

DÖNERKANAT TİPİNDE BİR İNSANSIZ HAVA ARACININ

GÖRÜNTÜ TABANLI KONTROLÜ

AYDIN ERESEN

YÜKSEK LİSANS TEZİ

ELEKTRİK VE ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ

TOBB EKONOMİ VE TEKNOLOJİ ÜNİVERSİTESİ

FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

AĞUSTOS 2010

ANKARA

Fen Bilimleri Enstitü onayı

Prof. Dr. Ünver Kaynak
Müdür

Bu tezin Yüksek Lisans derecesinin tüm gereksinimlerini sağladığını onaylarım.

Prof. Dr. Mehmet Önder EFE
Anabilim Dalı Başkanı

Aydın ERESEN tarafından hazırlanan DÖNERKANAT TİPİNDE BİR İNSANSIZ HAVA ARACININ GÖRÜNTÜ TABANLI KONTROLÜ adlı bu tezin Yüksek Lisans tezi olarak uygun olduğunu onaylarım.

Prof. Dr. Mehmet Önder EFE
Tez Danışmanı

Tez Jüri Üyeleri

Başkan : Prof. Dr. Ünver KAYNAK

Üye : Prof. Dr. Mehmet Önder EFE

Üye : Yrd. Doç. Dr. Tolga GİRİCİ

TEZ BİLDİRİMİ

Tez içindeki bütün bilgilerin etik davranış ve akademik kurallar çerçevesinde elde edilerek sunulduğunu, ayrıca tez yazım kurallarına uygun olarak hazırlanan bu çalışmada orijinal olmayan her türlü kaynağa eksiksiz atıf yapıldığını bildiririm.

Aydın ERESEN

Üniversitesi : TOBB Ekonomi ve Teknoloji Üniversitesi
Enstitüsü : Fen Bilimleri
Anabilim Dalı : Elektrik ve Elektronik Mühendisliği
Tez Danışmanı : Prof. Dr. Mehmet Önder EFE
Tez Türü ve Tarihi : Yüksek Lisans – Ağustos 2010

Aydın ERESEN

DÖNERKANAT TİPİNDE BİR İNSANSIZ HAVA ARACININ GÖRÜNTÜ TABANLI KONTROLÜ

ÖZET

İnsansız hava araçlarından alınan görüntülerde video tabanlı uygulama geliştirme araştırmacılar tarafından yaygın bir şekilde tercih edilmektedir ve havadan alınan görüntüler kullanılarak gözetleme ve yöngüdümlü üzerine yapılan çalışmalarda karşılaşılan problemler bu konuları ilgi odağı haline getirmiştir. İnsansız hava araçlarına duyulan ihtiyacın giderek artmasından ötürü bu tez çalışmasında dinamik modeli kullanılan dönerkanat tipindeki bir insansız hava aracının Google Earth® üç boyutlu sanal ortamında engellere çarpmadan belirlenen başlangıç noktalarından hedef noktalarına otonom olarak ulaşabilmesi amacıyla uygulamalar yapılmıştır. Dönerkanat yöngüdümlünün gerçekleşmesi öncesinde havadan yeri gözetleyen kameradan alınan görüntüdeki nesnelere sınıflandırılması yapılmaya çalışılmıştır. Basit arka plan farkı ve yerel eşik değeri yöntemleri kullanılarak arka plandan ayrıştırılan nesnelere istatistiksel özellikleri çıkartılmış ve yapay sinir ağları ile iki farklı destek vektör makinesi kullanılarak görüntülerin araç olup olmadığı belirlenmiştir. Yapılan karşılaştırmalı testler sonucunda destek vektör makinesinin yapay sinir ağlarına nazaran daha güvenilir sonuçlar ortaya koyduğu görülmüştür. Yapılan ikinci çalışmada dinamik modeli bilinen dönerkanat tipindeki İHA Google Earth® üç boyutlu sanal ortamında sınırlı bir arama alanı içerisinde uçurulmuş ve ölçekten bağımsız özellik dönüşümü tekniği kullanılarak hedefin konumu bulunmaya çalışılmıştır. Hedef alanının tespit edilmesinin ardından hedef bir süre gözetlendikten sonra ilgili alana dönerkanatın inişi yapılmıştır. Son çalışmada ise Google Earth® 3D sanal ortamında binaların arasında dönerkanatın başlangıç noktasından farklı hedef noktalarına herhangi bir ön bilgi olmadan ulaşması amaçlanmıştır. Optik akış yöntemi kullanılarak yapılan çalışmada dönerkanatın engellerden uzak olarak uçuşu sağlanmış ve hedef noktasına ulaşabilmek için gerekli dönüşler görüntü bilgisinden faydalanarak belirlenmiştir. Sonuçlar sistemin yüksek başarımını ortaya koymuştur.

Anahtar Kelimeler: Özellik Çıkarma, Nesne Tanıma, Nesne Takibi, İnsansız Hava Aracının Görüntü Tabanlı Kontrolü ve yöngüdümlü, Kavşak Tespiti.

University : TOBB Economics and Technology University
Institute : Institute of Natural and Applied Sciences
Science Programme : Electrical and Electronics Engineering
Supervisor : Prof. Dr. Mehmet Önder EFE
Degree Awarded and Date : M.Sc. – August 2010

Aydın ERESEN

**VISION BASED CONTROL OF A QUADROTOR TYPE UNMANNED
AERIAL VEHICLE**

ABSTRACT

Video based application development in images taken from unmanned aerial vehicles is preferred widely and problems encountered in the works considering surveillance and navigation made such topics a research focus. Because of the popularity of the applications of unmanned aerial vehicles, in this thesis, autonomous flight via a quadrotor is considered with flight in 3D virtual flight in Google Earth[®] virtual environment. As a first stage of the quadrotor navigation, classification of the objects is seen by the vehicle. Background differencing and local thresholding methods are employed to distinguish the statistical features of the patterns and by the use of artificial neural networks and two different support vector machines, the target object is recognized. Based on the comparative tests, it is seen that the support vector machine based classifiers are seem to produce more reliable results than neural network based alternatives. In the sequel, quadrotor type unmanned aerial vehicle is tested in a bounded region in Google Earth[®] environment and the target is sought by using scale invariant feature transform technique. After determining the target area, the vehicle is commanded to surveil the area for a while then the vehicle lands to the area autonomously. As a last application, the vehicle is requested to synthesize the path in between two points in Google Earth[®] environment. Optical flow method is utilized and the necessary maneuvers are synthesized using the visual information. Results stipulate the high performance of the devised vision based autonomous flight system.

Keywords: Feature Extraction, Pattern Recognition, Object Tracking, Vision-based Autonomous UAV Control and Navigation, Junction Detection, ÖBÖD, Optical Flow.

TEŐEKKÜR

Çalıőmalarım boyunca karőılaőtığım zorluklar karőısında güvenleri eksilmeyen, deneyimleri ile beni yönlendiren ve yardımlarını esirgemeyen deđerli hocalarım Yrd. Doç. Dr. Fatih Demirci, Yrd. Doç. Dr. Ahmet Murat Özbayođlu ve Prof. Dr. Mehmet Önder Efe'ye yine kıymetli tecrübelerinden faydalandığım TOBB Ekonomi ve Teknoloji Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü öğretim üyelerine,

İnsansız Hava Aracı Laboratuvarında birlikte çalıőtığım karőılaőtığım her zorlukta yanımda olan, önerilerini ve desteklerini asla esirgemeyen çalıőma arkadaşlarım Nevrez İmamođlu, Mert Önkol, Necdet Sinan Özbek ve Yusuf Buđday'a

Bu günlere gelene kadar yardımlarını esirgemeyen arkadaşlarıma, beni destekleyen aileme ve özellikle duyduđu güvenle başarılı olmamı sađlayan biricik niőanlım ve eőim olacak Esra Sertten'e teőekkürü bir borç bilirim.

Bu çalıőma TÜBİTAK (Türkiye Bilimsel ve Teknolojik Araőtırma Kurumu) tarafından 107E137 sayılı proje kapsamında desteklenmiőtir. Eđitimim ve araőtırmalarım süresince desteklerini esirgemeyen TÜBİTAK'na teőekkürü borç bilirim.

İÇİNDEKİLER

| | Sayfa |
|--|--------------|
| ÖZET | iv |
| ABSTRACT | v |
| TEŞEKKÜR | vi |
| İÇİNDEKİLER | vii |
| ÇİZELGELERİN LİSTESİ | xi |
| ŞEKİLLERİN LİSTESİ | xii |
| KISALTMALAR | xiv |
| 1. GİRİŞ | 1 |
| 1.1. İnsansız Hava Araçları | 1 |
| 1.2. Ayırıştırma ile İlgili Yapılmış Çalışmalar | 4 |
| 1.3. Özellik Çıkarma ve Sınıflandırma Çalışmaları | 15 |
| 1.4. Gözetleme ve Takip Üzerine Yapılmış Çalışmalar | 21 |
| 1.5. Yöngüdümler Üzerine Yapılmış Çalışmalar | 22 |
| 1.6. Tezin İçeriği | 25 |
| 2. ARKA PLANDAN NESNENİN AYRIŞTIRILMASI | 27 |
| 2.1 Doku Bilgisi ile Nesnelerin Ayırıştırılması | 28 |
| 2.1.1 Evrensel Eşik Değer Yöntemi | 28 |
| 2.1.2 Yerel Eşik Değer Yöntemi | 33 |
| 2.2. Hareket Algılama ile Nesnelerin Ayırıştırılması | 33 |
| 2.2.1 Basit Arka Plan Farkı Yöntemi | 34 |
| 2.2.2 Medyan Filtreleme Yöntemi | 36 |

| | | |
|-----------|---|----|
| 2.2.3 | Ağırlıklı Toplam Yöntemi | 37 |
| 2.2.4 | İstatistiksel Basit Fark Alma Yöntemi | 39 |
| 2.2.5 | Maksimum Fark Yöntemi | 41 |
| 3. | ÖZELLİK ÇIKARMA VE SINIFLANDIRMA TEKNİKLERİ | 43 |
| 3.1. | Özellik Çıkarma Teknikleri | 43 |
| 3.1.1 | İstatistiksel Özellikler | 44 |
| 3.1.2 | Dalgacık Dönüşümü ile Özellik Çıkarma | 46 |
| 3.2. | Sınıflandırma Teknikleri | 48 |
| 3.2.1 | En Yakın Komşu | 28 |
| 3.2.2 | En Yakın k Komşu | 50 |
| 3.2.3 | Yapay Sinir Ağları | 51 |
| 3.2.4 | Destek Vektör Makineleri | 54 |
| 3.2.4.1 | Destek Vektör Makineleri ile Doğrusal Sınıflandırma | 56 |
| 3.2.4.2 | Destek Vektör Makineleri ile Doğrusal Olmayan Sınıflama | 61 |
| 3.2.4.1.1 | v -Destek Vektör Sınıflandırıcısı | 61 |
| 3.2.4.1.2 | En Küçük Kareler Destek Vektör Sınıflandırıcısı | 62 |
| 3.2.4.3 | Çoklu Sınıflı Veri Gruplarının Sınıflandırılması | 64 |
| 4. | OPTİK AKIŞ VE ÖLÇEKTEN BAĞIMSIZ ÖZELLİK DÖNÜŞÜMÜ | 65 |
| 4.1. | Optik Akışın Hesaplanması | 65 |
| 4.1.1 | $V(x,y)$ 'nin Hesaplanması | 67 |
| 4.1.2 | Pürüzsüzlük Kısıtlaması | 68 |
| 4.1.3 | Kısmi Türevlerin Hesaplanması | 69 |

| | | |
|-------|--|-----|
| 4.1.4 | Optik Akış Hızlarının Laplasyenlerinin Hesabı | 70 |
| 4.1.5 | Hatanın Enküçüklenmesi | 71 |
| 4.1.6 | Yerel Ortalamadaki Bir Noktada Akış Farkı | 72 |
| 4.1.7 | Kısıtlamalı Enküçükleme | 73 |
| 4.1.8 | Tekrarlamalı Çözüm | 74 |
| 4.2. | Ölçekten Bağımsız Özellik Dönüşümü Metodu | 74 |
| 4.2.1 | Ölçeksel Uzay Uç Noktalarının Tespiti | 75 |
| 4.2.2 | Kilit Noktaların Konumlandırılması | 77 |
| 4.2.3 | Yönelim Ataması | 78 |
| 4.2.4 | Kilit Nokta Sezicisi | 79 |
| 5. | DÖNERKANAT TİPİNDEKİ İHA'NIN KONTROLÜ | 80 |
| 5.1. | Dönerkanat Tipindeki İnsansız Hava Aracının Dinamik Modeli | 80 |
| 5.2. | Dönerkanat Tipindeki İnsansız Hava Aracının Alt Seviye Kontrolü | 83 |
| 6. | UYGULAMALAR VE DENEYSEL SONUÇLAR | 89 |
| 6.1 | Ayrıştırma - Sınıflandırma Uygulaması ve Sonuçları | 89 |
| 6.2 | Çoklu Kamera Kullanarak İstenilen Alanın Bulunması ve Konuşlanma | 94 |
| 6.3 | Görüntü Tabanlı Gezinim Uygulaması ve Sonuçları | 103 |
| 6.3.1 | Optik Akış Yöntemi ile Engellere Çarpmadan İlerleme | 106 |
| 6.3.2 | Optik Akış Yöntemi ile Kavşakların Tespit Edilmesi | 110 |
| 6.3.3 | Görüntü Tabanlı Yöngüdümlü Sisteminin Uygulama Sonuçları | 114 |
| 6.4. | Sonuç | 131 |
| | KAYNAKLAR | 133 |

ÇİZELGELERİN LİSTESİ

| Çizelge | Sayfa |
|---|--------------|
| Çizelge 5.1. Dönerkanatın fiziksel parametreleri | 83 |
| Çizelge 5.2. Alt seviye kontrolör parametreleri | 84 |
| Çizelge 6.1. Sınıflandırma Sonuçları | 93 |
| Çizelge 6.2. Kavşaklarda dönüş yapılmayan durumlar için engel tespiti | 108 |
| Çizelge 6.3. Kavşaklarda dönüş yapılan durumlar için engel tespiti | 110 |
| Çizelge 6.4. Kavşak tespit algoritması | 113 |

ŞEKİLLERİN LİSTESİ

| Şekil | Sayfa |
|---|-------|
| Şekil 1.1. Geliştirilen dönerkanatın CAD çizimi | 2 |
| Şekil 1.2. Geliştirilen dönerkanatın gerçek resmi | 3 |
| Şekil 2.1. Otsu metodu ile ayrıştırılacak gri seviyedeki görüntü | 29 |
| Şekil 2.2. Otsu metodu ile ayrıştırma sonrasında elde edilen görüntü | 29 |
| Şekil 2.3. Otsu metodu ile ayrıştırılacak gri seviyedeki görüntü | 30 |
| Şekil 2.4. Otsu metodu kullanılarak ayrıştırılan siyah-beyaz görüntü | 30 |
| Şekil 2.5. Işık yoğunluğu değişken görüntü | 31 |
| Şekil 2.6. Otsu tekniği kullanılarak ayrıştırılan görüntü | 32 |
| Şekil 2.7. Eşik değerinin keyfi seçilmesi ile elde edilen ayrıştırılmış görüntü | 32 |
| Şekil 2.8. Yerel eşik değeri yöntemi ile ayrıştırma sonrası elde edilen görüntü | 33 |
| Şekil 2.9. Sabit kameradan alınmış ardışık iki görüntü | 35 |
| Şekil 2.10. Basit fark alma yöntemi ile elde edilen ayrıştırma görüntüsü | 35 |
| Şekil 2.11. Medyan fark yönteminde oluşturulan arka plan görüntüsü | 37 |
| Şekil 2.12. Medyan filtre ile elde edilen ayrıştırma görüntüsü | 37 |
| Şekil 2.13. Ağırlıklı toplam yönteminde oluşturulan arka plan görüntüsü | 39 |
| Şekil 2.14. Ağırlıklı toplam yöntemi ile elde edilen ayrıştırma görüntüsü | 39 |
| Şekil 2.15. İstatistiksel basit fark alma yönteminde ayrıştırma görüntüsü | 41 |
| Şekil 2.16. Maksimum fark yöntemi ile elde edilen ayrıştırma görüntüsü | 42 |
| Şekil 3.1. İki boyutlu dalgacık dönüşümü | 47 |
| Şekil 3.2. İki boyutlu özellik uzayında iki nokta arasındaki Euclid mesafesi | 49 |
| Şekil 3.3. İki özellikli verinin en yakın komşu ile sınıflandırılması | 50 |
| Şekil 3.4. İki özellikli verinin en yakın k komşu ile sınıflandırılması ($k=3$) | 51 |
| Şekil 3.5. Çok girişli tek çıkışlı YSA yapısı | 52 |
| Şekil 3.6. Çok girişli çok çıkışlı YSA yapısı | 54 |
| Şekil 3.7. Çekirdek fonksiyonunun çalışması | 55 |
| Şekil 3.8. İki boyutlu doğrusal olarak sınıflandırılma durumu | 60 |
| Şekil 3.9. Çok çıkışlı DVM yapısı | 64 |
| Şekil 4.1. x , y ve t bileşenlerindeki türevlerin hesaplanmasında kullanılan matris | 69 |
| Şekil 4.2. Uç noktaların bulunmasında bakılacak komşular | 77 |
| Şekil 5.1. Ayrıştırma sonrasında dört nesne için elde edilen ilgi alanları | 81 |
| Şekil 5.2. Açısız ve kartezyen alt sistemlerin etkileşimi | 85 |
| Şekil 5.3. Dönerkanatın kartezyen yörüngedeki davranışı | 85 |
| Şekil 5.4. Kartezyen yörüngedeki hatalar | 86 |
| Şekil 5.5. Kartezyen yörüngedeki davranış | 86 |
| Şekil 5.6. Kartezyen yörüngedeki davranışlar için oluşan hatalar | 87 |
| Şekil 5.7. Kalkış ve iniş anındaki davranışlar | 87 |
| Şekil 5.8. Dönerkanatın görüntü tabanlı kontrolünün akış diyagramı | 88 |
| Şekil 6.1. Sunulan sistemin akış diyagramı | 90 |
| Şekil 6.2. Sınıflandırmada kullanılan nesnelerin görüntüleri | 91 |
| Şekil 6.3. Ayrıştırma sonrasında elde edilen görüntüler | 92 |
| Şekil 6.4. Ayrıştırma sonrasında dört nesne için elde edilen ilgi alanları | 92 |
| Şekil 6.5. Çoklu kamera uygulamasında hedef bölgesi | 95 |
| Şekil 6.6. Hedef alanının tespitinde kullanılan sisteme ait akış diyagramı | 96 |

| | |
|---|-----|
| Şekil 6.7. Kameraların bakış açıları | 96 |
| Şekil 6.8. ÖBÖD ile hedefin tespit edildiği durum | 98 |
| Şekil 6.9. ÖBÖD ile hedefin tespit edilemediği durum | 98 |
| Şekil 6.10. ÖBÖD ile hedefin tespit edilemediği durum | 99 |
| Şekil 6.11. ÖBÖD ile hedefin tespit edilemediği durum | 99 |
| Şekil 6.12. Kalkış anında alınmış görüntüler | 100 |
| Şekil 6.13. Hedefin gözetlenmesi sırasında hedefin etrafında çember çizilirken alınan görüntüler | 101 |
| Şekil 6.14. İniş anında alınmış görüntüler | 102 |
| Şekil 6.15. Hedefin tespit edilip gözetlenmesi sırasında takip edilen yol | 103 |
| Şekil 6.16. Dönerkanat İHA'nın gezinimi için tasarlanan sistemin akış diyagramı | 105 |
| Şekil 6.17. Engellerden sakınma işleminde kullanılan arama penceresi ve şablon | 108 |
| Şekil 6.18. Kalkış anında alınmış görüntüler | 115 |
| Şekil 6.19. İniş anında alınmış görüntüler | 116 |
| Şekil 6.20. Nesne tespit işlemi sonuçları | 119 |
| Şekil 6.21. Ardışık görüntüler ve optik akışların farklarının türevleri | 126 |
| Şekil 6.22. Birinci hedefe ulaşana kadar dönerkanatın izlediği yol ($T_L = 0.5$) | 127 |
| Şekil 6.23. İkinci hedefe ulaşana kadar dönerkanatın izlediği yol ($T_L = 1.5$) | 128 |
| Şekil 6.24. Üçüncü hedefe ulaşana kadar dönerkanatın izlediği yol ($T_L = 1.5$) | 128 |
| Şekil 6.25. Dördüncü hedefe ulaşana kadar dönerkanatın izlediği yol ($T_L = 1.5$) | 129 |
| Şekil 6.26. Birinci hedefe ulaşana kadar dönerkanatın izlediği yol ($T_L = 1.5$) | 129 |

KISALTMALAR

Kısaltmalar Açıklama

| | |
|----------------|---|
| İHA | İnsansız Hava Aracı |
| LM | Levenberg-Marquardt |
| YSA | Yapay Sinir Ağları |
| DVM | Destek Vektör Makineleri |
| BKS | Bayes Karar Sınıflandırıcısı |
| RTF | Radyal Tabanlı Fonksiyon |
| ABS | Azami Boşluk Sınıflandırıcısı |
| YBS | Yumuşak Boşluk Sınıflandırıcısı |
| EKK-DVM | En Küçük Kareler Destek Vektör Makineleri |
| ÖBÖD | Ölçekten Bağımsız Özellik Dönüşümü |
| GF | Gausslar Farkı |

BÖLÜM I

1. GİRİŞ

İnsansız hava araçları askeri kullanımlardan sivil kullanımlara kadar birbirinden farklı alanlarda geniş bir yelpazede kullanılmaktadır. Bu araçların kontrol edilmesine ilave olarak istenilen görevi yerine getirmesi için video tabanlı işlemlere gereksinim duyulmaktadır. Bu nedenle tanıma, takip ve benzeri uygulamalarda kullanılan video ve görüntü işleme teknikleri insansız hava araçları hakkında verilecek kısa bilgilerden sonra ele alınmıştır. Tez kapsamında kullanılmış olan video ve görüntü işleme teknikleri hakkında bilgiler sunulduktan sonra uygulamalar ve sonuçları verilmiştir.

1.1. İnsansız Hava Araçları

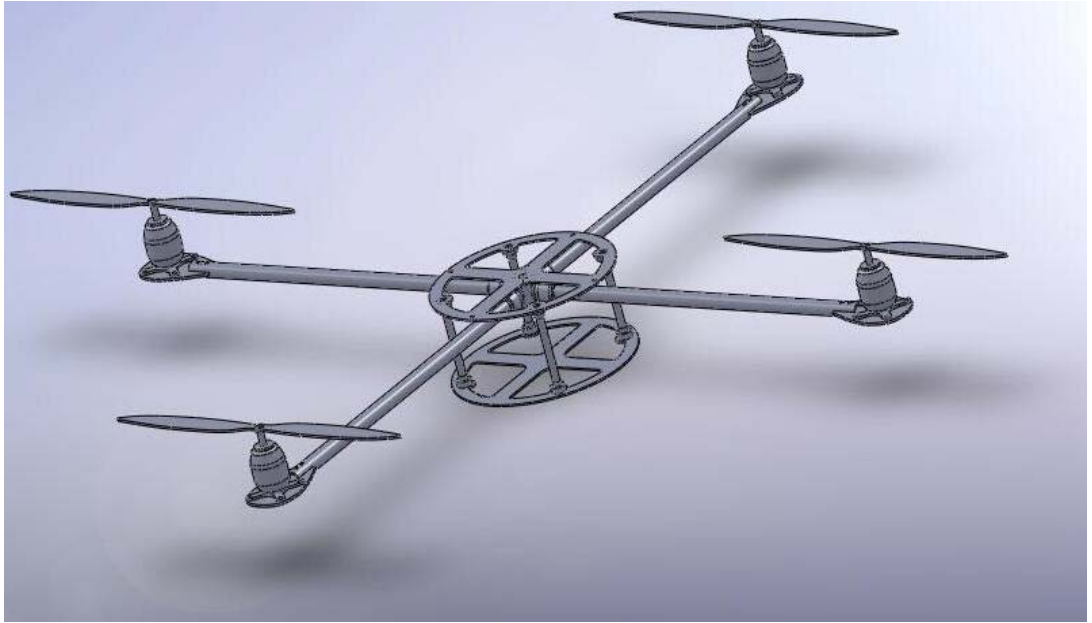
İHA üzerinde bulundurduğu sensörler vasıtasıyla önceden belirlenmiş bir yörüngede hareket kabiliyetine sahip olan veya uzaktan kumanda kullanılarak kullanıcı tarafından kontrol edilebilen hava araçlarıdır. Sensör teknolojisindeki ve gömülü elektronik cihaz üretimindeki gelişmeler bu araçların kabiliyetlerinin artmasına ve boyut olarak küçülmesine olanak tanımıştır. Bu gelişmeler doğrultusunda İHA savunma ve sivil uygulamalarda yaygın olarak kullanılabilir hale gelmiştir. Savunma sektöründe İHA sınır güvenliğinin sağlanması, suç mahallinin araştırılması, gözetleme, düşman ve hedef tespiti gibi uygulamalarda kullanılırken; sivil uygulamalarda ise doğal afetler sonucu coğrafi değişikliklerin belirlenmesi, yangın bölgelerinin tespit edilmesi, arama ve kurtarma gibi amaçlarla kullanılabilir [1].

İHA'nın ilk olarak kullanılması I. Dünya Savaşı zamanındadır. Bundan sonra II. Dünya Savaşı sırasında Nazi Almanyasının kullanmakta olduğu İHA, trenleri uçaklardan korumak ve saldırı amaçlı kullanılmıştır. Bu savaşın ardından insansız araçların kullanılmasının önemi ortaya çıkmış ve bu konu bilim adamları tarafından

araştırılmaya başlanılmıştır. 1980'li yıllardaki gelişmelerden önce yapılan uçaklar uzaktan kumandalı uçak olmaktan daha ileriye gidememiştir. 1980'li yılların başındaki teknolojik gelişmelerle bu araçlar küçülmeye başlamıştır. Bu gelişmeler İHA'nın ABD ve İsrail devletlerinin ilgi odağı olmasını sağlamıştır.

İHA konusunda yapılan harcamalar ele alındığında savunma amaçlı askeri çalışmaların sivil sektör tarafından yapılan çalışmalardan oldukça yüksek olduğu görülmektedir. Frost ve Sullivan İHA'nın pazar payı hakkındaki araştırmasında 1996 yılı ile 1997 yılı arasındaki araştırma bütçesinin %9.5'lik bir artışla 2.3 milyar dolara yükseldiğini ortaya koymuştur [2]. Bu bütçenin 80 milyon doları özel sektöre ait olmasına karşın geriye kalan yaklaşık 2.2 milyar doları askeri sektöre aittir [3].

Literatürdeki yapılan çalışmalara bakıldığında farklı modellere sahip İHA'nın kullanıldığı görülmektedir [1, 4-5]. Bunlardan uçak, helikopter ve dört rotorlu dönerkanat diğerlerine nazaran daha yaygın olarak kullanılanlarıdır. Manevra kabiliyetinin daha iyi olmasından dolayı dönerkanat, araştırmacılar tarafından ele alınmaktadır [6].



Şekil 1.1. Geliştirilen dönerkanatın CAD çizimi

TOBB ETÜ İnsansız Hava Araçları Laboratuvarında 4 rotorlu dönerkanat tipinde bir insansız hava aracı tasarlanmış ve yapılan çalışmalarda geliştirilen bu sistemin dinamik modeli kullanılmıştır. Dönerkanatın otomatik kontrolü, yöngüdüm¹ ve engellere çarpmadan istenilen hedefi takip edebilmesi uygulamaları ele alınmıştır. Proje kapsamında geliştirilen dönerkanatın CAD çizimi ve resmi sırasıyla Şekil 1.1 ve Şekil 1.2'de verilmiştir.



Şekil 1.2. Geliştirilen dönerkanatın gerçek resmi

Bu tezin amacı ise geliştirilmiş olan dönerkanatın video geri beslemesi kullanılarak kontrol edilmesidir. Yapılan çalışmalarda gerçek sistem dinamiği kullanılarak dönerkanatın engellere çarpmadan istenilen hedef noktasına başarıyla varabilmesi sağlanmıştır. Ayrıca geliştirilen sistemde daha önceden belirlenen bir nesnenin arama bölgesi içerisindeki yeri tespit edilmiş ve takibi gerçekleştirilmiştir. Tez çalışması yapılan çalışmalarda dönerkanata bağlı bulunan kameranın denge halinde olması sağlanarak alınan görüntülerde istenmeyen herhangi bir durumun olmadığı varsayımı

¹ İng. *Navigation*

yapılmıştır. Gerçek sistem üzerinde yapılan çalışmalarda dönerkanat üzerindeki kameradan alınan görüntüler incelendiğinde de bu varsayımın yanlış olmadığı görülmüştür. Yapılan literatür çalışmasında dönerkanat üzerinde uygulanabilecek görüntü işleme teknikleri araştırılmış ve sunulmuştur.

1.2. Ayırıştırma ile İlgili Yapılmış Çalışmalar

Görüntüdeki nesnenin arka plan olarak kabul edilen bölgeden ayrıştırılması en zor görüntü işleme problemlerinden birisidir. Ayırıştırmanın kalitesi sonraki adımlarda yapılacak işlemleri doğrudan etkileyeceğinden, bu işlemin yüksek doğrulukla yapılması gerekmektedir. Literatürde yapılan çalışmalara bakıldığında ayırıştırma işlemi farklı açılardan ele alınarak yapılmaya çalışılmıştır. Yapılan çalışmalarda temel olarak sistemin hareket bilgisinden, nesnenin renk, şekil, benzerlik ve farklılık bilgisinden yararlanıldığı görülmektedir [7].

Görüntüdeki nesnelerin arka plandan ayrılabilmesi için ele alınan yöntemlerden en bilineni eşik değeri² tekniğidir. Bu yöntem basit arka plan görüntüleri ve ışık değişimlerinin az olduğu durumlarda iyi sonuç vermektedir. Bu yöntemde belirlenen bir evrensel eşik değeri vasıtası ile nesnenin arka plan görüntüsünden ayrıştırılmasına çalışılmaktadır. Eşik değerinin uygun seçilememesi durumunda elde edilen görüntüde ayırıştırma istenilen şekilde olmayacaktır. Bu nedenle eşik değerinin seçimi önem arz etmektedir. Eşik değerinin en uygun şekilde seçilmesi probleminin çözümü için Otsu [8] tarafından eşik değer seçimi yöntemi geliştirilmiştir. Bu yöntemde ayırıştırma sonucunda arka plan³ ve ön plan⁴ (nesne) olarak iki sınıf oluşacağı varsayımıyla, bu iki sınıfın iç değişimlerinin en büyük olmasını sağlayan eşik değeri kullanılarak ayırıştırma işlemi yapılır [7-8]. Otsu yöntemi kullanıldığında evrensel eşik değeri yöntemine nazaran ciddi oranda iyileşmeler görülmüştür. Işık değişimlerinin yüksek olması durumunda Otsu yöntemi sonucunda hesaplanan evrensel eşik değeri nesnenin arka plandan ayrıştırılabilmesine olanak

² İng. *Thresholding*

³ İng. *Background*

⁴ İng. *Foreground*

sağlamamaktadır. Işık değişiminin ayrıştırmaya olan etkisinin en aza indirilebilmesi için çeşitli yollara başvurulmuştur [7]. Bunlardan en yaygın olanı gri seviye görüntünün filtreden geçirilip bulanıklaştırılarak ışık değişimlerinin azaltılmasıdır [7]. Bu yöntem görüntüden ayrıştırılacak nesnelerin çok karmaşık olmadığı durumlarda iyileştirme sağlamaktadır. Bunun dışında görüntüdeki nesnelere ait kenar ve köşe bilgilerinin kullanılarak görüntünün iyileştirilmesi yapıldıktan sonra ayrıştırma yapılması da literatürde bilinen yaygın bir çalışmadır [7, 9-11]. Ayrıştırma probleminin ele alınması sırasında kullanılan bir başka yöntem de çoklu eşik değeri yöntemidir [7, 12-13]. Bu yöntemde tek bir evrensel eşik değeri kullanmak yerine birden fazla eşik değeri kullanılmaktadır. Bu da ayrıştırma yapılacak görüntünün farklı bölgelerinde farklı ışık değerleri sonucu oluşacak ayrıştırma hatalarını en aza indirecektir. Çoklu eşik değeri yöntemine benzer bir yöntemde yerel eşik değeri yöntemidir [7, 14-16]. Bu yöntemde ise görüntü alt görüntülere ayrıldıktan sonra bu alt görüntüler için farklı eşik değerleri alt görüntünün ışık değerlerinin ortalamasına bakılarak seçilmektedir. Yerel eşik değeri yöntemi ışık değişiminin yüksek olduğu durumlarda da memnun edici sonuçlar elde edilmesini sağlamıştır [14-16].

Arka planın karmaşık olduğu durumlar için temel eşikleme yöntemleri iyi sonuçlar vermemektedir bu nedenle farklı yöntemlere başvurulmaktadır [17]. Öbekleme yöntemleri gri seviye ve renkli görüntülerin ayrıştırılması sırasında yaygın bir kullanım alanına sahiptir [17]. *K-Ortalama*⁵ ve bulanık *C-Ortalama*⁶ en sık kullanılan öbekleme yöntemleridir. Bu yöntemlerde kullanıcı tarafından seçilen sınıf sayısı için sınıfların merkezlerinin en iyi ayrıştırma sağlayacak şekilde belirlenmesi amaçlanmaktadır. Sınıf merkezlerinin belirlenmesinde, aynı sınıf olarak belirlenen elemanların birbirine uzaklıkları önem arz etmektedir. Bulanık *C-Ortalama* öbekleme yöntemi tıbbi uygulamalarda daha yaygın olarak kullanılmasına karşın *K-Ortalama* algoritması daha geniş bir yelpazede kullanılmaktadır [17-25]. Ravichandran ve Ananthi renkli görüntülerde insan derisinin arka plandan ayırt edilebilmesi için *K-Ortalama* algoritmasını kullanmıştır [18]. RGB renk formatındaki görüntüde cildin ayrıştırılmasının çeşitli zorlukları olmasından dolayı görüntü formatını ($L^*a^*b^*$)'a

⁵ İng. *K-Means*

⁶ İng. *Fuzzy C-Means*

çevirmişlerdir. ($L^*a^*b^*$) formatındaki görüntüde görüntüye ait parlaklık ifadesini içeren L^* boyutu dikkate alınmadan a^* ve b^* boyutları dikkate alınarak K -Ortalama algoritmasını uygulamışlar ve tatmin edici sonuçlar almışlardır [18]. Chen ve ekibi de yaptıkları çalışmada RGB renk formatına sahip görüntüler üzerinden çalışmanın zorluğunda bahsetmiş ve yaptığı çalışmada HSV renk formatına dönüştürülmüş görüntüleri kullanmıştır. HSV renk formatına sahip görüntülerin histogramı üzerinden K -Ortalama algoritmasını uygulayarak insan gözünün ayrıştırmasına yakın bir ayrıştırma elde etmeyi başarmıştır [13].

K -Ortalama algoritması standart haliyle bazı uygulamalarda kabul edilebilir sonuçlar vermemiştir. Bu nedenle K -Ortalama algoritması kullanıldığı uygulamaya göre güncellenmiştir [20-25]. Gibou ve Fedkiw [20] seviye grup algoritması ile doğrusal olmayan yayılım önişlemine tabi tutulan K -Ortalama algoritmaları arasında bir bağlantı kurmuştur ve bu bağlantıyı kullanarak uygulaması kolay ve gürültüye karşı gürbüz bir hibrid K -Ortalama algoritması geliştirmiştir. Geliştirdiği algoritmayı farklı alanlara ait görüntüler üzerinde denemiş ve ikna edici sonuçlar elde etmiştir [20]. Wagstaff ve ekibi, ayrıştırma yapılacak görüntünün arka plan bilgisine sahip olduğu varsayımını yaparak K -Ortalama algoritmasının daha verimli kullanılabilmesi için geliştirmeler yapmıştır [21]. Değiştirilmiş K -Ortalama algoritmasını yapay ve gerçek hayat problemlerinde test etmiş ve kabul edilebilir sonuçlara ulaşmıştır. Theiler ve Gisler ise K -Ortalama algoritmasını kullanarak çoklu dalga boyutuna sahip uydu görüntülerde ayrıştırma problemini ele almışlardır [22]. Klasik K -Ortalama algoritmasını kendi problemlerine uygun bir şekilde geliştirmişlerdir ve uydu görüntüsünün uzaysal ve dalga boyu bilgilerini geliştirdikleri algoritmaya giriş olarak vererek sistemlerini test etmişlerdir.

K -Ortalama algoritmasının uygulanması sırasında ihtiyaç duyulan kullanıcı gereksinimini en aza indirilmesi için de çeşitli çalışmalar yapılmıştır. Ilea ve Whelan K -Ortalama algoritmasının başlatılması sırasında kullanıcı tarafından verilen sınıf merkez noktalarının seçiminin zorluğundan bahsetmiş ve bu noktaların otomatik olarak bulunabilmesi problemini ele almıştır [23]. Ayrıca K -Ortalama algoritmasını

görüntüye ait renk bulanıklığı⁷ ve doku karmaşıklığı⁸ gibi uzaysal bilgilerini kullanacak şekilde geliştirmiştir ve yöntemini geniş veri kümelerinde test etmiştir. Elde edilen sonuçlar klasik K -Ortalama algoritmasına göre çok daha gürbüz ayrıştırmaya sahiptir [23]. Barakbah ve Kiyoki K -Ortalama algoritmasının başlatılması sırasında sisteme kullanıcı tarafından verilmesi gereken sınıf merkez değerlerinin en uygun şekilde seçilmesinin önemini ele almışlardır ve Pillar algoritmasından yararlanarak bu başlangıç noktalarını belirlemiştir. Pillar- K -Ortalama algoritmasını farklı renk uzayları için test etmişler ve sistemlerinin başarımını ortaya koymuşlardır [24]. Leydier ve ekibi kayan bir pencere üzerinden K -Ortalama algoritmasını kullanarak başlangıç noktalarına bağlı olmayan uyarlamalı⁹ bir yapı ortaya koymuşlardır [25]. Geliştirdikleri sistemde işlem süresinin artmasına rağmen elde edilen sonuçlar gayet makuldür.

Bulanık mantığın kullanıldığı uygulamalarda yüksek başarımların sağlanması, görüntü işleme uygulamalarında yaygın bir şekilde tercih edilmesini sağlamış ve öbikleme algoritmalarında tercih edilmeye başlamıştır. Bulanık C -Ortalama algoritması da K -Ortalama algoritması gibi yaygın olarak farklı alanlarda kullanılmaktadır. Kannan bulanık C -Ortalama ve silüet¹⁰ tekniğinden faydalanarak MRI görüntüleri üzerinden tümörün tespit edilmesi üzerine çalışmalar yapmıştır [26]. Silüet tekniğini görüntünün kaç farklı nesne içerdiğini ve kaç farklı sınıfa ayrıştırılması gerektiğini belirleyebilmek için kullanmıştır. Daha sonra belirlenen sınıf sayısını kullanarak bulanık C -Ortalama algoritmasını görüntünün ayrıştırılması sırasında kullanmıştır [26]. Ahmed ve ekibi MRI görüntülerinin ayrıştırılması sırasında standart bulanık C -Ortalama algoritmasının gürültülere karşı hassas olmasından dolayı, bulanık C -Ortalama algoritmasının amaç fonksiyonunu gürültü vb. homojen olmayan durumlara karşı daha gürbüz olacak şekilde geliştirmişlerdir. Geliştirmiş oldukları geliştirilmiş bulanık C -Ortalama algoritmasını yapay ve MRI görüntülerinde test edilmiş ve daha iyi ayrıştırma sonuçları elde edilmiştir [27]. Murugavalli ve Rajamani büyük boyutlu görüntülerin ayrıştırılması sırasında yüksek işlem zamanı

⁷ İng. *Color smoothness*

⁸ İng. *Texture complexity*

⁹ İng. *Adaptive*

¹⁰ İng. *Silhouette*

gereksinimi duyulmasından dolayı paralel bulanık C-Ortalama algoritması yapısı geliştirerek ayrıştırma kalitesinde ciddi bir düşüş olmadan daha kısa sürelerde ayrıştırma yapılabilmesini sağlamışlardır [28]. Pham ve Prince bulanık C-Ortalama algoritmasının amaç fonksiyonu değiştirilerek manyetik tınlama¹¹ görüntülerinin daha iyi ayrıştırılmasını sağlamışlardır [29]. Chuang ve ekibi geleneksel C-Ortalama algoritmasını görüntüye ait uzamsal bilgiyi kullanacak şekilde yeniden düzenlemiştir. Ayrıştırılan pikselin bütün komşuluklarıyla benzerliği dikkate alınarak ayrıştırma işlemi yapılmıştır. Geliştirilen yöntem gürültü içeren tek ve çok boyutlu görüntülerin ayrıştırılmasında güçlü bir yöntem olarak öne çıkmaktadır [30]. Bhojar ve Kakde renkli görüntülerin ayrıştırılmasında görüntü piksellerini tek tek ele alarak bulanık C-ortalama yönteminin uygulanmasında işlem yükünün fazla olmasına neden olduğunu belirtmişlerdir. Bundan dolayı görsel görüntü içeriğinden ödün vermeden yeterli sayıda histogram¹² bölgesi oluşturularak resmi niteleyen Sadece Dikkate Değer Fark¹³ (SDDF) histogramını bulanık C-Ortalama yöntemine giriş olarak uygulamışlardır [31]. Berkeley Ayrıştırma Veri Bankası kullanılarak test edilen bu yeni yaklaşımın sonuçları geleneksel bulanık C-Ortalama yönteminden daha iyi sonuçlara çok daha kısa sürelerde erişebildiğini kanıtlamıştır. Bulanık C-Ortalama algoritması tıbbi görüntülerde ayrıştırma [32-34], deniz altından alınan görüntülerde ayrıştırma [35], uydu görüntülerinde ayrıştırma [36] ve günlük hayata ait çeşitli görüntülerde nesnelerin ayrıştırılması [37-40] uygulamalarda da kullanılmıştır.

Desen bilgisinden faydalanarak ayrıştırma yapan öbekleme yöntemlerinin yanında su bölümü çizgisi¹⁴ yöntemi de tercih edilmektedir [7, 41]. Chen ve ekibi farklı uzaklık dönüşümleri –Euclid, Şehir Bloğu¹⁵ ve Satranç Tahtası¹⁶– kullanarak su bölümü çizgisi algoritmasının ayrıştırma performansını belirlemeye çalışmıştır [41]. Su bölümü çizgisi algoritması tek başına kullanıldığı bazı uygulamalarda iyi sonuçlar vermemektedir. Dalgacık dönüşümünün¹⁷ görüntüyü farklı frekanslarda incelemeye

¹¹ İng. *Resonance*

¹² İng. *Histogram*

¹³ İng. *Just Noticeable Difference*

¹⁴ İng. *Watershed*

¹⁵ İng. *City Block*

¹⁶ İng. *Chessboard*

¹⁷ İng. *Wavelet transform*

olanak sağlamasından dolayı su çizgisi dönüşümü algoritması ile birlikte kullanılmıştır [42-43]. Jung ve Scharcanski dalgacık dönüşümü kullanarak görüntüdeki gürültülerin elenmesine, nesnelere ait kenar bilgilerini daha belirgin hale getirmeye ve görüntüye ait türev bilgisini zenginleştirmeye çalışmışlardır. Zenginleştirilen türev görüntüsüne su bölümü çizgisi dönüşümü uygulanarak ayrıştırma yapılmıştır [42]. Kim ve Kim ise görüntü ayrıştırma için dört basamaklı bir sistem önermişlerdir. İlk adımda dalgacık dönüşümü kullanarak görüntünün piramit gösterimi oluşturulmuş ve ardından en düşük çözünürlüğe sahip görüntü su bölümü çizgisi algoritması ile ayrıştırılmıştır. Daha sonra ayrıştırılan görüntüler dalgacık katsayılarının üçüncü dereceden moment bilgisini kullanılarak gruplanmıştır. Son adımda da birleştirilmiş bu görüntünün ters dalgacık dönüşümü alınarak tam çözünürlüklü görüntü tekrar oluşturulmuştur. Geliştirilen yöntem yüz tanıma uygulamasında başarılı sonuçlar vermiştir [43].

Ng ve ekibi ise klasik su bölümü çizgisi algoritmasının *K*-Ortalama öbekleme yöntemi ile birlikte tıbbi görüntülere uygulandığında karşılaşılan problemlerden bahsetmişlerdir [44]. Su bölümü çizgisi algoritmasını yanlış kenar tespiti ve aşırı ayrıştırmaya karşı daha gürbüz hale getirmişler ve güncellenen bu algoritmayı MRI görüntülerine uygulamışlardır. Ayrıştırma sonucu elde edilen görüntüyü *K*-Ortalama algoritmasına giriş olarak uygulamışlar ve ayrıştırma sonucu oluşan görüntüdeki bölge sayısının %92 oranında azalmasını sağlamışlardır [44].

Ayrıştırma işlemi görüntünün desen bilgisinden faydalanılarak yapılabileceği gibi hareket bilgisi kullanılarak da yapılabilmektedir [45-49]. Hareket analizi yaparak ayrıştırma yapan çalışmalar incelendiğinde ardışık görüntülerden elde edilen fark görüntüsü kullanılarak yapılmış uygulamaların yaygın olduğu görülmektedir. Ardışık iki görüntü arasındaki farkı kullanarak hareketli bölgenin tespit edilmesi basit fark alma metodu olarak bilinmektedir ve gürültünün fazla olmadığı durumlar için yüksek başarımlı sağladığı görülmektedir [45]. Basit fark alma yönteminde gürültülerin ayrıştırmaya olan etkisini ortadan kaldırabilmek için ardışık iki görüntü arasındaki farkın belirlenen eşik değerinden büyük olması durumunda hareket olduğu varsayımı yapılmaktadır. Yapılan bu işlem, ışık değişimi ve gürültülerin etkisinin ortadan

kaldırılabilmesi için yeterli olmamaktadır. Bu nedenle ardışık iki görüntü kullanmak yerine daha fazla görüntünün ortalamasını kullanarak arka plan görüntüsü oluşturulması da farklı bir yaklaşımdır [46]. Heikkila ve Silvén ardışık iki görüntü arasındaki farkın bir eşik değerinden büyük olup olmadığına bakılarak ön plan görüntüsü elde edilmiştir ve ardından bu arka plan görüntüsü oluşturulan birinci derece özyinelemeli filtre kullanılarak güncellenmiştir [47].

