

**KALMAN FİLTRESİ VE OLASILIKSAL VERİ
İLİŞKİLENDİRME YÖNTEMLERİNİ KULLANAN
ÇOKLU HEDEF İZLEME ALGORİTMALARI**

**T.C. YÜKSEKÖĞRETİM KURULU
DOKÜMANTASYON MERKEZİ**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Müh. Adnan LANA

(504981116)

101363

Tezin Enstitüye Verildiği Tarih : 11 Haziran 2001

Tezin Savunulduğu Tarih : 29 Haziran 2001

Tez Danışmanı

: Prof. Dr. İ . Cem GÖKNAR

Diğer Jüri Üyeleri

: Prof. Dr. Ahmet H. KAYRAN (İ.T.Ü.)

Prof. Dr. Bülent SANKUR (B.Ü.)

HAZİRAN 2001

ÖNSÖZ

Çoklu hedef izleme, gözetleme radar sistemlerinin vazgeçilmez bir parçasıdır. Hem askeri hem de sivil uygulamalarda gün geçtikçe daha da önem kazanan bir araştırma konusu haline geldiğinden ve ayrıca TÜBİTAK MAM' daki çalışmalarında bu konuyu uygulamaya dökebileceğimi düşündüğümünden dolayı çoklu hedef izleme problemini tez çalışma konusu olarak belirledim.

Yüksek Lisans tez çalışmalarım süresince bana yol gösteren değerli danışmanım sayın Prof. Dr. İ. Cem Gökner' a teşekkürü bir borç bilirim.

Yardımlarından ötürü Sn. Doç. Dr. Levent Sevgi, Dr. Murat Efe ve ayrıca TÜBİTAK MAM' daki çalışma arkadaşlarıma teşekkürlerimi sunarım.

Eğitim hayatım süresince maddi manevi desteklerini esirgemeyen aileme sevgilerimle,

Haziran, 2001

Adnan LANA

İÇİNDEKİLER

KISALTMALAR	v
ŞEKİL LİSTESİ	vi
SEMBOL LİSTESİ	vii
ÖZET	ix
SUMMARY	xi
1. GİRİŞ	1
1.1 Önceki Çalışmalar	2
1.2 Radar ölçümleri	4
1.3 Çoklu-Hedef İzleme Problemi	6
1.4 Koordinat Seçimi ve Dönüşüm Bağlılıkları	10
1.5 Hedef Hareket Modelleri	11
2. YAZILIM PAKETİNİN KURGUSU	18
2.1 Senaryodaki hareket modelleri	18
2.2 Test Senaryoları	20
2.3 İzleme Algoritmaları	21
2.4 Performans ve hata analizleri	22
3. HEDEF İZLEME FİLTRELERİ	24
3.1 Standart Kalman Filtresi (KF)	25
3.2 Genişletilmiş Kalman filtresi (EKF)	31
3.3 Uyumlu Kalman Filtresi	34
3.4 Etkileşimli Çoklu Model (IMM) Yöntemi	38
4. ÇOKLU HEDEF İZLEME ALGORİTMALARI	46
4.1 İzleme Başlatma	46
4.2.1 Kural-tabanlı izleme başlatma	49
4.1.2 Mantık-tabanlı izleme başlatma	49
4.1.3 Hough dönüşüm ile izleme başlatma yöntemi	50
4.2 Veri İlişkilendirme	51
4.2.1 Pencereleme	53
4.2.2 En Yakın Komşuluk Yöntemi	54
4.2.3 PDA Yöntemi	58
4.2.4 JPDA Yöntemi	62
4.2.5 Çoklu Varsayım İzleme (MHT) Yöntemi	68

4.3 İzleme Sonlandırma	69
5. SONUÇ VE ÖNERİLER	71
KAYNAKLAR	74
ÖZGEÇMİŞ	77



KISALTMALAR

MTT	: Multi-Target Tracking (Çoklu Hedef İzleme)
KF	: Kalman Filter (Kalman Filtresi)
AKF	: Adaptive Kalman Filter (Uyumlu Kalman Filtresi)
EKF	: Extended Kalman Filter (Genişletilmiş Kalman Filtresi)
IMM	: Interacting Multiple Model (Etkileşimli Çoklu Model)
NN	: Nearest Neighbor (En Yakın Komşuluk)
PDA	: Probabilistic Data Association (Olasılıksal Veri İlişkilendirme)
JPDA	: Joint Probabilistic Data Association (Ortak Olasılıksal Veri İlişkilendirme)
MHT	: Multiple Hypothesis Tracking (Çoklu Varsayım İzleme)
HF	: High Frequency (Yüksek Frekans)
MW	: MicroWave (Mikro Dalga)
EM	: ElectroMagnetic (ElektroManyetik)
CFAR	: Constant False Alarm Rate (Sabit Hata Alarm Oranı)
SNR	: Signal to Noise Ratio (İşaret Gürültü Oranı)
CV	: Constant Velocity (Sabit Hız)
CA	: Constant Acceleration (Sabit İvme)
TWS	: Track While Scan (Tararken İzleme)
BKH	: Bileşke Kestirim Hatası
BÖH	: Bileşke Ölçüm Hatası
NKH	: Normalize Konum Hatası

ŞEKİL LİSTESİ

	<u>Sayfa No</u>
Şekil 1.1 : Radar Gözetleme Bölgesi	5
Şekil 1.2 : Ortamda 6 hedef ve 10 yeni ölçüm bulunması durumu	7
Şekil 1.3 : Çoklu hedef izleme algoritması akış diyagramı	9
Şekil 2.1 : Test Senaryoları	20
Şekil 3.1 : Kalman filtresi blok şeması	26
Şekil 3.2 : Standart Kalman filtresi akış diyagramı	28
Şekil 3.3 : Hedef 2 için KF izleme performansı	29
Şekil 3.4 : Hedef 2 için KF hata analizi	30
Şekil 3.5 : Hedef 1 için KF izleme performansı	30
Şekil 3.6 : Hedef 1 için KF hata analizi	31
Şekil 3.7 : Dönüş oranı uyumlu Kalman filtresi	34
Şekil 3.8 : Hedef 2 için Uyumlu KF izleme performansı	36
Şekil 3.9 : Hedef 2 için Uyumlu KF hata analizi	36
Şekil 3.10 : Hedef 1 için Uyumlu KF izleme performansı	37
Şekil 3.11 : Hedef 1 için Uyumlu KF hata analizi	37
Şekil 3.12 : Etkileşimli Çoklu Model (IMM) Yöntemi	39
Şekil 3.13 : Hedef 2 için IMM izleme performansı	43
Şekil 3.14 : Hedef 2 için IMM hata analizi	43
Şekil 3.15 : Hedef 2 için IMM filtre olasılıkları değişimi	44
Şekil 3.16 : Hedef 1 için IMM izleme performansı	45
Şekil 3.17 : Hedef 1 için IMM hata analizi	45
Şekil 3.18 : Hedef 1 için IMM filtre olasılıkları değişimi	46
Şekil 4.1 : Yeni İz başlatma	48
Şekil 4.2 : Hedef Geçerlilik Bölgesi	53
Şekil 4.3 : En Yakın Komşuluk (NN) Yöntemi akış diyagramı	56
Şekil 4.4 : CV-NN algoritması izleme performansı ($\sigma = 15m$ iken).....	57
Şekil 4.5 : CV-NN algoritması izleme performansı ($\sigma = 75m$ iken).....	57
Şekil 4.6 : PDA akış diyagramı	60
Şekil 4.7 : JPDA algoritması izleme performansı ($\sigma = 75m$ iken)	68
Şekil 4.8 : İz-gözlem varsayım ağacı	69

SEMBOL LİSTESİ

t_k	: Radar örnekleme zamanı
$X(t_k / t_{k+1})$	: t_{k+1} anındaki durum tahmini
$X(t_k / t_k)$	: t_k anındaki durum kestirimi
$z(t_k / t_{k+1})$	: t_{k+1} anındaki ölçüm tahmini
$z(t_k)$	: t_k anındaki ölçüm değeri
$X_i^o(t_{k+1})$	: i . filtre modelinin t_{k+1} anındaki başlangıç koşulu
δt	: t_{k-1} ve t_k örnekleme zamanları arasındaki süre
$F(\delta t)$	: Durum geçiş matrisi
$G(\delta t)$	: Bozulma etkisi matrisi
H	: Gözlem matrisi
H_k	: Ölçüm fonksiyonunun jakobiye matrisi
$v(t_k)$	: Gauss dağılımlı sıfır ortalamalı süreç gürültüsü
$w(t_k)$	: Gauss dağılımlı sıfır ortalamalı ölçüm gürültüsü
$R(t_k)$	: Süreç gürültüsü kovaryans matrisi
$Q(t_k)$	: Ölçüm gürültüsü kovaryans matrisi
$K(t_k)$	: Kalman filtre kazancı
$P(t_k / t_k)$	: t_k anındaki kovaryans kestirimi
$P(t_k / t_{k-1})$	: t_{k-1} anındaki kovaryans tahmini
$inn(t_k)$	: inovasyon değeri (ölçüm ile durum tahmini arasındaki fark)
$S(t_k)$	: inovasyon kovaryansı
m_k	: Bir taramadaki ilişkili gözlem sayısı
γ	: İstatistiksel mesafe için üst sınır değeri
γ_b	: Koordinat dönüşümündeki yanlışlık miktarı
$p_{ij}(t_k)$	: i . hedef ve j . gözleme ilişkin olasılık değeri
P_D	: Hedef tespit olasılığı
P_{fa}	: Hatalı alarm olasılığı
$d_{ij}(t_k)$	: istatistiksel mesafe
w_i	: IMM filtre olasılıkları
θ	: JPDA yöntemindeki ortak olaylar kümesi
λ_θ	: Yanlılık düzeltme terimi
$p_n(t_k)$	: Süreç gürültüsü kovaryans bağıntısı
σ_x	: x eksenindeki konuma ilişkin standart sapma
$\sigma_{\dot{x}}$	: x eksenindeki hıza ilişkin standart sapma
σ_y	: y eksenindeki konuma ilişkin standart sapma

$\sigma_{\dot{y}}$	: y eksenindeki hızla ilişkin standart sapma
σ_m	: manevra standart sapması
ρ_m	: manevra korelasyon katsayısı
τ_m	: manevra zaman sabiti
ω	: dönüş oranı
V_G	: geçici izler kümesi
Ω	: iz-gözlem ilişki matrisi
ϕ	: kargaşa olarak tespit edilen gözlem sayısı
c	: normalizasyon sabiti
$\tilde{x}_m$	: x eksenindeki ölçüm hatası
$\tilde{x}_e$	: x eksenindeki kestirim hatası



KALMAN FİLTRESİ VE OLASILIKSAL VERİ İLİŞKİLENDİRME YÖNTEMLERİNİ KULLANAN ÇOKLU HEDEF İZLEME ALGORİTMALARI

ÖZET

Çoklu hedef izleme gözetleme radar sistemlerinin vazgeçilmez bir parçasıdır. Hem askeri hem de sivil uygulamalarda gün geçtikçe daha da önem kazanan bir araştırma konusu haline gelmektedir. Teknolojik gelişmeler ile birlikte artan işlemci hızları hedef izleme algoritmalarının gerçek zamanda koşturulmasını sağlamıştır. Hedef izleme, gürültülü algılayıcı ölçümlerini kullanarak gözetleme bölgesi içerisindeki hedef (uçak, gemi, vb...) dinamiklerinin (konum, hız, ivme) doğru olarak kestirilmesi işlemi olarak tanımlanabilir.

Hedef izlemede en yaygın kullanılan kestirici türü Kalman Filtresidir (KF). Tercih edilmesinin başlıca nedeni yeni durum kestirimleri için sadece bir önceki durum kestirimi ile yeni ölçüm değerini kullanmasıdır. KF ölçüm değerlerini hızlı işleminin yanı sıra filtre içinde kullanılan hedef dinamik modeli ile gerçek hedef hareketi uyum içinde olduğu sürece, durum kestirimi ile gerçek hedef dinamikleri arasındaki hatanın karesinin mutlak değerini minimum yapar.

Hedef manevra yapmaya başlayınca filtre modeli ile sistem modeli arasında bir uyumsuzluk belirecektir. Filtre ve sistem modeli arasındaki fark ne kadar büyük olursa izleme algoritmasının performansı da o derece düşecektir. Bu uyumsuzluğu gidermek için çeşitli yaklaşımlar önerilmiştir. Manevra dedektörü kullanmak ve filtre parametrelerini manevra miktarı ile uyumlu hale getirmek önceleri sunulan bir çözümdür. Fakat hızlı manevraların tespit edilmesine kadar olan gecikme, bazı durumlarda hedef izlerinin kaçırılması ile sonuçlanabilmektedir. Diğer yaklaşım ise birden çok filtrenin bir arada kullanımıdır. Bazıları, kullanılan filtreler içinde hedef hareketine en uygun modele sahip olanı kullanmayı önermiştir. Ama son dönemde manevra yapan hedefleri izlemek için revaçta olan etkili ve hızlı bir yaklaşım, Etkileşimli Çoklu Model (IMM) yöntemidir. Burada kullanılan her bir filtre modeli için, kestirim değerinin gerçek hedef hareketi ile uyduğu oranda bir filtre olasılık değeri hesap edilir. IMM algoritmasının koşturulduğu her tarama anında filtre olasılıkları otomatik olarak güncellenir. Filtre olasılık değerleri ve kestirimleri kullanılarak bileşke kestirime ulaşılır.

Gözetleme bölgesinde kargaşa ve birden çok hedef bulunduğu durumlarda izleme filtrelerini kullanıp hedef dinamiklerini güncellemeden önce radardan gelen yeni gözlemlerin hangi izlerden kaynaklandığına ya da yeni iz başlangıcı olup olmadığına karar vermek gereklidir. İzler ve gözlemler arasındaki bu ilişkilerin kurulması veri ilişkilendirme olarak bilinir. Veri ilişkilendirme sonucunda satır ve sütunları sırasıyla gözlemleri ve izleri temsil eden bir matris oluşturulur. Eğer bir gözlemin bir izden kaynaklanabileceği düşünülüyorsa, iz-gözlem matrisindeki bu izle ilişkili matris elemanı 1 yapılır. Aksi taktirde matris elemanları 0 değerini alır.

Veri ilişkilendirme ve izleme başlatma özellikle kargaşanın çok yoğun olduğu ve birbirine yakın seyreden manevralı hedefler durumunda çok önemlidir. Bu amaçla

genellikle olasılıksal veri ilişkilendirme yöntemleri kullanılır. Tek hedef ve çok hedef durumları için önerilen PDA ve JPDA sırasıyla Olasılıksal Veri İlişkilendirme ve Ortak Olasılıksal Veri İlişkilendirme yöntemleridir. JPDA algoritması hedef tespit olasılığının 1 ya da 1' e çok yakın olduğu durumlarda çok iyi sonuçlar vermektedir. Günümüzde mevcut radar gözetleme sistemlerinde en sık karşılaşılan En Yakın Komşuluk (NN) yöntemidir. Burada izler, son hedef tahminine en yakın olan gözlem kullanılarak güncellenir. İz ile ilişkilendirilen diğer gözlemler yanlış gözlem olarak kabul edilir.

Çoklu Varsayım İzleme (MHT) teorik olarak en doğru sonuç veren ve işlemsel açıdan gerçek zamanda gerçekleşmesi en zor veri ilişkilendirme yöntemidir. Veri ilişkilendirme için genellikle son gözleme ait ölçümler kullanılmasına karşın, geçmişe ait ölçümleri kullanmak da mümkündür. Bu durumda daha doğru ilişkiler ve dolayısıyla doğru kestirimler elde edilirken karar vermek için gereken süre uzamakta ve gereken işlem sayısı artmaktadır. Karar süresinin uzaması algoritmanın gerçek zamanda uygulanabilirliğini engellemektedir.

Tez içerisinde yapılan analizler ile, çoklu hedef izleme problemi için sunulan çözüm önerilerinin karşılaştırılması amaçlanmıştır. Öncelikle çoklu hedef izleme probleminin tanımı yapılmış ve nedenleri üzerinde durulmuştur. Hedef durum kestirimlerini güncellemek için filtreleme uygulanmıştır. Bu amaçla Kalman filtresi tercih edilmiştir. Kalman filtresi kullandığı dinamik modelden farklı davranışlar gösteren hedefleri izlemekte yeterince başarılı olamadığı görülmüştür. Hedefleri bu manevraları süresince de doğru izleyebilmek için Uyumlu Kalman Filtresi ve Etkileşimli Çoklu Model yöntemleri önerilmiştir. Ayrıca gözetleme bölgesinde birden çok hedef ve yoğun kargaşa bulunduğu durumlarda iz gözlem ilişkilerinin doğru kurulmasına dair çözüm önerileri incelenmiştir. Son olarak gerçek zamanda koşturulabilecek bir çoklu hedef izleme algoritması olarak Etkileşimli Çoklu Model filtresini kullanan Ortak Olasılıksal Veri İlişkilendirme (IMMJPDA) yöntemi benimsenmiştir.

MULTI-TARGET TRACKING ALGORITHMS EMPLOYING BOTH KALMAN FILTERING AND PROBABILISTIC DATA ASSOCIATION

SUMMARY

Multi-Target Tracking (MTT) is an essential requirement of surveillance systems employing one or more sensors to evaluate an environment that includes both true targets and false alarms. The case of employing multi-sensor is out of the scope of this thesis, since it requires so much study on data fusion which can probably be another graduate-level research area. The increasing sophistication of surveillance systems has generated a big interest in the research area of multi-target tracking. The objective of multi-target tracking is to partition the sensor data into sets of observations (tracks) produced by the same source. Both civilian and military applications of target tracking are numerous ranging from air traffic control (ATC) systems, image processing, targetting and control of weapons to air and ocean surveillance systems.

Once tracks are formed and confirmed, their state estimations (dynamics) can be updated using noisy sensor measurements at each scan of radar system. The increasing processor speed has enabled the MTT algorithms to be run in real-time. False alarm means that either a true target is missed or a radar detection does not belong to a true target. There can be lots of clutter sources such as sea, small islands, the climate and birds in the observed area. To obtain better measurement results and to leave no unobserved place within the area of interest, the use of more than one sensor is sometime beneficial and required as well. In this case sensor fusion has to be employed with different sensor measurements.

The most common filtering method in target tracking is Kalman filter (KF) which has time variable tracking coefficients, since it is computationally efficient and requires only the last estimate of target states and new radar observations in order to update the state estimates. In addition to fast processing of observations, It also gives the optimum state estimate as long as the filter dynamic model covers the true target motion. It recursively tries to minimize the mean squared error.

Any behaviour of the target motion that is unpredictable by the algorithm is considered as a maneuver. A maneuver causes a mismatch between actual target motion and the filter motion model, which leads to bad estimation. The higher the level of mismatches, the worse the performance of the tracking filter. To overcome these mismatches some approaches have been suggested such as adaptive Kalman filtering and multiple model methods. A maneuver detector is required to adaptively modify the filter parameters when performance degrades. On the other hand it causes a time lag between the initiation and the detection of acceleration. The Interacting Multiple Model (IMM) method, another approach to deal with maneuvering targets, is considered to be one of the most effective and computationally efficient among the

multiple model approaches. This method updates a model probability for each filter, which are used to calculate the resulting estimate of IMM .

In multiple target tracking applications a data association scheme has to be employed to extract the information from the specific target of interest and clutter measurements. This information implies which ones of new set of radar observations are originated from current targets. As a result of data association, a matrix is built up to show the relations between existing tracks and new observations. Data association is the most important part of a multi-target tracker, especially in case there exists many closely spaced maneuvering targets and an environment of dense clutter.

The most common multi-target tracking algorithm seen in practical radar systems combines Kalman filtering and Nearest Neighbor (NN) correlation. It has poor performance in the presence of false alarms and closely spaced targets: on the other hand it has moderate computational requirements. To ensure track continuity under critical conditions mentioned above, more advanced tracking algorithms for both filtering and association are required. They are Multiple Hypothesis Tracking (MHT) and Interacting Multiple Model Joint Probabilistic Data Association (IMMJPDA) which were previously considered to be unaffordable because of their computational requirements. IMMJPDA which is strongly dependent on the probability of detection, has intermediate performance compared to MHT. It seems that IMMJPDA can be a reasonable solution to the problem of interest to run real time applications, in case it is coded with a fast programming language just like C. On the other hand MHT is known as the best approach to multi-target tracking, yet it requires considerable amount of computation and memory which is basically because of the depth of backscan (using the previous observations). A practical MHT implementation can be obtained by limiting the depth of multi scan correlation and several other techniques.

Analizing and applying different solutions of multi-target tracking problem to some study cases is aimed in this thesis. First of all the problem of multi-target tracking is defined and then its reasons are studied. Following that, filtering and association (correlation) procedures are successively given in details. Consequently the results of this study are submitted to encourage future works in this subject.

1. GİRİŞ

Gelişen teknoloji ile birlikte hem sivil hem de askeri uygulamalarda gözetleme radar sistemlerinin artan popülaritesi ile birlikte hedef izleme büyük önem kazanmıştır. Bir gözetleme sistemi bir ya da daha fazla algılayıcıya sahip olabilir. Tek bir radar ile gözetleme bölgesi içerisindeki manevra yapan çok sayıdaki hedefi izlemek için hangi yöntemlerin nasıl kullanıldığı bu tez kapsamı içerisinde ele alınacaktır. Ayrıca birden çok algılayıcı kullanılması durumunda ise veri tümleştirme gereklidir.

