

T.C.
FIRAT ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**Çok Duyargalı İmge Modelleri ile Araç Sürücüsü Kafa
Hareketlerinin Değerlendirilmesi**

DOKTORA TEZİ
Yük. Müh. Haluk EREN

Anabilim Dalı: Elektrik ve Elektronik Mühendisliği

Danışman: Prof. Dr. Mustafa POYRAZ
İkinci Danışman: Doç. Dr. Mehmet ÇELENK

ŞUBAT-2011

T.C.
FIRAT ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

ÇOK DUYARGALI İMGE MODELLERİ İLE ARAÇ SÜRÜCÜSÜ KAFA
HAREKETLERİNİN DEĞERLENDİRİLMESİ

DOKTORA TEZİ
Yük. Müh. Haluk EREN
(03213201)

Tezin Enstitüye Verildiği Tarih : 24 Ocak 2011

Tezin Savunulduğu Tarih : 25 Şubat 2011

Tez Danışmanı : Prof. Dr. Mustafa POYRAZ (F.Ü.)
Diğer Jüri Üyeleri : Prof. Dr. Mehmet AKIN (D.Ü.)
Doç. Dr. Yetkin TATAR (F.Ü.)
Doç. Dr. İbrahim TÜRKOĞLU (F.Ü.)
Yrd. Doç. Dr. Fikret ATA (F.Ü.)

ŞUBAT-2011

ÖNSÖZ

Amerika Birleşik Devletlerinde bu doktora temel teşkil eden araştırma çalışmasının yapılması için desteklerini esirgemeyen TÜBİTAK kurumu ve tüm çalışanlarına teşekkürü bir borç bilirim.

Doktora çalışmasındaki uzun soluklu araştırmalarda yıllarca sabırla yol gösteren, güler yüzünü esirgemeyen, yurt dışı ilişkiler için her türlü teşviki ve kolaylığı sağlayan danışmanım Prof. Dr. Mustafa Poyraz'a teşekkür ederim.

Ohio University'de bulunduğum dönemde sabahlara kadar bıkmadan ders anlatan, yönlendiren, bilimsel çalışma metotlarını kavramamda ve bu tezin ortaya çıkmasında büyük emeği olan Prof. Mehmet Çelenk'e minnettarım.

Bağımsız bilimsel düşünme konusunda yolumu açan, doktora araştırmaları ile birlikte doktora sonrası çalışmalara da şimdiden ışık tutarak cesaretlendiren, yurt dışında akademik danışmanlığımı yürüten ve daha uzun süre kıymetli önerilerine başvuracağım The Ohio State University'den Prof. Alper Yılmaz'a şükranlarımı sunmak istiyorum.

Beni yüksek lisans dönemimden beri destekleyen, teşvik eden, içinde bulunduğu yoğun tempoya rağmen vakit ayırıp her adımda yol gösterip değerli öneriler sağlayan ATR Japonya'dan Dr. Sabri Gürbüz'e en samimi duygularla teşekkür ederim.

Sağladığı çok yönlü katkılarından dolayı Prof. Dr. Erhan Akın'a, kıymetli önerilerinden faydalandığım Prof. Dr. Bülent Sankur, Prof. Dr. Mehmet Akın, Doç. Dr. Yetkin Tatar, Doç. Dr. İbrahim Türkoğlu ve Yrd. Doç. Dr. Fikret Ata'ya; İstanbul Teknik ve Sabancı Üniversitesinde başarılı araştırmalar yapan ve bizzat bu çalışmanın deneylerinde katkısı olan sevgili Ümit Çelik'e şükranlarımı arz etmek isterim.

Yurt dışındaki araştırmaların her adımında desteğini esirgemeyen Prof. H. Savaş Kaya ile emeği geçen tüm öğretim elemanları, araştırma ekibi, başta Jim Gobble ve Rosemarry olmak üzere teknik ve yardımcı personel, yakınlarım ve arkadaşlarımın destekleri bilimsel motivasyonumu en üst noktaya çekmiştir.

Ayrıca araştırmalarım esnasında bana sıcak bir ev ortamı sağlayan Dave ve her konuda yardımlarını esirgemeyen tüm Starlin ailesinin içten desteklerini unutmayacağım.

İÇİNDEKİLER

Sayfa no

ÖNSÖZ	III
İÇİNDEKİLER.....	IV
ÖZET	IX
SUMMARY	X
ŞEKİLLER LİSTESİ	XII
TABLolar LİSTESİ	XVIII
KISALTMALAR	XIX
SEMBOLLER LİSTESİ	XXI
1. GİRİŞ.....	1
1.1. Problem Tarifi	2
1.2. İlgili Yayınlar da Yer Alan Araştırmalar ve Çalışmanın Önemi	3
1.2.1. Ortalama Kayma ve Asimetrik Çekirdek Ortalama Kayma	6
1.3. Yeni Otomobillerde Çarpışma Önleyici Aktif Sürüş Güvenlik Teknolojileri	9
1.4. Tez Çalışmasının Akışı	13
1.4.1. Destekleyici Çalışmalar ve Araştırmaya Katkıları	17
2. NESNE TAKİBİNE İLİŞKİN KAVRAMLAR	19
2.1. Nesne Gösterimi	20
2.2. Takip için Öznitelik Seçimi	22
2.3. Aydınlatma Koşulları	24
2.4. Bant Genişliği	25
2.5. İmge Momentleri	26
2.5.1. Geometrik Momentler ve Merkez Momentler	27

2.5.2.	Hu'nun Yedi Moment Değişmezi.....	29
2.5.3.	Zernike Momentleri	30
2.5.4.	Yapay-Zernike Momentler	31
2.5.5.	Kompleks Momentler	32
2.6.	Rengin Görmede Önemi ve Histogram Geri İzdüşümü	33
2.6.1.	Renk Histogramları	34
2.7.	Histogram Kullanarak Tanıma	35
2.8.	Histogram Kesiştirme	35
2.8.1.	Tanım.....	35
2.9.	Nesne Konumu	37
2.9.1.	Histogram Geri İzdüşümü	37
2.9.2.	Tanım.....	38
3.	HAREKET TAHMİNİ.....	39
3.1.	Nesne Takibi.....	39
3.2.	Nokta Takibi	40
3.3.	Karaltı Takibi.....	42
3.4.	Çekirdek Esaslı Takip.....	44
3.4.1.	Şablon ve Yoğunluk Esaslı Görünüm Modelleri Kullanarak Takip.....	44
3.4.2.	Tek Nesne Takibi.....	44
3.4.3.	Birden Fazla Nesne Takibi	48
3.4.4.	Çok Bakışlı Görünüm Modelleri Kullanarak Takip	50
3.5.	Kapatma Problemi	53
3.6.	Çoklu Kamera Takibi	54
3.7.	Nesne Takibindeki Gelişmeler	55
3.8.	Eğricik	57
3.8.1.	Dalgacık ve Eğriciklerin Karşılaştırılması	60
3.8.2.	Eğricik Dönüşümü.....	64
4.	BÜTÜNSEL YORGUNLUK ALGILAMA.....	70
4.1.	Yöntem	70
4.2.	Sistem Şeması.....	70

4.3.	Sürüş Durumu Tahminindeki Adımlar	71
4.3.1.	Manzaradaki İmgenin Yakalanması ve Yüz Algılama	72
4.3.2.	Yüz Takibi	73
4.4.	Asimetrik Çekirdek Ortalama Kayma	78
4.4.1.	Otomatik Ölçek ve Yönelim Seçimi	80
4.4.2.	Deneyler	80
4.4.3.	Tartışmalar	87
4.5.	Sürücü Yüz Yöneliminin Saptanması	88
4.6.	Ölçülen Pozisyon ile Bayes Tahmin Pozisyonu Arasındaki Kestirim Hatası	90
4.7.	Yule Walker Denklemlerini Kullanarak Farklı Dereceler için Optimal Tahmin	91
4.8.	Kafa Yönelimine Karşın Sürücü Durumu	93
4.9.	Araştırma Bulguları	94
4.9.1.	DeneySEL Sonuçlar	95
5.	HAREKET ESASLI YORGUNLUK ALGILAMA, FÜZYON VE ÜÇ BOYUTLU İMGE İPUÇLARI	101
5.1.	Sürücü Kafa Hareketlerinin Anlaşılması	101
5.2.	Sürücü Kafa Hareketlerinin Modellenmesi	107
5.3.	Kafa Hareketindeki Optik Akış	114
5.4.	Çok Duyargalı ve Çok Bantlı İmgelerde Veri Füzyonu	117
5.5.	Sürüş Ortamı Verileri Elde Edilmesinde Güçlük Yaratan Çevre Koşulları	124
5.6.	İkiz İmge Çiftlerinin Alınması	127
5.7.	Kamera Kalibrasyonu	127
5.8.	Kalibrasyon Hedefinin ve Manzara Nesnelerinin Belirlenmesi	129
5.8.1.	Kalibrasyon Görüntüsünün Alınması	129
5.8.2.	Düzlemsel Hedef	130
5.8.3.	Düzlemsel Hedef Yerleşimi	130
5.8.4.	Öznitelik Bulma	131
5.8.5.	Philips PVC840K Web Kamera ile Kalibrasyon	133
5.8.6.	Creative Nx Ultra Web Kamera ile Kalibrasyon	135
5.8.7.	Simbasi CC-310 Web Kamera ile Kalibrasyon	137

5.8.8. Tartışmalar.....	137
5.9. Algoritma.....	138
5.10. Kamera Poz Tahmini.....	140
6. DENEYSEL SONUÇLAR.....	142
6.1. Eğricik ile Görüntü İyileştirme.....	143
6.2. Sürücü Yüzünü Bölütlemek ve Geriçatmak için Fark Haritasının Çıkarılması	145
6.2.1. Fark Haritası İşleme.....	145
6.3. PCA ve HMM ile Sürücü Yüz Tanıma	148
6.3.1. Yüz Algılama.....	148
6.3.2. Yüz Tanıma Algoritmaları.....	149
6.3.3. Hidden Markov Model Tabanlı Algoritmalar	149
6.3.4. Yüz Tanıma için Bütünleşik HMM.....	151
6.3.5. PCA Algoritması	152
6.4. Optik Akış Kullanarak Kafa Yönelimi Düzleminin Elde Edilmesi	154
6.5. Füzyon İmgelerinde Kafa Hareketlerinin Anlaşılması için Deneyler	163
6.5.1. Deney 1.....	165
6.5.2. Deney 2.....	167
6.6. Görsel, Kızıl Ötesi ve Füzyon Sürücü Kafa İmgelerinde Optik Akış Şemaları	168
6.7. Görsel, Kızıl Ötesi ve Füzyon Sürücü Kafa İmgelerinde Optik Akış Hareket Vektörü Histogramları.....	174
6.8. Tartışma/Yorum	179
7. SONUÇ, TARTIŞMALAR VE GELECEKTEKİ ÇALIŞMALAR	181
7.1. Gerçekleştirilen Araştırma Çalışmaları	181
7.2. Maliyet-Peformans İlişkisi ve Çalışmaların Yer Aldığı Platformlar.....	188
7.3. Öneriler ve Gelecekteki Çalışmalar.....	189
KAYNAKLAR.....	192
EKLER	212
PCVLab	212
Kullanılan Yazılım ve Donanım Araçları.....	213

Yayınlar ve Projeler.....	215
Terimler Sözlüğü	217
ÖZGEÇMİŞ	220

ÖZET

Bu doktora araştırmasında aktif sürüş güvenliğiyle bağlantılı öğelerden biri olan sürücü kafa hareketleri incelenmektedir. Burada çok duyarlı modeller kullanarak sürücü yüz imgeleri değerlendirilmekte ve buna göre araç seyir halindeyken sürücü kafa hareketleri hakkında fikir edinilmektedir. Bu çalışmada kafa hareketlerinin alınması için ortalama-kayma yöntemi kullanılmış, ayrıca yeni ve henüz araştırma aşamasında bir yöntem olan asimetrik çekirdek ortalama-kayma ile başarımlar karşılaştırılması yapılmıştır. Sürüş esnasında sürücü ve arkalandaki nesnelerin her an değişik ışık koşullarına maruz kalması olasıdır. Bu sebeple değişen ışık koşullarında bağımsız sürücü imgesi üzerinde işlem yapabilmek için ikiz görme önerilmektedir. Bu fikirden yola çıkarak elde edilen derinlik haritasında, arkalandaki olumsuzlukların nasıl yok edilebileceği gösterilmiştir. Sürücü kafa hareketlerini alabilmek için video histogram farklarından faydalanılarak değişik ışık koşullarında görsel ve kızıl ötesi kameralarla sürücü veri tabanları oluşturulmuştur. Sürücü kafa hareketlerinin alındığı dizgelerde yön belirlemek amacıyla optik akışlar aracılığıyla görsel ve kızıl ötesi kameralarla elde edilen optik akışları karşılaştırmak için hareket vektörlerine ilişkin histogramlar çıkartılmıştır. Sürücü hareketlerinin analizi için ise Bayesian ve ARMA modelleri karşılaştırılmış, görsel ve kızıl ötesi kameralar kullanılarak performansları irdelenmiştir. Bir araç için kullanım kolaylığının yanı sıra rekabet edebilirliği için en önemli konunun maliyet olması sebebiyle web-kameraların kullanılabilirliği de tartışılmıştır. Ayrıca zor ışık koşullarında değişik bantlarda alınan imgelerde çalışabilmek için henüz çok yeni uygulama alanları bulan eğricikler üzerinde deneyler yapılmıştır. Bunun için hazır veri tabanlarındaki ısıtılmış imgeler ile gerçek koşullardaki görsel ve kızıl ötesi sürücü imgeleri kullanılmıştır. Son olarak ise çok duyarlı modellerde sistemin çalışmasını göstermek üzere füzyon imgeleri üzerinde deneyler yapılarak elde edilen sistemin başarımlarını değerlendirilmiştir.

SUMMARY

In this thesis driver head movements are investigated, which is directly related with state of the art active driving safety. Here, driver face images are assessed using multisensory image modalities. It is well known that we can understand driver head movements to get a drowsiness or distraction measure as he/she is on a steeringwheel. Mean shift method is preferred in this study to track the head movements. In order to identify efficiency of this method as compared to asymmetric kernel mean-shift, whose research progress is still ongoing, their performance comparisons are conducted.

Driver head database has been built using visual and infrared cameras as preparation of experiments. To sense driver head movements in the database VHD method, video histogram differences, is applied. Then, histograms of motion vectors are drawn to get comparison between optical flows of the images taken by visual and infrared cameras. The histograms of the sequence of head movements are also considered as clues to get head direction and plane of driver. To analyze the driver head movements we investigate performance differences between Bayesian and ARMA modelings using the sequences consisted of visual and infrared images database.

In the course of driving, driver and the objects behind him can momentarily be exposed to different light conditions. As a matter of the fact that stereo vision is suggested to preprocess the driver image with the aim of eliminating possible background complexity caused by fluctuant lighting conditions. In the progress of the thesis, respective experiments have been carried out to show how to eliminate the cluttered background using depth map. Furthermore Curvelets, which has recently emerged in research studies, are also been implemented to carry out experiments using multisensory images which are acquired under different illuminated environments. The OSU thermal image databases, and visual and infrared driver head images which have been obtained in real commuting environment are utilized in experiments. Since cost is one of the principle concerns as competitiveness for a car manufacturer, web-cameras have been implemented and discussed in terms of performance and cost driven.

As one of the outcomes of this study, visual and infrared images are fused to get the better system performance on multisensory image models, and the results are evaluated in accordance with the aim of the research.

ŞEKİLLER LİSTESİ

Sayfa no

Şekil 1.1	Mercedes arabalarda yorgunluk algılayan sürücü yardım sistemi [83].....	10
Şekil 2.1	Nesne gösterimleri. (1) Ağırlık merkezi, (2) çoklu noktalar, (3) oval benek, (4) dikdörtgensel benek, (5) benek-esaslı çoklu parçalar, (6) nesne iskeleti, (7) tam nesne çevriti, (8) nesne çevriti üzerindeki kontrol noktaları, (9) nesne karaltısı	22
Şekil 3.1	Takip yöntemleri [45].....	39
Şekil 3.2	Farklı takip yaklaşımları (1) çok noktalı karşılık, (2) dikdörtgensel bir parçanın parametrik dönüşümü, (3) çevrit evrimine ilişkin bir örnek [45]	40
Şekil 3.3	Aşamalardaki Ortalama-kayma takip iterasyonları (1) t-1 zamanında hesaplanan nesne konumu (2) önceki nesne pozisyonunu kullanarak başlangıç konumu tahminli t zamanındaki çerçeve, (3,4,5) ortalama-kayma iterasyonlarını kullanarak güncel konum, (6) t anındaki son nesne konumu	45
Şekil 3.4	Jepson vd. (2003) tarafından geliştirilen gürbüz çevrim içi takip yöntemi sonuçları; (a) farklı çerçevelerdeki hedef bölgesi, (b) kararlı bileşendeki birleşik olasılık [193].....	48
Şekil 3.5	KLT izleyici kullanan takipteki öznelilikler [38].....	48
Şekil 3.6	Eğricik dönüşümü: Fourier frekans uzayı bölmelemesi (sol) ve bir takozun uzamsal (sağ) uzayda gösterimi [229]	59
Şekil 3.7	Dalgacık (sol) ve eğricik (sağ) dönüşümlerine göre kenar gösterimi [231]	61
Şekil 3.8	Dalgacık ve eğriciklerin karşılaştırılması [236]	64
Şekil 3.9	Takoz sınırı [238]	65
Şekil 3.10	Fourier dönüşümü (sol) ve uzamsal uzayda eğricik (sağ) [229]	65
Şekil 3.11	Eğricik düzeltme (hizalama) [232]	66
Şekil 3.12	Eğricik imge iyileştirmedeki adımlar [240]	67
Şekil 3.13	Bölütlenen yüz alanlarında sürücü göz sezimi	68
Şekil 3.14	Dışarıdaki bir kamera aracılığıyla sürücü takibi	69

Şekil 4.1	Aşamalardaki sürücü durumu gösterimleri	71
Şekil 4.2	Sistem durum şeması.....	72
Şekil 4.3	Bir algılama kaskadına ilişkin şematik gösterim [56]	73
Şekil 4.4	Sürücü kafa takibi aşamaları	75
Şekil 4.5	Ortalama kayma denkleminde ilişkin gösterim [241]	77
Şekil 4.6	Başlangıç penceresi ve merkezleyerek yakınsama [241]	78
Şekil 4.7	(1) Ham imge, (2) radyal simetrik nesne çekirdeği, (3)-(4) yön bağımlı biçimde simetrik nesne çekirdekleri, (5) nesneyi çevreleyen asimetrik nesne çekirdeği	79
Şekil 4.8	Çim biçme motoru dizgesi (1) ham imgeler (2) klasik ortalama-kayma yaklaşımı, (3) asimetrik ortalama-kayma, (4) çevrit takibi	81
Şekil 4.9	(1) Klasik ortalama-kayma, (2) asimetrik ortalama-kayma, (3) çevrit takibi	84
Şekil 4.10	Dizgeler için performans ölçüm eğrileri (1) doğruluk, (2) hatırlama, (3) iterasyon sayısı, (4) mesafe, (5) f-skoru	86
Şekil 4.11	(1) Ham konuşmacı dizgesi (2) klasik ortalama-kayma, (3) asimetrik ortalama-kayma, (4) çevrit takibi	87
Şekil 4.12	Bir sürücü için örnek yüz durumları.....	89
Şekil 4.13	Sisteme ilişkin LMSE hatası	91
Şekil 4.14	Riskli ve güvenli sürüş göstergeleri	95
Şekil 4.15	500 çerçeve için örnek parametrik sürücü performans çizimleri	96
Şekil 4.16	1000 çerçeve için örnek parametrik sürücü performans çizimleri	97
Şekil 4.17	1000 çerçeve için Bayes ile 1-9 derecelerdeki AR tahmin edicilerin ölçülen değere göre LMSE hata değerlerinin karşılaştırılması	97
Şekil 4.18	1-9. derece tahmin ediciler için AR modelindeki ortalama LMSE hata değişimi	98
Şekil 4.19	Yüz düzlemindeki nicemlenmiş kafa pozisyon açıları.....	99
Şekil 4.20	Farklı sürücü gözlemlerine ilişkin deneyler için nicemlenmiş AR tahminlerinin yüzey çizimi.....	99
Şekil 4.21	Analiz etmek üzere farklı düzlemlere izdüşürülen yorgun bir sürücüye ilişkin IR yüz imge örnekleri.....	100

Şekil 5.1	Sürücü kafası için yanal (mavi) ve dikey (kırmızı) düzlemlere ait birincil ve ikincil eksenler ile sürücü kafası kesit düzlemi (sarı).	101
Şekil 5.2	Aşamalardaki sürücü durumu gösterimleri ve sürücü kafa modeli için düzlemler	102
Şekil 5.3	Tek kamerayla yüz imgesi alınması	103
Şekil 5.4	Eğricik kullanarak 30 fps lik ardışık çerçeveler arasında zamansal video aradeğerleme	104
Şekil 5.5	Kafa hareketi için optik akış, $I(x,y)$ burun için gri ton değeri, renk veya ısıl gri ton değerini gösterir.	105
Şekil 5.6	İleri ve geri kafa hareketleri için hareket vektörü yönü gösterimleri.	105
Şekil 5.7	Sürücü kafasını bulunduran üç dik düzlem üzerinde sürücü yüz bakış imgesine $I(x,y)$ ait perspektif izdüşümleri.....	106
Şekil 5.8	İmge dizgeleri için hareket vektörü ile t ekseninden açısal sapma (uzayda) gösterimi.	106
Şekil 5.9	(a) Zaman eksenine karşılık bir video dizgesi içerisinde iç çerçeve optik akış vektör gösterimi, (b) bir sürücüye ilişkin iki örnek yüz görünüşü	108
Şekil 5.10	Videodaki imge hareketlerini temsil eden kafa çerçeveleri arasındaki sürekli artan örnek video histogram farkları (VHF).....	109
Şekil 5.11	Optik akış kullanarak sürücü kafa hareketi tahmini sistem akış şeması	113
Şekil 5.12	Günüşiği ve kızıl ötesi bantlarda imgelerin “sıkı eşleşmeli” modele göre füzyon akış şeması.....	119
Şekil 5.13	Veri füzyonu sistem şeması.....	120
Şekil 5.14	Sürücünün psikolojisi için temsili ısıl imge	121
Şekil 5.15	Çok bantlı yüz imge gösterimleri	122
Şekil 5.16	Çok duyargalı imgelerde değişik ROI ler için veri füzyonu	122
Şekil 5.17	Veri füzyonunda hata	123
Şekil 5.18	Wiener Süzgeci uygulanması	124
Şekil 5.19	Gece koşullarında araç dışı görünüm	126
Şekil 5.20	Gündüz ışığında dışarıdan alınan görüntülerde camdaki yansımalar.....	126
Şekil 5.21	Deneylerde kullanılan ikiz düzenek	127
Şekil 5.22	Dünya, kamera ve görüntü koordinat sistemleriyle ilgili parametreler [257]	128

Şekil 5.23	Philips web kamerası kalibrasyon takımı.....	133
Şekil 5.24	Kalibrasyon programı tarafından yapılan köşe tespiti.....	133
Şekil 5.25	CamCal programı ile kalibrasyon nesnesinde bulunan karelerin tespiti	134
Şekil 5.26	Kamera merkezli kalibrasyon nesnesinden alınan fotoğrafların pozisyonları	134
Şekil 5.27	Piksel hata dağılımı	135
Şekil 5.28	Creative Nx Ultra web kamerası kalibrasyon takımı	135
Şekil 5.29	Kalibrasyon nesnesinde kare tespiti	136
Şekil 5.30	Philips PVC840K ve Creative Nx Ultra web kameralarından alınan görüntüler ve köşe çıkarımı.....	136
Şekil 5.31	Simbasi CC-310 web kamerası kalibrasyon takımı	137
Şekil 5.32	Çalışmada kullanılan algoritma ve ikiz blok şeması	138
Şekil 5.33	Geri çatılan imge örnekleri.....	140
Şekil 6.1	IR kamera ile yakalanan gece sürücüsü imgesinin iyileştirilmesi, (a) orjinal imge, (b) gürültülü, (c) gürültülü imge, (d) eğricik yardımıyla iyileştirilmiş imge.....	143
Şekil 6.2	Yorgun bir sürücüye ait eğricik esaslı iyileştirilmiş kızıl ötesi bantta elde edilmiş imge, (a) orjinal imge, (b) ön işleme, (c) eğricik yardımıyla iyileştirilmiş imge.....	143
Şekil 6.3	Eğricik yardımıyla iyileştirilen ısı sürücü imgesi	144
Şekil 6.4	Yorgun bir sürücü için eğricik iyileştirmesi yapılan sol göz görüntüsü (a) orijinal imge, (b) ön işleme, (c) eğricik iyileştirmesi yapılmış imge	144
Şekil 6.5	Orjinal yüz imgesi ve ikiz çiftten elde edilen fark görüntüsü	146
Şekil 6.6	Gerçek sürücü yüzünü ortaya çıkarmak için bir eşik verilmesi	147
Şekil 6.7	Orjinal fark haritasından belli seviyede verilerin kaldırılması	147
Şekil 6.8	Yüz algılama algoritması.....	149
Şekil 6.9	Yüz tanıma için bütünleşik HMM modeli.....	150
Şekil 6.10	İmge örnekleri için uygulanan işlem şeması	151
Şekil 6.11	HMM kullanarak yüz tanıma örnekleri	152
Şekil 6.12	Yüz imgesinden yüz vektör çıkarımı.....	153
Şekil 6.13	Yüz konumu algılama ve tanıma.....	154

Şekil 6.14	IR kamera kullanarak geri-ileri yönlü kafa hareketleri için örnek optik akışlar	155
Şekil 6.15	Video kamera kullanarak sol-sağ yönlü kafa hareketleri için optik akış (perspektif imge düzleminde).....	156
Şekil 6.16	Birim çemberde hareket vektörü açısı gösterimi	157
Şekil 6.17	Yanal (sol-sağ) hareket ile uzaklaşma ve yaklaşma (geri ve ileri) hareket için örnek çerçeveler	157
Şekil 6.18	Kafa hareketleri için hareket vektörü açısı histogramları (a) sol, (b) sağ, (c) geri ve (d) ileri yönler.....	159
Şekil 6.19	(a) İdeal ve gerçek yanal hareket vektörleri gösterimleri, (b) hareket vektörü sayısına karşılık hareket vektörü açısı ve (c) hareket vektörü büyüklüğü	160
Şekil 6.20	Farklı kafa hareketleri için hazırlanan veritabanı örnekleri	160
Şekil 6.21	(a) Hareket vektörleri açısı histogramı ve (b) ideal merceklemeye için hareket vektörü sayısına karşılık hareket vektörü büyüklüğü.....	161
Şekil 6.22	Analiz için farklı düzlemlere izdüşürülmüş yorgun sürücülere ait IR yüz imge örnekleri.....	162
Şekil 6.23	IR ve görsel kafa hareketleri için optik akış deney örnekleri.....	162
Şekil 6.24	Sırasıyla görsel ve kızıl ötesi yüz imgelerinden elde edilen füzyon yüz imgesi	164
Şekil 6.25	Deney 1, görsel ve infrared imgelerde füzyon aşamaları	166
Şekil 6.26	Deney 2, görsel ve infrared imgelerde füzyon aşamaları	167
Şekil 6.27	Görsel kafa imgesinde ileri yönde optik akış	168
Şekil 6.28	Kızıl ötesi kafa imgesinde ileri yönde optik akış	169
Şekil 6.29	İleri yönde kafa hareketi için görsel ve kızıl ötesi optik akış füzyonu.....	169
Şekil 6.30	Görsel kafa imgesinde geri yönde optik akış	170
Şekil 6.31	Infrared kafa imgesinde geri yönde optik akış	170
Şekil 6.32	Geri yönde kafa hareketi için görsel ve kızıl ötesi optik akış füzyonu	171
Şekil 6.33	Görsel sol yönde kafa imgesinde optik akış.....	171
Şekil 6.34	Infrared sol yönde kafa imgesinde optik akış.....	172
Şekil 6.35	Sol yönde kafa hareketi için görsel ve kızıl ötesi optik akış füzyonu	172
Şekil 6.36	Görsel sağ yönde kafa imgesinde optik akış	173

Şekil 6.37	İnfrared sağ yönde kafa imgesinde optik akış	173
Şekil 6.38	Sağ yönde kafa hareketi için görsel ve kızıl ötesi optik akış füzyonu	174
Şekil 6.39	Sol yönde kafa hareket vektörüne ilişkin görsel hareket vektörü açısı histogramı.....	175
Şekil 6.40	Sol yönde kafa hareket vektörüne ilişkin kızıl ötesi hareket vektörü açısı histogramı.....	175
Şekil 6.41	Sol yönde kafa hareket vektörüne ilişkin füzyon hareket vektörü açısı histogramı.....	175
Şekil 6.42	Sağ yönde kafa hareket vektörüne ilişkin görsel hareket vektörü açısı histogramı.....	176
Şekil 6.43	Sağ yönde kafa hareket vektörü için kızıl ötesi hareket vektörü açısı histogramı.....	176
Şekil 6.44	Sağ yönde kafa hareket vektörü için füzyon hareket vektörü açısı histogramı	176
Şekil 6.45	İleri yönde görsel kafa hareket vektörüne ilişkin histogram	177
Şekil 6.46	İleri yönde kızıl ötesi kafa hareket vektörüne ilişkin histogram	177
Şekil 6.47	İleri yönde füzyon kafa hareket vektörüne ilişkin histogram.....	177
Şekil 6.48	Geri yönde görsel kafa hareket vektörüne ilişkin histogram.....	178
Şekil 6.49	Geri yönde kızıl ötesi kafa hareket vektörüne ilişkin histogram.....	178
Şekil 6.50	Geri yönde füzyon kafa hareket vektörüne ilişkin histogram	178

TABLÖLAR LİSTESİ

Sayfa no

Tablo 3.1	Geometrik model esaslı takip edicilere ilişkin niteliksel kıyaslama [45].....	52
Tablo 5.1	Elde edilen web kamera parametreleri (sırasıyla Camera Calibration Toolbox for Matlab ve Camcal v1.0)	132
Tablo 6.1	PCA algoritmasında çözünürlük etkisi.....	153

KISALTMALAR

2B, 2D	: İki boyutlu
3B, 3D	: Üç boyutlu
AR	: Öz bağımlı (Auto Regressive)
ARMA	: Öz bağımlı yürüyen ortalama (Auto Regressive Moving Average)
CAN	: Bölgesel bilgisayar denetleme ağı (Controller Area Network)
CBCT	: Konik ışıklı bilgisayarlı tomografi (Cone Beam Computed Tomography)
DUI	: Alkol veya uyuşturucu etkisinde kalan sürücü (Driver Under Influence)
EM	: Beklentiyi en yükseltme (Expectation maximization)
HMM	: Hidden Markov Model
HSV	: Hue, Saturation, Value
IR	: Kızıl ötesi (infrared)
ISD	: Ölçülen durum verileri (Measured State Data)
ISOMAP	: Eş ölçülü haritalama (Isometric Mapping)
JMF	: Microsoft DirectX'in Javadaki karşılığı (Java Media Framework)
KDE	: Yoğunluk-kestirimli çekirdek (Kernel Density-Estimated)
KNN	: K-en yakın komşular (k-Nearest Neighbours)
LLE	: Yerel doğrusal gömme (Locally Linear Embedding)
LMSE	: En küçük ortalama karesel hata (Least Mean Square Error)
LUV, LAB	: Algısal olarak doğrusal renk uzayları
MDS	: Çok boyutlu ölçekleme (Multidimensional Scaling)
MV	: Hareket vektörü (Motion Vector)
OBD-II	: Göstergeden arıza teşhisi (On-Board Diagnostics)
OpenCV	: Intel firmasının geliştirdiği bilgisayar görme kütüphanesi
OSU	: Ohio State University
PCA	: Asal bileşenler analizi (Principle Component Analysis)
PDF	: Olasılık dağılım fonksiyonu (Probability Density Function)

PSD	: Olasılıksal durum verileri (Probabilistic State Data)
RGB	: Kırmızı, yeşil ve maviden oluşan renk uzayı (Red Green Blue)
ROI	: İlgi bölgesi (Region of Interest)
SVD	: Tekil değerler ayrıştırması (Singular Value Decomposition)
USB	: Evrensel seri veriyolu (Universal Serial Bus)
UV	: Mor ötesi (ultraviolet)
VHF	: Video histogram farkları (Video Histogram Differences)
YCbCr	: Bir renk uzayı

SEMBOLLER LİSTESİ

m_{pq}	: $f(x,y)$ ye ilişkin $(p+q)$ uncu dereceden moment
$f(x,y)$	: Sürekli imge fonksiyonu
$\bar{x}, \bar{y}$	: İmgenin ağırlık merkezi
μ_{pq}	: Merkez momentler
η_{pq}	: Normalize edilmiş merkez momentler
ϕ_n	: Hu momentleri
$\{V_{nm}(x,y)\}$	: Zernikenin tanıttığı bir takım kompleks moment
θ	: ρ vektörü ile ters saat yönündeki x eksenini arasındaki açı
$R_{nm}(\rho)$	: Radyal polinom
m'_{00}	: İmgenin sıfırıncı momenti
m_{00}	: İmgedeki biçim piksellerinin toplam sayısı
$R'_{nm}(\rho)$	: Zernike momentleri
A'_{nm}	: Yapay Zernike momentleri
ρ	: Orjinden (x,y) pikseline olan vektör mesafesi
n	: Pozitif tamsayı veya sıfır
m	: $ m \leq n$ sınırlamasına bağlı bir tamsayı
C_{pq}	: $(p+q)$ dereceli kompleks momentler
$h_k(r)$	: $f(r,\theta)$ imgesine ait dairesel Fourier dönüşümü
$H(x,y,z)$	: Kümülatif olmayan histogram
$H(I, M)$	: I ve M histogram çiftleri kesişimi
$1-\delta$	: Müsaade edilen minimum histogram kesişimi
R_i	: Bir R histogram oranı

b	: Histogram bin (çubuk) sayısı
(t, A_t)	: T anında bir tabakanın gözlemini maksimize eden model parametreleri
A, B	: Hareket vektörleri
K	: Kernel-çekirdek
$P(x)$	: Olasılık dağılımı
$\nabla P(x)$	: Gradyan
$g(x)$	: Çekirdeğin türevi
$\hat{\phi}(x)$	: Düzey seti çekirdeği
C	: Normalizasyon terimi
$\hat{f}(x)$	: Düzey seti çekirdeği ile ortalama-kaymadaki yoğunluk hesaplayıcısı
F	: f skoru, doğruluk ve hatırlama için özet bir harmonik ortalaması
X_c, Y_c	: Kafa pozisyonu
θ	: Kafa yönelimi
l_1, l_2	: İmgede ölçülenkiyle aynı momentlere sahip eşdeğer bir dikdörtgene ilişkin boyutlar (takip edilen nesnenin genişliği ve yüksekliği)
$I(x,y)$	: x, y konumundaki bir imge gri ton değeri
a, b, c	: İkinci momentler
$P(a s)$	: Bayesian'a göre s açısı için dinç olma olasılığı
$P(d s)$	: Bayesian'a göre s açısı için yorgun olma olasılığı
LMSE	: En küçük ortalama karesel hata
$\hat{s}$	: Bayes ile tahmin edilen pozisyon
s	: Ölçülen pozisyon için gözlem değeri
$P(s)$	: s açısı olma olasılığı
$P(a)$	: Dinç olma olasılığı
$P(d)$	: Yorgunluk olasılığı
$s'(n-1)$	: Önceki i anındaki sürücünün tahmin edilen durumları
α_i	: $i=1,2,\dots,M$ olmak üzere M 'inci dereceden tahmin edici katsayıları
e_n	: Gözlemlenen örnek ile tahmin değeri arasındaki tahmin hatası
$\alpha_{i,opt}$	: En uygun katsayı değerleri
$R(j)$	: Giriş veri örneklerine ait oto korelasyon fonksiyonu

$\overline{MV}$	: Hareket vektörü
$\overline{M}$	: θ açısındaki birincil eksen
$\overline{m}$	: θ açısındaki ikincil eksen
AB/ab	: En boy oranı
P_1, P_2, P_3	: Düzlemler
δ_i	: Düzlemlerdeki imge alanlarında ortaya çıkan yüzde değişim
$s(x)$	: Çerçeveler arası gri ton değerleri farkı
I_t, I_{t+1}	: Sırasıyla t ve t+1 inci video iç çerçeveler
h_t, h_{t+1}	: Video iç çerçevelere karşılık gelen histogramlar
M	: Açı histogramındaki sütun sayısı
σ_1	: Hareket vektör çubuklarına ilişkin standart sapma
λ	: Sapma açısı için denel bir eşik
ψ	: Gradient
ΔA	: Yüz alanındaki değişim
Δt	: Ardışık iki çerçeve arasındaki zaman
(u, v)	: (x, y) imge noktasındaki bir optik akış
r	: Optik akışın büyüklüğü
V_x ve V_y	: Sırasıyla, X_{axis} ve Y_{axis} ekseninde yer alan dikkate alınan voksel ile ilgili optik akış hızı bileşeni
$\frac{\partial}{\partial x}, \frac{\partial}{\partial y}, \frac{\partial}{\partial t}$	: (x; y; t) deki imgeye ait türevler
$\sum H$	: Toplam entropi
(c_l, r_l)	: Sol görüntü noktaları
(c_r, r_r)	: Sağ görüntü noktaları
P_l, P_r	: Sırasıyla sol ve sağ imgeler için izdüşüm matrisi
$\{A \leftrightarrow B\}$	: 3B nokta kümelerinde karşılık gelen özellik noktaları

1. GİRİŞ

Bilgisayar görme esaslı akıllı araç sistemleri kullanarak sürücüye kullanım durumu ile ilgili yardım yapılabilmeyle birlikte aynı bilgileri yetkili bir birime ulaştırmak da mümkündür. Sadece sürücünden alınan bilgi bir aracın durumunu tahmin etmek için yetmez. Aracın kendi durumu ile yol şartlarının da değerlendirmeye alınması halinde sistem daha güvenilir olur. Örneğin direksiyonun üç dakikanın üzerinde ortalama 6 dereceden fazla hareketli kullanılması yorgunluk belirtisi olarak algılanabilir. Bazı çalışmalarda video esaslı yol manzarası da izlenmekte ve sisteme elde edilen sonuçlar dahil edilmektedir. Örneğin belli bir müddet uygunsuz şerit takibi, sürücünün yorgun olduğu şüphesini uyandırır.

Sürücü yorgunluğu güvenli araç sürüşünü etkileyen en önemli faktörlerden biridir. Son zamanlarda güvenli sürüş için araç firmalarının dikkatini çeken pek çok yöntem ortaya atılmıştır. Bunlar içerisinde en fazla kabul görmekle birlikte uygulamada zorluklar yaşanan unsur sürücü yorgunluğunun anlaşılmasıdır. Sürücü yorgunluğunun anlaşılması sadece göz, kafa gibi doğrudan sürücüye ait davranışlarla değil araç ve yoldan gelen bilgilerle desteklenebilir. Yorgun bir sürücü ile alkol etkisinde olan sürücünün hareketleri birbirinden farklılıklar gösterebilir. Güvenli bir sürüşe yardımcı olabilmek için ayrıca zor aydınlatma koşullarında imge işleme yapılabilmesi ve her koşulda elde edilen verilerin güvenilir bir şekilde değerlendirilebilmesi gerekmektedir. Kullanılan aracın yoldaki seyir yörüngesinin izlenmesi, direksiyon takibi, yüzdeki ısı değişimlerinin anlaşılması, psikolojik faktörler, fren kullanma alışkanlıkları, hız takibi, sürücü koltuğu takibi, GPS ile araç yörüngesi takibi, şerit takibi, manevra takibi güvenli sürüşün anlaşılmasında kullanılabilecek olası bazı parametrelerdir. İlgili yayınlarda yer alan çalışmalarda sürücü davranışlarından yola çıkarak gece ve gündüz koşullarında elde edilen verilerin değerlendirilerek sürüş güvenliğinde risk olup olmadığı hakkında tahminler yapılmak suretiyle sürücüye yardım edilmeye çalışılmıştır. Genel anlamda sürücülerdeki değişik sürüş alışkanlıkları olabileceği kabulüyle güvenilir bir karar çıkarımına yardımcı olabileceği düşünülen yöntem ve veriler aranmaktadır.

Bu araştırmada sürücü kafa hareketlerine ilişkin görsel verileri kullanarak akıllı araç sistemine yönelik bir model geliştirilmesi hedeflenmiştir. Ayrıca IR (infrared-kızıl ötesi)

kamera kullanarak sistemin gündüz ve gece koşullarında çalışması hakkında fikir yürütülmüştür. Böylece uyanıklık durumu, sürücü yorgunluğu, monotonluk sezimi ve sarhoş sürücü tanınması gerçekleştirilerek yasal yetkililere ve bizzat sürücüye sistemin genel durumu hakkında yardımcı bilgi sağlanabilir.

1.1. Problem Tarifi

Günümüzde görsel yöntemlerle insan yüzündeki yorgunluğun anlaşılmasında iki zorluk bulunmaktadır. Birincisi araç kullanan insanlar yüz ayrıntılarının bir kamera ile izlenmesini kişisel hayatlarına olumsuz bir girişim olarak algılamaktadır. İkinci konu ise şimdiye kadar pek çok yaklaşım üzerinde çalışılmasına rağmen henüz yüz ile ilgili güvenilir bir sistemin geliştirilememiş olmasıdır. Öte yandan pek çok çalışmada ise kafa hareketleri izlenmiş ve yorgunlukla ilgili bir yorum yapılmaya çalışılmıştır. Kafa hareketlerinin takibi yüze göre farklılıklar gösterir. Dışarıya konulabilecek bir kamera yüz ayrıntısını göstermede güçlükler göstermekle birlikte kafa karaltısının takibini yapabilmek için zorluklar yenilebilir. Ancak bu durumda da yine dışarıya kamera konularak insanların özel hayatlarına müdahale konusu ile karşı karşıya gelinmesi kaçınılmazdır. Bu konuda her ülkenin kendine has hukuki düzenlemeleri bulunması doğaldır. Ancak ülkeler arası hukuki anlaşmalar yapıldığı ve Avrupa Birliği gibi ortak hukuka doğru gidilmesinin ileride kişisel hayata olan müdahale ile sürücü güvenliği arasındaki dengeyi kurabileceği düşünülmektedir. Bu kabulden yola çıkarak sürücü güvenliğinde yardımcı bir unsur olan kafa hareketlerinin modellenmesinde değişik yöntemlerin irdelenerek gelecekte daha derin araştırma ve geliştirme yapabilecek kuruluşlara ışık tutulması gerekmektedir.

Sürüş esnasında sürücü üç boyutlu düzlemde dinamik kafa hareketleri yapmaktadır. Bu kafa hareketleri yol ile bağlantılı olabileceği gibi tamamen bağımsız da gerçekleştirilebilir. Bu çalışmada yol dikkate alınmadan sadece kafa hareketlerinin değişik bantlarda alınması ve değişik düzlemlerdeki takibi ele alınmıştır. Bu bantların tekil yada birleşik uygulamalarının sonuçları irdelenmiş ayrıca gerçek zamanlı takipte en tutarlı yöntemler arasında deneysel tartışmalar yapılmıştır. Bazı yüz ve kafa hareketleri ile ilgili veri üretilmesinde Tobii ve Seeing Machines [1,2] gibi pek çok deney cihazı üretildiği bilinmektedir. Bu tezde hazır verileri kullanmak yerine verilerin üretilmesinde karşılaşılabilecek problemler üzerinde durulması tercih edilmiştir. Kafa hareketlerinin düzlemi ve yönünün bilinmesinin değişik

sürücü alışkanlıklarının daha doğru bir şekilde yorumlanmasına yardımcı olacağı düşünülmektedir. Değişik bantlarda alınan imgelerdeki hareketin kalitesinin anlaşılabilirlik düzlem ve yönlerin elde edilmesi için optik akışlardan faydalanılması hedeflenmiştir. Işık koşullarının olumsuz etkisinin minimize edilmesi amacıyla hem füzyon hem de ayrı ayrı bantlardaki sonuçların optik akış yöntemleri sayesinde karşılaştırılması da yine hedefler arasındadır. Bu ışık etkisi ile sürücü kafasının bölütlenmesi arasındaki ilişkiyi anlayabilmek için ayrıca birden fazla kamera kullanarak üç boyutlu görüş yardımıyla yola devam etmenin kolaylık ve güçlükleri de deneysel olarak tartışılmıştır.

Hareketli bir görüntünün yakalanması ve takibinde çevrit takibi, ortalama kayma, karaltı takibi gibi pek çok yöntem bulunmaktadır. Sürücü kafası hareketlerinin takibinde değişik bantlarda çalışmakla birlikte hangi yöntemin gerek maliyet gerekse kullanım olarak probleme daha uygun olduğunun anlaşılması için halen araştırma sürecinde olan asimetrik ortalama kayma yöntemi de deneylerle tartışılmıştır.

1.2. İlgili Yayınlar da Yer Alan Araştırmalar ve Çalışmanın Önemi

Sürüş güvenliği ile ilgili yayınlara bakıldığında değişik yaklaşımların kullanıldığı pek çok çalışma görülür. Bilgisayar görme alanında çok iyi bir uygulama problemi olması sebebiyle araştırmacılar yaklaşımlarını tanıtmak ve performanslarını görmek amacıyla son on yılda sürüş güvenliği üzerine büyük gayret göstermiştir. Bu konuda araç üretim sektörü, sigorta firmaları ve hükümetlerin ciddi destekleri olmuş ve büyük fonlar ayrılmıştır. Avrupa Birliği fonlu Awake, Drive Safe, Eurofot, eVALUE Project gibi pek çok araştırma çalışması destek görmüştür [3,4,5,6]. Amerika Birleşik Devletlerinde ise National Highway Traffic Safety Administration (NHTSA), National Institutes of Health (NIH) gibi kuruluşların desteklediği pek çok sürücü güvenliğini esas alan proje gerçekleştirilmiştir. NHTSA'nın bildirdiği istatistiklere göre hem oran hem de sayısal olarak en düşük ölümlü kazanın gerçekleştiği 2009 yılında dahi 33 binin üzerinde ölüm olması bu konudaki araştırmaların devam edilmesinin önemini ortaya koymaktadır [7]. Günümüze kadar genç, yaşlı, erkek, kadın, yorgun, alkollü, dinç, engelli, dikkatsiz, agresif gibi sürücülerdeki kaza risklerinin sınıflandırıldığı pek çok çalışma rapor edilmiştir. Son yıllarda yapılan istatistikler dikkate alındığında sürücünün kullandığı araç tipinin de önem taşıdığı anlaşılmaktadır [8].

“Seeing Machines” isimli çalışmayı tasarlayan ekip, yorgun sürücüyü bulmak gayesiyle pek çok bilimsel çalışmanın yanısıra sürücüyü ilgili görsel bilgileri veren gelişmiş ticari ürünler de yaptı [2]. Daha ziyade gözün dikkate alındığı bu sistem gündüz ideal koşullarda çalışıyordu. Ayrıca bu ve benzer bazı çalışmalarda yol görüntüsü, araç bilgileri ve sürücü verileri bir araya getirilmiştir [9,10].

Mohan M. Trivedi ve arkadaşları dış dünyadan ve içeriden aynı anda bilgi alabilmek için omnidirectional (balık gözü) kameralar kullandılar. Bu çalışmalarda şerit takibi ile sürücü gözlenerek bilgiler bir araya getirilmiştir [11,12]. Kafa poz takibi konusunda yapılan çalışmalar sürücü takibi için yapılan araştırmalara ışık tutmuştur [13,14,15].

Yeni nesil otomobiller artık yorgun sürücüyü anlayacak tarzda geliştirilmeye çalışılmaktadır. Bu konuda önde gelen pek çok otomobil firması 2010 yılı itibariyle artık üst sınıf modellerinde sürücü destek sistemlerini kullanmaya başlayacaklarını belirtmektedir [16]. 2020 yılı ise bazı araba üreticileri tarafından şimdiden çarpışma riskinin sifıra yakın bir değere ulaştırılacağı bir hedef olarak planlanmaktadır.

Yorgunluk aslında nörobiyoloji konusunda çalışanları yakından ilgilendiren bir alandır. Bu sebeple sürücü yardım sistemlerine destek olması için medikal alanlarda çalışanlardan bazıları yorgunluğu derecelendirmişler ve bunu kullanmak için de öncelikle gözden alınan bilgileri değerlendirmişlerdir [10]. Pek çok yayında göz halen yorgunluk göstergesi olarak önemini korumaktadır [17]. Sadece kara değil uçak pilotları için de yorgunluk, anlaşılması gereken önemli bir konudur. Bazı çalışmalarda ise elektrokardiyogram sinyallerine göre sürücü durumu anlaşılma çalışılmaktadır [18]. Trivedi ve ekibinin bir çalışmasında yorgunluğun anlaşılması için balık gözü kameralar aracılığıyla şerit takibi önerilmiştir [19].

Diğer bir araştırma çalışmasında ise yüz görüntüsü ısı kamera ile alınarak yüzdeki duyguların ortaya çıkarılmasına çalışılmıştır [20]. Yeni geliştirilen sürücü klavuz sistemlerinde dış etkenler ve sürücü durumunun bir araya getirildiği görülmektedir. Direksiyonun dönme hareketleri, gaz ya da fren pedalı hareketleri, yan ya da ön rüzgarlar, hız, hızlanma, şerit takibi ve diğer yol bilgileri, sürücü kalp atışları, kan basıncı, yüz ısı görüntüsü gibi etkenler de ilave girdi olarak düşünülebilir [21,22].

Vardiye işçileri, kamyon sürücüleri, gece ya da ağır işlerde çalışanlar uykularını düzenli alamazlar ve yolda bu büyük risk demektir. Risk faktörü yüksek olan bu türden sürücüler yolda çok kısa süren mikro uyku ile karşılaşabilirler. Dış etkenler ise sürücüde uykuya sebep

olan diğerk faktörlerdir [23,24]. Yorgun sürücüler uykuluyken en az 100 metre araç kullanır ve bunun farkına varmazlar. Otoyollardaki ölümcül kazaların yüzde yirmi beşinden yorgunluk sorumludur. Kazaların yüzde 90'ının dikkatsizlik yada yorgunlukla ilişkili olduğu belirtilmektedir. Yıllara göre değışen çizelgeler ilgili yayınlarda görülebılır [25,82].

Yollarda yorgunluk sebepli kazaların artmasıyla birlikte sürücü uyanıklığını anlamak için pek çok bilimsel çalışma gerçekleştirilmiştir. Bu çalışmaların pek çoğunu gündüz ışığına dayanan sistemler oluşturmaktadır. Örneğın “Seeing Machines” iyi görme koşullarında çalışan gelişmiş bir sürücü yardım sistemidir [2]. Gece görüşünü esas alan çalışmalar yapılmakla birlikte henüz bu konuda istenilen olgunluğa kavuşulmamıştır. Bazı araştırmacılar yağmur, sis, kar gibi ağır hava koşulları ya da görüşün zayıf olduğu durumlara çalışmaktadır. Gözlük, şapka, bıyık, sakal gibi bazı durumlarda sürücü yüzünün görülebılması zorlaşır. Kapatma (oklüzyon) halen daha zor bir problem olarak karşımızda durmaktadır [26]. Genellikle kapatma durumu sürücüdeki telefon kullanma, yemek yeme veya başka sebeplerle yolu tam olarak görememesine neden olan dikkatsiz tutumlardır. Ayrıca dışarıdaki takip kameraları ile sürücünün izlenmesi de yine zor bir sistem olarak araştırmacıları beklemektedir. Gelecek nesil sürücü yardım tasarımlarında gece görüş yada zor görüş koşullarının da sistemlerde dikkate alınması kaçınılmaz görünmektedir.

Öte yandan yüz pozunun anlaşılması oyun uygulamalarında da yaygın olarak kullanılmaktadır. Pek çok yol ya da sürücü simülatör sistemleri oyun uygulamalarından ilham almaktadır [26,27,28]. Görsel ipuçlarının anlaşılması sürücü psikolojisinin anlaşılmasında önemli bir rol oynar. Ancak yasal yetkililerin kullanacağı kabul edilen bir ölçü halen daha bulunmamaktadır. Ayrıca nöropsikoloji sadece görsel verileri kullanarak insan yorgunluğunun anlaşılacağı konusunda bilimsel bir destek vermemektedir [29,30,31]. Dolayısıyla sürücü yorgunluğunun anlaşılmaya çalışıldığı araştırmalar daha ziyade sürücü yardım ya da destek sistemleri olarak yayınlarda yer almıştır.

Sürücü destek sistemlerinde pek çok bilginin ve değışik ışık koşullarının bir arada kullanılması sebebiyle füzyon (kaynaştırma) çalışmaları daha gürbüz bir sisteme ulaşmada önem taşımaktadır [32,33,34]. Bazı çalışmalarda ise üç boyutlu girdiler kullanılmaktadır [35,36,37,38,39,40]. Nesne hareketinin incelendiğı ve video konusundaki çalışmalar da bu konuda önem taşımaktadır [41-50].

Nesne hareketlerinin anlaşılmasında optik akış yorumlanmasının özellikle bu çalışmada yapılan deneylerden görüldüğü üzere sisteme katkısı bulunmaktadır; ayrıca nesne hareketlerindeki düzlemin elde edilmesi ise takip sınıflandırmasında kolaylık sağlamaktadır [51-55].

Bilgisayar görüdeki klasikleşmiş bazı çalışmalar daha sonra OpenCV ismi verilerek C diliyle belli fonksiyonlar altında toplanmıştır. Bilgisayar görme alanında çalışanlar için yazılımı kolaylaştıran OpenCV esaslı yayınlar göz ardı edilmemelidir. Bu kütüphanede bilgisayar görme alanında kabul gören pek çok kitap veya makalede bulunan çalışmaya karşılık gelen fonksiyonları bulabilmek mümkündür [56,57]. Sayısal fotogrametri, uzaktan algılama (remote sensing) gibi son zamanlarda öne çıkan çalışmalar da güvenli sürücü sistemlerinde büyük önem taşımaktadır [58,59,60,61,62]. Günümüzde gürbüz bir yorgunluk göstergesine ulaşabilmek için araştırmacılar büyük gayret sarfetmektedir.

Amerika Birleşik Devletlerinde 1996'dan sonra üretilmiş tüm arabalara ait OBD-II ya da CAN verileri alınabilir. Sürücü biyolojik verileri ise özel tıbbi ölçüm cihazları sayesinde elde edilebilir. Gelecekte üretilecek arabalarda sürücü biyolojik verileri, direksiyon, sürücü koltuğu ya da lazer cihazlar aracılığıyla elde edilecektir. Öte yandan sigorta firmaları sürücü davranışıyla ilgilenmektedir. Bazı firmalar OBD-II soketine takılmış bellek kartlarını kullanmaktadır [63]. Sigorta primlerini belirlemek için sürücünün ön sürüşü ile elde edilen verileri analiz etmektedirler. Sürücü biyolojik verileri güvenlik için tamamlayıcı olmasına karşın yine de önem taşımaktadır.

Sürücü dışında diğer pasif güvenlik sistemleri de araç güvenliğinde hayati önem taşımaktadır. Örnek olarak Amerika Birleşik Devletlerinde federal hükümet tüm arabaların ve hafif kamyonların 2012 yılına kadar ESC (Electronic Stability Control) edinmelerini istemektedir. Ayrıca ESC'nin kaza riskini %35 düşürdüğü bildirilmektedir [64]. Aynı şekilde Avrupa Birliği de 2011 ile 2020 yılları arası alınması gereken önlemleri Road Safety Programme 2011-2020 adı altında yayınlamıştır [65].

1.2.1. Ortalama Kayma ve Asimetrik Çekirdek Ortalama Kayma

Son zamanlarda geliştirilen pek çok araç güvenlik sisteminde yüz takibi gerek kişisel gerekse henüz güvenilir bir aşamaya gelmemesi sebebiyle ileri bir tarihe ertelenmiştir. Değişik

ışık koşullarında ve nesnenin açısı ve boyutunun değişmesi halinde daha gürbüz yöntemler aranmaktadır. Ayrıca sistemin gürbüz olmasının yanısıra gerçek zamanda da hızlı bir şekilde çalışması istenmektedir. Arkasında olabilecek gürültülerde de aynı başarımla çalışmaya devam edebilmelidir. Sürücü yüzünün bir kısmı veya tamamının ekrandan kısa süreli ayrılmasında bile çalışmasını aksatmamalıdır. Bu durumlar dikkate alındığında ilk defa 1975 yılında Hostetler tarafından ortaya atılıp daha sonra geliştirilen ve bugün OpenCV içerisinde CAMshift olarak bilinen ortalama kayma fonksiyonları pratik olarak kullanılmaktadır. Pek çok üstün özelliği bulunan Asimetrik ortalama kayma henüz araştırma aşamasında olmakla birlikte ortalama kayma algoritmasına göre çok daha yüksek bir başarımla gösterdiği ve gelecekte yerini alabileceği deneylerden rahatlıkla anlaşılmaktadır.

Bugüne değin nesne takibi konusunda pek çok çalışma yapılmış ve öneminden bahsedilmiştir. Farklı takip yaklaşımları, bunların farklı uygulama alanlarındaki avantajları ve dezavantajlarına ilişkin bir özet Yılmaz vd. tarafından yapılan bir incelemede verilmiştir [47]. Burada önerilen yaklaşım adı geçen yayında çekirdek-takibi başlıklı kısım altında bahsedilmektedir. Çekirdek-takibi yöntemler genellikle geometrik biçimde temsil edilen bir nesnenin hareketini belirler. Takip işlemi ardışık video çerçevelerindeki görünümdeki süreklilikten faydalanarak sağlanır ve görünüm dağılım fonksiyonunun modunu arayarak hesaplanır.

Özellikle, çekirdek esaslı takip yöntemleri model ve aday dağılımlar arasındaki benzerlik oranını dikkate alarak her bir piksele bir ağırlık atar [66]. Bu ağırlıklar daha sonra yeni nesne pozisyonunu konumlandırma için görüntü koordinatlarındaki yoğunluk gradyanını kestirmek amacıyla kullanılır. Bu yöntem, Fukunaga ve Hostetler'in çalışmasındaki ortalama kayma iterasyonlarını esas alır [67]. Ortalama-kayma parametrik olmayan bir yoğunluk tahmin edici olup iteratif olarak örnek bir dağılıma ilişkin en yakın modu hesaplar. Burada çekirdek gradyanı aracılığıyla yoğunluk gradyanının ortalama kayma ile ilgisi belirlenmektedir [67]. Bilgisayar görmede tanıtımından sonra ortalama kayma yöntemi doğru uydurma [68], görüntü bölütleme [69], video bölütleme [70] ve nesne takibi [71,72] alanları gibi pek çok problem çözümünde büyük ilgi görmüştür. Ortalama kayma bir yandan ilgi görmeye devam ederken pek çok yayında ise çekirdek biçimi ve ölçeklemeyle ilgili yetersizliklerinden bahsedilmiştir [70,73,74]. Klasik anlamdaki ortalama kayma sabit bir ölçek gerektirir ve bu ise nesne boyutunun sık sık değiştiği nesne takibinde uygun olmamaktadır. Ölçekleme probleminin

çözümü açgözlü algoritmalar tarafından başarılabilir. Burada bilinmeyen ölçek, yönelim ve ortalama-kayma iterasyonlarından bağımsız pozisyon belirlenir [70,71]. Comaniciu ve Meer her bir ortalama kayma iterasyonundaki önceden tanımlı bir kaç ölçek üzerinde kaba taslak bir arama yaparak daha iyi konumlama yapan ölçeği seçmişlerdir [71]. Bu kabataslak aramadaki işlem karmaşasına ilaveten önceden seçilen deney ölçek takımı doğru nesne boyutunu bulamayabilir.

Video bölütleme alanında her bir ortalama-kayma iterasyonunda zaman-uzamsal koordinatlardaki çerçevelere bir oval uydurmak suretiyle çekirdek ölçeği ve yönelimini belirlemek üzere veri esaslı bir yaklaşım kullanılmıştır [70]. Ortalama iterasyonlarının ölçek ve yönelim hesabından bağımsız olmaları sebebiyle bu algoritmaların açgözlü yapısının, doğru olmayan çözümleri ortaya çıkarma potansiyeli vardır. Alternatif olarak, çekirdek takibi, çekirdek yönelimi ve ölçeğini belirlemek üzere optik akış gibi diğer takip sınırlayıcılarıyla birleştirilebilir [75]. Bu ortak yöntemlerde ölçek ve/veya yönelim kestirimi gradyan yoğunluk hesabından bağımsız olarak gerçekleştirilir. Uzaysal koordinatlardaki çekirdek takibine daha doğal bir geliştirme, ölçek ve yönelimi ek boyutlar olarak dahil etmek ve gradyan yoğunluk kestirimini tüm boyutlarda aynı anda yapmaktır.

Öte yandan ölçek uzayının oluşturulması hesapsal olarak karmaşık bir iştir ve ölçek boyutunun örneklenmesine bağlıdır. Çekirdek ölçeği ve yönelimle ilgili problemler bir yana, geleneksel ortalama-kayma yönteminin ikinci sınırlaması biçimi eş yönlü radyal olarak simetrik çekirdeklerin kullanımıdır. Bu problem video bölütleme problemi için de etraflı bir şekilde araştırılmıştır [70]. Özellikle burada dairesel çekirdek yerine eliptik çekirdeğin kullanılması halinde ortalama-kayma bölütleme performansının büyük çapta iyileştiği gösterilmiştir.

Bahsedilen sınırlamaların üstesinden gelebilmek için yoğunluk kestirim işleminde asimetrik çekirdekler tanıtılmıştır. Asimetrik çekirdekler son on yıldır istatistikte yaygın olarak kullanılmaktadır [76]. Asimetrik çekirdek yoğunluk hesabındaki esas konu gradyan yoğunluğunu hesaplamak için kullanılan bir parametrik çekirdeğin tanımlanmasıdır. Analitik bir çekirdeğin seçiminin yoğunluk hesabı probleminde kolaylık sağladığı bilinmektedir. Nesne takibi konusu bakımından gelişigüzel nesne biçimleri bir analitik çekirdek tanımlamada çözülmesi gereken ciddi bir problemdir. Bu problemle ilgili olarak herhangi bir nesneyi izleyebilen türevlenebilir bir analitik çekirdek üretmeye ilişkin yeni bir yaklaşım verilmiştir.

Bu çekirdeğin türevlenebilirlik özelliği yoğunluk gradyanını hesaplayabilme yeteneği kazandırır, böylece ortalama-kayma mod arama sağlanır. Ayrıca, nesneyi temsil etmek üzere seçilen çekirdeğin ölçek ve yöneliminin tahmin edilmesinde yeni bir yaklaşım olarak bilinmektedir. Bu yöntemde ölçek ve boyutun paralel ek boyutlar olarak kullanılması önerilmiştir [77]. Bu yaklaşımın diğerlerinden esas farkı ortalama-kayma vektörünün hesabıdır. Asimetrik ortalama kayma yaklaşımı her bir boyutta kullanılan çekirdeklerin çok dikkatli bir şekilde tasarlanmasını ve mod kestiriminin doğru olacak şekilde yerleştirilmesini gerektirmektedir. Açgözlü yöntemlerin aksine [73] ve [77]'de önerilen yaklaşım ortalama-kayma vektörünü tüm boyutlarda eşzamanlı değerlendirir ve nesne öteleme, ölçek ve yönelim hesabının sıralı olması probleminin üstesinden gelir.

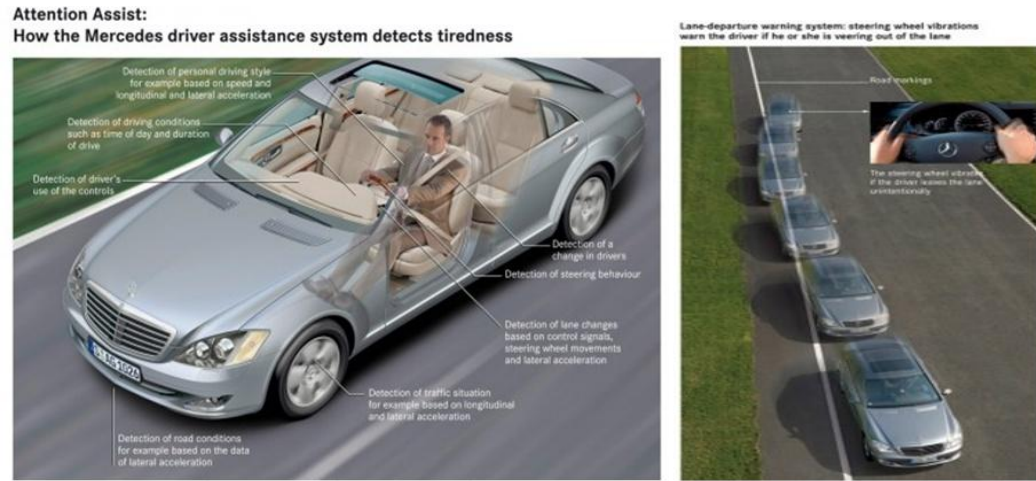
1.3. Yeni Otomobillerde Çarpışma Önleyici Aktif Sürüş Güvenlik Teknolojileri

Son zamanlarda pek çok otomobil üretici firma aktif ve pasif yeni güvenlik teknolojilerine yatırım yapmaktadır. Araç teker basıncı takibi, uyarlamalı hız sabitleme ve çarpışma şiddeti hafifletme sistemleri, kör nokta tanıma-çarpışma uyarısı, şerit takibi ve yorgunluk uyarıcı, elektronik stabilite, oturmaya duyarlı emniyet kemeri ve hava yastıkları, çarpışma öncesi panik fren yardım sistemi, uyarlamalı farlar ve gece görüş yardımı, arka tarafı gören kamera, acil durum destekleyici sistemler başlıca güvenlik önlemleri olarak kabul edilmektedir [78]. Örneğin şerit takibi, yaya algılama, düşük hızlarda kaza önleme içerisinde 70 parametrenin değerlendirildiği 2010 E sınıfı Mercedes için güvenlik standartıdır [79, 80]. Volvo 2020 yılına kadar sıfır kaza riskli arabalar üreteceğini iddia etmektedir [81]. Bunlar araç için güvenlik önlemleri olup sürücü yorgunluğu ve dikkatsizliğin ise çoğu kazadaki esas sebep olduğu bilinmektedir. Yorgunluk Kuzey Amerika'da her yıl 100.000 kazanın ana sebebidir [82] (Traffic Safety Facts- Department of Transportation).

Sürücü bakışı, göz kırpması, kafa takibi sürücü dikkatsizliğini ölçmede ipuçları olabilir. Ancak sürücüyü gözlemleyen kamera için hala daha meşruluk ve özel hayatın mahremiyeti konuları tartışmalıdır. Arabanın dışında bulunabilecek diğer arabalar, yayalar, hayvanlar gibi nesnelere olan yaklaşma mesafesini algılamak için üretici firmalar arabanın içerisine bakan bir kamera yerine arabanın dışına görsel kameralar ya da lazer algılayıcılar yerleştirmektedir. Ayrıca bu duyargalar sayesinde sürücüye şerit takibi konusunda yardım edilmektedir. Bu yaklaşım için yeni nesil Mercedes arabalar iyi birer örnek olarak görülebilir

[79]. E sınıfı Mercedes arabada yer alan pek çok yaşamsal güvenlik özelliği arasında sürücüdeki ilk yorgunluk belirtilerinde uyarabilen yenilikçi dikkat yardım sistemi öne çıkmaktadır. Bu sistemde ilk 20 dakikalık sürüş esnasında sürücüyeye has kullanıcı profilini çıkarmak için 70 parametreyi kullanan akıllı bir yazılım ile direksiyon duyargası bağlantılıdır. 80 ile 180 km/s arasında sürücünün yorgunlaşmaya başladığında yaptığı kararsız direksiyon ayarlamalarını sistem anlamakta ve duyulabilir bir alarla bunu sürücüyeye bildirmektedir. Ürkütücü değere çıkan kaza istatistiklerini dikkate alan otomobil üretici firmalar şehir içi güvenlik sistemleri için de yatırım yapmaktadır [81,82].

Araba üretici pek çok firma sürücü göz hareketlerini bir kamera kullanarak gözlemleyen sistemler üzerinde çalışma yapmaktadır. Mercedes firması bu konuda farklı düşünmektedir. Bu sistemlerin uyarıyı çok geç yaptığını, gözlüklü sürücü ile verimli çalışmadığını ve kamera, kızıl ötesi ışıklandırma gibi ek donanımlar gerektirdiğini iddia etmektedir. Bu sebeplerden dolayı Mercedes firması dikkat yardımı denilen kendi sistemini geliştirmiştir. Bu sistemde sürücü direksiyon davranışı elde edilir ve hassas direksiyon dönme açısı duyargası kullanılmaktadır. Dikkat yardımı 2011 S ve yeni E sınıfı araçlar üzerinde standart ekipman olarak verilmektedir.



Şekil 1.1 Mercedes arabalarda yorgunluk algılayan sürücü yardım sistemi [83]

Aşağıda en son geliştirilen oto güvenlik teknolojileri hakkında bilgi verilmektedir. Başarılı olması halinde üreticiler diğer modellere de uygulayacaklar ve günün birinde emniyet kemeri ve hava yastığı gibi standart özellikler haline gelecektir [84].

7 Serisi BMW’da pek çok teknolojiyi bir arada görebilmek mümkündür. 2011 modeli içerisinde aktif kör nokta algılama dahil pek çok yeni güvenlik özelliği barındırmaktadır. Kör nokta gözlemleyen diğer sistemlerdeki gibi yan aynalarda görsel uyarılar vermenin yanısıra BMW’nun aktif kör nokta algılama sistemi şerit değiştirmeye karar verdiğinde sürücüyü direksiyonu titreterek uyarır. Oto üreticilerinin pek çoğu yan görüş kameraları kör kavşak noktalarındaki köşelerin etrafını gözlemek ya da park ederken araba yolundaki nesneleri görmek için kullanırlar. Oysa BMW’nun yeni 7 serisi engelleri ya da gelen trafiğe ilişkin uyarıları ön cam ya da iç kısımdaki bulunan bir göstergede göstermek üzere çoklu kamera sistemlerini kullanır. Belli BMW modellerinde gece görüşü yıllardan beri bulunmaktadır [85]. Gece görüş sistemi yaya algılamalı gece görüşünde yaya algılamının yanı sıra insan ve hayvan ayırımını gerçekleştirir ve ayrıca yaklaşan bir yayanın pozisyonu ve yönünü de gösterir. 2011 BMW serisi araba yoluna doğru bir yaya yaklaşıyor ya da karşı geliyorsa gece görüşünü sağlamak için kullanılan araç konsolunda bir uyarı verir ve ayrıca arabada bu seçenek varsa cam göstergesinde ileti belirir [86].

Açılı ya da dik bir park alanından çıkarken sürücüler arabanın arka kısmına doğru gelen bir araba olup olmadığını bilmediklerinden temkinle ve yavaşça geriye çıkarak geride kimse olmamasını temenni ederler ya da kendilerini geri gelmekten alıkoyacak bir korna sesi duymayı beklerler. Crysler’in Cross Path Detection sistemi arabanın arka kısmını gözleyerek geride herhangi bir araç olup olmadığını anlamak üzere arka tamponda radar duyargalar barındırır. Eğer bu sistem varsa hangi taraftan bir araç yaklaştığına bağlı olarak yan aynalarda bir gösterge yanar ve uyarı alarmı çalar.

Ford, araçlarından bazılarında kör nokta uyarı sistemi yerleştirmiştir [87]. Ayrıca Cross Traffic Alert sistemi de bulunmaktadır. Crysler’in Cross Path Detection sisteminde aracın arka tamponundaki radar duyargalar sürücü bir park alanından geriye çıkarken arkadan gelen trafiği gözlemler. Araç geriye gelirken trafik yaklaşıyorsa duyulabilir düzeyde sesli bir uyarı gelir, ayrıca hangi taraftan yaklaşıyorsa o taraftaki yan aynada bir ışık yanar. Ford ayrıca MyKey sistemini tanıttı [88]. Bu sistem aracı acemi bir sürücü kullanması halinde, ailelerin aracın en yüksek hız ve ikiz sistemin ses limitini tanımlamalarına olanak sağlamaktadır. Araba

anahtarlarından herhangi biri araç mesaj merkezi aracılığıyla programlanabilir ve çeşitli kontrolünün kapatılmasının engellenmesi gibi bazı güvenlik önlemlerine olanak tanır.

Günümüzde çoğu araçların arka kameraları bulunmaktadır. BMW gibi bazı arabaların ise arabanın çevresini gözlemek için pek çok kamerası olabilir. Infiniti adına Around View Monitor denilen ve her biri 360 derece görüş açısına sahip geniş açılı dört kamera kullanan tek otomobil üreticisidir. Kameradan gelen görüntüler bir konsol monitöründe gösterilir ve kullanıcılar hangi kamera görüntüsünü getireceklerini seçebilirler. Ayrıca kuş bakışı manzara da perspektif olarak burada gösterilebilir. BMW'nun yaya algılamalı gece görüşü güncellemesi gibi Mercedes'in Night View Assist Plus sistemi kör noktalardaki yayaların görünmesine olanak sağlar. Bu sistem karanlık ve aydınlık koşullarda insanın varlığını anlayarak konsoldaki bir göstergede görüntüleyen bir yazılımı kullanır.

Mercedes Benz 2010-E sınıfını, içerisinde Attention Assist bulunan en yeni güvenlik teknolojilerini barındıran araba olarak seçmiştir [89]. 2011 CL-Class da standart olarak sistem sürücünün aracı güvenli bir şekilde kullanabilmek için yorgun ya da dinç olmasını belirlemek üzere pek çok bileşeni analiz edecek bir sistem geliştirdi [80]. Bu sistem sürücünün normal davranışını, şu andaki sürüş ile karşılaştırmak üzere referans olarak tutar. Direksiyon açısı, araç hızı, pedal kullanımı, rüzgar koşulları, seyahat zamanı ve mesafesi gibi pek çok parametreyi sistem sürücü yorgunluğunda ipucu olarak kullanır. Sistemin sürücüyü yola devam etmek için çok yorgun olduğunu anlaması halinde bir göstergede kahve fincanı belirir ayrıca yüksek bir sesle uyarı duyulur: 'Hızını azalt ve dur' [79].

Volvo şöhretine uygun olarak güvenlik üzerine ciddi bir pazarlama stratejisi geliştirdi. Firmanın en son inovasyonları aktif güvenlik alanındadır. Araba, sürücünün kaza yapmasını önlemek üzere kontrolü ele geçirir ve karar verir [90]. Bu, kazadan sonra işe yarayan hava yastıkları ve emniyet kemerleri gibi pasif sistemlerden çok farklı bir güvenlik önlemidir. Şirketin City Safety Technology (CST) sistemi isminden de anlaşıldığı gibi şehir içi sürüşte dur kalklardaki kaza risklerine karşı geliştirilmiştir. CST donanımlı arabanın ön kısmında bulunan diğer bir arabaya olan mesafeyi izleyecek bir kızıl ötesi duyarga kullanır. Sürücünün yavaşlamada yeteri kadar çabuk davranmadığının farkına varırsa arkadan çarpmanın önüne geçerek arabayı vaktinde durdurmak için sistem frenlerini hemen aktif hale geçirir. Ancak bu işlemi 30 km/saat hızında yapar. İnsan davranışını takip zordur. Çünkü bu kişiden kişiye değişiklik gösterir. Azalan sürüş konsantrasyonu ya da yorgunluk etkisi sürüş davranışıyla

ilgilidir. Volvo'nun teknolojisi arabanın yol üzerindeki ilerlemesini esas alır. İşler yolunda gitmiyorsa bu güvenilir bir göstergedir ve sürücüyü her şey çok geç olmadan uyarır. Sürücü göz izleme teknolojisinin yeterince olgunluğa kavuşmadığı düşüncesiyle Volvo değişik alternatifler denemektedir. Örneğin Volvo otomobillerde Lane Departure Warning (şeritten çıkma uyarı) sistemi bulunmaktadır. Bu sistem geçici dikkatsizliklerde aracın yoldan çıkmasını ve önden çarpmaları önler.

Toyota Lexus yeni modellerde kendine has bir yorgun sürücü uyarı sistemini tanıttı [91]. Lexus sistemi sürücünün yüzünü izleyen bir kamera kullanmak suretiyle sürücünün uyuyup uyumadığını tespit eder, farklı durumları dikkate almaz. Lexus sistemine gelince sürücünün yüzünü gözlemek üzere direksiyon koluna monte edilen bir kamera kullanır. Sürücünün gözünü birkaç saniye yoldan ayırması halinde ve ileride bir engel bulunması durumunda bu tespit edilir ve sürücü bir çan sesi ve aracın kolonunda bulunan bir ışığı yakmak suretiyle uyarılır ve uyandırılır.

Saab'ın Driver Attention Warning Sistemi, sürücü yorgunluğu ve dikkatsizlik olduğu bilinen en yaygın iki yol kazasının önüne geçmek amacıyla tasarlanan bir geliştirme projesidir [92]. Yorgunluk riski ya da dikkatsizlik algılandığında hemen sürücü yazılı ve sesli olarak veya koltuk süngerindeki titreşimler aracılığıyla uyarılır. Benzer sistemlerin aksine Driver Attention Warning Sistemi araçtaki keskin direksiyon değişikliklerini ölçmeye dayanmaz. Vahim sonuçlar doğurmadan önce yorgunluk ya da dikkatsizlik başlangıcını algılamak üzere tasarlanmıştır. Biri sürücü tarafındaki iskelet çerçevesi zeminine, diğeri ise merkezdeki gösterge paneline yerleştirilen ve sürücünün gözlerine odaklanan iki küçük kızıl ötesi kamera kullanır. Göz kapağı hareket modelinin yorgunluk başlangıcını göstermesi ya da sürücünün yolun ilerisine bakmaması durumunda değişik uyarıları yapabilen bir yazılım tarafından kameralardan alınan görüntü analiz edilir. Tüm gün ve gece koşullarında ayrıca sürücünün koyu gözlükler giymesi halinde iyi performans alabilmek amacıyla kızıl ötesi görüntüleme kullanılır.

