılmıştır. Böyle bir çalıřmada kenarlar üç sınıfa ayrılmıştır. Bunlar bükülmeli kenarlar, yarı adım kenarlar, ve sınır kenarlarıdır. Bir kenar bu üç sınıftan birine denk düşürülür [11].

Cisimlerin dönme ve öteleme durumları gözönüne alınarak kenar belirlemesi stereo görüntüler ve karmařık moment kullanarak yapılmıştır [12].

Tezde, Zernike momente dayalı bir kenar algılama yöntemi kullanılmıştır. Yöntem ilk defa dış ortam görüntülerine uygulanarak yapay sinir ağlarının yardımıyla cisimlerin tanınması için kullanılmıştır. Görüntü dilimlemede kullanılan diđer bir yaklaşım görüntüde bulunan doku değışimlerinden yararlanarak dilimleme yapmaktır. Bu tezde dokuların benzersizliklerini değerlendirerek kenar belirleme ve doku bölgesi tanımaya yönelik yeni bir yöntem geliştirilmiş ve özellikle stabilize yol kenarlarının belirlenmesine uygulanarak bu probleme bir çözüm getirmiştir.

## 1.4. Doku (Texture)

Bütün yüzeylerde az veya çok bulunan ve cisimlere doğallık kazandıran yüzeye ilişkin en küçük ayrıntıya doku denir. Ormandaki bir ağaç doku elemanı oluştururken, bahçede yalnız başına bulunan bir ağaç doku elemanı olmayıp cisimdir. Çoğu zaman yüzeyin en belirleyici karakteristiği olduğu için uçak similatörleri, çok boyutlu uzaysal görüntüler, tıpta mikroskopik incelemeye dayalı tıbbi uygulamalar, dış ortam görüntüleri, ve gören makinalarda doku üretimi veya dilimlenmesine raslanılmaktadır.

Bilgisayarla görmede en önemli adımlardan biri doku dilimleme ve sınıflamadır. Bu süreçte görüntü renk, doku, ve parlaklık gibi özellikler kullanılarak bölgelere ayrılabilir. Renk veya parlaklık bilgisinin dilimleme için yeterli olmadığı durumlarda görüntü dilimlemenin dokuya dayalı yapılması tek caredir. Eğer bir cismin gri seviyesi basit küçük biçimlerden oluşuyorsa bu cisim dokuya sahiptir. Doku ölçüsü cismin gri seviyesindeki değişimin doğasını belirlemeyi gerektirir. Normalde dokunun özelliği cismin konumu, dönmesi, boyutu, biçimi ve ortalama gri seviyesinden bağımsızdır.

Bir bölgenin dokusunu tanımlamak için görüntü işlemede istatistiksel, yapısal, ve tayfsal olmak üzere üç ana yaklaşım kullanılır [13]. İstatistiksel yaklaşım dokuyu düzgünlüğü, kabalığı (coarse), tanecikliği (graining) gibi özellikleri ile karakterize eder. Yapısal teknikler dokuyu tanımlayacak şekilde görüntü ilkelerini (primitive) dokuyu uzayda temsil edecek şekilde düzenler. Tayfsal özellikler Fourier tayfına dayanır, ve görüntüdeki enerji değişimini inceler.

### 1.4.1. İstatistiksel Doku Özellikleri

Doku türünü belirlemek için en basit yaklaşımlardan biri görüntü ya da bölgenin gri-seviye histogramının momentlerini kullanmaktır.  $z$  rastgele bir değişkeni ve ayrılabilir parlaklık seviyelerinin sayısı  $i=1,2,3,\dots,L$  olmak üzere  $P(z_i)$  ayrık görüntü parlaklıklarını gösterebilir. Buna göre  $n$ . dereceden  $z$  momentinin ortalaması aşağıdaki gibi verilebilir.

$$\mu_n(z) = \sum_{i=1}^L (z_i - m)^n P(z_i) \quad (1)$$

burada  $m$  ortalama parlaklık ya da  $z$  deęerlerinin ortalamasıdır.

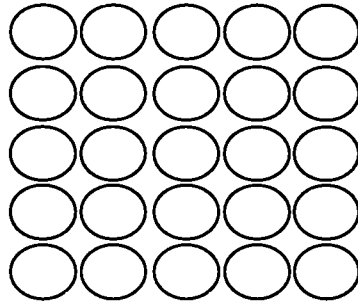
$$m = \sum_{i=1}^L z_i P(z_i) \quad (2)$$

### 1.4.2. Yapısal Özellikler

Dokunun yapısal yaklaşımı doku örüntüsünü oluşturan doku ilkellerininin uzaysal dağılımı olarak düşünülebilir. Bu ilkeller tekrarlanan küçük nesnelerdir. Böylece bu tür örüntülerde özellik çıkarımı bu ilkelerin konumlandırılması ve uzaysal dağılımının düzenlenmesi ile olur. Yapısal yaklaşıma şekil 8'de bir örnek verilmiştir. Burada doku ilkelleri çemberlerden oluşmaktadır.



(a)



(b)

Şekil 8. a) Doku ikeli, b) ilkel kullanılarak üretilen 2-B örüntü

### 1.4.3. Tayfsal Doku Özellikler

Verilen herhangi bir görüntü için, 2-B Fourier dönüşümü, görüntü dokusu üzerindeki bilgilerin tamamını içerir. Böylece cisimlerin kendilerinden olduğu kadar, tayflarından da doku özellikleri elde edilebilir. Fourier tayfı bir görüntüde, periyodikliğin yönünü ya da aynı zamanda 2-B örüntülerin periyodikliğini tanımlamak için kullanılır.

Dokuyu tanımlamada genelde Fourier tayfının üç özelliği gereklidir.

- . Doku örüntülerinin ana düğümlerini veren önemli tayf tepeleri
- . Örüntülerin temel uzaysal periyodunu veren tepelerin frekans düzleminde konumlandırılması
- . Süzgeçleme sonucu periyodik olmayan görüntü elemanlarının yok edilmesi, bunlar istatistiksel tekniklerle belirlenir. Gerçek bir görüntünün tayfı orijine göre simetrik olduğundan frekans düzleminin yarısının incelenmesi yeterlidir. Böylece her periyodik örüntü ikiden ziyade tek bir tepeye sahiptir.

Görüntü dilimleme ve tanımaya yönelik çalışmalarda yukarıdaki üç yöntemden de yararlanılmaktadır. Hangi yöntemin daha iyi sonuç verdiği, tamamen yapılacak çalışmanın alanıyla ilgilidir. Doku yardımıyla görüntü dilimlemeye yönelik bir çok çalışma yapılmıştır.

Bu çalışmaların birinde, doku analizinde ölçek seçimine çözüm getirilmeye çalışılmıştır [14]. Özellik ölçeği ve istatistiksel ölçek olmak üzere iki farklı ölçek parametresi tanımlanmıştır. İstatistiksel ölçek ortalama hesaplamak için kullanılan bölgelerin boyutudur. Makalede dokunun modeli olarak yeknesak (homogenous) rasgele fonksiyonların sınıfı tanımlanmakta ve yeknesak sentetik görüntüler için bir dilimleme algoritması verilmektedir. Algoritma aynı dokuya sahip yüzeylerde aynı anda incelenen doku bölgesi ölçeğinin değiştirilmesiyle nasıl bir sonuca ulaşılacağını incelemektedir. Dokular suni ve yapısal olarak aynı olduğu sürece doku bölgesinin büyük veya küçük seçilmesinin pek önemi yoktur. Önemli olan herhangi bir dokuda bu tür bir yöntemin nasıl sonuç vereceğidir.



Dokudan yaralanarak yol bilgisinin belirlenmesine yönelik başka bir çalışmada, görüntüler kırsal ve kentsel bölgeler olmak üzere göre iki bölümde ele alınmıştır [15]. Çalışmada sinir ağları kullanılmış ve karşılaştırılması olası tüm görüntü örnekleri kullanılarak eğitilmiştir. 2-B tek bir görüntü kullanarak 3-B cisimlerin tanınması bilgisayarla görmeye halen daha karmaşık bir problemdir. Çalışmada cisimler temelde yol ve yol olmayan olmak üzere iki sınıfa ayrılmıştır. Görüntü öncelikle bölgelerine ayrılarak her bölgenin mevcut özellikleri belirlenmeye çalışılır. Daha sonra bu özellikler ağa verilerek ağa öğretilmiş olan özelliklerle karşılaştırılır ve benzersizliğin en fazla sağlandığı özellik bilgisine ilişkin sınıf numarası çıkış olarak üretilir. Çalışmada bulut, yeşillik, yol çizgileri, bina gibi on iki farklı sınıf etiketi kullanılmıştır.

Sinir ağları kullanarak doku dilimlemeye yönelik diğer bir çalışmada, sinir ağlarının doku dilimleme ve etiketlemede nasıl kullanılabileceği gösterilmiştir. Dilimleme kısmı için kendinden organize özelliği haritaları kullanılır, ve dilimleme işlemi için renk ve doku özelliklerinden yararlanır [16]. Çok katmanlı bir perceptron, dilimleme süreci tarafından sağlanan bölge etiketleri ile eğitilmektedir. Araba, ev, yol, yeşillik ve gökyüzü gibi on bir ayrı sınıf etiketi kullanılmıştır. Bu çalışmada hem görüntü dilimleme hem de sınıflamaya sinir ağları kullanılarak çözüm aranmıştır. Dilimleme için kendinden organize özelliği haritası ve bölge sınıflama için çok katmanlı perceptron kullanılmıştır. Kendinden organize haritası dilimlemede doku ve renk kullanmanın önemini görsel olarak göstermek için çok katmanlı perceptron ise yüksek bir sınıflama yeteneği için kullanılmıştır. Sınıflamada önemli olan özellik seçimidir. Burada sınıflama amacıyla yirmi sekiz farklı özellik araştırması yapılmıştır. Bu özellikler bölgelerin ortalama, konum, boyut, dönme gibi bazı ölçütlerini içerirler. Görüntüde bulunabilecek farklı bilgi sayısı on bir ile sınırlandırılmıştır. Doğada belirtilen bu on bir farklı bilginin gerek renk gerekse doku açısından alabileceği sonsuz değer aralığı vardır. Bu değer aralıkları ışığın gelme açısına ve doğal zeminin yapısına bağlıdır. Sadece yol yapısı kullanılan malzemenin türüne (beton, asfalt, çakıl, stabilize vb.) göre çok farklılıklar gösterebilir. Tüm bunlar sistemin performansını etkiler ve geniş bir veri tabanına ihtiyaç duyar.

Dokularda meydana gelen bozulmaları veya hataları belirlemeye yönelik çalışmalar da yapılmıştır. Böyle bir çalışmada, özel komşuluk ilişkileri kullanılarak yerel görüntü

özelliklerinin çıkarılması gerekir. Hata belirlemenin hassasiyetini artırmak amacıyla, yerel görüntü özelliklerinde anlamı büyük olan hataları belirleyebilmek için komşuluklar mümkün olduğu kadar küçük tutulmalıdır. Bu çalışmada istatistiksel ölçülerin kararlılığına dayalı hemen hemen periyodik dokuların minimum yerel birbirine etkiyen komşuluklarını belirlemek için yeni bir yaklaşım verilmiştir [17]. Yerel birbirine etkiyen komşulukların boyutu, belirgin dokuların periyodik özelliğinden yararlanarak belirlenir. Böyle komşulukların boyutunun doku örüntüsünün periyodikliği ile orantılı olduğu gösterilmiştir. Yöntem ancak dokusu düzgün olan yüzeylerde iyi sonuçlar verir. Bu ise ancak suni dokularda veya kumaş gibi dokuma ürünlerinde sağlanabilir. Doğada bulunan dokularda aydınlatmanın, yüzeyin, veya değişik doğal olayların etkisi ile mutlaka az da olsa değişiklikler olur. Otonom taşıtlar da genellikle bu gibi ortamlarda hareket edeceğinden bu yöntemin doğal dokulara uygulanabilirliği sınırlıdır.

Hareketli bir kamera tarafından elde edilen görüntü dizilerinden çıkarılacak bilgilerle derinlik arasında bağlantı kuran ve görsel hareketten görüntünün ana bileşenlerini belirlemeye çalışan bir araştırma yapılmıştır [18]. Hareket sayesinde cisimlerin birbirinden ayırt edilmesine ihtiyaç duyulabilir. Böyle cisimler hareket parametrelerinin doğru ve kesin kestirimine izin verirler. Böylece kameradan uzakta olan hareketli küçük cisimler yakalanabilir. Sistem görüntü dizisinin dinamik bileşenlerinden bir çoğunu istismar edebilir. Sonuçlar belirlenen bölgelerdeki küçük ve yavaş hareket eden cisimlerin belirlenebileceğini göstermektedir.

Komşuluk gri-seviye farklı (NGLD-1) olarak isimlendirilen bir yöntemle, doku analizine istatistiksel bir yaklaşım getirilmeye çalışılmıştır [19]. Yöntem komşu piksellerin gri seviyelerinden hesaplanan farkların istatistiğine dayanır. Bu istatistik gri seviye fark değerlerinin sırasıyla sıfırdan küçük, sıfıra eşit, veya büyük olmak üzere üç kümesinden hesaplanır. Geniş boyuttaki pencerelerde görüntü sınıfları sınırlı sayıdadır. Çünkü görüntüdeki pencere boyutu hesap zamanını sınırlayarak yöntemin uygun olmamasına yol açar. Bu hız sorununu kısmen olsun giderebilmek için NGLD-2 olarak isimlendirilen yöntem verilmektedir [20]. Bu çalışmanın amacı doku analizine hız kazandırmaktır. Yöntemde komşu pikseller arasındaki ölçeklenmiş gri-seviye farklarının histogramı taban olarak alınır.

Pratikte, doku elemanları (texels) değişik ölçeklerde bulunabilir. Doğal görüntülerden gerekli doku elemanlarını bulmak zordur. Bütün boyutlardaki doku elemanlarını bulmak için çok ölçekli yaklaşım kaçınılmazdır. Böyle bir yaklaşım iki adımda uygulanır. İlk olarak doğal dokulu yüzeyden doku elemanları çıkarılır. İkinci olarak dönme, boyut, ve zıtlık (contrast) gibi çıkarılmış doku elemanlarının dağılımlarından doku sınırları belirlenir [21].

Cisim yüzeylerinin dokusal özelliklerini çıkarmaya yönelik diğer bir yaklaşımda, kendine benzer karesel Gabor dalgalarının bir ailesinin güç yanıtları incelenmiştir [22]. Bu modelde doku özellikleri karesel Gabor süzgeçlerinin güç yanıtlarıdır. Yöntem gelecekte geliştirilerek doğal görüntülerin geniş bir sınıfını adreslemek için kullanılabilir.

Doku yardımıyla örüntü sınıflama taneciklik, bulanıklık, süreksizlik gibi bir kaç parametreye göre yapılabilir. Fakat bu parametreler kabalık, yönlülük, düzgünlük gibi klasik özelliklerden farklı değildir [23]. Yöntem gerçek zamanda uygulanabilir değildir, ve parametrelerle ilişkili algoritmaların her birinin ardışık uygulamasını gerektirir.

Bitişik bölgelerde ortalama değerlerin yalnızca farklarına bakan bir algoritma geliştirilmiştir. Fakat görüntüde fazın ters dönmesi ya da zıtlığın değişmesi iki bölgeyi de aynı ortalama değere sahip kılabilir, böyle bölgeleri dilimlemek zordur. Bu probleme bir çözüm Ref [24]'de verilmiştir. Görüntü değerlerindeki değişimlerin yerel miktarı için doku ve renk görüntülerinin çözünürlüğünden daha yüksek çözünürlükte sınırları çıkarmak için kestirim yapılır. Bununla birlikte, yöntem oldukça yavaştır ve cisim tanıma ve biçim analizine uygun değildir. Tezde verilen doku dilimleme yönteminde yukarıda belirtilen zıtlık problemine çözüm getirilmiştir.

Gri-seviyeli dokuların analizine yönelik bir çalışmada 1-B Boolean modeli kullanılmıştır. Herhangi bir gri seviyeli görüntü farklı ölçütler kullanılarak sekiz ikili görüntüye bölünmüştür. Bu ikili görüntülerden herhangi biri 1-B Boolean modeli yardımıyla ayrıca analiz edilerek özellikleri çıkarılır. Sonuçta dokuların tanınmasında bu özellikleri ölçüt alan doku tanımaya yönelik yöntemlerden yararlanılır [25]. Burada dokunun gri-seviye değişiminin çok fazla olmadığı temel alınarak bir çalışma yapılmıştır.

Fakat doğada bu özelliğe sahip olmayan bir çok doku türü vardır. Yöntem bu doku türleri karşısında yetersiz kalacaktır.

Görüntülerde doku yapısını etkileyen önemli faktörlerden biri de odaklanma problemi. Kameranın tam odaklanamaması görüntü üzerinde farklı etkiler yapar. Bu etkiler görüntülerde bulunan doku yapısının değişmesine veya bozulmasına neden olurlar. Odaklanmanın görüntüye etkisi Ref [26,27]'de incelenmiştir.

Bu çalışmaların ilkinde hareketli kamerayı çevreleyen yüzeylerin içerildiği 3-B dünyada bir alan tanımlanır. Eğer statik cisimler ortamda herhangi bir yerde konumlandırılırsa, bu cisimlerin kamerada ürettiği optiksel akışın, geliştirilen teori ile kestirimi yapılır. Alan daima kameranın pinhole noktasına konumlandırılmıştır ve kamerayla hareket eder. Alanın yapısındaki değişimler kameranın ani hareketinin bir fonksiyonudur. Sistemde 3-B ortama dönüşüme ihtiyaç duyulmaz. Çalışmada otonom arabalar için 3-B dünya koordinatlarına ihtiyaç duyulmadan kamera sabitleme noktası yardımıyla hareket edilebileceği belirtilmektedir. Ancak gören otonom arabalara ilişkin bir çok özellik gerçek modeller üzerinde denenmemiştir.

İkinci çalışmada odaklanamama sonucunda görüntüde meydana gelen bulanıklaşmadan yararlanma yolları araştırılmıştır. Bir görüntüde iyi odaklanamama ya da bulanıklaştırmanın sağlayacağı bazı sakıncalar olabileceği gibi, bir takım üstünlükler de olabilir. İyi odaklanamama sonucunda dokuda meydana gelen değişimler görüntü kalite ölçüsünü değiştirmektedir. Doku kalitesinin bozulması doku süreksizliğini yani dokunun kaybolduğunu göstermektedir.

Mademki görüntü kalite ölçüsü doku değişiminin bir göstergesidir, o halde bu ölçüden doku analizinde veya doku dilimlemede yararlanılabilir. İşte bu tezin esası Doku Benzemezlik Ölçüsünden (DBÖ) yararlanarak görüntülerinde farklılık gösteren doku bölgelerini birbirinden ayıracak bir yöntem geliştirmektir.

## 1.5. Görme ve Tanıma

Gören ve gördüklerini değerlendirerek çevresini tanıyan bir makine yapmak için öncelikle tanıma için gerekli olan görme, gördüklerini öğrenme veya diğer anlamıyla saklayıp-geri çağırma gibi temel kavramların bilinmesi gerekir. Bu amaçla bu kavramların insandaki işleyişine ve değerlendirilişine bakmak, gören makinanın daha verimli çalışmasına ve insan karar mekanizmasına daha çok yaklaşmasınıışık tutacaktır.

### 1.5.1. Öğrenme

İnsanın öğrenmesini çağrışımlı öğrenme ve bilişsel (zihinsel) öğrenme olarak iki temel gruba ayırmak mümkündür. Bu grublardan çağrışımlı öğrenme klasik koşullanma ve edimsel koşullanma olarak iki alt birime ayrılabilir. Klasik koşullanmada organizma iki uyarıcının birbiri ile ilişkili olduğunu öğrenir; edimsel koşullanmada ise organizma belirli bir edinimin (davranımın) belirli bir sonuca getirdiğini öğrenir. Yapılan araştırmalar çağrışımsal öğrenmenin temelinde yeralan önemli ilkelerden bazılarının genelleme ya da pekiştirme, kazanma-sönme, ve ayırtetme gibi kavramalar olduğunu göstermiştir [3].

Genelleme sayesinde, karşılaşılan yeni uyarıcılara, daha önceden öğrenilen uyarıcılara benzerlik derecesine göre tepkide bulunulur. Ses, dokunma, renk, koku, ışık, tat gibi değişik uyarıcılara yapılan denemeler genelleme ilkesinin duyu organlarının tümü ile ilgili olduğunu gösterir.

Doğal uyarıcı ile koşullu uyarıcının birlikte verildiği her bir tekrara, deneme ve organizmanın iki uyarıcı arasındaki ilişkiyi öğrendiği devreye kazanma adı verilir. Doğal uyarıcı, herhangi bir nesne veya olaya herkesin duyduğu tepki olarak verilirken, koşullu uyarıcı bu tepkiyi öğretme yoluyla daha farklı nesne veya olaylara çekme olayıdır.

Ayırtetme genellemenin bir anlamda karşıtı ve aynı zamanda onu tamamlayan bir süreç olarak yorumlanabilir. Genelleme benzerliklere yapılan bir tepkidir, ayırtetme ise farklılıklara yapılan bir tepkidir. Ayırt etmeye aşağıdaki örnek verilebilir. Bir çocuk köpek tarafından ısılırsa, önce bütün köpeklerden korkmaya başlar; bu aşamada bir genelleme

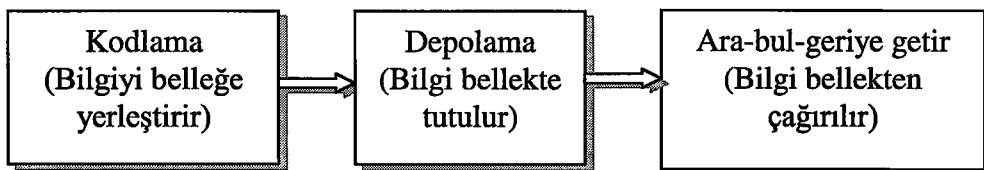
vardır. Bir süre sonra çocuk yalnız kendisini ısırın türden sahihsiz köpeklerden korkar ve diğev ev köpeklerinden korkmamaya başlar; bu aşama ise ayırtetme olarak ortaya çıkmıştır.

Yapılan herhangi bir davranış eyleme dönüşmeden önce zihinsel olarak yorumlanmakta ve daha sonra eyleme dönüşmektedir. Zihinsel öğrenme davranışın eyleme dönüşme aşamasında bir denetim birimi gibi görev yapmaktadır.

Herhangi bir olayın öğrenilmesi veya tanınması için bellek olarak nitelendirilen yerlerde saklanması gerekir. Belleklerde olayların depolanması değişik şekillerde olabilmektedir. Belleğin üç aşaması vardır: kodlama, depolama ve arayıp-bulup-geri getirme. Şekil 9'da belleğin bu üç aşaması gösterilmiştir. Unutma, bu üç aşamadaki süreçlerden birinin aksamasıyla açıklanmaktadır. Kodlama dış dünyadaki uyarıcıların belleğe kaydedilebilecek biçime dönüşmesine, depolama kodlanan bilginin tutulmasına ve ara-bul-geri getir işlemi de depolanan bir bilginin gerektiği zaman aranıp-bulunup geriye çağırılmasına verilen addır. Bu üç aşama kısa ve uzun süreli belleklere farklı görünüm gösterir. Görsel kodu da kullandığı halde, kısa süreli belleğin kullanmış olduğu en belirgin kod sessel koddur. Kısa süreli bellek biyofizik, uzun süreli bellek ise protein zincirlerinin oluşmasıyla gerçekleşen biyokimyasal bir süreçtir.

Kısa süreli bellek çok fazla bilgi saklayamaz. Bu nedenle kısa süreli saklanması gereken yeni bilgiler geldiği zaman daha önceden saklanan kısa süreli saklanmış bilgiler kaybolur.

Uzun süreli bellekteki bilgiler kullanılarak kısa süreli bellekteki yeni bilgileri daha büyük anlamlı bilgi grupları halinde toparlamaya bilgi kümeleme adı verilir ve kısa süreli belleğin kapasitesini artırmada tek yol olarak kullanılır.



Şekil 9. Belleğin üç aşaması

Uzun süreli bellekte bilgi temel anlamına göre kodlanır. Hatırlanması gereken yeni bilgiler ne kadar anlamlı ise ve birimler arasında ne kadar iyi ilişkiler kurulmuşsa, o kadar iyi hatırlanır. Birimler arasında ilişki yoksa, belleğin yeni bilgileri anlamlı biçimde örgütlemesi hatırlama düzeyini yükseltir. Öğrenilecek bilginin anlamı ne kadar ayrıntılı olarak işlenirse, birim bellekte o kadar iyi kalır.

Uzun süreli bellekteki unutmaların çoğu ara-bul-geri getir ipuçlarının ortadan yokolmasından ileri gelir; bir başka deyişle bilgi bellektedir, fakat o bilgiye ulaşacak ara-bul-geri getir ipuçları ortadan kaybolmuştur. Öğrenme sırasında bilgi örgütlenmişse ve öğrenmenin içinde yer aldığı bağlamla hatırlama anındaki bağlam birbirine benzerse, ara-bul-geri getir ipuçları da o kadar çok olur ve böylece hatırlama kolaylaşır. Ara-bul-geriye getir ipuçları, diğer öğrenilen bilgilerden bozucu etkiler olduğu ve heyecansal faktörler için içine girdiği zaman görevlerini tam anlamıyla yapamazlar ve unutmaya yol açarlar.

Belirli teknikler kullanılarak belleğin kapasitesini artırmak mümkündür. Kısa süreli bellekte kümeleme yoluyla öğrenilen birim sayısı artırılabilir. Uzun süreli belleğin kapasitesi hem kodlama hem de ara-bul-geri getir aşamasında bazı yöntemler kullanılarak artırılabilir. Kodlama aşamasında, *yer çağrışımı yöntemi* ve *anahtar kelime yöntemi* gibi belleğe yardımcı düzenleme teknikleri kullanılabilir. Öğrenilen bilginin ayrıntılarına inilerek de kodlama aşamasında belleğin kapasitesi artırılabilir. Ara-bul-geri getir aşamasında ise uzun süreli belleğin kapasitesini artırmak için örgütleme yararlı olacağı gibi, öğrenme ve hatırlama zamanlarındaki bağlamın benzerliği de yararlı olur.

İkili bellek kuramı, bilginin, kısa süreli bellekten uzun süreli belleğe aktarıldığını kabul eder. Bu kural belirli bir kazadan sonra, kazadan hemen önceki olayları hatırlayamama biçiminde kendini gösteren *geriye dönük bellek boşluğu* olayını açıkladığı gibi, beyinin hipokampus kısmının ameliyatla çıkarılmasından sonra ortaya çıkan ve yeni hiç bir şey öğrenememe biçiminde kendini gösteren *ileriye dönük bellek boşluğunu* da açıklar. Açıklamaların temelinde kısa süreli bellekten uzun süreli belleğe bilginin aktarılması anlayışı yatar.

Serbest hatırlama deneylerinde elde edilen bulguları da ikili bellek kuramı ile açıklamak mümkündür. Listenin sonundaki kelimeler henüz kısa süreli bellekte olduğu için, listenin başındaki kelimeler ise ilk başlarda tekrar edilme olanağı bulunduğu için hatırlanırlar. Ne var ki ikili bellek kuramı anlamlı tekrarlar mekanik tekrar arasında bir ayırım yapmaz. Ayrıca, anlamlı ayrıntılar düzeyine inerek öğrenilen bilginin niçin daha iyi hatırlandığını da açıklayamamaktadır. Bu olayları açıklayabilmek için kodlama sürecinin derinliği ortaya atılmıştır. Bu kuram, bilgilerin değişik derinliklerde işlendiğini ve en yüzeyde işlenen bilginin en çabuk, en derin işlenen bilginin ise en geç unutulacağını savunur.

Öğrenilecek ve hatırlanacak bilgiler genellikle karmaşık olaylar ve ifadelerden oluşur. Bu tür bilgilerle uğraşırken kültürün beklenti zinciri içinde öğrenilen olayı belleğimiz yeniden yapılandırır. Yapılandırma akıl yürütme ve kalıp yargılar kullanma aracılığıyla etkinliğini gösterir.

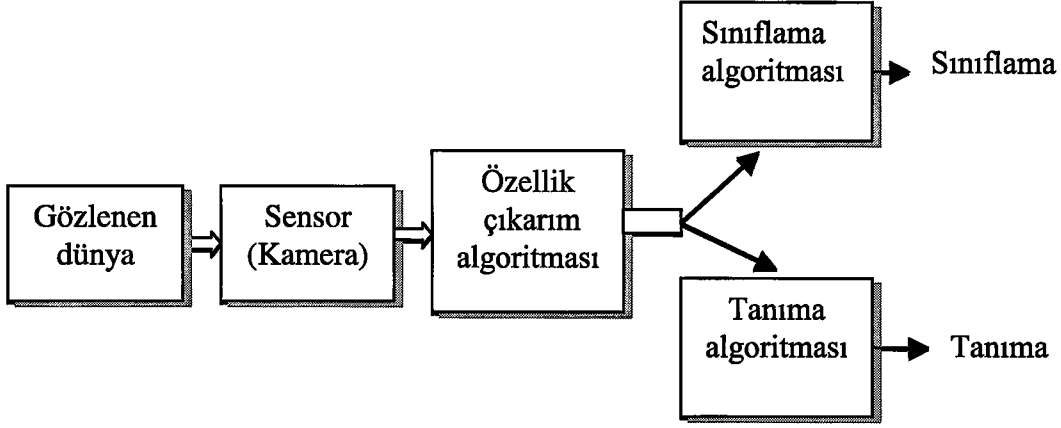
Gören makina, üzerine konumlanmış kamera yardımıyla çevresinden aldığı görüntüleri değerlendirerek bu görüntülerden çevresine yönelik özellikleri çıkarmalı ve bu özellikleri insanın tanıma sistemine benzer bir yöntem yardımıyla değerlendirerek tanımalıdır. Bu işlemi ne kadar doğru yapabilirse vereceği denetim kararları o denli güçlü olur.

### **1.6. Örüntü Tanıma ve Sınıflama**

Görüntü işleme ve bilgisayarla görme arasındaki farkı anlayabilmek için öncelikle örüntü tanımanın ne anlama geldiğinin belirlenmesi gerekir. Klasik olarak bir örüntü tanıma sistemi örüntü sınıflama ya da örüntü tanımlama için kullanılabilir. Örüntü tanımda genelde istatistiksel ve yapısal olmak üzere iki yaklaşım kullanılır. Her bir yaklaşım kısaca aşağıdaki özelliklere sahiptir. Tipik bir örüntü tanıma sisteminin yapısı şekil 10'da gösterilmiştir.

Burada 3-B dünya bir CCD kamera yardımıyla gözlenmektedir. Kamera ile alınan görüntüler görüntü işleme tekniklerinden yararlanarak işlenmekte ve görüntülerde bulunan özellikler çıkarılmaktadır. Bu özellikler görüntüde bulunan cisim veya ortamı tanımlayacak





Şekil 10. Örüntü tanıma sisteminin blok yapısı

niteliklere sahiptir. Çıkarılan özellikler değişik tanıma teknikleri kullanılarak sınıflandırılmaktadır. Bu sınıflama veya tanımlama aynı zamanda görüntüyü dilimleme olayıdır. Son yıllarda görüntü tanıma ve sınıflama çalışmalarına iki yeni alan eklenmiştir. Bunlar Yapay Sinir Ağları (Artificial Neural Networks, ANN) ve Bulanık Küme (Fuzzy Sets, FS)'dir ve değişik bilim ve mühendislik alanlarından büyük ilgi görmektedir.

Bu ANN ve FS teknikleri örüntü tanıma ve sınıflama işlerinde, yüksek doğruluk vermektedir. Bulanık mantık beyinin kesin olmayan bilgileri ile ilgilenirken, sinir ağları beyinin fiziksel mimarisini modellemeye çalışır. Temelde bu iki teknik birbirine ters gibi gözükse de paralel oldukları alanlar da vardır, ve dinamik ve serbest kestirimli sayısal sistem gerektirirler. Bu teknikler denetim sistemlerine kolayca uygulanarak bu sistemlerin zeka düzeyi geliştirilebilir. Bu teknikler sayesinde karmaşık ve doğrusal olmayan sistemler kolayca modellenebilir.

Her iki tekniğin farklılıklarından değişik biçimlerde yararlanmak mümkündür. Bulanık teknik yapısal sayısal kestirimcilere sahiptir. Bulanık teknik bulanık kümeleri kullanarak tamamen karmaşık doğrusal olmayan bir davranış üretir. ANN tekniğinde sistem öğrenerek kendini eğitebilir. Sinir ağı işlem elemanlarının diğer bir deyimle düğüm elemanlarının yüksek oranda arabağlantısına sahiptir. Sinir ağlarının temelini oluşturan bu basit işlem elemanları birlikte karmaşık doğrusal olmayan bir davranış üretmektedir.

Bulanık mantık ve sinir ağıları birleştirilerek sinirsel bulanık mantık olarak bilinen yeni bir çalışma alanı doğmuştur. Böylece her iki yöntemde var olan sakıncalar ortadan kaldırılarak çok verimli sonuçlar elde edilmiştir. Günümüzde örüntü tanıma için yöntemler aşağıdaki gibi genellenebilir.

- . İstatistiksel örüntü tanıma
- . Sintatik (syntactic) örüntü tanıma
- . Sinir ağlarıyla örüntü tanıma
- . Bulanık mantıkla örüntü tanıma

Görüntü işleme, dilimleme ve analizi, bilgisayarla görme, sismik analizler, radar işaretlerini sınıflama, yüz tanıma, ses tanıma, karakter tanıma, tıbbi inceleme gibi değişik alanlarda örüntü tanıma kullanılmaktadır.

### **1.6.1. İstatistiksel Örüntü Tanıma**

İstatistiksel örüntü tanıma yaklaşımı sınıflama uygulamaları için istatistiği taban alır. Özellikleri gösteren karakteristik ölçümlerin bir kümesi giriş verilerinden çıkarılır ve herhangi bir sınıf etiketini göstermek için özellik vektörü olarak kullanılır. Özellikler doğal yapı tarafından üretilir, ve bundan dolayı doğanın bir durumu ya da olasılıkların kümesi veya olasılık yoğunluk fonksiyonları sınıflama koşulununun temelini oluşturur.

### **1.6.2. Sintatik Örüntü Tanıma Yaklaşımı**

Çoğu kez bir örüntüdeki yararlı bilgiler özelliklerin sayısal değerleri ya da yalnızca varlığı veya yokluğu değildir. Daha ziyade, özellikler arasındaki ilişkiler ya da kesişimler sınıflama veya yapısal tanımlama için önemli yapısal bilgilere sahiptir. Bununla birlikte, sintatik örüntü tanıma, örüntülerin yapısal benzerliklerinin ve yapısal bilgilerinin belirlenmesi zorunludur. Sintatik örüntü tanıma yaklaşımları basit altörüntülerden karmaşık örüntüleri tanımlayacak hiyerarşileri formüle eder. En düşük seviyede ilkel elemanlar ya da “inşa blokları” giriş verilerinden çıkarılır. Sintatik örüntü tanıma karakteristiğinin bir

farkı ya da ayrılabilirliği ilkelerin seçimini gerektirmesidir. İlkeler altörüntü veya inşa blokları olmak zorundadır, oysaki özellikler herhangi ölçümler olabilir.

### 1.6.3. Sinirsel Örüntü Tanıma Yaklaşımı

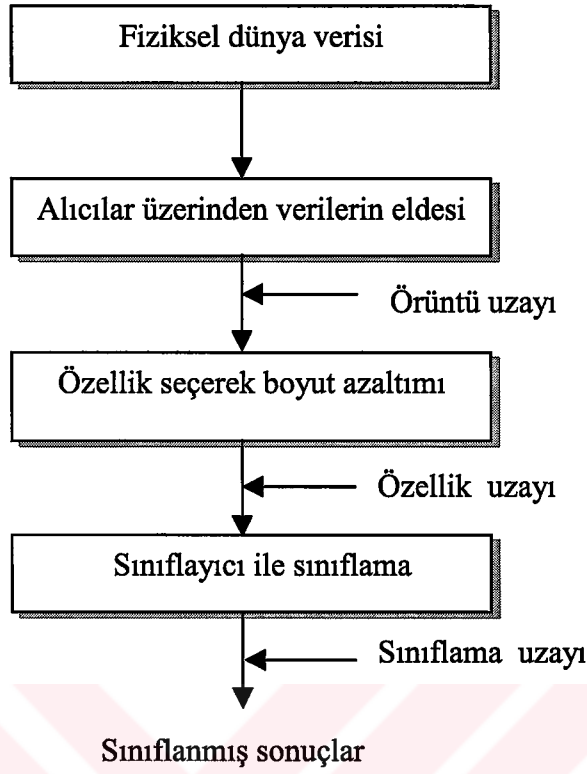
Çağdaş bilgisayar sistemleri biyolojik sistemlerin hesapsal örneklerini izlemez. Sinirsel hesabın alternatifini olan sinir sistemleri, biyolojik sınırların bilgileri işleme ve saklama yeteneğine benzer işlem yapar. Bu durum yapay sinir sistemlerinin sınıflama için kullanılmasına imkan verir ve sinir devreleri şeklinde kullanılır. Sinir devreleri yeni bir göreceli sınıflama tekniğidir.

### 1.6.4. Bulanık Örüntü Tanıma

Gerçek hayatta genellikle tanınacak örüntüler oldukça karmaşıktır. Bulanık küme teorisi böyle karmaşık örüntüleri tanıma ve sınıflamada oldukça iyi bir yöntemdir. Çünkü bulanıklaştırma işlemi sınıflama ya da kümeleme işlemini gerektirir. Gerçekten, bulanık küme teorisi örüntü tanımanın ses tanıma, akıllı robotlar, görüntü işleme, karakter tanıma, manzara analizi, geometrik cisimlerin tanınması, işaret sınıflama, ve tıbbi incelemeler gibi bir çok alanına başarıyla uygulanmaktadır. Şekil 11’de gösterildiği gibi örüntü tanıma üç adım içerir.

- . Veri eldesi (data acquisition)
- . Özellik seçimi
- . Sınıflama

Bunlardan birinci kısım, sınıflama için değişik algılayıcı (sensor) çevreden alınan bilgilerin değerlendirilmesi ve verilerin elde edilmesi işlemidir. Bu bilgiler sayısal, dilselimsel olabileceği gibi her ikisinde olabilir. Özellik seçici ise verilerin iç yapısını değerlendirmektedir. Bu işlem değişik şekillerde yapılabilir, amaç özellik uzayında cisimlerin yapısını belirlemek ve sınıflamaya yardımcı olmaktır. Sonuç aşaması ise, özellikler ile sınıflar arasında izdüşümü içeren sınıflayıcıları gösterir.



Şekil 11. Örüntü tanımının genel yapısı

Bulanık küme teorisi kavramı sınıflamayı belirsizlikle bir kaç yoldan sağlayabilir.

Bunlardan ikisi:

- . Özellik uzayını içeren bulanıklaştırma
- . Sınıflama uzayını içeren bulanıklaştırma

Veriler sayısal bile olsa insanın sınıflama süreci sayısal değildir. Bu durum cisim tanıma için dilbilimsel sınıflamanın daha doğru olduğunu gösterir. Dilbilimsel etiketler uygun bir uzayda özelleştirilmiş bulanık kümelerle gösterilebilir. Böylece aşağıdaki yapıya benzer dilbilimsel bir sınıflama kuralı söylenebilir.

“Bir cisim *ağır* ve *küçük* ise ve *hızlı* hareket ediyorsa o zaman bu cisim  $c_i$  sınıfına ait olabilir.” Sınıflama uzayında ikinci önemli durum, *sınıf* açıklaması ya da etiketinin bulanıklaştırılmasıdır.

Örüntü sınıflamada bulanıklaştırma ve olasılık, belirsizliğin farklı yönlerini kullanır.

Bulanık küme teorisi ve olasılık-tabanı sınıflama sonucunu gösteren aşağıdaki iki açıklamadan görülebilir.

- . Örüntünün  $c_i$  sınıfın üyelik derecesi  $\alpha$ 'dır ve  $\alpha \in [0,1]$ .
- . Örüntünün  $c_i$  sınıfına ait olma olasılığı  $\alpha$ 'dır ve  $\alpha \in [0,1]$ .

İlk açıklamada  $\alpha$ , örüntünün  $c_i$  sınıfına üyeliğini (benzerliğini) gösterir. İkinci açıklama ise örüntünün aynı özellik vektörü  $N$  kez görülürse, o zaman örüntü  $\alpha N$  defa  $c_i$  sınıfına aittir.

## 1.7. Yapay Sinir Ağları (ANN) ve Çağrışımlı Öğrenme

### 1.7.1. Giriş

Son yıllarda araştırmacıların ilgisini cezbeden konuların başında yapay sinir ağları ve bulanık mantık gelmektedir. Her iki araştırma konusu kendi başına veya birlikte kullanılarak teknolojik harikalar yaratacak boyutlara ulaşmıştır [28].

Yapay sinir ağları, biyolojik öğrenmeyi temel alan sinir sistemine benzer bir yapıda geliştirilerek, insan öğrenme sistemine özdeş bir yapıda gelişmesi sağlanmıştır. Öğretilen sistem kendi içinde anlama ve öğrenmeye devam ederek daha da kendini geliştirebilmektedir. Bulanık mantık ise, insanın tanıma, düşünme ve ilişkilendirme yeteneğinde var olan muğlak karar verme özelliklerine matematiksel bir çatı teşkil etmiştir. Bunu yaparken insanın karar vermesinde kullandığı dilbilimsel terimleri aynı ustalıkla kullanabilmektedir.

ANN'nin kullanılması problemlerin çözümüne aşağıdaki katkılarda bulunur.

- . *Doğrusal olmama*: Biyolojik sinir hücresi temelde doğrusal olmayan bir aygıttır. Bu nedenle ANN de doğrusal değildir. Bu özellik doğrusal olmayan problemlerin çözümünde çok önemlidir.
- . *Giriş-çıkış izdüşümü*: Önceden eğitilmiş bir sinir ağı, test anında girişine uygulanan işaret ile daha önce öğrendikleri arasında ilişki kurarak bir çıkış üretir. Bu ilişki ağırlıklandırma katsayılarına bağlıdır. Danışmanlı öğrenmede arzulanan çıkış ile

ağ çıkışı arasındaki fark en aza indirgenerek izdüşüm sağlanır.

- . *Uyum:* ANN girişine uygulanan değerlere bağlı olarak eklemesel ağırlıklarını ayarlayarak nasıl cevap vereceğini öğrenir.

Yapay sinir ağı bir matematiksel algoritmayı gerçekleştirecek şekilde tasarlanır. Bu algoritma bir çok özel probleme çözüm üretebilir. Bu ağlar canlılarda bulunan biyolojik sinir ağlarının bezeşimleridir.

İnsanı diğer canlılardan ayıran en önemli özelliği sahip olduğu öğrenme, düşünme, ve yorumlama yeteneklerinin farklılığıdır. İnsan bu yeteneklerini, temel yapı elemanı sinir hücreleri olan beynine borçludur. İnsanın akıllı makina yapma isteğinin temelinde işte bu sinir hücrelerini modelleyebilme ve kısmen de olsa insan beyninin bazı özelliklerini makineye kazandırma yatar. Özellikle bilgisayarla görme ve doğrusal olmayan denetim işlemlerinde bu modelleme büyük önem kazanır. Yapay sinir ağları olarak bilinen çalışmalar bu amaca hizmet eder. ANN yardımıyla insan beyninin bile uzun bir zamanda yapabileceği bazı denetim işlemlerini çok kısa zamanda gerçekleştiren sistemler geliştirilmiştir.

Sinir ağları etkili bilgi organizasyonu ve bilgi işleme konusunda oldukça başarılı bir yöntemdir. Biyolojik beyinler yekpare halde paralel, yoğun olarak birbirine bağlı, kendi kendini organize eden hesaplamalı ağların birer örnekleridir. Beyin fonksiyonlarının bir modelinden bir makine tasarımı çıkarmak için, beyinin en temel işlem elemanı olan sinirlere, ve onların çalışma dinamiğine çok yakın bir yaklaşıma gerek vardır. Bu nedenle sinirlerin yapısı ve işlem dinamiklerinin iyi belirlenmesi için oluşturulacak yapay sinir ağı modelininin temelde biyolojik olanla benzer özelliklere sahip olması gerekir.

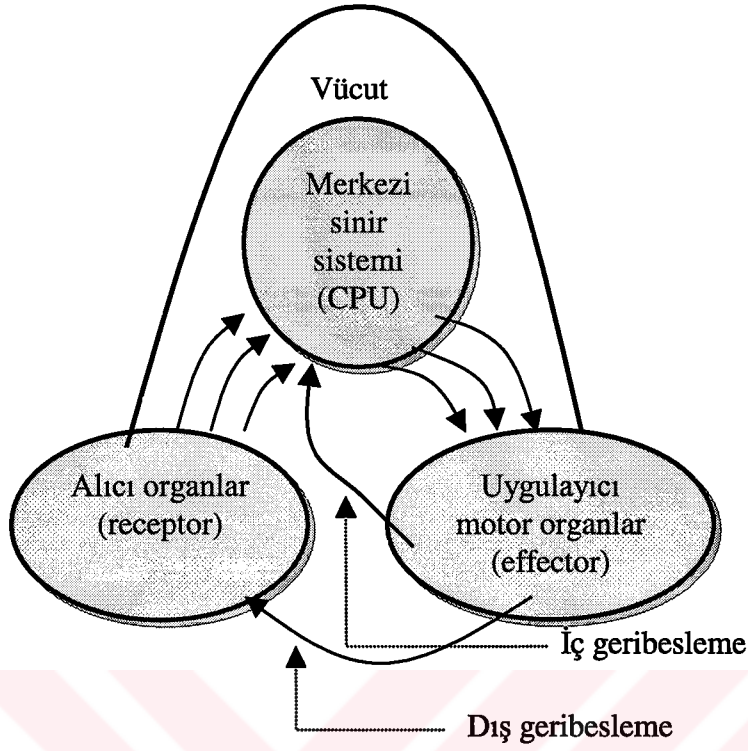
Yapay sinir ağı modelleri beyin sinir sisteminin modellenmiş biçimi olarak düşünülebilir. Yapay sinir sistemi modellemelerindeki ana ilke insan beyninin bilgi işleme ve bilgi tanıma yeteneğine biraz olsun yaklaşımdır. ANN modeli biyolojik beyni ne kadar iyi modellerse gerçek sisteme o denli benzeşim sağlamış olur. İnsan beyninin bağlantılarındaki karmaşıklık ve ve ferdi işlem birimi sayısı hayret vericidir. Bununla birlikte, bilgi işleme, saklama, ve tekrar geri çağırma yeteneği sonsuz sayılabilir. İnsan

zekasının yetenekleri zamanla daha da gelişme özelliğine sahiptir. İyi bir yapay sinir sistem modeli için öncelikle insan beyninin bazı özelliklerinin iyi bilinmesi gerekir. Bu özelliklerden bazıları aşağıdaki gibi verilebilir.

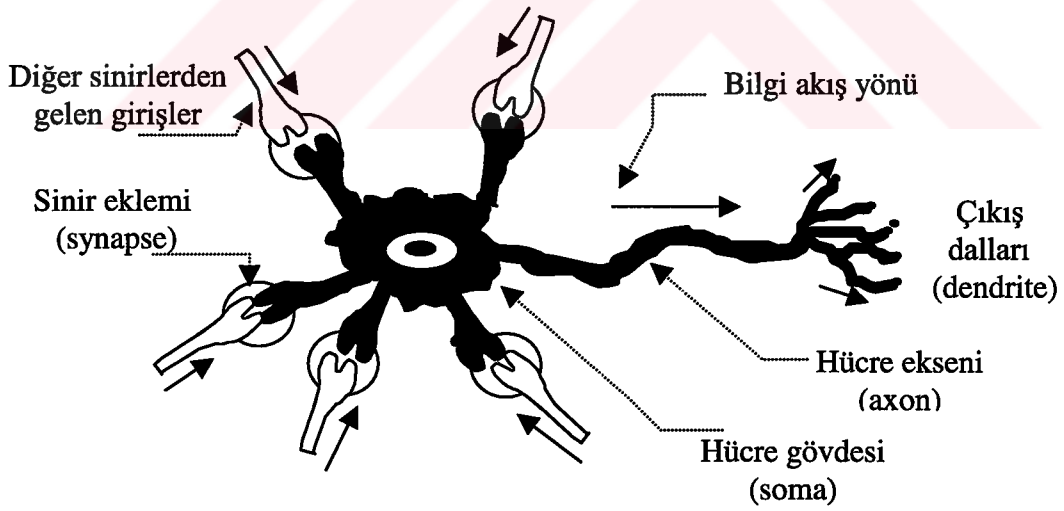
- . Beyin yeni deneyimleri daha önce öğrendikleri ile birleştirerek saklar. Bu işlemi yaparken önce öğrendikleri ile yeni bilgiler arasında ilişkilendirme yapar.
- . Beyin daha önceki saklanmış bilgilerle yeni bilgiler arasındaki ilişkiyi izdüşümleme, ikonlama, ve içerik adresleyerek yapar.
- . Beyin önceden öğrenmiş olduğu deneyimler ve bilgileri kullanarak, yeni olaylar karşısında doğruluğu çok yüksek kestirimler yapar.
- . Beyin her zaman tam doğru bilgilere ihtiyaç duymaz. Yani giriş örüntüsünde bozulma veya bilgi kaybına imkan sağlar.
- . Beyin mimari yapıda hata toleransına sahiptir. Beyin hücrelerinden biri veya bir bölümünün yokolması, beynin tümüyle işlevini kaybetmesini gerektirmez.
- . Beyin bunca öğrenilenlere rağmen halen daha tüm sinirlerini kullanmış değildir. Yani her zaman yeni bilgiye kalıcı olma şansı verir.

### 1.7.2. Biyolojik Sinir Sistemi

İnsan beyni sinir adı verilen yaklaşık  $10^{11}$  hesaplama elemanından oluşur. Bu elemanlar sinir başına yaklaşık  $10^4$  sinir eklemi (synapse) ve bir sinir ekseni (axon) üzerinden birbirleri ile haberleşir [1, 2, 29]. Sinirler, kimyasal ve elektriksel yolla haberleşen çok yoğun anahtarlama ağları olarak düşünülebilir. Organların ve hareketlerinin denetiminde alıcılar (receptor), sinir ağları, ve uygulayıcılardan (effectors) oluşan üç katlı bir yapı vardır, şekil 12. Şekilden görüldüğü gibi, bilgiler merkezi sinir sisteminde (Central Processing Unit, CPU) işlenir, değerlendirilir, ve o ana kadar öğrenilerek saklanmış bilgilerle karşılaştırılır. Gerekğinde komutlar üretilerek motor organlara gönderilir ve bu organların etkinlikleri merkezi sinir sistemi tarafından izlenir. İç ve dış geribeslemeler komutların gerçekleşmesini denetler. Sinir sisteminin bu genel yapısı kapalı-çevrimli denetim sistemine benzer. Şekil 13'te biyolojik bir sinir hücresinin yapısı gösterilmiştir. Biyolojik ve yapay sinir sistemlerinin karşılaştırması tablo 1'deki gibi verilebilir.



Şekil 12. Sinir sisteminde bilgi akışı



Şekil 13. Biyolojik sinirin yapısı

Diğer bir deyimle sinir, vücudun çeşitli kısımlarından gelen veya çeşitli kısımlarına giden bilgileri işleyen ve bu kısımlarla haberleşme yapan bir hücredir. Bilgi işleme açısından sinirler, her biri özel bir matematik ilişkiyi sağlayan üç farklı bölüme ayrılabilir.



Tablo 1. Fiziksel ve yapay sinirlerin karşılaştırılması

<b>Biyolojik (fiziksel) Sinirler</b>	<b>Yapay Sinirler</b>
Hücre (sinir)	Birim
Sinir eklemi	Arabağlantılı ağırlıklar
Destekleyici (excitatory) giriş	Pozitif arabağlantı ağırlığı
Yasaklayıcı (inhibitory) giriş	Negatif arabağlantı ağırlığı
Değişken uyarı girişi	DC uyarı seviyesi
Hücre fiziği ile sınırlı aktifleme aralığı	İşlemci karakteristiğiyle sınırlı aktifleme aralığı

- . *Hücre gövdesi (soma)*: Bilgiyi alır ve üzerinde yeni işlemler gerçekleşir.
- . *Sinir eksenini (axon)*: Sinir eksenini bir sinirin çıkışındaki bilgiyi tek bir lif (dendrite) üzerinden diğer sinirlere iletir.
- . *Sinir eklemi (synapse)*: Diğer sinirlerden bilgiyi alır ve eski deneyimlerin saklandığı bir saklama alanı olarak davranır.

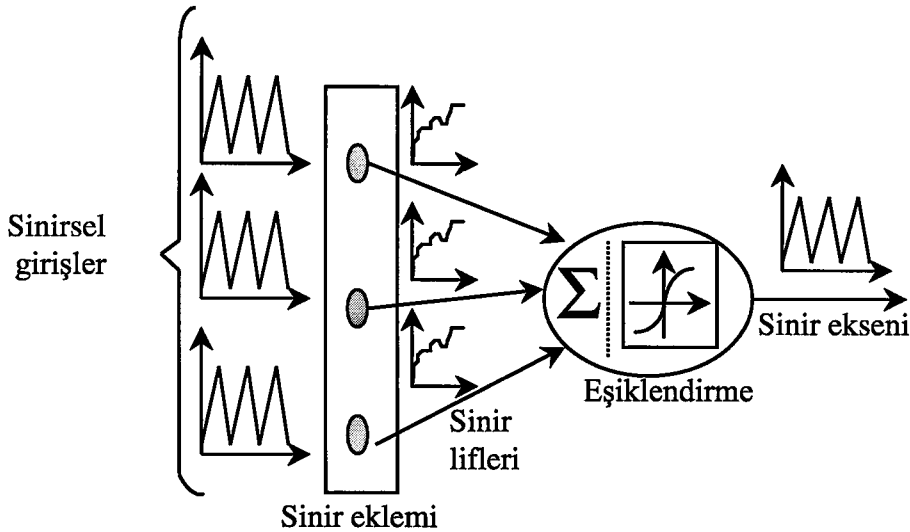
Sinirler bir anlamda çok-girişli tek-çıkışlı bir sistem olarak düşünülebilir. Bir sinir ekseninin, giriş lifi ile yaptığı eklemeye sinir eklemi denir. Sinir eklemleri bilgilerin uzun süre saklandığı bilgi saklama yerleridir. Bunlar uzun süre saklama yaptıklarından dolayı, uzun süreli bellek ( long term memory) olarak bilinirler. Sinirler uyarıldığında zaman, uyarıya elektriksel olarak cevap verirler. Bu cevap ya destekleyici (excitatory) veya yasaklayıcı (inhibitory) olur. Yasaklayıcı sinir eklemlerinden gelen lif girişleri, ateşleme oranını azaltmaya yönelir. Giriş lifi işaretinin genliği sinir eklemine gelen darbelerin ortalama sıklığı ile orantılıdır.

Sinirlerin içi temelde kimyasal iyonlarla doludur ve dışardan hücre zarı ile sarılmışlardır. Bu kimyasal iyonlar; Sodyum ( $Na^+$ ), Kalsiyum ( $Ca^{++}$ ), Potasyum ( $K^+$ ) ve Klor ( $Cl^-$ )'dir.  $Na^+$  ve  $K^+$  iyonları, sinir darbeleri olarak bilinen aktif sinir yanıtlarını oluşturmaktan sorumludur.  $K^+$  iyonları çoğunlukla sinir hücresinin içinde yoğun olduğu halde,  $Na^+$  iyonları hücre zarı dışında daha yoğun olarak bulunur. Sinirde veya sinir eksenlerinde eylem potansiyelinin (bilgi işleme eyleminin) oluşturulması, hücre zarı geçirgenliğindeki değişimin,  $Na^+$  ile  $K^+$  iyonlarının yer değiştirmesini sağlaması ile mümkün olur.

Eylem potansiyeli halindeki sinir darbesi, sinir eksenini sonundaki sinir eklemi bağlantısına ulaştığı zaman sinaptik kabarcıklardaki iletici madde, sinirin lifine doğru serbest kalır ve elektriksel bir cevaba sebep olur. Bu cevap hem uyarıcı hem de yasaklayıcı olabilir. Bu durum, vericinin iletimine ve lif zarının yapısına bağlıdır. Yasaklayıcı eklemlerden oluşan bu lif girişleri, ateşleme (tetikleme) oranını değiştirmek için kullanılır. Lif işaretinin büyüklüğü, eklemel bağlantıya ulaşan darbelerin ortalama salınım sayısı ile orantılıdır. Biyolojik bir sinirin işaret kodlama karakteristiği şekil 14'te gösterilmiştir. Bilgi işleme bakımından sinir eklemi, kaba bir darbe gerilim dönüştürücü gibi davranır [30, 31].

Matematiksel açıdan, bir sinirde bilginin işlenmesi iki farklı işlemi gerektir.

- *Eklemsel işlem:* Eklemelin ağırlığı, saklanmış bilginin bir göstergesidir. Eklemsel işlem, eklemde saklanan eski deneyime uygun olarak her gelen giriş işaretine göreceli bir ağırlık atar.
- *Gövdesel işlem:* Bu işlem eklem girişlerinin toplanması, eşiklendirilmesi, ve doğrusal olmayan bir etkinliğin sağlanması ile ilgilidir. Eğer ağırlıklandırılmış toplam, eşik değerinden daha büyük ise bu toplam, sinir çıkışında bir hareket potansiyeline dönüşür.



Şekil 14. Biyolojik sinirin işlevsel modeli

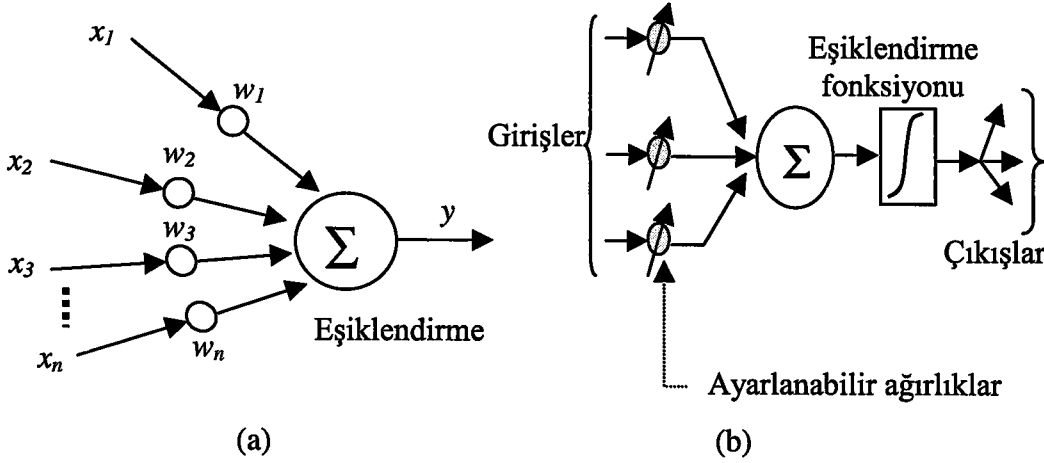
### 1.7.3. Yapay Sinir Ağları (ANN)

Yapay sinir ağı mimarisi biyolojik sinir sisteminin işlevsel davranışına benzeşim yapılarak elde edilebilir. Biyolojik sinirlerde bir sinir diğer sinirden  $10^4$  giriş alabilir. Sinirlerin birbirinden bilgi aldığı girişler soğan köküne benzeyen bir yapıya sahiptir ve sinir eklemi olarak isimlendirilir. Elektriksel vuruşlar sinirler tarafından üretilir ve sinir ekseni boyunca sinir eklemelerine iletilir. Böylece eklemine bir dürtü gelen sinir uyarılmış olur. İnsan öğrenme kabiliyeti sinir eklemelerinin iletim yeteneğine bağlıdır.

Yapay sinir ağı mimarisini kurmak için beyinin mimari yapısını çok iyi bilmek gerekir. Beynin bilgi işleme karakteristiklerine dayalı mimari yapısının özellikleri kısaca şöyledir: Katmanlama, modülleme, yoğun birbirine bağlılık, ve giriş işleminin dağılımı.

- . *Katmanlama (Layering)*: Beyin hücresi, bilgilerin katmanlar halinde işlenmesini sağlayacak şekilde gruplanan bir hücreler topluluğudur.
- . *Modülleme (Modularity)*: Beyin alanı modüllere bölünmüştür. Bunlar algılayıcı giriş izdüşümleri ve işlevsel çıkış tasarım bağlantılı kararlarla tanımlanmıştır.
- . *Yoğun birbirine bağlılık (dense interconnections)*: Katmanlar arasında ve katmanlar içinde belirli hücresel bağlantılar (kesişimler) veri paylaşımını temin eder ve ayrıca veri koruma alanları içeren bağlantılar arasında veri gönderimi için ileribesleme (feedforward) ve geribesleme (feedback) mekanizması olarak hizmet verir.
- . *Giriş işleminin dağılımı (Distribution of input processing)*: Aynı veya benzer girişler değişik işlem adımlarından geçerken, farklı şekilde temsil edilebilirler. Temelde yapay sinir ağı modeli oluşturulurken bu yapıların gözönünde bulundurulması gerekir.

Bir sinirin basitleştirilmiş yapay modelinde eklemesel iletim,  $w$  giriş ağırlıklandırma matrisiyle  $x$  giriş vektörünün çarpımı sonucu oluşan bir vektörle orantılıdır. Sinir liflerinde elektriksel darbelerin bulunuşu 1 veya bulunmayışı 0  $x_i$  değerleriyle gösterilir, şekil 15.



Şekil 15. İki farklı yapay sinir modeli

Tüm sinir ağı modellerinde  $x_i$  giriş değerleri  $w_i$  sinir eklemi ağırlıklandırma katsayıları ile ağırlıklandırıldıktan sonra  $y = \sum x_i w_i$  biçiminde toplanır. Bu ağırlıklandırılmış girişlerin toplamı yapay sinirin  $y$  çıkış değerini verir. Sinir ağı çıkışı ikili olarak ifade edileceği zaman,  $y$  değeri belli bir eşik değerinden geçirilerek eşik üstünde ise 1 altında ise 0 alınır [30].