Uyarlamalı arka plan oluşturma yöntemleri görüntülerdeki değişkenliğin yüksek olduğu durumlarda makul sonuçlar elde edilebilmesi için tercih edilen temel yöntemlerden birisidir. Dedeoğlu ve ekibi gürültü ve ışık değişimlerine gürbüz olacak şekilde uyarlamalı bir arka plan görüntüsü elde etmeyi amaçlamışlardır ve arka plandan ayırttıkları nesnelere silüet tekniği ile insan olup olmadıklarına göre sınıflandırmışlardır [48]. Farklı bir yaklaşımla Wren ve ekibi arka plan görüntüsünü modelleyebilmek için kullanıcı tarafından belirlenen sayıda ardışık görüntüde her pikselin ardışık değerlerini kullanarak bütün pikseller için ayrı Gauss olasılık yoğunluk fonksiyonu oluşturmuşlar ve hareketli bölgeyi görüntüden ayırtmaya çalışmışlardır [49]. Wren ve ekibi tarafından sunulan arka plan modellemeye dayalı yöntem yürüyen Gauss ortalaması¹⁸ olarak bilinmektedir.

Arka plan nesnelere kalıcı değişikliklerin olmaması ve arka plan güncellemesinden daha hızlı bir değişiklik olması durumlarında tek değerli arka plan modelleri ayırtma için yeterli bir model olmayacaktır. Bu problemin çözümünde Stauffer ve Grimson çoklu arka plan görüntüleri ile baş edebilmek için çok değerli arka plan modeli oluşturan Gauss dağılımı karışımı¹⁹ yöntemini ortaya atmışlardır [50]. Bu yöntemde her bir piksel birden fazla Gauss dağılımının birleşimi olarak modellenir ve ayırtma her pikseli en etkin bir biçimde temsil eden Gauss dağılımının arka plan görüntüsünün bir parçası olup olmadığına göre yapılır. Sonuçlar yöntemin tekrarlanan hareketlere, gürültülere ve ışık değişimlerine gürbüz olduğunu göstermiştir [50].

¹⁸ İng. *Running Gaussian Average*

¹⁹ İng. *Mixture of Gaussians*

Arka plana ait olasılık yoğunluk fonksiyonu yaklaşımı arka plan olarak belirlenen piksel değerlerinin histogramı olarak verilebilmektedir. Ancak bu histogramdaki değerlerin çok kısıtlı olmasından dolayı olasılık yoğunluk fonksiyonlarının yanlış belirlenmesine neden olabilmektedir. Yaklaşımındaki bu eksikliğin giderilebilmesi için Elgammal ve ekibi arka plan dağılım modellemesini son birkaç arka plan değerini kullanan ve parametrik olmayan modele bağlı çekirdek yoğunluk tahmini²⁰ yöntemini önermişlerdir [51]. Jaraba ve ekibi uzun ve kısa süreli olan değişimleri ayrı ayrı belirleyebilmek için çift arka plan oluşturma fikrini ortaya atmışlardır [52]. Yaptıkları çalışmalarında çift arka plan tekniği ve komşuluk tabanlı fark değerlerini kullanarak çevresel değişim ve gürültüye karşı dayanıklı bir ayrıştırma yöntemi önermişlerdir. Çift arka plan yöntemi sisteme uzun bir süreçte gerçekleşen ve güncel değişimler hakkında bilgi sahibi olunmasını sağlamaktadır.

Hareketli bölgelerin tespit edilebilmesi için istatistiksel bilgilerden faydalanan yöntemler de mevcuttur. İstatistiksel basit fark alma, benzerlik oranı yöntemi ve maksimum fark yöntemi en temel yöntemlerdendir. İstatistiksel basit fark alma yönteminde görüntünün gri seviye piksel değerlerinin ortalaması her bir piksel değerinden çıkarıldıktan sonra elde edilen değer görüntünün değişim değerinden büyük ise hareketli olarak değerlendirilir ve ayrıştırılma işlemi sonucu görüntüsü elde edilir [53]. Benzerlik oranı yönteminde ardışık görüntülerdeki ışık yoğunluğunun değişmediği ve görüntü piksel değerlerinin normal dağılıma sahip olduğu varsayımları altında ardışık iki görüntüde oluşturulan blokların gri seviye karakteristikleri arasındaki benzerlik oranı hesaplanır ve ardından bu değer belirlenen bir eşik değerinden büyük olduğu bloklar hareketli bölge olarak belirlenir [54]. Haritaoğlu ve ekibi, görüntüdeki piksellerin arka plan olarak belirlenebilmesi için güncel görüntüye ait en küçük ve en büyük gri seviye değerleri ve ardışık iki görüntü arasındaki en büyük farklılık değerlerinden faydalanmışlardır [55]. Geliştirilen yöntem insanların takibi için kullanılmış ve kabul edilir sonuçlar elde edilmiştir. Lipton ve ekibi ise videodaki ardışık görüntülerde ayrıştırma yapılabilmesi için piksel tabanlı bir yöntem sunmuşlardır [56]. İlk olarak ardışık iki görüntü arasındaki

²⁰ İng. *Kernel Probability Estimation*

fark görüntüsü incelenmiş ve sınıflandırma ölçütü kullanılarak ayrıştırma yapılmıştır. Ardından ayrıştırılan nesnelere daha önce oluşturulmuş olan nesne kategorilerinden hangisine ait olduğu belirlenmeye çalışılmıştır. Zhong ve Chang klasik arka plan ayrıştırma yaklaşımından farklı bir düşünce ile görüntüdeki renk ve kenar bilgilerini birleştirmişlerdir ve nesnelere hareketlerini tespit etmişlerdir [57]. Ardından uzun vadeli zaman-uzamsal kısıtları kullanarak nesnelere takibini başarıyla gerçekleştirmişlerdir.

Berrabah ve ekibi hareketli bir kamera sisteminde arka plan ayrıştırma yöntemleri ile iyi sonuç vermemesinden dolayı Bayes yaklaşımı kullanarak hareketli nesnelere tahmin ederek ön görüntüyü bulmaya çalışmışlar ve nesnelere arka plandan ayrıştırılmasını sağlamışlardır [58]. Choi ve ekibi görüntüdeki parlaklık ve hareket bilgileri göz önüne alarak morfolojik filtreler ve su çizgisi dönüşümü algoritmasını kullanarak görüntüdeki hareketli nesnelere arka plandan ayrıştırmayı başarmışlardır. Benzetim sonuçları geliştirilen yöntem çalışmanın etkinliğini göstermektedir [59].

Kameranın hareketli olduğu durumlarda görüntüde ayrıştırma yapılması amacıyla kamera hareketinin tespit edilmeye çalışılması yaygın bir görüştür. Thakoor ve ekibi ardışık iki görüntü kullanmak yerine üç görüntü kullanmış ve bunları önceki, güncel ve sonraki olarak adlandırmışlardır [60]. Optik akış yöntemi kullanarak kamera hareketini tespit etmişler ve gerekli düzenlemeleri yapmışlardır. Ardından önceki ve sonraki görüntüler kullanılarak tahmini arka plan görüntüsünü oluşturmaya çalışmışlar ve bu iki görüntü arasındaki fark görüntüsünü güncel görüntü ile karşılaştırarak hareketli nesnelere saptamaya çalışmışlardır.

Kaâniche ve Vasseur insansız hava aracından alınmış bir video görüntüsünde hareketli aracın tespit edilmesi problemini aynı harekete sahip bölgeler aynı nesneye aitir yaklaşımı ile ele almışlardır [61]. İlk olarak ardışık iki görüntüye ait köşe bilgisi hesaplanmış ve köşe eşleştirmesi yapılarak hareket tespit edilmiştir. Ardından önceki görüntü üzerinden hesaplanan kenar bilgilerinin hareketlerine bakılarak hareketli

nesneye ait kenar bilgileri Normalize Kesim²¹ yöntemi ile belirlenmiştir. Elde edilen sonucun hatalı olmasının önüne geçebilmek için uygulamanın son adımında Dempster-Shafer teorisi kullanılarak doğrulama işlemi yapılmaktadır. Elde edilen sonuçlar hareketli kamera görüntüsünde oluşan ışık değişimlerine rağmen yüksek oranda ayrıştırma kapasitesine sahiptir.

Sugaya ve Kanatani hareketli kamera sisteminde hareketli nesnenin bulunabilmesi problemine farklı bir açıdan bakarak çözüm getirmeye çalışmışlardır [62]. Kanade-Lucas-Tomasi algoritmasını kullanarak görüntünün özelliklerini tespit etmişler ve bir süre bu özellikleri takip etmişlerdir. Ardından özelliklerin ardışık görüntülerdeki hareketlerini geometrik kısıtlamaları göz önünde bulundurarak arka plana ait özellikleri tespit etmişlerdir ve farklı anlarda alınmış görüntülerle belirlenen arka planı karşılaştırıp hareketli nesneyi ayırmayı başarmışlardır.

Dalgacık dönüşümünün görüntüyü farklı frekans boyutlarında inceleme imkânı sağlaması araştırmacılara nesnelerin arka plan görüntüsünden ayrıştırılabilmesinde kolaylıklar sağlamaktadır [63-66]. Liu ve ekibi nesnenin arka plandan ayrılabilmesi için görüntüyü dalgacık dönüşümü kullanarak alt bantlarda incelemişlerdir [63]. İlk olarak dalgacık boyutundaki görüntülerin özellikleri çıkarılmış ve ardından bulanık C-Ortalama öbekleme yöntemi ile bu özellikler sınıflandırılmaya çalışılmıştır. Zhang ve Zhao ardışık iki görüntü üzerinde dalgacık dönüşümü uygulayarak iki görüntünün her birine ait dört alt kanal görüntülerini oluşturmuş ve ardından her alt kanal için farklı eşik değeri ve Canny kenar bulma yöntemini ardı ardına uygulayarak iki görüntüye ait gürbüz kenar haritasını oluşturmuşlardır. Ardından bu kenar haritasını ve güncel görüntüyü kullanarak nesneyi arka plandan ayıştırmışlardır [64]. Wang ve ekibi hareketli bir sistemde kullanılan kamera görüntüsünde hareketli bir nesneyi tespit etmeye çalışmışlardır. Kameranın hareketinin belirlenebilmesi için izdüşümsel / çift doğrusal model kullanmışlar ve farklı boyutlarda analiz yapılabilmesi için dalgacık dönüşümünden faydalanmışlardır. Her alt kanalda kenar bulma işlemi gerçekleştirilerek hareketli nesnelere arka plandan ayrıştırılmıştır [65]. Subramaniam

²¹ İng. *Normalized Cuts*

ve ekibi ise hareketli kameradan alınan gerçek zamanlı sistemde nesnelerin ayrıştırılabilmesi için Gabor ve Mallat dalgacık dönüşümlerini kullanmışlardır [66]. Gabor dalgacık dönüşümünü görüntüye ait akış vektörlerinin hızlı bir şekilde tahmin edilebilmesi ve hareket vektörlerinin eşleştirilerek hareketli nesnenin takip edilmesi işlemi içinde Mallat dalgacık dönüşümünü kullanmışlardır.

Hareketli kamera sistemlerinde hareketli nesnelerin tespit edilmesinde görüntüye ait istatistiksel ve hareket bilgilerinin kullanılması farklı çalışmalar ile ele alınmıştır. Hsieh ve Lee video üzerinde nesnelerin ayrıştırılması için görüntüye ait renk, kenar, hareket ve çekirdek²² tabanlı model bilgilerini kullanmışlar ve görüntüyü bölgelere ayırmışlardır [67]. Ardından oluşturulmuş bölgelerin birbirleriyle olan ilişkilerini belirtecek bölge ilgililik grafi²³ oluşturulmuştur ve Bayes sınıflandırıcısı kullanılarak birbirleri ile ilgili olduğu belirlenen bölgelerin uzamsal ve zamansal ilişkileri dikkate alınarak gruplama işlemi yapılmıştır. Kamera hızının farklı olduğu videolar kullanılarak test edilen teknik yüksek ayrıştırma başarımı sağlamıştır.

Klasik ortalama kaydırma tabanlı ayrıştırıcıların yerel yoğunluk tahmini için radyal simetrik çekirdek kullanmalarının görüntünün yapısal doğasına uymamaktadır. Bu nedenle Wang ve ekibi çekirdeklerinin şekli, boyutu ve yönelimi görüntünün yerel yapısına uyum sağlayabilen eş yönsüz çekirdek ortalama kaydırma tekniğini ortaya çıkarmışlardır [68]. Geliştirmiş oldukları eş yönsüz çekirdek yapısı klasik yöntemlere göre belirgin bir iyileştirme sağlamıştır. Bu çalışmalardan farklı olarak Jain ve ekibi görüntüyü farklı yönelim ve frekanslara sahip Gabor filtrelerinden geçirdikten sonra filtrelenmiş görüntülerden bazılarını doğrusal olmayan dönüşümlere maruz bırakmışlar ve ardından belirlenmiş bir pencere üzerinde doku enerjisi ve uzamsal yerlerinin hata karelerinin toplamını hesaplayıp öbeklemişlerdir [69]. Bu sayede bütün piksellerin enerji ve aitlik bilgisine dayalı olarak ayrıştırılması sağlanmıştır.

Bundan sonraki bölümlerde arka plan görüntüsünden ayrıştırılan nesnelerin istenilen nesne olup olmadığının doğrulanması işlemi ele alınacaktır. Öncelikle ayrıştırılan

²² İng. *Kernel*

²³ İng. *Region Adjacency Graph*

nesnelerin karakteristiklerinin belirlenmesinde kullanılan yaygın tekniklerden bahsedilecek ve sınıflandırma teknikleri ele alınacaktır.

1.3. Özellik Çıkarma ve Sınıflandırma Çalışmaları

Otomatik tanıma sistemlerinin ilk basamağı nesnenin tespit edilerek sınıflandırılması işlemidir. Görüntüden ayrıştırılmış olan örüntünün istenilen nesne olup olmadığının belirlenebilmesi için, nesneye ait karakteristik özelliklerin incelenmesi gerekmektedir. Nesnenin karakteristiği hakkında bilgi veren özelliklerin tespit edilmesi, sonradan ele alınacak olan sınıflandırma aşamasında önem arz etmektedir. Ayrıştırma basamağı sonrasında nesnenin niteleyici özelliklerinin belirlenememesi bütün sistemin başarısız olmasına neden olabilecektir. Bu nedenle ayrıştırılan nesneyi en iyi şekilde tasvir edici özelliklerin belirlenebilmesi için çeşitli araştırmalar yapılmaktadır [7, 70]. Literatürdeki çalışmalar incelendiğinde biçim bilgisi ve istatistiksel bilgilere dayalı yöntemlerin öne çıktığı görülmektedir [7, 70-82].

Biçim bilgisine dayalı özelliklerin tespit edilmesi sırasında nesnelerin şekil bilgisinin farklı frekans boyutlarında incelenmesi de çeşitli çalışmalarda ele alınmıştır [70-78]. Geometrik dönüş, ötelemeden bağımsızlıkları dolayısıyla momentler yaygın olarak tercih edilen özellik çıkarma teknikleri arasındadır [7, 70-78]. Flusser ve Suk, Hu [71] tarafından sunulmuş olan birinci derece dönüşümlerden etkilenmeyen momentleri karakter, geometrik şekil ve uydu görüntülerinin özelliklerini çıkarmak için kullanmışlar ve momentlerin birinci derece geometrik dönüşlerden bağımsızlığını ispatlamıştır [72]. Hu, tarafından sunulan momentlerin sadece dönüşten bağımsız olması ve ışık değişimlerine karşı hassas olmasından dolayı farklı momentler ortaya atılmıştır [73-78]. Zernike momentleri özellik çıkarma tekniği nesnelerin dönüş ve ötelemeye maruz bırakıldığı durumlarda bile gayet iyi sonuçlar vermektedir. Bu nedenle el yazısı tanıma, parmak izi tanıma, göz tanıma gibi uygulamalarda sıklıkla kullanılmaktadır. Qader ve ekibi geometrik dönüşümlerden bağımsızlığı ve diklik özellikleri sebebiyle parmak izi tanıma uygulamasında görüntülerdeki ilgi alanlarına ait özelliklerin çıkarılması için Zernike momentler kullanmışlardır [73]. Sınıflandırma sırasında basit bir yaklaşım olan Euclid uzaklığı kullanılmasına

rağmen yaklaşık %92 oranında başarımlar sağlanmıştır. Kim ve Kim iki farklı görüntü verisinde yüz olan bölgeyi belirledikten sonra göz olan ve olmayan bölgeleri tespit edebilmek için Zernike momentleri özellik çıkarımı için ve destek vektör makinelerini²⁴ de sınıflandırma amacıyla kullanmışlardır [74]. Alınan görüntülerde yüz olan bölge tespit edildikten sonra çeşitli filtreler kullanarak olası göz bölgelerini ayırtmışlar ve Zernike momentler kullanarak özelliklerini çıkardıktan sonra eğitilmiş DVM ile hangi bölgelerin göz olduğunu belirlemişlerdir. Yapılan test sonuçlarında %94'e varan başarımlar elde edilmiştir. Chong ve ekibi ise pseudo-Zernike momentlerin Zernike momentlere göre gürültüye karşı daha gürbüz olduğunu ve nesnelere niteleme kabiliyetinin daha iyi olduğunu karakter veri kümesi üzerinde yaptıkları çalışmaları ile ispat etmişlerdir [75]. Ayrıca pseudo-Zernike momentlerin işlem zamanını azaltmak için çalışmalar yapmışlar ve 48.7 saniyede tamamlanan işlemi geliştirdikleri hesaplama yöntemi ile 1.9 saniyede sonuçlandırmayı başarmışlardır. Mukundan ve ekibi iki boyutlu görüntülerin tanımlayıcı özelliklerinin tespit edilmesinde ayrık Tchebichef momentleri olarak bilinen yeni bir özellik çıkarma tekniği ortaya sürmüştür [76]. Tchebichef momentleri, Legendre ve Zernike gibi klasik momentlerin özelliklerini sağlamasının yanında işlem zamanının ciddi oranda azaltılması ve yeniden oluşturma hatasının en aza indirmesi ile belirgin bir fark ortaya koymaktadır. Yapılan karşılaştırmalı testler, yöntemin gerçek zamanlı uygulamalarda etkin bir şekilde kullanılabileceğini ortaya koymuştur. Belkasim ve ekibi Zernike momentlerin öteleme, boyutlandırma ve dönmeden tam olarak bağımsız olmadığını söylemişler ve problemin çözümü için radyal Zernike momentleri geliştirmişlerdir [77]. Oluşturulan radyal Zernike momentler öteleme, boyutlandırma ve dönmeden tam olarak bağımsız haldedir ve yapılan testler yöntemin başarısını göstermektedir. Kotoulas ve Andreadis etkili yerel tanımlayıcılığı ve görüntü analiz uygulamalarında geniş bir yere sahip olmasından dolayı altı farklı momenti gürültüye karşı hassaslıkları, işlemsel yükleri, yeniden oluşturma doğrulukları ve doğal bağımsızlıkları açısından değerlendirmeye almıştır [78]. Üç farklı veri kümesi kullanılarak yapılan çalışmalarda test edilen momentlerin her birinin kendine göre farklı avantajları olduğu görülmektedir ve en uygun

²⁴ İng. *Support Vector Machines*

yöntemin belirlenebilmesi için yapılacak çalışmalardaki gereksinimlerin önemli olduğu kanısına varılmıştır.

Şekil bilgisi kullanarak örüntülerin nitelenmesi dışında doku bilgisi kullanarak karakterize etmekte seçilen bir diğer yöntemdir. İstatistiksel özellikler gri seviye görüntüye ait histogram bilgisi kullanılmaktadır [79-80]. Sheshadri ve Kandaswamy mamogram²⁵ görüntülerindeki taşlaşmaların²⁶ karakteristiğinin belirlenebilmesi için ortalama, standart sapma, pürüzsüzlük, üçüncül moment, eşbüçümlülük²⁷ ve dağılım²⁸ gibi istatistiksel özellikleri kullanmışlardır [79]. Mini-MIAS veri bankasından alınan mamogram görüntüleri üzerinde yapılan testlerde %78 oranında doğru tespit değerine erişilmiştir. İstatistiksel özellikler dışında kullanılan çeşitli teknikler de mevcuttur [81-83]. Grother el yazısı karakterlerinin sınıflandırılabilmesi için örüntü tanıma sistemlerinde yaygın olarak kullanılan görüntünün daha az boyutta doğrusal izdüşümlerinin en fazla yayılıma sahip olmasına imkân tanıyan Karhunen-Leove dönüşümünü kullanmıştır [81]. Gündüz ve Krim ise yüz görüntüsünü niteleyebilmek için yüzü bir yüzey olarak ele almış ve başlıca topolojik özelliklerden –derin çukurlar oluşturan başlıca kıvrımları göz ve ağız tespit etmek amacıyla kullanılmıştır– faydalanmışlardır [82]. Geliştirdikleri sistem belirgin yönde yerel en büyük olan en fazla kıvrıma sahip noktaları modelleyerek yüz görüntüsünün nitelenmesine dayanmaktadır.

Sınıflandırma işlemi örüntü tanıma, örüntü analizi ve uzaktan algılama gibi bilgisayar destekli görüntü uygulamalarında önemli bir yere sahiptir. Karakteristik özellikleri belirlenen örüntülerinin türünün tespit edilebilmesi için sınıflandırma yöntemlerinden faydalanılmaktadır. Literatürde bulunan sınıflandırma yöntemleri incelenecek olursa eğitici ve eğitici olmayan sınıflandırma başlıkları ortaya çıkacaktır [83-86]. Denetimli sınıflandırma yönteminde sınıflandırılacak verinin bir bölümü eğitim amaçlı olarak kullanılmaktadır [83-85]. Denetimsiz sınıflandırma tekniklerinde ise herhangi bir eğitim işlemine gerek duymadan sınıflandırma işlemi yapılabilmektedir

²⁵İng. *Mammogram*

²⁶İng. *Calcification*

²⁷İng. *Uniformity*

²⁸İng. *Entropy*

[83, 86]. Her iki tekniğin de kendine göre avantajları mevcuttur. Denetimli sınıflandırma yöntemlerinde sınıflandırma başarımı çok yüksek olurken diğer taraftan da eğitim için belirli bir işlem zamanı gerekmektedir. Denetimsiz sınıflandırma yöntemlerinde ise başarımlar denetimli sınıflayıcılara göre düşük olmakta iken eğitim işlemi gerekli olmadığından ön işlem zamanı gereksinimi ortadan kalkmaktadır.

Denetimli sınıflama tekniklerinde sınıflandırma işlemi öncesinde sınıflara ait verilerden örnekler kullanarak sınıflar için genelleme yapılmakta ve ardından gelen test verisinin hangi sınıfa ait olduğunun belirlenmesine çalışılmaktadır. Denetimli sınıflandırıcılar arasında en yaygın yöntem Yapay Sinir Ağları²⁹ (YSA) [87]. YSA dışında Destek Vektör Makineleri (DVM) [88], Bayes Karar Sınıflandırıcısı (BKS) [89], ve Genetik Algoritma [90] teknikleri de sıklıkla sınıflandırma probleminin çözümü için başvurulmakta olan teknikler arasındadır. Bate ekibi tekrarlı Bayes sinir ağları yapısı kullanarak WHO veri bankasında bulunan verilerin sınıflandırılması problemini ele almışlardır [91]. Haddadnia ve ekibi kullandıkları görüntülerdeki yüz olan ve olmayan bölgelerin belirlenebilmesi için şekil bilgisine dayanan bir özellik çıkarma yöntemi sunmuşlardır [92]. Yüz olan ve olmayan bölgelerin görüntüden ayrıştırılması, yüze ait aday görüntü eşik değeri olarak uzaklık hesabı kullanılarak yapılmış ve yüz görüntülerindeki ilgisiz bilgilerin çıkarılabilmesi için eksen düzeltme oranından yararlanılmıştır. Tespit edilen yüz görüntüsünün özellikleri sahte-Zernike momentler ile çıkartılmış ve hibrid öğrenme algoritma kullanan Radyal Tabanlı Fonksiyon³⁰ sinir ağları ile sınıflandırma yapılmıştır. Geliştirilen teknik dört farklı sınıflandırıcı ile karşılaştırılmış ve %99.328 oranında başarımlar sağlanmıştır. Chiang ve Gader kademeli³¹ sinir ağları kullanarak taranmış dijital görüntülerde karakterlerin sınıflandırılması problemini ele almışlardır [93]. Kademeli sinir ağları yapısı üç basamaklıdır; ilk basamak özörgütlü³² özellik haritalama algoritmasından oluşmaktadır, ikinci basamakta türevsel düşünme algoritması kullanılarak uzaklık değerleri vekil üyelik değerlerine dönüştürülmektedir ve son basamakta ise çok

²⁹İng. *Artificial Neural Networks*

³⁰İng. *Radial Basis Function*

³¹İng. *Cascade*

³²İng. *Self-Organizing*

katmanlı ileri yönde yapay sinir ağı yapısı kullanılarak sınıflandırma işlemi tamamlanmaktadır. Testler 90390 adet veri içeren CTI/ITRI veri bankası verileri kullanılarak yapılmış ve %98.85 gibi yüksek bir oranda başarımla sağlanmıştır.

YSA uygulamalarında en iyileştirme sırasında yerel minimum noktalarına takılma problemleri ile karşılaşılması DVM teorisinin ortaya çıkmasına imkân tanımıştır. DVM’de YSA’dan farklı olarak başlangıç noktasına bağımlılık yoktur ve hesaplanan sonuç kullanılan parametreler için en uygun çözümdür. Chen ve Xie yaklaşık ötelemeden bağımsızlığı ve iki boyuttaki yönsel seçiciliğinden ötürü çift ağaç karmaşık dalgacık özellikleri ile örüntü tanımadaki yüksek başarımlarından dolayı DVM kullanarak avuç içi tanıma uygulaması yapmıştır [94]. Çift ağaç karmaşık dalgacık özellikleri kullanımı sonucunda %97 oranında bir başarımla elde edilmiştir. Sezer ve ekibi ise yüksek derece bellek ihtiyacı ve zamanın tümleşik yükselmesi olmadan yüksek dereceden istatistikleri kullanarak nesne tanıma tekniği ortaya koymuşlardır [95]. Sunulan teknik bağımsız bileşen analizi ve DVM birleşimidir. Bağımsız bileşen analizi görüntüdeki lüzumsuzlukların giderilerek düşük boyutlara sahip özellik vektörlerinin oluşturulabilmesi amacıyla ve DVM ise sınıflandırma işlevi için kullanılmıştır. Yapılan testlerde %95’in üzerinde doğruluk oranı elde edilmiştir.

Genetik algoritma doğada görülmekte olan evrimsel süreci örnek alan arama ve en iyileme yöntemidir. Çeşitli uygulamalarda örüntülerin sınıflandırılması için kullanılmıştır [7, 84, 96]. Parkins ve Nandi USPS veri kümesini kullanarak el yazısı ile yazılmış sayıların otomatik olarak tespit edilebilmesi için genetik algoritma kullanmıştır [96]. Genetik algoritma yaklaşımı 19 boyutlu veri kümesinde %83.4 doğruluk oranına sahip bir başarımla elde edilmesine olanak tanımıştır.

Eğitim verilerinin istatistiksel özelliklerinin dikkate alınarak sınıflandırma yapan teknikler de mevcuttur [96-99]. Husnain ve Naweed yirmi altı adet karaktere sahip İngiliz alfabesini yirmi farklı yazı tipi ve her bir karakteri yirmi farklı rastgele bozunmaya maruz bırakarak elde edilen 20000 karakterlik veri kümesini sınıflandırabilmek için Bayes karar teorisini kullanmıştır [96]. Boyut analizi için

ilkesel bileşen analizi yöntemini kullanmışlardır ve testlerde %98 oranında bir başarı elde etmişlerdir. Jordan ve Jacobs denetimli öğrenme için ağaç yapısına sahip bir yapı sunmuşlardır [98]. Yazarlar tarafından sunulan bu yapının altındaki istatistiksel model, geliştirilmiş doğrusal modellerden oluşan karışım katsayılar ve bileşenler olan hiyerarşik karışım modelidir. Öğrenmeyi, en fazla benzerlik problemi olarak ele almışlardır ve sunulan yapının parametrelerinin ayarlanabilmesi için beklenen enbüyükleme³³ algoritmasını kullanmışlardır. Ayrıca yapı parametrelerinin arttırılarak güncellenmesi için zamanlı bir öğrenme algoritması da geliştirmişlerdir. Diğer taraftan, Britto ve ekibi el yazısı ile yazılmış sayısal dizilerin tanımlanması için gizli Markov modeli tabanlı bir yöntem kullanmışlardır [99]. Tanıma işleminin ilk adımında ön işlemlerden geçirilen veriler çoklu-ayırıştırma-sınıflandırma hipotezlerine imkân tanıyan bağlamsal bilgiye dayalı ayırıştırma ele alınmıştır ve ikinci adımda ise sayı sınıflandırıcıları için yalıtım uygulanarak ilk adımda ele alınan hipotezler sıralanıp doğrulanmıştır. Uzunlukları birbirinden farklı 12802 adet sayı dizisi kullanılarak sunulan yöntem test edilmiş ve %89.6'lık başarı sağlanmıştır.

Denetimsiz sınıflandırma yöntemlerinde özellikleri çıkartılmış örüntünün benzerliği ele alınarak sınıflandırma yapılmaktadır. Eğitim gerekmediğinden ön işlem zamanı ortadan kalkmıştır ancak veri sayısının dağılımı sınıflandırma sonucunu doğrudan etkilemektedir. Denetimsiz sınıflandırma teknikleri arasında en popüler ve yaygın olarak kullanılan yöntem en yakın k komşu sınıflandırıcısıdır [1, 80, 94-96]. En yakın k komşu sınıflandırıcısının iyi sonuç verebilmesi için veri kümesinin özellik uzayını en iyi şekilde kapsaması gerekmektedir. Aksi takdirde başarımlar kabul edilebilir seviyede olmayacaktır [7]. Smith ve ekibi basit bir istatistiksel teknik ve geniş eğitim veri kümesi kullanıldığında sınıflandırma doğruluğunun %99 seviyelerine çıkabileceğini savunmaktadır [100]. Standart en yakın komşu sınıflandırıcısını iki farklı uzaklık ölçü birimi –Hamming, Piksel– kullanarak test etmişlerdir. 100000 adet eğitim verisi için Hamming uzaklığı kullanıldığında %2.29 hata ve piksel uzaklığı kullanıldığında ise %1.39 oranında hata yapılarak sınıflandırma işlemi tamamlanmıştır. En yakın k komşu sınıflandırıcısı dışında önceki bölümde ayırıştırma

³³İng. *Expected Maximization*

amaçlı kullanılmış olan *K-Ortalama* ve bulanık *C-Ortalama* öbekleme yöntemleri de denetimsiz sınıflandırıcılar arasında yer almaktadır [7, 84, 86, 103-104]. Jeyanthi ve Kumar, içerik tabanlı görüntüden anlam çıkarma uygulaması amacıyla, verimlilikleri ve ufak değişikliklere karşı hassasiyetlerinden dolayı histogram üzerinden çıkarılan özellikleri *K-Ortalama* öbekleme yöntemini kullanarak sınıflandırma işlemini ele almıştır [103]. Kumar ve Ganesan verilen görüntülerdeki doku olan bölgelerin sınıflandırılabilmesi için bu bölgeleri komşularının yoğunluk seviyelerinin uzamsal dağılımı olarak karakterize etmişlerdir [104]. Görüntülerin özelliklerinin çıkarılması için gelişmiş doku enerji ölçütünden faydalanılmış ve özellikler bulanık *C-Ortalama* algoritması kullanılarak sınıflandırılmıştır.

1.4. Gözetleme ve Takip üzerine Yapılmış Çalışmalar

Hareketli bir nesnenin gözetlenmesi ve takip edilmesi günlük hayatta kullanılan en yaygın uygulamaların başında gelmektedir. Hareketli veya sabit kameralar kullanılarak yapılan gözetleme ve takip uygulamalarında takip ve gözetleme amacıyla hareketin algılanması tercih edilen en temel yaklaşımlardan birisidir. Zhang ve ekibi görüntü piksellerinin yerel bağımlılık histogramını hesaplamış ve ardından uyarlamalı eşikleme algoritmasından faydalanarak nesnenin arka plandan ayrıştırılmasına olanak sağlamıştır [105]. KaewTraKulPong ve Bowden hareketin ve gölgelerin tespit edilebilmesi için gelişmiş uyarlamalı arka plan karışım modellemesi fikrini ortaya sürmüştür. Kullandıkları teknik yardımıyla nesnenin yerinin tespit edilmesi sağlanmıştır [126]. Spagnolo ve ekibi ise hareketin tespit edilebilmesi için nokta tabanlı enerji bilgisinin geçici analizini yapmıştır [127]. Bu yaklaşımların yanı sıra optik akış görüntüdeki hareketin analizi ve hareketli nesnelerin arka plandan çıkarılarak takip uygulamalarında başvurulan kullanışlı bir yöntemdir. Klappstein ve ekibi hareketli nesnelerin tespiti amacıyla çizge kesim tekniğini hareket analizinde optik akış bilgisinden faydalanmak için kullanmıştır [107]. Lu ve ekibi ise sabit kamera sistemi üzerinden alınan görüntülerde hareketli bölgenin daha iyi şekilde tespit edilebilmesi için optik akış yöntemi ve çift arka plan yöntemlerini kullanmıştır [108].

Yapılan alıřmalar incelendiĐinde hareketli blgenin tespit edilmesi ardından takip iřlemi belirli bir teknik kullanılmadan farklı yaklařımlarla yapılmıřtır. Bu nedenle takip iřlemi zerine yapılan alıřmalar zerinde ayrıntılı bir inceleme yapılmamıřtır.

1.5. Yngdm zerine Yapılmıř alıřmalar

Otonom sistemlerin amacı herhangi bir bilgi sahibi olmayan bir ortamda insan mdahalesi olmadan istenilen grevleri yerine getirebilmektir. Bilgi sahibi olunmayan ortamlarda engellerden kaınabilmek iin farklı yntemler tercih edilmektedir. Mesafe algılayıcı sensrler kullanmak en bilindik yntemlerden birisidir. Ancak sensrlerden alınan verinin yanılma payının yksek olması nedeniyle daha fazla bilgi edinilebilecek kameralar dıř ortama ait verilerin yorumlanması amacıyla kullanılmaya bařlanmıřtır. Engellerin yerinin tespit edilebilmesi iin farklı yaklařımlar kullanılarak engellerden kaınma uygulamaları ele alınmıřtır [110-124].

Engellerden kaınma amacıyla alınan grnt zerinden hareket vektrlerinin hesaplanabilmesine olanak saĐlayan optik akıř yntemi yaygın bir şekilde kullanılmaktadır [110-116]. Optik akıř kameranin veya ortamda bulunan nesnelere kaynaklanan hareket hakkında bilgi edinmemize imkn tanıyan bir yntemdir. Yakın olan nesnelere hızları gzlemci tarafından daha belirgin bir şekilde hissedilir yaklařımı kullanılarak engellerin uzaklık bilgisi hareket vektrleri yorumlanarak ıkarılmaya alıřılmaktadır. Filho ve ekibi kullandıkları hareketli robotun engellerden kaarak ilerleyebilmesi iin optik akıř ynteminden faydalanmıřlardır [110]. Alınan grnt blgelere ayrılmıř ve bu blgelere ait arpıřma zamanı hesaplanmıřtır ve ardından en ge arpıřma olacak blgede ilerleme saĐlanmıř ve hedefe eriřilmiřtir. Heinrich stereo grř ve hareket analizini birlikte kullanarak engellerin yerlerinin daha hızlı tespit edilerek kaılabilmesi iin optik akıř ve derinlik bilgisinden faydalanan grbz tespit planı oluřturmayı amalamıřtır [111]. Yntem hareket vektrleri ve derinlik bilgisini birlikte yorumlayarak ortama ait  boyutlu uzaklık haritasını oluřturarak engellerden kaınma saĐlamaktadır. Low ve Wyeth optik akıř tekniĐi kullanarak nesnelere uzaklıĐı belirleyen yeni bir teknik geliřtirmişlerdir [112]. Geliřtirilen teknik memnun edici sonular vermemiřtir ve

sadece çarpışma zamanı kullanmanın yöngüdüm için yeterli olmayacağı yazarlar tarafından belirtilmiştir. Hrabar ve Sukhatme kentsel kanyonlarda insansız araçların yöngüdümü problemini ele almıştır [113]. Havasal ve karasal robot rampaları üzerinde stereo görüntü ve optik akış yöntemlerini birlikte yorumlamışlar ve denge teoremi ile engellerden kurtularak insansız aracın yöngüdümünü sağlamışlardır. Muratet ve ekibi oluşturulmuş üç boyutlu benzetim ortamında hedef belirtilmeden optik akış ve çarpışma zamanı bilgilerini hesaplayarak insansız helikopterin engellere çarpmadan gezinmesini gerçekleştirmişlerdir [114]. Dev ve ekibi koridor benzeri ortamda duvarların pozisyonları ve gözlemciden uzaklığı optik akıştan türetilen robot yöngüdümü tekniği geliştirmişler ve ayrıca çevrenin yapısını hesaplarken optik akışın uzamsal türevini kullanmak yerine optik akışın geçici türevlerini kullanmışlardır [115]. Braillon ve ekibi arka plan modeli oluşturmak için optik akış kullanan engel tespit yöntemi geliştirmişlerdir ve robot hareket ederken bu optik akış vektörü hesaplanan robot hareketine göre güncellemektedirler [116]. Sonrasında arka plan modeline uymayan hareketler engel olarak etiketlenmektedir ve robot yöngüdümü sağlanmaktadır.

Hareketli nesnelerin tespit edilmesinde kullanılan tekniklerden ayrıştırma bölümünde ayrıntılı bir şekilde bahsedilmiştir. Görüntüye ait hareket vektörlerinin hesaplanmasında dalgacık analizi ve özellik eşleştirme uygulama kolaylığı nedeniyle tercih edilen tekniklerdendir. Demonceaux ve Akkouche trafikte ilerleyen bir araca monte edilmiş kameradan alınan görüntüleri kullanarak aracın engellerden kaçabilmesini sağlamayı amaçlamışlardır [117]. İlk olarak dalgacık analizi kullanarak yolun hız bilgisi hesaplanmış ve ardından Bayes modellemeden faydalanarak farklı harekete sahip bölgeler yani engeller tespit edilmiştir. He ve ekibi görüntünün hareket bilgisini kullanarak insansız hava aracının kendi hareketini hesaplamış ve görüntüden otomatik olarak seçilen özellik bölgelerine göre uzaklık haritası oluşturulmuştur [118]. Bu uzaklık haritasını kullanarak engellerden kaçınarak otonom uçuş sağlanmıştır.

Hareket bilgisinin gözlemcinin hareketine bağımlı olması nedeniyle görüntü üzerinden nesnelerin yerlerinin ve uzaklıklarının belirlenmesine dayalı çalışmalarda

mevcuttur. Feiden ve Tetzlaff doğrusal olmayan ağırlık fonksiyonları kullanan hücrel sinir ağı yapıları kullanarak üç boyutlu nesnelere direk olarak görüntüden tespitini ve dolayısıyla engellerden kaçmayı sağlamışlardır [119]. Sunulan yöntem hareket yönü ve bakış yönünün aynı olduğu trafik uygulamasında kabul edilebilir sonuçlar vermiştir. Bills ve ekibi ise sonar sensör ve optik akış yöntemi kullanarak insansız helikopterin havada sabit bir şekilde kalmasını sağlamışlar ve ardından destek vektör makineleri yardımıyla engellerin konumlarını tespit ederek onlardan kaçmayı amaçlamışlardır [120]. Dört farklı test veri kümesi için %66.14 ile %94.56 arasında değişen başarımlar elde etmişlerdir.

İnsansız kara araçlarının otonom olarak belirli bir bölgede keşfi için en temel yöntemlerden birisi potansiyel fonksiyon kullanarak engellerin olası yerlerinin tespit edilerek en uzak noktaya doğru hareket edilmesidir. Huang ve ekibi insanların sadece görüntü kullanarak yöngüdümlerini sağlamalarını örnek alarak görüntü tabanlı yerel yöngüdümler yaklaşımı geliştirmeye çalışmışlardır [121]. Robot istikameti yönünde potansiyel alan hesaplayabilmek için engelle ve hedef ile ilgili istikamet, hedefe olan uzaklık ve engellerin açısal genişlikleri bilgileri kullanılmış ve oluşturulan potansiyel alan sayesinde robotun açısal hızı ve engellerden uzaklaşarak hedefe varabilmesi için gerekli dönüş açısı hesaplanabilmiştir. Elde edilen sonuçlar başlangıç ve hedef noktası arasında oluşturulan yörüngenin yumuşak ve sürekli dönüşlere sahip olduğunu göstermektedir.

Görüntüden çıkarılan kenar, köşe gibi belirgin özelliklerin kullanılarak ortamın kaba modeli oluşturularak otonom olarak hareketin sağlanması da yapılan çalışmalar arasındadır. Watanabe ve ekibi engellere ait kenar bilgisini kullanarak üç boyutlu ortam modellemesi yapmışlar ve ardından oluşturulan bu üç boyutlu modeli kullanarak engellerden kaçınmaya çalışmışlardır [122]. Görüntü üzerinde tespit edilen belirgin noktaların ardışık görüntü üzerinde eşleştirilmesi yoluyla engellerin tespit edilmesi kullanılan bir diğer yöntemdir. Call ve ekibi görüntü karesi üzerinde tespit edilen belirgin özelliklerin takip edilmesine dayalı engellerden kaçınma

yöntemi sunmuşlardır [123]. Yöntem Harris köşe bulucusu³⁴ ile köşeleri tespit etmekte ve ardından ardışık iki görüntü arasındaki özellikleri eşleştirerek sonraki görüntüde engellerin yerini tespit etmektedir.

Literatürde yapılmış olan çalışmalara bakıldığında birkaç tanesi hariç diğerlerinde daha önceden belirlenmiş bir hedefe engellere çarpmadan varabilme problemi ele alınmamış sadece engellerden kaçarak belirli bir ortamda otonom hareket üzerinde durulmuştur. Duchon labirent şeklinde bir ortamda böcek davranışlarını temel alarak yapmış olduğu çalışmada sadece optik akış bilgisi kullanarak labirent yöngüdümü problemi üzerinde durmuştur ve üç farklı tekniği karşılaştırmıştır [124]. Yaygın olarak tercih edilen denge teorisinin³⁵ koridor benzeri ortamlarda kullanılabileceği ve zikzak hareketler meydana geleceği Duchon'ın çalışmada sunulmuştur.

1.6. Tezin İçeriği

Dönerkanat gibi insansız hava araçlarının otonom olarak belirli bir hedef noktasına varabilmesi, belirli bir bölgeyi bulabilmesi ve hareketli nesnelere tespit ederek takip edebilmesi İHA projelerinin görüntü tabanlı uygulamalarının temel yapı taşlarından bazılarıdır. İHA'nın engellere çarpmadan ve ortam hakkında bilgisi olmadan hedef noktasına erişebilmesi, hareketli nesnelere takip edebilmesi ve belirli bir bölgede istenen bir alanı tespit ederek o alanda gözetleme yapabilmesini amaçlayan projelerin olduğu görülmektedir. Günümüzde bu tür projelerin önem arz etmesinden dolayı insansız hava aracının alt düzey görüntü işleme işlevleri ve görüntü destekli gezinimi tez konusu olarak ele alınmıştır.

Literatür taramasında araştırılan kaynaklar incelendiğinde yöngüdümlü, hareket algılama, nesne tespit ve takibi çalışmaları İHA'lardan beklenen başlıca görevler arasındadır. Proje kapsamında dönerkanat üzerinde bulunan farklı açılarda bulunan kameralardan alınan görüntüler kullanılarak dönerkanatın istenilen hareketli hedefi tespit ettikten sonra engellere çarpmadan takip edebilmesi amaçlanmaktadır.

³⁴ İng. *Harris corner detector*

³⁵ İng. *Balance Theory*

Bu tez çalışmasında ise dönerkanat projesine yönelik yöngüdüüm, nesne tespiti ve takibi konularında üç çalışma yapılmıştır. Dönerkanat üzerinde bulunan kamera sistemlerinin ufak sarsıntılardan etkilenmeyeceği düşünöldüğünden yapılan çalışmalarda kameranın durağan olduđu kabul edilmiştir. İlk olarak havadan yeri izleyen kameradan alınan görüntüdeki nesnenin ayrıştırılarak, araç olup olmadığının tespit edilmesi üzerine çalışılmıştır. İkinci çalışmada ise Google Earth® üzerinde havadan yeri gözetleyen kamera görüntüsü kullanılarak istenilen hedef bölgesinin sınırlı bir alandaki pozisyonunun tespit edilmesi ve gözetlenmesi amaçlanmıştır. Son çalışmada ise Google Earth® 3 boyutlu sanal ortamında dönerkanatın binalar arasında engellere çarpmadan ve yere paralel bakan kamera görüntüsü ile hedef noktasına otonom olarak ulaşabilmesi sağlanmıştır. Tez çalışmasında icra edilen çalışmalar yapı olarak İHA ile ilgilidir ve genel olarak dönerkanat tipindeki bir aracın gözetleme ve kontrol işlevlerine yöneliktir.

Bölüm 2’de ayrıştırma amacıyla kullanılabilcek bazı yöntemler üzerinde durulmuştur. Bölüm 3’te görüntüden özellik çıkarma yöntemleri ve sınıflandırma algoritmaları hakkında bilgiler verilmiştir. Bölüm 4’te optik akış yöntemi ve ölçekten bağımsız özellik dönüşümü yöntemleri anlatılmıştır. Bölüm 5’te kullanılan dönerkanatın dinamik modeli ve kontrolünden bahsedilmiştir. Bölüm 6’da tez kapsamında uygulanan üç farklı çalışma ele alınmıştır; birincisi ayrıştırma ve sınıflandırma, ikincisi bölge tespiti ve gözetleme, son uygulama ise dönerkanat tipindeki insansız hava aracının otonom yöngüdüümü çalışmasıdır.

BÖLÜM II

2. ARKA PLANDAN NESNENİN AYRIŞTIRILMASI

Görüntüdeki nesnelerin arka plandan ayrıştırılması problemi video tabanlı uygulamalarda yaygın bir şekilde karşılaşılan problemdir. Ayrıştırma işleminde nesnenin arka plandan gürbüz bir şekilde ayrıştırılması sonraki işlemlerin yerine getirilebilmesi için önem arz etmektedir. Gerçek zamanlı video uygulamalarında ise gürbüz bir şekilde nesnenin arka plandan ayrıştırılmasının yanında işlem zamanı da çok önemlidir. Bu nedenle yapılacak çalışmalarda birden fazla yöntem denenerek en gürbüz ve en iyi performans sağlayan yöntemler tespit edilmeli ve kullanılmalıdır. Gözetleme ve takip çalışmalarda önemli bir yere sahip ayrıştırma işlemi sonrasında arka plandan ayrıştırılan görüntünün özellikleri belirlenmektedir ve ardından daha önce belirlenen özellikler ile karşılaştırılarak istenilen nesnenin olup olmadığı belirlenmektedir. Özelliklerin ayırt edici olabilmesi ayrıştırılan nesnenin bütün bir şekilde elde edilmesi gerekmektedir. Nesnenin bir kısmının tahrip olması durumunda çıkarılan özelliklerin eşleşmesi mümkün olmayacaktır ve icra edilecek diğer işlemler sekteye uğrayacaktır. Bu nedenle arka plandan nesnenin ayrılması işlemi gözetleme ve takip çalışmalarının başarımı için en önemli adımlardan birisidir.