1.4. Tez Çalışmasının Akışı

Bu tez çalışması süreci esnasında gerçekleştirilen araştırma çalışmaları kısa başlıklar halinde aşağıda özetlenmiştir:

- Değişik bantlardaki (ısıl, kızıl ötesi gibi) yüz imgelerinde her zaman ayrıntı bilgileri elde edebilme olanağı bulunmamaktadır. Yeterli ışık koşullarının bulunmaması halinde elde edilen imgelerde ayrıntılar üzerinde imge işleme daha zor olmaktadır. Örneğin karanlık bir ortamda göz lokalizasyonu yapılması ısıl bir kamerayla elde edilen imgede yüksek bir işlem yükü getirmektedir. Böyle bir göz algılama ve göz bakış gibi ayrıntıların elde edilmesi için temiz bir görsel kamera görüntüsü ya da kızıl ötesi imgesinden faydalanmak gerekmektedir. Kafada oluşabilecek hareketleri takip etmek ve incelemek için çok ayrıntıya gerek olmayıp kafadaki kütleli hareketin izlenmesi yeterli görülmektedir. Bunun için üç yaklaşım denenmiştir: Görsel ve kızıl ötesi kamera kullanılarak iki boyutlu hareket takibi, ikiz kamera kullanılarak fark haritası üzerinden imge işlenmesi ve son olarak kütleli hareketi üç boyutlu düzlemde incelemek üzere optik akış yaklaşımlarıdır.
- İlk çalışmalarda sürücü yüz yöneliminin saptanması için imge momentlerinden faydalanılmıştır. Kafa pozisyonu ve en-boy oranıyla ilgili alınan bu bilgiler sürücünün iki boyutlu davranış analizi için bilgi vermektedir. Daha sonra yüz takibi yapılarak elde edilen verilerin analizi için Bayesian sınıflandırıcı kullanılmıştır. Rasgele olmayan yöntemlere göre daha gülbüz olacağı düşünüldüğü için ayrıca ARMA modellemesi yapıldı. Ölçülen pozisyon ile Bayes tahmin pozisyonu arasındaki farkı bulmak için hata analizi yapılmıştır.
- Yule Walker denklemleri çözülerek optimal tahmin gerçekleştirilmiştir. Bayes sınıflandırıcıya ilişkin eğriler değerlendirilmiş, Yule Walker tahmin edici ile karşılaştırılmış ve ARMA yöntemindeki tahmin edici derecesine göre LMSE hatası değerlendirilmiştir.
- Sürücü kafasını çevreleyen oval bir çember yada dikdörtgensel bir kutu manasına gelen ortalama kayma algoritması ile son zamanlarda araştırma dünyasında ilerleme kaydeden asimetrik ortalama kaymanın mukayesesi yapılmıştır. Buna göre asimetrik ortalama kaymanın özellikle karmaşık arkanlarda çok başarılı olduğu anlaşılmıştır. Ayrıca arkalanın tamamıyla yok edilebilmesi amacıyla ikiz görme kullanılarak fark haritası üzerinden takip yapılabileceği görülmüştür.
- Sürücüye etki eden faktörlerin nörofizyoloji, psikoloji ve yüz dinamiği dikkate alınarak incelenmesi ve bu konuda medikal alanda çalışan bilim insanları ile araştırma

ekiplerinin birikimlerinden faydalanılarak bir araştırma ekibinin çalışmasına yapılan katkıyla bir konferans yayını hazırlanmıştır. Böylece insan yüzünün medikal/mekanik kısmının anlaşılmasına katkı sağlanmış oldu. Ayrıca sürücü yorgunluğuyla bağlantısı olduğu için psikolojik öğelerin iyi araştırılması gerektiği ortaya çıkmış ve hesapsal beyin bilimleri ile medikal konudaki bilim insanları ile iletişime devam edilmesinin yerinde olacağı görülmüştür.

- Amerika Birleşik devletlerindeki otoyollar incelenmiş, sürücüye yönelik video kamera ve IR kamera ile gece gündüz ve değişik yol şartlarında çekimler yapılarak değerlendirilmiş, sürücü modelleri için veritabanı hazırlanmış ve diğer altyapı çalışmaları gerçekleştirilmiştir.
- Ara adımlarda gerekebilecek görüntü iyileştirmesi için deneysel çalışmalar ve görüntü yumuşatma için eğricikler dikkate alınmış ve uygulamada yeni görünmeye başlanan eğriciklerin başarımı sınanmıştır.
- Optik akışın sürücü sistemlerinde uygulanabilirliğinin araştırılması ve araştırma alanı ile ilgili olarak insan kafası hareketlerinin modellenmesi için optik akış ile ilgili deneysel çalışmalar yapılmıştır.
- Sürücü arkalanı yok edilerek yüzün ortaya çıkarılabilmesi için ikiz kameraların kullanılması üç boyutlu imgelerin elde edilmesi, web kamera ile özel kameraların başarımının incelenmesi ve fark haritaları üzerinde deneyler yapılmıştır.
- Görsel ve kızıl ötesi bantlarda alınan imgelerde füzyon yapılarak işlemenin başarıma etkisi araştırılmıştır.

Bu tez çalışmasının amacı anormal sürücü davranışını gözlemleyerek anlık gelen verilere göre sürücü durumu hakkında genel bir karar verilmesine yardımcı olmaktır. Kafa hareketleri sürücü yorgunluğunu anlamada görsel bir yardımcı parametre olup tek başına yorgunluğa karar vermede yeterli değildir. Burada aracın içerisine yerleştirilen bir kamera ile sürüş durumu hakkında bilgi edinilmektedir. Sürücü kafa hareketlerine ilişkin elde edilen verilerin değerlendirme aşamasında Bayesian öğrenme ve ARMA modelleme kullanılarak sürücü davranışını sınıflandırabilecek bir model önerilmiştir. İlk olarak sürücü yüzü nesne yönelimli bir oval içerisine alınarak sezinlenir ve daha sonra belli bir görüntü dizgesindeki hareketler Bayesian öğrenme kullanılarak takip edilmeye devam edilir. Daha sonra sürücü

yorgunluğunun anlaşılabilmesi için bir skala düzenleyerek görsel bir ipucu olarak ARMA modelleme ile kafa hareketleri tahmin edilir. Değişik ışık koşullarında sistem başarımını ortaya çıkarmak için video kamera ve IR kamera ile sürücü yüz görüntüleri alınmaktadır. Değişik aydınlatma koşullarında tahmin edicinin güvenilir ve gürbüz çalışmasının bir ölçüsü olarak karesel ortalama takip hatası kullanılmaktadır. Normal ve yorgun sürücüye karşılık gelen kafa pozisyonları için denel çizimler elde edilerek değerlendirmeler yapılmıştır.

İkinci bölümde nesne takibine ilişkin kavramlardan bahsedilmiştir. Burada aydınlatma koşulları, renk, histogram kesiştirme, nesne gösterimi, öznitelik seçimi, bant genişliği, moment tipleri gibi nesne takibinde önem taşıyan kavramlar referans verilerek açıklanmıştır.

Üçüncü bölümde hareket tahminindeki esaslardan bahsedilmektedir. Özellikle daha sonraki bölümlerde hareket tahmini için seçilen yöntemlere temel teşkil etmesi açısından nokta takibi, karaltı takibi, çevrit takibi ve çekirdek esaslı hareket tahmin yöntemleri tartışılmıştır. Bu bölümde ayrıca tekli ve çoklu nesne takibi ve kapatma konularına da değinilerek çok bakışlı nesne takibi, şablon ve yoğunluk esaslı nesne takibinden bahsedilmiş ve nesne takibindeki gelişmeler yazılmıştır.

Dördüncü bölümde video histogram farkları ve zaman-uzamsal optik ölçüleri kullanarak kafa hareketi problemine yeni bir yaklaşım getirilmiştir. Aracın ön göğsü üzerine bir IR kamera monte edilmiştir. Video histogram farklarındaki (VHF) zamansal değişime bakarak sürücü kafasında hareket olup olmadığı açığa çıkacaktır. VHF’de sürekli bir artma varsa bu sürücü kafasının durağan pozisyondan harekete geçtiğini göstermektedir. Takip ediciyi sentetik olarak üretilen hacimsel bakış geometrisinde kafa hareketine doğru yönlendirebileceği düşünülen tesadüfi bir hareket ölçüsü olarak optik akış haritası çıkarılır. Takip edicinin kafa hareketi yörüngesini çıkarmayı sağlayan ARMA tahmin edicisini elde etmek için kafa hareketi oto korelasyonu hesaplanmıştır. Takip etme hatası optik akıştaki değişime göre elde edilmiştir. Tahmin edicinin farklı aydınlatma koşulları altında güvenilirliği ve gürbüzlüğünü sağlamak için farklı kafa pozisyonlarında ortalama karesel takip hatası ölçülür. Deneyler önerilen sistemin sürücü kafasını takip edebileceğini ve kamera görüntü düzlemine paralel düzleme göre sola ve sağa yatık olan ya da ileri ve geri hareketleri tanıyabileceğini göstermiştir.

Beşinci bölümde kafa hareketlerinin anlaşılması ve modellenbilmesine yönelik optik akışlardan bahsedilerek bir sonraki konuda yapılan deneylerle ilgili sonuçlar verilmiştir. Ayrıca fark haritalarını elde edebilmek için gerekli adımlar verilmiştir. Değişik web kameralar

kullanılması ve kalibrasyon nesnelerinin seçilmesinde dikkate alınması gereken ayrıntılar deneylerle açıklanmıştır.

Altıncı bölümde değişik ışık koşullarında ve çok bantlı çalışmanın anlaşılabilmesi için kızıl ötesi ve görsel görüntülerin füzyonu denenerek aynı deneyler yeniden yapılmıştır. Arkanın kolayca elenebilmesi sebebiyle ikiz görüntüler aracılığıyla fark haritası çıkarılmış ve başarımları test edilmiştir. Deneylerle kızıl ötesi, görsel ve füzyon imgeleriyle elde edilen sonuçlar karşılaştırmalı olarak verilmiştir.

Son olarak yedinci bölümde elde edilen deneylerin sonuçları değerlendirilerek, hangi yöntemlerde ne sonuçlar alındığı, bu konudaki gelişmeler, gelecekte yapılabilecek çalışmalar ve ortaya çıkan neticeler tartışılmıştır.

1.4.1. Destekleyici Çalışmalar ve Araştırmaya Katkıları

“*Multiple Vehicle Tracking Using Gabor Filter Bank Predictor*” isimli çalışma hakemli ve seçkin bir konferans olan VISAPP–2009’da sunulurken yayınlandı. Yapılan çalışmada bir takip videosu içerisinde araç takibi için zamana göre değişen Gabor süzgeç bankı kullanılmaktadır. Belli bir video çerçevesi dizgesindeki olası değişiklikler için algılayıcı olarak çerçeve esaslı 2B Gabor süzgeç bank tahmin edicisi seçilmiştir. Tespit edilen değişiklikler ilgi alanındaki (ROI) araç karaltısının üzerine kuşatan bir kutu geçirilerek her bir çerçeve içerisinde sabitlenmektedir. Video dizgesinde bir sonraki çerçevede takip edilen araç bölgesini tahmin etmek için her bir araca ait ardıl hareket, zaman eksenindeki doğrusal olmayan yönlü bir tahmin ediciye verilir. Gerçek zamanlı trafik video deneyi Gabor süzgeç yapısının kendisini seçilen bir hedefe göre ayarlayabileceğini ve uygun bir şekilde takip edebileceğini ortaya koymaktadır. Çalışmada bu özelliğin kullanılması hızlı hareket eden araçlarda veya belli bir mesafede gri tonla hedef takibi için önem taşımaktadır.

Sürücü fizyolojisinin anlaşılması için bir araştırma ekibinin yaptığı çalışmaya katılım sağlanmıştır. Araştırma ekibi, CBCT görüntü dilimleri kullanılarak insan üst solunum yolunun sezinlemesi ve geriçatmasına yardım edecek bir yöntem üzerinde çalışmaktadır. Bu çalışmada üç boyutlu Gaussian Kernel Blurring süzgeci kullanılmıştır. Bölütlenen kısım, dönme ve yer değiştirme ile bakış yönelimi için seçilen karşılık düşen üç asal eksen ile karakterize edilir. Bahsedilen eksenler hacimdeki kesitlere ait 3B asal bileşenler analizi (PCA) sonucu

kullanılarak elde edilmiştir. Temsil eden düzlemlerde iki boyutlu PCA kullanılarak bakış ile havayolunu daha iyi ayırabilmek için her bir dilime ait birincil ve ikincil eksenler hesaplanmıştır. Bu çalışmaya yapılan katılım sonucu sürücüye ait yüz bölgesinin anatomisi tanınmaya çalışılarak kullanılan yöntemler araştırma çalışması dağıtıcısına katılmıştır. Yüzdeki değişimlerin anlaşılması, ikincil ve birincil eksenlerin bulunması, Gaussian çekirdek süzgeci ile dönme ve yer değiştirme konuları sürücü yüz analizinde önem taşımaktadır.

Otoyollar ve sürücü alışkanlıkları ile manzaranın sürücü üzerine etkisinin anlaşılabilmesi için gerçek yol koşullarında denemelere başlanarak gündüz, gece, yağışlı, sisli ve karlı havalarda yollarda çekimler yapılmış, bu çekimler üzerinde tartışmalar gerçekleştirilmiş ve deneylerin başarısını etkileyecek faktörler belirlenmeye çalışılmıştır. Akıllı araç sistemleri için sürücü davranışının anlaşılması önem taşımaktadır. Ayrıca bazı oto firmalarına ilişkin belli arabalar üzerinde incelemeler yapılmıştır. Birleşik Amerika pazarında bulunan kameralar incelenmiş ve kullanılması düşünülen donanım için planlama yapılmıştır.

Kafa hareketlerinin takibi aynı zamanda pasif güvenlik önlemlerine de yardımcı olacaktır. Son zamanlarda üretici firmalar kaza anında kafa yastığını daha aktif kullanabilmek için yeni bir yöntem arayışı içindedir. Dolayısıyla sürücü alışkanlıklarının anlaşılması hem kaza öncesi hem de kaza sonrası önlemlere ışık tutacaktır.

2. NESNE TAKİBİNE İLİŞKİN KAVRAMLAR

Nesne takibi bilgisayar görü alanında önemli bir konudur. Yüksek işlem gücüne sahip bilgisayarlar, yüksek kalitede ve maliyeti düşük video kameraları ve otomatik video analizine olan gereksinimin artması nesne takibi algoritmalarını büyük bir ilgi odağı haline getirmiştir. İlgilenilen hareketli nesne takibi, böyle nesnelerin çerçeveden çerçeveye takibi ve bunların davranışını anlamak için nesne takiplerinin analizi olmak üzere video analizinde üç ana adım vardır. Dolayısıyla nesne takibi kullanımı hareket esaslı tanıma, otomatik gözleme, insan-bilgisayar etkileşimi, video indeksleme, trafik izleme, araç takibi gibi işlerde yaygındır. Böylece yürüyüş, otomatik nesne algılama esaslı insan teşhisi yapılabilir. Şüpheli aktiviteleri veya gerçekleşmesi muhtemel olmayan olayları algılamak için bir manzara izlenebilir, çoklu ortam veritabanlarındaki videoların otomatik belirtimi yapıp geri elde edilebilir, el işaretleri tanıma, bilgisayarlara giriş için göz bakışı takibi gibi hareketler algılanabilir, trafik akışını yönlendirmek üzere trafik istatistikleri gerçek zamanlı bir araya getirilebilir, video tabanlı yol planlama ve engelden kurtulma yetenekleri araştırılabilir.

En basit şekliyle takip, bir manzara çevresinde hareket ederken imge düzlemindeki bir nesnenin yörüngesini kestirme problemi olarak tanımlanabilir. Bir başka deyişle bir takip edici bir videoya ilişkin farklı çerçevelerdeki takip edilen nesnelere etiketler atar. İlaveten takip koşullarına bağlı olarak bir takip edici ayrıca bir nesneye ilişkin yönelim, alan veya biçim gibi nesne bilgilerini de verebilir.

3B dünyanın 2B bir imgeye izdüşümünün sebep olduğu bilgi kaybı, imgelerdeki gürültü, nesnelerin bükülebilir veya eklemli doğası, kısmi ve tam nesne kapatmaları, değişik nesne biçimleri, manzaradaki ışık değişiklikleri, gerçek zamanda işleme gereksinimleri gibi nedenlerden dolayı izlenen nesneler karmaşık olabilir. Nesnelerdeki hareket ve/veya görünüme sınırlamalar getirerek takip işlemi kolaylaştırılabilir. Neredeyse tüm takip algoritmaları nesne hareketinde düzgün ve ani değişimler olmadığını kabul eder. Nesne hareketinin sabit bir hızda veya öncesel bir bilgiye dayalı olarak sabit hızlanmada olduğu sınırlaması da ayrıca yapılabilir. Nesnelerin sayısı ve boyutu veya nesne görünümü ve biçimi hakkında öncesel bilgi de problemi basitleştirmek amacıyla kullanılabilir. Şimdiye kadar yapılan nesne takibi yaklaşımlarında takip için kullanılması düşünülen gösterim, imge

özellikleri ile hareket, görünüm ve nesne şeklini modelleme yönteminin nasıl olacağı önem taşımaktadır.

Bu sorulara cevaplar takibin gerçekleştirildiği ortam ile takip bilgisinin kendisi için görüldüğü son kullanıma bağlıdır. Bu sorulara pek çok farklı senaryo için ışık tutan çok sayıda takip yöntemi tanıtılmıştır. Burada önemli olan ihtiyaca en uygun takip algoritmasının seçimidir. Örneğin insan takibinde uygulamanın tabiatı gereği insan kinematiğinin göz önünde bulundurulması gerekir. İlgili yayınlarda eklemli nesne modellerini kullanarak insan takibi üzerine bir hayli çalışmadan bahsedilmiş ve sınıflandırılmıştır [93,94]. Bir nesne takip edici tasarlandığı zaman göz önünde bulundurulması gereken ilk konu nesnenin uygun bir gösteriminin tanımlanmasıdır. Bunlar temel geometrik biçimler, nesne çevritleri ve görünüm gösterimleri olabilir. İkinci konu ise takip edici için bir giriş olarak kullanılan imge özelliklerinin seçimidir. Bu özellikler renk, hareket, kenarlar vs. olabilir. Neredeyse tüm takip algoritmaları ya ilk çerçevede yada her çerçevede nesnelerin tespitini gerektirir. Belli bir takip algoritmasının uygunluğu ışık koşulları, nesne ve kamera hareketleri, nesne sayısı, nesne biçimi ve nesne görünümüne bağlıdır.

2.1. Nesne Gösterimi

Bir takip senaryosunda analiz etmek üzere bir nesne tanımlanabilir. Örneğin deniz üzerinde uçan bir martı, mutfakta dolaşan bir böcek, yol üzerindeki araçlar, havadaki düzlemler, bir yolda yürüyen insanlar veya su içindeki balıklar özel bir ortamda takip için önemli olabilecek bir takım nesnedir. Nesneler biçimlerine ve görünümüne göre temsil edilebilir. Takip için yaygın olarak kullanılan nesne biçim gösterimleri noktalar, geometrik biçimler, nesne karaltısı ve çevrit, eklemli biçim modelleri ve iskelet modelleri olarak sınıflandırılabilir. Ayrıca birleşik biçim ve görünüş gösterimleri de bulunmaktadır.

Nesne, bir ağırlık merkezi (Şekil 2.1-1), [95] veya bir nokta kümesi (Şekil 2.1-2), [96] tarafından temsil edilebilir. Genellikle bir imgede az yer kaplayan nesnelerin takibinde nokta gösterimi uygundur. Nesne biçimi bir dikdörtgen veya oval tarafından temsil edilebilir (Şekil 2.1-3, 4), [71]. Bu tip gösterimler için nesne hareketi genellikle öteleme, ilgin (afin) veya izdüşüm (homografi) dönüşümü ile modellenenebilir. Basit katı nesnelerin gösterimi için temel geometrik biçimler daha uygun olmasına rağmen katı olmayan nesnelerin takibinde de kullanılabilir. Çevrit gösterimi bir nesnenin sınırını tanımlar (Şekil 2.1-7, 8). Çevrit

içerisindeki bölgeye nesnenin karaltısı denilmektedir (Şekil 2.1-9). Karaltı ve çevrit gösterimleri karmaşık katı olmayan biçimlerin takibinde uygundur [97]. İnsan vücudu mafsallar tarafından birleştirilmiş gövde, eller, kafa ve ayakları olan eklemlili bir nesnedir. Parçalar arasındaki ilişki mafsal açısı gibi kinematik hareket modelleri tarafından belirlenir. Eklemlili bir nesneyi ifade etmek için silindir yada ovaleri Şekil (2.1-5)'de gösterildiği gibi kullanarak başlıca parçalar modellenenebilir. Medyal eksen dönüşümünü nesne karaltısına uygulamak suretiyle nesne iskeleti bulunabilir [98]. Bu model genellikle nesneleri tanımak için bir biçim gösterimi olarak kullanılır. Nesnelerin görünüm özelliklerini temsil etmek üzere değişik yollar vardır. Takip için biçim gösterimlerinin görünüş gösterimleriyle de birleştirilebileceğine dikkat edilmelidir [99]. Nesne takip alanındaki bazı yaygın görünüm gösterimleri aşağıdaki gibidir:

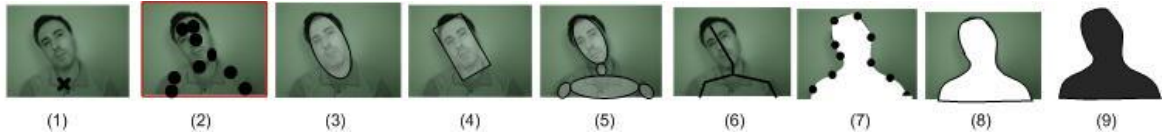
Nesne görünümüne ilişkin olasılık yoğunlukları: Nesne görünümünün olasılık yoğunluğu kestirimleri ya Gaussian ve bir Gaussian karışımı gibi parametrik yada Parzen pencereleri ve histogramlar gibi parametrik olmayabilir [100, 101, 102, 71].

Şablonlar: Şablonlar basit geometrik biçimler yada karaltılar kullanarak oluşturulur [103]. Bir şablon kullanımının avantajı hem uzaysal hem de görünüm bilgisini barındırmasıdır. Ayrıca şablonlar sadece tek bir görünüşten oluşturulan nesne görünümünü kodlarlar. Dolayısıyla bunlar sadece takip esnasında ciddi bir şekilde değişmeyen nesneleri takip etmek için uygundur.

Aktif görünüm modelleri: Aktif görünüm modelleri nesne biçimi ve görünümünü eşzamanlı modelleyerek oluşturulur [104]. Genellikle nesne biçimi bir takım sınır işareti tarafından tanımlanır. Çevrit esaslı gösterime benzer şekilde sınır işaretleri nesne sınırında yer alabilirler yada alternatif olarak nesne bölgesi içinde bulunabilirler. Her bir sınır işareti için renk, doku veya gradyan büyüklüğü formunda bir görünüm vektörü kaydedilir. Aktif görünüm modelleri bir eğitim fazı gerektirir. Burada hem biçim hem de bunun ilgili görünümü asal bileşenler analizi gibi bir örnek kümesinden öğrenilir.

Çoklubakış görünüm modelleri: Bu modeller bir nesnenin farklı bakışlarını kodlar. Bir nesneye farklı bir bakışı temsil etmek için değişik bakışlardan bir altuzay oluşturulur. Asal Bileşenler Analizi (PCA) ve Bağımsız Bileşenler Analizi (ICA) gibi altuzay yaklaşımları hem biçim hem de görünümü temsil etmek için kullanılmıştır [105, 106]. Bir nesnenin farklı bakışlarını öğrenmek için bir başka yaklaşım da örneğin destek vektör makinası [107] veya

Bayesian ağlar [108] gibi bir sınıflandırıcı kümesini eğiterek yapılır. Çoklu bakışa ilişkin görünüm modellerindeki bir sınırlama da tüm bakışlardaki görünümün fazla zaman gerektirmesidir. Genellikle nesne gösterimleri ile takip algoritmaları arasında kuvvetli bir ilişki vardır. Nesne gösterimleri genellikle uygulama ortamına göre seçilir. İmgede çok az yer kaplayan nesneleri takip için nokta gösterimi genellikle daha uygundur. Örneğin [109]'da hareket eden tabak dizgesinde buğdayları takip etmek için nokta gösterimi kullanılmıştır. Benzer bir yayında uzaktaki kuşları takip etmek için nokta gösterimi kullanılmıştır [110]. Biçimleri dikdörtgenler veya ovaler tarafından benzetim yapılan nesneler için temel gösterim biçimleri çok daha uygundur. [71]'de eliptik biçim gösterimi kullanılarak görünümü modellemek için eliptik bölgeden hesaplanan bir renk histogramından faydalanılmıştır. Bir başka çalışmada görünümü ifade etmek için özvektörler kullanılmıştır [106]. İnsan gibi karmaşık biçimli nesneleri takip etmek için bir çevrit yada karaltı tabanlı bir gösterim uygundur. Bir başka gözetleme uygulamasında nesne takibi için karaltılar kullanılmıştır [111].



Şekil 2.1 Nesne gösterimleri. (1) Ağırlık merkezi, (2) çoklu noktalar, (3) oval benek, (4) dikdörtgensel benek, (5) benek-esaslı çoklu parçalar, (6) nesne iskeleti, (7) tam nesne çevriti, (8) nesne çevriti üzerindeki kontrol noktaları, (9) nesne karaltısı

2.2. Takip için Öznitelik Seçimi

Doğru özelliklerin seçimi takip işleminde kritik bir rol oynar. Böylece nesneler özellik uzayında kolayca ayırt edilebilir. Özellik seçiminin nesne gösterimiyle yakın bağlantısı vardır. Örneğin histogram esaslı görünüm gösterimleri için renk bir özellik olarak kullanılır. Öte yandan çevrit esaslı gösterimler için nesne kenarları genellikle özellikler olarak kullanılır. Genellikle pek çok takip algoritması bu özelliklerin bir kombinasyonunu kullanır. Yaygın olarak kullanılan görme özelliklerine ilişkin ayrıntılar aşağıdaki gibidir:

Renk: Bir nesnenin görünen rengi öncelikle iki fiziksel faktörden etkilenir, 1) ışıklandırıcının izgel güç yoğunluğu, 2) nesnenin yüzey yansıtma nitelikleri. İmge işlemede RGB (kırmızı, yeşil, mavi) renk uzayı genellikle rengi göstermek için kullanılır. Bununla birlikte RGB uzayı algısal olarak doğrusal bir renk uzayı değildir. Yani RGB uzayındaki

renkler arasındaki farklar insanlar tarafından algılanan renk farklılıklarına denk düşmez [112]. LUV ve LAB algısal olarak doğrusal renk uzaylarıdır. HSV (HUE, Saturation, Value) ise yaklaşık olarak doğrusal bir renk uzayıdır. Bununla birlikte bu renk uzayları gürültüye duyarlıdır [113]. Özetle hangi renk uzayının hangi probleme daha uygun olduğu tartışılabilir bir konudur. Dolayısıyla takip işleminde değişik renk uzayları denenmiştir.

Kenarlar: Nesne sınırları genellikle görüntü gri ton değerlerinde kuvvetli değişiklikler üretirler. Bu değişiklikleri teşhis etmek üzere kenar tespiti kullanılır. Kenarların önemli bir niteliği renk özelliklerine kıyasla aydınlatmadaki değişikliklere daha az duyarlıdır. Nesnelerin sınırını takip eden algoritmalar genellikle kenarları temsili özellikler olarak kullanılır. Basitliği ve doğruluğu sebebiyle en ilgi gören kenar tespit yaklaşımı Canny kenar saptayıcısıdır [114]. Kenar tespit algoritmalarının bir değerlendirmesi [115]'de yapılmıştır.

Optik akış: Optik akış bir bölgedeki her bir pikselin ötelemesini tanımlayan yer değiştirme vektörlerine ilişkin bir yoğunluk alanıdır. Parlaklık sınırlamasını kullanarak hesaplanır. Burada ardışık çerçevelerdeki tekabül eden piksellere ilişkin parlaklıkta süreklilik olduğu kabul edilir [116]. Optik akış genellikle hareket esaslı bölütlemeye ve takip uygulamalarında bir öznitelik olarak kullanılır. Yoğunluk optik akışının hesaplanması için en tanınan yöntemler Horn ve Schunck, Lucas ve Kanade, Black ve Anandan ile Szeliski ve Coughlan tarafından önerilmiştir [116,117,118,119]. Optik akış yöntemlerinin performans değerlendirmesi [120]'de yapılmıştır.

Doku: Doku bir yüzeydeki gri ton değişimine ilişkin bir ölçüdür. Bu da yumuşaklık ve doğrusallık gibi özellikleri belirler. Renge kıyasla doku, tanımlayıcıları oluşturmak için bir işlem adımı gerektirir. Pek çok doku tanımlayıcısı vardır. Örnek olarak gri seviye birliktelik matrisleri (GLCM's) [121] belli bir yön ve uzaklıktaki gri tonların tekrarını gösteren 2B bir histogram, Law'ın doku ölçüleri [122] (seviye, kenar, benek, dalga ve dalgalanmaya tekabül eden beş tek boyutlu süzgeçten üretilen yirmibeş 2B süzgeç), dalgacıklar [123] (ortogonal süzgeç bankları) ve yönlü piramitler [124]'den bahsedilebilir.

Kenar özelliklerine benzer şekilde doku özellikleri de renge nispetle aydınlatma değişikliklerine daha az duyarlıdır. Çoğu özellikler kullanıcı tarafından uygulama ortamına bağlı olarak elle seçilir. Bununla birlikte otomatik özellik seçimi problemi örüntü tanımda büyük ilgi görmüştür. Otomatik özellik seçimi yöntemleri süzgeç yöntemleri ve çarpıtma yöntemleri şeklinde incelenebilir [125]. Süzgeç yöntemleri genel bir kriteri esas alan

özellikleri seçmeye çalışır. Özellikler bağımsız olmalıdır. Çarpıtma yöntemler özelliklere ilişkin bir altkümüyi kullanan sınıflandırma performansı gibi belli bir problem alanındaki özelliklerin kullanışlılığını esas alan özellikleri seçer. PCA, özellik azaltma için süzgeç yöntemlerine ilişkin bir örnek olarak verilebilir. PCA belli sayıda olası bağımlı değişkenleri daha az sayıda adına asal bileşenler denilen bağımsız değişkenlere dönüştürür.

Belli bir nesne sınıfını takip için ayırt edici özellikleri seçme yöntemi Adaboost algoritmasıdır [126]. Adaboost, zayıf sınıflandırıcılardan oluşan bir kombinasyonu esas alan kuvvetli bir sınıflandırıcıyı bulma yöntemidir. Çok sayıda özellik verilmesi halinde her bir özellik için bir sınıflandırıcı eğitilebilir. Adaboost, algoritmanın sınıflandırma performansını maksimize eden sınıflandırıcılara ait ağırlıklı bir kombinasyonu temsil eden özellikler bulacaktır. Özellik ne kadar yüksek ağırlıkla ifade edilirse o nispette daha ayırt edici olacaktır. İlk en yüksek ağırlıklı özellikler takip için seçilebilir.

Tüm özellikler içerisinde renk, takip için en yaygın kullanılan özelliklerden biridir. [71]'de nesne görünümünü temsil etmek üzere bir renk histogramı kullanılmıştır. İlgili görmesine rağmen çoğu renk bantları aydınlatma değişikliklerine duyarlıdır. Dolayısıyla bu etkinin kaçınılmaz olduğu senaryolarda nesne görünümünü modellemek için başka özellikler dahil edilebilir. [127]'de optik akış, çevrit takibi için bir özellik olarak kullanılmıştır. [128]'de ise takip için yönlü süzgeç cevabı dikkate alınmıştır. Alternatif olarak takip performansını geliştirmek için bu özelliklerin bir kombinasyonu da kullanılabilir.

2.3. Aydınlatma Koşulları

Değişen ışık koşulları imge işlemede çalışılan önemli konulardan biridir [129]. Örneğin bir yüz tanımanın performansını ciddi oranda etkileyen unsurlardan biri de değişen ışık koşullarıdır [130]. Bir sürücü yoldayken camlardan gelen ışık sürekli değişmektedir. Günün saatleri, hava koşulları, çevredeki araç ve nesnelerden gelen yansımalar, diğer araç ve ışık kaynaklarından gelen farklı nitelik ve şiddetteki ışıklar bir sürücü yüzünün değerlendirilmesinde önem taşıyan etkenlerdir. Yüz takibi için seçilen yöntemlerde bu durum dikkate alınmıştır. Değişik ışık koşullarına karşı daha gürbüz bir sistem elde edilebileceğinden yola çıkarak ikiz imgeler, füzyon, optik akış, kızıl ötesi imgelerin kullanıldığı pek çok deney yapılmıştır.

2.4. Bant Genişliği

Değişken bant-genişlikli çekirdek kestiriminin amacı yerel veri istatistiklerine çekirdek bant genişliğini uyarlayarak çekirdek hesaplayıcıların başarımını artırmaktır [74]. Sabit bant genişlikli hesaplayıcılara kıyasla örnek noktası yoğunluk buluculara ilişkin hesap sapması azalır [131]. Bu hesaplayıcılar günümüzde renk değişmezlerinden elde edilen histogram gibi bilgisayar uygulamalarında kullanılmaktadır [132]. Normalize edilmiş yoğunluk gradyanına ilişkin uyarlamalı bir hesaplayıcı olarak değişken bant genişlikli ortalama-kayma ile onun kompleks özellik uzaylarında mod saptama için uygulanması bilinen bir yöntemdir [133].

Teorik olarak çok ümit vermekle birlikte değişken bant genişliği yöntemleri üzerinde yerel bant genişliği seçiminin önemli rolü vardır. Bant genişliğinin uygun bir şekilde seçilmemesi halinde performans optimalin altına düşer ve sabit bant genişliği kullanan yöntemlerden daha kötü bir performans gösterir. Çok değişkenli veriler için veri esaslı bant genişliği seçimi karmaşık bir problemdir. Giriş verilerine ilişkin ön bilginin elde olması halinde iki sınıf problem düşünülebilir. Veri istatistikleri homojen ise bu takdirde global bant genişliği analizi uygundur. Bununla birlikte eğer veri istatistikleri özellik uzayı karşısında değişiyorsa yerel bant genişliği hesaplanmalıdır. Maalesef bağımsız görmede karşılaşılan problemlerin çoğu ikinci sınıfa karşılık düşer. Yani giriş çok boyutlu özelliklerle temsil edilir. Bu özellikler hem uzayda değişken olup hem de zamana göre değişebilir. Arkalan modelleme, takip ve bölütleme bu durumlara örnek verilebilir. Öyleyse bant genişliği için istatistiksel analiz esaslı ve amaca-yönelik yöntemler olmak üzere iki temel yaklaşımdan söz edilebilir. İstatistiksel yöntemler tüm uzay üzerinde global bant genişliğiyle elde edilen yoğunluk kestirimine ilişkin sapma ve varyans arasında bir denge kurmak suretiyle global bant genişliğini hesaplar. Yoğunluk hesabının kalitesini ifade etmek için asimptotik yaklaşımlar kullanılır. Bununla birlikte veri çok ölçekli bir örüntüye sahip olduğunda global bant genişliği etkin değildir. Ayrıca çok değişkenli durum için optimal bant genişliği formülü çok pratik değildir. Çünkü hesaplanan bilinmeyen yoğunluğun Laplacian'ına bağlıdır. Yerel bant genişliği uyarlaması için en yaygın kullanılan yöntem Arbamson kuralıdır. Burada yerel yoğunluğun ilk yaklaşık değerinin kare kökünün tersi ile orantılı bant genişliği alınır [134]. Orantı sabiti bu yöntemle ilişkin önemli bir seçimdir [135]. Bant genişliği seçimi için kullanılan hedefe yönelik yöntemlerde parçalara

ayrılan özellik uzayına ait kararlılık rol oynar. Bant genişliği, eldeki veriler için kendisi üzerinde aynı sayıda parçanın elde edildiği en büyük çalışma aralığının merkezi olarak alınır [136]. Bu strateji ölçek uzayı teorisi anaçatısı içerisinde uygulanır [137]. Bununla birlikte uzayın homojen olduğu kabul edilir. Yani tüm parçalar kabaca aynı ölçektedirler, bu ise her zaman doğru değildir. Benzer bir yöntemde en iyi bant genişliği bir amaç fonksiyonunu maksimize eder. Bu da uzayı parçalara ayırma kalitesini ifade eder ve küme geçerlik indeksi denilir.

2.5. İmge Momentleri

Zincir kodu ve Fourier tanımlayıcıları gibi sınır esaslı değişmezler sadece çevrit bilgisini araştırırlar ve biçime ilişkin dahili içeriği yakalayamazlar. Diğer yandan bu yöntemler kapalı tek bir sınırın mevcut olmadığı ayrışık biçimlerle başedemezler. Dolayısıyla sınırlı uygulamalara sahiptir. Bölge esaslı değişmezler için imgedeki piksellerin tamamı biçimi gösterecek şekilde düşünülür. Bölge esaslı değişmezler sadece sınırdaki yer alan piksel bilgilerinden yararlanmak yerine tüm imge bölgesine ilişkin bilgileri bir araya getirmeleri nedeniyle imgeden daha fazla bilgiyi elde edebilir. Bölge esaslı değişmezler ayrıca ayrışık biçimleri ifade etmek için de kullanılabilir. Moment esaslı değişmezler pek çok uygulamada örüntü özellikleri olarak kullanılan en yaygın bölge esaslı imge değişmezleridir [138,139,140,141].

Hu, 1961'de bilinen momentlerin doğrusal olmayan bir kombinasyonunu kullanarak ilk defa bir takım moment esaslı değişmezleri tanıttı [140]. Hu'nun değişmezleri imge öteleme, ölçekleme ve dönme altında değişmez olan istenen özelliklere sahiptir. Bununla birlikte yüksek dereceli Hu moment değişmezlerinin hesabının oldukça karmaşık olduğu ve imgeyi Hu'nun değişmezlerinden geriçatılmasının ayrıca zor olduğu görülmüştür.

Bu problemleri çözmek üzere Teague ortogonal polinomlar teorisini esas alan moment değişmezlerinden imgeyi yeniden elde etmek için orthogonal momentler kavramını önerdi [142]. Teague, kolayca yüksek bir dereceye çatılabilecek bağımsız moment değişmezlerine olanak tanıyan Zernike momentlerini tanıttı. Yapay-Zernike momentleri Teh ve Chin tarafından tanıtılan ortogonal momentlerden elde edilen bir başka formdur [143]. Bunlar imge gürültüsüne geleneksel Zernike momentlerinden daha az duyarlıdır. Abu Mustafa ve Psaltis tarafından tanıtılan karmaşık momentler moment değişmezlerinin çıkarılmasında daha basit ve

anlaşılır bir yapıdadır [138]. Moment esaslı değişmezler sadece tek sınır noktalarındaki bilgiyi sağlamak yerine tüm imgeye karşı düşen bilgiyi araştırırlar. Tüm imgenin yönelimi gibi saf sınır esaslı gösterimlerden kaçınarak bazı global özellikleri yakalayabilirler.

2.5.1. Geometrik Momentler ve Merkez Momentler

Geometrik momentler aşağıdaki gibi ifade edilebilir;

$$m_{pq} = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} x^p y^q f(x,y) dx dy, \quad p, q = 0, 1, 2, \dots \quad (2.1)$$

burada m_{pq} sürekli imge fonksiyonu olan $f(x,y)$ ye ilişkin $(p+q)$ uncu dereceden momenttir. $f(x,y)$ ye ilişkin merkezi momentler aşağıdaki gibi yazılabilir;

$$\mu_{pq} = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x,y) dx dy, \quad p, q = 0, 1, 2, \dots \quad (2.2)$$

burada $\bar{x} = \frac{m_{10}}{m_{00}}$ ve $\bar{y} = \frac{m_{01}}{m_{00}}$ olup bunlar imgenin ağırlık merkezidir.

Sayısal imgeler için integraller toplamalarla yer değiştirilir ve m_{pq} aşağıdaki gibi olur;

$$m_{pq} = \sum_x \sum_y x^p y^q f(x, y), \quad p, q = 0, 1, 2, \dots \quad (2.3)$$

Bu durumda merkez momentler aşağıdaki hale gelir;

$$\mu_{pq} = \sum_x \sum_y (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x,y), \quad p, q = 0, 1, 2, \dots \quad (2.4)$$

İmgenin ağırlık merkezini kullanarak merkez momentler hesaplanır. Bu ise merkezi ağırlık merkeziyle çakışacak şekilde kaydırılan bir imgenin normal momentlerine eşdeğerdir. Dolayısıyla merkez momentler imge ötelemelerine karşı değişmezdir. Afın dönüşümlerde

ölçek değışiklikleri ařağıdaki gibi olur;

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} S_x & 0 \\ 0 & S_y \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} \quad (2.5)$$

Ölçek değışmezliğı elde etmek için $S_x = S_y = \alpha$ şeklinde imge ölçeklendikten sonra $f(x,y)$ imgesi $f'(x',y')$ olsun. Öyleyse $f'(x',y') = f'(\alpha x, \alpha y) = f(x,y)$ ve $x' = \alpha x$ $y' = \alpha y$ olur. Bu durumda ařağıdaki eşitlik elde edilir;

$$\begin{aligned} m'_{pq} &= \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} x'^p y'^q f'(x', y') dx' dy' \\ &= \alpha^{p+q+2} \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} x^p y^q f(x, y) dx dy \\ &= \alpha^{p+q+2} m_{pq} \end{aligned} \quad (2.6)$$

Benzer şekilde;

$$\mu'_{pq} = \alpha^{p+q+2} \mu_{pq}, \quad \mu'_{00} = \alpha^2 \mu_{00} \quad (2.7)$$

Normalize edilmiş merkez momentler ařağıdaki gibi ifade edilebilir;

$$\eta_{pq} = \frac{\mu_{pq}}{\mu_{00}^\gamma}, \quad \gamma = (p+q+2)/2, \quad p+q=2,3, \dots \quad (2.8)$$

η_{pq} ölçek değışikliklerine karşı değışmezdir, çünkü;

$$\eta'_{pq} = \frac{\mu'_{pq}}{\mu_{00}'^\gamma} = \frac{\alpha^{p+q+2} \mu_{pq}}{\alpha^{2\gamma} \mu_{00}^\gamma} = \frac{\mu_{pq}}{\mu_{00}^\gamma} = \eta_{pq} \quad (2.9)$$

dir. Normalize edilmiş merkez momentler imge öteleme ve ölçeklemeye karşı değışmezdir.

2.5.2. Hu'nun Yedi Moment Değişmezi

Normalize edilmiş merkezi momentleri esas alarak Hu, öteleme, ölçekleme ve dönme değişmezlerinden oluşan yedi doğrusal olmayan fonksiyon tanıttı. Bu yedi moment değişmezleri aşağıdaki gibi tanımlanmıştır [140]:

$$\phi_1 = \eta_{20} + \eta_{02} \quad (2.10a)$$

$$\phi_2 = (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2 \quad (2.10b)$$

$$\phi_3 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (3\eta_{21} - \eta_{03})^2 \quad (2.10c)$$

$$\phi_4 = (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{21} + \eta_{03})^2 \quad (2.10d)$$

$$\phi_5 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + \quad (2.10e)$$

$$6\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03})[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2]$$

$$\phi_6 = (\eta_{20} - \eta_{02})[(\eta_{30} - \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] + 4\eta_{11}(\eta_{30} - \eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03}) \quad (2.10f)$$

$$\phi_7 = (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{30} - \eta_{12})[(\eta_{30} - \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + \quad (2.10g)$$

$$6\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03})[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2]$$

Hu'nun yedi moment değişmezleri imge öteleme, ölçekleme ve dönme altında değişmez olan istenen özelliklere sahiptir. Bununla birlikte bu değişmezler kontrast değişikliklerine değişmez değildir. Hu'nun yedi moment değişmezleri örüntü tanımada yaygın olarak kullanılmaktadır ve bulandırma, uzaysal bozunumlar, random gürültü, eğiklik ve perspektif dönüşümlerini ihtiva eden pek çok deformasyon durumu altında bunların başarımı değerlendirilmiştir [144, 145,146,147,148]. Hu'nun yedi moment değişmezlerinin tüm imge piksellerini hesaba katması sebebiyle işlem yükü sınır esaslı değişmezlerden daha fazladır.

2.5.3. Zernike Momentleri

Zernike bir takım kompleks polinom tanıttı $\{V_{nm}(x,y)\}$, bu kutupsal koordinatlardaki $x^2 + y^2 \leq l$ birim daire üzerinde tam bir ortogonal küme verir [149]. Polinomlar aşağıdaki biçimdedir;

$$V_{nm}(x,y) = V_{nm}(\rho, \theta) = R_{nm}(\rho) e^{im\theta} \quad (2.11)$$

burada n pozitif tamsayı ya da sıfırdır; $n - |m|$ in çift olması şartıyla m tamsayılarıdır.

$|m| \leq n$ ise ρ orjinden (x,y) pikseline olan vektör mesafesidir, θ ise ρ vektörü ile ters saat yönündeki x eksenini arasındaki açıdır; $R_{nm}(\rho)$ ise aşağıdaki gibi ifade edilen radyal polinomdur;

$$R_{nm}(\rho) = \sum_{s=0}^{(n-|m|)/2} (-1)^s \frac{(n-s)!}{s! \left(\frac{n+|m|}{2} - s\right)! \left(\frac{n-|m|}{2} - s\right)!} \rho^{n-2s} \quad (2.12)$$

$f(x,y)$ fonksiyonu için m tekrarlı n dereceli Zernike momentleri aşağıdaki gibi tanımlanır;

$$A_{nm} = \frac{n+1}{\pi} \int \int_{x^2+y^2 \leq 1} f(x,y) V_{nm}^*(x,y) dx dy \quad (2.13)$$

burada $V_{nm}^*(x,y) = V_{nm}^*(\rho, \theta) = R_{nm}(\rho) e^{-im\theta}$ dır.

Sayısal bir imgenin Zernike momentini hesaplamak için integrallerin toplamıyla yer değiştirilmesi yeterlidir.

$$A_{nm} = \frac{n+1}{\pi} \sum_x \sum_y f(x,y) V_{nm}^*(x,y), \quad x^2 + y^2 \leq 1 \quad (2.14)$$

Zernike momentlerinin kendilerine ait tanımlanan özellikleri sadece dönmeye karşı değişmezdir. Ölçek ve ötelemeye karşı değişmezlik sağlayabilmek için ilk olarak imge momentleri kullanılarak normalize edilmesi gerekir. $f(x,y)$ orjinal imgesini $f(x + \bar{x}, y + \bar{y})$

ye öteleyerek (burada $\bar{x} = \frac{m_{10}}{m_{00}}$ ve $\bar{y} = \frac{m_{01}}{m_{00}}$), ötelemede değişmezlik sağlanmış olur. Bir başka deyişle orjinal imgenin merkezi Zernike momenti hesabından önceki ağırlık merkezine kaydırılır. İmgenin sıfıncı momenti m'_{00} önceden tanımlanmış bir β değerine eşitlenecek şekilde her bir şekli büyüterek yada küçültürük ölçek değişmezliği gerçekleştirilir. İkilik bir imge için m_{00} , imgedeki biçim piksellerinin toplam sayısına eşittir. (3-9) eşitliğine göre belli bir ölçekteki $f(\alpha x, \alpha y)$ imgesi için bunun $m'_{pq} = \alpha^{p+q+2} m_{pq}$ olan normal momentleri, $f(x, y)$ 'nin normal momentleridir. Amacın $m'_{00} = \beta$ yapmak olması sebebiyle $\alpha = \sqrt{\frac{\beta}{m_{00}}}$ olarak verilebilir. $\alpha = \sqrt{\frac{\beta}{m_{00}}}$, m'_{00} da yerine konulursa $m'_{00} = \alpha^2 m_{00} = \beta$ elde edilir.

N dereceye kadar $f(x, y)$ 'ye ilişkin tüm A_{nm} Zernike momentlerinin bilindiği kabul edilirse Zernike momentlerinin ortogonal özelliği sebebiyle bu Zernike momentleri gurubunu esas alan imge aşağıdaki gibi geri çatılabilir;

$$f'(x, y) = \sum_{n=0}^{\infty} \sum_m A_{nm} V_{nm}(x, y) \quad (2.15)$$

2.5.4. Yapay-Zernike Momentler

Dönmeye karşı değişmez olan Zernike momentleri x ve y cinsinden polinomlardır. x, y ve ρ cinsinden ilgili bir ortogonal polinom gurubu Zernike momentlerine benzer özelliklere sahiptir [150]. Teh ve Chin tarafından adına Yapay-Zernike momentleri denilen bu polinom gurubu gerçek zamanlı polinomların aşağıdaki gibi tanımlanması itibariyle Zernike'dekinden farklılık gösterir [143];

$$R'_{nm}(\rho) = \sum_{s=0}^{n-|m|} (-1)^s \frac{(2n+1-s)!}{s!(n-|m|-s)!(n+|m|+1-s)!} \rho^{n-s} \quad (2.16)$$

Buna göre Yapay-Zernike momentleri aşağıdaki gibi tanımlanır;

$$A'_{nm} = \frac{n+1}{\pi} \sum_x \sum_y f(x,y) R'_{nm}(x,y) e^{-im\theta} \quad (2.17)$$

Burada n pozitif tamsayı veya sıfırdır; m , $|m| \leq n$ sınırlamasına bağlı bir tamsayıdır; ρ , orjinden (x,y) pikseline olan vektör mesafesidir; θ ise ρ vektörü ile saat istikametine zıt yönde x eksenini arasındaki açıdır.

Zernike momentlerindeki “ $n-|m|$ çift” olma şartının kaldırıldığına dikkat edilmelidir. Dolayısıyla verilen bir n derecesi için Yapay-Zernike moment gurubu geleneksel Zernike momentlerine ilişkin polinomların yaklaşık iki katını ihtiva eder. Bu sebeple Yapay-Zernike momentleriyle geri çatılan imge aynı derecedeki geleneksel Zernike momentlerinden çok daha fazla detay yakalayacaktır. Teh ve Chin ayrıca Yapay-Zernike momentlerinin imge gürültüsüne geleneksel Zernike momentlerinden daha az duyarlı olduğunu kanıtlamıştır [143].

2.5.5. Kompleks Momentler

$(p+q)$ dereceli kompleks momentler aşağıdaki gibi tanımlanır [138];

$$C_{pq} = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} (x+iy)^p (x-iy)^q f(x,y) dx dy, \quad p, q = 0, 1, 2, \dots, \infty \quad (2.18)$$

Kompleks momentlerin $x+iy = re^{i\theta}$ ile kutupsal koordinatlara açılması halinde aşağıdaki sonuç elde edilir;

$$\begin{aligned} C_{pq} &= \int_0^{2\pi} \int_0^{\infty} r^{p+q+1} e^{i(p-q)\theta} f(r,\theta) dr d\theta \\ &= \int_0^{\infty} r^{p+q+1} \left\{ \int_0^{2\pi} f(r,\theta) e^{ik\theta} d\theta \right\} dr, \quad k = p - q \\ &= \int_0^{\infty} r^{p+q+1} h_k(r) dr \end{aligned} \quad (2.19)$$

burada $h_k(r) = \int_0^{2\pi} f(r,\theta) e^{ik\theta} d\theta$ olup k tamsayıdır.

$h_k(r)$, $f(r,\theta)$ imgesine ait dairesel Fourier dönüşümüdür. Yukarıdaki denklemde $|c_{pq}|$ 'nin

$f(r, \theta)$ 'nın dönmelerine karşı değişmez olduğu görülmektedir. Diğer bir özellik ise $(p+q)$ dereceli kompleks momentin m_{pq} normal momentlerine ilişkin kompleks katsayıları olan bir doğrusal kombinasyon olmasıdır. Buna göre $r+s=p+q$ olur. Öyleyse;

$$C_{pq} = \sum_{r=0}^p \sum_{s=0}^q \binom{p}{q} \binom{q}{s} i^{p+q-(r+s)} \cdot (-1)^{q-s} m_{r+s, p+q-(r+s)} \quad (2.20)$$

yazılabilir. Reiss ayrıca Hu'nun moment değişmezlerinin kolayca kompleks momentlerden çıkarılabileceğini kanıtlamıştır [151].

2.6. Rengin Görmede Önemi ve Histogram Geri İzdüşümü

Bilgisayar görmedeki gerçek zamandaki sınırlamalar sebebiyle hedefe ulaşabilmek için hızlı algoritmalara ihtiyaç bulunmaktadır. Bilinen bir konumdaki bir nesnenin teşhis edilmesi ve bilinen bir nesnenin konumunun belirlenmesi hız gerektiren uygulamalardan iki tanesidir. Yerel ve büyük oranda bakış ve çözünürlükten bağımsız bir özellik olan renk her iki iş için de etkin bir şekilde kullanılabilir. Renk bilgisinin lokalliği değişik bakış noktalarından üç boyutlu nesnelerin tanınmasında kurulacak algoritmanın etkin olmasını sağlar. Renk teşhisi algoritması şekil-zemin bölütleme olmaksızın kullanılabilir. Nesneyi ilk olarak tanımadan bir işin başarılması zor bir iştir. Bu algoritma biçimi bozulabilen nesneleri veya büyük maddeleri tanımak için kullanılabilir.

Renk tanıma amaçlı olarak kullanılabilecek bir ipucu olmakla birlikte ikiz hareket ve ışıktandırma ipuçlarını kullanan pek çok algoritma önerilmiştir [152]. Rengin bu amaçlarla kullanılmamasının sebebi dahili olarak nesne sınıfıyla ilgili olmamasıdır. Öte yandan diğer ipuçlarında bu sınıflandırmanın yapılabilmesi mümkün görünmektedir.

Renk ve doku gibi yüzey karakteristikleri ilk bakışta ikincil bir rol oynar. Örneğin bir sandalyenin renk ve dokusu bilinse bile ilk bakışta hacimsel tarifi onu temsil etmede birincil rol oynar [153]. Buna göre geometrik ipuçlarının nesne tanımda daha güvenilir olduğu söylenebilir [154]. Gerçek hayattaki uygulamalarda benzer nesneler sıklıkla birbiriyle etkileşebilir ve rengin indekslemeye ilişkin bir özellik olarak kullanılması verimli olmayabilir. Bununla birlikte uygulama kolaylığı sebebiyle renk pek çok durumda kullanılabilir. Bir

nesnenin tanınma sınıfı ve rengin ilintisiyle alakalı doğada pek çok örnek vardır. Çünkü nesneye ilişkin fonksiyonun parçası olan pigmentler yada maddeler vardır. Benzer şekilde renk suni çevrelerde ortaya çıkan nesnelerdeki özelliğin tanınması veya bir alameti olarak kullanılır. Paketlenmiş eşyalar, reklam panoları, yol işaretleri buna örnek verilebilir.

Rengin aksine biçim ipuçları çözünürlüğe oldukça bağımlıdır ve köşeler, sıfır eğimler gibi bakıştan bağımsız çok sınırlı bir topluluğu ihtiva ederler. Dolayısıyla bir imgeden bunları ayırmak için karmaşık işlemler gerekmektedir.

2.6.1. Renk Histogramları

Belli bir renk düzenine göre tanımlanan ayrık bir renk uzayının verilmesi halinde (örneğin kırmızı, yeşil, mavi) imge renklerini ayrıklaştırarak ve her bir rengin imge içinde ortaya çıkma sıklığını sayarak renk histogramları elde edilir. Histogramlar bakılan eksen etrafında öteleme ve dönmeye karşı değişmezdir. Bakış açısı ve boyutunun değişmesi bir yana kapatmada bile yavaş değişirler. Bakışla histogramların yavaş değişmesi sebebiyle üç boyutlu bir nesne az sayıda histogramla uygun bir şekilde temsil edilebilir. Histogramlar olası tüm renklerden oluşan bir dizi üzerinde eşdeğer bir fonksiyon tanımlar. Yani aynı sütuna denk gelmeleri halinde iki renk birbirinin aynıdır. Tanıma için bu eşdeğerlik fonksiyonu ideal değildir. Çünkü verilen bir renk ile aynı olduğu kabul edilen renklere ilişkin göreceli renk aralığı, eldeki rengin çubuk üzerinde nerde yer aldığına bağlıdır.

İdeal olarak aynı olduğu kabul edilen renkler, renk üzerinde merkezlenen bir bölge içinde bulunacaktır. Doğalarında olan problemlerine rağmen histogramlar imgeyi anlamada çok kullanışlıdır. Nesneler renk bölgelerinden oluşan yüzeylere sahiptir. Gölge ve kamera gürültüsü sebebiyle bu bölgeler renk uzayında bulanıktır ve bu yüzden bir histogramda birden fazla sütun şeklinde dağılırlar. İmge ile aynı nesneye ait model histogramının karşılaştırılması halinde yüksek bir karşılaştırma değeri elde edilir. Çünkü nesnenin yüzeyindeki nokta eşleştirmeler her zaman güvenilir olmasa bile bölgeler iyi eşleşir. İlgili bir araştırmada ışıktandırmadaki değişikliklere karşı gürbüz çalışan bir sistem elde etmek amacıyla histogram kesişimine benzer bir eşleme algoritmasıyla kümülatif histogramlar karşılaştırılmıştır [155]. Üç boyutlu bir renk uzayında kümülatif histogram aşağıdaki gibi tanımlanır;

$$C(x,y,z) = \sum_{i=1}^x \sum_{j=1}^y \sum_{k=1}^z H(x,y,z) \quad (2.21)$$

Burada H (x, y, z) yukarıda tartışılan kümülatif olmayan histogramdır. İzleyen kısımlarda hem nesne tanıma hem de arama uygulamalarında nesneleri temsil etmek amacıyla renk histogramları kullanılmaktadır.

2.7. Histogram Kullanarak Tanıma

Yaklaşık olarak bölgesinin bilindiği bir nesneyi tanımak için renk histogramı kullanılabilir. Renk histogramlarını esas alarak nesneleri tanımak için bir imgeye ait renk histogramının veritabanındaki renk histogramlarıyla olan benzerliğine karar verilmelidir. Adına Histogram Kesiştirme denilen imge ile model histogramlarını karşılaştıran bir yöntem aşağıda açıklanmıştır. Burada model histogramındaki piksellerden kaç tanesinin imgede bulunduğu ortaya çıkarılır [152]. Bu yöntem özellikle tanıma amacıyla histogramların karşılaştırılması için uygundur. Çünkü nesnenin, ön tabakanın arkalanı kapatmaya uğrattığı nesnelerden çok doğru bir şekilde ayırt edilmesi gerekli değildir.

2.8. Histogram Kesiştirme

Model veritabanının çok büyük olabilmesi nedeniyle model başına çok sınırlı miktarda işlem yapılabilir. Ancak aynı zamanda tanımayı zorlaştıran problemlerin üstesinden gelinebilmesi önem taşımaktadır. Bunlar nesnenin arkalanındaki karışıklıklar, nesneye değişik bakış açılarından bakılması, kapatma, değişen imge çözünürlüğü ve değişen ışık koşulları olarak sıralanabilir. Bir eşleme yöntemi olan Histogram Kesiştirme değişik ışık koşulları haricindeki sorulara karşı gürbüzdür. Değişen ışık koşullarında ise renk sürekliliği sağlanması önem taşımaktadır.

2.8.1. Tanım

I ve M olmak üzere her biri n adet çubuk içeren bir histogram çifti verilmesi halinde histogramların kesişimi aşağıdaki gibi tanımlanır;

$$\sum_{j=1}^n \min(I_j, M_j) \quad (2.22)$$

Bir imge histogramıyla bir model histogramına ilişkin kesişimin sonucu imgede aynı renkdeki piksellerle eşleşen modeldeki piksel sayısıdır. 0 ile 1 arasında bir kesir karşılığı elde etmek için kesişim model histogramındaki piksel sayısı ile normalize edilir. Bu karşılık daha sonra aşağıdaki gibi yazılır;

$$H(I, M) = \frac{\sum_{j=1}^n \min(I_j, M_j)}{\sum_{j=1}^n M_j} \quad (2.23)$$

Normalize edilmiş histogram karşılık değeri arkalandaki durumu bozan piksellerle eşleşmez. Çünkü arkalandan nesnenin tam bölütlemesi garanti edilemez. Pikselin modeldeki renklerden biriyle aynı renkte olması halinde histogram kesişim eşleşme değeri sadece arkalandaki bir piksel tarafından artırılır. Nesnedeki o renge ilişkin piksel sayısı modeldeki o renge ilişkin piksel sayısından daha azdır.

Bir nesnenin yaklaşık derinliğinin elde edilmesinde lazer yada sonar mesafe bulucuları bir duyarga ile nesneye dokunma, odaklama fark bulma gibi bazı yöntemler vardır. Nesnenin bilinen boyutuyla birleştirilen derinlik değeri model histogramını ölçeklendirmek için kullanılabilir. Buna alternatif olarak nesneyi arkalandan bölütlemenin mümkün olması halinde ve fazla bir kapatma olmaması durumunda imge histogramı model histogramıyla aynı boyutta olacak şekilde ölçeklendirilebilir. Bu durumda Histogram Kesişimi mutlak farkların toplamının yada City-Block metrik değerinin kullanımına eşdeğerdir. Yani $\sum_{i=1}^n M_i = \sum_{i=1}^n I_i$ olarak alınırsa aşağıdaki netice elde edilir;

$$1 - H(I, M) = \frac{1}{2T} \sum_{i=1}^n |I_i - M_i| \quad (2.24)$$

Görüntüler derinliğe göre ölçeklenirse bu takdirde Histogram kesişimi bir metrik tanımlamaz. Çünkü model ile imge arasında bir asimetri vardır. Yani model ve imge histogramları aynı sayıda piksel barındıracak şekilde sınırlandırılmaz. Dolayısıyla paydadaki

normalizasyon faktörü imgeyle modeli eşleştirme ile modelle imgeyi eşlemeyi birbirinden ayıracaktır. Bu asimetri imgedeki arkanan piksellerinin beklenen doğal bir sonucudur. Ancak modelde bu durum geçerli değildir. Histogram kesişimi çok sayıda farklı nesne arasında ayırım yapma yeteneğine sahiptir. Tek bir model ile işgal edilen histogram çubuklarıyla tanımlanan çok boyutlu uzaya ait kesir $\frac{(2\delta)^{n-1}}{\sqrt{n}}$ dir. Burada $1-\delta$ müsaade edilen minimum histogram kesişim karşılık değeri olup n ise bir histogram içerisindeki çubukların sayısıdır.

2.9. Nesne Konumu

Bir nesnenin konumunun belirlenmesi sadece kayıp bir nesne için değil pek çok durumda gereklidir. Hareket eden bir nesnenin sabitlenmesi veya kamera hareket ettiğinde nesne konumunun takip edilmesi gerekir. Bir nesneye bakan bir kamera çiftinde geri çatma yapabilmek için her iki görüntüdeki nesnenin yerinin belirlenmesi gerekir. Bu işlerin tamamı renk histogramları yada adına geri-izdüşüm denilen bir algoritma kullanılarak gerçekleştirilebilir.

2.9.1. Histogram Geri İzdüşümü

Histogram geri izdüşümü görüntü içerisinde aranan nesneye ait renkler nerede sorusuna cevap verir. Hedefin yanındaki diğer nesnelerde görünen renkler dikkate alınmaz ve arama mekanizmasına olumsuz etkilemesi önlenir. Bu konuda yapılan deneylerde gerçek koşullarda karmaşık manzaralarda dahi bu yöntemin çalıştığını deneyler göstermiştir. Histogram geri izdüşümünde model (hedef) ve imge histogram kesişimindeki gibi M ve I çok boyutlu renk histogramları tarafından temsil edilir. Bir R histogram oranı aşağıdaki gibi tanımlanır;

$$R_i = \min \left(\frac{M_i}{I_i}, 1 \right) \quad (2.25)$$

Bu oran model ve imge histogramlarından hesaplanır. İmgeye geri izdüşürülen bu R histogramıdır. Yani imge değerleri indekslenen R değerlerine göre yerleştirilir. Geriizdüşürülen imge daha sonra bir maskeyle evrilir, yönelimi bilinmeyen yekpare nesneler

için bu beklenen alanla aynı alana sahip bir daire olabilir. Hedefin görüntüde görünmesi koşuluyla evriştirilen nesnedeki pik, hedefe ilişkin beklenen bölgedir.

2.9.2. Tanım

Daha açık bir şekilde $h(c)$, c gibi bir rengi bir histogram çubuğuna haritalayan histogram fonksiyonu olsun. D^r ise r yarıçapındaki bir disk olsun;

$$D_{x,y}^r = \begin{cases} \sqrt{x^2 + y^2} < r \text{ ise} & 1 \\ \text{aksi halde} & 0 \end{cases} \quad (2.26)$$

(x,y) pikseline kendi argüman değeriyle dönmek üzere 'loc' fonksiyonu tanımlandığı ve $*$ ın evrişimi gösterdiği kabul edilmesi halinde histogram geri izdüşümü aşağıdaki gibi yazılabilir;

1. for (her bir j histogram sütunu için) do

$$R_j = \min \left(\frac{M_j}{I_j}, 1 \right)$$

2. for (her bir x, y için) do

$$b_{x,y} = R_{h(C_{x,y})}$$

3. $b = D^r * b$

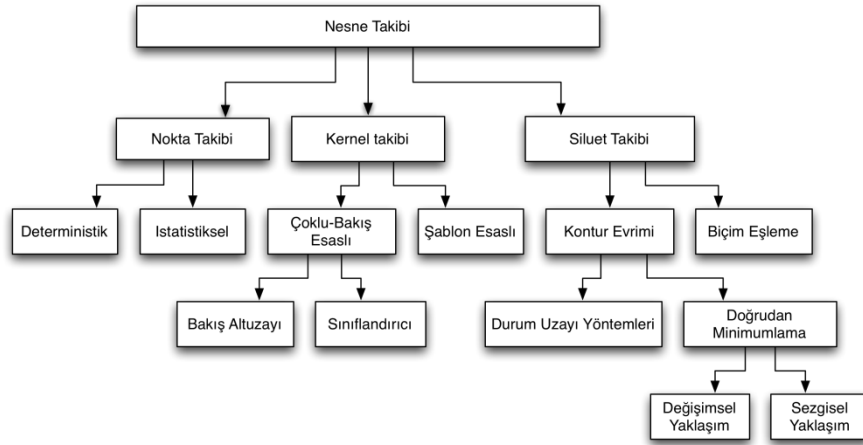
4. $(x_t, y_t) = \text{loc}(\max_{x,y} b_{x,y})$

3. HAREKET TAHMİNİ

Bir nesneyi görsel olarak aldıktan sonra manzara içerisinde aranan nesnenin bulunması gerekir. Bulunan nesnenin hareketli olması durumunda ise takip yöntemleri kullanılarak nesnenin izlenmesi gerekmektedir. Nesnedeki bu hareketin anlaşılması ve nesne takibi için belli yöntemler geliştirilmiştir. Bu çalışmada çekirdek esaslı nesne takip yöntemleri üzerinde durulmuştur. Bunun yanısıra nokta, karaltı, çevrit takibi gibi yöntemler de bilinmektedir. İlerleyen kısımlarda nesne takibine ilişkin ayrıntılar verilmektedir.

3.1. Nesne Takibi

Bir nesne takip edicinin amacı videonun her bir çerçevesindeki pozisyonunu belirleyerek zaman içerisinde bir nesnenin yörüngesini oluşturmaktır. Nesne takip edici her zaman aralığında imge içerisinde nesnenin kapladığı tüm alanı da vermelidir. Nesne tespiti ve zaman aralığında karşılık düşen çerçevelerdeki nesneler arasında karşılık gelen yerlerin belirlenmesi ya bireysel yada birleşik yapılabilir.



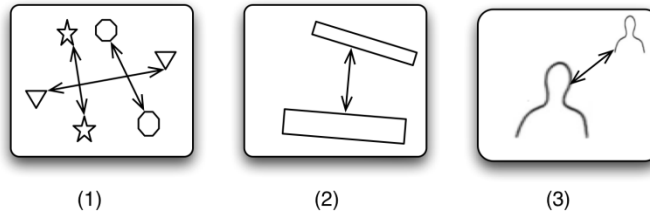
Şekil 3.1 Takip yöntemleri [45]

İlk durumda her bir çerçevedeki olası nesne bölgeleri bir nesne tespit algoritması aracılığıyla elde edilir. Daha sonraki durumda ise nesne bölgesi ve karşılık düşen kısım önceki çerçevelerden elde edilen nesne bölgesi ve bölge bilgisini yinelemeli olarak güncelleyerek birleşik olarak belirlenir. Her iki takip yaklaşımında da nesneler biçim yada görünüm

modellerini kullanarak temsil edilirler. Nesne biçimini temsil etmek üzere seçilen model hareket tipini ve süregelen deformasyonu sınırlar. Örneğin bir nesnenin bir nokta halinde temsil edilmesi halinde sadece ötelemeli bir model kullanılabilir. Nesne için bir oval gibi bir geometrik biçim gösteriminin kullanıldığı durumda afin yada izdüşümsel dönüşümlere benzer parametrik hareket modellerinin kullanılması uygundur. Bu gösterimler manzara içerisindeki katı nesnelerin hareketine yaklaşım yapabilir. Katı olmayan bir nesne için karaltı yada çevrit en ifade edici gösterim olup hem parametrik hem de parametrik olmayan modeller bunların hareketlerini belirlemek için kullanılabilir. Nokta, çekirdek ve karaltı takibi konusundaki öne çıkan çalışmalardan ilerleyen kısımlarda bahsedilmiştir.

3.2. Nokta Takibi

Nokta takibi için GE, MGE izleyici, GOA izleyici, MFT, Kalman Süzgeci, JPDAF, PMHT, MHT'nin çalışmaları örnek verilebilir [156,157,158,159,160,161,162,163]. Nokta takibinde ardışık çerçevelerde tespit edilen nesneler noktalar tarafından temsil edilir. Noktaların bağlantı ilgisi nesne pozisyonu ve hareketini barındıran önceki nesneyi esas alır. Bu yaklaşım her bir çerçevedeki nesneleri tespit etmek için harici bir mekanizma gerektirir. Nesne karşılıklarına ilişkin bir örnek Şekil 3.2'de verilmiştir.



Şekil 3.2 Farklı takip yaklaşımları (1) çok noktalı karşılık, (2) dikdörtgensel bir parçanın parametrik dönüşümü, (3) çevrit evrimine ilişkin bir örnek [45]

Nokta takibi yöntemleri doğru nokta yörüngelerini üretmeleri esasına göre değerlendirilebilir. Bir gerçeklik değerinin (ground truth) verilmesi halinde doğruluk ve hatırlama ölçülerini hesaplayarak başarımlar değerlendirilebilir. Nokta takibi yaklaşımında doğruluk ve hatırlama ölçüleri aşağıdaki gibi tanımlanabilir;

$$dogruluk = \frac{dogru\ karsilik\ sayisi}{hesaplanan\ karsilik\ sayisi} \quad (3.1)$$

$$hatirlama(recall) = \frac{dogru\ karsilik\ sayisi}{gerçekteki\ karsilik\ sayisi} \quad (3.2)$$

Burada doğrulama değerleri gerçeklik sınavındaki mevcut olan karşılıklara işaret eder. Buna ilaveten nesne takip edicilere ilişkin niteliksel bir kıyas bunların yeni nesnelerin girişi ve mevcut nesnelerin çıkışı ile baş edebilmesi; kapatma gibi eksik gözlemleri kullanabilme ve karşılıkları hesaplamak için kullanılan maliyet fonksiyonu minimizasyon problemine optimal bir çözüm verebilme yeteneğine göre yapılabilir. [45]'de nokta esaslı takip için bu özelliklere ilişkin niteliksel bir kıyas verilmektedir.

Nokta takip ediciler alanında önemli bir konu eksik veya gürültü gözlemlerinin kullanımıdır. Bu problemlere işaret etmek üzere yaygın hareket [158] ve yaklaşıklık doğrusallığı gibi rasgele olmayan nokta takip ediciler genellikle hareket esaslı sınırlamalara ait bir kombinasyon kullanır [164]. İstatistiksel nokta takip yöntemleri model belirsizliklerini dikkate alarak gürültüyle başedebilir. Bu belirsizliklerin genellikle normal olarak dağılmış gürültü biçiminde olduğu kabul edilir. Bununla birlikte ölçümlerin kendi tahmin edilen pozisyonları etrafında normal olarak dağıldığı kabulü iş görmeyebilir. Ayrıca çoğu durumda gürültü parametreleri bilinmez.

Dağılımlar ve gürültü üzerine geçerli kabuller yapılması halinde Kalman Süzgeçleri [161] ve MHT [165] optimal çözümleri verir. Gürültü ve eksik gözlemleri hesaba katmak için bir başka olası yaklaşım da nesnenin 3B yapısını tanımlayan sınırlamaları dikkate almaktır. Örneğin nesne noktalarını 3B nesne biçimine uydurmaya çalışmak suretiyle gürültü gözlemlerine çözüm getirmek için çok gövdeli faktörizasyon yöntemleri kullanılabilir. Noktaların yörüngesindeki minimum yada görünüm hatası olmadığı güvenilir izlere ait bir kümeden, ilk olarak biçim esaslı bir küme tanımlanabilmektedir [166,167]. Hesaplanan biçim daha sonra güvenilir değil olarak etiketlenen geriye kalan nokta yörüngesi üzerinde bir sınırlayıcı olarak kullanılır. Nokta takip ediciler tek bir nokta ile tek nokta gösterimi yaparak temsil edilebilen çok küçük nesneleri takip etmek için uygundur. Büyük nesneleri takip etmek için çok noktaya ihtiyaç duyulmaktadır. Çok nokta kullanarak nesneleri izleme alanında aynı

nesneye ait olan noktaların otomatik kümelenmesi önemli bir problemdir. Bunun sebebi ise pek çok nesne arasında ve nesneler ile arkalanı ayırt etme ihtiyacıdır. Hareket esaslı kümeleme yaklaşımları genellikle bölütleme problemini basitleştirmek amacıyla takip edilen noktaların katı cisimler üzerine oturduğunu kabul ederler [149, 118, 169].

3.3. Karaltı Takibi

Karaltı takibine ise sezgisel yöntemler, Hausdorff, Hough dönüşümü ve histogram örnek verilebilir [170,171,172,173,174]. Biçim eşleme, durum uzay modelleri kullanarak çevrit evrimi ve doğrudan minimumlaştırma kullanan çevrit evrimi olmak üzere karaltı takibi üç aşamada sınıflandırılabilir. İlk yaklaşım için kenar özelliklerini kullanarak şablon eşleme yapılmıştır [175,176]. Bir diğer çalışmada ise renk histogramı özelliği kullanılarak histogram eşleme yapılmış, bir başka çalışmada ise karaltı özelliği kullanılarak Hough dönüşümünden yararlanılmıştır [177,173]. İkinci yaklaşıma örnek bir çalışmada gradyan büyüklüğü ile Kalman süzgecinden faydalanılmış [178], granyan büyüklüğü özelliği ve parçacık süzgeç kullanılmış [179,180], bir başka çalışmada ise gradyan büyüklüğü özelliği ile JPDAF yöntemi denenmiştir [181]. Üçüncü yaklaşım olan doğrudan minimumlaştırma ile çevrit evrimi konusunda zamansal gradyan özelliği ile gradyan düşme yöntemi kullanılmıştır [182,183,184]. Diğerinde ise bölge istatistikleri özellikleri ve gradyan düşme yönteminden faydalanılmıştır [185,97].

Karaltı takibinde her bir çerçeve içerisinde nesne bölgesini hesaplamak suretiyle takip gerçekleştirilir. Karaltı takip yöntemleri nesne bölgesi içerisinde kodlanan bilgiyi kullanırlar. Bu bilgi genellikle kenar haritaları biçiminde kullanılan görünüm yoğunluğu ve biçim modelleri formunda olabilir. Verilen nesne modelleri, karaltı ya biçim karşılaştırması yaparak yada çevrit gelişimine bakılarak takip edilir (Şekil 3.2-3). Her iki yöntem de aslında önceki çerçevelerden üretilen önceselleri kullanarak zamansal uzayda uygulanan nesne bölütleme olarak kabul edilebilir. Karaltı takibi bir nesneye ilişkin tüm bölgenin takip edilmesi gerektiğinde kullanılır. Bölge takibi konusunda doğruluk ve hatırlama ölçüleri varsayılan kesişim ve doğru nesne bölgeleri cinsinden tanımlanır. Doğruluk, kesişimin varsayılan bölgeye oranı ve hatırlama ise kesişimin gerçeklik değerine olan oranıdır. Hangi özneliliğin kullanıldığı, kapatmayla nasıl başedileceği ve eğitimin gerekliliği farklı karaltı takip edicileri ayırt etmek için önemli faktörlerdir.

Ayrıca bazı algoritmalar sadece takip için karaltı sınırına ilişkin bilgiyi kullanır. Genellikle bölge esaslı yaklaşımlar gürültüye daha dirençlidir. Çevrit esaslı karaltı takip yaklaşımlarının niteliksel bir karşılaştırması [45]'de verilmiştir. Karaltıların takip edilmesinin en önemli avantajı çok değişik biçimdeki nesneleri kullanabilme konusundaki esnekliğidir. Karaltılar genellikle farklı tarzlarda gösterilebilir. En yaygın karaltı gösterimi bir ikilik gösterge fonksiyonu formundadır. Bu fonksiyon nesne bölgesini birler halinde nesne olmayan bölgeyi ise sıfırlar halinde işaretler. Çevrit esaslı yöntemler için karaltı ya açık yada kapalı temsil edilir. Açık gösterim karaltı sınırını bir takım kontrol noktası tarafından tanımlar. Kapalı gösterim ise karaltıyı bir grid üzerinde tanımlanan bir fonksiyon aracılığıyla tanımlar. En yaygın kapalı çevrit gösterimi düzey setleri gösterimidir.

Karaltı esaslı nesne takip ediciler tarafından seçilen gösterimler nokta izleyicilere benzer hareket modelleri, çekirdek takip edicilere benzer görünüm modelleri yada bunların bir kombinasyonu formunda olabilirler. Nesne görünümü genellikle Gaussian yada histogramların bir karışımı gibi parametrik yada parametrik olmayan yoğunluk fonksiyonları tarafından modellenir. Nesne biçimi çevrit alt uzayı formunda modellenebilir. Burada farklı nesne pozlarından elde edilen bir takım olası nesne çevritlerinden bir alt uzay oluşturulur [186]. Buna ilave olarak nesne biçimi bir düzet seti fonksiyonu aracılığıyla kapalı bir şekilde modellenebilir. Burada grid pozisyonları, farklı nesne pozlarına tekabül eden farklı düzey seti fonksiyonlarından oluşturulan bir mesafede atanırlar [82]. Görünüm esaslı şekil gösterimleri de kaba kuvvet karaltı araması yapan araştırmacılar tarafından çok yaygın olarak kullanılmaktadır. Bununla birlikte Hausdorff ölçüsü gürültüye duyarlık için kullanılır. Kenar esaslı şekil gösterimi için Hausdorff mesafesi en yaygın kullanılan ölçüdür. Dolayısıyla mesafelerden maksimumunu kullanmak yerine araştırmacılar mesafelerin bir ortalamasını kullanmayı düşünmüştür [187]. Kapatma konusu karaltı takibi yöntemlerinin bir başka yönüdür. Genellikle yöntemler kapatma problemini bütünüyle çözmez. Yaygın bir yaklaşım sabit hareket yada sabit hızlanmanın kabul edilmesidir. Burada kapatma sırasında önceki çerçeveden gelen nesne karaltısı kendisinin varsayılan yeni pozisyonuna çevrilir. Şekil sınırlayıcıları kullanarak bazı yöntemler nesne kapatmalarıyla daha kolay başedebilir [180, 97].