Matematiksel olarak giriş ile çıkış arasındaki izdüşüm ifadesi, *ilişkilendirme* ve *doğrusal olmayan eyleme* gibi iki kısma ayrılabilir. İlişkilendirme işlemi girişler için ağırlıklandırma, toplama ve eşikleme işlemlerini sağlar. Bir sinire ilişkin giriş ve ağırlıklandırma vektörleri 3a ve 3b denklemleriyle verilebilir.

$$x(t) = [x_0(t), x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t)], \quad x_0(t) = 1 \quad (3a)$$

$$w(t) = [w_0(t), w_1(t), \dots, w_i(t), \dots, w_n(t)] \in R^{n+1} \quad (3b)$$

Sinir eklemleri ve gövdesi tarafından yürütülen ağırlıklandırma ve toplama işlemleri sonucunda,  $x(t)$  giriş vektörünün (yeni bilgi),  $w(t)$  eklemesel ağırlık vektörü sayesinde benzerliği araştırılır. Yapay sinir ağına verilen yeni bir giriş örüntüsü, önceki öğrenilmiş örüntülerden çok farklı olduğunda, benzerlik küçük olacaktır. Ağırlıklandırma katsayıları

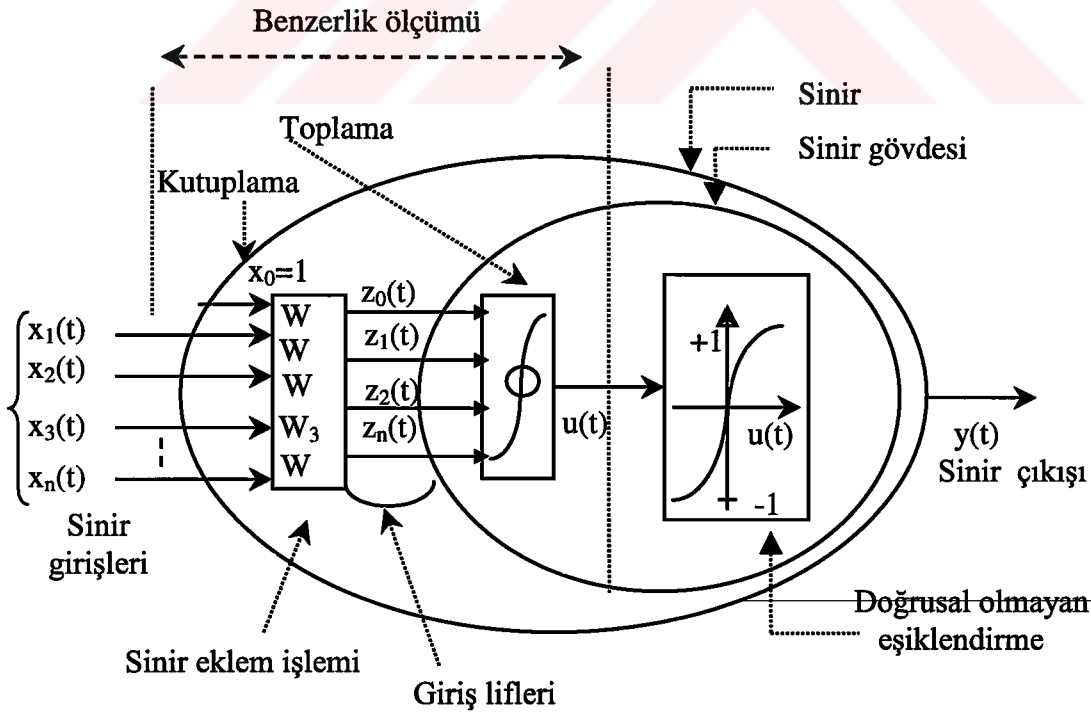
değiştirilerek yapay sinir ağına bu yeni örüntü öğretildikten sonra, bu örüntü tekrar giriş olarak verilirse benzerlik artar. Diğer bir deyişle,  $w(t)$  sayesinde  $x(t)$  giriş vektörü sinir ağına tanıtılır. Şekil 16'da bir sinirin işlevsel eşdeğeri gösterilmiştir.

Biyolojik öğrenme, bilgi edinme (eski deneyimlerin saklanması), ve örüntülerin tanınması gibi işlevleri yürütür. Her sinir yeni örüntülere kendi ağırlıklarını sürekli uydurarak öğrenir. Sinir gövdesi bu ağırlıklandırılmış girişleri öyle birleştirir ki toplam belirli bir değeri aşınca sinir ateşleme yapar, yani durum değiştirir. Bir sinir basit olarak

$$x(t) = [x_0(t), x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t)] \in R^n \quad (4)$$

$n$ -boyutlu sinir vektörünü olan ve bir  $y \in R^1$  skaler sinir çıkışını üreten bir bilgi işleme elemanıdır.  $y$  çıkışı tek kutuplu bir sistem için

$$y^k = \begin{cases} 1, & \sum w_i x_i^k \geq T \\ 0, & \sum w_i x_i^k < T \end{cases} \quad (5)$$



Şekil 16. Sinir hücrelerinin işlevsel eşdeğeri

olarak doğrusal olmayan bir izdüşüm ile verilebilir. Burada  $T$  eşik değerini gösterir. Değişik eşiklendirme fonksiyonlarından bazıları şekil 17'de verilmiştir.

#### 1.7.4. ANN Modellerinin Sınıflandırılması

ANN modelleri, paralel hesaplama yeteneğine sahip işlem elemanları arasında yoğun etkileşim sağlayan büyük bir hesaplama mekanizmasını içerir. Aynı zamanda, mevcut bireysel modeller arasında öğrenme kuralları ve çevreye olan uyum gibi konularda farklılıklar vardır. Bu nedenle bu ve benzeri farklılıkları göz önüne alarak ANN'lerin sınıflandırılması ağları anlama ve açıklamada kolaylıklar sağlar.

ANN modelleri arasındaki genel farklılık, ANN'nin öğrenmesi gereken giriş-çıkış (input-output) haritasını çevreye göre belirlemesidir. Eğer çevre, giriş-çıkış vektör çiftleri şeklinde eğitim örneklerini temin ediyorsa, ANN'nin bu işletim modeline *danışmanlı* (supervised) model adı verilir. Bu model aynı zamanda "*öğretmenli öğrenme*" olarak da bilinir. Burada çevre, sisteme öğreneceği konuda ayrıntılı örnekler sunan bir öğretmen gibi davranır. Danışmanlı öğrenmenin aksine, eğer çevre çıkışı değil de yalnız girişi belirliyorsa, bu öğrenme *danışmansız* (unsupervised) öğrenme olarak bilinir. Bu durumda ağ, problemin çözümünü kendisi bulmalıdır.

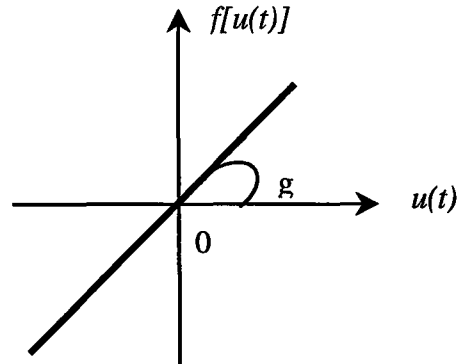
Danışmanlı ve danışmansız durumlar arasındaki *pekiştirmeli* (reinforcement) öğrenmede, çevre bazı çıkış bilgileri sağlar fakat bu bilgi öğrenme örneklerinden ziyade, ANN'lerin performansını değerlendirmede yararlıdır. Pekiştirmeli öğrenmede, danışmanlı öğrenmenin aksine, çevre ne öğreneceğini belirlemez, sadece öğrenilenin doğru olup olmadığını belirler [32].

Sinir ağı modelleri arasında önemli bir farklılık da ağ mimarileridir. Ağ mimarisi, yapay sinirler ve onlar arasındaki bağlantılarla oluşturulan yapılarıdır. Şekil 18'de gösterildiği gibi, ANN belirli (deterministic) ve belirsiz (stochastic) olarak gruplara bölünebilir. Belirli devreler aynı girişler için aynı çıkışları üretirken, belirsiz devrelerde ise çıkış, bir olasılık dağılımına göre değişir. Belirsiz modellerin benzetimi veya incelenmesi

- . a) Doğrusal eşiklendirme fonksiyonu

$$f[u(t)] = gu(t)$$

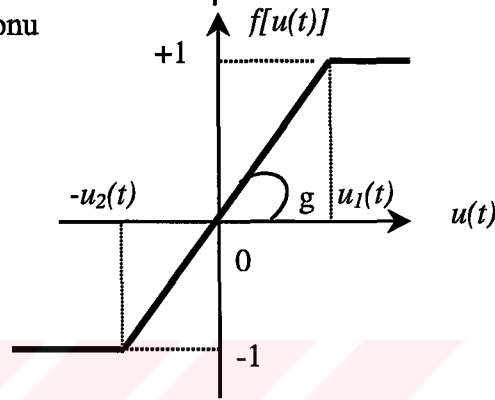
$$g > 0$$



- . b) Parçalı doğrusal eşiklendirme fonksiyonu

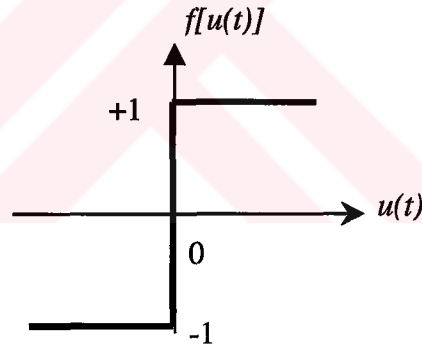
$$f[u(t)] = \begin{cases} +1 & \text{eğer } u(t) < u_1(t) \\ gu(t) & \text{eğer } u_2(t) < u(t) < u_1(t) \\ -1 & \text{eğer } |u(t)| > u_1(t) \end{cases}$$

$$g > 0$$



- . c) Keskin sınırlı eşiklendirme fonksiyonu

$$f[u(t)] = \text{sgn}[u(t)]$$



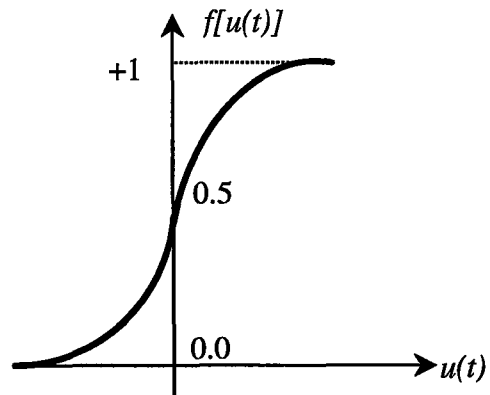
- . d) Tek kutuplu eşiklendirme fonksiyonu

(sigmoid)

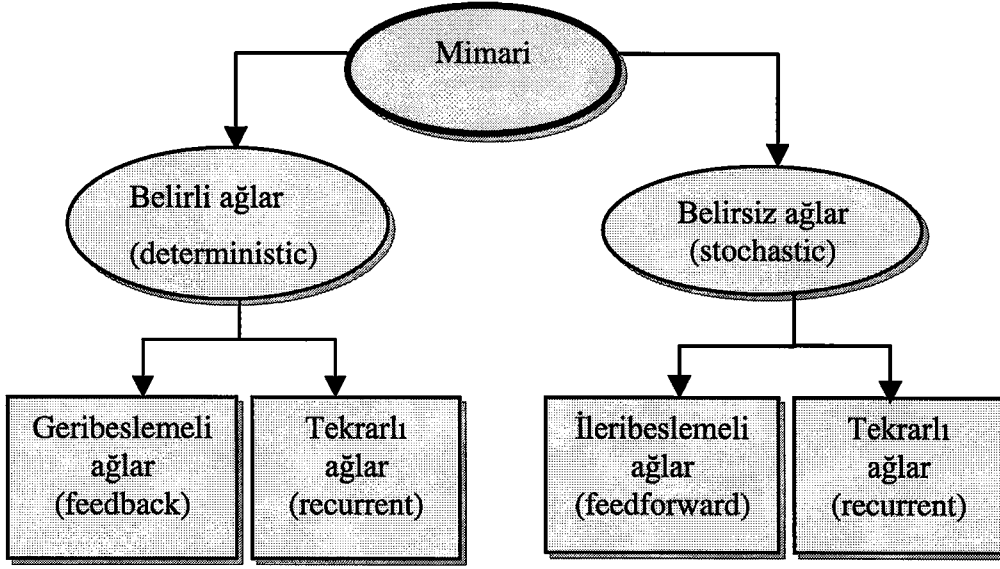
$$f[u(t)] = \frac{1}{1 + \exp(-gu(t))}$$

$$g > 0$$

Not: g eşiklendirme kazancını gösterir.



Şekil 17. Bazı eşiklendirme fonksiyonları



Şekil 18. ANN mimarilerinin değişik türleri

daha zor olmasına rağmen, pek çok uygulamada daha gerçekçi sonuçlar verir. Örneğin, girişi değişmeyen bir fiziksel sistemin çıkışı standart ölçme aletleri ile defalarca ölçüldüğünde, okunan değerler birbirlerine yakın olacaktır. Bu durumda, tüm ölçümlerin tek bir ortalaması yerine sistem çıkışını olasılık dağılımı ile gösterme daha anlamlıdır.

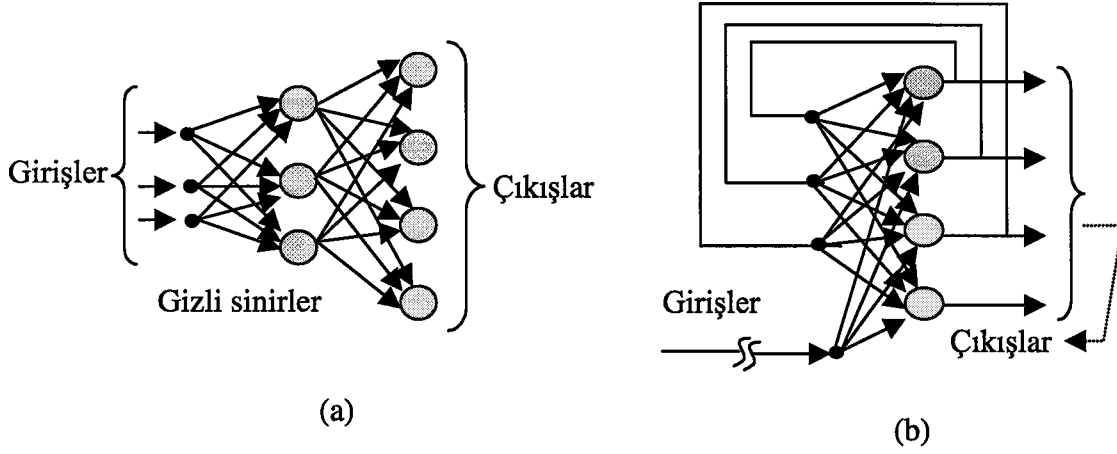
Sinir ağları, işaretlerin akış yönüne bağlı olarak ileribeslemeli (feedforward) ve geribeslemeli (feedback) olmak üzere iki sınıfa ayrılabilir. Ara sinirlerden geçerek giriş katından çıkış katına doğru işaretlerin yalnız bir yönde ilerlediği ağa ileribeslemeli sinir ağı adı verilir. Geribeslemeli sinir ağları ise herhangi bir sinirin çıkışından girişine işaretlerin ulaştırıldığı ağlara denir.

#### 1.7.4.1. İleribeslemeli Sinir Ağı

Şekil 19a'da verilen iki katmanlı (layer) ileribeslemeli ağda, birinci kısım sadece giriş vektörünün ağırlıklandırılmış uyarılmasını iç katmandaki sinirlere dağıtmaya yarar.

Gizli (hidden) sinirler olarak adlandırılan iç katmandaki sinirler kendi girişlerinin toplanmış değerine cevap verir ve cevap işaretlerini çıkış katmanındaki sinirlere iletir.





Şekil 19. a) ileribeslemeli sinir ağı, b) geribeslemeli sinir ağı

Herhangi bir sinirin çıkış işareti için aşağıdaki bağıntı yazılabilir.

$$y = \Gamma[w_i^T x] \quad (6)$$

Burada  $\Gamma$  sembolü doğrusal olmayan etkinleme fonksiyonudur (nonlinear activation function). Çıkış katmanındaki sinirler de aldıkları işaret değerlerini toplar ve giriş vektörüne ağırlıklı cevabını gösteren çıkış işaretleri vektörünü üretir.  $x$  giriş örneklerini  $y$  çıkış örneklerine izdüşürmeyi sağlayacak ileribeslemeli ağlardaki sinirler arası bağların ağırlığını ayarlayacak çok sayıda güçlü algoritma vardır. Bu ağlar ses, işaret işleme, ses tanıma, görüntü bastırma, ve uyarlamalı (adaptive) süreç denetimi gibi bir çok probleme başarıyla uygulanabilmektedir.

#### 1.7.4.2. Geribeslemeli Sinir Ağı

Şekil 19b'de gösterilen geribeslemeli bir sinir ağında küçük siyah noktalar biyolojik sinir eklemlerini benzetimleyen bir geribesleme ağını gösterir. Bir sinirin çıkışı diğer sinirlere giriş olarak geribeslenebileceğinden, bir sinir kendi gelecek durumuna etki edebilir. Böyle bir sinir ağının çıkış ifadesi aşağıdaki şekilde verilebilir

$$y^{k+1} = \Gamma[w \Gamma[\dots w \Gamma x^0]] \quad (7)$$

Burada  $\Gamma$  sembolü genelde doğrusal olmayan, örneğin sigmoidal etkinleme fonksiyonudur.

Geribeslemeli ağ modelleri danışmansız öğrenen, kendinden-organizeli, saklanan bellek örneklerini alabilen, ve çeşitli optimizasyon problemlerini hesaplayan ağların geliştirilmesinde kullanılmaktadır. Bazı sinir ağları hem ileribeslemeli hem de geribeslemeli ağlardaki özellikleri kullanmaktadır [1]. Bu özelliğe sahip bir ağ örneği çağrışımli bellektir (associative memory).

### 1.7.4.3. Çağrışımli Bellekler

Sinir ağlarının temel öğrenme ilkesi yeni sinirsel girişler için ağırlıkların ayarlanmasına dayanır. Sinir ağında ağırlıklandırılmış girişlerin toplamı belli bir eşik değerini aştığı zaman sinirin çıkış seviyesi değişir. Sinir hücresi  $m$ -boyutlu  $x_k = [x_{k1}, x_{k2}, \dots, x_{km}]$  giriş vektörünü işleyerek  $y_{ki} \in R^1$  olmak üzere sayısal çıkış üreten bir elemandır. Burada  $i$  sinir numarasını gösterir.

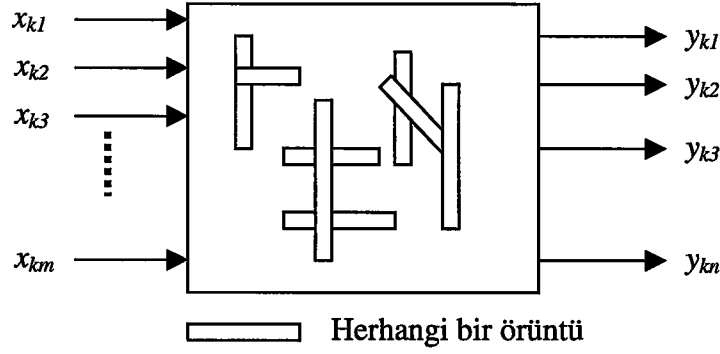
İki kutuplu sistemler için,  $y_{ki}$  çıkışı aşağıdaki doğrusal olmayan izdüşüm ifadesi ile verilebilir

$$y_{ki} = f_i \left( \sum_{j=1}^m w_{ij} x_{kj} \right) \quad (8)$$

Burada  $w_{ij}$ , biyolojik sinirde sinir eklemine karşılık gelen ayarlanabilir ağırlıklardır [2, 33].

Sinir ağlarının dinamik davranışı zaman içinde sistemin gelişimi süresince kararlılık gösterir. Sinir ağlarının bu kısa eğitimi bir optimizasyon problemidir [34]. Giriş paternlerinin saklı paternlere benzerliği ağ tarafından araştırılır. Bu şekilde sınıflama yapan sinir ağları "*çağrışımli bellek*" (associative memory) olarak bilinir [35, 36].

Çağrışımli bellek bir  $M$  izdüşüm matrisi kullanarak, şekil 20'de gösterildiği gibi,  $x_k = [x_{k1}, x_{k2}, \dots, x_{km}]$  giriş vektörünü  $y_k = [y_{k1}, y_{k2}, \dots, y_{kn}]$  çıkış vektörüne izdüşürür.



Şekil 20. Çağrışimli belleğin blok yapısı

$$y_k = \mathbf{M}[x_k] \quad k=1, 2, 3, \dots, s \quad (9)$$

burada  $\mathbf{M}$  işlemcisi doğrusal olmayan matris işlemini,  $s$  ise çağrışım yapacak örüntü çiftlerinin sayısını gösterir.  $s$  adet örüntü çiftinin çağrışimli bellekte saklanması aşağıdaki gibi verilebilir [37, 38, 39].

$$\mathbf{M} = \sum_{k=1}^s x_k^T y_k \quad (10)$$

Örüntünün geri çağırılması veya hatırlanması ise aşağıdaki gibi ifade edilebilir

$$x_k \mathbf{M} = x_k \sum_{l=1}^s x_l^T y_l = x_k x_k^T y_k + \sum_{l \neq k} x_k x_l^T y_l \quad (11)$$

Eğer  $x_1, x_2, \dots, x_k, \dots, x_s$  giriş vektörleri dikseler, yani  $x_k x_k^T = 1$  ve  $x_k x_l^T = 0$  ( $\forall l \neq k$  için) o zaman  $x_k \mathbf{M} = y_k$  olur ve bu işlem gerçek hatırlama olarak bilinir. Eğer  $x_1, x_2, \dots, x_k, \dots, x_s$  dik (ortogonal) vektör takımı değilse, 11 denkleminin sağ tarafındaki ikinci terim sıfırdan büyük olur ve daha önceden saklanmış bir örüntü girişe uygulandığı zaman bile hata olabilir. Bu terim gürültü olarak isimlendirilir. Gürültüye karşı bellek sisteminin bağışıklığını artırmak için, girişlerin  $x\mathbf{M}$  toplamı doğrusal olmayan  $f$  dönüşümü tarafından çağrışım yapılır [35, 36].

$$y=f(x\mathbf{M}) \quad (12)$$

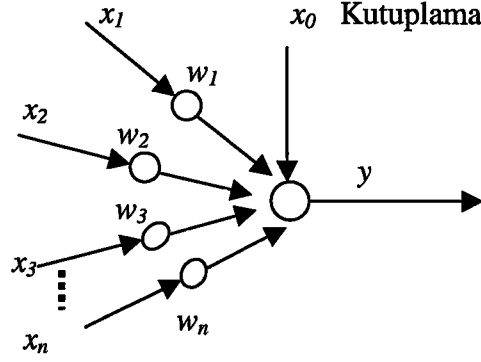
Saklanan örüntü lerin toplam sayısı, onların ortak Hamming uzaklıklarına ve Hamming uzaklıklarını hatırlama başarısına bağlıdır. Eğitim çiftlerinin çağırılmasının garanti edilmesi BAM (Bidirectional Associative Memory) için sahte-gevşeme (pseudo-relaxation) öğrenme algoritması ile sağlanır [39]. Bu algoritma azalan enerji eğimi tekniğine dayanmaz, daha çok doğrusal eşitsizliklerin sistem çözümü için bir gevşeme yöntemidir. Her tekrarlama, eğitim çiftleri tek tek denenir. Eğer ağırlıklar eğitim çiftleri ile ayarlanırsa, BAM'ın kararlı bir durumu için yeterli olmayabilir. Bu yöntem sadece dikliğin veya eğitim paternlerinin herhangi diğer özel kodlamalarını gerektirmez.

Sinirsel çağırışlı bellekler içerik adreslenebilir saklayıcılarda, arama-çağırma işlerinde, optimizasyon hesabında, görüntü onarımında, patern tanımda, sınıflama ve kod düzeltmede başarılı biçimde kullanılmaktadır.

#### 1.7.4.4. Uyarlanabilir Doğrusal Sinirler

Widrow ve arkadaşları, uyarlanabilir diye adlandırılan uyarlanabilir doğrusal sinirlerle (Adaptive Linear Neurons, Adaline) bir yapay sinir ağı üretme fikrini ileri sürmüştür [32]. Bu sinirler, ağırlıkları ayarlanabildiğinden ve sinir fonksiyonları doğrusal olarak karakterize edilebildiğinden "*uyarlanabilir*" olarak isimlendirilir.

ANN yöntemlerin pek çoğu Widrow'un Adaline yöntemini temel alır. Bu sinir yöntemi, doğrusal model/karar vektör uzayı problemlerini sınıflandırmada çok etkilidir. Uyarlanabilir ağların temeli Hebbian'ın "*birbirine bağlı sinirler aynı anda aktif olduğu zaman, arasınlarındaki bağ kuvveti artar*" ilkesine dayanır. Bu öğrenme kuralında, iki olay aynı anda oluştuğu zaman bunlar birbiri ile ilişkilidir, ve böylece ileride herhangi biri aktif duruma geldiği zaman diğeri de etkin hale gelir. Örneğin,  $S_1$  ve  $S_2$  olmak üzere iki sinir ele alınsın.  $S_1$  siniri,  $S_2$ 'ye giriş sağlayan sinirlerden biri olsun. Eğer  $S_2$  sinirinin etkinliği yükselme eğilimi gösteriyorsa  $S_1$  siniri de aynı eğilimi gösterir. Adaline ve Hebbian kuralı temeline bağlı diğer ağlar "*çoklu uyarlanabilir*" (Many adalines, Madaline) ve perceptron ağlardır. Bu ağlar uyarlanabilir ağların aksine doğrusal olmayan uzayı tanımlayabilirler.  $x_1, x_2, \dots, x_n$  gibi  $n$  tane girişli uyarlanabilir bir sinir şekil 21'de



Şekil 21. Uyarlanabilir sinirin basit gösterimi

gösterilmiştir. Herbir sinir +1 veya -1 gibi ikili değerden yalnız birini alabilir. Ayrıca sinir, değeri her zaman +1 olan  $x_p$  gibi bir sabit girişe sahiptir. Her girişle ilişkili ve gerçel bir değer alabilen bir ağırlık tanımlanmıştır.  $x_0$  girişine karşılık gelen ağırlık  $w_0$ 'dır ve kutuplama ağırlığı olarak isimlendirilir.

Tüm girişler kendi ağırlıkları ile çarpılır ve sinirin etkinlik derecesini göstermek için toplanır. Bu toplam ise  $y$  sinir çıkışının etkinlik derecesini gösterecek şekilde +1 veya -1 den hangisine yakınsa ona dönüştürülür. +1 veya -1 değeri, kullanılan eşiklendirme fonksiyonuna bağlıdır [32].

#### 1.7.4.5. Çoklu Uyarlanabilir Ağlar


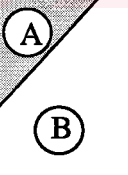
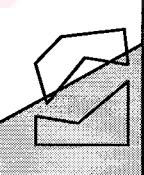


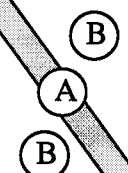
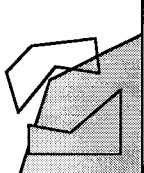
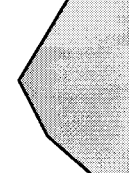

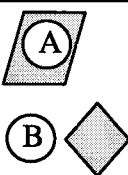
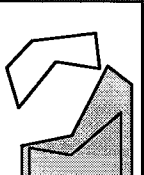
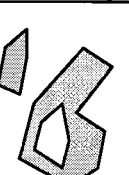
Tekli uyarlanabilir ağlar XOR gibi bazı fonksiyonları gerçekleyemez. Bu nedenle uyarlanabilir ağlar katmanlar şeklinde bağlanır, ve her bir katman bu gibi pek çok sayıda elemana sahip olmalıdır. Böyle oluşturulan devrelere çoklu uyarlanabilir devre (madaline) adı verilir. Bu devreler doğrusal olmayan fonksiyonları temsil eder.

#### 1.7.4.6. Perceptron

Klasik perceptron siniri uyarlanabilir bir sinire benzer. Fakat, perceptron sinirinin eşikleme fonksiyonu doğrusal veya sigmoid yapıya sahip olabilir. Eşiklendirme

fonksiyonu doğrusal olmadığı zaman, giriş örnekleri çıkış sınırlarının sayısına bağlı olarak farklı sınıflara bölünür. Giriş örnek uzayını karar bölgelerine bölerek, belirli bir sınıfa ayrılan giriş örnekleri belirlenebilir. Karar bölgeleri devredeki katman ve sinir sayıları tarafından şekillendirilir [32]. Örneğin, şekil 22'de gösterildiği gibi, tek katmanlı perceptron iki ayrı karar bölgesini ayırır. Genellikle, uyarlanabilir sinire benzer şekilde, tek katmanlı perceptron doğrusal ayrılabilen fonksiyonları temsil eder. Fakat, eğer fonksiyon doğrusal olarak ayrılamaz ise, bu durumda birden fazla katmana ihtiyaç vardır.

Şekil 22'deki çift katmanlı bir perceptron ağı ilk katmanındaki her bir düğüm bir çizgi ile iki kenar bölgesi oluşturur. İkinci katmandaki noktalar ise bu bölgelerin kesişme yerlerini alarak kapalı veya açık dışbükey bölgeler oluşturur. Üç katmanlı bir perceptron gelişmiş güzel karmaşık karar bölgeleri oluşturabilir, şekil 22. Çift katmanlıya benzer şekilde, ikinci katmandaki her bir düğüm giriş örneğinin belirli bir bölgede kalıp kalmadığını gösterir. Üçüncü katmandaki her bir düğüm daha büyük bir bölge oluşturmak için bu bölgelerin pek çoğunu birleştirir. Genel olarak bir perceptrondaki katmanlar bir sınıflama ağacının seviyeleri olarak kabul edilebilir.

	Yapı	Saptama bölge tipi			
Tek katman		Yarı düzlem			
Çift katman		Kapalı bölge			
Üç katman		Ayrık			

Şekil 22. Katman sayısına göre ağların sınıflama yetenekleri

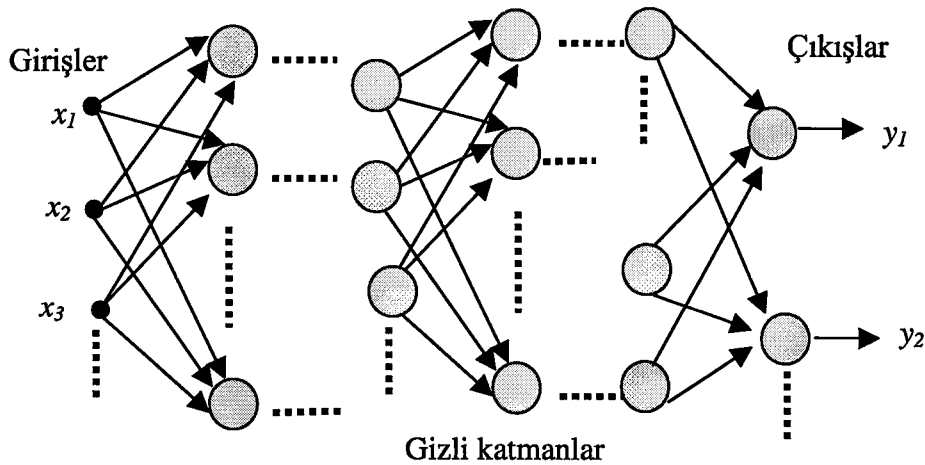
. *Çok katmanlı perceptronun eğitimi:* Çok katmanlı perceptronlar tek katmanlıların gelişmiş uyarlamalarıdır. Şekil 23'te gösterildiği gibi bu modeller giriş katmanı çıkış katmanı, ve pek çok gizli katmandan oluşabilir. Bir katmanın çıkışları diğer katmanın girişleri olmalıdır.

### 1.7.5. Gerekli Gizli Sinir Sayısı

Gizli katmanın boyutu çok katmanlı ileribeslemeli ağlar kullanıldığı zaman oldukça önemlidir. Çoğu kez bu sınırların kesin sayıları hakkında cevap vermek oldukça zordur.

Tek gizli katmana sahip ağlar  $n$ -boyutlu giriş örüntü uzayında keyfi karar bölgeleri oluşturulabilir. Ağın uygun şekilde çalışabilmesi için gizli sinirlerin  $J$  sayısı hakkında belirli çözümler vardır. Bu çözümler eğitim takımında gerekli  $P$  farklı örüntülerin sayısının alt sınırını belirler. Gizli girişlerin sayısı giriş vektörünün  $n$ -boyutuna ve  $n$ -boyutlu Euclidean giriş uzayında ayrılabilir bölge sayısına bağlıdır [1].

$n$ -boyutlu değişmeyen giriş uzayında  $B$  adet bölgenin doğrusal olarak ayrı bölgelere ayrılabilirdi varsayalım. Giriş uzayındaki  $B$  bölgelerinden herbiri  $R \leq B$  olmak üzere  $R$  sınıflarından birine ait olacak şekilde etiketlensin.



Şekil 23. Çok katmanlı perceptron ağlar

Şekil 24'te  $n=2$ ,  $B=7$ ,  $R=3$  olan bir örnek verilmiştir. Burada  $B$ 'nin  $P$ 'den daha küçük olduğu gözlenebilir, yani  $B \leq P$ 'tir. Ayrılabilir kenar bölgelerinin kenarları eğrisel ise  $P/B \geq 1$  oranı geçerlidir.  $P/B \gg 1$  alınırsa çok iyi bir ayırma işlemi yapılmış olur.  $B$ ,  $J$ ,  $n$  arasındaki ilişki aşağıdaki gibi verilebilir.

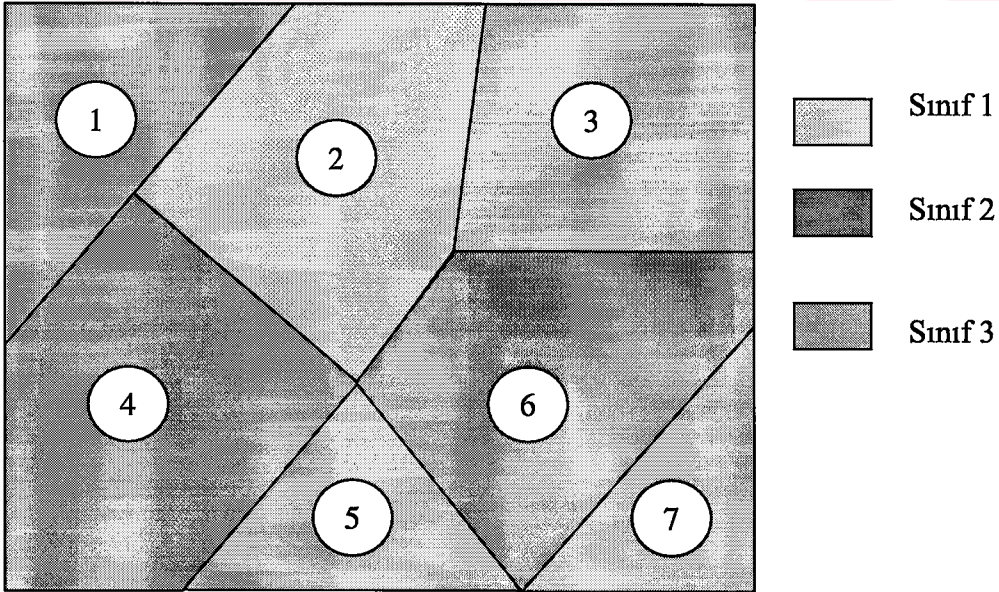
$$B(J, n) = \sum_{k=0}^n \binom{J}{k}, \text{ burada } J < k \text{ için } \binom{J}{k} = 0 \quad (13)$$

$B$  ve  $n$  verildiği zaman  $J$  gizli katman boyutu kestirilebilir. Gizli düğüm sayısına göre büyük boyutlu giriş vektörleri için veya  $n \geq J$  olduğu zaman 14 denklemi

$$B = \binom{J}{0} + \binom{J}{1} + \binom{J}{2} + \dots + \binom{J}{J} = 2^J \quad (14)$$

veya kısaca aşağıdaki şekilde yazılabilir.

$$J = \log_2 B$$



Şekil 24. 2-B giriş uzayında üç sınıfın yedi farklı bölgeye dağılışı



## 1.8. Bulanık Mantık

### 1.8.1. Giriş

Son yıllarda, özellikle denetim sistemleri ve örüntü tanıma gibi bilimsel ve mühendislik uygulamalarında bulanık sistemler büyük başarı göstermiştir. Aynı başarı tüketici ürünleri ve endüstriyel alanlarda da görülmektedir. Bulanık kümedeki temel fikir algılamamanın basitliğidir. Bulanık küme kavramında herhangi bir elemanın kümeye üye olup olmaması muğlak değerlerle ifade edilir. Bu nedenle bulanık küme insan karar verme sistemine benzerdir.

Klasik mantıkta bir küme ya " *doğru*" veya " *yanlış*"tır. Fakat dünyada gelişen fiziksel veya sosyal olaylar incelendiğinde önermelerin "*doğru*" veya "*yanlış*" değerlerin yanı sıra bu iki değer arasındaki diğer değişimleri de alması gerektiği görülür. Bu olaylar doğru veya yanlış olarak tanımlanamazlar. Olayların ne derece "*doğru*" veya ne derece "*yanlış*" olduklarının belirlenmesi gerekir. Örneğin 100 °C suyun sıcaklığı "*sıcak*" olarak ifade edilirse 95, 90, 85 °C 'lerdeki su için "*sıcak değildir*" ifadesi bu anlamda doğru olmadığı gibi yanlış da değildir. Bu nedenle önermelerin *doğru* (1) ve *yanlış* (0) değerleri arasındaki değerler (az sıcak, ılık, az soğuk, vb.) kullanılarak bulanık küme kavramı ortaya atılmıştır.

Matematiksel modeli kurulamayan karmaşık sistemler 1960 yılı ortalarında artan bir hızla araştırılmaya başlandı. 1965 yılında Kaliforniya Üniversitesinden Prof. Dr. Lotfi A. Zadeh ilk defa bulanık küme kavramının temel taşı olan " *yumuşak* " yaklaşım ile sistem tanıma ve tasarımını gerçekleştirdi. Dereceli üyelik tanımı, bireysel tanı işleminden ortaya çıkan bilgiye matematiksel bir temel oluşturmak için yapılmıştır. Bulanık sistem teorisi " *çok az, az, orta, düşük, çok, çok fazla*" gibi dilbilimsel yapılar yardımıyla oluşturuldu. Bulanık sistemin ana ilkesi insan düşünme ve karar verme yeteneğine özdeş bir yapı oluşturmaktır. Oysa klasik mantıkta iki değere göre karar verilir, *doğru* veya *yanlış*. Klasik mantık bir olayın meydana gelip gelmeyeceğini, olaydaki değişimleri olasılık teorisine uygulayarak açıklar. Bulanık mantık teorisi ise insan düşünme ve karar verme sistemine benzer şekilde dereceli üyelikler yardımıyla karar verir. Böylece olayların modellenmesinde daha gerçekçi ve doğala yakın sonuçların elde edilmesini sağlar [8, 40].

Bulanık mantık 1966 yılında Bell Labratuvarlarında, Dr. Peter Marinos tarafından geliştirildi. 1972 yılında Londra Üniversitesinden Prof. Dr. E. H. Mamdani bulanık mantık temelli uzman sistemle bir buhar türbininin hızının ve performansının çok başarılı bir şekilde denetlenebileceğini gösterdi. Bulanık mantık kuralının ilk önemli endüstriyel uygulaması 1980 yılında Danimarka'daki F. L. Smidth çimento fabrikasında gerçekleştirmiştir. Bu çalışmada değirmen içindeki sıcaklık ve oksijen oranları çok mükemmel biçimde dengelenmiştir.

Diğer bir uygulama ise Hitachi firması tarafından 1987 yılında Sendai metrosunda gerçekleştirilmiştir. Bu çalışma ile trenin arzulanan konumda durması üç kat daha iyileştirilmiş, kullanılan enerji ise %10 oranında azaltılmıştır.

Bulanık mantık teorisi endüstri ve tıpta bir çok uygulama alanı bulmuş ve bir çok ürünün geliştirilmesine uygulanmıştır. Özellikle son yıllarda otomatik çamaşır makinaları, buzdolabı, küçük mutfak aletleri gibi bir çok alete başarı ile uygulanmıştır. Akıllı ve hareketli robotlarda ve şoförsüz araba yapımında bulanık mantık yaygın olarak kullanılmaya başlanılmıştır. Bu çalışma alanlarında verilmesi gereken kararlar bulanık mantığa çok uygundur. Bulanık mantık ve yapay sinir ağlarında meydana gelen gelişmelerin birleştirilmesi ile çok daha akıllı cihazların insan hizmetine sunulması sağlanmıştır.

Bulanık sistemler ve yapay sinir ağları ile ilgili bazı temel özellikler aşağıdaki gibi verilebilir, tablo 2. Biyolojik denetim mekanizmaları genellikle çok karmaşıktır ve bu işlemler kesin matematiksel formüle sahip değildir. Biyolojik denetim sistemleri, matematiksel model kullanmadan sürekli durum yanılığını en aza indirebilir. Sürekli durum yanılığını duruma göre belirleyen en iyi mekanizma insan beynidir. İnsan beyni karmaşık işlemlerin çözümünde çok başarılıdır. Bütün bu karmaşık hesaplar herhangi bir sisteme yapay sinir ağları ve bulanık mantık kurallarıyla kolayca kazandırabilir. Aynı başarıyı geleneksel denetim kullanarak elde etmek mümkün değildir.

Tablo 3, sembol işleme, bulanık mantık, yapay sinir ağı ve kaos teorisinin hangi problemlerde ne derece başarılı olduğunu gösterir [41].

Tablo 2. Bulanık sistemler ile yapay sinir ağlarının karşılaştırılması

Çalışma konuları	Bulanık Sistem		Yapay Sinir Ağı
	Girişler	Uzman kişi	Örnek Kümesi
Bilgi Aktarımı	Cihazlar	Yazılım-donanım	Algoritmalar
	Bilgi	Nicel veya nitel	Nicel
Belirsizlik	Tanı	Karar verme	Algı
	Hata toleransı	Düşük	Çok yüksek
Uyarılama	Öğrenme	Yeniden yapılandırarak	Sinaptik ağırlıkları değiştirerek
	Yürütme	Üst seviyede	Alt seviyede
Doğal dilbilim	Esneklik	Yüksek	Düşük

Tablo 3. Problem çözümündeki yeterlilikle ilgili bir karşılaştırma

	Teşhis	Patern tanıma	Denetim	Karar	Planlama	Tasarım	Tanımlama	Kestirim
Sembol işleme	□			■	■	■		
Bulanık mantık	□	□	■	■	■	□	■	■
Yapay sinir ağı	□	■	□				■	■

- → Probleme ilişkin çözüm içerir  
 ■ → Problemin çözümünde yeteneklidir.

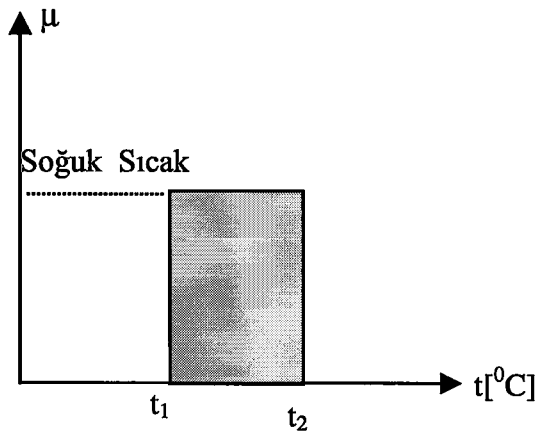
### 1.8.2. Bulanık ve Klasik Mantıkta Küme Kavramı

Bulanık mantığın temelinde insan düşünme ve karar verme sistemi yatar. Dolayısıyla bu mantığın küme elemanları da insan mantığına çok yakın veya onunla aynı olan elemanlardır. Örneğin, banyo yapan bir kimse için sıcak arzu edilen değere ayarlayarak vücutun yanmaması veya üşümemesi için gerekli önlemler alınır. Yani çok sıcak, sıcak, ılık, soğuk gibi dilbilimsel niceleyicilerden biri kullanılarak banyo yapılır. İşte burada kullanılan dilbilimsel niceleyiciler, ifade şekli ve sayısı ne olursa olsun bulanık küme elemanlarını (üyelikleri) meydana getirir. Ancak aynı olay klasik mantıkta düşünülünce, banyoda ya buz gibi su (0) ile yıkanılarak donulur veya çok sıcak su (1) ile yıkanılarak yanılır.

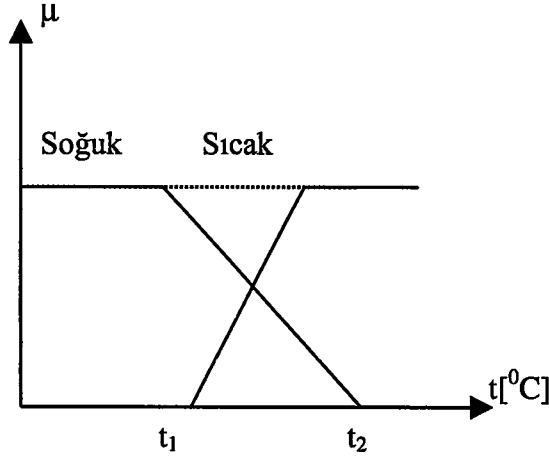
Klasik ve bulanık mantığın aralarındaki ilişki aşağıdaki örnekle açıklanabilir. İki bardak süt ele alınsın. Süt dolu bu bardaklardan birinin üzerinde " %80 olasılıkla bayat süt" ve diğerinin üzerinde "%80'i bayat süt" yazsın. Başka yiyeceğin bulunmadığı bir ortamda bu sütlerden hangisini içmek daha doğru olur? İlk bardaktaki süt %80 olasılıkla bayattır, fakat %20 olasılıkla ise tazedir.

Aslında bu süt bayatta olabilir, tazede olabilir. %80'i bayat olan sütün büyük bir kısmının bayat olması aslında tamamının içilmesinin mümkün olmadığını gösterir. Diğer bir deyimle bu süt bulanık mantıkta üyeliği "*bayat süt*" olarak isimlendirilecektir. Şimdi de bu sütleri tahlil edebilecek kimyasal bir düzenek düşünölsün. İlk bardaktaki süt "*taze*" olsun, yani %20 olasılık gerçekleşmiş ve süt taze çıkmış olsun. İkinci bardağı tahlil edince ortaya çıkacak sonuç doğal olarak halen daha %80 oranında "*bayat süt*" olacaktır. Bu durumda tercih edilecek süt %20 taze olma olasılığına sahip olan süt olmalıdır.

Burada diğer bir önemli konu, klasik mantıkta bir noktada küme elemanlarının birbirine olan geçişlerinin ne kadar kısa sürede ve keskin olduğudur, şekil 25. Örneğin 40 °C derece sıcaklık sınırı kabul edilirse, klasik mantıkta 39 °C dereceyi soğuk kabul etmek gerekir. 40 °C derece aslında pek de sıcak kabul edilecek bir sınır değildir; aynı şekilde hemen 1 °C derece daha az olan ısının, yani 39 °C derecenin soğuk veya sıcak kabul edilmesi pek uygun düşmez. Ancak bulanık küme elemanlarının birbirine geçişi yumuşaktır, şekil 26.



Şekil 25. Klasik kümede küme elemanlarının birbirine keskin geçişi



Şekil 26. Bulanık kümede küme elemanlarının birbirine yumuşak geçişi

Eğer bu işlev  $\mu(x)$  ile tanımlanır, işlevin alacağı değer 0 ile 1 arasında olacaktır. Yani işlevin doğruluk değeri  $\mu(x) \rightarrow [0,1]$ ' dir. Dolayısıyla, sıcak ve soğuk arasındaki herhangi bir değeri de alabilir. Örneğin bir endüstriyel denetim sisteminde ani sıcaklık değişimleri yerine yumuşak geçişlerle denetim sağlanırsa istenen ara değerler kullanılabilir. Böylelikle hem denetim kalitesi artırılmış hem de enerji tasarrufu sağlanmış olur.

Bulanık mantıkta olaylar beyindeki bazı dilbilimsel terimlerle görülür. Örneğin boy için "uzun", "orta", ve "kısa", yaş için "çocuk", "genç", ve "ihtiyar" dilbilimsel terimleri kullanılabilir. Ayrıca bunların arasında yer alan değerler de kullanılabilir. Bilgiler bulanık mantık kümelerinin terimlerinde tanımlanır. Bulanık kümeler özel hareketleri tanımlamak için doğrudan bulanık kuralların bileşimi olabilir. Örneğin bir araba denetiminde, eğer "hız fazla ise o zaman çok az frene bas" şeklindeki bir yapı bu kurallar bileşimini gösterir.

Bulanık sistem, bulanık kümelerin terimlerinde tanımlanan bir ya da daha fazla giriş değişkeninin birleşimidir. Bulanık kuralların bir koleksiyonu ile çıkış üretilir. Bulanık mantık çözümü çok zor olan doğrusal olmayan problemlere kolaylıkla uygulanabilir. Örneğin, şoförsüz araba bu uygulama alanlarının en önemlilerinden biridir. Bulanık kümeler kendi işlemleri içinde öğrenir, çünkü bulanık kurallar bulanık sistemin hareketini tanımlamayı sağlar.

### 1.8.3. Bulanık Kümeler

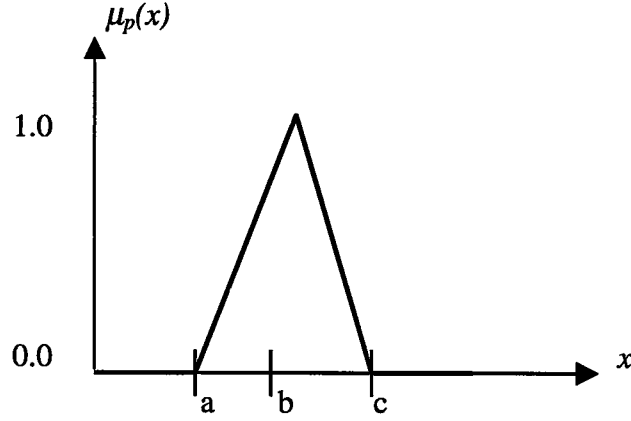
Bir küme iki şekilde olabilir: Biri tüm elemanları içeren evrensel küme, diğeri ise bazı elemanları bu kümenin dışında tutan kümedir. Dilbilimsel olarak bir elemanın bir kümeye ait olmasını 1 veya ait olmamasını 0 ile göstermek mümkündür. Bu tanımlama kümeye üye olma veya olmama anlamındadır. Bu özellik klasik küme için geçerlidir.  $X$  evrensel kümesinin her bir elemanı için üye olmanın veya olmamanın belirlenmesi, bu kümenin karakteristiği ya da ayırma fonksiyonu ile verilir. Bir  $A$  kümesi için bu fonksiyon  $x \in X$  olmak üzere  $\mu_A(x)$  değeri aşağıdaki gibi verilir.

$$\mu_A(x) = \{ 1 \text{ eğer ve sadece } x \in A, 0 \text{ eğer ve sadece } x \notin A \} \quad (15)$$

Böylece  $\mu_A(x)$  fonksiyonu,  $X$  evrensel kümenin elemanlarını 0 ve 1'lerden oluşan bir küme ile çerçeveler. Bulanık küme, üyelik fonksiyonunun olasılıklarını mümkün kılar ve üyeliklerin 0 ile 1 arasında değişmesine izin verir. Örneğin bir gölün bulanık kümesi "*büyük göl*" dır ve bu kümenin üyeliği de  $\mu_A(\text{büyük göl})=0.8$  olabilir. Çünkü bu göl büyük olabilir, fakat hayal edilen en büyük göl değildir. Bulanık mantıkta üyelik fonksiyonları dış dünya ile bulanık sistem arasında bir arayüzdür. Üyelik fonksiyonu verilen herhangi bir değişkenin alabileceği olası değerler takımıdır. "*Büyük göl*" ifadesinde üyelik fonksiyonunun ekseni "*göl*" dır.

Bir üyelik fonksiyonunun değer aralığı ya da mümkün olan çıkış değerleri  $[0,1]$  aralığındadır, bütün gerçel sayıların üyelikleri de bu aralıktadır. Üyelik fonksiyonlarının seçimi değişik şekillerde yapılabilir. Üyelik fonksiyonlarının seçimi, gerçek dünyada temsil ettikleri değişkenlerin özelliklerini büyük doğrulukla karşılamalıdır. Fakat pratikte bunu tam olarak sağlamak mümkün olmayabilir. Pratikte üyelik fonksiyonları geçmiş tecrübelerden yararlanılarak hazırlanan bilgi kümeleri veya değişimi belli bazı dalga şekillerinden oluşur.

En çok kullanılan üyelik fonksiyonu, parçalı doğrusal (ya da üçgensel) üyelik fonksiyonunun ifadesi 16 denkleminde ve dalga biçimi ise şekil 27 ile verilebilir



Şekil 27. Parçalı doğrusal üyelik fonksiyonunun dalga biçimi

$$\mu_p(x) = \begin{cases} 0 & x \leq a \\ (x-a)/(b-a) & a < x < b \\ (c-x)/(c-b) & b < x < c \\ 0 & x \geq c \end{cases} \quad (16)$$

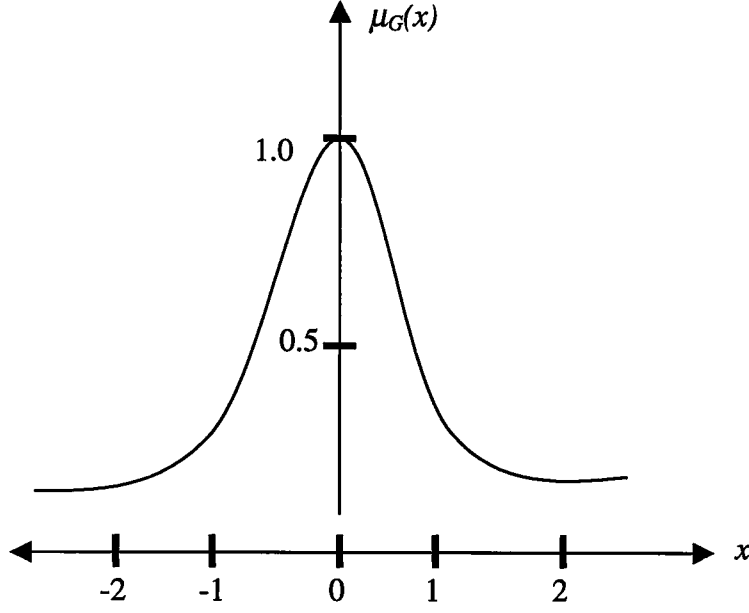
$X$  bir evrensel küme olmak üzere,  $A$  bulanık kümesinin  $\mu_A(x)$  üyelik fonksiyonu genellikle aşağıdaki gibi tanımlanır.

$$\mu_A(x) : X \rightarrow [0, 1]$$

Bu ifadeden görüldüğü gibi üyelik değerleri 0 ve 1 dahil olmak üzere bu iki değer arasındaki tüm gerçel sayısal değerleri alabilir. Gaussian dağılımlı üyelik fonksiyonunun ifadesi ve dalga biçimi aşağıdaki gibi verilebilir, şekil 28.

$$\mu_G(x) = \frac{1}{1+10x^2} \quad (17)$$

Bu fonksiyon yardımıyla incelenen kümede bulunan tüm gerçel sayıların üyelik değerleri belirlenebilir. Fonksiyon incelendiğinde üyeliği 1'e yakın sayıların 0 civarında



Şekil 28. Gaussian dağılımlı üyelik fonksiyonunun dalga biçimi

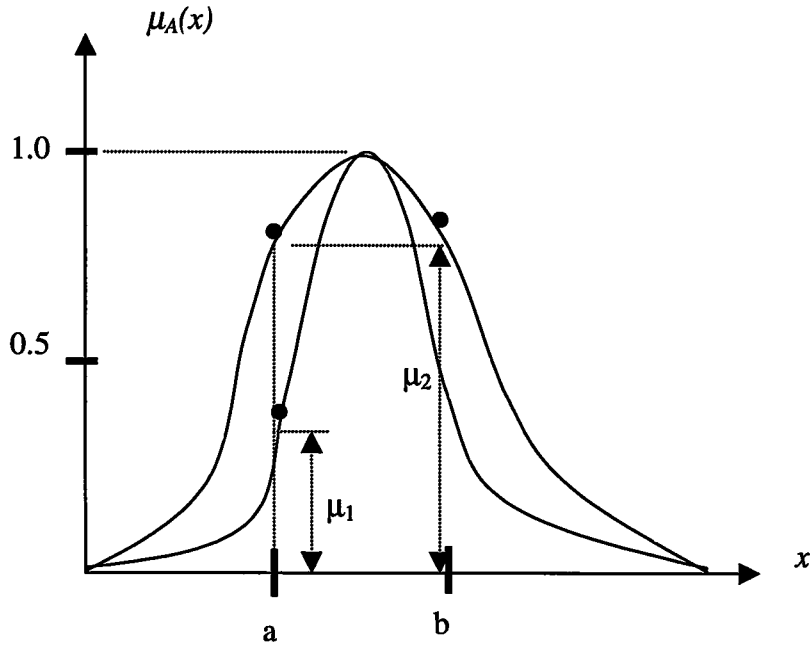
olduğu görülür. Bu sayıların 0'a değil de her hangi bir  $a$  sayısına yakın olması durumunda bulanık kümenin üyelik fonksiyonu aşağıdaki gibi verilebilir.

$$\mu_A(x) = \left( \frac{1}{1 + 10(x - a)^2} \right)^2 \quad (18)$$

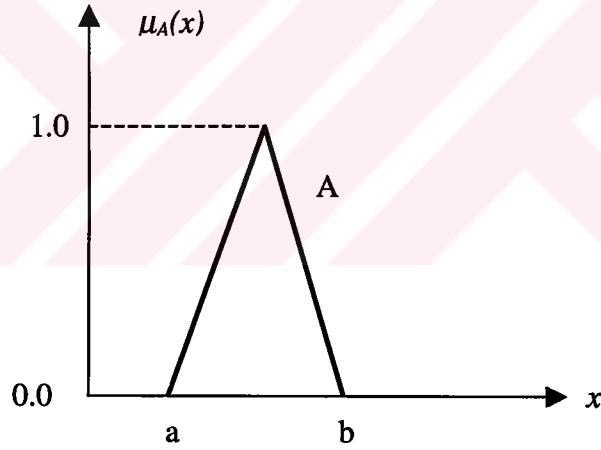
Her  $x \in X$  için,  $\mu_A(x)$  üyeliği,  $[0, 1]$  kapalı aralığındadır. Bu biçimdeki üyelik fonksiyonunun değişimi şekil 29'da verilmiştir. Her  $x$  için,  $\mu_A(x)$  üyeliği iki eğri arasında kalan kısımdır [42]. Genellikle kullanılan üyelik fonksiyonu biçimi, doğrusal parçalardan oluşan üçgen fonksiyonlardır. Diğer fonksiyon biçimlerinden Gaussian fonksiyonu hesap zamanını oldukça uzattığı için pek kullanılmaz.

Bulanık mantık süreçlerinin başlatılabilmesi için gerekli üyelik işlevleri, dilbilimsel niteleyicilerden oluşan bir anlam grubudur. Bu anlam, üyelik işlevlerinin ağırlık merkezleri ile tanımlanır.





Şekil 29. Ara değerli bulanık küme örneği



Şekil 30. A bulanık kümesinin üyelik fonksiyonu

#### 1.8.4. Bulanık Mantıkta Küme İşlemleri

Bulanık kümenin her elemanı, küme içinde bir üyelik değerine sahiptir, ve A bulanık kümesinin işlev haritası 0 ile 1 arasındaki gerçel sayılardan oluşur, şekil 30. Yani  $\mu(x) \in [0,1]$ ' dir. X evrensel kümesinde yer alan, sınırlı ve sonlu sayıdaki x elemanlarından oluşan A bulanık kümesi,

$$A = \left\{ \frac{\mu_A(x_1)}{x_1} + \frac{\mu_A(x_2)}{x_2} + \dots \right\} \quad (19)$$

bağıntısıyla verilir.  $A$ 'nın evrensel bir kümede tanımlı, sonlu ve sayılabilir olduğu kabul edildiğinde

$$A = \left\{ \sum_i \frac{\mu_A(x_i)}{x_i} \right\} \quad (i=1, 2, 3, \dots, n) \quad (20)$$

yazılabilir. Benzer olarak  $x$ , gerçel sayıların bir aralığı ise (20) bağıntısı aşağıdaki gibi verilebilir

$$A = \int \frac{\mu_A(x)}{x} \quad (21)$$

Bölme işareti,  $X$  evrensel kümesinde  $A$  bulanık kümesinin sıfır olmayan üyelik derecelerine sahip olan tüm elemanlarını, yine bunların  $A$ 'daki üyelik dereceleri ile birleştirir. Toplama işareti ise cebirsel bir toplamı ifade etmekten ziyade,  $A$  kümesinin tanımında eleman çiftlerinin ve üyelik derecelerinin topluca ifade edilmeleri amacıyla kullanılır.  $X$  evrensel kümesinde  $A$ ,  $B$  ve  $C$  bulanık kümeleri tanımlansın ve  $x$  yine bu kümelere ait bir eleman olsun.

$$\mu_{A \cup B}(x) = \mu_A(x) \vee \mu_B(x) \quad (22)$$

$$\mu_{A \cap B}(x) = \mu_A(x) \wedge \mu_B(x) \quad (23)$$

$$\bar{\mu}_A(x) = 1 - \mu_A(x) \quad (24)$$

Bu ifadelere ait grafikler sırasıyla şekil 31, 32, 33'te gösterilmiştir. Örneğin  $A$  ve  $B$  bulanık kümeleri

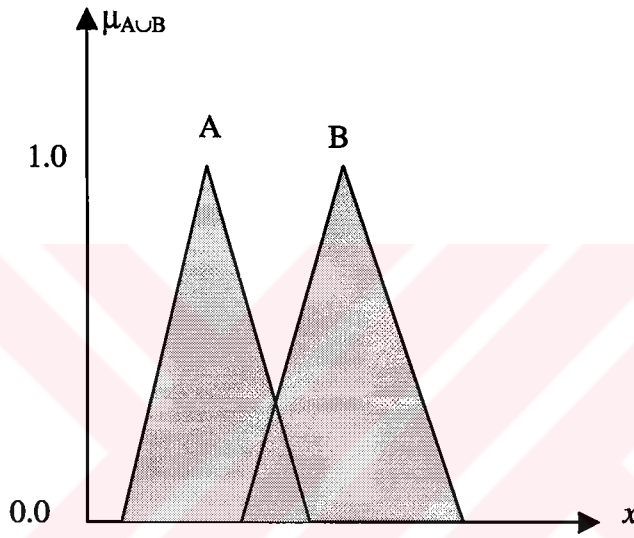
$$A = \frac{1}{2} + \frac{0.5}{3} + \frac{0.3}{4} + \frac{0.2}{5}$$

$$B = \frac{0.5}{2} + \frac{0.7}{3} + \frac{0.2}{4} + \frac{0.4}{5}$$

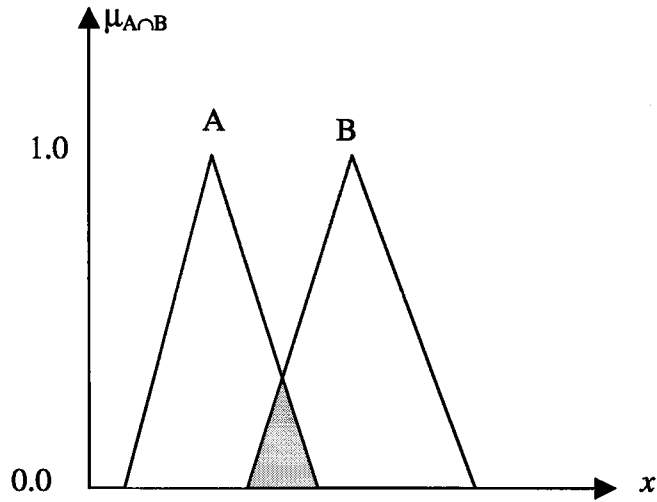
ve A ve B'nin evrikleri,

$$\bar{A} = \frac{1}{1} + \frac{0}{2} + \frac{0.5}{3} + \frac{0.7}{4} + \frac{0.8}{5}$$

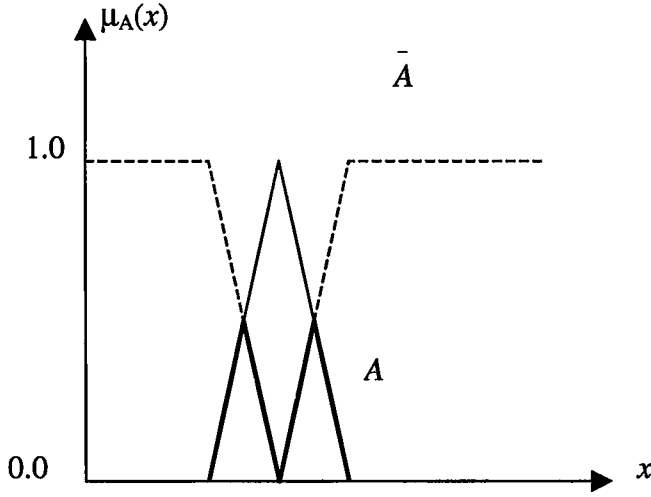
$$\bar{B} = \frac{1}{1} + \frac{0.5}{2} + \frac{0.3}{3} + \frac{0.8}{4} + \frac{0.6}{5}$$



Şekil 31. A ve B kümelerinin birleşimi



Şekil 32. A ve B kümelerinin kesişimi



Şekil 33. Bulanık kümelerde evrik işlemler

olarak verilsin.  $A$  ve  $B$  kümelerinin birleşimi ve kesişimi aşağıdaki şekilde verilebilir

$$A \cup B = \left\{ \frac{1}{2} + \frac{0.7}{3} + \frac{0.3}{4} + \frac{0.4}{5} \right\}$$

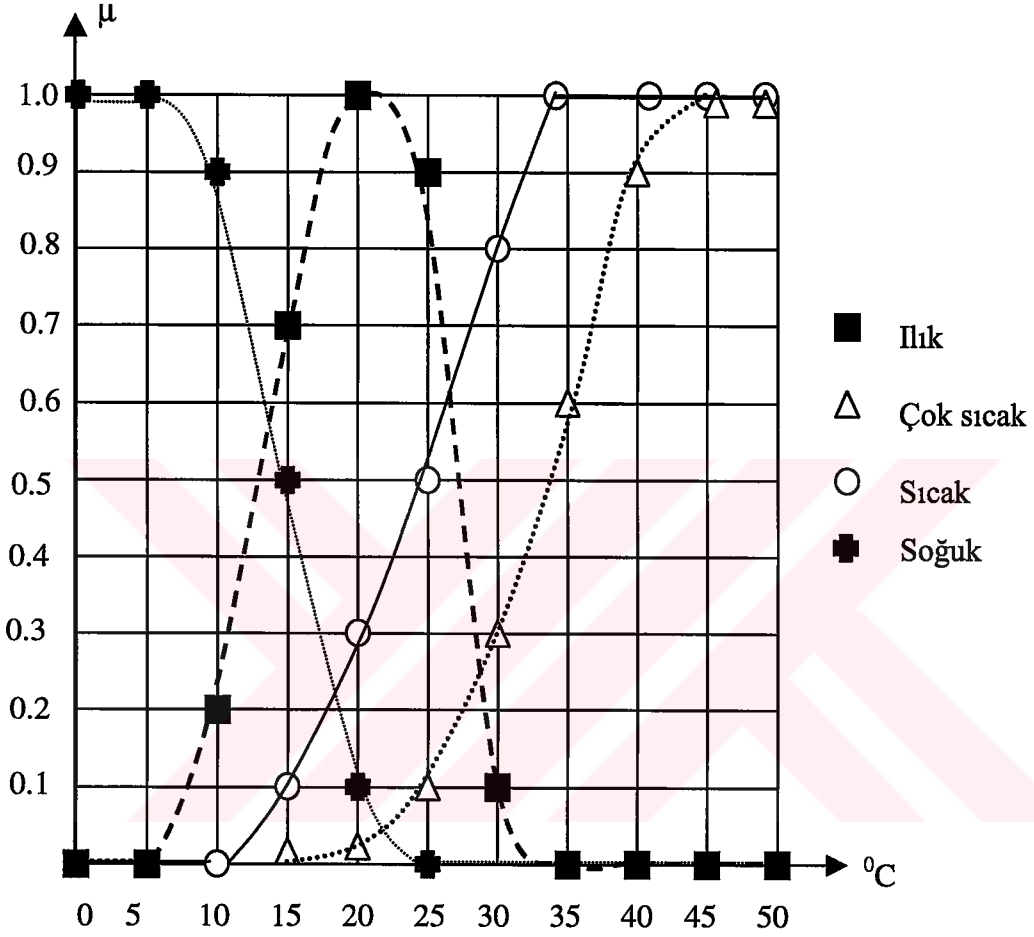
$$A \cap B = \left\{ \frac{0.5}{2} + \frac{0.5}{3} + \frac{0.2}{4} + \frac{0.2}{5} \right\}$$

Görüldüğü gibi bulanık kümelerdeki işlemler klasik kümelerdeki işlemlere benzemektedir. Ancak bu bulanık kümelerde evirme işlemine ait özelliklerde bazı farklılıklar vardır, şekil 33.