Gözetleme bölgesi içerisinde çok sayıda hedef bulunmasının yanı sıra hedef manevraları, ortam gürültüsü ve kargaşa nedeniyle hedef izleme çözümü zor bir problem haline gelmektedir. Burada amaç gürültülü radar ölçümlerini kullanarak hedef konum ve hareketlerini tespit etmektir. Giriş bölümünde bu konuda yapılan önceki çalışmalar, radarda hedef bilgilerinin nasıl üretildiği, çoklu hedef izleme probleminin tanımı, gerekli koordinat dönüşümü ve hedef dinamik modelleri verilmektedir.

İkinci bölümde yazılım paketi tanıtılmaktadır. Matlab 5.0 ile kodlanan yazılım paketi genel olarak üç kısımdan oluşmaktadır. İlk kısımda yapay radar verisi üretilmektedir. İkinci kısımda ise üretilen gözlem verisini işleyecek hedef izleme algoritmaları yer alır. Son kısımda performans ve hata analizleri yapıp sonuçlar görüntülenir.

Üçüncü bölümde hedef durumlarını güncellemek için kullanılan filtreler incelenecektir. Filtrelemenin esas amacı gerçek hedef konumu ile gözlem sonucundaki ölçümler arasındaki hatayı mümkün olduğunca bastırmaktır. Bunu gerçekleştirmek için yaygın olarak Kalman filtresi ve türevi yaklaşımlar kullanılmaktadır. Bunun sebebi Kalman filtresi' nin diğer yöntemlere göre çok daha hızlı ve az bellek gerektiren tekrarlı bir kontrol algoritmasına sahip olmasıdır.

Kestim hatasının ne kadar küçük olacağı, filtre içerisinde kullanılan dinamik hareket modelinin gerçek hedef hareketi ile ne derece doğru örtüştüğüne bağlıdır. Bu hareket modeli filtre içerisinde hedefin durum tahminini yapmak için gereklidir. Hedefin gerçekleştireceği bir manevra, hedef hareketi ile filtre dinamik modeli

arasında bir uyumsuzluğa yol açacaktır. Hedef hareketinin sürekli olarak değişim içerisinde olacağı düşünüldüğünde filtre içerisinde kullanılan dinamik modelin ne kadar önemli olduğu ve de uyumlu bir biçimde değiştirilmesi gerektiği görülmektedir. Bu amaçla kullanılabilecek değişik yöntemler mevcuttur. Sistem modeline ilişkin bir parametrenin, alınan ölçüm değerlerine bağlı olarak değiştirilmek ya da çoklu hareket modeli kullanmak en çok uygulanan çözümlerdendir. Filtre parametreleri bir manevra dedektörünün çıkışıyla uyumlu olarak değiştirilir. Çok filtreli (modelli) yaklaşımlar ise genellikle daha iyi kestirim sağlamasına karşın daha fazla işlem yükü ve artan bir karmaşıklık getirir.

Dördüncü bölüme sırasıyla izleme başlatma, veri ilişkilendirme ve izleme sonlandırma problemleri ele alınacaktır. Farklı hız ve manevralara sahip çok sayıda hedef bulunması durumunda yeni gelen ölçümlerin daha önceden tespit edilen bir hedeften mi yoksa yeni bir hedeften mi geldiğine karar vermek için iz ve gözlemler arasında doğru ilişkilerin kurulması gerekmektedir. Bir başka varsayım da yanlış hedef olasılığıdır. Ortamda bulunan kargaşalar yanlış hedef tespitine yol açmaktadır. Yoğun kargaşa bulunan bir ortamda yanlış hedef olasılığı artacak ve bu nedenle veri ilişkilendirme daha önemli bir hal alacaktır. Ayrıca dördüncü bölümün sonunda izleme başlatma, veri ilişkilendirme ve filtreleme yetenekleri birleştirilerek çoklu hedef izleme yeteneğine sahip algoritmalar oluşturulup değişik test senaryoları için analiz sonuçları verilecektir.

Sonuç bölümünde çoklu hedef izleme yöntemlerinin karşılaştırılması, yöntemlerin birbirlerine olan üstünlükleri ve hedef izleme konusunda ileriye dönük olarak yapılabilecek çalışmalar ile ilgili öneriler sunulmuştur.

1.1 Önceki Çalışmalar

Temel prensipleri 1955 yılında N. Wax tarafından ortaya koyulan çoklu hedef izleme, o tarihlerde radar ekranları (Plan Position Indicator) üzerinde bizzat kullanıcılar tarafından gerçekleştirilmekteydi. Wax, bir nükleer fizik problemi ile benzerlik kurarak veri ilişkilendirme hariç hedef izleme probleminin diğer bileşenleri; izleme başlatma, iz güncelleme ve izleme sonlandırmayı tanımlamıştır. 1964 yılına gelindiğinde Sittler kendisinden sonra gelen çalışmaların başlangıcını oluşturacak Bayes bağıntılarını kullanmıştır. 1970'lerde Kalman filtresinin yaygın kullanılmaya başlaması ile birlikte Çoklu hedef izleme [1,2] gözetleme sistemlerinin

vazgeçilmez unsuru olmuştur. Yakov Bar-Shalom' un yayınları ile çağdaş anlamdaki çoklu hedef izleme teknikleri gelişmeye başlamıştır [3].

İlk ve en iyi bilinen çoklu hedef izleme sistemi olan Tararken İzleme (Track While Scan) sisteminin çalışması, tek algılayıcı ile sabit hızda gözetleme bölgesi içerisindeki hedeflerin taranması esasına dayanmaktadır. Oysa genel bir çoklu hedef izleme sistemi bu tür kısıtlamalara sahip değildir, algılayıcı sayısı birden fazla, algılayıcı tarama hızı değişken olabilmektedir. Algılayıcı (radar) verisi tezde incelenen izleme algoritmalarında kullanılmadan evvel kutupsal koordinatlardan kartezyen koordinatlara dönüştürülüp, dönüşümden kaynaklanan yanlışlıkların giderilmesi gerekmektedir [4]. Tez içerisinde incelenen algoritmaların performanslarını sınamak için ise yapay radar verisi üretilmiştir.

Çoklu hedef izleme zamanla değişen bir ortak karar ve kestirim problemi olarak tanımlanabilir. İlk olarak algılayıcı ölçümlerine dayanarak yeni iz başlangıçlarının tespit edilmesi [5] ve mevcut izler ile yeni gözlemler arası ilişkilerin belirlenmesi gereklidir. Güçlü veri ilişkilendirme yöntemlerinden bazıları En Yakın Komşuluk (NN) [1,6], Olasılıksal Veri İlişkilendirme (PDA) [1,7], Ortak Olasılıksal Veri İlişkilendirme (JPDA) [8-14] ve Çoklu Varsayım İzleme (MHT) yaklaşımıdır [1,15]. Yoğun kargaşa ve taramada hedef kaçırma durumunda Ortak Olasılıksal Veri İlişkilendirme yönteminde karşılaşılan iz birleşme problemine Henk A. P. Blom ve Edwin A. Bloem tarafından bir çözüm önerilmiştir [16]. Kanada ve Amerika Birleşik Devletleri tarafından ortaklaşa mevcut hedef izleme algoritmaları gerçek radar verisi ile koşturularak performans analizleri yapılmıştır [17].

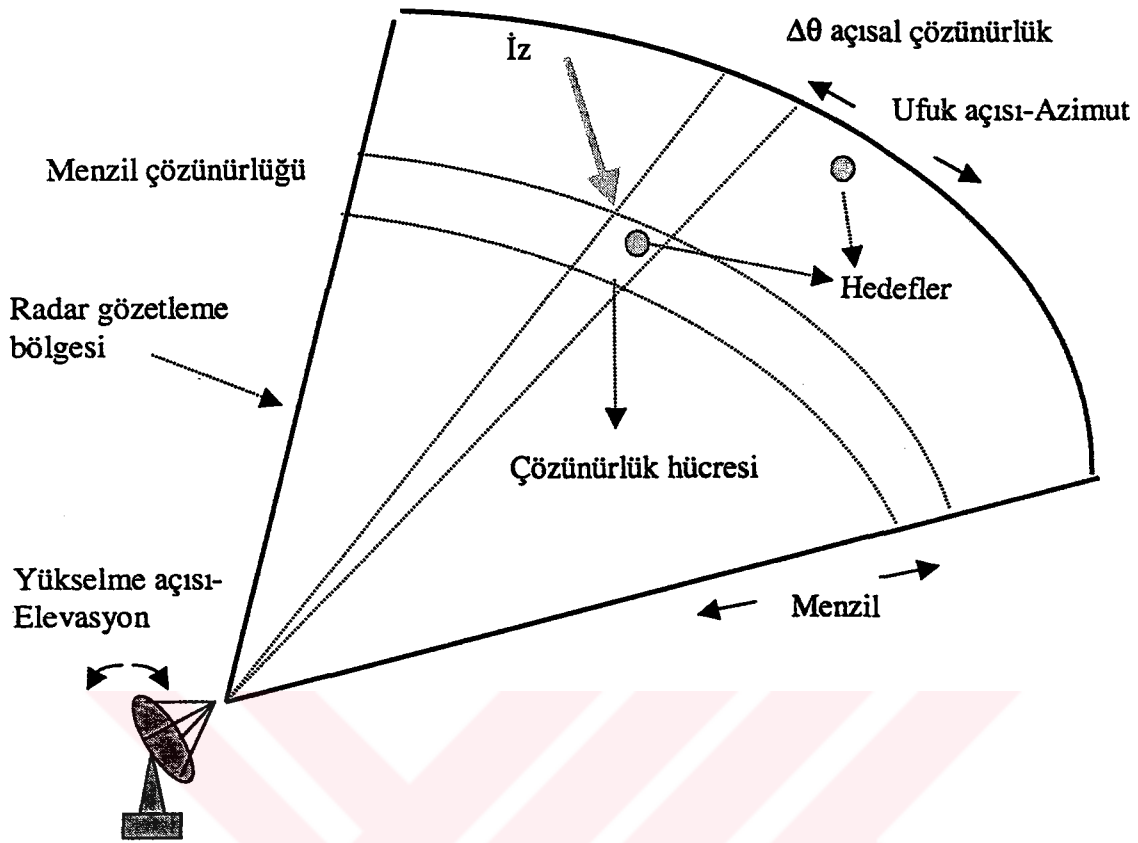
Hedef ile gözlemler arası doğru ilişkiler kurulduktan sonra hedef durum kestirimlerinin güncellenmesi gerçekleştirilir. Manevra yapan hedefleri izlemek [18-22] filtre dinamik modelinin ne derece doğru tanımladığı ile ilgili bir konudur. Yaygın olan yaklaşım uyumlu filtre ya da çok modelli filtreler kullanmaktır. Dr. Murat Efe tarafından hazırlanan doktora tezinde [23] manevra yapan hedef hareketleri için ele alınan uyumlu yöntemlerden bazıları detaylı olarak incelenmiştir. Etkileşimli çoklu model (IMM) yaklaşımı hedef durum kestirimleri arasında en etkili ve verimli çok modelli yöntemlerden biridir [15,23-26]. D. Lerro ve Y. Bar-Shalom tarafından Etkileşimli Çoklu Model yönteminde hedef genlik bilgisi durum vektörüne sokularak izleme performansını iyileştirme çalışmaları yapılmıştır [27].

Önerilen hedef izleme algoritmalarının gerçek performanslarını görmek için kargaşa bulunan ortamdaki davranışlarına bakmak gereklidir [9,16,28-30].

Etkileşimli Çoklu Model (IMM) ile Ortak Olasılıksal Veri İlişkilendirme (JPDA) yöntemleri bir arada kullanılarak çoklu hedef izleme performansı artırılmıştır [6,7,31]. Çoklu Varsayım İzleme (MHT) [1,7] yöntemi daha doğru sonuçlar vermesine karşın, gerekli işlem zamanının ve bellek ihtiyacının yüksek olmasından ötürü uygulamada kolay yer bulamamaktadır. Genellikle optimuma yakın çözümler aranmaktadır. M. de Feo tarafından IMMJPDA yöntemi, NN ve MHT veri ilişkilendirme yöntemleri karşılaştırılmıştır [6].

1.2 Radar ölçümleri

Hedef izlemede kullanılan ölçümlerin radarda nasıl ve hangi doğrulukta üretildiğini anlamak izleme algoritmaların sonuçlarını doğru değerlendirmek açısından önemlidir. Radar ölçüm çözünürlük ve doğrulukları radar çalışma frekansına doğrudan bağlıdır. Gözetleme radarlarında yaygın olarak kullanılan iki frekans bölgesi bulunmaktadır. Bu doğrultuda gözetleme radar sistemlerini yüksek frekans (HF) ve mikrodalga (MW) radarları olarak iki grupta incelemek mümkündür. Bu iki radar sistemi arasında bilinmesi gereken temel farklar radar hücre boyutları, menzil ve doppler çözünürlükleridir.



Şekil 1.1 Radar gözetleme bölgesi

MW radarların menzil ve açısal çözünürlükleri yüksek dolayısıyla radar hücre boyutu düşüktür, fakat doppler hız çözünürlüğü yeterince iyi değildir. Oysa HF radarlarda menzil boyutu dolayısıyla da radar hücresi boyutu büyüktür ama doppler frekans çözünürlüğü MW radara göre daha iyidir.

Bir radar sistemi ölçümleri şu şekilde üretir: Radar ilk olarak belirli bir doğrultuda kısa süreli elektromanyetik dalgalar yayar ve daha sonra hedeflere çarpıp geri dönen yankıları dinlemeye başlar. Dinleme süresi gözetleme sisteminin öngörülen menzili ile ilişkilidir. Bu işlem elektronik tarama (faz kaydırma tekniği ile) kullanılarak EM (ElektroManyetik) dalgaların birkaç derecelik demetler halinde bir uçtan diğerine kadar tüm gözlem bölgesi kapsayana dek tekrarlanır. Şekil 1.1' de görülen Radar gözetleme bölgesinin tamamını taraması için geçen toplam tarama süresi MW radarlarda birkaç saniye (4-6) mertebesinde iken HF radarlarda dakikalar (10-12) boyunca sürmektedir.

Tüm gözetleme bölgesinden alınan hedef yansımaları daha sonra karar algoritmalarında istatistiksel olarak işlenir. Gelen yansımaların hedeften mi yoksa

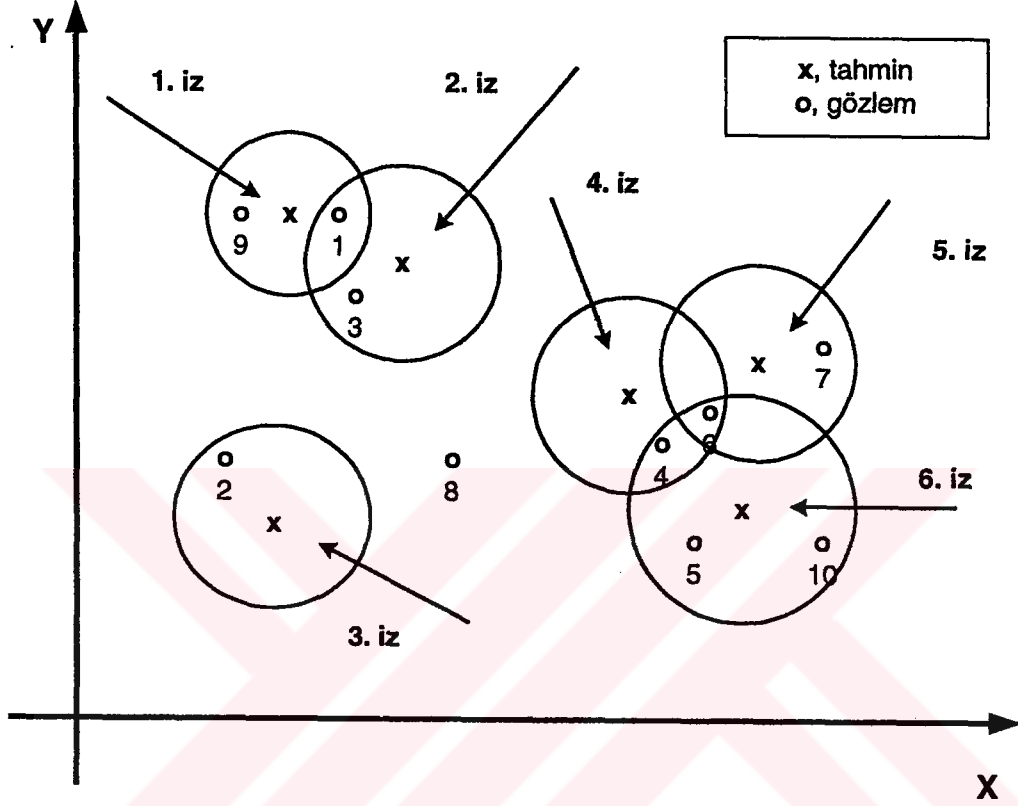
gürültüden mi kaynaklandığının belirlenmesi gerekir. Radar, gözetleme bölgesinde gerçek hedeflere ait yansımalar ile birlikte hatalı tespitler de bulacaktır. Hatalı tespitler mevcut hedeflerin radar tarafından görülememesi ya da gerçekte olmayan hedef tespitleridir. Kargaşa olarak da bilinen bu hatalı ölçümlere sebep olarak deniz, kuş sürüleri, adalar ve iklim şartları gösterilebilir. Bu durumda karar verilirken sabit hatalı alarm oranı (CFAR) olarak bilinen değerleri göz önünde bulundurulmalıdır. CFAR değeri ne kadar düşük ise radar ölçümleri içinde o kadar az hatalı ölçüm bulunur. Fakat bu durumda da gerçek hedeflerden gelen bazı ölçümlerin gürültü nedeniyle eşik değeri altında kaldığı için kaçırılabilir. Hatalı alarm olasılığını belli bir değerde sabit tutmak için karar eşiklerinin ortam koşullarına uyumlu olarak sürekli değiştirilmesi daha iyi sonuç vermektedir.

Dedektörde hedef olarak tespit edilen yankıların (eko) izleme algoritmalarında kullanılabilir konum ve hız gibi hedef bilgisine dönüştürülmesi gerekir. Gönderilen EM dalganın yola çıkış anı ve hedeften yansıyıp radar alıcı antene geri dönmesine kadar geçen süreden hedef ile radar arası mesafe (menzil) belirlenir. EM ışın demetinin bakış açısı ve demet genişliği zaten radar kontrolünde olan teknoloji ile sınırlı bir bilgidir (ufuk açısı-azimut). Benzer şekilde düşey doğrultudaki radar hareketinden bu boyuttaki radar yükselme açısı (elevasyon) bilgisi elde edilir. Uygulamaya bağlı olarak uygun koordinat sistemi seçilir. Eğer sadece su üzeri hedefler söz konusu ise hedef yükselme (elevasyon) açısı bilgisine gerek duyulmaz, menzil ve ufuk açısı yeterlidir. Radar, konum bilgilerine ilave olarak radar radyal doğrultudaki hedef hız bilgisini de verir. Hedefin yer değiştirmesi nedeniyle EM dalganın fazında dolayısıyla da frekansında bir kayma meydana gelir. Radardan gönderilen EM işaretin frekansı ile yansıyan işaret frekansı arasındaki fark hedef radyal hızı ve yönü hakkında bir bilgi içermektedir.

1.3 Çoklu-Hedef İzleme Problemi

Hem askeri hem de sivil uygulamaları bulunan hedef izleme probleminde esas olan gözetleme bölgesi içerisinde yer alan tüm hedeflerin konum ve hareketlerini doğru olarak tespit etmektir. Askeri kullanım alanları için ateşleme ve hedefe kilitleme sistemleri ile su üstü ve hava gözetleme radarları; sivil kullanımlar için ise hava trafik denetimi örnek verilebilir.

Bu tez kapsamında bir radar gözetleme sistemine uygulanabilecek gerçek zamanlı çoklu hedef izleme algoritmaları sunulmaktadır. Bu amaçla Kalman filtresi ve olasılıksal veri ilişkilendirme yöntemlerine dayalı çözüm önerileri üzerinde çalışılmıştır. Öncelikle hedef izleme problemine yol açan sebepler tespit edilip aşağıda sıralanmıştır.