Karaltı izleyicilerdeki bir başka önemli konu da nesnenin ayrılması ve birleşmesiyle başedebilme yeteneğidir. Örneğin bir nesneyi taşıyan bir kimsenin karaltısını izlerken o kimse

bir nesneyi bıraktığında o kimsenin çevritinin bir parçası diğer nesnede yerleştirilecektir (bölge ayrışması). Kapalı çevrit gösterimleri ile bölge ayrılması yada birleşmesine ilişkin bu şekildeki topoloji değişikliklerinin üstesinden rahatça gelinebilir.

3.4. Çekirdek Esaslı Takip

Çekirdek takibi için ortalama-kayma, KLT, katmanlama, Eigen takip edici, SVM izleyici [114], [188], [189], [106], [107] ; karaltı takibinde ise durum uzay modelleri ve değişimsel yöntemler örnek verilebilir [179], [189]. Çekirdek, nesne biçimi ve görünümüne işaret etmektedir. Örneğin çekirdek, bir dikdörtgensel şablon veya ilgili bir histogramı olan eliptik bir biçim olabilir. Nesneler ardışık çerçeveler içerisinde çekirdek hareketini hesaplayarak takip edilir (Şekil 3.2-2). Bu hareket genellikle öteleme, döndürme ve afin gibi parametrik bir dönüşüm biçimindedir. Çekirdek esaslı takip esas olarak nesne hareketini hesaplayarak gerçekleştirilir. Bu ise bir çerçeveden diğerine temel bir nesne bölgesi tarafından temsil edilir. Nesne hareketi genellikle parametrik hareket veya ardışık çerçevelerde hesaplanan yoğunluk akış alanı formundadır. Bu algoritmalar kullanılan görünüm gösterimi, takip edilen nesne sayısı ve kullanılan yönteme göre birbirinden ayrılır. Bu takip yöntemleri şablon ve yoğunluk esaslı görünüm modelleri ve çok bakışlı görünüm modelleri olmak üzere kullanılan görünüm gösterimini esas alan iki alt kategoriye ayrılabilir.

3.4.1. Şablon ve Yoğunluk Esaslı Görünüm Modelleri Kullanarak Takip

Şablonlar ve yoğunluk esaslı görünüm modelleri göreceli basitlikleri ve düşük hesapsal maliyetleri sebebiyle yaygın olarak kullanılmışlardır. Bu kategorideki takip ediciler nesneleri bireysel mi yoksa birleşik mi takip ettiğine göre iki alt kategoriye ayrılabilir.

3.4.2. Tek Nesne Takibi

Bu sınıftaki en yaygın yaklaşım şablon eşlemedir. Şablon eşleme, nesne şablonuna benzer bir bölgenin I_w imgesinde kaba kuvvetle aranması yöntemidir. Mevcut imgedeki şablonun pozisyonu çarpaz korelasyon gibi bir benzerlik ölçüsüne göre hesaplanır.



Şekil 3.3 Aşamalardaki Ortalama-kayma takip iterasyonları (1) t-1 zamanında hesaplanan nesne konumu (2) önceki nesne pozisyonunu kullanarak başlangıç konumu tahminli t zamanındaki çerçeve, (3,4,5) ortalama-kayma iterasyonlarını kullanarak güncel konum, (6) t anındaki son nesne konumu

Burada (dx, dy) aday şablon pozisyonunu belirler. Genellikle imge gri ton değeri veya renk özellikleri şablonları biçimlendirmek için kullanılır. İmge gri ton değerinin aydınlatma değişikliklerine çok duyarlı olması sebebiyle imge gradyanları özellik olarak kullanılabilir [190]. Şablon eşlemedeki bir sınırlama, kaba kuvvet arama sebebiyle ortaya çıkan yüksek işlem yüküdür. İşlem yükü maliyetini düşürmek için araştırmacılar genellikle nesne aramasının önceki pozisyonunun yakın komşularıyla sınırlandırır. Şablon eşleme için çok daha etkin algoritmalar da tanıtılmıştır [191]. Takip için şablon yerine diğer nesne gösterimleri kullanılması dikkat çekicidir. Örneğin dikdörtgensel veya oval bölgeler içerisinde piksellerin görünümünü kullanarak renk histogramları veya karışık modeller hesaplanabilir.

Ortalama kayma: Fieguth ve Terzopoulos dikdörtgensel nesne bölgesi içerisinde piksellerin ortalama rengini bularak nesne modelleri üretmişlerdir [103]. Hesapsal karmaşıklığı azaltmak için nesneyi sekiz komşu bölge içerisinde aramışlardır. M nesne modeli ile varsayılan H pozisyonu arasındaki benzerlik M ve H kullanarak hesaplanan renk ortalamaları arasındaki oranı değerlendirerek hesaplanır. En yüksek oranı sağlayan pozisyon mevcut nesne bölgesi olarak seçilir. Comaniciu ve Meer nesneyi temsil etmek üzere dairesel bir bölgeden hesaplanan bir ağırlıklı histogram kullanmışlardır [69]. Çalışmalarında nesneyi konumlandırmak için bir kaba kuvvet arama yapma yerine ortalama-kayma yöntemi kullanılmıştır. Ortalama-kayma takip edici varsayılan P nesne bölgesi etrafındaki pencerenin

ve Q nesnesinin histrogramlarını karşılaştırmak suretiyle iteratif olarak görünüm benzerliğini maksimize eder. Histogram benzerliği Bhattacharya katsayısı cinsinden tanımlanır. Model ve aday nesne bölgelerinden üretilen Q ve P renk dağılım fonksiyonlarının bilinmesi halinde x pikselindeki ağırlık Bhattacharyya ölçüsünden türetilir. Burada nesneye ilişkin model dağılım ile aday dağılım parametrik veya parametrik olmayacak şekilde hesaplanabilir. Parametrik yaklaşımlar bilinmeyen parametrelerin hesabını gerektirmesi sebebiyle burada RGB histogramı tarafından yaklaşılan parametrik olmayan Parzen pencereleri kullanılmıştır. Hedef q ve p'nin benzer olduğu x nesne pozisyonunun bulunmasıdır. Bu benzerlik Bhattacharyya katsayısını maksimize ederek maksimize edilir ve aşağıdaki ağırlık değerine sahiptir;

$$w(x) = \sqrt{Q(I(x))/P(I(x))} \quad (3.3a)$$

$$\sum_{u=1}^b P(u)Q(u) \quad (3.3b)$$

Burada b, çubuk sayısıdır. Her bir iterasyonda ortalama-kayma vektörü histogram benzerliği artırılacak şekilde hesaplanır. Bu işlem yakınsama başarılıncaya kadar tekrarlanır. Yakınsama genellikle beş altı iterasyon alır. Histogram üretme için yazarlar nesne merkezine daha yakın piksellere daha yüksek ağırlıklar veren uzaysal bir çekirdek tarafından tanımlanan bir ağırlıklandırma düzeni kullanmaktadır. Comaniciu sadece bir renk histogramı yerine birleşik bir uzaysal renk histogramı kullanan ortalama-kayma takip yaklaşımını geliştirdi [192]. Ortalama-kayma takip edicinin standart şablon eşleme üzerine avantajı kaba kuvvet arama yapılmaması ve başlangıçta az sayıda dairesel bölge içerisinde nesne parçasının ötelenmesi hesabıdır. Nesne parçası Şekil 3.3-2'deki beyaz oval içerisinde olmalıdır.

Ortalama-kayma takip edicinin uygulanması OpenCV'de CAMSHIFT olarak bulunmaktadır. [193]'de bir nesneyi kararlı görünüm özellikleri, geçici özellikler ve gürültü işlemi olmak üzere üç bileşenin karışımı olarak takip eden bir nesne takip edici tanıtılmıştır. Kararlı bileşen hareket tahmini için en güvenli görünümü teşhis eder (yani görünümü zamanla çok çabuk değişmeyen nesne bölgeleri). Geçici bileşen çok çabuk değişen pikselleri teşhis eder. Gürültü bileşeni gürültü sebebiyle ortaya çıkan nesne görünümündeki aykırı değerleri ele alır. Bu üç bileşen karışımının parametrelerini öğrenmek için EM algoritmasının çevrimiçi bir

uyarlaması kullanılır. Yazarlar görünüm gösterimi için özellikler olarak yönlendirilebilir sözgeç cevaplarına ilişkin fazı kullanmıştır. Nesne biçimi bir oval tarafından temsil edilir. Nesne hareketi bir çerçeveden diğerine takip edilen bölgeyi çarpıtma cinsinden hesaplanır. Çarpıtma dönüşümü öteleme (t_x, t_y), döndürme (a, b) ve ölçek (s) parametrelerini içerir;

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} = s \begin{pmatrix} a & b \\ -b & a \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} t_x \\ t_y \end{pmatrix} \quad (3.4)$$

Kararlı ve geçici bileşenlerine ait bir ağırlık kombinasyonu çarpıklık parametrelerini bulmak için kullanılır. Kararlı ve geçici özellikleri öğrenmenin avantajı takip için kararlı özelliklere daha fazla ağırlık verilebilmesidir. Örneğin konuşan bir kimsenin yüzü takip edilecekse bu kimsenin ağzının tersine, alın yada burun bölgesi bir sonraki çerçevede yüzle daha iyi eşleşecektir. İlgili şekilde ağız ve kaş bölgeleri etrafındaki olasılıkların değiştiği, diğer bölgelerdekilerin ise değişmediği görülmektedir (Şekil 3.4).

İlkel bir şekille tanımlanan bir bölgeyi takip etmek için bir başka yaklaşım da bir optik akış yöntemi kullanarak ötelemeyi hesap etmektir. Optik akış yöntemleri sabit parlaklık sınırlaması altında her bir piksele ait akış vektörünü hesaplayarak yoğunluk akış alanlarının oluşturulması için kullanılır $I(x, y, t) - I(x + dx, y + dy, t + dt) = 0$ [116]. Bu hesaplama her zaman pikselin komşusunda ya cebrik olarak ya da geometrik olarak gerçekleştirilir [38,176]. Dikdörtgensel bir bölgenin ötelemesini hesaplamak için optik akış yöntemleri yaygın değildir. Shi ve Tomasi 1994 yılında bir ilgi noktasını merkezleyen bir bölgeye ait ötelemesini (du, dv) iteratif olarak hesaplayan KLT takip ediciyi önerdi [188];

$$\begin{pmatrix} \sum I_x^2 & \sum I_x I_y \\ \sum I_x I_y & \sum I_y^2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} du \\ dv \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \sum I_x I_t \\ \sum I_y I_t \end{pmatrix} \quad (3.5)$$

Bu denklem Lucas ve Kanade tarafından önerilen optik akış yöntemleriyle yapısal olarak benzerdir [38]. İlgi noktasına ait yeni bölge bir kez bulununca KLT takip edici afin dönüşümünü hesaplamak suretiyle izlenen parçanın kalitesini değerlendirir. Ardışık çerçevelerdeki birbirine tekabül eden parçalar arasında aşağıdaki eşitlik yazılabilir;

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a & b \\ c & d \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} t_x \\ t_y \end{pmatrix} \quad (3.6)$$

Mevcut para ile izdüşümü yapılan para arasındaki karesel fark toplamı küçükse özelliğı takip etmeye devam ederler, aksi takdirde özellik yok edilir. KLT izleyicinin uygulanması KLTSrc de mevcuttur. KLT takip edici tarafından elde edilen sonuçlar Şekil 3.5’de gösterilmiştir.



Şekil 3.4 Jepson vd. (2003) tarafından geliştirilen gürbüz çevrim içi takip yöntemi sonuçları; (a) farklı çerçevelerdeki hedef bölgesi, (b) kararlı bileşendeki birleşik olasılık [193]



Şekil 3.5 KLT izleyici kullanan takipteki öznelilikler [38]

3.4.3. Birden Fazla Nesne Takibi

Nesnelerin bireysel olarak modellenmesi takip işlemi esnasında çoklu nesneler ile nesneler ve arkan arasındaki etkileşimi dikkate almaz. Nesneler arasındaki örnek bir etkileşim kısmen yada tamamen biri diğerini kapatmış bir nesne olabilir. Bu modelde verilen takip yöntemlerinde imgenin tamamı yani arkan ve tüm hareket eden nesneler takip edilir. [189]’da bir katman kümesi olarak tüm I_t imgesini modellemeyi esas alan bir nesne takip

yöntemi önerilmiştir. Bu gösterim tek bir arkan tabakasını ve her bir nesne için bir tabakayı içerir. Her bir katman biçim önceselleri (oval), hareket modeli (öteleme ve dönme) ve katman görünümü A_t 'yı (tek bir Gaussian kullanarak modellenen gri ton değeri) içerir. İzdüşümsel hareketle modellenen arkan hareketini ilk olarak dengeleyerek katmanlama gerçekleştirilir. Burada nesnenin hareketi iki boyutlu parametrik hareket kullanarak belirlenen imgeden hesaplanabilir. Daha sonra bir katmana (nesne) ait olan her bir pikselin olasılığı P_t , nesnenin önceki hareketi ve biçim karakteristikleri esas alınarak hesaplanır. Bir tabakadan uzak her hangi bir piksel doğrusal bir arkan olasılığına atanır. Daha sonra nesnenin görünüm olasılığı (gri ton, renk) p_a son tabaka tahminini yapmak üzere p_t ile birleştirilir. T anında bir tabakanın gözlemine maksimize eden model parametreleri (t, t, A_t) bir EM algoritması kullanarak iteratif olarak hesaplanır. Bununla birlikte parametrelerin eşzamanlı hesabındaki zorluk sebebiyle yazarlar diğerlerini hazırlarken bir kümeyi ayrı olarak hesaplamışlardır. Örneğin ilk olarak her bir piksel için gri ton değeri kullanarak tabaka sahipliği belirlenir, daha sonra görünüm olasılıklarını kullanarak hareketi (dönme ve öteleme) tahmin etmektedirler; sonuçta bu hareketi kullanarak tabaka sahipliği güncellenmektedir. Katmanın sahiplik olasılığı maksimize edilinceye kadar her bir nesne için bilinmeyenler iteratif olarak hesaplanır. [195]'de takip için arka ve ön alan bölgelerine ilişkin birleşik bir modelleme önerilmiştir. Arkan görünümü bir Gaussian karışımı tarafından temsil edilir. Tüm ön taraftaki nesnelerin görünümü Gaussian karışımlar tarafından ayrıca modellenir. Nesnelerin biçimleri silindirler şeklinde modellenir. Zemin düzleminin bilindiği kabul edilir. Böylece 3B nesne pozisyonu hesaplanabilir. Durum vektörünün 3B pozisyonu, biçimi ve manzaradaki tüm nesnelerin hızını ihtiva eden parçacık süzgeç kullanmak suretiyle takip gerçekleştirilir. Nesneleri dahil etmek yada yok etmek amacıyla durum vektörünün boyutunu artıran veya azaltabilen parçacık süzgeç için düzeltilmiş bir tahmin ve düzeltme yöntemini önermektedirler. Bu yöntem ayrıca nesneler arasındaki kapatmayı tolere de edebilir. Bununla birlikte önceden tanımlanmak üzere manzaradaki maksimum sayıda nesne sayısı gereklidir. Yaklaşımın bir diğer sınırlaması tüm ön katmandaki nesneler için aynı görünüm modelinin kullanımıdır ve bu da ön katman bölgeleri modellemek için eğitmeyi gerektirir.

3.4.4. Çok Bakışlı Görünüm Modelleri Kullanarak Takip

Önceki takip yöntemlerinde histogramlar, şablonlar gibi görünüm modelleri genellikle çevrim içi oluşturulmaktadır. Dolayısıyla bu modeller nesne hakkında en yeni gözlemlerden toplanan bilgileri temsil etmektedir. Nesneler farklı bakışlardan farklı görünebilirler ve nesne bakışı takip esnasında ciddi oranda değişirse görünüm modeli artık geçerli olmayabilir ve nesne izi kaybedilebilir. Bu problemi aşabilmek için nesnenin farklı görünüşleri çevrimdışı öğrenilir ve takip için kullanılabilir. İlk olarak nesnenin görünümünün bir alt uzay gösterimi Asal Bileşenler Analizi kullanılarak elde edilir; daha sonra özvektörler kullanarak geriçatılan imge ile giriş imgesi arasındaki farkı değerlendiren imgeden özuzaya dönüşüm alt uzay süreklilik denklemini minimize ederek hesaplanır.

[106]'da altuzay esaslı bir yaklaşım tanıtıldı. Yani nesnenin o andaki görüntüsünden özvektörleri kullanarak geri çatılan imgeye olan afin dönüşümü hesaplamak için özuzay kullanıldı. Bu yaklaşım minimumlaştırma katsayıların bulunması ve afin parametrelerin hesaplanması olmak üzere iki adımda gerçekleştirilir. İlk adımda afin parametreler hazırlanır; daha sonra alt uzay katsayıları hesaplanır. İkinci adımda yeni alt uzay katsayıları kullanarak afin parametreler hesaplanır. Bunu esas alarak giriş imgesi ile izdüşürülen imge arasındaki fark minimize edilinceye kadar iteratif olarak afin parametreleri hesaplayarak takip gerçekleştirilir. Benzerlik hesabı için özuzayın kullanımı SSD ve normalize edilmiş korelasyon gibi standart şablon eşleme yöntemlerine kullanışlı bir alternatiftir. Özuzay esaslı benzerlik hesabı öz şablonlara ait bir doğrusal kombinasyonla eşlemeye eşdeğerdir. Bu şablonlarda örneğin imgelerdeki aydınlık değişikliklerinin sebep olduğu türden distorsiyonlara olanak tanınır.

Benzer bir durumda Destek Vektör Makinası (SVM) sınıflandırıcısı takip amacıyla kullanılmıştır [107]. SVM genel bir sınıflandırma düzeneğidir ve burada pozitif ve negatif eğitim örneklerinden oluşan bir küme verilir ve iki sınıf arasını en iyi ayıran hiperdüzlemi bulur. Test esnasında SVM test verilerine, test verilerinin pozitif sınıfa üyelik derecesini gösteren bir skor verir. SVM tabanlı takip ediciler için pozitif örnekler takip edilecek nesne imgelerini içerir, negatif örnekler ise takip edilmeyecek her şeyi içerir. Genellikle negatif örnekler nesneyle karıştırılabilecek arka plan bölgelerinden oluşur. Avidan'ın takip yönteminde imge bölgelerinden bir şablona ait gri ton değeri farkını minimize etmek yerine nesne

pozisyonunu hesaplamak için imge bölgeleri üzerinde SVM sınıflandırıcı skoru maksimize edilir. Bu yaklaşımın bir avantajı arkan nesneleri hakkındaki bilginin yani takip edilmeyen negatif örneklerin de takip ediciyle bir araya getirilmesidir.

Bu sınıftaki takip edicilerin ana hedefi nesne hareketini tahmin etmektir. Bölge esaslı nesne gösterimiyle hesaplanan hareket bir sonraki çerçevedeki nesne yönelimi de dahil olmak üzere nesne bölgesini çok açık olarak tanımlar. Çünkü mevcut çerçevedeki nesneye ait her bir nokta için bir sonraki çerçevedeki konumu hesaplanmış hareket modeli kullanarak tespit edilebilir. Bu takip edicilerin içerisinde kullanıldığı yaklaşıma bağlı olarak bu iç özelliklerden sadece biri daha önemli olabilir. Örneğin nesne yörüngesini esas alan nesne davranışının analiz edilmesi durumunda sadece hareket uygundur. Bununla birlikte bir nesneyi teşhis etmek için çevreleyen bölge de önemlidir. Bu sınıftaki takip edicilerin performansını değerlendirmek için takip ediciden ne bekleniyorsa ona bağlı ölçüler tanımlanabilir. Takip edicinin sadece nesne hareketini vermesinin beklenmesi durumunda hesaplanan ve gerçek hareket parametreleri arasındaki bir mesafe ölçüsünü hesaplayarak değerlendirme gerçekleştirilebilir. Mesafe ölçüsüne örnek olarak A ve B hareket vektörleri arasındaki açısız mesafe verilebilir;

$$d = \frac{AB}{|A||B|} \quad (3.7)$$

Uygulamalarda takip edicinin yörüngeye ilaveten doğru nesne bölgesini vermesinin gerekli olduğu zaman takip edicinin başarımlı doğruluk ve hatırlama ölçülerini hesaplayarak değerlendirilebilir. Hem doğruluk hem de hatırlama ölçüsü varsayılan ve doğru nesne bölgesinin kesişimi cinsinden tanımlanır. Doğruluk kesişimin varsayılan bölgelere oranıdır. Hatırlama ise kesişimin gerçeklik değerine oranıdır. Tek veya çoklu nesneleri takip etme, kapatma durumunda çalışma kabiliyeti, öğrenme gereksinimi, hareket modeli ve elle başlatma gereksinimine bağlı olarak çekirdek takip edicilerin niteliksel bir kıyası elde edilebilir.

Nesneleri temsil etmek için temel geometrik şekillerin kullanımı gerçek zamanlı uygulanabilirliği sebebiyle çok yaygındır. Katılık sınırlaması nedeniyle bu sınıftaki takip yöntemleri nesnenin parametrik hareketini hesaplar. Bu hareket genellikle öteleme, uyumlu afın, afın veya izdüşümsel biçimdedir. Önceki ve şimdiki çerçeve arasındaki nesne görünüm benzerliğini maksimize ederek nesnenin hareketi hesaplanabilir. Hesaplama işlemi ya bir kaba

kuvvet araması yada gradyan yükselme-düşme esaslı maksimumlaştırma-minimumlaştırma işlemi kullanma şeklinde olabilir.

Nesne takip ediciler gradyan yükselme-düşme yaklaşımını esas alarak konumu önceki nesne pozisyonu tarafından tanımlanan en azından nesnenin bir parçasını seçilen şeklin içerisinde bulundurması gerekir. Bu şekilde olan gereksinimleri kaldırmak için olası bir yaklaşım bir sonraki çerçevedeki nesnenin konumunu belirlemek amacıyla nokta takip edicilerle yakından ilgili olan Kalman yada parçacık süzgeci kullanılmasıdır.

Tablo 3.1 Geometrik model esaslı takip edicilere ilişkin niteliksel kıyaslama [45]

	#	Hareket	Eğitim	Ok.	Başl
Basit şablon eşleme	t	Ö	-	K	+
Ortalama-kayma [Comaniciu vd. 2003]	t	Ö+S	-	K	+
KLT [Shi ve Tomasi 1994]	t	A	-	K	+
Görünüm takibi [Jepson vd. 2003]	t	Ö+S+D	-	K	+
Katmanlama [Tao vd. 2002]	ç	Ö+S+D	-	T	-
Bramble [Isard ve MacCormic 2001]	ç	Ö+S+D	+	T	-
Eigen Takip [Black ve Jepson 1998]	t	A	+	K	+
SVM [Avidan 2001]	T	Ö	+	K	+

#: nesne sayısı, ç: çoklu nesneler, t: tek nesne; A: afin veya homografi; Ö: öteleme hareketi, S:ölçekleme, D: dönme, K:kısmi kapatma, T: tam kapatma, Başl.: başlatma, + ve – sırasıyla izleyicinin eğitime veya başlatmaya ihtiyacı olup olmadığını gösterir.

Nesne ağırlık merkezine ilişkin hız ve hızlanma cinsinden tanımlanan nesne durumunun bilinmesi halinde bu süzgeçler nesne ağırlık merkezinin pozisyonunu, çekirdek içerisindeki nesnenin gözlemlenen parçasının benzerliğini artıracak şekilde hesaplar [71]. Nesnelerin kameradan uzak olduğu ve kamera hareketinin afin yada izdüşümsel dönüşüm ile hesaplanabildiğini kabul ederek bu gereksinim global hareket dengelemesi yaparak karşılanabilir [72]. Nesne gösterimleri için temel geometrik şekillere ilişkin sınırlamalardan biri de arkanın parçalarının içeride yer alırken nesnelere ait parçaların tanımlanan şeklin dışında kalabileceğidir. Bu durum nesne pozu değiştiğinde hem katı nesneler hem de katı olmayan nesneler için yani yerel hareketin nesne görünümündeki değişiklikler şeklinde sonuç vermesi durumunda gözlenebilir. Böyle durumlarda model benzerliğini maksimize ederek

hesaplanan nesne hareketi doğru olmayabilir. Bu sınırlamanın üstesinden gelebilmek için bir yaklaşım çekirdeği şeklin tamamıyla çevreletmek yerine nesne içerisine yerleştirmeye zorlamaktır. Diğer bir yaklaşım da nesne görünümünün renk/doku ya ilişkin olasılık yoğunluk fonksiyonları tarafından modellenmesi ve gözlenen renk/doku ya ilişkin şartlı olasılığı esas alarak temel şekil içerisinde yer alan piksellere ağırlıklar atamaktır.

3.5. Kapatma Problemi

Kapatma; kendini kapatma, nesne içi kapatma ve arkan sahne yapısının kapatması olmak üzere üç başlıkta sınıflandırılabilir. Nesnenin bir parçası bir diğerini kapatırsa kendini kapatma ortaya çıkar. Bu durum daha ziyade eklemli nesneleri takip ederken ortaya çıkar. Takip edilen iki nesnenin bir birini kapatması halinde iç nesneler arası nesne içi kapatma olur. Benzer şekilde arkalandaki bir yapı takip edilen nesneleri kapatırsa arkan örtmesi ortaya çıkar. Genellikle iç nesne kapatması için çoklu nesne takip ediciler kapatmayı saptamak ve çözmek amacıyla pozisyon bilgisi ile kapatmayı yapan nesne ve kapatmaya uğrayan imgenin görünümünden faydalanmaktadır [180,196]. Bir manzara yapısının bir nesnede yaptığı kısmi kapatmanın saptanması zordur. Çünkü biçimini değiştiren nesne ile kapatmaya uğrayan nesne arasındaki ayrımı yapmak zordur.

Takip esnasında ortaya çıkan tam kapatmayla başedebilmek için yaygın bir yaklaşım nesne hareketinin kapatma halinde nesne yeniden görününceye kadar nesne konumunu tahmin etmeye devam etmek amacıyla doğrusal dinamik modellerle yada doğrusal olmayan dinamiklerle modellenmesidir. Örneğin ilgili bir araştırmada doğrusal bir hız modeli tercih edilmiş, nesnelerin yer ve hareketlerinin kestirilmesi için de Kalman süzgeci kullanılmıştır [197]. Bir diğer çalışmada doğrusal olmayan dinamik bir model ve durum kestirimi için parçacık süzgeç kullanılmıştır [195]. Araştırmacılar ayrıca kapatma problemini çözmek için başka özellikler de kullanmışlardır; karaltı izdüşümleri [198] (kısmi kapatma esnasında kişilerin kafalarının konumunu elde etmek için) ve optik akış [199] (iki nesnenin zıt yönlerde hareket ettiğini kabul ederek) bunlara örnek verilebilir.

Nesne izlerinin üretilmesi esnasında kapatma tamamen çözülebilir. 2004’de Sato ve Aggarwal kapatmalardan kurtulmak için eğik bir silindiri zaman uzamsal uzaydaki TSV’ye uydurdular [173]. Özellikle kapatmadan önce ve sonra takip edilen nesne karaltısına uydurulan

sürekli iki eğik silindir kapatmanın ortaya çıktığı çerçevelerde birbirleriyle kesişeceklerdir. Bu kesişim kapatmadan önce, o esnada ve daha sonrası için sürekli yörünge verir. Serbest biçimdeki nesne çevrit izleyicileri farklı bir kapatma çözünürlüğü yaklaşımı kullanmaktadır. Bu yöntemler ya çevrim dışı ya da çevrim içi elde edilen biçim öncesellerinin kullanıldığı kapatmadan bahsetmektedir [185,115]. Bir çalışmada eksik çevrit parçalarını doldurmak için olası nesne biçimlerine ilişkin alt uzay analizinden (PCA) bir biçim modeli elde edilmiştir [185]. Bir başka çalışmada düzey seti çevritini esas alan karışık bir modeli kullanarak çevrim içi biçim önceselleri kullanılmıştır [97]. Bu yaklaşımlar tam nesne kapatmasıyla başedebilir. Ayrıca uygun kamera pozisyonlarının seçimi ile kapatma olasılığı düşürülebilir. Örneğin hava araçlarına kameraların monte edilmesi halinde yani manzaranın kuş bakışı mümkün olduğunda yeryüzündeki nesneler arasındaki kapatmalar ortaya çıkmaz. Bununla birlikte eğik bakışlı kameralar muhtemelen çoklu nesne kapatmalarıyla karşılaşır ve kapatmadan kurtulma mekanizmalarına ihtiyaç duyar. Takip esnasında nesne kapatmalarını çözmek için aynı manzarayı gören çoklu kameralar da kullanılabilir [199, 200].

3.6. Çoklu Kamera Takibi

Takip için birden fazla kamera kullanma ihtiyacı iki sebepten ileri gelir. İlk sebebi takip ve kapatmanın çözümü için derinlik bilgisinin kullanımıdır. Birden çok kamera kullanılmasının ikinci sebebi bakış altındaki alanın artırılmasıdır. Çünkü sonlu bir duyarga bakış sahası sebebiyle büyük alanların tek bir kamerayla gözlenmesi mümkün değildir. Birden fazla kameraların kullanımındaki önemli bir konu sahnede hareket eden nesnelere ilişkin gözlemlerden elle tanımlanabilen [201, 202] ya da otomatik olarak hesaplanan [203, 204] farklı kamera bakışları arasındaki ilişkidir. Derinlik tahmini gerektiren takip algoritmalarında yüksek hesapsal maliyet bir diğer konudur. Bununla birlikte başarılı ticari ürünlerin mevcut olması sebebiyle gerçek zamanlı derinlik elde eden sistemler kullanılabilecek şekilde mevcuttur. Ayrıca Mittal ve Davis (2003)'deki gibi yöntemler yoğunluk derinlik haritası kestirimi yapmamışlar, bunun yerine hesapsal yükü de azaltan seyrelti derinlik haritası (bölge esaslı ikiz yöntem kullanarak her bir nesne için tek bir derinlik) hesaplamışlardır. [199] ve [205]'de olduğu gibi birden çok kamera takip yöntemlerine ilişkin çalışmalarda nesneler

arasında kalıcı kapatma olması halinde tek kameraya kıyasla çok daha iyi takip sonuçları tanıtılmıştır.

Bahsi geçen çok kameralı takip yöntemleri durağan kamera kabulü yaparlar. İlgili bir çalışmada takip için üst üste binen bakışlara sahip durağan ve yanal-dikey-büyütmeli kameralardan oluşan bir kombinasyon kullanılmıştır [206]. Pek çok durumda sınırlı kaynaklar veya ilgi alanlarının büyük olması sebebiyle kamera bakışlarını üst üste getirmek mümkün değildir. Böyle bir senaryoda takip yapmak için kullanılan yöntemler üst üste gelmeyen bakışlar sebebiyle bu tip nesne gözlemleriyle başatmak zorundadır. Dolayısıyla kameralara denk gelen karşılıkları hesaplamak için nesne hızı ve yolu hakkında bazı kabuller yapmak gerekmektedir [207, 208, 209]. Üst üste binmeyen kameralara karşı düşen nesne karşılığını bulan bu yöntemler kameraların durağan olduğu ve her bir kameradaki nesne izlerinin mümkün olduğu kabulünü yapar. Bu algoritmaların başarımı nesnelerin belirlenen yolları ve kameralara karşılık düşen beklenen zaman aralığını ne kadar takip ettiğine büyük oranda bağlıdır.

Üst üste binen bölgedeki gelişigüzel hareket eden nesneler gibi zaman-uzamsal sınırlamaların yer almadığı senaryolarda sadece tanımayla takip yaklaşımı tercih edilebilir. Burada kamera bakışında nesne yeniden görüldüğünde tanımak için görünüm ve biçim kullanılır.

3.7. Nesne Takibindeki Gelişmeler

Son yıllarda nesne takibinde önemli bir ilerleme sağlanmıştır. Basit senaryolarda gerçek zamanda nesneleri takip eden pek çok gürbüz takip ediciler geliştirildi. Harekette yumuşak geçiş, minimal kapatma miktarı, düzenli aydınlatma, arkalana göre yüksek kontrast gibi kabuller pek çok gerçekçi senaryolarda sıkıntı yaratır. Otomatik izleme, insan bilgisayar etkileşimi, video esaslı bilgi çıkarma, trafik izleme ve araç yön güdümü gibi uygulamalarda takip edicinin kullanışlılığını sınırlar. Dolayısıyla takip ve buna ilişkin özellik seçimi, nesne gösterimi, dinamik biçim ve hareket tahmini problemleri çok aktif araştırma alanları olup sürekli bir şekilde yeni çözümler önerilmektedir. Takip işlemindeki önemli bir konu da kısıtsız videolarda nesneleri takip etmek için algoritma geliştirilmesidir. Televizyon haberleri veya ev videolarından elde edilen videolar buna örnek gösterilebilir. Bunlar gürültülü, sıkıştırılmış

videolar ve kameraları deęiřik bakıřlarla hareket ettirerek alınan iřlenmiř klipleri ierir. Bir bařka ilgili video ortamı da toplantılardır. Bu videolar genellikle kk bir bakıř sahası ierisinde birden ok insanı barındırır. Dolayısıyla ciddi bir kapatma vardır ve insanlar sadece kısmi olarak grnr durumdadır. Bu duruma ilgin bir zm nesne takibi iin videoya ilaveten sesi de kullanmaktır. Ses kaynaęının konumunu bulmak iin geliřtirilen bazı yntemler vardır. rneęin drt yada altı mikrofon kullanarak bir kimsenin aęzı bulunabilir. Konuřmacının ses esaslı lokalizasyonu ilave bilgi saęlar. Bu ise daha sonra kapatma gibi ciddi problemlerin zmnde video esaslı takip edici ile ilgili olarak kullanılabilir.

Genellikle takip algoritmalarının geliřtirilmesinde ihmal edilen nemli bir konu da ieriksel bilginin katılmasıdır. rneęin bir ara takibi uygulamasında araların konumu dikey duvarlar veya gkyznn aksine yeryzndeki yollarla sınırlandırılmalıdır. Nesne tanıma alanındaki yapılan bir alıřmada ieriksel bilginin kullanılmasının tanıma iřlemlerinde faydalı olduęu gsterilmiřtir [210,211]. Ayrıca sınıflandırıcılardaki geliřmeler olası sahne ierięinin doęru saptanmasına yol amıřtır [212,213]. İnsan yapısı yapılar, hareket yolları ve nesnelerin sınıfı buna rnek gsterilebilir.

Nesnelerin biim ve hareketi zerinde genel sınırlayıcılar ile birlikte ierięe baęlı bilgileri bir araya getiren takip ediciler bu bilgiyi kullanmayandan daha iyi bařarım gsterir. Pek ok senaryoda en iyi ortalama performansı verecek řekilde tasarlanmıř bir takip edici o sahnenin karakteristiklerine gre uyarlanmış ierikten faydalanarak bir takip ediciden belli bir sahne iin daha dřk bir bařarım gsterebilir. Takipte belli bir zellik gurubunun kullanılması ayrıca performansı byk oranda etkileyebilir. Genellikle birden fazla nesne ve arkan arasında en iyi ayrımı yapan zellikler nesne takibi iin de en iyileridir. nceden seilen zelliklerin ayırt edici olacaęı kabulyle pek ok takip algoritması birden ok zellięe iliřkin aęırlıklı bir kombinasyonu kullanmaktadırlar. rnt tanıma ve makine ęrenme alanında ok sayıda zellik seimi algoritması incelenmiřtir. Bununla birlikte bu algoritmalar hedef ve/veya arkan hakkında evrim dıřı eęitim bilgisine ihtiya duyarlar. stelik nesne grnm veya arkan deęiřirken ayırt edici zellikler de deęiřir. Dolayısıyla ayırt edici zelliklerin evrim ii seimine ihtiya vardır. Bireysel zelliklerin evrim ii seimi iin bu alanda alıřmalar yapılmıřtır [214,215]. Bununla birlikte ayırt edici zellik takımının etkin evrim ii hesaplanması problemi de tam anlamıyla zlmemiř olarak beklemektedir. Bu hedefe varmada dikkat eken bir ynelim de zellik seimi iin evrim ii kuvvetlendirme

yöntemlerinin kullanılmasıdır [216]. Benzer şekilde çoğu takip algoritmaları nesne gösterimi için önceden tanımlı modelleri kullanmaktadır. Nesne modellerini çevrim içi öğrenme kabiliyeti bir takip edicinin uygulanabilirliğini büyük oranda artırır.

Bir sahne içerisinde hareket eden birden fazla nesne hareketine yönelik modellerin öğrenilmesi için hareket esaslı bölütleme [217,218,219] ve çok gövdeli faktörizasyon yöntemleri kullanılmıştır [220,221]. Bununla birlikte bu yaklaşımlar katı gövde hareketini kabul ederler. Tek bir kameradan birden fazla hareket eden katı olmayan nesneler için nesne modellerine ilişkin öğretmensiz öğrenme de tüm yönleriyle çözülmemiş bir problem olarak durmaktadır. Fazla araştırılmayan ilginç bir konu da nesnelerin modellenmesi için yarı öğretmenli öğrenme tekniklerinin kullanımıdır [222,223]. Geçişli SVM'ler ve kapalı çizge kesimleri için kullanılan teknikler büyük miktarda eğitim verilerine ihtiyaç duymaz [224,225]. Üstelik bunlar sadece katı olmayan biçimler ve/veya görünümü öğrenmekle kalmazlar, arka plan bilgisini negatif öğrenme verisi biçiminde kodlarlar. Kalman süzgeçleri [161], JPDAF'ler [225], HMM'ler [226] ve Dinamik Bayesian Ağları (DBNs) [227] dahil olasılıksal durum-uzay yöntemleri nesne hareket parametrelerini kestirmek için pek çok yerde kullanılmıştır. Bu yöntemler içerisinde birden çok değişkeni ve/veya imge gözlemleri arasında şartlı bağımlılıklara ilişkin gösterim için belki de en genel yöntem DBN'lerdir. Farklı kaynaklardan gelen bilgileri birleştirmek için öncelikli bir anaçatı da sağlarlar. Bununla birlikte takip uygulamalarında DBN'lerin yaygın olarak kullanımından önce çıkarım için çok daha etkin çözümlere ihtiyaç vardır.

Neticede içerisinde kullanıldığı belli senaryoya takip edicinin uyarlanması mümkün olduğu her defasında öncesel ve içeriksel gibi ilave bilgi kaynaklarından faydalanılmalıdır. Bu farklı bilgi kaynaklarını bir araya getirmek için esas bir yaklaşım pek çok uygulamada başarıyla kullanılabilen genel bir takip edici şeklinde netice verir.

3.8. Eğricik

Genellikle bir imge uzaysal ortamda pikseller tarafından temsil edilir. Bunun alternatif gösterimleri de mevcuttur. En popüler frekans uzay gösterimi Fourier dönüşümüdür. Bununla birlikte bir imgenin Fourier dönüşümü nesne tanıma yönüyle bakıldığında çok bilgi verici değildir. Diğer dönüşümler dalgacıklar, eğricikler vs. piksel ve frekanstan farklı bilgiler barındırır ve alternatif imge gösterimleri sağlar. Bu dönüşümler tanımayı kolaylaştıracak

şekilde imgeleri temsil ederler. Çok çözünürlüklü bir imge dönüşümüne ilişkin beş olmazsa olmaz özellik istenir:

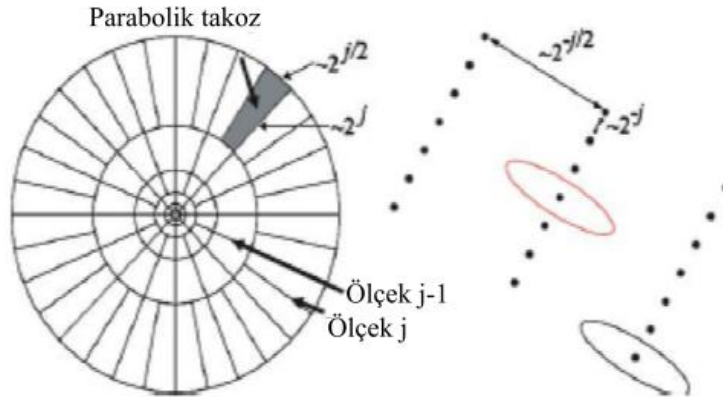
1. Çoklu çözünürlük. Dönüşüm, imgelerin bütünden parçaya doğru başarılı bir şekilde yaklaşılmasını sağlamalıdır.
2. Sınırlama (lokalizasyon). Dönüşümlere ilişkin temel bileşenler hem uzamsal hem de frekans uzayında lokalize edilmelidir.
3. Kritik örnekleme. Sıkıştırma gibi bazı uygulamalar için, dönüşümler küçük artıklarla belli bir biçim veya bir çerçeve haline gelmelidir.
4. Yönlülük. Ayırt edilebilir dalgacıklar tarafından sağlanan birkaç yönelim yerine dönüşümün pek çok doğrultuda yönelimi olan temel elemanları barındırması gerekir.
5. Yön bağımlılık. Fiziksel bir özellik yönle değiştiği zaman o özelliğin yön bağımlı olduğu söylenir. Örneğin belli kristallerdeki ısı iletimi yatay yönde düşey yöndekinden daha fazladır. İmge dönüşümleri için eşyönsüzlük, dönüşümlere ilişkin temel elemanların dairesel (tüm yönlerde benzer) olmaması gerektiği fakat eliptik olabileceği anlamına gelir (birincil eksen boyunca daha fazla ve ikincil eksen boyunca daha az).

Bu listeden ilk üç özellik ayrılabilir dalgacıklar tarafından sağlanır. Beş özelliğin tamamını kapsamaları için yeni dönüşümler gereklidir. Bu eksiklik görüntüleri ifade etmek için araştırmacılara yeni yöntemler bulmalarına ilham kaynağı olmuş, böylece eğricik, çevritcik ve yüzeycikler ortaya çıkmıştır.

Eğricik dönüşümü 2000 yılında Candes ve Donoho tarafından geliştirilmiştir [228]. Bu dönüşümün yönsel kabiliyeti vardır ve dalgacık dönüşümü gibi diğer geleneksel çoklu ölçek dönüşümlerine kıyasla eğriler boyunca diğer tekillikleri ve kenarları göstermede daha başarılıdır. Kısa müddet sonra anlaşılması ve kullanımını kolaylaştırmak amacıyla, eğricik yapısı yeniden düzenlenmiştir. 2006'da tanıtılan bu ikinci nesil eğricik dönüşümü sadece basit değil ilk nesil sürümüne kıyasla hem daha hızlı hem de daha az tekrar fazlalığına sahiptir [228,229]. Eğricik dönüşümü çok ölçekli ve çok yönlüdür. Eğricikler parabolik ölçekleme ilişkisine uyan oldukça iyi yön bağımlı biçim gösterirler ve küçük ölçeklerde boyuna iğneler biçimini alırlar. Eğricik dönüşümünü uygulamak için ilk olarak görüntüye ait 2B FFT alınır. Daha sonra 2B Fourier frekans düzlemi parabolik takozlara bölünür. Daha sonra her bir j ölçeği ve ℓ açısındaki eğricik katsayılarını bulmak amacıyla her bir takoz için bir ters FFT

alınır. Şekil 3.6’da Fourier frekans düzlemindeki bölünmüş takozlar görülmektedir. Takozlar Fourier düzlemini radyal ve açısal olarak eşmerkezli daireler halinde bölmelere ayırmanın sonucudur. Eşmerkezli daireler, imgenin çok ölçekli (imgeye band geçişi yapmak için) ayrıştırılmasından sorumludur ve açısal bölmeler farklı açılar veya yönelimlere karşılık gelir. Dolayısıyla belli bir takozdan bahsetmek için öncelikle ölçeğin ve açının tarif edilmesi gerekir. Uzamsal uzayda her bir takoz, verilen o ölçek ve açıda belli bir eğriciğe tekabül eder. Şekil 3.6 (sağ) verilen belli bir ölçek ve açıyla ilgili uzamsal kartezyen ızgaradaki eğricikleri temsil etmektedir. Fast Digital Curvelet Dönüşümünün (FDCT) iki farklı sayısal uygulaması vardır [229]:

- USFFT (Unequally Spaced Fast Fourier Transform) aracılığıyla eğricikler.
- Çarpıtma aracılığıyla eğricikler.



Şekil 3.6 Eğricik dönüşümü: Fourier frekans uzayı bölmelemesi (sol) ve bir takozun uzamsal (sağ) uzayda gösterimi [229]

Çarpıtma yönteminde dikdörtgensel bir ızgara kabul edilir. Mevcut olan en hızlı eğricik dönüşümü algoritmasıdır. Algoritma aşağıda tarif edilmiştir [230]:

$\hat{f}[n_1, n_2]$, $\hat{f}[t_1, t_2]$ 'ye ait Fourier dönüşümü olsun. $U_j(w)$ sınırlandırılmış bir pencere olsun ve $\hat{U}_j[n_1, n_2]$ $L_{1,j}$ uzunluğunda ve $L_{2,j}$ genişliğinde bir dikdörtgen üzerinde sağlanı; $P_j = \{(n_1, n_2): n_{1,0} \leq n_1 < n_{1,0} + L_{1,j}, n_{2,0} \leq n_2 < n_{2,0} + L_{2,j}\}$

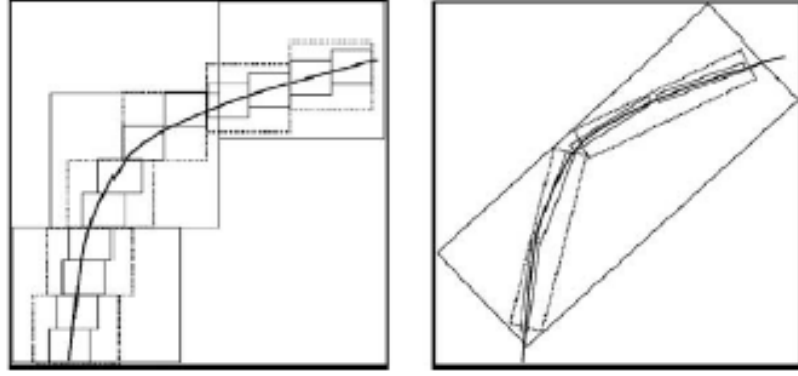
Çarpıtma yöntemli FDCT'nin uygulama adımları aşağıdaki gibidir:

- (1) 2B FFT uygulanır ve Fourier örnekleri elde edilir: $\hat{f}[n_1, n_2]$, $-n/2 \leq n_1, n_2 < n/2$.
- (2) Her bir j ölçeği ve ℓ açısı için $\tilde{U}_{j,\ell}[n_1, n_2] \hat{f}[n_1, n_2]$ çarpımı bulunur.
- (3) Bu çarpım orjin etrafında sarmalanır ve $\tilde{U}_{j,\ell}[n_1, n_2] = W(\tilde{U}_{j,\ell} \hat{f})[n_1, n_2]$, elde edilir. Burada n_1 ve n_2 mesafesi şu anda $0 \leq n_1 < L_{1j}$ ve $0 \leq n_2 < L_{2j}$ dir.
- (4) Her bir $\hat{f}_{j,\ell}$ 'e ters 2B FFT uygulanır. Böylece ayrık katsayılar elde edilir.

İlk iki adımda imgeye ilişkin Fourier frekans düzlemi Şekil 3.6'da görüldüğü gibi eğriciğin uzunluğu ve genişliği arasında parabolik ilişki gereği radyal ve açısal takozlara bölünmüştür. Her bir takoz belli bir ölçek ve açıdaki eğricik katsayılarına tekabül eder. Üçüncü adım aslında verilerin orjin çevresinde yeniden indekslenmesidir. Neticede ters FFT kullanarak ayrık eğricik katsayılar uzamsal ortamda derlenir.

3.8.1. Dalgacık ve Eğriciklerin Karşılaştırılması

Fourier serilerinin seyrekliği süreksizlikler sebebiyle ortadan kaldırılır (Gibbs kuralı); Fourier serilerindeki bir süreksizliği iyi bir doğrulukla geri çözmek için çok sayıda terime gerek vardır. Daha sonra yerel ve çok ölçekli olmaları sebebiyle Fourier serilerindeki problemleri çözmek amacıyla dalgacıklar geliştirilmiştir. Bununla birlikte dalgacıklar tek boyutta etkin olarak çalışsa bile sınırlı yönelim seçiciliği sebebiyle yüksek boyuttaki tekillikleri göstermede yetersiz kaldığı görülmüştür. Dalgacıklar ve ilgili klasik çoklu çözünürlük fikirleri her ölçek ve konumda ortaya çıkan kabaca eş yönlü elemanlardan oluşan sınırlı bir veri öğeleri sözlüğü kullanırlar. Bu sözlükler yüksek derecede yön bağımlı elemanlar sergilemezler ve sabit sayıda ölçekten bağımsız yönlü elemanları vardır. Standart ortogonal dalgacık dönüşümleri asal düşey, asal yatay ve asal çapraz yönelimleri olan dalgacıklara sahiptir. İmgeler hiçbir zaman eş yönlü ölçekleme göstermez ve dolayısıyla dalgacıklara ilişkin bu sınırlamalar diğer tiplerdeki çoklu ölçek gösterimine çağrışım yaparlar.



Şekil 3.7 Dalgacık (sol) ve eğricik (sağ) dönüşümlerine göre kenar gösterimi [231]

Eğricikler hakkında en ilginç gerçek bunların özellikle yumuşak eğri noktaları olan nesneleri göstermek üzere geliştirilmiş olmalarıdır [231]. Yani genel bir eğri boyunca mevcut olan süreksizlik dışında yumuşaklığı gösteren nesnelerdir. Kenarlı imgeler bu tip nesnelere iyi örnek olmaktadır. Tekillikleri algılama kapasitesi sebebiyle örüntü tanıma ve bilgisayar görmedeki farklı problemlerde dalgacık dönüşümü yaygın olarak kullanılmıştır. Fakat hem 1B hem de 2B sinyallerdeki nokta tekilliklerini göstermede dalgacıklar iyi olmalarına rağmen bunlar eğri tekilliklerini etkin bir şekilde algılamada başarısızdır. Şekil 3.7 dalgacık (sol) ve eğriciğe (sağ) ilişkin kenar gösterim kabiliyetini temsil etmektedir. Her bir ölçekte dalgacıkların karesel biçimi dikkate alınırsa boyuna iğne biçiminde olan gerekli eğricik sayısına nispetle bir kenarı ifade etmek için daha fazla dalgacık gereklidir. Eğricik dönüşümünün göze çarpan bir ayrıcalığı onun yön bağımlı ölçekleme esasına dayanmasıdır. Halbuki dalgacıklar eş yönlü ölçeklemeyi esas almaktadır.

f bir imge fonksiyonu olsun. Bu bir eğride süreksizliğe sahiptir. Fourier açılımındaki en iyi m terimleri tarafından yaklaşılr. Karesel hata [232]'de verilmiştir. Bu durumda aşağıdaki ifade yazılabilir;

Fourier için;

$$\left\| f - \tilde{f}_m^F \right\|^2 \propto m^{-1/2}, \quad m \rightarrow +\infty \quad (3.8)$$

Dalgacıklar için;

$$\left\| f - \tilde{f}_m^W \right\|^2 \propto m^{-1}, \quad m \rightarrow +\infty \quad (3.9)$$

Eğricikler için ise aşağıdaki ifade yazılabilir;

$$\left\| f - \tilde{f}_m^C \right\|^2 \propto \log(m^3) m^{-2}, \quad m \rightarrow +\infty \quad (3.10)$$

Burada ideal geri çatma hızına asimptotik olarak yaklaşılr. Ana fikir kenar süreksizliğinin eğriciklerde dalgacıklardan daha iyi yaklaşılmasıdır. Özetlemek gerekirse dalgacık dönüşümünün aşağıdaki sınırlamaları vardır:

- Kenar gösterimi
- Dalgacıklar FFT'den daha iyi performans göstermesine rağmen optimal değildir.
- Ölçekten bağımsız ham yönlü elemanlardır.
- Yüksek eş yönlü eleman değildir.

Nesnenin geometrisi önceden bilindiğinde ideal uyarlamalı gösterim aşağıdaki gibi olur;

$$\left\| f - \hat{f}_m \right\| \propto m^{-2} \quad (3.11)$$

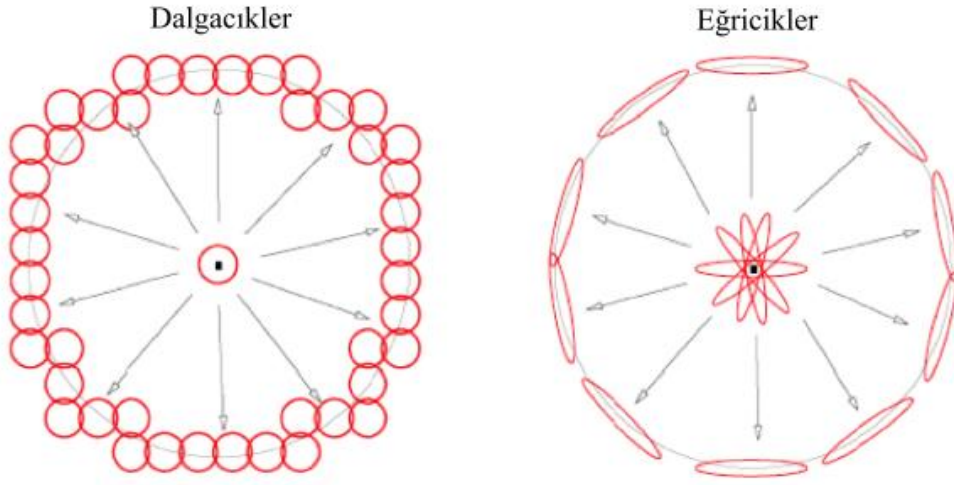
Burada f ve $\hat{f}_m$ sırasıyla imge ve en büyük m değerli katsayıları kullanarak gerçekleşen yaklaşımdır. Gerçek nesne (f) ile m -en büyük terimli yaklaşım ($\hat{f}_m$) terim sayısına göre ikinci dereceden olarak düşürülür. Gerçek senaryolarda nesnenin geometrisi hiçbir zaman önceden bilinmez. Dolayısıyla dalgacıklar gibi uyarlamalı tasarılar ideal hıza ulaşmaz. Dalgacıklar için m -en büyük yaklaşım aşağıdaki gibi ifade edilebilir:

$$\left\| f - \bar{f}_m^W \right\| \propto m^{-1} \quad (3.12)$$

Bu yakınsama hızı, ideal hızdan daha küçük bir büyüklük derecesine sahiptir. İdeal yakınsama hızına asimptotik olarak ulaşan uyarlanabilir olmayan (sabit) bir eğricik tasarısı aşağıdaki gibi yazılabilir;

$$\left\| f - \bar{f}_m^C \right\| \propto m^{-2} (\log m)^3 \quad (3.13)$$

Tartışmanın esası bir imge için süreksizliklere (kenarlar) eğricikler tarafından dalgacıklardan daha iyi yaklaşmasıdır. Yani kenar bilgisi yakalamak için dalgacık katsayılarından daha az eğricik katsayısına ihtiyaç vardır. Farklı bir şekilde bakıldığında aynı sayıda eğricik katsayısı, dalgacık katsayılarına göre daha fazla kenar bilgisi taşır. Nesne tanımının kenar bilgisi ile yapılması sebebiyle bu bilgi ne kadar verimli kullanılırsa o nispette tanıma iyileşir. Eğricik dönüşümü 1999’da tanıtılmasına rağmen uygulaması 2006’ya kadar sarkmıştır. Aşağıdaki eğriciklere benzer fikirlerden çevritcik dönüşümü 2005’de tanıtılmıştır [233]. Çevritcik dönüşümü doğrudan sayısal uzayda tanımlanmıştır (halbuki eğricikler sürekli uzayda tanımlanmıştır) ve süzgeç bankları aracılığıyla etkin olarak uygulanmıştır. Bununla birlikte eğriciklere ilişkin ‘rich’ operatör teorisinden yoksundur ve dolayısıyla kolayca analiz edilemezler. Günümüzde bilinen eğriciklerin daha basitleştirilmiş ve hızlı sürümü 2006’da tanıtılmıştır [229,234,235]. Şekil 3.8’de dalgacık ve eğriciklerin şematik olarak farkları izah edilmiştir [236].



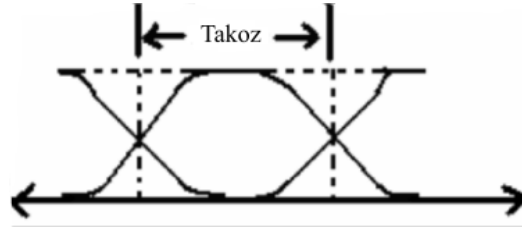
Şekil 3.8 Dalgacık ve eğriciklerin karşılaştırılması [236]

Eğriciklerdeki problem onların henüz olgunluğa kavuşmaması ve artıklık kalmasıdır (2B için artıklık faktörü ~ 7.2 , 3B için ~ 24 dür). Ayrıca teorik olarak eğricikleri yüksek boyutlara (3 den büyük) çıkarmak mümkün olmakla birlikte pratik olarak hiç bir zaman gerçekleştirilememiştir. 2007’de daha yüksek boyutlarda çalışılabilecek yeni bir dönüşüm olan yüzeycikler tanıtılmıştır [237]. Yüzeycikler, çevritciklerin süzgeç banklı gösterimine dayanır. Yüzeycikler çevritciklerin yüksek boyutlu daha etkin bir uzantısı olarak düşünülebilir.

3.8.2. Eğricik Dönüşümü

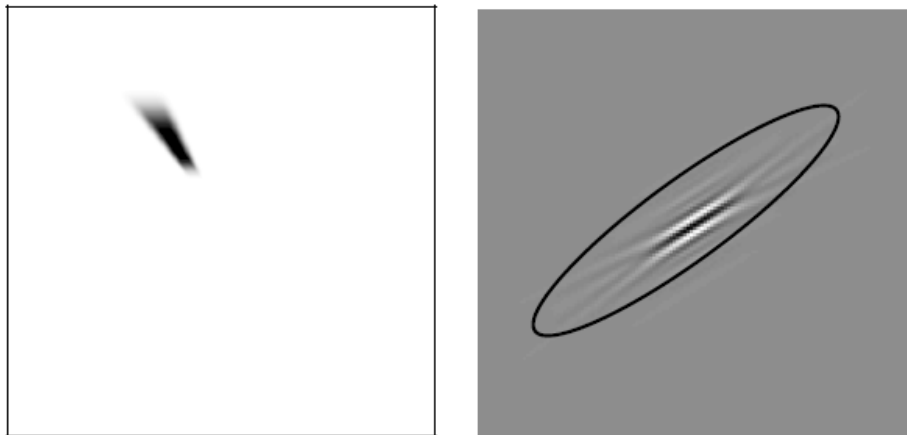
Eğricik dönüşümü günümüzde mevcut uyarlamalı olmayan tüm dönüşümlere öncülük etmiştir. Eğricik dönüşümünün özü Şekil 3.6’da gösterilmiştir [229]. Eğriciklerin temelleri anlaşıncı çevritciklerin de anlaşılması kolaylaşır. Şekil 3.6 solda Fourier düzlemi takozlara bölünmüştür. Gölge alan takozlardan biridir. Takoz, frekans düzlemini radyal ve açısal bölmelere ayırarak biçimlendirilebilir. Radyal bölmeler (eş merkezli daireler) imgeyi farklı çözünürlük/ölçeklerde bant geçişi sağlamak amacıyla yöneliktir. Açısal bölmeler her bir bant geçişli imgeyi farklı açılara ayırır. Dolayısıyla her bir takoz dikkate alındığında (gölge olduğu kabul edilsin) gerçekte bant geçişli imge j ölçeğinde ve θ açısında analiz edilir. Bahsedilen listedeki ikinci özellik dönüşümün hem uzamsal hem de frekans uzayında lokalize edilmesini gerektirir. Bununla birlikte bir uzayda mükemmelen sınırlanan bir sinyal bir

diğerine serilir. Böylece sadece dönüşümün her iki uzayda yaklaşık olarak sınırlandırılması beklenir. Şekil 3.6'nın solundaki imge Fourier düzleminin nasıl takozlara bölündüğünü gösterir. Bir takozun frekans uzayında keskin bir sınıra sahip olması halinde bu uzamsal uzayda yayılacaktır. Bundan kaçınmak için takoz sınırı Şekil 3.9'da gösterildiği gibi konikleştirilir.



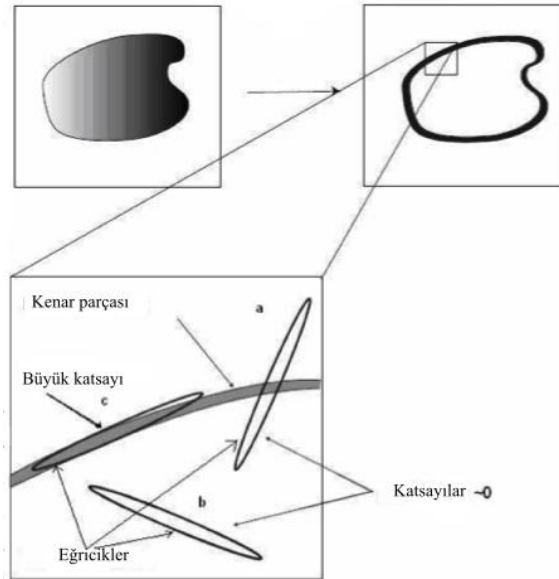
Şekil 3.9 Takoz sınırı [238]

Noktalı çizgi keskin bir sınırı göstermektedir. Sürekli çizgi ise iyice inceltilmiş gerçek takoz sınırını göstermektedir. Bu yumuşak inceltme sınırlandırmanın hem frekans hem de uzamsal uzaylarda yapılmasına olanak sağlar. Şekil 3.6'da bir kez ölçek ve açı tanımlanınca takoz (gölge bölge) anlaşılır. Takoz ters Fourier dönüşümü ile uzamsal uzaya evrilir (Şekil 3.6'nın sağ tarafı). Takoza ait ters Fourier dönüşümü takoz karşılık gelen eğriciklerdir (yani belli bir ölçek ve açı). Eğricikler periyodik ve sonsuz yinelemelidir. Şekil 3.6'da oval olarak gösterilmektedir, ovalerin merkezleri nokta olarak gösterilmiştir.



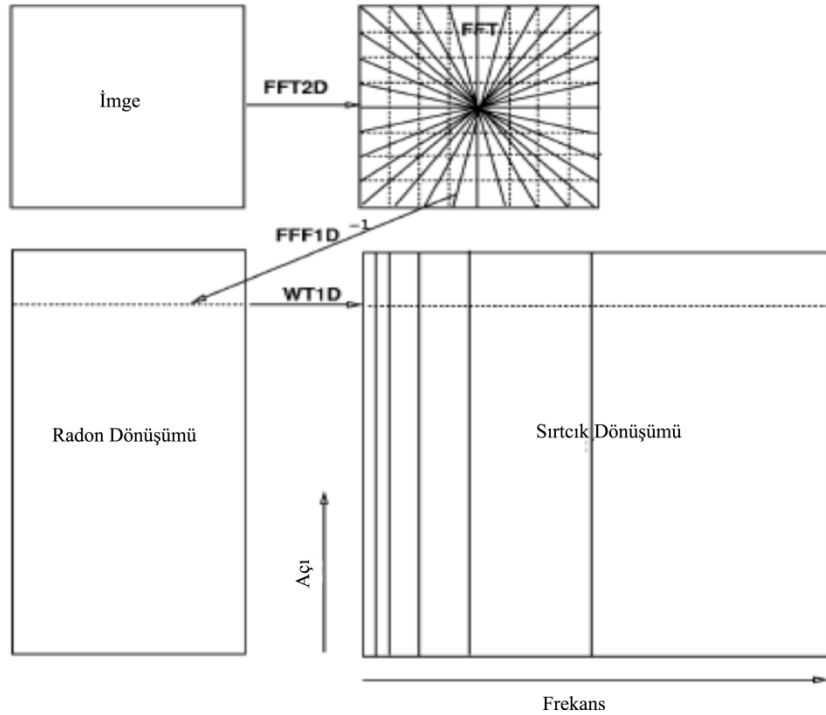
Şekil 3.10 Fourier dönüşümü (sol) ve uzamsal uzayda eğricik (sağ) [229]

Şekil 3.10 sol tarafta frekans uzayında gerçek bir takoz ve sağda bu takozu tekabül eden uzamsal uzayda bir eğricik görülmektedir. Şekil 3.7’de gösterildiği gibi eğricik tam bir oval değildir. Bir yönde yayılır ve diğer yönde dalgaya benzer fakat Şekil 3.7 ve 3.10’un sağ tarafında gösterildiği gibi bunun etkin desteği eliptiktir. Ovalin birincil ve ikincil eksenlerinin uzunlukları arasındaki ilişki parabolik bir ölçekleme yasasını takip eder; yani birincil-eksen~ikincil-eksen şeklinde yazılabilir. Eş yönlü olmaları sebebiyle dalgacıklar için karşılık gelen biçimler dairesel olur. Tüm görüntüler için eğricik biçimleri aynıdır (eliptik). Bununla birlikte eğricik katsayılarının değerleri eğricikler ve gerçek imge ne kadar düzeltilirse o nispette doğru bulunur. Şekil 3.11 eğricik katsayılarının nasıl belirlendiğini göstermektedir. Üst sol, gelişigüzel bir nesne imgesini göstermektedir. Üst sağ imge baskın kenarları olan bant geçişli ideal imgeyi göstermektedir (Şekil 3.6’da belli bir eşmerkezli halkadaki). Alttaki imge farklı yönelimlerdeki takozlara tekabül eden uzamsal uzaydaki bazı eğricikleri göstermektedir (yani Şekil 3.6’ya ait aynı eşmerkezdeki farklı takozlar). Bu durumda kenarlara göre düzeltilmiş eğricik değerleri Şekil 3.11’deki gibi yüksek değerlere sahiptir. Bant geçişli imgeye (yani a ve b) göre düzeltilmeyen eğricikler çok küçük katsayıya sahiptir. İmge belli bir bölgede ne kadar büyük kenara (ölçek ve yönelimli) sahipse o nispette yüksek eğricik katsayıları sağlar. Eğricik katsayılarını bulmak için tam algoritma ve ayrıntılar ilgili yayında bulunabilir [229].

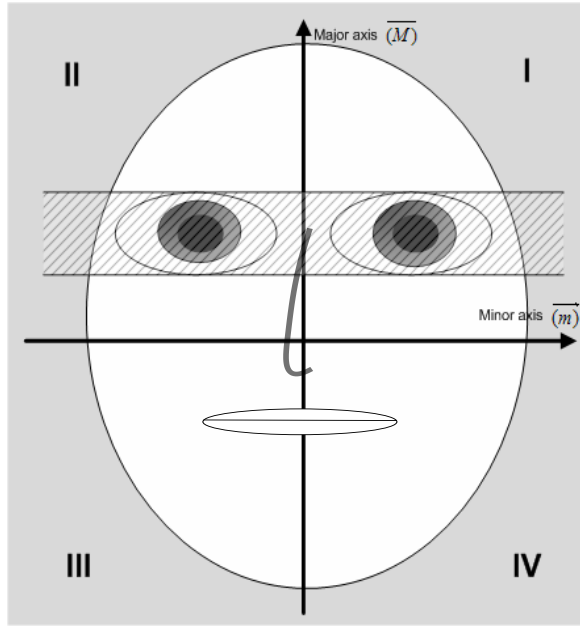


Şekil 3.11 Eğricik düzeltme (hizalama) [232]

Önceki paragrafta niteliksel olarak eğricik katsayılarının aslında ne manaya geldiği tarif edilmiştir. Bu tarif diğer dönüşümlere de uygulanır. Örneğin frekans uzayındaki dalgacık gösterimi açısal takozlara bölünemez. Fourier frekans düzlemi sadece farklı ölçeklere karşılık gelen eş merkezli halkalara bölünür. Böyle eş merkezli halkaların uzamsal gösterimi dairelerdir. Bu halkaların bant geçişli imgeyle düzeltilmesi halinde katsayılarla ilişkin değerler yüksek, aksi takdirde değerler düşüktür. Curvelet konu başlığı altında bahsedilen istek listesindeki beş özelliğin tamamı eğricik dönüşümü ile sağlanır. Özellik 1 yani eğricik dönüşümünün çoklu çözünürlük özelliği Şekil 3.6'dan kolayca ayırt edilebilir. Dönüşümün ilk adımında frekans düzleminin tamamı çoklu çözünürlüklerde bant geçişini sağlamak için eş merkezli halkalara bölünür. Şekil 3.10 ikinci özellik ile ilgili olup hem uzamsal hem de frekans uzayında eğriciklerle ilgili gerçek lokalizasyon gösterir. Eğriciklerin uzamsal uzayda etkin bir desteği yoktur. Fakat efektif desteği eliptiktir ve bu sonsuzda kaybolan momentlere sahip olan dalgacıklara kıyasla önem taşır. Listedeki kritik örnekleme ile ilgili 3. özelliğe gelince, eğricikler bir temel biçimde olmayıp sıkı geçme çerçeveler halindedir.

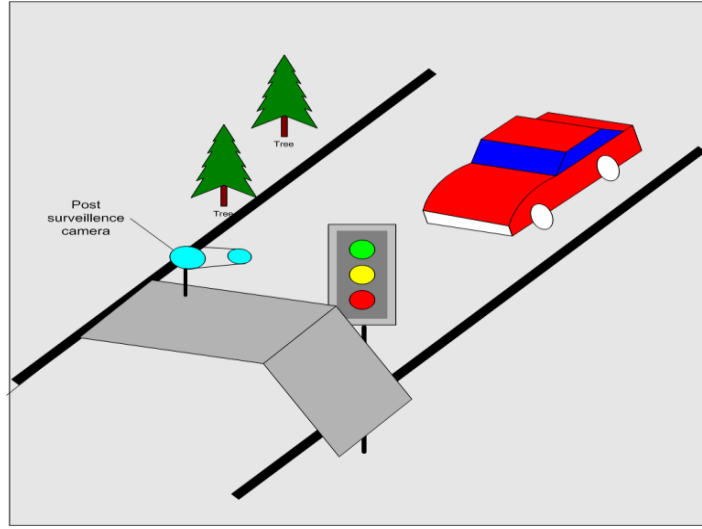


Şekil 3.12 Eğricik imge iyileştirmedeki adımlar [240]



Şekil 3.13 Bölütlenen yüz alanlarında sürücü göz sezişi

Dalgacıkların aksine eğricik dönüşümü 7.2 civarında bir artıklık faktörüne sahiptir. Eğricik dönüşümünün yönsel özelliği (özellik 4) Şekil 3.6'da kolaylıkla görülebilir. Frekans düzleminin tamamı açısal takozlara bölünür. Bu, imgenin değişik yönelimlerde analiz edilmesini sağlar. Listedeki son özelliğe gelince, imge işleme perspektifinden bakıldığında temel elemanların dairesel olmaması halinde bir dönüşümün yön bağımlı olduğu söylenir. Eğricikler parabolik bir ölçekleme yasasıyla ilgili birincil ve ikincil eksenler dikkate alındığında biçim olarak eliptiktir. Dolayısıyla yön bağımlıdır. Eğricikler için yapılan deneylerden biri de göz ve karanlık ortamda dışarıdan alınan araç sürücüsü görüntüsü üzerinedir. Uygulamalar bölümünde sonuçlar verilmiştir. Yüz dört parçaya ayrıldığında imgede gözün aranacağı alan azaltılmış olur. Ayrıca yüzdeki belli alanlara daha kolay ulaşabilmek, bir başka deyişle bölütlenen kısmın işlenmesindeki başarıyı artırmak için imgede iyileştirme yapmak gerekmektedir. Gerçek zamanda çalışması için iyi bir donanım gerekmesine rağmen eğricik dönüşümünün başarılı sonuç verdiği görülmüştür. Şekil 3.14'de olduğu gibi kameranın dışarıda olması halinde sürücü görüntüsündeki ayrıntıları elde etmek için yine eğriciğin başarı gösterdiği anlaşılmıştır. Deneylerle ilgili sonuçlar altıncı bölümde verilmiştir.



Şekil 3.14 Dışarıdaki bir kamera aracılığıyla sürücü takibi

4. BÜTÜNSEL YORGUNLUK ALGILAMA

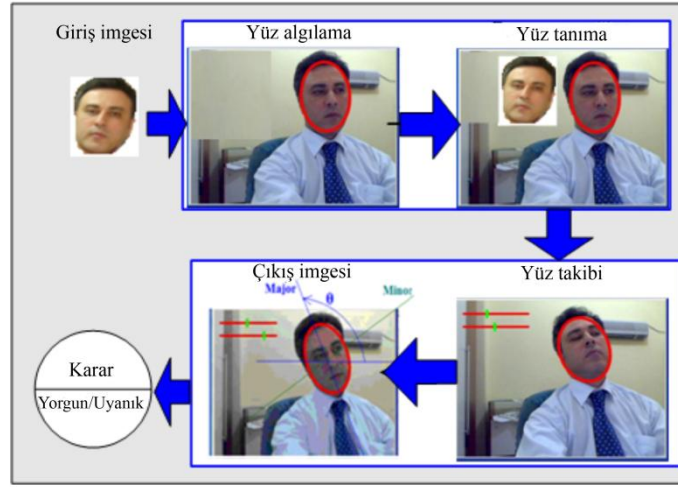
Yüz takibi sürücü kafa hareketlerinin anlaşılmasında hayati önem taşımaktadır. Gerek yorgunluğa gerekse sürücüde dikkatsizliğe sebep olabilecek hareketlerin yol açtığı kafa hareketlerinin anlaşılmasının sürüş güvenliğinde yardımcı bir unsur olacağı düşünülmektedir. Sürücüdeki yorgunlukla ilgili bir ipucu çıkarabilmek için öncelikle bütünsel yaklaşım teknikleri kullanılarak deneyler yapılmıştır. Yapılan araştırma sonucu burada çekirdek esaslı yüz takip yöntemleri öne çıkmaktadır.

4.1. Yöntem

Bir sürücü araç kullanırken değişik kafa hareketlerinde bulunmaktadır. Dinç sürücü küçük kafa hareketleri haricinde genellikle belli bir pozisyonu korumaktadır. Buna göre kafa hareketlerinin anlaşılması sürücünün yorgunluğunu belirlemede yardımcı bir unsur olabilir. Bu amaçla öncelikle sürücünün karşısına bir kamera yerleştirip kafa hareketlerindeki yönelimi bulmak gerekmektedir. Elde edilen bu verileri analiz ederek sürücü hakkında bir fikir elde edilmeye çalışılmaktadır. Geline nokta sürücünün kafa hareketlerine ilişkin verileri kullanarak Bayesian yöntemine göre veriler yorumlanmıştır. Ortaya çıkan bu yorumu geliştirerek Yule-Walker denklemini çözmek suretiyle değişik derecelere karşın Auto-Regressive (AR) yaklaşım ile Bayes modeli arasındaki farklar anlaşılmaya çalışılmaktadır. Sürücü kafa hareketlerinin takip edilmesinde çekirdek esaslı yaklaşımlar dikkate alınmıştır. Son zamanlarda ortaya atılan ve halen daha araştırma aşamasında olan asimetrik ortalama kayma da sonuçların yorumlanmasında kolaylık sağlayacağı düşünülmektedir.

4.2. Sistem Şeması

Gerçek zamanlı çalışan bir sistemde görüntü yakalama ilk adım olmalıdır. İkinci adım yakalanan görüntü içerisindeki yüzü algılamadır. Yüzü tespit ettikten sonra artık üçüncü adım olan tanıma fazına geçilebilir. Manzara içindeki yüzün doğru bir şekilde tanınması halinde yüz takibi zaman geçirmeden başlayacaktır. Şekil 4.1 ve 4.2’de bu adımlar sırasıyla görülmektedir.



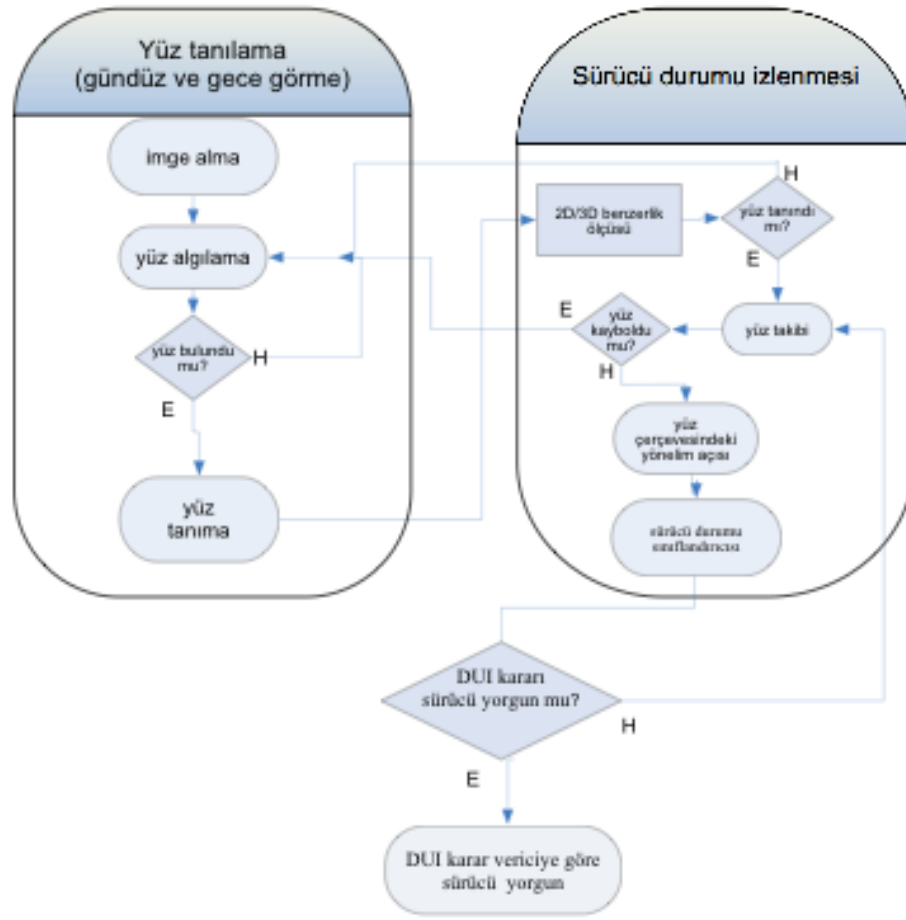
Şekil 4.1 Aşamalardaki sürücü durumu gösterimleri

Yüz takibi işlemi devam ederken yüzden elde edilen veriler karar vericiye girmektedir. Neticede sürücünün yorgunluğunu temsil eden bilgiler bir araya getirilir. Böylece sistem sürüşle ilgili herhangi bir olumsuz durum olup olmadığına karar verir. Bu şekildeki sistemlerde sürücü davranışı sürüş durumunu anlamak için tek başına yeterli bir parametre değildir. Sürüş koşullarını etkileyen içeride ve dışarıda pek çok parametre vardır.