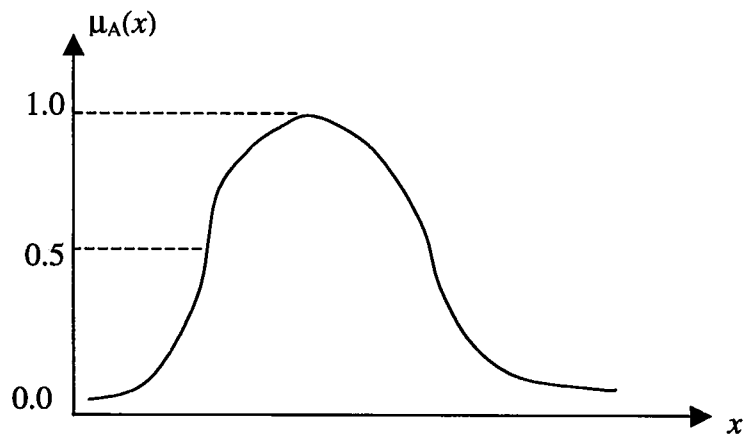
$A$  bulanık kümesinin evriği ile birleşimi evrensel küme değildir. Ve  $A$  bulanık kümesinin evriği ile kesişimi boş küme değildir. Matematiksel olarak  $A \cup \bar{A} \neq X$  ve  $A \cap \bar{A} \neq \emptyset$  dir. Bunun dışındaki diğer mantıksal işlem özellikleri, geleneksel mantıktaki işlemlerle aynıdır. Bir bölgedeki hava durumunu gösteren bir bulanık küme örneği şekil 34'te verilmiştir.

Bulanık kümede üyelik derecesinin büyüklüğü, bu kümede bulunan elemanların en büyüğü tarafından belirlenir. Üyelik dereceleri normalize edilerek  $[0, 1]$  kapalı aralığına

indirgenir, bu şekilde düzenlenen kümelere normalizeli bulanık küme adı verilir. Normalizeli bulanık kümede en az bir eleman 1 değerine sahiptir. Normalizeli bulanık küme örnekleri şekil 34 ve 35'te gösterilmiştir.



Şekil 34. Hava durumunu gösteren bir doğal bulanık küme örneği



Şekil 35. Normalizeli bir bulanık küme örneği

Şekil 34'teki bir bölgeye ait hava durumunu gösteren bulanık değerlere ilişkin atanmış üyelik dereceleri tablo 4'te verilmiştir.

A bulanık kümesinin bir  $\alpha$ -kesimi  $A_\alpha$  klasik kümesidir, ve A'da bir üyelik derecesine sahip X evrensel kümesinin belirlenmiş bir  $\alpha$  değerine eşit veya ondan büyük olan tüm elemanlarını içine alır. Bu tanım 25 denklemlerle açıklanabilir.

$$A_\alpha = \{x \in X \mid \mu_A(x) \geq \alpha\} \quad (25)$$

$\alpha$  değeri rastgele seçilebilir, fakat genellikle bulanık kümenin belirli üyelikleri tarafından belirlenir, şekil 36. Örneğin,  $\alpha=0.1$  için *soğuk* kümesinin bulanık  $\alpha$  kesimi,

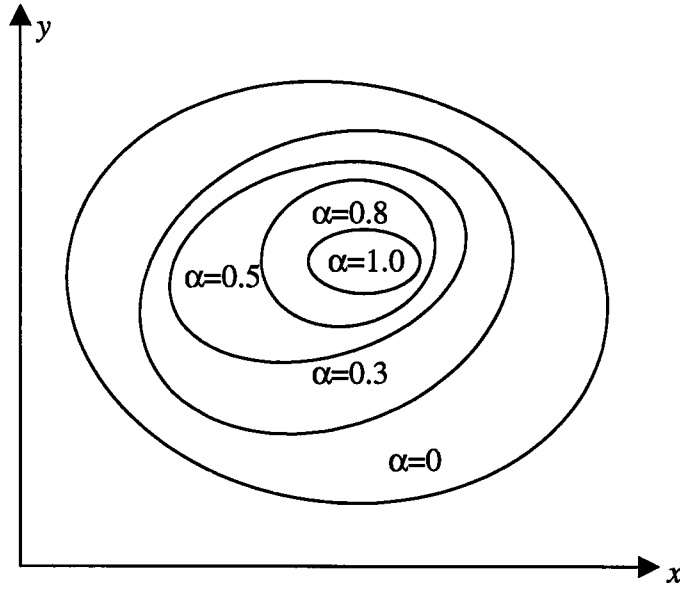
Soğuk<sub>0,1</sub>={ 0, 5, 10, 15,20} ve benzer olarak;

Soğuk<sub>0,9</sub>={0, 5,10} olarak alınabilir.

Burada, X üzerindeki her bulanık kümenin bütün  $\alpha$ -kesimlerinin kümesi, X'in içerdiği klasik alt kümelerin bir topluluğudur [43]. Herhangi bir A bulanık kümesinin farklı  $\alpha$ -kesimlerini gösteren bütün  $\alpha \in [0, 1]$  seviyeleri kümesine, A'nın seviye kümesi denir ve aşağıdaki gibi ifade edilebilir.

Tablo 4. Hava durumu doğal kümesi için atanmış üyelik dereceleri

Eleman (°C)	Soğuk	Ilık	Sıcak	Çok sıcak
0	1.0	0.0	0.0	0.0
5	1.0	0.0	0.0	0.0
10	0.9	0.2	0.0	0.0
15	0.5	0.7	0.1	0.0
20	0.1	1.0	0.3	0.05
25	0.0	0.9	0.5	0.1
30	0.0	0.1	0.8	0.3
35	0.0	0.0	1.0	0.6
40	0.0	0.0	1.0	0.9
45	0.0	0.0	1.0	1.0
50	0.0	0.0	1.0	1.0



Şekil 36.  $R^2$ , de tanımlı bir dışbükey bulanık kümesinin  $\alpha$ -kesimleri

$$A_\alpha = \{x \mid \mu_A(x) = \alpha \text{ bazı } x \in X \text{ için}\} \quad (26)$$

Burada,  $A_\alpha$ ,  $X$  evrensel kümesi üzerinde tanımlı  $A$  bulanık kümesinin seviye kümesidir. Evrensel küme,  $n$ -boyutlu  $R^n$ 'deki Euclidian vektör uzayında bütün noktaların kümesidir.  $R^n$  olarak tanımlanan bu küme, dışbükeylik şartını sağlamalıdır.  $R^n$ 'de tanımlı her hangi bir  $A$  kümesi, her nokta çifti için aşağıdaki şartlarda dışbükeydir.

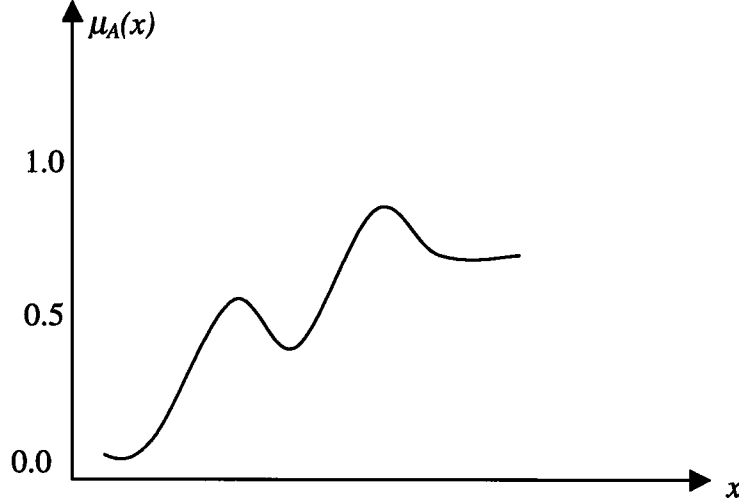
$A$  kümesindeki bir nokta çifti  $r$  ve  $s$  olmak üzere eğer;

$$r = (r_i \mid i \in N_n) \text{ ve } s = (s_i \mid i \in N_n) \text{ ise}$$

ve her gerçel  $\lambda$  sayısı  $[0, 1]$  aralığında olmak üzere  $A$ 'daki  $t$  noktası,

$$t = (\lambda r_i + (1 - \lambda) s_i \mid i \in N_n) \quad (27)$$

Diğer bir ifadeyle,  $A$ 'daki her  $r$  ve  $s$  nokta çifti için  $r$  ve  $s$ 'yi birleştiren bütün noktalar yine  $A$ 'nın içinde kalıyorsa, " $R^n$ 'deki  $A$  kümesi dışbükeydir" denir. Şekil 37'de



Şekil 37. Dışbükey olmayan bulanık küme örneği

dışbükey olmayan bir bulanık küme verilmiştir. Dışbükey bulanık kümelerin üyelik fonksiyonlarının da dışbükey olması gerekmez.  $R$  üzerinde tanımlı ve üyelik fonksiyonu parçalı sürekli olan dışbükey ve normalizeli kümeye, *bulanık sayı (fuzzy number)* adı verilir. Bir bulanık sayının, değişen derecelerde bazı aralıklar içindeki gerçek sayıları içerdiği düşünülebilir.

Sonlu bir  $X$  evrensel kümesi üzerinde tanımlı bir  $A$  bulanık kümesinin sayısal büyüklüğü,  $A$  kümesi içindeki  $X$ 'e ait bütün elemanların toplamıdır. Bu durum 28 denklemi ile ifade edilebilir.

$$|A| = \sum_{x \in X} \mu_A(x) \quad (28)$$

"*Ilık*" için bulanık kümenin sayısal büyüklüğü:

$$|Ilık| = 0.0 + 0.0 + 0.2 + 0.7 + 1.0 + 0.9 + 0.1 + 0.0 + 0.0 + 0.0 + 0.0 = 2.9 \text{ olarak bulunur.}$$

$A$  bulanık kümesindeki,  $X$  evrensel kümesinin her bir elemanının üyelik derecesi,  $B$  bulanık kümesindeki üyelik derecesine eşit veya ondan küçük ise " $A$ ,  $B$ 'nin alt kümesidir" denir ve aşağıdaki şekilde gösterilir



$$\mu_A(x) \leq \mu_B(x) \quad (\forall x \in X \text{ ve } A \subseteq B \text{ için}) \quad (29)$$

Evrensel kümedeki her eleman için “*çok sıcak*” bulanık kümesi, “*sıcak*” bulanık kümesinin bir altkümesi olduğu kolayca görülebilir.

$$\mu_{\text{çok sıcak}}(x) \leq \mu_{\text{sıcak}}(x)$$

Ayrıca her  $x \in X$  için bir  $\mu_A(x) = \mu_B(x)$  varsa, “*A kümesi B kümesine eşittir*” denir.  $A=B$  ile gösterilir. Bu durumda  $A \subseteq B$  ve  $B \subseteq A$  olduğu görülür.

Eğer  $A$  ve  $B$  bulanık kümelerinin en az bir elemanı farklı ise, yani  $\mu_A(x) \neq \mu_B(x)$  ise  $A \neq B$ ’dir.  $A$ ,  $B$ ’nin altkümesi fakat ona eşit olmadığında,  $A$ ’ya  $B$ ’nin *uygun alt kümesi* denir. Yani;

$$\mu_A(x) \leq \mu_B(x) \quad (\forall x \in X \text{ için})$$

En az bir  $x \in X$  için  $\mu_A(x) = \mu_B(x)$  ise  $A \subset B$ ’dir.

Örneğin, “*çok sıcak*”, “*sıcak*”ın altkümesidir ve bu iki bulanık küme eşit değildir. Bu durumda “*çok sıcak*” “*sıcak*”ın uygun bir altkümesidir denilebilir.

$X$ ’te  $A$  ve  $B$  gibi iki bulanık alt küme verilsin.  $A \cup B$  birleşim değeri;  $\mu_{A \cup B}(x) = \max[\mu_A(x), \mu_B(x)]$  biçiminde verilen üyelik fonksiyonu ile,  $X$ ’in bir bulanık kümesidir. Yani;

$$\mu_{A \cup B}(x) = \max[\mu_A(x), \mu_B(x)] \quad \forall x \in X \text{ için} \quad (30)$$

Bu işlem Boolean ifadesinde OR mantığına özdeştir. Tanımdan görüleceği gibi,  $A$  ve  $B$  bulanık kümeleri,  $A \cup B$  bulanık kümesinin bir altkümesidir. “*Soğuk*” ve “*sıcak*” bulanık kümelerinin birleşimi alındığında elde edilen küme aşağıdaki gibidir.

$$\text{Soğuk} \cup \text{sıcak} = \frac{1.0}{0} + \frac{1.0}{5} + \frac{0.9}{10} + \frac{0.5}{15} + \frac{0.3}{20} + \frac{0.5}{25} + \frac{0.8}{30} + \frac{1.0}{35} + \frac{1.0}{40} + \frac{1.0}{45} + \frac{1.0}{50}$$

$X$ 'te  $A$  ve  $B$  gibi iki bulanık alt küme verilsin.  $A \cap B$  kesişim değeri;  $\mu_{A \cap B}(x) = \min[\mu_A(x), \mu_B(x)]$  biçiminde verilen üyelik fonksiyonuna sahip,  $X$ 'in bir bulanık kümesidir

$$\mu_{A \cap B}(x) = \min[\mu_A(x), \mu_B(x)] \quad \forall x \in X \text{ için} \quad (31)$$

ve bu ifade Boolean AND mantığına özdeştir.

$A \cap B$  bulanık kümesindeki bir  $x$  elemanın üyelik derecesi,  $A$  ve  $B$  bulanık kümelerindeki üyelik derecelerinden küçük olanıdır. Kesişme işlemcisi gereği  $A \cap B$  bulanık kümesi,  $A$ 'nın ve  $B$ 'nin altkümesidir. “Soğuk” ve “sıcak” ın kesişimleri aşağıdaki gibi ifade edilebilir.

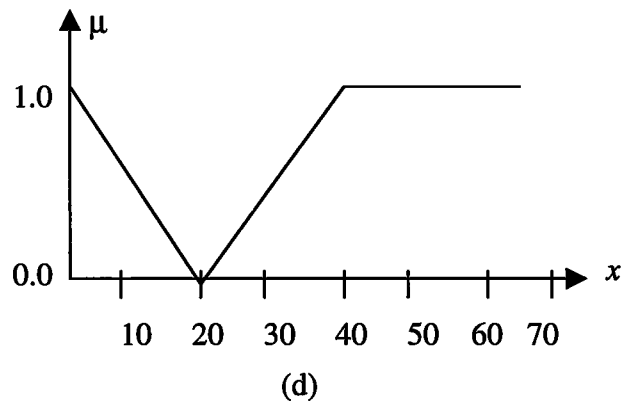
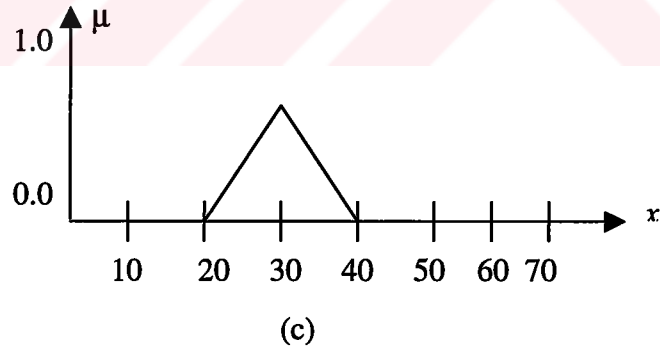
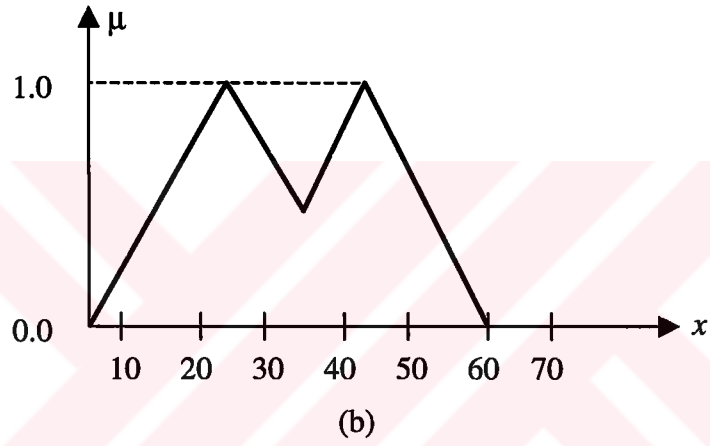
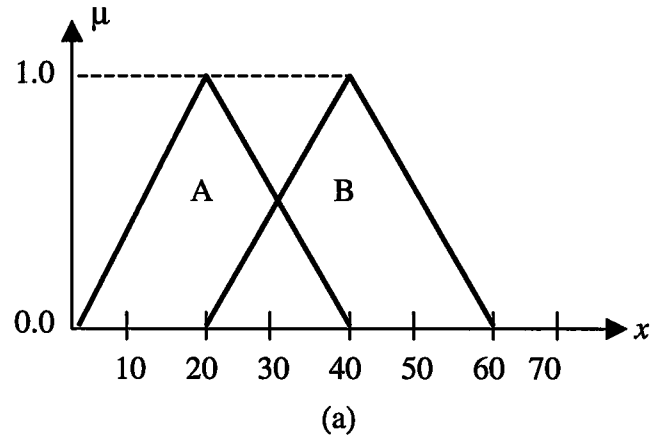
$$\text{Soğuk} \cap \text{Sıcak} = \frac{0.1}{15} + \frac{0.1}{20}$$

Bulanık tümleyen için kesişim ve birleşim işlemcileri, üyelik dereceleri  $[0, 1]$  aralığında kaldığından geçerli klasik küme işlemcilerine özdeştir. Üyelik dereceleri  $[0, 1]$  kapalı aralığında olduğunda,  $A$  ile  $X$  evrensel kümesinde bulanık kümenin tümleyeni aşağıdaki gibi verilebilir.

$$\bar{\mu}_A(x) = 1 - \mu_A(x) \quad \forall x \in X \text{ için} \quad (32)$$

Bu ifade Boolean NOT işlemine özdeştir, şekil 38c. Örneğin, “çok sıcak” bulanık kümesinin tümleyeni olarak “çok sıcak değil” kümesi alınır, aşağıdaki değerleri elde edilir.

$$\text{Çok sıcak değil} = \frac{1.0}{0} + \frac{1.0}{5} + \frac{1.0}{10} + \frac{1.0}{15} + \frac{0.95}{20} + \frac{0.9}{25} + \frac{0.7}{30} + \frac{0.4}{35} + \frac{0.1}{40} + \frac{0.0}{45} + \frac{0.0}{50}$$



Şekil 38. a) OR, b) AND, c) NOT işlevlerinin grafiksel gösterimi

$$f(A) = f\left(\frac{\mu_1}{x_1} + \frac{\mu_2}{x_2} + \dots + \frac{\mu_n}{x_n}\right) = \frac{\mu_1}{f(x_1)} + \frac{\mu_2}{f(x_2)} + \dots + \frac{\mu_n}{f(x_n)} \quad (33)$$

Bu tanımlama, “çok sıcak değil” bulanık kümesinin, soğuk bulanık kümesine özdeş olduğu anlamına gelmez. Klasik matematiksel ifadelerin, bulanık teoriye uyarlanmasına izin veren temel ilke, açılım ilkesidir.  $A$  bulanık kümesi ( $A \in P(x)$ ) olmak üzere,

$$A = \frac{\mu_1}{x_1} + \frac{\mu_2}{x_2} + \frac{\mu_3}{x_3} + \dots + \frac{\mu_n}{x_n}$$

olduğunda,  $X$  kümesindeki noktaları  $Y$  kümesine izdüşüren bir  $f$  fonksiyonu açık biçimde aşağıdaki gibi verilebilir.

Eğer  $X$  elemanlarının birden fazlası,  $f$  tarafından aynı  $y \in Y$  elemanına izdüşürülürse,  $A$  bulanık kümesindeki bu elemanların üyelik derecelerinden en büyük olanı,  $f(A)$ 'daki  $y$  için, üyelik derecesi olarak seçilir. Eğer  $y$ 'ye hiçbir  $x \in X$  atanmamışsa,  $f(A)$ 'da  $y$ 'nin üyelik derecesi 0'dır.  $f$  fonksiyonu genellikle farklı  $x_1, x_2, \dots, x_n$  kümelerinin elemanlarını düzenli olarak  $Y$  kümesine izdüşürür.

$$(f(x_1, x_2, \dots, x_n) = y, y \in Y) \quad (34)$$

Bu durumda her  $x_1, x_2, \dots, x_n$  üzerinde tanımlı ayrık  $A_1, A_2, \dots, A_n$  bulanık kümeleri için,  $f(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 'deki  $y$  elemanının üyelik derecesi,  $A_1, A_2, \dots, A_n$ 'deki  $x_1, x_2, \dots, x_n$ 'in üyelik derecelerinin en küçüğüne eşittir. Basit bir örnek olarak,  $f$ 'in,  $x_1 = \{a, b, c\}$  ve  $x_2 = \{x, r\}$ 'den,  $Y = \{s, t, z\}$ 'ye değer çifti atadığı düşünölsün. Bu durumda  $f$  aşağıdaki gibi olur

$$\begin{matrix} a \\ b \\ c \end{matrix} \begin{matrix} x & r \\ s & s \\ t & z \\ z & s \end{matrix} \quad (35)$$

$A_1$ 'in,  $X_1$ 'de tanımlı bir bulanık küme, ve  $A_2$ 'nin,  $X_2$ 'de tanımlı bir bulanık küme olduğu varsayalım. Örneğin,

$$A_1 = \frac{0.3}{a} + \frac{0.9}{b} + \frac{0.5}{c} \quad A_2 = \frac{0.5}{x} + \frac{1.0}{y}$$

$B=f(A_1, A_2) \in P(Y)$  bulanık kümesindeki  $s, t, z$  üyelik dereceleri, açılım ilkesi yardımıyla aşağıdaki gibi elde edilir.

$$\mu_B(s) = \max[\min(0.3, 0.5), \min(0.3, 1.0), \min(0.5, 1)] = 0.5$$

$$\mu_B(t) = \max[\min(0.9, 0.5)] = 0.5$$

$$\mu_B(z) = \max[\min(0.5, 0.5), \min(0.9, 1.0)] = 0.9$$

Böylece açılım ilkesi gereği;

$$f(A_1, A_2) = \frac{0.5}{s} + \frac{0.5}{t} + \frac{0.9}{z} \quad \text{bulunur.}$$

Bulanık denetim, uzman sistem temeline dayalı denetim sistemine benzer olarak, IF-THEN dilbilimsel kural kümeleri ile tanımlanır. Genel bir kural yapısı aşağıdaki şekilde verilebilir.

“IF ( $x \rightarrow A$  AND  $y \rightarrow B$ ) ise THEN  $z \rightarrow C$ ” dir.

Burada  $x, y, z$  bulanık değişkenleri, ve  $A, B, C$  sırasıyla  $X, Y, Z$  evrenlerindeki bulanık alt kümelerdir. Ayrıca bulanık mantığa, “*Bulanık uzman sistem*” de denir. Bununla birlikte bulanık mantık, daha az kurula sahiptir. Bulanık kümeler göreceli olarak öznelirler ve teorik olarak hiçbir bulanık küme, uzman bilgisinin eksikliğinden dolayı doğru olarak tanımlanamaz. Uzman bilgisinin olmadığı bir bulanık küme sadece prototiptir.

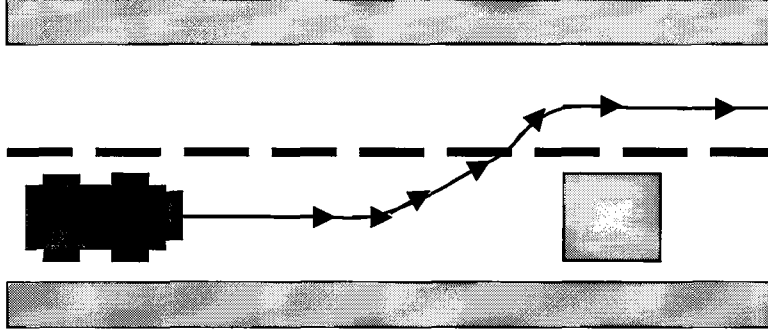
### 1.8.5. Bulanıklaştırma

Fiziksel giriş bilgisini, dilsel niteleyicilerle ifade edilebilen bulanık mantık bilgileri biçimine çevirme işlemine bulanıklaştırma (fuzzification) adı verilir. Ancak bu bilgilerin tamamının mutlaka kesin bilgiler olması gerekmez. Bulanıklaştırma işlemi önemli ölçüde kesin olmayan bilgiyi de içine alır ve bulanıklaştırır. Bulanıklaştırma sonucu elde edilen değişkenlere dilbilimsel değişkenler ( linguistic variables ) denir, ve bu işlemle bulunan tüm giriş değişkenlerinin değerleri, üyelik derecesi olarak bilinir. Örneğin 5000 metre yükseklikteki bir dağ "*çok yüksek*" olarak ifade edilebilir. Ancak 5000-7000 metre arasındaki başka bir dağı da "*çok yüksek*" olarak ifade etmek mümkündür.

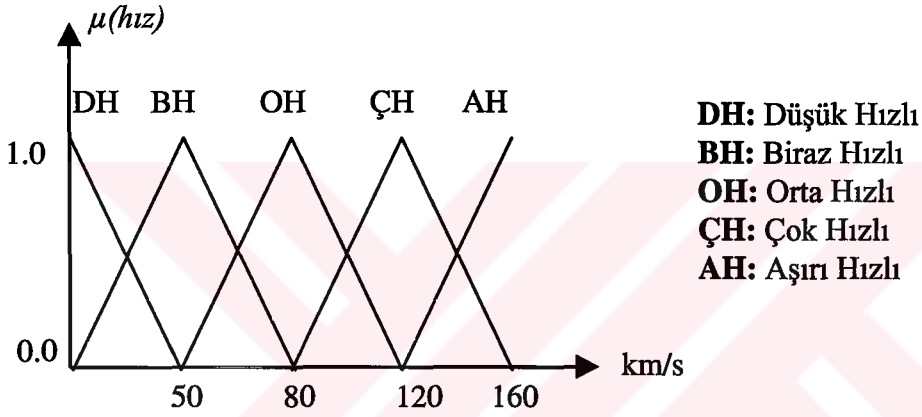
Bulanıklaştırma işlemi kolay görünmekle birlikte deneyime sahip uzman sistemler ister. Sistem çalışırken işlemcinin göstereceği davranışlar sistemin matematiksel modelinden daha önemlidir. Dolayısıyla bulanıklaştırma aşamasına gelinmesi için gerekli süre bazen çok uzun olabilir. Bununla birlikte kesin olmayan bilgileri kullanabilmesi, sürecin matematiksel bir modeline gereksinim göstermemesi, ve uygulamaya hızlı geçilebilmesi bulanık mantığın önemini ortaya koymaktadır.

#### 1.8.5.1. Dilbilimsel Değişkenler

Dilbilimsel değişkenleri bir örnekle açıklamak daha yararlı olacaktır. Bu amaçla hareketli bir arabanın önüne çıkan herhangi bir engel karşısında sürücünün davranışı incelensin, şekil 39. Harekete karar verirken şoförün gözönüne alacağı girdiler, *arabanın hızı, konumu, engelin konumu, arabanın engele olan uzaklığı ve engelin hızıdır*. Bu girdilere bağlı olarak elde edilecek olan çıktı ise *fren* olsun. Bulanık kümeler genellikle üç, beş veya yedi üyelik işlevinden oluşabilir. Örnek olarak *düşük hızlı, biraz hızlı, orta hızlı, çok hızlı, aşırı hızlı* şeklinde beş üyelik işlevine sahip bir bulanık hız kümesi oluşturulabilir, şekil 40. Tanımlar tamamen insanların söylemlerine göre geliştirilmiştir ve dilbilimsel değişkenler olarak adlandırılır. Bunların işlevsel olarak elde edilmeleri ve uygulama aşamasına getirilmeleri tamamen daha önceden elde edilmiş tecrübelerle bağlıdır. Bu tür sistemlere *uzman sistem (expert system)* adı verilir.

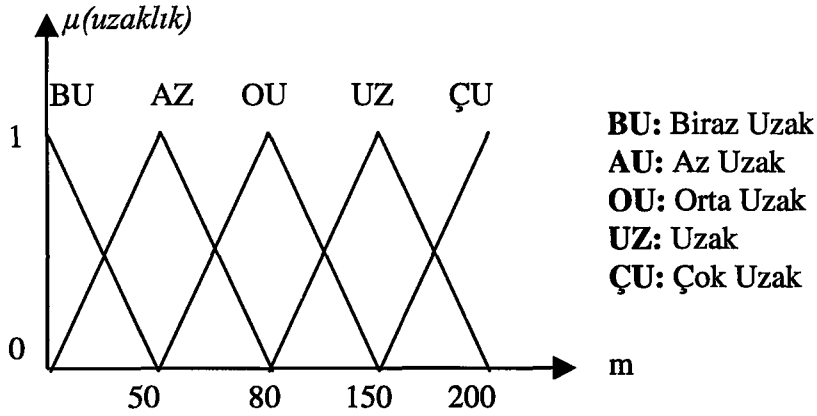


Şekil 39. Hareketli arabanın önündeki engelle karşı davranışı



Şekil 40. Bulanık hız kümesinin beş üyelik işlevi ve hız sınırları

Hıza benzer şekilde uzaklık kavramına ilişkin kümeyi de *çok uzak*, *uzak*, *orta uzak*, *az uzak*, ve *biraz uzak* şeklinde belirlemek mümkündür, şekil 41.



Şekil 41. Uzaklık kümesinin beş üyelik işlevi ve uzaklık sınırları

### 1.8.5.2. Bulanık Kurallar ve Bulanık Sonuç

Bulanık kural, iki veya daha fazla kümenin birleşimidir, ve bunlar sonuç (consequent) olarak isimlendirilen bir çıkışla ilişkilendirilir. Birleştirilecek kümeler genellikle "AND", "OR", "NOT", "IF" gibi mantıksal bağlaçlar ile birleştirilir. Bu bağlaçlarla bağlanan deyim takımına kurallar ya da bulanık mantık denetleyicisi üzerinde kural tabanı (rule base) adı verilir. Yukarıdaki girdiler kuralları oluşturmak üzere bulanık mantıkta kullanılırsa

**IF** araba *normal hızlı* **AND** mesafe *uzak* ise **THEN** *az kuvvetle frene bas.*

**IF** araba *çok hızlı* **AND** uzaklık *orta uzaklık* ise **THEN** *orta kuvvetle frene bas.*

**IF** araba *aşırı hızlı* **AND** uzaklık *çok yakın* ise **THEN** *tam kuvvetle frene bas.*

Hız ( $h$ ), uzaklık ( $u$ ), ve fren ( $f$ ) ile gösterilecek olursa, fren için  $f(h,u)$  yazılabilir. Değişkenler arasında AND işlemi kullanıldığından bu durumda ortaya çıkacak fonksiyon minimum değer alacaktır.

$f(h) \text{ AND } (u) = \min(f(h), f(u))$  dir.

Değişkenler arasında kullanılan bağlaç OR işlemi ise fren fonksiyonu;

$f(h) \text{ OR } (u) = \max(f(h), f(u))$  olur.

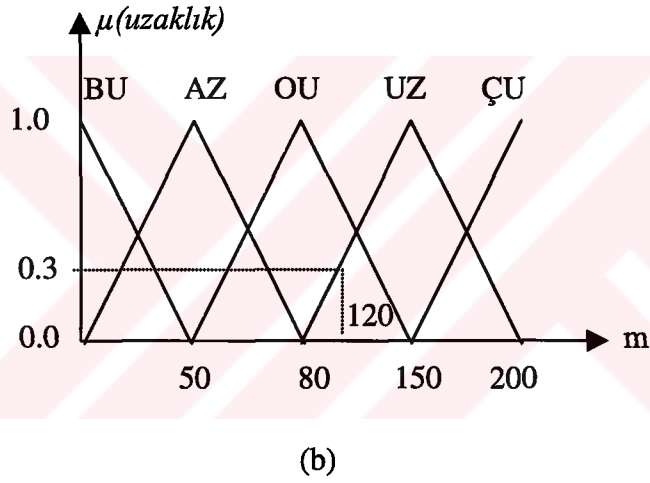
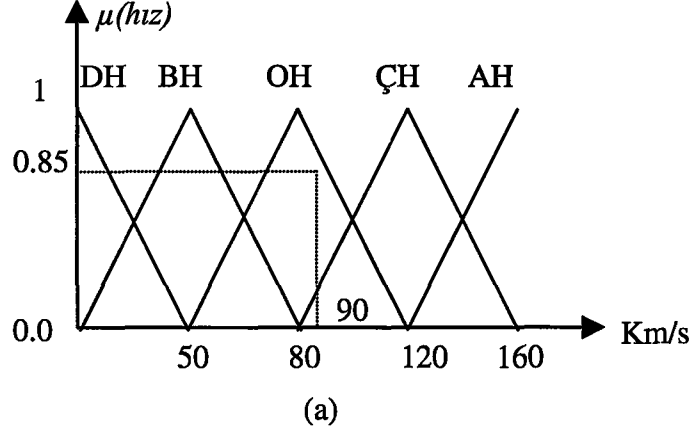
Fonksiyonda kullanılan *NOT* işlemi ise;  $f(\text{NOT}(h)) = 1 - f(h)$  anlamına gelmektedir. Burada  $0 \leq f \leq 1$ 'dir. Araba örneği için şekil 42'deki giriş bilgilerinden hız, "orta hızlı" ve mesafe "uzak" olarak verilmişse, o zaman

**IF** araba *orta hızlı* **AND** mesafe *uzak* ise **THEN** *az kuvvetle frene bas*

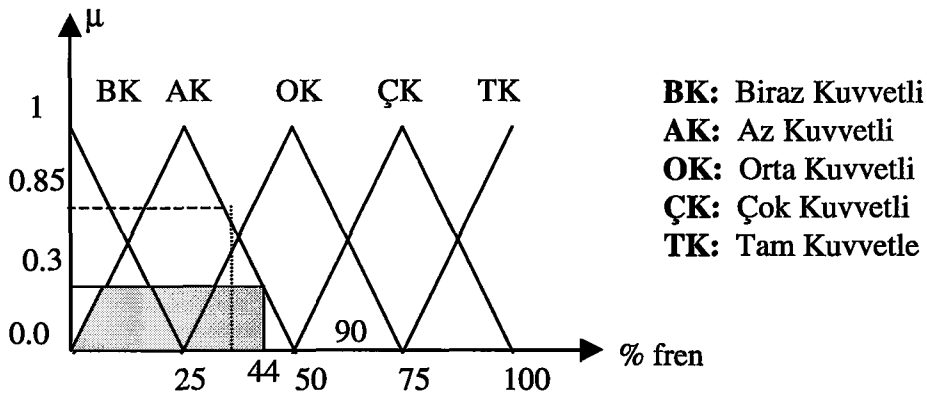
kuralı " *frene az kuvvetle bas*" sonucunu doğurur. Şekil 43'te bu girişlere ilişkin sonuç değerleri grafiksel olarak gösterilmiştir. Değişkenler arasında AND bağlacı kullanıldığı için



burada elde edilen iki doğruluk değerinden ( $\mu=0.30$ ,  $\mu=0.85$ ) küçük olan seçilecektir. Yani elde edilen sonuç ( $\mu=0.30$ ) dan dolayı %44 fren şiddetidir.



Şekil 42. Arabanın giriş bilgileri, a) hız, b) uzaklık



Şekil 43. Araba giriş bilgileri kullanılarak üretilen fren çıkış bilgisi

Burada dikkat edilmesi gereken önemli bir nokta, bulanık mantıkta, klasik mantıkta olduğu gibi kararların verilemeyeceğidir. Yani mantıksal karar aşağıdaki örnekteki gibi değildir.

*"Bütün kuşlar uçar"*

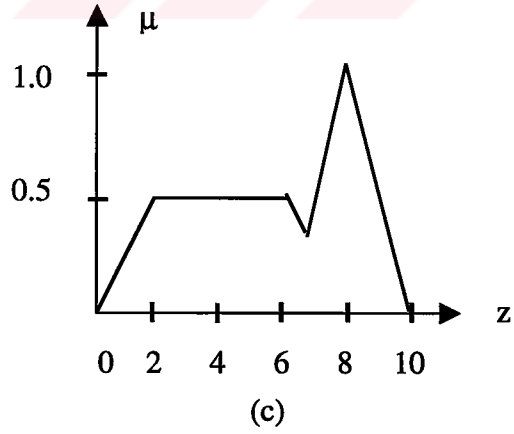
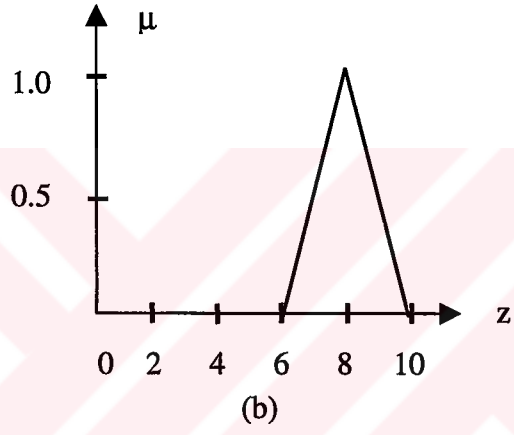
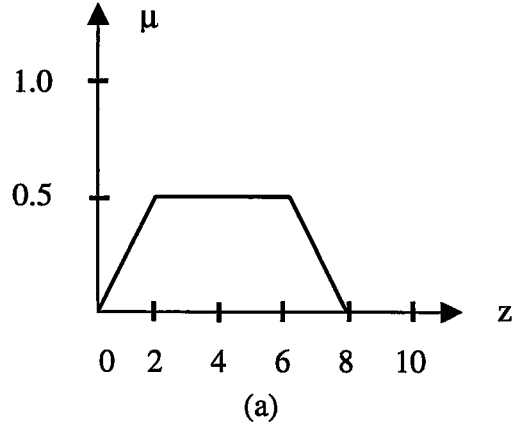
*"Kartal bir kuştur"*

o halde *"Kartal da uçar"*.

Bulanık mantıkta bu verilere göre sonuç *"Kartal yırtıcı bir hayvandır"* şeklinde olabilir. Açıklanan sonuç minimum-maksimum çıkarımına dayanır, oysa ki doğrusal olmayan sistemlerde daha ziyade Bulanık Çağrışimli Eşleme (Fuzzy Associative Map or Memory, FAM) ya da bellek-sonuç tekniği kullanılır. Bu teknikte her bir kural için, o kuralın tek başına önem derecesini ortaya koyan destekleme derecelerini gösteren tablolar oluşturulur. Burada minimum-maksimum yönteminde olduğu gibi destekleme derecesi, yalnızca 0 ve 1 değerlerini değil bu değerler arasındaki tüm değerleri de alabilir. Ancak bir sonuç için birden fazla kural oluşturulmuş ise, bunların en büyük dereceye sahip olanı, bütün hepsi için destekleme derecesi olarak seçilir.

### 1.8.6. Durulama (Defuzzification) Yöntemleri

Herhangi bir bulanık sürecin çıkışında bulanık küme girişine bağlı olarak tek bir sayısal niceliğe ihtiyaç duyulur. Bulanıklaştırma kesin niceliği bulanık niceliğe dönüştürme olmasına karşın, durulama (defuzzification), bulanık niceliği kesin niceliğe çevirme işlemidir. Bulanık sürecin çıkışı iki veya daha fazla üyelik fonksiyonunun mantıksal birleşimidir. Örneğin, bir bulanık kümenin iki kısımdan oluştuğu varsayalım. Birinci kısım  $C_1$ , şekil 44a'da gösterildiği gibi bir yamuk biçiminde, ve ikinci kısım  $C_2$  ise şekil 44b'de gösterildiği gibi üçgen biçiminde olsun. Bu iki üyelik fonksiyonunun birleşimi  $C = C_1 \cup C_2$  ile verilirse şekil 44c'deki yapı oluşur. Genelde bir bulanık çıkış süreci birden fazla bileşenden oluşabilir. Çıkışın herhangi bir kısmını gösteren üyelik fonksiyonu başka üçgen veya yamuklara sahip olabilir. Şekil 44a'da gösterilenin tersine üyelik fonksiyonları her zaman normal olmayabilir, ve genelde 36 denklemi ile ifade edilen yapıya sahiptir.



Şekil 44. Bulanık süreç çıkışı: a) bulanık çıkışın birinci bileşeni, b) bulanık çıkışın ikinci bileşeni, c) bileşenlerin toplamı

$$C_k = \bigcup_{i=1}^k C_i = C \quad (36)$$

Genelde durulama ile ilgili yedi farklı yöntem vardır. Bunlardan en çok kullanılan dördü aşağıda verilmiştir [44].

. *Maksimum-Üyelik İlkesi (Max-Membership Principle)*: Aynı zamanda “yüksek sınırlı tepe” olarak da bilinen bu yöntemin cebirsel ifadesi aşağıdaki gibi verilebilir.

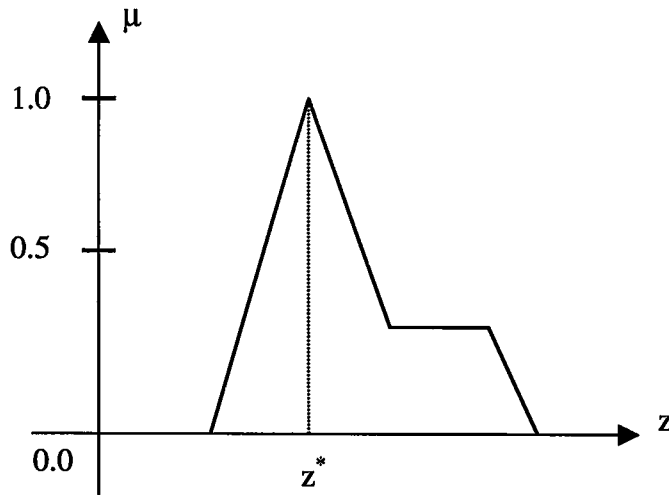
$$\mu_C(z^*) \geq \mu_C(z) \quad \forall z \in Z \text{ için} \quad (37)$$

$z^*$  durulama değerini göstermek üzere bu yöntemle ait üyelik fonksiyon grafiği şekil 45’te verilmiştir.

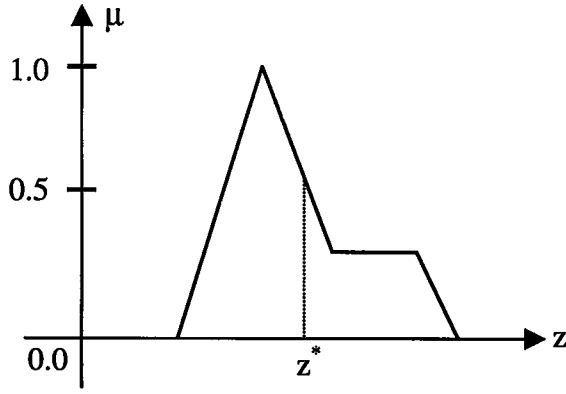
. *Merkezi Yöntem (Centroid Method)*: “Ağırlık merkezi” yöntemi olarak da bilinen ve çok kullanılan bu durulama yönteminin matematiksel ifadesi aşağıdaki gibi verilebilir.

$$z^* = \frac{\int \mu_C(z) z dz}{\int \mu_C(z) dz} \quad (38)$$

Burada  $\int$  işareti cebirsel integrali gösterir. Yöntemin grafiksel gösterimi ise şekil 46’da verilmiştir.



Şekil 45. Maksimum-üyelikli durulama

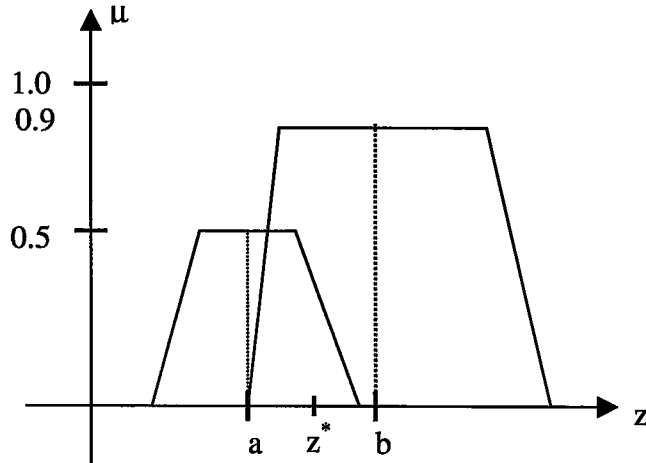


Şekil 46. Merkezi durulama

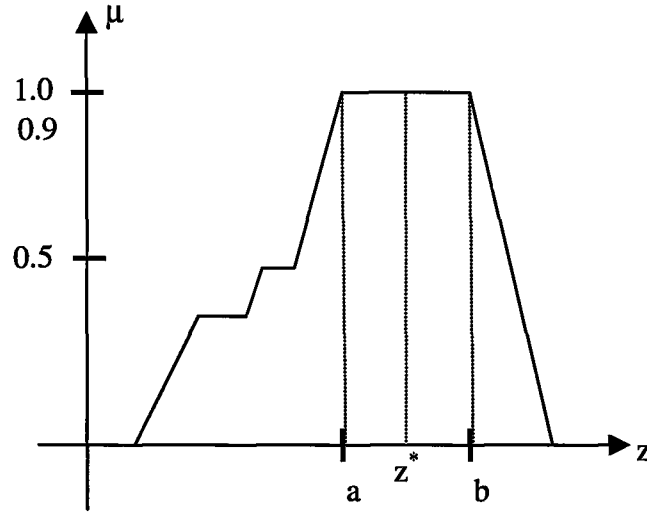
. *Ağırlıklı Ortalama Yöntemi (Weighted Average Method):* Bu yöntem, yalnız simetrik yapıya sahip çıkış üyelik fonksiyonları için geçerli olup matematiksel ifadesi 39 denklemi ile verilebilir, şekil 47.

$$z^* = \frac{a(0.5) + b(0.9)}{0.5 + 0.9} \quad (39)$$

. *Ortalama-Maksimum Üyelik (Mean-Max Membership):* Bu yöntem "maksimumlara karşı düşen çıkışların ortalamasıdır." Birinci yönteme benzemekle beraber, tek farkı, maksimum üyelik konumlarının tek olmamasıdır (yani maksimum üyelik tek bir noktadan ziyade çok noktalıdır).  $a$  ve  $b$  değerleri şekil 48'deki gibi olmak üzere, ortalama-maksimum durulama 40 denklemi ile verilebilir



Şekil 47. Ağırlıklı ortalama durulama



Şekil 48. Ortalama maksimum üyelikli durulama

$$z^* = \frac{a+b}{2} \quad (40)$$

### 1.8.7. Denetim Sistemleri

Herhangi bir otonom araba veya hareketli robot değişik denetim yöntemleriyle denetlenebilir. Fakat dinamiklerinin doğrusal olmamasından dolayı sinir ağları ve bulanık küme kavramı kullanılarak denetim yapılması denetimin doğruluğunu artırmaktadır.

#### 1.8.7.1. Sinir Ağlarıyla Denetim

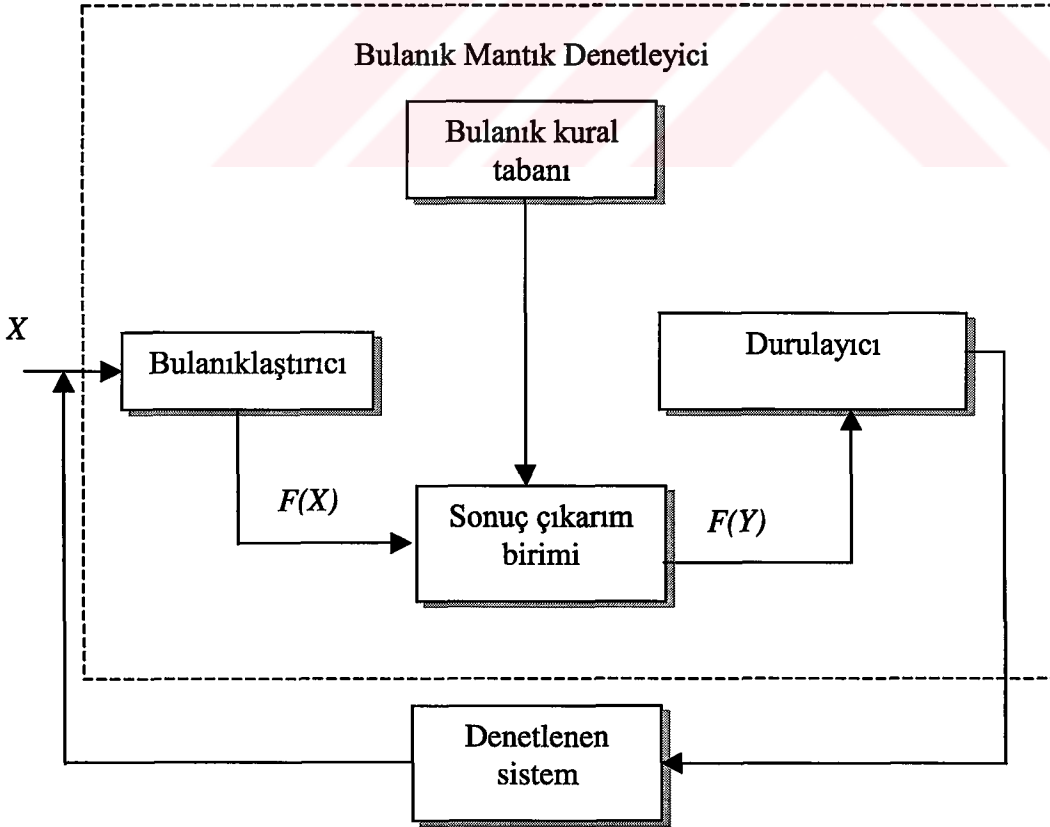
Sinir ağları, bulanık mantığın uygulandığı alanların hemen hemen tümüne uygulanabilir. Sinir ağları öğrenbilme, fonksiyonları yaklaşımlandırma, örüntü sınıflama ve paralel donanım uygulamaları gibi doğrusal olmayan bir çok alanda başarılı bir denetim imkanı sağlamaktadır. Çok karmaşık otomasyon sistemlerine rahatlıkla uygulanabilmektedir. Sinir ağlarının genelde çok katmanlı ileri beslemeli danışmanlı türü kullanılmaktadır. Denetim sistemleri için bu devrelerin en büyük özelliği, herhangi bir fonksiyonu arzulanan bir doğrulukta yaklaşımlandırmasıdır. Sinir ağları denetim sistemlerinde daha çok sistem tanımlama ve denetimi için kullanılır. Sistem tanımlamada, bir dinamik sistemin giriş-çıkış davranışını modellenir, giriş-çıkış verileri kullanılarak

devre eğitilir ve ağırlıklar geri-yayılım (back propagation) algoritması kullanılarak ayarlanır.

Sinir ağları geleneksel denetim sistemlerine göre çok kısa icra süresine sahiptir. Geleneksel denetim sistemlerinde aşırı donanım ve yazılıma ihtiyaç varken sinir ağlarında paralel hesap yeteneği kullanılır.

### 1.8.7.2. Bulanık Mantık Denetleyiciler

Bulanık mantık denetleyiciler ev aletlerinde ve bir çok endüstriyel süreç denetiminde geniş uygulama alanına sahiptir. Bulanık denetleyiciler özellikle matematiksel modeli bilinmeyen veya doğrusal matematiksel modeli kurulamayan sistemlerde oldukça etkilidir. Zayıf tanımlanmış olsa da dahi bulanık mantıkta insan uzman sistemleri kolayca yaklaşımlandırılabilir. Bulanık denetleyicilerin genel organizasyonu şekil 49'da gösterilmiştir.



Şekil 49. Bulanık mantık denetleyicinin tipik bir organizasyonu

Bulanık mantık denetleyici dört ana birim içerir:

- . Kesin girişleri bulanık terimlere çeviren, bulanıklaştırıcı
- . Bulanık sistemi tanımlayan, bulanık kuralları sağlayan, bulanık kural tabanı
- . Giriş değişkenleri ile bulanık kurallar arasında ilişki kuran, sonuç çıkarım birimi
- . Gerçek sistemin sürülmesi için bulanık mantık denetleyicinin bulanık çıkışını kesin değerlere çeviren durulama birimi

Denetim performansına dilbilimsel değişkenler, üyelik fonksiyonlarının biçimi, bulanık kural tabanı, ve durulama yöntemleri az ya da çok etkide bulunabilir.

Bulanık mantık denetleyicilerde ağırlık merkezli durulama (center of gravity, COG) adlı bir çalışma yapılmıştır [45]. Çalışmanın amacı etkin bir durulama yöntemi geliştirebilmektir. Sunulan COG durulama yönteminde kesin değer hesabı için üyelik fonksiyon dilimleri süreleri (span) ve üyelik değerleri kullanılmıştır. COG durulama yöntemi hesap bölüşümü yerine moment denge noktasını bularak etkinliğini gösterir. Sunulan COG durulama iki sakıncaya sahiptir: Bunlar geleneksel çarpıcılara göre donanım karmaşıklığı ve moment denge noktasının hesaplanma süresidir.

Geleneksel bulanık denetimin yerini, artık her geçen gün bulanık denetimi taban alan yeni bulanık yöntemler almaktadır. Bunlar arasında iki denetim önem kazanmaktadır. Kestirimli bulanık denetim ve kestirim öğrenmeli bulanık denetim.

*Kestirimli bulanık denetim:* Temel bulanık denetimde denetim kurallarının iyi tanımlanıp tanımlanmaması önemli bir problemdir. Zayıf tanımlanmış denetim kuralları uygun olmayan denetim hareketi doğurur. Eğer herhangi bir hareketli robota uygun olmayan bir denetim uygulanırsa, robot istenmeyen yönde hareket ederek bir engele çarpabilir. Engellerden sakınmak için robot hareketinin doğruluğundan emin olunmalıdır. Cisimlerin modelini ya da matematiksel modelin temel denetim etkilerini kestiren (forecast) bulanık denetim sistemleri vardır. Böylece kestirim yapılan bilgileri kullanarak robotun hareketi düzgün bir şekilde denetlenebilir. Bu yaklaşım aynı zamanda önceden



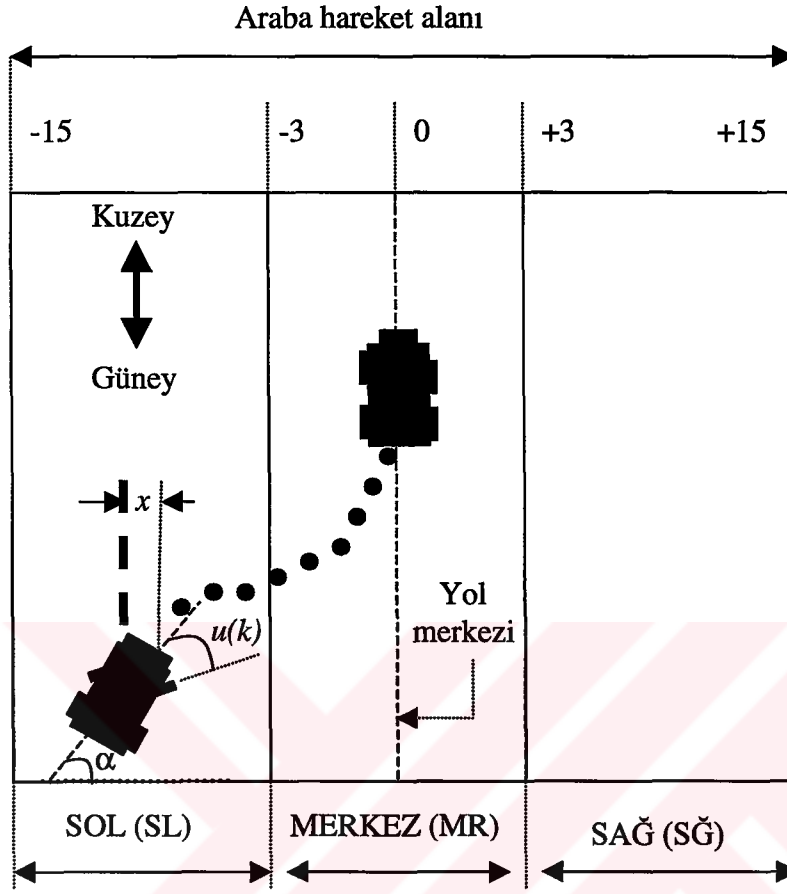
kestirimli (predictive) bulanık denetim olarak da bilinir. Bu yaklaşım kullanılarak robotlar güvenli bir hareket tahmininde (forecast) bulunur.

*Kestirim öğrenmeli bulanık denetim:* Kestirimli bulanık denetimde robot güvenli hareketi yapmasına rağmen bu hareket her zaman mümkün değildir, çünkü denetim kurallarının robotun bulunduğu çevreye göre güncelleştirilmesi gerekir. Zayıf tanımlanmış denetim kuralları ile robot az güvenli hareket yapabilir. Bu problemin çözümü için kestirim öğrenmeli bulanık denetim kullanılır [46], ve robotun denetim sistemine uygulanır. Bu yaklaşım kestirimli bulanık denetim ile öğrenme fonksiyonunun toplamıdır. Kestirim öğrenmeli bulanık denetim aşağıdaki adımlardan oluşur:

- . Olası bazı örüntü takımları için önceden tanımlanmış denetim kural takımları hazırdır
- . Sürme esnasında robotun çevresi değerlendirilerek gelecek konumu kestirilir
- . Kestirilmiş durum değerlendirilerek sunulan çevre örüntüsüne izdüşürülen denetim kural takımı güncelleştirilir
- . Güncelleştirilmiş bu kural takımı kullanılarak robot hareket ettirilir.

Tezde yapılan çalışmada kestirim öğrenmeli bulanık denetim yöntemine, daha güvenli bir denetim hareketi yapacak yapı kazandırılmıştır. Burada güdülen ana ilke insanın değerlendirme sistemine daha da yaklaşmaktır. İnsan araba kullanırken görüntüleri uzak ve yakın olmak üzere iki dilim halinde değerlendirir. Ayrıca o anda bulunduğu konumu da gözönünde bulundurur. Böylece hız ve direksiyon denetimi gibi denetim hareketinin parametrelerini ayarlar. Yapılan çalışmada bu özellikler sisteme kazandırılarak çevreye uyum tekniği ile birleştirilmiştir.

Şekil 50’de basit denetim kuralları yardımıyla bir arabanın ait denetimi gösterilmiştir. Bu arabanın konumu iki dibilimsel değişkenle verilir. Bunlar  $\alpha$  yön açısı ve  $x$  izlenecek yol merkez çizgisine olan uzaklıktır. Arabanın  $u(k)$  hareket yönü, arabanın ön tekerlek açısı ile verilir. Başlangıçta herhangi bir konumda bulunan bir arabanın ilk yapacağı işlem, yolun orta çizgisine yönelmek ve bu çizgi boyunca hareket etmektir. Bu örnekte  $x$ ,  $\alpha$ , ve  $u(k)$ ’nın alacağı değer aralıkları aşağıdaki gibi seçilebilir.