Bu bölümde nesnenin arka plandan ayrıştırılması için hareket bilgisi kullanan ve doku bilgisinden faydalanan yöntemler incelenecektir. İlk olarak doku bilgisinden yararlanan evrensel ve yerel eşik değeri yöntemleri ele alınacaktır. Evrensel ve yerel eşik değeri yöntemleri farklı renk uzaylarında görüntü pikselinin içermekte olduğu bilgiyi yorumlayarak ayrıştırma işleminin sonuçlanmasını sağlamaktadır. Eşik değeri tekniklerinde işlem zamanının gereksinim duyulan ek işlemlere bağlı olmasından dolayı yüksek performans gereken gerçek zamanlı uygulamalarda tercih edilmemektedir. Hareket bilgisi kullanan tekniklerde ise hareketli nesnelerin arka plandan ayrıştırılması için farklı yaklaşımlar geliştirilmiştir. Ardışık birkaç görüntü üzerinde çeşitli işlemler yapılarak hareket alanı tespit edilmeye çalışılmaktadır.

Ancak bu tür ayrıştırma yöntemlerinde sistem hareket bilgisi kullandığından hareketsiz nesnelere tespit edilmesi olanaksızdır. Hareket bilgisi kullanan yöntemler ileri bölümde sunulmuştur.

2.1 Doku Bilgisi ile Nesnelere Ayrıştırılması

Nesnelere arka plandan ayrıştırılması amacıyla doku bilgisinin kullanılması oldukça yaygın bir yaklaşımdır. Ayrıştırmanın hatasız yapılabilmesi, görüntüdeki bilginin doğru olarak yorumlanmasına dayanmaktadır. Bu nedenle literatürde yapılan araştırmalar, diğerlerinin hatalarını ortadan kaldırmaya çalışmaktadır.

Eşik değeri kullanarak nesnelere ayrıştırılması bilinen en eski yöntemlerden birisidir ve halen yaygın bir şekilde kullanılmaktadır. Eşik değeri yöntemleri doku bilgisi üzerine yoğunlaşarak sonuca varmayı amaçlamaktadır. Bu yöntemlerde genel yaklaşım görüntü piksellerinin seçilen bir eşik değeriinden büyük veya küçük olmasına göre ayrıştırma yapmaktır. Eşik değeri yöntemleri, bütün görüntü için eşik değeriinin aynı ya da farklı seçilmesine göre evrensel ve yerel eşik değeri yöntemleri olarak adlandırılmıştır.

2.1.1. Evrensel Eşik Değeri Yöntemi

Evrensel eşik değeri yönteminde görüntünün ikili siyah-beyaz görüntü haline dönüştürülmesi işlemi sırasında tüm görüntü piksellerinin arka plan ya da ön plan olarak adlandırılması sırasında tek eşik değeri kullanılır. Kullanılan bu değeriin belirlenmesi için birbirinden farklı teknikler ortaya sürülmüştür [7]. Otsu yöntemi en temel eşik değeri seçme yöntemi olarak bilinmektedir. Otsu görüntünün histogramını en yüksek değerişim ile iki sınıfa ayıran değeri belirleyerek görüntünün ayrıştırılması için bu değeri kullanmıştır [7-8]. Otsu metodunun algoritması aşağıdaki gibidir.

Görüntüye ait gri seviye histogramı oluştur

En düşük yoğunluk değeriinden en yüksek yoğunluk değeriine kadar

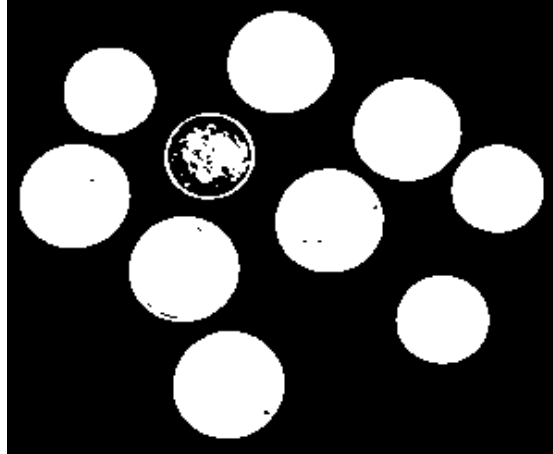
Her bir yoğunluk deęeri için

Oluřturulan 2 sınıf için deęişim deęerini hesapla
Sınıf içi en düşük deęişim deęerine neden olan
yoęunluk deęerini eşik deęeri olarak ata

Otsu metodu Şekil 2.1 ile verilen görüntü üzerinde uygulanmış ve arka plan ile ön plan belirlenmeye çalışılmıştır.



Şekil 2.1. Otsu metodu ile ayrıştırılacak gri seviyedeki görüntü



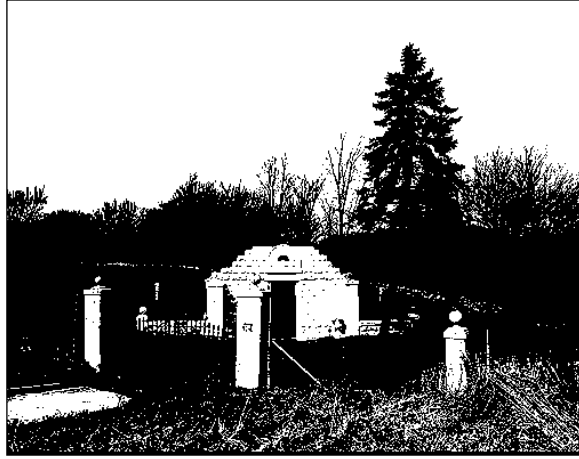
Şekil 2.2. Otsu metodu ile ayrıştırma sonrasında elde edilen görüntü

Ayrıştırma sonrasında elde edilen görüntüye bakıldığında ışık yoğunluğunun tüm görüntü üzerinde yaklaşık bir seviyede olması durumunda Otsu yöntemi ile

hesaplanmış evrensel eşik değeri makul bir sonuç vermektedir. Sonuç görüntüsü üzerinde yapılacak morfolojik işlemler vasıtasıyla ayrıştırma işlemi sonrasında işlemlerin ele alınmasına geçilebilecektir.



Şekil 2.3. Otsu metodu ile ayrıştırılacak gri seviyedeki görüntü

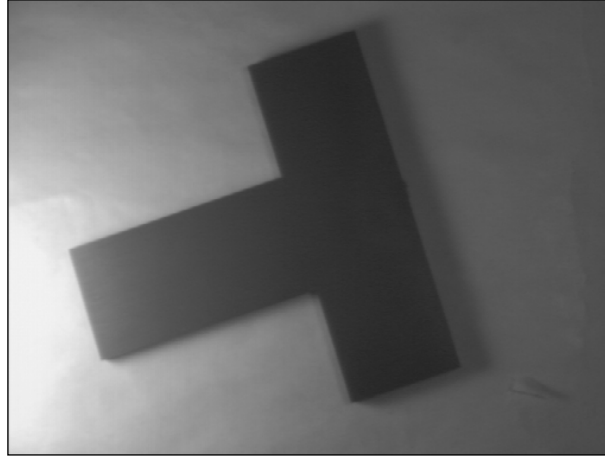


Şekil 2.4. Otsu metodu kullanılarak ayrıştırılan siyah-beyaz görüntü

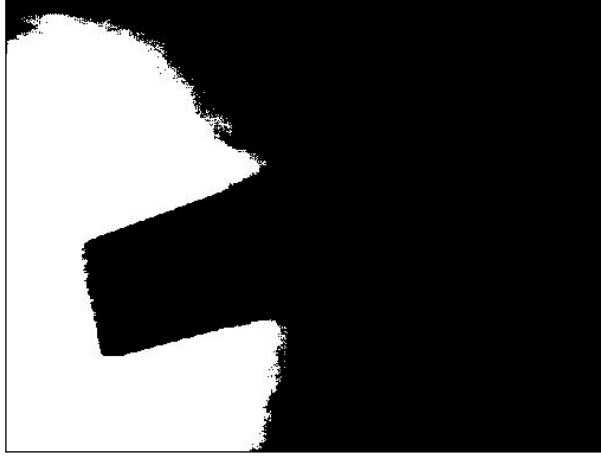
Eşik değeri yönteminin karmaşık görüntüler üzerinde kullanılması sonucunun gösterilmesi için Şekil 2.3'te daha karmaşık bir arka plan üzerinde Otsu tekniği kullanılarak ayrıştırılma yapılmıştır. Ayrıştırma işlemi sonrasında elde edilen görüntüde gökyüzü ve bina belirgin bir şekilde arka plandan ayrıştırılmıştır, ancak bina yanında bulunan ağacın ayrıştırılmadığı görülmüştür (Şekil 2.4). Buradan

karmaşık arka plana sahip görüntülerin eşik değeri yöntemi kullanılarak ayrıştırılmasının zor olduğu ortaya çıkmaktadır. Takip işlemi sırasında kullanılan arka planın çok fazla karmaşık olmamasından dolayı eşik değeri yöntemleri kolaylıkla uygulanabilmiştir.

Işık yoğunluğunun normal dağılıma sahip olması durumunda ayrıştırma işlemi sonraki adımlarda elde edilecek sonuçların gerçekçi olmasına imkân tanımaktadır. Ancak ışık yoğunluğunun bölgesel olarak farklı olması durumunda tüm görüntü için oluşturulan histogram kullanılarak hesaplanan eşik değerinin görüntüyü kayıpsız ayırması mümkün olmayacaktır. Işık değişiminin bölgesel olarak farklı olması durumu için değişken ışık yoğunluğuna sahip Şekil 2.5 görüntüsü üzerinde evrensel eşik değerinin Otsu tekniği kullanılarak ve kullanıcı tarafından keyfi seçilerek ayrıştırma işlemi yapılmaya çalışılmıştır.

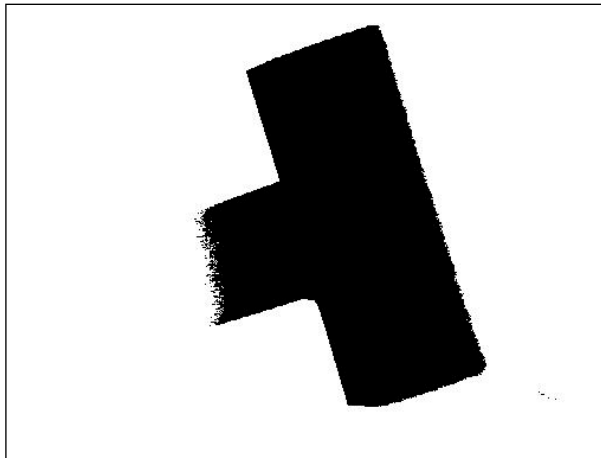


Şekil 2.5. Işık yoğunluğu değişken görüntü



Şekil 2.6. Otsu tekniği kullanılarak ayrıştirılan görüntü

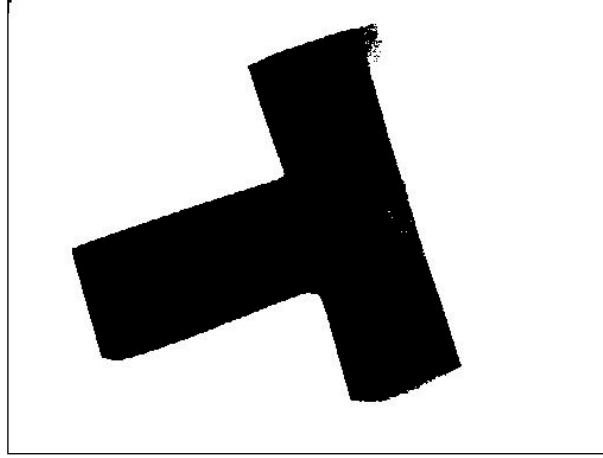
Şekil 2.5 ile verilen görüntüde farklı bölgelerdeki ışık yoğunluğunun diğer bölgelere göre değişkenlik göstermesinden dolayı elde edilen ayrıştirılmış görüntüde yüksek oranda bilgi kaybı olmuştur. Eşik değerinin deneyime bağlı olarak seçilmesi durumunda ise bilgi kaybı azalmıştır fakat hatasız bir ayrıştırma elde edilememiştir. Şekil 2.7'de eşik değerinin 70 seçilmesi durumunda oluşacak ayrıştırma görüntüsü sunulmuştur. Işık yoğunluğunun değişken olduğu görüntülerin ayrıştirilmasının tek eşik değeri kullanılarak hatasız yapılması mümkün görülmemektedir. Bu nedenle görüntünün alt bölgelere ayrılarak, her bölge için farklı eşik değerinin kullanılması araştırmacılar tarafından önerilmiştir.



Şekil 2.7. Eşik değerinin keyfi seçilmesi ile elde edilen ayrıştirılmış görüntü

2.1.2. Yerel Eşik Değer Yöntemi

Evrensel eşik değeri tekniğinin kullanılarak hatasız bir şekilde ayrıştırma yapılamadığı durumlarda kullanılan yerel eşik değeri tekniğinde, önceki bölümde belirtildiği üzere ayrıştırma hatasını minimum seviyeye indirebilmek amacıyla yerel bölgeler için farklı eşik değeri kullanılmaktadır [7]. Boyutları kullanıcı tarafından belirlenecek bölgeler üzerinden eşik değerinin hesaplanmasında görüntü bölgesinin histogram bilgisinden faydalanılmaktadır. Oluşturulan alt görüntülerin boyutları işlem performansına direk olarak etki edilmektedir. Bu nedenle alt görüntü boyutlarının yapılan çalışmaya göre deneysel olarak belirlenmesi gerekmektedir [7]. Şekil 2.5 ile verilen görüntü yerel eşik değeri yöntemi kullanılarak ayrıştırılmıştır ve Şekil 2.8 elde edilmiştir.



Şekil 2.8. Yerel eşik değeri yöntemi ile ayrıştırma sonrası elde edilen görüntü

2.2 Hareket Algılama ile Nesnelerin Ayrıştırılması

Ardışık görüntülerdeki hareketli bölgelerin tespit edilerek hareket eden nesnelerin bu bölgeler üzerinde yapılan işlemler ile saptanmasına video tabanlı uygulamalarda sıklıkla başvurulmaktadır. Hareketli bölgenin tespit edilebilmesi için ardışık görüntüler arasındaki fark belirlenen yaklaşımlar ile tespit edilmeye çalışılmaktadır. Ardışık birkaç görüntü kullanılarak arka planın kestirilmeye çalışılması kullanılan en

temel ve yaygın yöntemdir. Hareket bilgisi kullanılan tekniklerde arka planın modellenmesi sırasında hareketsiz olarak belirlenen bölgeler arka plan olarak kabul edilmektedir ve nesnelerin olduğu olası bölgeler arka plan modelinin güncel görüntü ile farkından elde edilmektedir. Arka plan modellemesi sırasında sistemin hareketli olması yanlış bölgelerin arka plan olarak işaretlenmesine veya sistem hareketinin yüksek olması durumunda ise hareketli nesnenin tespit edilememesine neden olabilecektir. Bu nedenle arka plan farkı yöntemleri, kameranın sabit veya hızının düşük olduğu uygulamalarda tercih edilmektedir.

Hareketli bölgenin tespit edilmesi sırasında ışık değişimlerinin etkisi eşik değer tekniklerinde olduğu gibi ciddi problemlerin oluşmasına neden olmaktadır. Arka plan farkı yöntemlerinde ışık değişimlerinin bastırılması için belirli bir eşik değerinin altındaki değişimler ihmal edilerek işlem yapılmaktadır. Bu basit filtre işleminin yanlış tespiti önlemesinin yanında, bilgi kaybına da neden olduğu bilinmektedir. Bu nedenle kullanılan eşik değerinin seçilebilmesi için deneyler yapılması gerekmektedir.

2.2.1. Basit Arka Plan Farkı Yöntemi

Ardışık iki görüntünün farkının belirlenen bir eşik değerinden büyük veya küçük olmasına bakılarak hareketli bölgenin tespit edilmeye çalışıldığı en basit arka plan farkı yaklaşımıdır. Kullanılan kameranın sabit bir platform üzerinde olması sistem performansını direkt etkilemektedir ve bu nedenle kameranın sabit veya hızının çok düşük olduğu uygulamalarda tercih edilmektedir.

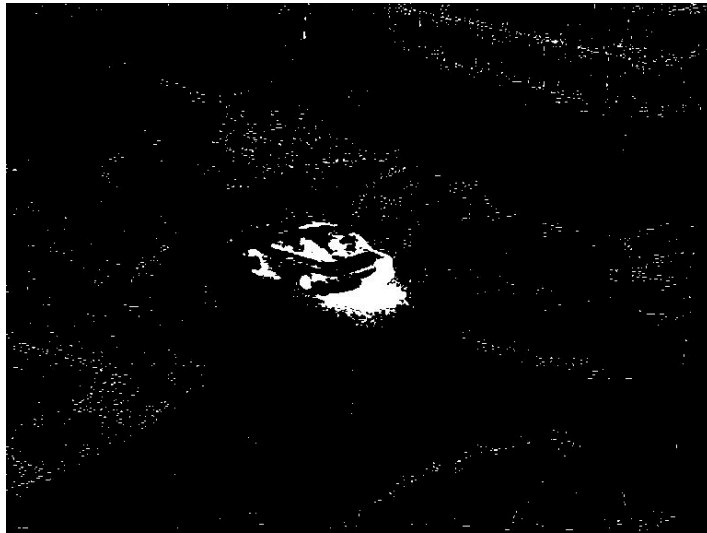
$I(x,y,t_k)$ ve $I(x,y,t_{k+1})$ t_k ve t_{k+1} zamanlarında alınan ardışık iki görüntü, E_d hareketin ayrıştırılması için kullanılacak eşik değeri ve $D(x,y)$ ayrıştırma sonrası elde edilen siyah beyaz görüntü olarak kabul edilsin. Ardışık iki görüntünün farkının alınarak değişimlerin gözlemlenmesi durağan ve hareketli bölgelerin tespit edilmesi denklem (2.1) kullanılarak yapılmaktadır [7].

$$D(x, y) = \begin{cases} 1, & |I(x, y, t_{k+1}) - I(x, y, t_k)| > E_d \\ 0, & \text{ğer durumlarda} \end{cases} \quad (2.1)$$

Denklem (2.1)'de $D(x,y)$ ile verilen sonuç görüntüsünde hareketli alanlara ait pikseller 1 (beyaz) ve arka plan olarak belirlenen pikseller ise 0 (siyah) olarak tanımlanmıştır. Şekil 2.9'da ardışık olarak kullanılmış iki görüntü ve Şekil 2.10'da ayrıştırma sonucu oluşturulan görüntü bulunmaktadır [7].



Şekil 2.9. Sabit kameradan alınmış ardışık iki görüntü



Şekil 2.10. Basit fark alma yöntemi ile elde edilen ayrıştırma görüntüsü

2.2.2. Medyan Filtreleme Yöntemi

Basit fark plan yöntemi ardışık iki görüntü arasındaki farkı inceleyerek hareketli bölgenin kestirimini yapmayı amaçlamaktadır. Ancak anlık görüntülerde oluşan gürültüler hesaplanan fark görüntüsünün hatalı olmasına neden olmaktadır. Bu nedenle yöntemin gürültülere karşı daha gürbüz olmasını sağlamak için ardışık birkaç görüntünün her pikselinin ortanca değeri kullanarak arka plan modellemesi yapılmıştır. Ayrıca medyan filtre kullanılması ile ışık değişimlerine karşı daha gürbüz bir yöntem elde edilmiştir.

$I(x,y,t_{k-n}), \dots, I(x,y,t_k)$ t_{k-n} ve t_k zamanları arasında alınan ardışık n adet görüntü, E_d hareketin ayrıştırılması için kullanılacak eşik değeri, $B_m(x,y)$ ardışık n görüntünün her bir pikselinin sıralanıp ortanca değerleri kullanılarak hesaplanan arka plan görüntüsü ve $D(x,y)$ ayrıştırma sonrası elde edilen siyah beyaz görüntü olarak kabul edilsin. Basit fark alma yönteminde ardışık iki görüntü arasındaki farkı dikkate almak yerine güncel görüntü ve arka plan modeli arasındaki farkın belirli bir eşik değerinden büyük ya da küçük olmasına bakılarak durağan ve hareketli bölgelerin tespit edilmesi sağlanmıştır (Denklem 2.2) [7].

$$D(x, y) = \begin{cases} 1, & |I(x, y, t_k) - B_m(x, y)| > E_d \\ 0, & \text{gerçekliklerde} \end{cases} \quad (2.2)$$

Medyan filtreleme yönteminde kullanılan ardışık görüntü sayısı ile işlem yükünün orantılı olmasından dolayı uygulamada ardışık 3 görüntü üzerinden işlemler yapılmıştır. Şekil 2.9'da ardışık iki çerçeve için güncel görüntüsü verilen video için arka plan görüntüsü Şekil 2.11'de ve ayrıştırma sonucu Şekil 2.12'de verilmiştir.



Şekil 2.11. Medyan fark yönteminde oluşturulan arka plan görüntüsü



Şekil 2.12. Medyan filtre ile elde edilen ayrıştırma görüntüsü

2.2.3. Ağırlıklı Toplam Yöntemi

Hareketli bölgenin tespit edilmesi sırasında arka plan modelinin oluşturulması ve uygun şekilde güncellenmesi ciddi önem arz etmektedir. Önceki görüntülerin ve alınan görüntülerin arka plan modellenmesi sırasında hangi ilişkiyle kullanılması gerektiği konusu araştırmacılar tarafından incelenmektedir. Önceki ve güncel

görüntünün kullanıcı tarafından belirlenen ağırlık değeri kullanılarak arka plan modeli oluşturulması kullanılan yaygın bir görüştür. Ağırlıklı toplam yönteminde algoritma uygulaması başında ilk görüntü arka plan olarak kabul edilmektedir ve ardından kullanılan ağırlık değeri ile arka plan güncellemesi yapılmaktadır [7].

$I(x,y,t_k)$ t_k zamanında alınan güncel görüntü, $B(x,y,t_k)$ uyarlamalı olarak oluşturulan arka plan görüntüsü, E_d hareketin ayrıştırılması için kullanılacak eşik değeri ve $D(x,y)$ ayrıştırma sonrası elde edilen siyah beyaz görüntü olarak kabul edilsin. Ağırlıklı toplam yönteminde alınan güncel görüntü ile oluşturulan arka plan görüntüsü arasındaki farkın eşik değerinden büyük olan kısmı videodaki hareketli bölgeleri vermektedir (Denklem 2.3) [7, 53, 125].

$$D(x, y) = \begin{cases} 1, & |I(x, y, t_k) - B(x, y, t_k)| > E_d \\ 0, & \text{ğer durumlarda} \end{cases} \quad (2.3)$$

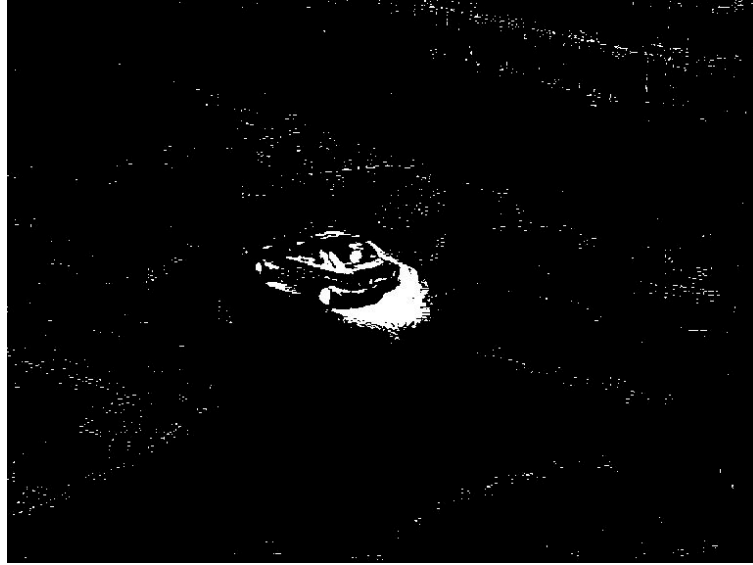
Hareketli bölgenin belirlenmesi sonrasında arka plan modelinin güncellenmesi işlemi ele alınmaktadır. Arka plan modelinin güncellenmesi sırasında önceki arka plan modeli ve güncel görüntünün etkinliği (0–1) aralığında bir değer alan α parametresi ile denklem (2.4) kullanılarak hesaplanmaktadır [7, 53].

$$B(x, y, t_{k+1}) = \alpha I(x, y, t_k) + (1 - \alpha) B(x, y, t_k) \quad (2.4)$$

Şekil 2.13'te ağırlıklı toplam yöntemi kullanılarak oluşturulan arka plan görüntüsü ve Şekil 2.14'te ise ayrıştırma görüntüsü verilmiştir.



Şekil 2.13. Ağırlıklı toplam yönteminde oluşturulan arka plan görüntüsü



Şekil 2.14. Ağırlıklı toplam yöntemi ile elde edilen ayrıştırma görüntüsü

2.2.4. İstatistiksel Basit Fark Alma Yöntemi

Basit arka plan farkı tekniği temel alınarak hareketli alanın tespit edilebilmesi için bazı istatistiksel kavramlar tercih edilebilmektedir. Kullanılan bu istatistiksel yöntemler vasıtasıyla piksel veya piksel gruplarının karakteristiği incelenerek

hareketin algılanması ve daha gürbüz arka plan modellemesi gerçekleştirilmektedir. İstatistiksel bilgilerin anlık olarak güncellenebilmesi esnek yöntemlerin gerçekleştirilebilmesine olanak sağlamaktadır. İstatistiksel arka plan farkı yönteminde görüntü piksellerine ait ortalama ve standart sapma değerleri kullanılarak hareketli bölgenin tespiti gerçekleştirilebilmektedir [53].

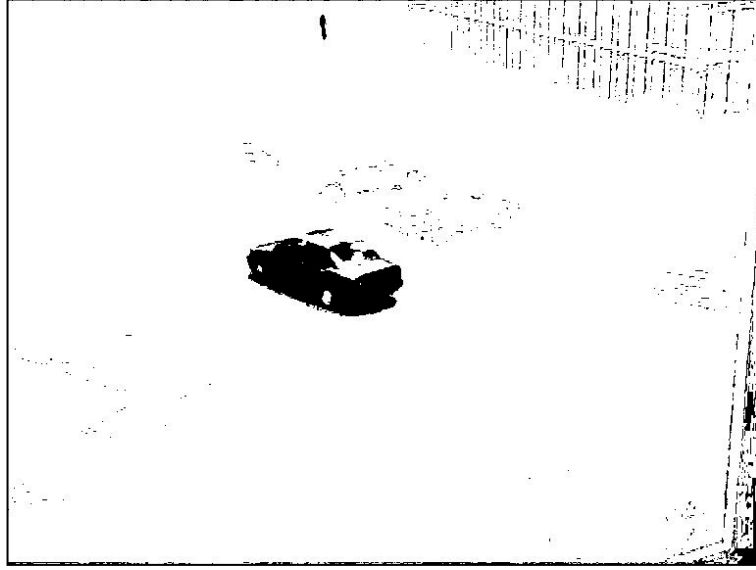
$I(x,y,t_0), I(x,y,t_1), \dots, I(x,y,t_{k-1})$ t_0 ve t_k zamanları arasında alınan ardışık n adet görüntü, μ_{xy} ve σ_{xy} değerleri t_0 ve t_k zamanları arasında alınan görüntülerin piksellerinin sırasıyla ortalamasını ve standart sapmasını ihtiva eden matrisler ve $D(x,y)$ ayrıştırma sonrası elde edilen siyah beyaz görüntü olarak kabul edilsin. Güncel görüntüye kadar geçen sürede alınan görüntü piksellerinin ortalaması denklem (2.5) ve standart sapması denklem (2.6) kullanılarak hesaplanır. Piksel dağılımlarının normal dağılıma sahip olduğu varsayımı altında standart sapma değerleri (2-3) arasında seçilecek bir katsayı ile çarpılarak her piksel için farklı eşik değerleri elde edilir. Ardından güncel görüntü ile piksel ortalamalarını içeren matris arasındaki fark hesaplanarak, değerleri bu eşik değerlerinden büyük olan pikseller hareketli; küçük olan pikseller ise durağan olarak tanımlanır (Denklem 2.7) [53].

$$\mu_{xy} = \frac{1}{K} \sum_{k=0}^{K-1} I(x, y, t_k) \quad (2.5)$$

$$\sigma_{xy} = \sqrt{\frac{1}{K} \sum_{k=0}^{K-1} (I(x, y, t_k) - \mu_{xy})^2} \quad (2.6)$$

$$D(x, y) = \begin{cases} 1, & |I(x, y, t_k) - \mu_{xy}| > N\sigma_{xy} \\ 0, & \text{gerçer durumlarda} \end{cases} \quad (2.7)$$

Güncel görüntüsü Şekil 2.11 verilen görüntü için elde edilen ayrıştırılmış görüntü Şekil 2.15'te verilmiştir.



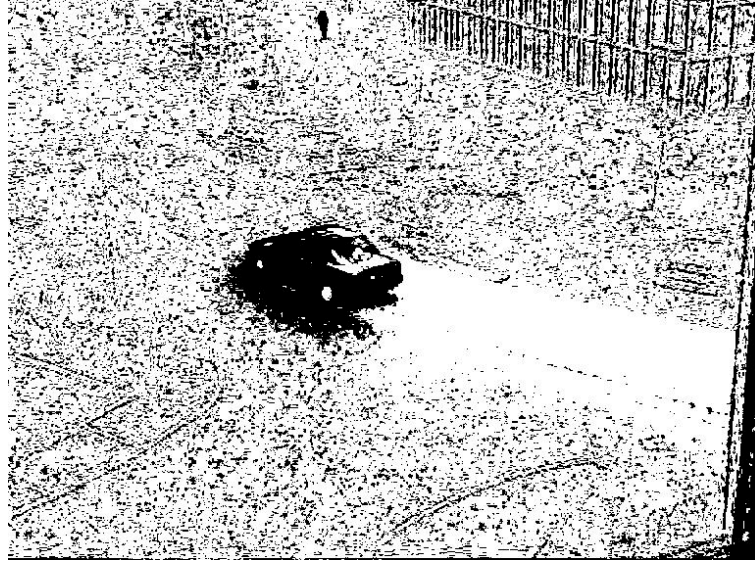
Şekil 2.15. İstatistiksel basit fark alma yönteminde ayrıştırma görüntüsü ($K=2, N=1$)

2.2.5. Maksimum Fark Yöntemi

Maksimum fark yönteminde t_0 ve t_k zamanları arasında alınan ardışık görüntülerdeki bütün pikseller için ölçülen en küçük ve en büyük değer bilgisi ve ardışık ikili görüntülerin farkının en büyük olduğu değer bilgisi kullanılarak arka planın etkin bir biçimde modellenmesi amaçlanmaktadır.

$I(x,y,t_0), I(x,y,t_1), \dots, I(x,y,t_{k-1})$ t_0 ve t_k zamanları arasında alınan ardışık n adet görüntü, N_{xy} ve M_{xy} t_0 ve t_k zamanları arasında alınan görüntülerin piksellerinin sırasıyla ölçülen en küçük ve en büyük değerlerini içeren matrisler, L_{xy} ardışık ikili görüntüler arasında her piksel için ölçülen en büyük farklardan oluşan matris ve $D(x,y)$ ayrıştırma sonrası elde edilen siyah beyaz görüntü olarak kabul edilsin. Piksellere ait bu bilgiler denklem (2.8)'de kullanılarak görüntü üzerindeki hareketli bölge ayrıştırılmaya çalışılmaktadır. Şekil 2.9'da ardışık iki güncel çerçevesi verilen görüntü için hesaplanan ayrıştırma sonucu Şekil 2.16'da verilmiştir [55].

$$D(x, y) = \begin{cases} 1, & |N_{xy} - I(x, y, t_k)| > L_{xy} \vee |M_{xy} - I(x, y, t_k)| > L_{xy} \\ 0, & \text{ğer durumlarda di} \end{cases} \quad (2.8)$$



Şekil 2.16. Maksimum fark yöntemi ile elde edilen ayrıştırma görüntüsü

BÖLÜM III

3. ÖZELLİK ÇIKARMA VE SINIFLANDIRMA TEKNİKLERİ

Görüntü destekli uygulamalarda sınıflandırma işlemi görüntülerdeki nesnelerin istenilen gruba ait olup olmadığının tespit edilerek takip edilmesi amacıyla kullanılan önemli bir araçtır. Örüntülerin en ayırt edici özelliklerinin tespit edilebilmesi sınıflandırma işleminin doğruluğunun artmasına olanak tanıyacaktır. Bu nedenle örüntülerin en fazla niteleyici özelliklerinin belirlenmesi gerekmektedir.

Örüntülerin özelliklerinin tespit edilmesi işleminin sınıflandırma işleminden önce ele uygulanması nedeniyle bu bölümde ilk olarak özellik çıkarma teknikleri ele alınacak ve ardından sınıflandırma amacıyla kullanılan tekniklerden bahsedilecektir.

3.1. Özellik Çıkarma Teknikleri

Özellik çıkarma nesnelerin niteleyici karakteristiklerini belirlenmesi işlemidir. Tanımlanmak istenen örüntülerin nesnelere tespit edilebilmesi için birbirinden farklı yaklaşımlar araştırmacılar tarafından ele alınmıştır. Yapılan çalışmalar incelendiğinde kullanılacak özellik çıkarma teknikleri uygulamaya göre seçilmektedir. Bunun nedeni bazı yöntemlerin işlem yükünün yüksek olması ve karmaşık nesnelerin ayırt edici özelliklerinin bütün yöntemlerini tespit edememesidir. Arka plandan ayrıştırılmış örüntülerin özneliklerinin tespit edilebilmesi için histogram ve şekil bilgisi kullanan istatistiksel özellikler ve dalgacık dönüşümü tabanlı özellikler yapılan uygulamamızda işlem yükünün düşük olması ve tanıma performansının beklenen seviyede olmasından dolayı tercih edilmiştir.

3.1.1. İstatistiksel Özellikler

Örüntünün niteleyici bilgilerinin belirlenebilmesi için kullanılan en yaygın özellikler istatistiksel özelliklerdir. İstatistiksel özellikler niteleyicilik açısından üç seviyede örüntünün farklı bilgileri kullanılarak incelenmektedir. Alt seviye özellikler olarak bilinen ortalama, standart sapma, entropi ve üçüncül moment gri seviyedeki örüntünün histogramı üzerinden hesaplanarak kullanılmaktadır [7]. Denklem (3.1)–(3.4) arasında birinci seviye özellikler h 'nin histogram olduğu kabulüyle, histogramın ortalaması, standart sapması, üçüncül moment ve birinci dereceden entropisi sırasıyla verilmiştir [7, 126].

$$\mu = \sum_{i=1}^n ih(i) \quad (3.1)$$

$$\sigma = \sum_{i=1}^n (i - \mu)^2 h(i) \quad (3.2)$$

$$T_m = \sum_{i=1}^n (i - \mu)^3 h(i) \quad (3.3)$$

$$E_1 = -\sum_{i=1}^n h(i) \log(h(i)) \quad (3.4)$$

Birinci seviye özelliklerin görüntünün renk bilgisi üzerinden belirlenen özellikler olduğu görülmektedir. İkinci seviye ya da orta seviye özellikler olarak bilinen türdeşlik (H), karşıtlık (C_r), ikinci dereceden entropi (E_2), ilgileşim (C_r), yerel türdeşlik (H_L), yönlülük (D) ve eşbiçimsellik (U) gri seviye görüntü üzerinden hesaplanan birlikte oluşma matrisi (M_c) kullanılarak belirlenmektedir. İkinci seviye özelliklerin tespitinde birinci seviyeden farklı olarak görüntüdeki renk dağılımı bilgisi kullanılmaktadır [126]. Bu şekilde daha belirgin özelliklerin belirlenmesi amaçlanmaktadır.

$$H = \frac{1}{N_c^2} \sum_i \sum_j (M_c(i, j))^2 \quad (3.5)$$

$$C_t = \frac{1}{N_c(L-1)^2} \sum_{k=0}^{L-1} k^2 \sum_{|i-j|=k} M_c(i, j) \quad (3.6)$$

$$E_2 = 1 - \frac{1}{N_c(L-1)^2} \sum_i \sum_j M_c(i, j) \log(M_c(i, j)) \quad (3.7)$$

$$C_r = \frac{1}{N_c \sigma_x \sigma_y} \left| \sum_i \sum_j (i - m_x)(j - m_y) M_c(i, j) \right| \quad (3.8)$$

$$m_x = \frac{1}{N_c} \sum_i \sum_j i M_c(i, j) \quad (3.9)$$

$$m_y = \frac{1}{N_c} \sum_i \sum_j j M_c(i, j) \quad (3.10)$$

$$\sigma_x^2 = \frac{1}{N_c} \sum_i \sum_j (i - m_x)^2 M_c(i, j) \quad (3.11)$$

$$\sigma_y^2 = \frac{1}{N_c} \sum_i \sum_j (j - m_y)^2 M_c(i, j) \quad (3.12)$$

$$H_L = \frac{1}{N_c} \sum_i \sum_j \frac{M_c(i, j)}{(1 + (i - j)^2)} \quad (3.13)$$

$$D = \frac{1}{N_c} \sum_i M_c(i, i) \quad (3.14)$$

$$U = \frac{1}{N_c^2} \sum_i M_c(i, i)^2 \quad (3.15)$$

Üçüncü seviye istatistiksel özellikler örüntünün frekans üzerindeki karakteristiğinin belirlenmesine olanak sağlayan akış uzunluğu matrisi üzerinden hesaplanmaktadır [126]. Uygulamada birinci ve ikinci seviye özellikler kullanılmış olduğundan üçüncü seviye özellikler anlatılmamıştır.

3.1.2. Dalgacık Dönüşümü ile Özellik Çıkarma

Zaman ve frekans boyutlarında analiz olanağı sağlayan dalgacık dönüşümü farklı alanlarda yaygın olarak tercih edilen faydalı bir yöntemdir. Dalgacık dönüşümü uygulamamızda örüntünün farklı frekanslardaki bilgilerinin incelenip özelliklerinin tespit edilmesi amacıyla kullanılmıştır.

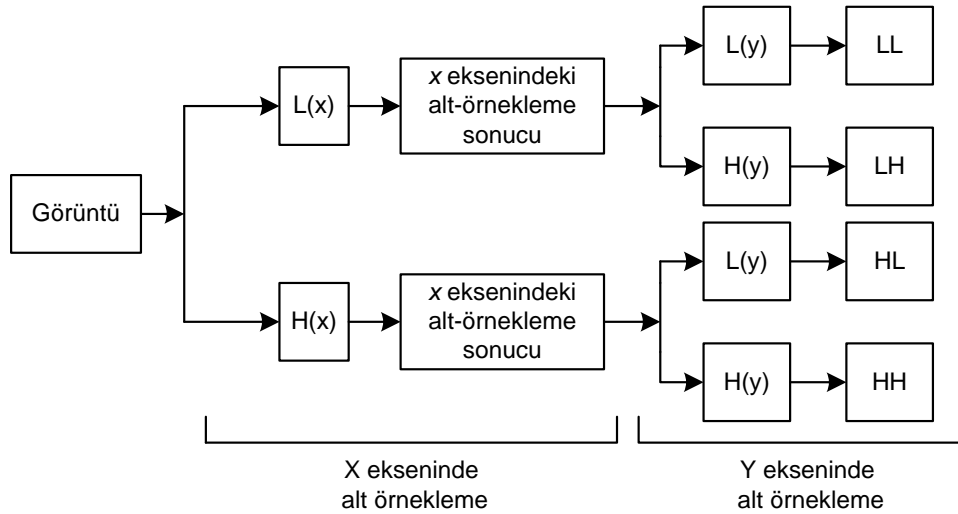
Dalgacık dönüşümü sinyallerin farklı frekans ölçeklerinde incelenebilmesi amacıyla kullanılan faydalı bir yöntemdir. Dalgacık dönüşümü sinyali alt frekans bileşenleri (yaklaşık sinyal) ve yüksek frekans bileşenleri (detay sinyal) olmak üzere iki alt bant olarak ayırmaktadır [126]. Oluşan bu alt sinyallerin boyutu orijinal sinyalin yarı boyutundadır. Dalgacık dönüşümünün hesaplanması Walter [126] tarafından verildiği gibi yapılmıştır. Tek boyutlu Haar dalgacık dönüşümünün hesaplanmasının basit olmasından dolayı dalgacık dönüşümünün hesaplanmasında tercih edilmiştir. Alt seviye sinyal bileşenleri $a^1 = a_1, a_2, \dots, a_{N/2}$ ile ve yüksek frekans bileşenleri ise $d^1 = d_1, d_2, \dots, d_{N/2}$ ile verilmiştir. Birinci seviye Haar dönüşümü denklem (3.16)'daki gibi yazılabilir [126].

$$H(g) = \left(a^1 \mid d^1 \right) \rightarrow a_n = \frac{f_{2n-1} + f_{2n}}{\sqrt{2}}, d_n = \frac{f_{2n-1} - f_{2n}}{\sqrt{2}} \quad (3.16)$$

Geri dönüşüm fonksiyonu ise denklem (3.17) denkleminde verilmektedir. Bu ifade ile alçak frekans içerikleri ile yüksek frekans içerikleri bir araya getirilerek orijinal sinyale kayıpsız erişim sağlanmış olur.

$$f = \left(\frac{a_1 + d_1}{\sqrt{2}}, \frac{a_1 - d_1}{\sqrt{2}}, \dots, \frac{a_{N/2} + d_{N/2}}{\sqrt{2}}, \frac{a_{N/2} - d_{N/2}}{\sqrt{2}} \right) \quad (3.17)$$

2 boyutlu dalgacık dönüşümü sırasıyla iki adet 1 boyutlu dalgacık dönüşümü ile yapılır. 2 boyutlu dalgacık dönüşümünde görüntü $I(x,y)$ olarak tanımlansın. İlk olarak $I(x,y)$ 'nin x eksenine göre dalgacık dönüşümü alınır, böylece bir yaklaşık görüntü, $L(x)$ ve bir de detay görüntü, $H(x)$ elde edilir. Oluşturulan görüntülerden $L(x)$ görüntüdeki bilginin büyük bir kısmını içerir, $H(x)$ ise detay bilgilerini içermektedir. Ardından $L(x)$ ve $H(x)$ için y eksenine göre dalgacık dönüşümü alınırsa, görüntünün 2 boyutlu dalgacık dönüşümü alınmış olur. Sonuç olarak LL , LH , HL , HH şeklinde 4 tane alt görüntü elde etmiş olunur. Şekil 3.1'de dalgacık dönüşümünün akış diyagramı verilmiştir.



Şekil 3.1. İki boyutlu dalgacık dönüşümü

Bhagavathy ve Chhabra tarafından sunulmuş olan özellik çıkarma yöntemi dalgacık dönüşümü sonucunda elde edilen görüntülerin standart sapmalarının hesaplanarak ağırlıklandırılmasına dayanmaktadır [128]. İstenilen seviyede dalgacık dönüşümü yapılarak elde edilen görüntülerin her birinden hesaplanan standart sapma değerleri

kullanılarak özellik vektörü oluşturulmaktadır. Bhagavathy ve Chhabra'nın kullandığı yonteme ait sözde kod aşağıdaki gibidir [128],

```
Görüntünün özelliklerinin çıkarılması için kaç seviye (L)
dalgacık dönüşümü uygulanacağını belirle
Görüntüye L seviye dalgacık dönüşümü uygula
Her seviyede dalgacık dönüşümü uygulanan görüntüye ait LH, HL,
HH alt görüntülerinin ağırlıklandırılmış standart sapma
değerlerini hesapla
Son seviyede ise son seviyeye ait LL alt görüntüsünün ortalama
değerini hesapla
Son seviyedeki yaklaşık görüntünün ortalama değerini hesapla
Özellik vektörünü denklem (3.18)'i kullanarak oluştur
```

$$\mathbf{x} = \left\{ \begin{array}{l} \sigma_1^{LH}, \sigma_1^{HL}, \sigma_1^{HH}, \frac{1}{2}\sigma_2^{LH}, \frac{1}{2}\sigma_2^{HL}, \frac{1}{2}\sigma_2^{HH}, \\ \dots, \frac{1}{2^{L-1}}\sigma_L^{LH}, \frac{1}{2^{L-1}}\sigma_L^{HL}, \frac{1}{2^{L-1}}\sigma_L^{HH}, \frac{1}{2^{L-1}}\sigma_L^{LL}, \mu^{LL} \end{array} \right\} \quad (3.18)$$

Örüntüye ait özellik vektörünün oluşturulmasının ardından nesnenin sınıflandırılması işlemi ele alınmaktadır.

3.2. Sınıflandırma Teknikleri

Üzerinde işlem yapılmak istenilen nesnelerin istenilen nesne olup olmadığının belirlenebilmesi için özellik çıkarımı işleminden sonra sınıflandırma işlemine gereksinim duyulmaktadır. Tezin bu kısmında sınıflandırma amacıyla kullanılan yöntemler ele alınmıştır. İstatistiksel tabanlı teknik olarak en yakın bir ve k komşu, öğrenme tabanlı yöntem olarak ise yapay sinir ağları ve destek vektör makineleri ele alınmıştır. Belirlenen sayıda ön tanımlı nesne için sınıflandırma işlemi başarı ile sonuçlandırılmıştır.

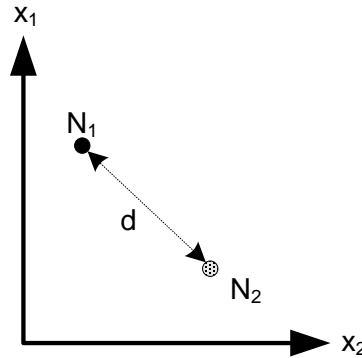
3.2.1. En Yakın Komşu

En yakın komşu tekniği sınıflandırma amacıyla kullanılan temel tekniklerin uygulaması en kolay ve etkili olanıdır. En yakın komşu tekniğinde sınıflandırılacak veri ile sınıf dağılımlarını belirleyen eğitim verisinin her biri arasındaki Euclid uzaklığı hesaplanmaktadır. Hesaplanan bu uzaklık değerlerinden en küçük olan örüntü sınıfı test edilen verinin sınıfı olarak tayin edilmektedir. En benzer örüntünün bulunması işlemi ise en yakın örüntü benzeri bulunmaya çalışılan nesne olarak kabul edilir ve kullanılır [129]. Euclid mesafesi denklem (3.19) kullanılarak hesaplanır [129].

$$D = \sqrt{(f_1 - g_1)^2 + (f_2 - g_2)^2 + \dots + (f_n - g_n)^2} \quad (3.19)$$

Burada f ve g sınıf dağılımını gösteren eğitim verisi ve sınıflandırılacak veriye ait özelliklerdir, n ise sınıflandırma sırasında örüntünün karakteristiğini ortaya koyan özelliklerin sayısıdır ve özellik uzayının boyutunu belirtmektedir ve D ise iki nokta arasındaki Euclid mesafesidir.