Daha gürbüz bir sistem elde etmek için şerit takibi, yolculuk yörüngesi, trafik durumu gibi bilgilerin de hesaba katılması gerekir. Şerit takibi aynı zamanda aracın yer aldığı şeritlerin sınırlarında pozisyon bilgisini de verir [40]. Benzer sistemlerde sürücünün nefes alıp veriş, kalp atışı gibi sürücüye ait biyolojik veriler ile direksiyon dönme açısı, oksijen yanma oranı gibi araç duyargalarından gelen bilgiler de kullanılmaktadır.

4.3. Sürüş Durumu Tahminindeki Adımlar

Bir sürücünün kafa hareketlerinin yorumlanabilmesi için öncelikle imgenin yakalanması, algılanması, tanınması ve daha sonra takibi yapılmalıdır. Sistem durum şeması Şekil 4.2’de görülmektedir. İlgili adımlar takip eden kısımlarda açıklanmıştır.



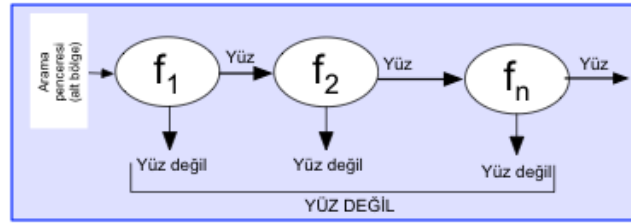
Şekil 4.2 Sistem durum şeması

4.3.1. Manzaradaki İmgenin Yakalanması ve Yüz Algılama

Sürücünün yüz görüntüsü arabanın konsoluna yerleştirilmiş Logitech 5000 serisi bir web kamera ile alınır. Görüntü içerisindeki yüz bölgesinin tam yeri optimal oval uydurmak suretiyle elde edilir. OpenCV kütüphanesi içinde Viola Jones algılayıcı kullanan ve yüz işlemede kullanışlı bir fonksiyon bulunmaktadır. Bu algılayıcı dikdörtgensel alanları eklemek ve çıkarmak ya da sonuca eşik uygulamadan önce bu bölgeleri 45 derece döndürerek Haar-benzeri dalgacıkları kullanır. Bahsedilen yöntem bu bölgelere ait değerlerin hızlı bir şekilde hesaplanmasına olanak tanır. Bu eğitmenli bir Haar sınıflandırıcısıdır. Dolayısıyla sınıflandırmayı yapmak üzere histogram ve boyut eşlenmiş görüntü parçaları kullanılır ve

ardından bunlar Şekil 4.3’de görüldüğü gibi, ilgi nesnesi olan sürücü yüzünü içeren veya içermeyen olarak etiketlenir (Şekil 4.3).

Kaskadın her bir düğümündeki çok ağaçlı yada çok köklü sınıflandırıcının düşük reddetme oranı maliyetinde yüksek bir algılama hızını öğrenmek için Viola Jones sınıflandırıcı kaskattaki her bir düğümde AdaBoost kullanır. Yüksek algılama ve zayıf reddetme şeklinde karakterize edilen ikilik (yüz yada yüz değil) sınıflandırma düğümlerini yaratmak için istatistiksel kuvvetlendirme kullanır. Bir reddetme kaskadına ilişkin zayıf sınıflandırıcı düğümlerini organize eder.



Şekil 4.3 Bir algılama kaskadına ilişkin şematik gösterim [56]

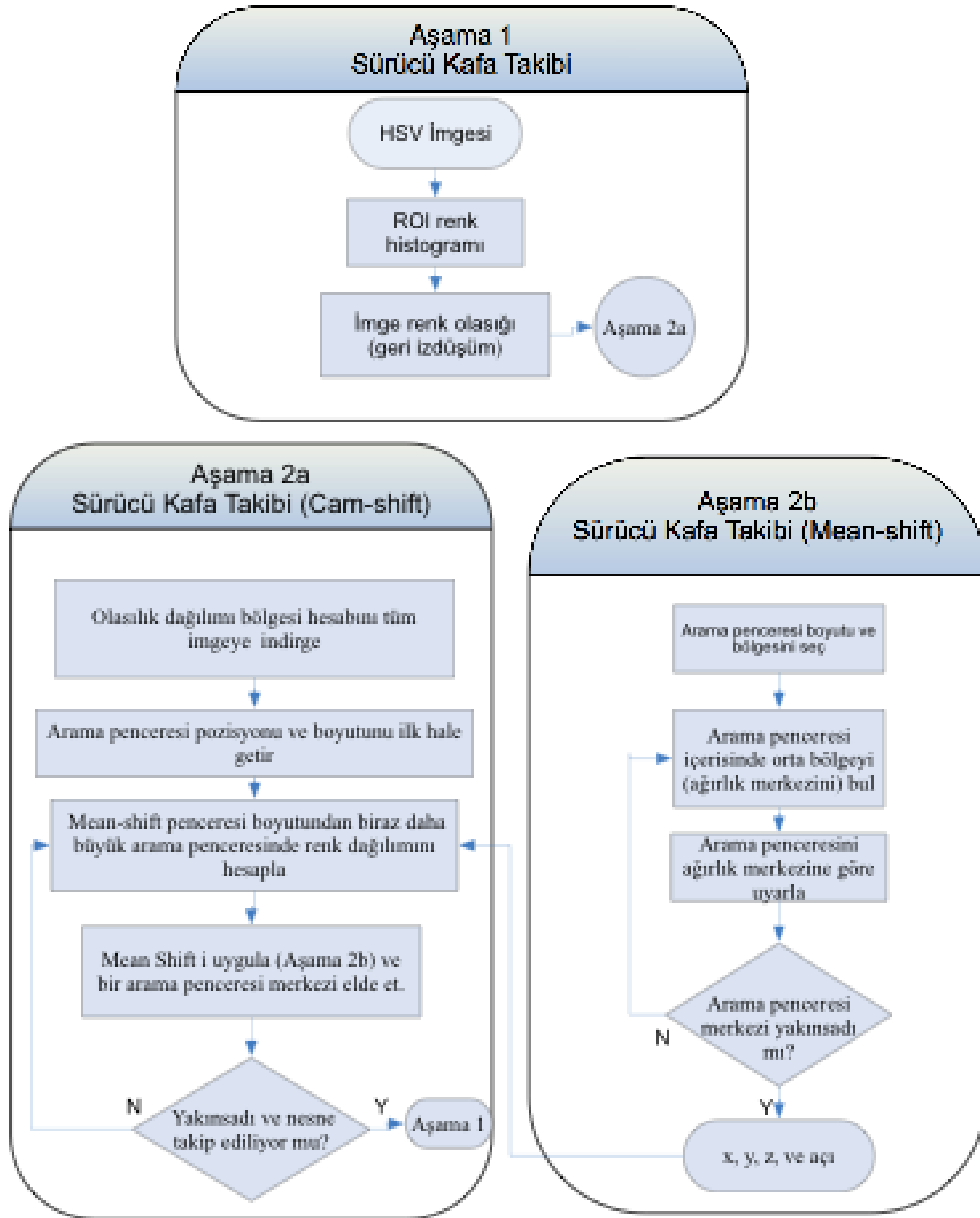
Bu yöntem yüz algılamada uygulanır ancak uygulama alanı yüzle sınırlı değildir. Ayırt edici görüntülere sahip olan diğer nesnelere de başarılı bir şekilde uygulanır. Yani önden yüz görüntüleriyle birlikte arabanın arka, yan ve ön imgelerinde de bu yöntem başarılı bir şekilde çalışır. Ancak yan yüz görüntülerinde ve arabanın köşe perspektif görüntülerinde aynı başarıda çalışmaz. Çünkü bu algılayıcıda şablon türü özellikler bu tip perspektif görünüşlerde iyi bir şekilde korunamaz ve dolayısıyla şablonda oynamalara sebep olur. Haar-benzerlikli özelliklere dayanan dedektörler göz, ağız saç gibi kalıp özelliklere sahip nesnelerle daha başarılıdır. Ancak ağaç dalları gibi nesnelerde aynı başarıyı göstermez.

4.3.2. Yüz Takibi

Video çerçevelerinde renkli yüzü takip etmeden önce istenen renkteki sürücü kafasına ait olasılık dağılımı bulunur. Bir renk histogramı kullanarak başlangıç için gerekli hue modeli belirlenebilir. RGB piksellerinin tamamına HSV dönüşümü uygulandıktan sonra H kanalı bileşen histogramına kolayca erişilebilir. HSV uzayı doygunluk ve parlaklık kullanan renk

tonundan (hue) ibarettir. Bir ten rengi modeli kullanarak sürücü görüntüsüyle ilgili ROI'yı takip etmek üzere kafaya ait ten renkli alanlara bir daire geçirilir. Sürücü kafasındaki ten renkli piksellerden elde edilen renk tonları H kanalından örneklenir ve bir histogram içerisine yerleştirilir. Gelen video piksellerini, karşılık düşen istenen renk olasılığına dönüştürmek üzere önceden saklanan renk histogramı bir model ya da arama tablosu olarak kullanılır. Bu yöntem her bir video çerçevesine uygulanabilir. Bu imge olasılığı yaklaşımı dikkate alındığında algoritmanın sonraki adımı kafa takibi olacaktır. Yüz tanındıktan sonra araç kontağı çalışacak ve bu andan itibaren sürücü davranışı gözlemlenebilecektir. Sürücü kendi aracını sürdüğü müddetçe yüz takip edilerek gerekli veriler toplanacaktır. Başlangıçta tam kameranın karşısında yer aldığı varsayılan sürücü kafasındaki yönelim açısının bilinmesi gerekmektedir. Yüz takibi işleminde yüzü temsil etmek üzere bir renk histogramı yaratılır ve gelen video çerçevelerindeki her bir piksel için yüz olasılığı hesaplanır, daha sonra her bir video çerçevesindeki yüz karesi bölgesi kaydırılır ve ardından boyut ve açı elde edilir. Şekil 4.4'de bu adımlar görülmektedir.

“camshift” sürekli uyarlamalı ortalama kayma anlamına gelir. Camshift yöntemi, ortalama-kaymanın bir video dizgesi esnasında boyutu değişebilen nesnelerin takibine olanak tanınması esasına dayanır. Ortalama kayma algoritması bir veri kümesine ait yoğunluk dağılımındaki lokal uç değer bulunmasında gürbüz bir yöntem olarak ortaya çıkar. Bu sürekli dağılımlar için kolay bir işlemdir ve esas itibarıyla tepe-tırmanma algoritmasının verilere ait yoğunluk histogramına uygulanmasından ibarettir. Ortalama-kayma algoritması, çekirdek yoğunluk kestirimine ait disiplindir. Burada çekirdek, büyük ölçüde lokal amacı olan Gaussian dağılımı gibi bir fonksiyon anlamına gelir. Yeteri kadar noktada yer alan uygun ağırlık ve boyutta çekirdekler kullanarak bu çekirdekler cinsinden veri dağılımını ifade etmek mümkündür. Ortalama-kaymanın çekirdek yoğunluğundan tek farklılığı veri dağılımındaki değişim yönü hesabını yapmasıdır. Bu değişim sıfır olduğunda lokal olmasına rağmen kararlı bir en yüksek dağılım konumuna gelindi demektir. Yakınında başka tepe dağılımlar olabilir. Ortalama-kayma algoritmasında yer alan denklemler aşağıda gösterilmiştir. Bu denklemler dikdörtgensel bir çekirdek kullanarak sadeleştirilebilir. Bu ise ortalama kayma vektör denklemini imge piksel dağılımının kütle merkezi hesabına indirger.



Şekil 4.4 Sürücü kafa takibi aşamaları

Çekirdek aşağıdaki gibi verilirse,

$$K(X - X_i) = ck \left(\left\| \frac{X - X_i}{h} \right\|^2 \right) \quad (4.1)$$

olasılık dağılımı yaklaşımı aşağıdaki gibi yazılabilir;

$$P(x) = \frac{1}{n} \sum_1^n K(x - x_i) \quad (4.2)$$

Gradyan aşağıdaki gibi verilebilir;

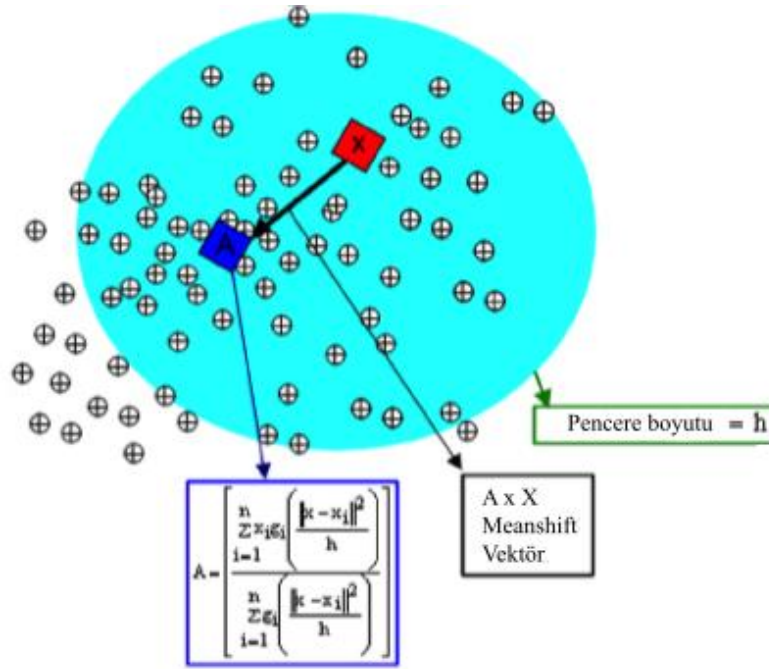
$$\nabla P(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \nabla K(x - x_i) \quad (4.3)$$

Öyleyse çekirdeğin türevi elde edilebilir;

$$g(x) = -k'(x) \quad (4.4)$$

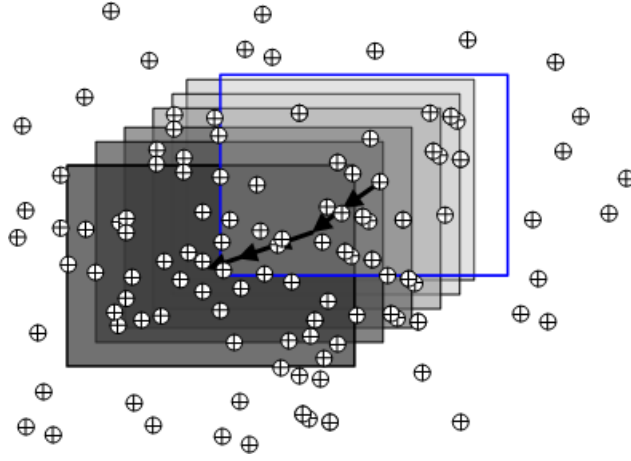
Sonuç olarak denklem aşağıdaki gibi yazılabilir;

$$\nabla P(x) = \frac{c}{n} \left[\sum_{i=1}^n \nabla K_i \right] = \frac{c}{n} \left[\sum_{i=1}^n g_i \left(\frac{\|x - x_i\|}{h} \right) \right] \left[\frac{\sum_{i=1}^n x_i g_i \left(\frac{\|x - x_i\|^2}{h} \right)}{\sum_{i=1}^n g_i \left(\frac{\|x - x_i\|^2}{h} \right)} \right] \quad (4.5)$$



Şekil 4.5 Ortalama kayma denklemine ilişkin gösterim [241]

Bu durumda ortalama-kayma vektörü, ortalama-kayma penceresinin o pencereye ait hesaplanan kütle merkezi üzerinde merkezlenmesini ister. Bu hareket pencere altında ne varsa onu değiştirecektir ve böylece bu merkezleme işlemi tekrarlanabilir. Böyle bir merkezleme her zaman sıfırlık bir ortalama-kayma vektörüne yakınsayacaktır. Yani daha fazla merkezleme hareketi mümkün değildir. Yakınsama konumu, pencere altındaki dağılıma ait bir lokal maksimum tepesindedir. Farklı pencere boyutları farklı tepeler bulacaktır. Şekil 4.6'da görüldüğü gibi veri noktalarına ilişkin iki boyutlu bir dizi üzerinde bir başlangıç penceresi yerleştirilir ve bu yakınsayına kadar kendi veri dağılımı veya lokal tepe değeri üzerinde art arda merkezlenir. Camshift izleyicide, kişi kameraya yaklaştığı ya da uzaklaştığında arama penceresi kendisini sürücü yüzü boyutuna göre ayarlar. Bununla ilgili türetimler [26]'de görülebilir. Ortalama kayma, sürekli bir dağılımı ilk olarak ortalama-kayma çekirdek ile evriştirip daha sonra bir tepe-tırmanma algoritmasına uygulanmasına eşdeğerdir.

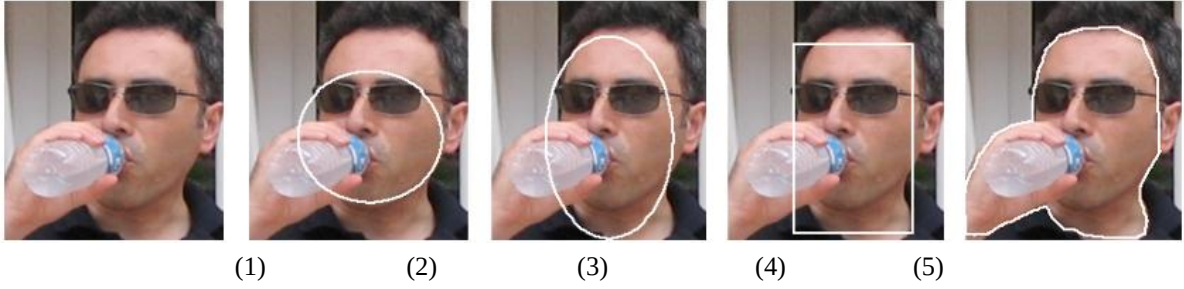


Şekil 4.6 Başlangıç penceresi ve merkezleyerek yakınsama [241]

4.4. Asimetrik Çekirdek Ortalama Kayma

Her bir ortalama kayma iterasyonunda çekirdek içerisinde kalan örnekler çekirdek kayması miktarını etkiler, dolayısıyla mod seçimine eşit bir şekilde katkıda bulunurlar. Bu özelliğin ortalama-kayma yönteminin güçlü taraflarından biri olmasına rağmen [67] yöntemin çekirdek seçimine olan hassasiyeti sebebiyle bir sınırlamaya da sahiptir [70]. Özellikle çekirdeğin nesne biçimini temsil ettiği nesne takip alanında bu sınırlama çok daha bariz hale gelir. Şekil 4.7’de takip edilen nesne bölgesini temsil eden dört farklı çekirdek görülmektedir. Geleneksel ortalama-kayma, Şekil 4.7-2 kısmında verilen bir daire şeklindeki radyal olarak simetrik çekirdeklere ihtiyaç duyar.

Bu çekirdekler nesne bölütlemeye iyi bir performans göstermelerine rağmen bunların kullanımı nesne takibini ciddi manada olumsuz etkiler. Bu performans kaybındaki ana sebep çekirdeğin içerisinde nesnenin bir parçası olarak bulunan ve nesneye ait olmadığı düşünülen kısımlardan ileri gelir. Şekil 4.7-3,4’de görüldüğü gibi yön bağımlı simetrik çekirdeklerin kullanımı bölütlemeyi ve nesne takibini iyileştirmektedir [70,242]. Yön bağımlı simetrik çekirdeklerin esas avantajı nesne olmayan bölgenin çoğunun çekirdeğin dışında yer almasıdır. Bununla birlikte bu çekirdekler nesne biçimini temsil etmezler ve hala nesneye ait olmayan bölgeleri nesne parçası olarak kullanırlar. İdeal bir çekirdek Şekil 4.7-5’de görüldüğü gibi asimetrik bir takip nesnesi biçimine sahiptir. Ancak asimetrik çekirdekler analitik bir formda olmayabilir. Bu gözlem gelişigüzel biçimli çekirdeklerin profilini tanımlamak için kapalı fonksiyonların kullanımını önerir.



Şekil 4.7 (1) Ham imge, (2) radyal simetrik nesne çekirdeği, (3)-(4) yön bağımlı biçimde simetrik nesne çekirdekleri, (5) nesneyi çevreleyen asimetrik nesne çekirdeği

Kapalı fonksiyonlar, değerlendirilen bir akışkanın ya hacim akışkan gösterimi yada düzey seti gösterimi ile modellenen akışkan dinamiklerinde yaygın olarak kullanılır. Bu iki yaklaşım arasında sadeliği ve sağlamlığı bakımından bilgisayar görü araştırmacıları arasında düzey seti daha çok rağbet bulmakta ve genellikle çevrit esaslı bölge bölütleme veya nesne takibi için kullanılmaktadır [97].

Burada klasik ortalama-kayma ile aradaki farkı anlayabilmek amacıyla değiştirilmiş bir kapalı düzey seti fonksiyonunun ortalama-kayma yöntemi için gerekli asimetrik çekirdek olarak uyarlanmış şekli kullanılmaktadır. Kapalı düzey seti fonksiyonu $\phi(x)$ nesne sınırından nesne sınırı sıfır düzey setine konumlanacak şekilde x pikselinin işaretli mesafesini içeride pozitif, dışarıda negatif olacak şekilde kodlar. Bu özellik yumuşak ve türevlenebilir bir fonksiyon sağlar ve çekirdeğin düzgünlük gereksinimini de karşılar [243, 244]. Bununla birlikte düzey seti fonksiyonu ortalama-kayma ana çatısı altında bir yoğunluk hesaplayıcısı olarak kullanmak üzere tam bir destek sağlamaz.

Dış nesne sınırı sıfıra eşlenecek ve sıfır düzey setiyle çevreleyecek şekilde bir gösterge fonksiyonu tanımlanmaktadır. Buna göre düzey seti çekirdeği aşağıdaki gibi hesaplanır;

$$\hat{\phi}(x) = C\phi(x)I(x) \quad (4.6)$$

burada $\frac{1}{\sum \phi(x)I(x)}$ (yani C) normalizasyon terimidir. Böylece düzey seti çekirdeğini kullanarak ortalama-kayma anaçatısındaki yoğunluk hesaplayıcısı aşağıdaki hale gelir;

$$\hat{f}(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \hat{\phi}_x(x_i) \quad (4.7)$$

4.4.1. Otomatik Ölçek ve Yönelim Seçimi

Radyal olarak simetrik bir çekirdek, yön bağımlı simetrik çekirdek veya bir simetrik çekirdeğe kıyasla sapmasız bir hesaplayıcıdır. Örneğin oval bir çekirdek ikincil eksenine kıyasla birincil eksen boyunca daha fazla veriye sahiptir. Dairesel bir çekirdekte bu durum geçerli değildir. Uygun bir şekilde kullanılması halinde örneğin çekirdeğin yönelimini kontrol ederek bu hesaplama I polarması altında kalan dağılım tarafından kontrol edilebilir ve daha iyi mod kestirimi şeklinde sonuçlanarak daha doğru bir ortalama-kayma üretir.

Çekirdek ölçeği ve yönelimi araştırması için sezgisel bir yaklaşım önceden tanımlı bir takım ölçek ve yönelim üzerinde Bhattacharyya mesafesini değerlendirmektir. Bununla birlikte önceden tanımlı ölçekler ve yönelimlere ilişkin bir kaba kuvvet araması pratik değildir. Kaba kuvvet araması ayrıca nesne ötelemesinin önceden hesabını gerektirir. Bununla birlikte imge koordinatlarında ortalama-kayma nesne ötelemesi hesabının aramadan bağımsız yapılması takip edilen nesnenin kaybedilmesi şeklinde netice verebilir. Buna alternatif olarak ortalama-kayma iterasyonları nesne ötelemesi de dahil nesne ölçeği ve yönelimi için eş-zamanlı bir şekilde yapılabilir. Bu yaklaşım ortalama-kayma iterasyonlarının ölçek, yönelim, apsis ve ordinata tekabül eden daha yüksek boyutlu bir uzayda yapılmasını gerektirir.

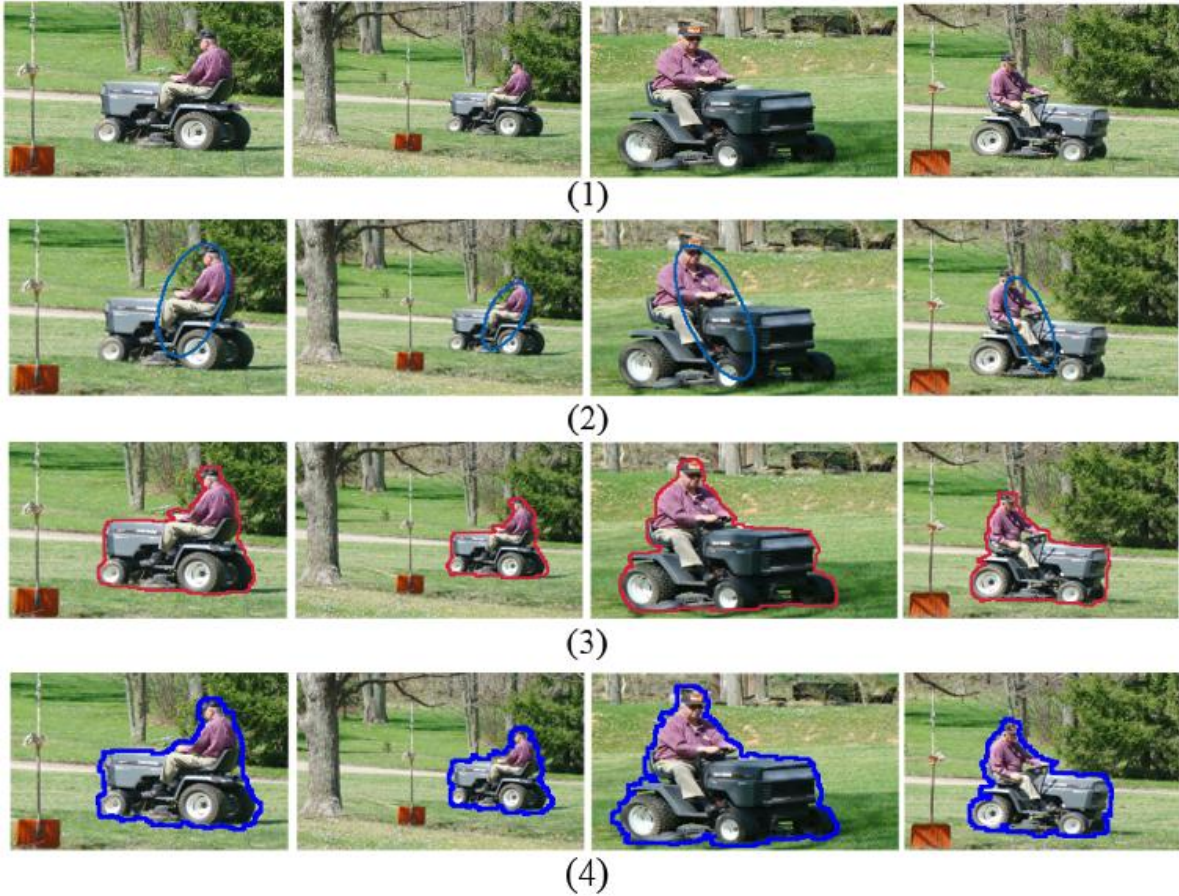
4.4.2. Deneyler

İlk çerçevede nesne sınırlarının verilmesi halinde nesne ağırlık merkezi ve yönelimini hesaplamak suretiyle işe başlanır. Ortalama ölçek hesaplanmaz. Bu yaklaşım şekilden bağımsızdır. Bir nesneye ilişkin asimetrik şekli temsil etmek üzere her açıda gözlemlenen bant genişliğini kodlayan bir r-tablosu oluşturulur. r-tablosu, ortalama-kayma iterasyonlarını yapmak için düzeltilmiş düzey seti çekirdeğini üretmek üzere kullanılır. Düzey seti çekirdeğinin sadece bir kez hesaplandığı ve bunun tüm dizgede kullanıldığına dikkat edilmelidir. Pratik olması amacıyla her bir boyut boyunca 8 sütunlu Epanechnikov çekirdeği aracılığıyla KDE'ye ilişkin ağırlıklı histogram yaklaşımı kullanılmıştır.

$$K_E(x) = \begin{cases} \|x\|^2 \leq 1 & \frac{1}{2} c_d^{-1} (d+2)(1-\|x\|^2) \\ \text{aksi halde} & 0 \end{cases} \quad (4.8)$$

Burada c_d , d boyutlu birim kürenin hacmidir. Epanechnikov profili sınırda türevlenebilir değildir. Takip edilen nesnede ölçek, öteleme ve düzlem içi dönmeler olmak üzere üç deney yapılmıştır. Deneylerdeki ilk dizge bir çim biçme motorunu içerir. Aracın dışı nesne biçiminin kaba bir hesabını sağlamak üzere elle işaretlenir. Birinci satır ham imgeleri göstermektedir.

Çim biçme motorunun ikinci satırında gösterildiği gibi daha yüksek nesne ölçekleri için bu başlangıç az da olsa uygun olmayan bir takip şeklinde sonuç verir. Diğer deney ise bir yüze ait büyütme dizgesidir. Dizgenin sonuna doğru kamera hareketi sebebiyle nesnenin düzlem dışı dönmesi, takip edilen şeklin kafanın dış çizgisine tam olarak uymamasına yol açar. Nesne görünümündeki değişiklik sebebiyle başlangıç biçimini dikkate almaksızın bu etki ortaya çıkacaktır. Takip edilen dış çerçeve ortalama-kayma takip yüzeyindeki minimum Bhattacharyya mesafesini sağlar.



Şekil 4.8 Çim biçme motoru dizgesi (1) ham imgeler (2) klasik ortalama-kayma yaklaşımı, (3) asimerik ortalama-kayma, (4) çevrit takibi

İlk çerçevede kabataslak nesne biçimini veren bir nesne saptama yönteminin devamı olarak bu takip algoritmasında nesne ağırlık merkezi hesaplanır (pozisyon modu), [245]'deki denklem (12)'yi kullanarak uzaysal imge koordinatlarında gradyan çekirdeği oluşturulur ve boyut ile yönelim için model dağılımlarını hesaplayarak işe başlanır.

Mesafe ve yönelim modları olarak her bir dağılımdaki maksimum seçilir. Takip işlemi esnasında gradyan çekirdeği sabit kalır ve bu yeni ölçek ve yönelimden önceki orjinal biçime basit bir izdüşüm yaparak geçilir. Nesne görünümü RGB uzayındaki çekirdek yoğunluk kestirimine (KDE) göre modellenir. HSV ve normalize edilmiş RGB renk uzaylarına göre yapılan deneyler aynı takip performansını göstermektedir. Başlangıç nesne görünüm modeli güncellenmemiş ve takip işlemi esnasında sabit kalmıştır. Ölçek ve yönelim boyutlarında kullanılan Epanechnikov çekirdeklerin bant genişliği sırasıyla $h_{\sigma} = 0.4$ and $h_{\theta} = 10$ olarak verilmiştir.

Buna ilaveten arkanan histogramında da görünen model histogramının çubuklarını bastırmak için takip edilen nesnenin hemen dış bölgesine ait KDE de ayrıca oluşturulur. Bu adım arkanan ve nesne görünümleri arasındaki belirsizliği azaltması sebebiyle takibi oldukça iyileştirir. Takip edici bir kez başlatılınca ortalama-kayma algoritmasındaki adımların ardından arama uzayında ortalama-kayma vektörünü hesaplayarak takip, yinelemeli bir şekilde gerçekleştirilir. Otomatik ölçek ve yönelim seçimiyle nesne takibi için ortalama-kayma algoritması aşağıda görülmektedir.

takipet ()

- 1 Nesne ağırlık merkezini ve yönelimi ve mesafe dağılımlarını hesapla,
- 2 Yönelim modunu ve mesafe modunu ara
- 3 Gradyan çekirdeğini oluştur,
- 4 q nesne modelini oluştur,
- 5 Uzaysal boyutlarda r-tablosunu ve $\varphi(\mathbf{x})$ düzey seti çekirdeğini oluştur
- 6 for (tüm çerçeveler)
- 7 Yakınsayınca kadar çevrime devam et
- 8 p öncesel adayını oluştur
- 9 ortalama kayma iterasyonlarını çalıştır
- 10 Nesne ağırlık merkezini güncelle: $\mathbf{o}_{yeni} = \mathbf{o}_{eski} + \Delta \mathbf{o}$
- 11 Nesne yönelimini güncelle: $\theta_{yeni} = \theta_{eski} + \Delta \theta$
- 12 Nesne ölçeğini güncelle

Ortalama 30 fps ile takip edilen nesnedeki öteleme, yönelim ve boyuttaki değişiklikler asimetrik ortalama-kayma yaklaşımı ile başarılı bir şekilde hesaplanmaktadır. Farklı tekniklerin farklı senaryoları nasıl çalıştığını göstermek üzere üç farklı yaklaşım için takip sonuçları tanıtılmıştır. [71] ve [74]'de verilen çekirdek takip yöntemleri ile [67]'de tartışılan çevrit esaslı yöntemde takip sonuçları ev içi uygulamalar şeklinde gösterilmiştir. [71]'in uygulanması için boyut değişikliklerini eş yönlü olarak ele alan biraz değiştirilmiş bir mod arama stratejisi kullanılmaktadır. Her bir yöntem için hem nitelik hem de nicelik performans kıyasları verilmiştir. Çerçeve sayısının fonksiyonları olarak üç farklı niceliksel performans analizi yapılmıştır. Ağırlık yüzeyindeki çoklu modlar etrafındaki nesne merkezine ilişkin dalgalanmalar sebebiyle aynı dizge için geleneksel ortalama kayma takip edicinin çalışması daha fazla zaman alır.

Çekirdek takip yöntemlerinde niteliksel ölçüler model KDE ile takip edilen KDE (her çerçevede alınan iterasyon sayısı) arasındaki normalize edilmiş Bhattacharyya mesafesini barındırır. Çevrit ve çekirdek takip yöntemleri için kesin-referans ile izlenen nesne bölgeleri arasında doğruluk, hatırlama ve f-skör değerleri verilmiştir. Burada Bhattacharyya mesafesi çekirdek esaslı takip yöntemleriyle benzer performans sağlamakta olup önerilen yöntem için biraz daha iyi sonuç vermektedir. Bu ölçü KDE'nin tüm durumlarda aynı performansı verdiğini göstermektedir. Çerçeve başına alınan iterasyon sayısı bakımından üç çekirdek takip yöntemi de benzer performans göstermektedir. Öyleyse bu niceliklerin basitçe değerlendirildiği varsayılırsa ilave yönelim ve ölçek bilgisi hesabının herhangi bir maliyeti yok olduğu sonucu çıkar. [71]'de önerilen boyut uyarılamanın hesapsal karmaşıklığının hem asimetrik ortalama-kayma hem de geleneksel ortalama-kayma yönteminden exponansiyel olarak çok daha yüksek olduğuna dikkat edilmelidir. Bununla birlikte çizim her bir çerçevede alınan zamanı yansıtmaz. Bu dört yöntemin tamamındaki ana fark doğruluk ve hatırlama çizimlerinde gözlemlenmektedir. Doğruluk ve hatırlama değerleri aşağıdaki gibi hesaplanabilir;

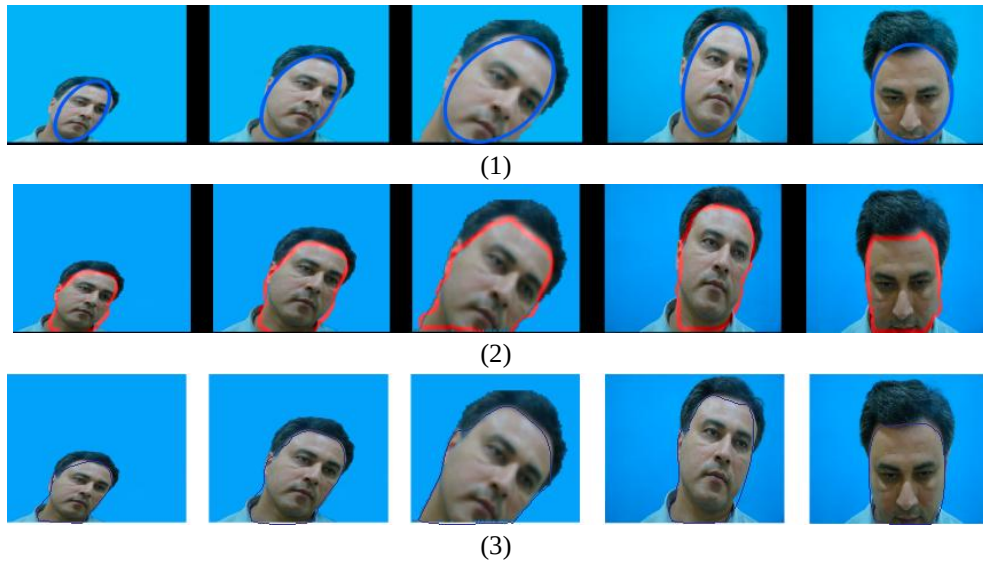
$$dogruluk = \frac{\{gerçek alan\} \cap \{izlenen alan\}}{\{izlenen alan\}} \quad (4.9)$$

$$hatirlama = \frac{\{gerçek alan\} \cap \{izlenen alan\}}{\{gerçek alan\}} \quad (4.10)$$

Bu sonuçlar tam nesne bölgesini takip etmeye başladığında yöntemlerin ne kadar başarılı olduğunu görmek için niceliksel bir ölçü sağlar. Doğruluk ve hatırlamanın yer aldığı bir özet harmonik ortalamaları cinsinden çizilir. Bu da f-skoru olarak verilir;

$$F = \frac{2 \times doğruluk \times hatirlama}{dogruluk + hatirlama} \quad (4.11)$$

F-skoru Şekil 4.10’da verilmektedir. Beklenti, her iki ölçü için bire yakın doğruluk, hatırlama ve f-skor değerlerini gözlemektir. Üç dizgenin hepsinde de bu beklenti sadece asimetrik ortalama-kayma yöntemi için karşılanır. Bu da geleneksel ortalama-kayma yöntemine kıyasla çok yüksek f-skorları gösterir. Şekil 4.8 ve 4.10’daki çim biçme motoru ve yüz dizgeleri için çevrit takip yöntemi biraz daha iyi bir f-skoru vermektedir. Bu ve diğer dizgeler için iki yaklaşım arasındaki ana fark çalışma süreleridir. Özellikle çevrit takibi saniyede 1 çerçeveyi işlerken asimetrik ortalama-kayma yöntemi tüm dizgeler için saniyede 30 çerçeveyi işlemektedir.

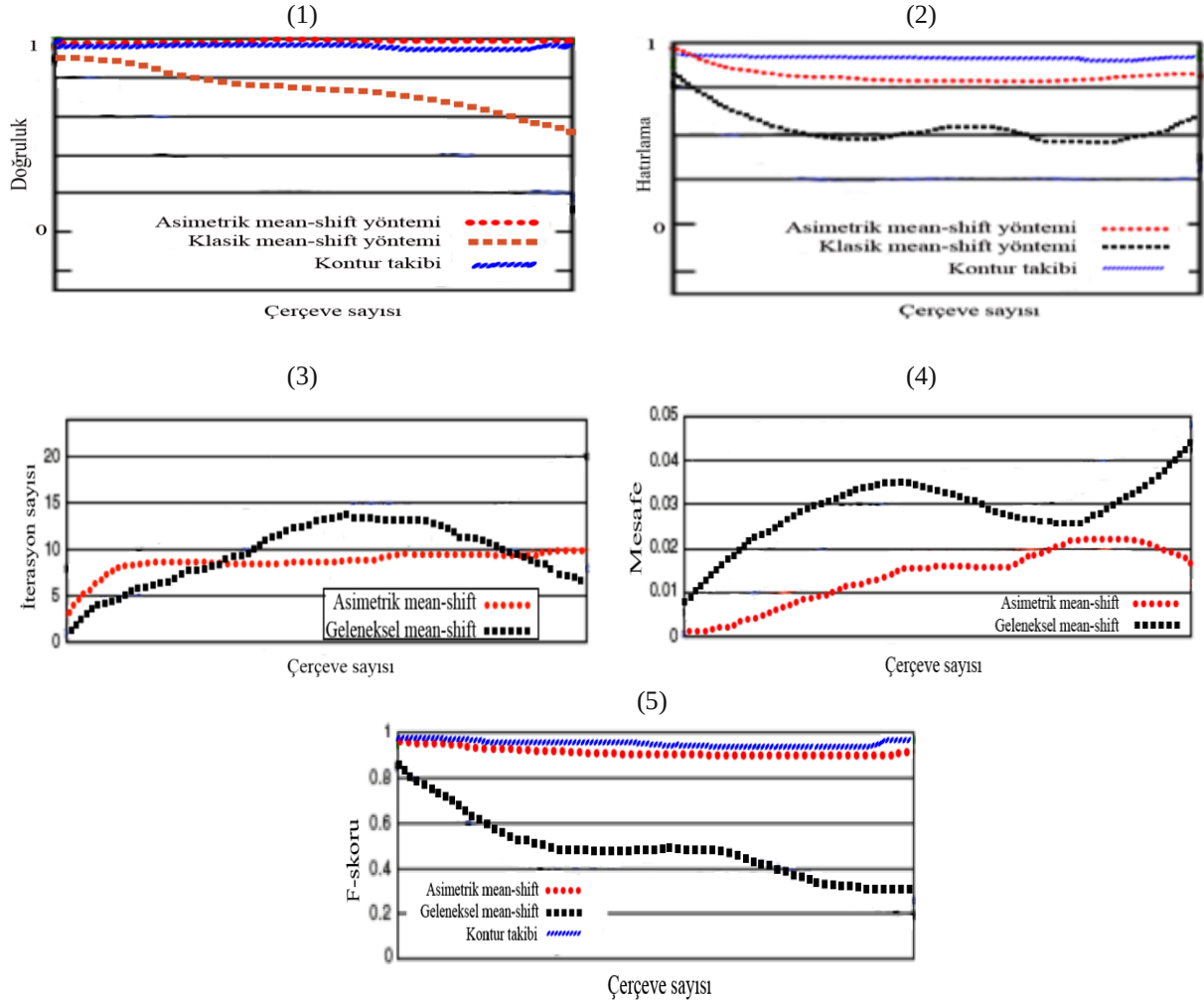


Şekil 4.9 (1) Klasik ortalama-kayma, (2) asimetrik ortalama-kayma, (3) çevrit takibi

Şekiller için verilen f-skoru ve niceliksel sonuçlar arasındaki ilinti asimetrik ortalama-kayma yönteminin verimini de göstermektedir. Şekil 4.8’de verilen ilk dizge bir çim biçme motorunu göstermektedir. Çim biçme motorunun dış kısmı en küçük nesne boyutu içerisinde elle işaretlenmiştir. Bu ise nesne biçiminin kaba bir kestirimini vermektedir. Asimetrik ortalama-kayma yöntemi kullanarak takip işlemi esnasında nesne biçiminin sabit kalması sebebiyle Şekil 4.9-2’de gösterildiği gibi daha yüksek boyutlarda biraz daha kötü bir takip gözlenir. Şekil 4.9-1 kısmında gösterilen geleneksel ortalama-kayma takip edici oval bir çekirdek ile başlatılır. Nesne yönelimindeki değişiklikler bu çekirdek yöntemi için nitelik ve nicelik bakımından zayıf takip performansı şeklinde sonuçlanmıştır. Diğer taraftan, Şekil 4.9-3 kısmında verilen çevrit takibi asimetrik ortalama kayma ile nitelik ve nicelik bakımından benzer bir performans göstermektedir.

Şekil 4.11’de gösterilen ikinci deneyde dizgenin pek çok bölümünde kısmen mikrofonun arkasında kalan yani mikrofon tarafından kapatmaya uğrayan bir konuşmacı takip edilmektedir. Ölçek ve yönelimin elde edilmesi problemi sebebiyle üç takip yönteminin tamamında da izlenen bölgeler benzer iken asimetrik ortalama-kayma yöntemi hesap gücünde kayıp yaşanmaksızın daha iyi nesne takibi sağlamaktadır.

Yapılan deneyler sonucunda çekirdek takip algoritmalarının hepsinin de ortalama bağlamında benzer sayıda iterasyon yaptığı görülmüştür. Konuşmacıya ilişkin mesafe hesabından anlaşılacağı gibi kısmi kapatma esnasında görünüm modeli ile takip edilen nesne arasındaki mesafelerin arttığı ve çizimde beş pike yol açtığı görülmektedir. Öte taraftan çevrit takip yönteminin farklı zaman aralıklarında konuşmacıda ortaya çıkan kapatmalar esnasında performansının düştüğü anlaşılmıştır. Bu gözlemi ayrıca çevrit takip performansına ilişkin f-skoru da desteklemektedir. f-skorundan anlaşılacağı gibi diğer yöntemlere göre asimetrik ortalama-kayma yönteminde performans kazancı elde edilmektedir. İkinci deney bir yüze ait büyütme dizgesidir.



Şekil 4.10 Dizgeler için performans ölçüm eğrileri (1) doğruluk, (2) hatırlama, (3) iterasyon sayısı, (4) mesafe, (5) f-skoru

Dizgenin sonuna doğru kamera hareketi sebebiyle nesnenin düzlem dışı dönmesi takip edilen şeklin tam olarak nesnenin etrafını sarmamasına sebep olur. Perspektif etkiyi yaratan nesne bakışındaki değişiklik sebebiyle başlangıç biçiminden bağımsız olarak bu etki ortaya çıkacaktır. Geleneksel ortalama-kayma yöntemine nispetle asimetrik ortalama-kayma yöntemi için takip sonuçları çok iyi olup çevrit takip edicinin ise çok az altındadır. Nitelik bakımından daha iyi olmakla birlikte nesne sınırlarında çevrit takip edicinin nicelik yönüyle daha düşük performans gösterdiği görülmektedir. Bir diğer önemli gözlem ise geleneksel ortalama kayma

yöntemi için daha iyi hatırlama değerlerinin gözlenmesidir. Bunun sebebi çekirdeğin her zaman nesnenin içinde yer almasıdır.



Şekil 4.11 (1) Ham konuşmacı dizgesi (2) klasik ortalama-kayma, (3) asimetric ortalama-kayma, (4) çevrit takibi

4.4.3. Tartışmalar

Burada ortalama-kayma takip anaçatısı altında asimetric çekirdeklerin sürücü kafa takibindeki kullanımı incelenmiştir. Analitik bir formda olmayan karmaşık nesne biçimleri düzeltilmiş düzey seti tarafından etkin bir şekilde temsil edilebilir. Yoğunluğun daha iyi bir gösterimi sebebiyle asimetric çekirdeklerin tanıtımı hesap sapmasını düşürür. Asimetric çekirdeğin bir diğer avantajı önceki çekirdeklerin genelleştirilmiş bir hali olmasıdır. Hem radyal olarak simetrik çekirdekler hem de yön bağımlı çekirdekler asimetric bir çekirdek biçimindedir. İmge koordinatlarındaki ötelemeye ilaveten çekirdek ölçeği ve yöneliminin hesabını otomatik olarak yapmak suretiyle takip gerçekleştirilir. Asimetric ortalama kayma yöntemindeki eşzamanlı kestirim, bilinen çekirdek ortalama kaymasını kullanarak gerekli parametreleri sıralı bir şekilde hesaplayan çoğu çekirdek esaslı takip yöntemine ters düşer.

Avantajlarına rağmen bu yöntemde diğer tüm çekirdek takip edicileri için de bir olumsuzluk olan çekirdek biçiminin sürekliliğinde zorluk vardır. Bilgisayar görü ile ilgili yayınlarda bu problem nesne sınırını tam izleme kabiliyeti olan çevrit takibinden bahsedilmiştir. Çekirdek takip edicilerden özellikle ortalama-kayma esaslı olanlar ile çevrit esaslı olanların birleştirilmesi ile bu problemdeki hesapsal karmaşıklığın aşılabileceği düşünülmektedir.

Bu çalışmada nesne pozisyonu, yönelimi ve boyut güncellemeleri için asimetrik çekirdek ve eşzamanlı olarak ortalama-kayma iterasyonları olmak üzere ağırlıklı olarak iki yöntem ele alınmıştır. Deneylerde gösterilen asimetrik çekirdeğin geleneksel çekirdek takip edicilere göre üstünlükleri vardır. Bununla birlikte özellikle ilk çerçevedeki çevrit nesne biçimine ilişkin zayıf bir model olduğu durumda takipte belirsizlik gösterebilir. Ayrıca hareket modelinin özellikle katı hareketle ilişkilendirilmesi sebebiyle katı olmayan nesne hareketi, biçimde sürekliliğin olması sebebiyle belirsizliklere yol açabilir. Bu gözlem, asimetrik çekirdeğin kullanılması halinde takip edilen ortamın katı biçimde hareket eden nesneleri ihtiva edeceğini ve şeklini hiç değiştirmeyeceğini göstermektedir. Havadan çekilmiş fotoğraflarda olduğu gibi kamera manzaraya uzak olduğunda bu biçim durumlarıyla karşılaşılır. Bununla birlikte asimetrik çekirdek kullanmadaki sınırlamalar önerilen boyut ve yönelim seçim yöntemlerinin uygulanabilirliğinin önüne geçmez. Özellikle oval gibi yaygın simetrik çekirdekler kullanarak nesne biçimi modellenenebilir ve bunun için ortalama-kayma iterasyonları uygulanabilir. Eşzamanlı mod güncellemeleri takip performansını geliştirir ve pozisyon, boyut ve yönelimin sıralı bir şekilde hesaplanabildiği açgözlü algoritmalar kullanan yaklaşımlara göre birleşik genel bir çözüm sağlar.

Uygulamada yaygınlığı, yazılım kolaylığı, OpenCV içerisindeki fonksiyonların kullanılabilmesi, yüzün karşıda bulunması, gerçek zamanda uygulanabilirliği, kapatma problemlerinin azlığı, çevrit yerine yüzdeki toplamsal hareketin tespit edilmesi gerekliliği, yüzün oval yapısı, hareketlerin yumuşak olması gibi sebeplerden dolayı asimetrik ortalama-kayma yerine bu çalışmada klasik olanı tercih edilmiştir.

4.5. Sürücü Yüz Yöneliminin Saptanması

Sürücü yüz yönelimini elde etmek için hızlı ve güvenilir bir algoritmaya ihtiyaç duyulmaktadır. Dizgedeki imge momentleri eşdeğer bir diktörtgen elde etmek üzere kullanılabilir. İmge momentleri imge verileri hakkında kullanışlı ve özet bilgi sağlar.

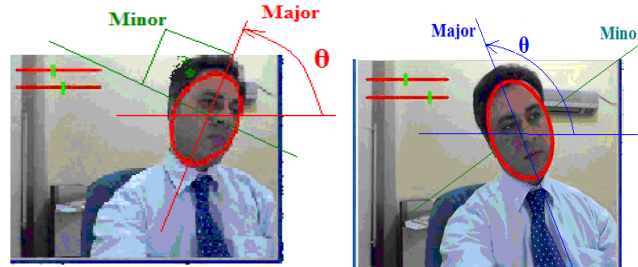
Momentler tüm piksellerin toplamını barındırır. Dolayısıyla piksellerdeki küçük değişikliklere karşın güvenilir ve gürbüz sonuçlar verir. $I(x,y)$ 'nin x, y konumundaki bir imge gri ton değeri olması halinde imge momentleri aşağıdaki gibi hesaplanabilir;

$$M_{00} = \sum_x \sum_y I(x,y) \quad M_{11} = \sum_x \sum_y xy I(x,y) \quad (4.12a)$$

$$M_{10} = \sum_x \sum_y x I(x,y) \quad M_{01} = \sum_x \sum_y y I(x,y) \quad (4.12b)$$

$$M_{20} = \sum_x \sum_y x^2 I(x,y) \quad M_{02} = \sum_x \sum_y y^2 I(x,y) \quad (4.12c)$$

X_c, Y_c pozisyonu, θ yönelimi ile imgede ölçülenkiyle aynı momentlere sahip eşdeğer bir dikdörtgene ilişkin l_1 ve l_2 boyutları elde edilebilir. Bu değerler kafa pozisyonu, yönelimi ve en boy oranı hakkında bilgi verir.



Şekil 4.12 Bir sürücü için örnek yüz durumları

$$\chi_c = \frac{M_{10}}{M_{00}} \quad y_c = \frac{M_{01}}{M_{00}} \quad (4.13)$$

olduğuna göre, a, b ve c değişkenleri, yani ikinci momentler aşağıdaki gibi verilebilir;

$$a = \iint_{I'} (x')^2 b(x,y) dx' dy' = \frac{M_{20}}{M_{00}} - \chi_c^2 \quad (4.14a)$$

$$b = 2 \int \int_{I'} (x' y')^2 b(x, y) dx' dy' = 2 \left(\frac{M_{11}}{M_{00}} - x_c y_c \right) \quad (4.14b)$$

$$c = \int \int_{I'} (y')^2 b(x, y) dx' dy' = 2 \left(\frac{M_{02}}{M_{00}} - y_c^2 \right) \quad (4.14c)$$

Buna göre açı aşağıdaki gibi hesaplanabilir;

$$\theta = \frac{1}{2} \arctan \frac{b}{(a - c)} \quad (4.15)$$

ve takip edilen nesnenin genişliği ve yüksekliği sırasıyla aşağıdaki gibidir;

$$l_1 = \sqrt{\frac{(a+c) + \sqrt{b^2 + (a-c)^2}}{2}} \quad (4.16a)$$

$$l_2 = \sqrt{\frac{(a+c) - \sqrt{b^2 + (a-c)^2}}{2}} \quad (4.16b)$$

Elde edilen parametreler imge gri tonundan bağımsızdır. Gerçek zamanlı olarak açı değerleri elde edildikten sonra bu veriler model geliştirmede yardımcı olacaktır.

4.6. Ölçülen Pozisyon ile Bayes Tahmin Pozisyonu Arasındaki Kestirim Hatası

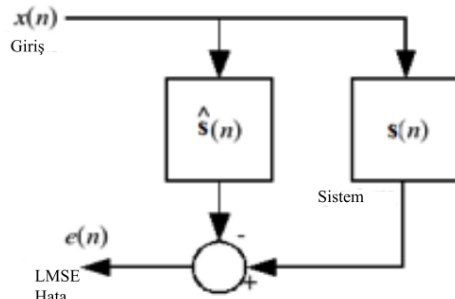
İlk olarak yorgunluk analizi için Bayesian modeli düşünülebilir. Bayesian sınıflandırıcı aşağıdaki gibi verilmektedir;

$$P(q|y) \frac{P(q,y)}{P(y)} = \frac{P(y|q) \cdot P(q)}{P(y)} \quad (4.17)$$

Buna göre aşağıdaki kabuller yapılabilir;

$$P(a|s) > P(d|s) \Rightarrow \text{Dinç} \quad P(a|s) \leq P(d|s) \Rightarrow \text{Yorgun}$$

Burada $P(a|s)$ ve $P(d|s)$ sırasıyla, s açısı için dinçlik ve yorgunluk olasılığı değerleridir. Ayrıca $P(s)$, s açısı olma olasılığı $P(a)$ ve $P(d)$, sırasıyla dinçlik ve yorgunluk olasılığıdır. Değişik koşullarda sürücü deneylerinden elde edilen veriler (4.18) eşitliğinde yerine konulduğunda gözlem değerleri ile tahmin değeri arasındaki LMSE hatası elde edilebilir. Sistem cevabını karşılaştırmak için en küçük ortalama karesel hatayı elde etmek gerekmektedir. Şekil 4.13’de bu sistem temsil edilmektedir.



Şekil 4.13 Sisteme ilişkin LMSE hatası

Öyleyse hata değeri aşağıdaki gibi yazılabilir;

$$LMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_N \sum_F (s - \hat{s})^2} \quad (4.18)$$

Burada $s \rightarrow s_1, s_1, s_1, \dots, s_n$ Bayes ile tahmin edilen pozisyonudur, $\hat{s} \rightarrow \hat{s}_1, \hat{s}_2, \hat{s}_3, \dots, \hat{s}_n$ ise ölçülen pozisyon için gözlem değeridir;

4.7. Yule Walker Denklemlerini Kullanarak Farklı Dereceler için Optimal Tahmin

Çoğu durumlarda tahmin edilen $\hat{s}(n)$ değeri n anındaki ölçülen gözlem değerine yakın ama aynı değildir. Tahmin edilen $\hat{s}(n)$ değeri aşağıdaki gibi hesaplanabilir;

$$\hat{s}(n) = \sum_{i=1}^M \alpha_i s'(n-1) \quad (4.19)$$

Burada $s'(n-1)$, önceki i anındaki sürücünün tahmin edilen durumlarını göstermektedir. α_i $i=1,2,3,...M$ ise M 'inci dereceden tahmin edici katsayılarıdır. Gözlemlenen örnek ile tahmin değeri arasındaki e_n tahmin hatası aşağıdaki gibi hesaplanabilir;

$$e_n = s_n - \hat{s}_n \quad (4.20)$$

Tahmin edici katsayılarının yaklaşık olarak e_n hata dizgesine ait varyans veya enerjiyi minimize edecek şekilde seçilmesi halinde daha iyi bir tahmin yapılabilir. Aşağıdaki Yule-Walker denklemlerini çözmek suretiyle $\alpha_{i,opt}$ en uygun katsayı değerleri bulunabilir;

$$\sum_{i=1}^M \alpha_{i,opt} R(j-i) = R(j) \quad (4.21)$$

$R(j), j=0, \pm 1, \pm 2, \dots$ giriş veri örneklerine ait oto korelasyon fonksiyonu olup (4.24) eşitliğine göre ifade edilebilir;

$$R(j) = \sum_{m=1}^N s_m \cdot s_{m+j} \quad (4.22)$$

Üçüncü dereceden tahmin gerçekleştirilecekse AR, (4.22)'de olduğu gibi oto korelasyon fonksiyonunu hesaplayarak tahmin sürecini başlatmalıdır;

$$\begin{bmatrix} R_{\hat{s}_i}(n+1) \\ R_{\hat{s}_i}(n+2) \\ R_{\hat{s}_i}(n+3) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_{\hat{s}_i}(n+0) & R_{\hat{s}_i}(n+1) & R_{\hat{s}_i}(n+2) \\ R_{\hat{s}_i}(n-1) & R_{\hat{s}_i}(n+0) & R_{\hat{s}_i}(n+1) \\ R_{\hat{s}_i}(n-2) & R_{\hat{s}_i}(n-1) & R_{\hat{s}_i}(n+0) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha_1 \\ \alpha_2 \\ \alpha_3 \end{bmatrix} \quad (4.23)$$

Daha sonra oto korelasyon fonksiyonu aşağıdaki gibi üçüncü dereceden bir tahmin edici olarak kullanılabilir;

$$\hat{s}_i(n+1) = \alpha_1 \cdot \hat{s}_i(n) + \alpha_2 \cdot \hat{s}_i(n-1) + \alpha_3 \hat{s}_i(n-2) \quad (4.24)$$

4.8. Kafa Yönelimine Karşın Sürücü Durumu

Sistem sürücü durumunu gözlemlerken kafa açısına ait tüm veriler bir veritabanında tutulur. Yorgunluk göstergesine ilaveten aşağıda bahsedilen modele göre hesaplanan veriler çizilebilir. Kesikli çizgi ham yüz açısını, kalın çizgi ölçülen sürücü durumunu ve sürekli çizgi ise Bayesian modeline göre yorgunluk seviyesini temsil etmektedir. Sürücü durumunu yorgun ya da dinç olarak ayırt edebilmek için bir eşik belirlenebilir. Örnek bir eşik seviyesi Şekil 4.15’de görülmektedir. Şimdi, hesaplanan olasılık değerleri normalize edilmelidir. Bunu yapabilmek için bir eşik değeri belirlenir.

```
if( P(a|s)>Threshold/100)
{lastProbability=lastProbability+speed (P(a|s)-Threshold/100 ); }
else{lastProbability=lastProbability-speed(Threshold/100-P(a|s));
```

Buradaki lastprobability değeri karar vericiden gelen açı değerini kullanarak daha kararlı bir eğrinin elde edildiğini göstermektedir. Böylece kurulan sistem çerçevedeki olası ani değişikliklerden etkilenmez. Burada, sistem için optimum eşik ve hız değerleri bulunmaya çalışılmıştır. Aynı şekilde ham açı değerlerini elde edebilmek için aşağıdaki program parçasında görülen yaklaşım yapılabilir;

```
if (ang/100 > NThreshold/100)
{NlastProbability =NlastProbability+ speed
(ang/100 - NThreshold/100 )/(NThreshold/100); }
else {NlastProbability=NlastProbability-speed (NThreshold/100 – ang/100)/(NThreshold/100); }
```

Burada açı değerleri kullanılmıştır ve ang/100 şeklinde 0-1 arasında normalize edilir. Dolayısıyla, belli bir eşik değeri için artımsal ve azalan değerler elde edilebilir. Bayesian teorisinin özelliğini kullanarak yeni durumlar da eklenebilir. Gerçek zamanlı sistem ile elde edilen metin dosyasında yer alan gözlem verileri eğrilerle ifade edilmektedir. Tablo 1’de gösterilen sütunlarda sırasıyla açı, çerçeve, olasılık (PSD) ve gözlemlenen artımsal/azalan (ISD) durum verilerine ilişkin örnek veriler yazılmıştır.

Tablo 1. Deneylerle elde edilen gözlem verileri

Çerç	A	P	I
.....	...	..	...
198	8	9	8
199	8	9	8
200	8	9	8
201	8	9	8
.....	...	..	...

Şekil 4.15’de gösterildiği gibi sürücü kafa pozisyonlarına göre θ açısı elde edilmektedir. Dolayısıyla sürücü kafasını birincil eksenden θ açısı kadar sağa çevirir veya $(180 - \theta)$ kadar sola doğru döndürür. Aynı eğride açığa karşılık yorgunluk seviyesinin karşılaştırmasını yapmak için PSD ve ISD değerlerinin tamamı normalize edilir. Buna göre yorgunluk için y eksenini kafa açısı (kesikli çizgi), normalize Bayes tahmin değerleri (kalın çizgili eğriler) ve artımsal değerler (sürekli düz eğriler) olmak üzere üç kısımdan oluşur. Eşik değeri altındaki kısımlar yorgunluğun gittikçe arttığını göstermektedir. Dolayısıyla aşağıdaki ifadeler yazılabilir;

Sürücü kafayı sola çevirirse $\Rightarrow \theta = \text{major eksene göre açı}$

Sürücü kafayı sağa çevirirse $\Rightarrow \theta = 180 - \text{major eksene göre açı}$

$\theta < \text{Esik} \Rightarrow \uparrow \text{Yorgunluk}$

$\theta > \text{Esik} \Rightarrow \uparrow \text{Dinçlik}$

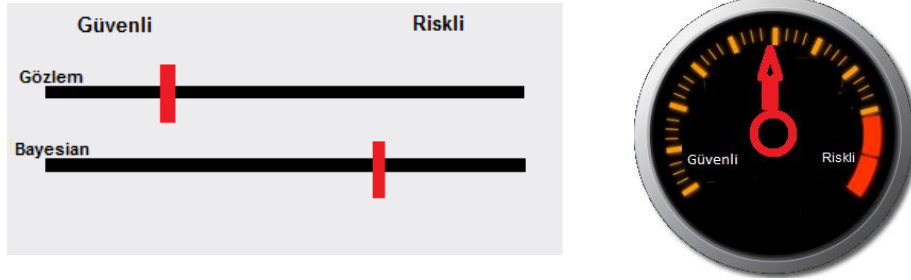
Şekil 4.15 ve Şekil 4.16’daki çizimlere bakılırsa belli anlarda sürücü kafa yönündeki en yüksek açı değerlerine karşılık tahmin ediciye ait tahmin cevap değerlerinin daha yavaş değiştiği görülmektedir.

4.9. Araştırma Bulguları

Yapılan çalışma sonucu kafa hareketleriyle elde edilen verilerin analizi için değişik yöntemlerin karşılaştırılması gerektiği ortaya çıkmıştır. Gözlemlenen değere Bayes ile yapılan tahmin değerinin yaklaştığı, ancak AR modelinde örneğin kullanılan 2. dereceden sistem ile 8. dereceden sistem arasında büyük performans farkı olduğu, derece arttıkça sistemin doyuma gittiği görülmektedir. Sistem doyuma giderken işlem yükü artmaktadır.

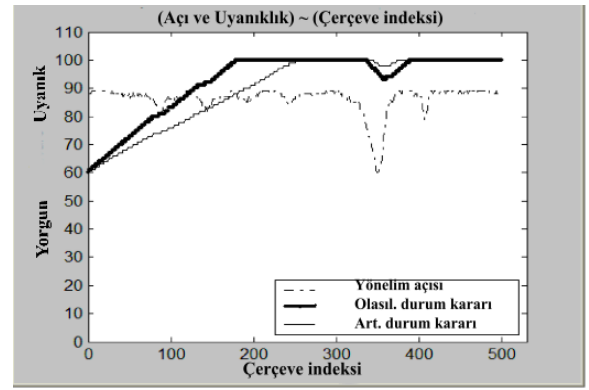
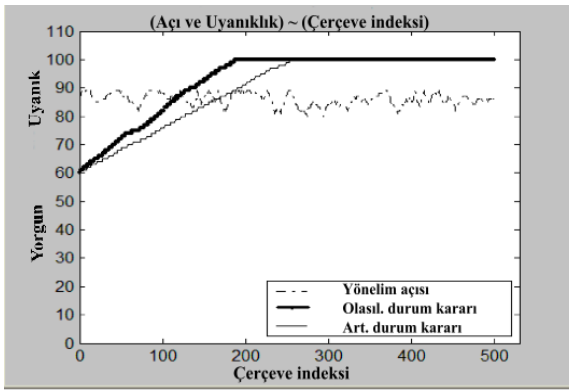
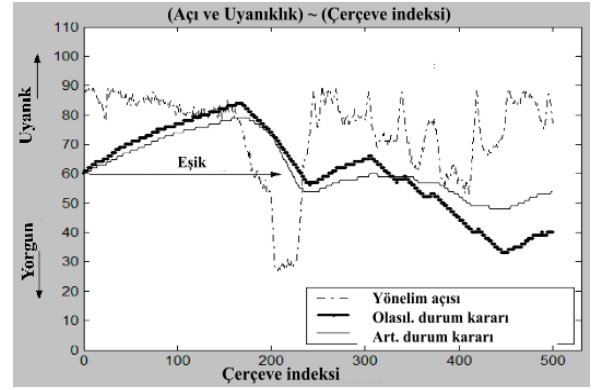
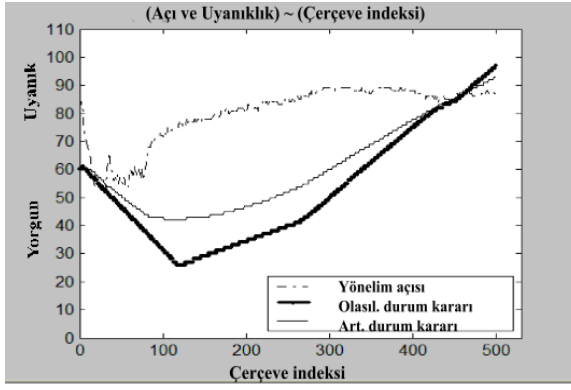
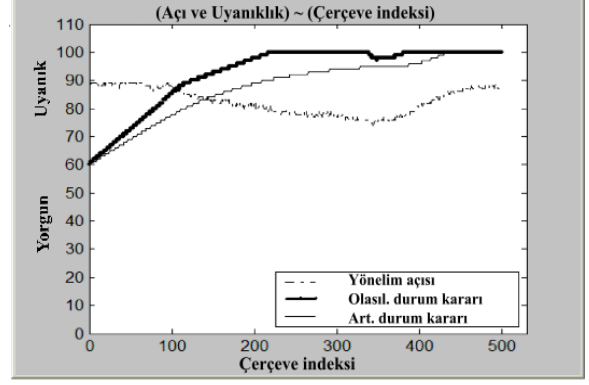
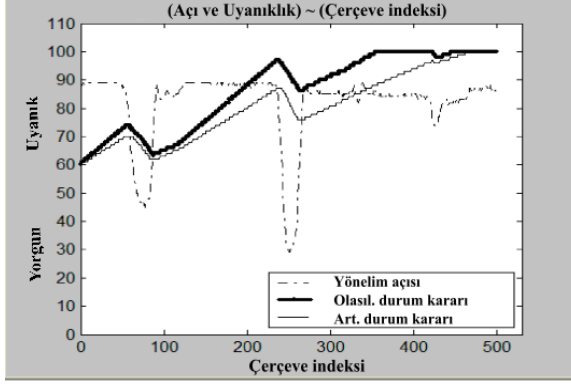
4.9.1. Deneyisel Sonuçlar

Sürücünün doğru bir şekilde tanınması ile birlikte sistem yüzü takip etmeye başlar. Sistem 500 ve 1000 çerçeve değerleri için yorgun, dinç gibi örnek sürücü durumlarını gözlemler. Sürücünün o andaki yüz açısına göre skala ileri ya da geri giderken sürücü durum göstergesinden sürücü durumu anlaşılabilir. Sol resimdeki üst sürgü sürücünün gözlemlenen durumunu, alttaki sürgü ise Bayesian tahmin ediciye göre çalışmaktadır. Sağ taraftaki imge ise yüksek hız sınırı gibi güvenli sürüşü göstermek üzere çizilmiştir. İmalatçı firmalar araştırmacıların yaptığı çalışmaları bir araya getirerek bu şekilde bir göstergeyle güvenli sürüş konusunda sürücüyü uyarabilir. Sol taraftaki sürgüler temsili olmayıp geliştirilen yazılım uyarınca sürücünün kafa hareketlerine göre gerçek zamanlı yer değiştirmektedir. Algoritmanın daha iyi anlaşılabilmesi için sonraki şekillerde ilgili grafikler ayrıca verilmiştir.

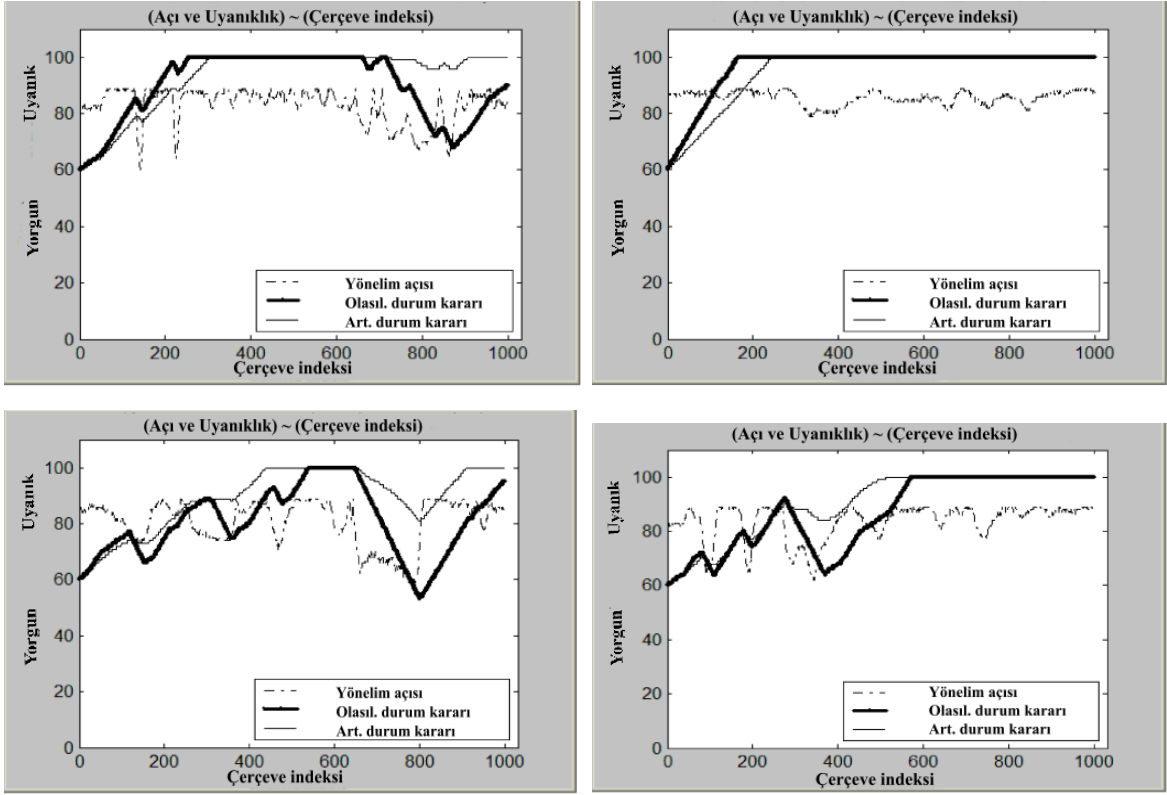


Şekil 4.14 Riskli ve güvenli sürüş göstergeleri

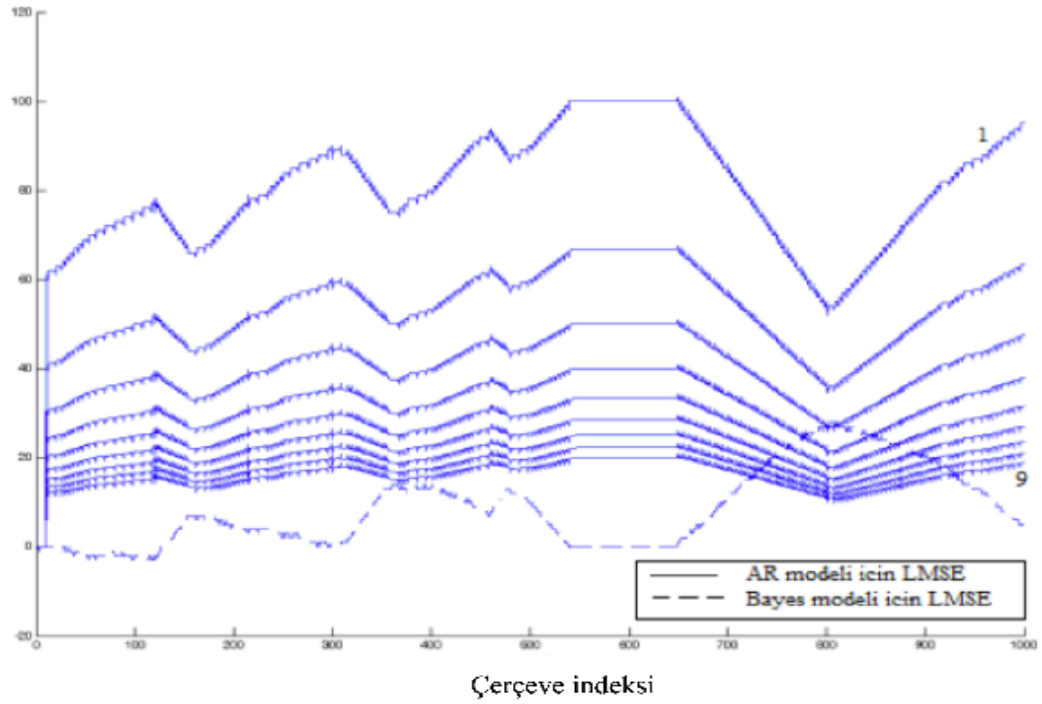
Yapılacak deneylerde 1000 çerçeve esas alınması düşünülmektedir. 500 çerçevenin sürücü davranışının anlaşılması için yeterli olmadığı görülmüştür. Gündüz şartlarında yapılan bu deneyler tamamlanınca düşük ışık şartlarında veriler üretilecek ve birbiriyle karşılaştırılacaktır. Aşağıda 500 ve 1000 çerçeve için kafa hareketlerinin elde edildiği deneylere ilişkin grafikler görülmektedir. Grafiklerde sürücünden alınan ani değişiklikler yorgunluk olarak yorumlanmamakla birlikte Şekil 4.14’de verilen göstergeyi yorgunluk tarafına doğru öngörülen miktarda hareket ettirmektedir. Yapılan gözlemlerde Türkiye ile ABD’deki sürücü alışkanlıklarının değişik olduğu ve yol şartlarının farklılığı da göze çarpmaktadır.



Şekil 4.15 500 çerçeve için örnek parametrik sürücü performans çizimleri



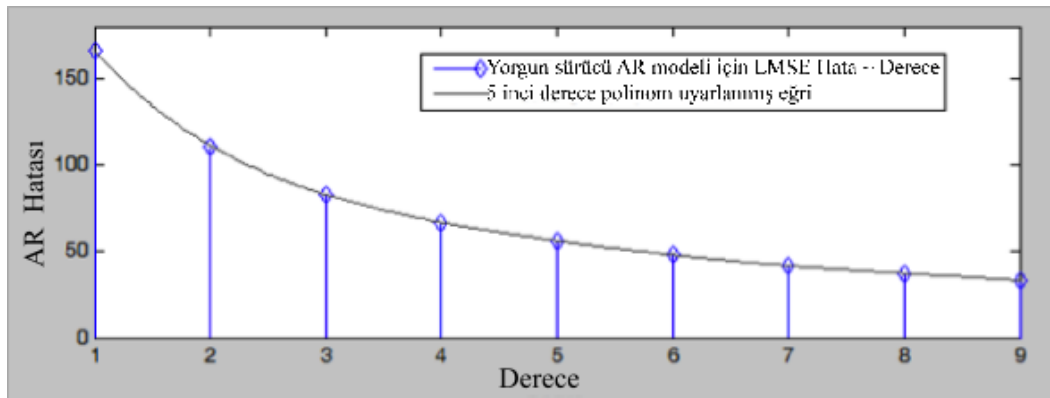
Şekil 4.16 1000 çerçeve için örnek parametrik sürücü performans çizimleri



Şekil 4.17 1000 çerçeve için Bayes ile 1-9 derecelerdeki AR tahmin edicilerin ölçülen değere göre LMSE hata değerlerinin karşılaştırılması

1 ile 9. dereceye kadar AR tahmin ediciler model olarak denenmiş ve ortaya çıkan hata değerleri elde edilmiştir. Zarf olarak bakıldığında ölçülen değere göre Bayes modelindeki LMSE hatası Şekil 4.17'nin en alt kısmında görülmektedir. Bayes ile yapılan tahmin ilk andan itibaren gözlem değerleri dikkate alınarak yapılmıştır. Bu yüzden ilk bakışta bu türden bir tahmin edici kullanımının daha doğru sonuçlar verebileceği sonucuna varılabilir. Ancak tüm verilerin elde olmaması ve Şekil 4.17'de görüldüğü gibi 8. dereceden bir tahmin edici kullanılması halinde hatanın doyuma uğrayarak kabul edilebilir sınırlara düştüğü gözlemlenmektedir. Herhangi bir anda yapılacak tahmin değeri önceki durumlardan geriye gittikçe daha kararlı hale geldiği görülmekte olup belli bir dereceden sonra sistemin doyuma uğradığı anlaşılmaktadır.