Şekil 50. Araba konumunu belirleyen kullanılan  $x$ ,  $\alpha$ , ve  $u(k)$  parametreleri

$$-15 \leq x \leq 15$$

$$0 \leq \alpha \leq 360$$

$$-15 \leq u(k) \leq 15$$

Burada arabanın  $u(k)$  ön tekerlek açısının dönme miktarı  $\pm 15^\circ$  ile sınırlandırılmıştır, ve pozitif değerleri sağa dönmeyi, negatif değerleri ise sola dönmeyi gösterir, şekil 50.

x uzaklık      Giriş değişkenleri

SL      : Yolun sol tarafı

MR      : Çizgi üzerinde

SĞ      : Yolun sağ tarafı

$\alpha$  yön açısı      Giriş değişkenleri

KZ	: Kuzey
BT	: Batı
GN	: Güney
DĞ	: Doğu

$u(k)$  ön tekerlek açısı      Çıkış değişkenleri

SAD	: Sağa dön
DG	: Düz git
SOD	: Sola dön

Şekil 51'de gösterildiği gibi, herhangi bir sayısal değişkenin aralığı ilave bir dilbilimsel değişkeni ifade etmek için bölümlenebilir. Burada üyelik fonksiyonu olarak isimlendirilen her bir grafik, bir kısmi dilbilimsel değere ait giriş değeri için üyeliği gösterir. Bu üyelik dereceleri 0 ile 1 aralığındadır. 0 değeri üye olmamayı, 1 değeri tam üye olmayı, ve 0 ile 1 arasındaki değerler de kısmi üyeliği gösterir.

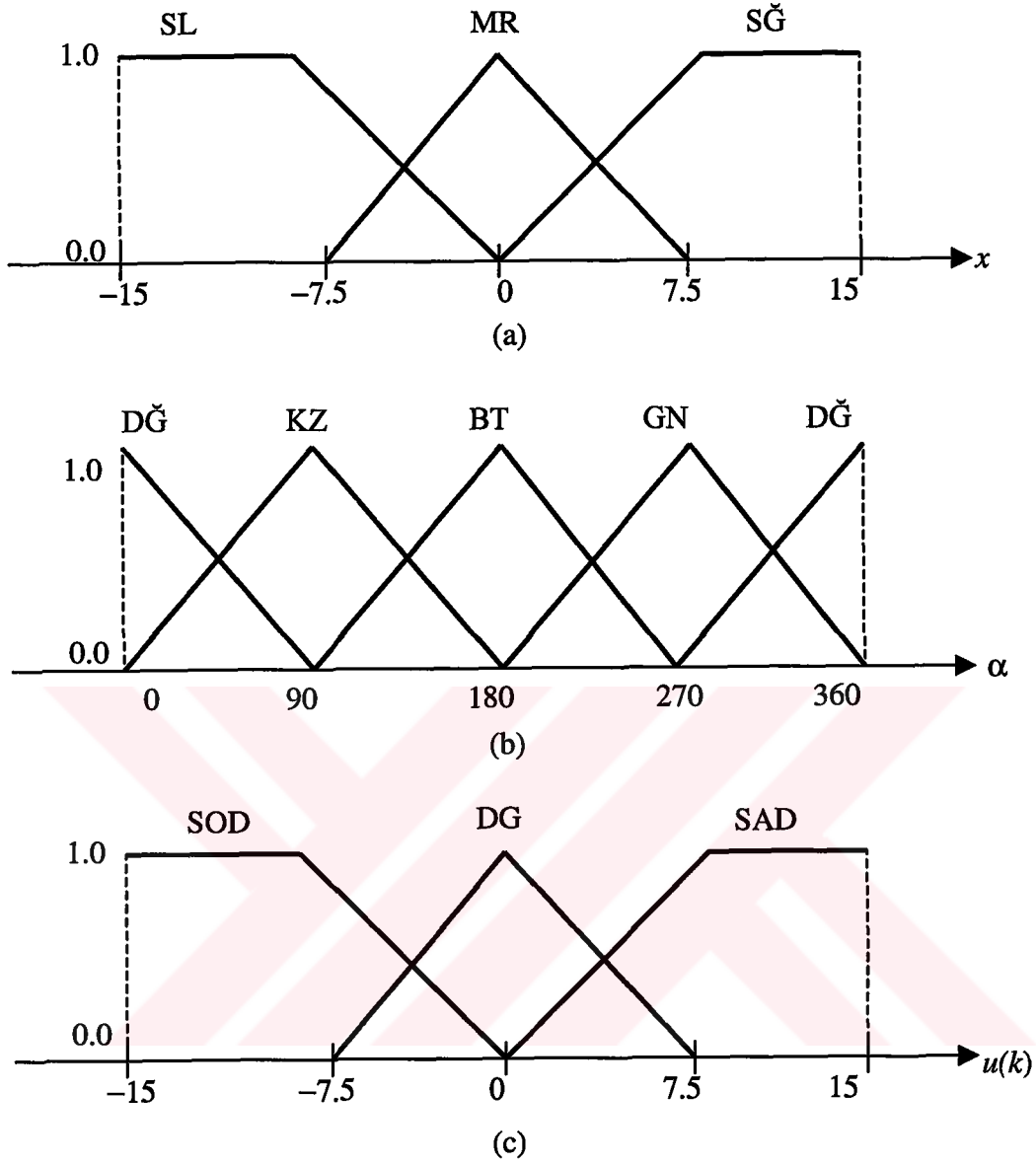
Üyelikler belirlendikten sonra bir uzman sistem gibi kurallar kümesi belirlenir. Genelde, herhangi bir kural, bazı giriş dilbilimsel değişkenleri yardımıyla bazı çıkış dilbilimsel değişkenleri üretir. Bu kurallara ilişkin örnekler aşağıda verilmiştir.

**IF** ( $\alpha=GN$     **AND**    $x=SL$ ) ise **THEN**  $u(k)=SOD$

**IF** ( $\alpha=GN$  **AND**  $x=MR$ ) ise **THEN**  $u(k)=SOD$

**IF** ( $\alpha=GN$  **AND**  $x=S\check{G}$ ) ise **THEN**  $u(k)=SOD$

Bu kurallar,  $\alpha$ 'nın tüm mümkün değerleri gözönüne alınarak daha da genişletilebilir. Böylece 12 farklı kural bulunabilir. Bu kuralların tümü bulanık çağrışım tablosunda tablo 5'te gösterilmiştir. Tablonun ilk satırı daha önce verilen üç kuralı göstermektedir.



Şekil 51.  $x$  uzaklığı,  $\alpha$  doğrultu açısı, ve  $u(k)$  ön tekerlek açısı için üyelik fonksiyonları

Tablo 5. Arabanın hareketini belirleyen kurallar kümesi

	SL	MR	SĞ
GN	SOD	SOD	SAD
DĞ	DG	SOD	SOD
KZ	SOD	DG	SOD
BT	SAD	SAD	DG

Kuralların IF kısmının dilbilimsel değerleri “*verilen (antecedent)*” olarak isimlendirilir, ve THEN ile gelen kısmı ise “*sonuç (consequent)*” olarak bilinir. Örneğin

**IF** ( $\alpha=GN$  AND  $x=SL$ ) ise **THEN**  $u(k)=SOD$

kuralında GN ve SL verilenleri, ve SOD ise sonuç çıkarımını gösterir.  $x$  ve  $\alpha$  verilen giriş değerleri için denetleyici,  $u(k)$  ön tekerlek açısı için bir çıkış değeri belirler. İlk olarak, herhangi bir giriş değeri için denetleyici dilbilimsel değişkenlerine karşılık gelen üyelik derecelerini belirler. Daha sonra, herhangi bir kural için girişin üyelik derecesinin minimumu, kuralın *sonuç çıkarımı* için bir üyelik derecesi olarak seçilir. Üyelik derecesi, kurallardan sonuç çıkarımını için bir ağırlık olarak düşünülebilir. Sonuç çıkarımını için birden daha fazla üyelik derecesi olduğu zaman maksimum derece seçilir.

Böylece, bu noktada bir üyelik derecesi dilbilimsel çıkış değerlerinden herhangi birini gösterir.  $u(k)$  çıkış değerini hesaplamak için bütün dilbilimsel çıkış değerlerinin etkilerini tek bir çıkış değerinde birleştirmek gerekir. Bu işlem durulama yöntemi ile yapılır. Aşağıda verilen örnekte, durulama yöntemlerinden merkezi durulama yöntemi kullanılmıştır. Bu yöntemde tüm dilbilimsel çıkış değerlerine tek bir ortalama ağırlık verilir. Merkezi durulama yönteminin karmaşıklığı çıkış üyelik fonksiyonlarının biçimine bağlıdır. Araba modelinin basit bir uygulama örneği aşağıdaki gibi verilebilir.

Başlangıçta arabanın konumu,  $x=-10$  ve  $\alpha=89^0$  değerleri ile verilsin. Şimdi, her bir kurala karşı gelen sonuç çıkarımının üyelik dereceleri hesaplınsın. Daha sonra gösterileceği gibi, sonuç çıkarımının üyelik derecesi,  $\alpha$  ve  $x$ 'in üyelik derecelerinin minimumudur. Bunun nedeni kural takımında  $\alpha$  ve  $x$  değişkenleri arasında AND işleminin bulunmasıdır.

$$x = -10 \rightarrow \begin{cases} f_{SL}(-10) = 1 & f_{SL}(-10) \text{ SL'nin üyeliğini gösterir} \\ f_{MR}(-10) = 0 & f_{MR}(-10) \text{ MR'nin üyeliğini gösterir} \\ f_{SG}(-10) = 0 & f_{SG}(-10) \text{ SG'nin üyeliğini gösterir} \end{cases}$$

$$\alpha = 89^\circ \rightarrow \begin{cases} f_{D\check{G}}(89) = 0.01 \\ f_{KZ}(89) = 0.988 \\ f_{BT}(89) = 0 \\ f_{GN}(89) = 0 \end{cases}$$

Tablo 6'da herhangi bir kuralın sonuç çıkarımı için gerekli üyelik dereceleri gösterilmiştir. Burada *sağa dönme* (SAD) sonuç çıkarımı için dört ayrı üyelik derecesinin olduğuna dikkat edilmelidir. Sağa dönmek için bu dereceler arasında maksimum olan değer (0.988) seçilir. Aynı yolla, 0.01 ve 0.0 üyelik dereceleri, sırasıyla *düz git* (DG) ve *sola dön* (SOD) için seçilir. Bu derecelerle sistem çıkışı aşağıdaki gibi hesaplanabilir.

$$u(k) = \frac{(-15.0 * \text{Max}(f_{SOD}(.)) + (0.0 * \text{Max}(f_{DG}(.)) + 15.0 * \text{Max}(f_{SAD}(.)))}{\text{Max}(f_{SOD}(.)) + \text{Max}(f_{DG}(.)) + \text{Max}(f_{SAD}(.))}$$

$$= \frac{(15.0 * 0.0) + (0.0 * 0.01) + (15.0 * 0.988)}{0.988} = 14.8^\circ$$

Hesaplama sonucu bulunan değeri ön tekerlek açısının  $14.8^\circ$  sağa dönmesi gerektiğini gösterir. Araba bu açıyla belli bir süre gittikten sonra yeniden konum denetimi yaparak yeni doğrultusunu belirler. Bu başlangıç koşulları ve yukarıda verilen FAM tablosu kullanılarak 100 tekrarlardan sonra, arabanın yolun orta çizgisine paralel olarak hareket ettiği görülür.

Tablo 6.  $x=-10$  ve  $\alpha=89^\circ$  başlangıç koşulları için arabanın durulama üyelik dereceleri

	SL	MR	SĞ
<b>GN</b>	$F_{SOD}(.)=0$	$F_{SOD}(.)=0$	$F_{SAD}(.)=0$
<b>DĞ</b>	$F_{DG}(.)=0.01$	$F_{SOD}(.)=0$	$F_{SOD}(.)=0$
<b>KZ</b>	$F_{SAD}(.)=0.98$	$F_{DG}(.)=0$	$F_{SOD}(.)=0$
<b>BT</b>	$F_{SAD}(.)=0$	$F_{SAD}(.)=0$	$F_{DG}(.)=0$

Bulanık mantık görüntü işlemeyle dayalı patern tanıma, otomasyon, ve otomatik denetim gerektiren sistemlere başarı ile uygulanabilmektedir [47, 48, 49]. Bu uygulamalarda ana ilke insanın kullandığı doğal dilbilimsel yargıları kullanarak insan-makina ikilisinde makinayı insandan bağımsız hale getirmektir [50]. Bulanık mantık yapay sinir ağları ile birlikte kullanılarak özellikle karar sistemlerinde çok daha başarılı sonuçlar elde edilebilir. Bulanık nedenler ve bulanık yapısal modelleme birleştirilerek insanların karar verme sistemlerine destek sağlanmaktadır [51].

Sinir ağları ve bulanık mantık ayrı ayrı veya birlikte kullanılarak bir çok denetim sistemine başarı ile uygulanmıştır. Özellikle klasik denetimin zor olduğu doğrusal olmayan denetim problemlerinde büyük kolaylıklar sağlamaktadır. Bu yöntemler, otonom taşıt sistemlerinin doğrusal olmaması nedeniyle bu alanda da büyük ilgi görmektedir.

3-B ortamlarda güvenli bir sürme için çevrenin çok iyi tanınması ve yol, yol şeriti, engel gibi bilgilerin çok doğru olarak belirlenmesini gerektirmektedir. Genellikle çevre önceden bilinmediği için çevreye ilişkin bilgilerin görüntü işleme sonucu belirlenmesi gerekir.

İlk çalışmalar, yürüyen otonom bir robotun yön ve hız denetiminin bulanık mantıkla yapılmasına yöneliktir [52]. Yürüyen robot, kamera ve lazer algılayıcı gibi bazı algılayıcılar yardımıyla çevresinden aldığı görüntüleri değerlendirerek engellere çarpmadan hareket etmeye çalışır. Burada kamera robotun gözü gibi davranır [53]. Böyle bir robotun denetim sistemi aşağıdaki birimlerden oluşturulabilir.

- . Görüntü işleme birimi
- . Bulanık sürücü uzman sistemi
- . Motor sürme birimi

Bulanık sürücü uzman sistemi, temelde iki kural tabanından oluşur: çevreyi tanıma kuralları ve motor sürme kuralları. Sonuç çıkarımı ve yönetici birimi bu iki alt sistemi denetler. Yönetici birimi insan arayüzünden aldığı bilgilerle bir sürme planı yapar. Böyle bir düzende yol oldukça basit olarak modellenmiştir. Bu modelde yol beyaza boyanmış bir

düzlem zemin, yol kenarları ise siyaha boyalı duvarlardan oluşmuştur. Bu makalede doğrusal yol, sağa-sola dönen yol ve kavşak problemleri incelenmiştir. Kullanılan yol modellerinde yol kenarları tamamen doğrusal varsayıldığından gerçek modellerine karşı düşmez. Bu yöntemin sakıncaları ise yol boyunca yolun genişliğini sabit kabul etmesi, ve robotun herhangi bir ortamdan ziyade sınırlı belirli bir ortamda ve bir yöneticinin gözetiminde önceden belirlenmiş bir harita dahilinde hareket etmesidir. Yöntemin bir üstünlüğü ise kısmi olarak denetim kurallarını güncelleştirebilmesidir [52].

Otonom araba konusunda diğer bir çalışma, rekli görüntü işleme tekniğine dayanan renk bilgisini kullanarak yol çizgilerini izleyen bir yaklaşımdır. Bu çalışmada kullanılan görsel sistem diğer çalışmalar gibi insandan bağımsızdır. Biri dinamik görüntü işlemcisi, diğeri ise bulanık mantık denetleyici mekanizması olmak üzere sistem iki kısımdan oluşur. Sistem yol boyunca uzanan çizgileri (marker) kolayca tanır ve şoförsüz arabayı bu doğrultuya yöneltir. Çizgiler, renkli görüntü işleme tekniği yardımıyla lojik süzgeçler ve Hough dönüşümü yardımıyla tanınır. Daha sonra bulanık mantık denetim mekanizması araba tekerleğinin kaç derece döneceğine karar verir [53].

Otonom robot ve araba konularında göz doldurucu çalışmalar özellikle son beş yıl içinde ortaya çıkmaya başlanmıştır [53, 54, 55, 56]. Bu çalışmalar, çevresini tanıma ve çevresine uyum sağlama konularında yoğunlaşmıştır [53, 54, 57, 58]. Bulanık mantık yardımıyla bulanık denetim sistemlerinin tasarımı ve kararlılık analizi konularında değişik çalışmalar yapılmıştır [48]. Bu çalışmalar daha sonraları arabanın yol üzerinde kararlı bir yönde ilerlemesi üzerinde yoğunlaşmıştır. Referans [54]'te arabanın dinamik denklemleri kullanılarak bir araba modeli elde edilmiş ve bu modelin yol boyunca her hangi bir doğrultuda hareket kararlılığının bilgisayarla benzetisi yapılmıştır. Bu sistem için, bulanık sistemin kararlılık koşulları Lypunov anlamında kararlılık olarak alınmıştır. Araba modeli doğrusal olmayan bir yapıya sahip olduğundan modellenmiş araba da doğrusal olmayan bir dinamiğe sahiptir. Bu çalışmadaki ana ilke arabanın istenen bir doğrultuyu en az osilasyonla izlemesidir. Bu makalede herhangi bir başlangıç koşulunda verilen referans yön boyunca arabanın bulanık denetim kuralları kullanılarak kararlı bir şekilde hedefe gitmesi amaçlanır.

Diğer bir çalışma, otonom hareketli robotların sürme denetimleri ile ilgilidir [46]. Bu



robot kullandığı denetim kurallarını güncelleştirerek çevresine uyum sağlama yeteneğine sahiptir. Çalışma ile doğrusal bir yol üzerinde bulunan iki engele çarpmadan hareket edebilen bir otonom robot incelenmiştir. Amaç robotu yolun ortasında tutarak hareket ettirmek, ve önüne bir engel çıktığı zaman bu engelden sakınmasını sağlamaktır. Kullanılan bulanık kural takımının güncelleştirilmesi için “*kestirim öğrenmeli bulanık mantık*” tan yararlanır.

Renkli görüntüleri kullanarak akıllı robotların karmaşık ortamlarda hareketini inceleyen çalışmalar da vardır. Böyle çalışmalarda aynı zamanda kestirim öğrenmeli bulanık mantık kuralları kullanılmış [ 57, 58] ve görsel denetim sistemleri oluşturulmuştur. Denetim sistemi, görüntüleme birimi ve bulanık denetim birimlerinden oluşur. Görüntü işleme ise iki aşamada yapılır: gri seviyeli görüntü işleme ve renkli görüntü işleme. Burada amaç gerçek zamanda çalışmaktan ziyade arabanın güvenli hareket etmesini sağlamaktır. Kamera ile arabanın hareket doğrultusunda alınan görüntüden, renk bilgisini de kullanarak, yol, ve engel gibi cisimler belirlenir. Daha sonra bu bilgilere göre uygulanacak olan denetim kural takımı belirlenir ve bu kural takımı ile yapılacak hareketin güvenli olup olmadığı kararlaştırılır. Eğer güvenli ise hareket yapılır aksi halde denetim kuralları güncelleştirilir.

Bulanık mantık ile yapay sinir ağlarının birlikte kullanılması çevreyi tanıma ve karar vermede daha pozitif adımların atılmasını sağlamıştır. Genellikle sinirsel-bulanık ağların (neuro-fuzzy) kullanıldığı bu sistemlerde, iki seviyeli bir yol izlenmiştir [59]. Bunlardan ilki, yüksek seviye olarak adlandırılır ve bilinmeyen bir ortamı tanımayı gerektirir. İkincisi ise hareket denetimidir ve düşük seviye olarak bilinir. Yüksek seviyede çevreyi tanıma ve engellerin konumlarını belirlemede yapay sinir ağları kullanılmıştır. Düşük seviyede ise bulanık kümeler ve bulanık kurallar kullanılarak araba hareketinin benzetisi yapılmıştır.

Gürültülü görüntüleri işleyerek otonom arabaların denetiminde yol kenarlarının daha iyi tanınması bazı bilgilerin bulanık kurallara eklenmesini gerektirmiştir [60]. Çok gürültülü her hangi bir resimden yol bilgisini çıkarmak oldukça güç olabilir. Bu problemi çözmek için bulanık denetim yardımıyla bazı bulanık kurallar geliştirilmiştir. Eğrisel veya doğrusal yol kenarları için kullanılabilen bu yöntem aşağıdaki şekilde verilebilir.

- . Eğer bir piksel bir yol sınırına ait ise ve bir özellik taşıyorsa onu siyah yap, aksi halde beyaz yap
- . Eğer bir piksel düzgün dağılmış bir bölgede ise onu beyaz yap, aksi halde siyah yap

Otonom görmeye yönelik yol izleme için gerçek zamanda çalışan geometrik modele dayalı bir çalışma Ref [61]'de verilmiştir. Yöntemde otonom arabanın gerçek zamanda hareketi için görüntüden yol sınırlarının belirlenmesi gerekir. Yol sınırlarının belirlenmesinde yapılacak hataların giderilmesinde geometrik modül yöntemi kullanılır. Algoritma yol sınırları belirgin ortamlarda denenmiştir. Engelli yollarda ve yol kenarları net olmayan yollarda algoritmanın nasıl bir sonuç vereceği belli değildir. Sistemin herhangi bir ortamda nasıl davranacağını denemesine ihtiyaç vardır.

Diğer bir çalışmada SCARF olarak isimlendirilen sistem renkli görme sonucu yol ve çevre bilgilerini tanımaya çalışmıştır [62]. Bu sistem bir kaç taşımacılık sisteminin birleşmesinden oluşur. SCARF azaltılmış renk görüntüsünde herhangi bir piksel için yol yüzeyini kestirmek belirlemek amacıyla bir standart örüntü tanıma tekniği olan Bayesian sınıflama tekniğini kullanır. Sistem ilk olarak renkli görüntüde altörnekleme ve ortalama kullanarak görüntü çözünürlüğünü azaltır. Çözünürlüğü azaltılmış görüntüdeki pikseller yol ve yol olmayan renkler olarak ikiye ayrılır. Bunların her ikisinde çoklu Gaussian renk modelleme ile gösterilir. Böylece yol yüzeyinde bulunabilecek renkler belirlenir. Sistemde yol veya yol olmayan herhangi bir görüntüde dört renk sınıfı bulunur. Bu renk sınıfları kullanılarak herhangi bir pikselin yol pikseli mi yoksa ortam pikseli mi olduğu araştırılır. Böylece renk modeline izdüşürülecek pikselin renginin nasıl olacağı hesaplanır. Renk modelleri yol veya yol olmayan renklerin her ikisinden üretilir. Bu çalışmada görüntü çözünürlüğünün azaltılması görüntüde önemli olabilecek ayrıntıları yokedebilir. Ayrıca renk modelleri ile tüm yolları modellemek mümkün değildir. Sistem herhangi bir ortamda tam verimli olmayacaktır.

Bulanık denetim kullanarak model bir arabanın yörünge kararlılığının bilgisayarla benzetisi yapılmıştır [54]. Bulanık sistemlerin kararlılık koşulları Lyapunov anlamında kararlılık olarak verilmiştir. Bu koşul altında denetim sisteminin kararlılığını garanti eden bulanık denetim kuralları yaklaşımlandırılmış bulanık modelden elde edilmiştir. Deneysel

sonular herhangi bir bařlangı noktasına gre model arabanın verilen bir yrngeye karalı biimde oturduėunu gsterir. Sistemin engeller karřısında davranıřı belirsizdir. Deneysel sonular tamamen bilgisayar ortamında yapılmıř ve mevcut konuma gre arabanın bir sonraki konumu belirtilerek hareket saėlanmıřtır. Oysaki tezde yapılan alıřmada aynı araba modeli kullanılmıř ve dz, eėrisel, sola-tali yol, saėa-tali yol, kavřak gibi ortamların bulunduėu gerek grntleri iin geliřtirilen bulanık denetim kuralları ve bu kuralların dinamik olarak gncelleřtirilmesiyle daha gereki sonular elde edilmiřtir. Ayrıca uzak ve yakın grnt dilimleme yntemiyle daha az titreřimle daha kısa srede yrngeye oturan bir otonom tařıt modeli gerekleřtirilmiřtir.

Bulunduėu evreye uyum saėlayan otonom hareketli robotlarla ilgili alıřmalar yapılmıřtır [46]. evre bir ok karakteristik rnt tanımlandıktan sonra ve robot bu rntlerle eėitilir. Bylece robot grmř olduėu evre rnts ile ėrenmiř olduėu rnt grubu arasında bir izdřm yaparak tek bir bulanık kme retir. Robot bu kme ve robotun matematiksel modelini kullanarak yapacaėı denetim hareketinin gvenli olup olmadığını kestirir. Kestirim engelden kaınma řeklinindedir. Robot kestirim sonularına bakarak herhangi bir ortamda daha gvenli bir srm iin bileřik denetim kurallarını ayarlar. Denemeler tamamen kapalı mekanlarda yapılmıř olup ama otonom araba deėildir. Sistemde yol kenarlarının hazır olduėu yapay grntler kullanılmıřtır. Engelden sakınma bir sonraki hareketin grntde ne kadar konum deėiřimi yaratacaėına dayanır. Gerek araba srmede arabanın en az osilasyon yapması iin grntnn uzak ve yakın diye iki sınıfa ayrılması, ve uzaėa gre hız denetiminin yapılması yakına gre ise genel denetim kurallarının uygulanması gerekir. Genel denetim bu iki denetim kuralının birleřimi sonucu belirlenir.

Geleneksel denetim kurallarının sakıncalarını gidermek iin yapılan diėer bir alıřma bulanık mantıėa dayandırılmıřtır [63]. Genelde otonom tařıtın hareketi ve engellerden sakınım iin iki ayrı alt sisteme ihtiya duyulur. Bu alıřmada bulanık denetim kullanılarak engellerden sakınma iřlevi ile hareket iřlevi birleřtirilmiř ve sonu (final) durulama katı oluřturulmuřtur. Yntem byk miktarda osilasyona neden olmakla beraber gerek verilerde nasıl sonu vereceėi de belli deėildir. Ayrıca otonom tařıtlarda denetim kadar nemli olan grnt iřleme katı daverilmemiřtir.

Robotların duvar izleyerek hareketinde, tek yönde dönen ultrasonik algılayıcıların sağladığı derinlik bilgisi kullanılmıştır [64]. Denemeler laboratuvar ortamlarında duvar izleyerek yapılabilecek taşımacılıkta yöntemin verimli olduğunu göstermektedir.

Kapalı mekanlarda hareketli robotların kullanımına başka bir örnek Ref [65]'te verilmiştir. Burada robot algılayıcıları yardımıyla çevrenin muğlaklığını göstermek için bulanık küme kullanılmıştır. Robot başlangıçta bir çevre haritasına sahip olup kapalı ortamlarda, görüntü işlemekten ziyade algılayıcılar yardımıyla yörüngesini belirlemektedir. Böyle bir sistemin gerçek dünyada uygulanabilirliği zayıftır.

Güçlü bir otonom sürme sistemi geliştirebilmek için yol üzerinde olabilecek düzensizlikleri belirlemek gerekmektedir. Bu düzensizlikler gölgeler, lekeler, kirli su birikintisi, yana kaçmış çizgiler, yapraklar, tozlu yollar gibi özellikler olabilir. Bu tür düzensizliklerin üstesinden gelmeyi amaçlayan bir çalışma önceki yöntemlerde yol kenarlarını bulurken eşiklendirme kullanmaktan dolayı meydana gelen hataları da yok etmektedir [66]. Yöntem eşikleme ihtiyacı duymadan parlaklık bilgisinin değişimi yardımıyla bozulabilir bir şaplonla probleme çözüm arar. Yöntemin sakıncası sistem önceden olası tüm görüntü dilimlerini bilmek zorundadır. Böylece kullanılacak şaplon yardımıyla en yakın görüntü dilimine izdüşüm amaçlanır. Sistem özellikle yol üzerinde bulunması mümkün 2-B cisimlerin araştırmasını şaplonlar yardımıyla yapmaktadır. Fakat sisteme tüm olası yol görüntülerine ilişkin şaplon değerleri öğretmek mümkün değildir. Ayrıca kenarları düzgün olmayan yollar için sistem yetersizdir.

### 1.8.8. Otonom Araba Modeli ve Denetim Sistemi

Otonom araba, gerçek arabada olduğu gibi doğrusal olmayan bir yapıya sahiptir. Bir gerçek arabanın tüm özelliklerini modelleyebilen otonom araba için araba modeli aşağıdaki şekilde tanımlanabilir.

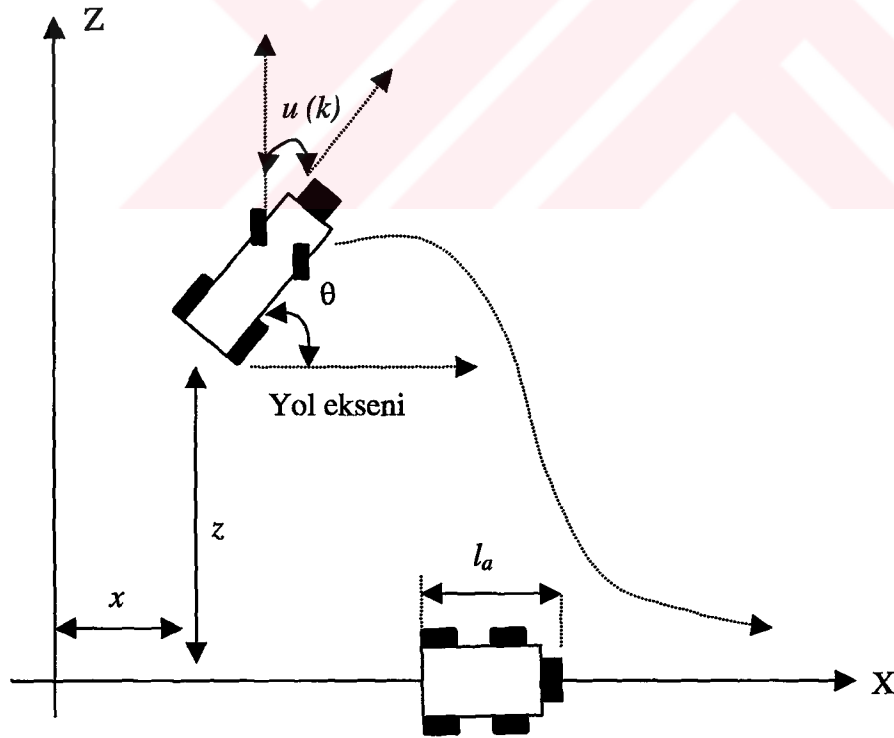
Araba hareketinin yönü,  $\theta$  ve  $u(k)$  açıları ile tanımlanır.  $\theta$  araba eksenini ile yol eksenini arasındaki açıyı,  $u(k)$  ise dönme açısını tanımlar ve araba eksenini ile ön tekerlek arasındaki açıdır, şekil 52. Arabanın konumu  $x$  ve  $z$  koordinatları ile tanımlanır. Arabanın boyu  $l_a$ , hızı  $v_a$  ve örnekleme aralığı  $t_a$  olmak üzere, araba modeli aşağıdaki gibi verilebilir.

$$\theta(k+1) = \theta(k) + v_a t_a / l_a \tan(u(k)) \quad (41)$$

$$x(k+1) = x(k) + v_a t_a \cos(\theta(k)) \quad (42)$$

$$z(k+1) = z(k) + v_a t_a \sin(\theta(k)) \quad (43)$$

Tezde kullanılan bu model hatayı en aza indiren görüntü işleme teknikleri ile desteklenerek gerçek dünya koordinatlarında verimi çok yüksek bir sürüm sağlanmıştır. Geliştirilen sistem bunu sağlamakla birlikte, arabanın yola konumlanması, tali yoldan ana yola, ana yoldan sapmalarda, 2-B veya 3-B engellerden sakınımında, çebe yaklaşma veya çepten çıkarken, virajları modelleme ve virajda hareket etmede çok yüksek doğrulukta bir sürme sağlamıştır. İnsan araba sürümünü en yüksek doğrulukta modellemiş ve gerçekleştirmiştir.



Şekil 52. Araba hareketinin modellemesi

## 2. YAPILAN ÇALIŞMALAR

### 2.1. Giriş

Otonom arabanın hareketi, temelde iki bölüme ayrılabilir. Bunlardan ilki geliştirilecek araba modeli, ve ikincisi ise bu arabanın her hangi bir ortamda hareketidir. Arabanın hareketi, bulunduğu çevre incelenerek elde edilecek bilgilerin değerlendirilmesiyle sağlanır. Kamera yardımıyla çevreden alınan görüntülerden yol ve engel bilgilerinin çıkarılması ve değerlendirilmesi gerekir. Bunun için görüntü işleme ihtiyacı vardır. Görüntü işleme sonucu görüntüde sınır olarak bilinen kenarlarının belirlenmesi gerekir. Görüntü işleme kenar çıkarma teknikleri yardımıyla yapılabilir. Bu tezde düzgün yollar için Zernike momentine dayalı kenar çıkarma tekniği kullanılmıştır. Stabilize veya bozuk zemine sahip yol türlerinin tanınması ve kenarlarının belirlenmesinde ise doku özelliği kullanılmıştır.

3-B ortamlarda otonom arabanın güvenli hareketi için iyi bir çevre algılama sistemine ihtiyaç vardır. Genelde arabanın hareket edeceği çevre önceden belli değildir. Bu nedenle araba gözü gibi kullanabileceği bir veya daha fazla kamera yardımıyla çevre görüntüsünü almalıdır. Alınan görüntüler iyi bir görüntü işleme sistemiyle işlendikten sonra ortamdaki yol, engel ve dış alanları tanımlayan özelliklerin belirlenmesi gerekir. Buradaki otonom araba stabilize yol, kenar çizgileri belli olmayan asfalt veya beton yol, kenar çizgileri belli asfalt yol, veya çok şeritli asfalt yollarda hareket edebilir. Bu yol türlerinden özellikle stabilize yol türünün sahip olabileceği çok sayıda alt birim olabilir. Bu nedenle özellikle stabilize yol türünün ve modelinin belirlenmesinde geleneksel kenar çıkarma algoritmaları zayıf kalmaktadır. Çünkü genellikle yolun dokusu diğer ortamın dokusundan farklıdır. Bu algoritmaların eksikliğini giderebilecek en iyi yöntem doku özelliklerini kullanmaktır. Doku diğer yol türleri için de özellik belirleyicidir. Doku yolun konumlandırılmasında da yararlanılacak bir bilgidir.

Doku cisimler için de belirleyici bir özelliktir. Hemen hemen tüm cisimler belirgin veya az belirgin olacak şekilde bir dokuya sahiptir. Bu nedenle cisim tanımda da doku

önem taşımaktadır. Yol üzerinde bulunabilecek 3-B cisimlerin tanınmasında da doku önemli bir parametredir.

Yol türlerinin belirlenmesi dokulu yüzeylerin dilimlenip sınıflandırılmasını gerektirir. Bu tezde yapılan çalışmada otonom arabanın çevresinden alınan görüntülerden doku yardımıyla stabilize ve asfalt yol yapıları belirlenmektedir. İlk defa bu tezde gerçekleştirilen doku dilimleme ve tanıma yöntemi kullanılarak stabilize yollar belirlenmekte ve bu yollarda arabanın güvenli hareketi sağlanmaktadır.

İyi tanımlanmış araba modeli, hatayı en aza indiren görüntü işleme teknikleri ile desteklenerek gerçek dünya koordinatlarında verimi çok yüksek bir sürüm sağlamaktadır. Geliştirilen sistem bunu sağlamakla birlikte, arabanın yola konumlanması, tali yoldan ana yola girme, ana yoldan sapmalarda, 2-B veya 3-B engellerden sakınmada, cebe girme veya cepten çıkmada, virajları modelleme ve virajda hareket etmede çok yüksek doğrulukta bir sürme sağlamıştır. İnsan araba sürümünü en yüksek doğrulukta modellemiş ve gerçekleştirmiştir.

Sistemin en büyük üstünlüklerinden biri de renk bilgisi kullanılarak, ortamın daha sağlıklı değerlendirilmesidir. Çünkü insan için de önemli bir bilgi olan renk kullanarak biçimsel yapıları vasıtasıyla algılanamayan veya yanlış yorumlanan bazı cisim, yol kenarı, ve gölge gibi özelliklerin daha doğru yorumlanmasının sağlanmasıdır.

Burada yapılan çalışmada 3-B dünyada insandan bağımsız olarak hareket edecek bir şoförsüz arabanın bilgisayarla benzetisi gerçekleştirilmiştir. Arabanın güvenli hareketi için, yola ait bilgilerin elde edilmesi ve değerlendirilmesinde etkin bir görüntü işleme yöntemine ve yola ait özelliklerin çıkarımı ve tanınmasında ise iyi bir sınıflama sistemine ihtiyaç vardır. Bu nedenle otonom taşıt sistemleri de insana benzer şekilde görüntü tanıma ve depolama sistemlerine sahiptir. Ayrıca başlangıçta sistem herhangi bir ortamda bulunabileceğinden evvelki deneyimlerinin görevini göreceği bir bilgi tabanına ihtiyaç duyar. Yapılan çalışmada tüm bu özellikler yeni teknikler kullanılarak otonom sisteme kazandırılmaya çalışılmıştır. Sistem dokudan yararlanarak stabilize ve asfalt yollar için yön belirleme ve yol kenarı bulma işlemlerini gerçekleştirmektedir. Yol üzerinde bulunan cisimlerin tanınmasında çağrışımlı bellek yönteminden yararlanılmaktadır. Yöntemde yeni

bir kodlama tekniđi kullanılarak daha az bellek alanında daha fazla bilgi veya özellik saklanabilmektedir. Ayrıca denetim sisteminde kestirim öğrenmeli bulanık mantıktan yararlanılmaktadır. Bu sisteme de insanın araba sürerken kullandığı yakın ve uzak görüntü değerlendirmesi eklenmiş ve böylece denetimin çok daha güvenli ve az titreşimli olması sağlanmıştır.

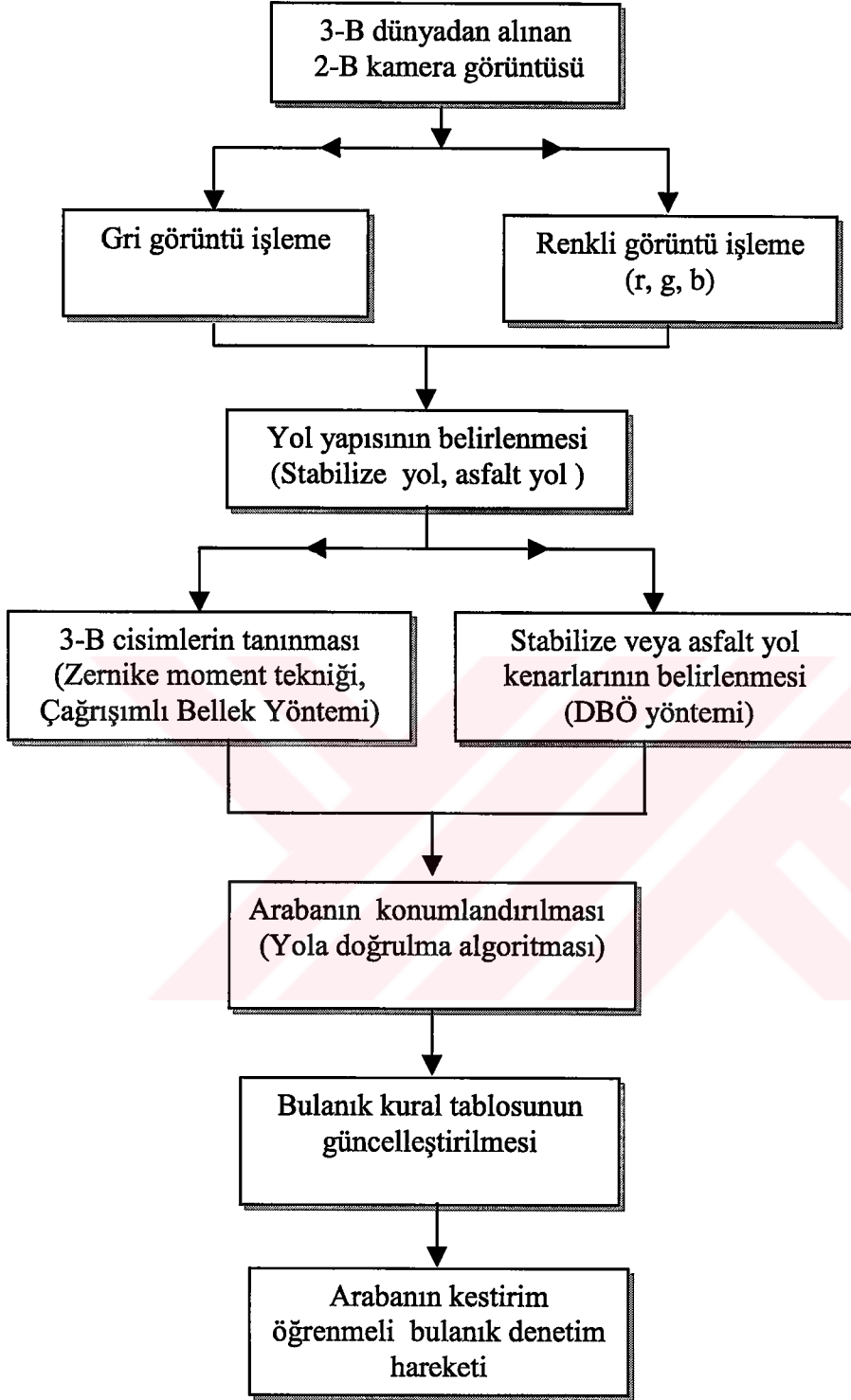
Şoförsüz araba sürmede yol kenarlarının belirlenmesi kadar önemli olan diđer bir konu da, otonom arabanın bulunduğu konum ile yolun konum ve doğrultusu arasında ilişkinin kurulması gereğidir. Otonom araba yol üzerinde bulunduğu konum geređi yol doğrultusunda olabileceđi gibi arabanın yönü ile yol doğrultusu arasında arabanın güvenli hareketini engelleyecek kadar açı bulunabilir. Bu açının giderilmesi yani yola paralellik için “yola doğrulma algoritmasından” yararlanılmaktadır. Bu kısım duran bir otonom arabanın, ilk hareket için gördüğü yol bilgisini kullanarak kendisini konumlandırmasını ve uygun manevralar yaparak yola paralel duruma gelmesini açıklar. Bu konumlama, *yola doğrulma algoritması* ile yapılacaktır.

## **2.2. Görüntü İşleyerek Arabanın Bulanık Denetimi**

### **2.2.1. Giriş**

Bu çalışma otonom arabalar için bir görsel denetim sisteminden oluşur. Otonom araba bulunduğu ortama uyum sağlayan akıllı bir araçtır. Denetim sistemi görüntü işleme birimi ve kestirim öğrenmeli bulanık denetim (forecast learning fuzzy control) biriminden meydana gelir. Görüntü işleme tekniđi ile gelecek konumunu kestiren kestirim öğrenme tekniđin birleştirilmesi güçlü bir sürücü sistem oluşturmuştur. Arabanın denetiminde kestirim öğrenmeli bulanık denetim tekniklerini kullanmıştır. Yol üzerinde bulunabilecek ve geometrik özelliđe sahip cisimlerle görüntü işleme tekniđi sonucu özellikleri belirlenen cisimlerin tanınmasında çağrışimli bellek tekniđine dayalı sinir ağlarını kullanan yeni bir yöntem verilmektedir. Yöntem daha önce yapılan çalışmalarla aynı doğruluk oranına sahip olmakla birlikte aynı bellek bölgesinde kullanılan yeni bilgi saklama tekniđi sayesinde çok daha fazla bilgi saklayabilmektedir. Şekil 53’te Otonom arabanın bulanık denetimine ilişkin iş akış diyagramı verilmiştir.





Şekil 53. Otonom arabanın bulanık denetiminin iş akış diyagramı

Görüntü işleme kısmı, gri seviyeli görüntü işleme ve renkli görüntü işleme olmak üzere iki kısma ayrılabilir. Otonom araba ön üst kısmına yerleştirilen bir kamera yardımıyla ortamın renkli görüntüsünü alır. Renkli görüntü alınması ve işlenmesi ortamı

daha iyi tanımak ve bunun sonucunda daha güvenli hareket sağlamak içindir. Renk bilgisi, farklı renklere fakat aynı gri seviyelere sahip görüntülerin algılanmasında oldukça iyi bir ayırıcıdır.

Görüntü işlenerek arabanın hareket alanında bulunan cisimlerin tanınması sağlanır. Cisimler kenar, köşe, ve renk gibi bazı özellikleri ile tanımlandığından, cisimlerin tanınmasında bu özelliklerin çıkarılması gerekir. Yol ve yoldaki engellerin belirlenmesi, arabaya verilecek bulanık denetimleri belirler. Ayrıca dinamiği doğrusal olmadığından arabanın, tam gerçek modelinin kurulması mümkün değildir. Bu nedenle bulanık denetim tekniklerinin kullanılması daha uygun olmaktadır. Bulanık kurallar yardımıyla yapılacak hareket belirlenir ve daha sonra hareketin güvenli olup olmadığı araştırılır. Eğer uygunsu yapılırsa aksi halde kurallar yeniden gözden geçirilir.

Benzetim sonuçları, renkli görüntü kullanarak kestirim öğrenmeli bulanık mantık kuralları yardımıyla şoförsüz arabanın çok daha güvenli hareket edebileceğini göstermiştir. Ancak düzgün düzeyli olmayan yollarda yol kenarlarının belirlenmesi geleneksel kenar çıkarma teknikleriyle yapılamadığından burada doku dilimleme yöntemi kullanılmıştır. Yöntem düzgün yollar içinde aynı başarıma sahiptir. Yol üzerinde bulunan 3-B cisimlerin tanınmasına yönelik çalışmalarda cismin kenarlarının belirlenmesinde Zernike moment tekniğinden yararlanılmıştır.

Şoförsüz arabanın güvenli hareketi için, görüntüden yol çizgisi, yol kenarı, yol köşesi, hareketli veya hareketsiz engel gibi özelliklerin doğru olarak çıkarılması gerekir. Tanıma süreci renk ve kenar gibi yararlı özelliklerin belirlenmesini gerektirir. Çıkarılan kenarlar *çağırışım bellekli* (associative memory) yapay sinir ağlarında değerlendirilerek cisimlerin tanınması sağlanmıştır. Gri seviyeli kenar belirleme, farklı renklere ama aynı parlaklıklara sahip bölgelerde her zaman iyi sonuç vermez. Bununla birlikte, bu yöntem hesap kolaylığı sağladığından halen daha önemini korumaktadır.

### 2.2.2. Görüntü İşleme

Görüntü, bir düzlem üzerinde iki değişken ile tanımlanan  $I(x,y)$  parlaklığının sürekli bir fonksiyonu olarak düşünülebilir. Görüntü piksellerindeki parlaklık değerleri gri

seviye olarak isimlendirilir. Gri seviyelerin özel dağılımından cisimlerin konumları bulunarak, piksellerin cisme ait olup olmadığına karar verilir. Böylece görüntü uzayındaki bu pikseller yardımıyla cisimlerin tanınması sağlanır.

Bununla beraber, zemin ile cisimler aynı gri seviyeye sahip olursa, cisimlerin konumlandırılmasında ve cisimlerin özelliklerinin çıkarılmasında gri seviyeli görüntüler yeterli olmayabilir. Bu durumda görüntünün üç temel renk bileşeninin (kırmızı, yeşil, mavi) çıkarılmasına ihtiyaç duyularak ilave bilgi olarak işlenmesi gerekir. Fakat, renk bileşenlerinin ayrı ayrı işlenmesinden dolayı işlem süresi uzayacağından, yol üzerinde büyük öneme sahip bölgelerin renkli işlenmesi diğer bölgelerin ise gri seviye olarak işlenmesi hızı oldukça artırır.

Bu bölümde ilk olarak yol kenarı, yol çizgisi, hareketli veya hareketsiz engel gibi özelliklerin belirlenmesi için gri seviyeli görüntü işleme tekniği tartışılacaktır. İkinci olarak, daha iyi bir cisim tanıma ve bunun sonucu güvenli bir hareket için renkli görüntü işleme tekniği incelenecektir. Son olarak da bölgeleri çok az belirgin olan stabilize yollar için dokudan yararlanarak dilimleme yöntemleri anlatılacaktır.

### 2.2.2.1. Gri Seviyeli Görüntü İşleme Tekniği

Görüntü işlemedeki amaç, özellik belirleme ve özelliğe dayalı cisim tanıma olarak iki kısma ayrılabilir. Özellik belirlemenin temeli kenar çıkarmaya dayanır. Kenar çıkarmaya çok güçlü bir yaklaşım, altpiksel doğrulukta karmaşık kenarları konumlandırabilen Zernike moment tekniği olmakla birlikte özellikle stabilize yol gibi kenarları net olarak belli olmayan ve daha ziyade doku değişimleri yardımıyla ortamdan ayrılabilen yollarda doku özelliğine dayalı kenar çıkarma kullanmak çok daha kesin sonuçlar verir.

Zernike momente dayalı yöntem dik karmaşık polinomların bir takımını kullanır. Kamera ile alınan görüntülerde kenar piksellerin konumlandırılması düşük çözünürlükten dolayı zayıftır. Bu sorun Zernike moment tekniği yardımıyla kolaylıkla çözülebilir. Dokuya dayalı yöntem ise ilk kez bu tezde verilmekte ve bu yöntemle yalnız doku dilimleme değil aynı zamanda gölgelenme ve kısmen 3-B cisim mi yoksa 2-B yüzey mi sorusuna çözüm getirmektedir.

Hem modellenmiş araba hem de model çevre sabit dünya koordinat sistemine göre konumlandırılır. Bu konumlandırma için cisme ait özelliklerin parlaklık görüntüsünden çıkarılması gerekir. Arabanın güvenli hareketi için araba ve cisimler arasındaki uzaklıkların doğru olarak belirlenmesi zorunludur. Böylece her bir zaman aralığında, cisimlerin konumları arabanın konumuna göre belirlenir. Bu işlem araba üzerine oturtulmuş bir yerel koordinat sistemini gerektirir.

Arabanın görüntü üzerindeki konumu 41, 42, 43 denklemleri ile tanımlanan araba modelinden hesaplanır ve perspektif dönüşüm ifadeleri yardımıyla gerçek dünya koordinatlarına geçilerek cisimlere olan uzaklıkları belirlenir. Arabanın önünde engel olup olmadığına karar vermek ve yola ait özellikleri belirlemek için gri seviyeli görüntüler işlenir. Yola ilişkin hiçbir özelliğe raslanamazsa veya yol üzerindeki cisimler iyi tanınmazsa, bölgelerin gri seviyelerinin aynı olabilmesi olasılığından dolayı görüntünün renkli işlenmesi gerekebilir. Aksi halde yalnız yol bölgesinin renkli işlenmesi yeterlidir.

#### **2.2.2.1.1. Kenarların Dik Moment Yöntemi ile Belirlenmesi**

Bu kısımda cisimlerin tanınmasını sağlayan kenar gibi cisim özelliklerinin çıkarılmasında dik Zernike momentine dayanan maskeler kullanılarak adım, çatı, veya bunların karışımından oluşan parlaklık kenarlarının algılanması, yönlendirilmesi ve alt piksel doğrulukla konumlandırılmasını sağlayan parametrik modele-dayalı bir yaklaşım verilmektedir. Parlaklık görüntülerinde gri seviyesinin büyük değişim gösterdiği komşu iki geniş bölge arasındaki sınıra kenar denir. Diğer bir deyişle görüntü parlaklığındaki süreksizlikler kenar oluşturur.

Gerçek görüntülerde gürültü parlaklıkla rasgelelik oluşturduğu için kenar algılanmasını zorlaştırır. Maske boyutunun büyük alınması ve eşik seviyesinin kenar türüne göre seçilmesi bu problemi büyük ölçüde çözmektedir. Zernike momente dayalı maskeler kullanılarak kenar parametreleri belirlenmektedir. Hesaplanan kenar parametreleri yardımıyla kenar türlerinden bir pikselde hangisinin mevcut olduğu saptırılır. Piksel merkezinden uzaklığı gösteren kenar parametresi kenarın piksel içindeki konumunu alt piksel doğrulukta gösterir.

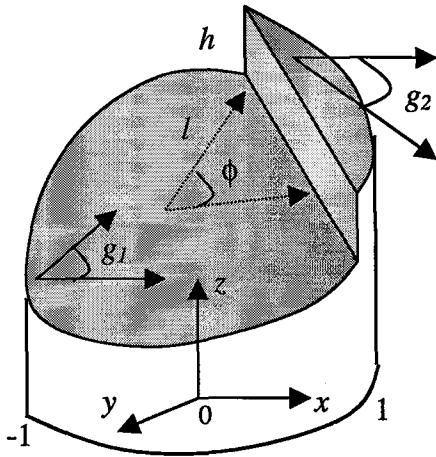
### 2.2.2.1.2. 2-B Adım Kenarın Algılanması

Zernike momente dayalı yaklaşım, karmaşık yapıları kenarların algılanması ve konumlandırılmasında diğer yöntemlere göre daha az hesaplama yükü ve daha yüksek doğruluk sağlar. Karmaşık yapıları kenar, örneğin şekil 54'te gösterilen 2-B geliştirilmiş adım kenarda olduğu gibi, adım ve çatı ilkellerinin birleşimi olarak düşünülebilir.

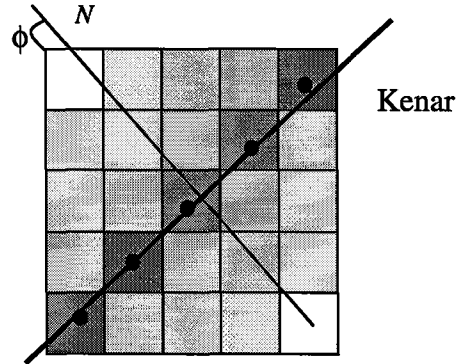
Uydu görüntülerinde, projeksiyon merkezinin cisimden çok uzakta olmasından dolayı, görüntülerdeki kenarların piksel içerisindeki konumlarının çok doğru olarak belirlenmesi cismin uzay konumunun doğruluğu açısından önemlidir. 2-B geliştirilmiş adım kenar beş parametre ile belirlenebilir:

- . Parlaklıkları farklı ve kenara yaklaştıkça değişen, yüzeylere ilişkin  $g_1$  ve  $g_2$  parlaklık eğimleri (gradyan)
- . Kenar noktasında iki yüzeyin  $h$  parlaklık farkı veya adım yüksekliği
- . Yerel pencerenin merkezinden kenara olan  $l$  uzaklığı
- . Kenarın  $x$ -ekseniyle yaptığı  $\phi$  doğrultu açısı

Adım ve çatı kenarlar geliştirilmiş adım kenarın özel durumudur. Gerçek adım kenarda  $g_1$  ve  $g_2$  küçük, ve  $h$  ise büyüktür. Çatı kenarda ise  $h$  küçük,  $g = g_1 - g_2$  farkı ise büyüktür. Şekil 55'te çatı kenar oluşturan parlaklık değişiminin görüntü uzayındaki biçimi verilmiştir.



Şekil 54. 2-B geliştirilmiş adım kenar modeli



Şekil 55. 2-B çatı kenarın 5x5 ağ üzerindeki görüntüsü

Karmaşık kenar, hem adım hem de parlaklık eğimleri farkının önemli olduğu yerlerdir. Zernike momentler dik karmaşık momentlerdir ve diklik özelliğinden dolayı normal geometrik momentlere göre hesaplama üstünlüğüne sahiptir. Bu momentler dönme durumunda yalnız faz kayması kazanır. Bu yüzden dönmeden bağımsız kenar tanımada diğer yöntemlere oldukça benzer olmasına rağmen, Zernike moment her görüntü noktası için yalnız dört katlama gerektirir. Katlama sayısı geometrik momentlerde altıdır.

Genel anlamda  $(p+q)$ . dereceden bir moment ölçekleme, öteleme, dönme, ve hatta gri seviye transformasyonuna bağlıdır ve aşağıdaki denklem ile verilir [67].

$$m_{pq} = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} x^p y^q I(x, y) dx dy \quad (44)$$

Veya ayrık biçimde

$$m_{pq} = \sum_{i=-\infty}^{+\infty} \sum_{j=-\infty}^{+\infty} i^p j^q I(i, j) \quad (45)$$

denklemlerle değerlendirilir. Burada  $x$ ,  $y$ ,  $i$ ,  $j$  bölgedeki nokta koordinatlarını,  $I$  ise parlaklığı gösterir.  $m_{00}$  momenti bölge alanını gösterir. Diğer momentler ise homojen parlaklık dağılımına sahip olmayan bir bölgenin ağırlık merkezinin geometrik merkezden uzaklaşma miktarını işaret eder.

Zernike momentinde normal momentteki  $x^p$  ve  $y^q$  elemanları yerine iki değişkenli polinom takımı kullanılır. Bu polinomlar birim daire içinde birbirine diktir. Zernike dairesel polinomları diğer polinom takımlarından bazı basit değişmezlik özellikleri bakımından ayırt edilir. Bu momentler esasen görüntü verisinin karmaşık polinomlar üzerine projeksiyonudur. Karmaşık yapı polinomlar  $x^2 + y^2 \leq 1$  birim dairesi içinde dik bir takım oluşturur.  $p$ . dereceden ve  $q$  tekrarlı bir moment,  $I(x, y)$  görüntüsü için aşağıdaki şekilde tanımlanabilir

$$M_{pq} = \frac{p+1}{\pi} \int \int_{x^2+y^2 \leq 1} I(x, y) p_{pq}^*(\rho, \phi) dx dy \quad (46)$$

veya ayrık biçimde

$$M_{pq} = \sum_x \sum_y I(x, y) P_{pq}^*(\rho, \phi) \quad x^2 + y^2 \leq 1 \quad (47)$$

denklemlerle verilebilir. Sayısal görüntülerde bir görüntü noktasındaki Zernike momenti, bu noktaya ilişkin pencerenin birim daire içine izdüşümüdür. Yukarıdaki bağıntıda  $P_{pq}$  polinomu kutupsal koordinatlarda

$$P_{pq}(\rho, \phi) = R_{pq}(\rho) e^{jq\phi} \quad (48)$$

denklemlerle  $R_{pq}$  polinomu ise

$$R_{pq}(\rho) = \sum_{i=0}^{(p-|q|)/2} \frac{(-1)^i (p-i)! \rho^{p-2i}}{i! \left(\frac{p+|q|}{2} - i\right) \left(\frac{p-|q|}{2} - i\right)!} \quad (49)$$

denklemlerle verilir.  $P_{pq}$  dik polinomu aşağıdaki özelliğe sahiptir.

$$\int \int_{x^2+y^2 \leq 1} P_{pq}^*(x, y) P_{nm}(x, y) dx dy \begin{cases} \neq 0, & n = p \text{ ve } m = r \text{ ise} \\ = 0, & \text{diğer durumlarda} \end{cases} \quad (50)$$

Eğer  $I(x, y)$  parlaklık fonksiyonu birim daire içinde sabit değerli ise,  $P$  polinomu için yukarıda verilen özellik  $M_{pq}$  için de geçerlidir, yani Zernike momenti de diktir. Gerçek  $I(x, y)$  görüntüsünün  $M_{pq}$  momenti ile döndürülmüş görüntünün  $M'_{pq}$  momenti arasındaki ilişki aşağıdaki denklemle verilebilir.

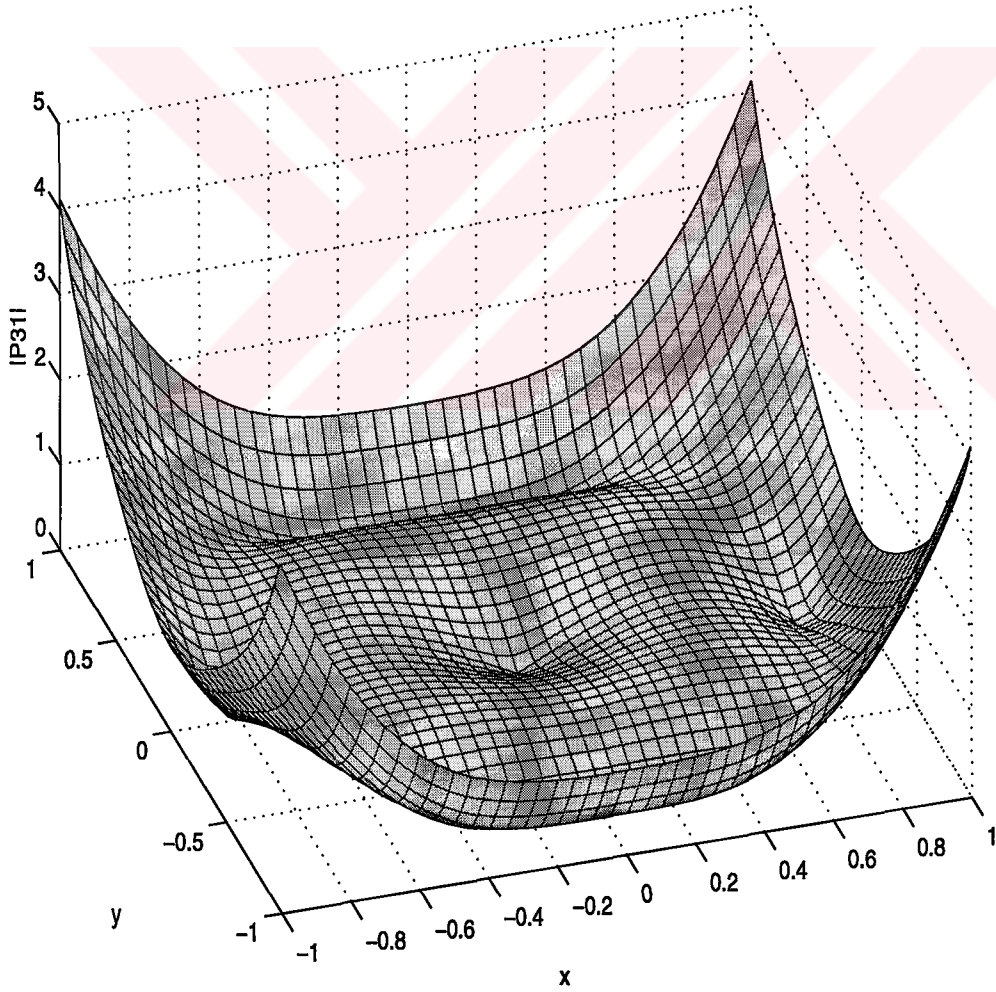
$$M'_{pq} = M_{pq} e^{-jq\phi} \quad (51)$$

Buradan, momentin yalnız faz değiştirdiği ama genliğinin sabit kaldığı görülür [67]. Bu özellik dönmeden bağımsız örüntü tanımada çok yararlıdır. Şekil 55'te görüldüğü gibi,

kenar  $x$ -ekseni ile  $\phi$  açısı yaptığından, kenarın  $-\phi$  kadar döndürülmesi  $y$ -ekseni ile çakışmasını sağlar. Bundan dolayı

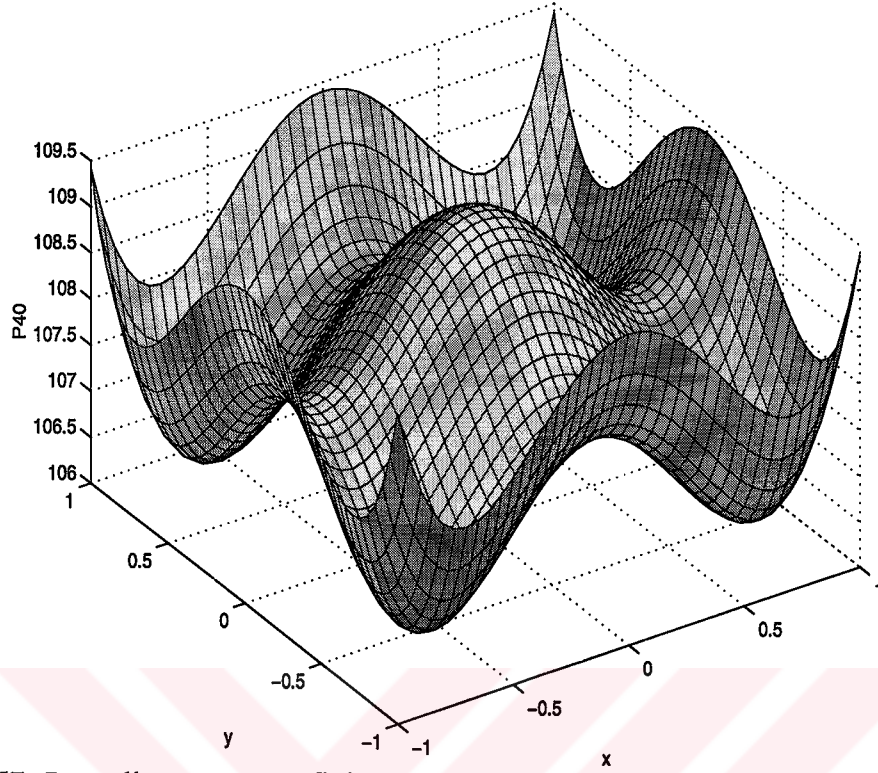
$$M_{pq} = \iint I'(x, y) i_m P_{pq}(x, y) dx dy = 0 \quad (52)$$

denklemini elde edilir. Burada  $I'(x, y)$  dönmüş kenar fonksiyonunu ve  $i_m$  ise  $P_{pq}$  nin sanal kısmını gösterir. Bu çalışmada kullanılan  $P_{pq}(x, y)$  polinomlarının bazıları 53, 54 denklemleriyle ve bunlara ilişkin grafikler de şekil 56 ve 57'de verilmiştir.