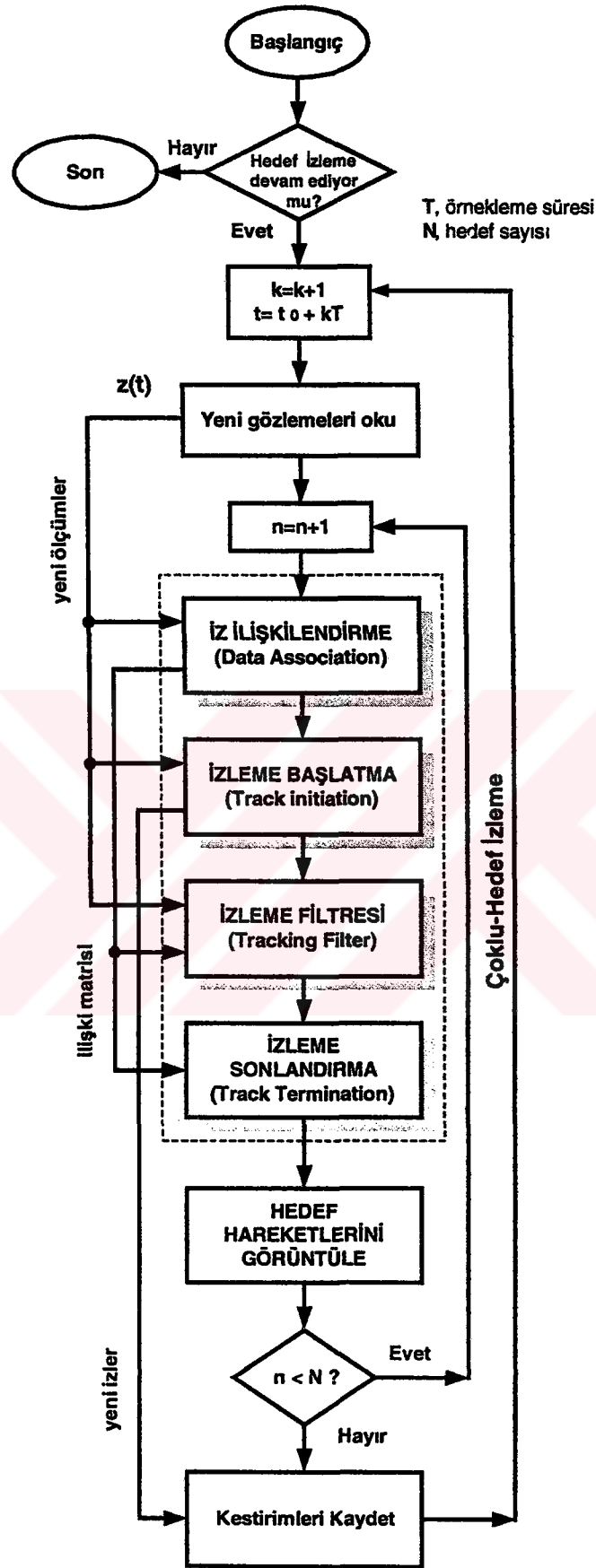


Şekil 1.2 Ortamda 6 hedef ile 10 yeni ölçüm bulunması durumu

1. Ortamda çok sayıda hedef bulunması ve hedeflerin davranışları ve toplam sayısı hakkında ön bilgi bulunmaması,
2. Bir tarama anında çok sayıda gözlem bulunmasından ve 3 boyutta (menzil, ufuk açısı ve doppler) hatta bazen 4-5 boyutta (Genlik bilgisi ve yükselme açısı dahil edilince) ölçüm alınmasından kaynaklanan işlem yükündeki artış,
3. Gürültü ve kargaşadan kaynaklanan hatalı ölçümler ortamda bulunan gürültü ve kargaşayı doğru modellemekte karşılaşılan zorluklardan kaynaklanır. Gözetlenen ortamın özelliklerine bağlı çeşitli kargaşa (clutter) sebepleri (Deniz dalgaları, adalar, kuş sürüsü...)
4. Bölge içinde aynı anda manevralı ve manevrasız hedeflerin bulunması,
5. Kısa sürede yüksek manevralar gerçekleştiren hedefler (askeri uçaklar),

6. Birbirine yakın seyreden hedefler,
7. Radar çözünürlüklerine (menzil, ufuk açısı ve Doppler) bağlı belirsizlikler,
8. Gürültü nedeniyle dedektörde tespit edilemeyip kaçırılan hedefler,
9. Radar koordinat dönüşümünden kaynaklanan yanlılık (bias),
10. Değişken zaman aralıkları ile tarama yapılması,

Gerçek bir uygulamada yukarıda bahsedilen sorunlar, doğru tespit olasılığının, P_D 1' den düşük, hatalı alarm olasılığının, P_{FA} ise 0' dan büyük olmasına neden olmaktadır. Bu değerlerin 0 ve 1' den sapması izleme performansını düşürecektir. Radar doğru tespit olasılığının 1' e eşit olması gözetleme bölgesi içerisindeki tüm hedeflerin tespit edilmesi, hatalı alarm olasılığının 0 olması ise yanlış hedef tespitlerinin bulunması ya da gerçek hedeflerin kaçırılması anlamına gelir. Tez kapsamındaki kullanılan ölçüm benzetimlerinin ideal duruma ait olduğu kabul edilmiştir. Ayrıca çoklu radar kullanımı bu çalışmanın kapsamı dışındadır ve farklı algılayıcılardan gelen verilerin birlikte işlenmesini gerektirir. Bu işlem veri tümleştirme olarak bilinir. Şekil 1.3' de tez içerisinde incelenen çoklu hedef izleme probleminin alt başlıklarına ilişkin akış diyagramı yer almaktadır.



Şekil 1.3 Çoklu hedef izleme algoritması akış diyagramı

1.4 Koordinat Seçimi ve Dönüşüm Bağlılıkları

Burada radar ölçümleri kutupsal koordinatlardan Kartezyen koordinatlara dönüştürülüp kullanılmaktadır. Böylece ölçümler ile durumlar arasındaki doğrusal olmayan durum ortadan kaldırılmış olur. Aksi takdirde Genişletilmiş Kalman Filtresi (EKF) kullanılarak bu doğrusal olmayan bağıntının Taylor serilerine açılarak doğrusal hale dönüştürülmesi gerekir ki bu sisteme ilave işlem yükü getirir. Kartezyen koordinatların tercih edilmesinin bir başka avantajı da bu koordinat sisteminde hedef hareketlerinin gözlenmesinin operatörler açısından daha kolay olmasıdır. Fakat bu dönüşüm bir yanlılığa (bias) yol açabilir. İzleme filtresinde eğer hala doppler bilgisi kullanılacaksa EKF yine kaçınılmaz olacaktır.

Radarın t_k zamanındaki taramaya ait toplam ölçüm sayısı m_k ile gösterilsin. Bu taramaya ait 2 boyuttaki kutupsal koordinatlarda gözlem değişkenleri $M_p(t_k)$ matrisi ile verilir. Burada; m , ölçümü ($m = 1, 2, \dots, m_k$) r_m , menzili b_m , ufuk açısını (azimut), ρ_m ölçüme ilişkin işaret gürültü oranını (SNR), σ_m^r , menzile ait standart sapmayı ve σ_m^e ufuk açısına ait standart sapmayı, göstermektedir..

$$M_p = [t_k \ r_m \ b_m \ \rho_m \ \sigma_m^r \ \sigma_m^e]^T \quad (1.1)$$

Bazı hedef izleme algoritmalarında kestirim sonucunu iyileştirmek için genlik bilgisi ayrı bir parametre olarak durum değişkeninde de yer almaktadır [27]. Kartezyen koordinatlara dönüştürülen ölçüm matrisi ise M_c ile gösterilir.

$$M_c = [t_k \ x_m \ y_m \ \rho_m \ R_m]^T \quad (1.2)$$

Kartezyen koordinatlardaki konum değişkenleri ve bunlara ait kovaryans matrisi sırasıyla x_m , y_m , ve R_m değişkenleri ile verilmektedir. Dönüşüm (kutupsaldan Kartezyene) bağıntıları şu şekildedir:

$$x_m = r_m \cos(b_m) \quad (1.3)$$

$$y_m = r_m \sin(b_m) \quad (1.4)$$

$$R_m = T_m \cdot \text{diag} \left[(\sigma_k^r)^2, (\sigma_k^b)^2 \right] \cdot T_m^T \quad (1.5)$$

Kutupsal koordinatlardan kartezyen koordinatlara dönüşüm matrisi, T_m 2 boyut için aşağıdaki gibi bulunmuştur.

$$T_m = \begin{bmatrix} \cos(b_m) & -r_m \sin(b_m) \\ \sin(b_m) & r_m \cos(b_m) \end{bmatrix} \quad (1.6)$$

Yukarıda verilen standart kutupsal-kartezyen koordinat dönüşüm bağıntıları kartezyen koordinatlarda yanlışlık olarak adlandırılan bir hata ile sonuçlanır ve ancak yanlışlık miktarı $\gamma_b < 0.4$ iken kullanılır. Yanlışlık değeri menzil ve açısal sapma ile doğru orantılı; menzil standart sapması ile ters orantılı olarak değişim göstermektedir.

$$\gamma_b = \frac{r^2 \sigma_\theta}{\sigma_r} \quad (1.7)$$

Yanlışlık değeri $\gamma_b > 0.4$ ise koordinat dönüşümünden kaynaklanan bu yanlışlığın giderilmesi gerekir [4]. Bu amaçla dönüşüm bağıntılarına bir düzeltme terimi, λ_θ eklenir [4]. Düzeltilmiş konum değişkenleri x_u ve y_u ile verilmiştir.

$$\lambda_\theta = e^{-\sigma_\theta^2/2} \quad (1.8)$$

$$x_u = \lambda_\theta^{-1} r \cos \theta \quad (1.9)$$

$$y_u = \lambda_\theta^{-1} r \sin \theta \quad (1.10)$$

1.5 Hedef Hareket Modelleri

İzleme filtresi içerisinde yer alan hedef dinamik sistem modelinin ne kadar doğru kurulduğu filtre durum kestirimleri açısından çok önemlidir. Filtrede iki önemli işlem gerçekleştirilmektedir. Bunlar her taramada tüm hedefler için tekrarlanan sırasıyla durum tahmin ve kestirim güncelleme adımlarıdır. Hedef hareket modeli, mevcut son kestirim değerinden yola çıkılarak hedeften gelecek yeni ölçümün aranacağı bölgenin merkezinde yer hedef konum tahmini yapılır. Daha sonra hedef ile ilişkilendirilen ölçüm ve son kestirim kullanılarak durumlar güncellenir. Zaman içerisinde hedef değişik manevralar gerçekleştirebilir. Bu durumda filtrenin sabit hızdaki hareket modeli ile manevra yapan bir hedef hareketini doğru olarak takip etmek zordur. İki farklı hedef hareketini tek bir model ile temsil etmek mümkün değildir. Bu da doğru sistem dinamik modelini çıkartmanın ne derece önemli olduğunun göstergesidir.

Eğer sistem (filtre) modeli yanlış ise hedefe ilişkin iz her an kaybedilme tehlikesi ile karşı karşıyadır. Her zaman doğru sistem hareket modeline sahip olmak için hedef manevralarının erken tespit edilmesi gereklidir. Amaç sistem modelini manevraya uyarlanmaktadır. Fakat manevrayı başladığı anda tespit etmek mümkün değildir, her zaman bir gecikme söz konusudur. Manevra ne kadar erken tespit edilirse sonuçlar da o derece iyi olacaktır.

Radar ölçümleri menzil, ufuk ve yükselme (elevasyon) açıları, doppler hızı ve işaret genliği olabilir. Bu ölçümler hedeften yansıyor gelen işaretin radarda bir takım işaret işleme teknikleri uygulanması ile elde edilmektedir. Ölçüm değişkenlerinden bazıları doğrudan durum vektörü içerisinde yer alır. t_k , örnekleme zamanını göstermek üzere durum vektörü, $X(t_k)$ ile tanımlanır. Durum vektörü içinde sırasıyla x ve y eksenlerindeki konum değişkenleri $x(t_k)$ ve $y(t_k)$ ile, hız değişkenleri ise $\dot{x}(t_k)$ ve $\dot{y}(t_k)$ ile gösterilir.

$$X(t_k) = [x(t_k) \quad \dot{x}(t_k) \quad y(t_k) \quad \dot{y}(t_k)]^T \quad (1.11)$$

Eğer hedef izlemede hedefin yükseklik bilgisi de gerekirse z eksenindeki konum ve hız değişkenleri durum vektörüne dahil edilir. Problemin önce 2 boyut için çözülüp daha sonra gerektiğinde üçüncü boyuta geçmek uygun görülmüştür. Üç boyutta çalışmak gerekli işlem sayısını arttıracaktır. Radar örnekleme zaman aralığı $\delta t = t_k - t_{k-1}$ ile tanımlanır. Sistemdeki süreç (process) gürültüsü $v(t_k)$ ve ölçüm gürültüsü $w(t_k)$ sıfır ortalamalı beyaz Gauss dağılımlı olup birbirlerinden bağımsızdır. Bu gürültülere ilişkin kovaryanslar sırasıyla $Q(\delta t)$ ve $R(t_k)$ matrisleri ile verilir.

Kartezyen koordinatlarda doğrusal hareket modelleri ayrık zaman durum bağıntıları ile aşağıdaki gibi tanımlanır. Hedeflerin sabit hızda hareket ettiği kabul edilmiş olup hızda meydana gelecek ufak değişimler süreç gürültüsü $v(t_k)$ ile sistem modeline eklenmiştir. Sistem dinamik modeli içindeki F ve G sırasıyla durum geçiş matrisini ve durum bozulma (disturbance) matrisini göstermektedir. Hedef hareket modeli bu matrisler içerisinde tanımlanmaktadır. Örnekleme aralığı δt içerisinde hedef hareketinde meydana gelebilecek rasgele hız değişimleri sisteme σ_x ve σ_y hız varyans değerleri ile dahil edilir.

$$X(t_k) = F(\delta t)X(t_{k-1}) + G(\delta t)v(t_{k-1}) \quad (1.12)$$

$$F(\delta t) = \begin{bmatrix} 1 & \delta t & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \delta t \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (1.13)$$

$$G(\delta t) = \begin{bmatrix} \frac{\delta t^2}{2} & 0 \\ \delta t & 0 \\ 0 & \frac{\delta t^2}{2} \\ 0 & \delta t \end{bmatrix} \quad (1.14)$$

$$v(t_k) = \begin{bmatrix} \sigma_x \\ \sigma_y \end{bmatrix} \quad (1.15)$$

Hedefte ilişkin ölçümler ise ölçüm vektörü $Z(t_k)$ ile gösterilir. Ölçüm vektörü, $w(t_k)$ içindeki konum standart sapmaları σ_x ve σ_y ile; gözlem matrisi ise H ile gösterilmektedir.

$$Z(t_k) = H X(t_k) + w(t_k) \quad (1.16)$$

$$Z(t_k) = [x(t_k) \quad y(t_k)]^T \quad (1.17)$$

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (1.18)$$

$$R = E[w(t_k) w^T(t_k)] = \begin{bmatrix} \sigma_x^2 & 0 \\ 0 & \sigma_y^2 \end{bmatrix} \quad (1.19)$$

$$Q = G E[v(t_k) v(t_k)^T] G^T \quad (1.20)$$

$$Q(\delta t) = \begin{bmatrix} \begin{bmatrix} \frac{1}{4}\delta t^4 & \frac{1}{2}\delta t^3 \\ \frac{1}{2}\delta t^3 & \delta t^2 \end{bmatrix} \sigma_x^2 & [0]_{2 \times 2} \\ [0]_{2 \times 2} & \begin{bmatrix} \frac{1}{4}\delta t^4 & \frac{1}{2}\delta t^3 \\ \frac{1}{2}\delta t^3 & \delta t^2 \end{bmatrix} \sigma_y^2 \end{bmatrix} \quad (1.21)$$

Hedef manevra (ivmelenme) hareketi gerçekleştirmeye başladığında, ikinci dereceden sabit hız (CV) modeli hedef dinamiklerini modellemede yetersiz kalacaktır. Bu durumda ya süreç gürültüsünün değeri arttırılır ya da farklı bir modele geçiş yapılır. Farklı bir model için CV modeline her boyut için birer durum değişkeni yani ivme değişimi eklenerek üçüncü derece bir modele çıkılır. Bu sistem modeli sabit ivmeli (CA) hareket modeli olarak bilinir. Üçüncü dereceden yani sabit ivmeli (CA) bir manevra hareket modeli için F, G ve H matrisleri yeniden tanımlanır.

$$F(\delta t) = \begin{bmatrix} 1 & \delta t & \delta t^2/2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & \delta t & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & \delta t & \delta t^2/2 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & \delta t \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (1.22)$$

$$G(\delta t) = \begin{bmatrix} \delta t^2/2 & 0 \\ \delta t & 0 \\ 1 & 0 \\ 0 & \delta t^2/2 \\ 0 & \delta t \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (1.23)$$

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (1.24)$$

Daha önce de belirtildiği gibi hedef dinamik süreci (proses) ayrık Markov şeklinde modellenmektedir. Rasgele giriş işareti bu model içerisinde sıfır ortalamalı beyaz Gauss gürültüsü ile temsil edilmektedir. Değişik tipteki süreç gürültüleri bu bağıntı ile modellenebilmektedir. Sıkça karşılaşılan bir gürültü tipi ilintili (correlated) diğer bir deyişle renkli ölçüm gürültüsüdür. Renkli ölçüm gürültüsünün bir taramadan diğerine değeri birbirinden bağımsız değildir. Bu tür bir radar süreci açısız titreşim gürültüsüdür. Dolayısıyla renkli gürültüyü kestirmek ve izleme performansını iyileştirmek teorik olarak mümkündür [1]. Çünkü ölçüm gürültüsünün bir kısmı taramadan taramaya bu ilişki nedeniyle giderilir. Renkli gürültü birinci dereceden Markov süreci ile modellenir.

Rastgele hedef hareketleri için en yaygın kullanılan model Singer tarafından önerilen bir başka üçüncü derece dinamik hareket modelidir [1]. Singer' ın standart hedef ivmelenme (manevra) modeli birinci derece Markov süreci olup ayrık zamanda aşağıdaki bağıntısında (1.25) görüldüğü gibi tanımlanır. Burada σ_m manevra standart sapmasını, $a(t_k)$ durum değişkeni de olan ivmeyi ve $r(t_k)$ sıfır ortalamalı birim standart sapmalı bir Gauss değişkenini göstermektedir.

$$a(t_{k+1}) = \rho_m a(t_k) + \sqrt{1 - \rho_m^2} \sigma_m r(t_k) \quad (1.25)$$

Manevra korelasyon katsayısı ρ_m , manevra zaman sabiti τ_m cinsinden tanımlanır.

$$\rho_m = e^{\frac{-\delta t}{\tau_m}} \quad (1.26)$$

Manevra sapma miktarındaki değişim farklı şekillerde modellenebilir. En çok tercih edilen manevra miktarı için bir üst sınır değeri ($A_{\max}$) belirleyip bu değeri üçe bölmek şeklindedir. Örneğin en fazla 6g ivme çekme kabiliyetindeki bir uçak için manevradaki sapma σ_m için 2g değeri kullanılır. Singer' ın önerdiği bir başka yöntemde göre ise hedefin ivme değeri alt ve üst sınırlar ($A_{\max}$ ve $-A_{\max}$) arasındadır. İvme değeri ile ilişkili olasılıklar da sırasıyla $P_{\max}$ (maksimum ivme olasılığı) ve P_o (ivmelenme olmadığı durumda olasılık) arasında değişim gösterir. Diğer ivme durumları olasılıkların düzgün olarak dağıldığı varsayılarak hesaplanır. Singer modeli için hedef ivme varyansı, σ_m^2 aşağıdaki gibi tanımlanır.

$$\sigma_m^2 = \frac{A_{\max}^2}{3} [1 + 4P_{\max} - P_o] \quad (1.27)$$

Manevra zaman sabitinin tersi β_m olmak üzere, tek doğrultudaki durum geçiş matrisi F ve β_m , ρ_m ' e bağlı olarak yeniden tanımlanır.

$$\beta_m = \frac{1}{\tau_m} \quad (1.28)$$

$$X(t_k) = [x(t_k) \quad \dot{x}(t_k) \quad \ddot{x}(t_k)]^T \quad (1.29)$$

Tek boyut için $X(t_k)$ durum matrisini göstermek üzere Singer modeli aşağıdaki gibi verilmektedir.

$$F(\delta t) = \begin{bmatrix} 1 & \delta t & \frac{1}{\beta_m^2}(-1 + \beta_m \delta t + \rho_m) \\ 0 & 1 & \frac{1}{\beta_m}(1 - \rho_m) \\ 0 & 0 & \rho_m \end{bmatrix} \quad (1.30)$$

Hedef hareketleri arasında sık karşılaşılan bir diğer durum da sabit hızda dairesel dönüş hareketidir. Yukarıda bahsedilen sistem modelleri bu tür bir hareketi modellemede çoğu zaman yetersiz kalabilmektedir. Buradan yola çıkarak ardışık iki örnekleme zamanı arasında hız ve ivmeden başka hedef hareketine ait başka bir bilgi aranmış ve dönüş oranının kullanılabileceği görülmüştür. Dönüş oranı ω , hesaplanan hedef ivme büyüklüğü hız kestirimine oranı ile verilmektedir. İvme değeri son iki hız kestiriminde hesap edilirken ölçüm gürültüsünün etkisini bir nebze olsun gidermek ve yumuşak geçişli bir ivme değişimi elde etmek için bir önceki ivme ile son ivme değerlerinin ortalaması kullanılır. Buna göre dönüş oranı sıfıra yaklaşırken ($\lim_{\omega \rightarrow 0} F(\omega)$), dönüş oranı modeline ilişkin durum geçiş matrisi, sabit hızda hareket modelinin durum geçiş matrisine yakınsar. Durum değişkeni $X(t_k)$ ile gösterilen ikinci dereceden dönüş oranı modeline ilişkin F ve G matrisleri yeniden düzenlenir.

$$X(t_k) = [x(t_k) \quad \dot{x}(t_k) \quad y(t_k) \quad \dot{y}(t_k)]^T \quad (1.31)$$

$$F(\delta t, \omega) = \begin{bmatrix} 1 & \sin \omega \delta t / \omega & 0 & -(1 - \cos \omega \delta t) / \omega \\ 0 & \cos \omega \delta t & 0 & -\sin \omega \delta t \\ 0 & (1 - \cos \omega \delta t) / \omega & 1 & \sin \omega \delta t / \omega \\ 0 & \sin \omega \delta t & 0 & \cos \omega \delta t \end{bmatrix} \quad (1.32)$$

$$G(\delta t) = \begin{bmatrix} \delta t^2 / 2 & 0 \\ \delta t & 0 \\ 0 & \delta t^2 / 2 \\ 0 & \delta t \end{bmatrix} \quad (1.33)$$

Yukarıdaki dönüş oranı hareket modelinde durum vektörü içerisine ivme değişkeni de eklenirse bağıntılar üçüncü dereceden bir modele dönüştürülür. Bu durumda bağıntılar yeniden düzenlenirse aşağıdaki F ve G matrisleri elde edilir.

$$F(\delta t, \omega) = \begin{bmatrix} F_S & 0_{3 \times 3} \\ 0_{3 \times 3} & F_S \end{bmatrix} \quad (1.34)$$

$$F_S = \begin{bmatrix} 1 & (\sin \omega \delta t)/\omega & (1 - \cos \omega \delta t)/\omega^2 \\ 0 & \cos \omega \delta t & (\sin \omega \delta t)/\omega \\ 0 & -\omega \sin \omega \delta t & \cos \omega \delta t \end{bmatrix} \quad (1.35)$$

$$G(\delta t) = \begin{bmatrix} \delta t^3/6 & 0 \\ \delta t^2/2 & 0 \\ \delta t & 0 \\ 0 & \delta t^3/6 \\ 0 & \delta t^2/2 \\ 0 & \delta t \end{bmatrix} \quad (1.36)$$

2. YAZILIM PAKETİNİN KURGUSU

Hedef izleme problemi kapsamında kullanılacak farklı algoritmaların karşılaştırılabilmesi için uygun bir ortam oluşturmak amacıyla Matlab 5.0 kullanarak Windows işletim sistemi üzerinde yazılan bu simülatör programına ilişkin özellikler bu bölüm içerisinde bulunmaktadır. Bu haliyle program manevra yapan birden çok hedefi aynı anda izleyebilecek yetenektedir. Algoritmaların C/C++ gibi hızlı bir programlama dili ile kodlanması durumunda gerçek zamanlı çalışmaya elverişli olabilecektir.