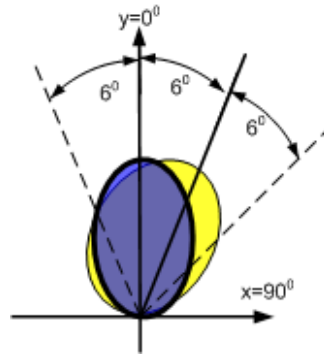
AR modelindeki derece artarken hata değişimini daha net görebilmek için dereceye göre 1000 çerçeve için ortalama LMSE AR hatasını veren grafiğe bakılabilir. Şekil 4.18'de küçük tahmin edici derecelerinde ortalama hatanın daha yüksek olduğu görülmektedir. Buna karşılık derece ile birlikte işlem yükü de artar ve AR modeline göre elde edilen tahmin edicideki ortalama LMSE hatanın ise azaldığı anlaşılmaktadır. İşlem yükünü minimuma indirmek için hatada doyuma gidilen derecenin belirlenmesi gerekmektedir. Şekil 4.18'e uygun bir matematiksel fonksiyon elde etmek suretiyle doyum noktası için daha doğru bir sonuca ulaşılabilir. Şekil 4.18'de 5. dereceden bir fonksiyona göre hata değerlerini kullanarak yaklaşık bir eğri elde edilmiştir.



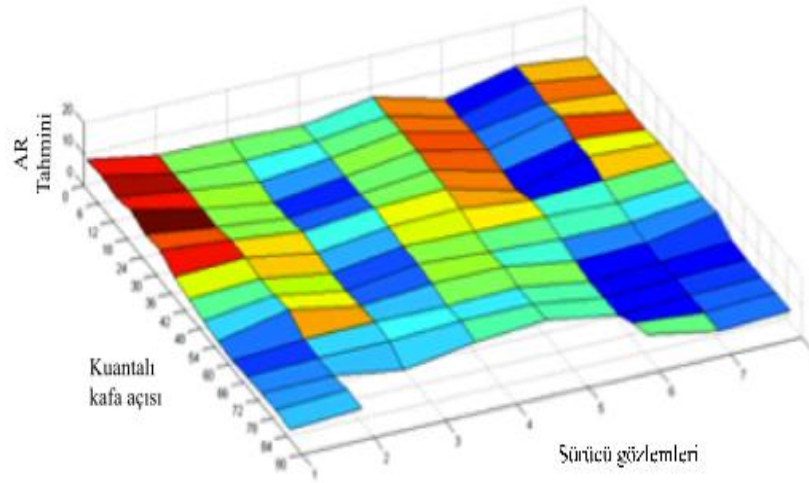
Şekil 4.18 1-9. derece tahmin ediciler için AR modelindeki ortalama LMSE hata değişimi

Sürücü sayısına göre AR tahminlerini yapabilmek ve sürücü davranışını anlamak üzere 8 gözlemlilik test gerçekleştirilmiştir. Kafa açısı farklı açı değerlerine göre nicemlenmiştir. Şekil 4.19'da 6 derecelik nicemleme aralığındaki AR tahmini görülmektedir. Sürücü kafasını sağa ya da sola çevirirken kafa açısının mutlak değerleri dikkate alınmıştır.

Hataların tamamı nicemlenmiş açı içerisine eklenir ve her bir dilimdeki gözlenen sayıya bölünür. Burada her yön için x eksenine göre normal pozisyon 90 derecedir. Öyleyse gözlem/deneyler için yüzey çizimleri istenen hassasiyette Şekil 4.20'de görülmektedir.



Şekil 4.19 Yüz düzlemindeki nicemlenmiş kafa pozisyon açıları



Şekil 4.20 Farklı sürücü gözlemlerine ilişkin deneyler için nicemlenmiş AR tahminlerinin yüzey çizimi

Her bir nicemlenmiş açı için toplam ortalama hata $90/6=15$ dir. Sol taraftaki açı negatif derece olarak seçilseydi sağ taraftakine benzer bir çizim elde edilirdi.

Yukarıda bahsedilen deney Şekil 4.21’de görüldüğü gibi IR sürücü imgelerinden oluşan örnek kümesini kullanarak aynı şekilde tekrarlandı. İlk bulgular Bayesian ve ARMA tahmininin kabul edilen üzdüşüm düzleminde birbirine yakın bir performans gösterdiğini kanıtlamıştır. Bu, aynı şekilde ısıt imgeler için de yenilenebilir. Böylece çok duyargalı imgelerde başarımlar değerlendirilmiş olacaktır.



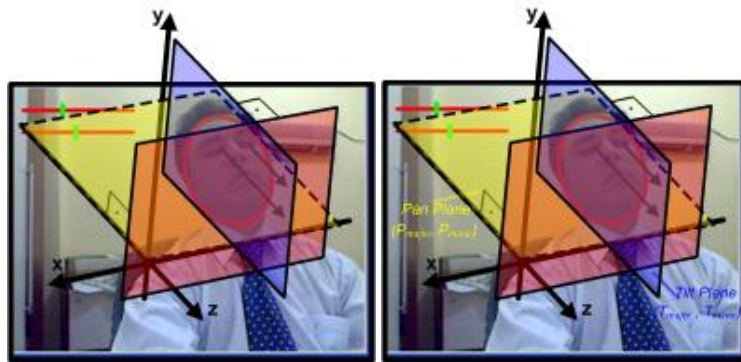
Şekil 4.21 Analiz etmek üzere farklı düzlemlere izdüşürülen yorgun bir sürücüye ilişkin IR yüz imge örnekleri

5. HAREKET ESASLI YORGUNLUK ALGILAMA, FÜZYON VE ÜÇ BOYUTLU İMGE İPUÇLARI

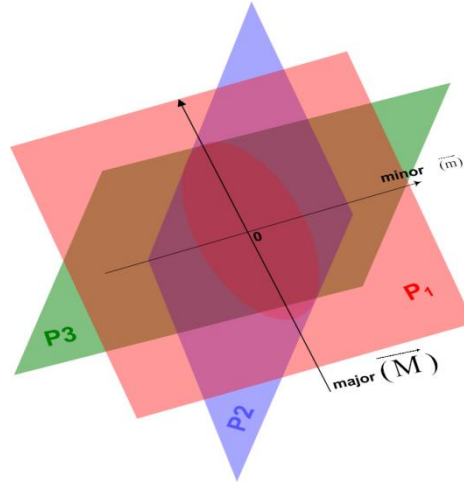
Sürücü kafa hareketlerinin elde edilmesi yorgunluk veya dikkatsizlik konusunda ipucu olabilir. Yüzü algılama ve takip konusunda nesne izleme yöntemlerinden biri veya birden fazlası kullanılabilir. Daha önce çekirdek esaslı bütünsel nesne takibinden yola çıkarak yüz takibi üzerinde durulmuştu. Bu bölümde ise manzara içerisindeki hareket vektörlerinin çıkarılması suretiyle kafa hareketleri elde edilmeye çalışılacaktır. Bu amaçla yapılan deneyler ise altıncı bölümde yer almaktadır.

5.1. Sürücü Kafa Hareketlerinin Anlaşılması

Dördüncü bölümde tek düzlemde gerçekleştirilen sürücü kafa hareketleri analiz edildi. Bir sürücünün kafa hareketleri gerçek hayatta üç boyutludur. Öyleyse anlık kafa hareketinin öncelikle hangi düzlemde gerçekleştiğinin anlaşılması gerekir. Şekil 5.1’de yanal ve dikey kafa hareketlerine ilişkin düzlemler çizilmiştir. İkincil ve birincil eksenlerin görüldüğü düzlemler Şekil 5.2’de açıkça görülmektedir. Düzlemlerin tespitinden önce gerçekleşen kafa hareketinin anlaşılması gerekmektedir. Bunun için video histogram farklarından faydalanılmaktadır. Daha sonra bu kafa hareketinin düzlemlerini elde edebilmek için video içerisinde çerçeveler arasındaki hareket vektörleri çıkarılacak ve böylece elde edilen optik akışlar aracılığıyla hareket yönü ve düzlemi hakkında fikir elde edilmeye çalışılacaktır.



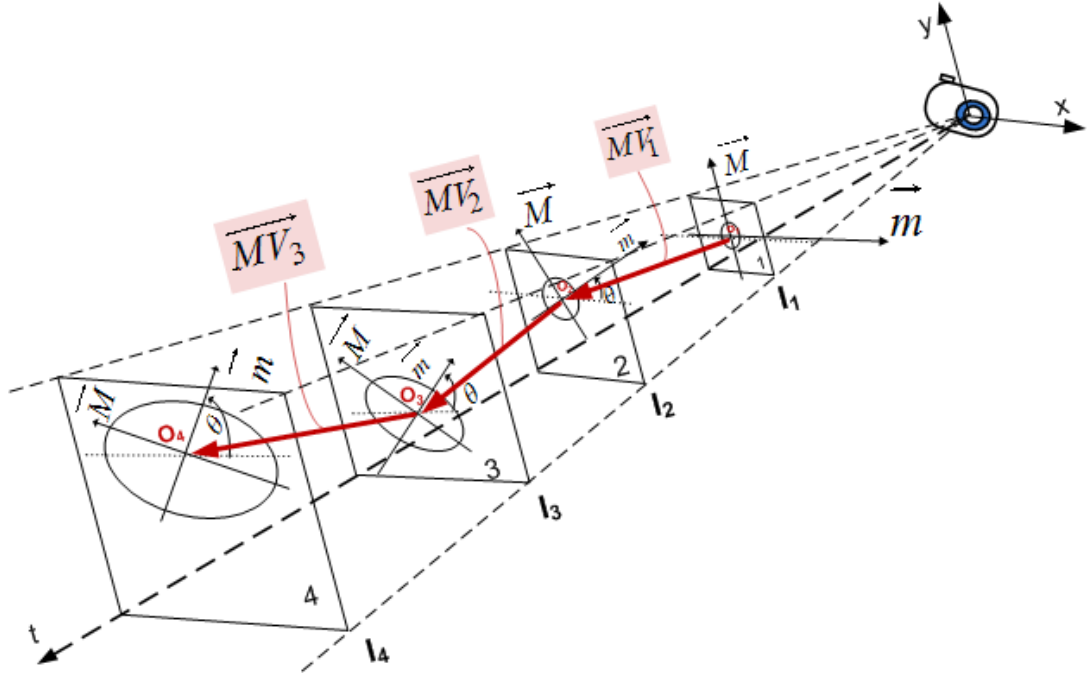
Şekil 5.1 Sürücü kafası için yanal (mavi) ve dikey (kırmızı) düzlemlere ait birincil ve ikincil eksenler ile sürücü kafası kesit düzlemi (sarı).



Şekil 5.2 Aşamalardaki sürücü durumu gösterimleri ve sürücü kafa modeli için düzlemler

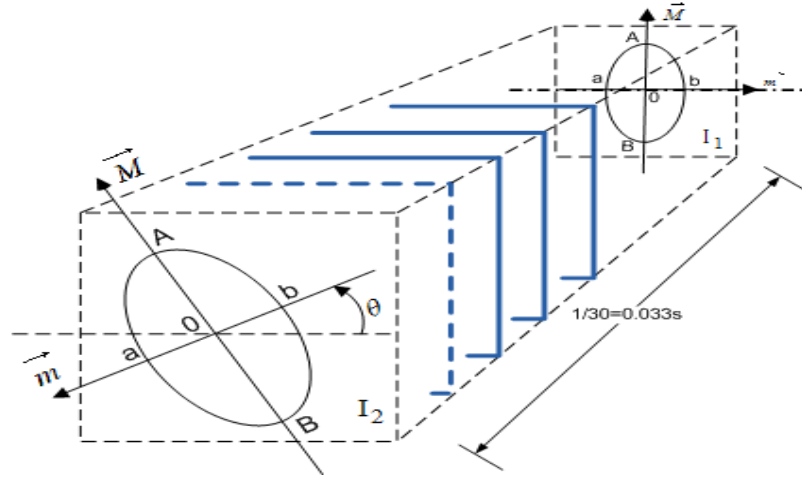
Burada, video histogram farkları ve zaman-uzamsal optik akış ölçümlerini kullanarak sürücü kafa hareket izleme problemine yeni bir yaklaşım yapılmaktadır. Video histogram farklarının (VHD) zamana bağlı değişimine bakarak sürücü kafa hareketini saptamak için araç ön camına monte edilen görsel ve IR kameralar kullanılır. VHD'nin aşamalı olarak artması sürücü kafasının durağan pozisyonundan harekete geçtiğini ifade eder. Bir dizgedeki hareket çerçevelerini bulunduran sentetik olarak üretilen hacimsel bakış geometrisi içerisinde takip ediciyi kafa hareketi yönünde çalıştıran optik akış haritası bir ölçü olarak üretilir.

Deneyler önerilen sistemin sürücü kafasını takip edebileceğini ve ilgili kafa hareketleri, kamera imge düzlemine paralel ardışık iki video çerçevede sol, sağ veya bir çerçeveden bir sonrakine ileri ve geri yönde hareketler şeklinde anlaşılabilceğini göstermiştir. Bu yaklaşım, bir defada iki ardışık çerçeve aracılığıyla uzaydaki gelişigüzel hareketlere ait kafa hareketinin anlaşılması problemini ve dizgedeki mevcut çerçeveden bir sonrakine olan hareketin işaretlenmesini kolaylaştırır. Her bir çerçevede kafa hareketinin bağımsız bir şekilde işaretlenmesi sebebiyle bu ardıl hareket iç-çerçeve süresi içinde sol-sağ, sağ-sol ve geri-ilere, ileri-geri haline gelerek anlaşılması basitleştirilmiş olur.



Şekil 5.3 Tek kamerayla yüz imgesi alınması

Sürücünün kafasını oynatmaması halinde P_1 , P_2 ve P_3 düzlemlerinde $I_i(x, y)$ 'de herhangi bir değişim gözlemlenmez. $I_i(x, y)$ ve $I_{i+1}(x, y)$ çerçeveleri arasındaki $\overrightarrow{MV}$ hareket vektörünü bulmak suretiyle sürücü kafasının takip edilmesi hedeflenmektedir (Şekil 5.3). Önceki ve şimdiki zaman çerçeve enstantaneleri arasındaki sürekli zaman ekseninde (yani $i < t < (i+1)$) eğricik ile i ve $(i+1)$ düzlemlerini aradeğerledikten sonra hacimdeki kafa hareketi bahsedilen düzlemlere izdüşürülür.



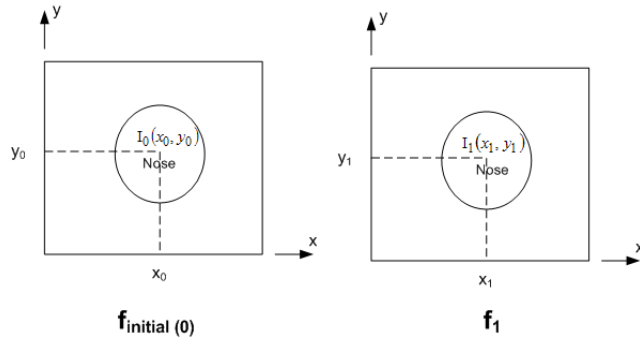
Şekil 5.4 Eğricik kullanarak 30 fps lik ardışık çerçeveler arasında zamansal video aradeğerleme

İlk yüz çerçevesinde yüzün çevrelendiği ovalde bazı bilgiler elde edilmektedir: θ açısındaki birincil eksen $\vec{M}$, bununla ilgili ikincil eksen $\vec{m}$ kafa pozisyonu, yönelim ve en boy oranı AB/ab olarak hesaplanmaktadır (Şekil 5.4).

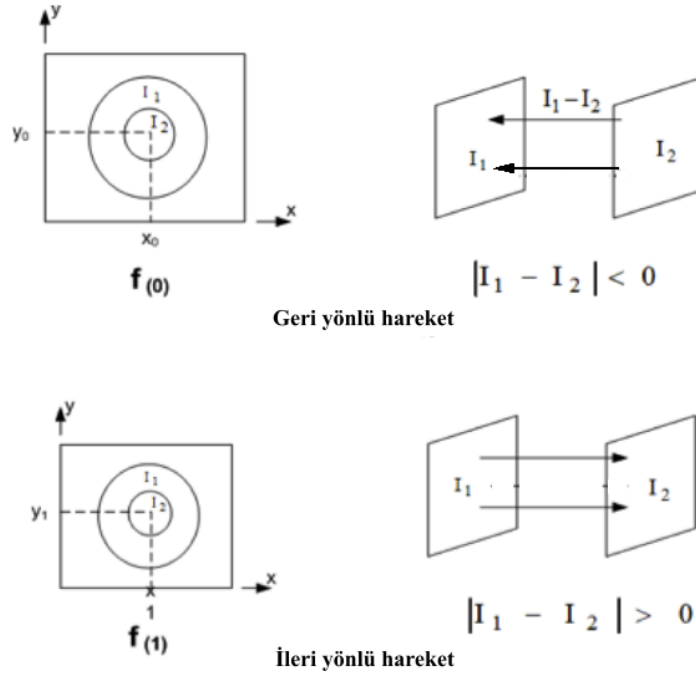
Sürücü kafasında olabilecek herhangi bir değişim, kafa imgesi alanındaki azalma ya da artma olarak P_1 , P_2 ve P_3 düzlemlerine yansıtılacaktır. δ_i ($i=1, 2, 3$), (P_1 , P_2 ve P_3) düzlemlerindeki imge alanlarında ortaya çıkan yüzde değişim olsun. Buna göre δ_i aşağıdaki gibi tanımlanabilir;

$$\delta_i = \frac{\sum_x \sum_y |I_i(x,y) - \tilde{I}_i(x,y)|}{\sum_x \sum_y I_i(x,y)} \quad (5.1)$$

Bu ölçü sürücü yorgunluğuna karar vermede kafa pozisyonu ve hareketinden elde edilen bir ölçüyü göstermektedir. Eğricik aradeğerlemeden önce bir çerçeveden diğerine olan hareket vektörü yardımıyla kafa takibi tahmin edilir. Tahmin edilen hareket vektörü, ölçülen kafa pozisyonuna göre olan hata düzeltmeyle ilişkilidir.



Şekil 5.5 Kafa hareketi için optik akış, $I(x,y)$ burun için gri ton değeri, renk veya ısıll gri ton değerini gösterir.

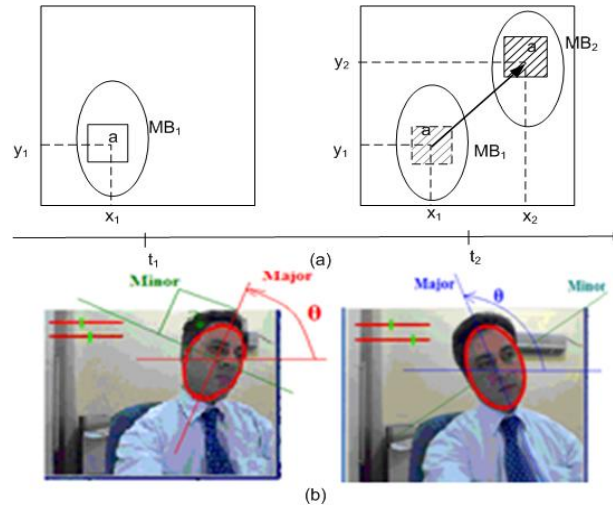


Şekil 5.6 İleri ve geri kafa hareketleri için hareket vektörü yönü gösterimleri.

5.2. Sürücü Kafa Hareketlerinin Modellenmesi

Sürücü kafa hareketi yorgunluk için kullanılabilecek parametrelerden biri olarak kabul edilmektedir. Kafa pozisyonu ve hareketini modellemek için şimdiye kadar pek çok çalışma yapılmış olmakla birlikte ilgili yayınlarda henüz benimsenen yaygın bir yöntem bulunmamaktadır. Bu çalışmada tek bir kamera ile algılanan kafa başlangıç pozisyonu, referans olarak kabul edilmekte ve bu görünüşten olabilecek sapmaları uygunsuz sürüş pozisyonu göstergesi olarak değerlendirilmektedir. Gece sürüşü, farklı hava, yol, ışık ve dikkat dağıtıcı koşullarda bu bilginin önemli olduğu kabul edilmektedir.

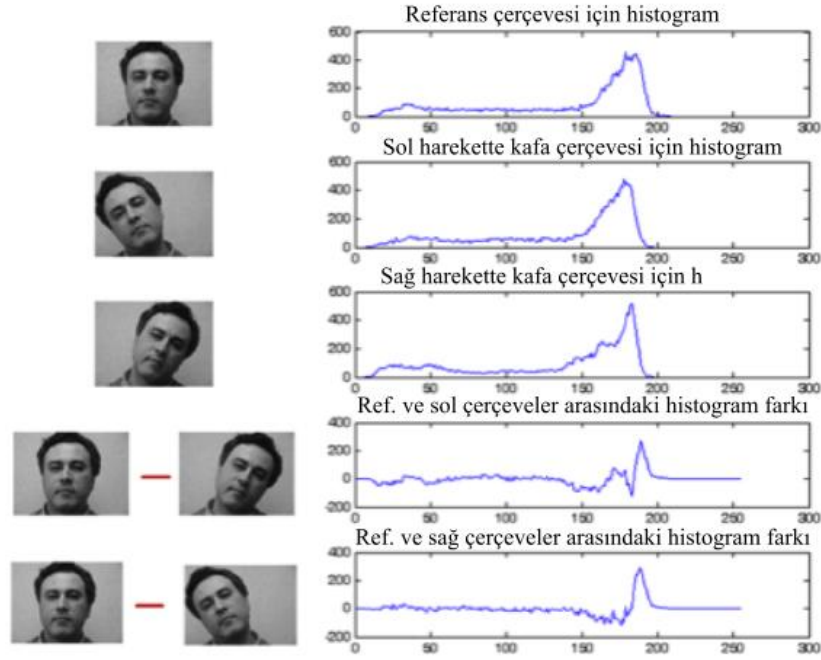
Sürücü yüzüne çevrilmiş ve aracın göğsüne monte edilmiş bir video kamerasından alınan $I(x,y)$ imge çerçevelerinden oluşan bir dizge senaryosu düşünülün (Şekil 5.3, 5.4, 5.5, 5.6, 5.7, 5.8). Sürücünün kafasını oynatmaması halinde $I_i(x, y)$ yi takip eden çerçevelerde herhangi bir değişiklik görülmez. Buradaki amaç $I_i(x, y)$ çerçevesi ile $I_{i+1}(x, y)$ çerçevesi arasındaki hareket vektörünü tahmin ederek sürücü kafasını takip etmektir. Önceki ve şu andaki çerçeve anlarındaki $i < t < (i+1)$ sürekli zaman ekseninde eğricikleri kullanarak i ve $(i+1)$ düzlemlerinde aradeğerleme yaptıktan sonra hacimsel kafa hareketi söz konusu düzlemlere izdüşürülecektir. İlk çerçevedeki yüzü çevreleyen oval göz önüne alındığında θ 'ya ait ilgili $\vec{M}$ doğrultusu (ya da birincil eksen) ile karşılık gelen m ikincil eksen, kafa pozisyonu, yönelim ve en boy oranına $\frac{\vec{MV}}{m}$ göre hesaplanabilir. Eğricik aradeğerlemeden önce bir çerçeveden diğer çerçeveye olan hareket vektörü yardımıyla kafa takibi kestirimi yapılır. Tahmin edilen hareket vektörü ölçülen kafa pozisyonuna göre olan hata düzeltmeyle ilişkilidir.



Şekil 5.9 (a) Zaman eksenine karşılık bir video dizgesi içerisinde iç çerçeve optik akış vektör gösterimi, (b) bir sürücüye ilişkin iki örnek yüz görünüşü

Zamana göre gelişigüzel kafa hareketleri düzlem yönünü bulmak için ipuçları olarak düşünülebilir. Hareket yönelimini bulmak için hareket vektörü ile kafa ovali en-boy oranı veya alan oranı arasındaki ilişki elde edilmektedir. Örneğin t_0 anı kafa hareketi ilk pozisyonu, t_1 anı ise kafa hareketinden sonraki ikinci konum olarak kabul edilsin. İlk hedef konumu değişirken kafa düzlemini bulmaktır. Kafa hareketi düzleminin bilinmesi halinde elde edilen görsel veri sürücü yorgunluk seviyesine ulaştıracak bir parametre olarak sisteme eklenebilir. İlk durumda kafa geriye doğru hareket ederken t_1 anında oval alanı küçülecek aynı şekilde ileri yönde ise yüz alanı büyüyecektir. Dolayısıyla, hareket vektörünün yönelimleri görüntü merkezine doğru ise kafa hareketi geriye doğrudur. Merkezden dışa doğru yönelimler ise ileri hareketi gösterir. Ek bir ipucu olarak ovalin alanı kullanılabilir. Eğer ellipsoid alanı gittikçe küçülüyorsa kafa referans çerçevesinden uzaklaşıyor demektir. İleri yöndeki hareketlerde çerçeveleyen oval referans görüntüsünün ovalinden daha büyük bir alan kaplar böylece ileri yöndeki hareketi anlaşılmış olur.

Bu durumda hareket vektörü merkezden uzaklaşacak ve oval alan gittikçe büyüyecektir. Sol ve sağ yana olan hareketler ikinci durum olarak kabul edilebilir. t_1 anındaki ellipsoid alan her iki yönde birbirine yakın değerde olacaktır ancak hareket vektörü kafa hareketiyle birlikte değişecektir. Buna göre sol ve sağa doğru yönelimler hareket vektöründen kolayca çıkarılabilir.



Şekil 5.10 Videodaki imge hareketlerini temsil eden kafa çerçeveleri arasındaki sürekli artan örnek video histogram farkları (VHF)

VHF'nin sürekli arttığı ölçülüyor ve hareket vektörü sağ ya da sol yöne doğru değişim gösteriyorsa bunun anlamı kafa halen hareket halindedir ve kafa düzlemi belirlenmiştir. Çerçeveler arasındaki sürekli artan histogram farkını takip etmek suretiyle kafa hareketi elde edilebilir (Şekil 3.16). Çerçeveler arası gri ton farkları aşağıdaki gibi yazılabilir;

$$s(x) = \sum_{n=1}^m |I(x; t) - I(x; t-1)| \quad (5.2)$$

Ardışık iki I çerçevesi arasındaki video histogram farkı aşağıdaki gibi ifade edilebilir;

$$d(I_t, I_{t+1}) = \sum_{n=1}^M (h_t(n) - h_{t+1}(n)) \quad (5.3)$$

Burada I_t ve I_{t+1} , sırasıyla t inci ve $(t+1)$ inci video iç çerçeveler olup h_t ve h_{t+1} ise sırasıyla karşılık gelen histogramlardır. M açılı histogramındaki sütun sayısıdır. $d(I_t, I_{t+1})$ in λ_1 den küçük olması halinde algoritma bir sonraki I çerçeve aralığına ilerler. Histogram farkı şu andaki histogram eşiğinden büyükse mevcut I çerçeve aralığında bir nesne hareketi var demektir. Nesnenin rasgele bir yönde hareketli olduğu kabulüyle bazı tanımlamalar yapılabilir: t_1 anındaki (x_1, y_1) ile t_0 anındaki (x_0, y_0) hareket vektörü olsun. Buna göre pek çok olası özellikler arasında (en boy oranı, entropi vs.) yüzdelik yüz alanı yüz hareketinin tespiti için daha efektif olacaktır. Burada t_0 anında (x_0, y_0) noktasına karşılık gelen t_1 anında (x_1, y_1) noktasına kadar nesnenin gelişigüzel yönde hareket ettiği kabul edilir. Karşılık gelen hareket vektörü $\overrightarrow{MV}(\Delta y, \Delta x; t)$ aşağıdaki durumları ortaya çıkarmaktadır;

Durum 1 (sol-sağ veya sağ-sol hareket)

$I_1 \approx I_0$, $\Delta x = x_1 - x_0$ ve $\Delta y = y_1 - y_0$, olduğu kabul edilirse gri ton seviyeleri arasındaki fark hemen hemen aynıdır.

$$I(x_2, y_2) - I(x_1, y_1) \approx 0 \quad (5.4)$$

Hareket vektörünün $\overrightarrow{MV} = [x_2 - x_1, y_2 - y_1]^T$ olarak bilinmesi sebebiyle aşağıdaki ifade yazılabilir;

$$\left(\frac{\overrightarrow{MV}}{m} \right)_1 \approx \left(\frac{\overrightarrow{MV}}{m} \right)_2 \quad (5.5)$$

$\sigma_1 > \lambda$ ise sol yön olduğu anlaşılır; $\sigma_2 < \lambda$. olduğu durumda ise sağ yön olduğuna karar verilir. Kafa hareketinde yüz alanının yaklaşık aynı kalması halinde bu, hareket yönü için doğru bir ölçü olarak düşünülemez. σ_1 'in hareket vektörü çubuklarına ilişkin standart sapma olduğunu kabul ederek hareket vektörü açılı histogramında görüldüğü gibi sapma açısı ya λ gibi belli bir denel eşikten küçük veya bu değerden büyüktür.

Durum 2 (ileri veya geri hareket):

Oval kısımdaki alan değişimi veya en-boy oranı hem ileri hem de geri yönlü harekette değişir. Buna göre aşağıdaki eşitsizlikler yazılabilir;

ileri yönlü hareket için; $\left(\frac{\overrightarrow{MV}}{m}\right)_1 < \left(\frac{\overrightarrow{MV}}{m}\right)_2$, geri yöndeki hareket için ise $\left(\frac{\overrightarrow{MV}}{m}\right)_1 > \left(\frac{\overrightarrow{MV}}{m}\right)_2$ dır

ve t_1 anında (odak ~35mm) kamera ile;

$$\begin{aligned} x_1 &\approx x_0 \\ y_1 &\approx y_0 \end{aligned} \tag{5.6a}$$

$$\begin{aligned} x_1 &\neq x_0 \\ y_1 &\neq y_0 \end{aligned} \tag{5.6b}$$

olur. Oval alanı hem ileri hem de geri harekette değişime uğrar. Birbirine neredeyse eşit olması sebebiyle yeteri kadar ayırt edici olamaz ve bu durumda standart sapma kullanılamaz hale gelir. Şekil 4'deki sistem diyagramında görüldüğü gibi yüz alanı git gide büyüyorsa hareket yönü ileridir ve alan kademeli olarak azalıyorsa hareket yönü geriye doğrudur. Yüz alanına ilişkin gradyan, yüz alanındaki değişimin anlaşılması için kullanılabilir. ψ pozitif gradyan ileri yönü, negatif gradyan ise geri yönü temsil eder;

$$\Psi = \nabla A(t) = \frac{\Delta A}{\Delta t} \tag{5.7}$$

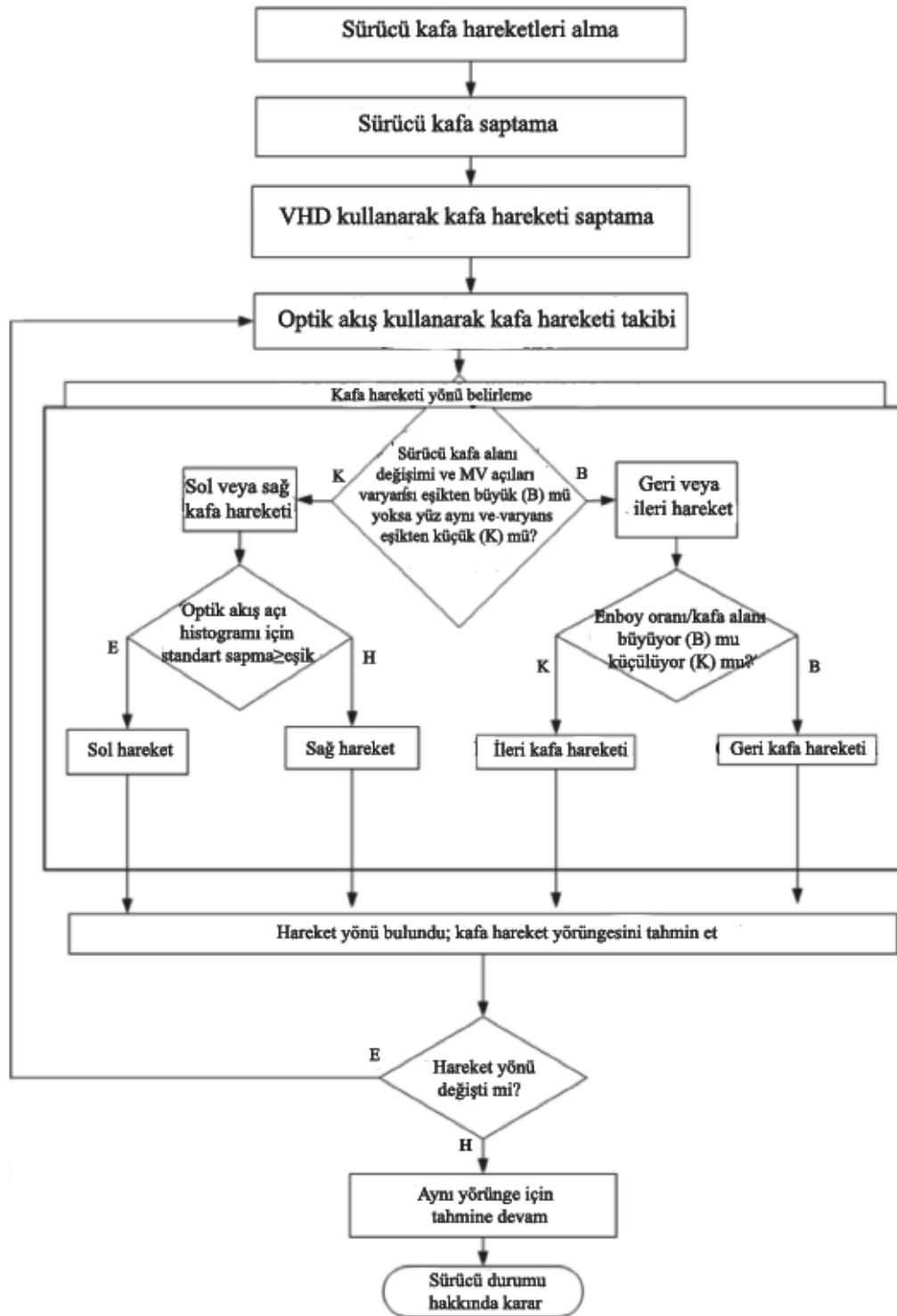
burada ΔA yüz alanındaki değişimi ifade eder, a_1-a_0 , ve Δt ardışık iki çerçeve arasındaki zamandır, t_1-t_0 , böylece, $\psi > 0$ ise ileri yönde hareket, $\psi < 0$ ise geri yönde harekete karar verilir.

Durum 3 (rastgele kafa hareketi):

- a. Sol-sağ harekette, sürücü kafasını kamera görüş alanının dışına doğru hareket ettirebilir.
- b. Geri-ileri harekette, sürücü kafasını kamera düzlemine göre 90 dereceye yakın bir açıyla hareket ettirebilir.

Lucas-Kanade algoritması iki ardışık çerçeveye ilişkin optik akışı elde eder. Algılama devam ederken bir sonraki kafa çerçevesi kaybedilecektir. Böylece algoritma ardıl optik akış üretir ve yüz kolayca algılanamaz. Yüz alanı belli bir eşikten küçükse veya tamamen kaçırılmışsa her iki durumda da sürücü bir alarmla uyarılır. Bu durum acil bir pozisyonun ortaya çıktığı anlamına gelir ve sürücü tarafından tepki verilmezse bu sakıncalı durum geçinceye kadar araç durdurulmalıdır.

Şekil 5.11’de sistem akış şeması görülmektedir. Buna göre ilk olarak kafa hareketlerinin sürücünün karşısında uygun bir yere yerleştirilmiş kamera ile yakalanması gerekmektedir. Yakalanan görüntü içerisinde VHF (Video Histogram Farkı) yöntemi ile kafa hareketleri algılanır. Daha sonra optik akış kullanılarak kafa hareketi takip edilmeye başlanır. Hareket vektörlerinin açıları bulunarak bunların histogramları elde edilir. Ortaya çıkan histogramlardaki varyans değişimi sayesinde sol ve sağ yöndeki kafa hareketleri anlaşılır. İleri ve geri yöndeki hareketler ise kafanın kaplamış olduğu alanı ölçerek elde edilir. Sürücü kafa takibi yapılırken çevreleyen bir oval kullanıldığı için bu ovalin alanından yola çıkarak kafadaki değişimi elde etmek mümkündür. Bu algoritmayı kullanarak kafa düzlemi anlaşılır ve bu düzlemde ortaya çıkan kafa hareketlerinin analizi kolayca yapılabilir. Daha önce tek düzlemde ortaya çıkan kafa hareketi için ARMA tahmin yöntemine ilişkin analiz ayrıntıları verilmiştir.



Şekil 5.11 Optik akış kullanarak sürücü kafa hareketi tahmini sistem akış şeması

5.3. Kafa Hareketindeki Optik Akış

Referans çerçevesi, iyi bilinen ortalama-kayma algoritması aracılığıyla ilk 100 çerçeve içerisinde seçilir. İlk 100 çerçeve içerisindeki minimum sapma açısına ait çerçeve, referans çerçevesi olarak seçilmiştir. Hareket vektörlerini bulmak için Lukas Kanade optik akış algoritması kullanılmıştır. Bu algoritma en düşük hata oranına sahip optik akış algoritması olarak bilinir ve değişik çözünürlüklü yapısı sebebiyle büyük deplasmanları aramaya olanak tanır. (x, y) imge noktasındaki (u, v) gibi bir optik akış için büyüklük ve açı aşağıdaki gibi verilebilir;

$$r = \sqrt{u^2 + v^2} \quad (5.8)$$

$$\theta = a \tan\left(\frac{v}{u}\right) \quad (5.9)$$

Burada sadece sıfır büyüklükte olmayan akış vektörleri dikkate alınmaktadır ve akış vektörleri yönelimini kullanarak kamera hareketi şekliyle doğrudan bir ilişki elde edilir. Araç içerisinde belli bir alanın dikkate alınması ya da öncesel bir normalizasyon işlemi sebebiyle gözlem süreci esnasında ortalama gri ton değerinin değişmediği kabul edilir. Buna göre imge sınırlayıcı denklemi aşağıdaki gibi olur;

$$I(x, y, t) = I(x + \delta x + \delta y + \delta t) \quad (5.10)$$

Hareket çok az ise (5.10) eşitliği aşağıdaki gibi Taylor serisine açılabilir;

$$I(x + \delta x, y + \delta y, t + \delta t) \approx I(x, y, t) + \frac{\partial I}{\partial x} \delta x + \frac{\partial I}{\partial y} \delta y + \frac{\partial I}{\partial t} \delta t \quad (5.11)$$

burada yüksek dereceli terimler dikkate alınmamıştır. Netice olarak (5.10) ve (5.11) eşitlikleri aşağıdaki hale gelir;

$$\frac{\partial I}{\partial x} \delta x + \frac{\partial I}{\partial y} \delta y + \frac{\partial I}{\partial t} \delta t = 0 \quad (5.12)$$

(5.12) eşitliği ∂t 'ye bölünür;

$$\frac{\delta I}{\delta x} \frac{\delta x}{\delta t} + \frac{\delta I}{\delta y} \frac{\delta y}{\delta t} + \frac{\delta I}{\delta t} \frac{\delta t}{\delta t} = 0 \quad (5.13)$$

ve taraflar sadeleştirilirse (5.14) elde edilir;

$$\frac{\delta I}{\delta x} V_x + \frac{\delta I}{\delta y} V_y + \frac{\delta I}{\delta t} = 0 \quad (5.14)$$

burada V_x ve V_y sırasıyla, X_{axis} ve Y_{axis} ekseninde yer alan dikkate alınan voksel ile ilgili optik akış hızı bileşeni olup $\frac{\partial}{\partial x}$, $\frac{\partial}{\partial y}$ ve $\frac{\partial}{\partial t}$ ise (x; y; t) deki imgeye ait türevlerdir. Bu üç ölçü ayrıca I_x , I_y ve I_t olarak da yazılabilir, dolayısıyla (5.14) eşitliği aşağıdaki hale gelir,

$$I_x V_x + I_y V_y = -I_t \quad (5.15)$$

veya buna eşdeğer olarak,

$$\nabla I^T \cdot \dot{V} = -I_t \quad (5.16)$$

denklemini elde edilir. Burada iki değişken içeren bir denklem bulunmaktadır. Öyleyse başka sınırlayıcılara ihtiyaç vardır. Bu sebeple optik akış bazen hareket alanıyla eşleşmez. Bu durum iyi tanınan apertür problemi olarak bilinir. Hareket vektörlerini elde etmek için Lucas Kanade'nin optik akış algoritması kullanılmaktadır. Bu algoritma en düşük hata oranına sahip algoritma olarak bilinir. Ayrıca çok çözünürlüklü yapısı sayesinde büyük yer değiştirmeler aranabilir. Çalışması için iki çerçeveye ihtiyaç duyulması sebebiyle Lucas-Kanade optik akış kestirim yöntemi, diferansiyel iki çerçeveli bir algoritmadır. Sistemi tamamlayabilmek için iki ek hipoteze daha ihtiyaç vardır. P gibi bir piksel biliniyorsa, P'ye komşu tüm pikseller P ile aynı hıza sahiptir. Bu kabul ile P pikseli merkezli $m \times m$ gibi bir pencere düşünülürse aşağıdaki eşitlik yazılabilir;

$$\begin{aligned}
I_{x_1} V_x + I_{y_1} V_y &= -I_{t_1} \\
I_{x_2} V_x + I_{y_2} V_y &= -I_{t_2} \\
&\vdots \\
&\vdots \\
&\vdots \\
I_{x_n} V_x + I_{y_n} V_y &= -I_{t_n}
\end{aligned} \tag{5.17}$$

Çözümü elde edebilmek için tekil olmaması halinde ikiden fazla denklem yeterli olacaktır. Buna aşırı belirli sistem denilir.

$$\begin{bmatrix} I_{x_1} & I_{y_1} \\ I_{x_2} & I_{y_2} \\ \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots \\ I_{x_n} & I_{y_n} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_x \\ V_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -I_{t_1} \\ -I_{t_2} \\ \vdots \\ \vdots \\ -I_{t_n} \end{bmatrix} \tag{5.18}$$

(5.17) eşitliği $A^T A \dot{v} = -b$ olarak yazılırsa en küçük kareler yöntemine göre çözüm elde edilebilir.

$$A^T A \dot{v} = A^T (-b) \text{ veya } \dot{v} = (A^T A)^{-1} A^T (-b) \tag{5.19}$$

veya

$$\begin{bmatrix} V_x \\ V_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum I_{x_i}^2 & \sum I_{x_i} I_{y_i} \\ \sum I_{x_i} I_{y_i} & \sum I_{y_i}^2 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} -\sum I_{x_i} I_{t_i} \\ -\sum I_{y_i} I_{t_i} \end{bmatrix} \tag{5.20}$$

Burada toplamalar $i=1$ 'den n 'e kadardır. Başka bir deyişle W penceresinin bilinmesi halinde denklem aşağıdaki gibi yazılabilir;

$$f(u, v) = \iint (I_x u + I_y v + I_t)^2 dx dy \tag{5.21}$$

Burada W' 'nin boyutuna göre integral alınır. W çevresindeki hızın eşit olduğu kabulüyle (bunun anlamı u ve v ne dx ne de dy ye bağlıdır) yeni denklemler elde edilebilir;

$$u \iint I_x^2 dxdy + v \iint I_x I_y dxdy + \iint I_x I_t dxdy = 0 \quad (5.22a)$$

$$u \iint I_x I_y dxdy + v \iint I_y^2 dxdy + \iint I_y I_t dxdy = 0 \quad (5.22b)$$

5.4. Çok Duyargalı ve Çok Bantlı İmgelerde Veri Füzyonu

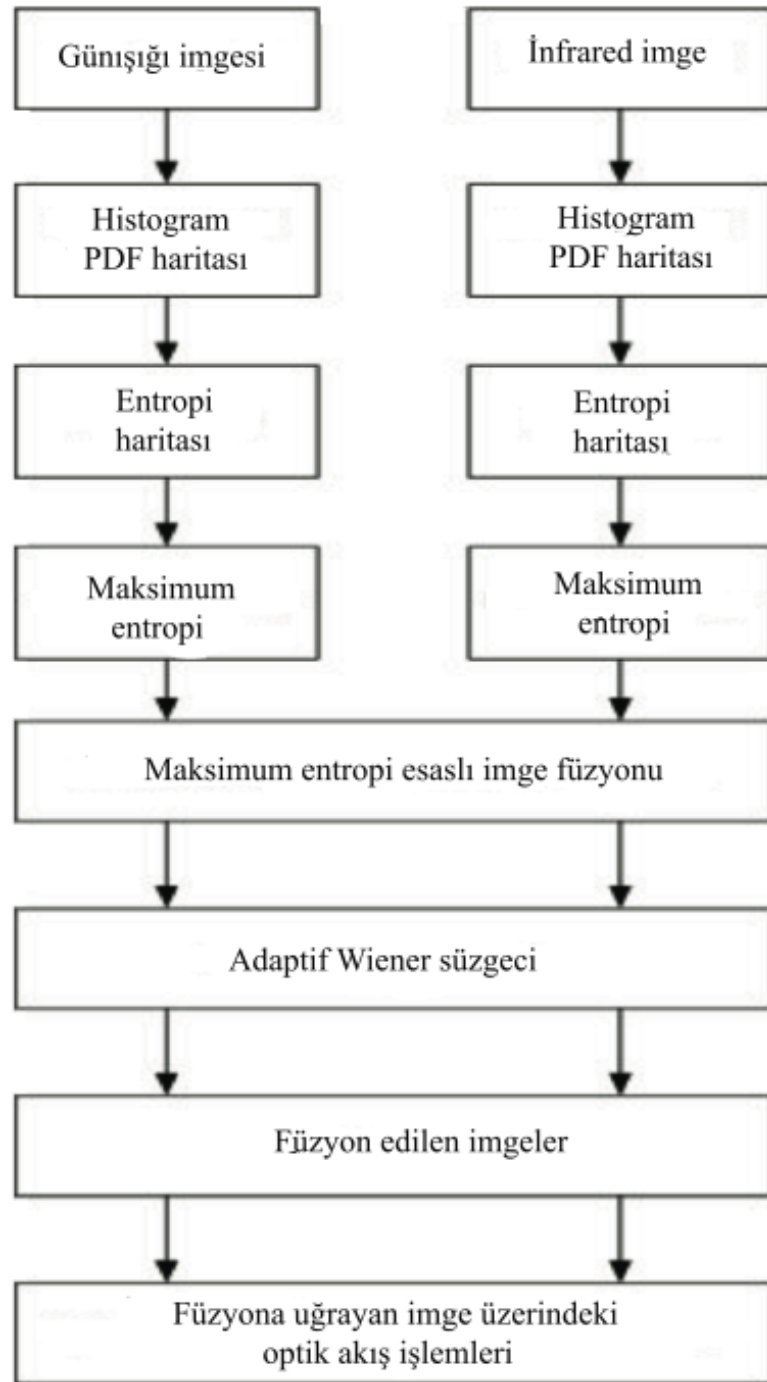
Şimdiye kadar elde edilen sonuçlar ayrı ayrı tek bantta incelenmiştir. Bu aşamada ise gerek görsel gerekse kızıl ötesi bantta elde edilen görüntüler birleştirilerek füzyon sonucu işlemlerin performansları incelenecektir. Bunun için iki model önerilmektedir: tightly coupled (sıkı eşleşmeli) ve loosely coupled (gevşek eşleşmeli). Burada öncelikle ayrı ayrı elde edilen imgelerin entropileri ölçülmekte ve en düşük entropiye sahip olan kısımlar (5.23) ve devamındaki formüllere göre birleştirilmektedir. Daha sonra bulunan sonuca Wiener süzgeci uygulanır. Buna göre elde edilen sonuca yeniden optik akış uygulanır. Böylece deney sonuçlarını karşılaştırarak ayrı bantlarda mı yoksa füzyon sonucu elde edilen imgede mi çalışmak gerektiği hakkında fikir sahibi olunabilir.

Modelle ilgili şema aşağıda görülmektedir. Sistem diyagramına göre değişik bantlardan elde edilen görüntüler alınmıştır. Bu görüntülerin histogramları çıkarılır. Olasılık yoğunluk fonksiyonu elde edilerek buradan entropi haritaları elde edilir. Entropi haritasında en fazla bilgi verebileceği düşünülen maksimum entropiye sahip olanlar elde edilerek buna göre birleştirme işlemi yapılmıştır. Daha sonra Wiener süzgeci uygulanarak füzyon işlemi tamamlanmış olur. Yapılan füzyonun başarısını görebilmek için optik akışta kullanılan adımlar yinelenir. Özellikle birbiriyle uyumlu üst üste çakışan imgelerde bu algoritmayı uygulamak daha kolay görünmektedir. Yani elde aynı anda çekilmiş hem görsel hem de kızıl ötesi bantta iki adet yüz resmi varsa bunları bahsedilen algoritmaya taşımak biraz daha kolaydır. Bu şekilde yapılan füzyon işlemine sıkı eşleşmeli denilir. Ancak beklenen neticeleri alabilmek için algoritma ile ilgili deneylerin çoğaltılması gerekmektedir. İlgili algoritma şeması Şekil 5.12'de görülmektedir.

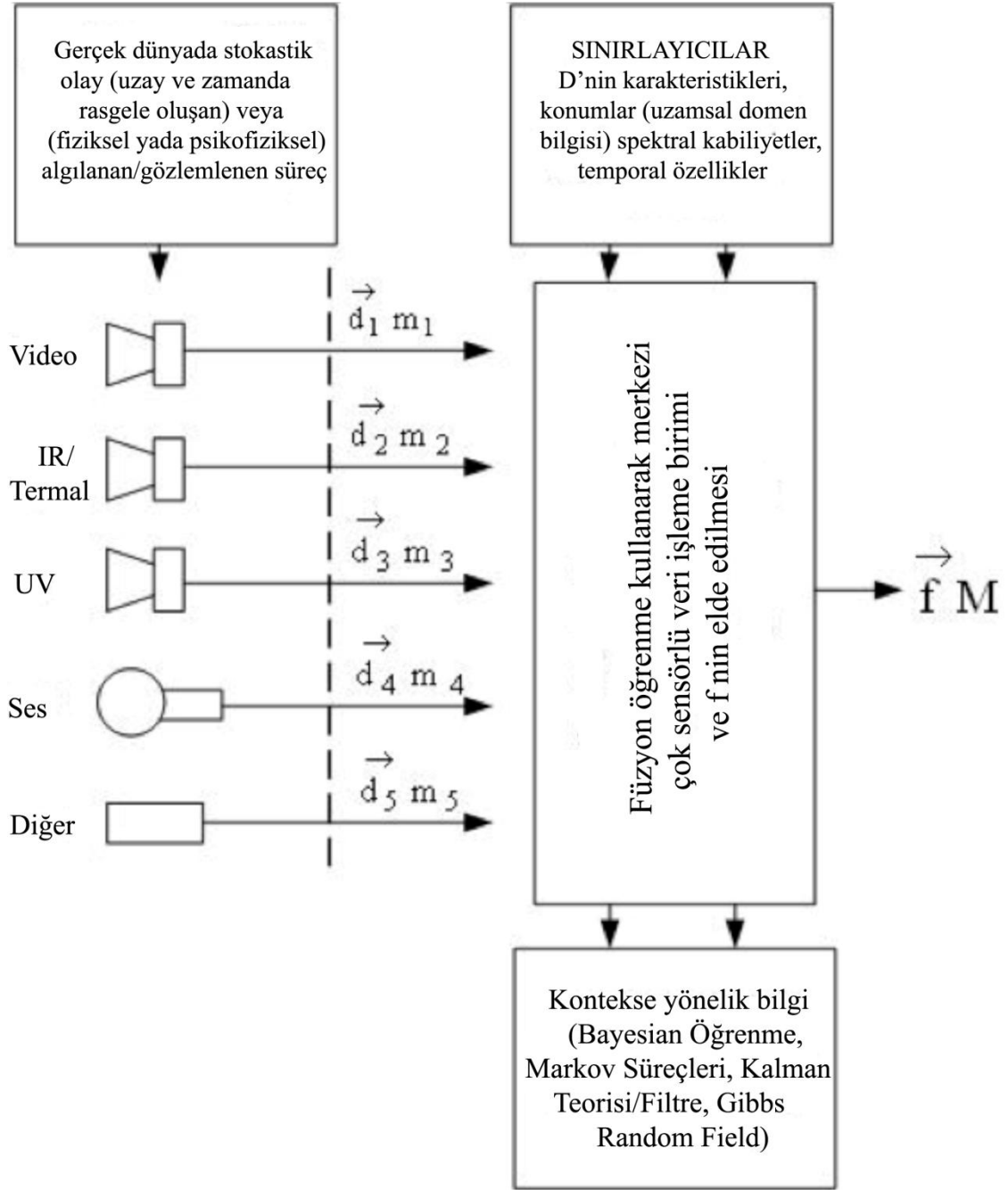
Aynı algoritmanın güvenli sürüş için uygulanabileceği diğer bir alan ise bir biriyle dolaylı ilişkisi bulunan imgelerin işlenmesidir. Bu duruma gözün baktığı yörünge ile dış dünyadan elde edilebilecek haritanın bir biriyle birleştirilmesi örnek verilebilir. Bu şekilde yapılan füzyon işlemi diğerine göre biraz daha farklı olup buna “gevşek eşleşmeli” model denilir.

Öyleyse yetersiz ışıklandırma koşullarında aracın içinden veya dışından yakalanan farklı bantlardaki imgeler için deneylerden ümit verici sonuçlar elde edilmiştir. Örneğin sürücü görüntüsünü yakalamak üzere araç dışında yolda uygun bir yere sabitlenmiş biri görsel kamera ve diğeri IR olmak üzere çoklu kamera senaryoları düşünülebilir. İlk bakışta bu bir ikiz kamera sistemi gibi görünmektedir. Fakat ikiz sistemlerde kameralar gerçek insan gözü gibi aynı düzlemde sabitlenirler. Çoklu ve farklı banttaki kamera senaryosunda farklı konumlarda ve birbirine göre nispeten farklı mesafelerde yerleştirilebilirler.

Şekil 5.13’de gerçek dünyadaki tesadüfi bir olayın ya da algılanan fiziksel veya psikofiziksel bir süreç bulunmaktadır. Sistemde çok duyargalı girişler vardır. Optimizasyon için enerji denklemini yazmadan önce sınırlayıcıların dikkate alınması gerekir. Merkezi çok duyargalı veri işleme biriminin bir girişi olarak Bayesian Öğrenme, Markov Süreçleri, Kalman Teorisi ve Gibbs Random Fields bulunmaktadır. Buna göre çıkış şeklindeki gibi elde edilebilir. Sistemdeki ilgi alanlarının ROI bilinmesi halinde entropiler (5.23) eşitliğindeki gibi yazılabilir. Genelleştirilmiş denklem ise (5.26) eşitliğinde verilmiştir.



Şekil 5.12 Günişiğı ve kızıl ötesi bantlarda imgelerin “sıkı eşleşmeli” modele göre füzyon akış şeması



Şekil 5.13 Veri füzyonu sistem şeması

$$J = \frac{H(ROI)}{H(ROI_1) + H(ROI_2) + H(ROI_3) + H(Background)} + \frac{H(ROI_2)}{\sum H} + \frac{H(ROI_3)}{\sum H} \quad (5.23)$$

$$\sum H = H(ROI_1) + H(ROI_2) + H(ROI_3) + H(Background) \quad (5.24)$$

$$J = J_1 + J_2 + J_3 \quad (5.25)$$

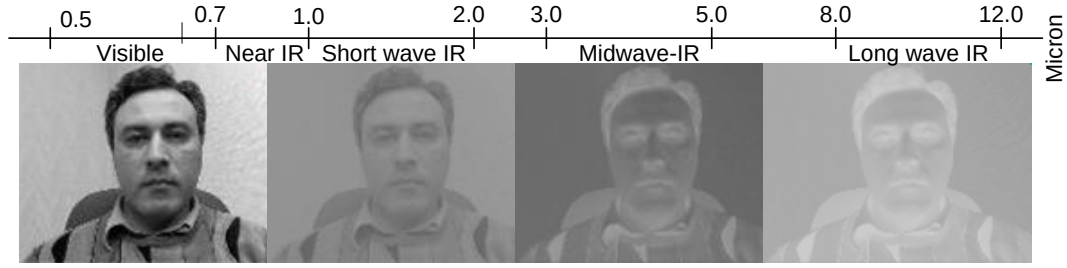
$$J = \frac{\sum PDF(I) \ln \frac{1}{pdf(I)}}{\sum_p pdf(I) \ln \frac{1}{pdf(I)} + \sum_B pdf(I) \ln \frac{1}{pdf(I)}} \quad (5.26)$$

$$f = \{ROI_1 + ROI_2 + ROI_3\} \quad (5.27)$$

Bir ısı kamerada yüzle ilgili ayrıntıların nasıl kaybolduğu Şekil 5.14'deki temsili resimde açıkça görülmektedir. Görsel dalga boyundaki görüntüden uzun dalga (8-12 mikron arası) görüntülere giderken yüz üzerindeki bazı ayrıntıların kaybolduğu gözden kaçmamalıdır. Şekil 5.15'de yüzdeki özellik bölgeleri olan ağız, gözler, burun ve kaşlar konumlarını korumakla birlikte göz bakışını anlayabilmenin zorlaştığı açıkça görülmektedir. Bununla birlikte kafa yönelimini elde edebilmek için değişik bantlarda elde edilen bu görüntülerin füzyona uğratarak sonuçtaki görüntülerin optik akışlarına bakarak hareket düzlemleri elde edilecek ve performansları tartışılacaktır.

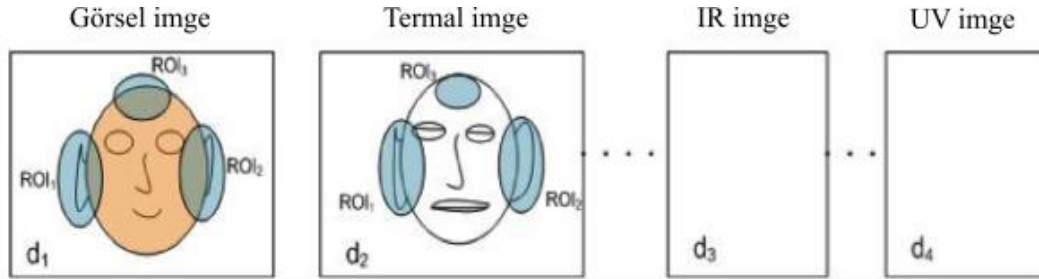


Şekil 5.14 Sürücünün psikolojisi için temsili ısı imge



Şekil 5.15 Çok bantlı yüz image gösterimleri

Çok duyargalı imgelerde değişik ilgi alanları için temsili veri füzyonu şeması Şekil 5.16’da görülmektedir. Çok duyargalı imgelerde Şekil 5.13’de görüldüğü gibi ROI’ları dikkate alarak iki şekilde veri füzyonu gerçekleştirilebilir.



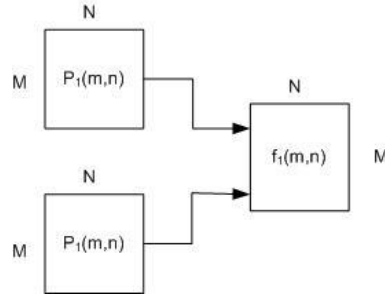
Şekil 5.16 Çok duyargalı imgelerde değişik ROI ler için veri füzyonu

Zayıf eşleşmeli veri füzyonu;

$$E(f) = \int \int \alpha_1 (d_1 - D_1(f)) + \alpha_2 (d_2 - D_2(f))^2 dx dy \quad (5.28)$$

Güçlü eşleşmeli veri füzyonu (MRF-Markov Random Field);

$$E(f_i, l_i) = \sum_i \{f_i - d_i\}^2 + \lambda \sum \{f_{i+1} - f_i\}(1 - l_i) + \mu \sum l_i \quad (5.29)$$



Şekil 5.17 Veri füzyonunda hata

LMSE hata değerleri (5.29) ve (5.30) eşitliklerinde görülmektedir. Aritmetik ortalamaları alındığında en küçük ortalama karesel hata elde edilmiş olur;

$$LMSE_1 = \frac{1}{MN} \sum_m \sum_n [f(m,n) - P_1(m,n)]^2 \quad (5.30)$$

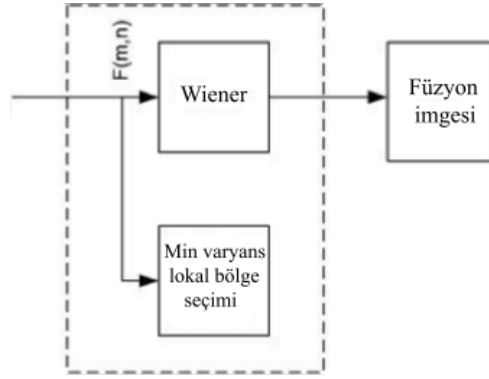
$$LMSE_2 = \frac{1}{MN} \sum_m \sum_n [f(m,n) - P_2(m,n)]^2 \quad (5.31)$$

$$LMSE = \frac{1}{2} (LMSE_1 + LMSE_2) \quad (5.32)$$

$$H_d = H_1(m,n;I_1,t) - H(m,n;I_1,t+1) \quad (5.33)$$

Entropilerde fark (5.33) eşitliğindeki gibi alınabilir. (5.34) eşitliğinde görüldüğü gibi entropiyi maksimum yapan değerler elde edilir ve daha sonra Wiener süzgeci uygulanır (Şekil 5.18).

$$H = H_1 \left\{ (m,n;I_1), H_2(m,n;I_2), \dots, H_j(m,n;I_j), \dots, H_k(m,n;I_k), j = 1 \dots k \right\} \left| F(m,n) = P_i \left\{ \begin{matrix} \max \\ \arg i \end{matrix} \right\} \{H\} \right. \quad (5.34)$$



Şekil 5.18 Wiener Süzgeci uygulanması

$$W(u,v) = \frac{S_f(u,v)}{S_f(u,v) + S_n(u,v)} \Big|_{\min \sigma} \quad (5.35)$$

burada,

$$S_f(u,v) = F(R(m,n)) \quad (5.36a)$$

olup,

$$R(u,v) = E \{ F(m,n;i,j) F(m,n;k,l) \} \quad (5.36b)$$

oto korelasyon fonksiyonudur. Bu çalışmanın devamında sıkı bağlı ve gevşek bağlı modellere çok duyarlı imge verilerinden gelen bilgiler kullanılarak sonuçlar elde edildikten sonra optik akış için uygun olup olmadığı daha açık olarak anlaşılabılır. Ayrıca biri sürücüye bakan diğeri ise yolu gözlemleyen iki kamera yerleştirilerek elde edilen verilerden zor bir problem olan gevşek bağlı modele göre füzyon denenerek olasılıksal bir tahmin sonucu elde edilebilir.

5.5. Sürüş Ortamı Verileri Elde Edilmesinde Güçlük Yaratın Çevre Koşulları

Sürücü davranışının incelenmesi için kullanılan kameralar ve dış dünya hakkında bilgi elde etmek için araç dışını gözleyen kameralar olmak üzere sürüş ortamına ilişkin görsel veriler iki şekilde alınabilir. Sürücü destek sistemi olduğu göz önünde bulundurulduğunda hem iç hem de dışarıdaki kameraların fazla yer kaplamaması ve yüksek maliyet getirmemesi gerekir.

Kameralarda kullanılan merceklerle elde edilebilecek bakış açısı ise önem taşımaktadır. Bazı çalışmalarda geniş bakış açısı elde etmek için balıkgözü kameralar kullanılmaktadır [4]. Aracın titreşim yapması halinde çok iyi sonuç alınmayabilir. Bu sebeple kullanılan kameranın optik stabiliteye sahip olması iyi sonuç verir. Bu mümkün değilse sayısal stabiliteden faydalanılması gerekmektedir. Arkalan sürüş ortamında sürekli değişim göstermektedir. Hem imgeler hem de ışık her an değişime uğrayabilir. Dolayısıyla ön panele konulacak kameradan elde edilen görüntüde bu sorunun dikkate alınması gerekir. Gündüz koşullarında güneşin konumuna göre dış ortamda ışık yansımaları olabilir. Aynı şekilde gece ise Şekil 5.19'da görüldüğü gibi karşı, yan, arka vasıtalarından gelen yansımalar mevcuttur. Dolayısıyla geliştirilecek sistemin ışık duyarlı olmaması gerekir. Ayrıca yağışlı, rüzgarlı, sisli, karlı gibi dış hava koşulları sürekli değişkendir. Özellikle dış kameralar bu ortamlardan doğrudan fiziksel olarak da etkilenebilir. Her koşulda kullanılan duyarganın bir an için devre dışı kalabileceğinin de dikkate alınması gerekebilir. Bu sebeple yetkin bir sistem geliştirirken maliyetin yanı sıra işlenmek için alınan verilerin birbirini tamamlayıcı olması önem taşımaktadır. Örneğin sadece yol sesi, şerit takibi, yol kayganlığı, direksiyon açısı, hızlanma, aracı gün içi kullanım zamanı, sürüş müddeti, araç hızı, bakış, yüz solgunluğu, göz altı morarmalar, dış sıcaklık, nem oranı, kalp atışları, oksijen doyumu ve araç oksijen kullanım oranları, motor devri, sürücü pozisyonu, sürücü refleks verileri gibi sürüş güvenliğinde önem taşıyan risk unsurlarının birbirini tamamlayıcı olarak kullanılması gerekir. Bir an için görsel verilerin kaybolması halinde araç halen seyir halinde olacağı için direksiyon dönme açısı, yol sesi, radar bilgileri gibi diğer parametrelerin sistemin kararlı çalışmasını sağlayacak şekilde tasarlanması gerekir.



Şekil 5.19 Gece koşullarında araç dışı görünüm

Şekil 5.19’da gece koşullarında elde edilmiş görüntüler görülmektedir. Burada şerit takibi yapılarak zayıf kuplaj modeli gerçekleştirilebilir. Gözün bakış yörüngesi ile şeritlerin takip ettiği yörünge sentetik olarak birleştirilip füzyon denenebilir. Böylece sapma konusunda bir tahmin gerçekleştirilebilir. Yorgun sürücü ile dinç sürücü arasında füzyondan sonra elde edilen olasılık değerleri farklılık gösterecektir.



Şekil 5.20 Gündüz ışığında dışarıdan alınan görüntülerde camdaki yansımalar

Şekil 5.20’de gündüz ışığında dış kamera ile elde edilmiş araç görüntüsü görülmektedir. Aracın alt sol camına dikkat edilirse, tablo gibi bir gökyüzü yansıması görülmektedir. Buna göre dış kameralar ile gözlem yapıldığında gece koşullarında karşıdan gelen ışıklar ve gölgelere karşılık gündüz de istenmeyen yansımalar görülebilir. Buna göre dış duyarganın aracın içi hakkında bilgi alabilmek için doğru seçilmesi gerekir. Ayrıca araç içinden yeterince ayrıntı alabilmek için eğricik gibi bir süzgeç uygulanabilir.

5.6. İkiz İmge Çiftlerinin Alınması

Araç için bir alternatif olarak gerekli ikiz imge çifti görüntüsü elde etmek amacıyla düşük kaliteli USB kameralar kullanılmaktadır. Standart USB kameralar gelişmiş kameralara göre oldukça düşük çözünürlüğe sahiptir. Gerçek zamanlı görüntüler OpenCV’deki yerleşik fonksiyonlar sayesinde alınmıştır.



Şekil 5.21 Deneylerde kullanılan ikiz düzenek

Kurulu sistem, maliyeti düşük web-kameralar ile çalışmaktadır. Kullanılan Logitech USB kameralar çok daha hesaplı ve taşınabilir özelliğe sahiptir. Gerçek zamanlı saniyede 30 çerçeve alabilmeleri ise avantaj olarak görülebilir.

5.7. Kamera Kalibrasyonu

Kamera kalibrasyonu ve poz tahmini, üç boyutlu bilgisayarla görüdeki önem taşıyan konulardır. İkiz görü, hareketten yapı çıkarma, robot takibi ve değişim algılama gibi pek çok görü problemiyle yakından ilgilidir [246,247,248,249,250,251]. Kamera kalibrasyonu, kalibre

edilmemiş bir kamera için model tahminidir. Burada amaç dış (bir dünya koordinat sistemine göre pozisyon ve yönelim) ve iç (asal noktası ya da görüntü merkezi, odak uzaklığı ve distorsiyon katsayıları) gibi parametrelerin bulunmasıdır. Perspektif izdüşümlü kamera modelleri 3B nesne uzayındaki noktaların koordinatlarını 2B görüntü koordinatlarına haritalar [252]. Buna mukabil 2B görüntü koordinat sistemini esas alarak 3B nesne uzayından geçen ve karşılık düşen bakış doğrultusunu bulmak üzere perspektif izdüşümlü bir model kullanılabilir. Perspektif izdüşüm için farklı modeller önerilmektedir [249,253,254]. En çok kullanılan ve uygulama alanına sahip olan kamera modellerinden biri Tsai tarafından önerilendir [249]. Pek çok yapay görü uygulamasında kameranın kalibre edildiği kabul edilir. Bu ise kameranın iç parametrelerine ilişkin modelin elde mevcut olduğu manasına gelir. Bu model üretici tarafından sağlanır ya da genellikle bir satranç tahtasının kullanıldığı bilinen bir hedef kullanılarak hesaplanabilir [247,255]. Poz tahmini denilen bu durum için duyarlık analizi gibi başka yöntemler de bulunmaktadır [248].

2B görüntü noktalarının 3B manzara noktalarındaki karşılığını bulma işlemi genellikle, bir kamera modeli kabul ederek ve kamera kalibrasyonu yapılarak gerçekleştirilir [256]. İlk olarak 2B ve 3B noktalardan oluşan temsili bir dizi arasında karşılık bulunur. Daha sonra bu verilere en iyi denk düşen kamera modelinin parametreleri elde edilir.



Şekil 5.22 Dünya, kamera ve görüntü koordinat sistemleriyle ilgili parametreler [257]

Bilinen bazı dış parametreler X, Y ve Z eksenini ötelemeleri ve dönmesi olup iç parametreler ise görüntü merkezi, kalın/ince/pinhole lens odak mesafeleri, lens distorsiyon katsayıları ile en-boy oranıdır. Bazı kalibrasyon teknikleri 3B bilgilerine ihtiyaç duyar [258], bazıları Euclidean bilgiyle ikiz geometriyi hesaplamak üzere görüntüler arasındaki karşılıkları kullanır ve diğerleri de kamera hareketini kontrol eder ya da sınırlar. Bir cismin tanımlanmasından önceki ilk süreç kamera parametrelerinin bulunmasıdır. Kalibrasyon cismi

manzarasından ve belirli bir kamerayla alınan imgeden elde edilen eşleştirmeler kamera kalibrasyon matrisini verir.

5.8. Kalibrasyon Hedefinin ve Manzara Nesnelerinin Belirlenmesi

Mevcut nesneleri ölçerek veya yeni nesneler üreterek, kalibrasyon hedefinin ve manzaradaki nesnelerin 3B yapısı mümkün mertebe en iyi çözünürlükte belirlenmelidir (milimetrik ya da milimetreden küçük olacak şekilde). Kalibrasyon hedefi belli kıstasları sağlamalıdır [256]. Fakat sadece hedef nesnesini değil arkalandaki dokulu alanlar dahil görüntünün tamamını ideal olarak süpürmesi istenir. Bunu yapmanın en kolay yolu, imgenin tamamını kaplayacak düz ya da konkav bir hedef kullanmak ve manzaradaki nesneleri görüntülerken bu hedefi arkasında bırakmaktır. İyi bir kalibrasyon hedefi belirleme ve tanıma yazılımı tasarım maliyetini azaltmanın en iyi yolu modelleri laboratuvar şartlarında oluşturmak ve lens parametrelerini dışarıdaki görüntüye benzetim yapacak şekilde ayarlamaktır. Görüntülenmekte olan manzaradan daha küçük bir kalibrasyon hedefi kullanarak ve sadece aslına uygun belli noktalar alarak makul sonuçlar elde edilebilir.

5.8.1. Kalibrasyon Görüntüsünün Alınması

Kalibrasyon işleminin vazgeçilmez bir parçası, kalibrasyon hedefine ilişkin görüntülerin alınmasıdır [256]. Kalibrasyon görüntüsünün alınmasından önce, manzara görüntülerinin manzaraya ait istenen özellikleri doğru bir şekilde yansıtacağından emin olmak üzere yerleşim kontrol edilmelidir. Işıklandırma seviyeleri belirlenmiş, kamera parametreleri ayarlanmış (diyafram açıklığı, pozlandırma süresi, odak uzaklığı vs.), nesneler yerleştirilmiş ve bir miktar örnek görüntü alınmış (hem manzara görüntüsü olan hem de olmayan nesneler) olmalıdır. Kalibrasyon görüntüsünü almadan önce böyle bir prova yapılmasıyla birlikte, toplanan verilerin veri kümesi manzara görüntüsüyle aynı koşullar altında ayarlanmalıdır. Veri kümesinde kaç görüntü olduğu önemli değildir. Bazı hedef öznitelik noktalarının tüm bakış açılarından görülür olması gerekmektedir. Takip edilmesi zorunlu olan iç görüntü çakıştırmasını kolaylaştırmak için mümkünse hedef bir yerde sabitlenmelidir. Kalibrasyon parametreleri bir kez makul bir hassasiyette hesaplanınca gerçek manzara nesnelerindeki görüntüler alınabilir.

5.8.2. Düzlemsel Hedef

Kamera kalibrasyon tekniklerinin çoğu imgelerden 2B özellik noktalarının güvenilir bir şekilde çıkarılmasına bağlıdır. Ayrıca dünyadaki pek çok özelliğin konumlandırılmasını gerektirir. Endüstriyel uygulamaların genellikle kalibrasyon esnasında manzara ortamının düzenlenmesine olanak sağlaması nedeniyle, aşağıdaki sınırlamalar kullanılarak bir hedefin belirlenmesi ve konumlandırılması yaygın bir yöntemdir [256]:

- Hedef pek çok özellik noktası bulundurmaldır.
- Bu noktalar, görüntüleme yapıldığında kameranın görüş alanının her tarafına dağılacaktır.
- Noktalar, temel görüntü işleme teknikleriyle kolayca konumlandırılabilir.
- Özellik noktalarının 3B konumları, yüksek bir hassasiyette bilinmektedir.

Başarılı bir kalibrasyon işlemi, düzlemsel bir satranç tahtası hedefinden oluşan en az beş görüntü çifti gerektirmektedir [259]. 8.5x11 inç lik sayfa boyutundaki standart bir kağıda (ya da A4 kağıda) hedefin çıktısı alınır. Yazıcı seçenekleri 1:1 ölçeğinde ayarlanmalıdır (“sayfaya sığdır” işaretlenirse görüntü uzayabilir ya da kısalabilir). Çıktısı alınan görüntü sert bir tahtaya ya da pano gibi düz bir nesneye yapıştırılır. İkiz düzeneklerinin çoğu tek sayfalık bir kağıda sığan standart bir hedef ile kalibre edilebilir. Hedef, her iki görüntüde de görünecek kadar kameradan uzağa yerleştirilmelidir.

5.8.3. Düzlemsel Hedef Yerleşimi

Kalibrasyon görüntü takımındaki düzlemsel hedefin yerleşimi, kalibrasyon sonuçlarının istendiği gibi çıkmasında kritik önem taşır. Hedef görüntü takımının iyi bir şekilde yakalanmasına ilişkin bazı ipuçları aşağıda sıralanmıştır [259];

1. Her bir kameradaki görüntünün büyük bir bölümü hedefle doldurulmaya çalışılır. Bu, çok farklı aralıklardaki köşe özelliklerini verecektir ve öznitelik bulucu ile kalibrasyonda tercih edilebilir.
2. Hedefin hemen hemen kenarlara paralel olduğu en az bir görüntü çiftine sahip olup bu da görüntünün büyük bir bölümüyle doldurulur. Bu kalibrasyon yordamlarının doğru görüntü distorsiyon parametrelerini bulmasına yardım eder.
3. Görüntülerin çoğunda, kameradan uzakta ya da kameraya yatmış hedef gösterilir. Böylece kareler farklı derinliklerde görünecektir. Görüntü çiftlerinde yatıklık bir kısmı düşey diğeri ise yatay olacak şekilde değiştirilir.
4. (3)'e ilaveten diğer görüntülerin bazılarında çok farklı bir derinlikte en az bir görüntü bulundurulur. Bu, (1) ile çelişmektedir. Çünkü görüntüyü kameralardan çok uzağa yerleştirmek gerekebilir.
5. Farklı görüntüler için hedef görüntülerin kenarlarından birine yakınlaştırılır.

Yakınsama ve kalibrasyondaki problemlerin çoğunun sebebi giriş görüntüleridir. İyi bir görüntü takımı, görüntü alanını kaplayacak ve yukarıda bahsedilenlere uygun olacaktır. Hedefin çok uzağa ya da yakına yerleştirilmemesi bilhassa önem taşımaktadır. Kalibrasyon yordamları on kadar görüntüyü alacaktır. Genellikle beş tane yeterlidir. Ancak iyi bir kalibrasyon yaparken bazı problemler varsa bu takdirde daha fazla görüntü girişi özellikle geniş açılı yüksek distorsiyona sahip lensler için yardımcı olabilir.

5.8.4. Öznitelik Bulma

Kalibrasyon işlemi öncelikle görüntü özelliklerini bulmalıdır. Bu özellikler, iki beyaz ve iki siyah karenin yan yana geldiği köşelerdir. Öznitelik bulucu yordamının başarısız olabileceği dört durum vardır [259];

1. Görüntü ışıklandırması zayıftır. Satranç tahtası görüntüsü solgunsa veya ışık yüzünden anlaşılmaz vaziyette ise özellik bulucu doğru bir şekilde çalışmayabilir.
2. Satranç tahtası görüntüsü çok küçüktür. Hedef, köşelerin algılanabilmesine olanak verecek şekilde görüntüde makul bir boyutta olmalıdır.

3. Satranç tahtası görüntüsü çok büyüktür. Satranç tahtasının tamamı çok yakınsa ve görüntüyü dolduruyorsa öznitelik bulucu hata yapacaktır.
4. Satranç tahtasının bazı parçaları görünmeyebilir. Öznitelik bulucu, satranç tahtasının tüm birleşim yerlerini görmelidir. Satranç tahtasının kenarları kısmen görülebilir.

Bu koşullar öznitelik bulucunun başarısız olmasına yol açıyorsa yeni bir görüntü çifti temin edilmelidir.

Web kameraları ile kalibrasyon sırasında ilk aşamada üç çeşit web kamerası kullanılmıştır. Kullanılan web kameralar kolaylıkla ulaşılabilecek ve değişik web kamera niteliklerini temsil edebilecek bir aralıkta seçilmiştir. Bu kameralar sırasıyla Philips PVC840K (CCD duyargalı), Creative Nx Ultra (CCD), Simbasi CC-310 dur.

Kalibrasyon işlemi için kalibrasyon nesnesinden değişik görüş açılarından 10'ar tane imge alındı. Kamera parametrelerini bulmak için Camera Calibration Toolbox for Matlab (CCTM) [285] ve Camcal v1.0 [286] kalibrasyon programlarından faydalanılmıştır.