Şekil 56.  $P_{31}$  polinomunun grafiği





Şekil 57.  $P_{40}$  polinomunun grafiği

$$P_{31}=(3x^3+3y^2x-2x)+j(3y^3+3x^2y-2y) \quad (53)$$

$$P_{40}=(6x^4+6y^4+12x^2y^2-6x^2-6y^2+1) \quad (54)$$

Gerçek görüntünün momentleri ile döndürülmüş görüntünün momentleri arasındaki ilişki 51 denkleminde yararlanılarak 55 denklemindeki gibi elde edilir.

$$M'_{20} = M_{20} \quad M'_{31} = M_{31}e^{-j\phi} \quad M'_{40} = M_{40} \quad (55)$$

Karmaşık polinomun  $\phi$  açısı ile kenara ilişkin  $\phi$  açısı aynı olduğundan ifadeleri aşağıdaki gibi yazılabilir.

$$\phi = \tan^{-1} \left( \frac{i_m[M_{31}]}{\text{Re}[M_{31}]} \right) \quad (56)$$

2-B genelleştirilmiş adım kenarı tanımlayan beş parametre ile momentler arasındaki ilişki, polinomların birim daire üzerine izdüşümü ile kenarın bu daire içindeki konumundan yararlanarak kurulabilir. Kenara ilişkin parlaklık fonksiyonu ile polinomun çarpımının integrali olan momentleri kolayca hesaplayabilmek için polinomlar  $m.m$  boyutlu maskelere dönüştürülür.

$M_{31}$  momentine ilişkin maske  $m=5$  için tablo 7'de gösterilmiştir. Bu ilişkiden kenarın birim daire merkezinden olan  $l$  uzaklığı 57 denklemleri yardımıyla bulunarak sayısal yolla çözülebilir. Aynı şekilde  $h$  adım yüksekliği ve  $g$  çatı eğimi için aşağıdaki denklemler yazılabilir.

$$a_4 l^4 + a_3 l^3 + a_2 l^2 + a_1 l + a_0 = 0 \quad (57)$$

$$h = f(l, M_{20}, \text{Re}[M'_{31}]) \quad (58)$$

$$g = f(l, \text{Re}[M'_{31}], M_{20}) \quad (59)$$

Görüntüyü taramak için kullanılan maskenin merkez pikselinden kenar çizgisinin geçmesi için aşağıdaki koşulun sağlanması gerekir.

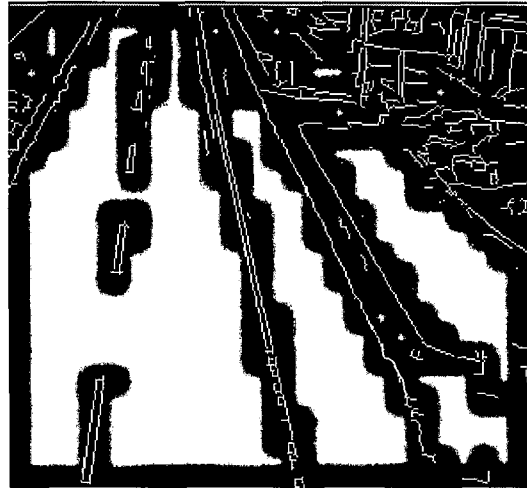
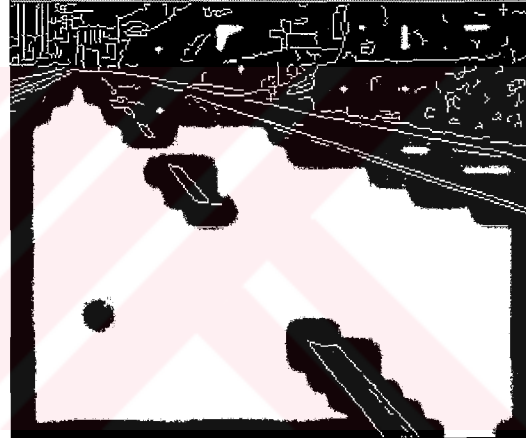
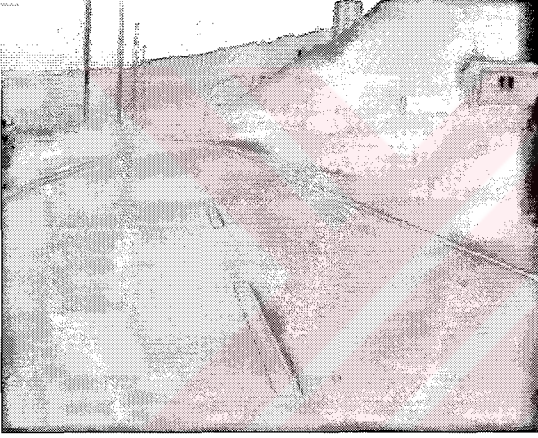
$$l \cos(\phi) \leq 1/m \text{ ve } l \sin(\phi) \leq 1/m \quad (60)$$

İncelenen pikselin kenar pikseli olması için  $|h|$  veya  $|g|$  veya her ikisi kendisine ilişkin eşik değerinden büyük olmalıdır.

Bir kenar noktasının adım kenar noktası olması için  $|h| \gg |g|$ , çatı kenar noktası için  $|g| \gg |h|$  ve karmaşık kenar için  $|h| \cong |g|$  olmalıdır [6]. Şekil 58'de gri görüntülere Zernike moment tekniği uygulanarak elde edilen kenar bileşenleri gösterilmiştir.

Tablo 7.  $P_{31}$  polinomuna ilişkin maske

-0.0104+ j0.0104	-0.0125 +j0.0254	0.0000 +j0.0075	0.0125 +j0.0254	0.01034 +j0.01034
-0.0254 +j0.0125	0.0563 -j0.0563	0.0000 -j0.870	-0.0563 -j0.0563	0.025456 +j0.0125
-0.0075	0.0870	0.0000	-0.0870	0.0075
-0.0254 -j0.0125	0.0563 +j0.0563	0.0000 +j0.870	-0.0563 +j0.0563	0.025456 -j0.0125
-0.0104 -j0.0104	-0.0125 -j0.0254	0.0000 -j0.0075	0.0125 -j0.0254	0.01034 -j0.01034



Şekil 58. Zernike moment tekniği kullanılarak elde edilen kenar bileşenleri

### 2.2.2.2. Renkli Görüntü İşleme Tekniği

Renk sadece kenar çıkarımı için gerekli değildir, aynı zamanda cisimlerin tanınması için de temel bilgilerden biridir. Genellikle bulunduğu ortamın şeklini alan ve özel bir biçime sahip olmayan bulanık cisimleri tanımak için renk iyi bir ayırtedici özelliktir. Su havuzcukları gibi cisimler genellikle yalnızca buldukları ortamın şeklini almakla kalmaz, aynı zamanda ortamla aynı rengi de alırlar. Herhangi bir renk üç temel rengin karışımından oluştuğu için, üç ayrı renk parlaklığı ile gösterilebilir:  $I_r$ ,  $I_g$ ,  $I_b$ . Bu üç renge ilişkin normalizeli parlaklık oranları aşağıdaki gibi tanımlanabilir [68].

$$r = \frac{I_r}{I_r + I_g + I_b} \quad (61)$$

$$g = \frac{I_g}{I_r + I_g + I_b} \quad (62)$$

$$b = \frac{I_b}{I_r + I_g + I_b} = 1 - r - g \quad (63)$$

Burada normalize edilmiş renk oranlarının toplamı 1'dir ve yalnızca bunlardan ikisi bağımsızdır. Gerçek görüntü bu üç temel renk görüntüsüne ayrıştırılabilir. Böylece her görüntü temel renklerden sadece birine ait renk tonu dağılımını içerir. Temel renk görüntüsü, kenar belirlemek için gri seviyeli görüntü işleme tekniğinde olduğu gibi işlenir. Bu üç temel renk görüntüsünden çıkarılan kenarların bir kısmı gri seviyeli görüntü işlemede çıkarılmamış olabilir. Gri seviyeli görüntü işleme tekniği kullanarak aynı parlaklık fakat farklı renklere sahip bir görüntüyü işlemek kenar üretmeyebilir. Oysa aynı görüntü renkli kenar üretme tekniği ile işlenirse kenar üretebilir. Bu yüzden kenar çıkarmak için ilave bir bilgi olarak renkten yararlanmak uygundur. Bazen, farklı renk fakat aynı parlaklığa sahip görüntülerde en azından bir renk bileşenine ait renk tonu farklı olabilir. Bu nedenle bir görüntüye ait kenarlar bulunurken üç temel renk bileşeninin işlenerek toplamsallık özelliği yardımıyla görüntüye ait kenarların bulunması daha yararlı olmaktadır.

### 2.2.3. Doku Benzersizliğine Dayalı Görüntü İşleme

Bilgisayarla görmenin önemli adımlarından biri de görüntüyü oluşturan doku bölgelerinin dilimlenerek bu bölgeleri oluşturan sınırların belirlenmesidir. Görüntüdeki bazı bölgelerin ortalama parlaklıklarının aynı olması durumunda bile içerdikleri doku biçimleri farklı olabilir. Böyle durumlarda görüntü dilimlemenin dokuya dayalı yapılması zorunlu hale gelir. Gri seviyeli görüntülerde cisim basit ve küçük ilkel görüntü parçacıklarının dağılımına sahiptir, bu dağılım doku olarak bilinir. Bir cismin gri seviyesindeki değişimin doğal miktarını belirlemek doku ölçüsü ile verilebilir. Normalde, bir doku özelliği cismin konumu, dönmesi, boyutu, biçimi, ve ortalama gri seviyesinden bağımsızdır.

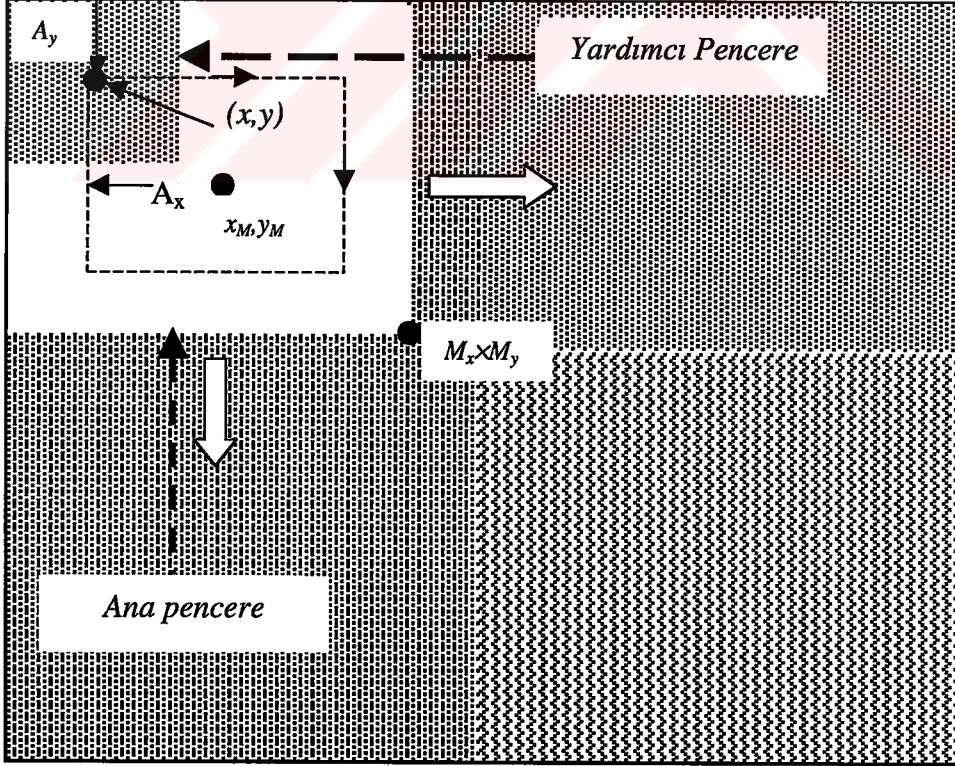
Bu tezde stabilize veya asfalt yollar civarındaki diğer bölgelerden doku yapısı yardımıyla algılanarak yüksek doğrulukta ayrılabilir. Kullanılan yaklaşım bugüne kadar kullanılan doku dilimleme yöntemlerinden oldukça farklıdır. Yöntem *Doku Benzersizlik Ölçüsü* (DBÖ) kullanarak dilimleme yapmaktadır. Yöntemin özü görüntüyü yatay ve düşeyde örtüşümlü altgörüntülere ayırarak her bir altgörüntü içinde ana ve yardımcı pencereler oluşturmak ve bu pencereler yardımıyla DBÖ'nün hesaplanmasına dayanır.

#### 2.2.3.1. Dilimleme Yaklaşımı

Doku dilimleme bir görüntü üzerinde doku örüntülerinin değişimini gösteren DBÖ yardımıyla yapılabilir. Bu tezde DBÖ'nü kullanan bir doku dilimleme yöntemi geliştirilerek görüntülerde yol dokusunun algılanmasında başarıyla kullanılmıştır. Yöntemde ilk olarak görüntü örtüşümlü altgörüntülere ayrılır, şekil 59. İlgilenilen görüntü parçasında bir ana pencere seçilir. Seçilen ana pencerenin içinde hareket eden ve ana pencereden küçük boyutlu bir yardımcı pencere alınır. Yardımcı pencerenin orta pikselinin parlaklığı ile bu pikseli çevreleyen ve yardımcı pencere içinde kalan diğer piksellerin parlaklıkları karşılaştırılır. Hesaplanan farklılık saklanır ve yardımcı pencere ana pencerenin her noktasını gezerek benzer farklılıklar hesaplanır. Daha sonra bu farklılıklar toplanarak ana pencerenin  $X_M, Y_M$  merkez noktasına atanır. Bir ana pencere için yapılan bu işlem, ana pencere belirli artımlarla yatay ve düşey doğrultuda hareket

ettirilerek tüm altgörüntüyü tarar ve bulunan fark değerler toplanarak benzersizlik ölçüsü hesaplanır. İlgilenilen bölgede merkez noktası civarındaki benzersizlik yardımcı pencerelerin benzersizliklerinin ortalamaları alınarak hesaplanır. Bir altgörüntü için yapılan bu işlemler tüm görüntü üzerinde seçilen çok sayıda örtüşümlü altgörüntüler için de hesaplanarak bulunan DBÖ sonuçları değerlendirilir. DBÖ'nün büyük farklılık gösterdiği yerlerde ve bu değişim değerlerinin her iki tarafında ortalama DBÖ değişimlerinin farklı olması durumunda doku değişmiştir, yani farklı bir doku bölgesine geçilmiştir.

$M_x M_y$  boyutlu bir ana pencere  $(X_M, Y_M)$  noktasına konumlandırılarak bir görüntü parçası işlendiği zaman, ana pencerenin boyutu doku ilkelinden büyük olmalıdır. Ana pencerede herhangi bir piksel için yardımcı pencerenin boyutu  $(2A_x+1)(2A_y+1)$  ile tanımlansın. Ana pencerede rasgele bir pikselin uzaysal koordinatı  $(x, y)$  ve bu noktadaki parlaklık  $I(x, y)$  ile gösterilsin.  $(x, y)$  merkez noktasında DBÖ'nün ifadesi aşağıdaki şekilde verilebilir.



Şekil 59. Yapay doku altörüntüsü için DBÖ hesabında kullanılan pencereler

$$DB\ddot{O}_{x_M, y_M} = \frac{1}{|S|} \sum_{x=x_i}^{x_f} \sum_{y=y_i}^{y_f} \left( \sum_{p=-A_x}^{A_x} \sum_{q=-A_y}^{A_y} |I(x, y) - I(x+p, y+q)| \right) \quad (64)$$

Burada  $x_i$  ve  $x_f$  pencerenin yataydaki kenar konumlarının  $x$ -koordinatlarının,  $y_i$  ve  $y_f$  ise düşeydeki kenar konumlarının  $y$ -koordinatlarını gösterir.  $A_x$  ve  $A_y$  ise yardımcı pencerenin yatay ve düşey kenarlarının yarısını gösteren sabit tamsayılardır. Burada  $S$  aşağıdaki ifadeyle verilir.

$$S = (2A_x + 1) \times (2A_y + 1) \times (x_f - x_i) \times (y_f - y_i) \quad (65)$$

Çeşitli dokulara sahip bölgeler arasındaki sınırları algılamak için doku benzersizlikleri araştırılır. Bu amaçla, ilk olarak görüntüdeki merkez noktalarının konumları belirlenmelidir. Merkez noktalar yatay ve düşey doğrultularda ana pencereler örtüşecek şekilde seçilebilir. Görüntü üzerinde benzersizlik değerlerindeki farklılık bölgelerin sınırlarını gösterir.

### 2.2.3.2. DBÖ Yardımıyla Yol Belirleme

Özellikle stabilize yol kenarlarının belirlenmesi için doku önemli bir bilgidir. Bir stabilize yol değişik doku örüntülerine sahip olabilir. Görüntü bilgisi 3-B dünya koordinat sistemine taşınarak yol kenarları bilgileri belirlenebileceği gibi, önce görüntüde kenarlar bilgileri bulunup daha sonra bu bilgiler 3-B dünyaya taşınabilir. Bir görüntüdeki yolun varlığına karar vermek için yalnızca yola ilişkin DBÖ araştırması yeterli olmayabilir. Algılanan kenarların uzunluğu, bu kenarların sonsuza doğru paralelliği, ve kenarlar arasındaki genişlik gibi yol modeline ilişkin araştırmaların yapılması gerekir.

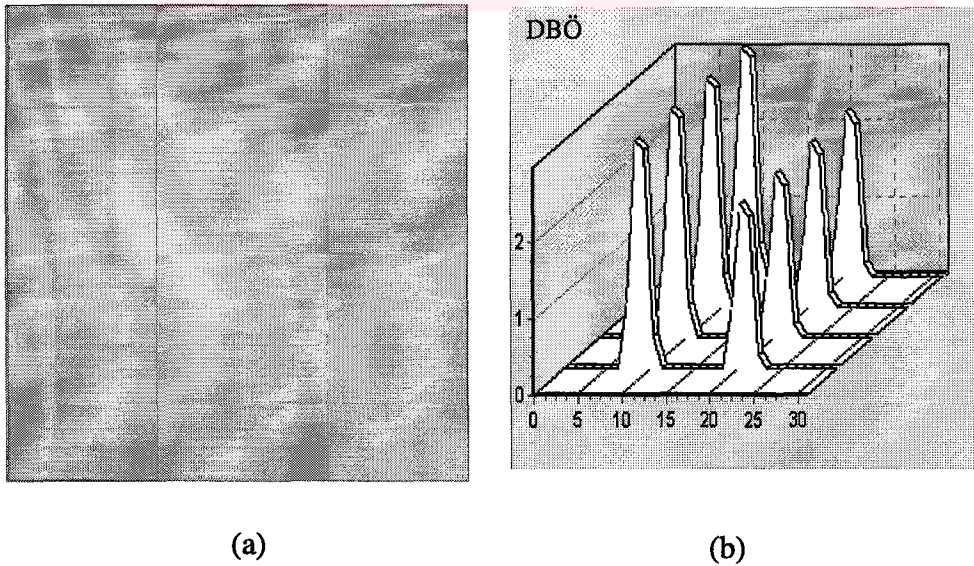
3-B dünyaya taşınmış görüntüden elde edilen DBÖ değerleri arabanın bulunduğu yol olarak bilinen bölgenin DBÖ değerleri karşılaştırılır. DBÖ'ler benzerse bu bölge yoldur ve sınırları yol kenarlarına veya yol üzerinde bulunan engellere karşı düşer. Aynı doku benzersizlik ölçüsüne sahip bölgeler birbirine paralel kenarlara sahip olsalar da yol olmayabilirler. Bu nedenle yolu tanımlayan yol modeli araştırmasının mutlaka yapılması gereklidir. Doku bölgelerinin dilimlenmesi sonucu oluşacak örüntü sınıfı ve kenar

uzunluğu yol hakkında verilecek kararı kolaylaştırmakta ve kararın doğruluğunu yükseltmektedir.

İşlem süresini azaltmak amacıyla DBÖ değerleri görüntünün her dilimi için hesaplanmaz. Yol eksenine dik dilimler üzerinde hesap yapmak işlem süresini azaltır, çünkü bazı dilimler için hesaplama gerekmez. Ayrıca yol genellikle aniden büyük değişimler göstermediğinden yola ilişkin ilk görüntü işlendikten sonra belirlenen yol kenarları civarında araştırma yapmak işlem zamanını azaltır.

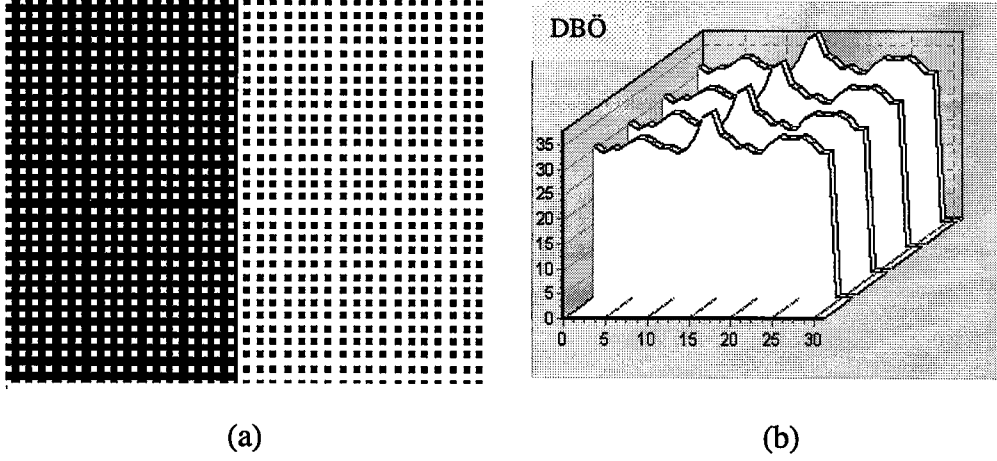
Tezde verilen doku benzersizlik yöntemine dayalı doku dilimleme yönteminin yeteneği hem yapay hem de doğal görüntüler üzerinde denenerek yöntemin performansının çok yüksek olduğu görülmüştür. Özellikle stabilize yollara getirdiği çözümler ilgi çekicidir. Yöntemin en önemli özelliklerinden biri de doku özelliği taşımayan fakat farklı renk veya gri seviyeye sahip görüntülerde de kenar algılayabilmesidir, şekil60.

Şekil 61 a'da birbirinin tersi iki bölgeye sahip bir görüntü verilmiştir. Görüntü içinde bulunan örüntü parçaları birbirinin tersi olmakla birlikte aynı doku ilkellerine sahiptirler. Şekil 61 b'de verilen DBÖ değişiminden ters yapının algılanabildiği görülmektedir.



Şekil 60. a) üç farklı parlaklığa sahip dokusuz bir görüntü, b) görüntünün DBÖ değişimi

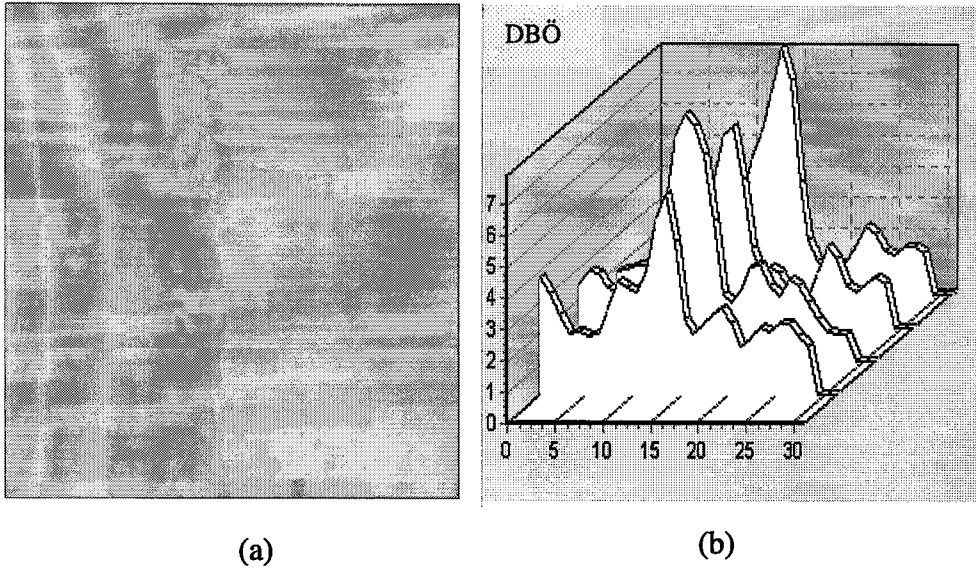




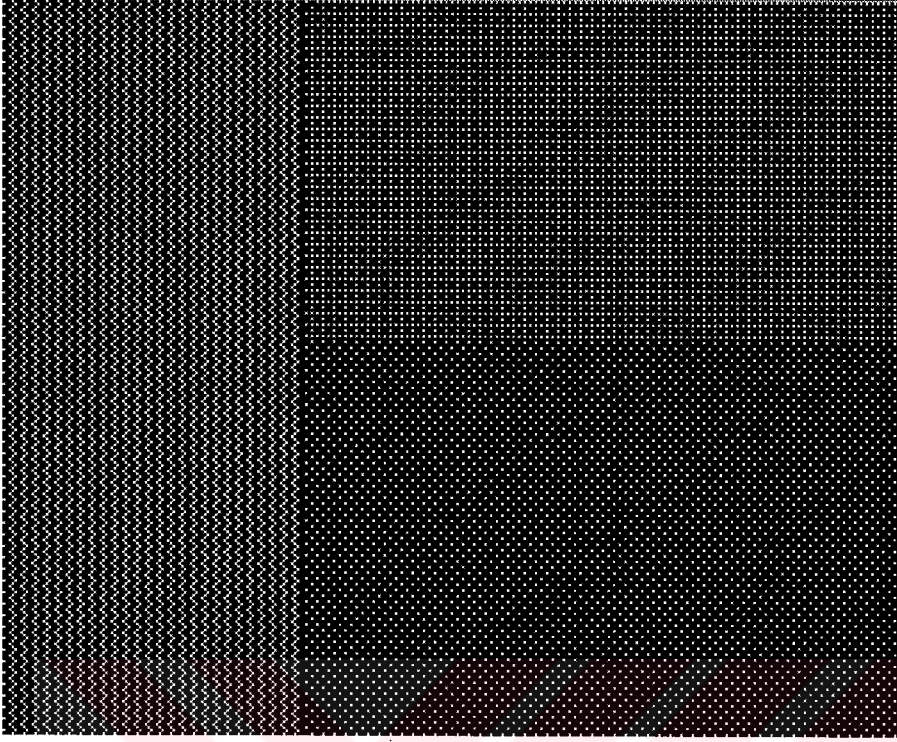
Şekil 61. a) ters dokulu bir görüntü örneği, b) görüntünün DBÖ değişimi

Şekil 62 a'da stabilize yolun bir bölümüne ait bulanıklaştırılmış bir görüntüsü verilmiştir. Böyle görüntülerde var olan sınırları belirlemek herkes için zor olduğu halde bu yöntemle gösterildiği gibi oldukça başarılı biçimde belirlenebilmektedir.

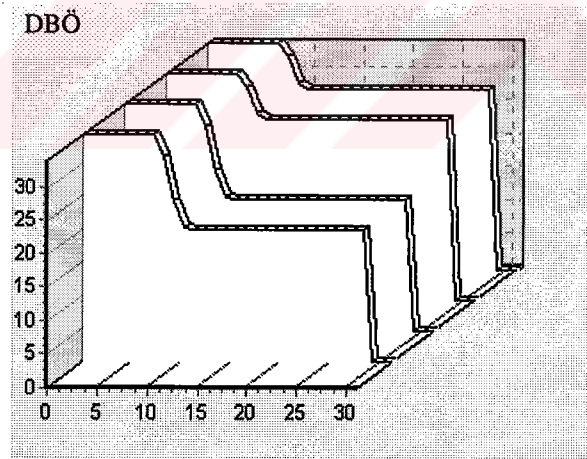
Şekil 63 a'da farklı renk ve farklı dokuya sahip üç bölge içeren yapay bir doku görüntüsü verilmiştir. Şekil 63 b'de verilen DBÖ değişiminden bu üç bölgenin kolaylıkla ayrılacağı görülmektedir.



Şekil 62. a) dokusu bulanıklaştırılmış bir görüntü, b) görüntünün DBÖ değişimi



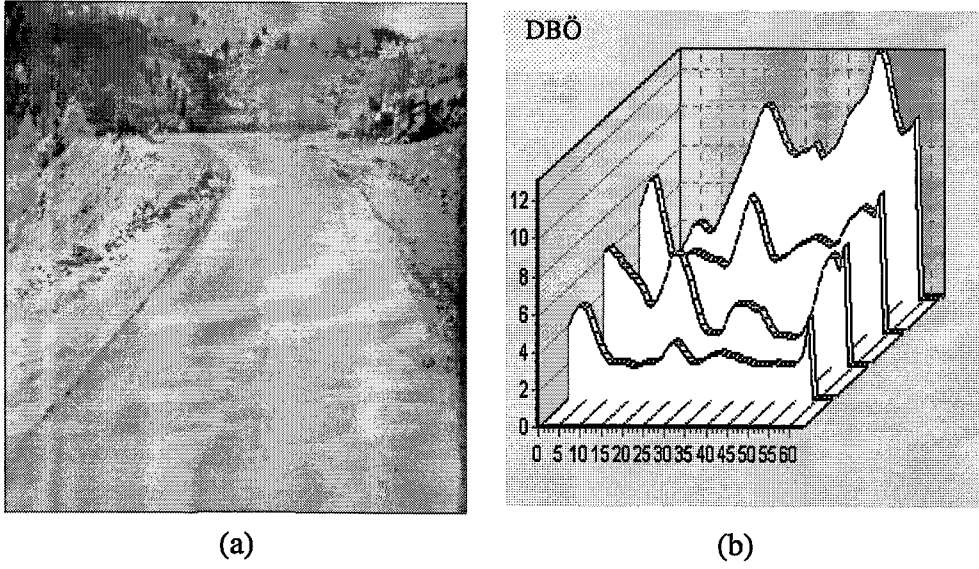
(a)



(b)

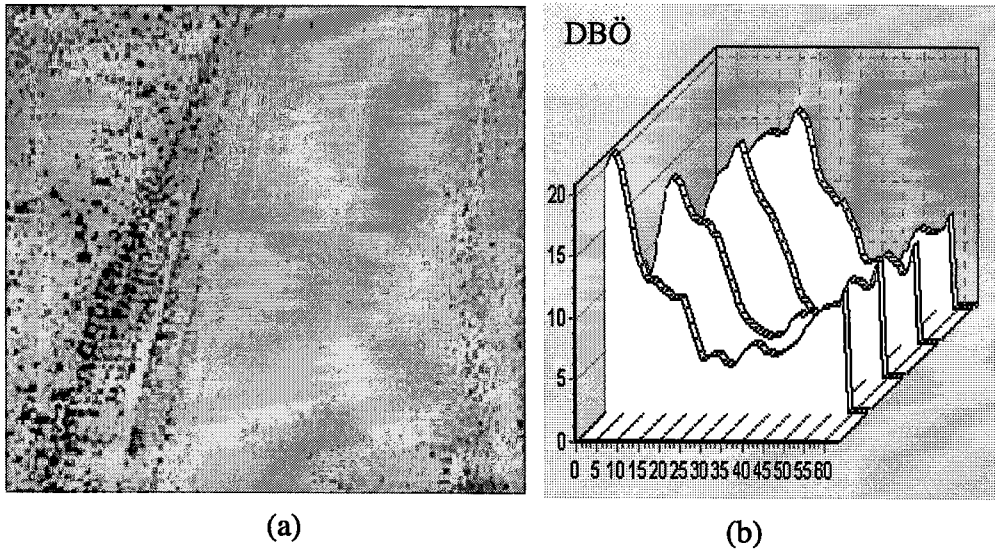
Şekil 63. a) farklı üç dokuya sahip bir görüntü, b) görüntünün DBÖ değişimi

Şekil 64a' da daha geniş bir alana sahip stabilize yol görüntüsü verilmiştir. Doku değişimi ortalamasının sabit kaldığı bölgeler aynı doku bölgesi olarak yorumlandığı zaman görüntüde bulunan yol sınırları DBÖ'nun büyük değişim gösterdiği bölgeler olmaktadır, şekil 64 b.

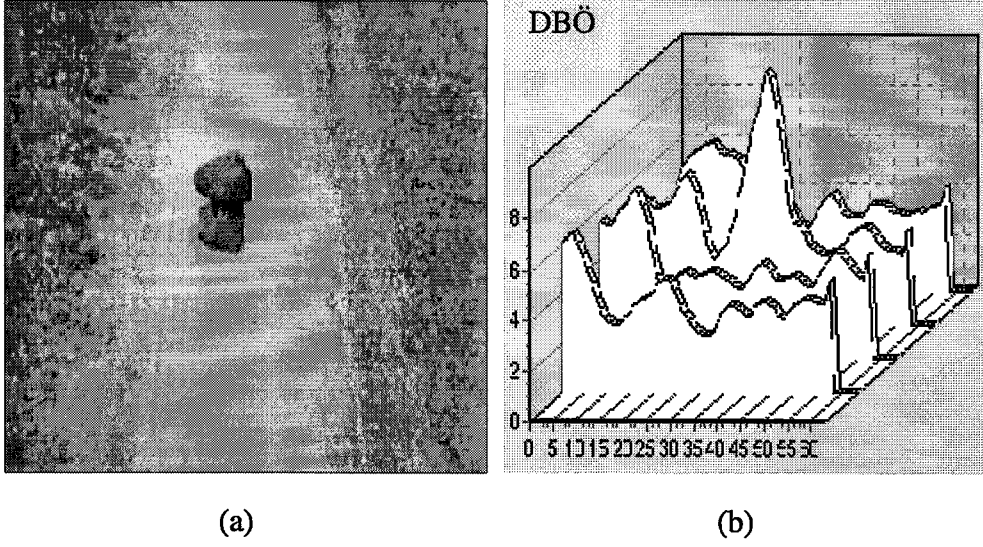


Şekil 64. a) stabilize yol görüntüsü, b) görüntünün DBÖ değişim

Şekil65'te da stabilize bir yol parçasının görüntüsü ve DBÖ değişimi gösterilmiştir. Değişimler incelendiğinde yol dokusunun topraklı bölgeden oldukça değişik bir yapıya sahip olduğu görülür. Şekil 66' da üzerinde 3-B bir taş olan bir stabilize yol parçasının görüntüsü ve bu görüntünün DBÖ değişimi gösterilmiştir.

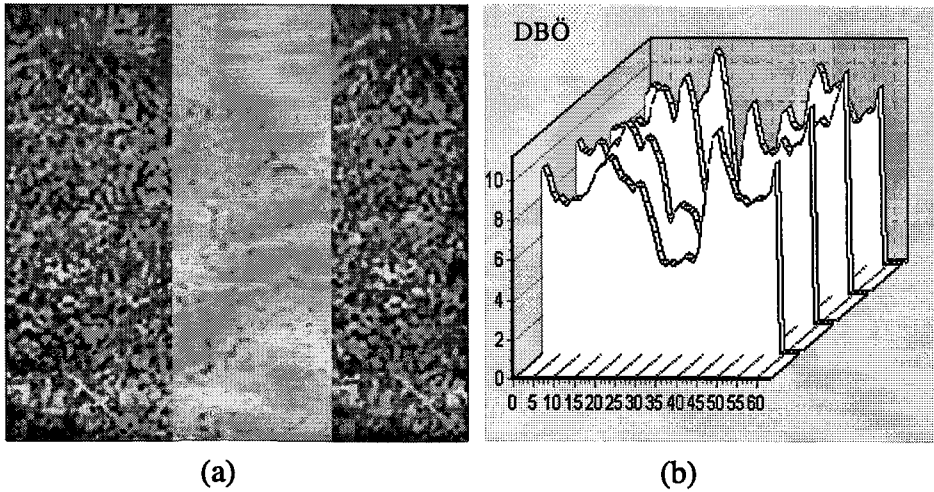


Şekil 65. a) stabilize yol görüntüsü, b) görüntünün DBÖ değişimi



Şekil 66. a) stabilize yol görüntüsü, b) görüntünün DBÖ değişimi

Şekil 67’de soldan sağa doğru bulanıklaştırılmış çimen, stabilize yol, ve çimen doku parçalarından oluşmuş bir görüntü ve bu görüntüye ait DBÖ değişimi gösterilmektedir. Doku değişimleri incelendiğinde sol tarafta bulunan çimen parçasının sağ tarafta bulunan çimen parçasına oranla daha geniş olduğu görülmektedir. Bu genişlik DBÖ değişimine aynen yansımıştır. Ortada bulunan stabilize yol dokusunun DBÖ değişiminin daha düşük seviyeli olduğu görülmektedir. Bu DBÖ değişimleri DBÖ hesabında kullanılan altgörüntülerin örtüşüm bölgesi azaltılarak daha da netleştirilebilmektedir.



Şekil 67. a) kenarları çimenli stabilize yol, b) görüntünün DBÖ değişimi

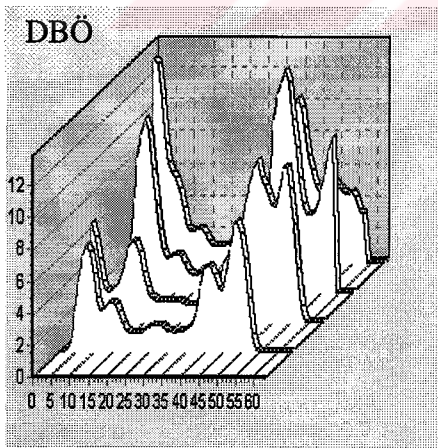
Yol kenar çizgisi olmayan kısmen bozuk bir asfalt yola ilişkin görüntü şekil 68a'da ve bu görüntünün 3-B dünyaya dönüşmüş biçimi ise şekil 68 b'de verilmiştir. 3-B dünya görüntüsünden elde edilen DBÖ değişimi şekil 68 c'de ve DBÖ yardımıyla belirlenen yol kenarlarının değişimi şekil 68 d'de gösterilmiştir. Şekil 68 d'de gösterilen beyaz noktalar yol kenarına aittir ve yol kenarları bu noktalar kullanılarak belirlenmektedir.



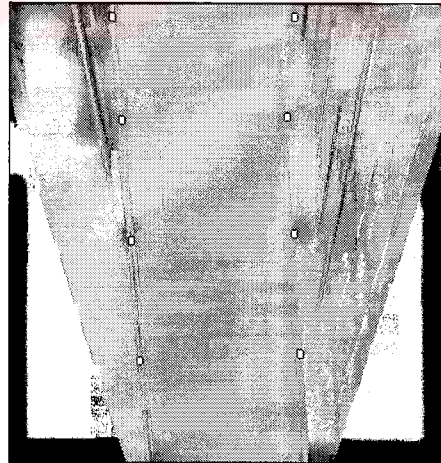
(a)



(b)



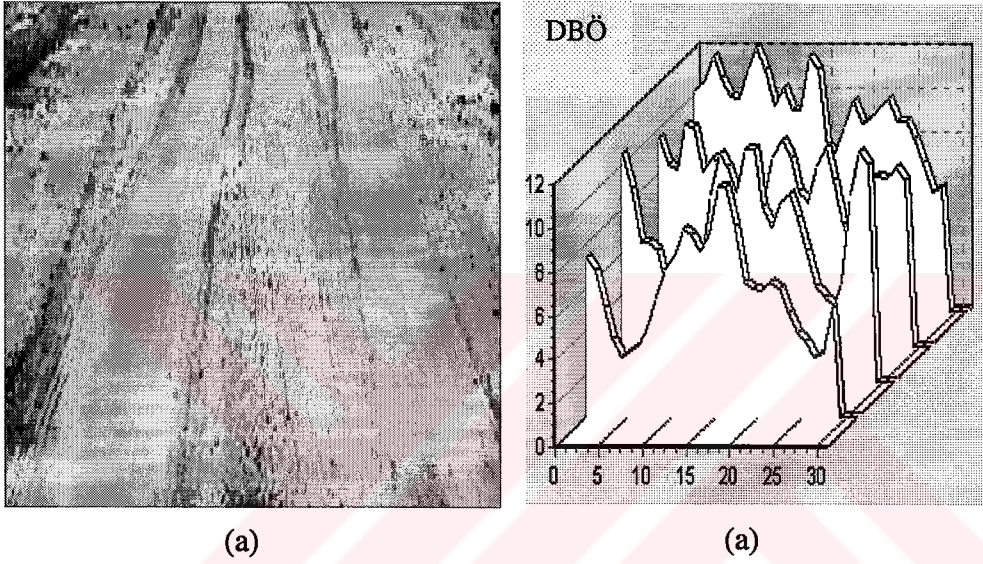
(c)



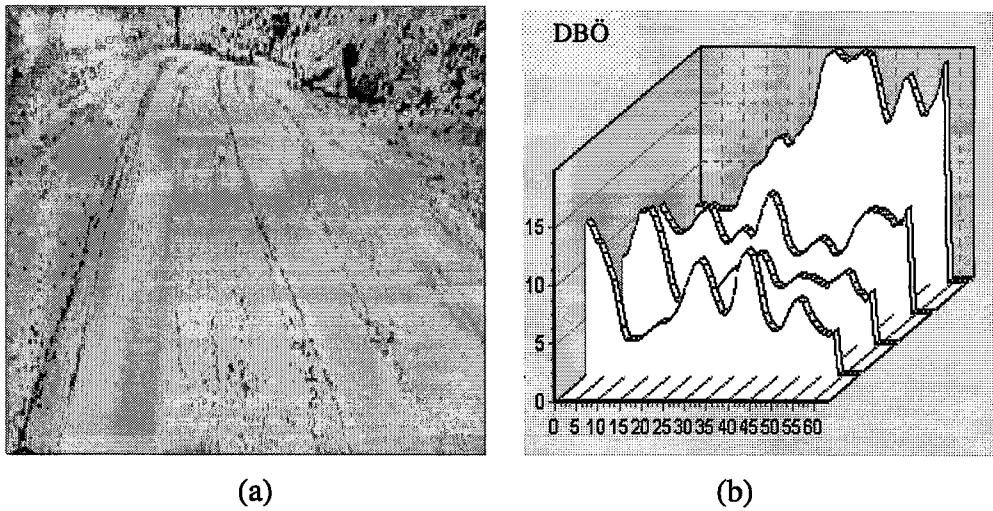
(d)

Şekil 68. a) asfalt yol görüntüsü, b) görüntünün 3-B dünyaya taşınmış biçimi, c) 3-B görüntünün DBÖ değişimi, d) DBÖ değişiminden bulunan kenar noktaları

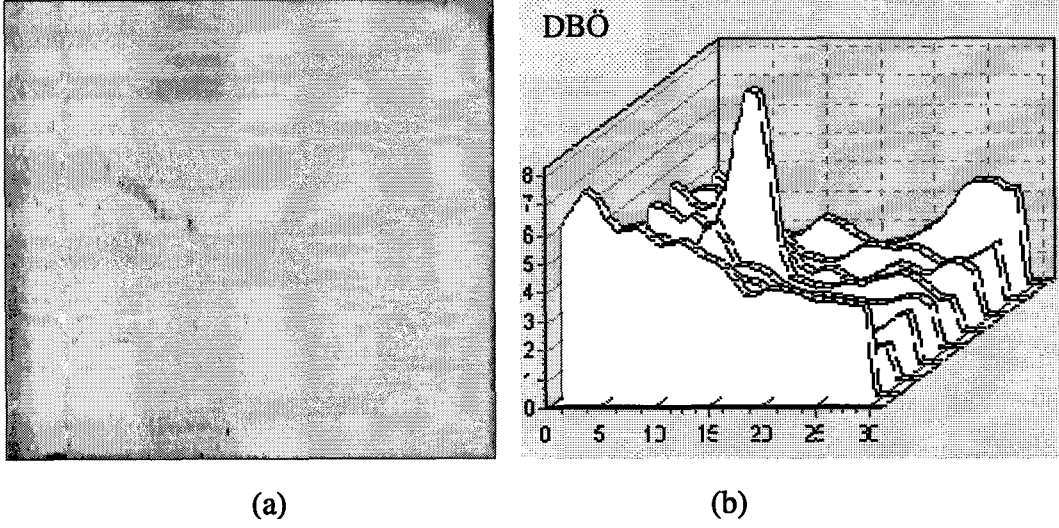
Şekil 69’da tekerlek izlerine sahip bir stabilize yol ile birlikte bu yolun DBÖ değişimleri gösterilmiştir. Değişim eğrisinin ortalaması alınırsa tekerlek izlerinin bulunduğu bölgelerde doku değişiminin dağılmış bir minimuma sahip olduğu ve topraklı bölgelerde ise değişimin maksimum düzeyde olduğu görülmektedir. Benzer dağılım özelliklerinin şekil 70 ve şekil 71’de olduğu görülmektedir. Şekil 71’de verilen görüntüde yol kenarında bulunan derinlik bilgisi DBÖ değişiminde engel olarak yorumlanarak arabanın hareketinin daha güvenli olması sağlanmıştır.



Şekil 69. a) stabilize yol görüntüsü, b) görüntünün DBÖ değişimi

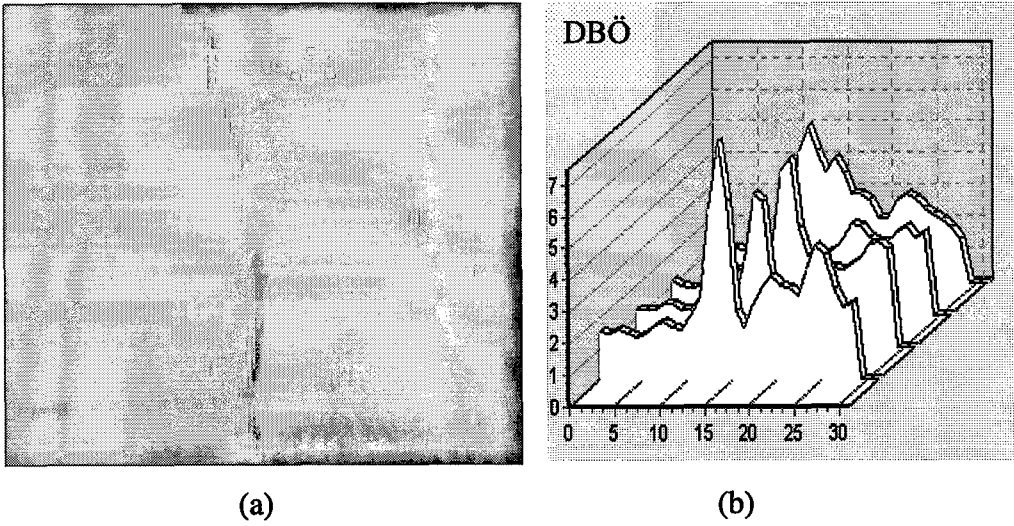


Şekil 70. a) stabilize yol görüntüsü, b) görüntünün DBÖ değişimi



Şekil 71. a) stabilize yol görüntüsü, b) görüntünün DBÖ değişimi

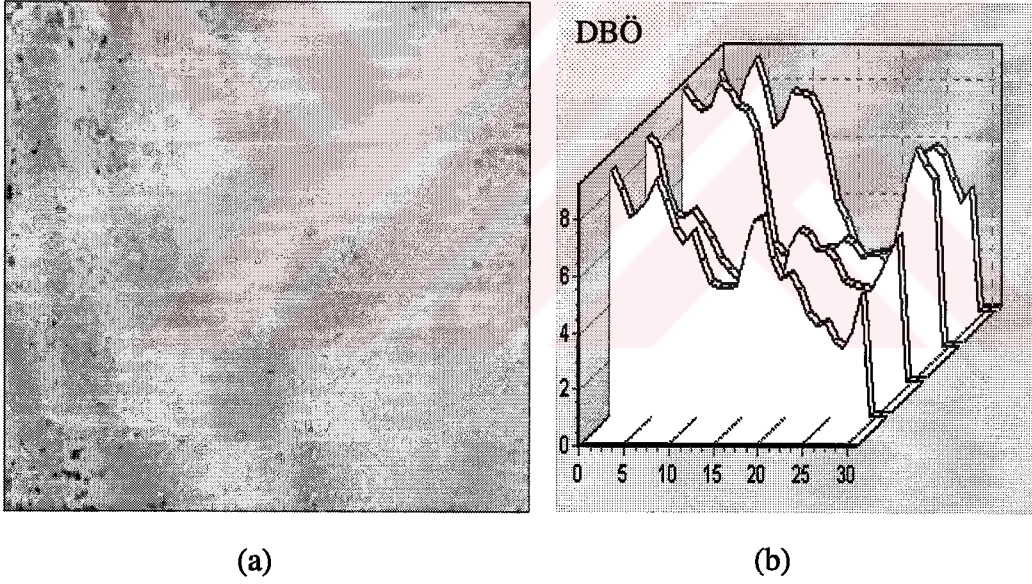
Şekil 72’de kenarları çizgisiz ve toprak banketli asfalt yol parçası ile birlikte DBÖ değişimi verilmiştir. DBÖ değişiminden asfalt-toprak geçişinin yüksek bir maksimuma sahip olduğu ve bu sayede ortalama doku değişiminden yol kenarının kolayca belirlenebileceği görülmektedir. Eğer bir çerçeve görüntü işlenmiş ve yol kenarları belirlenmişse, daha sonraki çerçevelerde araştırmaları görüntünün bu kenar bileşenlerinin bulunduğu bölgelere yönlendirmek hem işlem zamanını azaltır hem de kenar bölgelerinde daha keskin değişimlerin belirmesine yardımcı olur.



Şekil 72. a) bozuk asfaltlı bir yol parçası, b) görüntünün DBÖ değişimi

Şekil 73'te çok net olmayan bulanıklaştırılmış tekerlek izli bir yol ile DBÖ değişimi gösterilmiştir. DBÖ değişiminin ortalaması incelendiğinde tekerlek izi kenarlarının maksimumlara sahip olduğu görülür. Şekil 73 b'deki DBÖ değişiminde ön orta kısımda kenar geçişi kadar şiddetli olmamakla birlikte bir maksimum vardır. Bu maksimum sistem tarafından değerlendirilirken geniş bir bölge içermediğinden geçiş gürültüsü olarak yorumlanır ve güvenli hareket için önemli olmadığı varsayılır.

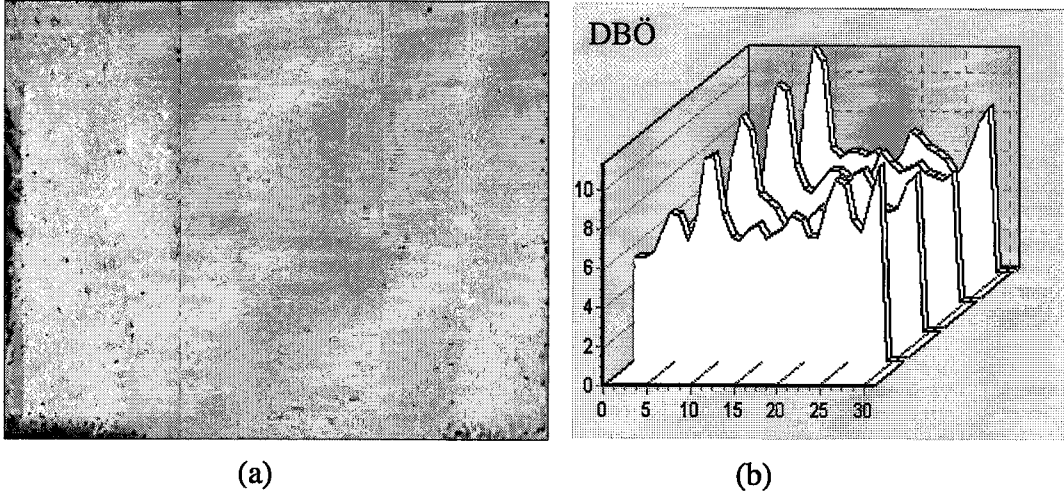
Şekil 74'te soldan sağa doğru sırasıyla çimen, bozuk beton, ve tekerlek izli toprak zeminden oluşan üç bölgeli bir görüntü ve DBÖ değişimi verilmiştir. Şeklin DBÖ değişiminden ortada bulunan beton zeminin ortalama doku ölçüsü değişiminin diğer zeminlere göre daha düzgün olduğu görülür. Bu değişimin sağında ve solunda bulunan doku değişimlerinden kolaylıkla ayrılacağı görülmektedir.



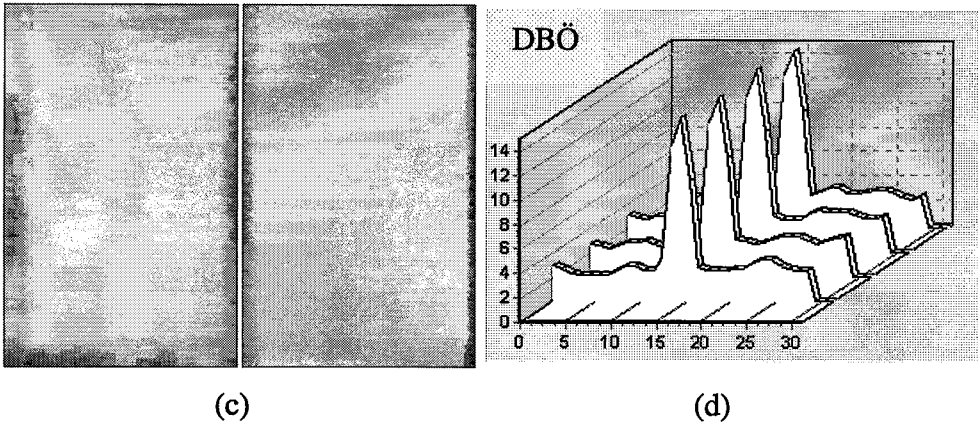
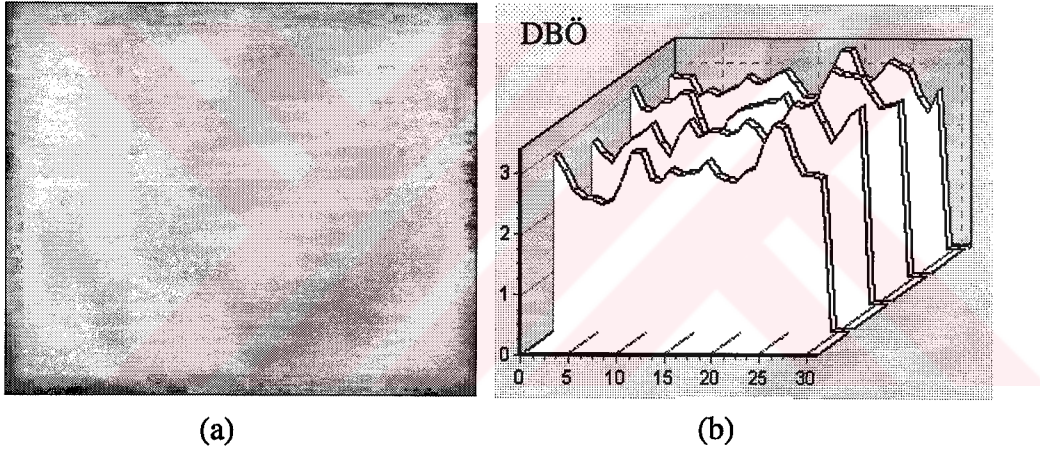
Şekil 73. a) tekerlek izi görüntüsü, b) görüntünün DBÖ değişimi

Doğal bir doku görüntüsü ve bu görüntünün DBÖ değişimi şekil 75 a ve b'de verilmiştir. Bu doku görüntüsü ortadan kalın bir çizgi ile ikiye ayrılarak elde edilen görüntü ve bu görüntünün DBÖ değişimi ise şekil 75 c ve d'de gösterilmiştir. Her iki doku değişimine ait ortalama DBÖ değişimleri incelendiğinde değişimlerin aynı olduğu, ama c'deki görüntünün DBÖ grafiğinde ortada keskin bir maksimum olduğu görülür. Böyle bir çizgi 3-B bir değişim olarak algılanmamalıdır.





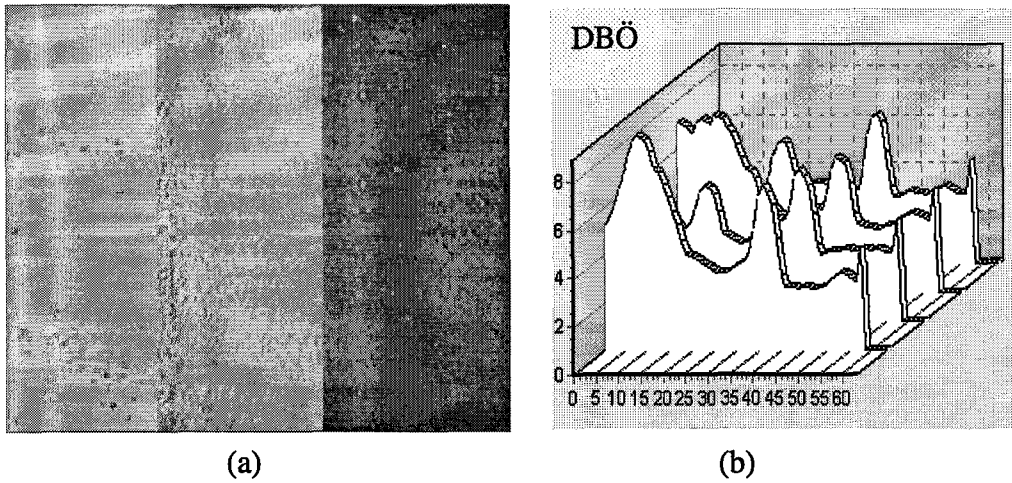
Şekil 74. a) çimen ve toprak banketli beton yol görüntüsü, b) görüntünün DBÖ değışimi



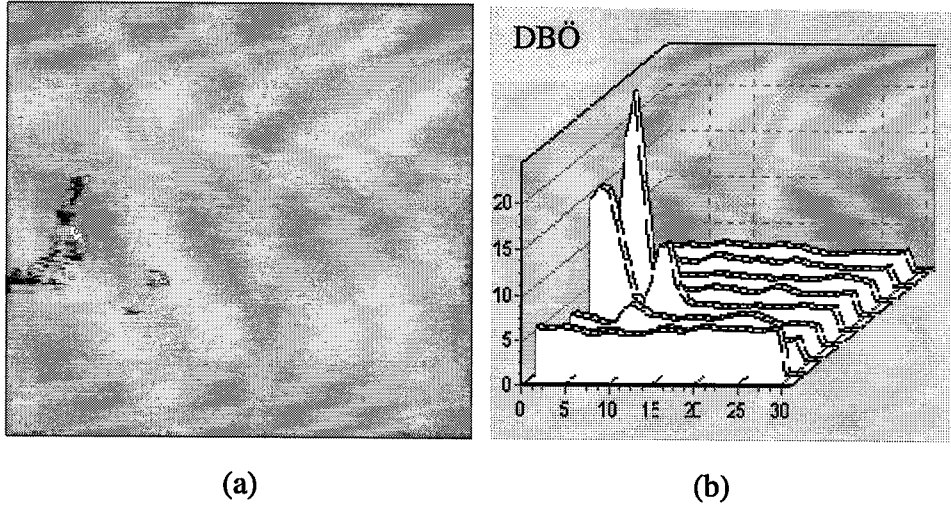
Şekil 75. a) doğal bir doku görüntüsü, b) görüntünün DBÖ değışimi, c) bu doku örneğinin çizgiyle ortadan ayrılmış görüntüsü, d) görüntünün DBÖ değışimi

Şekil 76'da ise sırasıyla soldan sağa doğru stabilize, asfalt, ve düzgün dokulu bir yüzeye ilişkin görüntü ve bu görüntünün DBÖ dağılımı gösterilmiştir. DBÖ değişiminin ortalama değerleri incelendiğinde, doku bölgelerinin DBÖ değerlerinin ani minimum ve maksimum değişimlerinden kolaylıkla belirlenebileceği görülür.