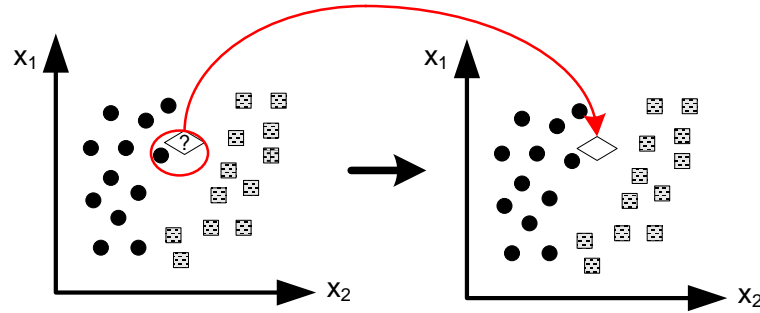
İki özelliği kullanılan iki nokta arasındaki Euclid mesafesi için Şekil 3.2’de bir örnek verilmiştir. N_1 ve N_2 noktaları x_1 ve x_2 özelliklerine sahip iki nokta olsun, bu iki nokta arasındaki Euclid mesafesi d ile gösterilmiştir.



Şekil 3.2. İki boyutlu özellik uzayında iki nokta arasındaki Euclid mesafesi

En yakın komşu tekniğinde kullanılacak özellikler değerleri itibariyle birbirlerinden çok farklı ölçeklerde olması durumunda yöntem çalışma prensibinden dolayı düzgün çalışmayacaktır. En yakın komşu tekniği kullanılırken farklı sınıflardaki nesnelere ait giriş ve sınıflandırma verisinin aynı ölçeklerde normleştirilmesi gerekmektedir [129]. Uygulamalarda kullanılan bütün veriler en küçük (-1) ve en büyük (+1) olacak şekilde normleştirilerek kullanılmıştır.

Şekil 3.3'te 2 boyutlu özellik uzayında verilen iki farklı sınıf verisi için yeni bir verinin en yakın komşu yöntemi ile sınıflandırılması ele alınmıştır. Test edilecek veri için bütün diğer veriler ile uzaklığı hesaplanmış ve en kısa mesafede bulunan verinin sınıfı yeni verinin sınıfı olarak atanmıştır.



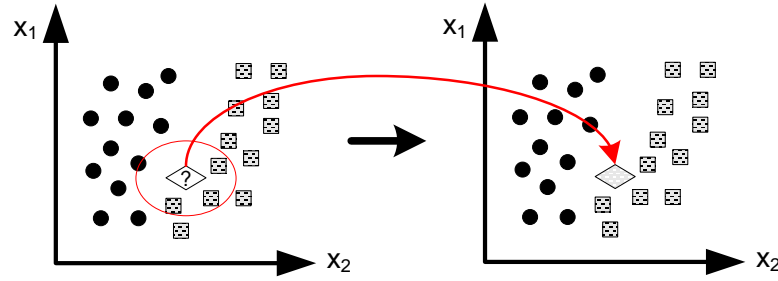
Şekil 3.3. İki özellikli verinin en yakın komşu ile sınıflandırılması

3.2.2. En Yakın k Komşu

En yakın k komşu, en yakın komşu tekniğinin hatalara gürültülere karşı daha gürbüz hale geliştirilmiş bir sürümü olarak görülmektedir. En yakın komşu yönteminde olduğu gibi test verisi ile sınıf dağılım verisi arasındaki uzaklık bilgisi hesaplanır ve en kısa k mesafe belirlenir. Sonrasında belirlenen bu k mesafenin sınıf bilgilerine bakılarak hangi sınıfın yoğunluğu daha fazla ise test verisinin sınıfı o sınıf olarak atanır. En yakın k komşu gürültülerden kaynaklanan yanlış dağılımların neden olduğu hatalara karşı daha gürbüz sonuçlar verebilmektedir. En yakın komşu ve en yakın k komşu tekniklerinde sınıflandırma hatasının düşük seviyelerde elde

edilebilmesi için yeterli sayıda eğitim verisi olması ve sınıf verilerine ait özelliklerin uzayda düzgün dağılıma sahip olması gerekmektedir [100-103, 129].

Şekil 3.4'te 2 boyutlu özellik uzayında verilen iki farklı sınıf verisi için yeni bir verinin en yakın k komşu tekniği ile sınıflandırılması ele alınmıştır. Test edilecek veri için bütün diğer veriler ile uzaklığı hesaplanmış ve en kısa mesafede bulunan k nokta için en yoğun olan veri sınıfı yeni verinin sınıfı olarak atanmıştır.

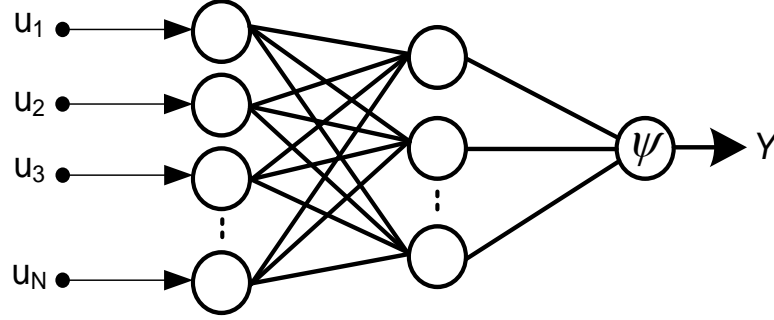


Şekil 3.4. İki özellikli verinin en yakın k komşu ile sınıflandırılması ($k=3$)

3.2.3. Yapay Sinir Ağları

Örüntü tanıma çalışmalarında sınıflandırma işlemi iki sınıflı (tanımlı ve tanımlı olmayan nesne) ve çok sınıflı (birden fazla sayıda tanımlı nesne ile ilişkilendirme) veriler kullanılarak yapılmıştır. Sınıflandırma amacıyla kullanılmakta olan eğitici öğrenme yapısından birisi olan yapay sinir ağları çalışmamızda test edilecek verinin daha önceden tanımlanmış birden çok sınıfın hangisi ile ilişkili olduğunun belirlenmesi için tercih edilmiştir. Yapay sinir ağları birbirlerine farklı ağırlık değerleri ile bağlanmış nöronlardan oluşan karmaşık bir matematiksel yapıdır [130-131]. YSA sınıflandırma, bağlanım, genelleme, tahmin, özellik çıkarma, gürültü yok etme ve en uygun şekle sokma amacıyla yapılmış olan çalışmalarda yaygın olarak kullanılmıştır. Örüntü tanıma işlemi sırasında nesnenin tasvir edilmesi amacıyla kullanılan özelliklerinin çok boyutlu olmasından dolayı bu amaçla kullanılan YSA

çok girişli bir yapıya sahiptir. Şekil 3.5'te çok girişli ve tek çıkışlı YSA yapısı görülmektedir.



Şekil 3.5. Çok girişli tek çıkışlı YSA yapısı

Yapay sinir ağları yönteminde nöronların davranışının belirlenebilmesinde önemli bir yere sahip aktivasyon fonksiyonları kullanıldıkları uygulamalara göre farklılık göstermektedir. En temel aktivasyon fonksiyonu olan işaret fonksiyonunun³⁶ türevinin her noktada tanımlı olmamasından dolayı, türevi her noktada tanımlı ve daha yumuşak geçişler sağlayan hiperbolik tanjant tipinde aktivasyon fonksiyonu tercih edilmiştir. Kullanılan aktivasyon fonksiyonu denklem (3.20)'de verilmiştir [87, 131].

$$\Psi = \frac{e^{\lambda s} - e^{-\lambda s}}{e^{\lambda s} + e^{-\lambda s}} = \tanh(\lambda s) \quad (3.20)$$

Burada λ aktivasyon fonksiyonunun şeklinin ayarlanması amacıyla kullanılan parametredir. Bu parametrenin öğrenme işleminde önemli bir yere sahip olmasından dolayı eğitim sırasında değiştirilerek daha iyi sonuçlar elde edilmeye çalışılmaktadır.

YSA algoritma gereği yapılan hatayı enküçükleme³⁷ çalışmaktadır ve bu hatanın en aza indirgenmesi sırasında çeşitli eniyileme³⁸ yöntemleri kullanılmaktadır.

³⁶ İng. *Sign Function*

³⁷ İng. *Minimization*

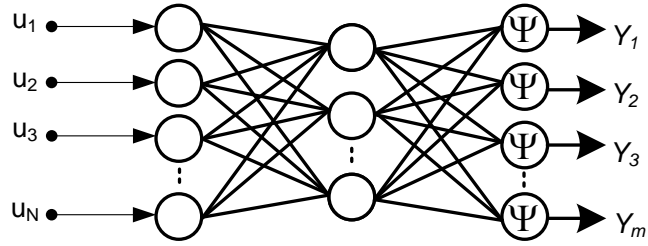
³⁸ İng. *Optimization*

Kullanılan yöntemler yapay sinir ağlarının yakınsama hızını ve hatayı en aza indirebilme oranını etkilemektedir. İkinci seviyeden türev bilgilerini ihtiva eden Levenberg-Marquardt (LM) eniyileme tekniği ile eğitilen yapay sinir ağlarındaki performans yüksek seviyelerde elde edildiğinden dolayı yapılan çalışmalarda sıklıkla kullanılmaktadır [87, 130-132]. YSA uygulamalarında çalışmalarımızda da LM kullanılarak sonuç elde edilmeye çalışılmıştır. Levenberg-Marquardt tekniğinde kullanılan Jakobiyen (3.22)'deki gibi verilebilir [87, 131],

$$\begin{aligned}
 e_k^p &= d_k^p - y_k^p \\
 k &= 1, \dots, K \\
 p &= 1, \dots, P
 \end{aligned} \tag{3.21}$$

$$J = \begin{bmatrix}
 \frac{\partial e_1^1}{\partial w_1} & \frac{\partial e_1^1}{\partial w_2} & \dots & \frac{\partial e_1^1}{\partial w_N} \\
 \frac{\partial e_2^1}{\partial w_1} & \frac{\partial e_2^1}{\partial w_2} & \dots & \frac{\partial e_2^1}{\partial w_N} \\
 \vdots & \vdots & & \vdots \\
 \frac{\partial e_K^1}{\partial w_1} & \frac{\partial e_K^1}{\partial w_2} & \dots & \frac{\partial e_K^1}{\partial w_N} \\
 \vdots & \vdots & & \vdots \\
 \vdots & \vdots & & \vdots \\
 \frac{\partial e_1^P}{\partial w_1} & \frac{\partial e_1^P}{\partial w_2} & \dots & \frac{\partial e_1^P}{\partial w_N} \\
 \frac{\partial e_2^P}{\partial w_1} & \frac{\partial e_2^P}{\partial w_2} & \dots & \frac{\partial e_2^P}{\partial w_N} \\
 \vdots & \vdots & & \vdots \\
 \frac{\partial e_K^P}{\partial w_1} & \frac{\partial e_K^P}{\partial w_2} & \dots & \frac{\partial e_K^P}{\partial w_N}
 \end{bmatrix} \tag{3.22}$$

Burada e_k^p değişkeni p örüntüsünde k çıkış nöronundaki hata değeri, w_i ise i . uyarlanabilir parametredir. Tez çalışmasında kullanılan çok girişli ve çok çıkışlı yapay sinir ağları yapısı Şekil 3.6'da verilmiştir. Yapay sinir ağlarında başlangıç noktası problemin çözümüne etki ettiğinden dolayı hatanın en aza indirilmesi işleminin tekrarlanması gerekmektedir [87, 130-132]. YSA parametreleri yapılan testler sonucunda belirlenmiştir.



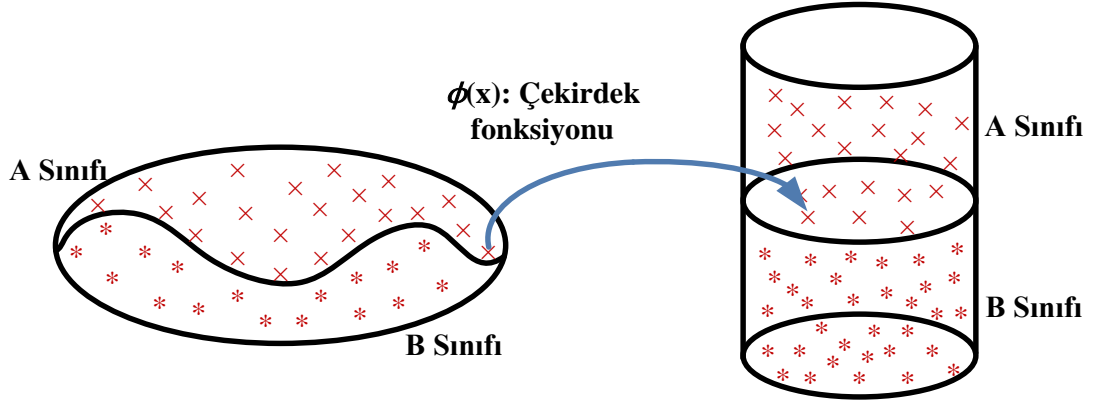
Şekil 3.6. Çok girişli çok çıkışlı YSA yapısı

Şekil 3.6'da kullanılan \mathbf{u} giriş vektörü, \mathbf{Y} girişlere ait hesaplanan çıkış vektörü ve Ψ ise nöron aktivasyon fonksiyonudur.

3.2.4 Destek Vektör Makineleri

Boser ve meslektaşları tarafından ortaya atılan Destek Vektör Makineleri (DVM) sınıflandırma ve bağlanım problemlerinin çözümünde sıklıkla kullanılmaktadır [133]. DVM görüntü üzerinde tespit edilen nesnelere takip edilmek istenen nesne olup olmadığı konusunda karar verici mekanizma olarak kullanılmaktadır. Destek vektör makinelerinin literatürdeki sınıflandırma tekniklerinden en büyük farkı, diğer yöntemler deneysel eğitim hatasını minimize etmeye çalışırken, yöntemin ayırıcı çizgi ve en yakın sınıf elemanı arasındaki hatayı minimize etmeye çalışmasıdır [88, 133]. DVM metodunun genelleştirme başarımı kullanılan veri kümelerinden bağımsız olarak yapay sinir ağlarına nazaran daha yüksektir. DVM metodunda eğitim sonucunda elde edilen parametreler, belirtilen parametreler (hata miktarı destek vektör sayısı, vb.) için en iyi çözümdür, yapay sinir ağları ve benzer

sınıflandırıcılardaki gibi başlangıç noktalarına bağımlı değildir. DVM deneysel hatanın en aza indirilmesi işlemi sırasında yerel minimumlara takılmadan evrensel minimum değerine ulaşmayı garanti etmektedir. [88, 133].



Şekil 3.7. Çekirdek fonksiyonunun çalışması

DVM yöntemi aslında doğrusal olarak ayrılabilen veri kümelerini doğrusal olarak sınıflandıran bir sınıflandırıcıdır [133]. Çekirdek fonksiyonu kullanılarak doğrusal olmayan veri kümelerinin sınıflandırılması gerçekleştirilmektedir. Çekirdek fonksiyonu bir nevi boyut dönüşümü sağlayan bir dönüştürücü fonksiyon olarak tanımlanmaktadır [88, 134-136]. Çekirdek fonksiyonunun çalışma prensibi Şekil 3.7 ile görselleştirilmiştir. DVM kullanılarak yapılan sınıflandırma işleminde verilerin hatasız ya da yüksek doğrulukla ayrabilmesi kullanılan çekirdek fonksiyonuna bağlıdır [88]. Yapılan uygulamalarda kullanılmış olan polinom çekirdeği ve radyal tabanlı fonksiyon (RTF) çekirdeği denklem (3.23) ve (3.24) ile verilmiştir [88, 134-136].

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = (\mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_j + 1)^p \quad (3.23)$$

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \exp\left(\frac{-\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (3.24)$$

Literatürde bulunan çalışmaların çoğunluğunda RTF çekirdeği kullanılmıştır. RTF çekirdeğinin yaygın olarak tercih edilmesi ve kullanıldığı uygulamalarda yüksek doğruluk elde edilmesinden dolayı yapılan çalışmalarda, doğrusal olmayan veri kümelerinin ayrılabilirliği işlemi sırasında denklem (3.24) ile verilen RTF çekirdeği kullanılarak veri kümesi çok boyutlu başka bir uzaya aktarılmaktadır.

Denklem (3.24)'te x_i ve x_j giriş veri küme elemanları, σ ise çekirdek fonksiyonu performansını ayarlamak için kullanılan parametredir ve veri kümesine bağlı olarak değişmektedir [88, 134-136].

3.2.4.1. Destek Vektör Makineleri ile Doğrusal Sınıflandırma

Doğrusal destek vektör sınıflandırıcısı, azami boşluk sınıflandırıcısı³⁹ (ABS) olarak da bilinmektedir. ABS metodu uygulanması en kolay olan DVM yöntemidir, ancak bu yöntemde sınıflandırma hatasının yüksek oranlarda çıkması pek muhtemeldir. Bu metodun uygun bir şekilde kullanılabilmesi için verilecek giriş kümesinin doğrusal olarak ayrılabilir olması gerekmektedir [133-134].

Mühendislikte karşılaştığımız problemlerin pek çoğunun doğrusal olmamasından dolayı bu sınıflandırıcının yüksek başarımla kullanılması mümkün değildir. Bu ve benzeri nedenlerden dolayı bir miktar hatayı göz ardı ederek ABS sınıflandırıcısının dezavantajını ortadan kaldıran yeni bir yöntem, yumuşak boşluk sınıflandırıcısı⁴⁰ (YBS) tanımlanmıştır. YBS teorisinde ayırma yüzeyi belirlenen kabul edilebilir bir hata altında oluşturulur. DVM'nin genel yapısına bakılacak olursa şu adımlar göz önüne çıkacaktır [133-135]:

Problemin ilk olarak esas halinin elde edilmesi
Problemin kolay bir şekilde çözülebilmesi için Lagrange
çarpınları metodu kullanılarak dual biçime geçilmesidir.

³⁹ İng. *Maximal Margin Classifier*

⁴⁰ İng. *Soft Margin Classifier*

Chen ve meslektaşlarının makalesinde de belirtildiği gibi doğrusal DVM denklem (3.25)'te verildiği gibi formüle edilebilir [135],

$$S = \{(x_1, y_1), \dots, (x_k, y_k)\}, \quad x \in \mathbb{R}^n, \quad y \in (-1, +1) \quad (3.25)$$

Burada x giriş kümesini, y ise girişlere ait çıkışları ya da farklı bir deyişle girdilerin hangi sınıfa ait olduğu bilgisini içermektedir. Veri kümesinin sınıflandırılması için kullanılan ayırıcı yüzey

$$\langle w, x \rangle + b = 0 \quad (3.26)$$

ifadesi ile verilebilir. İfadede bulunan w ağırlık vektörü ve b ise sistematik hata (bias)'dır. Sınıflandırıcı fonksiyon aşağıdaki gibi verilebilir,

$$f(x) = \text{sgn}(\langle w, x \rangle + b) \quad (3.27)$$

Ayırıcı yüzey ve destek vektörler Şekil 3.8'de de belirgin bir şekilde ifade edilmiştir. (+1) ve (-1) sınıflarına ait destek vektörleri arasındaki aralık m ile verilmektedir. m 'nin en büyük olacağı değer ise en uygun ayırmanın yapıldığı durumda karşımıza çıkmaktadır [133] ve bu büyüklük

$$m = \frac{2}{\|w\|} \quad (3.28)$$

şeklinde belirtilebilir. Burada m 'nin maksimum hale getirilebilmesi için w ağırlıklarının minimize edilmesi gerekmektedir. Eniyileme probleminin esas biçimi aşağıda olduğu gibidir [135].

$$\min_{w,b} \frac{1}{2} \|w\|^2 \quad (3.29)$$

$$\text{kısıt: } y_i (\langle w, x_i \rangle + b) \geq 1, \quad i = 1, \dots, m$$

Dual biçime geçilebilmesi için öncelikle Lagrange fonksiyonunun yazılması gerekmektedir,

$$L(\mathbf{w}, b, \alpha) = \frac{1}{2} \langle \mathbf{w}, \mathbf{w} \rangle - \sum_{i=1}^N \alpha_i (y_i (\langle \mathbf{w}, \mathbf{x}_i \rangle + b) - 1). \quad (3.30)$$

Lagrange fonksiyonunun her değişkene göre türevi alınıp sıfıra eşitlenecek olursa,

$$\frac{\partial L(\mathbf{w}, b, \alpha)}{\partial \mathbf{w}} = \mathbf{w} - \sum_{i=1}^N y_i \alpha_i \mathbf{x}_i = 0 \quad (3.31)$$

ve

$$\frac{\partial L(\mathbf{w}, b, \alpha)}{\partial b} = \sum_{i=1}^N y_i \alpha_i = 0 \quad (3.32)$$

ifadeleri karşımıza çıkacaktır. Burada en iyi düzleme ilişkin ağırlık vektörü aşağıdaki gibi elde edilir.

$$\mathbf{w}^* = \sum_{k=1}^N y_k \alpha_k^* \mathbf{x}_k \quad (3.33)$$

Burada α^* koşulları sağlayan en iyi Lagrange çarpanlarıdır [135]. Esas haldeki enküçükleme problemindeki değişkenler yerine konulup dual biçim yazılacak olursa,

$$\max_{w,b} \sum_{i=1}^m \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j} \alpha_i \alpha_j y_i y_j \langle x_i, x_j \rangle \quad (3.34)$$

$$\text{kısıt: } \alpha_i \geq 0, \quad i=1, \dots, m, \quad \text{ve } \sum_{i=1}^m \alpha_i y_i = 0$$

Denklem (3.34) ile ifade edilen enküçükleme probleminde karşımıza çıkan Lagrange çarpanları α_i , ($i=1 \dots m$) ikinci dereceden denklem çözme metotları kullanılarak hesaplanmaktadır [133]. Lagrange çarpanları elde edildikten sonra ayırma yüzeyi

$$f(x, \alpha^*, b^*) = \sum_{i=1}^N y_i \alpha_i^* \langle x, x_i \rangle + b^* \quad (3.35)$$

şekline gelir. Yukarıda verilen eniyileme tekniği ABS olarak bilinmektedir [134-135]. YBS metodunda ise ayırıcı yüzey oluşturulurken bir miktar hata yokmuş gibi kabul edilir ve ayırma yüzeyi bir miktar hata ile oluşturulur. YBS için tanımlanan problemin esas biçimi

$$\min_{w,b} \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_i \xi_i \quad (3.36)$$

$$\text{kısıt: } y_i (\langle w, x_i \rangle + b) \geq 1 - \xi_i, \quad \xi_i > 0, \quad i=1, \dots, m$$

şeklindedir. Burada ξ_i gevşek değişken, C eğitim hatası ve model karışıklığının düzenlenmesinde kullanılan parametredir [134-135]. YBS metodu için belirlenen enküçükleme probleminin dual biçimi ABS'de uygulanan yöntemle aynı şekilde hesaplanabilir,

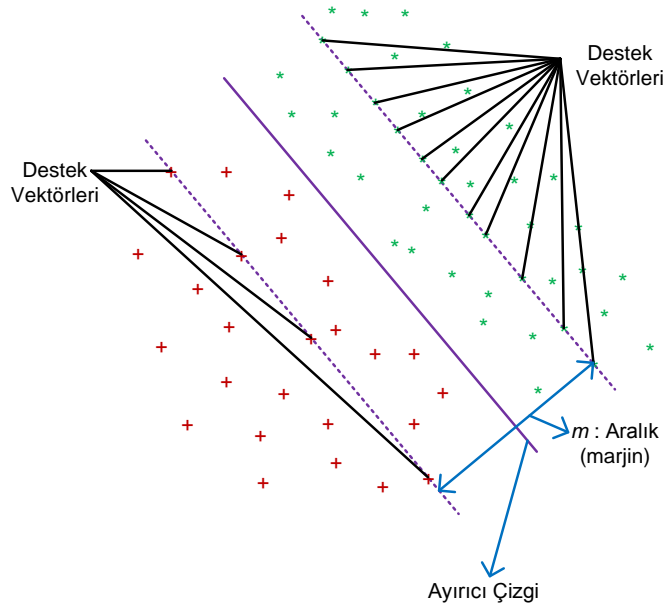
$$\max_{w,b} \sum_{i=1}^m \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j} \alpha_i \alpha_j y_i y_j \langle x_i, x_j \rangle \quad (3.37)$$

burada α Lagrange çarpanları vektörü ve m ise aşağıda verilen koşulları sağlayan giriş verisi sayısıdır [134-135].

$$0 \leq \alpha_i \leq C, i = 1, \dots, m \quad \text{ve} \quad \sum_{i=1}^m \alpha_i y_i = 0 \quad (3.38)$$

Denklem (3.38) ile verilen ayırıcı $f(x, a^*, b^*)$ yüzeyi görüldüğü üzere sadece Lagrange çarpanları ile ifade edilmektedir. Ayırıcı yüzeyin belirlenebilmesi için bu çarpanların hesaplanması yeterli olacaktır. $\alpha_i > 0$ koşulunu sağlayan Lagrange çarpanları destek vektörleri olarak adlandırılır [134-135].

Şekil 3.8’de ayırıcı çizgi yakınında bulunan sınır çizgileri üzerinde kalan giriş elemanlarının destek vektörleri olarak belirlendiği gösterilmektedir.



Şekil 3.8. İki boyutlu doğrusal olarak sınıflandırılma durumu

3.2.4.2 Destek Vektör Makineleri ile Doğrusal Olmayan Sınıflama

Gerçekçi uygulamalarda elde edilen veri kümeleri doğrusal olarak ayrılammaktadır, bu gibi durumlarda destek vektör makineleri sınıflandırıcısının kullanılabilirliğini artırmak için doğrusal olmayan destek vektör makineleri tanımlanmıştır [88, 134-136]. Kullanılan doğrusal olmayan çekirdek fonksiyonları yardımı ile giriş veri kümesi verilerin doğrusal olarak sınıflandırılabilceği yüksek dereceden bir Euclid uzayına taşınmaktadır.

Doğrusal olmayan veri kümesi için eniyileme probleminin esas biçimi, doğrusal sınıflar için tanımlanan problem ile özdeştir, ifadedeki iç çarpım yerini çekirdek fonksiyonuna bırakmaktadır ve doğrusal olarak ayrılammayan durum için problemin dual hali aşağıdaki gibi yazılabilir [134-135],

$$\max_{w,b} \sum_{i=1}^m \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j} \alpha_i \alpha_j y_i y_j k(x_i, x_j) \quad (3.39)$$

Burada $k(x_i, x_j)$ çekirdek fonksiyonudur ve kısıtlamalar doğrusal durumdaki ile aynıdır.

3.2.4.2.1. ν -Destek Vektör Sınıflandırıcısı

ν -destek vektör makineleri YBS yönteminin geliştirilmiş sürümü olarak tanımlanabilir. YBS metodunda sistemin karmaşıklığı ve hata miktarını ayarlamamıza olanak tanıyan C parametresi burada $\nu \in [0,1]$ olacak şekilde başka bir parametre haline gelmektedir [134-135]. ν parametresi sınıflandırma sırasında kabul edilen hata miktarının üst sınırı ve sınıflandırıcı yüzeyin oluşturulması sırasında en az kaç tane destek vektörü kullanılacağıнын bilgisini verir. YBS yönteminde destek vektörleri hakkında bir bilğimiz olmadan sınıflandırıcı yüzeyin oluşturuluyor olmasına karşın ν destek vektör sınıflandırıcısında destek vektörlerinin

minimum sayısını kullanıcı belirlemektedir. Eniyileme probleminin esas hali aşağıda verildiği gibidir [134-135],

$$\begin{aligned} \min_{w, \xi, \rho, b} \quad & \frac{1}{2} \|w\|^2 - \nu \rho + \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \xi_i \\ \text{kısıt:} \quad & y_i (\langle w, x_i \rangle + b) \geq \rho - \xi_i, \quad i = 1, \dots, m \\ & \xi_i \geq 0, \quad \rho \geq 0 \end{aligned} \quad (3.40)$$

Burada ρ ve ν eniyileme değişkenleridir ve dual biçimde önceki bölümlerde bahsedildiği gibi Lagrange çarpanları metodunda bahsedildiği gibi,

$$\begin{aligned} \max_{\alpha \in \mathbb{R}^m} \quad & -\frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^m \alpha_i \alpha_j y_i y_j k(x_i, x_j) \\ \text{kısıt:} \quad & 0 \leq \alpha_i \leq \frac{1}{m}, \quad \sum_{i=1}^m \alpha_i y_i = 0, \quad \sum_{i=1}^m \alpha_i \geq \nu \end{aligned} \quad (3.41)$$

şeklinde elde edilebilir. α_i 'ler Lagrange çarpanlarıdır ve sınıflar arasındaki ayırımı sağlayan karar fonksiyonu da aşağıdaki gibidir.

$$f(x) = \text{sgn} \left(\sum_{i=1}^m \alpha_i y_i k(x, x_i) + b \right) \quad (3.42)$$

Burada b sistematik hata, y_i giriş elemanlarına karşılık gelen sınıf bilgisini içeren çıkış değerleri, $k(x, x_i)$ çekirdek fonksiyonudur [132-133].

3.2.4.2.2. En Küçük Kareler Destek Vektör Sınıflandırıcısı

En Küçük Kareler Destek Vektör Makineleri (EKK-DVM), dual biçime getirilen eniyileme probleminin çözümünü ikinci dereceden problem çözümler kullanılmasına gerek bırakmadan basit matris çarpımları kullanılarak çözülmesine olanak

tanımasından dolayı daha önce yayımlanmış olan destek vektör makineleri algoritmalarına göre daha yaygın olarak kullanılmaktadır [134]. EKK-DVM yönteminde eniyileme probleminin esas biçimi, Suykens [136] tarafından değiştirilerek aşağıdaki hale getirilmiştir,

$$\min_{w,b,e} J_P(w,e) = \frac{1}{2} w^T w + \gamma \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N e_k^2 \quad (3.43)$$

$$\text{kısıt: } y_k [w^T \varphi(x_k) + b] = 1 - e_k, \quad k = 1, \dots, N$$

Burada N giriş vektöründeki eleman sayısı e_k ise ilgili olduğu veriye ait hatayı γ ise işlem karmaşıklığı ve performans oranının ayarlanmasında kullanılan ayar parametresini belirtmektedir. Önceki bölümde anlatıldığı şekilde Lagrange çarpanları metodu kullanılarak problemin dual biçiminin hesaplanması tamamlanırsa aşağıdaki gibi matris eşitliğine dayanmakta olan bir sonuç elde edilir [136].

$$\begin{bmatrix} 0 & y^T \\ y & \Omega + \mathbf{I}/\gamma \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{1}_v \end{bmatrix} \quad (3.44)$$

y giriş vektörüne karşılık gelen sınıf bilgisi veren değerler vektörü, \mathbf{I} uygun boyutlarda bir birim matrisi, γ EKK-DVM metodunun sınıflandırma performansını ayarlamak için kullanılan ayar parametresi, b sistematik hata, $\Omega_{kl} := y_k y_l k(x_k, x_l)$, $\mathbf{1}_v = [1, \dots, 1]$ ve $k(x_k, x_l)$ ise çekirdek fonksiyonudur. Sınıflandırmayı yapan karar fonksiyonu aşağıdaki gibi verilebilir [136].

$$y(x) = \text{sgn} \left(\sum_{i=1}^N \alpha_i y_i k(x, x_i) + b \right) \quad (3.45)$$

BÖLÜM IV

4. OPTİK AKIŞ VE ÖLÇEKTEN BAĞIMSIZ ÖZELLİK DÖNÜŞÜMÜ

Tezin bu bölümünde ilk olarak görüntü desteği ile engellerden sakınarak dönerkanat tipindeki insansız hava aracının istenilen noktaya varabilmesi için kullanılan Optik Akış matrislerinin nasıl hesaplandığı üzerinde durulacaktır. Ardından bir arama bölgesinde istenilen bir bölgenin tespit edilmesi için faydalanılan ölçekten bağımsız özellik dönüşümü⁴¹ konusu ele alınacaktır. Her iki yöntemin hesaplanması kısaca anlatılacaktır.

4.1. Optik Akışın Hesaplanması

Uçan canlıların çevrelerindeki nesnelere ve avlarının yerini nasıl tespit ettiği konusunda yapılan çalışmalar sonucunda, bu canlıların hareket vektörlerini hesaplayarak avlarının veya engellerin yerini tespit ettiği ortaya çıkmıştır. Optik akış yöntemi hareket vektörlerinin tespit edilmesini sağlamaktadır ve ayrıca iki boyutlu görüntünün derinliği hakkında bilgi vermektedir. Optik akış metodu, gözlemcinin ve kameranın bulunduğu ortamın şartlarına bağlı olarak nesnelere hareketleri, yüzeyleri, köşeleri, kenarları ve nesnelere kameranın bulunduğu noktadan ne kadar uzakta olduğu hakkında bilgi almamızı sağlayan bir yöntemdir. Optik akış yöntemi, sabit ve hareketli kamerada hareket tespiti, nesnelere karakteristik özelliklerinin tespiti ve engellerin tespiti gibi amaçlarla çeşitli uygulamalarda kullanılmaktadır.

Diferansiyel optik akış hesaplama yöntemlerinde, x ve y eksenlerindeki hız zaman-uzamsal türev bilgisi veya farklı filtre matrisleri kullanılarak elde edilmektedir. Örneğin Lucas-Kanade metodunda hız bilgisine erişebilmek için Sobel filtre matrisleri kullanılmaktadır. Horn&Schunk klasik diferansiyel optik akış yöntemi

⁴¹ İng. *Scale Invariant Feature Transform*

üzerinde yaptıkları çalışmalar sonucunda güvenilirliği daha yüksek hız değerleri elde edebilecek bir yöntem geliştirmişlerdir [141-142]. Bu yöntem ile optik akış değerlerinin daha yüksek doğruluklu olması sağlanmıştır, ancak bu metot Lucas-Kanade optik akış yöntemine [143] göre çevresel değişimlerden daha fazla etkilenebilmektedir [141]. Horn&Schunk metodundaki bu hassasiyet, aracın hızlı hareketi sırasında engellere çarpma olasılığını arttırmış ve sunulan yöntem için engellerin veya dönüşlerin tespit edilebilmesi için gerekli bilgiyi sunmuştur. Engellerin tespit edilmesi sırasında kullanılan Horn&Schunk optik akış metodu [142]'de verildiği gibi hesaplanmıştır.

$I(x,y,t)$ gri seviye yoğunluk fonksiyonu olarak kabul edilsin. I ile gösterilen gri seviye yoğunluk fonksiyonu Taylor serisine açılırsa denklem (4.1) elde edilir.

$$I(x + dx, y + dy, t + dt) = I(x, y, t) + I_x dx + I_y dy + I_t dt + \text{Y.D.T.} \quad (4.1)$$

Burada I_x , I_y ve I_t x , y ve t 'ye bağlı kısmi türevler, Y.D.T. ise yüksek derecedeki türev bileşenleri ve d_x , d_y ve d_t sırasıyla x , y ve t 'deki değişim miktarlarını tasvir etmektedir. Yüksek dereceli türev bileşenleri ihmal edilebilecek kadar küçük olduğundan ifade

$$I(x + dx, y + dy, t + dt) \cong I(x, y, t) + I_x dx + I_y dy + I_t dt \quad (4.2)$$

şeklinde yazılabilir. t ve $t+dt$ zamanlarında alınan görüntü karelerindeki değişimin çok küçük değişimler olduğu kabul edilirse ifade denklem (4.3) şekline gelecektir.

$$I_x dx + I_y dy + I_t dt = 0 \quad (4.3)$$

Denklemin iki tarafı da dt 'ye bölünüp ardından I_t eşitliğin diğer tarafına geçirilecek olursa ifade denklem (4.4) halini alır. Denklem (4.4) düzenlenirse denklem (4.5) elde edilir.

$$I_t = -\left(I_x \frac{dx}{dt} + I_y \frac{dy}{dt}\right) \quad (4.4)$$

$$I_t = -(I_x \dot{x} + I_y \dot{y}) \quad (4.5)$$

Burada \dot{x} , \dot{y} sırasıyla x ve y eksenlerindeki değişim miktarlarıdır. Buradan x ve y eksenlerine ait hız değerleri ve zamandaki değişim

$$V = (V_x, V_y) = (\dot{x}, \dot{y}) \quad (4.6)$$

$$I_t = -(I_x V_x + I_y V_y) = \nabla I \cdot v \quad (4.7)$$

şeklinde yazılır. Bu ifadeden x ve y eksenlerindeki değişim miktarlarının I_t ve ∇I değerlerine bağlı olduğu bulunur. Bu değerlerin hesaplanmasında türev ifadeleri kullanılacağından ve ifadelerin sürekli olmamasından dolayı türev ifadeleri yaklaşık olarak hesaplanacaktır.

4.1.1 $V(x,y)$ 'nin Hesaplanması

$V(x,y)$ 'nin tüm bileşenleri uzayda (V_x, V_y) doğrusu üzerinde bulunmaktadır. Bu doğrunun denklemi aşağıdaki gibi verilebilir,

$$I_x V_x + I_y V_y + I_t = 0 \quad (4.8)$$

Bu doğru, (V_x, V_y) doğrusuna diktir ve hız orijininden bu noktaya kadar bir uzaklığa sahiptir, hızın orijini

$$|V_x| = -\frac{I_t}{\sqrt{(I_x^2 + I_y^2)}} \quad (4.9)$$

denklemleri ile verilebilir.

Elde edilen ifadeler dâhilinde $I_x V_x + I_y V_y + I_t = 0$ doğrusu üzerinde $V(x,y)$ değerinin hesaplanması gerekmektedir. Fakat elimizde tek denklem olmasına karşın iki bilinmeyen ve gri seviye yoğunluk fonksiyonunun x ve y bileşenlerindeki türevleri mevcuttur. Öncelikle türev değerlerinin hesaplanması ve tekrarlı yöntemler kullanılarak x ve y bileşenlerindeki hız ifadelerinin bulunması gerekmektedir. Horn&Schunk metodunda gevşek sınıflandırma kullanılarak genel hatayı minimum hale getiren tutarlı bir sonuç elde edilebilir. Bu yaklaşım gürültüden kaynaklanan hatayı minimize etmektedir. Literatürde de karşılaşılabileceği üzere akış hızları V_x, V_y ek kısıtlamalar belirtilmeden hesaplanamamaktadır.

4.1.2 Pürüzsüzlük Kısıtlaması

Optik hız akışının türevlerinin karesini en küçük hale getirebilmek için tanımlanan ek kısıtlar şu şekilde verilebilir [142]:

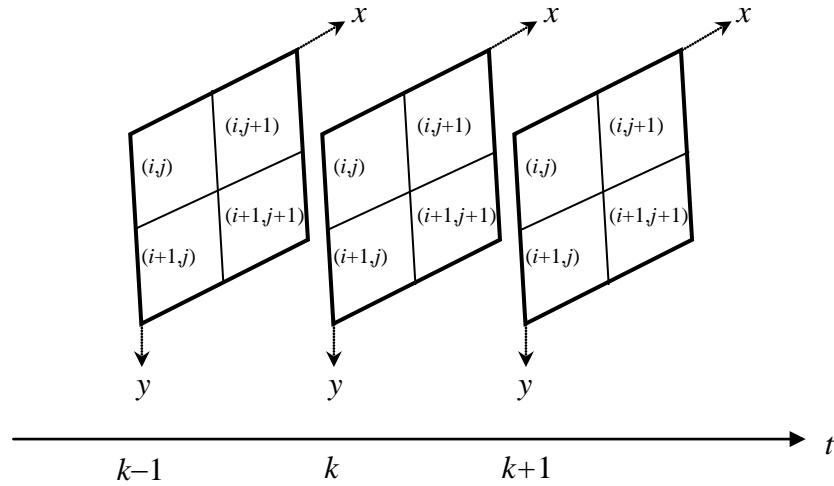
$$\left(\frac{\partial V_x}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial V_x}{\partial y}\right)^2 \quad (4.10)$$

$$\left(\frac{\partial V_y}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial V_y}{\partial y}\right)^2 \quad (4.11)$$

Optik akış alanının pürüzsüzlüğünün diğer bir ölçütü ise akışın x ve y bileşenlerinin Laplasyenlerinin kareleri toplamı olarak ifade edilebilir olmasıdır. V_x ve V_y değerlerinin Laplasyenleri denklem (4.14) ve (4.15)'teki şekilde hesaplanacaktır. Basitleştirilmiş durumlarda Laplasyen değerlerinin her ikisi birden sıfır olacaktır [142].

$$\nabla^2 V_x = \frac{\partial^2 V_x}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 V_x}{\partial y^2} \quad (4.12)$$

$$\nabla^2 V_y = \frac{\partial^2 V_y}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 V_y}{\partial y^2} \quad (4.13)$$



Şekil 4.1. x , y ve t bileşenlerindeki türevlerin hesaplanmasında kullanılan matris, (k ve $k+1$ ardışık görüntü kareleridir)

4.1.3. Kısmi Türevlerin Hesaplanması

$I_{i,j,k}$, i . satır, j . sütun k . görüntü karesi için bulunan gri seviye yoğunluk fonksiyonudur. i değişkeni y eksenindeki, j değişkeni x eksenindeki ve t ise zamandaki değişimi belirtmektedir (Şekil 4.1). Değişimler aşağıdaki gibi ifade edilebilir [142],

$$I_x \approx \frac{1}{4} (I_{i,j+1,k} - I_{i,j,k} + I_{i+1,j+1,k} - I_{i+1,j,k} + I_{i,j+1,k+1} - I_{i,j,k+1} + I_{i+1,j+1,k+1} - I_{i+1,j,k+1}) \quad (4.14)$$

$$I_y \approx \frac{1}{4} (I_{i+1,j,k} - I_{i,j,k} + I_{i+1,j+1,k} - I_{i,j+1,k} + I_{i+1,j,k+1} - I_{i,j,k+1} + I_{i+1,j+1,k+1} - I_{i,j+1,k+1}) \quad (4.15)$$

$$I_t \approx \frac{1}{4} (I_{i,j,k+1} - I_{i,j,k} + I_{i+1,j,k+1} - I_{i+1,j,k} + I_{i,j+1,k+1} - I_{i,j+1,k} + I_{i+1,j+1,k+1} - I_{i+1,j+1,k}) \quad (4.16)$$

4.1.4. Optik Akış Hızlarının Laplasyenlerinin Hesabı

V_x ve V_y 'nin laplasyenlerinin yakın olarak hesaplanabilmesi için uygun biçimlerden bir tanesi aşağıda verilmiştir [142]:

$$\nabla^2 V_x \approx k (\bar{V}_{x_{i,j,k}} - V_{x_{i,j,k}}) \quad (4.17)$$

$$\nabla^2 V_y \approx k (\bar{V}_{y_{i,j,k}} - V_{y_{i,j,k}}) \quad (4.18)$$

Burada \bar{V}_x ve \bar{V}_y yerel ortalamalardır ve

$$\bar{V}_{x_{i,j,k}} = \frac{1}{6} (\bar{V}_{x_{i-1,j,k}} + \bar{V}_{x_{i,j+1,k}} + \bar{V}_{x_{i+1,j,k}}) + \frac{1}{6} (\bar{V}_{x_{i-1,j-1,k}} + \bar{V}_{x_{i-1,j+1,k}} + \bar{V}_{x_{i+1,j-1,k}}) \quad (4.19)$$

$$\bar{V}_{y_{i,j,k}} = \frac{1}{6} (\bar{V}_{y_{i-1,j,k}} + \bar{V}_{y_{i,j+1,k}} + \bar{V}_{y_{i+1,j,k}}) + \frac{1}{6} (\bar{V}_{y_{i-1,j-1,k}} + \bar{V}_{y_{i-1,j+1,k}} + \bar{V}_{y_{i+1,j-1,k}}) \quad (4.20)$$

şeklinde tanımlanabilirler. Oransal değer k , ortalama değeri yukarıda belirtildiği gibi hesaplanacak olursa 3 olarak alınabilir.

4.1.5. Hatanın Enküçüklenmesi

Optik Akış hızlarının tespit edilmesi problemi şu aşamada, görüntüdeki parlaklık değişim oranının karelerinin toplamının

$$\varepsilon_b = I_x V_x + I_y V_y + I_t \quad (4.21)$$

ve akış hızında pürüzsüzlük hareketi ölçütünün

$$\varepsilon_c^2 = \left(\frac{\partial^2 V_x}{\partial x^2} \right) + \left(\frac{\partial^2 V_x}{\partial y^2} \right) + \left(\frac{\partial^2 V_y}{\partial x^2} \right) + \left(\frac{\partial^2 V_y}{\partial y^2} \right) \quad (4.22)$$

enküçüklenmesi problemi haline gelmiştir [142].

Örnekleme hatası ve gürültülerden dolayı ε_b 'nin sifıra eşit olması beklenmemektedir, bundan dolayı enküçükleme işlemi için uygun bir ağırlık değeri, α^2 , seçmek gerekmektedir. Denklem (4.22) ile verilen toplam hata enküçük hale getirilmelidir.

$$\varepsilon^2 = \iint \left(\alpha^2 \varepsilon_c^2 + \varepsilon_b^2 \right) dx dy \quad (4.23)$$

Optik akış hızları (V_x , V_y) için uygun değerler bulunarak başarılı bir şekilde enküçükleme işlemi tamamlanmış olur. Değişkenler hesabı⁴² kullanarak,

$$I_x^2 V_x + I_x I_y V_y = \alpha^2 \nabla^2 V_x - I_x I_t \quad (4.24)$$

$$I_x I_y V_x + I_y^2 V_y = \alpha^2 \nabla^2 V_y - I_y I_t \quad (4.25)$$

⁴² İng. *Calculus of Variations*

ifadeleri elde edilir. Buradan Laplasyenin yaklaşık değeri kullanılarak

$$\left(\alpha^2 + I_x^2\right)V_x + I_x I_y V_y = \left(\alpha^2 \bar{V}_x - I_x I_t\right) \quad (4.26)$$

$$I_x I_y V_x + \left(\alpha^2 + I_y^2\right)V_y = \left(\alpha^2 \bar{V}_y - I_y I_t\right) \quad (4.27)$$

denklemlerine ulaşılır. Burada katsayı matrisinin türevi $(\alpha^2 + I_x^2 - I_y^2)$ 'dir ve V_x ve V_y için çözülecek olursa denklem (4.28) ve (4.29) elde edilir.

$$\left(\alpha^2 + I_x^2 + I_y^2\right)V_x = \left(\alpha^2 + I_y^2\right)\bar{V}_x - I_x I_y \bar{V}_y - I_x I_t \quad (4.28)$$

$$\left(\alpha^2 + I_x^2 + I_y^2\right)V_y = -I_x I_y \bar{V}_x + \left(\alpha^2 + I_x^2\right)\bar{V}_y - I_y I_t \quad (4.29)$$

4.1.6. Yerel Ortalamadaki Bir Nuktada Akış Farkı

Önceki bölümde verilen denklemler aşağıdaki gibi farklı bir biçimde yazılabilir,

$$\left(\alpha^2 + I_x^2 + I_y^2\right)(V_x - \bar{V}_x) = -I_x (I_x \bar{V}_x + I_y V_y + I_t) \quad (4.30)$$

$$\left(\alpha^2 + I_x^2 + I_y^2\right)(V_y - \bar{V}_y) = -I_y (I_x \bar{V}_x + I_y V_y + I_t) \quad (4.31)$$

Buradan görülmektedir ki, akış hızları (V_x, V_y) kısıt çizgisi üzerinde toplam hata ε^2 'yi minimize eden doğru ile doğru açıda kesişen doğru üzerindedirler. \bar{V}_x ve \bar{V}_y (V_x, V_y) yerine kullanılacak olursa temel ifadedeki parlaklık değişimi oranındaki hata yerel ortalamadan olan uzaklık ile orantılıdır [142].