Tablo 5.1 Elde edilen web kamera parametreleri (sırasıyla Camera Calibration Toolbox for Matlab ve Camcal v1.0)

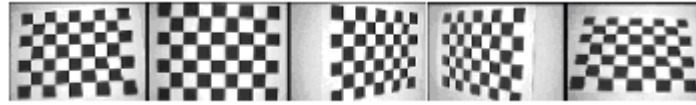
Parametre	Philips PVC840K	Creative Nx Ultra	Simbasi CC-310
<i>Odak Uzunluğu</i>	523.28113 522.66473	361.48382 260.00001	701.96993 703.21161
<i>Asal Noktası</i>	203.35271 126.33825	165.83442 124.72395	191.63228 135.20446
<i>Distorsiyon</i>	-0.25414 -0.13889 0.00257 0.00385	-0.26674 0.48088 0.00251 0.00661	-0.14324 -1.94134 0.00785 0.00489
<i>Piksel Hatası</i>	0.10454 0.09984	0.89331 0.81709	0.21536 0.21173

Parametre	Philips PVC840K	Creative Nx Ultra	Simbasi CC-310
<i>Odak Uzunluğu</i>	523.55841 523.546143	265.925596 265.479828	702.327637 702.319702
<i>Asal Noktası</i>	202.323822 129.455750	165.205200 132.885452	184.147812 135.702744
<i>Distorsiyon</i>	-0.255566 0.041061 0.006786 0.000000	-0.359339 0.122874 0.002493 0.000000	-0.264768 -0.100816 0.007417 0.000000

Tabloda verilen distorsiyon katsayıları radyal (ışınsal) mercek distorsiyonu ve teğetsel mercek distorsiyonu ile ilgili katsayılardır.

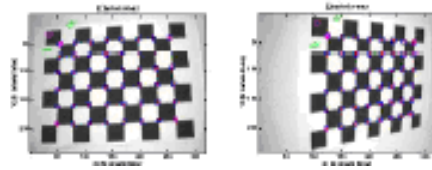
5.8.5. Philips PVC840K Web Kamera ile Kalibrasyon

İlk aşamada CCTM programı ile kameranın parametrelerini bulabilmek için kalibrasyon nesnesinden 10 adet resim alınmıştır. Alınan resimlerden bir bölümü aşağıda verilmiştir. Görüldüğü üzere kalibrasyon nesnesi satranç tahtasını andırmaktadır ve her kare 28x28 mm'den oluşmaktadır.



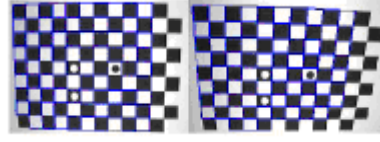
Şekil 5.23 Philips web kamerası kalibrasyon takımı

Kalibrasyon panosu siyah ve beyaz karelerden oluşmaktadır. Renkler arasındaki geçişin keskin ve distorsiyonun oldukça düşük olmasından dolayı rahatlıkla köşe tespiti yapılmıştır. Bu web kamera için değişik kalibrasyon programlarından testler yapılmış ve oldukça yakın sonuçlar aldığı gözlenmiştir.

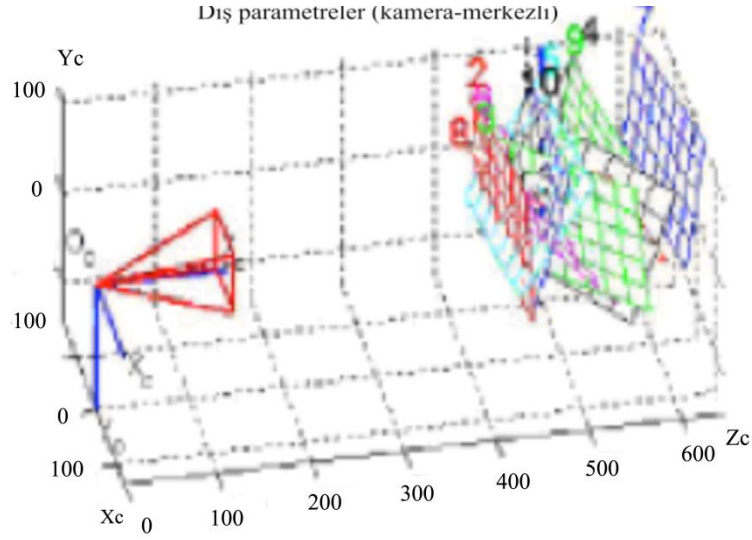


Şekil 5.24 Kalibrasyon programı tarafından yapılan köşe tespiti

Yukarıda, eldeki imge gurubundan 2 imge verilmiştir. İmgelere dikkat edildiğinde tüm köşelerin doğru bir şekilde tespit edilebildiği gözlemlenebilir. CamCal kalibrasyon programı ile elde edilen sonuçların diğerine çok yakın olması yapılan kalibrasyon işleminin sağlıklı olduğu anlamına gelebilir. Aşağıda CamCal kalibrasyon nesnesinden alınan 10 resimden 2 tanesi verilmiştir. Kalibrasyon nesnesinden alınan fotoğraftaki bazı bölgelerin fazla distorsiyona uğraması sebebiyle şekildeki kalibrasyon nesnesinde bulunan tüm karelerin tespit edilemediği görülmektedir.

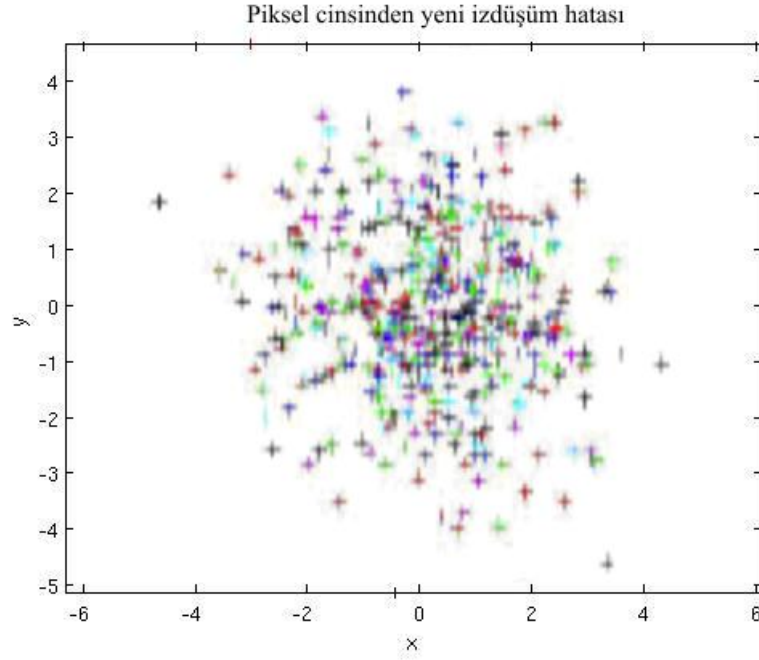


Şekil 5.25 CamCal programı ile kalibrasyon nesnesinde bulunan karelerin tespiti



Şekil 5.26 Kamera merkezli kalibrasyon nesnesinden alınan fotoğrafların pozisyonları

Yukarıdaki grafikte alınan resimlerin kamera merkezli olarak poz bilgileri verilmiştir. Grafikte 10 tane değişik renkte ızgara bulunmaktadır. Her ızgara 3 boyutlu olarak bir resmin kamera karşısında nasıl bir şekilde durarak görüntülendiğini belirtmektedir. Şekil 5.26'daki grafikte de görüldüğü gibi resimler kameraya değişik uzaklıklarda ve değişik açılardan alınmıştır.

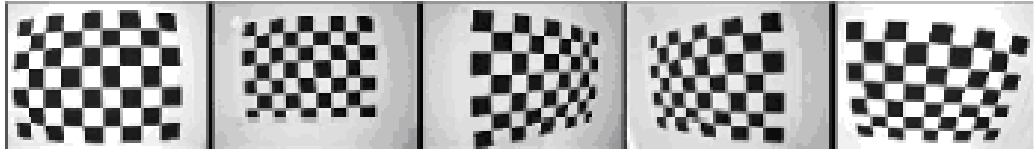


Şekil 5.27 Piksel hata dağılımı

Şekil 5.27'deki grafikte piksel hata dağılımları verilmektedir. Piksel hata dağılımı kalibrasyon nesnesinde köşe çıkarımında yanlış tespit edilen köşe noktalarını temsil etmektedir. Piksel hatasının yüksek olması yapılan kalibrasyon işleminde elde edilen sonuçların hassas olmadığı anlamına gelebilir.

5.8.6. Creative Nx Ultra Web Kamera ile Kalibrasyon

Creative Nx Ultra web kamerası sırasında oldukça problem yaşandı. Yapılan deneylerde distorsiyon ve piksel hatasının oldukça yüksek olduğu gözlemlendi. Alınan resim gurubuna bakıldığında distorsiyon etkisi açıkça görülebilir.



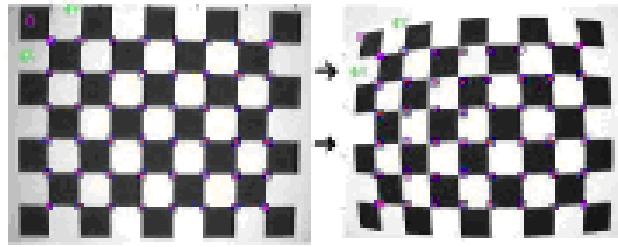
Şekil 5.28 Creative Nx Ultra web kamerası kalibrasyon takımı

Distorsiyon ve piksel hatasının çok yüksek olduğu, bulunan parametrelerde kendini göstermektedir. Aşağıdaki şekilde de görüldüğü gibi yüksek distorsiyondan dolayı CamCal programı kalibrasyon nesnesindeki tüm kareler için çıkarımda bulunamamıştır.



Şekil 5.29 Kalibrasyon nesnesinde kare tespiti

En küçük odak uzaklığının Creative Nx Ultra’da olduğu görülmektedir. Buna göre görüş açısı en büyük olan web kameranın Creative Nx Ultra olduğu söylenebilir. Creative Nx Ultra’da uygun olarak tasarlanan mercek ve kısa tutulan odak uzaklığı sayesinde 78 derecelik bir alan görüntülenebilmektedir. Ancak bu olay distorsiyonu ve piksel hatasını oldukça artırmaktadır. Kalibrasyon için kullanılan satranç tahtası biçimindeki kalibrasyon nesnesinde bulunan kareler daireye benzer şekil almaktadır. Kalibrasyon programlarının Creative web kamera için karelerin köşe tespitinde güçlük çektiği açıkça görülmektedir. Şekil 5.30’da solda bulunan resim Philips PVC840K ve sağdaki resim Creative Nx Ultra web kamerası ile alınmıştır.



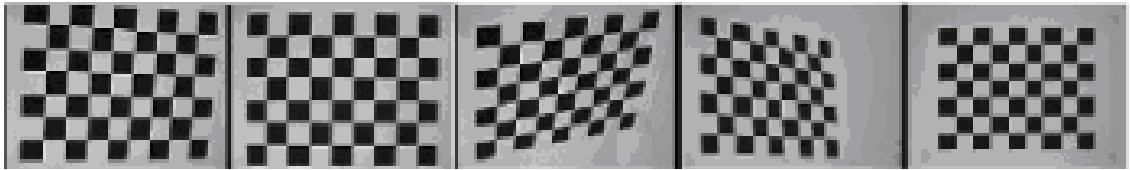
Şekil 5.30 Philips PVC840K ve Creative Nx Ultra web kameralarından alınan görüntüler ve köşe çıkarımı

Ancak resimlerin ikisi de aynı ortam ve görüş açısında çekilmesine rağmen sağdaki resim sanki ovalin bir yüzünden çekilmiş gibi bir izlenim vermektedir. Sağdaki resim oldukça iyi bir

perspektifte alınmasına rağmen karelerin köşeleri bulunurken problemler yaşanmıştır. Bu tür problemler bulunan parametrelerin güvenilirliğini düşürmektedir.

5.8.7. Simbasi CC-310 Web Kamera ile Kalibrasyon

Simbasi CC-310 CMOS duyargalı olduğundan görüntüdeki netliğin CCD duyargalara göre oldukça düşük olduğu gözlemlenebilir. Kalibrasyon nesnesindeki siyah ve beyaz kareler arasındaki geçiş oldukça yumuşak şekilde dağıldığından tam olarak köşe noktasının tespiti güçleşmekte ve bu durum da sonuçlara olan güvenirliliği azaltmaktadır.



Şekil 5.31 Simbasi CC-310 web kamerası kalibrasyon takımı

5.8.8. Tartışmalar

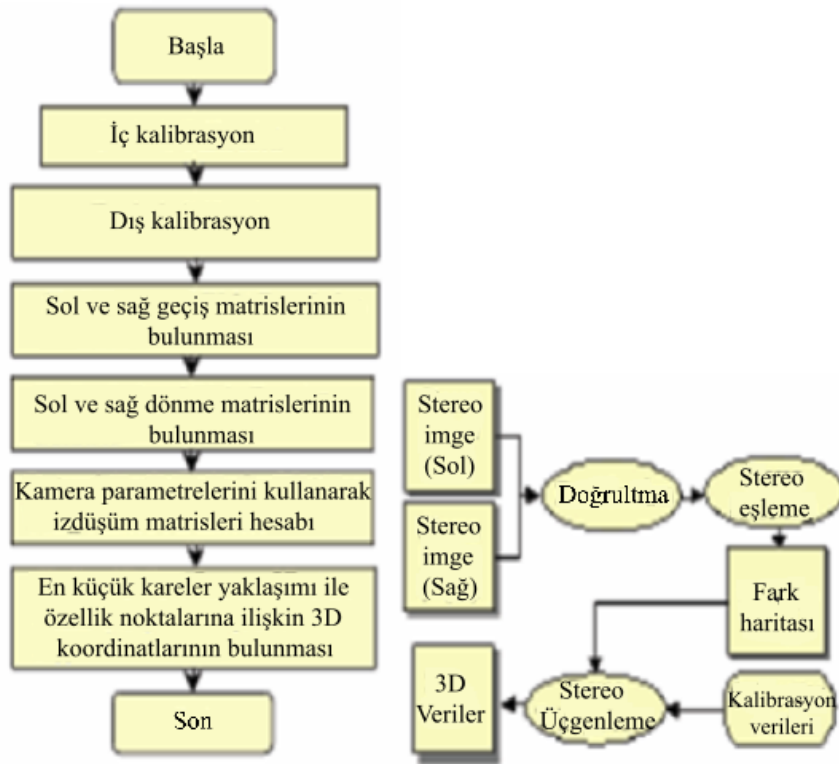
Değişik web kameralar ile yapılan deneylerde önemli sonuçlar elde edilmiştir. Alınan görüntüdeki hassasiyet açısından CCD duyargaya sahip web kameralarının önde olduğu bilinmektedir. Ancak ikiz çalışmalar için görüntü kalitesinin yanında distorsiyon ve piksel hata dağılımı yüksek olan web kameralarda bulunan parametrelerin güvenilir olmadığı anlaşılmıştır. Deneylerde iki kalibrasyon programı kullanılmıştır. Philips PVC840K için iki programda da neredeyse aynı sonuçlar bulunmuştur. Simbasi CC-310 için ise oldukça yakın sonuçlar alınmış ve Creative Nx Ultra için iki kalibrasyon programında da daha farklı değerler elde edilmiştir.

İkiz çalışmalarda web kameraları görüntü alabilmek için uygun aygıtlar olabilir ancak web kamerası seçimi çalışmaların ilerleyebilmesi açısından hayati öneme sahiptir. Bu tür çalışmalarda ilk çözülmesi gereken konu kalibrasyon işlemidir. İkiz görüde web kamera kullanılması halinde duyarga ve kamera seçiminin, sonucu ne kadar değiştirdiği deneylerde

açıkça görülmüştür. Ayrıca kalibrasyon hedefiyle ilgili düzenlemeler de ikiz gözü çalışmalarının başarımını büyük ölçüde etkilemektedir.

5.9. Algoritma

Yoğun ikiz hesaplarıyla ilgili bilinen adımlar üzerine olan ayrıntıların çoğu burada yer almamaktadır. Deneylerde iki kameradan görüntü alınmıştır. İç ve dış kamera kalibrasyon parametreleri elde edilmiş ve önerilen sistemin ilk adımlarında izdüşüm matrisi bulunmuştur. Kullanılan web kameralarda doğrultma işleminin ardından ikiz karşılık noktalar elde edilerek ardından fark haritasına ulaşılmıştır. Fark haritasından elde edilen gri ton bilgileri ve kalibrasyon verileri ikiz üçgenlemeye giriş olarak verilerek sonuçta üç boyutlu verilere ulaşılmış ve böylece geri çatma için gerekli bilgiler sağlanmıştır.



Şekil 5.32 Çalışmada kullanılan algoritma ve ikiz blok şeması

Nesne çerçevesinin sol kamera ile çakıştığını kabul edilsin ve (c_l, r_l) ile (c_r, r_r) sırasıyla sol ve sağ görüntü noktaları olsun. (x, y, z) üç boyutlu koordinatları sol ve sağ imgelerden perspektif izdüşümler aracılığıyla aşağıdaki gibi çözülebilir;

$$\lambda_l \begin{pmatrix} c_l \\ r_l \\ l \end{pmatrix} = W_l M_l \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \\ l \end{pmatrix} \quad \text{ve} \quad \lambda_r \begin{pmatrix} c_r \\ r_r \\ l \end{pmatrix} = W_r M_r \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \\ l \end{pmatrix} \quad (5.37)$$

Bu eşitlik 5 bilinmeyen $(x, y, z, \lambda_l, \lambda_r)$ ve 6 doğrusal denklem içerir. En küçük kareler yöntemi kullanılarak çözüm elde edilebilir. $P_l = W_l M_l$ ve $P_r = W_r M_r$ sırasıyla sol ve sağ imgeler için izdüşüm matrisini temsil ettiği düşünülürse denklemleri biraraya getirince aşağıdaki matris takımı elde edilebilir;

$$\begin{pmatrix} P_{l11} & P_{l12} & P_{l13} & -c_l & 0 \\ P_{l21} & P_{l22} & P_{l23} & -r_l & 0 \\ P_{l31} & P_{l32} & P_{l33} & -1 & 0 \\ P_{r11} & P_{r12} & P_{r13} & 0 & -c_r \\ P_{r21} & P_{r22} & P_{r23} & 0 & -r_r \\ P_{r31} & P_{r32} & P_{r33} & 0 & -1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \\ \lambda_l \\ \lambda_r \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -P_{l14} \\ -P_{l24} \\ -P_{l34} \\ -P_{r14} \\ -P_{r24} \\ -P_{r34} \end{pmatrix} \quad (5.38)$$

$AX=B$ doğrusal sistemine ilişkin en küçük kareler çözümü $X=(A^T A)^{-1} A^T B$ şeklinde verilir. Dolayısıyla 3-B koordinatlar, eşleşen iki imge noktasından elde edilir. Yukarıdaki işlem her bir piksel için ayrı ayrı yapılmalıdır. Her bir noktaya ilişkin 2B verilerden 3B verilere ulaşmak için yukarıdaki formül kullanıldı. Yukarıdaki matriste gösterildiği gibi her bir pikseli eşlemek için pek çok matrise ihtiyaç duyulmaktadır. Geri çatılmış bazı imge nesneleri Şekil 5.33’de gösterilmiştir.



Şekil 5.33 Geri çatılan imge örnekleri

5.10. Kamera Poz Tahmini

Görme esaslı 3B poz kestirimine ilişkin genel yaklaşım en uygun kamera pozisyonu yönelim verilerini (altı harici parametre) bulmaktır. Kamera iç parametreleri verildiğinde veya ilk kalibrasyondan sonra bilinmesi durumunda buna aynı zamanda mutlak yönelim problemi de denilir. Diğer algılama teknolojilerinin aksine görmeye dayalı çözümler, gerçek dünya arkanalı olarak da kullanılan aynı görüntüden doğrudan kamera pozunun kestirimini yapar. Poz kestirimi pek çok makine görme problemlerinde esas adımdır. Belli bir model referans çerçevesine göre ya da bir kamera veya bir mesafe duyargası kullanan önceki bir zamandaki nesnenin pozisyonunun ve yöneliminin kestirimidir.

3B kameradan elde edilen derinlik bilgisini kullanan bir yöntemde, genel toplam kestirim hatası büyük oranda derinlik bilgisindeki kararsızlığa ve özellik noktaları takibi hatasına bağlıdır. Bu, gerçek zamanlı 3B kamera hareket takibinde ciddi problemlere sebep olur. Öte yandan sadece geometrik bilgiyi ve izlenen özellik noktalarını kullanan bir yöntem, elimizde mutlak ölçümler olmaması yüzünden sadece ölçekli bir şekilde kamera hareketi elde edilebilir.

Buna ilaveten üçgenlemenin belirsizliği sebebiyle belli bir kamera hareketinde hareket geriye alınamaz. Kalibre edilmiş kameralardan elde edilen iki görüntü arasındaki geometrik ilişki 3×3 lük esas matrisler E harfiyle temsil edilir. E , kamera hareket parametreleri, dönme ve öteleme matrisini ihtiva eder.

Böylece E 'nin bilinmesi halinde ölçek nispetince kamera hareketleri elde edilebilir. E hesaplandıktan sonra dönme ve öteleme matrislerine ayrıştırılabilir. Netice itibariyle E 'yi SVD yöntemine göre ayırdıktan sonra toplam olarak dört farklı dönme ve geçiş matrisi bulunabilir. Bunlar arasında bir kamera ile üçgenlenmiş 3B noktaları arasında geometrik ilişki kurarak doğru dönme ve geçiş matrisini seçmek gerekmektedir.

Bu alıřmada kafa hareketi dzleminin anlařılması iin optik akıř ynteminden faydalanılmıřtır. İiz grmeye iliřkin deneyler yapılmakla birlikte srcnn arkalanında kalan grnt imgelerinin yok edilmesi dıřında ikiz grme yaklařımının diğerk adımları sisteme dahil edilmemiřtir.

6. DENEYSEL SONUÇLAR

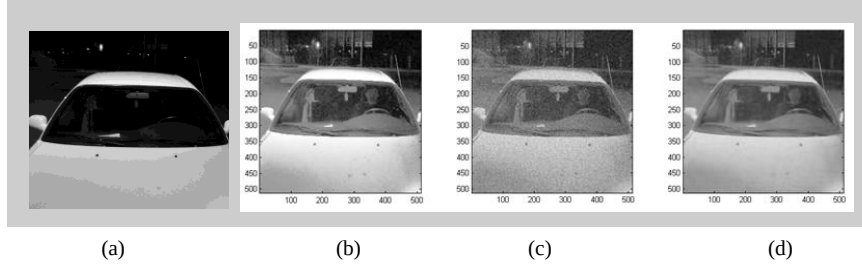
Bu bölümde sürücü yorgunluğu ve dikkatsizliğinde önem taşıdığı düşünülen kafa pozisyonu ve hareketlerinin anlaşılması amacıyla yapılan deneylerden bahsedilmektedir. Bu deneyler değişik ışık koşullarında ve kafa pozisyonları dikkate alınarak uygulanmıştır. Sürücü yüzü üzerinde ayrıntıların elde edilebilmesi amacıyla yapılan deneylerde dikkat çekici sonuçlar elde edilmiştir. Son zamanlarda yaygın olarak kullanılan eğricikler bu amaçla denendi. Burada görsel ve kızıl ötesi bantta eğricik ile klasik yöntemlerin başarısı sınanmış ve sadece araç içinden değil araç dışı kamerayla alınan imgelerde de bu yöntemin başarı gösterdiği anlaşıldı. Ayrıca aynı deneyler OSU ısı yüz veri tabanına da uygulanarak kıyas yapılmıştır.

Sürüş başlamadan önce sürücü yüzünün tanınması için mevcut sürücü veri tabanı ile karşılaştırmak üzere PCA ve HMM yöntemleri kullanılarak yüz tanıma işlemleri gerçekleştirilmiştir. Ayrıca bu işlemler iki kamerayla elde edilen fark haritasında yinelenmiş ve sürücü arkalanını saf dışı bırakmak üzere ikiz kamera çiftiyle elde edilen görüntülerden fark haritası bulunmuştur. Esas itibarıyla bir gri ton imgesi olan fark haritasında sürücü dışında kalan alanlar yok edilerek değişik ışık koşullarında sistemin nasıl çalıştığı anlaşılmıştır. Maliyeti düşük tutmak için öncelikle deneyler web-kamera ile gerçekleştirilmiştir.

Sürücü kafa takibi için tek bir kamera ile OpenCV kullanılmıştır. Kafa hareketlerindeki yönelimlerin açıları elde edilmiş ve bu verilerin analizi yapılmıştır. Daha sonra video ve tek çekim görüntüleri kullanılarak deneyler için veri tabanları hazırlanmış ve sürücü kafa hareketlerinin anlaşılabilmesi için video içerisinde video histogram farkları elde edilmiştir. Buna göre hareketin başlangıcı tespit edilmiştir. Sürücü kafa hareketi başlangıcından itibaren sürücü kafası düzlemini elde edebilmek için hareket vektörleri çıkarılmıştır. Bu amaçla optik akış şemaları çıkarılarak hareket vektörlerindeki açı histogramları elde edilmiştir. Bu histogramlara ve kafa imgesindeki değişime göre üç boyutlu düzlemdeki kafa hareketi bulunmaya çalışılmıştır. Daha sonra görsel banttaki şemalar kızıl ötesi bant için yinelenmiştir. Neticede çok duyargalı bir ortamda elde edilen görüntüleri birleştirmek suretiyle optik akış performansları hakkında fikir edinmek için Matlab yazılım paketi kullanılarak imge füzyonları gerçekleştirilmiştir.

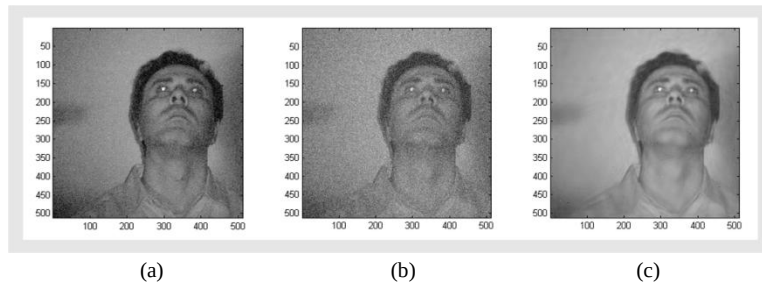
6.1. Eğricik ile Görüntü İyileştirme

Gece karanlık bir ortamda çekilen bir araç görüntüsüne eğricik görüntü iyileştirme adımları uygulandığında Şekil 6.1 (d)'deki görüntüde hem sürücünün ortaya çıktığı hem de arkalana ilişkin ayrıntıların elde edildiğini görmek mümkündür. Şekil 6.2'de yine karanlık ortamda IR kamera ile çekilen yüz görüntüleri verilmiştir.

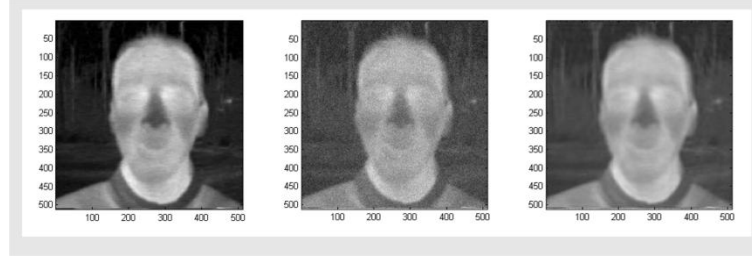


Şekil 6.1 IR kamera ile yakalanan gece sürücüsü imgesinin iyileştirilmesi, (a) orjinal imge, (b) gürültülü, (c) gürültülü imge, (d) eğricik yardımıyla iyileştirilmiş imge.

Eğricik uygulanarak elde edilen imge iyileştirmesinin sonucu Şekil 6.2-c'de açıkça görülmektedir. Isıl kamera ile elde edilmiş bir yüz görüntüsüne eğricik yöntemi uygulandığında Şekil 6.3'de görüldüğü gibi yine dikkate değer bir sonuç elde edilmiştir [260]. Böylece gerek araç içi gerekse araç dışından ve yetersiz ışık şartlarında değişik bantlar için elde edilen bu görüntülerde izlenen yöntemin başarı gösterdiği anlaşılmıştır.

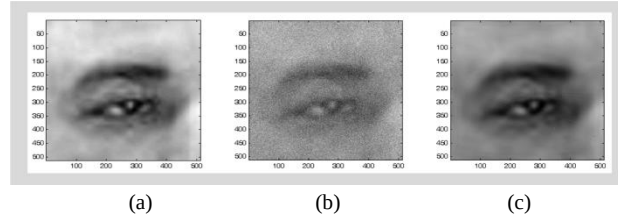


Şekil 6.2 Yorgun bir sürücüye ait eğricik esaslı iyileştirilmiş kızıl ötesi bantta elde edilmiş imge, (a) orjinal imge, (b) ön işleme, (c) eğricik yardımıyla iyileştirilmiş imge.



Şekil 6.3 Eğricik yardımıyla iyileştirilen ısı sürücü imgesi

Bu deneylerde yüz, göz, araç gibi gerekli olacağı düşünülen görüntülerde imge iyileştirmesi yapmak için çok yeni olan eğricik yöntemi Şekil 6.4'de görülen yorgun bir sürücüye ait olduğu varsayılan bir göz imgesi için de denenmiştir (Şekil 6.4).



Şekil 6.4 Yorgun bir sürücü için eğricik iyileştirmesi yapılan sol göz görüntüsü (a) orijinal imge, (b) ön işleme, (c) eğricik iyileştirmesi yapılmış imge

Göz imgesine dikkat edildiğinde göz çevresine yakın komşu piksellerden yorgunluk belirtileri anlaşılmaktadır. Göz imgesini iyileştirmek için aşağıdaki adımlar denenmiştir:

1. Gri ton göz imgesine histogram esnetme uygula,
2. I giriş imgesi için standart sapma gürültüsünü bul,
3. Giriş imgesine eğricik dönüşümü uygula ve alt bantları bul,
4. Eğricik dönüşümündeki her bir bant için standart sapma gürültü değerini hesapla,
5. Her bir bant için banda ait maksimum değeri hesapla,
6. İyileştirilmiş imgeyi düzeltilmiş eğricik katsayılarına göre geriçat.

Bazı gri tonların olmaması, düzgün dağılmayan arkanan ışık dağılımı gibi birtakım olumsuz yönleri bilinmekle birlikte deneylerde eğriciğin yanısıra klasik histogram eşitlemenin iyi bir performans gösterdiği görülmüştür. Bilhassa göz çevresindeki lezyonlara ilişkin kısımlar çok parlak arkanan için görünmez hale gelmektedir. Bir diğer bilinen dezavantaj ise histogram eşitlemenin gürültüyü artırmasıdır. Bu özellik bir sonraki adım olan lezyon bölütlemeyi zorlaştırmakta hatta lezyonu tahrip etmektedir. İmgedeki her bir pikselin sıfır

ortalama ve birim varyansa normalizasyonunu hedefleyen lokal normalizasyon da gürültüyü ciddi miktarda artırır. Aynı çalışma sürücü göz içi yorgunluk emarelerini anlamak için de yapılabilir. Bu durumda retina görüntüsüne ait kenarlar, lezyonlar ve sinirler kolayca anlaşılır ancak gürültü çok fazladır. Doğrusal bulanık maskeleme parametrelerinin doğru seçimi ile histogram eşitleme ve yerel normalizasyona göre daha iyi sonuç elde etmek mümkündür. Ancak arkalan gri dağılımı doğrusal değildir ve bulanık maskeleme arkasında daha fazla gürültü şeklinde sonuç verir.

6.2. Sürücü Yüzünü Bölütlemek ve Geriçatmak için Fark Haritasının Çıkarılması

İkiz imgelerin kullanılması hesap maliyetinin artmasına sebep olmaktadır. Buna karşılık üç boyutlu geriçatma işleminin sonuna kadar gitmeden sadece iki imgede karşılık gelen noktalar ve kalibrasyon parametrelerini kullanarak fark haritası elde edilmiştir. Fark haritasının kullanılmasıyla birden fazla kazanç elde edildi. Öncelikle arkasında kalan nesnelerin elenmesi kolaylaşmış ve arkadaki nesneler sadece bir gri ton haline dönüşmüştür. En öndeki nesnenin en açık gri ton değerine sahip olması sebebiyle uzakta kalan nesneler basit bir eşik yardımıyla ortadan kaldırılmıştır. Ayrıca fark haritası sayesinde mesafe ve poz bilgileri de elde edilmiştir.

6.2.1. Fark Haritası İşleme

Bir görüntüdeki her bir piksele ilişkin derinliğin kaydedilmesi için fark haritası ya da bir başka deyişle derinlik haritasının elde edilmesi etkin bir yöntemdir. Haritadaki her bir piksel bir görüntüdeki bilinen piksel gibidir ancak buradaki gri seviye, gri gölge ya da renk yerine noktadaki derinliğe denk gelir.

Yakın nesneler daha fazla dağılıma sahiptir ve buna fark denilir, çok uzaktaki nesneler ise birbiriyle hizada gibi dururlar. Bunlar daha düşük fark değerine sahiptirler. Aslında bu, ikiz görü algoritmalarının çalışma mantığıdır. Bilgisayar bir karşılıklı piksel arama algoritması kullanarak bir imgedeki her pikseli diğerindeki bir pikselle eşlemeye çalışır. Fark haritası imgesine eşlenmiş bir gri seviye histograma bakarak açık tonlu nesnelerin yakın, koyu tonlu nesnelerin ise uzakta olduğu söylenebilir.

Derinliği belirlemek için fark haritası üretmek üzere iki imge işlenir. Çünkü elimizde iki imge vardır ve her bir pikseldeki fark değeri bir görüntüye tekabül eder. Bu görüntüler

doğrudan kurulan ikiz kamera sisteminden elde edilir. Derinliği elde etmek için üretilen gerçek görüntü oldukça farklıdır. Fark haritası imge histogram eşleme işlemini kullanarak çok daha açık hale gelebilir. Ayrıca bir diğer avantajı da kafanın ileri geri hareketinin anlaşılmasıdır. Belli bir eşiğin altında ve üstündeki gri ton değerlerine göre kafanın geri yada yanal hareketleri anlaşılabilir.

Aşağıda görülen Matlab kodu histogram eşitleme işlemini gerçekleştirir.

```
A = imread ( 'kafa.bmp');  
data = bitand(A,255) ; % Kesirli kısmı çıkar  
A = uint8(data); % 8 bit format  
figure, imshow(A) % Histogramdan önceki imgeyi göster  
J = histeq(A); % Histogram eşitleme yap  
figure, imshow(J) % Histogram eşitlemeden sonraki imgeyi göster
```



Şekil 6.5 Orjinal yüz imgesi ve ikiz çiftten elde edilen fark görüntüsü

Şekil 6.5’de soldaki imge girişteki ikiz imgelerden elde edilmiştir. Sağdaki görüntü ise OpenCV tarafından elde edilen fark imgesidir. Daha açık alanlar yüksek farka sahip ve kameraya yakındır. Zeminden gelen sinyali yok etmek suretiyle ilgilenilen gerçek nesne tarafından üretilen çok temiz sinyaller görülebilir.

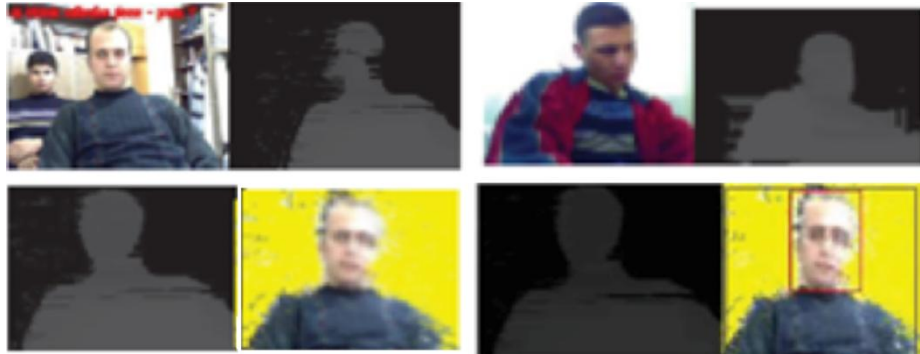
```
A = imread ( 'bvz.bmp'); % İmgeyi yükle  
k1=230; % 22 seviyesinde 1 ekle. Matlab 1 den başlar, pikseller ise sıfırdan..  
for i = 1:288 % Zemin datasını kaldır  
pixKill = find(A(i,:) < k1); % Silmek üzere satırdaki arka plan piksellerini bul  
A(i,pixKill) = 80; % Arkalanı sil  
end  
imshow(A);
```



Şekil 6.6 Gerçek sürücü yüzünü ortaya çıkarmak için bir eşik verilmesi

Daha yakın olan yüze ilişkin fark değeri yüksek görünür. Dolayısıyla sürücü yüz çerçevesinde başka yüzler gibi istenmeyen nesneler varsa kolayca yok edilebilir ve böylece Şekil 6.6'da görüldüğü gibi sürücü yüzüne odaklanılabilir. Ayrıca elde edilen nesnelerin mesafe bilgisini barındırması sebebiyle, sürücü vücudunun pozunu elde edilebilir ve çerçeveyi işleyerek sürücü hareketleri tanınabilir.

Aşağıdaki deneyde bir ikiz imge çifti alındı. Çerçeve içerisinde iki yüz ve pek çok nesne vardır. 3B kullanmadan bu çerçeve içerisindeki vücut imgesi ve istenen sürücü yüzünün bölütlenmesi zor görünmektedir. Daha önce ikiz çift kullanılarak çıkarılan fark haritasında daha yakın olan kimsenin sürücü olacağı kabul edilebilir. Daha sonra sürücünün yüzü ve vücudu 3B olarak geri çatıldı. Elde edilen imge aracılığıyla sürücü yüzü ve vücudunu lokalize etmek için damlacık renklendirme algoritması kullanıldı. Fark haritasında belli bir seviyedeki istenen veriler bu şekilde ortadan kaldırılabilir. Bununla ilgili deneylerden elde edilen örnek imgeler Şekil 6.7'de görülmektedir.



Şekil 6.7 Orjinal fark haritasından belli seviyede verilerin kaldırılması

Fark haritasında sürücü yüzü arka plan görüntülerinden kolayca bölütlenerek ayrılabilir. Çünkü sürücü arka planının derinliği fazla, sürücü yüzünün derinliği ise azdır. Bir sonraki adımda bölütlenen yüz imgesi üzerinde çalışılmıştır. Bundan sonra elde edilen bölütlenmiş fark haritası sürücü yüz tanıma aşamasında gerekli bilgileri sağlayacaktır. Elimizdeki görüntü 2B

imgeye göre çok daha zengin bilgi barındırır. Fark haritası sayesinde sürücünün pozisyonu ve duruş mesafe bilgisi de elde edilebilir. Bu yaklaşımdaki adımlar aşağıdaki gibidir;

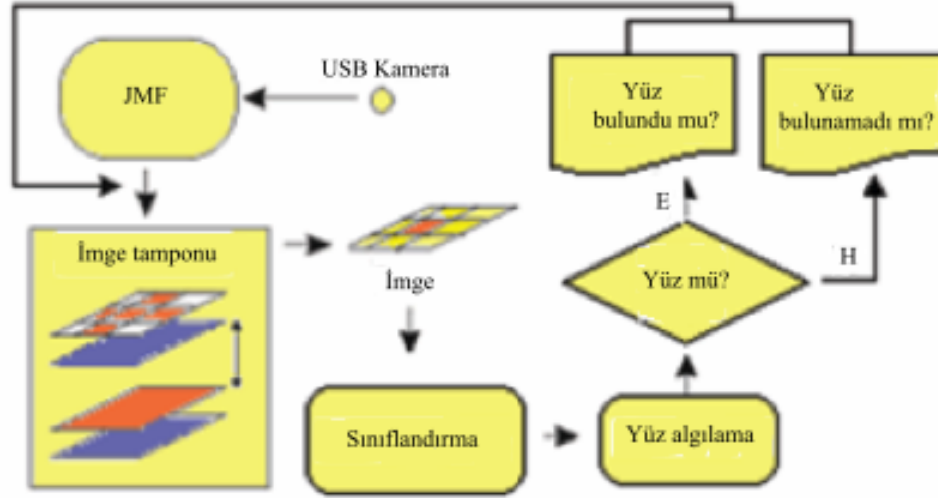
- İkiz imge çiftinin alınması
- Fark haritası çıkarılması
- Yüzü ortaya çıkarabilmek için fark haritasındaki daha düşük gri ton değerlerine sahip kısımlar eşiklenir. En önde sürücünün bulunduğu kabulüyle elde edilen gri ton imgesinin sürücü yüzü olduğu kabul edilmektedir.
- Elimizde kalan imge 2B yüz imgesi gibi kabul edilmektedir.
- İmge ile ilgili yüz ve poz tanıma işlemleri bilinen algoritmalar aracılığıyla yapılmıştır.

6.3. PCA ve HMM ile Sürücü Yüz Tanıma

Elde edilen imgenin sürücü yüzü olup olmadığının anlaşılması için OpenCV’de bulunan fonksiyonlardan faydalanılmıştır [5]. Sürücü yüzünü bu şekilde analiz etmek için PCA ve HMM yaklaşımları denenmiştir.

6.3.1. Yüz Algılama

Sürücü yüz algılama, insan bilgisayar etkileşimi alanındaki pek çok uygulamada ilk adımdır. Deri renginin modellenmesi uygun bir renk uzayının seçilmesini ve bu uzayda deri rengiyle ilgili bir kümenin tanımlanmasını gerektirir. Derideki renk tonu parlaklığa bağlıdır ve deri kümesindeki parlalıktan bağımsız hale getirmek için YC_bC_r renk uzayına dönüştürmek gerekmektedir. Bu aynı zamanda koyu ve açık tonlu deri renklerinin daha gürbüz algılanmasına olanak tanır. Şekil 3.4’deki algoritmada görüldüğü gibi tek kamera ile yakalanan yüz imgeleri JMF (Java Media Framework) arayüzü kullanılarak Java’da yazılmıştır. Böylece tek kamera ve ikiz kameralarla elde edilecek sonuçlar JMF ve Microsoft DirectShow arayüzlerinde denenerek performansları mukayese edilmiştir. Yapılan çalışmalarda JMF’nin çift kamerayla elde edilen imgelerde yetersiz olduğu anlaşılmış ve ikiz kamera çifti için OpenCV’nin de desteklediği Microsoft DirectShow arayüzü kullanılmıştır.



Şekil 6.8 Yüz algılama algoritması

6.3.2. Yüz Tanıma Algoritmaları

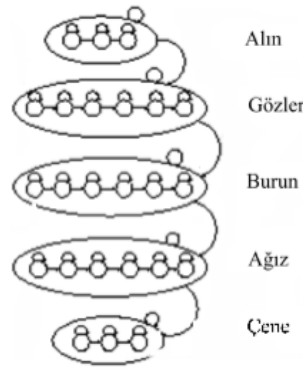
Yüz tanıma ile ilgili bazı yaklaşımlar aşağıdaki gibidir;

- Geometrik öznitelik esaslı yöntemler
- Şablon esaslı yöntemler
- Model tabanlı yöntemler
- Özyüz analizi (PCA)
- Hidden Markov Modelleri (HMM)

6.3.3. Hidden Markov Model Tabanlı Algoritmalar

HMM öz yüzlere benzerdir. Karakteristiklere ilişkin küme, aynı yüze ait bir imge takımından alınarak saklanmıştır. Bir başka resimdeki yüzün eşleşip eşleşmediğini karşılaştırmak için bu imge takımı kullanılır. Ön yüze ait yüz özellikleri saç, alın, gözler, burun ve ağızdan oluşur. Bu özellikler doğal bir sırada üstten aşağıya ortaya çıkar. Dolayısıyla tek boyutlu bir HMM kullanıp bu bölgelerden her birini bir duruma atayarak bir yüz görüntüsü modellenebilir.

Durumların kendileri doğrudan gözlenebilir ve gözlem vektörleri istatistiksel olarak HMM nin durumuna bağlıdır. Bu vektörler imgenin üstünden alta doğru sırasıyla çıkartılan L satırlarından elde edilir. 2B HMM'nin gerçek zamanlı yüz tanıma için çok kompleks olması sebebiyle bütünleşik HMM kullanılır. Bütünleşik HMM, iki Ayrık Kosinüs Dönüşümünden (DCT) oluşan gözlem vektörlerini kullanır. DCT, imgeyi görsel kalitesine göre farklı önemde parçalara veya alt-çalışma bantlarına ayırmaya yardım eder.

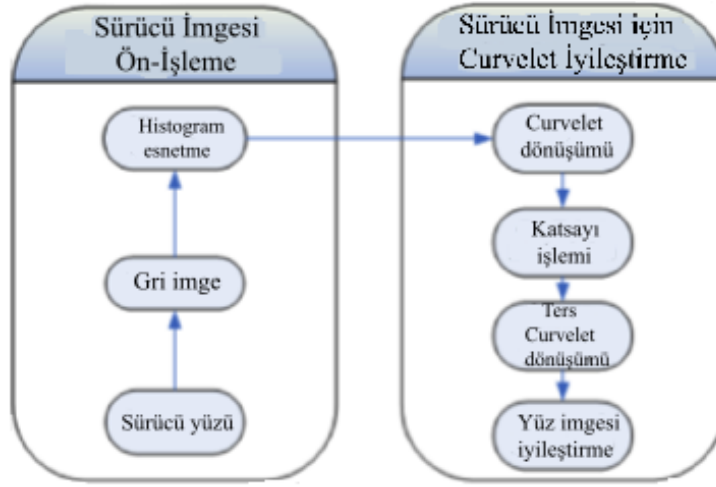


Şekil 6.9 Yüz tanıma için bütünleşik HMM modeli

HMM, gözlemlenemeyen sonlu sayıda duruma sahip bir Markov zinciridir. Bu durumlar bir takım gözlem vektörüyle ilgili bir olasılık dağılımına sahiptir. HMM'i karakterize etmek için gerekli öğeler aşağıdaki gibidir:

- Durum geçiş olasılık matrisi.
- Başlangıç durum olasılık dağılımı.
- Her bir durum için gözlemlerle ilgili olasılık yoğunluk fonksiyonu.

Bütünleşik HMM: Her bir durumun tek boyutlu HMM halinde düşünülmesi, bütünleşik durumlar boyunca süper durumlu bir bütünleşik HMM modeli haline getirir. Süper durumlar verileri üstten alta tek yönde modeller. Bütünleşik durumlar verileri bir başka yönde (sol-sağ) modeller. Bir süper durumdan bir diğerine geçiş mümkün değildir. Dolayısıyla buna bütünleşik HMM denilmektedir.



Şekil 6.10 İmge örnekleri için uygulanan işlem şeması

Şekil 6.10’da işlem için akış şeması görülmektedir. İlk olarak kameradan alınan yüz görüntüleri RGB den gri tona çevrilir. Ön iyileştirme için gri imgeye histogram esnetme, daha sonra eğricik dönüşümü uygulanır. Burada ilk adım olarak etkili olmasına rağmen histogram eşitleme kullanılmamaktadır. İdeal olarak histogram eşitleme piksel dağılımını düzenleyerek imge karışıklığını iyileştirmelidir. Böylece düzgün bir dağılım elde edilir. Ancak, imge işlemeden sonra bazı gri tonların kaybedilmesi sebebiyle lezyon sezimi için çok önemli olan bilginin büyük bir bölümü bu yöntemde kaybedilir.

6.3.4. Yüz Tanıma için Bütünleşik HMM

Yüz tanıma bütünleşik HMM’e göre gerçekleştirildi. Bütünleşik HMM yaklaşımı Markov zincirindeki gözlem vektörlerini ve durumları etkin bir şekilde kullanır.

Markov zincirleri: Bir takım durumdan oluşan S olasılığının hesaplanmasıdır. t ye göre, X_t random değişkeninin Markov özelliğini sağlaması halinde $\{X_t|t=1,2,...\}$ şeklindeki tesadüfi süreç bir Markov zinciridir.

Gözlem vektörleri: $P \times L$ penceresi M satır dikey ve Q sütun yatay olarak bitişik pencereler arasında üst üste gelerek imgeyi soldan sağa ve üstten aşağıya doğru tarar. Gözlem vektörlerinin boyutu = $P \times L$ dir [14]. Işıklandırmadaki değişiklikler ve gürültü sebebiyle piksel değerleri gürbüz özellikleri temsil etmez. Her bir imge bloğunda iki boyutlu DCT

katsayılar (düşük frekanslı bileşenler, genellikle 6 katsayı) bulunur. Bu, gözlem vektörünün boyutunun büyük miktarda düşmesine yardım eder. Bütünleşik HMM kullanılarak yüz tanıma gerçekleştirilmiştir. Böylece alınan yüz imgesi veri tabanındaki yüz görüntüleriyle eşleştirilerek doğru tanıma gerçekleştirilmiş oldu (Şekil 6.11).



Şekil 6.11 HMM kullanarak yüz tanıma örnekleri

6.3.5. PCA Algoritması

PCA algoritmasında veri tabanında yeralan yüz görüntüleri ilk olarak öz yüzlere çevrilir. Daha sonra veritabanındaki anlamlı imgeler ve mevcut imge hesaplanıp deney setiyle karşılaştırılır. Böylece ağırlığı en yakın olan imgenin istenen imge olduğuna karar verilir. PCA'daki ana adımlar temel olarak aşağıdaki gibidir:

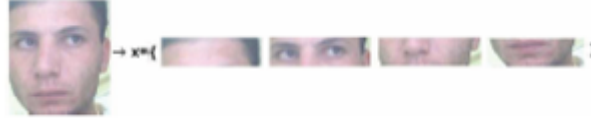
- a. Karmaşık bir imgenin bölütlenmesi.
- b. Yüzden bazı çıkarımlar yapılması. İki adımda gerçekleştirilebilir; tüm görüntüyü esas alan bazı öznitelikler (karakteristik özellikler) ve kısmi özellikler (gözler, burun, saç).
- c. Karar.

Tablo 6.1 PCA algoritmasında çözünürlük etkisi

Çözünürlük	Tanıma oranı	Özvektör sayısı (%95 üzeri özdeğerler)
16*16	0.19	44
32*32	0.57	47
64*64	0.83	49
120*120	0.93	49

Tablo 6.1’de görüldüğü gibi uygulanan PCA algoritması ile yüz tanıma oranı çözünürlüğe bağlı olarak artmıştır. 120x120 çözünürlüğünde tanıma oranı %93 lere kadar çıkmaktadır. Deneylerde tanıma oranını yükseltmek için 160x190 lık imgeler kullanılmıştır.

Bir yüzün vektör olarak ifade edilmesi: Bir yüz imgesi bir vektör olarak ifade edilebilir. Örneğin bir yüz imgesi en-boy oranı kadar piksel bileşenlerine sahiptir.



Şekil 6.12 Yüz imgesinden yüz vektör çıkarımı

Bilindiği gibi yüz bölümleri birbirine geometrik olarak benzerdir. Dolayısıyla bu benzerlik vektörlerin hesaplanmasına ve birbirlerine yaklaşmasına yardımcı olur. Hedef, yüzü temsil eden en yakın vektörü hesaplamaktır. Yapılan deneyde 10 kişinin imgeleri 160x190 lık bir en boy oranında 5 farklı pozisyon ve mesafede alınmış ve daha sonra bunlar deney test seti için bir veritabanı olarak kaydedilmiştir. İlk aşamada, bazı yüz imgeleri kullanılarak PCA algoritması test edilerek avantaj ve dezavantajları anlaşılmıştır. Gürültü oranı, çözünürlük gibi imgeyle ilgili bazı etkenlerin PCA algoritmasının başarımına etki ettiği görülmüştür. Daha sonra PCA algoritması gerçek zamanlı dizin içerisinde test edilmiştir. A algoritmasına has bazı şartları yerine getirmesi halinde hata oranının minimuma gittiği görülmüştür. Bu belli yüz imgeleri JPEG grafik formatı şeklinde disk içerisinde tutulmuştur. Daha sonra gerçek zamandaki görüntüler üzerindeki yüzlerin boyutları ve lokalizasyonu elde edilmiştir.

Alınan yeni imge ile veri tabanındaki mevcut imgeleri karşılaştırarak tanıma işlemi gerçekleştirilmiş ve deney sonucunun tatmin edici ve doğru olduğu gözlenmiştir. Deneydeki esas zorluk veritabanında yer alan imgeler ile gerçek zamanlı yakalanan imgelerin aynı çözünürlükte olmasıdır. Şekil 6.13'deki resimlerde PCA algoritmasının kullanıldığı bazı örnekler gösterilmiştir. Şekilde görüldüğü gibi yakalanan imgenin çok gürültülü olmasına rağmen sonucun doğruluğu tatmin edicidir. Dolayısıyla bu, PCA algoritmasına ilişkin performansın daha iyi olduğunu gösterir.



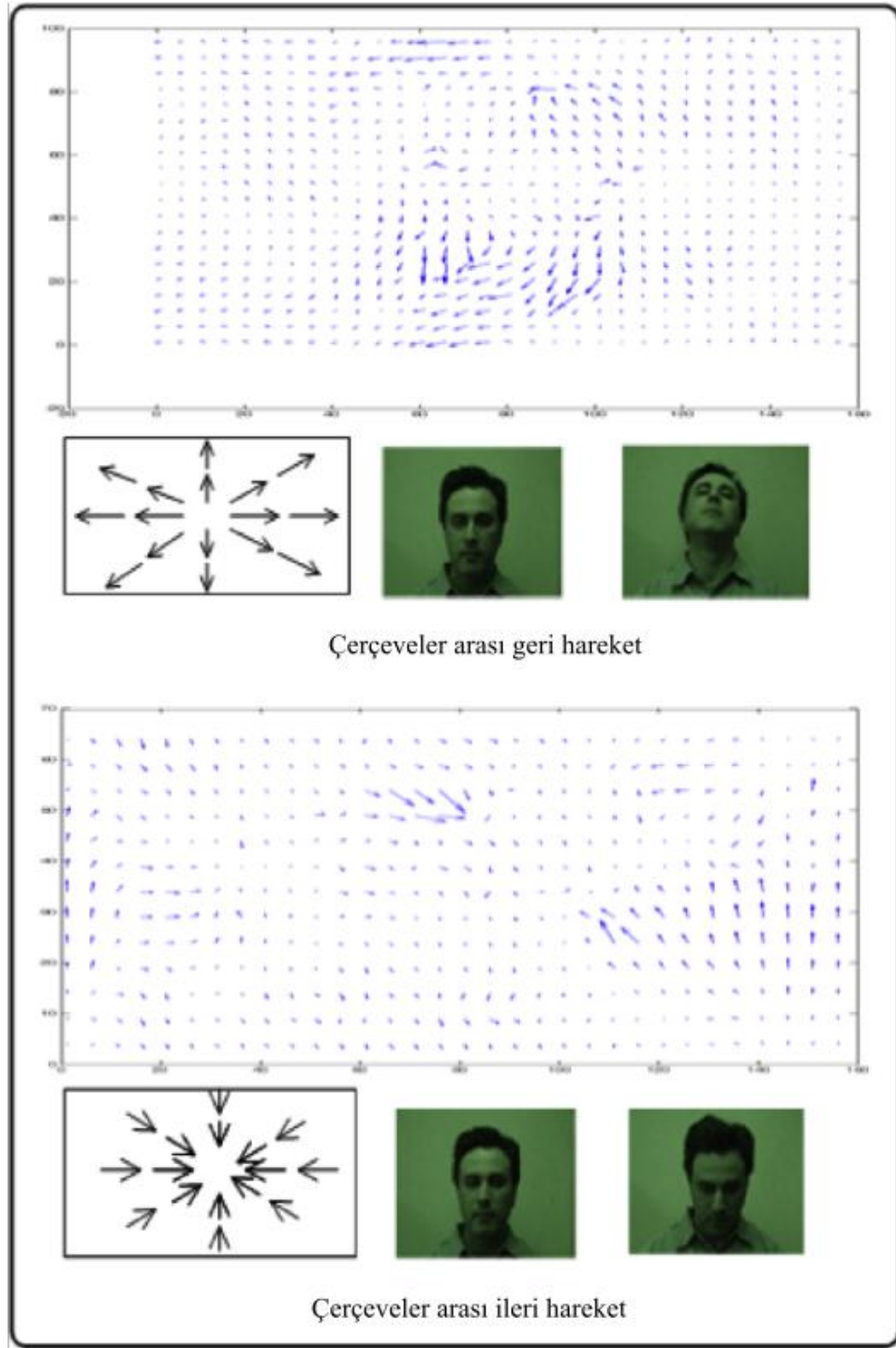
Şekil 6.13 Yüz konumu algılama ve tanıma

Deneylerde araç içerisinde değişik özellik ve boyutlarda web kameralar kullanılarak bunların performans karakteristikleri elde edilmeye çalışılmıştır.

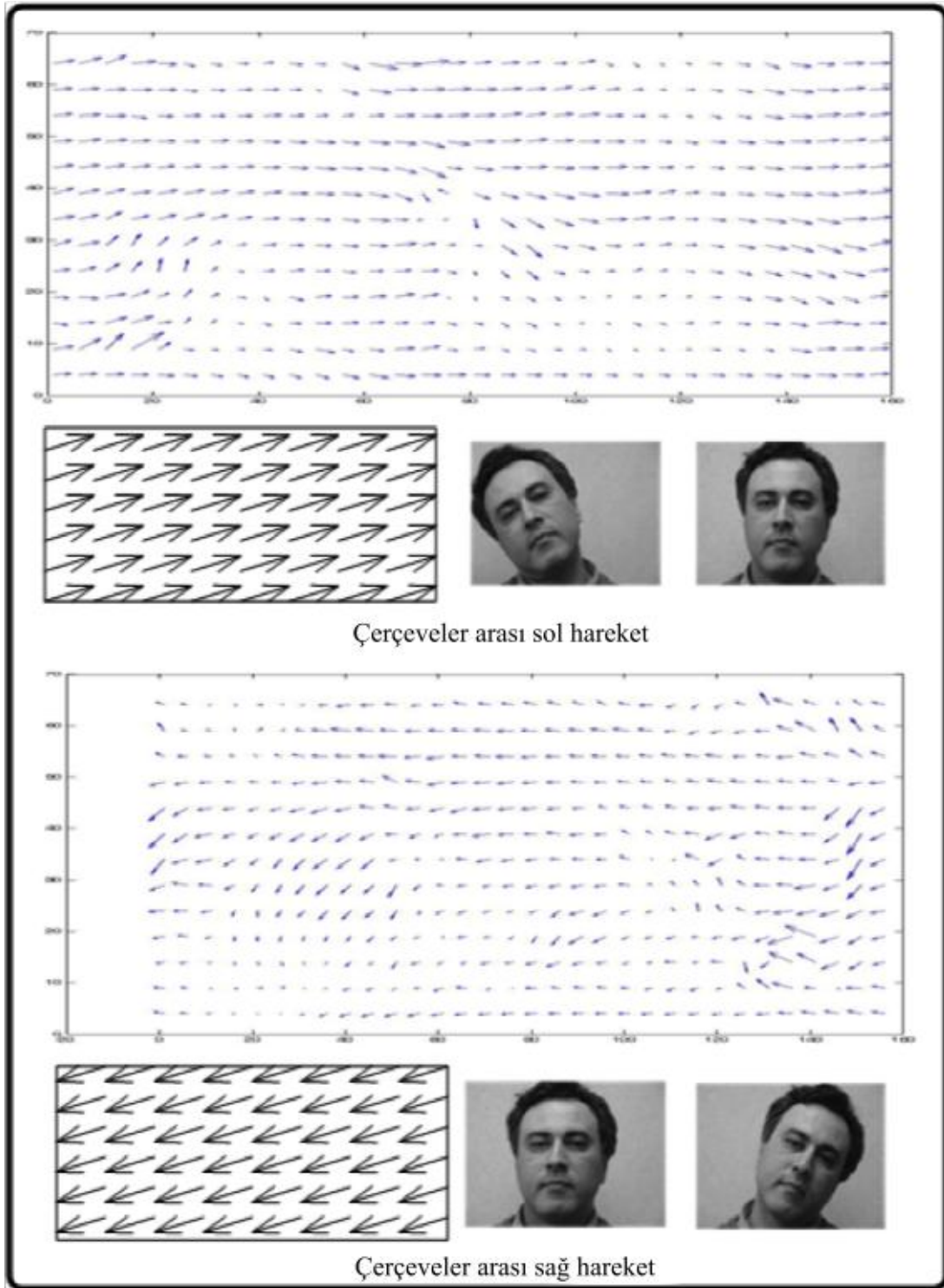
İnsan yüzü için bütünleşik HMM modeli kullanımı yüz yapısına göre doğrulanır ve büyük çapta yönelim, mimik ve yüz görünümünden bağımsızdır. Bütünleşik HMM'nin kullanımı tek boyutlu HMM ile klasik öz yüz yöntemini tanıma düzeyini %10 oranında artırır.

6.4. Optik Akış Kullanarak Kafa Yönelimi Düzleminin Elde Edilmesi

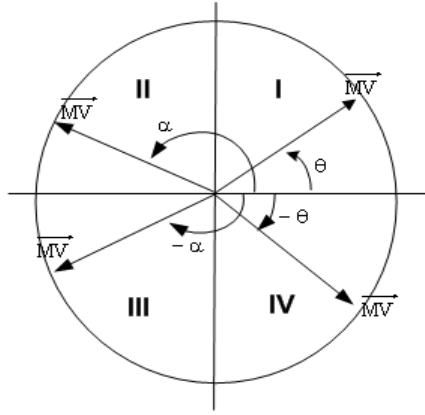
Sistem sürücü durumunu gözlemlerken kafa açısına ait tüm veriler bir veritabanında tutulur. Görsel ve kızıl ötesi kafa veritabanlarından elde edilen optik akış görüntüleri Şekil 6.14 ve 6.15'de görülmektedir. Şekil 6.14'deki yüz imgeleri kızıl ötesi kamera ile alınmış ve ideal merceklemeye için optik akış şablonu yüz görüntülerinin sol tarafında verilmiştir. İdeal şablon ile hesaplanan optik akışların karşılaştırılması halinde kızıl ötesi görüntülerden ileri ve geri hareketlerin elde edilebileceği anlaşılmaktadır. Aynı şekilde Şekil 6.15'deki imgeler ise görsel kamera ile alınmış ve elde edilen optik akışın ideale benzediği görülmektedir.



Şekil 6.14 IR kamera kullanarak geri-ileri yönlü kafa hareketleri için örnek optik akışlar

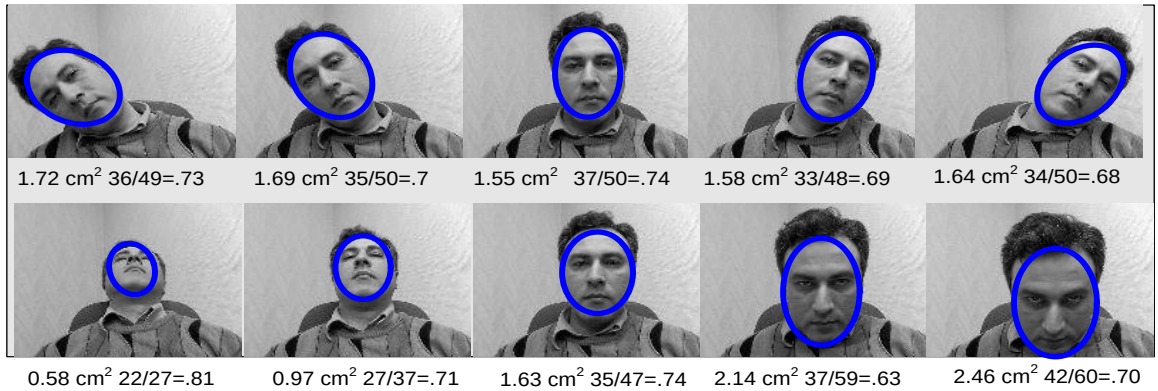


Şekil 6.15 Video kamera kullanarak sol-sağ yönlü kafa hareketleri için optik akış (perspektif imge düzleminde)



Şekil 6.16 Birim çemberde hareket vektörü açı gösterimi

Birim çember Şekil 6.16'daki gibi ele alınırsa kafa sol tarafa dönerken hareket vektör açıları baskın bir şekilde sağa döner ve açılar birim çemberin birinci ve dördüncü kadranda yer alır. Dolayısıyla IV'üncü kadrant açıları, 0 ve -90 arasındaki negatif açılar olarak gösterilebilir. Böylece histogram çubukları Şekil 6.16-a'da görüldüğü gibi sıfır derece etrafında toplanır. Kafa sağ tarafa dönerken hareket vektörü açılarının ikinci ve üçüncü kadranda yer alması sebebiyle histogram çubukları (-180) ile (+180) arasında düzgün dağılır. Hareket vektörlerinin yönelimleri yaklaşma için baskın olarak çember merkezinden dışarıya doğrudur (ileri kafa hareketi) ve uzaklaşma için ise merkezden dışı doğrudur (geri yönlü kafa hareketi). Böylece, hareket vektörü açıları hem ileri hem de geri yönlü kafa hareketi için hemen hemen doğrusaldır ve bunların histogram çubuklarının dağılımları da ilk bakışta birbirine benzerlik gösterir.



Şekil 6.17 Yanal (sol-sağ) hareket ile uzaklaşma ve yaklaşma (geri ve ileri) hareket için örnek çerçeveler

Sürücü yüz hareketleri değişimlerini gösterebilmek için Şekil 6.17’de istenen hareketleri temsil eden çerçeveler seçildi. Üst çerçeveler ileri geri hareketleri, alttaki çerçeveler ise geri ve ileri hareketlere ait örnek çerçeveleri temsil etmektedir. Yanal hareket histogramlar aracılığıyla elde edilebilir. Şekil 6.18-(a) ve (b)’ye ilişkin histogramlardaki varyanslar birbirinden farklıdır. Dolayısıyla varyans ilk histogramda referansa göre daha küçük, ikincisinde ise daha büyüktür. Birim çerçeve içerisinde 360 derece boyunca hareket vektörlerinin dağılması sebebiyle standart sapma Şekil 6.18-(c) ve (d)’de birbirine benzerlik gösterir. O yüzden ileri ve geri hareketi birbirinden ayırabilmek çok kolay değildir. Öyleyse dikey (öne arkaya) kafa hareketlerini anlamak için başka bir ölçüme ihtiyaç vardır. Geri yönlü hareketin uzaklaşma, ileri yönlü hareketin ise yaklaşma olarak tanımlanması halinde bu hareket yönünün anlaşılmasında belirleyici bir ölçü sağlayacaktır. İleri yönde harekette kafa referans imgesinden daha fazla alan kaplar ve bu ise yaklaşma hareketi olarak bilinmektedir. Kafa alanı gittikçe küçülüyorsa bunun anlamı baskın hareket geriye doğrudur. Sürücü kafa hareketlerinin anlaşılmasında kullanılan algoritma aşağıda görülmektedir.

Sürücü kafa hareketi sezimleme algoritması:

Video girişi

Sürücü kafasının algılanması

Sürekli video histogram farkları yöntemini kullanarak kafa hareketinin algılanması

A1-Optik akış kullanarak kafa hareketi elde edilmesi

Kafa hareketi yönünün belirlenmesi

Sürücü kafa alanı değişimi ve MV açıları belli bir eşikten büyük mü veya yüz alanı eşit ve varyans belli bir eşikten küçük mü?

Eğer küçük (LT) ise: Sol veya sağ kafa hareketi

Optik akış histogram açısı için standart sapma > eşik ise;

Evet: Sol hareket : A2’ye git

Hayır: Sağ hareket : A2’ye git

Eğer büyük (BT) ise: Geri veya ileri hareket

En-boy oranı/kafa alanı artacak mı azalacak mı (ART, AZ)

“ART” ise ileri yönlü kafa hareketi : A2’ye git

“AZ” ise geri yönlü hareket : A2’ye git

A2-Hareket yönü bulundu ve kafa hareketi yörüngesini tahmin et

Hareket yönü değişti mi?

Evet ise : A1'e git

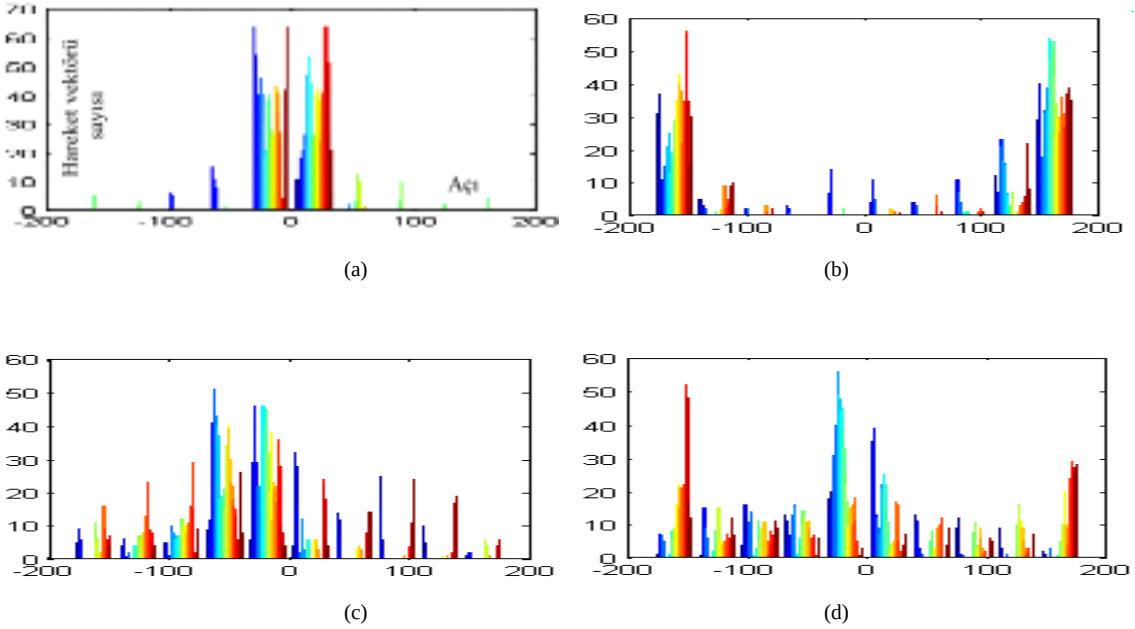
Hayır ise : Tahmin sonuçlarını aynı yörüngeyle birleştir

Sürücü durumu ile ilgili karar

Hareket yönünü belirleyebilmek için bir eşik ihtiyacı vardır. Dolayısıyla baskın düzlem bulunabilir ve daha sonra bu düzlemdeki yüz takibi çok daha kolay olacaktır. Sürücü kafa hareketi yönelimini sezinlemek için çıkarılan parametrelere uyarlamalı eşik uygulanır. Her bir çerçeve için eşikler aşağıdaki gibi belirlenebilir.

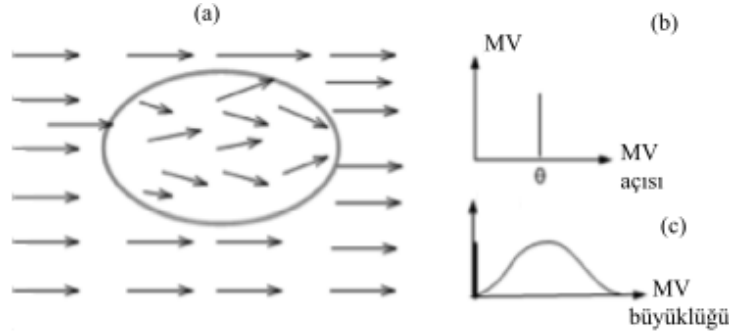
$$T = \mu + \alpha \sigma \quad (6.1)$$

Burada μ ve σ sırasıyla hareket vektör açılarına ilişkin ortalama ve standart sapmadır. α belirlenecek deneysel bir parametredir.



Şekil 6.18 Kafa hareketleri için hareket vektörü açı histogramları (a) sol, (b) sağ, (c) geri ve (d) ileri yönler

Sol-sağ hareket tespiti: Algılanan çekim peryodu içerisindeki en büyük çubuk indislerinin çoğunluğunu dikkate alarak sezimlenen yanal/dikey yönü saptanabilir. İdeal bir yanal kafa hareketi örüntüsü ovalin dışında Şekil 6.19-(a)'da gösterilmektedir. Şekil 6.19'un sağ tarafı bu ideal yanal hareket için pozitif yatay eksene göre her bir θ açısına karşılık hareket vektörlerinin sayısını göstermektedir. Şekil 6.18-a ve 6.18-b'de görüldüğü gibi her bir çerçeve için hareket histogramları hesaplanır. Daha sonra hareket vektörleri açı histogramının varyansı elde edilir. Şekil 6.19-b'deki gibi ideal darbe olması halinde varyans çok küçük olacaktır. Varyans λ_p gibi bir eşikten küçükse bunun manası sürücü sola ya da sağa hareket etmiş demektir. Dolayısıyla bu durum yanal hareket olarak kabul edilebilir.



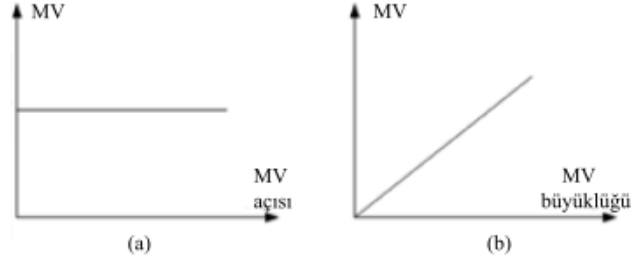
Şekil 6.19 (a) İdeal ve gerçek yanal hareket vektörleri gösterimleri, (b) hareket vektörü sayısına karşılık hareket vektörü açısı ve (c) hareket vektörü büyüklüğü

Çoğu durumda sürücü kafası dışında önemli bir nesne hareketi bulunmaz. Bir başka deyişle kafa hareketlerinde pek çok sıfır hareketler yer almaktadır. Bu durumda ideal yanal hareket histogramı Şekil 6.19-c'ye göre düzenlenmelidir. Dolayısıyla varyans ve histogram hesaplarında tüm sıfır hareket vektörleri elenebilir. Şekil 6.20'de bir başka deneyden örnekler görülmektedir.



Şekil 6.20 Farklı kafa hareketleri için hazırlanan veritabanı örnekleri

İleri-geri hareket algılama: İdeal büyütme örüntüleri Şekil 6.19’da verilmiştir. İdeal büyütme için Şekil 6.21-a pozitif yatay eksene göre her bir θ açısı için hareket vektörlerinin sayısını ifade eder. Diğer taraftan Şekil 6.21-b ise aynı büyütme için hareket vektörlerinin büyüklüğüne karşılık hareket vektörleri sayısını temsil etmektedir. Şekil 6.21-a ve b’de gösterilen hareket vektörleri her bir çerçeve için hesaplanır.



Şekil 6.21 (a) Hareket vektörleri açısı histogramı ve (b) ideal merceklemeye için hareket vektörü sayısına karşılık hareket vektörü büyüklüğü

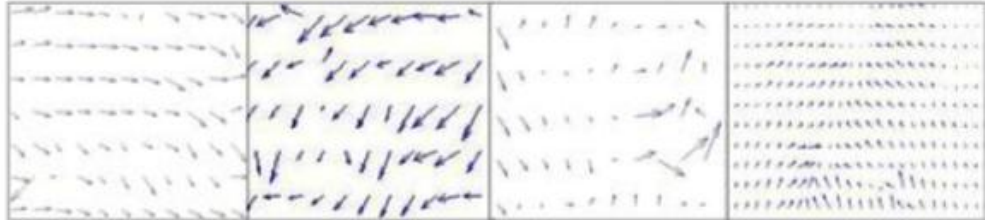
Histogramlar bulunduktan sonra açı histogramına ilişkin varyans kolayca hesaplanabilir. Şekil 6.21-a’daki gibi hareket vektörünün düz olması halinde varyans çok yüksek olacaktır. Varyansın δz gibi bir eşik değerinden daha yüksek olması halinde bir kafada bir zoom gerçekleştiği kabul edilir. Burada tek bir video kamera girişi kabul ediliyor ve sentetik 3B sürücü kafa deplasmanı algısı yaratılmaya çalışılmaktadır. Sürücü kafa pozisyonu ve yönelimindeki değişimlerin 3B zaman-uzamsal bir hacim yaratması sebebiyle model parametreleri, görüntü gri ton ve imge modalitesinden bağımsızdır.

Şekil 6.22’de değişik sürücüler için üç boyutlu düzlemde kafa hareketlerini anlayabilmek için elde edilmiş veritabanı örnekleri görülmektedir. Şekil 6.23’de ise gün ışığında ve kızıl ötesi kamera ile elde edilen veritabanlarına ilişkin optik akış örnekleri verilmiştir. Örnekte sırasıyla sol, sağ, geri ve ileri hareketler açıkça görülmektedir.



Şekil 6.22 Analiz için farklı düzlemlere izdüşürülmüş yorgun sürücülere ait IR yüz imge örnekleri

IR-yüz hareketi için optik akışlar
Sol, sağ, geri ve ileri (sırasıyla soldan sağa)



Görsel yüz hareketi için optik akışlar



Şekil 6.23 IR ve görsel kafa hareketleri için optik akış deney örnekleri

6.5. Füzyon İmgelerinde Kafa Hareketlerinin Anlaşılması için Deneyler

Farklı bantlarda yakalanan imgeler muhtemelen farklı görünümlere, arkanan yansımalarına, biçime, perspektife, farklı boyuta vs. sahip olacaklardır. İmgelerdeki benzerliği artırmak için ölçekleme, döndürme, süzme ve yer değiştirme gibi imgeler üzerinde bir takım doğrultma yöntemleri kullanabilirler. İmgeler üzerinde ne kadar çakışma yapılırsa o kadar istenen sonuca ulaşılabilir ve bunun anlamı imge çiftinde eşleşen noktalar kolayca bulunabilir.

Örneğin, böyle bir işlemten sonra imge çifti birleştirmek istenirse ortaya çıkan birleştirilmiş imge işlenmeye hazırdır. Örnek bir imge çifti Şekil 6.22’de verilmiştir. En sol taraftaki kafa imgeleri görsel kameralar tarafından, ikinci sütundaki imgeler ise IR kameralar tarafından yakalanmıştır. Şekil 6.22’de görüldüğü gibi ilk iki sütun bir birine benzemektedir.

Her iki görüntü aynı kamera ile ve aynı ışık koşullarında alınmıştır. Yanyana görüntü çiftlerine bakıldığında iki resim birbirinden farklı gibi görünmektedir. Çünkü kızıl ötesi ile görsel fotoğraf aynı zamanda alınmamıştır. Bu sebeple gölge, perspektif, büyüklük gibi farklar göze çarpmaktadır. Bu tip durumlarda değişik bantlarda elde edilen resimleri gevşek bağlı olarak düşünmek gerekmektedir. Resimleri birleştirmeden önce ikiz çiftlerde olduğu gibi karşılık düşen noktaların bulunması füzyondaki başarıyı artırabilir.