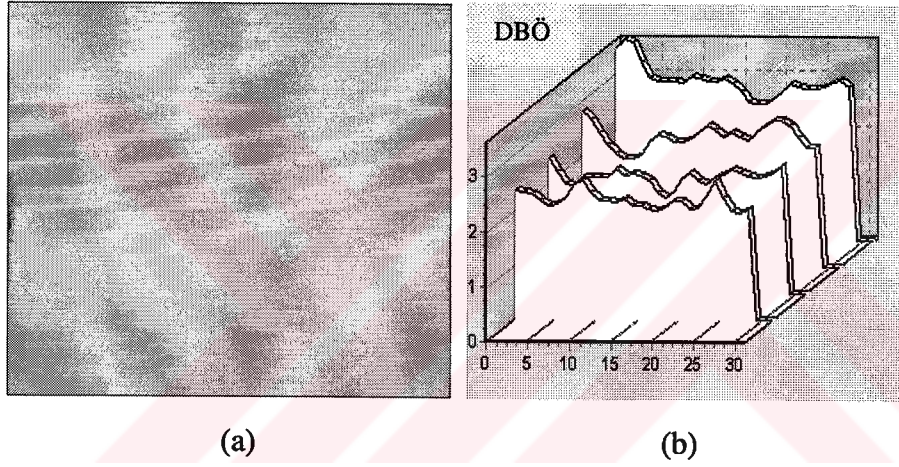
İlk kez bu tez çalışmasında geliştirilen doku dilimleme yöntemi sayesinde gölgeli yol görüntülerinde yüksek doğrulukta yol kenarı kestirimi yapılmıştır. Kullanılan yöntemde gölgeler iki gruba ayrılmıştır. Bunlardan birincisi *“eğer gölge çok şiddetli değilse bu durumda bu tür gölgeler dokulu yüzeylerde doku yapısını değiştirmez”* ilkesine dayanmaktadır. Böyle görüntülerde DBÖ'nün ortalama değeri gölgeli ve gölgesiz yollar için aynı kalmaktadır. Bazı durumlarda yalnızca geçiş bölgelerinde DBÖ'de küçük bir sıçrama olmaktadır. Değişimin olduğu bu sıçramanın iki tarafında doku değişimi aynı olduğundan gölgeli bölge birinci grup olarak yorumlanmaktadır. İkinci gruba giren gölgeli bölgeler ise *“şiddetli karartma özelliği taşıyan gölgelenmeler”*dir. Bu tür gölgelerin olduğu görüntülerde gölgeli bölgede doku değişimi olmadığından, DBÖ kullanılarak geliştirilen dilimleme algoritması sayesinde kolaylıkla algılanmaktadır. Şekil 77-79'da verilen görüntülerde gölgeler dokunun yapısını değiştirmemekte dolayısıyla gölgeli ve gölgesiz bölgelerde ortalama DBÖ aynı çıkmaktadır. Geçiş bölgesinde ise küçük değişimler olmaktadır. Yol üzerinde bulunan bu tür doku dağılımları gölge olarak yorumlanmakta ve arabanın güvenliği için önem taşımamaktadır. Şekil 77 b'de ise DBÖ değişiminde oyuncu ve top 3-B cisim olarak algılanmıştır.



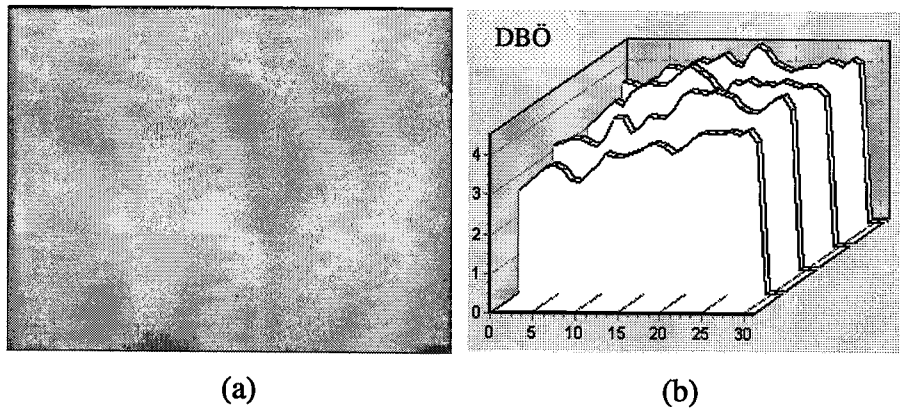
Şekil 76. a) üç farklı dokulu bir yol görüntüsü, b) görüntünün DBÖ değişimi



Şekil 77 . a) gölgeli doku yapısı, b) görüntünün DBÖ dağılımı



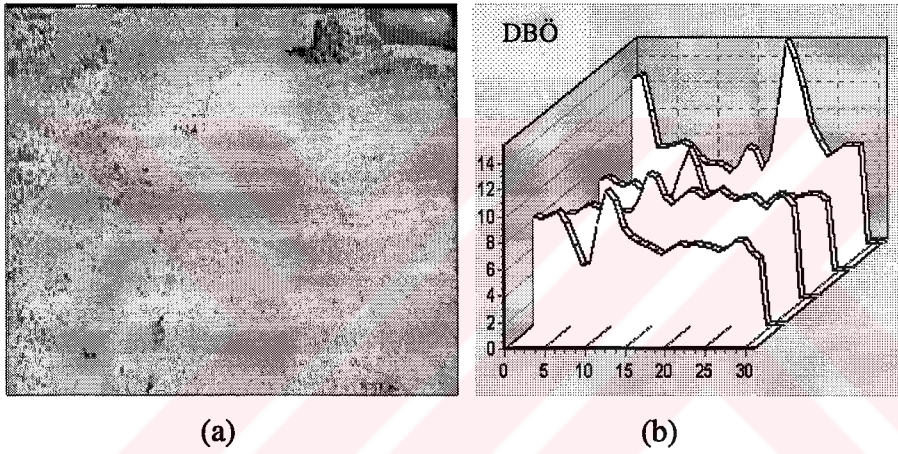
Şekil 78 . a) gölgeli doku yapısı, b) görüntünün DBÖ dağılımı



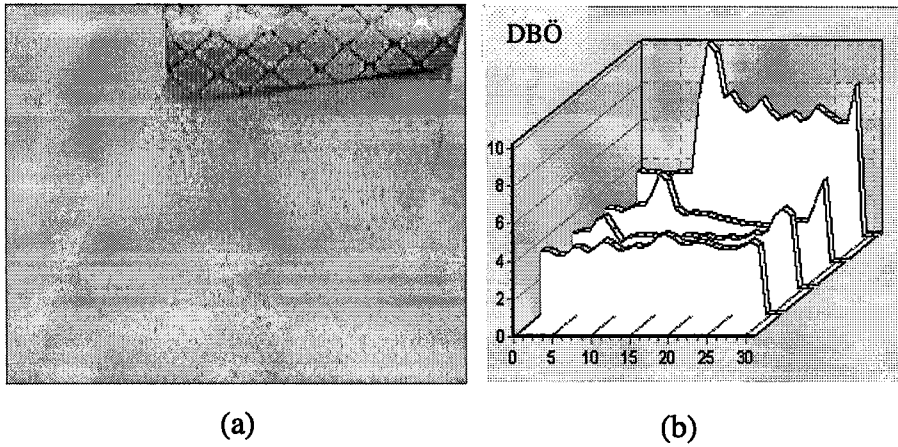
Şekil 79 . a) gölgeli doku yapısı, b) görüntünün DBÖ dağılımı

Şekil 80’de ise hem gölgeleme problemi hem de 3-B cisim vardır. Elde edilen DBÖ incelendiğinde dokulu bölgelerin önceki şekillerle aynı özellikleri taşıdığı görülür. Görüntünün ufuk noktasına yakın olan 3-B cismin ise hem doku olarak hem de doku bölgelerinin geçişi olarak oldukça farklı olduğu sonucuna varılır. Güvenli bir sürüm için bu engelden sakınılmalıdır.

Şekil 81’de ise 3-B bir cismin dokulu bir zemin üzerinde oluşturduğu gölge ile cismin bir bölümünün görüntüsü verilmiştir. Görüntünün DBÖ değişimi incelendiğinde gerek gölgeli bölgenin gerekse 3-B cismin bulunduğu bölgenin kolaylıkla farkedildiği görülebilir.



Şekil 80 . a) gölgeli doku yapısı, b) görüntünün DBÖ dağılımı



Şekil 81 . a) gölgeli doku yapısı, b) görüntünün DBÖ dağılımı

## 2.2.4. Yola Doğrulma Algoritması

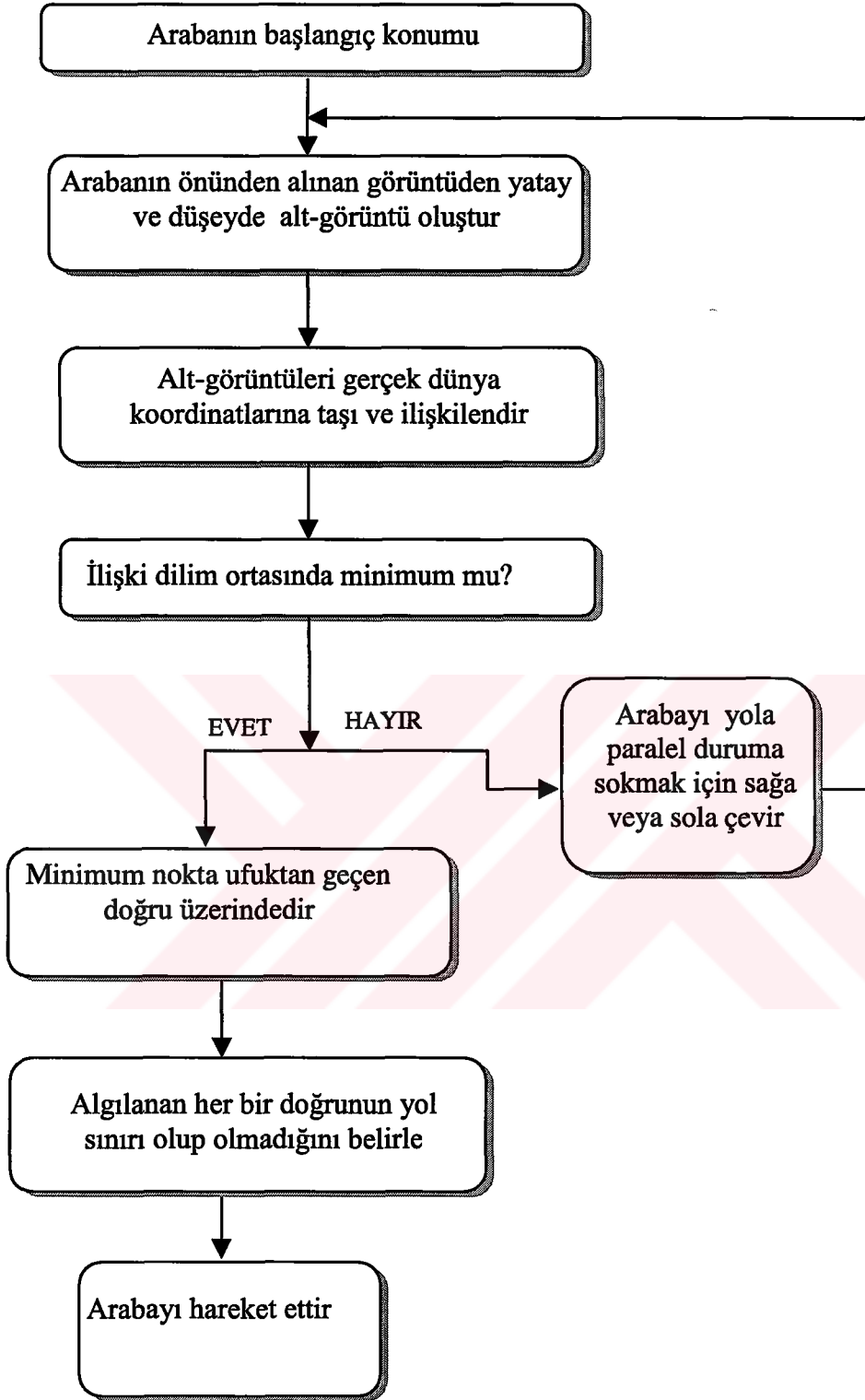
### 2.2.4.1. Yol Doğrultusunun Belirlenmesi

Duran arabanın harekete başlayabilmesi için önce yolla aynı doğrultuya gelmesi gerekir. Kameranın konumuna ve yönüne bağlı olarak, araba ancak yolun her iki kenarını, veya bir kenarını görebilir. Araba bu kenarlarla herhangi bir açı yapacak şekilde konumlandırılmış olabilir. Bu durumda *yola doğrulma algoritması* arabanın iki seçenikle hareket etmesine imkan verir: Birincisinde, her iki kenarın alınan görüntüde varolduğu kabul edilir, ve yol için kenar grupları görüntüden seçildiği zaman "*ideal yol modeline uyan en iyi kenarlar*" belirlenir. İkincisinde, yalnız bir yol kenarının görülebildiği varsayılır.

### 2.2.4.2. Ufuk Çizgisi Yöntemi

Ufuk çizgisi yöntemine ait iş akış diyagramı şekil 82'de gösterilmiştir. Bu yöntemin uygulanmasıyla yolun her iki kenarının görüş alanına girmesi sağlanır. Yöntem aşağıdaki adımdan oluşur.

- . Yolun doğrultusunu belirleyebilmek için aynı çerçeve görüntünün iki ardışık dilimi arasında bir ilişki kur.
- . Eğer yolun her iki kenarı görünür değilse o zaman kamerayı yeniden konumlandır.
- . Yolu sonsuzda kesişen iki paralel çizgi olarak yorumla
- . Yol doğrultusundaki çizgileri bul ve onları sağ ve sol kenar olarak gruplandır
- . Her bir kenar adayını incele ve onun bir kenar olup olmadığına karar ver
- . Bulunan çizgilerden en güçlü kenar adaylarını seçerek sağ ve sol kenarları belirle
- . Yol kenarları ve varsa yol çizgilerini adım adım her çerçeve için belirle ve arabanın sürülmesinde değerlendir.



Şekil 82. Yola Doğrulma algoritması

Burada birinci yaklaşım kullanılacaktır. Bu yaklaşım her ne kadar arabanın başlangıçta yolda durmakta olduğunu kabul ediyorsa da yol kenarından biri görülemeyebilir. Ufuk çizgisini belirlemek için ilk iş, alınan görüntüden görüntü işleme sonucu elde edilen bilgileri değerlendirerek; yola ait her iki kenarın varlığı hakkında bilgi sahibi olmaktır. Bu amaçla arabanın önündeki yoldan aynı görüntüden belirli aralıklarla alınmış iki görüntü dilimi alınarak katlanır.

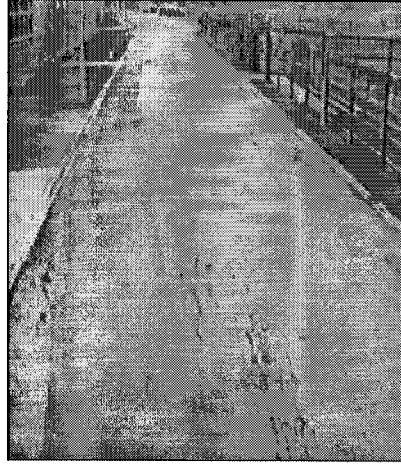
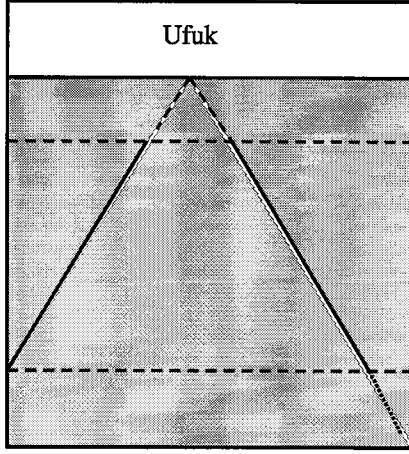
Ufuk noktası otonom arabaya bir nevi klavuzluk için, veya yol kenarlarını belirlemede kenara ait en kuvvetli çizgileri seçmek için kullanılır. Ufuk noktasını gözönüne alarak, arabanın hareket ettiği doğrultuya bağlı olarak, ufuk çizgisi yöntemi ile yola ait her iki kenar belirlenebilir. Örneğin, eğer ufuk noktası görüntünün orta ekseninde ise, bu durumda yolun her iki kenarı mutlaka görüntüdedir, eğer görüntünün solunda ise o zaman kenar görüntünün sağ tarafındadır. Benzer olarak, eğer ufuk noktası yol görüntüsünün çok sağında ise sağ kenar görüntüde olmayabilir.

#### **2.2.4.3. Ufuk Çizgisi Yöntemi İle Yolun Saptanması**

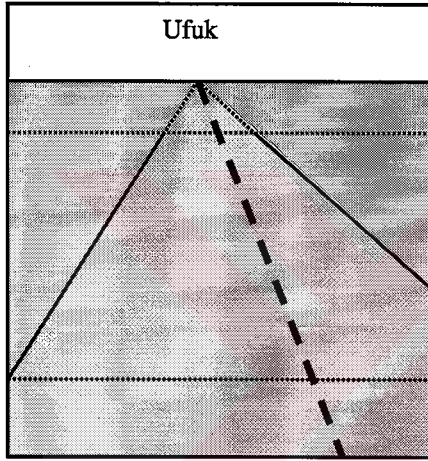
Ufuk çizgisi yönteminde kullanılan yol modelleri şekil 83'te gösterilmiştir. Başlangıçta her ne kadar tüm yol örnekleri düz kabul edilmişse de, bu sınırlama doğru kenarların yaklaşık yerleşimleri belirlendikten sonra yumuşatılabilir. Pratikte, bu başlangıç sınırlaması araştırmayı zayıflatmaz. Kenar çizgilerini bularak arabanın konumlandırılmasını sağlayan ufuk çizgisi yöntemi bu amaçla kullanılan diğer yöntemlere göre çok hızlı sonuçlar vermektedir.

Burada kullanılan ufuk çizgisi yönteminde, yolun ufuk noktasını belirlemek için bir eşleme katlama ilkesinden yararlanır. Araba harekete başlayacağı zaman alınan ilk görüntüde yolun varlığı kabul edilir. Görüntüde yol baskın ise ufuk görüntünün üst kısmına yakın gözükür ve genelde yol görüntünün büyük bir kısmını kaplar.

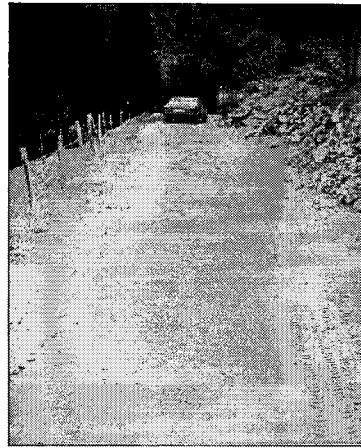
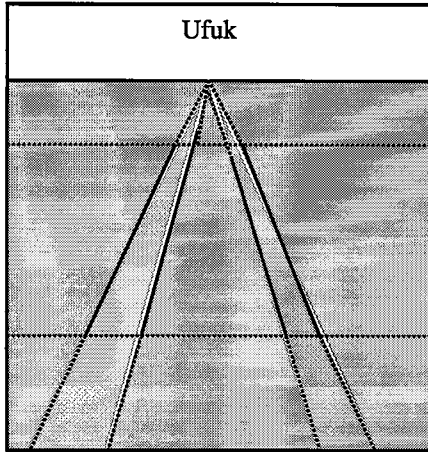
Görüş alanına giren ortamdan alınan görüntüden, bakış doğrultusu üzerinde bulunan farklı iki uzaklıktaki iki görüntü dilimi alınarak birbirleri ile karşılaştırılır, şekil 84. Bu karşılaştırma sonucunda elde edilecek fark, yolun ufuk noktasının bakış doğrultusundan ne kadar saptığını gösterir.



(a)



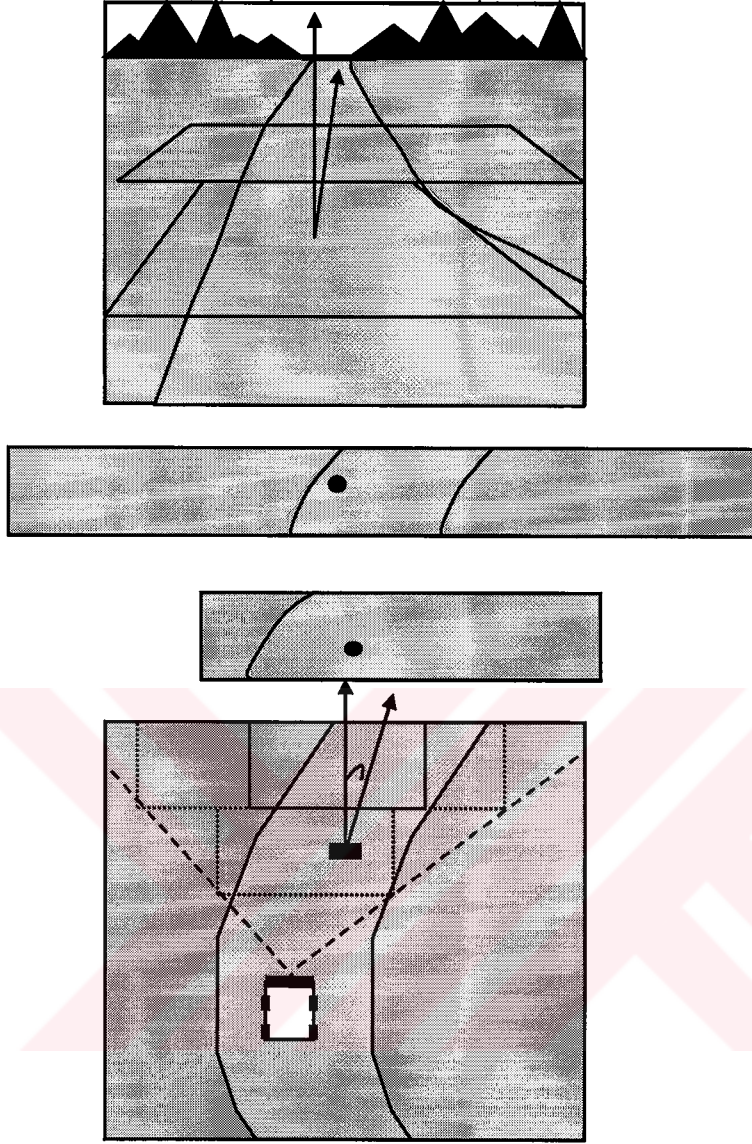
(b)



(c)

Şekil 83. Çeşitli yol görüntülerine ufuk çizgisi yönteminin uygulanması: a) tek şeritli yol, b) kenar çizgili yol, c) stabilize yol





Şekil 84. Görüntü dilimlerinin seçimi

#### 2.2.4.4. Görüntü Dilimlerinin Seçimi

Genelde yol izlemede kullanılan bilgiler 2-B görüntüden alınan dilimlerin 3-B dünya koordinatlarındaki karşılıklarıdır. Yeni görüntüdeki her bir piksel gerçek dünyada bir eşit alanı temsil eder ve yol paralel kenarlı bir şekil olarak gözükür. Ufuk çizgisi yönteminde, 3-B uzaydaki görüntünün alınan iki görüntü dilimi katlama işlemine tabi tutulur, şekil 84. Böylece yol her iki dilimde eşit boyutlu bir alan olarak belirir ve birbirine katlanmaları istenen sonucu verir. Görüntüdeki bir  $(x,y)$  pikselinin gerçek dünya noktası

olan  $P(X,Z)$ 'ye dönüşümü aşağıdaki denklemlerle verilir. Bu koordinatların ayrıntılı açıklaması Ek-1'de gösterilmiştir.

$$P_z = \frac{H (F_y + (S_y - y) \tan(\beta))}{(F_y \tan(\beta) - (S_y - y))} \quad (66)$$

$$P_x = \frac{(H \sin(\beta) + P_z \cos(\beta))(x + S_x)}{F_x} \quad (67)$$

$H$  : kamera yüksekliği (metre)

$\beta$  : radyan olarak kameranın yer düzlemi ile yaptığı eğim açısı

$F_x$  ve  $F_y$  sırasıyla  $x$  ve  $y$  görüntü düzlemlerinde kameranın odak uzaklıkları

$S_x$  ve  $S_y$  sırasıyla görüntü düzlem boyunun ve genişliğinin yarısıdır.

Görüntü dilimlerinin seçimi, hem yatayda hem de düşeyde yapılırsa daha kesin sonuçlar alınır. Şekil 84'te yatayda dilimlenen bir görüntü verilmektedir. Dilim seçiminin yatayda ve düşeyde ayrı ayrı yapılması ve kendi aralarında ilişki kurulması kavşak problemlerine de çözüm üretmektedir. Dört dilim alınarak yapılan karşılaştırma sayesinde araba ileri, sağ, veya sol yönlerinden hangisine gideceğine kesin olarak karar vermektedir. Düşeyde dilimleme yatayda dilimlemeye benzer, aralarındaki tek fark dilimlerin arabanın önündeki görüntünün sağından ve solundan alınmasıdır.

Görüntü dilimlerinin birbiriyle karşılaştırılması yatay ve düşeyde aynı yöntemle yapılmaktadır. Yol üzerinde herhangi bir doğrultuda hareket halinde bulunan arabanın önünde bulunan yol görüntüsü iki şekilde olabilir, doğrusal devam eden yol veya herhangi bir kavşağa yaklaşan yol gibi. Arabanın bu yolu izlemesi bir veya birden fazla kameralı sistem yardımıyla sağlanabilir. Burada yapılan çalışmada tek kameralı sistem kullanılmıştır.

Seçilen yakın ve uzak dilimler için, arabanın önündeki görüntüden eşit alanlı dikey görüntüler seçilerek küçük karelere bölünecek şekilde ızgaralanır. Daha sonra bu yakın ve uzak dilimlerdeki ızgaraların içerdiği bilgilerin ortalaması alınarak görüntü değerleri hesaplanır. Aynı büyüklükteki görüntü ızgaralarının daha büyük yatay gerçek dünya dilimleri vereceğine dikkat edilmelidir. Şekil 85'te tipik bir dilimleme ızgarası

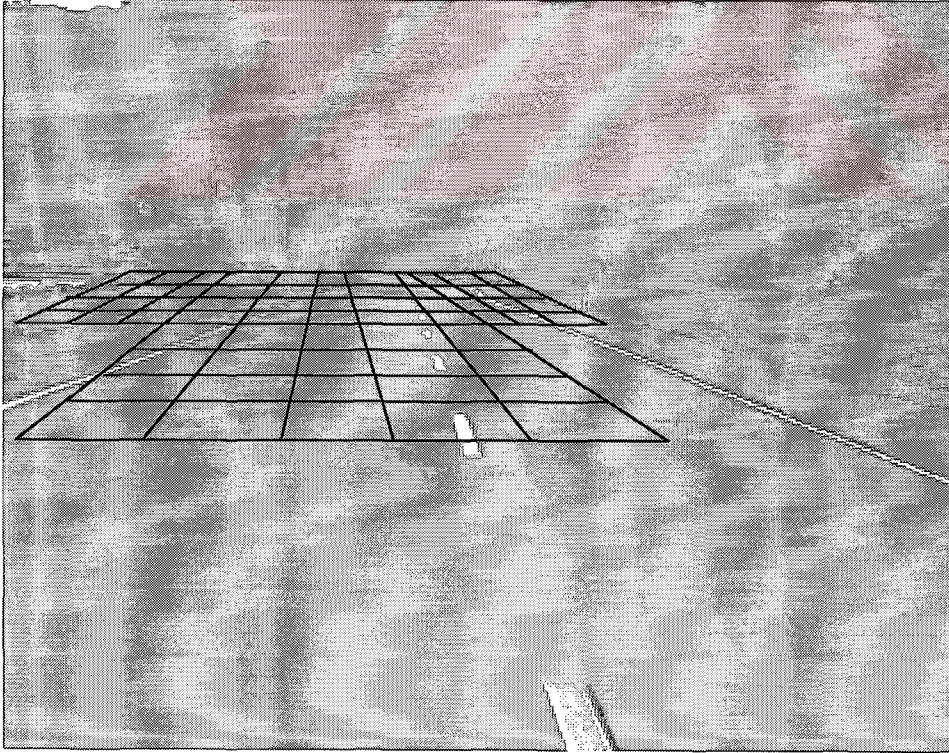
gösterilmiştir. Uzak ve yakın dilimler için düşey doğrultuda alınan ızgara sayısı 4 olarak seçilmiştir. Her dilim 5×4 boyutlu ızgara ağından oluşturulmuştur.

#### 2.2.4.5. Görüntü Dilimlerini Eşleştirerek Ufuk Hesabı

Ufuk noktasının bulunması için, görüntü dilimlerinin katlanması sonucu bulunan en küçük değere karşı düşen noktadan geçen bir doğru hesaplanır. 66 denkleminde  $y$  çözüldükten sonra  $P_z$  sonsuza taşınırsa,

$$y = S_y \frac{F_y (P_z \sin \beta - H \cos \beta)}{(H \sin \beta + P_z \cos \beta)} \quad (68)$$

$P_z \rightarrow \infty$



Şekil 85. Gerçek dünya koordinatlarına dönüştürülecek görüntü noktaları

$$P_z \cdot \sin \beta \gg H \cdot \cos \beta \quad (69)$$

$$P_z \cdot \cos \beta \gg H \cdot \sin \beta \quad (70)$$

Böylece,

$$y = S_y - \frac{F_y (P_z \sin \beta)}{(P_z \cos \beta)} \quad (71)$$

$$Ufuk = S_y - F_y \cdot \tan \beta \quad (72)$$

Ufuk noktasının bulunması için, uzak ve yakın görüntü dilimlerindeki bilgiler katlama kuralına göre karşılaştırılır. Fark bilgisi yol doğrultusu ile hareket doğrultusu arasındaki ilişkiyi gösterir. Bu katlama işlemi aşağıdaki denklem kullanılarak gerçekleştirilir.

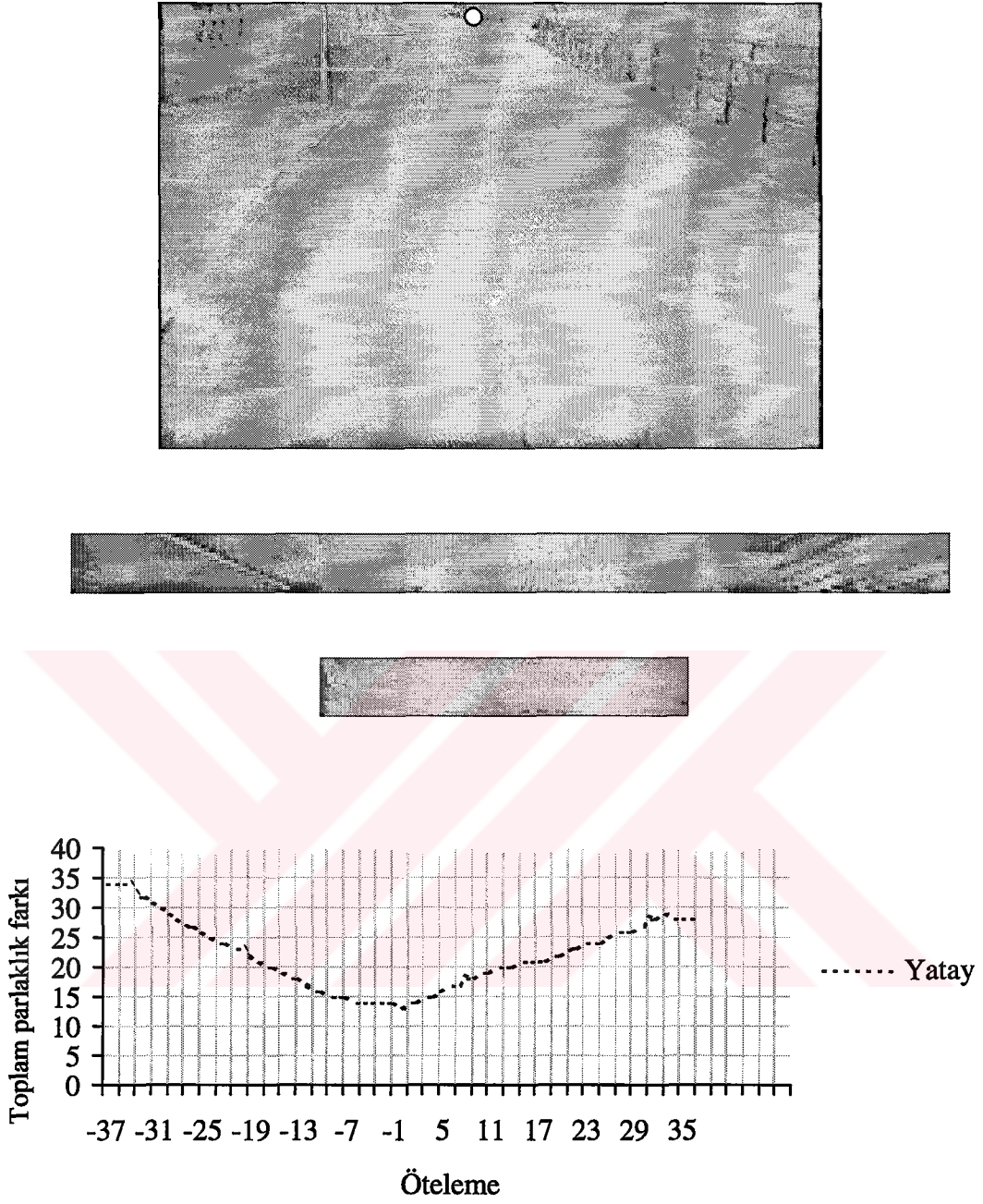
$$\Delta I [r] = \sum_{y=0}^{H_L} \sum_{x=0}^{W_L} |i_L [x, y] - i_H [x+r, y]| \quad (73)$$

Burada,  $r$  büyüklüğü ötelemeyi ve  $\Delta I [r]$  ise görüntüden seçilen  $i_H$  uzak ve  $i_L$  yakın görüntü dilimleri arasındaki toplam parlaklık farkını gösterir.  $H_L$  ve  $W_L$  yakın dilimin sırasıyla yüksekliği ve genişliğidir.

Öteleme her bir dilimin merkezinden başlanarak hesap edilir. En küçük toplam fark en yakın eşleşmeyi veya arabanın yola en iyi yönlendirilişini gösterir. En iyi eşleşme araba ve yol doğrultularının ufuk noktasında çakışması durumunda oluşur. Böyle bir durum şekil 86'da gösterilmiş olup, ufuk alanı beyaz bir nokta ile işaretlenmiştir.

Ufuk noktasını enterpolasyonla hesap etmek için aşağıdaki işlemler uygulanır.

- Yakın görüntü diliminin merkezine karşı düşen dünya noktasının koordinatlarını 66 ve 67 denklemlerinden hesapla



Şekil 86. Eşleştirme yaparak ufuk noktasının bulunması

- Uzak görüntü diliminin merkezini bul ve yakın görüntü dilimi ile en iyi eşleşme sağlanıncaya kadar ötele. En küçük farka karşı düşen konum noktasını görüntü koordinatına çevir
- Bu iki görüntü diliminin merkezleri, 72 denklemi ile hesaplanan ufuk çizgisiyle ufuk noktasında kesişen bir doğru verir.

#### 2.2.4.6. Ufuk Noktasının Konumunu Etkileyen Faktörler

Arabanın ilk hareketi, yoldaki konumuna ve doğrultusuna bağlı olduğundan bazı durumlarda ufuk noktasını belirleyerek yola koyulmak oldukça karmaşık işlemler gerektirebilir. Ufuk noktasının belirlenmesinde karşılaşılan zorluklardan bazıları aşağıda verilmiştir.

- . Kenar Ayırdedilebilirliği
- . Dönemeçli Yollar
- . Engeller
- . Kavşaklar
- . Doğrultusunu Kaybetmiş Araba

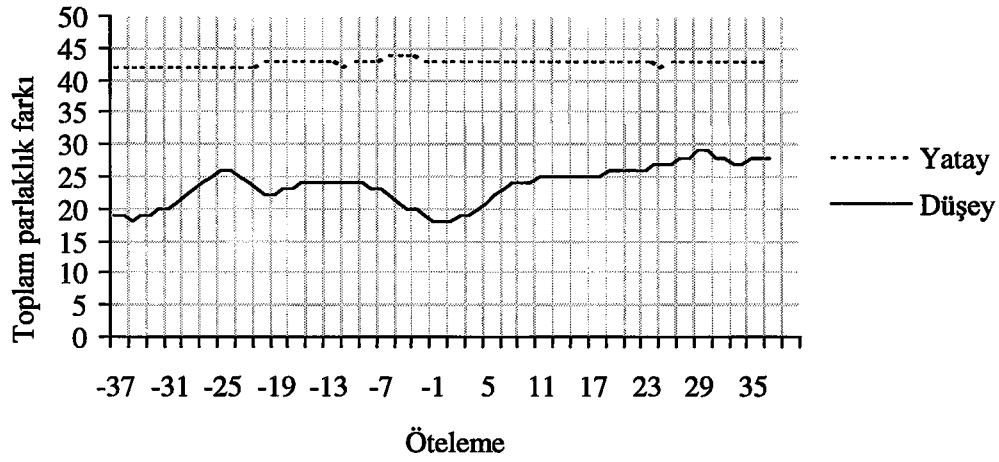
Araba yola çok kötü bir şekilde konumlandırılırsa, eşleme hangi yöne döneceğini doğru olarak belirlemeyebilir, veya ufuk noktası görüntüde olmayabilir. Bu durumda düşey dilimlerin alınması eşleşmeyi iyileştirir, ve böylece yolun yönü kestirilebilir. Şekil 87'de düşey dilimler için eşleştirme işlemleri, ve şekil 88'de ise kötü konumlandırılmış bir arabanın hem yatay hem de düşey dilimleri için eşleştirme işlemleri gösterilmiştir.

#### 2.2.4.7. Aday Yol Kenarlarının Belirlenmesi

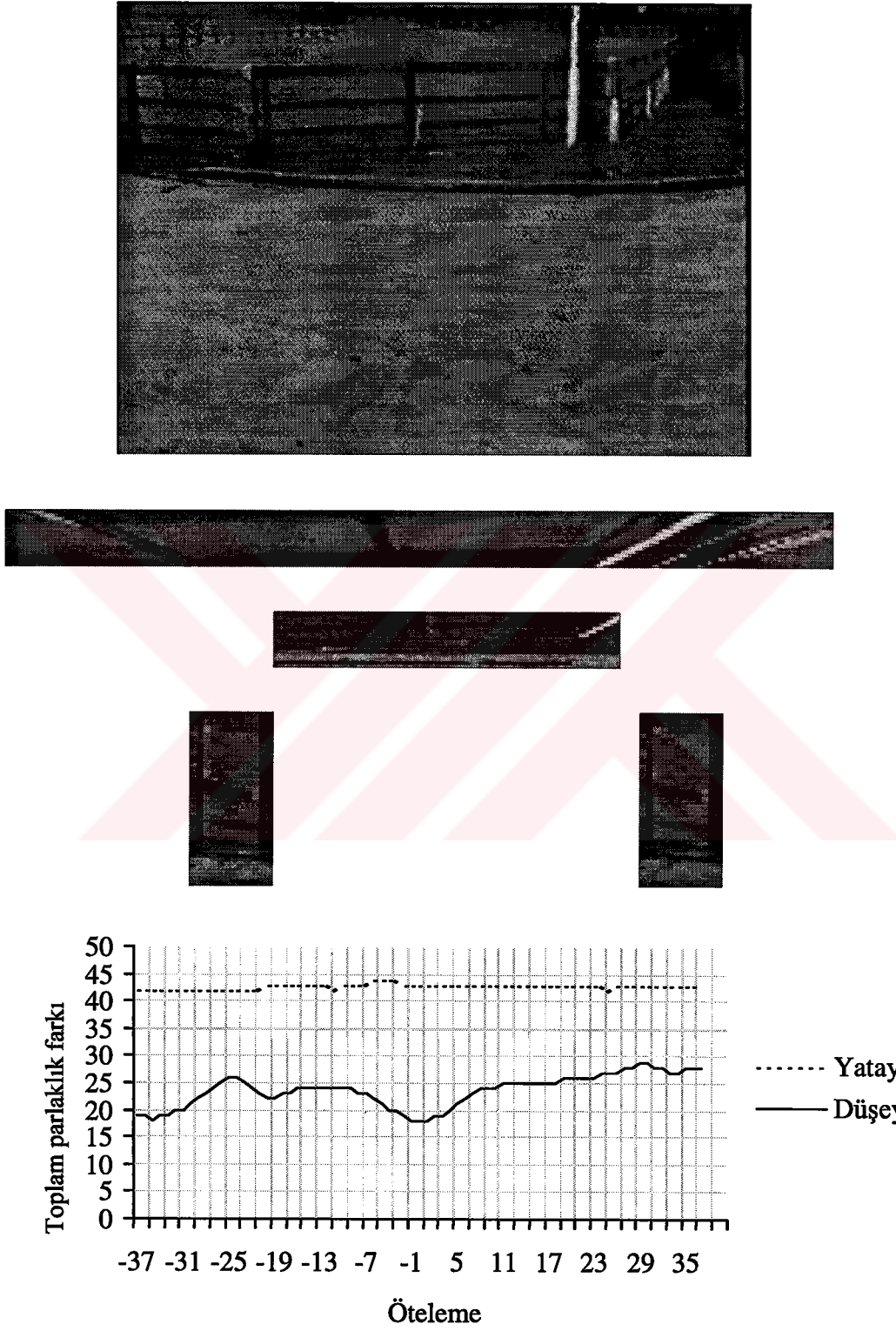
Yolun ufuk noktası, yol sınırları dahil olmak üzere, yol sınırlarına paralel olan tüm kenarlar için ortaktır. Bu nedenle, ister doğrusal ister eğrisel olsun yol kenarlarını çıkarmada kullanılan herhangi bir yöntem, hesaplanmış bir değişken olan ufuk noktasına sahip olacaktır. Böylece araştırma alanı yalnızca tek boyuta indirgenmiş olur. Bu durumda, kenarlar doğrusal şeritler olarak modellenir ve araştırma bölgesi 2-B'tan tek boyuta indirgenmiş olur. Bunun yararı, gürültüye karşı çok güçlü olmasıdır. Burada "gürültü" belirgin olmayan yol kenarları, gölgeler, eğri yol kenarları gibi sürme esnasında engel oluşturan özelliklerdir. Şekil 89'da kenarların nasıl bulunduğu gösterilmiştir.

Ufukla kesişen düz bir doğru,  $(x_h, y_h)$  ufuk noktası ile birlikte bu doğru üzerindeki bir  $(x_2, y_2)$  tarafından tanımlanabilir. Ufukta kesişen çok sayıda paralel doğrular için

aynı  $y_2$  değerine ilişkin çok sayıda  $x_2$  değeri vardır. Bu nedenle, olası  $x_2(i)$  değerleri tablosu  $y_2$  çizgisi boyunca düzenlenir. Bu  $x_2(i)$  koordinatları değerlendirilerek farkları yol genişliğine karşı düşen  $x_2$  koordinatlı kenarlar yol kenarları olarak yorumlanır.

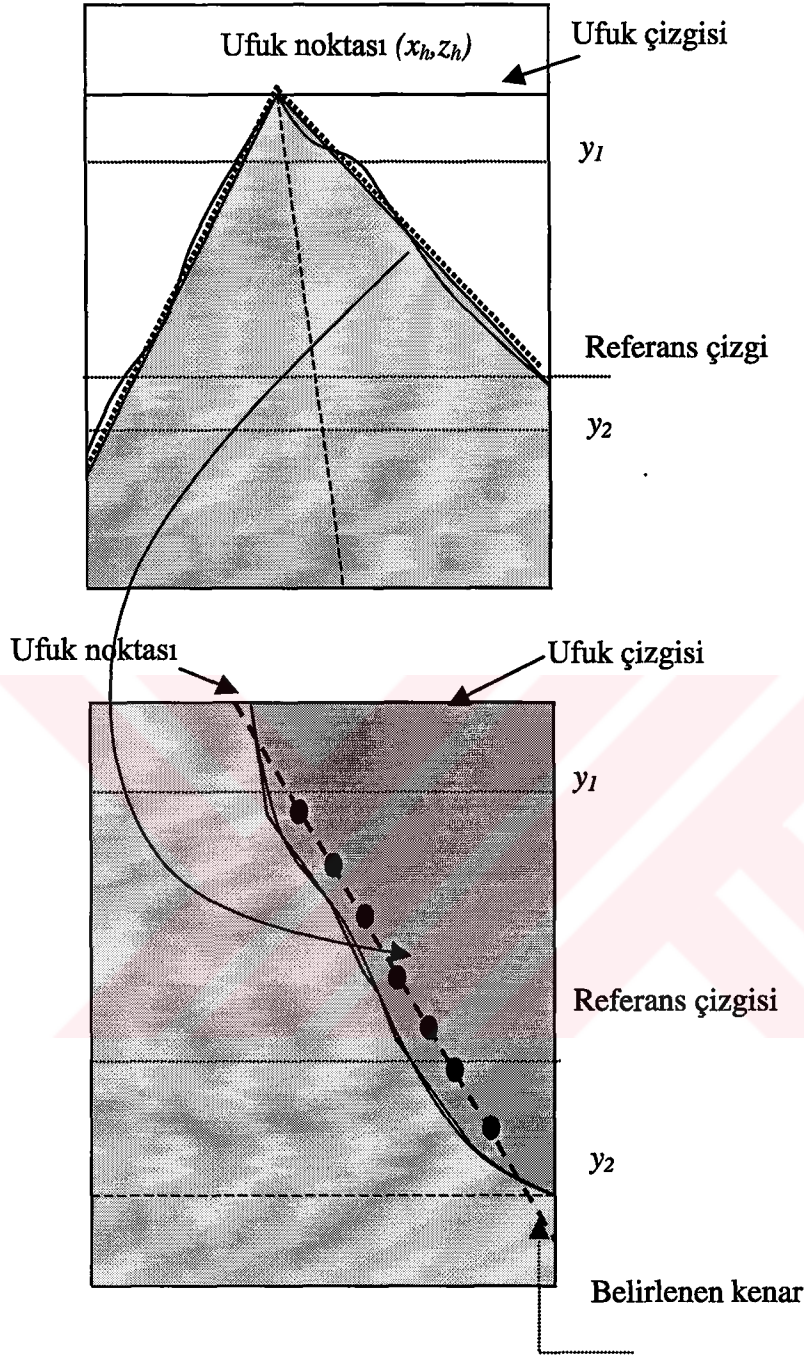


Şekil 87. Düşey dilimleme ızgarası ve eşleştirme grafiği



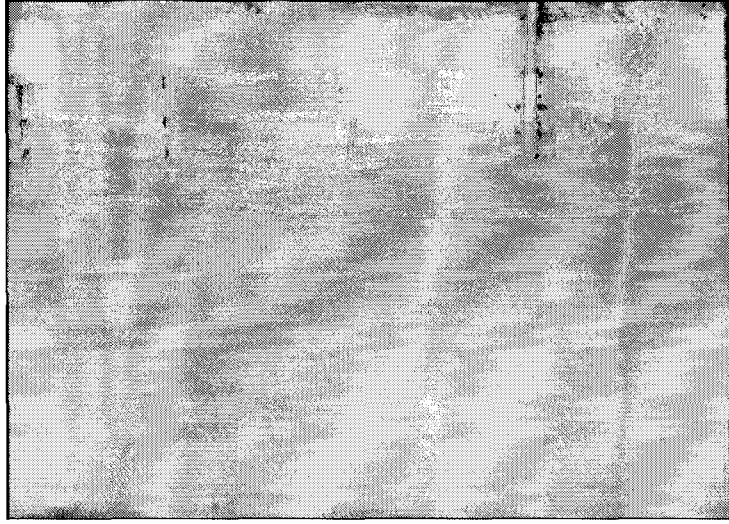
Şekil 88. Kötü konumlandırma durumunda eşleştirme





Şekil 89. Paralel kenarların bulunması

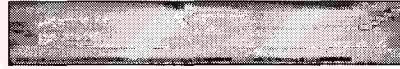
Şekil 90'da yola kötü konumlanmış bir arabanın yola doğrulma yöntemi ile yola yönelişinin bazı adımları gösterilmiştir.



(a)



(b)



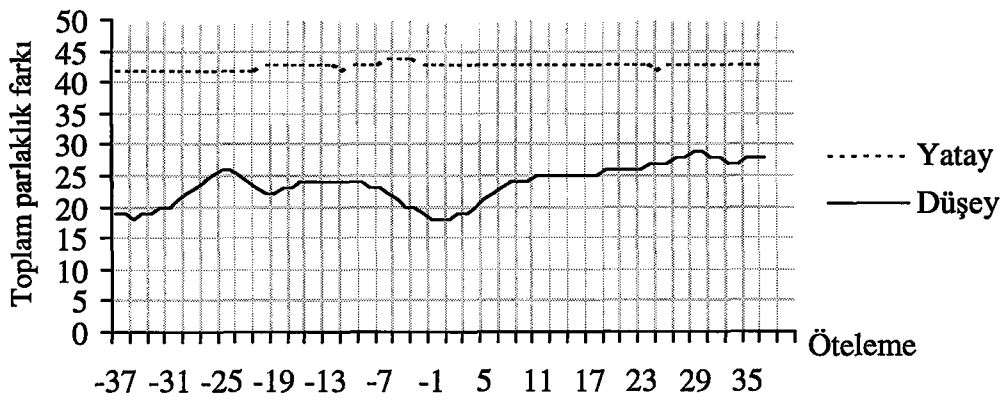
(c)



(d)

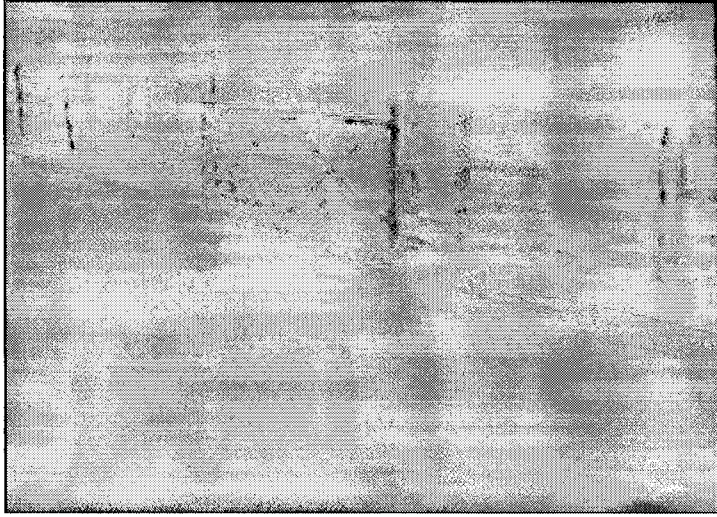


(e)

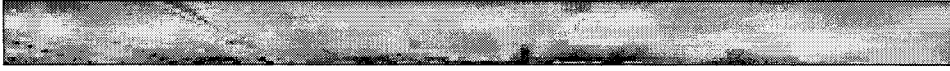


(f)

Şekil 90. a) Kamera görüntüsü, b) , c) yatay üst ve alt görüntü dilimleri, d) , e) düşey sol ve sağ görüntü dilimleri, f) bu görüntü dilimlerinin piksel boyutunda karşılaştırılması



(a)



(b)



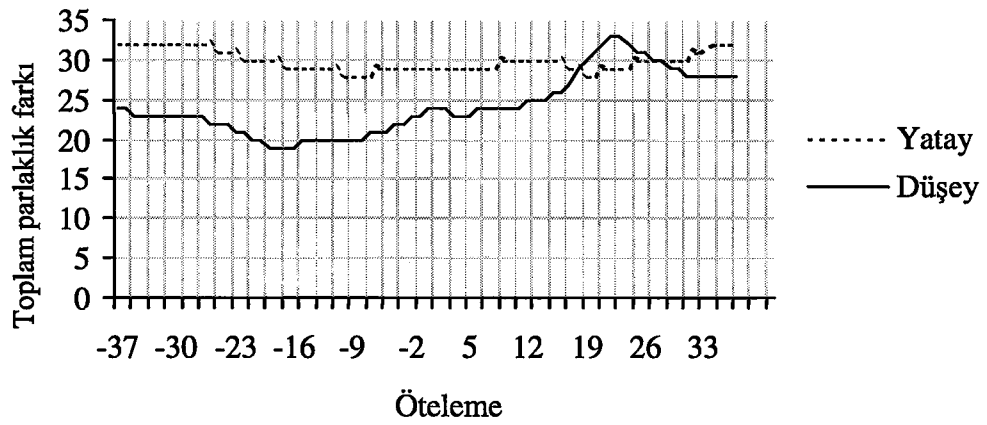
(c)



(d)



(e)



(f)

Şekil 90. Devam



(a)



(b)



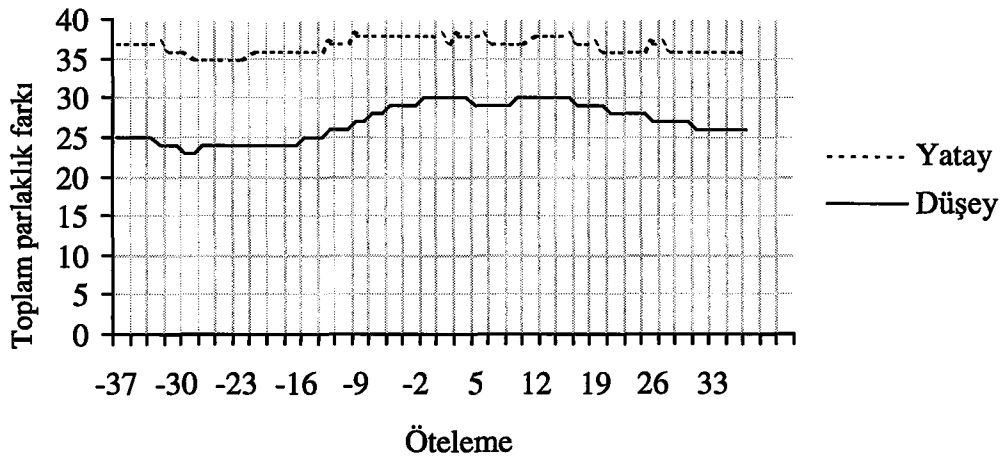
(c)



(d)

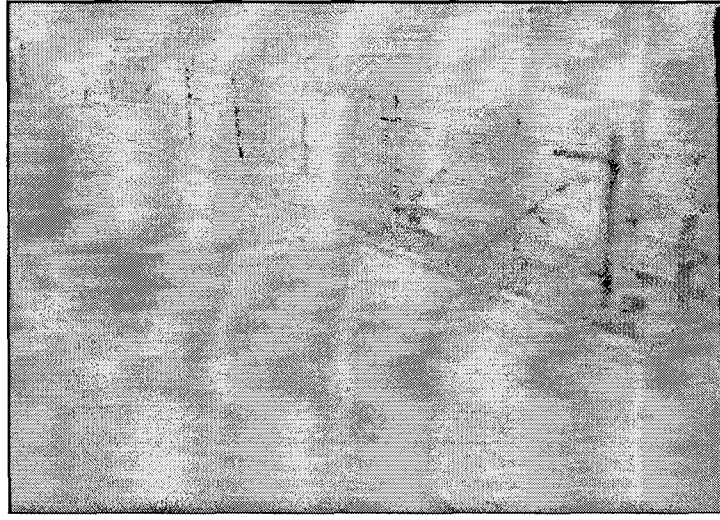


(e)



(f)

Şekil 90. Devam



(a)



(b)



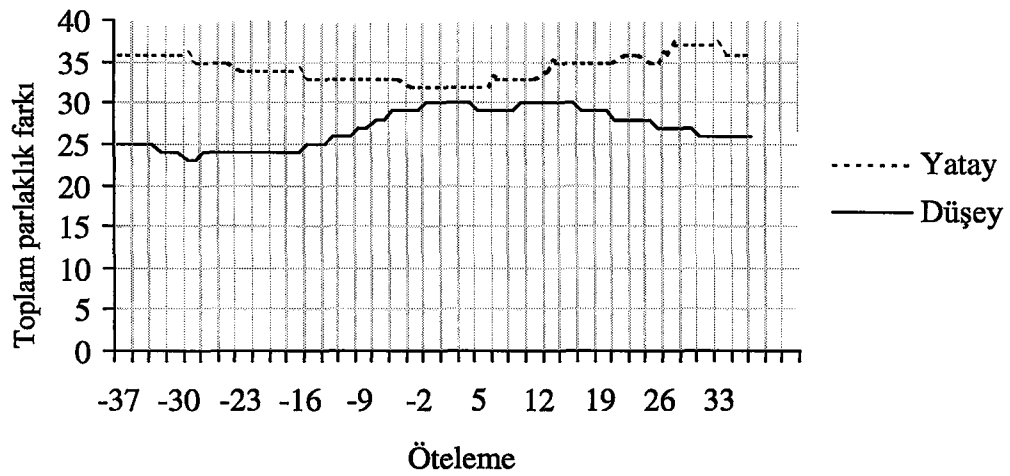
(c)



(d)



(e)



(f)

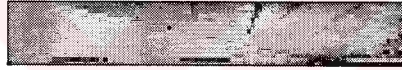
Şekil 90. Devam



(a)



(b)



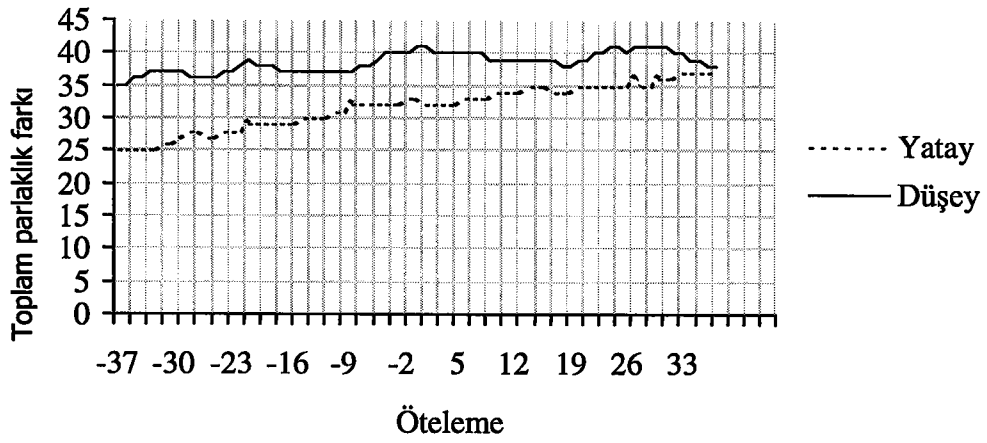
(c)



(d)

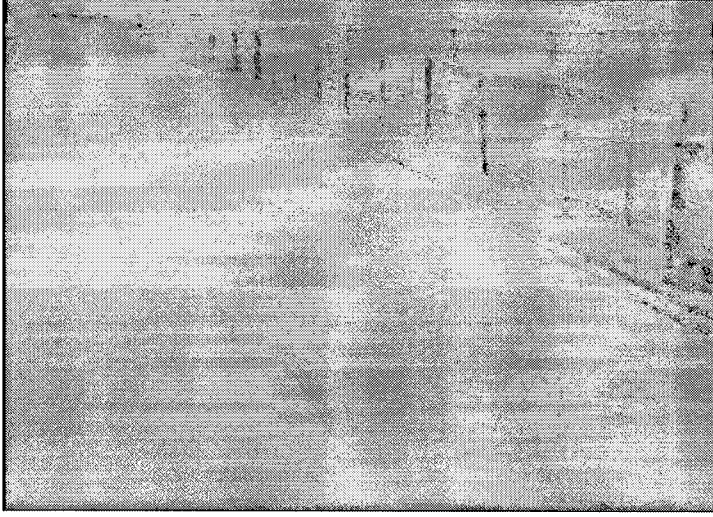


(e)



(f)

Şekil 90. Devam



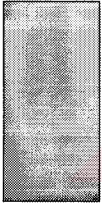
(a)



(b)



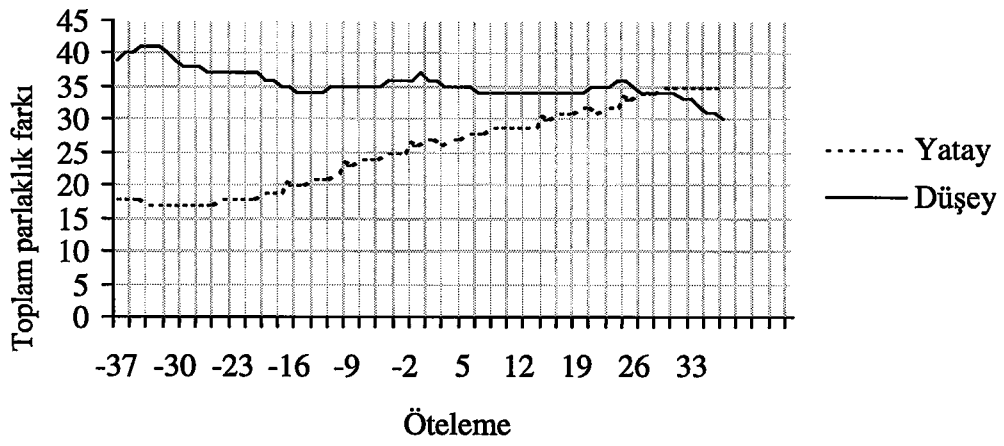
(c)



(d)



(e)



(f)

Şekil 90. Devam



(a)



(b)



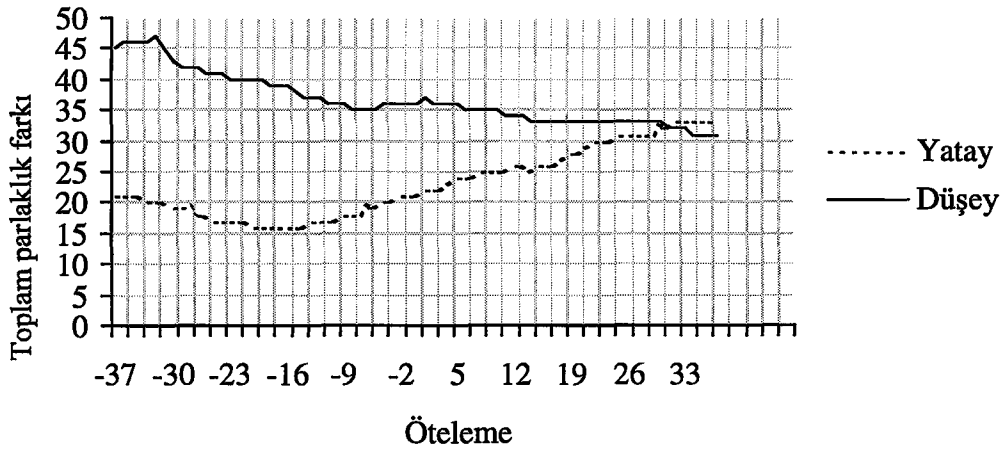
(c)



(d)



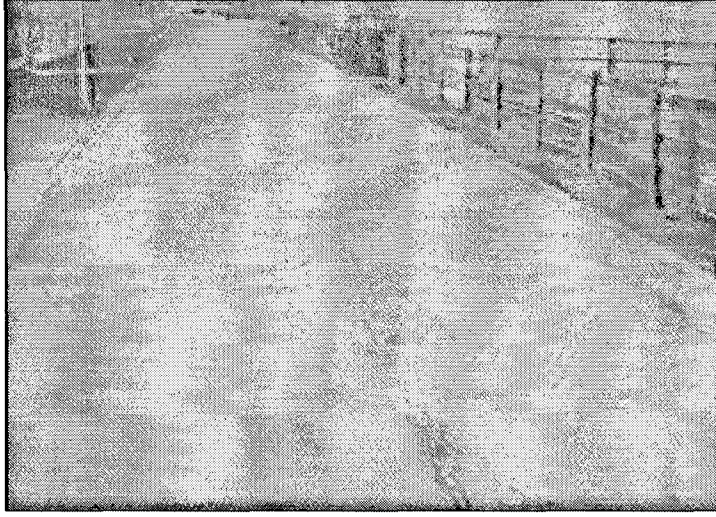
(e)



(f)

Şekil 90. Devam





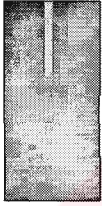
(a)



(b)



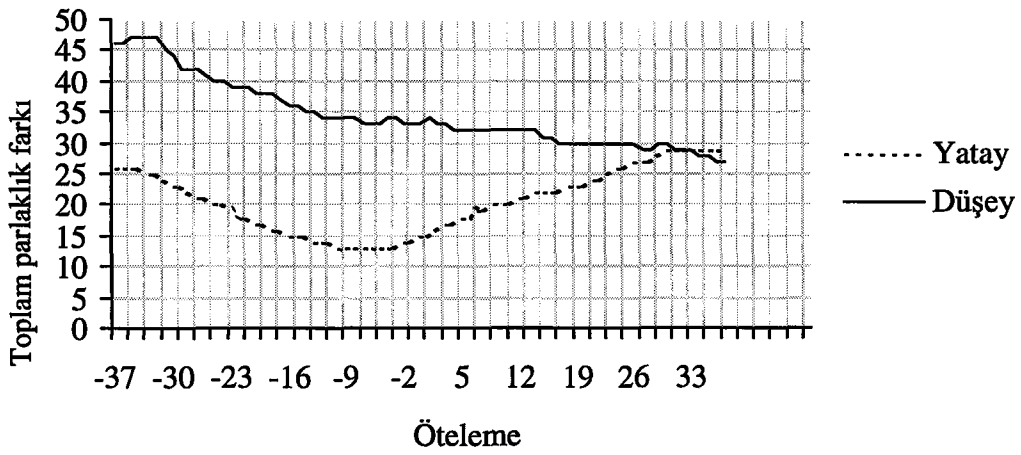
(c)



(d)



(e)



(f)

Şekil 90. Devam



(a)



(b)



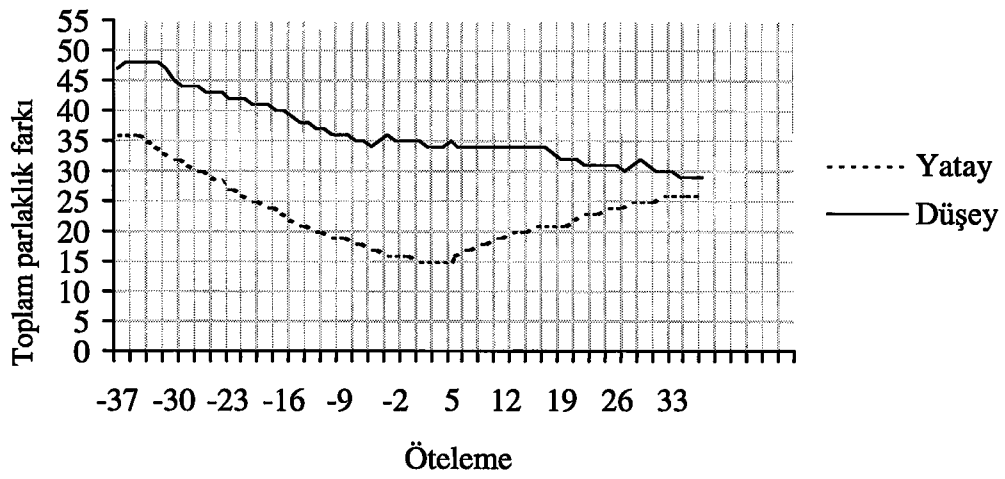
(c)



(d)



(e)



(f)

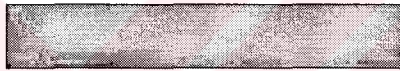
Şekil 90. Devam



(a)



(b)



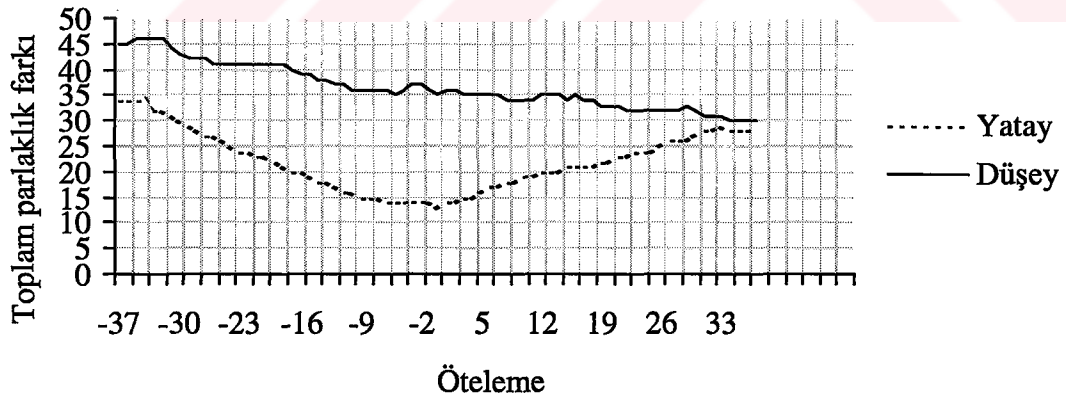
(c)



(d)

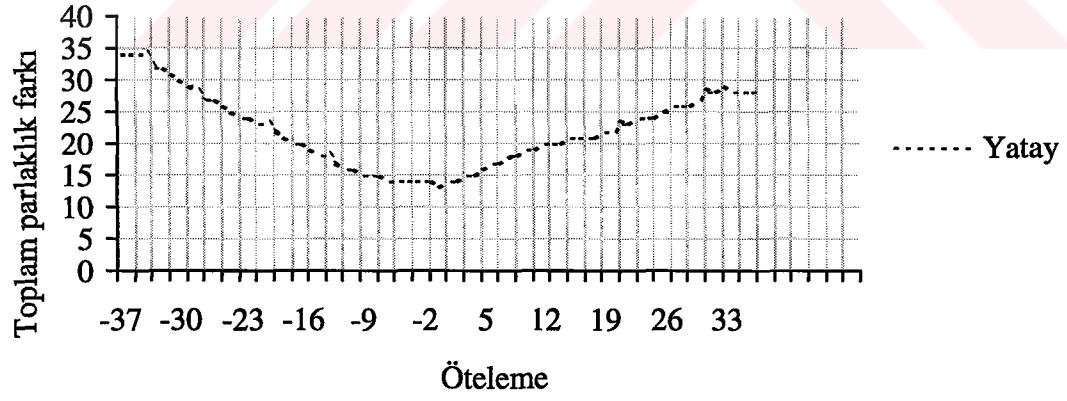


(e)



(f)

Şekil 90. Devam



Şekil 90. Devam

### 2.2.5. Yol Modeli

Arabanın güvenli hareketi, öncelikle yola ait bilgilerin ortamdaki doğru çıkarılmasını gerektirir. Bir sürme işlemi arabanın doğrultusu, arabanın konumu, yol genişliği, ve yolun sınır çizgileri olmak üzere 4 parametre ile tanımlanabilir. Bu çizgiler arabanın izleyebileceği en belirgin özelliklerdir. Bilgisayarla görmede yol modeli, görüntüde ilgilenilen bölgelerin özel bir gösterimidir. Bu gösterim arabanın uygun hareket etmesini sağlar. Arabanın denetiminde yola ait önceki, şimdiki ve bir sonraki adımda yer alan görüntü bilgilerinin önemi büyüktür.