Parlaklığın türevinin düşük olduğu bölgelerde, tahmini olarak elde edilen türevlerde gürültü nedeniyle akış hızının gelişigüzel ayarlanmasının önlenmesinde α^2 değeri önemli bir yere sahiptir. Bu parametrenin değeri I_x+I_y 'nin hesaplanmasında beklenen gürültüye kabaca eşit olmalıdır.

4.1.7. Kısıtlamalı Enküçükleme

α^2 'nin sıfıra yönelmesini sağladığımızda problemimiz kısıtlamalı enküçükleme problemi haline gelmektedir. Lagrange çarpanları metodu kullanılarak $\varepsilon_b=0$ 'ı sağlamaya çalışırken ε_c^2 'nin minimize edilmesi problemi aşağıdaki hale gelir,

$$I_y \nabla^2 V_x = I_x \nabla^2 V_y \quad (4.32)$$

$$I_x V_x + I_y V_y + I_t = 0 \quad (4.33)$$

Herhangi bir nokta ve ortalamanın komşuluğunda hız farkı ile Laplasyenin tahmin edilmesi

$$\left(I_x^2 + I_y^2 \right) \left(V_x - \bar{V}_x \right) = -I_x \left(I_x \bar{V}_x + I_y \bar{V}_y + I_t \right) \quad (4.34)$$

$$\left(I_x^2 + I_y^2 \right) \left(V_y - \bar{V}_y \right) = -I_y \left(I_x \bar{V}_x + I_y \bar{V}_y + I_t \right) \quad (4.35)$$

denklemlerinin elde edilmesini sağlar. Kısmi türevlerin hesaplanmasında oluşan hatanın tahmin edilememesinden dolayı bu eşitlikler kullanılamamaktadır.

4.1.8. Tekrarlamalı Çözüm

Buraya kadarki bölümlerde yapılan işlemler sonucunda, görüntüdeki her piksel için 2 adet denklem elde edilmiştir. Gauss-Jordan çıkartma⁴³ gibi standart metotları kullanmak yerine Gauss-Seidel metodu gibi tekrarlamalı yöntemler denklemleri çözmek için kullanılabilir [142]. n . andaki hız tahmini (V_x^n, V_y^n) ve $(n+1)$. andaki hız tahmini (V_x^{n+1}, V_y^{n+1}) olacak şekilde tanımlanırsa iki görüntü karesi arasındaki hız ifadesi aşağıda verilen denklemlerle ifade edilebilir.

$$V_x^{n+1} = \bar{V}_x^n - \frac{I_x \left(I_x \bar{V}_x^n + I_y \bar{V}_y^n + I_t \right)}{\left(\alpha^2 + I_x^2 + I_y^2 \right)} \quad (4.36)$$

$$V_y^{n+1} = \bar{V}_y^n - \frac{I_y \left(I_x \bar{V}_x^n + I_y \bar{V}_y^n + I_t \right)}{\left(\alpha^2 + I_x^2 + I_y^2 \right)} \quad (4.37)$$

Burada denklem (4.36) ve (4.37) kullanılarak optik akış hızları hesaplanabilir.

4.2. Ölçekten Bağımsız Özellik Dönüşümü Metodu

Dönerkanat üzerinde bulunan ve havadan yeri izleyen kameradan alınan görüntüler ile daha önceden tanımlanmış bir hedef alanının tespiti ve gözlemlenmesi amaçlanmaktadır. Bu nedenle daha önce kullanılan özellik çıkarma yöntemleri test edilmiş ancak elde edilen sonuçlardaki başarı oranının istenilen seviyede olmamasından dolayı, nesne özelliklerinin çıkarılmasında kullanılan ufak geometrik ve aydınlatma değişimlerine ve döndürülmeye karşı gürbüz olan Ölçekten Bağımsız Özellik Dönüşümü (ÖBÖD)⁴⁴ özellikleri kullanılmıştır [144-145]. Lowe [144] tarafından önerilen bu yöntemde Gausslar Farkı⁴⁵ (GF) piramidi üzerinde bulunan

⁴³ İng. *Gauss Jordan Elimination*

⁴⁴ İng. *Scale Invariant Feature Transform*

⁴⁵ İng. *Difference of Gaussians*

yerel minimum ve maksimum noktaları öznitelik noktaları olarak belirlenir. Öznitelik vektörleri ise bu noktaların komşulukları ile gri seviye karşıtlık farkını gösteren histogramın yerel olarak yüksek olduğu yön ve büyüklük olarak belirlenmektedir. ÖBÖD özniteliği, bulunduğu bölgede kendi komşuları arasında en baskın sıklık grafiği vektörünün yönü ile tanımlanmaktadır. Kullanılmakta olan yöntemin basamakları aşağıda verilmiştir;

- a. *Ölçeksel uzay uç noktalarının tespiti*: Bütün görüntü üzerinde olası öznitelik noktalarının tespit edilmesi.
- b. *Kilit noktaların konumlandırılması*: Bütün aday noktalar için detaylı bir model kullanılarak kararlılık değerleri hesaplanarak öznitelik vektörleri oluşturacak noktaların tespit edilmesi.
- c. *Yönelim ataması*: Sırasıyla bütün kilit noktalar için döngüsel değişime karşı dayanıklılık sağlandırılması.
- d. *Kilit nokta sezicisi*: Kilit nokta tanımlayıcılarının bulunması basamağıdır.

Yukarıda verilen adımlar sırası ile uygulanarak dönme boyut değişikliğinden ve kısmi ışık değişiminden bağımsız özniteliklerin bulunması sağlanmaktadır.

4.2.1. Ölçeksel Uzay Uç Noktalarının Tespiti

Nesnelerin tasvir edilebilmesi için nesnenin ayırt edici özelliklerinin tespit edilmesi gerekmektedir. Ölçeksel uzayda sabit, değişmeyen kilit noktaların bulunabilmesi için literatürde birçok teknik kullanılmaktadır. Koenderink [146] ve Lindeberg [147] bazı varsayımlar sonucunda sadece Gauss fonksiyonu kullanarak ölçeksel uzayın oluşturulabileceği konusunda bir sonuca varmışlardır. Lowe [144] bu yaklaşımı ÖBÖD metodunda kullanmaktadır. Bu adımda görüntü farklı açılarda incelenerek en fazla tekrarlanan noktalar tespit edilmektedir. Bunlar kilit noktası adayı olarak belirlenmektedir.

$L(x,y,\sigma)$ görüntünün ölçeksel uzay fonksiyonu olarak kabul edilsin. Bu fonksiyonun hesaplanması için farklı standart sapmaya sahip Gauss fonksiyonlarının görüntü ile konvolüsyonun hesaplanması gerekmektedir.

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y) \quad (4.38)$$

Yukarıda * konvolüsyonu, $I(x,y)$ gri seviye yoğunluk fonksiyonunu ifade etmektedir ve Gauss fonksiyonu da aşağıdaki gibi ifade edilmektedir [144].

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2}} \quad (4.39)$$

GF fonksiyonu $D(x,y,\sigma)$, birinin diğerine oranı k olan iki Gauss filtreli iki resme ait ölçeksel uzay fonksiyonlarının farkının alınması ile elde edilmektedir [144].

$$\begin{aligned} D(x, y, \sigma) &= L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma) \\ &= (G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)) * I(x, y) \end{aligned} \quad (4.40)$$

Ölçeksel bağımsızlığın sağlanabilmesi için GF fonksiyonunun normalleştirilmesi gereklidir [144].

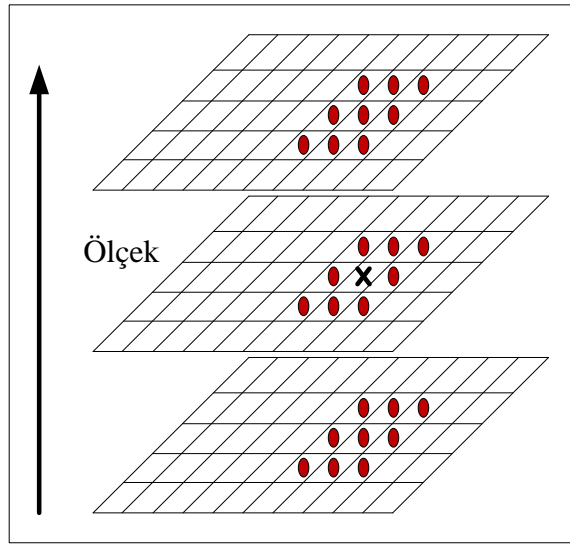
$$\sigma \nabla^2 G = \frac{\partial G}{\partial \sigma} \approx \frac{G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)}{k\sigma - \sigma} \quad (4.41)$$

ve

$$G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma) = (k-1)\sigma^2 \nabla^2 G \quad (4.42)$$

elde edilir. Bu sonuç görüntüyü Gauss filtresinden geçirmekle Laplace dönüşümü arasında ciddi bir benzerlik olduğunu göstermektedir [144].

GF fonksiyonunun yerel maksimum ve minimum noktalarının tespit edilebilmesi için bütün noktaların aynı görüntü yönelimi için sekiz komşuluğuna ve farklı ölçeklerdeki dokuz komşuluğuna bakılarak maksimum ya da minimum olup olmadığı tespit edilir. Uç noktaların bulunmasında bakılan komşuluklar Şekil 4.2’de verilmiştir.



Şekil 4.2. Uç noktaların bulunmasında bakılacak komşular (Siyah çarpı olan piksel için dikkate kırmızı noktaların bulunduğu pikseller dikkate alınacaktır)

4.2.2. Kilit Noktaların Konumlandırılması

Önceki adımda belirlenen noktaların içerisinde kararlı olmayan kilit noktalar bulunmaktadır. Bu aşamada kararsız veya kenarlarda zayıf olarak tespit edilmiş noktaların tespit edilerek ayrılması işlemi ele alınmaktadır. Düşük gri seviye karşıtlığa sahip kilit nokta adayları gürültülerden daha fazla etkilendiği için kararsız olarak tanımlanmaktadır. Bu noktaların ayrılabilmesi için GF fonksiyonunun kilit aday noktalar temel alınarak ikinci seviye Taylor serisine açılması gerekmektedir. Gürültülere karşı gürbüzlüğün sağlanabilmesi için bu noktaların işlem dışı

bırakılması gerekmektedir. Bu işlem ele alınacak olursa uç noktaların yeni yerleri denklem (4.43) ve GF fonksiyonu da denklem (4.44)'deki gibi hesaplanır [144].

$$x^* = -\left(\frac{\partial^2 D}{\partial x^2}\right)^{-1} \frac{\partial D}{\partial x} \quad (4.43)$$

$$D(x^*) = D + \frac{1}{2} \left(\frac{\partial D}{\partial x}\right)^T x^* \quad (4.44)$$

Hesaplanan uç noktalar için GF fonksiyonu (D) hesaplanır ve $|D(x^*)| < 0.03$ olan noktalar kararsız kabul edilerek elenir. Sadece düşük karşıtlığa sahip aday noktaların elenmesi kararlılık için yeterli olmayacağından kenar noktalarının da belirli kıstaslar göz önünde bulundurularak elenmesi sağlanmalıdır. Hessian matrisi H ile tanımlansın [144].

$$H = \begin{bmatrix} D_{xx} & D_{xy} \\ D_{yx} & D_{yy} \end{bmatrix} \quad (4.45)$$

a Hessian matrisinin büyük özdeğeri ve b küçük özdeğeri olarak kabul edilirse, oranları $r = a/b$ ile hesaplanır. $R = (r+1)^2/r$ ifadesinin 10 değerinden büyük olması durumunda kenar noktası kararsız olarak kabul edilerek elenir [144].

4.2.3. Yönelim Ataması

Algoritmanın bu adımında özelliği çıkarılan nesnenin iki boyutlu eksen etrafında dönmesine karşı dayanıklı hale getirilmesi sağlanmaktadır. Daha önce σ ölçeğine sahip Gauss filtresinden geçirilmiş görüntü kullanılarak her örnek görüntü için piksel farkları kullanılarak türev büyüklüğü ve açı değeri aşağıdaki gibi hesaplanır [144].

$$\begin{aligned}
m(x, y) &= \sqrt{\frac{(L(x+1, y) - L(x-1, y))^2 + (L(x, y+1) - L(x, y-1))^2}{\sqrt{\left(\frac{L(x, y+1) - L(x, y-1)}{L(x+1, y) - L(x-1, y)}\right)}}} \\
\theta(x, y) &= \tan^{-1}\left(\frac{L(x, y+1) - L(x, y-1)}{L(x+1, y) - L(x-1, y)}\right)
\end{aligned} \tag{4.46}$$

Kilit noktalarının etrafında her biri 10°'lik bir yönü kapsayan 36 elemanı olan bir histogram oluşturulur. Histogramda en büyük değere sahip nokta eğer %80'i içinde kalan noktalar ise kilit nokta olarak tanımlanır [144].

4.2.4. Kilit Nokta Sezicisi

Bu aşamada özelliklerin ışık değişimi ve üç boyutlu değişime karşı dayanıklı hale getirilmesi sağlanır. İlk olarak kilit noktaların türev büyüklükleri ve yönleri kullanılarak 4×4'lük bir alanda örnekleme yapılır. Döngüsel değişmezliğin sağlanabilmesi için kilit nokta sezicisinin konumu ve türev yönü esas alınarak döndürülür. Kilit noktanın etrafında bulunan 4×4'lük matrisin her elemanı için 8 elemanlık vektörler tanımlanır. Bu işlem sonucunda her bir kilit nokta için kullanılan sezicisinin boyutu 128 olacaktır [144].

Bütün adımlar tamamlandıktan sonra elde edilen öznelikler hafızada tutulur. Daha sonra karşılaştırılacak görüntü için aynı işlemler tekrarlanarak benzerlikleri tespit edilmeye çalışılır.

BÖLÜM V

5. DÖNERKANAT TİPİNDEKİ İHA'NIN KONTROLÜ

Tez kapsamında yapılan çalışmalarda dönerkanat dinamik modeli kullanılmıştır. İnsansız hava aracının engellere çarpmadan istenilen hedefe varabilmesi ve bölge arama uygulamalarında görsel bilgiler yorumlandıktan sonra İHA'nın istenilen dönme açısı ve konuma gelebilmesi için burada anlatılacak olan kontrol sisteminden faydalanılmıştır. Dönerkanat dinamik modelinin türetilmesinin ayrıntılı adımları Önkol [5] tarafından yapılan tezde sunulmuştur. Bu bölümde dönerkanatın modeli ve kontrolü kısaca anlatılacaktır.

5.1. Dönerkanat Tipindeki İnsansız Hava Aracının Dinamik Modeli

Dönerkanat altı serbestlik derecesine sahip döner katı yapıdaki bir hava aracı olarak tanımlanmaktadır. Tork⁴⁶ dengesizliğini önleyebilmek için karşılıklı olarak aynı yönde dönen iki çift pervaneye sahiptir. Şekil 5.1'de de belirtildiği üzere 1 ve 3 numaralı rotorlar saatin ters yönünde dönmekteyken 2 ve 4 numaralı rotorlar saat yönünde dönmektedir. Dönerkanat havada asılı iken rotorların aynı hızda dönmeleri yükseklik değişimi sağlamaktadır. Ayrıca 1 ve 3 nolu motorların zıt oranda hızlarının değişmesiyle x ekseninde oluşan hareket yunuslama⁴⁷ açısının belirlenmesine, 2 ve 4 nolu rotor hızlarının değiştirilmesi ile dönme⁴⁸ açısının belirlenmesine olanak tanımaktadır. Aynı yönde dönen rotorların hızlarının değiştirilmesi ile sapma⁴⁹ açısı değiştirilmektedir. Dönerkanatın modellenmesi sırasında yapılan yaklaşımlar aşağıda verilmiştir,

1. Dönerkanat katı ve simetrik bir yapıya sahiptir.

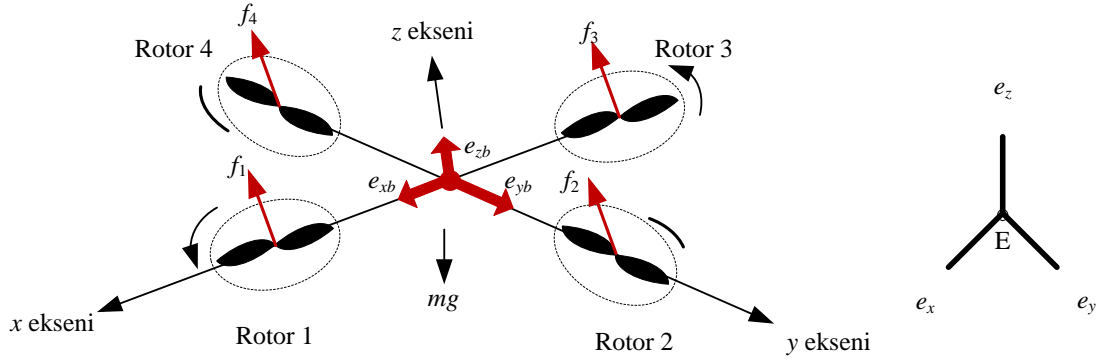
⁴⁶ İng. *Torque*

⁴⁷ İng. *Pitch*

⁴⁸ İng. *Roll*

⁴⁹ İng. *Yaw*

2. Dönerkanatın ağırlık merkezi ve gövde ilişik koordinat düzlemi ortak noktada kesişmektedir.
3. İtiş ve sapma kuvvetleri pervane hızlarının kareleri ile orantılıdır.
4. Yer etkisi ihmal edilmiştir.
5. Pervaneler esnek değildir.



Şekil 5.1. Ayrıştırma sonrasında dört nesne için elde edilen ilgi alanları

E ve B yer küreye bağlı eksen takımı ve gövdeye bağlı eksen takımı, e_{xb} , e_{yb} , e_{zb} gövde eksenleri ve e_x , e_y , e_z ise ataletsel eksenler olarak tanımlansın. R yerküre ve gövdeye bağlı eksen takımları arasındaki dönüşüm matrisi olsun. Newton-Euler yaklaşımıyla dönerkanat modeli türetilecek olursa dinamik denklemler Amir ve Abbas'ın sunduğu biçimde aşağıda verilmiştir [148].

$$\begin{bmatrix} m\mathbf{I}_{3 \times 3} & 0 \\ 0 & \mathbf{I} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \vec{V} \\ \vec{\omega} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \omega \times m\vec{V} \\ \omega \times \mathbf{I}\vec{\omega} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{F} \\ \tau \end{bmatrix} \quad (5.1)$$

Burada m aracın ağırlığıdır. Köşegen atalet matrisi $\mathbf{I} = \text{köşegen}(\mathbf{I}_{xx} \mathbf{I}_{yy} \mathbf{I}_{zz}) \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$, ω gövdeye ait açısal hız ve \vec{V} ise gövdenin doğrusal hız vektörüdür. Terimleri uygun şekilde yeniden düzenlendikten sonra denklem (5.1)'de dinamikler, denklem (5.2)–(5.7)'deki gibi 6 adi diferansiyel denklem olarak ifade edilecektir. Kartezyen koordinat sisteminde istenilen hareketin yerine getirilebilmesi için denklem (5.2)–(5.4) ile tanımlanan ötelenmeye dayalı dönme (ϕ), yunuslama (θ) ve sapma (ψ)

hareketlerinin en uygun şekilde kontrol edilmelidir. Denklem (5.5)–(5.7) arasında verilen diferansiyel denklemler ise davranış⁵⁰ olarak adlandırılan açısız hareketleri kontrol etmektedir. İstenilen davranış uygun bir kontrolör tarafından oluşturulan U_2 , U_3 ve U_4 kontrol sinyalleri ile sağlanmaktadır.

$$\ddot{x} = (c_\phi s_\theta c_\psi + s_\phi s_\psi) \frac{1}{m} U_1 \quad (5.2)$$

$$\ddot{y} = (c_\phi s_\theta s_\psi - s_\phi c_\psi) \frac{1}{m} U_1 \quad (5.3)$$

$$\ddot{z} = -g + (c_\phi c_\theta) \frac{1}{m} U_1 \quad (5.4)$$

$$\ddot{\phi} = \dot{\theta} \dot{\psi} \left[\frac{I_{yy} - I_{zz}}{I_{xx}} \right] \frac{J_r}{I_{xx}} \dot{\theta} \Omega_d + \frac{l}{I_{xx}} U_2 \quad (5.5)$$

$$\ddot{\theta} = \dot{\phi} \dot{\psi} \left[\frac{I_{zz} - I_{xx}}{I_{yy}} \right] + \frac{J_r}{I_{yy}} \dot{\phi} \Omega_d + \frac{l}{I_{yy}} U_3 \quad (5.6)$$

$$\ddot{\psi} = \dot{\theta} \dot{\phi} \left[\frac{I_{xx} - I_{yy}}{I_{zz}} \right] + \frac{1}{I_{zz}} U_4 \quad (5.7)$$

Burada c_ϕ $\cos(\phi)$ ve s_θ ise $\sin(\theta)$ olarak tanımlanmıştır. Dönerkanata ait parametreler Çizelge 5.1’de verilmiştir. Denklem (5.5) ve (5.6)’daki dönme ve yunuslama açılarının hesaplanmasında verilen Ω_d değişkeni denklem (5.8)’de verilmiştir. Ω_i i . rotor için açısız hız olarak kabul edilerek U_1 , U_2 , U_3 ve U_4 kontrol sinyalleri denklem (5.9)’da sunulmuştur.

$$\Omega_d = \Omega_1 - \Omega_2 + \Omega_3 - \Omega_4 \quad (5.8)$$

$$\begin{bmatrix} U_1 \\ U_2 \\ U_3 \\ U_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b & b & b & b \\ 0 & -b & 0 & b \\ -b & 0 & b & 0 \\ d & -d & d & -d \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Omega_1^2 \\ \Omega_2^2 \\ \Omega_3^2 \\ \Omega_4^2 \end{bmatrix} \quad (5.9)$$

⁵⁰ İng. Attitude

Burada b kaldırma kuvveti katsayısıdır. Dönerkanat tipindeki insansız hava aracının modellenmesi ile ilgili daha ayrıntılı bilgiye Castillo ve ekibi [149]; Bouabdallah ve Siegwart [150], ve Chen [151]'in çalışmalarından ulaşılabilmektedir.

Çizelge 5.1. Dönerkanatın fiziksel parametreleri

| | | |
|---|----------|---|
| Aracın toplam ağırlığı | m | 0.800 kg |
| Yerçekimi ivmesi | g | 9.81 kg/m ² |
| Aracın kol uzunluğu (ağırlık merkezi-motor) | l | 0.3 m |
| x eksenindeki atalet momenti | I_{xx} | 15.67×10^{-3} kgm ² |
| y eksenindeki atalet momenti | I_{yy} | 15.67×10^{-3} kgm ² |
| z eksenindeki atalet momenti | I_{zz} | 28.34×10^{-3} kgm ² |
| Kaldırma kuvveti katsayısı | b | 192.32×10^{-7} Ns ² |
| Sürüklenme momenti katsayısı | d | 4.003×10^{-7} Nms ² |
| Pervane ataleti | J_r | 6.01×10^{-5} kgm ² |

Dönerkanat tipindeki insansız hava aracının kontrolü PID kontrolör kullanılarak yapılmıştır.

5.2. Dönerkanat Tipindeki İnsansız Hava Aracının Alt Seviye Kontrolü

PID kontrol yöntemi sistemin konumunu görüntü tabanlı yöngüdümlü sistemi tarafından üretilen öntanımlı yörüngeye götürebilmek için tasarlanmıştır. Kartezyen ve açısal hareketi birbirinden bağımsız iki alt sistem olarak tasvir edilen insansız hava aracının yapısı Şekil 5.1'de verilmiştir. Şekilden de görüldüğü üzere, U_2 , U_3 ve U_4 kontrol sinyallerinin uyarılması ile Euler açıları elde edilmektedir. Kartezyen alt sistem, yükseklik değişimi sağlayan U_1 kontrol sinyali ve Euler açılarındaki değişim sonucunda istenilen yörüngeyi takip etmektedir. Aracın alt seviye kontrol sisteminin yapısı Şekil 5.2'de görülmektedir ve kontrol sinyalleri denklem (5.10)–(5.13) ile hesaplanmaktadır.

$$U_1 = m \frac{(U_z + g)}{c_\phi c_\theta} \quad (5.10)$$

$$U_2 = K_{p\phi}(\phi_r - \phi) + K_{i\phi} \int (\phi_r - \phi) dt - K_{d\phi} \dot{\phi} \quad (5.11)$$

$$U_3 = K_{p\theta}(\theta_r - \theta) + K_{i\theta} \int (\theta_r - \theta) dt - K_{d\theta} \dot{\theta} \quad (5.12)$$

$$U_4 = K_{p\psi}(\psi_r - \psi) + K_{i\psi} \int (\psi_r - \psi) dt - K_{d\psi} \dot{\psi} \quad (5.13)$$

Burada kontrol sinyalindeki ani deęişimlerden dolayı oluşabilecek aksi etkilerden dolayı türevsel tekme birleştirilmiştir [152] ve duruş komutları denklem (5.14)–(5.15)'te görüldüğü gibi hesaplanmıştır.

$$\phi_r = \arcsin(U_x s_\psi - U_y c_\psi) \quad (5.14)$$

$$\theta_r = \arcsin\left(\frac{U_x - s_\phi s_\psi}{c_\phi c_\psi}\right) \quad (5.15)$$

ve orta seviye deęişkenler aşığıdaki gibi kullanılmıştır.

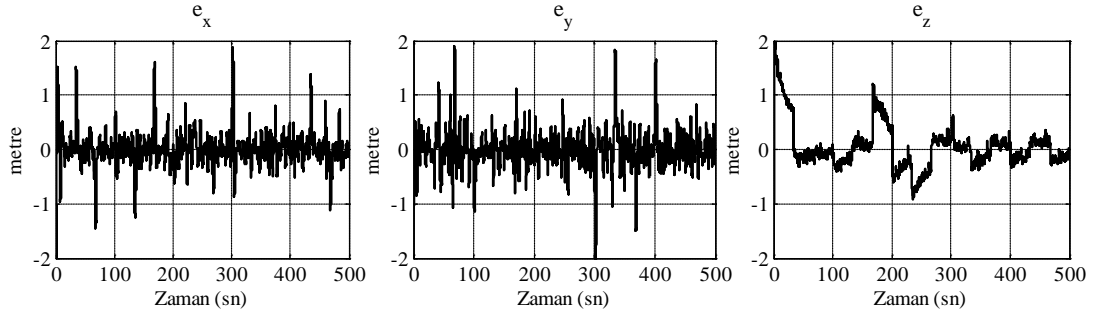
$$U_x = -3\dot{x} - (x - x_r) - 0.25 \int (x - x_r) dt \quad (5.16)$$

$$U_y = -3\dot{y} - (y - y_r) - 0.25 \int (y - y_r) dt \quad (5.17)$$

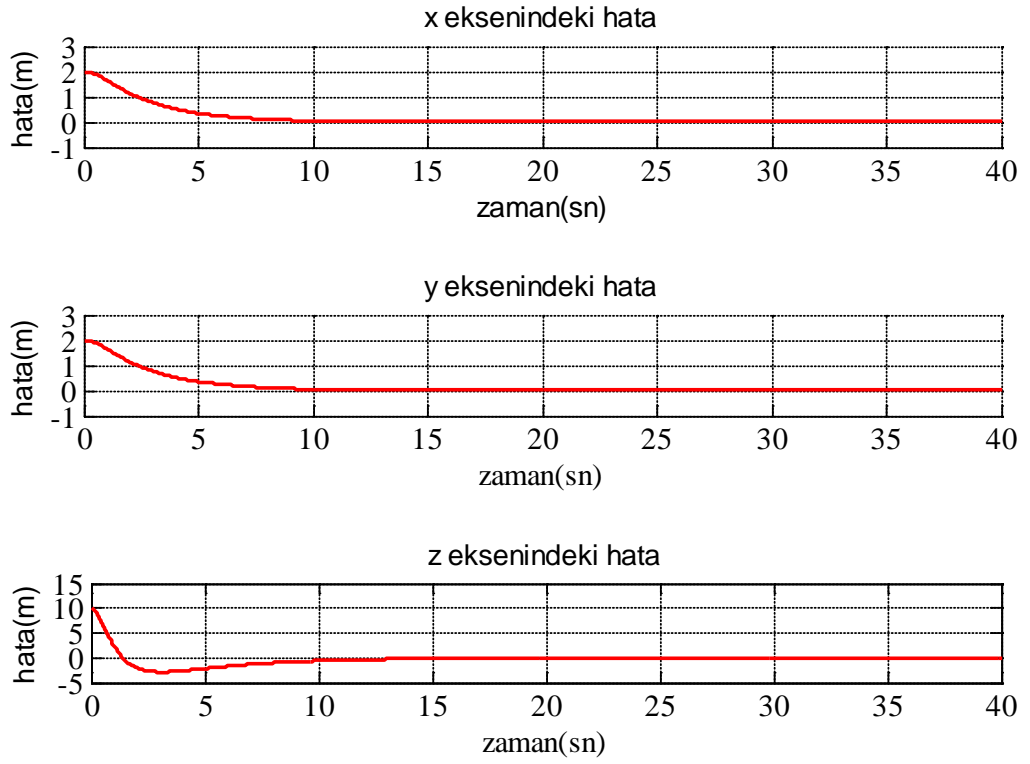
$$U_z = -5\dot{z} - 5 - \int (z - z_r) dt \quad (5.18)$$

Çizelge 5.2. Alt seviye kontrolör parametreleri

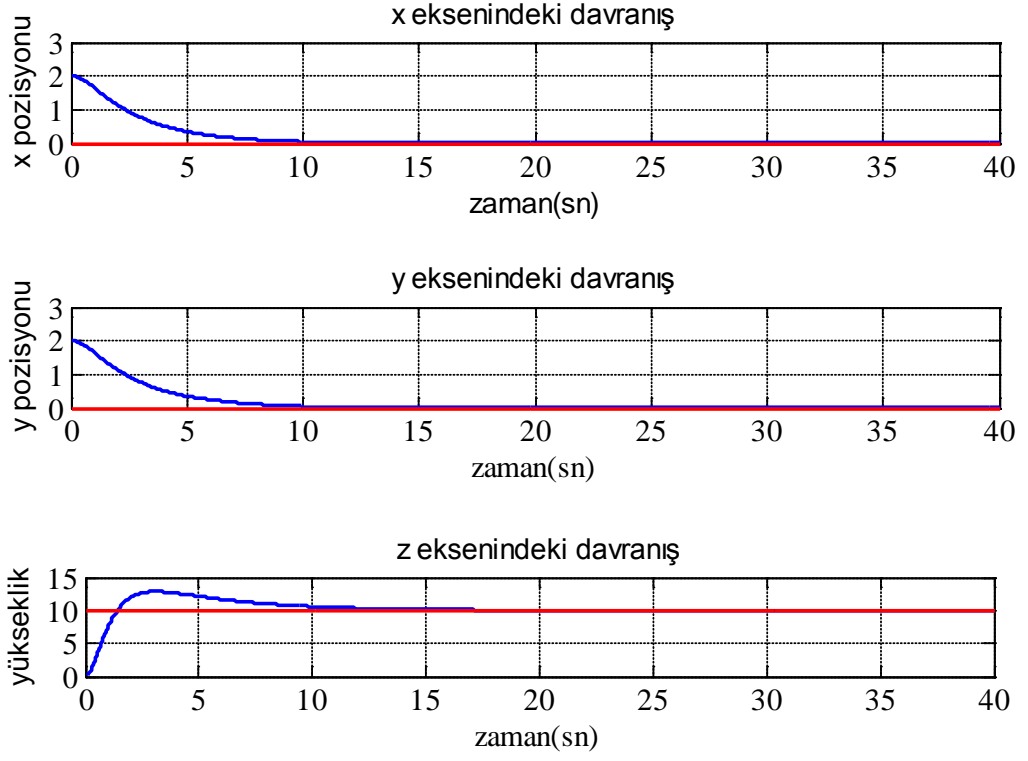
| | | |
|----------------------|---|-----------------|
| Dönme Kontrolörü | $K_{p\phi}, K_{i\phi}, K_{d\phi}$ | 1, 0.13, 0.66 |
| Yunuslama Kontrolörü | $K_{p\theta}, K_{i\theta}, K_{d\theta}$ | 1, 0.13, 0.66 |
| Sapma Kontrolörü | $K_{p\psi}, K_{i\psi}, K_{d\psi}$ | 1, 0.013, 0.066 |



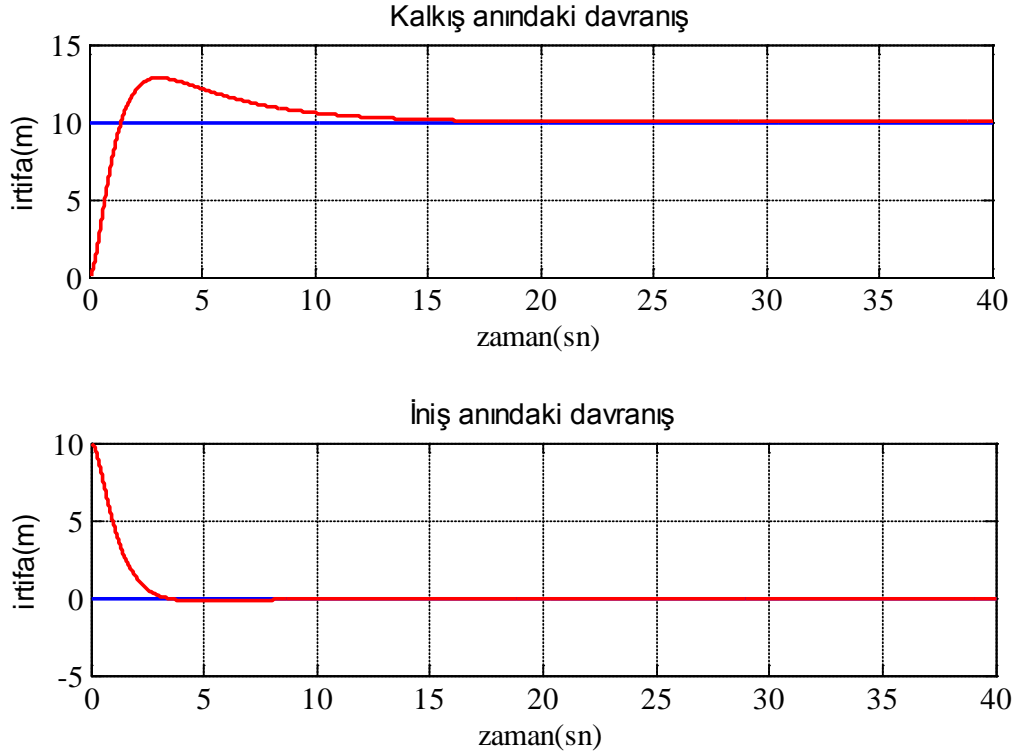
Şekil 5.4. Kartezyen yörüngedeki hatalar [5]



Şekil 5.5. Kartezyen yörüngedeki davranış

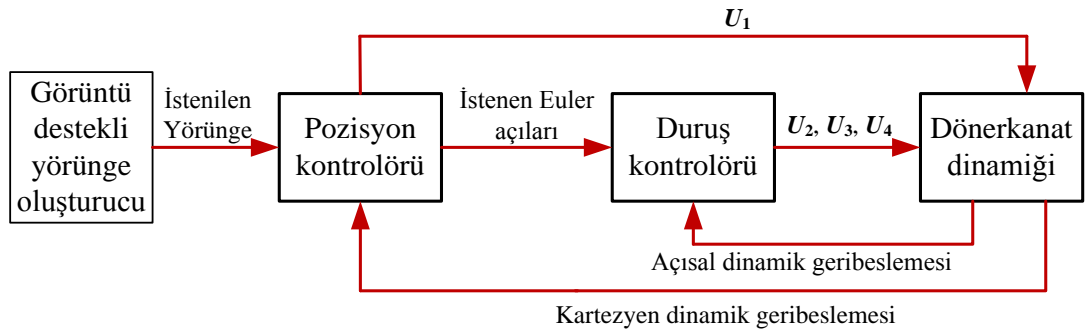


Şekil 5.6. Kartezyen yörüngedeki davranışlar için oluşan hatalar



Şekil 5.7. Kalkış ve iniş anındaki davranışlar

Matlab[®] ve Google Earth[®] 3 boyutlu sanal ortamı arasında kurulmuş, dönerkanat dinamiği kontrolü Matlab[®] üzerinde çalıştırılmış ve aracın hareketleri ise Google Earth[®] üzerinde görselleştirilmiştir. Bu döngü uçuş esnasında tekrarlanırken, Google Earth[®] üzerinden görüntü Matlab[®] vasıtasıyla alınmış ve işlenerek uygulama için gereken işlevler ele alınmıştır. Görüntü bilgisi kullanılarak gidilmek istenilen yörünge oluşturulmuş ve burada anlatılan kontrolör ile görüntü tabanlı kontrol yapılmıştır. Uygulamalarda kullanılan görüntü tabanlı kontrol sisteminin diyagramı Şekil 5.8’de verilmiştir.



Şekil 5.8. Dönerkanatın görüntü tabanlı kontrolünün akış diyagramı

BÖLÜM VI

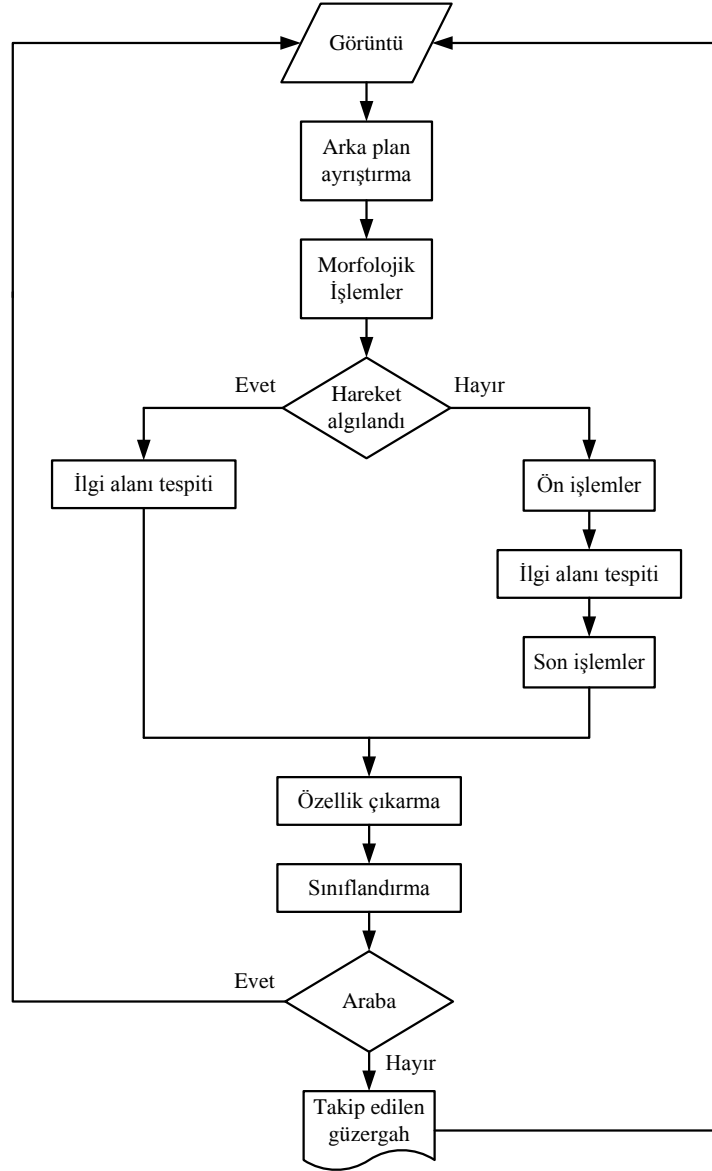
6. UYGULAMALAR VE DENEYSEL SONUÇLAR

Bölüm 2'den itibaren bu bölüme kadar üzerinde çalışılmış veya kullanılmış çeşitli yöntemler hakkında bilgiler verilmiştir. Bölüm 1'de belirtildiği üzere arama-takip ve gezinim uygulamaları birçok çalışmayı bünyesinde barındırmaktadır. Tezin bu bölümünde bu çalışmalardan üçü ele alınacaktır. Bu uygulamalardan ilki arka plan ve eşik değeri yöntemi ile ayrıştırma ve ayrıştırılan örüntünün sınıflandırılması üzerinedir. İkincisi Google Earth® programı kullanılarak belirlenmiş bir arama bölgesinde istenilen alanın birden fazla kamera görüntüsü kullanılarak tespit edilmesi ve İHA'nın o alanı gözetlemesidir. Son uygulamada ise Google Earth® ortamı tarafından sağlanan 3 boyutlu sanal ortamda İHA'nın belirtilen başlangıç noktasından hedef noktasına engellere çarpmadan ulaşabilmesi uygulamasıdır.

6.1 Ayrıştırma - Sınıflandırma Uygulaması ve Sonuçları

Bölüm 1'de ayrıştırma ve sınıflandırma konuları üzerine yapılmış çalışmalar hakkında bilgi verilmiştir. Literatürdeki çalışmalar incelendiğinde tercih edilen yöntemler yapılan uygulamanın gereksinimlerine bağlı olarak seçilmektedir. Ele alınan uygulamada sabit kamera sistemi kullanılması seçilecek yöntemlerin geniş bir yelpazede olmasına olanak tanımıştır. Kameranın hareketinin olmamasından dolayı nesnelerin hareketine dayalı ayrıştırma yönteminin kullanılması uygun görülmüştür. Ancak hareket bilgisi kullanılan yöntemlerde nesnenin sabit durması durumunda nesnenin yerinin tespit edilememesi dezavantajı ortaya çıkmıştır. Bu nedenle görüntüde hareketin algılanıp algılanmayışına bağlı olarak farklı ayrıştırma tekniklerinin kullanılması kararlaştırılmıştır. Ayrıştırma işlevinin yerine getirilmesi için hareket algılanması durumunda Bölüm 2.2.1'de anlatılan basit arka plan farkı yöntemi ve hareket algılanmadığı durumlarda ise Bölüm 2.1.2'de ele alınmış olan yerel eşik değeri tekniği kullanılmıştır. Ayrıştırma sonucunda elde edilen nesneyi en

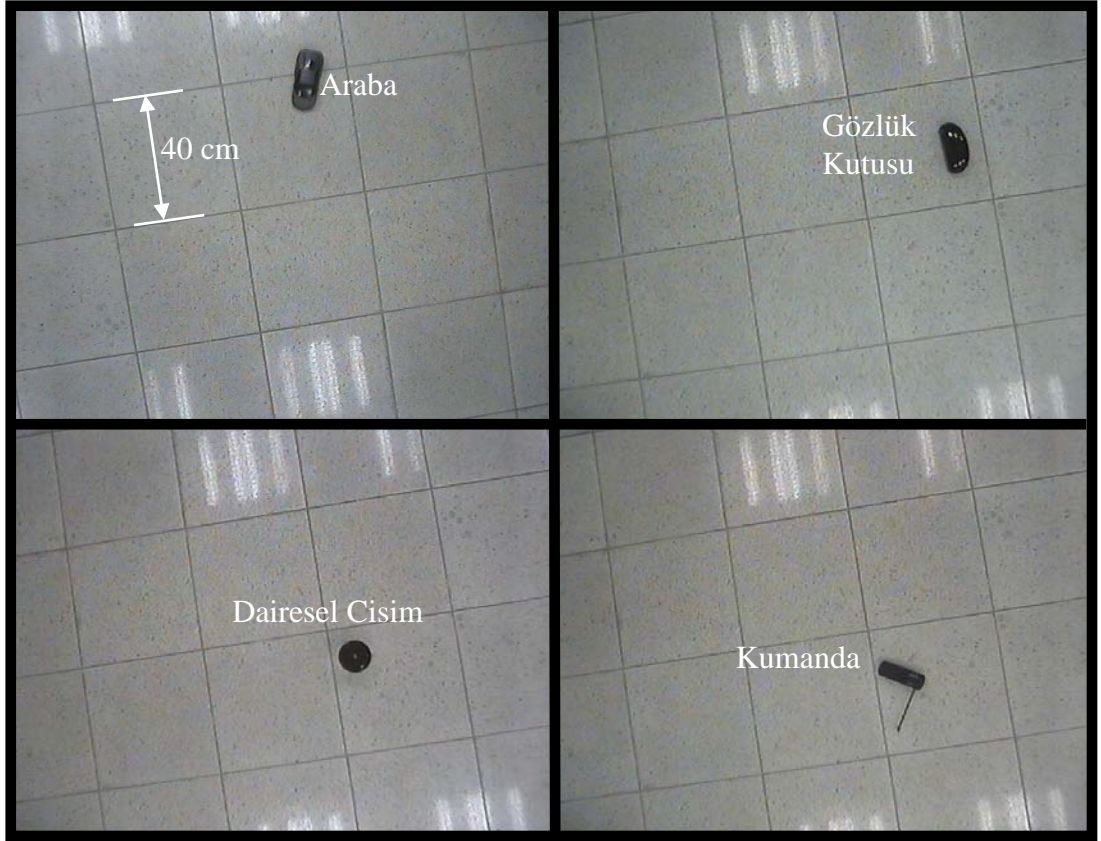
iyi şekilde niteleyen özelliklerin belirlenebilmesi için görüntünün farklı frekans boyutlarında incelenmesine olanak tanıyan dalgacık dönüşümü kullanılmıştır. Görüntünün bir seviye Haar dalgacık dönüşümü sonrasında elde edilen 4 alt görüntünün özelliklerinin çıkarılabilmesi için Bölüm 3.1.1’de verilmiş olan istatistiksel özelliklerden yararlanılmıştır. Özellikleri çıkarılan nesnenin istenilen nesne olup olmadığının belirlenebilmesi için sırasıyla Bölüm 3.2.3 ve Bölüm 3.2.4’te anlatılan yapay sinir ağları ve verilen destek vektör makineleri yöntemleri kullanılmıştır. Yöntemin akış diyagramı Şekil 6.1’de görülmektedir.