Görsel ve kızıl ötesi bantlardaki yüz imgeleri için optik akış ile sürücü kafa takibi daha önce tartışılmıştı. Sürücü arkananda ortaya çıkabilecek ışık değişikliklerine karşı ikiz görme kullanarak derinlik haritasından faydalanılabileceği üzerinde durulmuş ve bununla ilgili deneyler yapılmıştı. İkiz görme için birbirinin aynısı iki eş kameradan faydalanılmıştır. Her iki kamera ile alınan görüntüler aynı bantta idi. Burada resimleri eşleyip derinlik haritasına indirgemedeki zorluk alınan görüntülerin bantları değil gözdeki gibi perspektif farklarıdır. Bunun için önce imgeler üzerinde hizalama işlemi yapılır ve daha sonra eşleme ile kalibrasyon parametrelerini kullanarak derinlik haritasına ulaşılır. Burada gerçekleştirilen deneylerde iki ayrı banttıan elde edilen görüntüler söz konusudur. Amaç bir derinlik haritası elde etmek değil her iki görüntüden yola çıkarak tek bir görüntüye ulaşmaktır. Ortaya çıkacak görüntü üç boyutlu değil yerine daha kullanışlı olabileceği düşünülen bir füzyon imgesidir.

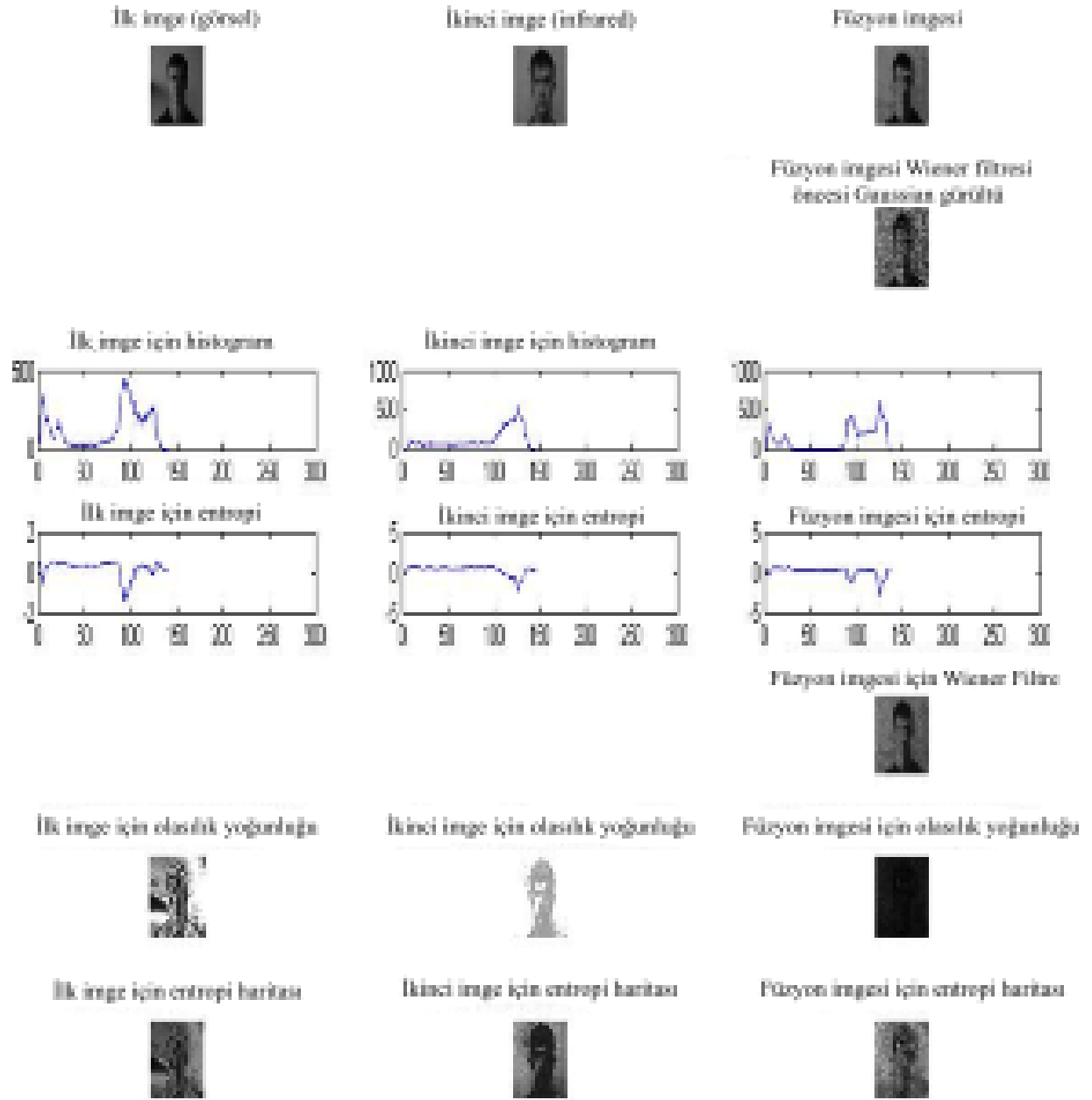


Şekil 6.24 Sırasıyla görsel ve kızıl ötesi yüz imgelerinden elde edilen füzyon yüz imgesi

Deneylerde bu füzyon imgesini kullanarak optik akışlar elde edilmiş ve böylece değişik ışık koşullarında çok duyargalı görüntülerin başarımı üzerinde bir bakış elde edilmiştir. Buradaki hedef elimizde değişik bantlarda alınmış duyargalarla gevşek veya sıkı kuplajlı modelleri kullanarak elde edilebilecek füzyon görüntülerinin bilimsel olarak tartışılabilmesini sağlamak için katkı sağlamaktır. Daha önce görsel ve kızıl ötesi imgeler için ayrı ayrı yapılan deneyler aynı şekilde bu füzyon imge takımı için de uygulanarak kıyas yapılmıştır. Şekil 6.24’de değişik bantlarda elde edilen görüntü çiftleri için füzyon algoritmasının sonucunda elde edilen imge takımı görülmektedir.

6.5.1. Deney 1

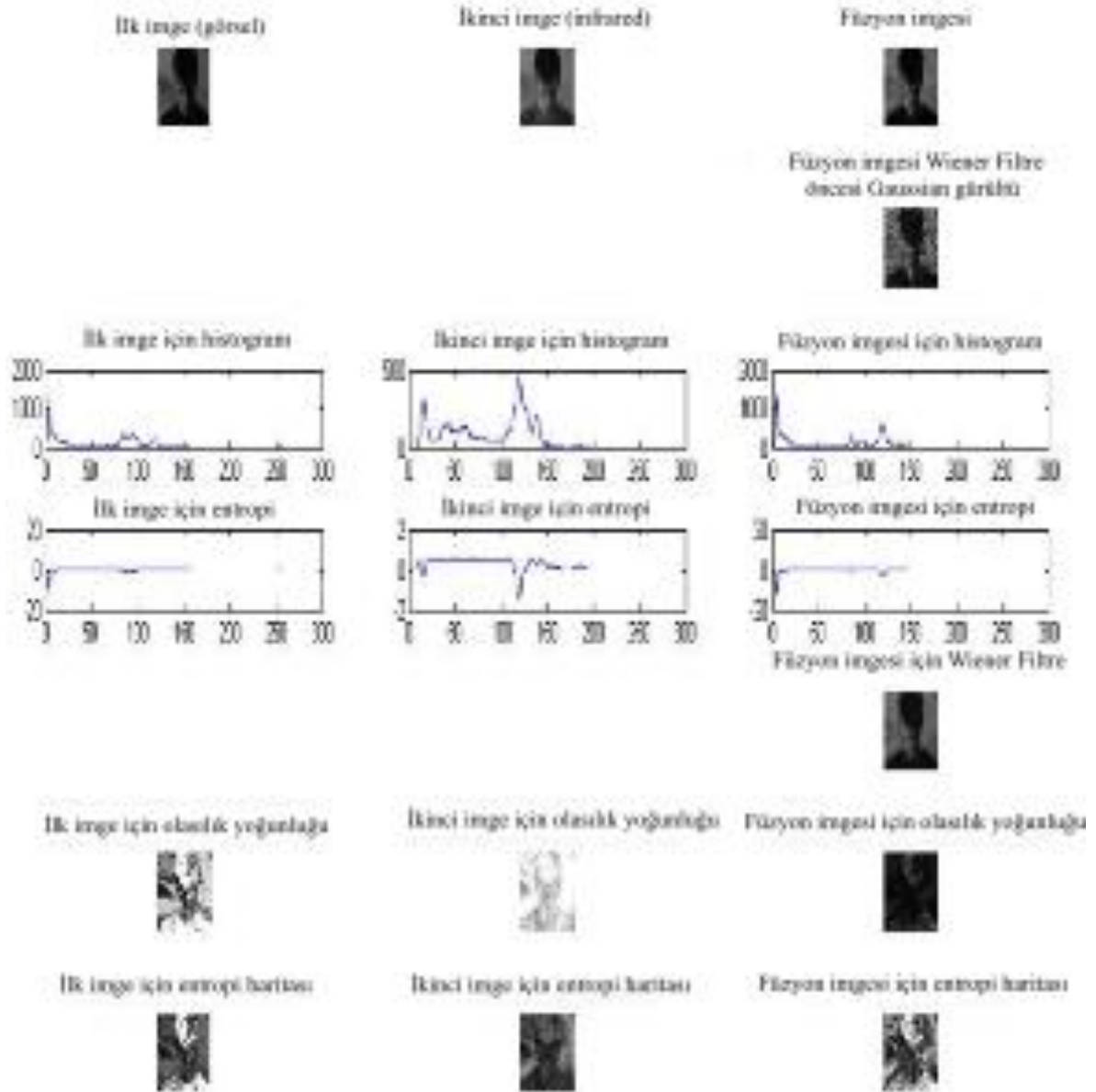
Bu deneyde görsel ve kızıl ötesi iki görüntü alınmış ve bu imgeler füzyona uğratılmıştır (Şekil 6.24). Füzyon görüntüsüne Gaussian gürültü eklenmiş ve daha sonra Wiener süzgeci alınmıştır. Görsel kızıl ötesi ve füzyon imgesi için sırasıyla histogram ve entropi haritaları grafiksel olarak şekilde görülebilir. Alttaki resimlerde ise adı geçen imgeler için olasılık yoğunluk fonksiyonu ile entropi haritalarına ilişkin imgeler görülmektedir. Optik akış elde edebilmek için her bir kafa hareketine karşın elimizde en az iki çerçeve bulunması gerekir. Bu konuda başarı elde edilmesi halinde dizgeler içerisindeki ardıl çerçeveleri çıkararak bütünsel bir yaklaşım elde edilmesi gerekir. Diğer deneyde ise referans imgelerinde füzyon işlemi yinelenmektedir. Denek burada ilk pozisyonda bulunmaktadır. Sürücünün ilk pozisyonunu referans olarak elde edilen füzyon imgesi ile ileriye doğru yaptığı hareketiyle bulunan füzyon imgelerinin daha sonra Lucas-Kanade yöntemine göre optik akış haritaları çıkarılmıştır (Şekil 6.25).



Şekil 6.25 Deney 1, görsel ve infrared imgelerde füzyon aşamaları

6.5.2. Deney 2

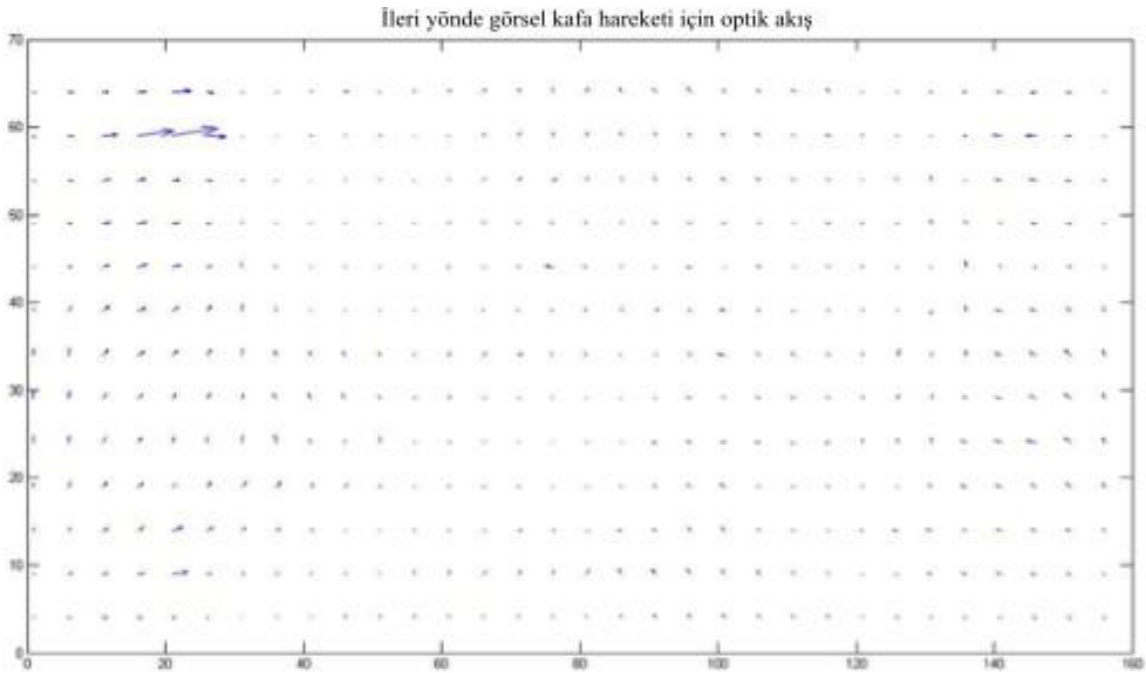
İkinci deneyde deney 1’de gerçekleştirilen aynı işlemler ileriye doğru olan kafa hareketi için yinelenmiştir (Şekil 6.26).



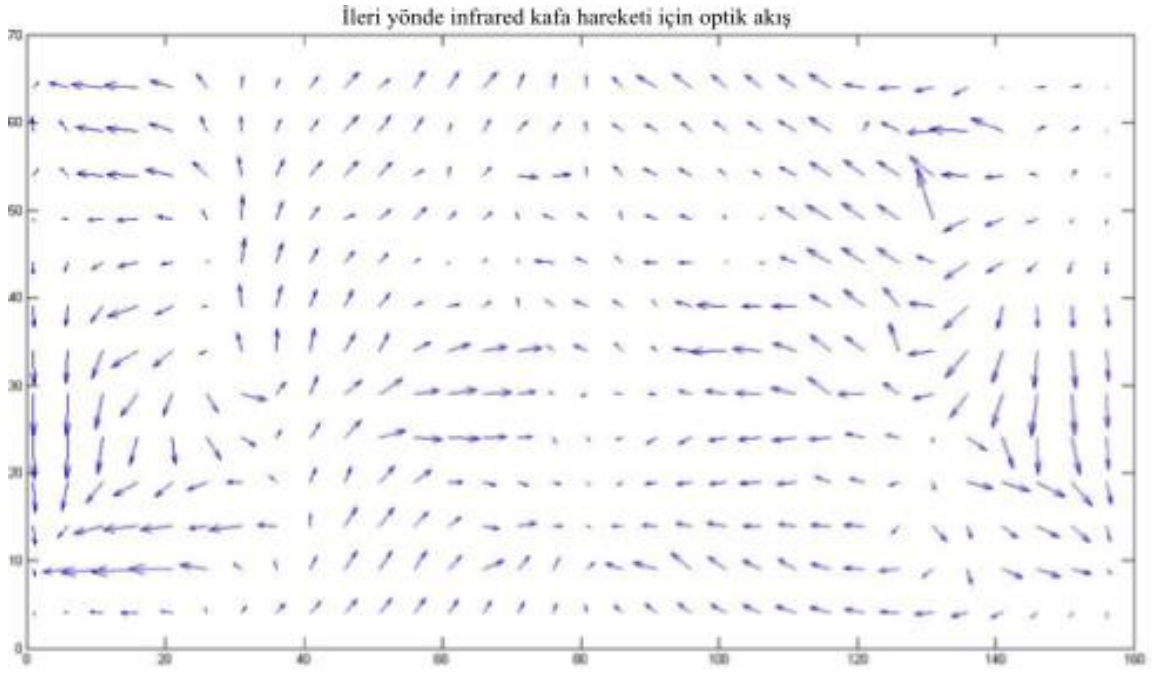
Şekil 6.26 Deney 2, görsel ve infared imgelerde füzyon aşamaları

6.6. Görsel, Kızıl Ötesi ve Füzyon Sürücü Kafa İmgelerinde Optik Akış Şemaları

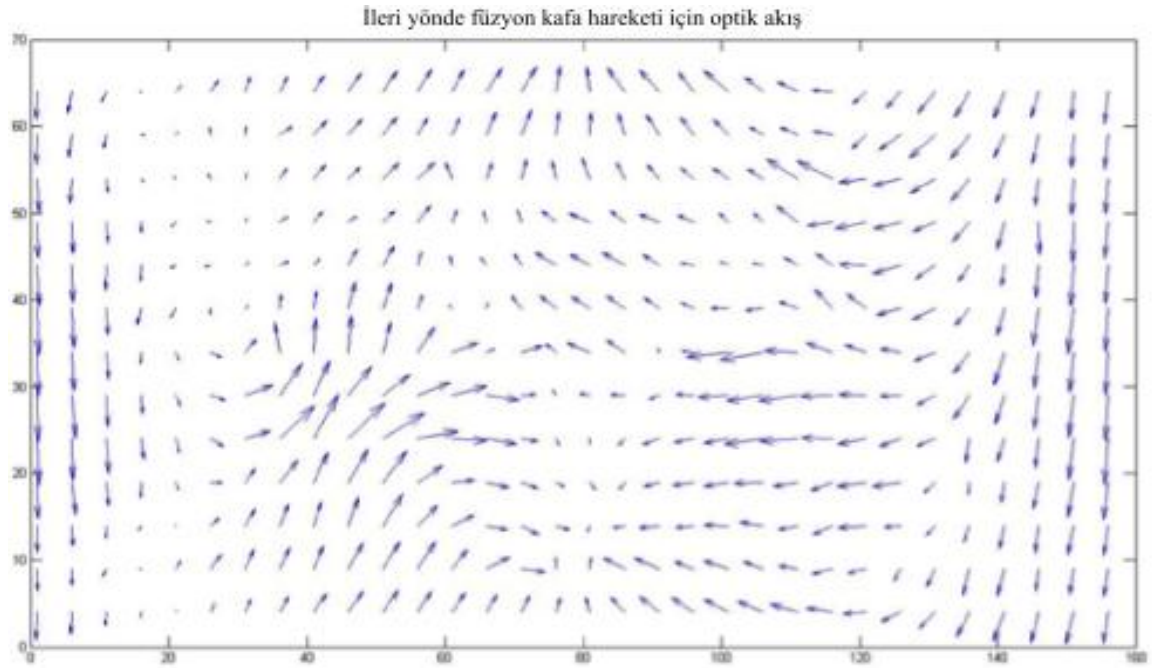
Deneilerin bu aşamasında füzyon imgelerinin Lucas-Kanade yöntemine göre optik akış haritaları çıkarılmıştır. Bu haritaları inceleyerek ileri, geri, sağ ve sol yönlü ve gelişigüzel kafa hareketlerinin değişik ışık koşullarında çok duyargalı imge modelleri kullanarak anlaşılabilirliğini tartışabilme olanağı sağlanmaktadır. Şekillerde ileri, geri, sol ve sağ yönde kafa hareketlerine ilişkin görsel, kızıl ötesi ve her ikisinin birleştirildiği füzyon imgesine ilişkin hareket vektörlerini ifade eden optik akış haritaları görülmektedir.



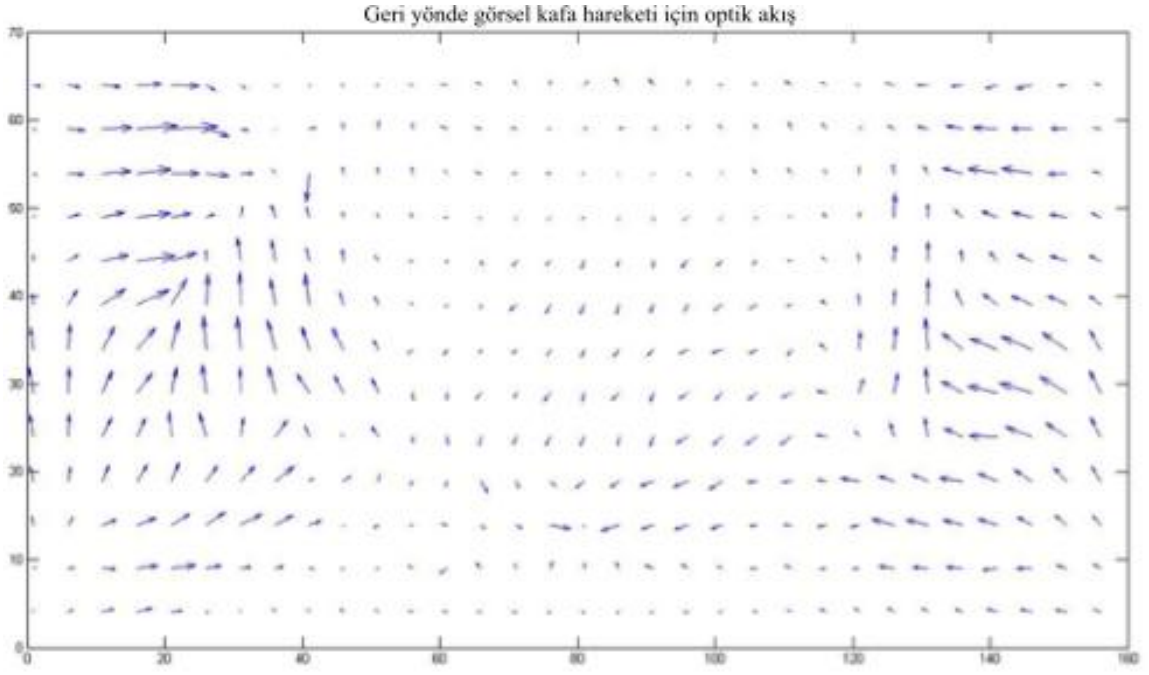
Şekil 6.27 Görsel kafa imgesinde ileri yönde optik akış



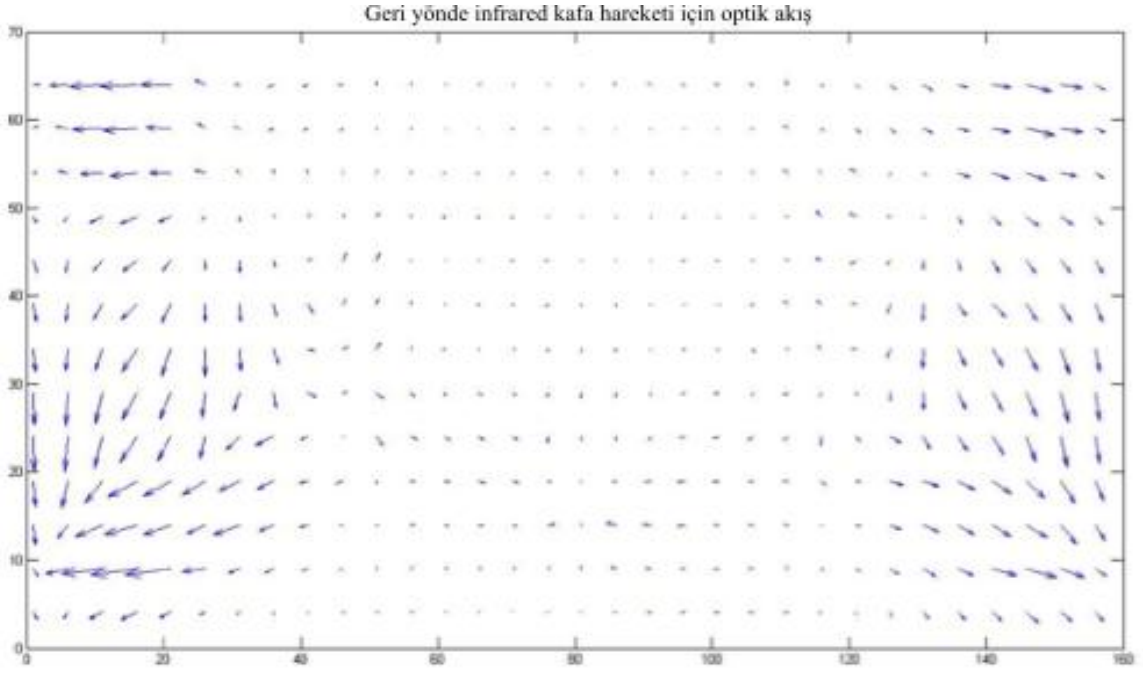
Şekil 6.28 Kızıl ötesi kafa imgesinde ileri yönde optik akış



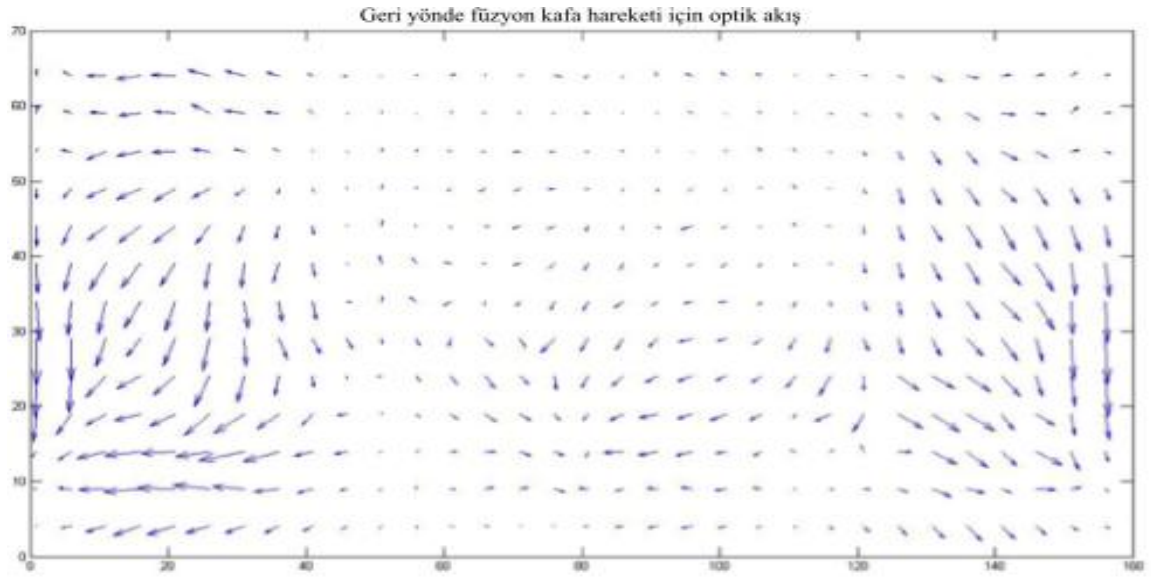
Şekil 6.29 İleri yönde kafa hareketi için görsel ve kızıl ötesi optik akış füzyonu



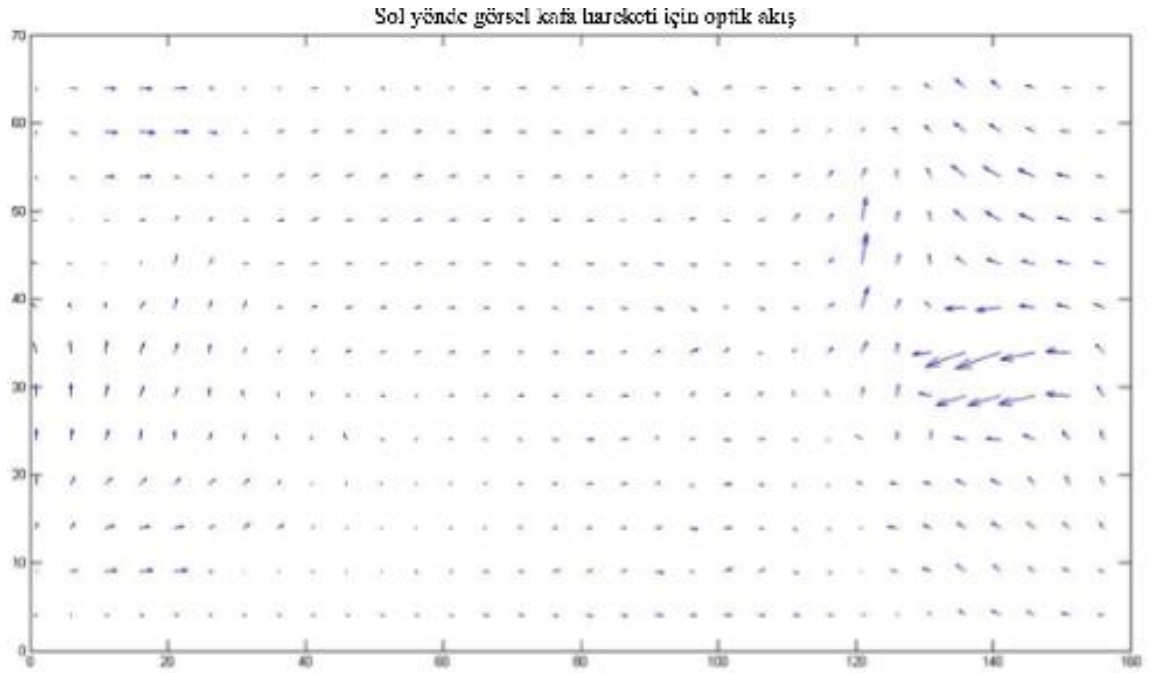
Şekil 6.30 Görsel kafa imgesinde geri yönde optik akış



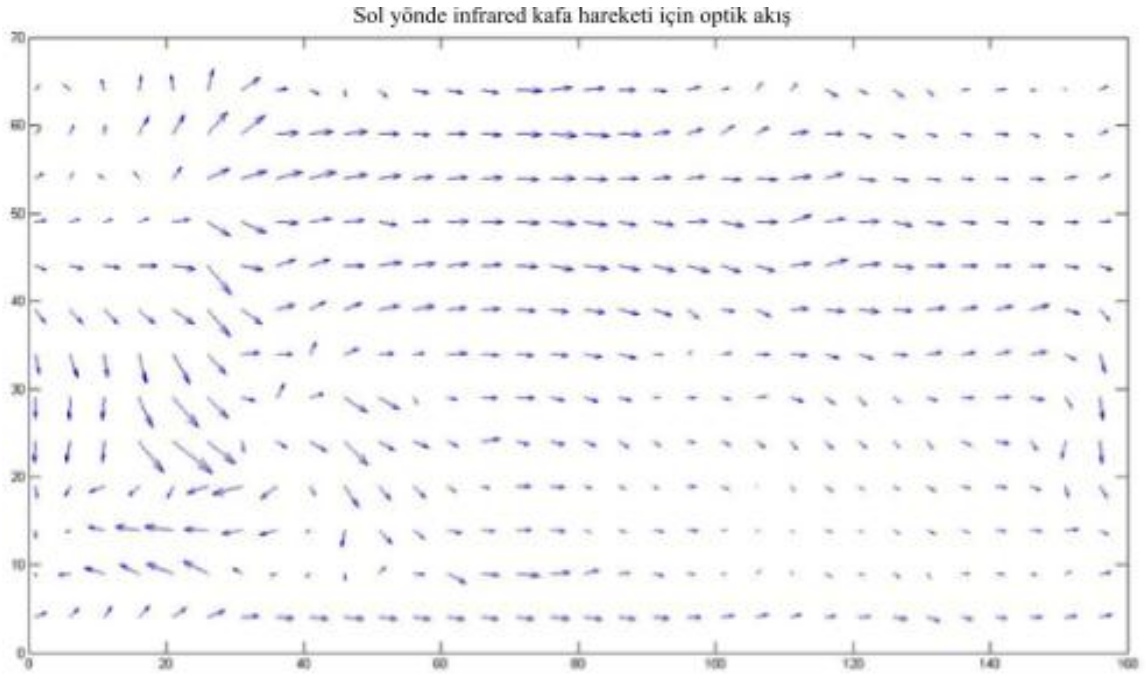
Şekil 6.31 İnfrared kafa imgesinde geri yönde optik akış



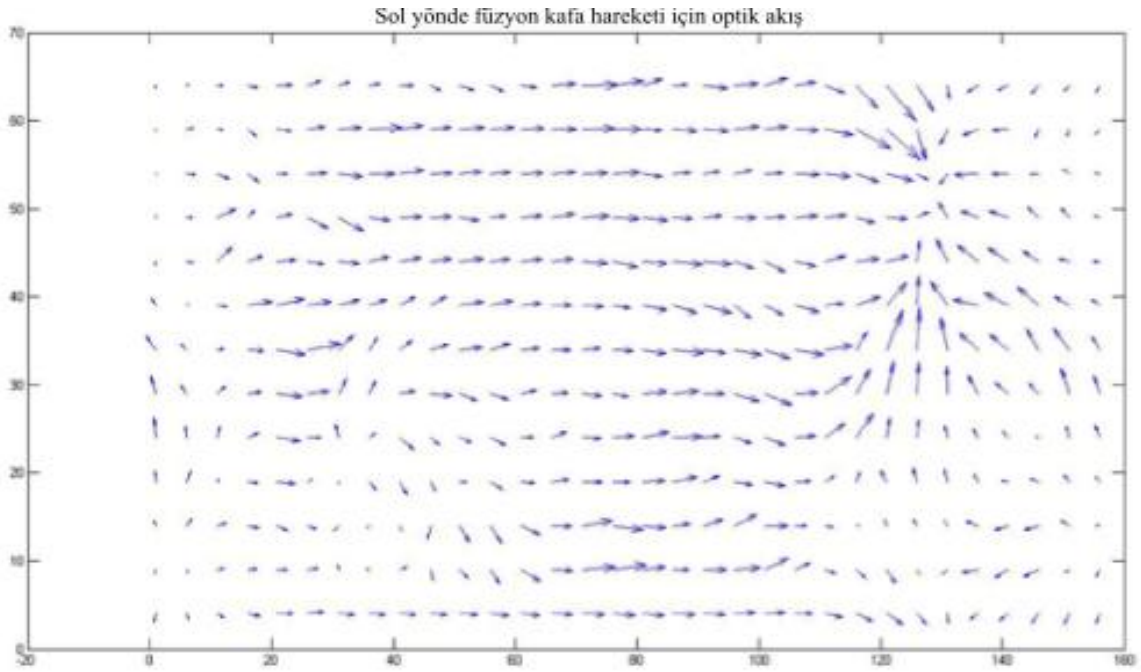
Şekil 6.32 Geri yönde kafa hareketi için görsel ve kızıl ötesi optik akış füzyonu



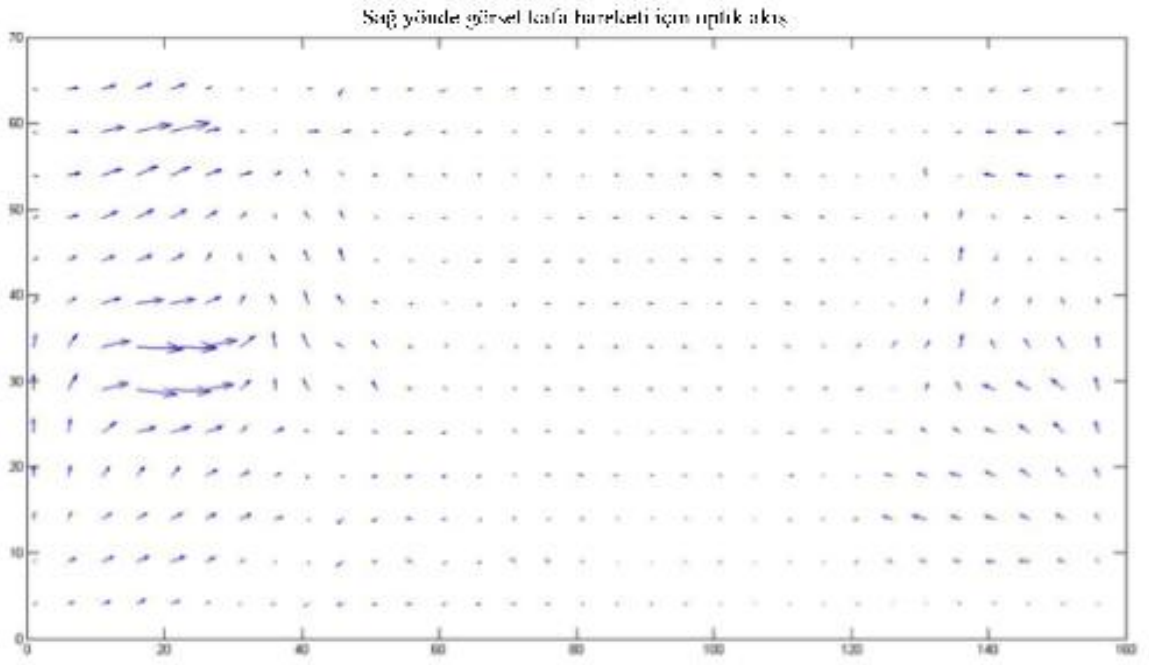
Şekil 6.33 Görsel sol yönde kafa imgesinde optik akış



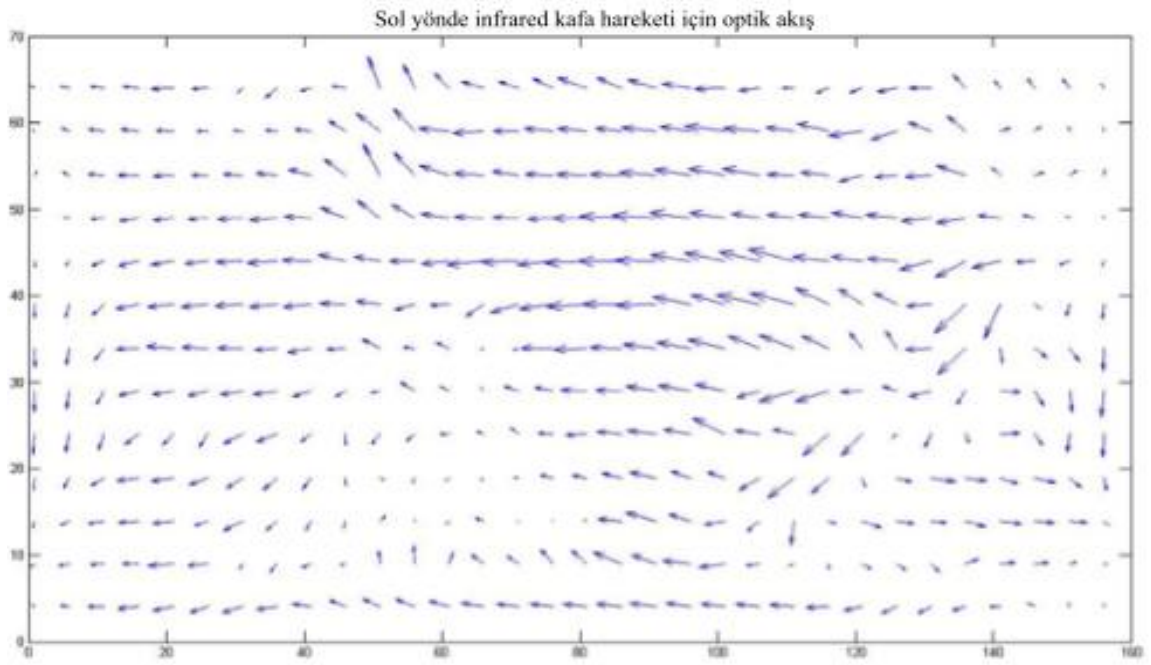
Şekil 6.34 İnfrared sol yönde kafa imgesinde optik akış



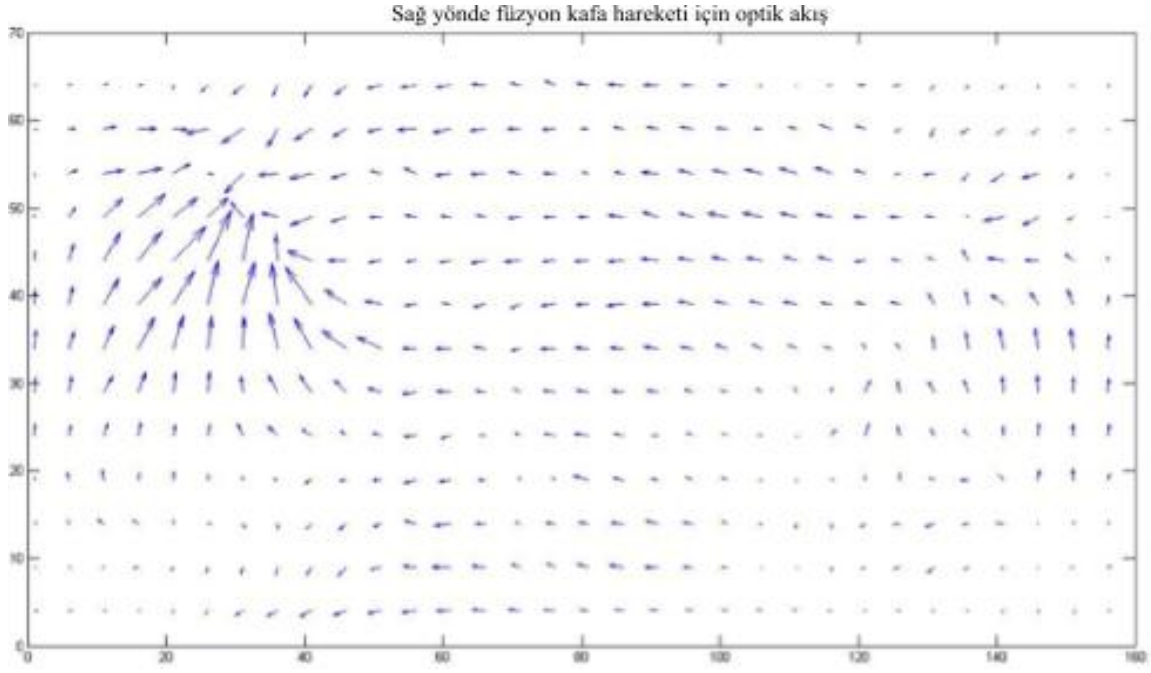
Şekil 6.35 Sol yönde kafa hareketi için görsel ve kızıl ötesi optik akış füzyonu



Şekil 6.36 Görsel sağ yönde kafa imgesinde optik akış



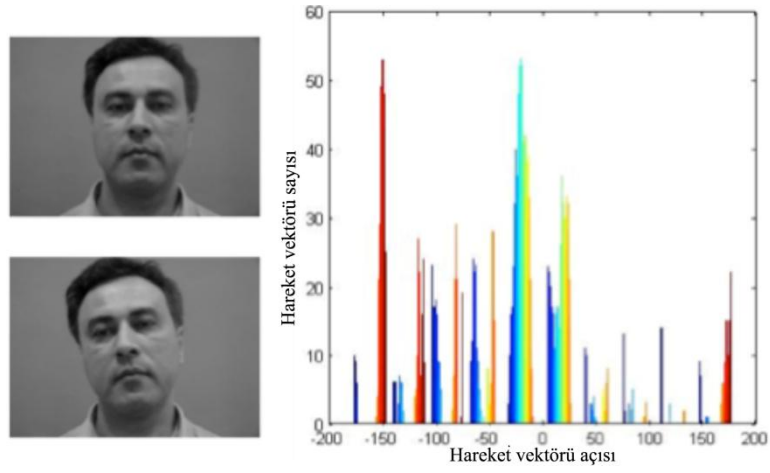
Şekil 6.37 İnfrared sağ yönde kafa imgesinde optik akış



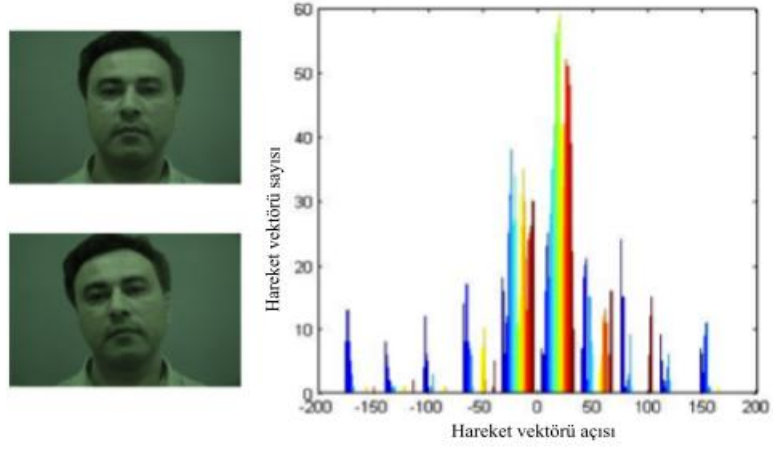
Şekil 6.38 Sağ yönde kafa hareketi için görsel ve kızıl ötesi optik akış füzyonu

6.7. Görsel, Kızıl Ötesi ve Füzyon Sürücü Kafa İmgelerinde Optik Akış Hareket Vektörü Histogramları

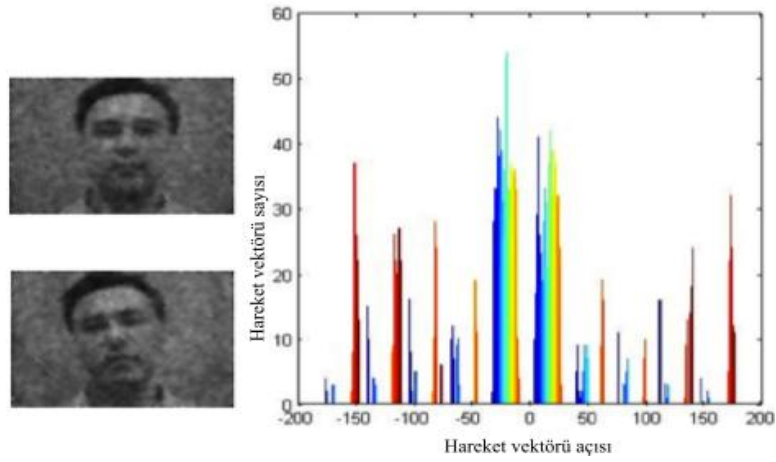
Füzyon imgelerine ilişkin optik akış haritaları daha önce verilmişti. Bu haritaların görsel olarak yorumlamalarını imgedeki hareket vektörleri genlik ve açılarına bakarak yapabilmek mümkündür. Bu yorumu istatistiksel bir ortama kaydırmak amacıyla hareket vektörlerinin yönü ve büyüklüğü dikkate alınarak birleştirilmiş imgelere ilişkin füzyon histogramları elde edilmiştir. Örneğin daha önce sol kafa hareketini elde etmek için referans kafa imgesi ile sola doğru olan dizgedeki ilk çerçeve alınarak hareket vektörü elde edilmişti. Daha sonra aynı işlem kızıl ötesi kafa imgesi için yinelenmişti. Burada ise görsel ve kızıl ötesi kafa imgeleri ayrı ayrı füzyona uğratarak ortaya çıkan referans füzyon imgesi ile sol yönlü füzyon imgesi kullanılarak yeniden optik akış haritaları elde edilir ve buradan da aşağıdaki şekillerde görülen hareket vektörlerine ilişkin füzyon histogramları elde edilir. Buradaki beklenti füzyon histogramında sağ ve sol yönlü kafa hareketinin çok daha belirgin bir grafik göstermesi ve ileri-geri hareket için de önceki durumlarda olduğu gibi düzgün bir dağılım gösterip göstermediğinin anlaşılmasıdır.



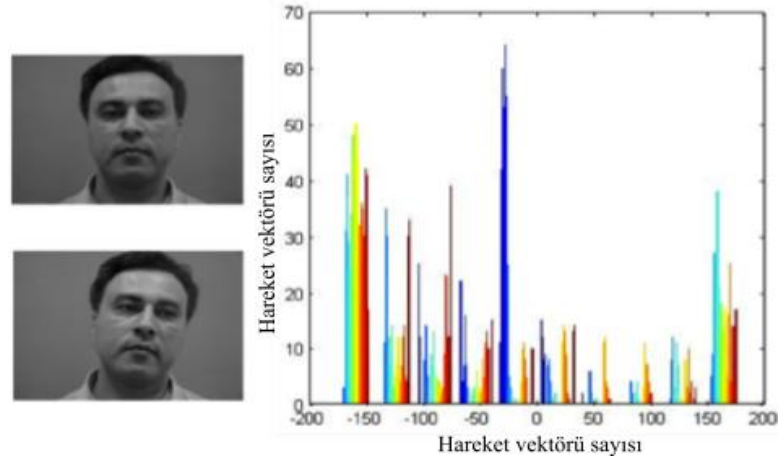
Şekil 6.39 Sol yönde kafa hareket vektörüne ilişkin görsel hareket vektörü açısı histogramı



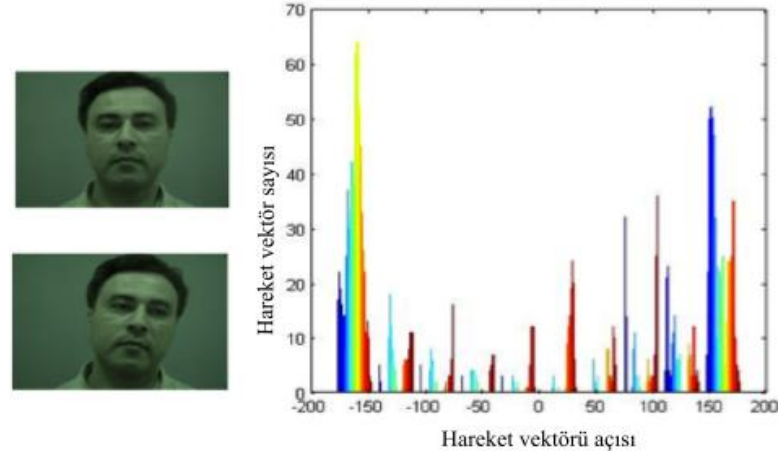
Şekil 6.40 Sol yönde kafa hareket vektörüne ilişkin kızıl ötesi hareket vektörü açısı histogramı



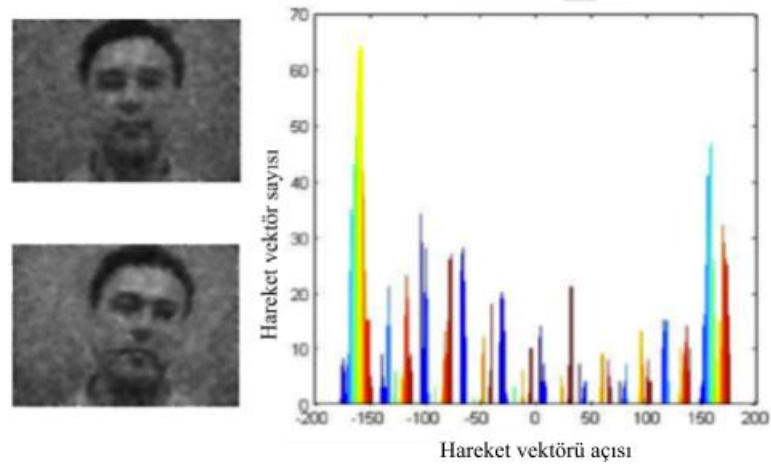
Şekil 6.41 Sol yönde kafa hareket vektörüne ilişkin füzyon hareket vektörü açısı histogramı



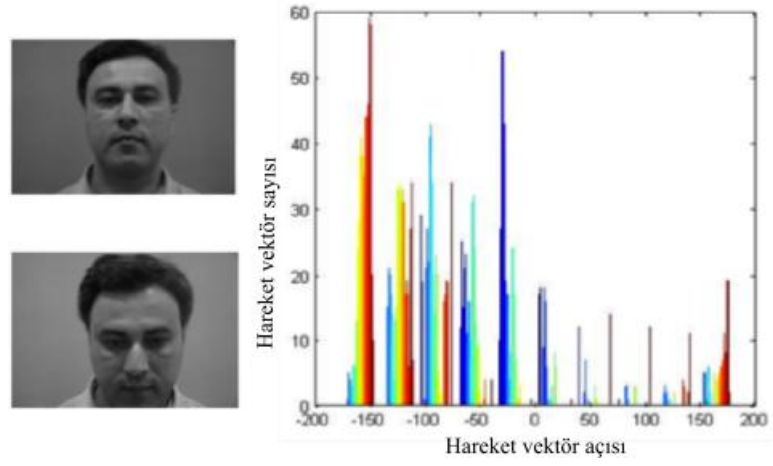
Şekil 6.42 Sağ yönde kafa hareket vektörüne ilişkin görsel hareket vektörü açı histogramı



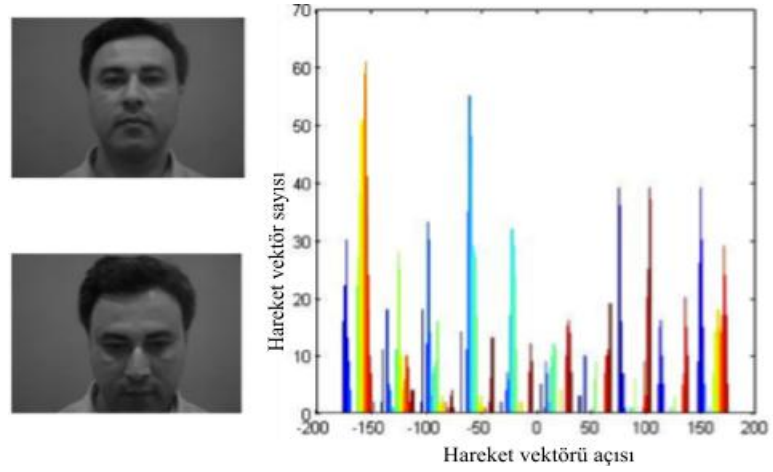
Şekil 6.43 Sağ yönde kafa hareket vektörü için kızıl ötesi hareket vektörü açı histogramı



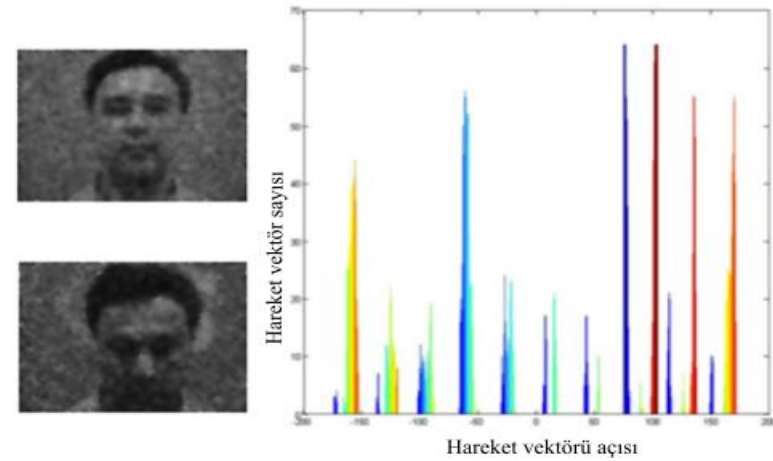
Şekil 6.44 Sağ yönde kafa hareket vektörü için füzyon hareket vektörü açı histogramı



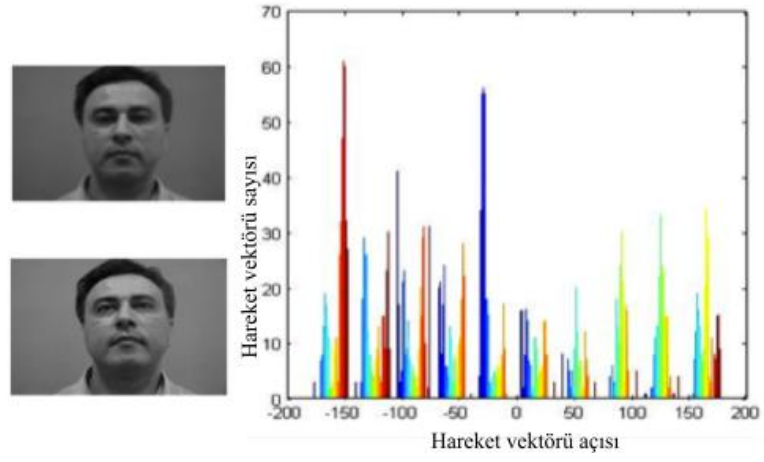
Şekil 6.45 İleri yönde görsel kafa hareket vektörüne ilişkin histogram



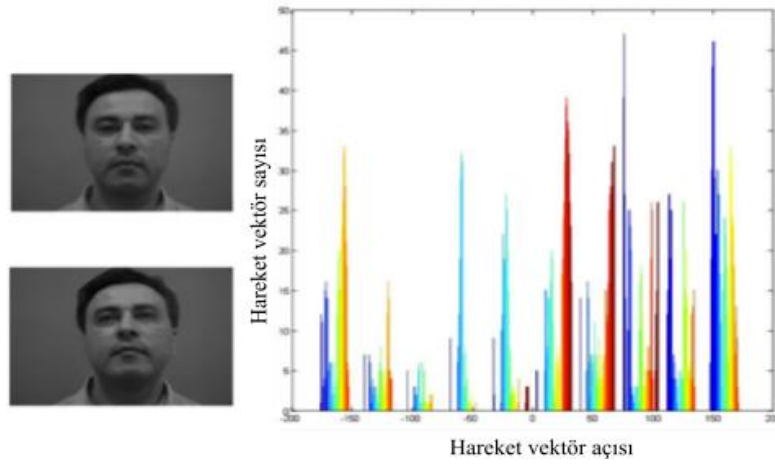
Şekil 6.46 İleri yönde kıvı ötesi kafa hareket vektörüne ilişkin histogram



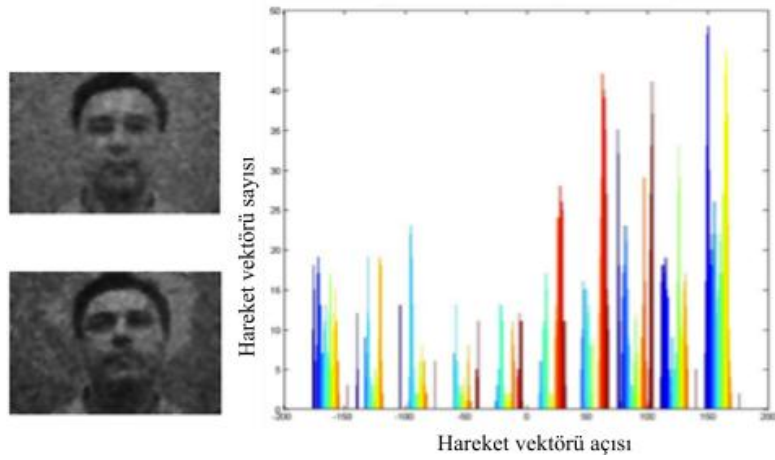
Şekil 6.47 İleri yönde füzyon kafa hareket vektörüne ilişkin histogram



Şekil 6.48 Geri yönde görsel kafa hareket vektörüne ilişkin histogram



Şekil 6.49 Geri yönde kızıl ötesi kafa hareket vektörüne ilişkin histogram



Şekil 6.50 Geri yönde füzyon kafa hareket vektörüne ilişkin histogram

Optik akış haritalarına ilişkin histogramlarda, çok duyargalı imgelerin füzyona uğratılmasıyla hareket vektörü kalitesinin arttığı görülmektedir. Bu kalite beklendiği ölçüde gerçekleşmemiştir. Daha önce çıkarılan optik akış haritalarında görsel ve kızıl ötesi imgelerdeki hareket vektörlerinin birbirinden farklılık gösterdiği bilinmektedir.

6.8. Tartışma/Yorum

Yapılan çalışma sonucu kafa hareketleriyle elde edilen verilerin analizi için değişik yöntemlerin karşılaştırılması gerektiği ortaya çıkmıştır. Gözlemlenen değere Bayes ile yapılan tahmin değerinin yaklaştığı, ancak AR modelinde örneğin kullanılan 2. dereceden sistem ile 8. dereceden sistem arasında büyük performans farkı olduğu, derece arttıkça sistemin doyuma gittiği görülmektedir. Sistem doyuma giderken işlem yükü artmaktadır.

Sürücü davranışı çalışması son zamanlarda gitgide daha fazla güncellik kazanan sürücü kılavuz sistemlerine katkı yapmaktadır. Yüz ifadesinin anlaşılması, kafa pozisyonunun konumlandırılması ve göz hareketlerinin sınıflandırılması sürücü davranışı modellemesinde araştırmacılar için önemli bir yer tutmuştur. Bilinen imge işleme araçlarını kullanarak kafa pozisyonunu doğru bir şekilde bulmak veya takip etmek üzere ilgili yayınlarda pek çok yaklaşım olmakla birlikte çevre koşullarından ve hareketteki farklılıklardan bağımsız kafa takibi halen daha ciddi bir problem olarak durmaktadır.

Bu çalışmada sentetik olarak üretilen sanal bir uzayda uzamsal-zamansal optik akış süreci esas alınarak sürücü kafa hareketi için yeni bir model önerilmektedir. Hareket yönünü bulabilmek için ölçülebilen tüm değerler bir araya getirilir, böylece hareketin bulunduğu düzlem elde edilir. Buna göre sürücünün yapmış olduğu kafa hareketini anlayabilmek için dört optik akış örüntüsü referans alınır. Burada problem, hareket başlangıcını bulmak ve daha sonra zamansal imge dizgelerinden rasgele kafa hareketinin düzlemini elde etmektir. Kafa hareketini elde etmek için kafa gri ton histogram farkları sürekli bir şekilde ölçülür. En boy oranı ya da oval alana ilaveten yüz doğrultusunun bulunması da bir ipucudur. Bir başka parametre hareket vektörünün yönüdür. Rasgele kafa hareketlerinde bir ölçü olarak bir optik akış haritası üretilir. Hareket vektörü ile oval alanın birleştirilmesi kafa hareket düzlemini verir. Kafa düzlemi belirlendikten sonra sürücü davranışını sınıflandırmak için kafa yörüngesi tahmin edilir. Kafa

hareketi ARMA modelleme yardımıyla anlaşılır, yorgunluk seviyesini gösteren bir skala görsel bir ipucu olarak kullanılabilir. Değişik ışık koşulları altında sistem performansını saptayabilmek için sürücü yüz imgeleri bir video ve IR kamerası ile yakalanır.

Çalışmanın bu aşamasındaki hedef, optik akış aracılığıyla kafa hareket düzlemlerini belirleyerek sentetik olarak üretilen hacimsel bakış geometrisi içerisinde kafa hareketi olduğu kabulüyle video dizgelerinden hareket yörüngesini tahmin ederek sürücü kafa davranışının modellenmesidir.

Ardışık çerçevelerdeki gelişigüzel kafa hareketleri hakkında veri toplayabilmek için gündüz ve gece kamera sistemleriyle deneyler gerçekleştirilmiştir. Sonuçların iyi bilinen sürücü yorgunluk problemiyle ilişkili araştırmalara katkı sağlayacağı düşünülmektedir. Gelişigüzel sürücü zamansal göz hareketleri de ayrıca sisteme ikinci bir önemli parametre olarak eklenebilir. Bu sistem zayıf ışık koşulları altında sürücü asistan sistemi gibi çok amaçlı bir yaklaşım olarak kullanılabilir. Zayıf ışık koşullarında bu sistemin çalışabilmesini sınamak için IR kamera denenmiş ve video kamera ile hemen hemen eşit başarı oranında çalıştığı görülmüştür.

Sistem modelinin hedefi sürücü durumunu tahmin ederek elde edilen bu bilgiyi sürücüye ya da ilgili bir birime yardımcı olacak karar bilgisi aktarmaktır. Sürücü durumu hakkında bilgi toplamak için kamera kullanılmıştır. Kamera düzeneği ile elde edilen verilerin tamamı bir karar vericide toplanmış ve buna göre sürücü durumu hakkında yeterli veri toplanarak bir karar verilmesi planlanmıştır. Sürücü durumunu temsil eden sonuçlar hız paneline benzer bir gösterge kullanılarak görsel bir şekilde ifade edilebilir. Araç hızı bu panele göre değiştirilebilir. Akıllı bir sistem tasarlanması hedefleniyorsa aracı üretecek kuruluş önerilen sistemi araca monte edebilir.

Bu sistem DUI için kullanılacaksa sürücü durumunu gösteren son karar yasa uygulayıcı yetkili birimlere aktarılabilir. Böylece trafikte tehlikeli bir şekilde seyreden araçları tespit etmek kolaylaşacaktır. Araca monte edilen kameralardan alınan bilgilerin kaydı tutulur ve delil olarak kullanılabilir. Araç yörüngesi ile yol verilerinin de bu modele dahil edilmesi halinde daha gürbüz ve güvenilir bir sistem elde edilmiş olur. Böylece bu sistem sürücü yardımı da dahil çok amaçlı olarak kullanılabilir. Ayrıca bu sistemin düşük ışık şartlarında da çalışması sağlanmalıdır. Işık şartlarının yetersiz olduğu durumlarda IR kameralar kullanılabilir.

7. SONUÇ, TARTIŞMALAR VE GELECEKTEKİ ÇALIŞMALAR

Bu araştırmada sürücü kafa hareketleri modellemesi için çalışmalar yapılmıştır. Bu amaçla değişik ışık koşullarındaki sürüş ortamlarında kullanılabileceği düşünülen imgeler üzerinde ön imge işleme yöntemleri denenmiş ve böylece daha sonra gerekebilecek veritabanları için altyapı sağlanmıştır. Örneğin sürücünün içeride, kameranın dışarıda olduğu karanlık ortamlardaki sürüş koşullarında içerideki imgedeki ayrıntıları elde edebilmek için eğricik ve ön işleme yöntemleri denenmiştir. Kullanılan kamera gündüz ışığında denendiği gibi düşük ışık koşullarında sonuçları karşılaştırmak için kızıl ötesi bantta da aynı deneyler tekrarlanmıştır. Gündüz ve gece ışığında sürücü davranışını kestirebilmek için kafa hareketleri iki boyutlu olarak alınmış ve buna göre sadece tek düzlemde bir sonuca ulaşmaya çalışılmıştır. Elde edilen sonuçlar tek düzlemdeki hareketlerin anlaşılmasının yalnız başına yeterli olmayacağını göstermiş ve daha sonra ileri-geri ve yanıl hareketlerin anlaşılması için yöntem arayışlarına girilmiştir. Yapılan çalışmalar neticesinde bu hareketlerin yumuşak bir geçişe sahip olduğu gibi tesadüfi bir süreç içerisinde de gerçekleştiği ve bunun anlaşılabilmesi için hareket vektörlerinin çıkarılması yaklaşımı üzerinde durulmuştur. Buna göre tüm hareketlerde optik akış çıkarılarak zamansal ve rastgele hareketlerin değişik düzlemlere indirgenerek problemin sadeleştirilmesi hedeflenmiştir. Ayrıca değişik ışık koşullarını da hesaba katarak elde edilen sonuçların bir araya getirilmesiyle elde edilecek füzyon sonuçlarının sistemin davranışına etkisi incelenmiştir.

Kızıl ötesi ve ikiz kamerayla elde edilen derinlik imgelerindeki bir ortak taraf arkasında ortaya çıkabilen gölgelerin kolayca yok edilebilmesidir. Halbuki görsel imgelerde fotoğrafın arkasında değişik ışık parlamaları veya gölgelerden kaynaklanan karışıklıklar olduğu gibi alınmaktadır.

7.1. Gerçekleştirilen Araştırma Çalışmaları

Bu araştırma çalışmasında özetle sürücülerin kafa hareketleri incelenmiştir. Bu amaçla uygun kameralar araştırılmış ve görüntü yakalama yöntemleri için arayüzler denenmiştir. Hareket sezimleme programları yazılmış ve imge içerisinde nesne yakalama, saptama yapılmıştır. Hem imgeler hem de değişik videolar üzerinde görüntü yakalama, saptama ve takip elde edilmiştir. Üç boyutlu imgeler üzerinde çalışılmış ve arkalandaki istenmeyen

kısımların yok edilmesi için derinlik imgeleri kullanılmıştır. Maliyet performans ilişkisi ve hareketlerin yer alması gereken platformlar incelenmiştir. Bütünsel takip yöntemleri, kısmi takip yöntemleri, değişik bantlarda imgelerden kurulu yüz veri tabanlarıyla deneyler yapılmıştır. Yeni olan eğricik ile performans karşılaştırılması yapılmıştır. Gerçek zamanda takip edilerek ARMA ve Bayesian yöntemine göre sürüş durumu değerlendirilmiştir. Optik akış yöntemleri kullanılarak düzlemler elde edilmiştir. Değişik bantlarda alınan imgelerin uygulanabilirliği değerlendirilmiş ve nihayetinde füzyon yöntemlerinin bu amaca uygunluğu için deneyler yapılarak başarıyı karşılaştırılmıştır. Hata ölçüm yöntemleri kullanılarak sonuçlar tartışılmıştır.

Bu çalışmaların neticesinde aşağıdaki değerlendirmeler ve vargılara ulaşılmıştır.

- *Yazılım ve arayüz belirlenmesi:* Bu araştırmadaki analizler için Matlab kullanılmıştır. İlk olarak görüntü yakalamada yazılım arayüzü olarak Java teknolojilerinden JMF (Java Media Framework) denendi ve tek kamera ile uygun çalışma sağlanmasına rağmen iki kameradan aynı anda görüntü almada sorun yaşandığı görülmüştür. Microsoft ürünü olan Direct Show uygulandığında bu zorluğun aşıldığı ve aynı anda iki kameradan imge verilerinin alınabileceği görülmüştür. Dolayısıyla çalışmalarda Java yerine C++ üzerinden devam edildi. Bilgisayar görme ile ilgili pek çok adımda gereksiz vakit kaybına uğramamak için OpenCV'deki fonksiyonlardan faydalanılmıştır. OpenCV içerisinde kullanılan fonksiyonlardan faydalanabilmek için Visual Studio 2005 ve 2008 yazılım araçları kullanılmıştır. Ayrıca ikiz kameralarda kalibrasyon için de Matlab Calibration Toolbox kullanımı tercih edilmiştir. Optik akışların elde edilmesini daha görsel analiz edebilmek için hareket vektörlerine yönelik yazılımlar Matlab üzerinden geliştirilmiştir. Asimetrik ortalama-kayma için ise Dr. Alper Yılmaz'ın geliştirdiği yazılım izni alınarak kullanılmıştır. Bu yazılımların geliştirildiği araç ise Apple bilgisayar ortamında kullanılan Xcode olup C++ esastır.
- *Ekonomik kameralar kullanılması ve uygun donanım seçimi:* Özellikle otomobil üretici firmalar için rekabette en önemli unsurlardan biri maliyettir. Bu sebeple araştırmalarda mümkün mertebe ekonomik kameralar ile görüntü alınmaya çalışılmıştır. Deneylerin doğası gereği her zaman bu söz konusu olmasa bile yaklaşım olarak ekonomiklik fikri benimsenmiştir. Bu sebeple deneylerde ilk olarak web

kameralarından faydalanılmış, hatta kızıl ötesi imgeler için dahi kızıl ötesi banda yakın imgeler üreten bir web kameradan faydalanılmıştır. Pek çok kameranın uygunluk açısından performansları değerlendirilmiş ve bu konuda en uygun kameranın Logitech 5000 olduğuna karar verilmiştir. İngiltere’den temin edilen bu kameralarla ayrıca ikiz bir deney seti de gerçekleştirilmiştir. Ayrıca bu kameralar içerisinde hangilerinin ikiz imge almada daha başarılı olabileceğini anlamak için üç boyutlu geri çatma yapıldı. Daha sonra web kamera ile kıyas yapabilmek için SONY DSC-9 ve SONY H-50 gibi daha maliyetli görsel ve kızıl ötesi kameralar ile fotoğraflar ve video görüntüleri elde edilmiştir. Kızıl ötesi ve görsel görüntülerden oluşan veritabanları yapılarak bu veri tabanları zaman zaman güncellenmiştir. Maliyet faktörü göz önüne alındığında günümüzde ısımlı imgeleri bu uygulamada araştırmanın ötesinde kullanabilmek efektif bir çözüm olmayacaktır. Ancak hem kafa takibi hem de sürücünün fizyolojisi yada psikolojisi konusunda ipucu vermesi sebebiyle maliyetin düşmesiyle birlikte gelecekte daha pratik neticeler alınacağı düşünülmektedir.

- *Veri tabanlarının hazırlanması ve gerçek dünya:* Bu tür konu odaklı çalışmalarda hazır veri tabanları bulunmamaktadır. Örneğin ikiz imgelerle yapılan çalışmalardaki performans sonuçlarını karşılaştırmak için Middlebury’nin bir sayfası vardır [285]. Oysa bu araştırmada olduğu gibi konuya özel deneyler gerektiği yerlerde gerçek ve sentetik imgelerin bizzat araştırmacılar tarafından üretilme zorunluluğu bulunmaktadır. Bu çalışmada sadece OSU’daki ısımlı imge veri tabanı kullanılmıştır. Onun dışında kalan gerek görsel, gerekse kızıl ötesi banttaki tüm veri tabanları ayrı ayrı hazırlanarak en uygun olanları deneylerde kullanılmıştır. Deneylerde kullanılan imgeler amaca göre video yada sabit fotoğraflar çekilerek elde edilmiştir. Gerçek dünyaya daha fazla katkıda bulunabilmek amacıyla uygulanan yöntemlere göre arkalan fonları ve nesneleri seçilmiştir. Ayrıca derinlik imgelerini elde edebilmek için ise ikiz kameralar kullanılarak kalibre edilmiş ve kalibrasyon için Matlab Calibration Toolbox kullanılmıştır.
- *Asimetrik ortalama-kayma ile dikkatsizlik, kapatma ilişkisi:* Bir sürücü her zaman sürüşte kurallara uymayabilir. Dolayısıyla kafa hareketlerinin takibinde cep telefonu ile konuşma, yemek yeme, su içme gibi kafayla bütünleşebilecek ve kapatmaya sebep

olabilecek imgelerle başedebilecek bir yöntem arayışına da girilmiştir. Bu konuda en başarılı yöntemin asimetrik ortalama-kayma olduğu görülmüştür. Ancak henüz geliştirilme aşamasında olması sebebiyle deneylere klasik ortalama kayma ile devam edilmesine karşın önümüzdeki dönemlerde performansı dikkate alındığında bu tür çalışmalarda asimetrik ortalama kaymanın tercih edilmesi kaçınılmaz görülmektedir.

- *İlk imge yakalanması ve saptanması:* İmge yakalanması için Adaboost algoritmasından faydalanılmıştır. Ayrıca yüz konumunu belirlemek için renk esaslı yöntemlerle de etkin bir çözüm elde edildiği görülmüştür. Algılanan görüntü takibi için en uygun yöntem arayışına girilmiş ve yöntemler arasında optimizasyon yapılmıştır.
- *Hareket tahmini ve uygun takip yöntemleri:* Burada takip için en uygun hareket tahmini yöntemleri araştırılmıştır. Bu amaçla bütünsel ve kısmi takip yöntemleri incelenmiş ve performans farkları irdelenmiştir. Mevcut probleme en uygun yöntemler araştırılarak çekirdek esaslı olanlar seçilmiştir. Bununla birlikte nokta esaslı, çevrit esaslı takip ve asimetrik ortalama kayma gibi yöntemlerin performansları değerlendirildi. Bu konuda henüz araştırmacılar tarafından geliştirme aşamasında olan asimetrik ortalama-kayma ve OpenCv’de de yer bulan Camshift değerlendirilerek farklarını anlayabilmek için deneyler yapılmıştır. Asimetrik ortalama-kayma çok iyi performans göstermesine rağmen gerçek zamanlı çalışmaya uyumu ve veri almada kolaylığı dikkate alınarak kafa hareketlerinin alınabilmesi amacıyla Camshift yöntemi tercih edilmiştir. Ancak performans grafikleri göz önüne alındığında kapatma ve çevrit takibi gereken zor koşullar için Asimetrik ortalama-kaymanın kullanımı önerilmektedir.
- *Hareket takibinde olasılıksal yaklaşım ve analiz:* Videoda hareket elde edilerek yüzdeki hareket takibi yapılmıştır. Yüz hareketi incelenerek hareketteki sürücü açısından uygunsuz durumları bulabilmek için olasılıksal yöntemler denenmiştir. Kafa hareketleri alındıktan sonra iki yönteme göre veriler değerlendirilmiştir. Bayesian ve ARMA modelleme yöntemlerini kullanarak aralarındaki farklar araştırılmıştır. Ayrıca nicemlenerek hata analizleri elde edilmiş ve veriler gerçek zamanlı olarak alınmıştır. ARMA modelleme Matlab üzerinden gerçekleştirilmiştir. Bayesian yöntemine göre yapılan deneylerde ilk andan itibaren veriler olması halinde sistemin başarıya ulaştığı

görülmüştür. Öte yandan ARMA yöntemi kullanıldığında ise daha yüksek dereceden sistemlerde hatanın azalmasına karşılık işlem yükünün arttığı görülmüştür. Bu yöntemin kullanılmasının bir diğer avantajı ise ilk andan itibaren veri gereksinimi olmamasıdır. Ne kadar geriye doğru giderse sistem derecesi o kadar artmakla birlikte hata oranı da azalmaktadır. ARMA daki sistem derecesini makul bir sınırdan tutmak kaydıyla her iki yöntemi de gerçek zamanda kullanabilmek mümkündür.

- *Süre, gerçek zaman uygunluğu ve optimal sistem:* Kafa takibinde seçilen yöntemlerde gerçek zamanda takip gerçekleşmesine rağmen herhangi bir gecikme olmamıştır. Saniyede 20 çerçeve takip edilebilmiştir. Ancak kafa yönünü elde edebilmek için hareket vektörlerini bulmak için hazırlanan yazılım Matlab üzerinde yazılıp her bir imge için 220x340 ve 8 bitlik bir görüntü için 2.0 Ghz lik core 2 duo işlemciye sahip ortalama bir bilgisayarla 8 saniye bekleme süresi gerçekleşmektedir. Bu ise gerçek zamanda takip için uygun bir süre değildir. Ayrıca arkalandaki ayrıntıları elde etmek ve değişik ışık koşullarında nesneyi ortaya çıkarabilmek için kullanılan eğricik algoritmasının da çalışma süresi de yine ortalama bir bilgisayarla 10 sn almaktadır. Arkalandaki istenmeyen kısımları elemek için kullanılan kalibre edilmemiş ikiz kameralar kullanılması halinde ise işlem süresi çok daha fazla artmaktadır. İşlem süresini azaltmak için paralel bilgisayarların kullanımı da denenmiş olmakla birlikte bu defa da maliyet artışı kaçınılmazdır. Önümüzdeki yıllarda daha yüksek işlem gücüne sahip bilgisayarlarla karma yöntemlerin gerçek zamanda kullanılabileceği düşünülmektedir. Ayrıca çok iş parçalı programlama işlem hızını artırmada yardımcı bir etken olacaktır.