Program işlevsellik açısından 3 kısımda incelenebilir. Birinci kısım mevcut hareket modellerini kullanarak yapay radar verisinin üretildiği algoritmaları kapsamaktadır. Burada ölçüm verisine istenen oranda rasgele gürültü katılabilir. Fakat hatalı alarm ve kargaşaya ilişkin etkiler dikkate alınmamıştır. Bu nedenle hedef tespit olasılıklarının (Pd) 1 olarak alınması uygun olacaktır. İkinci kısım tez konusu olan çoklu hedef izlemeye ait bazı algoritmalar yer almaktadır. Üçüncü kısım ise koşturulan algoritmaların performans ve hata analizlerinin yapıp sonuçların görüntülendiği son aşamadır.

2.1 Senaryodaki hareket modelleri

Hareket senaryoları ve yapay radar verisi üretilirken kullanılacak hareket modellerine ait bağıntıları aşağıda verilmiştir. Aşağıda sabit hızda dairesel dönüş hareketi hariç diğer hareket modellerinin tek doğrultudaki bağıntıları verilmiştir. Diğer eksenlerdeki bağıntı da benzer şekilde tanımlanır.

1. Sabit hızda düzgün doğrusal hareket: x_i , başlangıç konumu ve V_{sbt} hedef sabit hızını göstermek üzere x eksenindeki hedef konum değişimi $x(t)$ ile gösterilir.

$$x(t) = x_i + V_{sbt} t \quad (2.1)$$

2. Sabit ivmeli hareket modeli : x_i , başlangıç konumu, V hedef değişken hızı ve a_x sabit ivmeyi göstermek üzere x eksenindeki hedefe ait konum değişimi $x(t)$ ile gösterilir.

$$x(t) = x_i + V t + \frac{1}{2} a_x t^2 \quad (2.2)$$

3. Sabit hızda dairesel dönüş hareketi: r dönüş yarı çapı, ω açısal hız ve ϕ_i ilk faz bileşeni olmak üzere x ve y eksenlerindeki değişimler sırasıyla $x(t)$ ve $y(t)$ ile verilir. Burada x_i ve y_i hedef başlangıç konumunu göstermektedir.

$$x(t) = x_i + r \cos(\omega t + \phi_i) \quad (2.3)$$

$$y(t) = y_i + r \sin(\omega t + \phi_i) \quad (2.4)$$

Başlangıç koşullarından yola çıkarak aşağıdaki bağıntılardan açısal hız ve başlangıç fazı hesap edilir.

$$\omega = \frac{\sqrt{V_{xi}^2 + V_{yi}^2}}{r} \quad (2.5)$$

$$\phi_i = \tan^{-1}\left(\frac{V_{xi}}{V_{yi}}\right) \quad (2.6)$$

4. Sinüs hareketi: A genlik, f frekans ve Φ faz olmak üzere sinüsoidal bir hareket

$$x(t) = x_i + A \sin(2\pi f t + \Phi) \quad (2.7)$$

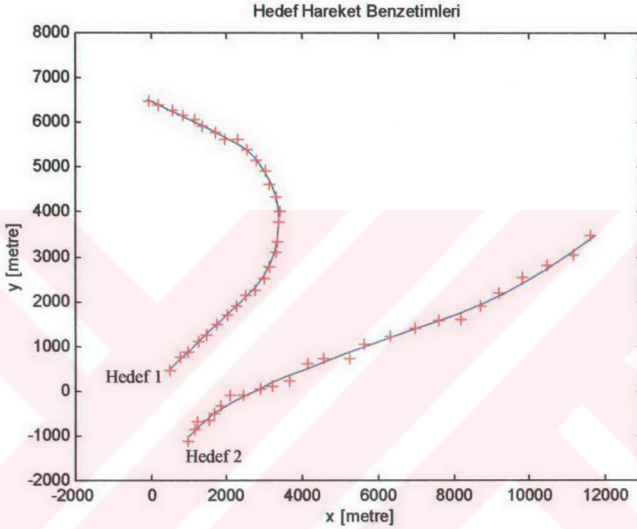
bağıntısı ile verilir.

Manevra sonundan düzgün doğrusal harekete (V_{sbt} sabit hızında hareket) dönüş x_s ve t_e sırasıyla hedef manevra sonundaki konumu ve manevra bitiş zamanı olmak üzere aşağıdaki bağıntı ile geçilir.

$$x(t) = x_s + V_{sbt} (t - t_e) \quad (2.8)$$

Üretilen yapay radar verisine sıfır ortalamalı Gauss dağılımlı bir ölçüm gürültüsü eklenir. Radardan alınan ölçümler kutupsal koordinatlardadır. Oysa ölçümlerin burada incelenen algoritmalarda kullanılabilmesi için kartezyen koordinatlara dönüştürülmesi gereklidir.

2.2 Test Senaryoları



Şekil 2.1 Test senaryoları

Şekil 2.1’ de görülen iki boyutlu x-y düzleminde iki adet hedef harekete ait yapay radar verisi üretilmiştir. Mavi sürekli çizgiler hedef gerçek hareketlerini, kırmızı artı işaretleri ise radar ölçümlerini göstermektedir. Radarın iki ardışık taraması arasındaki süre (radar örnekleme aralığı) 1 saniye olarak alınmıştır. 1. hedef 30 sn, 2. Hedef ise 25 sn süresince gözlenmiş ve ölçüm sonuçları elde edilmiştir. Her iki hedefe ait ölçüm gürültüsü standart sapması her iki eksen de 75 metre olarak kabul edilmiştir.

1 numaralı hedefin harekete başlama noktasının koordinatları (500,500) ve x ve y eksenlerindeki ilk hızları sırasıyla 250 m/s ve 200 m/s olarak verilmiştir. Hedef 10 ve 23. saniyeler arasında sabit hızda 4 km yarıçapında bir dairesel dönüş hareketi

gerçekleştirmektedir. Hedef diğer zamanlarda sabit hızda düzgün doğrusal hareketine devam etmektedir.

2 numaralı hedefin harekete başlama noktasının koordinatları ise (1000,-1000) ve x ve y eksenlerindeki ilk hızları sırasıyla 150 m/s ve 120 m/s olarak verilmiştir. Hedef ilk manevrasını 5 ve 15. saniyeler arasında x ve y eksenlerinde 40 m/s^2 ve 5 m/s^2 sabit ivme; ikinci ve son manevrasını ise sırasıyla 20 ve 25. saniyeler arasında x ve y eksenlerinde 6 m/s^2 ve 35 m/s^2 ivmeler ile gerçekleştirmektedir. Hedef diğer zamanlarda sabit hızda düzgün doğrusal hareketine devam etmektedir.

Yukarıda tanımlanan hedef hareket senaryoları kullanılarak Standart Kalman Filtresi, Uyumlu Kalman Filtresi ve Etkileşimli Çoklu Model yöntemleri karşılaştırılacaktır. Algoritmaların sonuçlarını daha doğru yorumlayabilmek için Monte Carlo benzetim yöntemi kullanılabilir. Bu yöntem uyarınca bir algoritmanın ardarda N kez koşurulması öngörülmektedir. Algoritma her koşurulduğunda ölçümlerdeki gürültü miktarının normal dağılım uyarınca rasgele değiştirilmesi gereklidir. Benzetim sonuçları normalize konum hatası terimi ile değerlendirilir.

2.3 İzleme Algoritmaları

Yazılım paketi kapsamında Matlab 5.0 ile kodlanan hedef izleme algoritmaları aynı anda izlenecek hedef sayısına göre tek hedef ve çok hedef durumları için ikiye ayrılmıştır. Burada kullanılan ölçümlerin tamamının hedeflerden kaynaklandığı, ortamda kargaşa bulunmadığı ve hedeflerin hiçbir taramada kaçırılmadığı kabul edilmektedir. Yapay olarak üretilen radar ölçümlere operatör tarafından istenilen miktarda gürültü katılabilmektedir.

Tek hedef izleme

Manevra yapan tek bir hedefi izlemek için hem tek hem de çok modelli (filtreli) yaklaşımlar ele alınmıştır. İlk olarak standart Kalman filtresi ile başlanmıştır. KF bir çok uygulamada iyi sonuçlar vermesine karşın hızlı manevralarda yetersiz kalabilmektedir. Filtrede hedef dinamikleri için ivmelenmeli hareket modeli kullanılmıştır. Süreç gürültü kovaryans değeri filtre çalıştırılmadan önce kullanıcı tarafından girilmesi gereken bir parametredir.

Uyumlu Kalman filtresinin Standart Kalman filtresinden tek farkı kullanıcı tarafından süreç gürültü kovaryansı için bir değer girilmesini gerektirmemesidir.

Filtre hedef hareketine uyumlu olarak süreç gürültü kovaryans değerini kendisi hesaplar. Bu değer hedef dönüş oranına bağlı bir ampirik bağıntı ile bulunur. Hedef dönüş oranı ise ivmenin hıza oranı ile tanımlanır.

Çok modellenli izleme algoritması olarak Etkileşimli Çoklu Model (IMM) yöntemi incelenmiştir. Algoritma içerisinde farklı hedef dinamik modellerine sahip üç adet Kalman filtresi yer almaktadır.

Çoklu hedef izleme:

Çoklu hedef izleme durumunda filtreleme ile hedef durum kestirimleri güncellenmeden önce, radardan alınan son ölçümlerin hangi hedeflerden kaynaklandığının belirlenmesi gerekir. Bu amaçla kullanılan üç veri ilişkilendirme algoritması Matlab ile kodlanmıştır: En yakın komşuluk (NN), Olasılıksal Veri İlişkilendirme (PDA) ve Ortak Olasılıksal Veri İlişkilendirme (JPDA) yöntemleri. Veri ilişkilendirme yöntemleri ile birlikte durumları güncellemek için Kalman filtresi farklı hedef dinamik modeller ile birlikte kullanılmıştır. Ayrıca IMM içerisinde kullanılan izleme filtrelerine ait olasılık ve süreç gürültü kovaryans değerlerinin başlangıçta kullanıcı tarafından girilmesi beklenir.

Çoklu hedef izleme algoritmaları isimlendirilirken kullanılan CV ve CA kısaltmaları sırasıyla sabit hız ve sabit ivmeli hedef dinamik modeline sahip ikinci ve üçüncü dereceden Kalman filtrelerini göstermektedir. Filtre derecesi, durum değişkeni içindeki tek koordinat eksenine ait değişken sayısını temsil etmektedir.

2.4 Performans ve hata analizleri

Bir hedef izleme algoritmasının ne kadar kullanılabilir olduğunun ölçüsü bu aşamada gerçekleştirilecek performans değerlendirme kriteri hata terimleri sonucunda ortaya çıkacaktır. Bu amaçla ilk olarak n zamanı göstermek üzere x ve y eksenlerindeki ölçüm $\tilde{x}_m$ ve kestirim $\tilde{x}_e$ hataları hesaplanır. N , Monte Carlo benzetim sayısı olup algoritmanın kaç kez koşurulduğunun göstergesidir ($i = 1, 2, 3, \dots, N$). Algoritmaya her çevrimde farklı ölçüm gürültüleri etki eder. Aşağıdaki bağıntılarda x eksenindeki $\hat{x}(n)$, durum kestirimini, $x(n)$ hedef gerçek konumunu ve $z(n)$ ölçüm değeri göstermektedir. y eksenindeki terimler ve bağıntılar da benzer şekilde tanımlanır.

$$\tilde{x}_c = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\hat{x}_i(n) - x_i(n))^2} \quad (2.9)$$

$$\tilde{x}_m = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (z_{xi}(n) - x_i(n))^2} \quad (2.10)$$

Daha sonra x ve y eksenleri için ayrı ayrı hesaplanan kestirim ve ölçüm hataları birleştirilip bileşke kestirim (BKH) ve ölçüm hataları (BÖH) bulunur.

$$BKH(n) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [(\hat{x}_i(n) - x_i(n))^2 + (\hat{y}_i(n) - y_i(n))^2]} \quad (2.11)$$

$$BÖH(n) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [(z_{xi}(n) - x_i(n))^2 + (z_{yi}(n) - y_i(n))^2]} \quad (2.12)$$

Zaman zaman konum kestirim hatasının miktarı menzil, algılayıcı yetenekleri ve benzeri diğer nedenlerden bağlı olarak değişir. Bu nedenle bir izleme algoritmasının performansı hakkında daha doğru bir bilgi edinmek için değerlendirme ölçüsü olarak normalize konum hatası kullanılması önerilmektedir [5]. Normalize konum hatası (NKH) bileşke kestirim hatasının bileşke ölçüm hatasına oranı ile tanımlanmaktadır.

$$NKH(n) = \frac{BKH(n)}{BÖH(n)} = \frac{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [(\hat{x}_i(n) - x_i(n))^2 + (\hat{y}_i(n) - y_i(n))^2]}}{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [(z_{xi}(n) - x_i(n))^2 + (z_{yi}(n) - y_i(n))^2]}} \quad (2.13)$$

İzleme algoritmasında durum vektörü genellikle konum ve hız değişkenlerini içerir. Bazen bu iki değişkene ivme de eklenir. Hız ve ivme kestirimleri, konum ölçümlerinden her bir eksen için ayrı ayrı hesap edilir. Filtrede ivmelenmeli hareket modeli kullanıldığında, ivme manevra tespitinde etkili olur. Bu nedenle analizler yapılırken hız ve ivme değişimlerinin görüntülenmesi faydalı olur.

3. HEDEF İZLEME FİLTRELERİ

Çoklu-hedef izleme probleminin ortaya çıkışından bu zamana kadar geçen süre içerisinde değişik durum kestirim güncelleme yaklaşımları önerilmiştir. Bu yöntemler sırasıyla $\alpha - \beta$ filtresi ve $\alpha - \beta - \gamma$ filtresi gibi sabit katsayılı yöntemler ile başlayıp standart Kalman filtresi, genişletilmiş Kalman filtresi ve devamında uyarlanmış Kalman filtresi ile çok modellenli (örneğin etkileşimli çoklu model-IMM yöntemi) yöntemler ile günümüze kadar gelmiştir. Adı geçen bu yöntemlerin hepsini Kalman tabanlı yöntemler adı altında toplanabilir. Bu yöntemlerin ortak özelliği bir sonraki adıma ilişkin durum tahminini yalnız son kestirim değerine dayanarak yapan tekrarlı yöntemler olmasıdır. Diğer taraftan son N adet ölçüm değerini kullanarak durum tahmini yapan teknikler de vardır. Bunlar yığın işleme (batch processing) yöntemleri olarak adlandırılıp bu tez kapsamında sadece bu aşamada değinilip bir daha üzerinde durulmayacaktır. Çok büyük miktarlarda bellek ve işlem yükü gereksinimlerinden ötürü uygulamalarda da seyrek olarak karşılaşılar.

Hedef izleme uygulamalarında yaygın olarak kullanılan durum kestirim yöntemi Kalman filtresi ya da onun türevleridir. Standart Kalman filtresi, hareketli hedef izleme uygulamalarında kullanılan sabit hedef hareket modelinin hedef manevrası sonrasında ortaya çıkan hedef dinamik durumunu doğru biçimde modelleyemediği durumda ıraksar ve hatalı kestirimler ile sonuçlanır. Bu durumu ortadan kaldırmak için değişik yöntemlerin kullanılması önerilmiştir. Örnek olarak birden fazla model kullanımı gerektiren etkileşimli çoklu model yöntemi (IMM) ya da uyarlanmış bir Kalman filtresi kullanımı gösterilebilir.

Kullanılan yöntemleri bir de içerdikleri filtre modeli sayısına göre tek ve çok modellenli olarak ikiye ayırmak mümkündür. Tek modellenli filtreler arasında standart Kalman filtresi ve genişletilmiş Kalman filtresi yer alır. Diğer tarafta farklı hedef dinamik modelleri ya da değişik oranlarda süreç gürültüsü kullanımı ile oluşturulan çoklu model yöntemleri yer almaktadır. Bu yöntemler daha iyi sonuç vermelerine karşın daha fazla işlem yoğunluğu ile karşımıza çıkmaktadırlar.

Manevra yapan hedefleri izlerken kullanılacak algoritmaların hatalı sonuçlar vermesiyle sonuçlanacak sebepler şu iki durumda toplanabilir: filtre modeli ile sistem modeli arasındaki uyumsuzluk ve hedef manevra yeteneğine (giriş bozulmasına) bağlı olarak gerçek hedef dinamiklerindeki değişimler. Bu uyumsuzluklar hedef tarafından gerçekleştirilen manevralardan kaynaklanmaktadır. Dolayısıyla hedef izlemedeki en önemli sorunlardan birisi hedef hareketinin doğru olarak modellenmesidir. Değişen hedef dinamikleri ile başa çıkabilmek için bir çok yaklaşım önerilmiştir. İlk olarak sunulan yöntem bir manevra tespit algoritması kullanıp meydana gelen manevrayı tespit edip büyüklüğünü ölçmektir. Daha sonra manevra miktarı ile filtre parametreleri değiştirilerek manevrayı takip edebilecek bir filtreye varılması amaçlanmaktadır. Fakat en büyük engel manevrayı tespit etmek için gereken sürenin gerçek zamanlı çalışma için uzun olmasıdır. Manevralı hedefler için önerilen diğer bir çözüm yukarıda bahsedilen çoklu modelleri kullanmaktır. İlerleyen kısımlarda IMM yöntemi ile bu yaklaşım daha yakından incelenecektir.

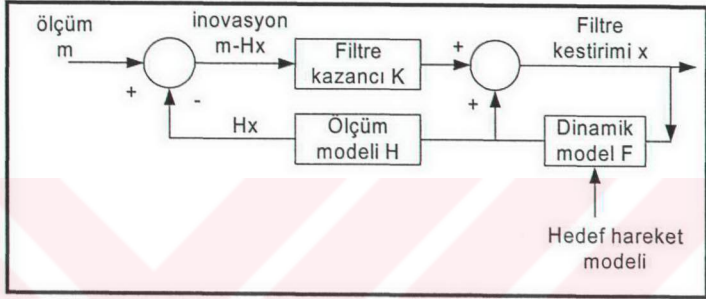
3.1 Standart Kalman Filtresi (KF)

Uygulamalarda en sık karşılaşılan durum kestirim tekniği olarak belirtilen Kalman filtresi ortalama kestirim hatasının karesini minimize etmeye yönelik bir yöntemdir. Aşağıdaki iki varsayım altında optimum sonuç vermektedir: i) Hedef durumu, kovaryansı bilinen ortalaması sıfır bir Gauss gürültüsü ile bozulmuş doğrusal dinamik hareket modeli uyarınca değişim gösterebilir ve, ii) Kovaryansı bilinen sıfır ortalamalı bir Gauss gürültüsü ile bozulmuş ölçümler, hedef durumlarına doğrusal olarak bağlı olsun.