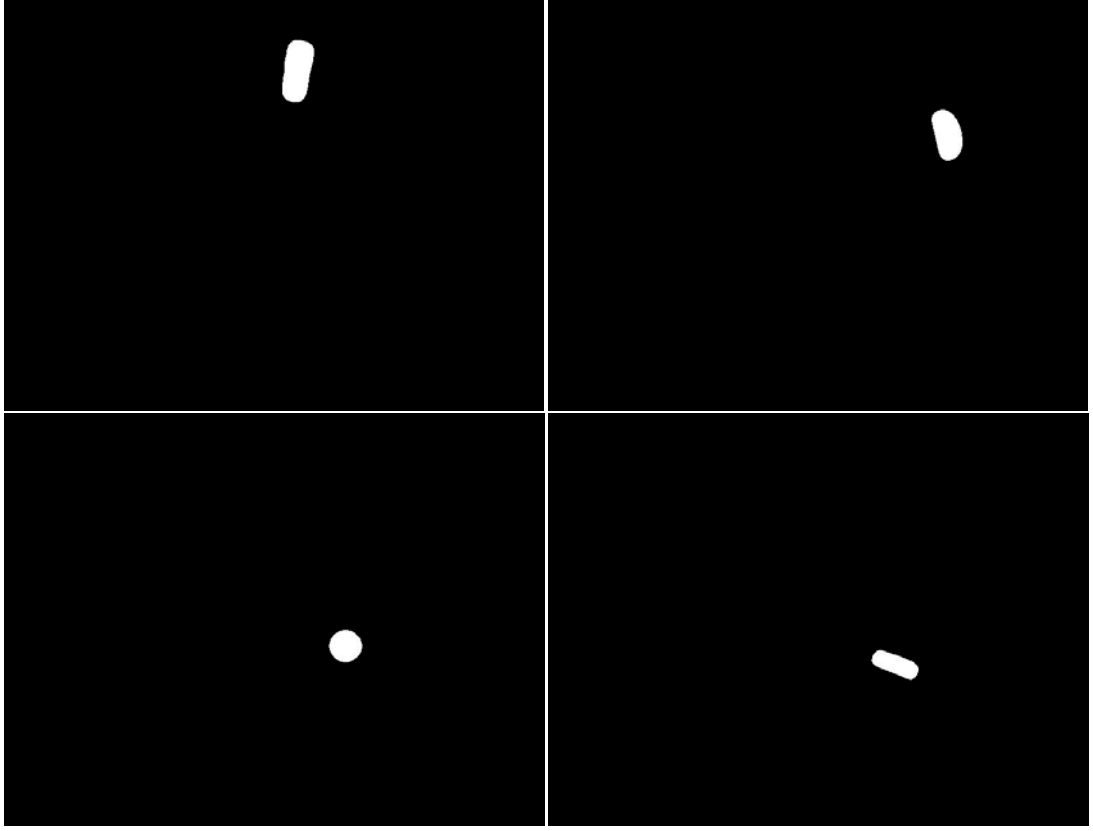
Şekil 6.1. Sunulan sistemin akış diyagramı

Uygulama arka planın sabit deęişken ışık yoğunluęuna sahip sabit kamera kullanılan bir düzenek üzerinde yapılan ayrıştırmanın ardından birinci ve ikinci seviye istatistiksel özellikler kullanılarak önceden belirlenmiş bir aracın takibine dayanmaktadır.

Nesnelerin arka plandan ayrıştırılması nesnenin hareketli olduęu durumlarda basit arka plan farkı yöntemi ile hareketli olmadığında ise yerel eşik deęer yöntemi ile sağlanmıştır. Nesnenin arka plandan ayrıştırılması sırasında ışık deęişimlerinden kaynaklanan gürültülerin yok edilebilmesi için çeşitli filtrelerden yararlanılmıştır. Yerel eşik deęeri ve bazı morfolojik görüntü işleme teknikleri kullanılarak Şekil 6.2’de orijinal görüntüleri verilen dört nesnenin arka plandan ayrıştırılması sonucunda elde edilen görüntüler Şekil 6.3’te sunulmuştur.

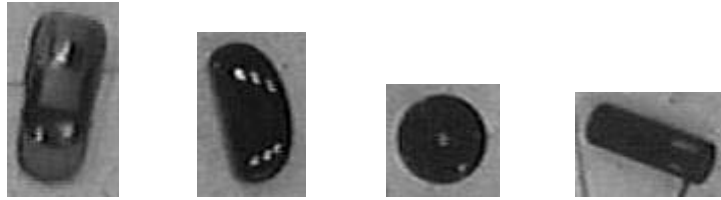


Şekil 6.2. Sınıflandırmada kullanılan nesnelerin görüntüleri



Şekil 6.3. Ayırıştırma sonrasında elde edilen görüntüler

Arka plan ayırıştırma işleminin ardından ilgi alanlar (nesnelerin bulunduğu alanlar) ayırıştırılan nesnelere içine alan en küçük dikdörtgenel bölge olarak belirlenmiştir. Dört nesneye ait ilgi alanları Şekil 6.4’te verilmiştir.



Şekil 6.4. Ayırıştırma sonrasında dört nesne için elde edilen ilgi alanları

Şekil 6.4’te verilen ilgi alanı görüntülerine Haar dalgacık dönüşümü uygulandıktan sonra elde edilen dört alt görüntünün iki seviye istatistiksel özellikleri alınmış ve örüntüleri tanımlayan veriler hesaplanmıştır. Her örüntünün orijinal ve dört alt

görüntüsü için denklem (3.1)–(3.11) ile verilen 11 özellik kullanılarak toplamda 55 adet özellikten oluşan özellik vektörleri oluşturulmuştur. Bu özellik vektörleri kullanılarak nesnelerin gruplanması ele alınmıştır. Eğitim işleminde kullanılan 160 adet verinin 100 tanesi araç olan nesnelere, geriye kalan altmış tanesi de araç olmayan nesnelere alınmıştır. Test işleminin gerçekleştirilmesinde ise 38 adet araba ve 23 adet araba olmayan nesnelere oluşan 61 adet veri kullanılmıştır. Sınıflandırma aşamasında kullanılan yapay sinir ağları ve destek vektör makinelerinin sonuçları Çizelge 6.1’de sunulmuştur.

Çizelge 6.1. Sınıflandırma sonuçları

| | Doğru Sınıflandırma Sayısı | Yanlış Sınıflandırma Sayısı | Doğruluk Oranı |
|---------|----------------------------|-----------------------------|----------------|
| LM-YSA | 54 | 7 | %88.53 |
| v-DVS | 57 | 4 | %93.44 |
| EKK-DVS | 60 | 1 | %98.36 |

Sonuçlara bakıldığında üç sınıflandırma yönteminin de zaman zaman hata yaptığı görülmektedir. Bunun en önemli nedenlerinden birisi kameradan görüntü yakalanması sırasında anlık olarak değişen ışık yoğunluğundan kaynaklanan özellik vektörlerinin hatalı olarak hesaplanmasıdır. Ayrıca özellik çıkarma işleminin ayrıştırma işlemiyle yakından ilgili olması hatalı ayrıştırma yapılması durumunda da kötü yönde etkilenmesine neden olmaktadır. Yapılan hatanın diğer nedenine bakılacak olursa kullanılan kamera sisteminin düşük kalitede olması ve ışık değişimlerinden dolayı ilgi alanındaki bastırılmayan gürültüler ortaya çıkmaktadır. Her üç sistemde de bir miktar hata olmasına rağmen doğruluk oranları kabul edilebilir seviyededir.

Yapay sinir ağları karşılaştırılan üç sistem içerisinde %11.47’lik hata miktarıyla en az güvenilir sınıflandırma yöntemi olmuştur. Örüntülerin tasvir edilmesinde karakteristik özelliklerin belirlenmesi için farklı özelliklerin kullanılması ve 8 gizli

nöronu olan LM-YSA'nın aktivasyon fonksiyonunun değiştirilmesinin doğruluk oranının yükselmesine olanak tanıyacağı düşünülmektedir.

Sonuçlara göre DVM algoritmaları YSA yapısına nazaran daha yüksek tanıma oranı ortaya koymaktadır. En yüksek doğruluk oranı %1.64'lük hata miktarı ile EKK-DVM algoritması kullanılarak elde edilmiştir. EKK-DVM algoritmasından daha az işlem karmaşıklığına sahip v -DVS algoritmasında da düşük hata oranı ile tanıma işlemi tamamlanmıştır. Kullanılan çekirdek fonksiyonunun değiştirilmesi DVM sınıflandırıcısının performansını arttırabilecektir.

Uygulama sonuçları sabit kamera sisteminde istenilen hareketli veya hareketsiz olmasına bakılmaksızın yüksek doğrulukla takip edilebileceğini göstermektedir. Hareket bilgisine dayalı ayrıştırma işleminin yerine farklı teknikler kullanılmasıyla birlikte dönerkanat tipindeki İHA'nın üzerine takılan insansız hava aracından alınan hareketli kamera görüntülerinde nesne takibi işlevi mümkün olacaktır.

6.2 Çoklu Kamera Kullanarak İstenilen Alanın Bulunması ve Konuşlanma

İnsansız hava araçları görüntü alma, nesne takibi, hedef bulma gibi uygulamalarda yaygın olarak kullanılmaktadır. Hedef tespiti konusunda yapılan çalışmalarda hedefi en iyi şekilde tasvir eden karakteristik özelliklerinin en iyi şekilde belirlenmesi gerekmektedir. Literatürde yapılan çalışmalarda klasik nesne tespiti uygulamalarında kullanılan özelliklerin belirli bir alan üzerinden hesaplanması hedef alanının değişmesi durumunda tespit edilen özelliklerin hatalı olmasına neden olabilecektir. Bu nedenle belirli bir alan üzerinden birbirine bağımlı özellikler tespit etmek yerine alınan görüntüde incelenen bölgedeki belirgin özelliklerin tespit edilmesi yaklaşımı ele alınmıştır. Yapılan farklı çalışmalar sonucunda Lowe tarafından ölçekten ve dönme ve ötelemeden bağımsız olan ÖBÖD özellik dönüşüm tekniği ortaya konulmuştur [141]. ÖBÖD metodu nesnelerin görüntü içerisinden bulunarak tespit edilmesi amacıyla yaygın olarak kullanılmaktadır. ÖBÖD metodu özelliği çıkarılmak istenen nesnenin belirgin özelliklerini çıkararak bir veri tabanı oluşturmakta ve

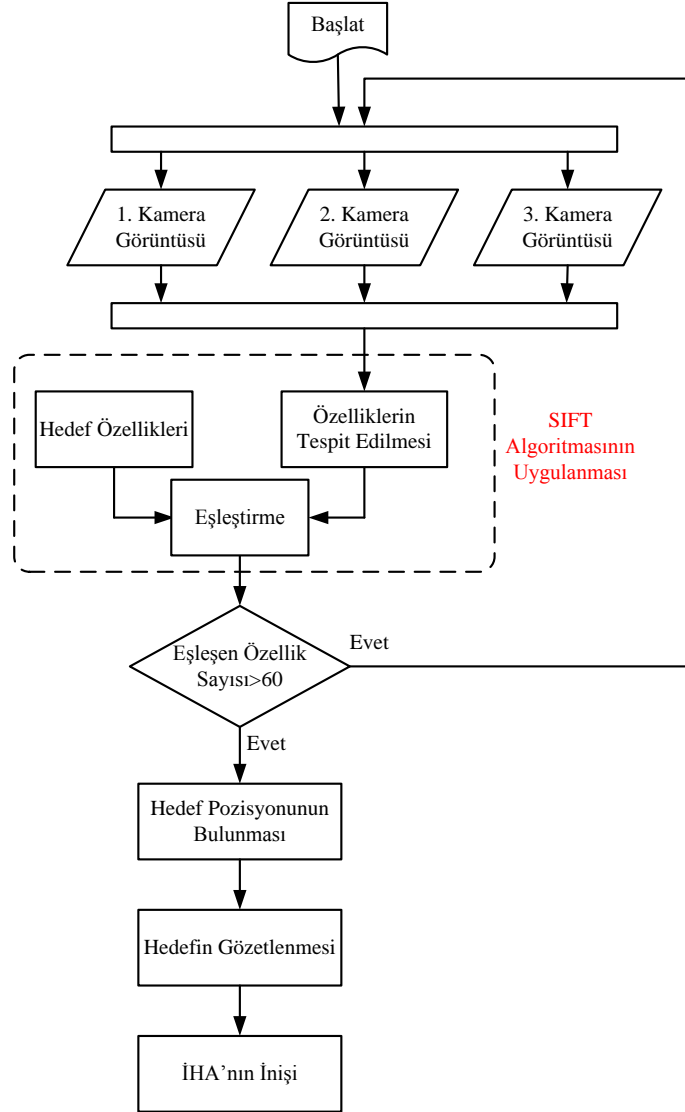
sonrasında gelen özellik vektörleri ile veri tabanını karşılaştırmaktadır. Diğer yöntemlerden farklı olarak öznitelik vektörleri ayrı ayrı ele alındığından daha gürbüzdür ve hata olasılığı en aza indirilmiştir [141].



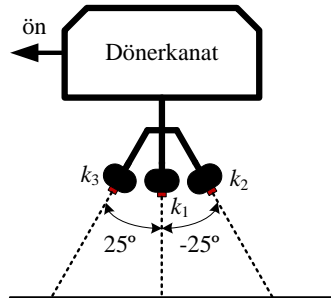
Şekil 6.5. Çoklu kamera uygulamasında hedef bölgesi

Tez çalışmasında Google Earth® üç boyutlu sanal çevre ortamında Şekil 6.5'te verilen alan hedef ve 500m×500m'lik bir bölge ise arama alanı olarak belirlenmiştir. Matlab® kullanılarak oluşturulan algoritma ve ÖBÖD yöntemi kullanılarak hedef bölgesinin arama alanında aranarak tespit edilmesi ve ardından bu hedefin yaklaşık merkezi etrafında 50m'lik bir çember çizdikten sonra merkez noktasına dönerkanatın inmesi sağlanmıştır. Sistemin çalışmasını gösteren akış diyagramı Şekil 6.6'da verilmiştir.

Google Earth® ortamında sadece bir adet kameradan görüntü alınabilmesinden ötürü, kameranın bakış açısı değiştirilerek birden fazla kamera desteği kullanılıyor gibi işlemler ele alınmıştır. Google Earth® üzerindeki kameranın sapma açısı dönerkanatın önü ile aynı açıda iken kameranın eğim açısının 0° ve 25°'lerde (Şekil 6.6'daki 1 ve 3 nolu kameralar) ve 180° farklı iken -25°'lik (Şekil 6.6'daki 2 nolu kamera) eğim açısı için alınan görüntüler 3 farklı kameradan alınan görüntüler olarak ele alınmış ve ard arda benzerlik tespiti işlemine tabi tutulmuşlardır. Şekil 6.6'da kameraların bakış açılarının görsel hali verilmiştir. Bu üç kameradan tespit edilen özellikler ile hedef alanın özelliklerinin 60 ve üzeri adet özellik eşleşmesi durumunda hedef bölgesinin istenilen alanda olduğu kabul edilmiştir.



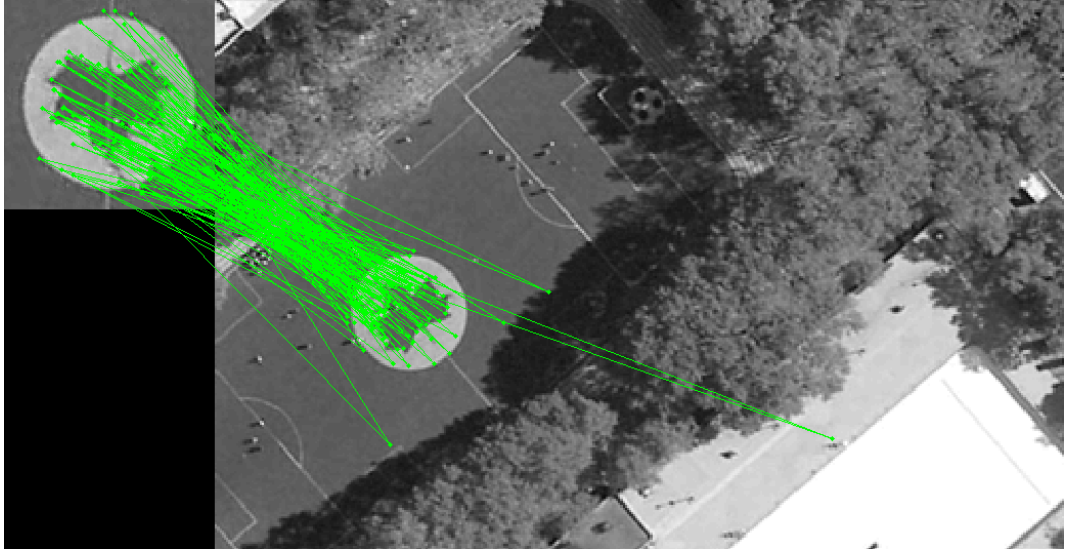
Şekil 6.6. Hedef alanının tespitinde kullanılan sisteme ait akış diyagramı



Şekil 6.7. Kameraların bakış açıları (k_1 ve k_3 kameralarının sapma açıları dönerkanat ile aynı, k_2 kamerasının 180° farklıdır.)

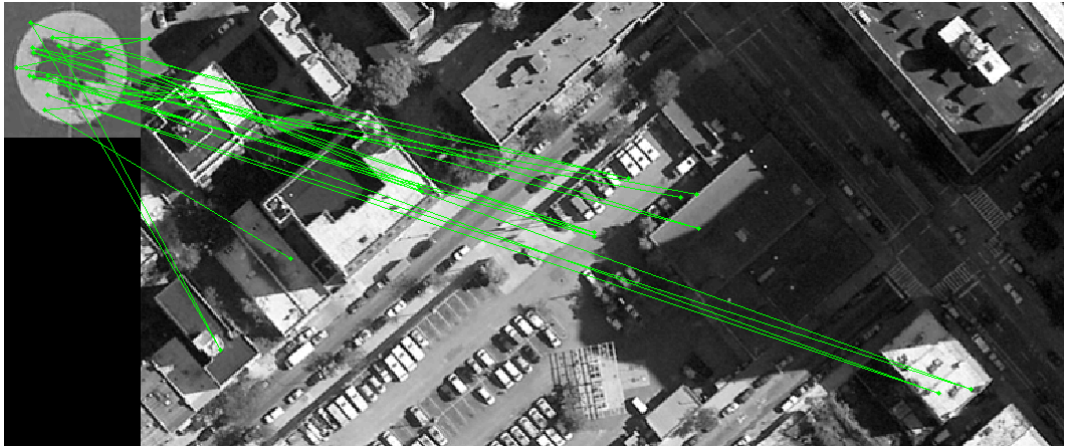
Kameraların açısından dolayı hedef bölgesinin k_2 ve k_3 kameralarından birinde tespit edilebilme ihtimalinin daha yüksek olması varsayımıyla, ön veya arka yöne bakan kameraların hangisinden alınan görüntüde hedef tespit edilmişse dönerkanatın sapma açısı güncellenerek o yönde harekete devam edilecektir. Hedefin k_1 kamerasının görüş açısına girmesinin ardından hedef bölgesinin bulunduğu alanın koordinat bilgilerinin belirlenmesi işlemi ele alınmıştır. Hedef ile eşleşen özelliklerin konum bilgileri kullanılarak hedefin görüntüdeki yeri tespit edilmiştir ve ardından kameranın pozisyon bilgisi yardımıyla hedefin koordinat bilgisinin yaklaşık olarak hesaplanmaya çalışılmıştır. Daha sonra hedef alanı gözetimde tutulacak şekilde 50m yarıçaplı bir daire çizilerek hedef gözlemlenmiş ve dönerkanatın inişi sağlanmıştır. Google Earth® üzerinde bulunması istenen hedef bölgeyi içeren 500m×500m'lik içerisinde hedefin bulunabilmesi amacıyla 3 farklı arama yöntemi denenmiştir. İlk olarak herhangi bir bilgi kullanmayan bilgisiz arama yöntemi ele alınmıştır. Rastgele yönlerde yapılan ilerleme ile hedef bölgesinin araması yapılmıştır. Ancak hedef alanın aranması sırasında tarama yapılan bölgelerin defalarca yeniden taranması işlem zamanının artmasına neden olmuştur. Bu nedenle bilgisiz rastgele arama yöntemi yerine daha düşük işlem zamanı gerektiren yöntem kullanılmaya çalışılmıştır. İkinci yöntemde arama bölgesi ızgara⁵¹ yapısı ile 50m×50m'lik karelere ayrılmış ve bu karelerin merkezleri kontrol noktaları olarak ele alınmıştır. Bu noktalarda 3 farklı açıda alınan görüntüler üzerinde hedef alanı bulunmaya çalışılmıştır. Toplamda 100 adet kontrol noktası oluşturulduğundan işlem zamanının en uzun olacağı süre belirlenmiş olmaktadır. Kontrol edilen alanlardaki özellikler ile hedef bölgesinin özelliklerinin eşleşen özellikleri sayısının belirlenen eşik değerinden yüksek olması durumunda arama işlemi sonlandırılarak hedef alanı gözetlenmektedir. Hedef alanın etrafında çizilen dairenin ardından dönerkanatın inişi yapılmaktadır.

⁵¹ İng. *Grid*

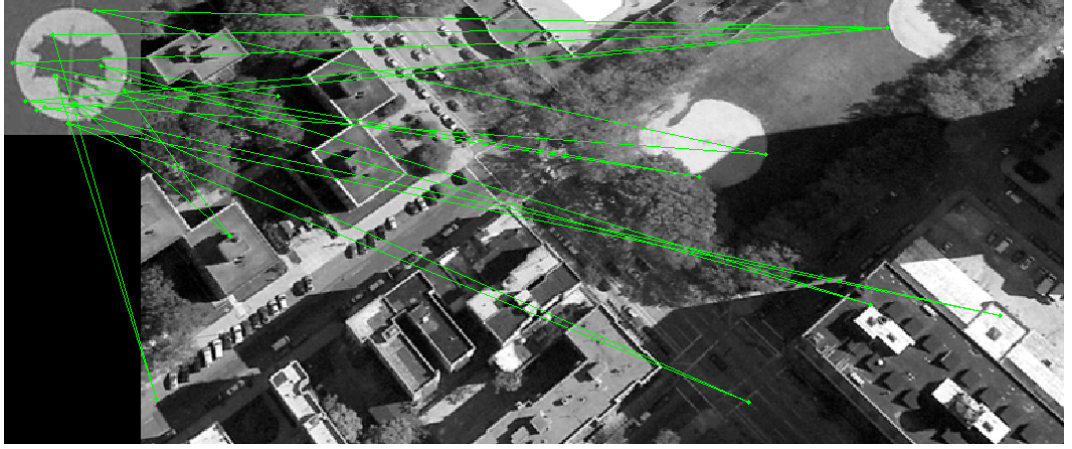


Şekil 6.8. ÖBÖD ile hedefin tespit edildiği durum

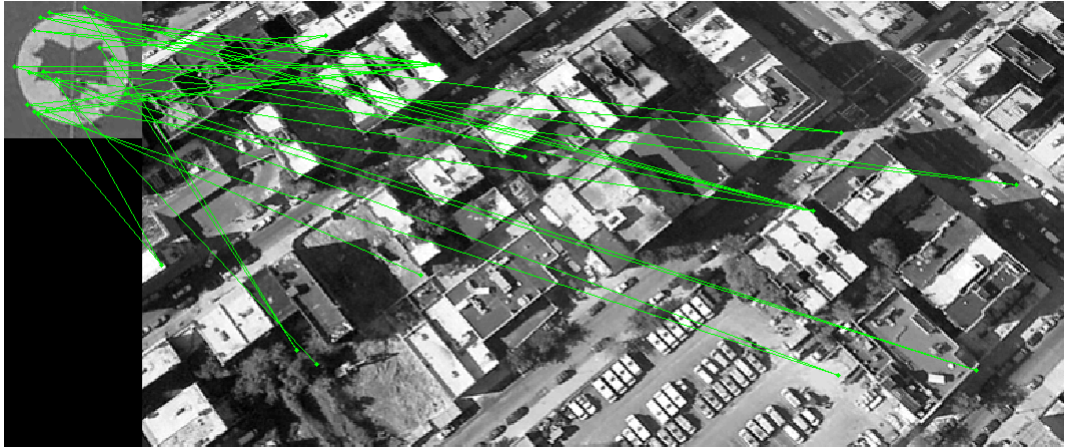
Şekil 6.8’de ÖBÖD algoritması kullanılarak aranan hedef bölgesinin kamera görüntüsünde bulunduğu andaki eşleme görüntüsü verilmiştir. Şekil 6.9–6.11’de ise hedef görüntünün olmadığı durumdaki eşleme görüntüleri verilmiştir. Görüldüğü üzere hedefin olduğu görüntüde eşlenen noktaların sayısı hedefin olmadığı görüntüye göre oldukça fazladır. Çalışmamızda da bu yaklaşım kullanılarak hedefin görüntüde olup olmadığına karar verilmiştir. Bu şekilde hedef tespiti başarı ile gerçekleştirilmiştir.



Şekil 6.9. ÖBÖD ile hedefin tespit edilemediği durum



Şekil 6.10. ÖBÖD ile hedefin tespit edilemediği durum



Şekil 6.11. ÖBÖD ile hedefin tespit edilemediği durum

Yapılan denemeler sonucunda ÖBÖD algoritmasının hedef alanının tespit edilmesinde kullanılması sırasında yüksek başarımlar elde edilmiştir. Ancak arama alanı hakkında bilgi sahibi olunmaması işlem zamanının düşürülmesi için yapılabilecek çalışmaları kısıtlamaktadır. Bunun dışında tespit edilen hedef alanının konum bilgisinin hesaplanması sırasında kamera parametrelerinin bilinmemesinden dolayı zorluklarla karşılaşmıştır. Hedef alanının merkeze alınması işlemi sırasında görüntü piksellerinin enlem ve boylam bilgisine dönüştürülmesi sırasında hatalar ortaya çıkmıştır. Bu hataların en aza indirilmesi için kamera parametrelerinin bilinmesi gerekmektedir. Bilgi eksikliklerinin olmasına rağmen hedef alanının tespit edilmesi ve gözlemlenmesi başarı ile yerine getirilmiştir.



Şekil 6.12. Kalkış anında alınmış görüntüler

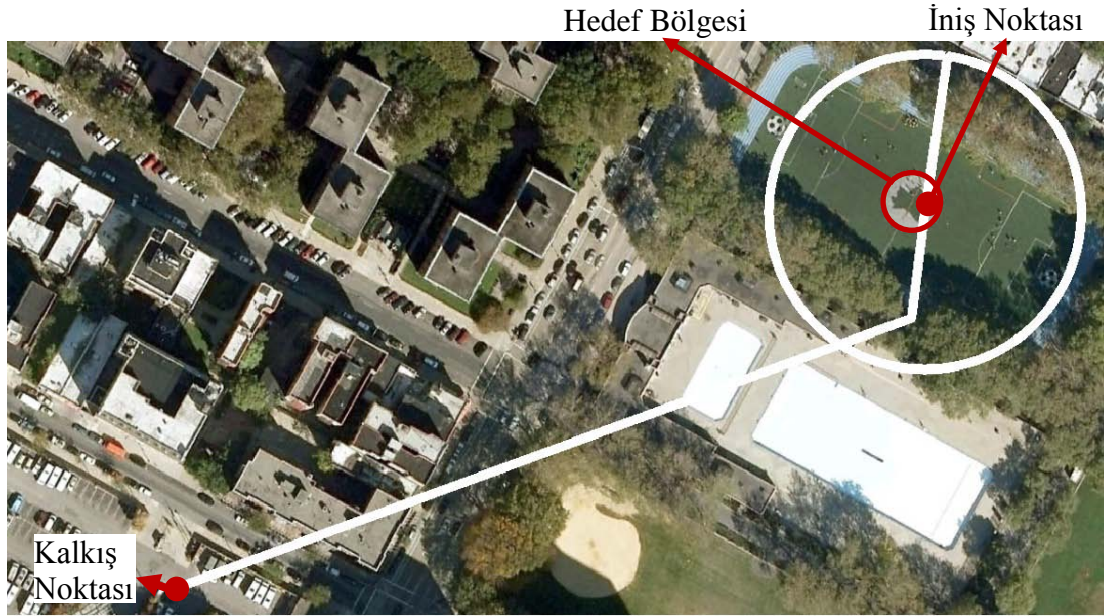


Şekil 6.13. Hedefin gözetlenmesi sırasında hedefin etrafında daire çizilirken alınan görüntüler



Şekil 6.14. İniş anında alınmış görüntüler

Şekil 6.12’de uygulamanın başlaması sırasında kalkış anından alınan görüntüler verilmiştir. Şekil 6.13’te ise hedef alanının bulunmasının ardından bölge görüntü merkezine taşınmaktadır. Daha sonra hedef noktasının merkezi referans olarak alınmış ve 50m yarıçaplı bir çember oluşturularak hedef alanı gözetlenmeye başlanmıştır. Gözetleme işleminin ardından hedef bölgesinin hesaplanan merkezine dönerkanat’ın indirilmesi sağlanmıştır (Şekil 6.14). Şekil 6.15’te basit bir durum sistemin başarısının gösterilebilmesi için kalkış noktasından iniş noktasına kadar takip edilen yol çizdirilmiştir. Hedef alanının tespiti ardından hedef etrafında gezinilerek hedefin merkezi olarak hesaplanan noktaya önerkanat iniş yapmıştır.



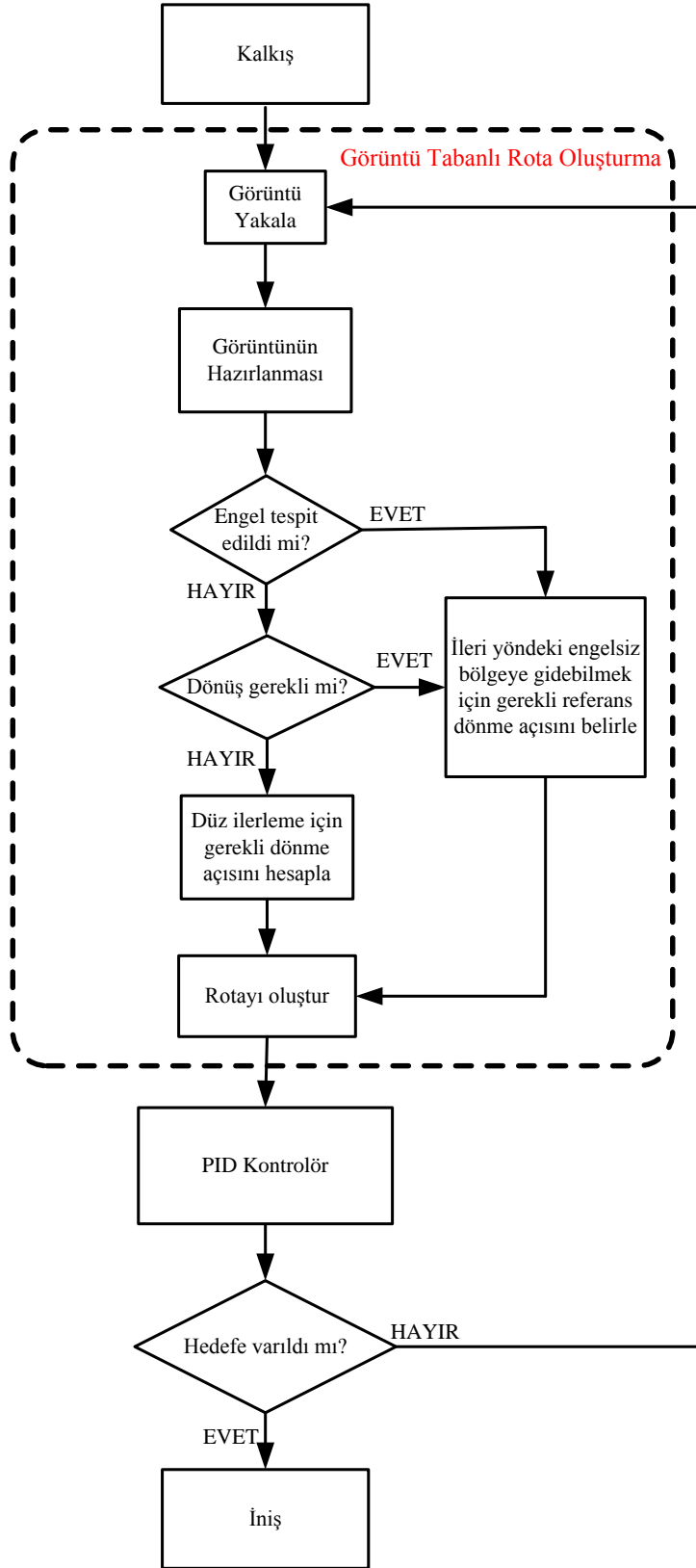
Şekil 6.15. Hedefin tespit edilip gözetlenmesi sırasında takip edilen yol

6.3 Görüntü Tabanlı Gezinim Uygulaması ve Sonuçları

Dış dünya ile herhangi bir bilgiye sahip olmayan canlıların etrafındaki nesnelere veya engelleri tespit ederek herhangi bir yere çarpmadan istedikleri noktaya varabilmeleri bilim adamların çalışmalarına konu olmuştur [111, 114, 124, 141, 153-154]. Yapılan araştırmalar uçan böceklerin etraflarındaki engelleri hareket bilgisini kullanarak

tespit ettikleri sonucunu ortaya koymuştur. Böceklerin hatasız bir biçimde engelleri tespit edebilmesi düşüncesinin temelindeki teknik kullanılarak optik akış yöntemi ortaya atılmıştır [114, 153-154]. Optik akış yöntemi ardışık olarak alınan görüntüleri kullanarak hareket vektörlerini elde etmemize olanak sağlamıştır. Elde edilen vektörler farklı çalışmalarda engellerin tespit edilmesi, nesnelere arka plandan ayrılması, yöngüdümlü ve benzeri amaçlar için kullanılmıştır [114, 124]. Optik akış yöntemi bu tez çalışmasında engellerin tespit edilmesi ve yöngüdümlü amaçlı olarak kullanılmış ve başarılı sonuçlar elde edilmiştir. Literatürde engellerin tespit edilmesi çalışmalarında optik akış vektörlerinden elde edilen genlik değerleri ve kameraya ait odaklama mesafesi kullanılarak engellerin tahmini uzaklıkları tespit edilmeye çalışılmıştır [111, 114]. Bu yöntem dışında denge veya merkez teorisi⁵² olarak bilinen bir yöntem daha bulunmaktadır. Denge yönteminde kameradan alınan görüntünün sağ ve sol kısımlarındaki optik akış değerlerinin genlikleri kullanılarak engellerin ortasından hareket edilebilmesi sağlanmaya çalışılmaktadır [114, 124]. Belirtilmiş olan bu iki yöntem basitleştirilmiş ortamlarda iyi sonuçlar vermektedir ancak benzetimde kullanılan Google Earth® ortamında karmaşıklığın fazla olmasından dolayı ikna edici sonuçlar alınmamıştır. Literatürde kullanılan engel tespit yöntemlerinin temelinde “Yakındaki nesnelere ait hareket vektörlerinin değerleri, uzakta bulunan nesnelere göre daha büyüktür” düşüncesi vardır [114, 124]. Tez çalışmasında ortaya konulan yöntemin temeli de bu düşüncesi farklı bir açıdan yorumlamaya dayanmaktadır “Optik akışın en az olduğu bölge en uygun hareket edilebilir bölgeyi belirtmektedir”. Bu yaklaşım kullanılarak engellerden sakınma ve kavşak veya dönüş noktalarının bulunması için yeni bir çalışma sunulmuştur. Sisteme ait akış diyagramı Şekil 6.16’da verilmiştir.

⁵² İng. *Balance Theory, Center Theory*



Şekil 6.16 Dönerkanat İHA'nın gezinimi için tasarlanan sistemin akış diyagramı

Literatürde bulunan optik akış metotlarından Lucas-Kanade [28, 32–33], Hierarchical Lucas-Kanade [143, 155] ve Horn&Schunk [141–142, 155] metotları kullanılan ortamda test edilmiş ve etkileyici özelliklerinden dolayı Horn&Schunk optik akış yöntemi hareket vektörlerinin hesaplanmasında tercih edilmiştir.

6.3.1. Optik Akış Yöntemi ile Engellere Çarpmadan İlerleme

Optik akış engeller ve gözleyici tarafından oluşan hareketler hakkında bilgi vermektedir, bu bilgi karmaşık olmayan ortamlarda nesnelerin pozisyonlarını ve onlardan kaçabilmek için kullanılabilir. Ancak ortamın karmaşıklığının artması durumunda ham optik akış matrisleri kullanılarak engellerden sakınma sağlanması zor bir problem haline almaktadır. Literatürde yapılmış olan çalışmalarda karmaşık ortamlarda karşılaşılan problemlerden bahsedilmektedir, can sıkıcı problemlerden birisi de alınan görüntünün kalitesinin düşük olmasıdır ki; bu problem engellerin tespit edilebilmesi için kullanılan kenar ve köşe bilgilerinin sağlıklı olmamasına neden olacağından kenar ve köşe bulma tabanlı sistemlerin başarısız olmasına neden olmaktadır. Kullanmakta olduğumuz üç boyutlu ortamda kenar bulma yöntemleri kullanılarak farklı yaklaşımlar çıkarılmaya çalışılmıştır. Ancak kullanılan ortamın karmaşıklığı ve görüntü kalitesinin düşük olmasından dolayı elde edilen kenar ve köşe bilgileri durağan olmamıştır. Bu nedenle kenar bilgilerine dayandırılarak engellerden sakınma optik akış yöntemleri kullanılarak geliştirilmiş yöntemler kadar etkileyici olmamıştır. Literatürdeki diğer çalışmalara bakıldığında optik akış yöntem kullanılarak geliştirilmiş teknikler daha iyi sonuç verebilmektedir. Engellerden kaçınabilmek için kullanılmakta olan basit ve etkili yöntemlerden birisi de denge teorisidir [114, 124, 154]. Denge teorisi, arıların yönlerinin nasıl tespit ettiği üzerine yapılan çalışmalar sonucunda ortaya atılmıştır. Arılar duyaçlarından gelen akış vektörlerini kullanarak engellere yaklaştığını tespit edebilmekte ve kendini sakınabilmektedir [154]. Benzer bir mantık kullanılan denge teorisinde alınan görüntü kareleri üzerinden hesaplanan optik akış matrislerinin öncelikle genlikleri denklem (6.1)'de verildiği şekilde hesaplanır.

$$V_g = \sqrt{\frac{u^2 + v^2}{\sqrt{\dots}}} \quad (6.1)$$

Elde edilen optik akış genlik matrisi, görüntünün merkez noktası referans alınarak görüntünün sağ (V_g^1) ve sol (V_g^2) kısmını ifade edecek şekilde aynı boyutlu 2 matris haline getirilir ve elde edilmiş bu iki matrisin ortalaması hesaplanır (V_o^1, V_o^2). Görüntünün sağ ve sol kısımları için elde edilen iki değer kullanılarak engellerin hangi kısımda (sağ, sol) olduğu tespit edilir ve engellerden sakınabilmek için gerekli sapma açısı hesaplanır (denklem (6.2)).

$$\psi_r = k(V_o^1 - V_o^2) \quad (6.2)$$

Yukarıda anlatılmış olan denge teoremi kullanılarak Google Earth® ortamında yapılan çalışmalarda aracın binalara çok yaklaştığı ve zaman zaman binalara çarptığı gözlemlenmiştir. Ayrıca yapılan çalışmalarda bu yöntem kullanılırken yolda zikzaklar çizerek ilerlendiği görülmüştür ve dönerkanat ile yapılacak uygulamalarda geliştirilerek kullanılmasına karar verilmiştir.

Denge teorisi ve literatürdeki diğer yöntemlerde, yakındaki engellere ait optik akış hızları uzaktaki nesnelere göre daha büyük olduğu belirlenmiştir [114, 124]. Bu yaklaşımın tersi ele alınacak olursa ifade “Optik akışın az olduğu bölgelerde engeller en uzaktır” şekline dönüştürülebilir. Bu yaklaşım kullanılarak dönerkanatın yöngüdümü için yeni bir yöntem ortaya konulmuştur. Bu yöntemde aracın engellerden kaçabilmesi için gerekli dönme açısı tespit edilmektedir.

Google Earth® ortamından alınan görüntüler ve optik akış değerleri incelendiğinde gökyüzü ile aracın altında kalan yola ait bölgelerdeki optik akış değerlerinin sisteme katkısı olmadığı tespit edilmiştir. Bundan dolayı o bölgelerin dikkate alınmaması kararlaştırılmıştır. Alınan görüntüdeki anlamlı bölge arama penceresi olarak atanmıştır. Yüksekliği arama penceresinin yüksekliğine eşit ve genişliği deneyimlere

dayalı olarak seçilen bir şablon bu arama penceresi üzerinde kaydırılarak en düşük optik akışın olduğu bölge belirlenmeye çalışılmaktadır. Ardından aracın o bölgeye dönebilmesi için gerekli dönme açısı Çizelge 6.2’de sözde kodu verilen algoritmadaki ölçütlere bağlı olarak tespit edilerek sistemin uygulanabilmesi için referans sinyal üretilmektedir. Arama penceresi ve hareket edilmesi en uygun bölgenin tespitinde kullanılan şablon Şekil 6.17’de görsel olarak verilmiştir.



Şekil 6.17. Engellerden sakınma işleminde kullanılan arama penceresi ve şablon

Çizelge 6.2. Kavşaklarda dönüş yapılmayan durumlar için engel tespiti

Döngü $i = 1$ to $(S < T_\ell)$

$$T_s(i) = \sum_x \sum_y M(x, y)$$

Döngü Sonu

$$i^* = \arg \min_i T_s(i)$$

En küçük optik akış değerine sahip şablonu seç ve $T_c = T_s(i^*)$ olarak belirle

T_c 'nin merkez noktasını hesapla ve merkez noktasını C_c olarak tanımla

| | | | |
|---|-----------------------|------------|-----------------------|
| Eğer | $C_c < 55$ | ise | $\psi_p = -7^\circ$ |
| Eğer | $55 \leq C_c < 65$ | ise | $\psi_p = -3^\circ$ |
| Eğer | $65 \leq C_c < 75$ | ise | $\psi_p = -1.5^\circ$ |
| Eğer | $75 \leq C_c \leq 85$ | ise | $\psi_p = 0^\circ$ |
| Eğer | $85 < C_c \leq 95$ | ise | $\psi_p = 1.5^\circ$ |
| Eğer | $95 < C_c \leq 105$ | ise | $\psi_p = 3^\circ$ |
| Eğer | $C_c > 105$ | ise | $\psi_p = 7^\circ$ |
| Yeni dönme açısı için komut sinyalini güncelle ($\psi_r \leftarrow \psi + \psi_{p1}$) | | | |

Çizelge 6.2’de hesaplanmakta olan $M(x,y)$, noktasındaki şablonun optik akış değerlerinin toplamıdır ve eşitsizlikte kullanılmakta olan eşik değerleri yapılan testler sonucunda belirlenmiştir.

Dönerkanatın kavşak noktasından döndüğünde yaptığı açı çok büyük olduğundan belirli bir süre içerisinde alınan görüntülerdeki optik akış değerleri sistemin kararsızlığa gitmesine neden olabilmektedir. Bu nedenle aracın dönüş yaptığı anlardan sonraki 20 görüntü karesi boyunca ek olarak ikinci bir engel tespit sistemi devreye girmektedir. Bu sistem daha önce verilen sistemde elde edilen dönme açısına düzeltme açısı oluşturmaktadır.

Dönme hareketinin yapıldığı anlarda, alınan görüntülerden optik akış matrislerinin genlikleri hesaplanır. Ardından belirlenmiş arama penceresi üzerinde, genişliği 5 piksel ve yüksekliği arama penceresi ile aynı seçilmiş şablon kaydırılır ve şablonun bulunduğu bölgedeki optik akış değerleri toplanarak bir vektöre yazılır. Bu işlem bütün arama penceresi taranana kadar yapıldıktan sonra oluşturulmuş vektörün beklenen değeri hesaplanır. Bu değer bize görüntüdeki engellerin yoğunluğu hakkında bilgi vermektedir. Eğer beklenen değer, görüntü merkezine yakın bir bölgede ise engeller sağ ve sol kısımlarda yaklaşık olarak eşit dağılmışlardır. Eğer beklenen değer sola yakınsa sağdaki engel yoğunluğu daha fazladır ve yakındır, eğer sağa yakınsa da solda engel yoğunluğu fazla ve engeller araca yakındır. Bu bilgiler

doğrultusunda aracın dönme yaptığı anlarda engellerden kaçabilmek için ihtiyacı olan dönme açısının düzeltilmesi tespiti yapılır. Algoritmanın sözde kodu Çizelge 6.3'te verilmiştir.

Çizelge 6.3. Kavşaklarda dönüş yapılan durumlar için engel tespiti

Döngü $i = 1$ to $(S < T_\ell)$

$$T_s(i) = \sum_x \sum_y M(x, y)$$

Döngü Sonu

T_s 'in beklenen değerini hesapla ve T_e 'yi şablonun başlangıcı olarak tanımla

Beklenen değeri başlangıç noktası olarak kabul eden noktanın merkezini belirle ve C_e olarak ata

Eğer $C_e < 55$ **ise** $\psi_{p2} = 7^\circ$

Eğer $55 \leq C_e < 65$ **ise** $\psi_{p2} = 3^\circ$

Eğer $65 \leq C_e < 75$ **ise** $\psi_{p2} = 1.5^\circ$

Eğer $75 \leq C_e \leq 85$ **ise** $\psi_{p2} = 0^\circ$

Eğer $85 < C_e \leq 95$ **ise** $\psi_{p2} = -1.5^\circ$

Eğer $95 < C_e \leq 105$ **ise** $\psi_{p2} = -3^\circ$

Eğer $C_e > 105$ **ise** $\psi_{p2} = -7^\circ$

Dönme açısı için komut sinyalini güncelle ($\psi_r \leftarrow \psi + \psi_{p1} + \psi_{p2}$)

6.3.2. Optik Akış Yöntemi ile Kavşakların Tespit Edilmesi

İnsansız hava araçlarının engellere çarpmadan hedef noktasına ulaşabilmesi için yöngüdümünün sağlanması, insansız araçlar konusunda sıkça karşılaşılan bir problemdir. Literatürde yapılmış çalışmaların sonuçları incelenecek olursa bütün yöntemlerde bazı dezavantajlar söz konusudur. Bu dezavantajların nedenleri arasında alınan görüntünün kalitesi en önlerde yer almaktadır. Alınan görüntünün yüksek kalitede olmaması durumunda köşe ve kenar bilgilerini kullanarak kavşakları tespit etmeye çalışan yöntemler hatta özellik çıkarımına dayanan yöntemler kötü sonuçlar verebilecektir. Bunun dışında kullanılan en yaygın metot ise optik akış bilgisinin en

uygun şekilde yorumlanarak kavşak veya dönüş tespitinin yapılmasıdır. Duchon'nın [124] çalışmasında üç farklı yöntem ele alınmış bunların eksik yanları ortaya koyulmuştur. En yaygın ve uygulanması en kolay yöntem daha önce bahsedilmiş olan denge teorisinin değiştirilmesiyle ortaya çıkan motor tabanlı metot⁵³'tur. Bu yöntemde denklem (6.3)'te verilen ifade aşağıdaki şekle dönüştürülmüştür.

$$\psi_r = k \left((1 + \gamma) V_o^1 - (1 - \gamma) V_o^2 \right) \quad (6.3)$$

Burada γ bulunması istenen dönüşlere ait önyargıdır⁵⁴. Bu değer bulunması gereken dönüşe göre değişmektedir. Bu yöntemde hedef noktasına ulaşabilmek için yapılması gereken dönüşlerin bilinmesi gerekmektedir. Bu yöntem literatürde duvar takibi olarak da bilinmektedir. Yöntemin dezavantajı hedef noktasına otomatik olarak varılamaması ve gerekli hareketlerin önceden bilinmesi gerekliliğidir.