Bir yolu en basit anlamda  $(x,y)$  görüntü koordinat sisteminde birbirine paralel doğrusal iki çizgi olarak düşünmek mümkündür. Fakat bu kaba yaklaşım yol eğilmeye başlayınca yetersiz kalabilir. Yeterli olan yaklaşım ise dünya koordinat sisteminde, kenarları eğrisel olan düzlem bir yolda arabayı konumlandırmaktır. Bu yaklaşım kullanan iki farklı yöntemle verilebilir. Bunlardan ilki yolun iki ayrı yaydan meydana geldiğini kabul eder. Diğeri ise yol kenarlarına ikinci dereceden bir eğri uydurarak yol çizgilerine ait denklem takımlarını kullanır. Yolu iki yay kabul eden yaklaşım aşağıdaki gibi verilebilir, şekil 91. Yola ilişkin koordinat sistemi ise şekil 92’de verilmiştir.

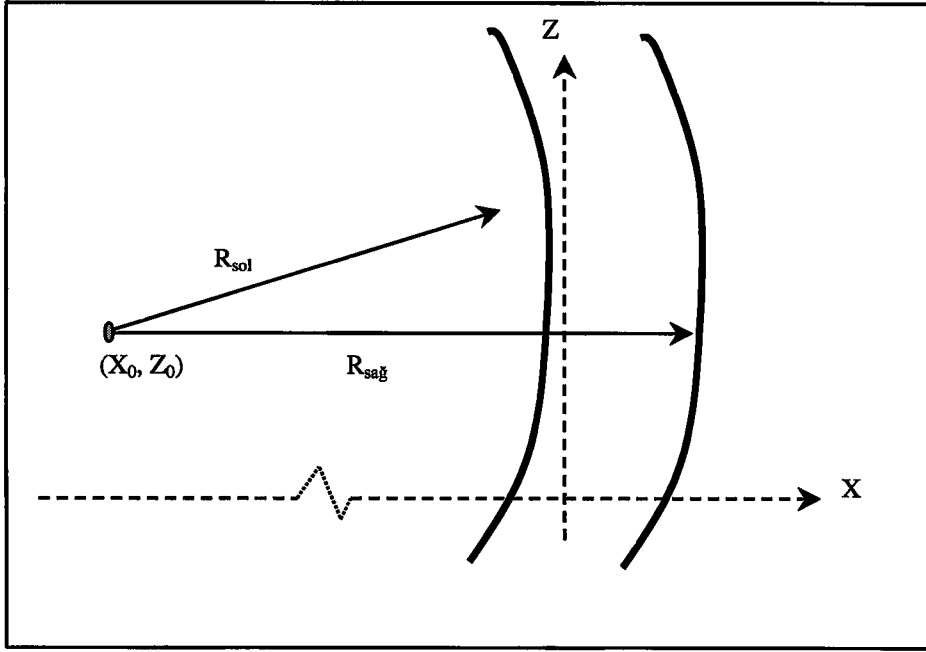
Yol düz ise, bu yaylar çerçeveden çerçeveye yavaş değişir. Aşağıda ifade edileceği gibi bu model için dört parametre kullanılır.

$$(X_{sol} - X_0)^2 = R_{sol}^2 - (Z_{sol} - Z_0)^2 \quad (74)$$

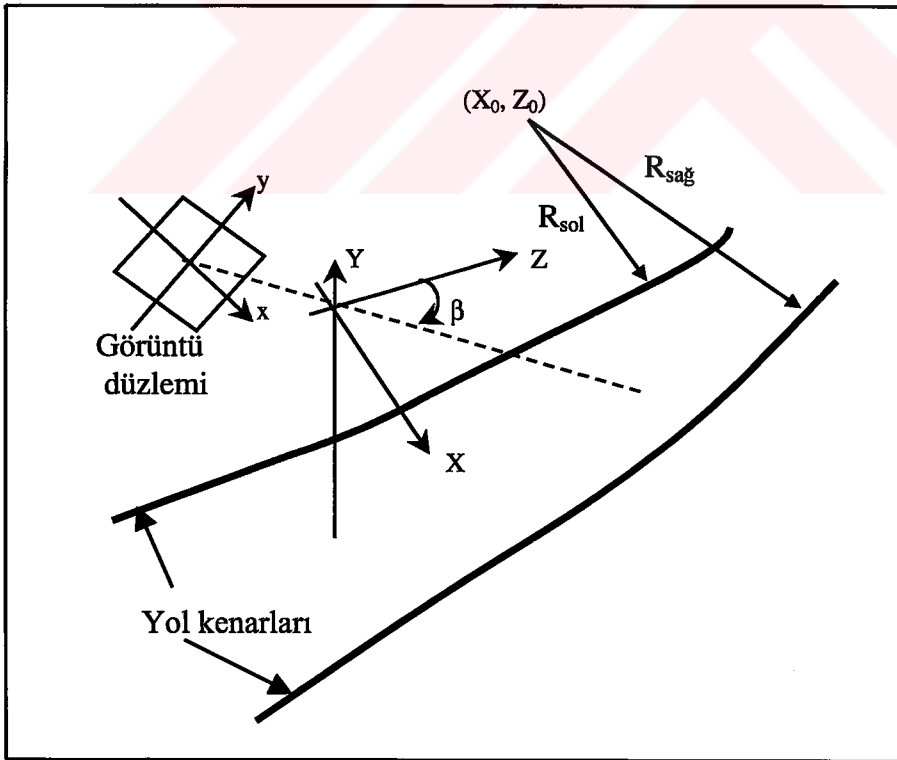
$$(X_{sağ} - X_0)^2 = R_{sağ}^2 - (Z_{sağ} - Z_0)^2 \quad (75)$$

$$Yol\ genişliği = \left| R_{sağ} - R_{sol} \right| \quad (76)$$

Bilinmeyen parametrelerle bu denklem takımı doğrusal olmayan bir yapıya sahiptir. Değişik matematiksel açılım ve basitleştirmeler kullanılarak bu denklem takımı ikinci dereceden bir polinoma dönüşebilir. Bu ikinci dereceden polinom çözülerek yol modellenir. Bu yaklaşım kalabalık ve çok şeritli yollar için yetersizdir.



Şekil 91.  $(X_0, Z_0)$  merkezli eğrisel yol modeli



Şekil 92. Yol koordinat sistemi

Bir görüntüde yola ait bilgi faktörleri aşağıdaki gibi olabilir.

- . Yol tasarımı, ıslak zemin, boyalı yol çizgileri, kaldırım taşları, otlar ve çalılıklar
- . Günlük hava koşulları, örneğin güneşli, yağmurlu, gölgeli, yansımali vb
- . Mevsimsel etkiler, örneğin karlı, buzlu, rüzgarlı, yapraklı vb.

Bir yolun kenarları veya yol üzerindeki engeller yukarıda verilen özelliklere bağlı değişebileceğinden bu etkileri gözönünde bulundurarak inceleme yapmak gerekir. Diğer gösterimler ise 3-B şerit ile açıklanan düşey ve yatay eğrileri kullanan yöntemleri içerir. Fakat çok fazla parametre gerektirttiklerinden kullanılması oldukça zor yöntemlerdir.

Yolun, gerçek dünya koordinat sistemindeki perspektif yapısı modellenenmelidir. Bu model, 2-B görüntüden 3-B görüntüye dönüşüm amacıyla gerçek dünyada varolan yol yapıları hakkında bazı varsayımlar yapmaktadır. Bu varsayımlar yolun düz olduğu ve kenarlarının ise iki paralel eğriden oluştuğudur. Bu modelde bir görüntü içinde birden fazla viraja izin verilmez. Bu durum gerçek dünyada da genellikle böyledir.

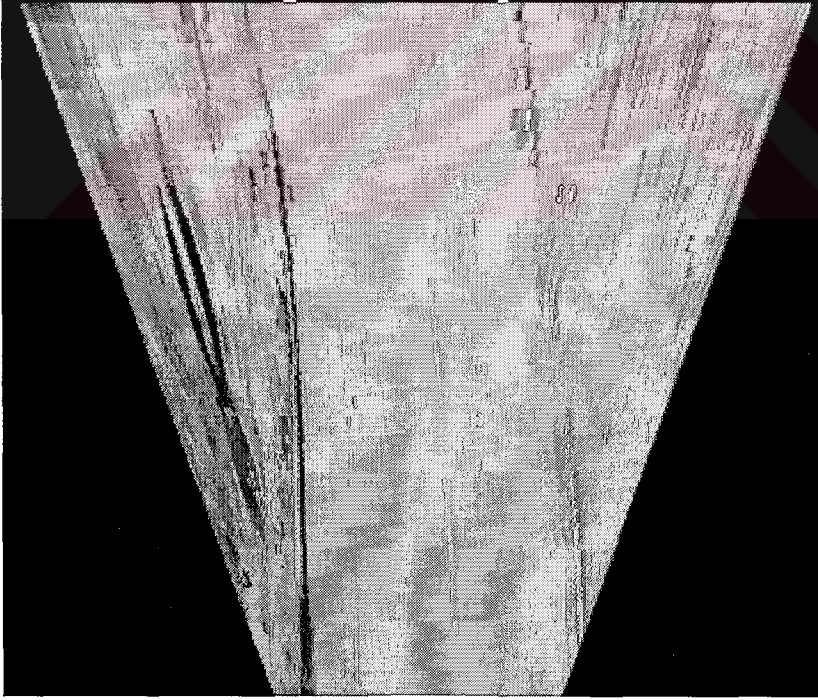
### 2.2.6. Görüntü-Dünya Koordinat Sistemleri Arasındaki Dönüşüm

Görerek araba sürmede, kameranın aldığı görüntüdeki cisimlerin gerçek dünya koordinatlarına transferi gerekir. Düz yol varsayımı kullanılarak 2-B ortamdan 3-B ortama tüm görüntünün dönüşümü yapılır. Arabanın hareketi  $(X,Z)$  düzleminde, kamera arabanın önüne ve yerden  $H$  kadar yükseğe yerleştirilmiş olup yol düzlemine göre  $\beta$  açısını yapmaktadır. Yol düzlemi  $Y=0$  düzlemdir. Görüntü sistemi ve görüntü koordinat sistemi Ek 1'de ayrıntılı olarak verilmiştir.

$(x,y)$  görüntü uzayından  $(X,Y=0,Z)$  gerçek dünya koordinat sistemine dönüşüm 66 ve 67 denklemleri ile verilir. Şekil 93 ve şekil 94'te gerçek dünyadan kamera ile alınan 2-B kamera görüntüsü ve onun 3-B gerçek dünyaya dönüştürülmüş biçimi verilmiştir.



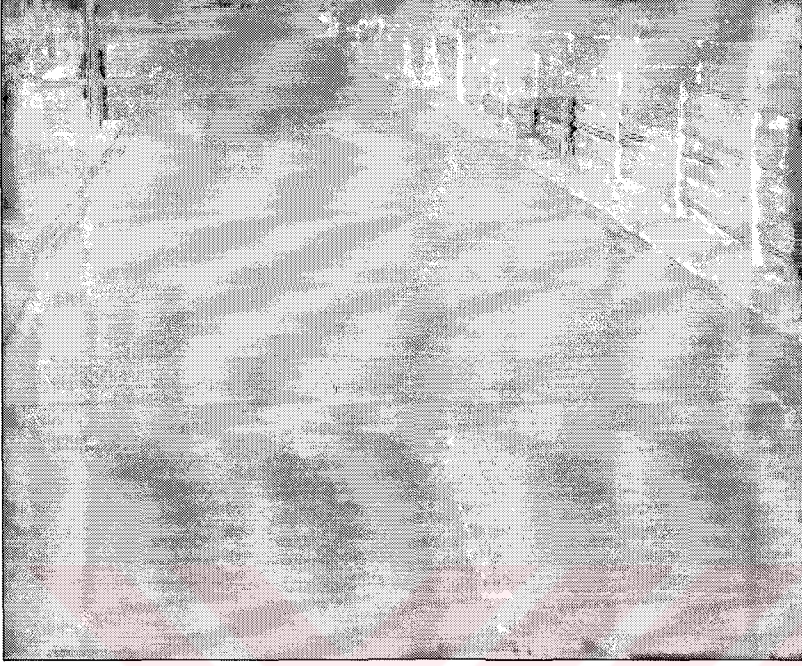
(a)



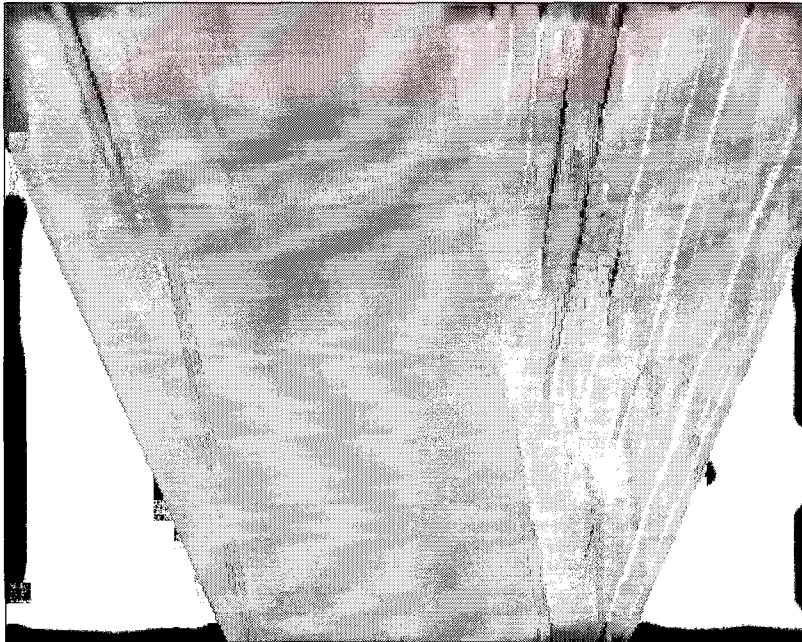
(b)

Şekil 93. a) 2-B yol görüntüsü, b) bu görüntünün 3-B gerçek dünyaya dönüştürülmüş biçimi





(a)



(b)

Şekil 94. a) 2-B yol görüntüsü, b) bu görüntünün 3-B gerçek dünyaya dönüştürülmüş biçimi

### 2.3. Bilinmeyen Ortamda Arabanın Bulanık Denetimi

Denetime önce arabanın yol üzerinde veya yol doğrultusunda olup olmadığı araştırılarak başlanır. Eğer yol üzerinde değilse veya yola belli bir açıyla konumlanmışsa, öncelikle yola doğrultulması gerekir. Bu işlem “*arabanın yola doğrulması*” yöntemi ile yapılır.

Bu tezde denetim kuralları güncelleştirilerek çevresine uyum sağlayan bir otonom arabanın benzetisi gerçekleştirilmiştir. Görüntüden elde edilen bilgilerden yol ve engellerin konumları 3-B uzayda belirlenir. Otonom arabanın konum bilgisi, araba modelini tanımlayan bağıntıların belirli aralıklarla işlenmesi sonucunda hesaplanır ve bir sonraki zaman dilimi için gerekli denetimlerin yapılmasında kullanılır.

Yola doğrultulmuş araba DBÖ’ye dayalı doku dilimleme yöntemi ile özellik bilgilerini değerlendirerek yol kenarlarını belirler. Bu kenarlar arabanın hızlı ve güvenli hareket etmesine yardımcı olur. Kenarlar birbirine paralel olarak yol boyunca uzanır. Bunların sayısı ikiden fazla olabileceğinden hangilerinin kenar çiftleri oldukları yol modeli kullanılarak belirlenir. Yol bilgisi arabanın hareketi için değerlendirilirken bulanık kuralların güncelleştirilmesi amacıyla insan değerlendirme sistemine benzer biçimde uzak ve yakın olarak iki bölge halinde ele alınmaktadır. Böylece uzaktaki bilgiler hız denetimi ve osilasyonsuz bir hareket için yakındaki görüntü bilgileri ile değerlendirilerek güncelleştirilmiş kurallar yardımıyla arabanın hareketinin güvenliğini artırmaktadır.

Tüm bu bilgiler değerlendirilerek arabanın bulanık denetimli hareketinin benzetisi yapılmıştır. Araba, bir kamera yardımıyla gerçek dünyayı öğrenmek için çevresini gözlemekte ve bilinmeyen bir ortamda kendi başına güvenle hareket edebilmektedir. Sağa-sola dönme ve önündeki herhangi bir engele çarpma gibi yeteneklerini geliştirerek çevreye uyum sağlamaktadır. Bu yetenek ve tecrübeler bulanık teorinin belirsiz bilgiler için yüksek karar performansı ile birleştirilerek, çok güçlü bir sürücü sistem ortaya çıkmıştır.

Herhangi bir denetim kuralı, kesin sebepsel koşulları sağlayan doğal denetim kuralları

ile yapılır. Arabanın yönü, denetim kurallarının yorumlanmasından elde edilen sonuç bilgisiyle belirlenebilir. Denetim kuralları üç sınıfta toplanır: Doğrusal yol, sağa dönen yol, ve sola dönen yol. Normalde araba doğrusal bir yolda hareket eder, ve ancak önüne çıkabilecek hareketli veya hareketsiz bir engel için ya sapar veya durur. Benzer şekilde, bir kavşakta sağa veya sola dönmesi gerekebilir. Bu yönlerden hangisine döneceği, veya durup durmayacağı tamamen arabanın gördüğü engelin türüne, veya yol üzerindeki konumuna bağlıdır. Kavşak durumunda arabanın nasıl davranacağı önceden sisteme bir yön haritası ile bildirilir.

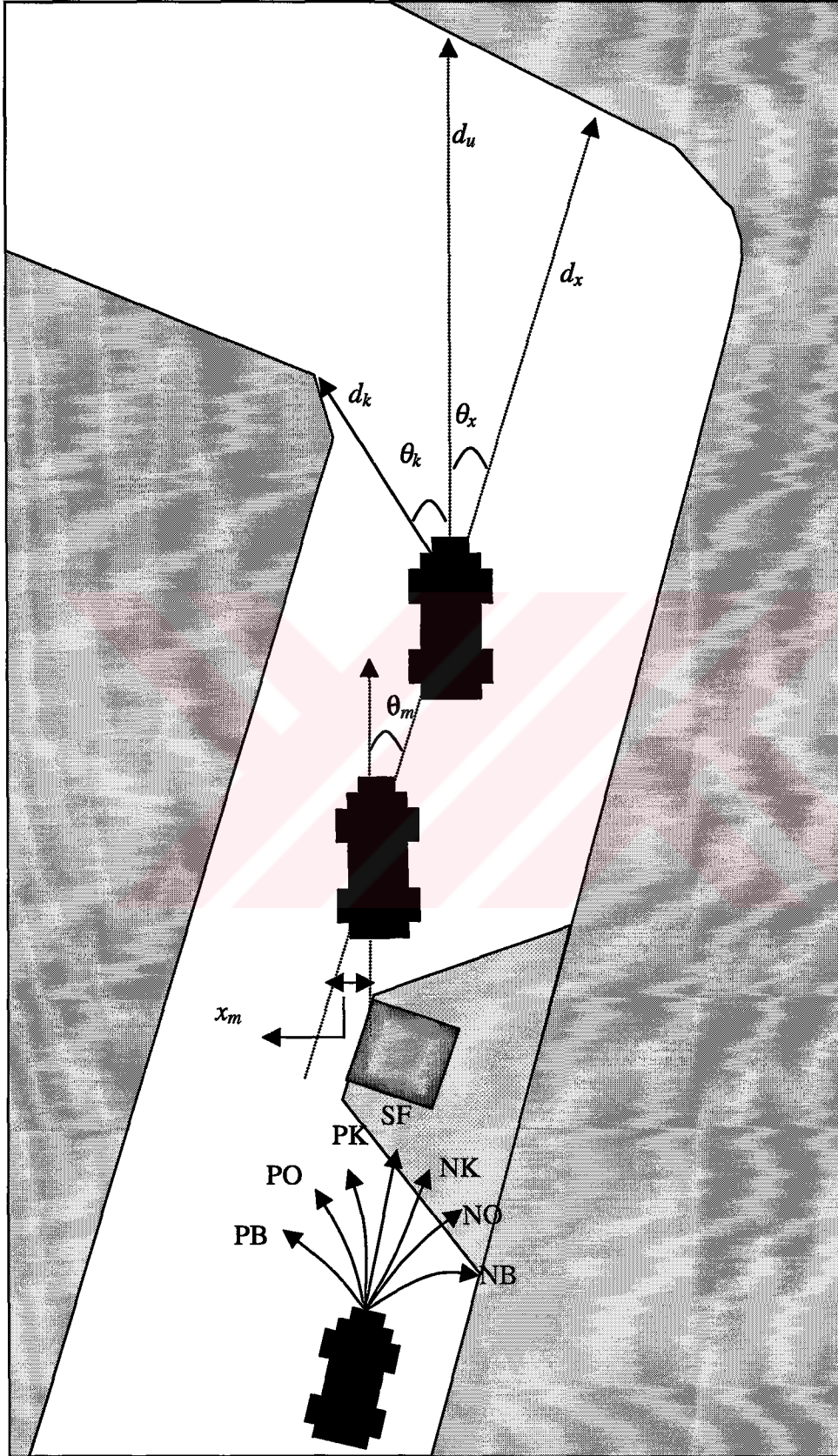
Görüntü işleme sonucu iki tür cisim belirlenir. Bunlardan ilki, arabanın çarpmadan yoluna devam etmesini gerektiren 3-B yapıya sahip duvar, taş parçası, veya başka bir araba gibi cisimlerdir. İkincisi ise, genelde arabanın sapmasına gerek olmadığı çamur, su birikintisi, yola dökülmüş boya, ve gölge gibi 2-B'lu cisimlerdir. Otonom arabanın güvenle hareketi için bu cisimlerin belirlenmesi gerekir. DBÖ'ye dayalı doku dilimleme yöntemi bu soruları büyük ölçüde çözmektedir.

Şekil 95'te basit bir yol modeli gösterilmiştir. Araba bu yolda hareket ederken, doğrusal gitme, sağa sola dönme, ve engelden sakınma olarak üç farklı durumu göz önünde bulundurur. Doğrusal sağa/sola dönen yol için arabanın yönünü belirleyen denetim kural kümesinin seçimi aşağıdaki parametreler değerlendirilerek yapılır.

- .  $d_w$ , öndeki engele olan uzaklık
- .  $d_k$ , köşeye olan uzaklık
- .  $\theta_k$ , arabanın herhangi bir köşeye doğru hareketi sonucu oluşan sapma açısı
- .  $\theta_m$ , doğrusal yolda, araba yönü ile yol ekseninin yaptığı sapma açısı

Doğrusal bir yolda hareket için denetim kuralları dört değişken içerir, tablo 8.

- .  $\theta_m$ , arabanın yönü ile yol eksenini arasındaki açı
- .  $\Delta\theta_m$ ,  $\theta_m$ 'nin değişim miktarı
- .  $x_m$ , yol ekseninden sapma, (normalize edilmiş değer aralığı,  $-1 \leq x_m \leq 1$ )
- .  $\Delta x_m$ ,  $x_m$ 'de meydana gelen değişim miktarı.



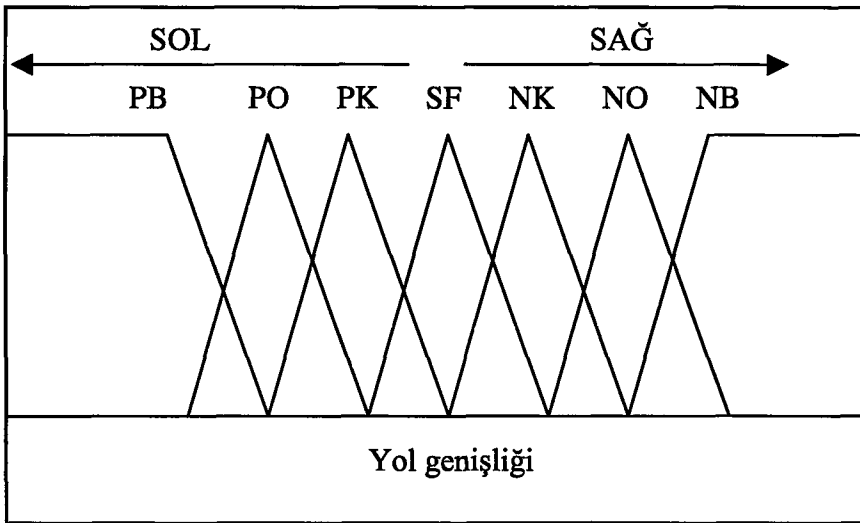
Şekil 95. Görüntüden çıkarılan denetim bilgileri

Tablo 8. Doğrusal yol için denetim kuralları

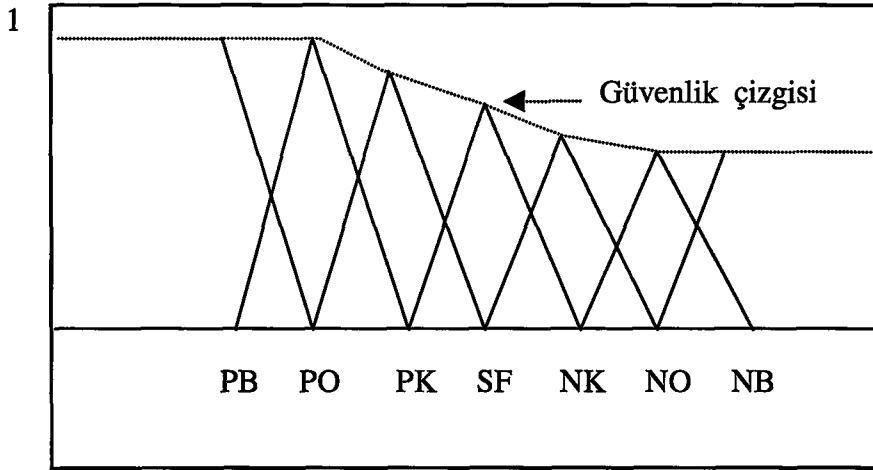
$\Delta\theta_m$	$\theta_m$			$\Delta x_m$	$x_m$		
	NEG.	SIF.	POS.		NEG.	SIF.	POS.
NEG.	PB	PK	NK	NEG.	PB	PK	SF
SIF.	PO	SF	NO	SIF.	PK	SF	NK
POS.	PK	NK	NB	POS.	SF	NK	NB

**NB:** Negatif Büyük, **NO:** Negatif Orta, **NK:** Negatif Küçük, **PB:** Pozitif Büyük, **PO:** Pozitif Orta, **PK:** Pozitif Küçük, **SF:** Sıfır

Arabanın izleyeceği doğrultu, denetim kuralları sonucu belirlenir. Burada üçgen üyelik fonksiyonları ile belirlenen yedi farklı doğrultu vardır, şekil 95. Kullanılan üyelik fonksiyonlarının seçiminde gözönüne alınan kriterlerin başında yol genişliği ve doğrultu seçeneklerinin sayısı gelir. Seçeneklerin fazla olması arabanın engelden sakınmada, yol ayırımıdaki sapmalarda, ve yol doğrultusuna yönelmede daha esnek ve güvenli hareket etmesini sağlar. Otonom arabanın şekil 95'te gösterilen engel karşısında yapacağı hareket, osilasyonu en aza indirgeyerek ve engele çarpmadan ilerlemeyi sağlamalıdır. Bunu sağlayacak yol doğrultularına ait üyelik seçimleri şekil 96'daki gibi yapılmıştır. Arabanın engel karşısında güvenle hareket edebilmesi için yolun engel civarındaki üyelik fonksiyonlarının değişimi şekil 97'deki gibi seçilmiştir.



Şekil 96. Üyelik fonksiyonlarının seçimi



Şekil 97. Denetim hareketinin mümkün olabilen değer aralığı

Eğer araba sola dönecekse, öncelikle sol yol kenarının konumunu (kenara olan uzaklık ve kenarla yapılan açı) belirlenmelidir. Ayrıca dönmeyi yaparken hem dönülecek doğrultudaki köşeye hem de karşısındaki kenara çarpmamalıdır. Yolu izlerken veya herhangi bir yöne dönerken, görüntü işleme sonucu bulunan kenar bilgilerini kullanılır. Bu kenarlar tek şeritli ve çizgisiz yollarda yol kenarları ve çizgili yollarda ise çizgi şeritleridir. Sola dönmek için kullanılan denetim kuralları aşağıdaki dört değişken ile verilmiştir.

- $\theta_k$ , dönülecek köşe ile yapılan açı
- $\theta_x$ , dönülecek köşe civarında araba ve yol eksenleri arasındaki açı
- $d_k$ , dönülecek köşeye olan uzaklık
- $d_x$ , öndeki duvara olan uzaklık.

Bu değişkenler yardımıyla sola dönmek için kullanılan denetim kuralları tablo 9'da gösterilmiştir.

Tablo 9. Sola dönme için denetim kuralları

$d_k$	$\theta_k$			$d_x$	$\theta_x$		
	NEG.	SIF.	POS.		NEG.	SIF.	POS.
KÜÇÜK	NB	PB	PO	KÜÇÜK	NO	NB	NB
ORTA	NO	PK	PO	ORTA	NK	NO	NB
BÜYÜK	NK	SF	PK	BÜYÜK	SF	NK	NO

**NB:** Negatif Büyük, **NO:** Negatif Orta, **NK:** Negatif Küçük, **PB:** Pozitif Büyük, **PO:** Pozitif Orta, **PK:** Pozitif Küçük, **SF:** Sıfır

Sağa dönmek için gerekli denetim kuralları, sola dönmek için kullanılan kuralların simetriğidir, ve tablo 10 ile verilmiştir.

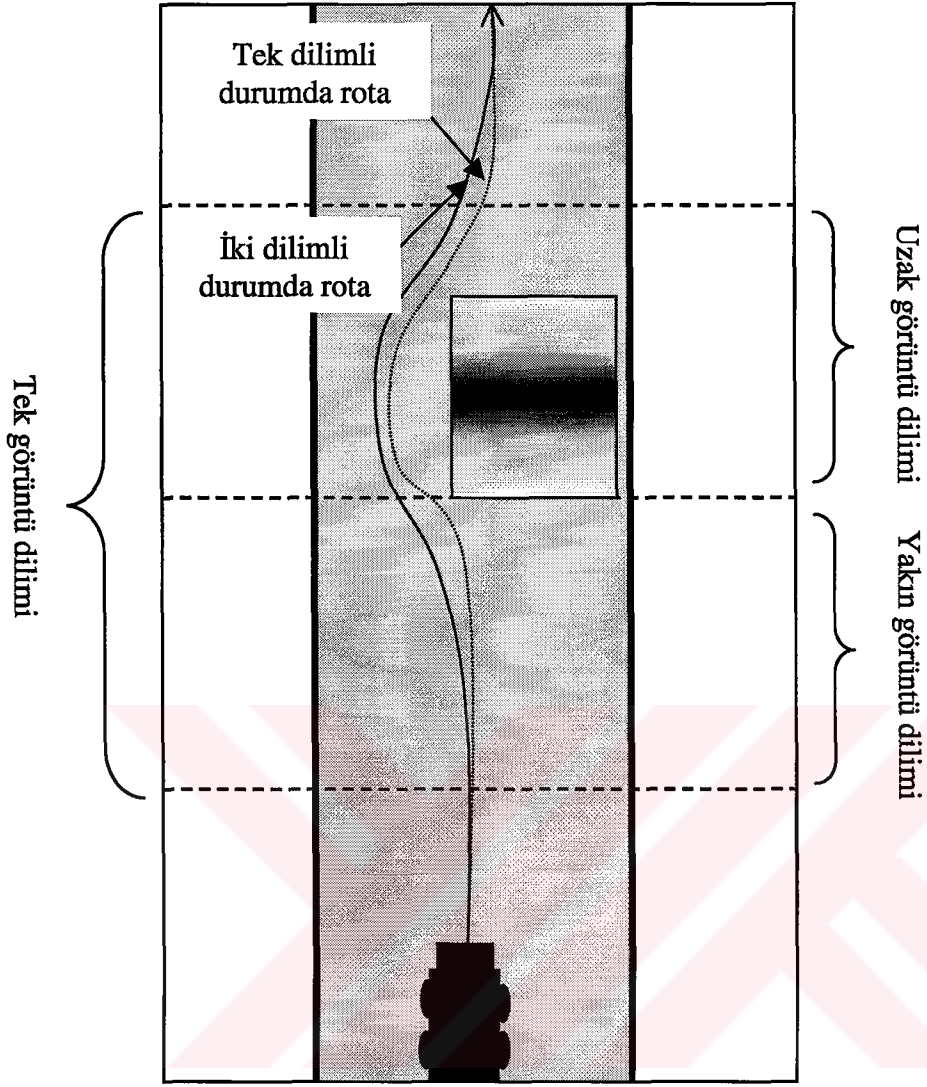
Otonom araba hareketine başlamadan önce karşılaşılabileceği bazı yol türlerine ait denetim kural takımları hazır olarak sistemde bulundurulmuştur. Fakat, bu bulanık denetim kuralları güvenli bir hareket için yeterli olmayabilir, çünkü arabanın karşılaşılabileceği tüm durumlar bu örüntüde olmayabilir. Bu durum insanlar için de geçerlidir. Bazı özel durumlarda değişik denetim kurallarına ihtiyaç duyulabilir. Bu özellik sisteme ancak zamanla deneyimler sonucu kazandırılabilir. Bu yetenek sisteme kazandırıldığı zaman, kendi kendine öğrenen ve daha iyi karar verebilen bir yapıya kavuşur. Bu yapılmadığı zaman bilinmeyen denetim kuralları, arabanın istenmeyen yönlerde hareket etmesine ve engellere çarpmasına neden olabilir. Böylece güvenli bir yolculuk için gözlenen çevreye göre denetim kurallarının geliştirilmesi gerekir. Bu ise kestirim öğrenmeli bulanık kurallar (forecast fuzzy learning) kullanılarak yapılmıştır. Daha önce yapılmış çalışmalarda kullanılan kestirim öğrenmeli bulanık denetim yöntemlerine tezde yapılan çalışma ile insan görme ve gördüklerini değerlendirme sisteminin temeli olan görüntüyü uzak ve yakın olmak üzere iki altgörüntü dilimine ayırarak hareket güvenliğini artırma eklenmiştir, şekil 98. Böylece uzak ve yakın görüntü dilimlerinin birleşiminden çıkarılan güvenli denetim bilgisi yardımıyla hareketin güvenliği artırılmış ve arabanın en az osilasyonla hareketi sağlanmıştır.

Kestirimli denetim, sürme modeline etki edecek denetim etkilerini kestirir. Arabanın hareketi, belirli bir zaman aralığı için sabit yön ve sabit hızda dümen denetimi ile sağlanır. Denetim hareketleri, bu zaman aralığı içinde engele çarpmayacak şekilde

Tablo 10. Sağa dönme için denetim kuralları

$d_k$	$\theta_k$			$d_x$	$\theta_x$		
	NEG.	SIF.	POS.		NEG.	SIF.	POS.
KÜÇÜK	PB	NB	NB	KÜÇÜK	PB	PB	PO
ORTA	PO	NK	NO	ORTA	PB	PO	PK
BÜYÜK	PK	SF	NK	BÜYÜK	PO	PK	SF

**NB:** Negatif Büyük, **NO:** Negatif Orta, **NK:** Negatif Küçük, **PB:** Pozitif Büyük, **PO:** Pozitif Orta, **PK:** Pozitif Küçük, **SF:** Sıfır



Şekil 98. Uzak ve yakın görüntü dilimi seçme

olmalıdır. Böylece arabanın konumu önceki, şimdiki, ve bir sonraki adımlar yardımıyla matematiksel modelden hesaplanır. Bu hesap sonucu bulunan konuma gidilirken herhangi bir engelle karşılaşılmayacak şekilde hareket yapılır, aksi durumda daha güvenli bir hareket için denetim kuralları güncelleştirilir. Güncelleştirme işleminde yol genişliği, engel dışında kalan yol genişliği, uzak-yakın görüntü dilimleri, ve arabanın genişlik bilgisi dikkate alınır.

Gelecek görüntülerdeki bilgileri matematiksel model yardımıyla kestirerek denetim kurallarını güncellemek zorunludur. Bu işlem kestirim öğrenme ile ifade edilir ve aşağıdaki adımları gerektirir.



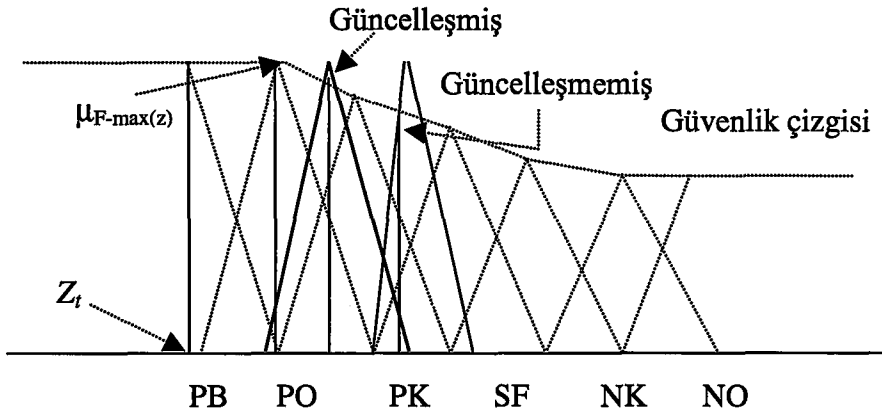
- . Bazı çevre örüntüleri için denetim kurallarını düzenle
- . Sürme esnasında öndeki görüntüyü al, işle, ve çevreni tanı
- . Görünen çevreden uygun bir yön belirle
- . Arabanın gelecek konumunu belirle
- . Bir önceki adımda seçilmiş denetim kurallar kümesi ile karşılaştır
- . Eğer çıkarılan  $Z_i$  denetim değeri ve en güvenli  $Z_t$  denetim değeri arasındaki fark tanımlanmış belli bir değerden büyük ise uygun denetim kümesini güncelleştir, şekil 99.

Denetim hareketinin tamamlanması bulanık niceliği kesin niceliğe dönüştürmek için durulamayı gerektirir. Bu işlem için aşağıdaki merkezi alanlar yöntemi kullanılmıştır.

$$z_c = \frac{\int \mu_{c_{\max}}(z)zdz}{\int \mu_{c_{\max}}(z)dz} \quad (77)$$

Burada  $z$ , denetim sistemi için evrensel bir değişkendir (örneğin, arabanın mümkün yönlerinden biri). Eğer  $Z_t - Z_i$  farkı belli bir değerden büyük ise, o zaman denetim kuralları aşağıdaki gibi güncelleştirilir.  $A$  iyileştirme parametresi olmak üzere

$$Z_{iyi} = Z_i + a(Z_t - Z_i) \quad (78)$$

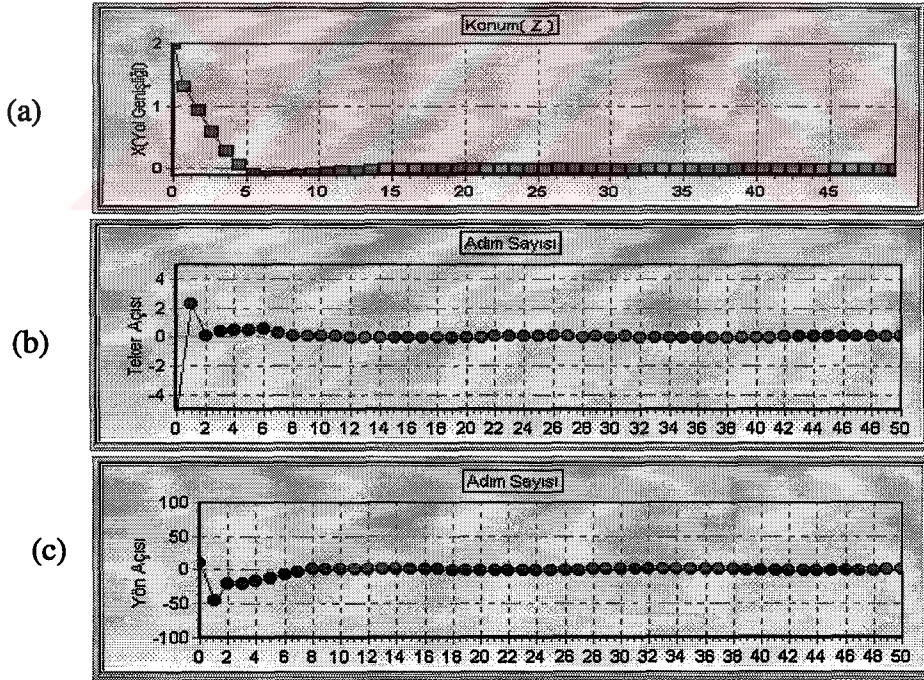


Şekil 99. Denetim etkisinin iyileştirilişi

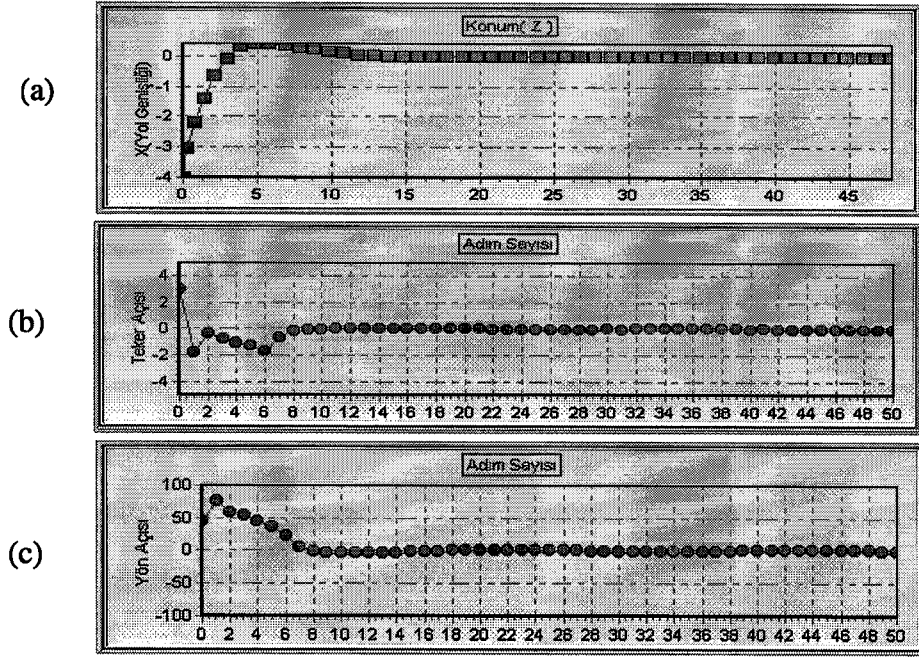
Başlangıçta yolla değişik doğrultu açıları yapan otonom arabanın hareketi için elde edilen benzetim sonuçları şekil 100-104'te verilmiştir. Burada düz yol kenarları doğrusal veya eğrisel yolların tümünü kapsamaktadır. Bu hesaplamalar 2-B görüntü koordinatlarının 3-B koordinat karşılıkları kullanılarak gerçekleştirilmiştir.

Şekil 105-108'de ise sola dönen bir yolda arabanın köşeyeye göre değişik konumlarda ve açılardaki durumları için elde edilen benzetim sonuçları verilmiştir. Benzer durum sağa dönen için uygulanmış ve elde edilen benzetim sonuçları şekil 109-112'de gösterilmiştir.

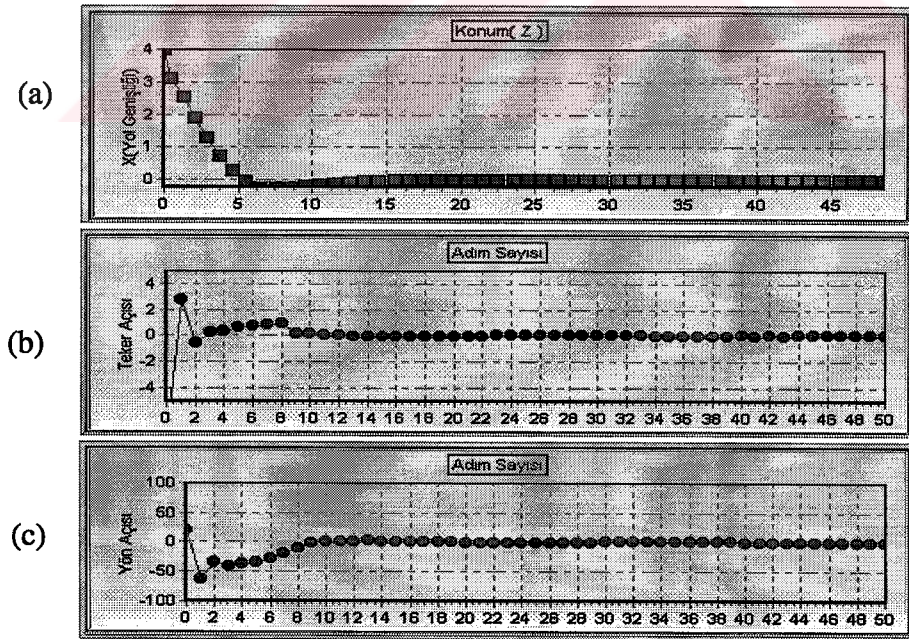
Bu hareket için bütün cisimler araba koordinat sisteminde tanımlanır. Çünkü araba bu varlıkların kendinden ne kadar uzak olduğunu bilmelidir. Negatif değerler arabanın sol tarafını pozitif değerler ise sağ tarafını göstermektedir. Elde edilen benzetim değerleri otonom arabanın kusursuz bir denetime sahip olduğunu göstermiştir.



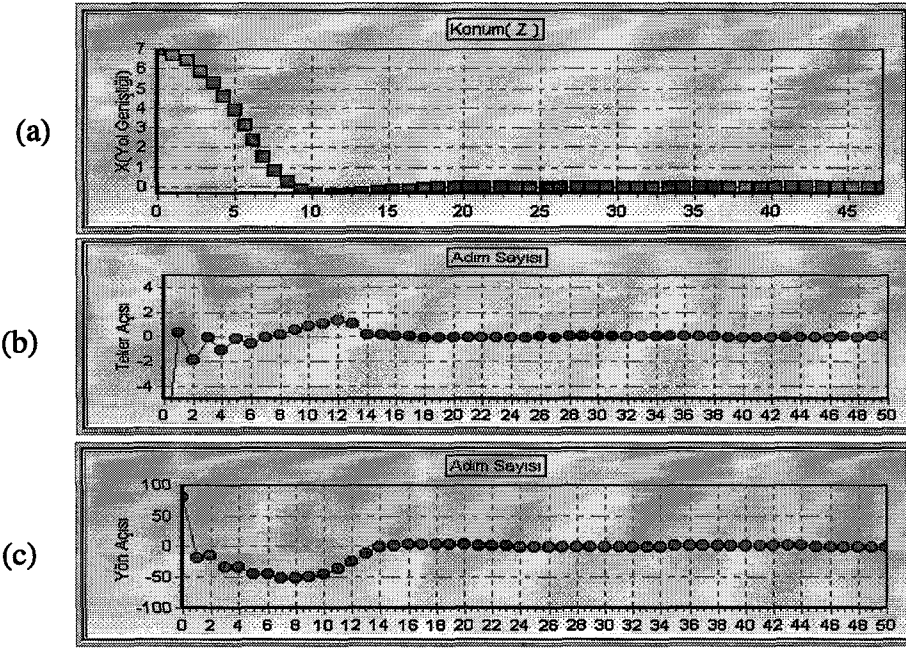
Şekil 100.  $(X,Z)=(2,0)$  ve  $\theta_m=10^0$  iken, a) arabanın konum değişimi, b)  $u(k)$  tekerlek açısının değişimi, c)  $\theta_m$  yön açısının değişimi



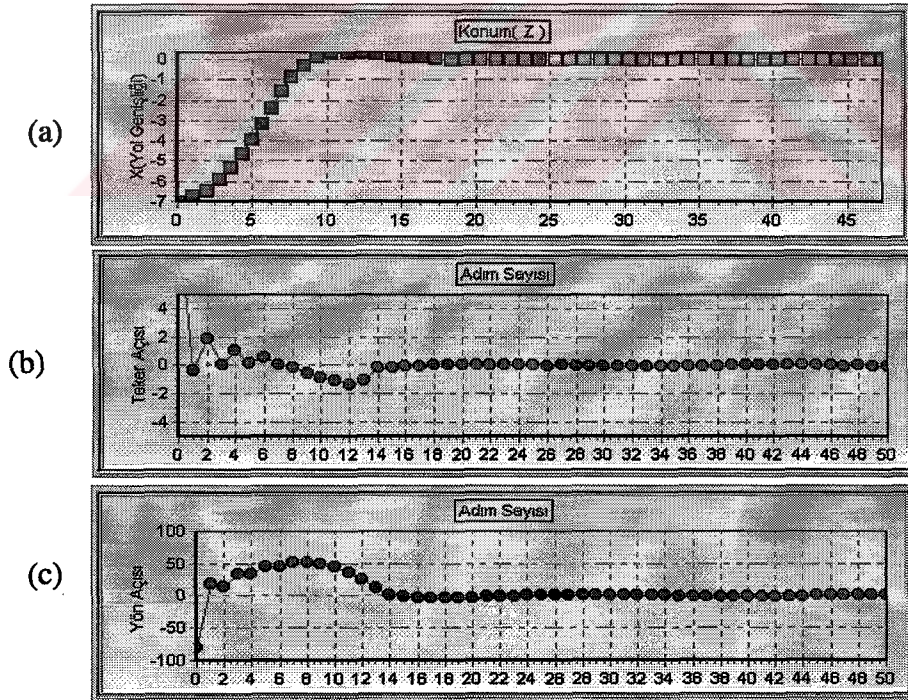
Şekil 101.  $(X,Z)=(-4,0)$  ve  $\theta_m=45^\circ$  iken, a) arabanın konum değişimi, b)  $u(k)$  tekerlek açısının değişimi, c)  $\theta_m$  yön açısının değişimi



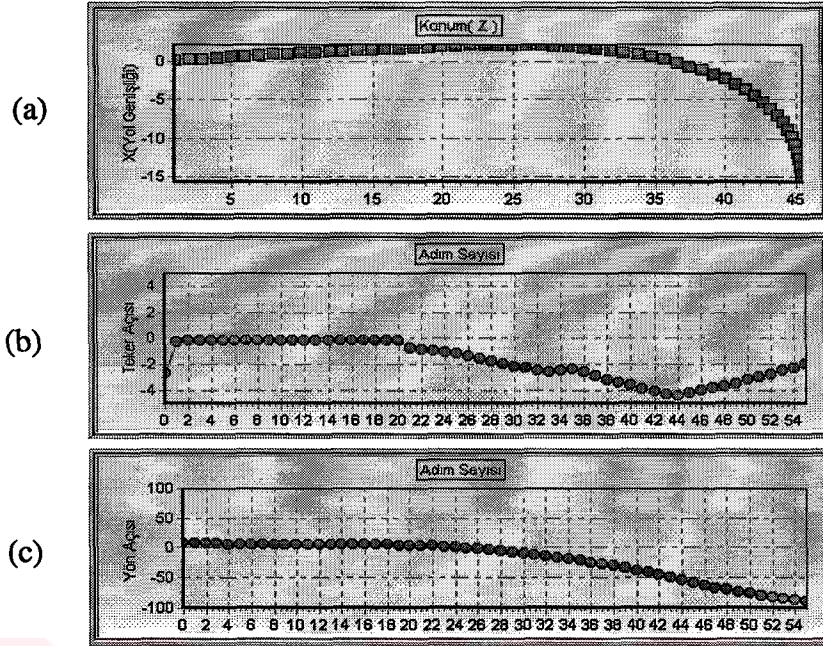
Şekil 102.  $(X,Z)=(4,0)$  ve  $\theta_m=20^\circ$  iken, a) arabanın konum değişimi, b)  $u(k)$  tekerlek açısının değişimi, c)  $\theta_m$  yön açısının değişimi



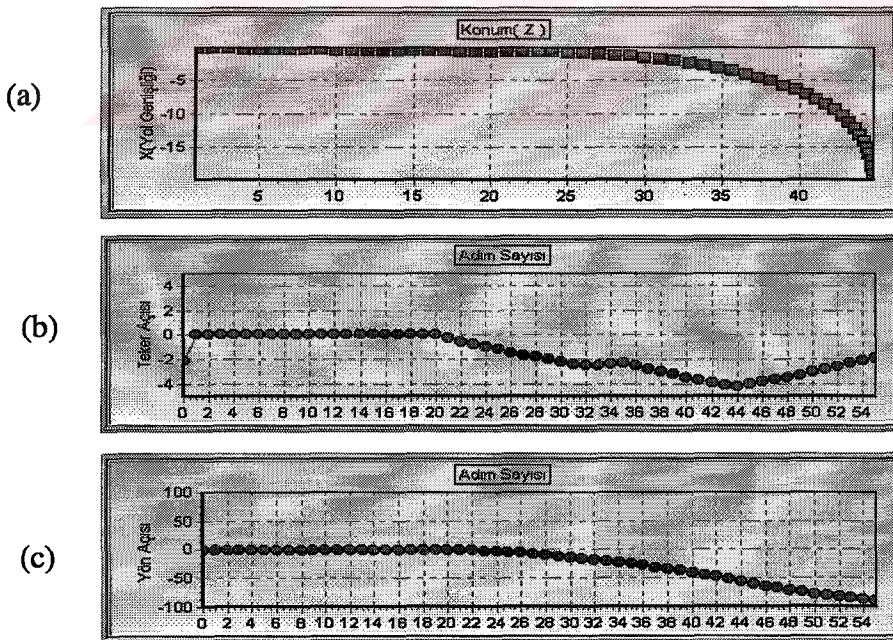
Şekil 103.  $(X,Z)=(7,0)$  ve  $\theta_m=80^0$  iken, a) arabanın konum değişimi, b)  $u(k)$  tekerlek açısının değişimi, c)  $\theta_m$  yön açısının değişimi



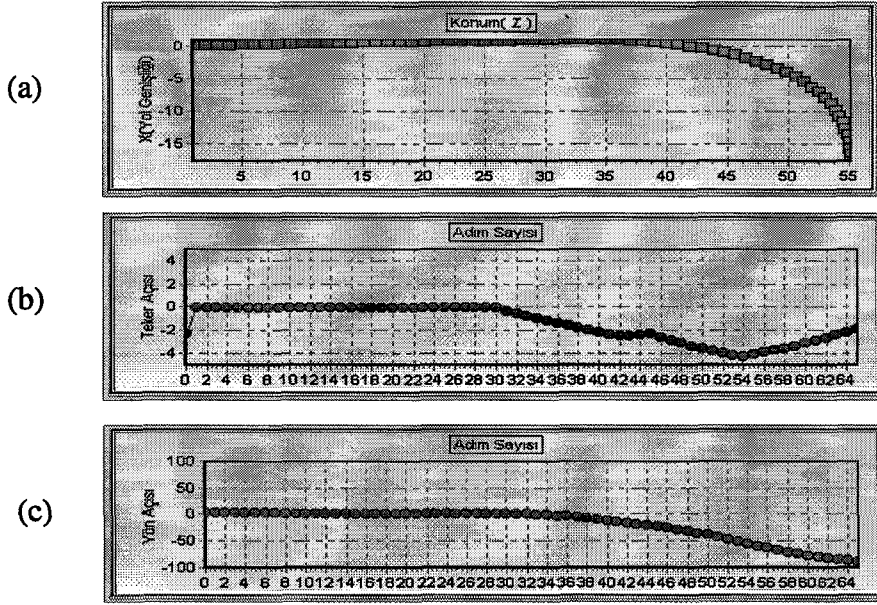
Şekil 104.  $(X,Z)=(-7,0)$  ve  $\theta_m=-80^0$  iken, a) arabanın konum değişimi, b)  $u(k)$  tekerlek açısının değişimi, c)  $\theta_m$  yön açısının değişimi



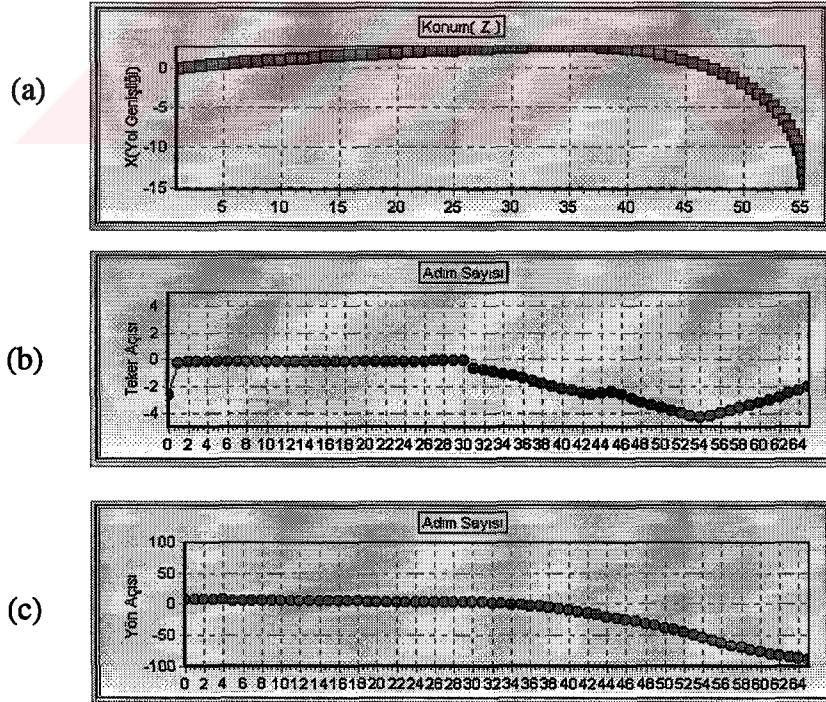
Şekil 105.  $\theta_m=10^\circ$  iken hareket eden arabanın  $(X,Z)=(4,50)$  noktasında sola keskin bir dönüş yaparken: a) arabanın konum değişimi, b)  $u(k)$  tekerlek açısının değişimi, c)  $\theta_m$  yön açısının değişimi