Veri filtrelemenin altında yatan esas düşünce bir dizi ölçümün yumuşatılması ve hedefin gelecekteki kinematik davranışlarının tahmin edilmesidir. Hedef izleme açısından hatayı minimize etmesinin yanısıra daha bir çok avantajı vardır:

- Filtrenin band genişliği, varsayılan hedef manevra ve ölçüm modellerine dayanılarak otomatik olarak belirlenir. Dolayısıyla hedef ve algılayıcılar doğru modellendiği sürece filtre band genişliği değişen ölçümler ve dinamik istatistikler uyarınca optimum olarak ayarlanacaktır.
- Filtre bant genişliği otomatik olarak hem geçici hem de sürekli hal durumlarına uyum gösterir.

- Kalman filtresi kovaryans matrisi yardımıyla kestirimin doğruluğu hakkında uygun bir ölçü verir. Bu ölçü pencereleme (gating) ve manevra tespitinde oldukça önemlidir.
- Diğer kestirici türleri her zaman Kalman filtresinin özel bir durumu olarak görülebilir.



Şekil 3.1 Kalman Filtresi blok şeması

Öncelikle hedef dinamiklerinin ayrık Markov süreci modellendiğini varsayalım. Buna göre $X(t_k)$ n boyutlu hedef durum vektörünü, F nxn durum geçiş matrisini, G nx1 bozulma etkisini gösteren matrisi, $w(t_k)$ bilinmeyen sıfır ortalamalı beyaz Gauss dağılımlı süreç gürültüsünü, Q süreç gürültüsünün tahmini kovaryansını ve t_k örnekleme zamanını göstermek üzere ayrık Markov süreci aşağıdaki biçimde tanımlanır. Ayrık zaman Markov sürecinde geleceğe ilişkin durumların tamamen mevcut durumlar ile belirlendiği görülmektedir.

$$X(t_{k+1}) = FX(t_k) + Gw(t_k) \quad (3.1)$$

$$E[w(t_k)w^T(t_k)] = Q(t_k) \quad (3.2)$$

İkinci varsayım uyarınca H mxn boyutlu ölçüm matrisi, $v(t_k)$ sıfır ortalamalı Gauss dağılımlı ölçüm gürültüsü ve R bu ölçüm gürültüsünün kovaryansı olmak üzere m boyutlu ölçüm matrisi $Z(t_k)$ aşağıdaki gibi yazılır.

$$Z(t_k) = HX(t_k) + v(t_k) \quad (3.3)$$

$$E[v(t_k)v^T(t_k)] = R(t_k) \quad (3.4)$$

Hedef durum vektörü genellikle hedef konum, hız, ivme ve bazen de dönüş oranı gibi hedef parametrelerini kapsar. Verilen hedef dinamikleri ve ölçüm modellerinden yola çıkarak Kalman filtre bağıntıları aşağıdaki gibi elde edilir. Durum değişkenleri için başlangıç değeri olarak doğrudan ilk radar ölçümlerini kullanmak uygundur.

Durum tahmini:

$$X(t_{k+1} / t_k) = FX(t_k / t_k) \quad (3.5)$$

İnovasyon (yenilenme) hesabı:

$$inn(t_{k+1}) = Z(t_{k+1}) - HX(t_{k+1} / t_k) \quad (3.6)$$

Durum hatasının kovaryansı:

$$P(t_{k+1} / t_k) = FP(t_k / t_k)F^T + GQG^T \quad (3.7)$$

İnovasyon kovaryansı:

$$S(t_{k+1}) = HP(t_{k+1} / t_k)H^T + R \quad (3.8)$$

Filtre kazancı:

$$K(t_{k+1}) = P(t_{k+1} / t_k)H^T S(t_{k+1})^{-1} \quad (3.9)$$

Kovaryans kestirimi:

$$P(t_{k+1} / t_{k+1}) = [I - K(t_{k+1})H]P(t_{k+1} / t_k) \quad (3.10)$$

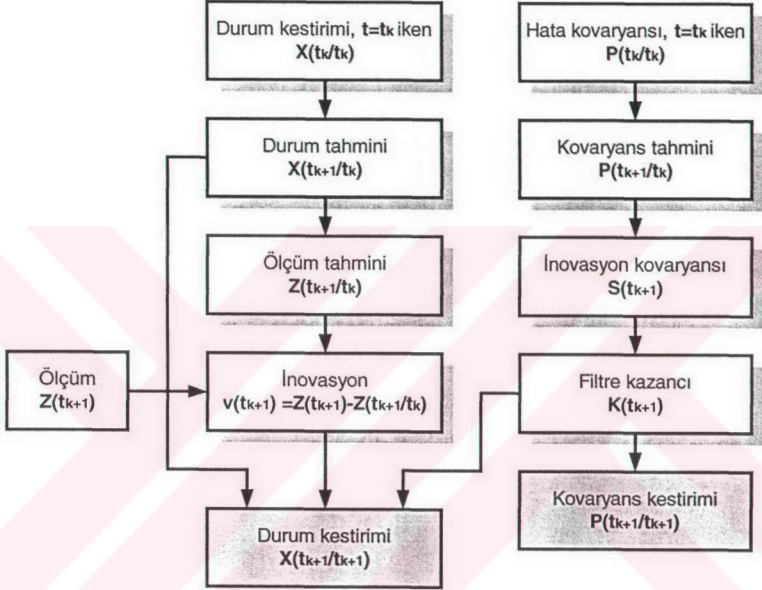
Durum kestirimi:

$$X(t_{k+1} / t_{k+1}) = X(t_{k+1} / t_k) + K(t_{k+1})inn(t_{k+1}) \quad (3.11)$$

Yukarıdaki bağıntılarda yer alan $X(t_{k+1}/t_k)$ ve $P(t_{k+1}/t_k)$ sırasıyla t_k anındaki durum ve kovaryans değerlerinden bir sonraki zaman adımına yönelik durum ve kovaryans tahminlerini; $X(t_{k+1}/t_{k+1})$ ve $P(t_{k+1}/t_{k+1})$ ise ölçüm değerine bakılarak yapılan son güncellenmiş durum ve kovaryansı göstermektedir. İnovasyon durum tahmini ile ölçüm arasındaki fark olarak tanımlanmıştır.

Filtre içinde görülen kazanç terimi çevrim dışında hesabedilebilir. Bunun nedeni kovaryans matrisinin hem durum değişkeninden hem de ölçümlerden bağımsız

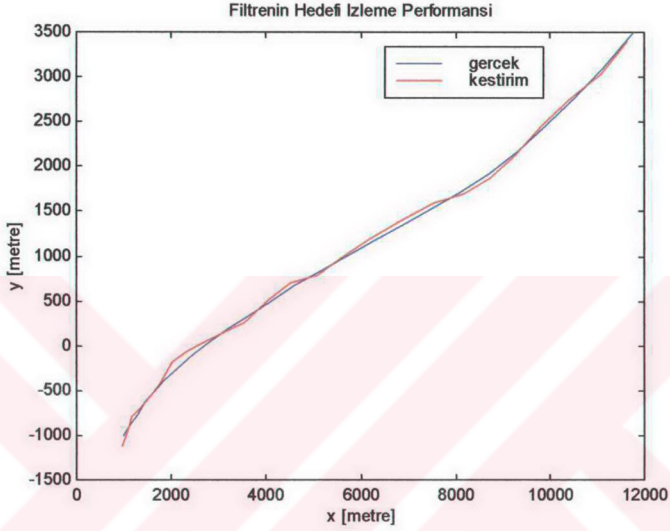
olmasıdır. Yalnız gürültü kovaryanslarındaki değişime bağlıdır. İlk adımda yapılan tahmin ne kadar doğru olursa kovaryans, P değeri o kadar küçük olacaktır. Ölçüm ne kadar hatalı ise inovasyon kovaryansı da o kadar büyük yani filtre kazancı da büyük olacaktır. Durum kovaryans matrisi kestirimin doğruluğu hakkında bilgi veren bir ölçü olup ilişkilendirme sırasında pencereleme için gerekli bir parametredir.



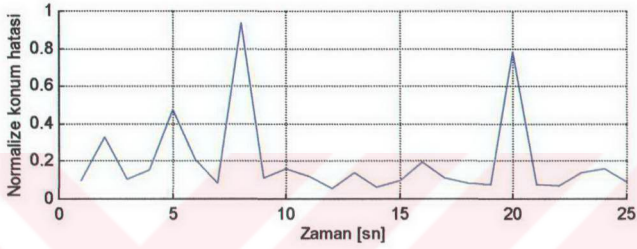
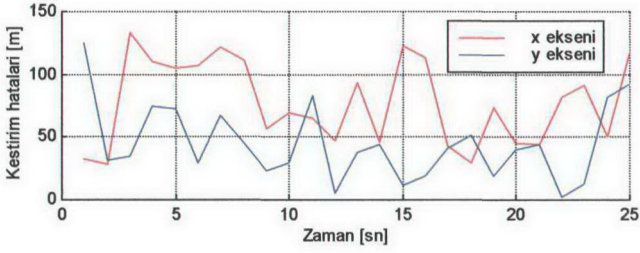
Şekil 3.2 Standart Kalman Filtresi akış diyagramı

Üçüncü dereceden bir hareket modeline sahip Standart Kalman filtresi, süreç gürültü kovaryans seviyesi 30 m/s^2 olarak tespit edilip şekil 2.1' deki hedef hareketlerine tek tek uygulanmıştır. Filtreye ait performans ve hata analizleri birinci hedef için şekil 3.5 ve 3.6' da; ikinci hedef için ise şekil 3.3 ve 3.4' de verilmiştir. Analiz sonuçlarına göre birinci hedefin ivmelenmesi ile ikinci hedefin gerçekleştirdiği dönüş süresince Kalman filtresinin performansında düşüş gözlenmiştir. Bunun sebebi başlangıçta belirlenen süreç gürültü kovaryans değerine bağlı kararlı durum filtre kazancı ivme değişimini karşılamak için yeterince büyük olmamasıdır. Daha büyük filtre kazancına gerek duyulmaktadır. Süreç gürültü kovaryansını arttırmak hedefin düzgün

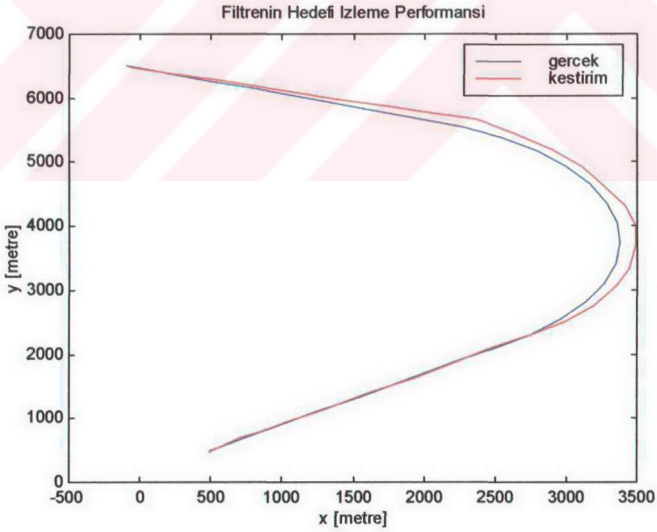
doğrusal hareketi süresince daha büyük kestirim hatalarına yol açmaktadır. Şekil 3.4 ve 3.6' de sırasıyla x ve y eksenlerindeki kestirim hataları ve izleme filtresinin başarımının göstergesi normalize konum hatası yer almaktadır. Normalize konum hatası 0' a ne kadar yakın olursa filtre o derece başarılı olmuştur demektir.



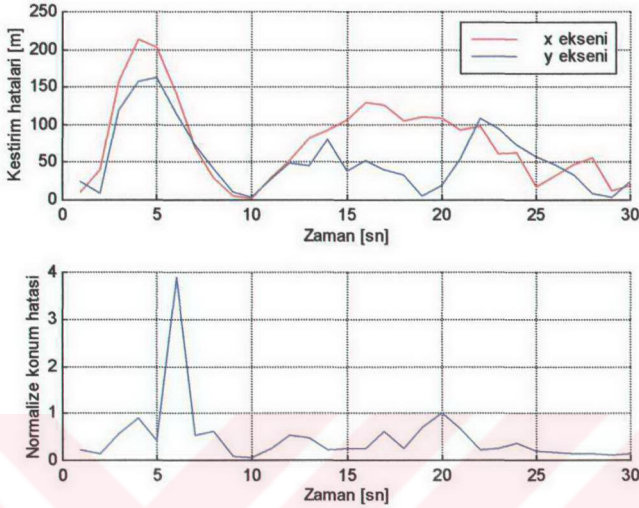
Şekil 3.3 Hedef 2 için KF izleme performansı



Şekil 3.4 Hedef 2 için KF hata analizi



Şekil 3.5 Hedef 1 için KF izleme performansı



Şekil 3.6 Hedef 1 için KF hata analizi

Filtre başlangıcında ilk durum kestirim değerini, $X(0/0)$ hesaplamak için genellikle hedefe ait ilk algılayıcı ölçümleri, $Z(0)$ kullanılırken, başlangıç kovaryansı, $P(0/0)$ olarak başlangıçta oluşacak büyük kestirim hatasını kapsayacak yeterince büyük bir değer seçmek uygundur.

3.2 Genişletilmiş Kalman filtresi (EKF)

Hedef izleme problemini tanımlamak için kullandığımız iki önemli bağıntı olan sistem ve ölçüm modellerinde doğrusal olmayan durumlar söz konusu olduğu durumlarda EKF yaygın olarak kullanılır. Bilinen en önemli dezavantajı radyal yönde doğru tutadaki harekete ilişkin ölçüm hatalarıdır. Bu hata ihmal edilemeyen doğrusal olmayan etkilerden kaynaklanmaktadır.

Genellikle hedef dinamikleri Kartezyen düzlemde temsil edilmesine rağmen radar ölçümleri kutupsal koordinatlarda elde edilir ve Kartezyen koordinatlarda doğrusal olmayan bağıntılar ile ifade edilir. Dolayısıyla hedef izleme problemi doğrusal durumdan doğrusal olmayan durumdaki kestirime genişletilir. Problemi çözmek için geçerli iki yaklaşım mevcuttur. Birincisi kutupsal ölçümleri Kartezyene çevirdikten

sonra standart Kalman filtresi kullanılmaktadır. Diğer yaklaşım ise kutupsal gözlemleri doğrudan EKF ile kullanmak. Genelde her iki yöntem de iyi sonuç vermesine karşın bazı özel durumlarda büyük yanlışlıklar ortaya çıkabilir.

Durum kestirimi için Genişletilmiş Kalman filtresi kullanıldığında ölçüm vektörü kutupsal koordinatlardaki radyal mesafe, ufuk (azimut) açısı ve doppler hız (radyal hız) bileşenini içerecektir. Ayrıca radyal doğrultuya dik doğrultudaki hız yani ufuk açısı oranına ilişkin hiç ölçüm alınmamasına karşın çok yavaş değiştiği bilinmektedir. Fakat durum vektörü yine kartezyen koordinatlarda tanımlı kalacaktır.

$$X(t_k) = \begin{bmatrix} x \\ \dot{x} \\ y \\ \dot{y} \end{bmatrix}, \quad Z(t_k) = \begin{bmatrix} r \\ \theta \end{bmatrix} \quad (3.12)$$

Sırasıyla sistem modeli ve ölçüm modeli;

$$X(t_{k+1}) = FX(t_k) + Gw(t_k) \quad (3.13)$$

$$Z(t_k) = HX(t_k) + v(t_k) \quad (3.14)$$

Doğrusal olmayan ölçüm bağıntısı $z(t_k)$ aşağıdaki gibi yazılır.

$$z(t_k) = h(x(t_k)) + v(t_k) = \begin{bmatrix} \sqrt{x(t_k)^2 + y(t_k)^2} \\ \tan^{-1}(y(t_k)/x(t_k)) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} v_r \\ v_\theta \end{bmatrix} \quad (3.15)$$

Ölçüm gürültüleri V_r , ve V_θ , sıfır ortalamalı beyaz Gauss dağılıma sahip olup varyansları sırasıyla σ_r^2 ve σ_θ^2 ile verilmektedir. Gürültü varyansları arasında korelasyon olmadığı durum için ölçüm gürültü kovaryans matrisi, $R(t_k) = \text{diag}\{\sigma_r^2, \sigma_\theta^2\}$ ile gösterilir.

Süreç $w(t_k)$ ve ölçüm $v(t_k)$ gürültülerinin kendi aralarında ve başlangıç durumu, x_0 ile arasında bir korelasyon olmadığı varsayılır. Sisteme ait tüm matrisler gürültü kovaryansları $Q(t_k)$ ve $R(t_k)$ da biliniyorsa bundan sonra yapılması gereken durum kestirimlerini en doğru şekilde gerçekleştirmektir. Kalman filtresinin doğrusal sistemlerde durum kestirimleri için optimum sonucu verdiği bilinmektedir. Sistem dinamik ya da ölçüm bağıntılarından biri ya da her ikisi de doğrusal değil ise son kestirim civarında bağıntı Taylor serisine açılıp ikinci dereceden ve daha yüksek

terimler atılarak doğrusal hale getirme işlemi tamamlanır. Bu işlem, KF ile birlikte tümüyle Genişletilmiş Kalman filtresi olarak adlandırılır. Yukarıda tanımlanan ölçüm bağıntısını doğrusal hale dönüştürme aşağıdaki gibi gerçekleştirilir. Burada H_k , $X(t_k / t_{k-1})$ durum tahmininde $h(\cdot)$ ölçüm fonksiyonunun jakobyen matrisidir.

$$h(x(t_k)) \approx h(X(t_k / t_{k-1})) + H_k \cdot (X(t_k) - X(t_k / t_{k-1})) \quad (3.16)$$

$$H_k = \left. \frac{\partial h(x)}{\partial x} \right|_{x=X(t_k / t_{k-1})} \quad (3.17)$$

$$= \begin{bmatrix} x/r & y/r \\ -y/r^2 & x/r^2 \end{bmatrix}_{X(t_k / t_{k-1})}$$

Menzil tahmini ile menzil parametresinin türevi sırasıyla $\bar{r}_k$ ve $\bar{r}'$ ile gösterilir.

$$\bar{r}_k = \left(x(t_k / t_{k-1})^2 + y(t_k / t_{k-1})^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (3.18)$$

Bu durumda EKF için filtre bağıntıları yeniden düzenlenirse,

Durum tahmini:

$$X(t_{k+1} / t_k) = FX(t_k / t_k) \quad (3.19)$$

İnovasyon hesabı:

$$\text{inn}(t_{k+1}) = Z(t_{k+1}) - h[X(t_k / t_{k-1})] \quad (3.20)$$

Durum hatasının kovaryansı:

$$P(t_{k+1} / t_k) = FP(t_k / t_k)F^T + GQG^T \quad (3.21)$$

İnovasyon kovaryansı:

$$S(t_{k+1}) = H_k P(t_{k+1} / t_k) H_k^T + R \quad (3.22)$$

Filtre kazancı:

$$K(t_{k+1}) = P(t_{k+1} / t_k) H_k^T S(t_{k+1})^{-1} \quad (3.23)$$

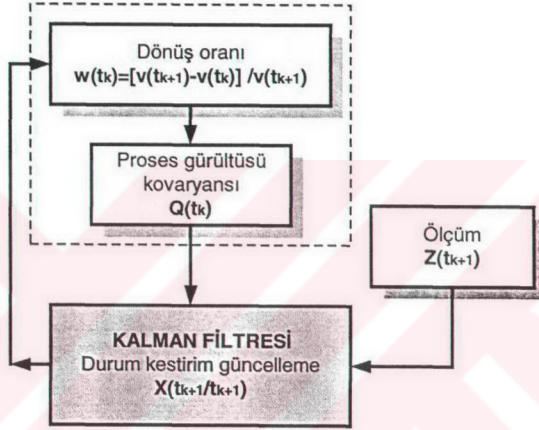
Kovaryans kestirimi:

$$P(t_{k+1} / t_{k+1}) = [I - K(t_{k+1})H_k]P(t_{k+1} / t_k) \quad (3.24)$$

Durum kestirimi:

$$X(t_{k+1} / t_{k+1}) = X(t_{k+1} / t_k) + K(t_{k+1})inn(t_{k+1}) \quad (3.25)$$

3.3 Uyumlu Kalman Filtresi



Şekil 3.7 Dönüş oranı uyumlu Kalman filtresi

Kalman kazancı durum kestirimlerinde önemli bir role sahip olup durum kovaryansının inovasyona (yenilenme) oranı ile tanımlanmaktadır. Frekans domeninde incelenirse Kalman kazancının büyüklüğünün filtre band genişliği ve cevap hızını belirlediği görülür. Büyük filtre kazancı filtre bant genişliğini artırarak hedef dinamiklerindeki manevralara karşı hızlı tepki vermeyi sağlar. Buradan filtre performansının kazanç ile bağlantılı olduğu söylenebilmektedir. Ölçümlerden bağımsız olduğu için çevrimdışı olarak hesap edilmektedir. Filtrenin tekrarlı durum kestirim sürecinde filtre kazancı daha önceden belirlenen gürültü kovaryansları Q ve R ile kararlı bir duruma erişir. Gürültü kovaryanslarında sabit değer kullanımı filtre performansına önemli bir kısıtlama getirmektedir. Bunu aşmak için değişen hedef dinamiklerine göre kendi kendini ayarlayan bir süreç gürültüsü tanımlanabilir.