Duchon'nın [124] çalışmasında verilen diğer yöntem algı tabanlı metottur⁵⁵. Bu yöntemde ise optik akış genlik matrisi ortadan iki eşit parçaya ayrılıp sağ ve sol matrisler olarak tanımlanmaktadır. Ardından bu matrislerin toplamının ya da ortalamasının belirlenen bir eşik değerinin altına düşüp düşmediği belirlenmeye çalışılır. Bu yöntemin dezavantajı ise Duchon [124] tarafından belirtildiği gibi, dar dönüş noktalarının tespit edilememesidir.

Kavşakların veya dönüşlerin tespit edilebilmesi için geliştirilen yöntemde optik akış matrislerindeki bilgi farklı bir şekilde yorumlanarak anlamlı veriler elde edilmeye çalışılmıştır. İlk olarak optik akış genlik matrisinin sağ ve sol kısımlarında işleme sokulacak bölgeler tespit edilmiştir. Yöntemin işleyişi aşağıda anlatılmıştır.

Yakında olan nesnelere için optik akış değerlerinin daha büyük olduğu bilgisi hatırlanarak, Vx_i ve Vy_i , x ve y yönlerinde i . görüntü karesi için elde edilen optik akış

⁵³ İng. *Motor-based Method*

⁵⁴ İng. *Bias*

⁵⁵ İng. *Perception-based Method*

matrisleri olarak kabul edilsin. Geçici deęişim matrisleri ařaęıda verildięi gibi hesaplanabilir.

$$\begin{aligned} Dx_i &= Vx_{i+1} - Vx_i \\ Dy_i &= Vy_{i+1} - Vy_i \end{aligned} \quad (6.4)$$

Geçici deęişim matrisleri hesaplandıktan sonra x ve y yönlerine ait matrislerin türevi ($G_x := \nabla Dx_i$, $G_y := \nabla Dy_i$) hesaplanır ve G_x ve G_y matrisleri görüntünün saę ve sol kısımlarını ifade edecek şekilde ikiye ayrılır.

$$\begin{aligned} G_{xL} &= G_x(r, c), \quad 1 \leq r \leq R, \quad 1 \leq c \leq C/2 \\ G_{xR} &= G_x(r, c), \quad 1 \leq r \leq R, \quad 1+C/2 \leq c \leq C \\ G_{yL} &= G_y(r, c), \quad 1 \leq r \leq R, \quad 1 \leq c \leq C/2 \\ G_{yR} &= G_y(r, c), \quad 1 \leq r \leq R, \quad 1+C/2 \leq c \leq C \end{aligned} \quad (6.5)$$

R ve C sırasıyla görüntünün satır ve sütun sayısını belirtmektedir. Oluřan türev matrisleri sütun vektörü haline getirilerek deęişinti⁵⁶ deęerleri (v_{xL} , v_{xR} , v_{yR} , v_{yL}) $\sigma^2(X) = E[(X-E(X))^2]$ formülü ile hesaplanır. Daha sonra saę ve sol kısımlara ait elde edilen deęişim deęerlerinin genlikleri denklem (6.6) kullanılarak hesaplanır. Elde edilen saę ve sol deęişim deęerleri aracın kavřak veya dönüřleri algılaması için kullanılacaktır.

$$\begin{aligned} v_{mL} &= \sqrt{v_{xL}^2 + v_{yL}^2} \\ v_{mR} &= \sqrt{v_{xR}^2 + v_{yR}^2} \end{aligned} \quad (6.6)$$

Aracın ařırını geniş sokaklarda ilerlemesi durumunda deęişim deęerlerinin çok düşük olmasından dolayı araç kavřaęa geldięini düşünüp kararsızlıęa düşebilir, bunu önlemek için saę ve sol deęişim oranlarının da belirlenen bir eřik deęerinde büyük

⁵⁶ İng. *Variance*

olması sistemin performansının artırılması amacıyla kontrol edilmiştir. v_{mR} / v_{mL} ve v_{mL} / v_{mR} değerlerinin 1.5 değerinden büyük olması durumunda kavşağa gelinip gelinmediği sorgulamasına geçilmektedir. Eğer v_{mR} / v_{mL} değeri eşik değerinden çok büyükse araç herhangi bir dönüş olmadığını ve sağdaki engellere çok yaklaştığını anlamaktadır.

Görüntünün sağına ve soluna denk gelen değişim değerleri sürekli olarak kontrol edilmekte ve belirlenen şartlar sağlandığında kavşak ya da dönüş noktalarını tespit edilmektedir. Herhangi bir dönüş ya da kavşak noktası tespit edildiğinde aracın yapması gereken hareketi belirlemek için bulunan pozisyon ve hedef noktasının enlem ve boylam bilgileri kullanılarak Euclid mesafesi kullanılmaktadır. Düz ilerleme, sağa dönme ve sola dönme hareketlerinden hangisi aracın hedefe en fazla yaklaşmasını sağlıyorsa o hareket seçilerek aracın yöngüdümüne devam edilir. Yönteme ait sözde kod Çizelge 6.4'te verilmiştir.

Çizelge 6.4. Kavşak tespit algoritması

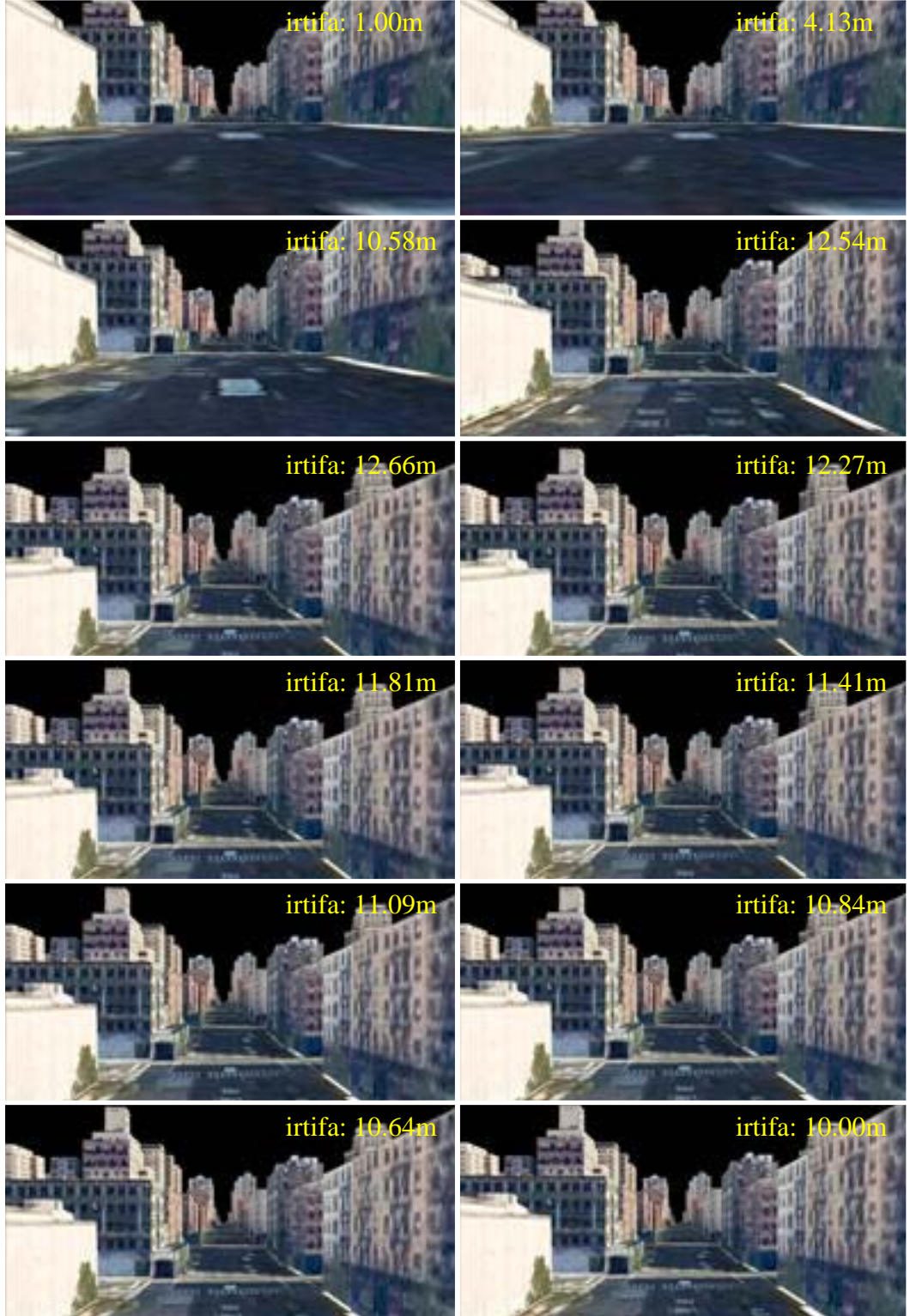
| |
|--|
| Dx_i , ve Dy_i matrislerinin eleman değerlerini hesapla |
| G_x , ve G_y matrislerinin eleman değerlerini hesapla |
| G_x , ve G_y matrislerini (G_{xL} , G_{xR} , G_{yL} , G_{yR}) matrislerini elde edebilmek için ikiye ayır ve bu matrisleri tek sütun vektörü haline dönüştür |
| v_{xL} , v_{xR} , v_{yR} , v_{yL} ve v_{mL} , v_{mR} değerlerini hesapla |
| Eğer $(v_{mR} / v_{mL}) \geq 1$ ise $ratio = v_{mR} / v_{mL}$ |
| Eğer $(v_{mL} / v_{mR}) > 1$ ise $ratio = v_{mL} / v_{mR}$ |
| Eğer $(v_{mL} < T_L)$ ve $(v_{mR} < T_L)$ ve $(ratio < 1.5)$ ise $C_R = \text{doğru}$ |
| Diğer Durumlarda $C_R = \text{yanlış}$ |
| Eğer $C_R = \text{doğru}$ ise Olası hareketler için Euclid uzaklıklarını hesapla |
| Dönerkanat ve hedef arasındaki en küçük uzaklığı veren hareketi uygula |

6.3.3 Görüntü Tabanlı Yöngüdümlü Sisteminin Uygulama Sonuçları

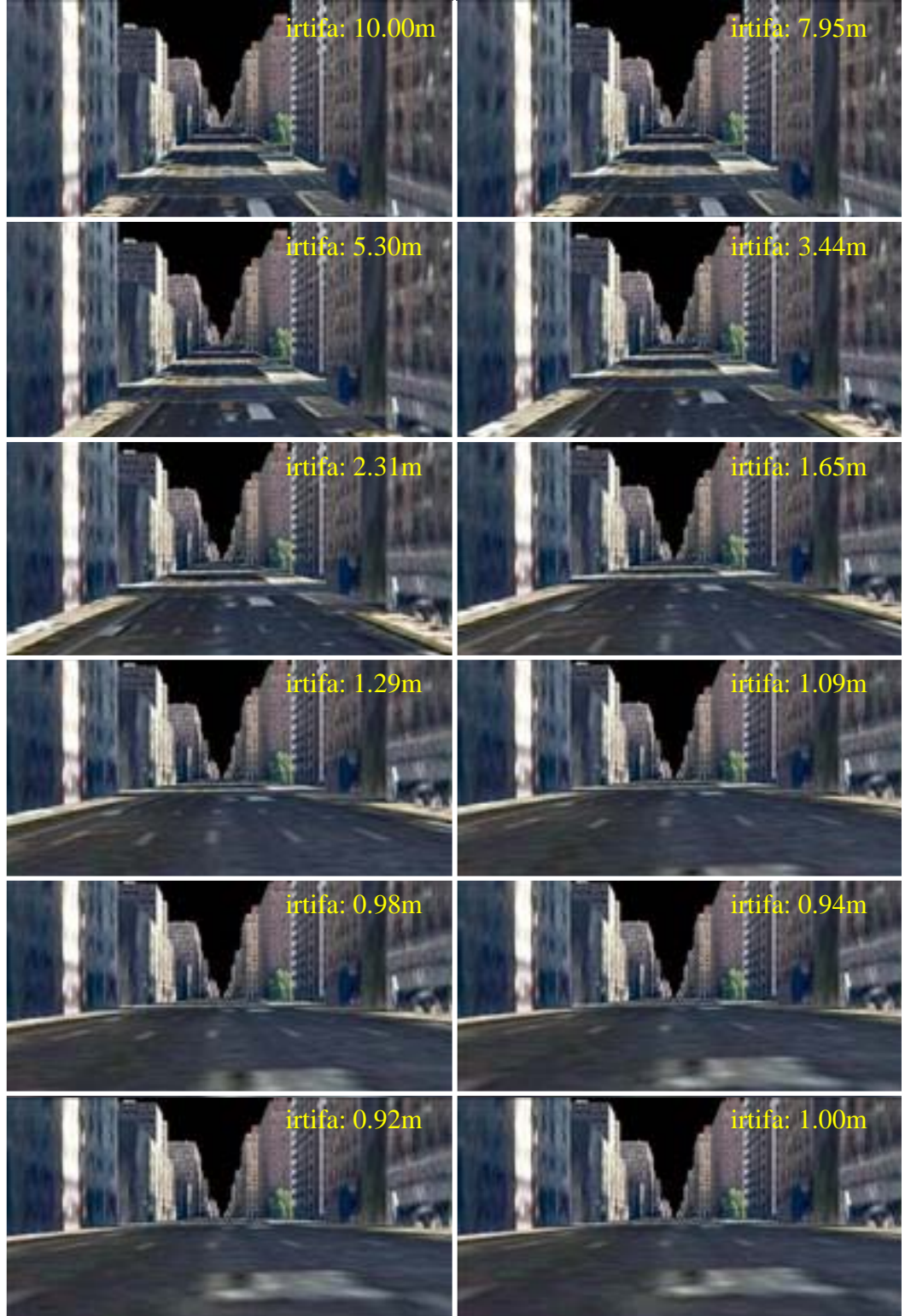
Dönerkanatın yöngüdümlü ve engellerden kaçınabilmesi için geliştirilen yöntemler Google Earth® ortamında denenmiştir. Google Earth®'e erişim Matlab® programı üzerinden yapılmıştır. Otonom uçuşlar, New York şehrindeki görüntülerin daha detaylı olması ve gerekli bilgilerin kolaylıkla elde edilebilmesinden dolayı otonom uçuşlar New York şehrinde yapılmıştır. Dönerkanatın pozisyon bilgilerine Google Earth® üzerinden başlangıçta erişilmiş ve ardından uygulama sırasında enlem ve boylam bilgileri güncellenerek kullanılmıştır. Yapılan çalışmada bazı kabullenmeler mevcuttur.

1. Google Earth® üzerinde ağaçların 3D modeli bulunmamaktadır, bu nedenle ağaçlar engel olarak düşünülmemiştir.
2. Rüzgârlar ve basınç değişiklikleri olmadığından uygulanan kontrol sisteminde gürültü eklenmeden sistem denenmiştir.
3. İnternet bağlantı hızı Google Earth® üzerinden alınan görüntülerde bulunan binaların modelinin oluşmamasına veya binaların özelliklerinin kaybolmasına neden olabilmektedir. Bu nedenle yapılan çalışmalar sırasında internet bağlantı hızının Google Earth®'ün çalışmasını engellemeyecek düzeyde iyi olduğu kabul edilmiştir.

Dönerkanatın istenilen yüksekliğe getirilmesi katsayıları önceki çalışmalarda belirlenen PID kontrolör kullanılarak yapılmıştır. Bu hareket esnasında video görüntüsünden yararlanılmamıştır. Aracın bulunduğu yükseklik Google Earth® üzerinden elde edilmiştir. Tasarlanan PID kontrolör aracı istenilen yükseklikte tutmayı amaçlamaktadır. Dönerkanatın yere indirilmesi sırasında da yine PID kontrolör kullanılmıştır. Kalkış ve iniş sırasında çekilmiş görüntüler Şekil 6.18 ve 6.19'da verilmiştir.

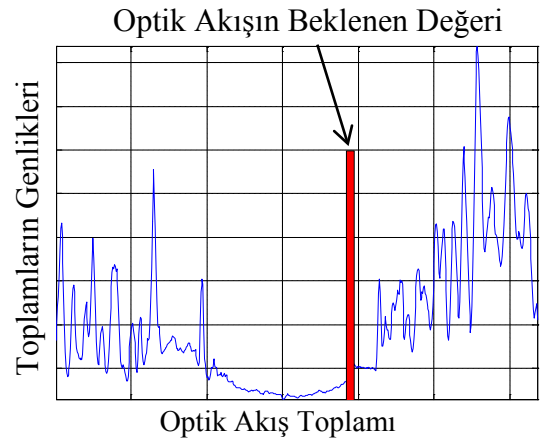
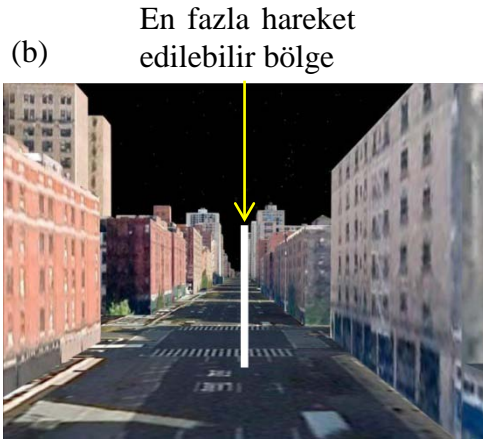
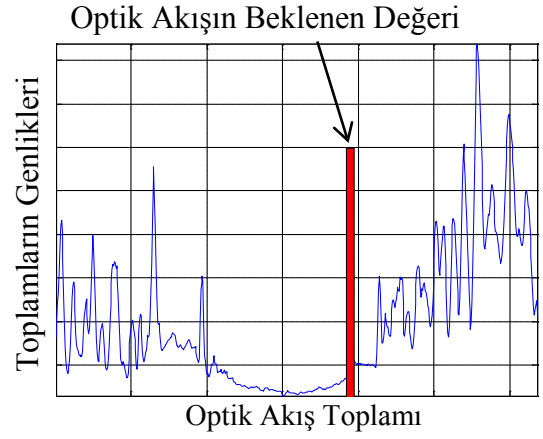


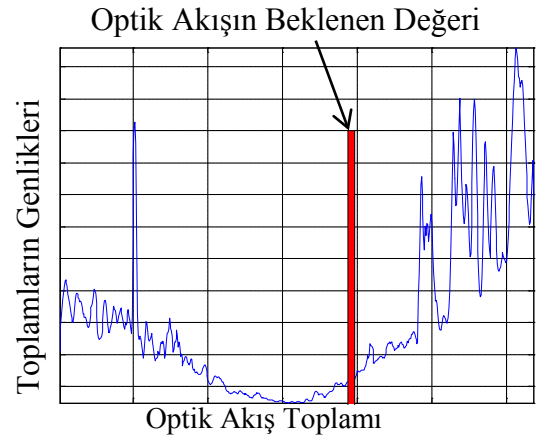
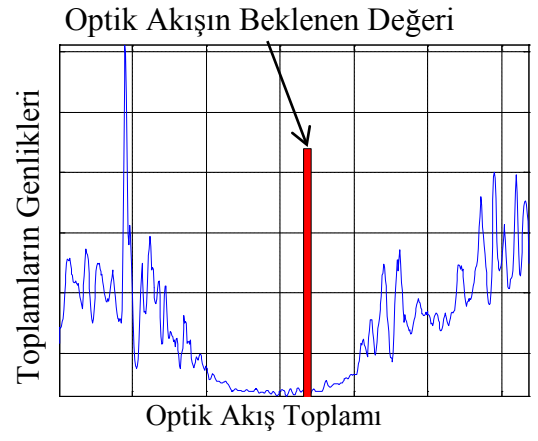
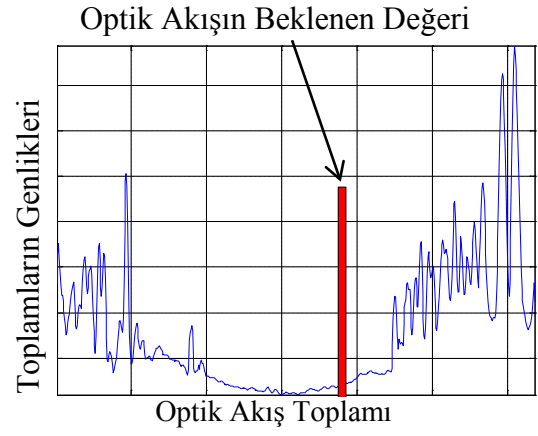
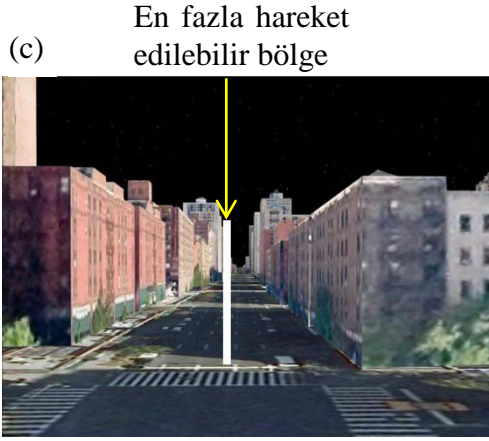
Şekil 6.18. Kalkış anında alınmış görüntüler

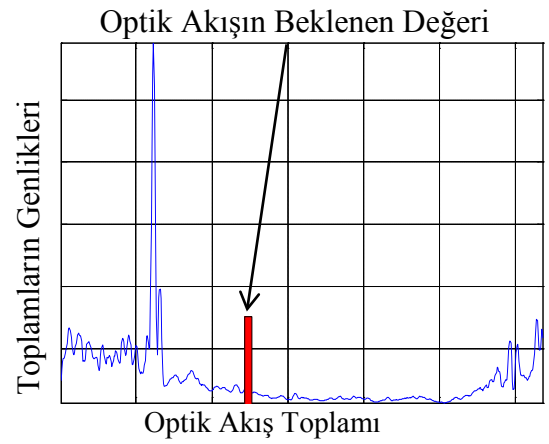
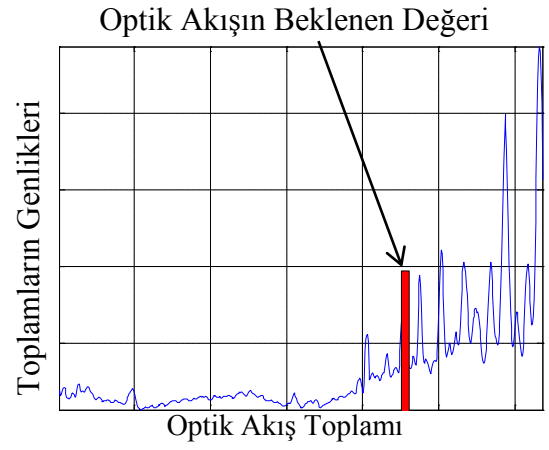
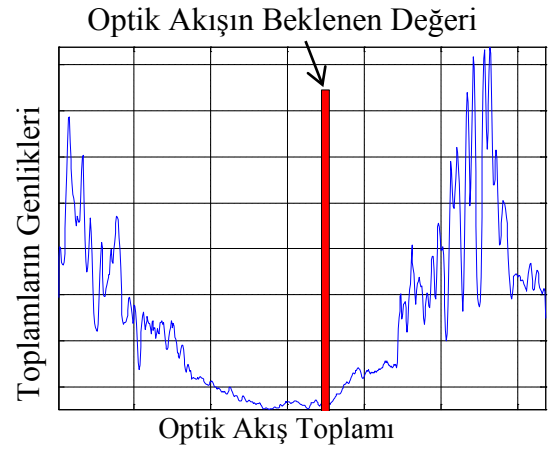
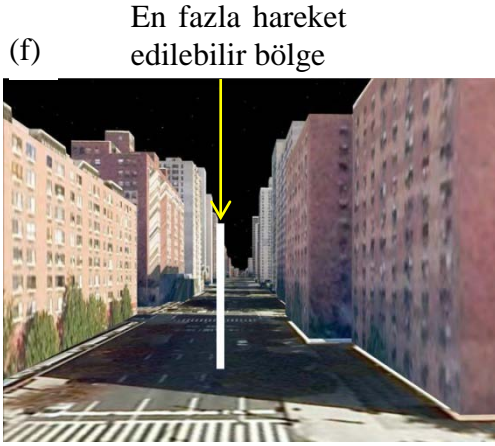


Şekil 6.19. İniş anında alınmış görüntüler

Şekil 6.20’de beyaz dikdörtgen alan, algoritma tarafından belirlenen maksimum hareket edilebilir bölgeyi göstermektedir. Bu bölgenin merkezi kullanılarak dönerkanat için gerekli görülen dönme açısı belirlenir (Ψ_{p1}). Eğer son 20 görüntü karelik süre içerisinde herhangi bir kavşak ya da dönüş bulunamamışsa hesaplanan dönme açısı kullanılarak dönme açısı $\Psi_r = \Psi + \Psi_{p1}$ ile güncellenir. Eğer herhangi bir kavşak ya da dönüş bulunmuş ve dönüş yapılmışsa düzeltme açısı optik akış toplam vektörünün beklenen değeri kullanılarak hesaplanır (Ψ_{p2}). Hesaplanan düzeltme açısı ile dönme açısı $\Psi_r = \Psi + \Psi_{p1} + \Psi_{p2}$ formülü ile güncellenir.





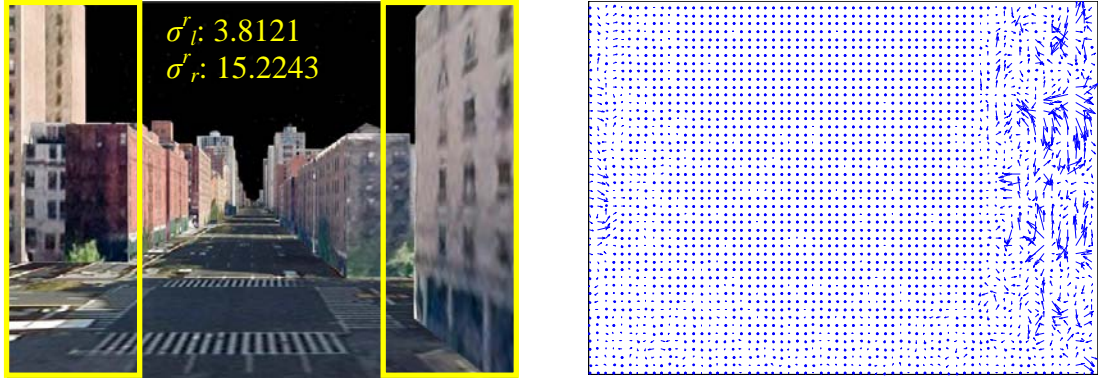


Şekil 6.20. Nesne tespit işlemi sonuçları (1. dönme açısı düzeltmeleri sol taraftadır, 2. dönme açısı düzeltmeleri sol taraftadır)

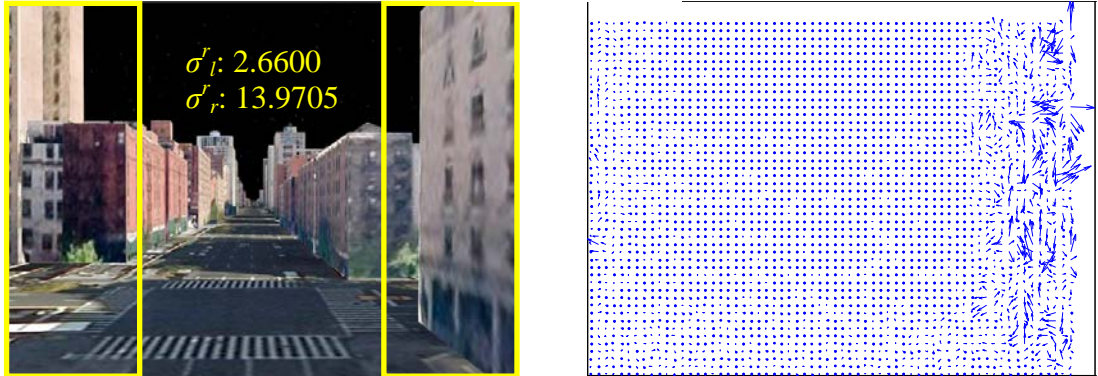
Ardı ardına alınan görüntüler ve bu görüntülere ait optik akış matrisleri sırasıyla Şekil 6.21'in sol ve sağ alt çizimlerinde verilmiştir. Soldaki görüntülerde çerçeve içine alınmış bölgede bulunan bina görüntüden çıkarken görüntülere ait geçici optik

akış matrislerinin değışimi gittikçe azalmakta ve bina tamamen kaybolduđunda da değışim değeri belirlenen eřik değeri 1.5'in altına dűřmektedir (řekil 6.21'deki $(n+15)$.- $(n+16)$. gűrűntűler).

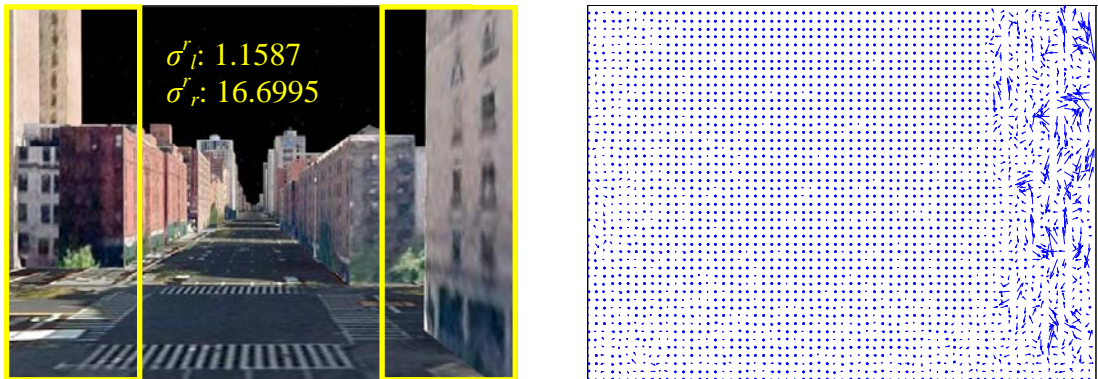
(n). gűrűntű



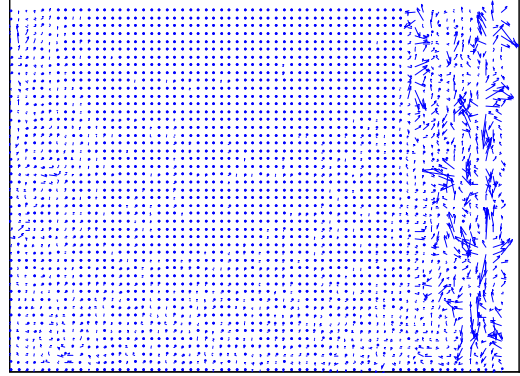
($n+1$). gűrűntű



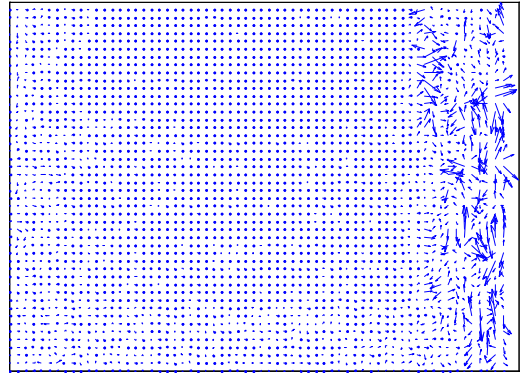
($n+2$). gűrűntű



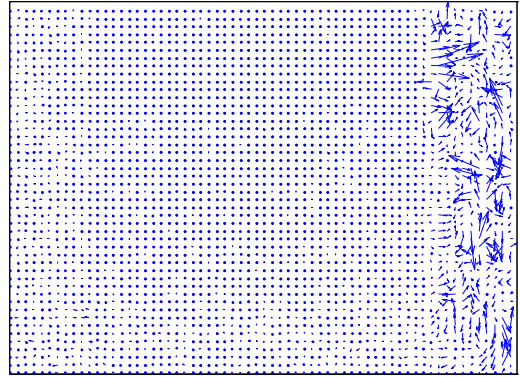
(n+3). görüntü



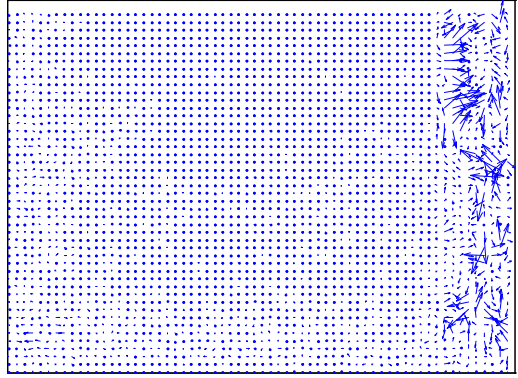
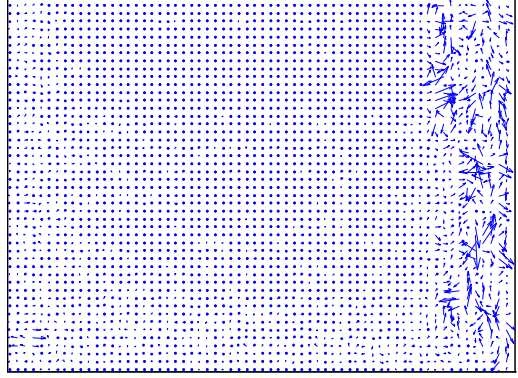
(n+4). görüntü



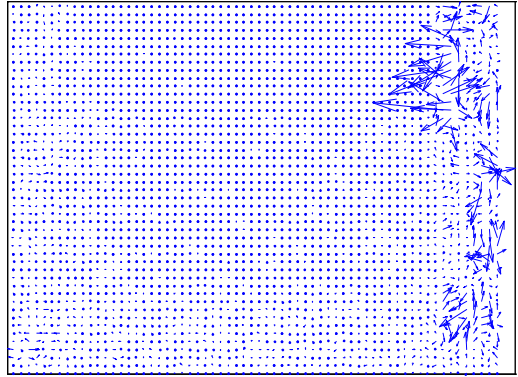
(n+5). görüntü



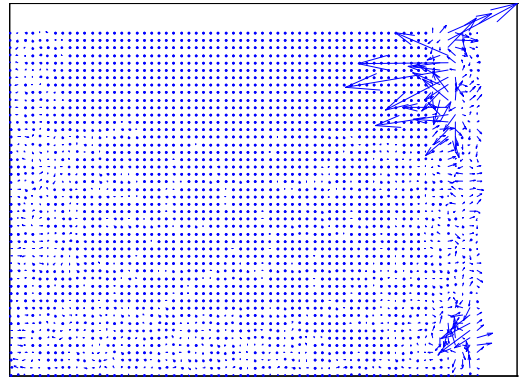
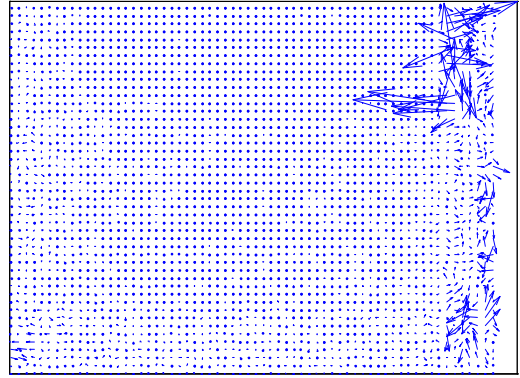
(n+6). görüntü



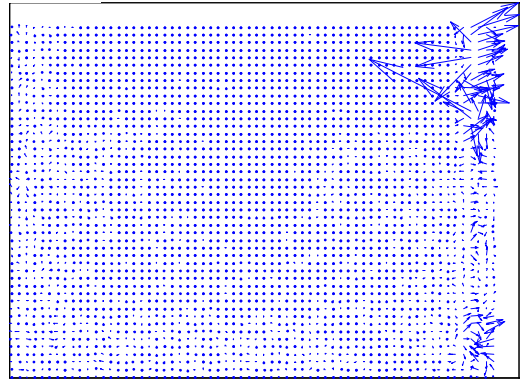
(n+8). görüntü

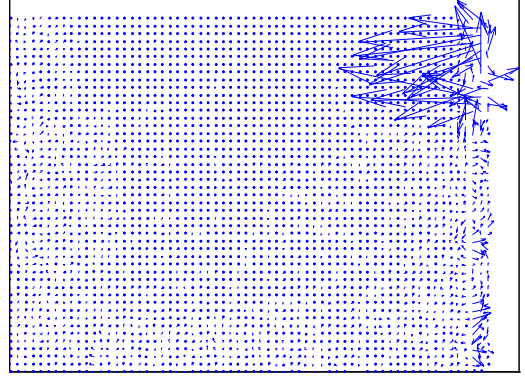


(n+9). görüntü

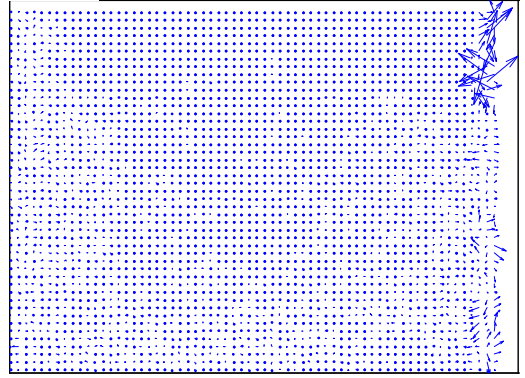


(n+11). görüntü

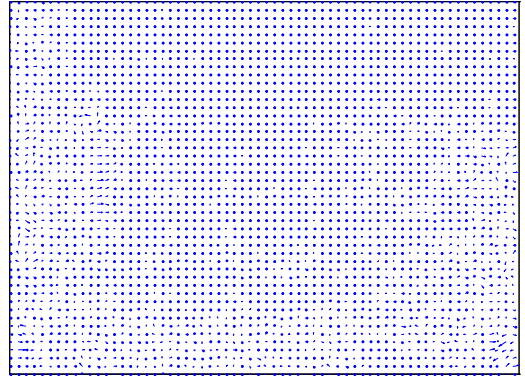




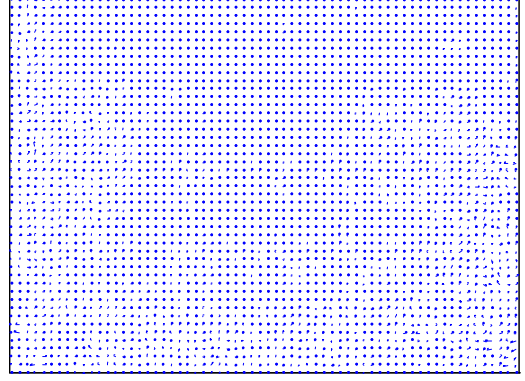
(n+13). görüntü



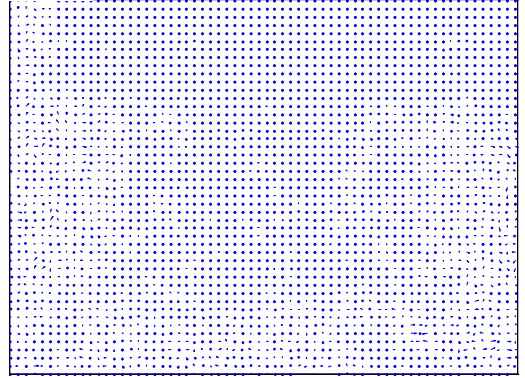
(n+14). görüntü



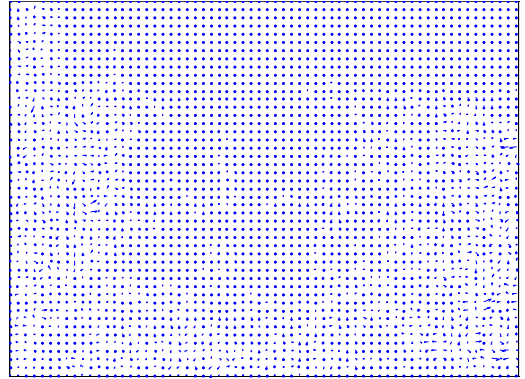
(n+15). görüntü



(n+16). görüntü



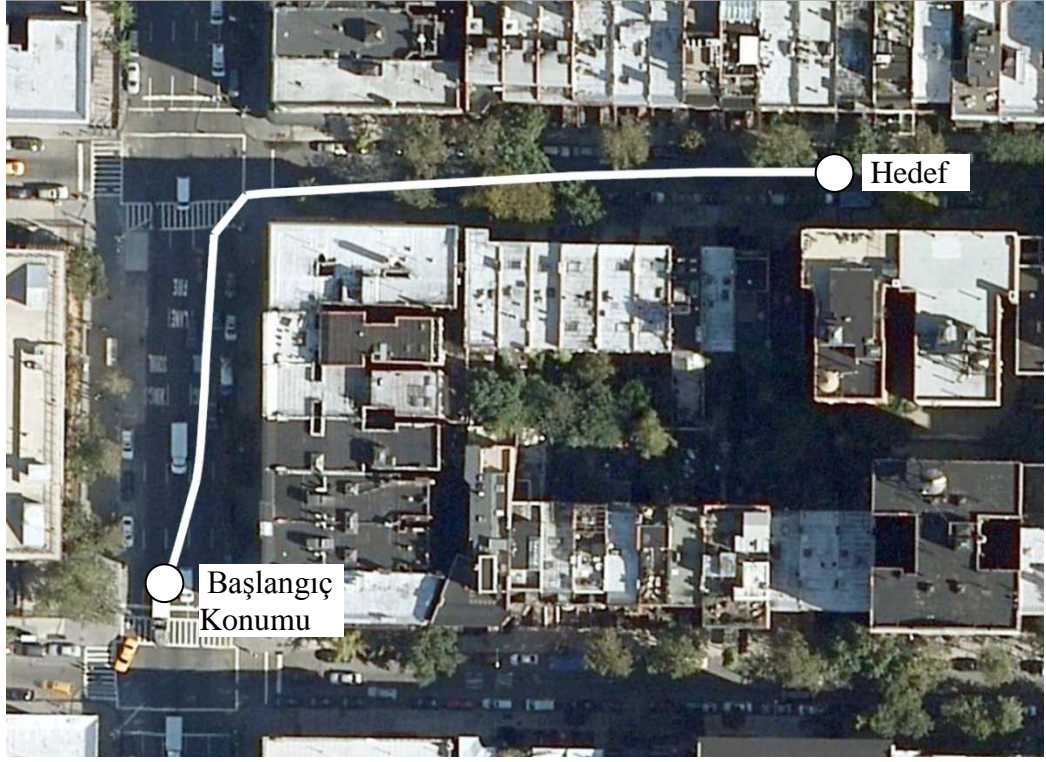
(n+17). görüntü



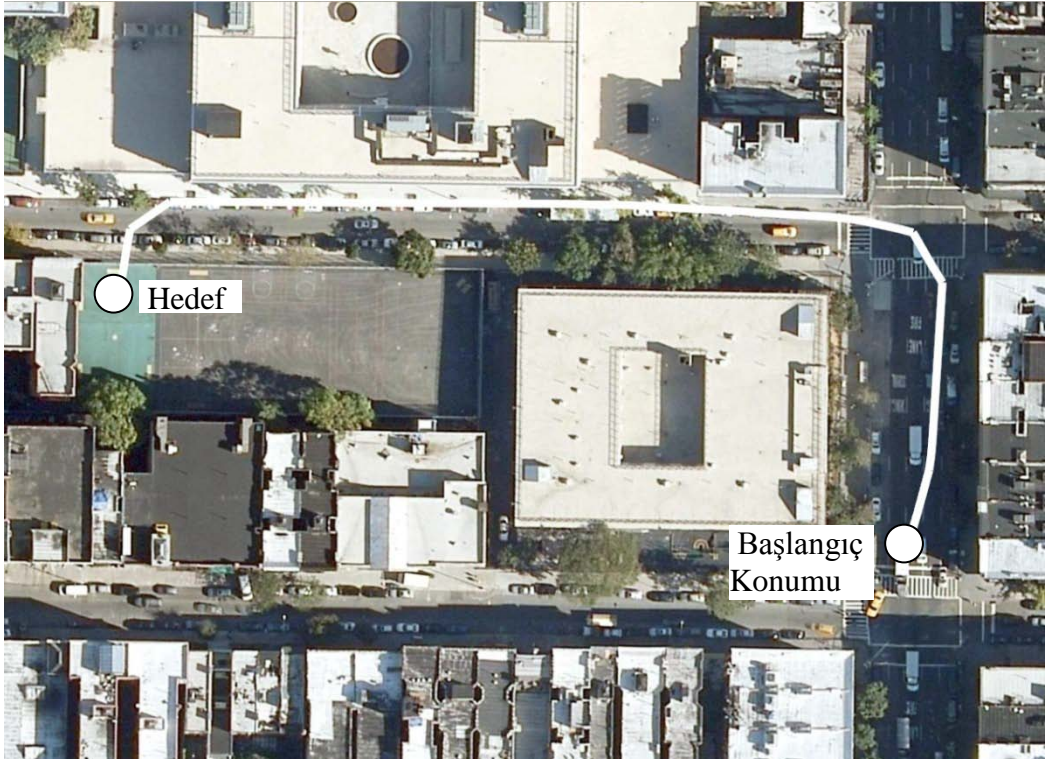
aracın bulabileceği kavşakların değişeceği belirlenmiştir. Ayrıca eşik değerinin küçük tutulması durumunda aracın daha geniş kavşakları algılayabildiği ve dar kavşakları algılayamadığı görülmüştür. Eğer eşik değeri büyültülecek olursa daha dar kavşaklar da algılanabilecektir ancak geniş sokaklarda hatalar oluşabilecektir. Oluşabilecek hatalar sonucunda nesnelere çarpılabilecektir. Bu nedenle eşik değerinin yapılan çalışmaya göre en uygun olacak şekilde seçilmesi gerekmektedir.