- *Bantlara göre değerlendirme ve önışleme, eğricik, füzyon, ikiz imgeler arasındaki ilişki:* Bu çalışmada ağırlıklı olarak görsel ve kızıl ötesi sürücü kamera imgeleri üzerinde deneyler yapılmıştır. Ayrıca sınırlı olarak ısı kamera imgelerini temsil etmek üzere OSU veri tabanındaki yüz görüntüleri kullanılmıştır. Çekirdek esaslı takipte bütünsel izleme gerçekleştiği için yüz tamamen kaybolmadığı müddetçe veri alınabilmiştir. Ancak değişik ışık koşullarında kızıl ötesi kameraların kullanımının da tercih edilebileceği görülmüştür. Bilhassa arka kısımdaki gölgelerin görsel kameralarda kızıl ötesi olanlara göre daha görünür olduğu anlaşılmıştır. Ayrıca çok

düşük ışık koşullarında kızıl ötesi kamera kullanımıyla etkin sonuçlar alındığı anlaşılmıştır. Yine değişik ışık koşullarında çok iyi bir fikir olan ikiz imgelerden faydalanılmıştır. Elde edilen derinlik imgeleri sayesinde arkalandaki canlı yada cansız nesneler, parlamalar, gölgeleri yok ederek sadece sürücü kafasını ortaya çıkarabilmenin çok daha kolaylaşabileceği deneylerle görülmüştür. Ekonomik kaygıları bir tarafa bırakarak ikiz kamera kullanımı yerine görsel ve kızıl ötesi bantlarda elde edilen imgeleri biraraya getirerek füzyon imgeleriyle elde edilebilecek sonuçları değerlendirebilmek için de hareket vektörlerinden faydalanılmıştır. Entropiler kullanılarak imgelerde füzyon deneyleri gerçekleştirilerek çok bantlı imgelerde füzyon sonuçları tartışılmıştır. Yine kıyas yapabilmek için değişik imgeler üzerinde eğricik kullanılmış ve kayda değer sonuçlar elde edilmiştir. Ancak işlem yükünün yüksek olması sebebiyle gerçek zamanda kullanımı yapılmamıştır. Ortaya çıkan ışık değişiklikleri ve gölgeler, kapatma gibi problemlerle nasıl başedilebileceği tartışılmıştır. Yapılan deneyler sonucu normal ışık koşullarında görsel kameraların çalıştığı ancak kızıl ötesi kameraların düşük ışık koşullarında daha etkin olduğu anlaşılmıştır. Hatta füzyon imgeleri yerine sadece kızıl ötesi kameraların kullanımının daha verimli olabileceği anlaşılmaktadır.

- *Üç boyutlu görme ve ikiz kamera kullanımı:* Üç boyutlu imgelerle çalışılması özellikle yüz tanıma konusunda daha gülbüz sonuçların alınmasında etkilidir. Ayrıca üç boyutlu takip ile yüzdeki pozun yakalanması imkanı da bulunmaktadır. Yapılan deneylerde gerek sürücü yüzünün mesafesini anlamak gerekse arkalanda kalan nesneleri kolayca yok edebilmek için ikiz kameralar aracılığıyla derinlik imgeleri kullanılmıştır. Deneylerden de kolayca anlaşılabileceği gibi fark imgelerinde derinlik önem taşıdığından en öndeki nesnenin sürücü olacağı kabulüyle değişik gri ton değerine sahip imgelerin kolayca yok edildiği görülmüştür. Özel yapım ikiz kamera kullanımının maliyeti artırması sebebiyle web kameralar ile deneyler yapılmıştır. Kalibre edilmemiş web kameraların yerini yakın zamanda ikiz ve kalibre edilmiş kamera çiftlerinin üretilmesi halinde maliyetin çok daha aşağılara çekilebileceği öngörülmektedir. Web kameralar kullanılarak çok kaliteli derinlik haritalarına ulaşılamadığı için görüntü çiftlerini geri çatmak yerine ortaya çıkan derinlik imgelerinden faydalanılması tercih edilmiş ve bu yaklaşım sayesinde etkin sonuçlar

alınmıştır. İkiz kamera kullanımının bir avantajı da kafadaki geri ileri hareketlerin elde edilebilmesidir. Deneylerde kafa imgesinin alanı bu konuda bir ipucu olarak kabul edilmiştir. Üç boyutlu sürücü takibi gelecekteki çalışmalar için potansiyel bir araştırma konusu olarak geliştirmeye açıktır.

- *Optik akış ve imge kalitesi:* Optik akış kullanarak hareket vektörlerindeki yönelim sayesinde kafadaki düzlemler elde edilmiştir. Ayrıca optik akış haritalarına bakarak değişik bantlarda alınan görüntülerin kalitesi için bir ölçü elde edilebileceği de anlaşılmıştır. Özellikle füzyon imgeleri için çıkarılan optik akış haritaları görsel ve kızıl ötesi bantlarda alınan imgelerle kıyasta yardımcı bir unsur olarak görülmektedir. Yanal hareketlerde optik akışlardan faydalanılmış, ileri ve geri hareketlerde hem nesnenin kapladığı alandan hem de derinlik haritasındaki gri ton değişiminden faydalanılabileceği deneyler sonucu anlaşılmıştır.

- *Işık koşulları:* Bilgisayar görmeye ilişkin pek çok uygulamada değişen ışıktan bağımsız gürbüz bir sistem geliştirilmesi önem taşımaktadır. Bir araç sürüşünde sürücü sürekli değişen ışık koşullarında aracını güvenli bir şekilde kullanmak durumundadır. Değişen ışık koşullarında imgelerdeki performansları incelemek için kızıl ötesi, görsel, füzyon, üç boyutlu derinlik imgeleri ve eğricik uygulanarak imgelerdeki performanslar karşılaştırılmıştır. Başarımların anlaşılması için ayrıca optik akışlara da başvurulmuştur. Gündüz, gece, karlı, yağmurlu, sisli gibi değişik görüş şartlarını taşıyan havalarda gerek sürücünden gerekse içeriden dış dünya görüntüleri ve dışarıdan içerideki görüntüler üzerinde deneyler gerçekleştirilmiştir. Sürücü kafa hareketlerinin değişik bantlarda alınması ile aynı zamanda aracın maruz kaldığı değişen ışık koşullarında en uygun sistem arayışı konusunda da ilerleme kaydedilmiştir. Buna göre ikiz kamera kullanarak derinlik imgelerinin kullanılması sayesinde sürücü dışında kalan nesnelerin elenmesi çok daha kolaylaşmaktadır. Çok düşük ışık koşullarında Eğricik ile ön işleme yapılması halinde çok daha iyi netice alındığı görülmüştür. Yine optik akış kullanımı da ışığa karşı uygun bir çözümdür. Sürücü nesnesinin ön alanda olması sebebiyle çekirdek esaslı bütünsel nesne takip yöntemleri iyi sonuç vermiştir. İnfrared kamera kullanımında değişen ışık koşullarında daha gürbüz sonuçlar elde

edildiği görülmüştür. Yüzdeki ayrıntılar yerine bu araştırmada sadece kafa takibine yönelmesi ısı kamera imgelerinde de iyi sonuç alınmasına neden olmuştur.

- *Kafa hareketlerinin incelenmesinin avantajları ve araştırmadaki katkıları:* Daha önceki pek çok çalışmada göz takibi yapılmıştır. Bir sürücü için gözdeki ayrıntı takibinde gözlük, saç, sakal, aksesuar gibi etkenlerin takip performansını olumsuz etkilediği bilinmektedir. Ayrıca yüksek maliyet gerektiren ısıl imge takibi de yine göz yerine kafa hareket takibinde daha iyi sonuçlar vermektedir. Kafa hareketlerinin düzlemlerini elde edebilmek için optik akış yöntemlerinden faydalanılmıştır. Sentetik dünyada bilgi üretilmiş ve ardışık çerçeveler arasında aradeğerlemeler yapılmıştır. Optik akış ile hareket takibi yapmanın işlem maliyeti sebebiyle gerçek zamanlı uygulamalara uygun olmadığı görüldü. Bu sebeple kafa düzlemlerinin bulunmasında ve değişik bantlarda elde edilen imgelerdeki hareketlerin anlaşılmasında yardımcı bir unsur olarak kullanılmıştır.

- *Hukuksal ve etik süreç:* Özellikle görsel takibin yapılması esnasında etik yada hukuki etkenler söz konusudur. Ancak sürücü davranışını incelemenin en etkin yollarından biri görsel takiptir. Bu çalışmada güvenli sürüş için bir parametre olarak kafa hareketlerinin kullanılabileceği varsayılmıştır. Bazı otomobil firmaları müşterilerin görsel olarak izlenmekten rahatsızlık duyabileceklerini düşündüklerinden görsel takip yerine direksiyon hareketleri gibi sürücünün araba üzerindeki cevaplarına bakılarak bir sonuca varmaya çalışmaktadırlar.

7.2. Maliyet-Peformans İlişkisi ve Çalışmaların Yer Aldığı Platformlar

İnsan bilgisayar etkileşimindeki en büyük zorluklardan biri işlem maliyetidir. Üç boyutlu görüntü imgeleriyle çalışıldığında bir anda işlem maliyeti de artar. Gerçek zamanlı uygulamalarda istenilen yöntemin uygulanabilme olanağı her zaman bulunamayabilir. Bu araştırmada gerçekleştirilen kafa açılarının bulunarak Bayesian ve ARMA modelleme ile analizinin yapılması için elde edilen çerçeve sayısı ve programın imgeyi yakalama, lokalize etme, takip ve analizi için gerekli süre yeterlidir. Ancak daha sonra kafa yönünü belirlemek için Lucas Kanade yöntemine göre optik akışların bulunması ve buradan histogramlardaki varyans değişiminin incelenmesi için her defasında Matlab ile ortalama bir bilgisayar ile yaklaşık 10 sn gerekmektedir. Bu süre gerçek zamanlı bir uygulamada sorun yaratmakla

birlikte imalat aşamasında günümüzde geliştirilen bütünleşik sistemlerden faydalanılması bu sorunu çözebilecektir. Sürücü kafasını yakalamadan önce eğricik gibi bir ön işleme tabi tutulması 8 sn lik bir vakit almaktadır. İkiz kameralar kullanılarak kafa imgesinin bölütlenmesi de eşdeğer bir süreye karşılık gelmektedir. Üç boyutlu imgelerin işlenebilmesi için dağıtık bilgisayarların paralel bağlanması ya da bilgisayarda yapılacak programların çok iş parçacıklı bir yapıya sahip olması düşünülebilir. Bir filo araç yönetim sisteminde verilerin aynı anda belli bir merkeze gönderilebilmesi halinde dağıtık paralel algoritmalar sürücünün durumunu anlamada yardımcı olabilir. Bu durumda maliyeti daha düşük eski bilgisayarlardan da faydalanılabilir.

Çok duyurga ve çok modelli bir sistem kullanılması halinde duyargalardan gelen bilgiler milyonlarca veriyi barındırabilir. Bu tip durumlarda ise gerçek veriler üzerinde çalışılması müşkül bir durum yaratır. Bu durumda davranış modellemesi yaparak doğrusal ya da doğrusal olmayan boyut düşürme algoritmalarından faydalanılarak sürüş güvenliğinin analiz edilmesi yaklaşımının çok daha yerinde olacağı düşünülmektedir.

Bilgileri işleme maliyetinin yanı sıra bilgileri almak için kullanılan duyargaların maliyeti de sürücü sistemleri için hayati önceliktedir. Günümüzde otomobil üreticileri arasında satış kaygıları sebebiyle maliyetin çok önemli bir rekabet unsuru olduğu bilinmektedir. Bunu göz önünde bulundurarak geliştirilen sistemlerde düşük maliyet ön planda düşünülmüştür. Örneğin kullanılan ikiz kamera sistemi derinlik haritası kalitesinin düşme pahasına görsel ve kızıl ötesi web kameralar aracılığıyla gerçekleştirilmiştir. Optik akışların elde edilmesinde ise SONY DSC H-50 kızıl ötesi ve görsel kameralar kullanılmıştır. Isıl imgeler OSU veritabanından alınmış olmakla birlikte [260], en düşük rakamın 10 bin TL leri bulduğu dikkate alınırsa araçlar içerisinde ısı kameralar kullanabilmek için maliyetin önemli bir sınırlayıcı faktör olduğu açıktır.

7.3. Öneriler ve Gelecekteki Çalışmalar

Bu araştırmalar ışığında gelecekte görsel olmayan verilerin de araba üretici firmalar için büyük önem taşıdığı ve sürüş güvenliği araştırmalarında bu tür verilerle geliştirilen algoritmaların gelecekte giderek yaygınlaşabileceği öngörüsü elde edilmiştir. Yapılan araştırma çalışmasının daha sonraki yıllarda her iki düzlemde de devam edilmesi ve daha gürbüz sonuçlara ulaşabilecek algoritmaları kullanmak suretiyle Avrupa ve Amerika

arasındaki farklar araştırılarak araç ortamından üretilen veriler üzerinde araştırma yapmaya devam edilebilir.

Sürücü aktivitelerini gözlemek üzere tasarlanan her sistem gibi burada da öncelikli hedef güvenli ve güvenli olmayan sürücü hareketlerini ayırt etmektir. Güvenli olmayan davranışları gösteren belli bir hareket listesi yoktur. Genellikle bir sürücünün dikkatini dağıtan bir hareket ya da aktivite güvenli olmayan sürücü davranışı olarak sınıflandırılır. Sürüş esnasında yorgunluk, cep telefonu ile konuşma, yeme-içme ve konsoldaki kontrol panelleriyle meşgul olma gibi durumlar güvenli olmayan sürücü davranışına örnek olarak verilebilir. Bu tür durumların modellenmesi amacıyla yapılacak çalışmalarda asimetrik ortalama kaymanın daha başarılı olacağı deneylerden açıkça anlaşılmaktadır.

Bu çalışmada 2B ile 3B yüz ve poz tanıma arasındaki ilişki de araştırıldı. 3B verileri elde etmek için birbiriyle aynı iki web kamera kullanıldı ve ikiz imge çiftleri elde edildi. İlk bakışta böyle bir uygulama için tek web kameranın yeterli olacağı düşünülebilir. Günümüzde 3B insan makine arayüzleri üzerine yapılan araştırmalar gittikçe daha fazla ilgi görmektedir. Öte yandan yeterli ışıklandırma sayesinde arabanın ön penceresinden dış dünya görülebilir. Ancak iç kısımda sürücü davranışlarını anlamak için her zaman yeterli ışık bulunmayabilir. Bu problem dikkate alındığında ilk olarak fark haritası çıkarıldıktan sonra arkalandaki nesneleri yok ederek fark haritasındaki sürücü yüzünü bölütlemek üzere denel bir eşik belirlenmiştir.

Renk esaslı bölütleme yönteminde bir yüzün deri rengini dikkate alarak yüz konumu tespit edilmeye çalışılan yöntemler yüz lokalizasyonunda çok etkili değildir. Çünkü sürücü arkalanı dinamik olarak ve sürekli bir şekilde değişime uğrar. Çalışmada sürücü yüzü fark haritasına göre lokalize edildi. Ön alanda görünen imge büyük olasılıkla bir sürücü yüzüdür ve bu imgenin fark haritası daha açık olacaktır. Fark haritasında belli bir eşik verildiğinde sürücü yüzü yakalanan çerçeve üzerinde elde edilebilir.

Fark haritasında çıkarılan yüz derinlik imgesini kullanarak yeniden çatılması halinde sürücü yüz verilerini 3B olarak görüntüleyebilmek mümkündür. Ortaya çıkan imge verisi 3B dir ve bu imge veritabanında bulunan yüz imgeleriyle karşılaştırılarak tanıma gerçekleştirilir. 3B yüz görüntüsünden poz bilgisini de çıkarabilmek mümkündür. Telefonla konuşma gibi sürücünün dikkatini dağıtacak bazı eylemler anlaşılabilir. Sürücünün bu şekildeki davranışı konusunda en geçerli bilgi pozdur.

Başlangıçta sadece tek web-kamera kullanıldı. Daha sonra PCA ve HMM yaklaşımlarıyla yüz tanımayı gerçekleştirmek için yeterli ışık şartlarının oluşması gerektiği fark edildi. Dolayısıyla, sürücü imgesini işlemek için sadece 2B veya 3B düzencele değil gerektiği yerde ikisinin de kullanabileceği birleşik bir algoritma düşünülebilir.

Tanımda sadece 2B imgelerin kullanılmasının diğcr bir sakıncası da aldatmadır. Yani sürücü olarak oturan kiři arabayı kendisinin sahibi olduğunu göstermek için gerçek sürücünün resmini kameraya gösterebilir. Bu çalışmada fark haritası veya gri ton kullanılarak ortaya çıkan görüntü üzerinde bölütleme işlemi çok daha kolay bir hale gelecektir. Böylece gerekli alt imgeyi ortaya çıkarmada fark ya da gri ton haritası güvenilirliği artıracaktır.

KAYNAKLAR

- [1] http://www.tobii.com/scientific_research.aspx
- [2] <http://www.seeingmachines.com/>
- [3] <http://www.awake-eu.org/index.html>
- [4] <http://www.drivesafeproject.org/>
- [5] <http://www.eurofot-ip.eu/>
- [6] www.evaluate-project.eu
- [7] <http://www-nrd.nhtsa.dot.gov/Pubs/811363.pdf>
- [8] <http://www.fmcsa.dot.gov/facts-research/art-safety-progress-report.htm>
- [9] L. Petersson, L. Fletcher, A. Zelinsky, N. Barnes, and F. Arnell, "Towards safer roads by integration of road scene monitoring and vehicle control," *International Journal of Robotics Research*, vol. 25, no. 1, pp. 53–72, 2006.
- [10] Md. Shoaib Bhuiyan, "Driver Assistance Systems to Rate Drowsiness: A Preliminary Study," *Studies in Computational Intelligence*, Springer Berlin/Heidelberg, Volume 199/2009, 415-425, April 17, 2009.
- [11] K. S. Huang, M. M. Trivedi, and T. Gandhi, "Driver's view and vehicle surround estimation using omnidirectional video stream," in *Proceedings of IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV '03)*, pp. 444–449, Columbus, Ohio, USA, June 2003.
- [12] Erik Murphy-Chutorian and Mohan M. Trivedi, "3D tracking and dynamic analysis of human head movements and attentional targets," *Second ACM/IEEE International Conference on Distributed Smart Cameras, ICDSC 2008*, p. 1-8, 7-11 Sept. 2008.
- [13] Erik Murphy-Chutorian, Mohan Manubhai Trivedi, "Head Pose Estimation in Computer Vision: A Survey," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 31, no. 4, pp. 607-626, Apr. 2009.
- [14] Doshi, A. Shinko Yuanhsien Cheng Trivedi, M.M., "A Novel Active Heads-Up Display for Driver Assistance," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, Volume: 39, Issue: 1, p. 85-93, Feb. 2009.
- [15] L. Fletcher, A. Zelinsky, "Driver Inattention Detection based on Eye Gaze—Road Event Correlation," *The International Journal of Robotics Research*,; 28: 774-801, 2009.

- [16] <http://www.autoweek.com/article/20081224/FREE/812249991>
- [17] Anup Doshi and Mohan Trivedi, "A Comparative Exploration of Eye Gaze and Head Motion Cues for Lane Change Intent Prediction," 2008 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, Eindhoven, The Netherlands, p. 49-54, June 4-6, 2008.
- [18] Shan Hu Bowlds, R.L. Ye Gu Xun Yu "Pulse Wave Sensor for Non-intrusive Driver's Drowsiness Detection," Engineering in Medicine and Biology Society, EMBC Annual International Conference of the IEEE page(s): 2312 – 2315, Minneapolis, MN, 3-6 Sept. 2009.
- [19] Shinko Yuanhsien Cheng, Mohan Manubhai Trivedi, "Lane tracking with omnidirectional cameras: algorithms and evaluation," EURASIP Journal on Embedded Systems, Volume 2007, Issue 1, Pages: 5 – 5, January 2007.
- [20] P. Buddharaju et al., "Physiology-Based Face Recognition in the Thermal Infrared Spectrum," IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 29, Issue 4, pp. 613 – 626, April 2007.
- [21] Lawrence Barr, Stephen Popkin, and Heidi Howarth, "An Evaluation of Emerging Driver Fatigue Detection Measures and Technologies, Final Report, Report No. FMCSA-RRR-09-005U.S. Department of Transportation Federal Motor Carrier Safety Administration, June 2009.
- [22] Grace R., "Drowsy driver monitor and warning system", Pittsburgh, PA: Robotics Institute, CMU , Nov 2006, www.attentiontechnology.com/docs/DrowsyDriverMonitor.pdf
- [23] L. Fletcher et al., "Vision in and out of vehicles," IEEE Intelligent Systems, Vol. 18, Issue 3, pp.12 – 17, May-Jun 2003.
- [24] L. Fletcher, L. Petersson, and A. Zelinsky, "Road Scene Monotony Detection in a Fatigue management driver assistance system," Proc. Intelligent Vehicles Symp., pp. 484 – 489, 6-8 June 2005.
- [25] V. L. Neale, et al., "An Overview of The 100-Car Naturalistic Driving Study and Findings," 19th Int. Tech. Conf. on Enhanced Safety of Vehicles (ESV), Washington, DC, June 6-9, 2005.
- [26] G. R. Bradski, "Computer video face tracking for use in a perceptual user interface," Intel Technology Journal, Q2, 1998.
- [27] D. O. Gorodnichy, S. Malik, and G. Roth, "Use Your Nose as a Mouse," Proc. Vision Interface, 2002.

- [28] D. Gorodnichy, "Video-based framework for face recognition in video," FPIV'05, Canada, 9-11 May 2005, pp. 330-338.
- [29] Malta, L.; Miyajima, C.; Takeda, K., "A Study of Driver Behavior Under Potential Threats in Vehicle Traffic," IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, Volume 10, Issue 2, Pages: 201-210, June 2009.
- [30] Rosalind W. Picard, Elias Vyzas, Jennifer Healey, "Toward Machine Emotional Intelligence: Analysis of Affective Physiological State," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, v.23 n.10, p.1175-1191, October 2001.
- [31] Q. Ji; Z. Zhu, P. Lan, "Real-time nonintrusive monitoring and prediction of driver fatigue," IEEE Trans. Vehicular Technology, Vol. 53, Issue 4, pp. 1052 – 1068, July 2004.
- [32] Yılmaz A., "Sensor Fusion in Computer Vision," IEEE GRSS/ISPRS Joint Workshop on Remote Sensing and Data Fusion over Urban Areas, 2007.
- [33] Schenk T. and Csatho B., "Fusing Imagery and 3D Point Clouds for Reconstructing Visible Surfaces of Urban Scenes," IEEE GRSS/ISPRS Joint Workshop on Remote Sensing and Data Fusion over Urban Areas, 2007.
- [34] Schenk T. and Csatho B., "Fusion of LIDAR Data and Aerial Imagery for a More Complete Surface Description," Int. Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences. Vol. 34, Part 3/A, pp. 310-317, 2002.
- [35] Emanuele Trucco, Alessandro Verri, "Introductory Techniques for 3-D Computer Vision", Chapter 8, 1998.
- [36] Vedula K. S., Baker S., Rander P., Collins R., and Kanade T., "Three-Dimensional Scene Flow," IEEE Transactions On Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 27, No. 3, March 2005.
- [37] Steven D. B., Zhao L., Chann R. M., "Three-Dimensional Trajectory Estimation from Image Position and Velocity," IEEE Transactions On Aerospace and Electronic Systems, Vol. 36, No. 4, October 2000.
- [38] B.D. Lucas and T. Kanade, "An Iterative Image Registration Technique with an Application to Stereo Vision," (IJCAI), 7th International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI), April, 1981, pp.674-679.
- [39] Yılmaz A. and Shah M., "A Differential Geometric Approach To Representing the Human Actions," Computer Vision and Image Understanding Journal, Vol. 109 No. 3, pp.335-351, 2008.

- [40] Danescu, R.; Nedevschi, S., "Probabilistic Lane Tracking in Difficult Road Scenarios Using Stereovision," IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, Volume 10, Issue 2, Pages: 272-282, June 2009.
- [41] Yilmaz A. and Shah M., "Matching Actions In Presence Of Camera Motion," Computer Vision and Image Understanding Journal, Vol. 104 No. 2-3, pp. 221-231, 2006.
- [42] Yilmaz A. and Shah M., "Recognizing Human Actions in Videos Acquired by Uncalibrated Moving Cameras," IEEE International Conf. on Computer Vision, 2005.
- [43] Borko Furht, Stephen W. Smoliar, HongJiang Zhang, "Video and Image Processing in Multimedia Systems," Kluwer Academic Press, 1996.
- [44] Zhai Y., Yilmaz A. and Shah M., "Story Segmentation in News Videos Using Visual and Text Cues," International Conference on Image and Video Retrieval, pp. 92-102, 2005.
- [45] Yilmaz A. and Shah M., "Actions Sketch: A Novel Action Representation," IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, 2005.
- [46] James R. Bergen, P. Anandan, Keith J. Hanna, Rajesh Hingorani: "Hierarchical Model-Based Motion Estimation," ECCV 1992: 237-252.
- [47] Yilmaz A., Javed O. and Shah M., "Object Tracking: A Survey," ACM Journal of Computing Surveys, Vol. 38, No. 4, pp. 1-45, 2006.
- [48] Yilmaz A. and Shah M., "Matching Actions In Presence Of Camera Motion," Computer Vision and Image Understanding Journal, Vol. 104 No. 2-3, pp. 221-231, 2006.
- [49] Yilmaz A., Shafique K., Olson T., Lobo N. and Shah M., "Target Tracking in FLIR Imagery Using Mean-Shift and Global Motion Compensation," IEEE Workshop on Computer Vision Beyond Visible Spectrum (CVBVS), 2001.
- [50] Rao C., Yilmaz A. and Shah M., "View Invariant Representation and Recognition of Actions," Int. Journal of Computer Vision, Vol. 50, No. 2, pp. 203-226, 2002.
- [51] Lai P. and Yilmaz A., "Shape Recovery Using Rotated Slicing Planes," Int. Congress on Image and Signal Processing, 2009.
- [52] Giachetti A.; Campani M.; Torre, V.; "The use of optical flow for road navigation," IEEE Transactions on Robotics and Automation, Volume 14, Issue 1, Page(s):34 – 48, Feb. 1998.
- [53] Barsai G. and Yilmaz A., Object Recognition Using Angles in the Projective Plane, ASPRS Annual Conference, 2009

- [54] Lai P.L. and Yilmaz A., “Efficient Object Shape Recovery via Slicing Planes,” IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, 2008.
- [55] Trucco E., Tommasini T. and Roberto V., “Near-Recursive Optical Flow From Weighted Image Differences,” IEEE Transactions On Systems, Man, And Cybernetics—part b: Cybernetics, Vol. 35, No. 1, February 2005.
- [56] P. Viola and M. J. Jones, “Rapid Object Detection Using a Boosted Cascade of Simple Features,” IEEE CVPR (2001).
- [57] Klaus B. and Horn P. , Robot Vision, The MIT Press, 1989.
- [58] Yılmaz A., “Object Tracking by Asymmetric Kernel Mean Shift with Automatic Scale and Orientation Selection,” IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, 2007.
- [59] Toni Schenk “Digital Photogrammetry,” Published by TerraScience 428 pp.,1999.
- [60] Skog, I.; Handel, P., “In-Car Positioning and Navigation Technologies—A Survey,” IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, Volume 10, Issue 1, Pages: 4-21, March 2009.
- [61] Zafiroopoulos P, Schenk T, “Color-Based Energy Modelling for Road Extraction,” International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, 1998.
- [62] Lai P. and Yilmaz A., “A New Approach for Vanishing Line Estimation,” ASPRS Annual Conference, 2009.
- [63] http://en.wikipedia.org/wiki/Auto_insurance_risk_selection
- [64] http://en.wikipedia.org/wiki/Electronic_stability_control
- [65] <http://europa.eu/rapid/pressReleasesAction.do?reference=MEMO/10/343&format=HTML&aged=0&language=EN>
- [66] Comaniciu, D., Ramesh, V., Meer, P., “Real-time tracking of non-rigid objects using mean shift,” In: IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, vol. 2, pp. 142–149, 2000.
- [67] K. Fukunaga ve L. Hostetler, “The estimation of the gradient of a density function, with applications in pattern recognition,” IEEE IT, 21(1):32–40, 1975.
- [68] Cheng, Y., “Mean shift, mode seeking, and clustering,” IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 17, 790–799, 1995.
- [69] Comaniciu, D. ve Meer, P., “Mean shift analysis and applications,” In IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). Vol. 2. 1197–1203, 1999.

- [70] J. Wang, B. Thiesson, Y. Xu, and M. Cohen “Image and video segmentation by anisotropic mean shift,” In European Conf. on Computer Vision, 2004.
- [71] Comaniciu, D., Ramesh, V., and Meer, P., “Kernel-based object tracking,” IEEE Trans. Patt. Anal. Mach. Intell. 25, 564–575, 2003.
- [72] Yilmaz, A., Shafique, K., ve Shah, M., “Target tracking in airborne forward looking imagery,” J. Image Vision Comput. 21, 7, 623–635, 2003.
- [73] J. Sethian, “Level set methods: evolving interfaces in geometry, fluid mechanics computer vision and material sciences,” Cambridge University Press, 1999.
- [74] Comaniciu, D., “An algorithm for data-driven bandwidth selection,” IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 25(2), 281–288, 2003.
- [75] Georgescu, B., Meer, P., “Point matching under large image deformations and illumination changes,” PAMI 26, 674–688, 2004.
- [76] Michels, P., “Asymmetric kernel functions in non-parametric regression analysis and prediction,” Statistician 41(4), 439–454, 1992.
- [77] Devan, M., Hager, G.D., Stewart, C.V., “Multiple kernel tracking with SSD,” In: CVPR, vol. 1, pp. 790–797, 2004.
- [78] <http://www-nrd.nhtsa.dot.gov/pdf/esv/esv19/05-0080-O.pdf>
- [79] <http://www.emercedesbenz.com/autos/mercedes-benz/s-class/mercedes-benz-works-to-reduce-traffic-accidents-caused-by-drowsiness/>
- [80] <http://www.emercedesbenz.com/autos/mercedes-benz/cl-class/2011-mercedes-benz-cl63-amg-and-cl65-amg---active-and-passive-safety/>
- [81] <http://www.volvocars.com/ae/top/about/news-events/pages/default.aspx?itemid=44>
- [82] <http://www-nrd.nhtsa.dot.gov/pubs/811216.pdf>
- [83] <http://www.daimler.com/dccom/0-5-1210218-1-1210332-1-0-0-1210228-0-0-8-7165-0-0-0-0-0-0-0.html>
- [84] <http://www.edmunds.com/ownership/safety/articles/145228/article.html>
- [85] http://www.bmw.com/com/en/insights/technology/technology_guide/articles/bmw_night_vision.html?source=index&article=bmw_night_vision
- [86] <http://www.bmwusa.com/Standard/Content/Vehicles/2011/7/ActiveHybrid750li/ModelHighlights/ActiveHybrid750LiSafety.aspx>
- [87] <http://www.fordvehicles.com/cars/taurus/gallery/videos-and-demos/>

- [88] http://media.ford.com/article_display.cfm?article_id=29172
- [89] http://en.wikipedia.org/wiki/Preocrash_system
- [90] <http://www.volvocars.com/intl/top/about/values/pages/safety.aspx>
- [91] <http://pressroom.toyota.com/pr/tms/lexus/lexus-safety-experience-172113.aspx>
- [92] <http://www.saabnet.com/tsn/press/071102.html>
- [93] Aggarwal, J. K. and Cai, Q. "Human motion analysis: A review", *Comput. Vision Image Understand.* 73, 3, 428–440, 1999.
- [94] Moeslund, T. and "Granum, E. "A survey of computer vision-based human motion capture," *Comput. Vision Image Understand.* 81, 3, 231–268, 2001.
- [95] Veenman, C., Reinders, M., and Backer, E. "Resolving motion correspondence for densely moving points," *IEEE Trans. Patt. Analy. Mach. Intell.* 23, 1, 54–72, 2001.
- [96] Serby, D., Koller-Meier, S., and Gool, L. V. "Probabilistic object tracking using multiple features," In *IEEE International Conference of Pattern Recognition (ICPR)*. 184–187, 2004.
- [97] Yilmaz, A., Li, X., and Shah, M. 2004. "Contour based object tracking with occlusion handling in video acquired using mobile cameras," *IEEE Trans. Patt. Analy. Mach. Intell.* 26, 11, 1531–1536, 2003.
- [98] Ballard, D. and Brown, C., *Computer Vision*. Prentice-Hall, 1982.
- [99] Cootes, T., Edwards, G., and Taylor, C., "Robust real-time periodic motion detection, analysis, and applications," *IEEE Trans. Patt. Analy. Mach. Intell.* 23, 6, 681–685, 2001.
- [100] Zhu, S. and Yuille, A., "Region competition: unifying snakes, region growing, and bayes/mdl for multiband image segmentation," *IEEE Trans. Patt. Analy. Mach. Intell.* 18, 9, 884–900, 1996.
- [101] Paragos, N. and Deriche, R., "Geodesic active regions and level set methods for supervised texture segmentation," *Int. J. Comput. Vision* 46, 3, 223–247, 2002.
- [102] Elgammal, A., Duraiswami, R., Harwood, D., and Davis, L., "Background and foreground modeling using nonparametric kernel density estimation for visual surveillance," *Proceedings of IEEE* 90, 7, 1151–1163, 2002.
- [103] Fieguth, P. and Terzopoulos, D., "Color-based tracking of heads and other mobile objects at video frame rates," In *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. 21–27, 1997.

- [104] Edwards, G., Taylor, C., and Cootes, T., "Interpreting face images using active appearance models," In International Conference on Face and Gesture Recognition. 300–305, 1998.
- [105] Mughadam, B. and Pentland, A., "Probabilistic visual learning for object representation," IEEE Trans. Patt. Analy. Mach. Intell. 19, 7, 696–710, 1997.
- [106] Black, M. and Jepson, A., "Eigentracking: Robust matching and tracking of articulated objects using a view-based representation," Int. J. Comput. Vision 26, 1, 63–84, 1998.
- [107] Avidan, S., "Support vector tracking," In IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 184–191, 2001.
- [108] Park, S. and Aggarwal, J. K., "A hierarchical bayesian network for event recognition of human actions and interactions," Multimed. Syst. 10, 2, 164–179, 2004.
- [109] Veenman, C., Reinders, M., and Backer, E., "Resolving motion correspondence for densely moving points," IEEE Trans. Patt. Analy. Mach. Intell. 23, 1, 54–72, 2001.
- [110] Shafique, K. and Shah, M., "A non-iterative greedy algorithm for multi-frame point correspondence," In IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). 110–115, 2003.
- [111] Haritaoglu, I., Harwood, D., and Davis, L., "W4: real-time surveillance of people and their activities," IEEE Trans. Patt. Analy. Mach. Intell. 22, 8, 809–830, 2000.
- [112] Pashos, G., "Perceptually uniform color spaces for color texture analysis: an empirical evaluation," IEEE Trans. Image Process. 10, 932–937, 2001.
- [113] Song, K. Y., Kittler, J., and Petrou, M., "Defect detection in random color textures," Israel Verj. Cap. J. 14, 9, 667–683, 1996.
- [114] Canny, J., "A computational approach to edge detection," IEEE Trans. Patt. Analy. Mach. Intell. 8, 6, 679–698, 1986.
- [115] Bowyer, K., Kranenburg, C., and Dougherty, S., "Edge detector evaluation using empirical roc curve," Comput. Vision Image Understand. 10, 77–103, 2001.
- [116] Horn, B. and Schunk, B., "Determining optical flow," Artific. Intell. 17, 185–203, 1981.
- [117] Lucas, B. D. and Kanade, T., "An iterative image registration technique with an application to stereo vision," In International Joint Conference on Artificial Intelligence, 1981.
- [118] Black, M. and Anandan, P., "The robust estimation of multiple motions: Parametric and piecewisessmooth flow fields, Comput. Vision Image Understand. 63, 1, 75–104, 1996.

- [119] Szeliski, R. and Coughlan, J., "Spline-based image registration," *Int. J. Comput. Vision* 16, 1-3, 185–203, 1997.
- [120] Barron, J., Fleet, D., and Beachemin, S., "Performance of optical flow techniques," *Int. J. Comput. Vision* 12, 43–77, 1994.
- [121] Haralick, R., Shanmugam, B., and Dinstein, I., "Textural features for image classification," *IEEE Trans. Syst. Man Cybern.* 33, 3, 610–622, 1973.
- [122] Lowe, D., "Distinctive image features from scale-invariant keypoints," *Int. J. Comput. Vision* 60, 2, 91–110, 2004.
- [123] Mallat, S., "A theory for multiresolution signal decomposition: The wavelet representation," *IEEE Trans. Patt. Analy. Mach. Intell.* 11, 7, 674–693, 1989.
- [124] Greenspan, H., Belongie, S., Goodman, R., Perona, P., Rakshit, S., and Anderson, C., "Overcomplete steerable pyramid filters and rotation invariance," In *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 222–228, 1994.
- [125] Blum, A. L. and Langley, P. "Selection of relevant features and examples in machine learning," *Artific. Intell.* 97, 1-2, 245–271, 1997.
- [126] Tieu, K. and Viola, P., "Boosting image retrieval," *Int. J. Comput. Vision* 56, 1, 17–36, 2004.
- [127] Cremers, D. and Schnorr, C., "Statistical shape knowledge in variational motion segmentation," *I. Srael Nent. Cap. J.* 21, 77–86, 2003.
- [128] Jepson, A., Fleet, D., and Elmaraghi, T., "Robust online appearance models for visual tracking," *IEEE Trans. Patt. Analy. Mach. Intell.* 25, 10, 1296–1311, 2003.
- [129] B. K. P. Horn ve M. J. Brooks. *Shape from shading*. The MIT Press, 1989.
- [130] A. S. Georgiades, D. J. Kriegman, and P. N. Belhumeur, "Illumination cones for recognition under variable lighting: Faces," In *Proc. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 52–59, 1998.
- [131] P. Hall, T. Hui, and J. Marron, "Improved Variable Window Kernel Estimates of Probability Densities," *The Ann. Statistics*, vol. 23, no. 1, pp. 1-10, 1995.
- [132] T. Gevers, "Robust Histogram Construction from Color Invariants," *Proc. Int'l Conf. Computer Vision*, vol. I, pp. 615-620, July 2001.
- [133] D. Comaniciu, V. Ramesh, and P. Meer, "The Variable Bandwidth Mean Shift and Data-Driven Scale Selection," *Proc. Eighth Int'l Conf. Computer Vision*, vol. I, pp. 438-445, July 2001.

- [134] I. Abramson, "On Bandwidth Variation in Kernel Estimates—A Square Root Law," *The Ann. Statistics*, vol. 10, no. 4, pp. 1217-1223, 1982.
- [135] J. Simonoff, *Smoothing Methods in Statistics*. Springer-Verlag, 1996.
- [136] K. Fukunaga, *Introduction to Statistical Pattern Recognition*, second ed. Academic Press, 1990.
- [137] Y. Leung, J. Zhang, and Z. Xu, "Clustering by Scale-Space Filtering," *IEEE Trans. Pattern Analysis Machine Intelligence*, vol. 22, no. 12, pp. 1396-1410, Dec. 2000.
- [138] Y. S. Abu-Mostafa and D. Psaltis, "Image normalization by complex moments," *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. PAMI-7, No.1, pp.46-55, January 1985.
- [139] S. A. Dudani, K. J. Breeding, and R. B. McGhee, "Aircraft identification by moment invariants," *IEEE Transaction on Comput.. Vol.C-26*, No.1, pp. 39-45, January 1983.
- [140] M. K. Hu, "Visual pattern recognition by moment invariants," *IRE Trans. Inform. Theory*, Vol.IT-8, pp.179-187, February 1962.
- [141] A. P. Reeves, R. J. Prokop, S. E. Andrews and F. Kuhl, "Three-dimensional shape analysis using moments and Fourier descriptors," *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.10, No.6, pp.937-943, November 1988.
- [142] M.R.Teague, "Image analysis via the general theory of moments," *J. Opt. Soc. Amer.* 70, pp.920-930, August 1980.
- [143] C-H Teh and R. T. Chin, "On image analysis by the methods of moments," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.10, No.4, July 1988.
- [144] T. Suk and J. Flusser, "Blur and affine moment invariants," *ICPR2002 16th International Conference on Pattern Recognition*, Vol.4, pp.339 –342, 2002.
- [145] J. Flusser and T. Suk, "Degraded image analysis: an invariant approach," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.20, No.6, June 1998.
- [146] A. Hero, J. O'Neill, and W. Williams, "Moment matrices for recognition of spatial pattern in noise images," *J. Royal Statistical Society, Ser. B*, Vol.51, No.2, pp.271-279, 1989.
- [147] S. Pakchalakis and P. Lee, "Pattern recognition in gray level images using moment based invariant features," *Image Processing and its Applications, IEE Conference Publication No.465*, pp.245-249, 1999.

- [148] R. Sivaramakrishna and N. S. Shashidhar, "Hu's moment invariants: how invariant are they under skew and perspective transformations," IEEE Conference on Communications, Power and Computing, pp.292-295, 1997.
- [149] F. Zernike, *Physica*, Vol.1, pp.689, 1934
- [150] Bhatia, A. B.; Wolf, E. (1952). "The Zernike circle polynomials occurring in diffraction theory," *Proc. Phys. Soc. B* **65**: 909.
- [151] T. Reiss, *Recognizing Planar Objects Using Invariant Image Features*, Springer-Verlag, 1993.
- [152] Swain, M. J. and Ballard, D. H., "Color indexing," *International Journal of Computer Vision* 7, 1 (Nov. 1991), 11-32.
- [153] Biederman, I. 1985, "Human image understanding:Recent research and a theory," *Comput. Vision, Graph. Image Process.* 32(1):29-73.
- [154] Chapman, D. 1990, "Vision, instruction, and action," Technical Report 1204, Massachusetts Institute of Technology, Artificial Intelligence Laboratory, Cambridge, MA.
- [155] Strat, T.M., "Personal communication," 1990
- [156] Sethi, I. and Jain, R. 1987. "Finding trajectories of feature points in a monocular image sequence," *IEEE Trans. Patt. Analy. Mach. Intell.* 9, 1, 56–73.
- [157] Salari, V. ve Sethi, I. K. 1990. "Feature point correspondence in the presence of occlusion," *IEEE Trans. Patt. Analy. Mach. Intell.* 12, 1, 87–91.
- [158] Veenman, C., Reinders, M., and Backer, E. 2001. "Resolving motion correspondence for densely moving points," *IEEE Trans. Patt. Analy. Mach. Intell.* 23, 1, 54–72.
- [159] Shafique, K. and Shah, M. 2003. "A non-iterative greedy algorithm for multi-frame point correspondence," In *IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*. 110–115.
- [160] Broida, T. ve Chellappa, R., "Estimation of object motion parameters from noisy images," *IEEE Trans. Patt. Analy. Mach. Intell.* 8, 1, 90–99, 1986.
- [161] Bar –Shalom, Y. ve Foreman, T., *Tracking and Data Association*," Academic Press Inc., 1988.
- [162] Streit, R. L. ve Luginbuhl, T. E., "Maximum likelihood method for probabilistic multi-hypothesis tracking," In *Proceedings of the International Society for Optical Engineering (SPIE.)* vol. 2235. 394–405, 1994.

- [163] Cox, I. ve Hingorani, S., “An efficient implementation of reid’s multiple hypothesis tracking algorithm and its evaluation for the purpose of visual tracking,” *IEEE Trans. Patt. Analy. Mach. Intell.* 18, 2, 138–150, 1996.
- [164] Rangarajan, K. ve Shah, M., “Establishing motion correspondence,” *Conference Vision Graphics Image Process* 54, 1, 56–73, 1991.
- [165] Reid, D. B., “An algorithm for tracking multiple targets,” *IEEE Trans. Autom. Control* 24, 6, 843–854, 1979.
- [166] Torresani, L. ve Bregler, C., “Space-time tracking,” In *European Conference on Computer Vision (ECCV)*. 801–812, 2002.
- [167] Bregler, C., Hertzman, A., ve Biermann, H., “Recovering nonrigid 3d shape from image streams,” In *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. 690–696, 2000.
- [168] Vidal, R. ve Ma, Y., “A unified algebraic approach to 2-d and 3-d motion segmentation,” In *European Conference on Computer Vision (ECCV)*, 1–15, 2004.
- [169] Wang, J. and Adelson, E., “Representing moving images with layers,” *IEEE Image Process.* 3, 5, 625–638, 1994.
- [170] Ronfard, R., “Region based strategies for active contour models,” *Int. J. Comput. Vision* 13, 2, 229–251, 1994.
- [171] Hausdorff, F., *Set Theory*,” Chelsea, New York, NY, 1962.
- [172] Huttenlocher, D., Noh OHJ., ve Rucklidge, W., “Tracking nonrigid objects in complex scenes,” In *IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*. 93–101, 1993.
- [173] Sato, K. ve Aggarwal, J., “Temporal spatio-velocity transform and its application to tracking and interaction,” *Comput. Vision Image Understand.* 96, 2, 100–128, 2004.
- [174] Kang, J., Cohen, I., and Medioni, G., “Object reacquisition using geometric invariant appearance model,” In *International Conference on Pattern Recongition (ICPR)*. 759–762, 2004.
- [175] Huttenlocher, D., NOH, J., ve Rucklidge, W., “Tracking nonrigid objects in complex scenes,” In *IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*. 93–101, 1993.
- [176] Li, B., Chellappa, R., Zheng, Q., ve Der, S., “Model-based temporal object verification using video,” *IEEE Trans. Image Process.* 10, 6, 897–908, 2001.

- [177] Kang, J., Cohen, I., ve Medioni, G., "Object reacquisition using geometric invariant appearance model," In International Conference on Pattern Recognition (ICPR). 759–762, 2004.
- [178] Terzopoulos, D. ve Szeliski, R., "Tracking with kalman snakes," In Active Vision, A. Blake and A. Yuille, Eds. MIT Press, 1992.
- [179] Isard, M. ve Blake, A., "Condensation - conditional density propagation for visual tracking," Int. J. Comput. Vision 29, 1, 5–28, 1998.
- [180] McCormick, J. ve Blake, A., "Probabilistic exclusion and partitioned sampling for multiple object tracking," Int. J. Comput. Vision 39, 1, 57–71, 2000.
- [181] Chen, Y., Rui, Y., ve Huang, T., "Jpdaf based hmm for real-time contour tracking," In IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 543–550, 2001.
- [182] Bertalmio, M., Sapiro, G., ve Randall, G., "Morphing active contours," IEEE Trans. Patt. Analy. Mach. Intell. 22, 7, 733–737, 2000.
- [183] Mansouri, A., "Region tracking via level set pdes without motion computation," IEEE Trans. Patt. Analy. Mach. Intell. 24, 7, 947–961, 2002.
- [184] Paragios, N. ve Deriche, R., "Geodesic active regions and level set methods for supervised texture segmentation," Int. J. Comput. Vision 46, 3, 223–247, 2002.
- [185] Cremers, D., Kohlberger, T., ve Schnorr, C., "Non-linear shape statistics in mumford-shah based segmentation," In European Conference on Computer Vision (ECCV), 2002.
- [186] Blake, A. ve Isard, M., "Active Contours: The Application of Techniques from Graphics, Vision, Control Theory and Statistics to Visual Tracking of Shapes in Motion," Springer, 2000.
- [187] Baddeley, A., "Errors in binary images and an l version of the haus- dorff metric," Nieuw Archief voor Wiskunde 10, 157–183, 1992.
- [188] Shi, J. ve Tomasi, C., "Good features to track," In IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 593–600, 1994.
- [189] Tao, H., Sawney, H., ve Kumar, R., "Object tracking with bayesian estimation of dynamic layer representations," IEEE Trans. Patt. Analy. Mach. Intell. 24, 1, 75–89, 2002.
- [190] Birchfield, S., "Elliptical head tracking using intensity gradients and color histograms," In IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 232–237, 1998.

- [191] Schweitzer, H., Bell, J. W., ve Wu, F., “Very fast template matching,” In European Conference on Computer Vision (ECCV). 358–372, 2002.
- [192] Comaniciu, D. ve Meer, P., “Mean shift: A robust approach toward feature space analysis,” IEEE Trans. Patt. Analy. Mach. Intell. 24, 5, 603–619, 2002.
- [193] Jepson, A., Fleet, D., ve Elmaraghi, T., “Robust online appearance models for visual tracking,” IEEE Trans. Patt. Analy. Mach. Intell. 25, 10, 1296–1311, 2003.
- [194] Schunk, B., “The image flow constraint equation,” Comput. Visison Graphics Image Process. 35, 20–46, 1986.
- [195] Isard, M. ve Maccormick, J., “Bramble: A bayesian multiple-blob tracker,” In IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). 34–41, 2001.
- [196] Elgammal, A., Duraiswami, R., Harwood, D., ve Davis, L., “Background and foreground modeling using nonparametric kernel density estimation for visual surveillance,” Proceedings of IEEE 90, 7, 1151–1163, 2002.
- [197] Beymer, D. ve Konolige, K., “Real-time tracking of multiple people using continuous detection,” In IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV) Frame-Rate Workshop, 1999.
- [198] Haritaoglu, I., Harwood, D., ve Davis, L., “W4: real-time surveillance of people and their activities,” IEEE Trans. Patt. Analy. Mach. Intell. 22, 8, 809–830, 2000.
- [199] Dockstader, S. ve Tekalp, M., “On the tracking of articulated and occluded video object motion,” Real Time Image 7, 5, 415–432, 2001b.
- [200] Mittal, A. ve Davis, L., “M2 tracker: A multiview approach to segmenting and tracking people in a cluttered scene,” Int. J. Comput. Vision 51, 3, 189–203, 2003.
- [201] Collins, R., Lipton, A., Fujiyoshi, H., ve Kanade, T., “Algorithms for cooperative multisensor surveillance,” Proceedings of IEEE 89, 10, 1456–1477, 2001.
- [202] Cai, Q. ve Aggarwal, J., “Tracking human motion in structured environments using a distributed camera system,” IEEE Trans. Patt. Analy. Mach. Intell. 2, 11, 1241–1247, 1999.
- [203] Lee, L., Romano, R., ve Stein, G., “Monitoring activities from multiple video streams: Establishing a common coordinate frame,” IEEE Trans. Patt. Recogn. Mach. Intell. 22, 8 (Aug.), 758–768, 2000.
- [204] Khan, S. ve Shah, M., “Consistent labeling of tracked objects in multiple cameras with overlapping fields of view,” IEEE Trans. Patt. Analy. Mach. Intell. 25, 10, 1355–1360, 2003.

- [205] Mittal, A. ve Davis, L., “M2 tracker: A multiview approach to segmenting and tracking people in a cluttered scene,” *Int. J. Comput. Vision* 51, 3, 189–203, 2003.
- [206] Kang, J., Cohen, I., ve Medioni, G., “Continuous tracking within and across camera streams,” In *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. 267–272, 2003.
- [207] Huang, T. ve Russell, S., “Object identification in a bayesian context,” In *Proceedings of International Joint Conference on Artificial Intelligence*. 1276–1283, 1997.
- [208] Kettner, V. ve Zabih, R., “Bayesian multi-camera surveillance,” In *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. 117–123, 1999.
- [209] Javed, O., Rasheed, Z., Shafique, K., ve Shah, M., “Tracking across multiple cameras with disjoint views,” In *IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*. 952–957, 2003.
- [210] Torralba, A., “Contextual priming for object detection,” *Int. J. Comput. Vision* 53, 2, 169–191, 2003.
- [211] Kumar, S. ve Hebert, M., “Discriminative random fields: A discriminative framework for contextual interaction in classification,” In *IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*. 1150–1157, 2003.
- [212] Friedman, J., Hastie, T., ve Tibshirani, R., “Additive logistic regression: A statistical view of boosting. *annals of statistics*,” *Ann. Stat.* 38, 2, 337–374, 2000.
- [213] Tipping, M. E., “Sparse bayesian learning and the relevance vector machine,” *J. Mach. Learn. Resear.* 1, 1, 211–244, 2001.
- [214] Collins, R. ve Liu, Y., “On-line selection of discriminative tracking features,” In *IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*. 346–352, 2003.
- [215] Stern, H. ve Efros, B., “Adaptive color space switching for face tracking in multi-colored lighting environments,” In *IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition*. 02-49, 2002.
- [216] Oza, N. C., “Online ensemble learning,” PhD Thesis, University of California, Berkeley, 2002.
- [217] Vidal, R. ve Ma, Y., “A unified algebraic approach to 2-d and 3-d motion segmentation,” In *European Conference on Computer Vision (ECCV)*. 1–15, 2004.

- [218] Wang, J. ve Adelson, E., “Representing moving images with layers,” *IEEE Image Process.* 3, 5, 625–638, 1994.
- [219] Costeira, J. ve Kanade, T., “A multibody factorization method for motion analysis,” *Int. J. Comput. Vision* 29, 3, 159–180, 1998.
- [220] Gear, C. W., “Multibody grouping from motion images,” *Int. J. Comput. Vision* 29, 2, 133–150, 1998.
- [221] Levin, A., Viola, P., ve Freund, Y., “Unsupervised improvement of visual detectors using co-training,” In *IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*. 626–633, 2003.
- [222] Blum, A. ve Mitchell, T., “Combining labeled and unlabeled data with co-training,” In *11th Annual Conference on Computational Learning Theory*. 92–100, 1998.
- [223] Joachims, T., “Transductive inference for text classification using support vector machines,” In *International Conference on Machine Learning*. 200–209, 1999.
- [224] Yu, S. X. ve Shi, J., “Segmentation given partial grouping constraints,” *IEEE Trans. Patt. Analy. Mach. Intell.* 26, 2, 173–183, 2004.
- [225] Cox, I. J., “A review of statistical data association techniques for motion correspondence,” *Int. J. Comput. Vision* 10, 1, 53–66, 1993.
- [226] Rabiner, L. R., “A tutorial on hidden markov models and selected applications in speech recognition,” *Proceedings of the IEEE* 77, 2, 257–286, 1989.
- [227] Jensen, F. V., “*Bayesian Networks and Decision Graphs*,” Springer, 2001.
- [228] E. J. Candès and D. L. Donoho. Curvelets – a surprisingly effective nonadaptive representation for objects with edges. In C. Rabut A. Cohen and L. L. Schumaker, editors, *Curves and Surfaces*, pages 105–120, Vanderbilt University Press, 2000. Nashville, TN
- [229] E. J. Candes, L. Demanet, D. Donoho, and L. Ying, Fast discrete curvelet transforms, *SIAM Multiscale Model. Simul.* 5/3 (2006), pp. 861{899.
- [230] M.S. Joshi, R.R. Manthalkar, Y.V. Joshi. Image Compression Using Curvelet, Ridgelet and Wavelet Transform, A Comparative Study,” *ICGST-GVIP*, ISSN 1687-398X, Vol. 8, Issue (III), (2008).
- [231] F. Kazemi, S. Samadi, H. Pourreza, M. Akbarzadeh, 'Vehicle Recognition Based on Fourier, Wavelet and Curvelet Transforms -- a Comparative Study', *IJCSNS Int. Jou. of Comp. Sci. and Net. Secu.*, vol 7, No. 2, Feb. 2007.

- [232] E.J. Candes, D.L. Donoho, "New Tight Frames of Curvelets and Optimal Representations of Objects with Smooth Singularities", Technical Report, Stanford University, 2002.
- [233] M. N. Do and M. Vetterli, The contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation, *IEEE Trans. Im. Proc.*, to appear, 2005
- [234] E. J. Candes, L. Demanet, D. L. Donoho, L. Ying, Fast Discrete Curvelet Transforms, 2005.
- [235] L. Demanet, L. Ying, Curvelets and Wave Atoms for Mirror-Extended Images, 2007. A new variant of the FDCT that extends the ideas of "wavelets on an interval" to curvelets and wave atoms.
- [236] Jianwei Ma, Tsinghua University, China, Data Recovery for Compressed Measurement, Beijing International Conference on Machine Learning and Data Mining, 2008.
- [237] Y. M. Lu and M. N. Do, Multidimensional directional filter banks and surfacelets, *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 16, no. 4, pp. 918-931, Apr. 2007.
- [238] Donoho D. L. "Wedgelets: Nearly-minimax estimation of edges", *Annals of Statistics*, 27, 859-897, 1997.
- [239] E. J. Candès and D. L. Donoho. Curvelets and curvilinear integrals. *J. Approx. Theory.* **113** 59-90.
- [240] J. Starck, F. Murtagh, E. Candes and D. Donoho. Gray and color image contrast enhancement by the curvelet transform. *IEEE Transactions on Image Processing*, **12** 706-717
- [241] Gary Bradski, Adrian Kaehler, "Learning OpenCV, Computer Vision with the OpenCV Library," O'Reilly Media, September 2008.
- [242] R. Collins "Mean-shift blob tracking through scale space," In *IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2003.
- [243] J. Sethian, "Level set methods: evolving interfaces in geometry, fluid mechanics computer vision and material sciences," Cambridge University Press, 1999.
- [244] M. Wand ve M. Jones. Kernel smoothing. Chapman and Hall, 1995.
- [245] A. Yilmaz, "Kernel Based Object Tracking Using Asymmetric Kernels with Adaptive Scale and Orientation Selection," *Springer Machine Vision and Applications Journal*, 2010.
- [246] O. Faugeras, "Three-Dimensional Computer Vision," MIT Press, 1993.

- [247] J. Heikkila, O. Silven, "A Four-Step Camera Calibration Procedure with Implicit Image Correction," In Proc. of IEEE Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 1106-1112, 1997.
- [248] R. Kumar ve A. Hanson, "Robust Methods for Estimating Pose and a Sensitivity Analysis," CVGIP-Image Understanding, Vol. 60, No. 3, pp. 313-342, 1994.
- [249] R.Y. Tsai, "An Efficient and Accurate Camera Calibration Technique for 3D Machine Vision," Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision Pattern Recognition, Miami Beach, FL, pp. 364-374, 1986.
- [250] Reg G. Willson, "Modeling and Calibration of Automated Zoom Lenses," Ph.D. thesis, Department of Electrical and Computer Engineering, Carnegie Mellon University, January 1994.
- [251] Z. Zhang, "A flexible new technique for camera calibration," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 22, No. 11, pp. 1330-1334, 2000.
- [252] Reg G. Willson, "Modeling and Calibration of Automated Zoom Lenses," Ph.D. thesis, Department of Electrical and Computer Engineering, Carnegie Mellon University, January 1994.
- [253] K. D. Gremban, C. E. Thorpe, and T. Kanade, "Geometric camera calibration using systems of linear equations," Proceedings of Image Understanding Workshop, pages Cambridge, MA, April 1988. Morgan Kaufmann.
- [254] H. A. Boyer, "Accurate calibration of CCD-cameras," In Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pages 96-101, Campaign, IL, June 1992.
- [255] Z. Zhang, "A flexible new technique for camera calibration," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 22, No. 11, pp. 1330-1334, 2000.
- [256] M. Maimone and S. A. Shafer, "A taxonomy for stereo computer vision experiments," ECCV Workshop on Performance Characteristics of Vision Algorithms, pp. 59-79, April 1996.
- [257] T. J. Moyung, "Incremental 3D Reconstruction Using Stereo Image," Msc. Thesis, 2000.
- [258] D. B. Genery, "Camera calibration including lens distortion," Technical Report JPL D-8580, Jet Propulsion Laboratory, May 1991.
- [259] K. Konolige ve D. Beymer, SRI International, Calibration Addendum to the User's Manual Software version 3.2g, SRI Small vision system, 2004.

- [260] <http://www.cse.ohio-state.edu/otcbvs-bench/>
- [261] Xin Chen, Patrick J. Flynn, and Kevin W. Bowyer, PCA-Based Face Recognition in Infrared Imagery: Baseline and Comparative Studies, Technical Report 2004-20, Notre Dame University, 2004.
- [262] Yang, J. H.; Mao, Z.-H.; Tijerina, L.; Pilutti, T.; Coughlin, J. F.; Feron, E. "Detection of Driver Fatigue Caused by Sleep Deprivation," IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part A: Systems and Humans, Volume: 39, Issue: 4, p. 694-705, July 2009.
- [263] Hüseyin Abut, Hakan Erdoğan, Aytül Erçil et. al., Real-World Data Collection with "UYANIK," In-Vehicle Corpus and Signal Processing for Driver Behavior , Springer US, p. 1-21, June 29, 2009.
- [264] <http://dspace.mit.edu/bitstream/handle/1721.1/6337/AIM-572.pdf?sequence=2>
- [265] Kiran C.G., Lekhesh V. Prabhu, Abdu Rahiman V., Rajeev K., "Traffic Sign Detection and Pattern Recognition Using Support Vector Machine," icapr, pp.87-90, 2009 Seventh International Conference on Advances in Pattern Recognition, 2009
- [266] Husnain Malik, Andry Rakotonirainy, "The Need of Intelligent Driver Training Systems for Road Safety," icseng, pp.183-188, 2008 19th International Conference on Systems Engineering, 2008.
- [267] Mahdi Rezaei Ghahroudi, Alireza Fasih, "A Hybrid Method in Driver and Multisensor Data Fusion, Using a Fuzzy Logic Supervisor for Vehicle Intelligence," sensorcomm, pp.393-398, 2007 International Conference on Sensor Technologies and Applications (SENSORCOMM 2007).
- [268] http://www.nhtsa.dot.gov/people/injury/drowsy_driving1/Drowsy.html
- [269] Lawrence K. Saul, SamT. Roweis, Editor: Yoram Singer, "Think Globally, Fit Locally: Unsupervised Learning of Low Dimensional Manifolds," Journal of Machine Learning Research 4 (2003) 119-155.
- [270] Kush R. Varshney and Alan S. Willsky, "Learning Dimensionality-Reduced Classifiers for Information Fusion," 12th International Conference on Information Fusion, Seattle, WA, USA, July 6-9, 2009.
- [271] D. L. Donoho, "Compressed sensing," *IEEE Trans. Info. Theory*, vol. 52, no. 4, pp. 1289–1306, September 2006.

- [272] M. A. Davenport, C. Hegde, M. F. Duarte, and R. G. Baraniuk, “A theoretical analysis of joint manifolds,” Tech. Rep. TREE0610, Rice University ECE Department, Jan. 2009.
- [273] S. Roweis and L. Saul, “Nonlinear dimensionality reduction by locally linear embedding,” *Science*, vol. 290, pp. 2323–2326, 2000.
- [274] J. B. Tenenbaum, V. de Silva, and J. C. Landford, “A global geometric framework for nonlinear dimensionality reduction,” *Science*, vol. 290, pp. 2319–2323, 2000.
- [275] <http://www.aanda.org/index.php?option=article&access=standard&Itemid=129&url=/articles/aa/full/2003/05/aa2574/node2.html>
- [276] Yusuke Sugano, Yasuyuki Matsushita, Yoichi Sato and Hideki Koike, “An Incremental Learning Method for Unconstrained Gaze Estimation,” *Lecture Notes in Computer Science, Computer Vision – ECCV 2008, Volume 5304/2008*, pp. 656-667, October 11, 2008.
- [277] <http://www.path.berkeley.edu/PATH/Intellimotion/intel52.pdf>
- [278] http://www.caranddriver.com/news/car/08q4/2010_mercedes-benz_e-class_and_s-class_safety_technology-car_news/gallery
- [279] <http://www.carguideweb.com/articles/5608/>
- [280] <http://www.physorg.com/news152387879.html>
- [281] http://www.sfgate.com/cgi-bin/blogs/topdown/detail?entry_id=43031
- [282] <http://www.theautochannel.com/news/2008/08/18/096805.html>
- [283] <http://www.autoblog.com/2007/11/02/wake-up-saab-jumping-on-the-drowsy-driver-bandwagon/>
- [284] <http://www.edmunds.com/reviews/list/top10/114984/article.html>
- [285] http://www.vision.caltech.edu/bouguetj/calib_doc/
- [286] <http://www.cv.iit.nrc.ca/research/CAMcal/>
- [287] <http://www.videredesign.com/index.php?id=35>
- [288] <http://vision.middlebury.edu/stereo/eval/>

EKLER

Bilindiği üzere bir araç otoyolda yol alırken hem içerideki sürücünün hareketleri, araç içi bilgiler hem de dış dünyadan elde edilebilecek bilgiler önem taşımaktadır. Üç boyutlu manzara tanıma konusunda dünyadaki saygın laboratuvarlardan biri olan PCVLab deki birikimden bu tez çalışmalarında faydalanılmıştır.

PCVLab

Photogrammetric Computer Vision Laboratory (PCVLab) kendi alanında dünyadaki ilk ve en saygın laboratuvarlardan biridir. Bugüne değin uzun yıllardır yöneticiliğini yapan Prof. Toni Schenk, lab a konu olan bilim dalının kurucularındandır. Bu laboratuvar 1960 larda kurulmuş olup daha önceki adı “Analytical Photo Lab” dır. Bu laboratuvarın çalışma alanları ile ilgili yayınlanmış kitaplar olup halen pek çok yerde okutulmaktadır.

PCVLab da imgelerden ve videolardan 3 boyutlu manzara çıkarmak suretiyle nesne saptama, nesne takibi ve manzara anlama gibi konular üzerine çalışılmaktadır. Ayrıca üç boyutlu nesnelere karşılaştırma için bakıştan bağımsız özellikler kazandırarak insan hareketlerinin temsil edilmesi çalışma alanlarından biridir.

PCVLab daki çalışmalar proje destekli yürütülmektedir. Bu laboratuvara destek olan başlıca kuruluşlar NSF, NASA, USGIS, NGA, DOD, Intelligence Agencies, Airforce Research Lab. ve Army Research Laboratory dir. Prof. Toni Schenk bilgisayar görme (computer vision) alanında Amerika Birleşik Devletlerinde kendi alanında en bilinen ve saygın laboratuvarlardan biri olan PCVLab in kurucusudur. 1997 yılında bu isme kavuşan PCVLab isimli laboratuvar kendi alanında bilime pek çok katkı yapmış ve yeni fikirlere imza atmıştır. Prof. Alper Yılmaz ise adı geçen laboratuvarın yöneticisidir.

Kullanılan Yazılım ve Donanım Araçları

Windows XP ve Windows 7 işletim sistemi altında kullanılan yazılımlar:

Java, JMF, Microsoft Direct Show, OpenCV, Gimp, Irfan View, Microsoft Visio, CamCal, Matlab Calibration Toolbox, Dynoscan, Matlab, Microsoft Visual C++ 6.0, Visual Studio 2005 ve 2008, Video Editor for Logitec, Stanford University araştırmacıları tarafından geliştirilen Eğricik paketi.

Apple Snow Leopard 10.6 işletim sistemi altında kullanılan yazılımlar:

Photoshop CS3, Omnigraffle, Apple Microsoft Word, C, Apple xCode, Matlab, Asimetrik-Mean-Shift paketi (Dr. Alper Yılmaz'ın izniyle).

Deneyler için kullanılan bilgisayar özellikleri:

Dell dizüstü (1.86 Ghz 2 Gbyte RAM, 64 Mbyte video Ram, 80 GB hard disk)

Toshiba dizüstü (Atom 1.66, 250GB HDD, 1 Gb RAM)

Apple dizüstü (2.4 Ghz, 4 Gbyte Ram, 256 Mbyte paylaşımlı video bellek, 250Gbyte HDD)

Apple Mac Pro MA356LL/A masaüstü bilgisayar (İki 2.66 GHz Dual-Core Intel Xeon, 2 GB RAM, 250 GB HDD)

Masaüstü bilgisayar 2.4 GHz intel işlemci, 2 Gbyte Ram, 250 Gbyte HDD (OSU)

Masaüstü bilgisayar 2 GHz işlemci, 2 Gbyte Ram, AMD işlemci, 320 Gbyte HDD (OU)

Düşük konfigürasyonlu (maksimum 1 Gbyte, 80 GB HDD, 1.6 GHz) paralel 10 bilgisayar

Kamera özellikleri:

Muhtelif web kameralar (Logitec 5000, Simbasi CC-310, Creative Nx Ultra, Philips PVC840K)

Logitec 5000 web kameralardan yapılmış ikiz kamera

Sony HD-50 kızıl ötesi kamera

A4 Tech PK-333 kızıl ötesi web-kamera

Videre Design ikiz yazılım paketleri [284]

Sony DSC-9 video kamera

İkiz kamera düzeneği, STH-MDCS-VAR [284]

Sony DCR-SX63 video kayıt edici 1GB, 60 Zoom

Yayınlar ve Projeler

Aşağıda araştırma esnasında üretilen yayınlar ile proje önerileri başlıklar halinde listelenmiştir.

1. Eren, H.; Celik, U.; Poyraz, M.; Approaches on the Selection of Web Cameras and Calibration Targets for Stereo Vision, IEEE 14th. SIU Signal Processing and Communications Applications, 17-19 April 2006.
2. Haluk Eren, Ümit Çelik, M. Poyraz, Experimental Investigation On Accuracy Of Camera Calibration Performed by Standard Webcams, P. 399-405, 4th FAE International Symposium, Gemikonagı – Lefke TRNC, December 2006.
3. Haluk Eren, Ümit Çelik, M. Poyraz, Analysis Of Effective Face Detection Algorithms: Experimental Evaluations Using Low Cost Cameras, P. 411-418, 4th FAE International Symposium, Gemikonagı – Lefke TRNC, December 2006.
4. Haluk Eren, Ümit Çelik, M. Poyraz, Affordable Cost Effective Vision Systems For Computer Vision Applications: Experimental Comparisons, P. 511-521, 4th FAE International Symposium, Gemikonagı – Lefke TRNC, December 2006.
5. Haluk Eren, Ümit Çelik, M. Poyraz, Software Development Tools in Computer Vision: An Experimental Overview to Opencv, P. 527-535, 4th FAE International Symposium, Gemikonagı – Lefke TRNC, December 2006.
6. Haluk Eren, Ümit Çelik, M. Poyraz, Factors Affected On The Performance of Stereo Vision And Key Aspects, P. 537-549, 4th FAE International Symposium, Gemikonagı – Lefke TRNC, December 2006.
7. Eren H., Çelik U., Poyraz, M.; Stereo Vision and Statistical Based Behavior Prediction of Driver; 2007 IEEE Intelligent Vehicles Symposium-IV'07; Istanbul, Turkey, June 13-15, 2007.
8. Eren H., Çelik U., Poyraz, M.; Evaluation Of 3D High Resolution Images Using Inexpensive Distributed Parallel System: Application Fields on Medical Images, 2007 IEEE 15th. Signal Processing and Communications Applications, June 11-13, 2007.

9. Stereo Görü ile 3D Nesne Tanıma, Doktora Tez Projesi, Fırat Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projeleri Birimi- FÜBAP, Proje No:1524.
10. Yurt Dışı Doktora Araştırma Desteği, TÜBİTAK (Eylül 2008-Ocak-2010).
11. Celenk M., Eren H. and Poyraz M., "Prediction of Driver Head Movement via Bayesian Learning and ARMA Modeling," IEEE Intelligent Vehicles Symposium, IV'09, Shaanxi, China, June 3-5, 2009.
12. Celenk M. , Graham J., W. John, Eren H. and Conley T., "Multiple vehicle tracking using Gabor filter bank predictor," VISAPP 2009, International Conference on Computer Vision Theory and Applications, Lisbon-Portugal, Feb-2009.
13. Celenk M., Farrell M., H. Eren, K. Kumar, G. Singh, S. Lozanoff, "Upper Airway Detection in Cone Beam Images," IEEE, International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering (iCBBE 2009), Beijing, China, 2009, June 11-13, 2009.
14. Mehmet Celenk, Mike L. Farrell, Haluk Eren, K. Kumar, G. Dave Singh, Scott Lozanoff, "Upper Airway Detection and Visualization from Cone Beam Image Slices", JXST, Journal of X-RAY Science and Technology, 18(2):121-35, 2010.
15. Celenk M., Eren H. "Driver Head Motion Tracking Using Spatio-Temporal Optical Flow," .
16. Proje önerisi 1: Mehmet Celenk, James Graham, John Willis, Haluk Eren, and Chang Bum Lee "3D Geospatial Location Accountability and Navigation System for Emergency Responders," (GLANSER), March 2009.
17. Proje önerisi 2: Alper Yılmaz, Haluk Eren, "Humanlike Reasoning to Empower Safe Driving," Honda 2010 Pre-Proposal Submission.

Terimler Sözlüğü

Bu çalışmada bilim dünyasında yaygın olarak kullanılan pek çok İngilizce sözcük Türkçe'ye çevrilmiştir. Türkçe'deki bilimsel terminolojide kullanım birliğine katkı sağlamak ve ihtilaflı sözcükler için tartışma ortamı yaratılması hedefiyle tez çalışmasında geçen İngilizce teknik terimlerin Türkçe karşılık listesi aşağıda verilmiştir.

Pek çok sözlük, Türkçe teknik kaynak ile bilim insanlarının bu çalışmaya katkısı olmuştur. Dilin canlılığı ve bilimin evrenselliği göz önüne alındığında bu konuda yapılacak çabaların yeni nesil bilim insanlarının Türkçe'de kullanılan bilim diline sevgisini ve güvenini artıracığı açıktır.

Kullanılan bazı teknik terimlerde önerileri ve çevrim içi katkılarından dolayı Prof. Dr. Bülent Sankur ve Prof. Dr. Mehmet Akın'a teşekkür ederim.

Adaptive	Uyarlamalı	Local	Yerel
Affine transformation	İlgin, afin dönüşüm	Loosely coupled	Gevşek eşlemeli veya kuplajlı
Ampirical	Denel	Major	Birincil, major
Anisotropy	Eş yönsüzlük, yöne bağımlılık, her yönde olan farklılığın bir ölçüsü	Mean-shift	Ortalama kayma
Appearance	Görünüm	Minor	İkincil, minör
Auto-correlation	Oto korelasyon, ilinti	Mode	Tepe değer, doruk, kip
Autonomous	Özerk, müstakil	Model	Örnek, model
Asymmetrical mean shift	Asimetrik ortalama kayma	Multispectral	Çok görüngeli, tayflı, spektral, izgeli
Background	Arkalan	Noise	Gürültü
Band	Bant	Off Line	Çevrim dışı
Bandwidth	Bant genişliği	On line	Çevrim dışı
Bias	Sapma, polarma	Pan	Yanal
Clip	Klip	Partitioning	Kesimleme
Compensate	Telafi etmek, dengelemek	Performance	Başarım
Complex	Karmaşık	Polar	Kutupsal
Context	İçeriğe yönelik	Predictor	Tahmin edici
Contour	Çevrit, kontur	Probabilistic	Olasılıksal

Contourlet	Çevritcik, konturcuk	Process	İşlem , süreç
Convolution	Evriştirme, evrişim	Projection	Üzdüşüm
Correlation	İlinti, korelasyon	Pseudo	Yapay
Cost	İşlem yükü	Quantization	Nicemleme
Curvelet	Eğricik	Redundancy	Artıklık
Density	Yoğunluk	Response	Cevap
Detector	Algılayıcı	Ridgelet	Sırtcık
Deterministic	Rasgele olmayan	Rigit	Katı
Disparity	Fark	Routine	Yordam, sıradan, rutin
Displacement	Deplasman, yer değiştirme	Scaling	Ölçekleme
Domain	Uzay	Score	Skor, puan
Dominant	Baskın	Segmentation	Bölütleme
Eliminate	Yok etme, saf dışı bırakmak, kaldırma	Sensor	Duyarga
Elipsoid	Oval şekilli	Sequence	Dizge, sekans
Ellipse	Oval	Set	Takım
Elliptic	Eliptik, oval	Silhouette	Siluet, karaltı
Embedded	Gömülü, bağlaşıp, içine katışık, eklemeli, tümleşik, bütünleşik	Sparsity	Seyreklik, seyrelti
Estimation	Kestirim	Spatial	Uzamsal
Extremum	Uç değer	Spectral power density	Spektral güç dağılımı
Filter	Süzgeç	Spot	Benek
Foreground	Ön plan, ön katman	Stereo	İkiz
Fusion	Füzyon, kaynaştırma, birleştirme	Stockastic	Rasgele, tesadüfi
Global	Evrensel, küresel, genel	Strongly coupled	Sıkı eşlemeli, güçlü kuplajlı
Gradient	Gradyan, eğim	Surfacelet	Yüzeycik
Greedy algorithms	Aç gözlü algoritmalar	Temporal	Zamansal
Grid	Izgara	Thermal	Isıl
Ground truth	Gerçeklik sınaması, kesin referans	Tightly coupled	Sıkı kuplajlı, eşlemeli
Histogram	Histogram	Tilt	Dikine
Histogram bin	Histogram çubuğu veya sütunu	Ultraviolet	Mor ötesi

Ideal	Mükemmel	Universal	Evrensel
Image set	İmge takımı	Unsharp	Bulanık
Implicit function	Kapalı fonksiyon	Variance	Varyans
Infrared	Enfraruj, kızıl ötesi	Video	Video
Intensity	Gri ton	Volumetric	Hacimsel
Interpolation	Aradeğerleme, enterpolasyon	Voxel	Voksel, oylum unsuru
Invariant	Bağımsız	Warping	Çarpıtma
Isotropy	Eşyönlülük, tüm yönlerde benzer özellikler gösterme	Wavelet	Dalgacık
Iterative	Yinelemeli	Weakly coupled	Zayıf eşlemeli, kuplajlı
Kernel	Çekirdek	Wedge	Takoz
Level set	Düzey seti	Wedgelet	Takozcuk
Linear	Doğrusal	Zoom	Optik büyültme-küçültme
Literature	Kaynaklar	Zoom-in	Optik yakınlaştırma, büyütme
		Zoom-out	Optik uzaklaştırma, küçültme

ÖZGEÇMİŞ

Haluk Eren, 1989 yılında Fırat Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Elektrik Elektronik Bölümünden mezun oldu. 1991’de YÖK (Yüksek Öğretim Kurumu) bünyesinde yapılan sınavı kazanarak 1993-1994 yılları arasında iki eğitim dönemi İngiltere-Manchester MANCAT’de eğitim aldı. 2002’de yüksek lisansını bitirdi. Doktora çalışmalarına 2004 yılında başladı. Tübitak bursuyla 2008-2010 yılları arası Amerika Birleşik devletleri Ohio University (Athens) ve The Ohio State University’de (Columbus) bu doktora temel teşkil eden araştırma çalışmalarını yaptı. Doktora çalışması sırasında 5’i IEEE veri tabanında yer alan 9 uluslararası 2 ulusal olmak üzere 11 konferansa katılım sağlamış, SCI Index’de taranan bir dergi makalesi yayınlanmıştır. Doktora çalışmasına maddi destek sağlamak ve bilimsel katkı yapmak üzere TÜBİTAK yurt dışı bursu ve FUBAP (Fırat Üniversitesi Araştırma Projesi Birimi) araştırma projesi olarak tamamlamıştır. Halen 1992’de Fırat Üniversitesinde bilgisayar bilimleri alanında başladığı akademik hayatına öğretim görevlisi olarak devam etmekte ve yanı sıra The Ohio State University PCVLab biriminde başladığı araştırma çalışmalarını sürdürmektedir.