Düzgün dairesel dönüş gerçekleştiren bir hedefi minimum kestirim hatası ile takip etmek için filtredeki süreç gürültü kovaryans değerini dönüş oranına ω bağlı kılmak bir çözüm olabilir. Bu yöntem süreç gürültüsü uyumlu Kalman filtresi olarak adlandırılır. Durum değişkenlerine ilişkin süreç gürültüleri Q matrisinin köşegeni üzerinde bulunmaktadır. Öngörülen süreç gürültü kovaryans aralığı $0.5a_m \leq \sqrt{q} \leq a_m$ ile verilmektedir [5]. Burada a_m ve q , sırasıyla maksimum ivmelenme genliği ve süreç gürültü kovaryansıdır. Dönüş oranı ile süreç gürültü kovaryansı p_n arasındaki ilişkiyi belirlemek için yapılan çalışmalarda aşağıdaki ampirik bağıntıya ulaşılmıştır [23].

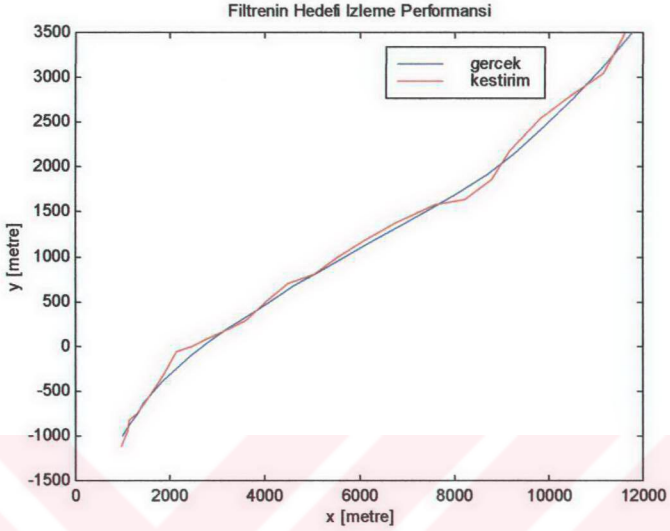
$$p_n(t_{k+1}) = 0.55(\omega(t_k))^3 - 3.14(\omega(t_k))^2 + 61.7\omega(t_k) - 63.4 \quad (3.26)$$

Buna göre her adımda bir önceki adıma ait dönüş oranına $w(t_k)$ bağlı olarak uygun süreç gürültü kovaryansı tespit edilir. İlk üç adımda $200 \text{ (m/sn}^2\text{)}^2$ mertebesinde yüksek bir kovaryans ile başlanırken dönüş oranının 1 derece/sn' den küçük olduğu durumlarda ise $10 \text{ (m/sn}^2\text{)}$ gibi düşük bir süreç gürültü kovaryansı uygundur. Dönüş oranı, hesaplanan son ivme değerinin (son iki hız kestirimi arasındaki farkın örnekleme süresine oranı) son hız kestirimine oranı ile bulunur. ivmenin gürültüye olan bağımlılığını bir nebze giderebilmek için son hesaplanan ivme ile bir öncekinin ortalaması kullanılır.

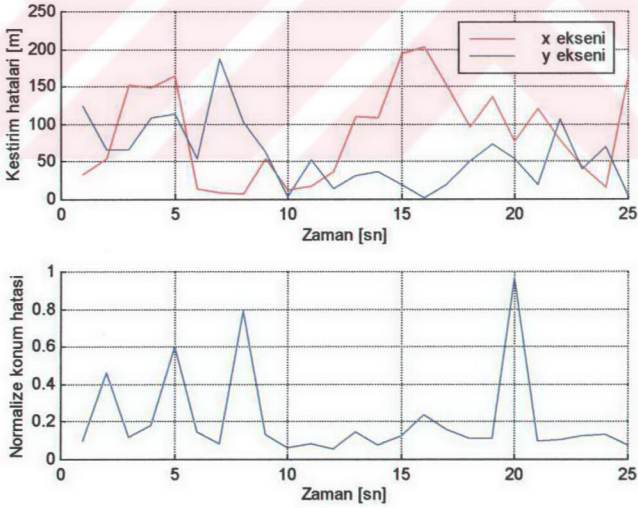
Bu ampirik bağıntı 100 m/s başlangıç hızı ve 1 sn örnekleme süresi göz önünde bulundurularak çıkartılmıştır. Dolayısıyla bir sonraki adıma ait süreç gürültü kovaryansı hesabının değişik başlangıç hız ve örnekleme sürelerini desteklenmesi gerekmektedir.

$$p_n(t_{k+1}) = p_n(t_{k+1}) \times \frac{V_N}{T_N} \quad (3.26)$$

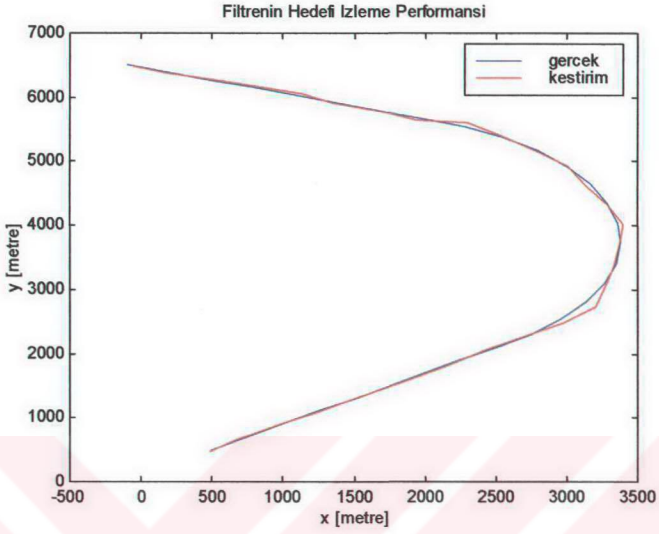
$V_N = V_i/100$, 100 m/s ile normalize edilmiş başlangıç hızı ve T_N , normalize (1 sn' ye göre) örnekleme zaman aralığı olmak üzere genelleştirilmiş bağıntılar elde edilir.



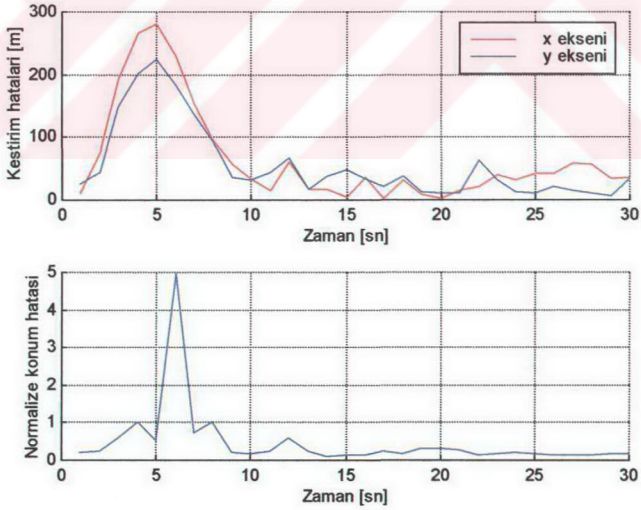
Şekil 3.8 Hedef 1 için Uyumlu KF izleme performansı



Şekil 3.9 Hedef 2 için Uyumlu KF hata analizi



Şekil 3.10 Hedef 1 için Uyumlu KF izleme performansı



Şekil 3.11 Hedef 1 için Uyumlu KF hata analizi

Üçüncü dereceden bir hareket modeline sahip Uyumlu Kalman filtresi, süreç gürültü kovaryans seviyesi filtre tarafından otomatik olarak sürekli güncellenmek üzere şekil 2.1' deki hedef hareketlerine tek tek uygulanmıştır. Filtreye ait performans ve hata analizleri birinci hedef için şekil 3.10 ve 3.11' de; ikinci hedef için ise şekil 3.8 ve 3.9' da verilmiştir. Yapılan değerlendirme sonucunda birinci hedefin ivmeli hareketi ile hedeflerin düzgün doğrusal hareketleri süresince Kalman filtresinin performansında düşüşler görülürken birinci hedefin dairesel dönüş hareketi sırasında standart Kalman' a göre bir iyileşme sağlanmıştır. Bunun nedeni filtrenin süreç gürültü kovaryans değerini sürekli olarak hedef hareketine bağlı değiştirmesi dolayısıyla uygun filtre kazancının sağlanmasıdır. Süreç gürültüsünün bu değişken davranışı hedeflerin düzgün doğrusal hareketleri süresince daha büyük kestirim hatalarıyla sonuçlanır. Şekil 3.9 ve 3.11' de sırasıyla x ve y eksenlerindeki kestirim hataları ile izleme filtresinin başarımının göstergesi normalize konum hatası yer almaktadır.

3.4 Etkileşimli Çoklu Model (IMM) Yöntemi

Etkileşimli çoklu model tekniği manevra yapan hedefleri izlemek için kullanılan en etkili yöntemlerden biridir. Bu yöntem farklı süreç gürültülerine ve/veya farklı durum matrislerine sahip birden çok filtreyi paralel olarak tüm zaman adımlarında koşturmaktadır. IMM yönteminde n farklı filtre ve r kadar da ölçüm olsun. Bu durumda filtreler ile gözlemler arasında n^r adet varsayım söz konusudur. Diğer çoklu model algoritmaları (Genelleştirilmiş Bayes Yaklaşımları) gibi IMM de bir çok filtreden oluşmasına karşılık, filtreler ve gözlemler arasındaki varsayım sayısını sabit tutacak şekilde modeller arası otomatik olarak olasılıksal temelde geçiş gerçekleştirilir. Böylece çoklu model yöntemlerinde sıkça karşılan işlem yükü ortadan kalkar. IMM algoritmasının her bir çevrimi şu dört temel adımdan oluşmaktadır: kestirimler arası etkileşim, kestirim güncelleme (filtreleme), filtre olasılık hesapları ve kestirim kombinasyonu.

Kestirimler arası etkileşim:

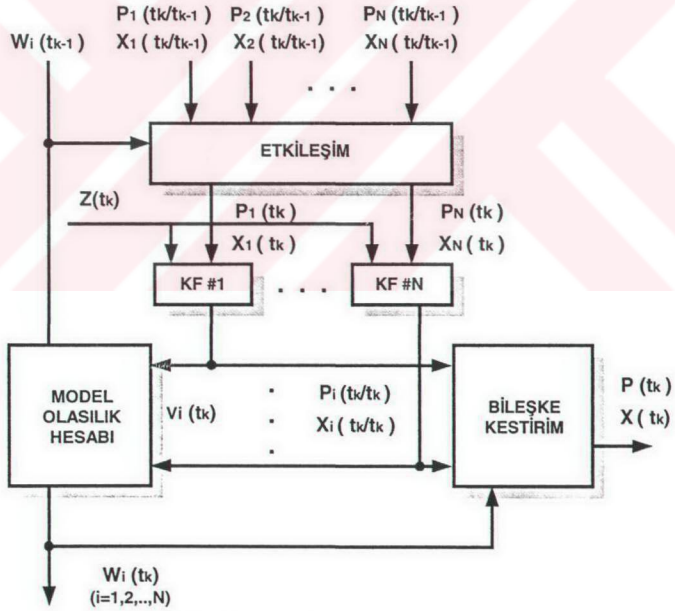
Bu adımda, önceki zaman t_{k-1} çevrimindeki tüm filtrelere ait durum kestirimleri birlikte kullanılıp her bir filtrenin başlangıç koşulları hesaplanır. Örneğin j inci

filtrenin t_k zaman çevriminde kullanacağı, tüm filtre kestirimlerinden derlenen başlangıç koşulu, $X_j^o(t_k / t_k)$ ile verilir.

$$X_j^o(t_k / t_k) = \sum_{i=1}^n \frac{p_{ij} w_i(t_k)}{\sum_{l=1}^n p_{lj} w_l(t_k)} X_i(t_k / t_k) \quad (3.27)$$

Aynı filtrenin (j inci filtre) hata kovaryansının değeri, filtre modelleri arası geçiş olasılıkları, p_{ij} ve filtre olasılıkları, w_i ile gösterilmek üzere $P_j^o(t_k / t_k)$ ile tanımlanır.

$$P_j^o(t_k / t_k) = \sum_{i=1}^n \left\{ \frac{p_{ij} w_i(t_k)}{\sum_{l=1}^n p_{lj} w_l(t_k)} \left[P_i(t_k / t_k) + (X_i(t_k / t_k) - X_i^o(t_k / t_k))(X_i(t_k / t_k) - X_i^o(t_k / t_k))^T \right] \right\} \quad (3.28)$$



Şekil 3.12 Etkileşimli Çoklu Model yöntemi

Filtre geiş olasılıklarının seimi iin genel bir yaklařım ařağıdaki gibi nerilmiřtir [23]. Burada A deęeri bydkce algoritmanın mevcut filtre modelini korumadaki kararlılıęının arttıęı grlr ki manevra sresince karřılařılan tepe hataların sayında bir artıř; rms deęerinde ise dřř olur. Aksi durumda filtre modelleri arası geiř olasılıęı artmıřtır ve tepe hataları azalırken rms hatası artar. A' nın deęerinin 0.8 ve 0.98 aralıęında seilmesinin uygun olacaęı ngrlmřtr.

$$P_{ij} = \begin{cases} A & i = j \\ \frac{1-A}{M-1} & i \neq j \end{cases} \quad (3.29)$$

Model olasılıklarına, w_i ilk deęer ataması ise ařağıdaki gibi gerekleřtirilir.,

$$w_i = \begin{cases} 0.6 & i > 1 \\ \frac{0.4}{M-1} & i > 1 \end{cases} \quad (3.30)$$

baęıntılarına gre gerekleřtirilir.

Durum kestirimi :

Durum kestirimleri iin Standart Kalman Filtresi baęıntıları n adet filtre durumu iin ařağıda yeniden dzenlenmiř olarak verilmektedir.. Farklı filtrelerin kullanımı da mmkndr.

$$X_j(t_{k+1}/t_k) = FX_j^o(t_k/t_k) + Gv_j(t_{k+1}) \quad (3.31)$$

$$P_j(t_{k+1}/t_k) = FP_j^o(t_{k+1}/t_{k+1})F^T + GQG^T \quad (3.32)$$

$$S_j(t_{k+1}) = HP_j^o(t_{k+1}/t_k)H^T + R_j \quad (3.33)$$

$$\text{inn}_j(t_{k+1}) = Z_j(t_{k+1}) - HX_j(t_{k+1}/t_k) \quad (3.34)$$

$$K_j(t_{k+1}) = P_j^o(t_{k+1}/t_k)H^T S_j^{-1}(t_{k+1}) \quad (3.35)$$

$$P_j(t_{k+1}) = [I - K_j(t_{k+1})H]P_j(t_{k+1}/t_k) \quad (3.36)$$

$$X_j(t_{k+1}/t_{k+1}) = X_j(t_{k+1}/t_k) + K_j(t_{k+1})\text{inn}_j(t_{k+1}) \quad (3.37)$$

Model olasılık hesabı:

Model olasılıklarını w_i güncellemek için ilk olarak j inci filtrenin inovasyon ve kovaryansına bağlı benzerlik fonksiyonunun değeri hesaplanır.

$$\Lambda_j(t_k) = P[Z(t_k) | M_j(t_k), Z^{k-1}] \quad (3.38)$$

$$\Lambda_j(t_k) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^n |S_j(t_k)|}} e^{\left(-\frac{1}{2} v_j^T(t_k) S_j^{-1} v_j(t_k)\right)} \quad (3.39)$$

Ardından model olasılıkları ya da bir başka deyişle ağırlık katsayıları aşağıdaki bağıntıdan elde edilir.

$$w_j(t_k) = \frac{\Lambda_j(t_k) \sum_{l=1}^n P_{lj} w_l(t_{k-1})}{\sum_{i=1}^n \sum_{l=1}^n \Lambda_j(t_k) P_{li} w_l(t_{k-1})} \quad (3.40)$$

Kestirim kombinasyonu:

Filtre durum ve kovaryans kestirimleri birleştirilerek bileşke kestirim değerleri bulunarak bir çevrim sonlandırılır.

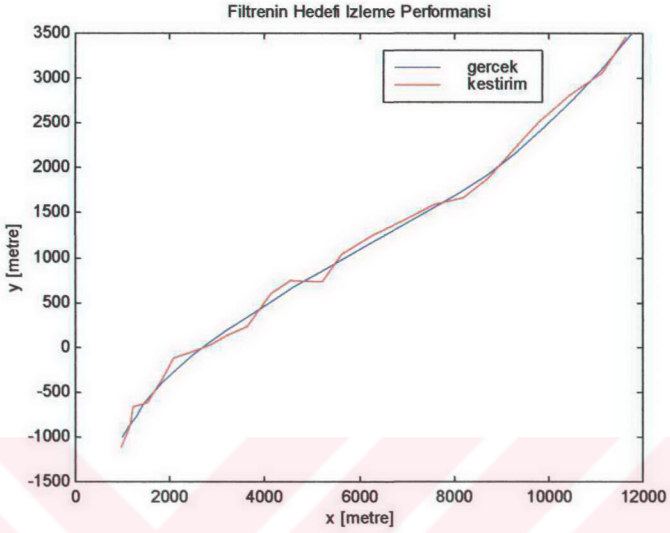
$$X(t_k / t_k) = \sum_{j=1}^n w_j(t_k) X_j(t_k / t_k) \quad (3.41)$$

$$P(t_k / t_k) = \sum_{j=1}^n w_j(t_k) [P_j(t_k) + (X_j(t_k / t_k) - X(t_k / t_k))(X_j(t_k / t_k) - X(t_k / t_k))^T] \quad (3.42)$$

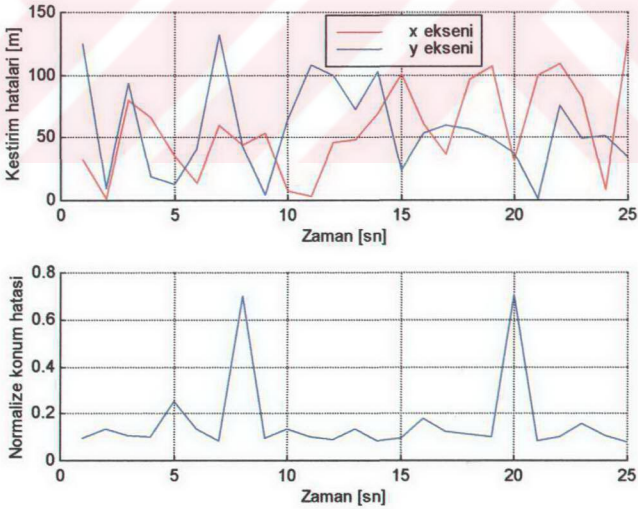
IMM algoritmasının en önmeli avantajı modeller arasındaki geçişlerde orataya çıkar. Filtreler arası geçiş olasılıklarındaki değişim son kestirim değerinde yumuşak geçişlerin ortaya çıkmasını sağlar, süreksizlikleri giderir. Bu yöntemin doğru sonuçlar vermesi doğrudan seçilen filtre modellerine ve süreç gürültü miktarına bağlıdır. Ne kadar farklı filtre modeli kullanılırsa o kadar çok hedef hareketi modellenir fakat bu durumda da işlem yükünde filtre sayısından dolayı bir artış meydana gelir. Genellikle iki tane ikinci dereceden ve bir tane de üçüncü dereceden filtre kullanmak değişik manevra kabiliyetindeki hedeflerle başa çıkmak için bir çok durumda yeterli olmaktadır. Filtrenin kaçınıcı dereceden olduğu filtrenin bir eksen de kaç tane durum değişkeni içerdiği ile ilgili bir özelliktir. IMM algoritmasının PDA ve

JPDA ver ilişkilendirme algoritmaları ile birlikte çoklu hedef izlemek için bir arada kullanımına ilişkin yöntemler tezin ilerleyen kısımlarında yer alacaktır.

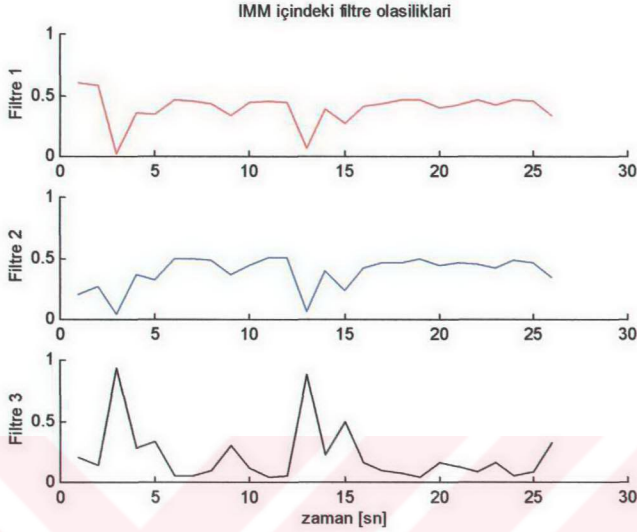
Burada incelenen IMM yöntemi ikinci dereceden hareket modeline sahip iki adet ve üçüncü dereceden hareket modeline sahip bir adet filtreden ibarettir. Filtrelere uygun kovaryans değerleri başlangıçta sırasıyla 5 m/s^2 , 20 m/s^2 ve 30 m/s^2 olarak tespit edilip şekil 2.1' deki hedef hareketlerine tek tek uygulanmıştır. Filtreye ait performans ve hata analizleri birinci hedef için şekil 3.13, 3.14 ve 3.15' de; ikinci hedef için ise şekil 3.16, 3.17 ve 3.18' de verilmiştir. Yapılan değerlendirme sonucunda her iki hedef hareketi süresince hem standart Kalman hem de uyumlu Kalman filtresine göre performanslarda genel bir artış görülürken ikinci hedefin ikinci ivme hareketini (40 m/s^2) takip etmekte karşılaşılan güçlük dikkat çekmektedir. Bunun nedeni filtrenin süreç gürültü kovaryans değerinin hedef hareketine göre düşük kalmasıdır. Bu problemin üstesinden gelmek için üçüncü filtrenin süreç gürültü kovaryans değeri ile birlikte filtre model olasılıkları arası geçiş değerleri de değiştirilmelidir. Uyumlu Kalman Filtresinde düzgün doğrusal hareketleri süresince karşılaşılan büyük kestirim hataları giderilirken diğer taraftan manevralarda da daha başarılı sonuçlar alınmaya başlanmıştır. Şekil 3.14 ve 3.17' de sırasıyla x ve y eksenlerindeki kestirim hataları ile izleme filtresinin başarımının göstergesi normalize konum hatası yer almaktadır.