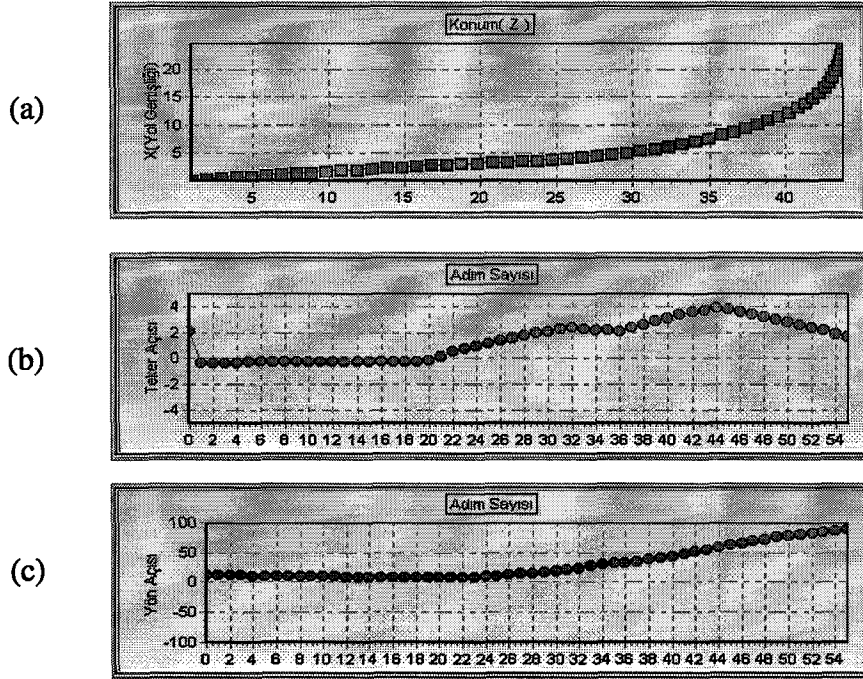
Şekil 106.  $\theta_m=0^\circ$  iken hareket eden arabanın  $(X,Z)=(4,50)$  noktasında sola keskin bir dönüş yaparken: a) arabanın konum değişimi, b)  $u(k)$  tekerlek açısının değişimi, c)  $\theta_m$  yön açısının değişimi



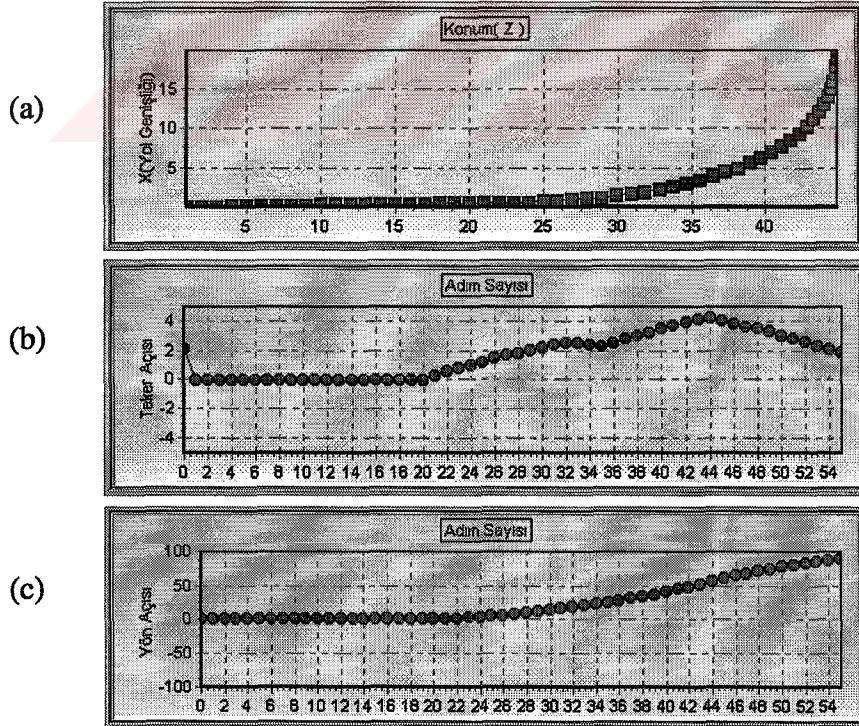
Şekil 107.  $\theta_m=5^0$  iken hareket eden arabanın  $(X,Z)=(8,60)$  noktasında sola keskin bir dönüş yaparken: a) arabanın konum değişimi, b)  $u(k)$  tekerlek açısının değişimi, c)  $\theta_m$  yön açısının değişimi



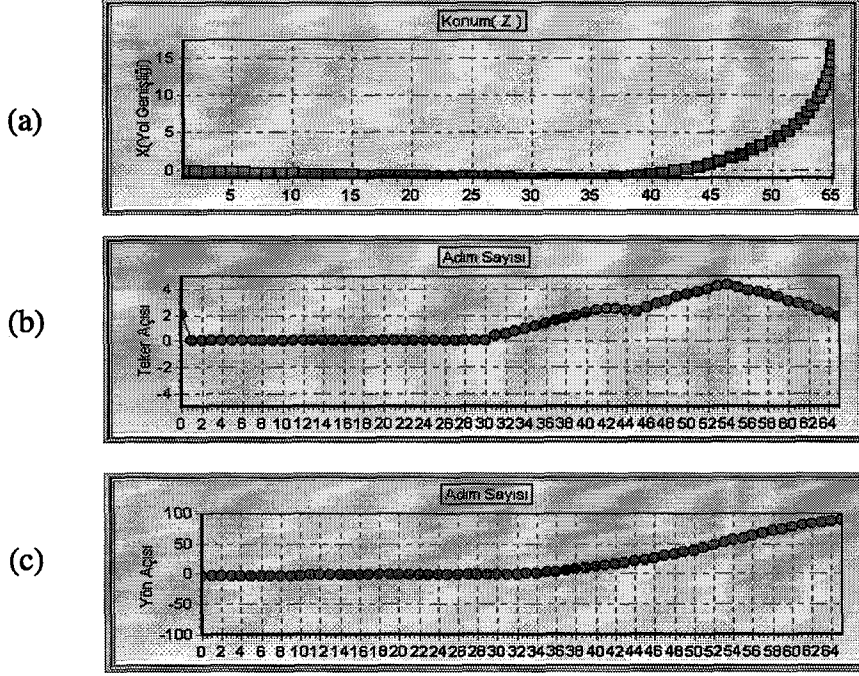
Şekil 108.  $\theta_m=10^0$  iken hareket eden arabanın  $(X,Z)=(8,60)$  noktasında sola keskin bir dönüş yaparken: a) arabanın konum değişimi, b)  $u(k)$  tekerlek açısının değişimi, c)  $\theta_m$  yön açısının değişimi



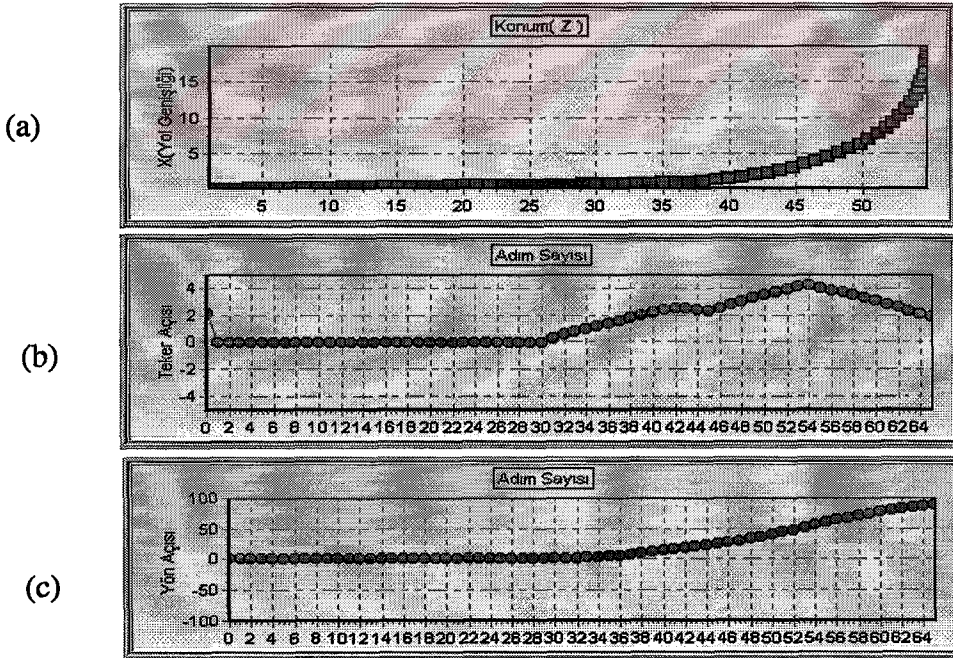
Şekil 109.  $\theta_m=10^0$  iken hareket eden arabanın  $(X,Z)=(-4,50)$  noktasında sağa keskin bir dönüş yaparken: a) arabanın konum değişimi, b)  $u(k)$  tekerlek açısının değişimi, c)  $\theta_m$  yön açısının değişimi



Şekil 110.  $\theta_m=0^0$  iken hareket eden arabanın  $(X,Z)=(-4,50)$  noktasında sağa keskin bir dönüş yaparken: a) arabanın konum değişimi, b)  $u(k)$  tekerlek açısının değişimi, c)  $\theta_m$  yön açısının değişimi



Şekil 111.  $\theta_m = -5^\circ$  iken hareket eden arabanın  $(X,Z) = (-15,50)$  noktasında sağa keskin bir dönüş yaparken: a) arabanın konum değişimi, b)  $u(k)$  tekerlek açısının değişimi, c)  $\theta_m$  yön açısının değişimi



Şekil 112.  $\theta_m = 0^\circ$  iken hareket eden arabanın  $(X,Z) = (-7,60)$  noktasında sağa keskin bir dönüş yaparken: a) arabanın konum değişimi, b)  $u(k)$  tekerlek açısının değişimi, c)  $\theta_m$  yön açısının değişimi



## 2.4. Sinir Ağlarıyla Cisim Tanıma

Yol üzerinde bulunan cisimlerin tanınmasında “*çağrışımlı bellek*” yöntemiyle çalışan sinir ağları kullanılmıştır. Geliştirilen çağrışımlı bellek yöntemi ağın eğitim süresini kısaltırken aynı zamanda ağın saklayacağı örüntü sayısını da azaltarak gerekli bellek alanını en aza indirmektedir. Ayrıca örüntü sınıflarının sayısını ise artırmaktadır. Bu ağ insan öğrenme sistemine çok yakın bir öğrenme ve test işlemi gerçekleştirmektedir [69, 70, 71, 72].

Geliştirilen sinir ağının esası değişik örüntü veya örüntü sınıflarındaki ortak özellikleri bir kez öğrenerek daha sonra kullanılmak üzere saklamasıdır. Örüntüler arasındaki benzerlik bir örüntünün bütünü değerlendirilerek belirlenebildiği gibi örüntü dilimlenerek yani altörüntülere ayırarak da yapılabilir. Böylece tümüyle aynı olmayan ama altparçalarından bazıları birbirine benzeyen örüntülerin benzer kısımlarını kullanılarak hem bellek alanını azaltılmakta hem de daha doğru tanıma sağlanmaktadır. Her hangi bir örüntü dilimi başka örüntülerin aynı numaralı dilimleri ile karşılaştırılarak benzerlik aranır. Benzerliğin derecesine göre dilimlere ait sinir hücreleri uygun çıkışlar üretir.

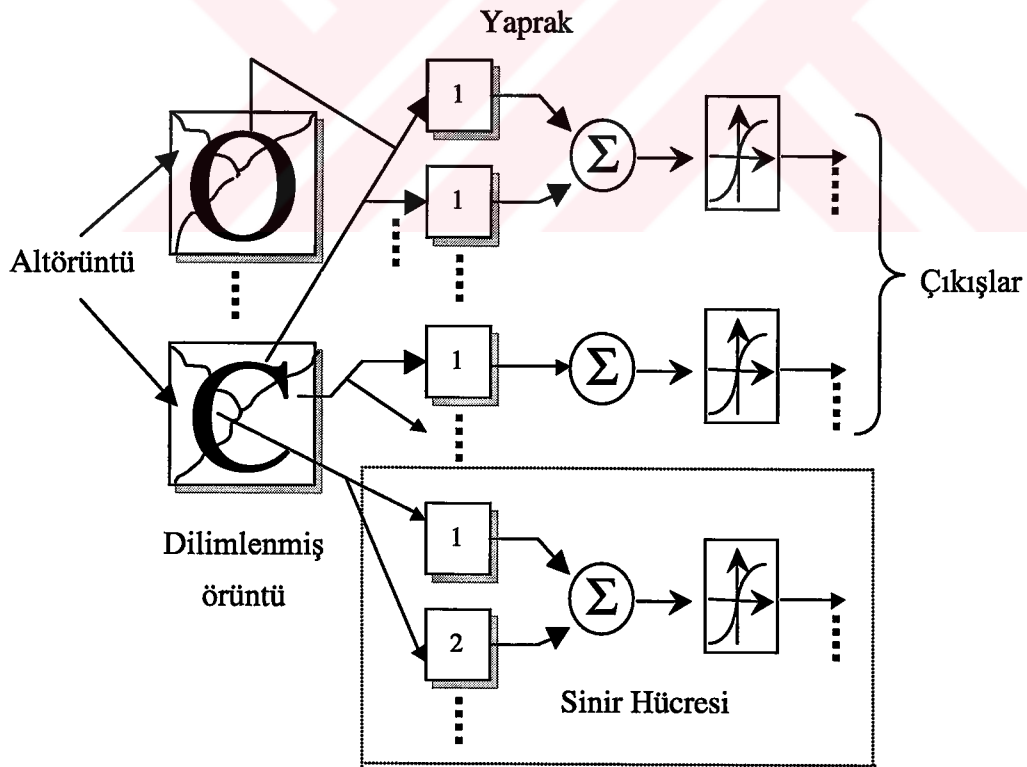
Herhangi bir örüntü uygun boyutlu altörüntülere bölünür ve sınıfını gösterecek bir kod parçası ile ağda saklanır. Geliştirilen ve burada kullanılan yöntem “*altörüntü kodlama*” olarak bilinir. Bir kod parçası ile sistemde saklanan altörüntüye “*yaprak (leaf)*” adı verilir. Eğitimin başlangıcında her hangi bir yaprak yoktur. Bütün yapraklar sistem eğitilirken oluşturulur. Yaprakların içeriği ve sayısı eğitim kümesinin ve ağ parametrelerinin bir fonksiyonudur.

Şekil 113’te gösterildiği gibi her hangi bir sinir elemanı, altörüntü altkümesi ile ilişkilendirilir. Başlangıçta kullanılan altörüntü sayısı kadar sinir hücresi vardır. Örüntülerin tümü yapraklarda saklanır. Bununla birlikte bir yaprak yalnızca altörüntü ile sınıf bilgisi kodunun bir bölümünü saklar. Şekil 114’te değişik karakter örüntülerine ait dört farklı bölge için dilimleme şekilleri gösterilmiştir. Bu dilimleme bölgelerinin sayısı daha da artırılabilir. Dilimleme yapılan bölgenin düzgün hatlarla ayrılma zorunluluğu yoktur. Şekil 115’te ise değişik geometrik şekiller verilmiştir. Hem karakter hem de geometrik şekillerde her bir örüntünün aynı numaralı dilimi ile diğer örüntülerin aynı

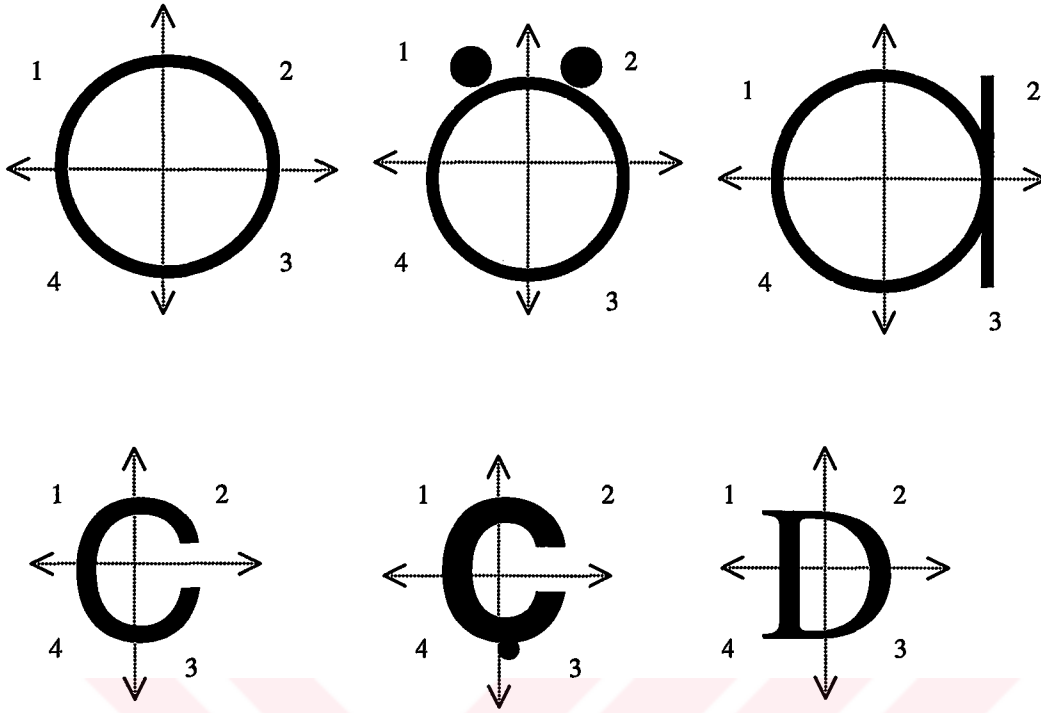
numaralı dilimi arasında ilişki aranır. Bu ilişki değeri aynı numaralı alt örüntülerin birbirine yeterince benzer olduğunu gösteriyorsa bu altörüntünün saklanması gerekmez, çünkü bu altörüntü yapraklarda zaten vardır, her altörüntü kendine ilişkin bir kodla saklanır.

Bir yaprak biri altörüntü diğeri ise örüntü sınıfını gösteren kodun bir bölümü olmak üzere iki kısımdan oluşur. Siner elemanının her bir yaprağı farklı örüntülerin aynı numaralı altörüntüleri ile ilişkilendirilir. Bir sinirdeki yaprakların sayısı örüntülerin yapılarına bağlı olarak değişebilir.

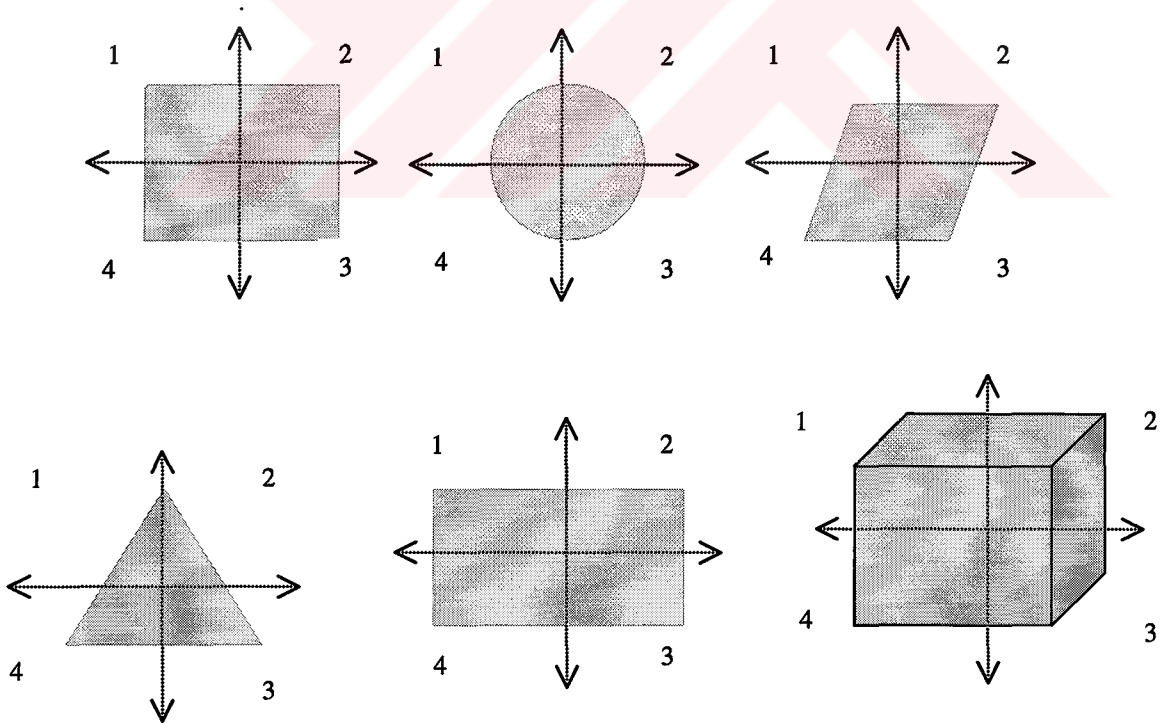
Eğer altörüntüler arasında yeterli bir benzerlik bulunmuşsa farklı örüntülerin bu kısımlarının saklanmasına gerek yoktur. Sadece birbirinden çok farklı kısımlar (altörüntüler) saklanır. Saklamada kullanılan benzerlik ifadesindeki kritik eşik saklanacak örüntü sayısını ve tanımayı etkiler.



Şekil 113. Üç altörüntü dilimli çağrışımlı ağ



Şekil 114. Dört dilime ayrılmış değişik karakter örüntüleri



Şekil 115. Dört dilime ayrılmış değişik geometrik örüntüler

Burada örüntüyü dilimlemenin kesin bir sınırlaması yoktur, rasgele dilimleme yapılabilir. Bir örüntüdeki altörüntülerin sayısı çözünürlüğe de bağlıdır. Altörüntülerle birlikte saklanan kod parçasının boyu tamamen eğitim esnasında oluşan yaprak ve dilim sayısına bağlıdır.

Eğitim sisteme ilk örüntünün verilmesi ile başlar. Başlangıçta sistemde hiç bir yaprak olmadığından ilk örüntü olduğu gibi sistemde saklanır. Daha sonra ağa öğretilecek örüntüler ise öncekilerle ilişkilendirilerek gerekiyorsa saklanır. Her bir yaprak CS (Conditioned Stimulus) giriş örüntüsü ile ona karşı gelen UCS (UnConditioned Stimulus) sınıf bilgisinin bir bölümünü saklar. Her bir örüntünün altörüntüleri daha önce sisteme öğretilmiş aynı dilimlere ait altörüntülerle ilişkilendirilir. Eğer bu ilişki belirli bir eşik değerinden daha büyükse altörüntü ağda saklanmaz, değilse yeni bir yaprak oluşturulur. Bu işlem eğitim süresince devam eder. İlişkilendirme işlemi, 79 veya 80 denklemleriyle verilen ölçütlerin biriyle yapılabilir, burada 80 bağıntısı kullanılmıştır.

$$S(x_k, x_{k+r}) = \frac{\langle x_k, x_{k+r} \rangle}{\langle x_k, x_k \rangle + \langle x_{k+r}, x_{k+r} \rangle - \langle x_k, x_{k+r} \rangle} \quad (79)$$

$$q(x_k, x_{k+r}) = \frac{\langle x_k, x_{k+r} \rangle}{\langle x_k, x_k \rangle + \langle x_{k+r}, x_{k+r} \rangle} \quad (80)$$

burada

$$\langle x_k, x_{k+r} \rangle = \|x_k\| \|x_{k+r}\| \cos(\theta_{k, k+r}) \quad (81)$$

Kullanılan benzerlik veya ilişki ifadesinin gücü ağın bilgi saklama kapasitesi ve tanıma yeteneğini doğrudan etkiler. Bağıntı ne kadar güçlü olursa saklanması gerekli bilgi miktarı da o derece azalır. Yukardaki öğrenme tekniğinde kullanılan ilişki ifadesi, biyolojik olana oldukça yakındır.  $q$  ilişki faktörünün değişim aralığı  $-1$  ile  $+1$  arasındadır.  $q=-1$  gerçek negatif ilişkiyi, ve  $q=+1$  gerçek pozitif ilişkiyi gösterirken,  $q=0$  ise ilişkinin olmadığını gösterir. Eğer  $q$  önceden tanımlanmış bir  $T_c$  eşik değerinden küçük ise o zaman yeni altörüntü ağda bulunan yapraklarla fazla ilişkiye sahip değildir ve yeni bir yaprak oluşturulmalıdır. Burada verilen yöntem kullanılan kodlama tekniği sayesinde ZIP kodlu

karakter örüntülerin %98 oranında doğru tanımaktadır. Yöntemle aynı ilişki ifadesini kullanan Dystal ise aynı tanıma oranına ulaşmak için daha fazla örüntü çeşiti saklamaktadır. ZIP kod karakterler için üç farklı yöntemin karşılaştırması tablo 11’de verilmiştir.

Kenar işleme tekniği ile yol üzerinde bulunması olası belirli şekillere sahip cisimlere ait özellikler belirlenir, ve bunlar ağa öğretilir. Araba yolda hareket halindeyken yol üzerinde karşılaştığı engelleri sinir ağına tanışarak tanır. Böylece arabanın uygun bir yönde güvenli hareketi sağlanır. Otonom araba önüne çıkan cisimleri tanımda çağrışimli bellek yöntemi kullanılarak, gerekirse sadece cisimlerin özellikleri hakkında bilgi veren sistemden ziyade, görünen cismin ne olduğunu da belirlemektedir. Böylece araba önüne çıkan engel bilgilerini de değerlendirerek daha güvenli hareket etmektedir.

Tablo 11. Değişik yöntemler için ZIP kod örüntü tanıma oranları

PRALAB(%)	Dystal (%)	Yaprak yöntemi (%)
Saklanan bilgi fazla, tanıma oranı düşük	Saklanan bilgi fazla	Saklanan bilgi az
80	98	98

### 3. SONUÇLAR

Çoğu cisimler şekillerinden veya renklerinden ziyade taşıdıkları *doku* adı verilen küçük ayrıntılar yardımıyla tanınır. Duvar örneğinde olduğu gibi hepsi aynı tür malzemenin yapıldığı halde üzerinde oluşturulan dokular (tarak sıvadaki gibi) duvarın kalitesini daha iyi tanımlamaktadır. Düz bir arazide stabilize yolu, etrafındaki alanlardan ayıran herhangi bir geometrik parametre (boyut değişikliği gibi) veya fiziksel parametre (renk gibi) bulunamayabilir. Ama böyle bir arazide eğer daha önce bir arabanın gidişi sonucu doku olarak adlandırılan tekerlek izleri oluşmuşsa, daha sonraki araba sürmeleri için artık yeterli düzeyde konum ve yön belirleme bilgisi var demektir. Bu tezde sürme için yeterli bilginin olmadığı böyle ortamlarda doku gibi küçük yüzey ayrıntıları kullanılarak bir sürme ortamı sağlanmaya çalışılmıştır.

Değişik dokulu alan sınırlarının belirlenmesi için burada DBÖ yöntemi geliştirilmiş ve ne derece başarılı olduğu değişik doku görüntülerine uygulanarak gösterilmeye çalışılmıştır. Bu yöntem bütünlük arzeden en küçük doku parçasını belirlemekte ve daha sonra o parçanın dokulu yüzeyde tekrarlandığı alanın sınırlarını saptamaktadır. Aynı dokunun hiç bozulmadan tekrarlanmasını beklemek mümkün olmadığından DBÖ yöntemi belirli tolerans içinde kalarak belirli bir dokunun tekrarlandığı alan sınırlarını belirler. Dolayısıyla yöntemin başarısı bu en küçük doku parçasının etkin biçimde belirlenmesine ve belirli bir bozulma toleransı içinde tekrarlandığı sınırların iyi saptanmasına bağlıdır.

DBÖ yönteminin alanları dilimleme başarısını test edebilmek için değişik boyutlarda ana ve yardımcı tarama pencereler kullanılmıştır. Ayrıca hem görüntünün işleme süresini kısa tutabilmek hem de sınırları belirlemeyi en üst düzeye çıkarabilmek için görüntülerin örtüşüm oranları üzerinde çeşitli denemeler yapılmıştır. Yapılan çalışmalar kısmında verilen görüntüler ve bunlara ilişkin DBÖ değişimleri daha çabuk sonuca varılabilsin diye kaba hesaplamalara dayanmasına rağmen, sonuçlar oldukça tatmin edicidir.

DBÖ yöntemi yalnız dokulu yüzeylerde değil aynı zamanda dokusuz renkli yüzeylerde de aynı başarıyı göstererek farklı renk bölgelerini birbirinden ayırabilmektedir. Ayrıca gölgeli yüzeylerin veya ıslak yüzeylerin görüntülerinde de, gölge veya ıslaklık başka bir cisim yansıması oluşturmadan etkisiz kılınabilmektedir. DBÖ grafiklerinden DBÖ

değişiminin az olduğu yeterince geniş ve uzun alanlara seçilerek yol konumu belirlenebilir. Ancak bu özelliğe sahip alanlar yol dışındaki bölgelerde de görülebilir. Bu yüzden yol doku ilkelinin yol konusunda karar verilirken bir parametre olarak kullanılması hareket güvenliğini artıracaktır.

Tezde sunulan diğer bir yenilik burada *yaprak* yöntemi olarak adlandırılan ve cisim tanımada kullanılan bir cins çağrışımlı bellektir. Bu yöntemde kullanılan veri sıkıştırma ve veri kodlama teknikleri sayesinde cisimleri karakterize eden bilgiler daha küçük bir bellek alanında tutulabilmiş ve bunun sonucu erişimleri de daha hızlı olmuştur. Bu özelliklerinin yanında karar vermede rakipleri karşısında oldukça başarılı bulunmuştur.

Engellerden sakınmak için ani sapsmalar yapmamak amacıyla arabanın denetiminde kestirim öğrenmeli bulanık mantık tekniği kullanılmıştır. Görüntüden uzak ve yakın dilimler alınarak, ileride karşılaşılabilecek durumlar önceden kestirilmeye çalışılmış ve denetim kuralları bu yeni durumlara göre güncellenerek arabanın değişik ortamlara uyum yeteneği artırılmıştır.

Stabilize yolda kendiliğinden gidebilen otonom bir araba en karmaşık yapay zeka problemini oluşturur. Tecrubeli bir sürücünün bile zorlandığı bu sürme işlemi elbette bir makina tarafından tam manasıyla gerçekleştirilemeyecektir. Bu yüzden doku veya renk gibi yolu etrafındaki ortamdan ayırabilecek bilginin çok belirgin olarak bulunmadığı durumlarda yol konumu doğru olarak belirlenerek arabanın sağlıklı hareketi mümkün olmamaktadır. Bazı stabilize yollarda çimenli, su birikintili topraklı ve çakıllı alanlar çok sık tekrarlanarak değişik bir doku görünümü oluşturduğu zaman DBÖ grafiğinden yol konumunun belirlenmesi güçleşmektedir. Ayrıca yol çukurlarının da 3-B cisim olarak burada geliştirilen çağrışımlı bellek tarafından algılanması, çukurun bir standart biçimi ve büyüklüğü olmadığından mümkün olmamaktadır. Ama bu tür nesnelere için DBÖ grafiği değerlendirilerek çukurlardan veya tümseklerden bir dereceye kadar sakınmak mümkün olmaktadır. Burada verilen bazı olumsuzluklara rağmen, DBÖ yöntemiyle doku tanıyarak orta kaliteli stabilize yollarda otonom arabanın güvenli hareketi mümkün olabilmektedir.

#### 4. ÖNERİLER

- . Doğada bulunan her doku değişik özelliklere sahip olduğundan doku örneklerinin değişimleri bir boyutlu zamansal işaretlerle temsil edilebilir. Bu işaretler yardımıyla sinir ağları eğitilerek tanıma için hem icra süresi azaltılabilir hemde daha iyi doku dilimleme oranları elde edilebilir
- . Biyolojik öğrenmeyi hedef alan yaprak yöntemi daha da geliştirilerek her türlü 3-B cismin tanınmasında kullanılabilir
- . 3 serbestlik derecesine sahip kamera kullanarak yalnız önden değil diğer doğrultulardan da görüntü alarak şoför kafasının hareketi benzetilebilir
- . Sisli havalarda uzaklık algılayıcılarıyla görüntüleme sistemi desteklenerek sistemin güvenilirliği artırılabilir
- . Sisteme gece görüşü kazandırılabilir
- . Düz olmayan azalan veya yükselen eğime sahip yollar için yol modelleri geliştirilebilir
- . Stabilize yollarda yol koşullarına bağlı olarak sadece yön ve konum ayarı değil aynı zamanda yol bozukluğuna bağlı olarak hız denetimleri sağlanarak rahat seyahat gerçekleştirilebilir.



## 5. KAYNAKLAR

1. Zurada, J. M., Introduction to Artificial Neural Systems, First Edition, By West Publishing Co., St. Paul, 1992.
2. Gupta, M. M., Rao D. H., On the Principles of Fuzzy Neural Networks, Fuzzy Sets and Systems, 61(1994) 1-18.
3. Cüceloğlu, D., İnsan ve Davranışı, Remzi Kitabevi, 3. Basım, İstanbul, 1992.
4. R. J. Schalkoff, Digital Image Processing and Computer Vision, First Edition, John Wiley & Sons, Inc., Singapore, 1989.
5. Eom, K. B., Kashyap, R. L., Composite Edge Detection with Random Field Models, IEEE Trans. on Systems, Man, and Cysbernetics, 20, 1 (1990), 81-93.
6. Yazıcı, R., Karal, H., Görüntüdeki Karmaşık Kenarların Dik Moment Yöntemi ile Algılanması, 3. Sinyal İşleme ve Uygulamaları Kurultayı, Nisan 1995, Nevşehir, Bildiriler Kitabı, 275-280.
7. Haralick, R. M., Shapiro, L. G., Computer and Robot Vision, Volume I, First Edition, Addison-Wesley Publishing Co., USA, 1992.
8. J. Canny, A Computational Approach to Edge Detection, IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., 8(1986), 679-698.
9. Mintz, D., Robust Consensus Based Edge Detection, CVGIP: Image Understanding, 59, 2 (1994), 137-153.
10. Kisworo, M., Venkatesh, S., West, G., Modeling Edges at Subpixel Accuracy Using the Local Energy Approach, IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 16, 4 (1994), 405-410.
11. Wani, A. W., Batchelor, B. G., Edge-Region-Based Segmentation of Range Images, IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 16, 3 (1994), 314-319.
12. Bhattacharya, D., Sinha, S., Invariance of Stereo Images Via the Theory of Complex Moments, Pergamon, Pattern Recognition, 30, 9 (1997), 1373-1386.

13. Anil K. Jain, *Fundamentals of Digital Image Processing*, First Edition, Prentice Hall, Englewood Cliffs, USA, 1989.
14. Stefano Casadei et al., *Boundary Detection in Piecewise Homogenous Textured Images*, Proc. Computer Vision ECCV'92 Second European Conference on Computer Vision, Santa Margherita Ligure, Italy, 1992, pp. 175-183.
15. W. P. J. Mackeown et al., *Road Recognition with Neural Networks*, Proc. 1<sup>st</sup> IFAC International Workshop Intelligent Autonomous Vehicle, United Kingdom, 18-21 April, 1993, pp. 271-276.
16. N. W. Campbell et al., *Automatic Segmentation and Classification of Outdoor Images Using Neural Networks*, World Scientific Publishing Company, Bristol, 1996, pp. 137-141.
17. Z. Dong, K. L. Chan, *Determination of Local Interaction Neighbourhood For Defect Detection in Quasi-Periodic Texture*, Proc. ACCV'95 Second Asian Conference on Computer Vision, December 5-8, Singapore, pp. I-254-258.
18. C. Hennebert, V. Rebuffel, P. Bouthemy, *Spatio-Temporal Structuration of A Textured Scene Based on Motion and Depth Criteria*, Proc. ACCV'95 Second Asian Conference on Computer Vision, December 5-8, Singapore, pp. III-31-35.
19. B. G. Çetiner, *Statistics of Neighbouring Grey Level Differences (NGLD-1) for Texture Analysis and Classification*, Proc. International Symposium Intelligent Manufacturing Systems, August 6-7, 1998, Sakarya-Turkey, 1998, pp. 99-108.
20. B. G. Çetiner, *Texture Classification Using Neighbouring Grey Level Differences (NGLD-2) Method and Artificial Neural Networks*, Proc. International Symposium Intelligent Manufacturing Systems, August 6-7, 1998, Sakarya-Turkey, 1998, pp. 109-112.
21. W. Wen, R. J. Fryer, *Texture Boundary Detection-A Structural Approach*, *British Machine Vision Conference 1991*, Edited by Peter Mowforth, 24-26 September 1991, University of Glasgow, pp. 104-110.
22. T. S. Lee, D. Mumford and A. Yuille, *Texture Segmentation by Minimizing Vector-Valued Energy Functionals: The Coupled-Membrane Model*, Proc. Computer Vision ECCV'92 Second European Conference on Computer Vision Santa Margherita Ligure, May 1992, Italy, pp. 165-173.

23. A. Casals, J. Amat, A. Grau, Texture Parametrization Method For Image Segmentation, Proc. Computer Vision ECCV'92 Second European Conference on Computer Vision Santa Margherita Ligure, May 1992, Italy, pp.160-164.
24. M. M. Fleck, Texture Plus Ça Change,...\* , Proc. Computer Vision ECCV'92 Second European Conference on Computer Vision Santa Margherita Ligure, May 1992, Italy, pp. 151-159.
25. P. Garcia, M. Petrou, S. Kamata, The Use of Boolean for Texture Analysis of Grey Images, Computer Vision and Image Understanding, Vol.4, No.3, June, 1999, pp.227-235.
26. M. L. Comer, E. J. Delp, Segmentation of Textured Images Using a Multiresolution Gaussian Autoregressive Model, IEEE Trans. On Image Processing, Vol.8, No.3, March 1999, pp. 408-420.
27. D. Raviv, M. Herman, A Unified Approach to Camera Fixation and Vision-Based Road Following, IEEE Trans. On Systems, Man, and Cybernetics, Vol. 24, No. 8, August 1994, pp. 1125-1140.
28. Lin, C. T., Lee, C. S. G., Neural-Network-Based Fuzzy Logic and Design System, IEEE Trans. on Computers, 40, 12 (1991), 1320-1336.
29. Amit, D. J., Modeling Brain Function , Cambridge University Press, UK, 1989.
30. Veelenturf, L. P. J., Analysis and Applications of Artificial Neural Networks, First Pub., Printice Hall International Ltd., UK, 1995.
31. Haykin, S., Neural Networks, Macmillan College Publishing Company, Inc., New York, 1994.
32. Zargham, M. R., Computer Architecture, Prentice-Hall International, Inc., New Jersey, 1996.
33. Tagliarini, J. F. C., Page, E. W., Optimization Using Neural Networks, IEEE Trans. on Computers, 40, 12 (1991), 1347-1358.
34. Wang, T., Zhuang, X., Xing, X., Designing Bidirectional Associative Memories with Optimal Stability, IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, 24, 5(1994), 778-790.

35. Kosko, B., Bidirectional Associative Memories, IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, 18, 1 (1988), 49-59.
36. Leung, C. S., Optimum Learning Bidirectional Associative Memories in the Sense of Capacity, IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, 24, 5 (1994), 791-796.
37. Wang, Y. F., Cruz, J. B., J. H. Mulligan, JR., Two Coding Strategies for Bidirectional Associative Memories, IEEE Trans. on Neural Networks, 1, 1(1990), 81-92.
38. Zhang, M., Suen, C. Y., Bui, T. D., Associative Memories in Pattern Recognition, Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering, September 1991, Canada, 31.1.1-31.1.4.
39. Oh, H., Kothari, S. C., Adaptation of the Relaxation Method for Learning in Bidirectional Associative Memories, IEEE Trans. on Neural Networks, 5, 4 (1994), 576-583.
40. Zadeh, L. A., Outline of a New Approach to the Analysis of Complex Systems and Decision Process, IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, 3, 1(1973), 28-44.
41. Katayama, R., Kajitani, Y., Developing Tools and Methods for Applications Incorporating Neuro, Fuzzy and Chaos Technology, Computer in Engineering, 24, 4 (1993), 579-592.
42. Klir, G. J., Folger, T. A., Fuzzy Sets, Uncertainty, and Information, Printice Hall, Englewood, New Jersey, 1988.
43. Klir, G. J., Yuan, B., Fuzzy Sets and Fuzzy Logic, Theory and Applications, Printice Hall PTR, New Jersey, 1995.
44. Ross, T. J., Fuzzy Logic with Engineering Applications, McGraw-Hill Inc., USA, 1995.
45. D. Kim, In-Hyun Cho, An Accurate and Cost-Effective COG Defuzzifier Without the Multiplier and the Divider, Fuzzy Sets and Systems, 104 (1999), pp. 229-244.
46. Maeda, M., Shimakawa, M., Murakami, S., Predictive Fuzzy Control of an Autonomous Mobile Robot with Forecast Learning Function, Fuzzy Sets and Systems, 72 (1995), 51-60.

47. Ray, K. S., Ghoshal, J., Approximate Reasoning Approach to Pattern Recognition, Fuzzy Sets and Systems, 77(1996), 125-150.
48. Tanaka, K., Sugeno, M., Stability Analysis and Design of Fuzzy Control Systems, Fuzzy Sets and Systems, 45 (1992), 135-156.
49. Macvicar-Whelan, P. J., Fuzzy Sets for Man-Machine Interaction, Int. J. Man-Machine Studies, 8 (1976), 687-697.
50. Bouslama, F., Ichikawa, A., Fuzzy Control Rules and Their Natural Control Laws, Fuzzy Sets and Systems, 48 (1992), 65-86.
51. Yamashita, T., On a Support System for Human Decision Making by the Combination of Fuzzy Reasoning and Fuzzy Structural Modeling, Fuzzy Sets and Systems, 87 (1997), 257-263.
52. Maeda, M., Maeda, Y., Murakami, S., Fuzzy Drive Control of an Autonomous Mobile Robot, Fuzzy Sets and Systems, 39 (1991), 195-204.
53. Masaki, I., Vision-Based Vehicle Guidance, Springer-Verlag, New York, 1992.
54. Tanaka, K., Sano, M., Trajectory Stabilization of a Model Car Via Fuzzy Control, Fuzzy Sets and Systems, 70 (1995), 155-170.
55. Kim, H. M., Dickerson, J., Kosko, B., Fuzzy Throttle and Brake Control for Platoons of Smart Cars, Fuzzy Sets and Systems, 84 (1996), 209-234.
56. Jamshidi, M., at All, Applications of Fuzzy Logic, First Edition, Prentice Hall PTR, New Jersey, 1997.
57. Dickmanns, E. D., Mysliwetz, B., Christians, T., An Integrated Spatio-Temporal Approach to Automatic Visual Guidance of Autonomous Vehicles, IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, 20, 6 (1990), 1273-1284.
58. Yazıcı, R., Karal, H., Fuzzy Control of a Car with Stable Trajectory for Mobile Obstacle Avoidance, Fourth International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision, (ICARCV'96), December 1996, Singapore, 1891-1895.
59. Li, W., Ma, C., Wahl, F. M., A Neuro-Fuzzy System Architecture for Behavior-Based Control of a Mobile Robot in Unknown Environments, Fuzzy Sets and Systems, 87 (1997), 133-140.

60. Li, W., Jiang, X., Wang, Y., Road recognition for Vision Navigation of an Autonomous Vehicle by Fuzzy Reasoning, Fuzzy Sets and Systems, 93 (1998), 275-280.
61. K. Sharma and D. Kuan, Real-Time Model Based Geometric Reasoning For Vision-Guided Navigation, Machine Vision and Applications, 2(1989), pp. 31-44.
62. J. D. Crisman, and C. E. Thorpe, SCARF: A Color Vision System that Tracks Roads and Intersections, IEEE Trans. On Robotics and Automation, Vol. 9, No.1, February 1999, pp. 49-58.
63. J. W. Baxter, and J. R. Bumby, Fuzzy Logic Guidance and Obstacle Avoidance Algorithms For Autonomous Vehicle Control, Proc. 1<sup>st</sup> IFAC International Workshop Intelligent Autonomous Vehicle, United Kingdom, 18-21 April, 1993, pp. 259-264.
64. M. B. Holder, M. M. Trivedi, and S. B. Marapane, Mobile Robot Navigation by Wall Following Using a Rotating Ultrasonic Scanner, Proc. ICPR'96, pp. 298-302.
65. J. Gasos, A. Rosetti, Uncertainty Representation For Mobile Robots: Perception, Modeling and Navigations in Unknown Environments, Fuzzy Sets and Systems, 107(1999), pp.1-24.
66. K. Kluge, S. Lakshmanan, Lane Boundary Detection Using Deformable Templates: Effects of Image Subsampling on Detected Lane Edges, ACCV'95 Second Asian Conference on Computer Vision, December 5-8, Singapore, pp. III-141-145.
67. Ghosal, S., Mehrotra, R., Detection of Composite Edges, IEEE Trans. on Image Processing, 3, 1 (1994), 14-25.
68. Burger, P., Gillies, D., Interactive Computer Graphics, Addison-wesley Publishing Company, Inc., 1989.
69. Yazıcı, R., Karal, H., An Implementation of a Robotic Vision System with Neural Networks, 2<sup>nd</sup> International Mechatronic Design and Modeling Workshop, November 1995, Ankara-Turkey, 39-48.
70. Yazıcı, R., Karal, H., Character Recognition Using Subpattern Coding in Neural Networks, Turkish Journal of Elektrical Engineering & Computer Sciencences, 4, 1-3(1996), 25-34.

71. Guyton, A. C., Textbook of Medical Physiology, W. B. Saunders Company, USA, 1986.
72. Blackwell, K. T., A new approach to Hand-written Character Recognition, Pattern Recognition, 25, 6(1992), 655-666.



## 6. EKLER

### Ek 1. Görüntü-Dünya Koordinat Sistemleri Arasındaki Dönüşüm

. *Perspektif Dönüşüm*: Perspektif projeksiyonda 3-B gerçek dünyadan 2-B görüntü düzlemine izdüşüm yapılır. İzdüşüm noktaları uygun şekilde birleştirilerek cismin 2-B görüntüsü oluşturulur. Görüntüleme koordinat sisteminin orijini genellikle izdüşüm düzleminin merkezi ile çakışacak şekilde çevrilir ve bakış noktasından bu orijine olan çizgi görüntüleme düzlemine diktir. Ek Şekil 1’de bir cismin görüntülenmesi basit olarak verilmiştir.

Cisim koordinat sisteminde tanımlanan bir  $P(X, Y, Z)$  noktasının  $(X_c, Y_c, Z_c)$  koordinat sistemindeki konumu Ek Şekil 2’de gösterildiği gibi  $(X_b, Y_b, Z_b)$  ile verilsin. Burada kameranın arabaya sabit şekilde  $Y_k = -H$  yüksekliğine yerleştirildiği varsayılmaktadır. Arabanın hareketi genel olarak aşağıdaki transformasyonları gerektirir.

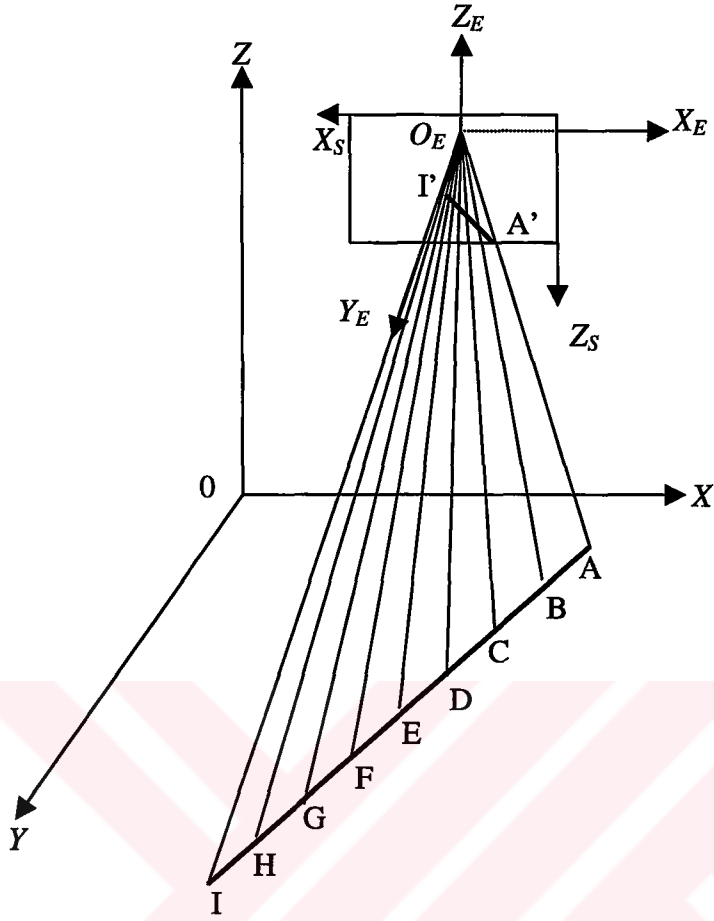
. *Öteleme (Translation)*: Hem cisim hem de kamera sabit dünya koordinat sisteminde tanımlanmıştır. Ama kamera cisimleri kendi koordinat sisteminde görmek ve değerlendirmek ister. Bu amaçla tüm cisimler aşağıdaki öteleme transformasyonu yardımıyla kamera koordinat sistemine taşınır.  $\bar{V}_1$  ve  $\bar{V}_2$  sırasıyla cisim sisteminin orijininin kamera sisteminin orijinine ve  $P$  noktasına olan vektörleri göstermek üzere bu öteleme

$$\bar{V}_3 = \bar{V}_2 - \bar{V}_1 \quad (E.1)$$

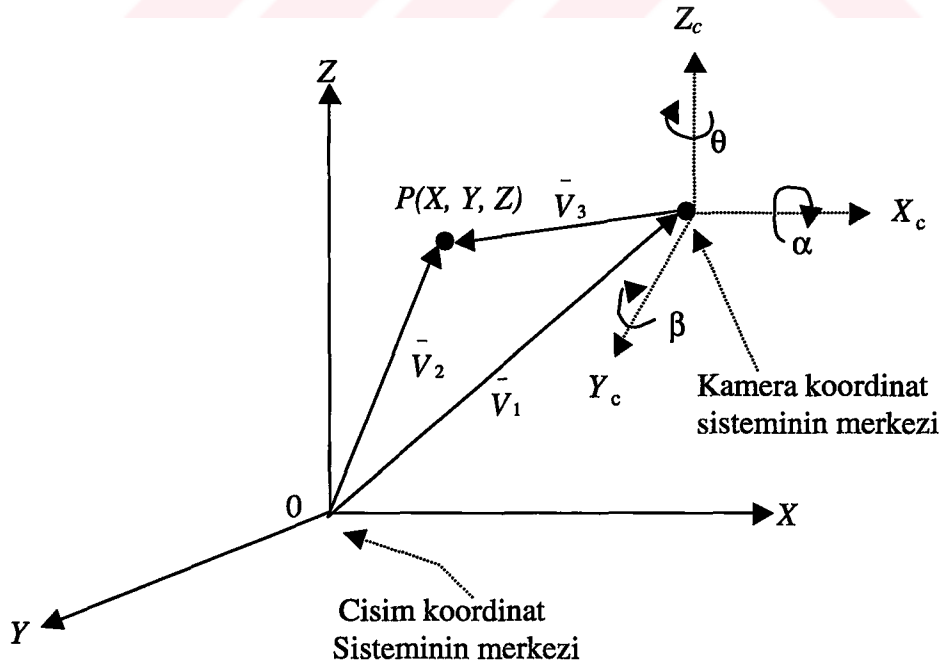
veya açık olarak aşağıdaki gibi yazılabilir.

$$\bar{V}_3 = \begin{bmatrix} X_t \\ Y_t \\ Z_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X - X_c \\ Y - Y_c \\ Z - Z_c \end{bmatrix} \quad (E.2)$$





Ek Şekil1. Doğrusal perspektifin özellikleri



Ek Şekil 2. Koordinat sistemleri

Burada  $\bar{V}_1$  ve  $\bar{V}_2$  vektörleri açık olarak

$$\bar{V}_1 = \begin{bmatrix} X_k \\ Y_k \\ Z_k \end{bmatrix}, \quad \bar{V}_2 = \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} \quad (\text{E.3})$$

ile gösterilir.

. *Dönme (Rotation)*: Yukarıda söz edildiği gibi, E.2 denklemi ile açıklanan nokta ötelemesi yalnızca her iki koordinat sistemine karşılık gelen eksenler paralel ve biri diğeri ile aynı yönlü olduğu zaman doğrudur. Oysa ki kamera sistemi ötelemenin yanında dönme hareketi de yapabilir. 3-B dönme burada basit olarak verilecektir. Bir noktanın koordinat eksenleri etrafında dönmesi gözönüne alınarak 3-B dönme açıklanacaktır. Uzayda bulunan bir noktayı her hangi bir keyfi eksen etrafında döndürmek için aşağıdaki dönüşümler gerekir. İlk olarak keyfi eksen orijine taşınır, ikinci olarak bilinen eksenlerden biri ile çakıştırılarak dönme işlemi uygulanır, ve üçüncü olarak çakıştırma işleminin tersi yapılır ve keyfi eksen eski konumuna geri taşınır.  $X, Y, Z$  koordinat eksenleri etrafındaki dönmeler Ek Şekil 2'de sırasıyla  $\alpha, \beta,$  ve  $\theta$  açılarıyla verilmiştir. Bu dönmelere ilişkin dönme matrisleri E.4, E.5, ve E.6 bağıntılarıyla verilmiştir.

$$R_\theta = \begin{bmatrix} \cos\theta & \sin\theta & 0 & 0 \\ -\sin\theta & \cos\theta & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (\text{E.4})$$

$$R_\alpha = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \cos\alpha & \sin\alpha & 0 \\ 0 & -\sin\alpha & \cos\alpha & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (\text{E.5})$$

$$R_{\beta} = \begin{bmatrix} \cos \beta & 0 & -\sin \beta & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ \sin \beta & 0 & \cos \beta & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (\text{E.6})$$

. *Pençereleme*: Bir cismin ne kadarının görüş alanı içinde ve ne kadarının görüş alanı dışında bulunduğu gözlemcinin konumuna ve bakış doğrultusuna bağlıdır. Görüş alanı bakış konisi ile belirlenir. Eğer bir cisim tümüyle bakış konisi içinde uzanırsa, kesin olarak görüntülenmesi gerekir. Eğer bir cisim bakış konisinin dışında ise kesin olarak resimden atılmalıdır. Sonuç olarak, eğer bir cismin bir bölümü bakış konisi içinde diğer bölümü dışında ise, bu durumda koninin içinde kalan kısım görüntülenirken, dışında kalan kısım görüntülenmez. Bakış konisi dışındaki cisimlerin tamamının veya bir bölümünün yok edilmesi işlemi “*pençereleme (windowing)*” olarak bilinir ve ya 2-B veya 3-B uzayda gerçekleştirilir.

Şoförsüz araba sistemi için kullanılan 3-B ortamdan 2-B ortama perspektif dönüşüm ile birlikte 2-B görüntü ortamından 3-B cisim ortamına ters perspektif dönüşümler aşağıda açıklanmıştır.

$z, Z$  ekseninde, konumlandırılan kameranın odak uzaklığı  $\lambda$  ile gösterilmiştir. Görüntü düzlemi ile gerçek dünya arasındaki ilişkiyi kurmak için Ek Şekil 3’teki benzer üçgenlerden yararlanılabilir.

$$\frac{x}{\lambda} = \frac{X}{\lambda - Z} \quad (\text{E.7})$$

$$\frac{y}{\lambda} = \frac{Y}{\lambda - Z} \quad (\text{E.8})$$

$$z = 0 \quad (\text{E.9})$$

Kamera eksenleri ile dünya eksenlerinin dönme, öteleme, ve ölçekleme etkileri homojen koordinatlar kullanarak yapılabilir. Dünya kamera sisteminin homojen koordinatları sırasıyla aşağıdaki gibi tanımlanır.

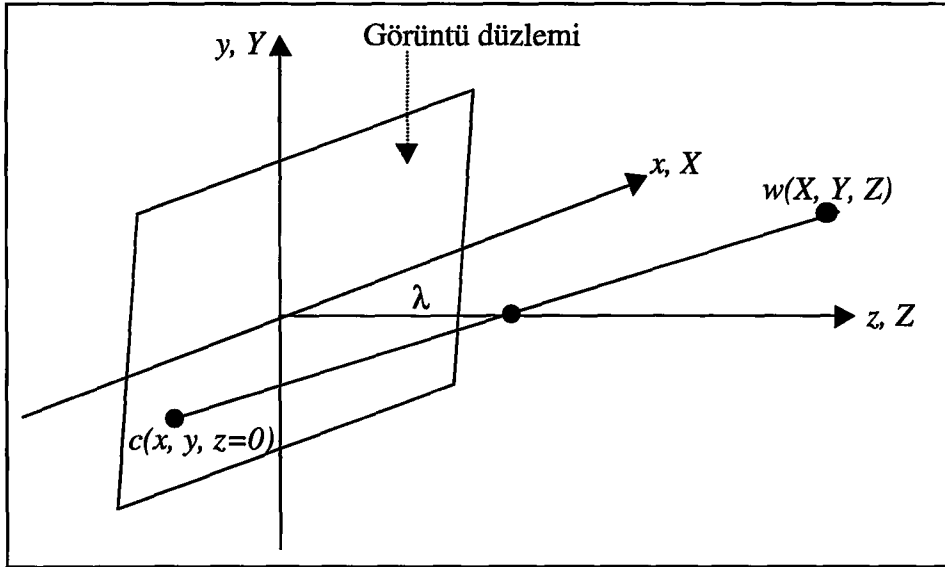
$$w_h = [kX, kY, kZ, k]^T \quad \text{ve} \quad c_h = [kx, ky, kz, k]^T \quad (\text{E.10})$$

Burada  $k$ , sıfırdan farklı bir sabittir. İki vektör arasındaki perspektif dönüşüm

$$c_h = P_e w_h \quad (\text{E.11})$$

ile verilir. Burada  $P_e$  perspektif dönüşüm matrisidir.

$$P_e = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & -1/\lambda & 1 \end{bmatrix} \quad (\text{E.12})$$



Ek Şekil 3. Basit bir görüntüleme işlemi

Görüntü düzlemine daha fazla ayrıntı taşımak burada kullanılan çalışmada kamera öne eğilmiştir. Bu nedenle kamera  $X$  eksenini etrafında döndürülünce optik eksen dünyadaki  $Z$  eksenini ile çakışmaz. Denklem E.5,  $x, X$  eksenini etrafında yatay doğrultuda  $\alpha$  açısıyla dönmeyi ifade eder. Böylece öteleme, ve  $X$  koordinat ekseninde kameranın dönmesi aşağıdaki şekilde ifade edilebilir

$$c_h = P_e R_\alpha w_h \quad (\text{E.13})$$

Bu denklemin açık ifadesi ise aşağıdaki biçimde verilebilir

$$c_h = \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\lambda X}{\lambda + Y \sin \alpha - Z \cos \alpha} \\ \frac{\lambda (Y \sin \alpha + Z \sin \alpha)}{\lambda + Y \sin \alpha - Z \cos \alpha} \\ \frac{\lambda (Z \cos \alpha - Y \sin \alpha)}{\lambda + Y \sin \alpha - Z \cos \alpha} \end{bmatrix} \quad (\text{E.14})$$

burada  $z$  ters perspektif transformasyonda serbest parametre olarak davranan bir koordinattır ve ihmal edilebilir. Genelde  $Y$  ve  $Z$ 'nin gerçek dünya değerleri, arabanın tanımladığı dünya koordinat sisteminde  $\lambda$ 'dan çok daha büyüktür. Bu nedenle yukarıda verilen denklemler aşağıdaki şekilde basitleştirilebilir.

$$x = -\frac{\lambda X \sec \alpha}{Z - Y \tan \alpha} \quad (\text{E.15})$$

$$y = -\frac{\lambda (Y + Z \tan \alpha)}{Z - Y \tan \alpha} \quad (\text{E.16})$$

Bu çalışmada görüntü ve dünya koordinat eksenleri arasında dönüşüm yapılacağı zaman yol düz olarak kabul edilmiştir ( $X=0, Y=-H, Z=0$ ). Denklemlerin önündeki negatif işaretler şeklin geometrisinden gelmektedir ve ihmal edilebilir.

Ayrıca,  $x$  ve  $y$  doğrultusunda olmak üzere farklı iki ölçekleme faktörü ( $S_x, S_y$ ) vardır. Benzer şekilde  $F_x$  ve  $F_y$  olmak üzere koordinat sistemini doğrudan kullanan iki odak uzaklığı vardır. Bu durumda denklem gerekli düzenlemeler yapılarak aşağıdaki biçime sokulabilir.

$$x = \frac{F_x X \sec \alpha}{Z + H \tan \alpha} + S_x \quad (\text{E.17})$$

$$y = S_y - \frac{F_y (-H + Z \tan \alpha)}{Z + H \tan \alpha} \quad (\text{E.18})$$

Benzer şekilde ters dönüşümü veren ifadeleri de aşağıdaki gibi verilebilir.

$$Z = \frac{H (F_y + (S_y - y) \tan \alpha)}{F_y \tan \alpha - (S_y - y)} \quad (\text{E.19})$$

$$X = \frac{(H \sin \alpha + Z \cos \alpha)(x - S_x)}{F_x} \quad (\text{E.20})$$

Burada

$S_x$ : Görüntü düzlem genişliğinin yarısı

$S_y$ : Görüntü düzlem uzunluğunun yarısı

$F_x$  ve  $F_y$  ise sırasıyla  $x$  ve  $y$  görüntü düzlemlerinde kameranın odak uzaklıklarıdır.

## ÖZGEÇMİŞ

1969 yılında Trabzon'un Akçaabat ilçesinde doğdu. İlköğrenimini Trabzon'da, orta öğrenimini Akçaabat'ta tamamladı. Lise öğrenimini 1986 yılında Trabzon Lisesi'nde tamamladı ve aynı yıl girdiği Öğrenci Seçme ve Yerleştirme sınavı sonucunda, Karadeniz Teknik Üniversitesi, Elektrik-Elektronik Mühendisliği bölümünü kazandı. Bölümde Elektronik dalını seçti ve 1990 yılında Elektronik Mühendisi olarak öğrenimini tamamladı. 1991 yılında Karadeniz Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı'nda yüksek lisans öğrenimine başladı. Aynı yıl Karadeniz Teknik Üniversitesi, Trabzon Meslek Yüksekokulu, Teknik Programlar Bölümü'ne Araştırma Görevlisi olarak atandı. 1993 yılında aynı bölümde Öğretim Görevlisi olarak ders vermeye başladı ve aynı yıl yüksek lisans öğrenimini tamamlayarak Yüksek Mühendis ünvanını aldı. 1993-1994 öğrenim döneminde aynı bölümde doktora öğrenimine başladı. Yabancı dil olarak İngilizce bilmektedir. Evli, ve üç çocuk babası.