Şekil 6.22. Birinci hedefe ulaşana kadar dönerkanatın izlediği yol ($T_L = 0.5$)



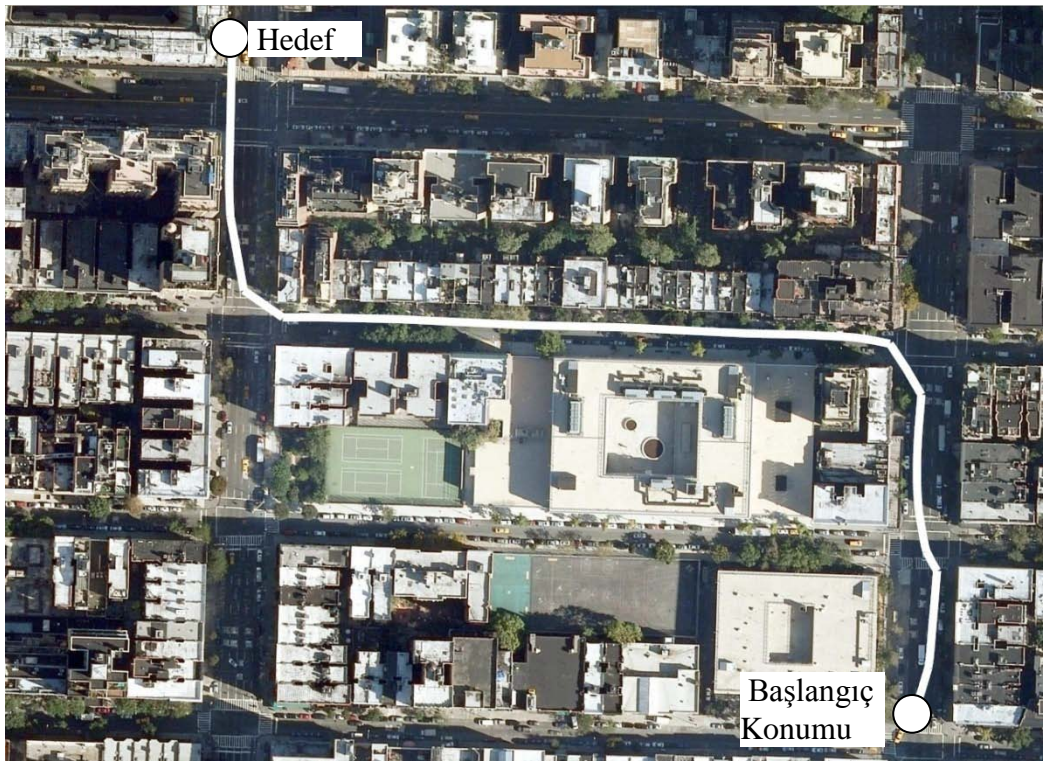
Şekil 6.23. İkinci hedefe ulaşana kadar dönerkanatın izlediği yol ($T_L = 1.5$)



Şekil 6.24. Üçüncü hedefe ulaşana kadar dönerkanatın izlediği yol ($T_L = 1.5$)



Şekil 6.25. Dördüncü hedefe ulaşana kadar dönerkanatın izlediği yol ($T_L = 1.5$)



Şekil 6.26. Birinci hedefe ulaşana kadar dönerkanatın izlediği yol ($T_L = 1.5$)

Bu çalışmada dikey iniş ve kalkış yapabilen dönerkanat tipindeki bir İHA'nın yöngüdümü üzerine çalışılmıştır. Dinamik modeli Matlab® ortamında oluşturulan dönerkanat PID kontrolör seti kullanılarak kontrol edilmiştir. Takip edilecek referans sinyal geliştirilen optik akış tabanlı uçuş kontrol sistemi tarafından oluşturulmuştur. Görsel uçuş Google Earth® 3 boyutlu sanal ortamında canlandırılmış ve New York şehri sokaklarında yapılan çalışmalara ait rotalar verilmiştir (Şekil 6.17-6.21). Google Earth® ortamında yapılan uçuş sırasında binaların konumları veya yolların şekli hakkında hiçbir ön bilgi yoktur. Binaların ve kavşakların konum bilgisi optik akış tekniği ile belirlenmiştir ve dönerkanatın farklı hedef noktalarına hiçbir engele çarpmadan varması sağlanmıştır. Üst seviye bilgilerin elde edildiği Google Earth® ve dinamik modelin işlediği Matlab® ortamı arasında bir bağlantı kurulmuştur ve dönerkanatın kalkışı, hedef noktasına kadar aldığı yol ve inişi görselleştirilmiştir. Aracın binalar arasında düz bir şekilde ilerleyebilmesi ve hedefe ulaşabilmesi için dönüş yapması gereken kavşakları tespit edebilmesi amacıyla optik akış bilgisinden faydalanılmıştır.

Bu çalışmada kavşakların tespit edilmesi sırasında kullanılan optik akış farkları türevinin değişim değeri bulunması gereken en önemli parametrelerden birisidir. Bu eşik değerinin küçük seçilmesi durumunda çok geniş olan kavşaklar tespit edilebilmektedir. Eşik değerinin büyük seçilmesi durumunda dar dönüşler tespit edilebilecektir ancak hatalar oluşabilecektir. Şekil 6.22-6.26'da başlangıç ve hedef noktaları aynı olmasına rağmen eşik değerinin değiştirilmesinin farklı rotaların takip edilmesine yol açtığı görülmektedir. Şekiller dikkatli incelendiğinde eşik değerinin küçük olduğu durumda tespit edilen kavşakların daha geniş olduğu ve aynı şekilde eşik değerinin büyük tutulması durumunda ise daha dar kavşakların belirlendiği fark edilecektir. Eşik değerinin çok büyük seçilmesi durumunda oluşan hatalar dönerkanatın binalara çarpmasına neden olabilecektir. Bundan dolayı eşik değerinin seçilmesi deneyimlere dayalı olarak yapılmalıdır.

Google Earth® sanal ortamında elde edilen görüntülerin düşük kalitede olması ve internet bağlantısına bağlı olarak ortamın farklılık göstermesi çalışmanın zorluğunu oluşturmaktadır. Literatürde yapılan çalışmalara bakıldığında daha basit sanal

ortamlarda gerçekleştirilen uygulamalarda araçların zikzaklar çizerek ilerlediği görülmektedir. Bu uygulamada kullanılan ortamın daha karmaşık olmasına rağmen zikzak hareketler olmadan ilerlemenin başarılı olması sunulan yöntemin başarısını gözler önüne sermektedir. Geliştirilmiş olan yöntem insansız araçların yöngüdümlü işlevlerinin yerine getirilmesinde tercih edilecek konumdadır. Bu yöntem proje kapsamında dönerkanatın araç takibi ve hedef arama uygulamaları esnasında binalar arasında engellere çarpmadan gezinebilmesi amacıyla geliştirilmiştir.

6.4. Sonuç

Bu çalışmada insansız araçlardan beklenen otonom uçuş sırasında hedef tespiti ve takibi işlevlerinde kullanılabilir üç farklı uygulama gerçekleştirilmiştir. Birbirini destekleyen bu uygulamalar bir bütün haline getirildiğinde insansız bir hava aracının tamamen otonom bir şekilde hareketli ve durağan nesnelere takip edebilmesi ve hedef alanın tespit edilip gözetlenmesi sağlanacaktır. Uygulamalarda hareket ve doku bilgisi yoğun bir şekilde kullanılarak görevler yerine getirilmiştir.

İlk çalışmada havadan yeri gözetleyen bir kameradan alınan görüntüdeki nesnenin basit arka plan farkı ve yerel eşik değeri yöntemleri ile arka plandan ayrıştırılması sağlanmıştır. Ardından öğreticili öğrenme tekniklerinden YSA ve iki farklı DVM yöntemi kullanılarak ayrıştırılan nesnenin araç olup olmadığı tespit edilmeye çalışılmıştır. Sınıflandırma işlemi sonucunda DVM yöntemlerinde elde edilen %93'ün üzerindeki başarımlar %88 civarında başarımlar elde edilen YSA yönteminden daha güvenilir olduğunu kanıtlamıştır. Kullanılan iki farklı DVM arasında bir karşılaştırma yapılacak olursa %98.36'ya karşı %93.44'lük başarımlar sağlayan EKK-DVM yöntemi DVM'lerinde birbirine karşı üstünlük sağlayabileceğini ortaya koymuştur.

İkinci uygulamada, sınırlı bir arama alanında belirlenen bir hedefin yerinin tespit edilmesi amacıyla Bölüm 4.2'de anlatılan ölçekten bağımsız özellikler üreten ÖBÖD yöntemi kullanılmıştır. Yapılan testlerde minimum hata ile hedef alanının bulunmasına olanak sağlayan bu çalışmada görüntü piksellerinin uzaklık bilgisine

dönüştürülmesi sırasında kamera parametrelerinin olmamasından dolayı hedef alanına iniş sırasında hatalar oluşmuştur. Ancak yapılan uygulama sırasında beklenenden daha yüksek başarımlar sağlanmıştır.

Son çalışmada dönerkanat tipindeki İHA'nın herhangi bir ön bilgiye sahip olunmayan Google Earth® sanal ortamından alınan görüntüleri işleyerek farklı başlangıç noktalarından istenilen hedef noktasına kadar herhangi bir engelle çarpmadan ulaşması sağlanmıştır. Farklı başlangıç noktaları ve hedef noktaları için yapılan testlerin tamamına yakınında elde edilen etkileyici sonuçlar sistemin başarımlarını ortaya koymuştur. Sadece görüntü bilgisi kullanılarak kavşakların tespit edilebilmesi ve binalar arasında düz olarak ilerlenmesi literatürdeki çalışmalara bakılarak ciddi iyileştirmelerin yapıldığını göstermiştir.

Yapılan bu çalışmalar dönerkanat tipindeki bir insansız hava aracı ile gerçek zamanda ifa edilecek görevler düşünülerek tasarlanmıştır. İlk iki çalışmada dönerkanat üzerinde bulunması düşünülen ve havadan yeri gözetleyen kameradan alınan görüntüler üzerinde istenilen hareketli veya sabit hedeflerin tespit edilmesi ve gözetlenmesi amaçlanmıştır. Son çalışmada ise dönerkanatın engeller arasında nesne tespiti ve takibi işlevlerini yerine getirirken engellerden kaçabilmesi sağlanmıştır. Geliştirilen bu yapılar dönerkanat tipindeki bir İHA'nın otonom bir şekilde gözetleme işlevlerini yapabilmesine olanak tanımaktadır. Gerçekleştirilen bu uygulamalar ile tezin amacı olan dinamik modeli kullanılarak dönerkanat tipindeki İHA'nın görüntü bilgisi ile yöngüdümü ve gözetleme işlevleri yerine getirilmiştir.

Bu tez çalışmasında gerçekleştirilen uygulamalar birlikte ele alınarak, dönerkanat tipinde bir İHA'nın dış ortamda gerçek zamanlı hedef araması ve takip işlevlerini ihtiva eden çalışmalarda kullanılması amaçlanmaktadır. Sonraki çalışmalarda burada sunulan uygulamalardaki kısıtlamalar ortadan kaldırılarak daha gerçekçi bir uçuş deneyimi sağlanmaya çalışılacaktır.

KAYNAKLAR

- [1] Castillo P., Lozano R., Dzul A., Modeling and Control of Mini-Flying Machines, Springer 2005.
- [2] Frost & Sullivan, World Markets for Military, Civil and Commercial Unmanned Aerial Vehicles, 1998.
- [3] Sarris, Z., Survey of Uav Applications in Civil Markets, STN ATLAS-3Sigma AE ve Technical University of Crete DPEM, Haziran 2001.
- [4] "Wikipedia free encyclopedia" erişim adresi http://en.wikipedia.org/wiki/Unmanned_aerial_vehicle, erişim tarihi 10 Ağustos 2010.
- [5] Önkol, M., 2010, Dönerkanat Tipinde Bir İnsansız Hava Aracının Tasarımı, Modellenmesi ve Kontrolü, Yüksek Lisans Tezi, TOBB Ekonomi ve Teknoloji Üniversitesi, Ankara.
- [6] Altuğ, E., 2003, Vision Based Control of Unmanned Aerial Vehicles with Application to an Autonomous Four rotor Helicopter, Doktora Tezi, University of Pennsylvania. Philedelphia.
- [7] Gonzalez, R. C., Woods, R. E., Digital Image Processing, *Prentice Hall*, Upper Saddle River, New Jersey, 2008.
- [8] Otsu, N., A threshold Selection Method form Gray-Level Histograms, IEEE transactions on Systems, Man and Cybernetics, 9(1), 62-66, Ocak 1979.
- [9] Yang, J., Yang, R., Li, S., Yin, S. S., Qin, Q., A Novel Edge-Detection Based Segmentation Algorithm for Polarimetric SAR Images, The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 37(Part B7), 2008.
- [10] Yoahida T., Hirano K., An Edge Enhancement Technique for Image Segmentation Based on Resistive Circuit Simulation, International Conference on Image Processing, 3, 913-916, Vancouver, Canada, Eylül 2000.
- [11] Syed, Y. A., Sarfraz M., Color Edge Enhancement Based Fuzzy Segmentation of License Plates, Proceedings of 10th International Conference on Information Visualization, 227-232, London, England, Temmuz, 2005.
- [12] Hsu, C. Y., Yang, C. H., Wang, H. C., Multi-Threshold Level Set Model for Image Segmentation, EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, Mart, 2010.
- [13] Fu, X., Ding, M., A Multi-Threshold Image Segmentation Method with Adaptive and Fuzzy Entropy, Second International Conference on Future Information Technology and Management Engineering, 171-174, Sanya, Kasım, 2009.
- [14] Cai, M., Song, J., Lyu, M. R., A New Approach for Video Text Detection, Proceedings of International Conference on Image Processing, 1, 117-120, Rochester, New York, USA, Eylül, 2002.
- [15] Park, Y., Shape-Resolving Local Thresholding for Object Detection, Pattern Recognition Letters, 22, 883-890, Haziran, 2001.
- [16] Eresen, A., İmamoğlu, N., Efe, M. Ö., Bir Sarkaç Sisteminde Video Geri Beslemesi ile Gerçek Zamanlı Denetim, Otomatik Kontrol Ulusal Toplantısı, 2, 616-621, Kasım, 2008.

- [17] Sezgin, M., Sankur, B., Survey Over Image Thresholding Techniques and Quantitative Performance Evaluation, *Journal of Electronic Imaging*, 13(1), 146-168, Mart, 2004.
- [18] Ravichandran, K. S., Ananthi, Color Skin Segmentation using K-Means Cluster, *International Journal of Computational and Applied Mathematics*, 4(2), 153-157, 2009.
- [19] Chen, T. W., Chen, Y. L., Chien, S. Y., Fast Image Segmentation based on K-Means Clustering with Histograms in HSV Color Space, *IEEE 10th Workshop on Multimedia Signal Processing*, 322-325, Cairns, Qld, Ekim, 2008.
- [20] Gibou, F., Fedkiw, R., A Fast Hybrid K-Means Level Set Algorithm for Segmentation, *4th Annual Hawaii International Conference on Statistics and Mathematics*, 281-291, Honolulu, Hawaii, USA, Ocak, 2005.
- [21] Wagstaff, K., Cardie, C., Rogers, S., Schroedl, S., Constrained K-Means Clustering with Background Knowledge, *Proceedings of the 18th International Conference on Machine Learning*, 577-584, Williamstown, MA, USA, Haziran, 2001.
- [22] Theiler, J., Gisler, G., A Contiguity-Enhanced K-Means Clustering Algorithm for Unsupervised Multispectral Image Segmentation, In *Proceedings of SPIE Algorithms, Devices, and Systems for Optical Information Processing*, 3159, 108-118, Kasım, 1997.
- [23] Ilea, D. E., Whelan, P. F., Color Image Segmentation using A Spatial K-Means Clustering Algorithm, *Proceedings of the 10th International Machine Vision and Image Processing Conference*, Dublin, Ireland, Ağustos, 2006,
- [24] Barakbah, A. R., Kiyoki, Y., A New Approach for Image Segmentation using Pillar-K-Means Algorithm, *World Academy of Science, Engineering and Technology*, 59, 23-28, 2009.
- [25] Leydier, Y., Bourgeois, F. L., and Emptoz, H., Serialized K-Means for Adaptative Color Image Segmentation - Application to Document Images and Others, *Lecture Notes in Computer Science*, 3163, 252-263, 2004.
- [26] Kannan, S. R., Segmentation of MRI using New Unsupervised Fuzzy C Means Algorithm, *ICGST International Journal on Graphics, Vision and Image Processing*, 6(2), 17-24, Ocak 2005.
- [27] Ahmed, M. N., Yamany, S. M., Mohamed, N., Farag, A. A., and Moriarty, T., A Modified Fuzzy C-Means Algorithm for Bias Field Estimation and Segmentation of MRI Data, *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 21(3), Mart 2002.
- [28] Murugavalli S., Rajamani, V., A High Speed Parallel Fuzzy C-Means Algorithm for Brain Tumor Segmentation, *ICGST Journal of Bioinformatics and Medical Engineering*, 6(1), 29-34, Aralık 2006.
- [29] Pham, D. L., Prince, J. L., An Adaptive Fuzzy C-Means Algorithm for Image Segmentation in the Presence of Intensity Inhomogeneities, *Pattern Recognition Letters*, 20, 57-68, Ocak 1999.
- [30] Chuang, K. S., Tzeng H. L., Chen, S., Wu, J., Chen, T. J., Fuzzy C-Means Clustering with Spatial Information for Image Segmentation, *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 30, 9-15, Eylül 2005.

- [31] Bhojar K., Kakde, O., Color Image Segmentation using Fast Fuzzy C-Means Algorithm, *Electronic Letters on Computer Vision and Image Analysis*, 9(1), 18-31, Temmuz 2010.
- [32] Ali, M. A., Karmakar, G. C., Dooley, L. S., Fuzzy Image Segmentation Using Suppressed Fuzzy C-Means Clustering, *International Conference on Computer and Information Technology*, 363-368, Dhaka, Bangladesh, Kasım 2004.
- [33] Kande, G. B., Savithri, T. S., Subbaiah, P. V., Retinal Vessel Segmentation using Spatially Weighted Fuzzy C-Means Clustering and Histogram Matching, *Annual IEEE India Conference*, 1-6, Kanpur, Kasım 2008.
- [34] Gomathi, M., Thangaraj, P., A New Approach to Lung Image Segmentation using Fuzzy Possibilistic C-Means Algorithm, *International Journal of Computer Science and Information Security*, 7(3), 222-228, Nisan 2010
- [35] Padmavathi, G., Muthukumar, M., Thakur, S. K., Non-Linear Image Segmentation using Fuzzy C-Means Clustering Method with Thresholding for Underwater Images, *IJSI International Journal of Computer Science Issues*, 7(3), 35-40, Mayıs 2010.
- [36] Cannon, R. L., Daand, J. V., Bezdek, J. C., Trianddi, M. M., Segmentation of a Thematic Mapper Image Using the Fuzzy C-Means Clustering Algorithm, *IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing*, GE-24(3), 400-408, Mayıs 1986.
- [37] Horváth, J., Image Segmentation using Fuzzy C-Means, *Proceedings of 4th Slovakian-Hungarian Joint Symposium on Applied Machine Intelligence*, 144–151, 2006.
- [38] Sayadi, M., Tlig, L., Fnaiech, F., A New Texture Segmentation Method Based on the Fuzzy C-Means Algorithm and Statistical Features, *Applied Mathematical Sciences*, 1(60), 2999-3007, 2007.
- [39] Yang, J. F., Hao, S. S., Chung, P. C., Color Image Segmentation using Fuzzy C-Means and Eigenspace Projections, *Signal Processing*, 82, 461-472, Mart 2002.
- [40] Kazemi, F. M., Akbazadeh, T. M. R., Rahati, S., Rajabi, H., Fast Image Segmentation using C-Means based Fuzzy Hopfield Neural Network, *Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering*, 1855-1860, Niagara Falls, ON, Mayıs 2008.
- [41] Chen, Q., Yang, X., Petriu, E.M., Watershed Segmentation for Binary Images with Different Distance Transforms, *Proceedings of the 3rd IEEE International Workshop on Haptic, Audio and Visual Environments and Their Applications*, 111-116, Ekim 2004.
- [42] Jung, C.R., Scharcanski, J., Robust Watershed Segmentation using Wavelets, *Image and Vision Computing*, 23, 661-669, Temmuz 2005.
- [43] Kim, J.B., Kim, H.J., Multi-Resolution-Based Watersheds for Efficient Image Segmentation, *Pattern Recognition Letters*, 24(1-3), 473-488, Ocak 2003.
- [44] Ng, H. P., Ong, S. H., Foong, K. W. C., Goh, P. S., Nowinski, W.L., Medical Image Segmentation using K-Means Clustering and Improved Watersheds Algorithm, *IEEE Southwest Symposium on Image Analysis and Interpretation*, 61-65, Denver, CO, Haziran 2006.
- [45] Eresen, A., İmamoğlu, N., Efe, M. Ö., Motion Detection and Tracking of Classified Objects with Intelligent Systems, *The 2nd IFAC International*

- Conference on Intelligent Control Systems and Signal Processing, İstanbul, Türkiye, Ekim 2009.
- [46] Lo, B. P. L., Velastin, S. A., Automatic Congestion Detection System for Underground Platforms, In Proceedings of International Symposium on Intelligent Multimedia, Video and Speech Processing, 158-161, Hong Kong, China, Mayıs 2001.
- [47] Heikkila J., Silven, O., A Real-Time System for Monitoring of Cyclists and Pedestrians, Second IEEE Workshop on Visual Surveillance, 74-81, Fort Collins, CO, USA, Haziran 1999.
- [48] Dedeoğlu, Y., Töreyn, B. U., Güdükbay, U., Çetin, E., Silhouette-Based Method for Object Classification and Human Recognition in Video, Lecture Notes in Computer Science, 3979, 64-77, 2006.
- [49] Wren, C., Azarbayejani, A., Darrel, T., Pentland, A. P., Pfunder: A Real-Time Tracking of the Human Body, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 19(7), 780-785, Killington, VT, Ekim 1997.
- [50] Stauffer, C., Grimson, W. E. L., Adaptive Background Mixture Models for Real-Time Tracking, Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 246-252, Fort Collins, CO , USA, Haziran 1999.
- [51] Elgammal, A., Harwood, D., Davis, L. S., Non-Parametric Model for Background Subtraction, Proceedings of European Conference on Computer Vision, 751-767, 2000.
- [52] Jaraba, E. H., Uruñuela, C. O., Senar, J., Detected Motion Classification with A Double-Background and A Neighborhood-Based Difference, Pattern Recognition Letters, 24, 2079-2092, Ağustos 2003.
- [53] Oral, M., Deniz, U., Ardışık Görüntülerde Hareket Analizi, IEEE 15th Signal Processing and Communication Applications, 1-4, Eskişehir, Haziran 2007.
- [54] Jain, R. C., Kasturi, R., and Schunck, B. G., Introduction to Machine Vision, McGraw-Hill Education, UK., 1995.
- [55] Haritaoğlu, I., Harwood, D., and Davis, L. S., W4: Who? When? Where? What? A Real-Time System for Detecting and Tracking People, 3rd International Conference on Face and Gesture Recognition, 1-6, Haziran 1998.
- [56] Lipton, A. J., Fuyiyoshi, H., and Patil, R. S., Moving Target Classification and Tracking from Real-Time Video, Proceedings of 4th IEEE Workshop on Applications of Computer Vision, 8-14, Princeton, NJ , USA, Ekim 1998.
- [57] Zhong, D., and Chang, S. F., Long-Term Moving Object Segmentation and Tracking using Spatio-Temporal Consistency, Proceedings of International Conference on Image Processing, 2, 57-60, Thessaloniki , Greece, Ekim 2002.
- [58] Berrabah, S. A., Cubber, G. D., Enescu, V., and Sahli, H., MRF-Based Foreground Detection in Image Sequences from A Moving Camera, IEEE International Conference on Image Processing, 1125-1128, Atlanta, GA, Ekim 2006.
- [59] Choi, J. G., Lee, S. W., and Kim, S. D., Spatio-Temporal Video Segmentation using a Joint Similarity Measure, IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 7(2), 279-286, Nisan 1997.
- [60] Thakoor, N., Gao, J., and Chen, H., Automatic Object Detection in Video Sequences with Camera in Motion, Proceedings of Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems, 2004.

- [61] Kaâniche, K., and Vasseur, P., Event Detection Based on “Common Fate” Principle: Application to Vehicles Detection from Aerial Sequences of Road Traffic, IEEE International Conference on Image Processing, 1105-1112, Genoa, Italy, Eylül 2005.
- [62] Sugaya, Y., and Kanatani, K., Extracting Moving Objects from A Moving Camera Video Sequence, Memoirs of the Faculty of Engineering, Okayama University, 39, 56–62, 2005.
- [63] Liu, H., Chen, X., Chen, Y., and Xie, C., Double Change Detection Method for Moving-Object Segmentation Based on Clustering, IEEE International Symposium on Circuits and Systems, 5027-5030, Island of Kos, Mayıs 2006.
- [64] Zhang, X. Y., Zhao, R. C., Automatic Video Object Segmentation using Wavelet Transform and Moving Edge Detection, Proceedings of the 5th International Conference on Machine Learning and Cybernetics, 3929-3933, Dalian, China, Ağustos 2006.
- [65] Wang, Y., Dyck, R. E. V., Doherty, F., Tracking Moving Objects In Video Sequences, Proceedings of the 29th Applied Imagery Pattern Recognition Workshop, 95-101, Washington, DC, USA, Ekim 2000.
- [66] Subramanian K., Dlay, S. S., Rind F. C., Wavelet Transforms for Use In Motion Detection and Tracking Application, 7th International Conference on Image Processing and Its Applications, 2, 711-715, Manchester, UK, Temmuz 1999.
- [67] Hsieh, J. W., and Lee, J. X., Video Object Segmentation Using Kernel-Based Models and Spatiotemporal Similarity, International Conference on Image Processing, 1821-1824, Atlanta, GA, Ekim 2006.
- [68] Wang, J., Thiesson, B., Xu, Y., Cohen, M., Image and Video Segmentation by Anisotropic Kernel Mean Shift, The 8th European Conference on Computer Vision, 238-249, Prague, Czech Republic, Mayıs 2004.
- [69] Jain, A. K., and Ratha, N. K., Object Detection Using Gabor Filters, Pattern Recognition, 30(2), 295-309, Şubat 1997.
- [70] Mingqiang, Y., Kidiyo, K., Joseph, R., A Survey of Shape Feature Extraction Techniques, Pattern Recognition Techniques, Technology and Applications, Editör: Yen, P. Y., INTEH, 2008.
- [71] Hu, M. K., Visual Pattern Recognition by Moment Invariants, IEEE Transactions on Information Theory, 8(2), 179-187, 1962.
- [72] Flusser, J., and Suk, T., Pattern Recognition by Affine Moment Invariants, Pattern Recognition, 26(1), 167-174, Ocak 1993.
- [73] Qoader, H. A., Ramli, A. R., and Al-Haddad, S., Fingerprint Recognition using Zernike Moments, The International Arab Journal of Information Technology, 4(4), Ekim 2007.
- [74] Kim, H. J., and Kim, W. Y., Eye Detection in Facial Images using Zernike Moments with SVM, Electronics and Telecommunications Research Institute Journal, 30(2), 335-337, Temmuz 2008.
- [75] Chong, C. W., Mukundan, R., Raveendran, P., An Efficient Algorithm for Fast Computation of Pseudo-Zernike Moments, International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 17(6), 2011-2023, 2003.

- [76] Mukundan R., Ong, S. H., and Lee, P. A., Image Analysis by Tchebichef Moments, *IEEE Transactions on Image Processing*, 10(9), 1357-1364, Eylül 2001.
- [77] Belkasim, S., Hassan, E., and Obeidi, T., Radial Zernike Moment Invariant, *Proceedings of the 4th International Conference on Computer and Information Technology*, 790-795, Eylül 2004.
- [78] Kotoulas, L., and Andreadis, I., Image Analysis using Moments, *Proceedings of 5th International Conference on Technology and Automation*, 360-364, Thessaloniki, Greece, Ekim 2005.
- [79] Sheshadri, H. S., and Kandaswamy, A., Breast Tissue Classification using Statistical Feature Extraction of Mammograms, *Medical Imaging and Information Sciences*, 23(3), 105-107, Temmuz 2006.
- [80] Fernando, W. A. C., Canagarajah, C. N., and Bull, D. R., Statistical Feature Extraction from Compressed Video Sequences, *Proceeding of International Conference on Image Processing*, 3, 925-928, Vancouver, BC , Canada, Eylül 2000.
- [81] Grother, P. J., Karhunen Loève Feature Extraction for Neural Handwritten Character Recognition, *Proceedings of Artificial Neural Networks III*, 1709, 155-166, 1992.
- [82] Gündüz, A., and Krim, H., Facial Feature Extraction using Topological Methods, *Proceedings of International Conference on Image Processing*, 1, 673-678, Barcelona, Eylül, 2003.
- [83] Antani, S., Kasturi, R., and Jain, R., A Survey on the Use of Pattern Recognition Methods for Abstraction, Indexing and Retrieval of Images and Video, *Pattern Recognition*, (35), 945-965, Nisan 2002.
- [84] MacKay, D. J. C., *Information Theory, Inference, and Learning Algorithms*, Cambridge University Press, 2005.
- [85] Kotsiantis, S. B., *Supervised Machine Learning: A Review of Classification Techniques*, *Informatika*, 31, 249-268, 2007.
- [86] Dayan, P., *Unsupervised Learning*, *MIT Encyclopedia of the Cognitive Sciences*, Editörler: Wilson, RA & Keil, F, *MIT Press*, Cambridge, Massachusetts, London, England, 2001.
- [87] Haykin, S., *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*, Second Edition, *Prentice-Hall*, Upper Saddle River, New Jersey, 07458, 1999.
- [88] Schölkopf, B., and Smola, A. J., *Learning with Kernels: Support Vector Machines, Regularization, Optimization, and Beyond (Adaptive Computation and Machine Learning)*, First Edition, *MIT Press*, Cambridge, Massachusetts, London, England 2001.
- [89] Theodoridis, S., and Koutroumbas, K., *Pattern Recognition*, Third Edition, *Academic Press*, 84 Theobald's Road, London WC1X 8RR, UK, 2006.
- [90] Sivanandam, S. N., and Deepa, S. N., *Introduction to Genetic Algorithms*, *Springer*, Berlin Heidelberg New York, 2008.
- [91] Bate, A., Lindquist, M., Orre, R., and Edwards, I. R., Pattern Recognition Using A Recurrent Neural Network and Its Application to the WHO Database, *Pharmacoepidemiology and Drug Safety*, 10(S1), S163, 2001.
- [92] Haddadnia, J., Ahmadi, M., and Faez, K., An Efficient Feature Extraction Method with Pseudo-Zernike Moment in RBF Neural Network-Based Human

- Face Recognition System, *EUROSIP Journal on Applied Signal Processing*, 9, 890-901, Ocak 2003.
- [93] Chiang, J. H., and Gader, P. D., Recognition of Hand-printed Numerals in VISA[®] Card Application Forms, *Machine Vision and Applications*, 10(3), 144-149, Ağustos 1997.
- [94] Chen, G. Y., and Xie, W. F., Pattern Recognition with SVM and Dual-Tree Complex Wavelets, *Image and Vision Computing*, 25, 960-966, Haziran 2007.
- [95] Sezer, O. G., Ercil, A., and Keskinöz, M., Subspace Based Object Recognition Using Support Vector Machines, *13th European Conference on Signal Processing*, 2005.
- [96] Parkins, A. D., and Nandi, A. K., Genetic Programming Techniques for Hand Written Digit Recognition, *Signal Processing*, 84, 2345-2365, Aralık, 2004.
- [97] Husnain, M., and Naweed, S., English Letter Classification Using Bayesian Decision Theory and Feature Extraction Using Principal Component Analysis, *European Journal of Scientific Research*, 34(2), 196-203, 2009.
- [98] Jordan, M. I., and Jacobs, R. A., Hierarchical Mixtures of Experts and the EM Algorithm, *Proceedings of 1993 International Joint Conference on Neural Networks*, 2, 1339-1344, Nagoya, Ekim 1993.
- [99] Britto, A. S., Sabourin, R., Bortolozzi, F., and Suen, C. Y., The Recognition of Handwritten Numeral Strings using A Two-Stage HMM-Based Method, *International Journal on Document Analysis and Recognition*, 5, 102-117, 2003.
- [100] Smith, S. J., Bourgoin, M. O., Sims, K., and Voorhees, L., Handwritten Character Classification Using Nearest Neighbor in Large Databases, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 16(9), Ekim 1994.
- [101] Franco-Lopez, H., Ek, A. R., Bauer, M. E., Estimation and Mapping of Forest Stand Density, Volume, and Cover Type Using the k -Nearest Neighbors Method, *Remote Sensing of Environment*, 77, 251-274, Eylül 2001.
- [102] McRoberts, R. E., Nelson, M. D., and Wendt, D. G., Stratified Estimation of Forest Area Using Satellite Imagery Inventory Data, and the k -Nearest Neighbors Technique, *Remote Sensing of Environment*, 82(2-3), 457-468, Ekim 2002.
- [103] Jeyanthi, P. and Kumar, V. J. S., Image Classification by K-means Clustering, *Advances in Computational Sciences and Technology*, 3(1), 1-8, 2010.
- [104] An, Y., Baek, J., Shin, S., Chang, M., Park, J., Classification of Feature Set Using K-Means Clustering from Histogram Refinement Method, *4th International Conference on Networked Computing and Advanced Information Management*, 2, 320-324, Gyeongju, Eylül, 2008.
- [105] Zhang, S., Yao, H., Liu, S., Dynamic Background Subtraction Based on Local Dependency Histogram, *The 8th International Workshop on Visual Surveillance*, 2008.
- [106] KaewTraKulPong, P., Bowden, R., An Improved Adaptive Background Mixture Model for Real-Time Tracking with Shadow Detection, *Proceedings of 2nd European Workshop on Advanced Video Based Surveillance Systems*, 2001.
- [107] Spagnolo, P., Leo, M., D’Orazio, T., Caroppo, A., Martiriggiano, T., An Energy-Based Background Modeling Algorithm For Motion Detection,

- Proceedings of the 3rd International Conference on Informatics in Control, Automation and Robotics, 378-383, 2006.
- [108] Klappstein, J., Vaudrey, T., Rabe, C., Wedel, A., Klette, R., Moving Object Segmentation Using Optical Flow And Depth Information, Proceedings of the 3rd Pacific Rim Symposium on Advances in Image and Video Technology, 611-623, 2009.
- [109] Lu, N., Wang, J., Yang, L., Wu, H., Motion Detection Based on Accumulative Optical Flow and Double Background Filtering, Proceedings of the World Congress on Engineering, 1, 602-607, 2007.
- [110] Sarcinelli-Filho, M., Schneebeli, H. A., Calderia, E. M. O., Soria, C. M., Optical Flow-Based Obstacle Detection and Avoidance In Mobile Robot Navigation, Proceedings of the 10th IEEE Mediterranean Conference on Control and Automation, Lisbon, Portugal, Temmuz 2002.
- [111] Heinrich, S., Fast Obstacle Detection Using Flow/Depth Constraint, Proceedings of the IEEE Intelligent Vehicle Symposium, 2, 658-665, Temmuz 2002.
- [112] Low, T., Wyeth, G., Obstacle Detection using Optical Flow, Australasian Conference on Robotics and Automation, Sydney, Aralık 2005.
- [113] Hrabar S., Sukhatme, G., Vision-Based Navigation through Urban Canyons, Journal of Field Robotics, 26(5), 431-452, Mayıs 2009.
- [114] Muratet, L., Doncieux, S., Briere, Y., Meyer, J. A., A Contribution to Vision-Based Autonomous Helicopter Flight in Urban Environments, Robotics and Autonomous Systems, 50(4), 195-209, Mart 2005.
- [115] Dev, A., Kröse, B., Groen, F., Navigation of A Mobile Robot on the Temporal Development of the Optic Flow, Proceedings of IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2, 558-563, Eylül 1997.
- [116] Brailon, C., Pradalier, C., Crowley, J. L., Laugier, C., Real-Time Moving Obstacle Detection Using Optical Flow Models, Intelligent Vehicles Symposium, 466-471, Tokyo, Temmuz 2006.
- [117] Demonceaux, C., and Kachi-Akkouche, D., Robust Obstacle Detection with Monocular Vision Based on Motion Analysis, IEEE Intelligent Vehicles Symposium, 527-532, Parma, Italy, Temmuz 2004.
- [118] He, Z., Iyer, V., R., Chandler, P. R., Vision-Based UAV Flight Control and Obstacle Avoidance, Proceedings of the IEEE American Control Conference, Minneapolis, MN, USA, Haziran 2006.
- [119] Feiden, D., Tetzlaff, R., Cellular Neural Networks for Motion Estimation and Obstacle Detection, Advances in Radio Science, 1, 143-147, 2003.
- [120] Bills, C., Prakash, A., Leung, T. S., Vision-Based Obstacle Detection and Avoidance, Cornell University Department of Computer Science CS 4768/6758: Robot Learning Lecture Project, 2010.
- [121] Huang, W. H., Fajen, B. R., Fink, J. R., and Warren, W. H., Visual Navigation and Obstacle Avoidance Using A Steering Potential Function, Robotics and Autonomous Systems, 54(4), 288-299, Nisan 2006.
- [122] Watanabe, Y., Johnson, E., and Calise, A. J., Vision-Based Approach to Obstacle Avoidance, American Institute of Aeronautics and Astronautics Guidance, Navigation, and Control Conference and Exhibit, San Francisco, California, USA, Ağustos 2005.

- [123] Call, B., Beard, R., and Taylor, C., Obstacle Avoidance for Unmanned Air Vehicles Using Image Feature Tracking, American Institute of Aeronautics and Astronautics Guidance, Navigation, and Control Conference and Exhibit, Keystone, CO, USA, Augustos 2006.
- [124] Duchon, A. P., Maze Navigation Using Optical Flow, In P. Maes, M. Mataric, J. A. Meyer, J. Pollack, S. Wilson (eds.), From Animals to Animats 4, In Proceedings of the International Conference of Adaptive Behavior, 224-232, *MIT Press/Bradford Books*, Cambridge, MA, 2006.
- [125] Piccardi, M., Background Subtraction Techniques: A Review, IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, 4, 3099-3104, 2004.
- [126] Borchani, M., Stamon, G., Use of Texture Features for Image Classification and Retrieval, In Proceedings of SPIE Conference on Storage and Retrieval for Image and Video Databases III, 3229, 401-406, 1997.
- [127] Walker, J.S., A Primer on Wavelets and their Scientific Applications, Chapman & Hall/CRC, Boca Raton, 1999.
- [128] Bhagavathy, S., Chhabra, K., A Wavelet-based Image Retrieval System", Project Report, University of California, Department of Electrical and Computer Engineering, Santa Barbara.
- [129] Russel, S., Norvig, P., Artificial Intelligence: A Modern Approach, Pearson, Prentice Hall, Upper Saddle River, New Jersey, 2003.
- [130] Hagan, M.T., Menhaj M.B., Training Feedforward Networks with the Marquardt Algorithm, IEEE Transactions on Neural Networks, 5(6), 989-993, 1994.
- [131] Efe, M.Ö., Kaynak, O., Yapay Sinir Ağları ve Uygulamaları, Boğaziçi Üniversitesi, Bebek, İstanbul, 2004.
- [132] Lourakis, M.I.A., Argyros, A.A., Is Levenberg-Marquardt the Most Efficient Optimization Algorithm for Implementing Bundle Adjustment?, Proceedings of the 10th IEEE International Conference on Computer Vision, 2, 1526-1531, 2005.
- [133] Boser, B.E., Guyon, I.M., Vapnik, V., A Training Algorithm for Optimal Margin Classifiers, In Fifth Annual Workshop on Computational Learning Theory, Pittsburgh, ACM, 2002.
- [134] Burges, J.C., A Tutorial on Support Vector Machines for Pattern Recognition. Data Mining and Knowledge Discovery, 2, 121-167, 1998.
- [135] Chen, P., Lin, C., Schölkopf, B.. A Tutorial on ν -Support Vector Machines. Applied Stochastic Models in Business and Industry, 21(2), 111-136, 2005.
- [136] Suykens, J.A.K., Gestel, T.G., De Brabanter, J., De Moor, B., Vandewalle, J., Least Squares Support Vector Machines, World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd., Singapore, 2002.
- [137] Weston, J., Watkins, C., Support Vector Machines for Multiclass Pattern Recognition, In Proceedings of the 7th European Symposium on Artificial Neural Networks, ed. M. Verleysen, Brussels, Belgium: D-Facto Public, pp. 219-224, 1999.
- [138] Abe, S., Analysis of Multiclass Support Vector Machines, In Proceedings of International Conference on Computational Intelligence for Modelling Control and Automation (CIMCA'2003), 385-396, Vienna, Austria, Şubat 2003.

- [139] Duan, K.B., Keerthi, S.S., Which is the best multiclass SVM method? An Empirical Study, in: N.C. Oza, R. Polikar, J. Kittler, F. Roli (Eds.), Proceedings of Multiple Classifier Systems, 6th International Workshop, MCS 2005, Lecture Notes in Computer Science, Springer, Berlin, Heidelberg, pp. 278–285, 2005.
- [140] Hsu, C.W., Lin, C.J., A Comparison of Methods for Multiclass Support Vector Machines, IEEE Transactions on Neural Networks, 13(2), Mart 2002.
- [141] Barron, J.L., Fleet, D.J., Beauchemin, S.S., Performance of Optical Flow Techniques, International Journal of Computer Vision, 12(1), 43-77, 1994.
- [142] Horn, B.K.P., Schunk, B.G., Determining Optical Flow, Artificial Intelligence, 17, 185-204, 1981.
- [143] Lucas, B., Kanade, T., An Iterative Image Registration Technique with An Application to Stereo Vision, Proceedings of DARPA Image Understanding Workshop, 121-130, 1981.
- [144] Lowe, D.G., Object Recognition from Local Scale-Invariant Features, The Proceedings of the 7th IEEE International Conference on Computer Vision, 2, 1150-1157, 1999.
- [145] “Wikipedia free encyclopedia” erişim adresi http://en.wikipedia.org/wiki/Scale-invariant_feature_transform, erişim tarihi 15 Ağustos 2010.
- [146] Koenderink, J. J., The Structure of Images, Biological Cybernetics, 50, 363-396, 1984.
- [147] Lindeberg, T., Detecting Salient Blob-like Image Structures and Their Scales with A Scale-Space Primal Sketch: A Method for Focus-of-Attention, International Journal of Computer Vision, 11(3), 283-318, 1993.
- [148] Amir, M., Abbass V., Modeling of Quadrotor Helicopter Dynamics, International Conference on Smart Manufacturing Application, 100-105, 2008.
- [149] Castillo, P., Lozano, R., Dzul, A., Modeling and Control of Mini-Flying Machines, *Springer*, 2005.
- [150] Bouabdallah, S., Siegwart, R., Design and Control of Quadrotors with Application to Autonomous Flying, Doktora Tezi, Ecole Polytechnique Federale De Lausanne, 2007.
- [151] Chen, M., Formation and Flight Control of Affordable Quadrotor Unmanned Aerial Vehicles, Doktora Tezi, The University of British Columbia, 2003.
- [152] Aström, K.,J., Hagglund, T., PID Controllers:Theory,Design and Tuning, ISA Instrumentation, Systems and Automation Society,USA, 1995.
- [153] Egelhaaf, M., Kern, R., Vision in Flying Insects, Current Opinion Neurobiology, 12(6), 699-706, 2002.
- [154] Sirinivasan M. V., Zhang, S. W., Lehrer, M., Collett, T. S., Honeybee Navigation En Route to the Goal: Visual Flight Control and Odometry, The Journal of Experimental Biology, 199(1), 237-244, 1996.
- [155] “University of Central Florida, Computer Vision Lab” erişim adresi <http://server.cs.ucf.edu/~vision/source.html>, erişim tarihi: Şubat 2010.

ÖZGEÇMİŞ

Kişisel Bilgiler

Soyadı, adı : ERESEN, Aydın
Uyruđu : T.C.
Dođum tarihi ve yeri : 12.04.1985 Ankara
Medeni hali : Bekar
Telefon : 0 (506) 815 34 12
Faks : 0 (312) 292 41 80
e-mail : aeresen@etu.edu.tr - aeresen@gmail.com

Eđitim

| Derece | Eđitim Birimi | Mezuniyet tarihi |
|--------|---|------------------|
| Lisans | Pamukkale Üniversitesi Elektrik ve Elektronik Mühendisliđi | 2007 |

İş Deneyimi

| Yıl | Yer | Görev |
|-----------|---|---------------------|
| 2008-2010 | TOBB ETÜ İnsansız Hava Araçları Lab. | Proje Öğrencisi |
| 2007-2008 | TOBB Ekonomi ve Teknoloji Üniversitesi. | Araştırma Görevlisi |

Yabancı Dil

İngilizce (iyi)

Yayınlar

- [1] Eresen, A., İmamoğlu, N., Efe, M.Ö., Autonomous Quadrotor Flight with Vision-based Obstacle Avoidance in Virtual Environment, Expert Systems with Applications (Elsevier) için 2010’da sunuldu cevap bekleniyor.
- [2] İmamoğlu, N., Eresen, A., Efe, M.Ö., Adaptive Fuzzy Weighted Template Matching Using Invariant Features for a Tracking Application, ALCOSP 2010 için sunuldu.
- [3] İmamoğlu, N., Eresen, A., Efe, M.Ö., Gradient-Based Gabor Wavelet Represented Double-Window Template Matching Using Texture Descriptor in a Real-Time Tracking Application, Journal of Digital Signal Processing (Elsevier) için 2010’da sunuldu cevap bekleniyor.
- [4] İmamoğlu, N., Eresen, A., Efe, M.Ö., Döner Ters Sarkaç Sisteminin Pekiştirmeli Öğrenme Algoritmaları ile Kontrolü, Otomatik Kontrol Ulusal Toplantısı (TOK’09), Yıldız Teknik Üniversitesi, İstanbul, Türkiye, Ekim 2009.
- [5] Efe, M.Ö., Önkol, M., İmamoğlu, N., Eresen, A., Kaynak, Ü., Dönerkanat Tipinde Bir İnsansız Hava Aracının Anatomisi, Otomatik Kontrol Ulusal Toplantısı (TOK’09), Yıldız Teknik Üniversitesi, İstanbul, Türkiye, Ekim 2009.
- [6] İmamoğlu, N., Eresen, A., Özbayoğlu, A.M., Performance Analysis of Moments in Invariant Object Classification, 19th Annual Int. Conf. on Artificial Neural Networks in Engineering (ANNIE 2009), Missouri University of Science and Technology, St. Louis, USA, 2009.
- [7] Eresen, A., İmamoğlu, N., Efe, M.Ö., “Motion Detection and Tracking of Classified Objects with Intelligent Systems,” The 2nd IFAC Int. Conf. on Intelligent Control Systems and Signal Processing (ICONS’09), İstanbul, Türkiye, Ekim 2009.

[8] İmamođlu, N., Eresen, A., Efe, M.Ö., Wavelet based Segmentation of an Object and Classification with Intelligent Systems, International Symposium on Innovations in Intelligent Systems and Applications (INISTA 2009), Trabzon, Türkiye, 29 Haziran-1 Temmuz 2009.

[9] Eresen, A., İmamođlu, N., Efe, M.Ö., Bir Sarkaç Sisteminde Video Geri Beslemesi ile Gerçek Zamanlı Denetim, Otomatik Kontrol Ulusal Toplantısı (TOK'08), İstanbul Teknik Üniversitesi, İstanbul, Türkiye, Kasım 2008.