Şekil 3.13 Hedef 2 için IMM izleme performansı

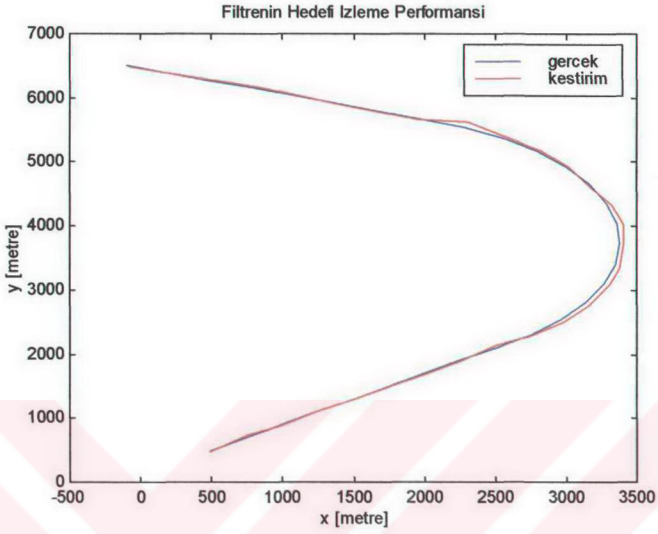


Şekil 3.14 Hedef 2 için IMM hata analizi

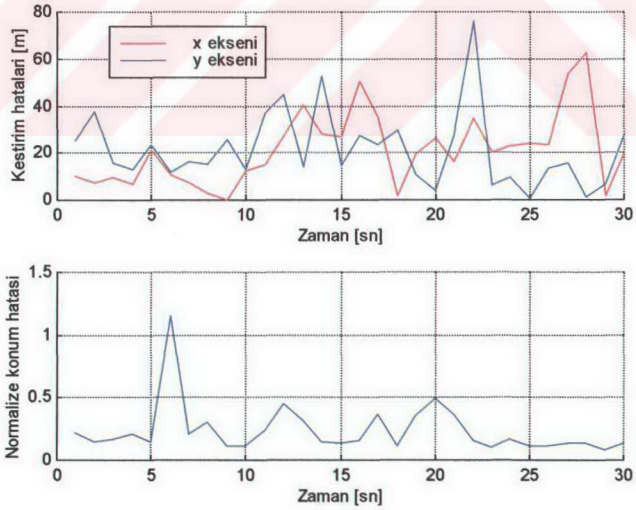


Şekil 3.15 Hedef 2 için IMM filtre olasılık değişimleri

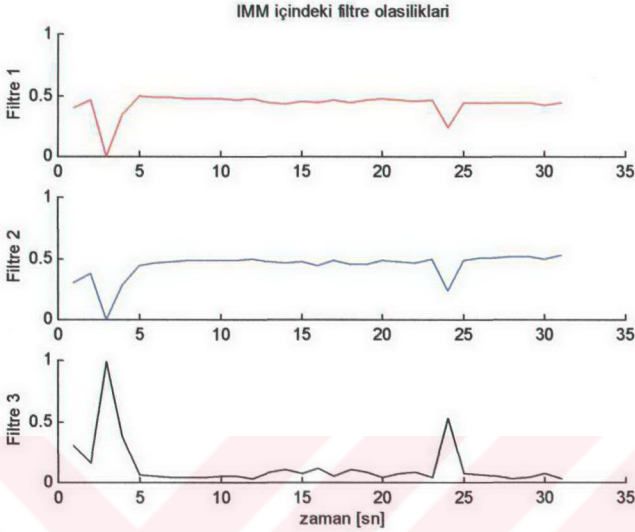
IMM içerisindeki filtreler için olasılık değerlerindeki değişimler şekil 3.15 ve 3.18’de görülmektedir. Filtre içerisinde farklı süreç gürültü kovaryans seviyelerine sahip iki tane ikinci dereceden (sabit hız modeli) ve bir tane de üçüncü dereceden (ivme modeli) filtre modeli bulunmaktadır. Hedef hareketinin gösterdiği değişimle uyumlu olarak üç filtre olasılığı da zaman içerisinde 0 ile 1 değerleri arasında değişmektedir. Bir filtre olasılığının 1 olması IMM dışındaki bileşke kestirime yalnızca o filtre çıkışının katkısı olduğunu; tam tersi durumda olasılık değeri 0 iken filtrenin bileşke kestirime hiçbir katkısının olmadığı anlaşılmaktadır. Başlangıçta 1, 2 ve 3. filtreler için süreç gürültü kovaryans değerleri sırasıyla 10 m/s^2 , 20 m/s^2 ve 30 m/s^2 olarak belirlenmiştir. Analizler sonucunda hedef 1 ve 2 için en büyük katkının birinci ve ikinci filtrelerden geldiği, manevralar süresince diğer filtreden de zaman zaman faydalandığı görülmüştür. Filtrelerin son kestirim değerine olan katkıları ilk zamanlarda filtre başlangıç olasılıkları ile de ilişkilidir.



Şekil 3.16 Hedef 1 için IMM izleme performansı



Şekil 3.17 Hedef 1 için IMM hata analizi



Şekil 3.18 Hedef 1 için IMM filtre olasılık değişimleri

4. ÇOKLU HEDEF İZLEME ALGORİTMALARI

Hedef durum kestirimlerini güncellemenin yanı sıra gerçekleştirilmesi gereken diğer temel işlemler sırasıyla izleme başlatma, veri ilişkilendirme ve izleme sonlandırmadır. İzleme filtreleri veri ilişkilendirme adımından sonra uygulanır. Bu bölüm içerisinde diğer işlemler ele alınmaktadır.

4.1 İzleme Başlatma

İzleme başlatma, doğru hedef tespit ve hatalı alarm olasılıklarına şiddetle bağlı bir problemdir. Özellikle hatalı alarmların (kargaşa) yoğun olduğu bir ortamda izleme başlatma hedef izlemenin en önemli kısımlarındandır. Yanlış iz başlatma durumu hedeflerin kaçırılması ile sonuçlanabilir.

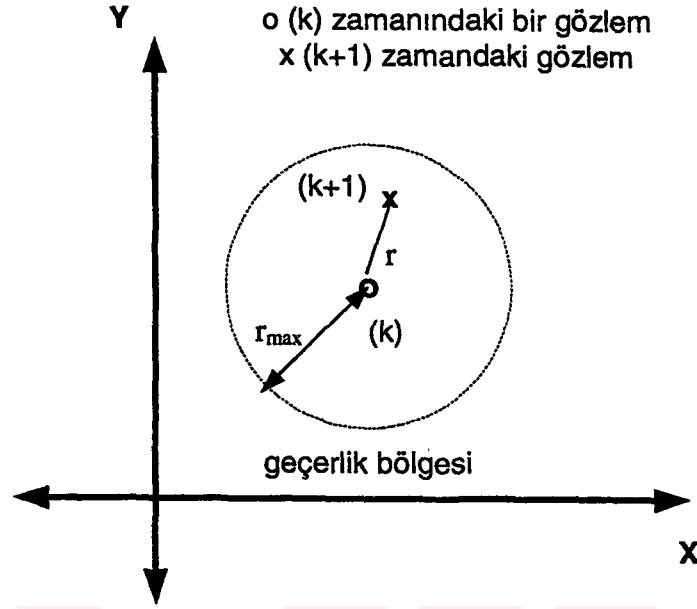
Mevcut izler ile ilişkilendirilemeyen ölçümler yeni izleri başlatmak için kullanılırlar. Fakat bazı kısıtlamalar vardır öyle ki geçerlilik bölgesine düşen fakat yine de mevcut izler ile ilişkilendirilmemiş gözlemler bu amaçla kullanılamaz. Örneğin En Yakın Komşuluk yöntemi bu kısıtlamaya sahiptir. Yeni gözlemlerin iz başlangıcı olduğuna karar vermeden evvel bunlar ilk olarak geçici izler olarak tanımlanır ve ardından oluşturulan geçici izler sonraki adımlarda test edilip onaylanır ve yeni iz olarak izleme algoritmalarında yerini alır. Genellikle geçici iz oluşturulduktan bir adım sonrası bu geçici izin doğrulanması için yeterli olup geçerlilik bölgesinin boyutu ve gerekli doğrulama zamanı radardan alınan gözlemlerin güvenilirliği ile yakından ilişkilidir. Ölçüm hataları ortam özelliklerine sıkı biçimde bağlıdır.

Tez içerisinde de kullanılan kurak tabanlı basit bir izleme başlatma yaklaşımı şöyle çalışmaktadır: (k) anında gelen gözlemler içerisinde mevcut izler ile ilişkilendirilemeyen gözlemler var ise bunlar geçici iz olarak bir yerde saklanır. Hedef karakterisitikleri (hedef maksimum ve minimum hızları ile standart sapma değerleri) göz önünde bulundurularak geçici iz koordinatlarını merkez alan bir çerçeve içerisinde bir sonraki zaman adımında (k+1) gelecek yeni gözlemler aranır. Bu çerçevenin şekli yine hedef manevra kabiliyetlerine göre değişiklik gösterecektir. En basitinden merkez noktaya eşit uzaklıklara sahip bir daire ile başlanabilir. Tez kapsamında kodlanmış basit bir otomatik iz başlatma algoritması benzer şekilde tanımlanmış ve üretilen yapay radar verisinin kargaşa içermediği için geçici izin doğrulanması için tek bir adım yeterli görülmüştür. İlerleyen örnekleme zamanlarında sırasıyla veri ilişkilendirme ve durum güncelleme adımlarına uygulanır. Aşağıdaki bağıntılarda görülen parametreler sırasıyla $v_{\max} = v_{x\max} = v_{y\max}$, ortamdaki maksimum hedef hızlarını, δt bir hedefe ait ardışık iki örnek arası süreyi ve $\sigma^2 = \sigma_x^2 = \sigma_y^2$ konum ölçüm varyanslarını göstermektedir. Radar taraması sonucunda elde edilen her ölçümün geçerlilik bölgesinin merkezine olan uzaklığı $r(t_k)$ hesaplanıp $r_{\max}$ ile karşılaştırılır. $v_{\max}$ dolayısıyla $r_{\max}$ radar gözetleme bölgesi içerisinde tespit edilen en yüksek hedef hızını göstermektedir. V_G , geçici izleri göstermektedir.

$$r_x = 2(v_{\max} \delta t + 3\sigma_x) \quad (4.1)$$

$$r_y = 2(v_{\max} \delta t + 3\sigma_y) \quad (4.2)$$

$$V_G(t_k) = \left\{ r(t_k) \in \mathbb{R}^2 \mid r(t_k) < \sqrt{r_x^2 + r_y^2} \right\} \quad (4.3)$$



Şekil 4.1 Yeni iz başlatma

Daha genel kapsamda izleme başlatmak için uygulanan yöntemler iki sınıfta ele alınabilir: sıralı ve yığın yöntemler. Sıralı olanlara örnek olarak kural tabanlı ve lojik tabanlı yöntemler; yığın yöntemlere ise Hough dönüşüm yöntemi örnek gösterilebilir. Sıralı sınıfına giren kural tabanlı ve mantık tabanlı yöntemler yaygın olarak radar ve sonar izleme uygulamalarında kullanılırken Hough dönüşüm yöntemi genellikle görüntü işleme ile çok yoğun biçimde kargaşa bulunan ortamda hedef izleme uygulamalarında tercih edilir. Aşağıda bahsedilen izleme başlatma yöntemlerinde minimum işlem karmaşıklığı ve maksimum doğruluk kriterlerine makul çözüm getirecek sayıda tarama 4 olarak belirlenmiştir.

Bir izleme başlatma yönteminin, gürültülü radar verisinden doğru geçici izleri oluşturma yeteneği en iyi iz tespit olasılığı P_D ile verilir. Bu olasılık algoritma tarafından üretilen doğru iz sayısının ortamdaki hedef sayısına oranı ile tanımlanır.

Ortamda bulunan hatalı alarm ve kargaşa nedeniyle hedef izleri bu hatalı tespitler ile karışabilir dolayısıyla izleme performansı düşer. Bu nedenle hatalı alarm olasılığı önemli bir performans ölçüsüdür. Kargaşa noktalarının sayısı ve konumunun rasgele ve bir taramadan diğerine bağımlı olmadığı kabul edilmektedir. Bir çok uygulamada

bir taramadaki kargaşa nokta sayısının Poisson dağılımına $p(m)$ uyduğunu kabul etmek yeterli olmaktadır.

$$p(m) = \frac{\lambda^m}{m!} e^{-\lambda} \quad (4.4)$$

Yukarıda λ , beklenen kargaşa sayısını ve m , ölçüm sayısı olmak üzere kargaşa noktaları yerleşiminin toplam gözlem bölgesinde düzgün olarak dağıldığı varsayılmaktadır. Yanlış iz oluşturma olasılığı hatalı alarm olasılığı P_{fa} olarak tanımlanır. Daha gerçekçi bir kargaşa modeli ortam koşullarına bağlıdır.

4.2.1 Kural-tabanlı izleme başlatma

Algoritma geçici izleri oluşturmak için iki basit kuralı kullanır:

- 1) Ölçülen ya da kestirilen hız en düşük hız v_{min} değerinden daha büyük ve en büyük hız v_{max} değerinden daha küçüktür ($v_{max} > v_{min} \geq 0$). N-taramalı iz başlatıcı için bu hız sınırlaması r_i , hedef konum vektörü ve $i=1,2,3,...,N-1$ iken

$$v_{min} < \|r_{i+1} - r_i\| / \delta t < v_{max} \quad (4.5)$$

ile verilir.

- 2) Ölçülen ya da kestirilen ivme en büyük ivme a_{max} değerinden daha küçüktür ($a_{max} > 0$). $i=1, 2, 3, \dots, N-1$ iken aşağıdaki bağıntı geçerlidir.

$$\|(r_{i+1} - r_i) / \delta t - (r_i - r_{i-1}) / \delta t\| < a_{max} \delta t \quad (4.6)$$

4.1.2 Mantık-tabanlı izleme başlatma

$r_k^{(i)}$, i inci tarmadaki k ıncı ölçümü göstermek üzere, mantık tabanlı izleme başlatma aşağıdaki gibi gerçekleşir.

- 1) İzleme başlangıcı ilk iki tarama ölçümleri ile başlar. Her ölçüm çiftine (bir taramadan diğerine) ilişkin hız $v^{(2)} = [r_j^{(2)} - r_k^{(1)}] / \delta t$ bağıntısı ile kestirilir. Eğer $v^{(2)}$, $v_{min} < \|v^{(2)}\| < v_{max}$ gibi bir hız koşulunu sağlıyor ise, bu durumda potansiyel bir iz belirlenir ve üçüncü taramaya için $r^{(3)} = r_j^{(2)} + v^{(2)} \delta t$ ile bir konum tahmini yapılır.

2) Üçüncü taramada, ikinci taramada üretilen potansiyel izlerin konum tahminleri civarında r_0 yarıçapında bir pencere konuşturulur. r_0 , makul bir sabit büyüklüktür. Pencere içerisinde yer alan $\|r_k^{(3)} - r^{(3)}\| < r_0$ herhangi bir ölçüm, $r_k^{(3)}$ potansiyel izi devam ettirecektir. Daha sonra hız, $v^{(3)}$ ve ivme $a^{(3)} = [v^{(3)} - v^{(2)}]/\delta t$ hesap edilir. Son olarak bir sonraki adım için konum tahmini yapılır.

$$r^{(4)} = r_i^{(3)} + \delta t \cdot v^{(3)} + \frac{1}{2} \delta t^2 \cdot a^{(3)} \quad (4.7)$$

Eğer hız koşulunu birden çok gözlem sağlarsa iz bölünür. Aksine pencere içinde hiç gözlem yoksa geçici iz sona erdirilir. Herhangi bir taramada hiçbir iz ile ilişkilendirilmeyen ölçümler yeni geçici izleri aramak için birinci adımda anlatıldığı gibi kullanılır.

3) İkinci adımdaki işlemler önceden tanımlanan N tarama süresi boyunca bu süre sonunda hala yaşayan potansiyel izler yeni bir iz başlatacaktır.

Yoğun kargaşa ortamında ikinci adımdaki iz bölme işlemi çok sayıda hatalı iz üretecektir. Bu nedenle iz bölme, konum tahmini, $r^{(3)}$ değerine en yakın m tane ölçüm ile sınırlanır. $m=1$ değeri için En Yakın Komşuluk yöntemine denk düşmektedir.

4.1.3 Hough dönüşüm ile izleme başlatma yöntemi

Hough dönüşümü kartezyen koordinatlardaki noktaları, $\rho = x \cos \theta + y \sin \theta$ bağıntısı ile $\theta - \rho$ düzlemindeki noktalar ile eşleştirir. Burada ρ , noktadan merkeze olan uzaklığı ve θ ise merkez ile nokta arasındaki doğrunun x eksenine yaptığı açığı göstermektedir. θ açısının değeri 0 ile 180 arasında değişim gösterirken, ρ pozitif ya da negatif bir değer alabilir. $X - Y$ düzlemindeki her nokta $\theta - \rho$ düzleminde bir eğri tanımlar ve aynı doğrultudaki noktalar kümesi tarafından üretilen eğri ailesi bir noktada (θ_0, ρ_0) kesişecektir. Dolayısıyla, $X - Y$ düzleminde doğrusal bir hedef izi başlatmak $\theta - \rho$ düzleminde kesişim noktasını aramaya denktir.

İlk olarak θ parametresi her biri $\Delta\theta = \pi/N_\theta$ uzunluğundaki N_θ adet eşit parçaya bölünür. Bu aralıkların merkezleri de $(n=1, 2, 3, \dots, N_\theta)$ olmak üzere

$\theta_n = (n - 1/2)\Delta\theta$ ile verilir. Her bir gözlem (x_i, y_i) için ρ değeri tüm θ_n noktada hesaplanır. Hesaplama N adet ölçüm için N adet ardışık tarama ile gerçekleştirilir ve sonuç, $(i = 1, 2, \dots, N)$ ve $(n = 1, 2, 3, \dots, N_\theta)$ iken $\rho_i(\theta_n) = x_i \cos \theta_n + y_i \sin \theta_n$ şeklinde ρ değerlerinden teşekkül bir küme ile ifade edilir. $(n = 1, 2, 3, \dots, N_\theta)$ iken her θ_n değeri için ortalama değer $\bar{\rho}(\theta_n)$ hesap edilip, ortalama değerden olan maksimum sapma tespit edilir: $\Delta\rho = \max\{|\rho_i(\theta_n) - \bar{\rho}(\theta_n)|, i = 1, 2, 3, \dots, N\}$. Daha sonra tüm θ_n arasından minimum sapmayı, $\Delta\rho(\theta_n)$ bulmak için bir arama gerçekleştirilir: $\Delta\rho = \min\{\Delta\rho(\theta_n), i = 1, 2, \dots, N\}$. Eğer $\Delta\rho$ önceden tespit edilen bir değerden, g_o daha düşük ise bir doğrusal hedef yörüngesinin tespiti beklenir ve yeni bir geçici (tentative) iz başlatılır.

Yukarıda anlatılan yöntemlere ilişkin bir performans karşılaştırması yapılmış [32] ve görülmüştür ki içlerinde en iyi sonuç hem hatalı alarm hem de doğru tespit olasılığı cinsinden mantık tabanlı yöntem ile elde edilmiştir.

4.2 Veri İlişkilendirme

Veri ilişkilendirme en basit şekilde hedef (iz) ve gözlemleri doğru şekilde eşleştirme işlemi olarak tanımlanabilir. Gerçek zamanda çalışan bir tarama yaparken izleme (Track While Scan) sistemi içerisinde alınan gözlemler çok ve bilinmeyen sayıda olacaktır. Dahası aşağıda sıralanan sebeplerden ötürü hedefler ile ölçümleri birebir eşleştirmek her zaman mümkün olmayacaktır. Radar ölçümlerinde belirsizliğe yol açan sebepler aşağıda sıralanmıştır:

1. Ortam koşulları (hava durumu, atmosferik etkiler, ...)
2. Hedef büyüklüğü ve radara olan uzaklığı
3. Hedefler arasındaki mesafenin radar çözünürlüğünden düşük olması
4. Hedef manevraları
5. Hatalı alarm ve yeni hedef olasılıkları
6. Hedefin radar kör bölgesi içerisine girmesi ya da gözlem alanı dışına çıkması
7. Ölçüm hataları

8. Elektronik harb teknikleri

Veri ilişkilendirme problemi ölçümlerdeki belirsizliklerden ötürü çok önemlidir. Mevcut izler ile yeni radar ölçümleri arasındaki ilişkiyi kuran yöntemler ilişki kriterlerine göre genel olarak Bayes yöntemleri ve Bayes olmayan yöntemler olarak iki grupta toplanabilir. Bayes yaklaşımında hesaplanan olasılıksal mesafe bir gözlemin bir ize ait olup olmadığı konusunda karar vermek için kullanılan bir istatistiksel mesafe değeridir. Bayes olmayan yöntemler de kendi arasında olasılıksal olanlar ve olmayanlar şeklinde ele alınabilir. Olasılıksal olmayan yöntem en güzel örnek en yakın komşuluk yaklaşımıdır. Burada kullanılan metrik yakınlık kriteridir. Bayes olmayan olasılıksal yöntemlerde doğru hedef tespiti, iz uzunluğu, iz sırasına bağlı olasılıklara ve rezidü hatalarına bağlı bir metriğe dayanılarak karar verilir. Bayes yöntemleri ise ilişkilendirme kriteri olarak kullanılan olasılık hesabında bir ön koşullu olasılık bilgisine gerek duyar. PDA ve JPDA gibi olasılıksal veri ilişkilendirme yöntemleri Bayes yaklaşımları sınıfına girmektedir.

Bayes olmayan veri ilişkilendirme yöntemlerin işlemsel karmaşıklığı hedef, gözlem ve tarama sayısına bağlı olarak artış gösterir. Bir istisna olan en yakın komşuluk yöntemi yoğun kargaşa ortamları ve manevralı hedef durumları için elverişli değildir. Diğer yandan Bayes yöntemleri ise sağlam ve yüksek performanslı olmalarına karşın daha fazla işlemsel karmaşa getiriler. Dolayısıyla optimuma yakın yöntemler olan genellikle PDA ve JPDA pratikte gerçekleştirilebilir niteliktedir.

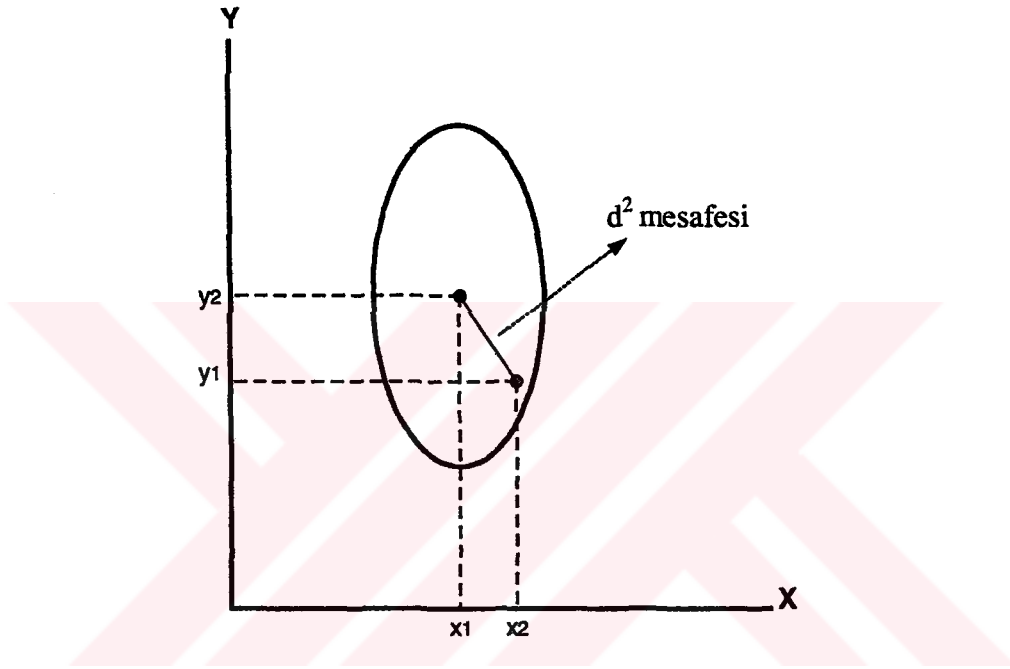
Veri ilişkilendirme yaklaşımları kullanılan radar verisinin miktarına göre tekrarlı ve yığın işlemeli yöntemler olarak ikiye ayrılırlar. Tekrarlı yöntemler son taramaya ait yeni gözlemleri kullanırken yığın işlemeli yöntemler son gözlemlerle birlikte geçmişe ait gözlemleri de kullanır. Yığın işlemeli yöntemlerin getirisi daha doğru sonuç olurken götürüsü ise gecikme, fazla işlem ve bellek sayısı olarak belirir.

PDA ilk olarak Bar-Yakov Shalom ve Tse tarafından önerilmiş tek hedef izleme için oldukça etkili bir yöntemdir. Çoklu Varsayım İzleme (MHT) yöntemi kadar çok bellek ve işlem gerektirmez. Daha sonraları PDA çoklu hedef izlemeyi de gerçekleştirebilecek şekilde JPDA yöntemine genişletildi. Bu yöntemin PDA' den tek farkı ölçümlerin ilişkilendirme olasılıklarının hesabından kaynaklanmaktadır.

4.2.1 Pencereleme

En basit iz-gözlem ilişkilendirme yöntemidir. Aşağıdaki şekilde yer alan geçerlilik bölgesi içerisine giren gözlem sayısı tek ise diğer veri ilişkilendirme yöntemlerini kullanmadan kapılama (gating) yöntemiyle iz gözlem ilişkisi kurulabilir.

Eğer $d^2 < \gamma$ ise gözlem geçerlilik bölgesi içerisinde. İze ilişkin geçerlilik bölgesi içerisinde başka bir gözlem olmadığı için bu gözlemin ilgili hedef ait olduğu kabul edilerek işleme izleme filtresi ile devam edilir.



Şekil 4.2 Hedef geçerlilik bölgesi

Olasılıksal bir mesafe olan d^2 bağıntısı aşağıda açık olarak tanımlanmaktadır.

$$\begin{aligned} d^2 &= \mathbf{v}^T \mathbf{S}^{-1} \mathbf{v} \\ &= \begin{bmatrix} x_1 - x_2 \\ y_1 - y_2 \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} \sigma_x^2 & 0 \\ 0 & \sigma_y^2 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} x_1 - x_2 \\ y_1 - y_2 \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} x_1 - x_2 & y_1 - y_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1/\sigma_y^2 & 0 \\ 0 & 1/\sigma_x^2 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} x_1 - x_2 \\ y_1 - y_2 \end{bmatrix} \\ &= \frac{(x_1 - x_2)^2}{\sigma_x^2} + \frac{(y_1 - y_2)^2}{\sigma_y^2} \end{aligned} \quad (4.8)$$

4.2.2 En Yakın Komşuluk Yöntemi

Geçerlilik bölgesi içerisinde çok sayıda gözlem bulunduğunda ilişkili olanlar arasından hedef için en uygun olanı yakınlık metriğine göre belirlenir ve filtrede hedef durumu bu gözlem ile güncellenir. Öncelikle gözlem bölgesi içerisinde N adet iz, M adet gözlem olduğunu kabul edelim. Aşağıdaki istatistiksel mesafe, $d_{ij}(t_k)$ bağıntısı uyarınca i . gözlemin j . hedef ile olası ilişkinliği belirlenir. Bu değer iz ve gözlem arasında normalize edilmiş uzaklık olup bir benzerlik ölçüsü olarak kullanılmaktadır. Burada $X(t_k/t_{k-1})$ durum tahmini, $Z_m(t_k)$ son ölçüm ve $S(t_k)$ inovasyon (ölçüm ile durum tahmini arasındaki fark) kovaryansını temsil etmektedir.

$$d_{ij}(t_k) = [Z_m(t_k) - X(t_k/t_{k-1})]^T S(t_k)^{-1} [Z_m(t_k) - X(t_k/t_{k-1})] < \gamma^2 \quad (4.9)$$

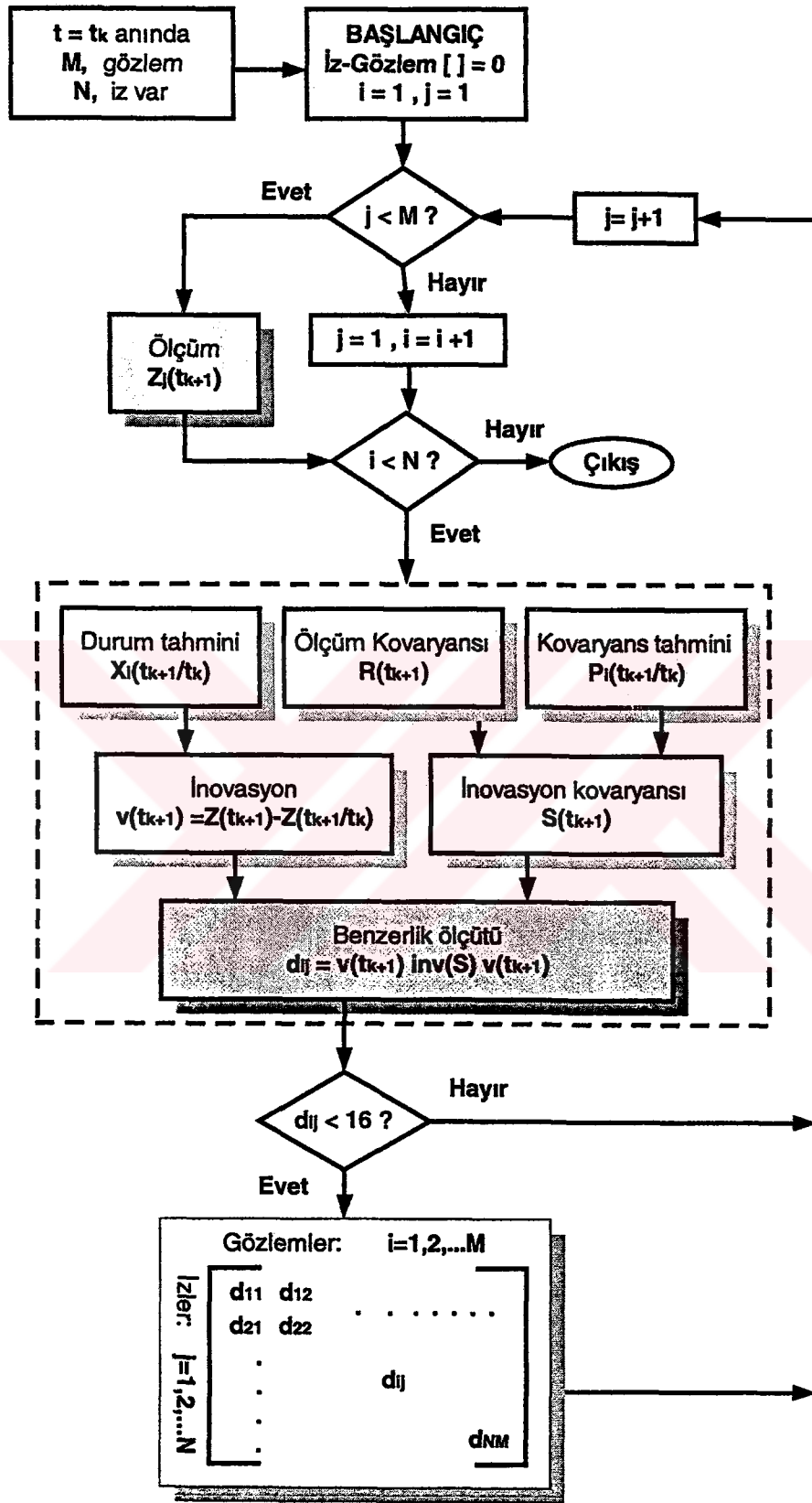
Hedef konumuna ait tahmin ile hedeften gelmesi olası gözlem arasındaki farkın (inovasyon) Gauss dağılımlı olduğu kabul edilirse $N(0, S(t_k))$, yukarıdaki benzerlik ölçüsü chi-square χ^2 dağılıma uyacaktır. Hesap edilen benzerlik ölçüsü $d_{ij}(t_k)$, chi-square tablosuna bakılarak istenilen güven aralığında ve gözlem vektörü boyutuna eşit serbestlik derecesinde seçilir. $\gamma = 16$ değeri gözlemin %99.89 olasılıkla hedef geçerlilik bölgesi içerisinde yer aldığını göstermektedir. Geçerlilik bölgeri her bir hedef için son konum tahmini etrafında Kalman filtresinden elde edilen durum kestirim hatası kovaryansı, $S(t_k)$ ve inovasyon değerine göre ölçüm vektöründe oluşturulan bir hata elipsoidi oluşturulur. Bu bölge içerisinde kalan gözlemlerin Hedeften gelebileceği kabul edilir. Elipsoidin yarıçapları $S(t_k)$ matrisinin özdeğerlerine eşit, büyüklüğü ise özvektörleri doğrultusundadır. Tüm gözlemler ve ilişkili olabilecekleri hedefler iz-gözlem ilişkinlik matrisinde gösterilir. Gözlemler ve hedefler arasındaki ilişki, matris içerisinde ikili düzende ile yazılır.

Bundan sonra hangi gözlemin hangi hedeften geldiğinin belirlenmek için matris elemanlarının değerlerine bakılır. Eğer hedef geçerlilik bölgesinde iki veya daha fazla gözlem bulunuyorsa, iz-gözlem ilişki matrisi benzerlik ölçüsü $d_{ij}(t_k)$ değerleri yazılarak yeniden düzenlenir. Benzerlik ölçüsünün değeri en düşük olan yani tahmini hedef konumuna en yakın olan gözlem hedef durumunu güncellemek için kullanılır.

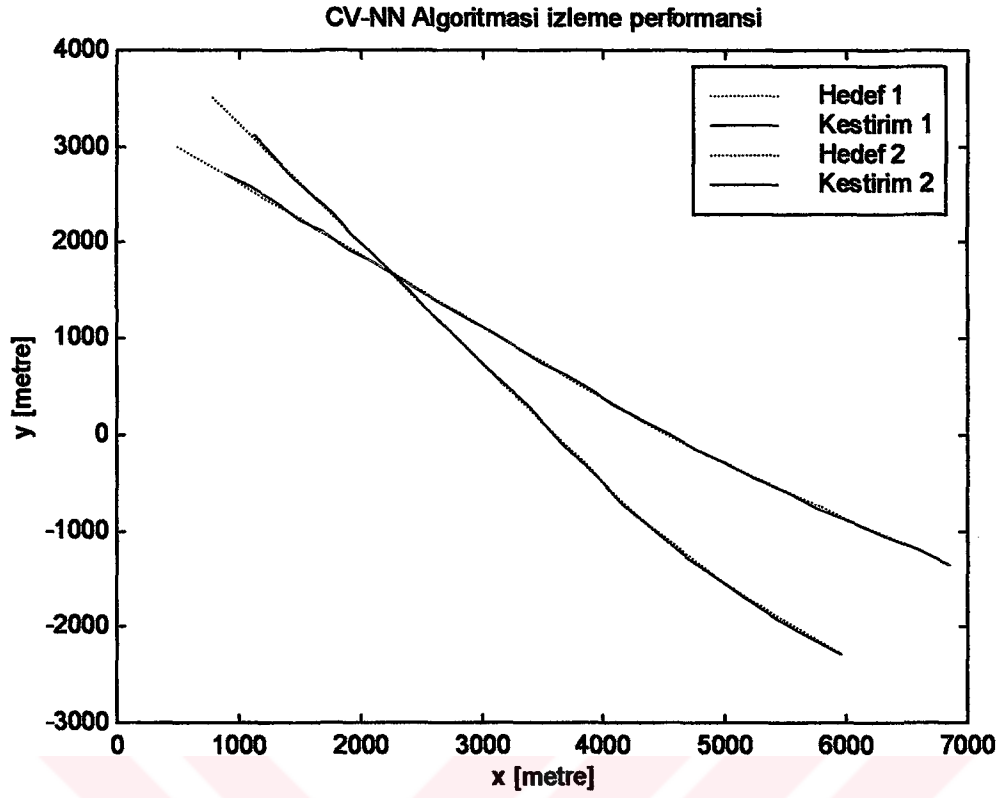
Bu yöntem en düşük işlemsel karmaşıklığa sahip olmasına rağmen hedefler kolaylıkla yanlış gözlemler ile ilişkilendirilebilir. Özellikle de kargaşa yoğunluğunun

fazla olduđu ortamlarda veri ilişkilendirme için elverişli bir yöntem değildir. Dahası hedef durumlarını güncellemek için sadece bir tane gözlem kullanıldığından durum hatası kovaryans kestirimi ölçümlerindeki belirsizliği yeterince yansıtamaz. Geçerlilik bölgesi içinde olup durum güncellemesinde kullanılmayan ölçümler kargaşa olarak nitelenip ihmal edilir.

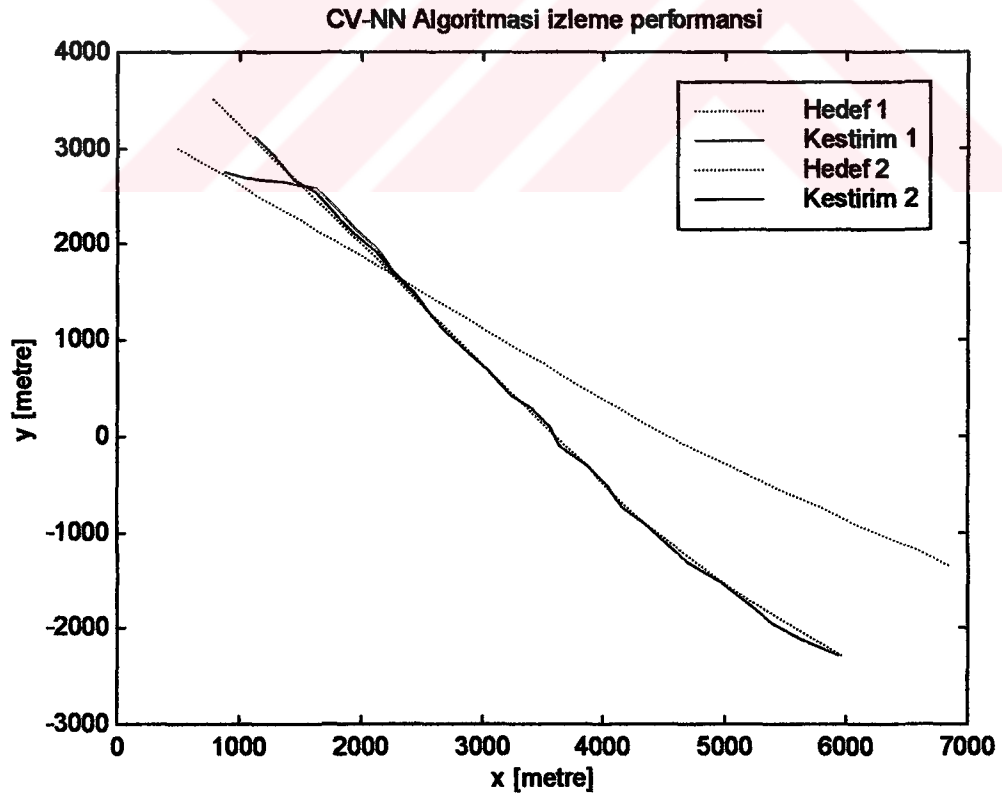




Şekil 4.3 En yakın Komşuluk yöntemi akış diyagramı



Şekil 4.4 CV-NN algoritması izleme performansı ($\sigma = 15\text{m}$ iken)



Şekil 4.5 CV-NN algoritması izleme performansı ($\sigma = 75\text{m}$ iken)

Şekil 4.4 ve 4.5’ de başlangıç noktaları (500,3000) ve (800,3500) olan iki hedefe ait kesişen hareket senaryolarına ilişkin izleme performansları görülmektedir. Hedeflerin gerçek hareketleri kesikli çizgiler ile kestirim sonuçları ise düz çizgiler ile temsil edilmektedir. Ölçüm gürültüsü standart sapması 15 m gibi düşük bir değerde tutulduğunda NN yöntemi iki hedefi ayırt edebilmiştir (şekil 4.4). Fakat ölçüm gürültüsüne ait standart sapma 75 m değerine yükseltince yöntem hedefleri ayıramamaktadır (şekil 4.5). Ortamda kargaşa olması performansı daha da düşürecektir.

4.2.3 PDA Yöntemi

Olasılıksal veri ilişkilendirme yöntemi hedef durumlarını güncellemek için geçerlilik bölgesi içerisindeki tüm gözlemleri kullanır. Gözlemlerin hedef durumunun tahmini konumuna olan normalize uzaklıklarından elde edilen olasılıksal ağırlıklara göre hedefe ait durum kestirimleri ve yeni kovaryans matrisi ile filtre kazanç matrisi hesap edilir. Gözlemler sadece bir hedefin geçerlilik bölgesi içerisinde yer alıyorsa iyi sonuç verirken ortamda aynı anda iki ya da daha fazla hedef ile ilişkilendirilen gözlem bulunuyorsa yöntem iyi çalışmamaktadır. Göz önünde bulundurulması gereken bir başka konu da yöntemin ayrı bir iz başlatma algoritmasına ihtiyaç duymasıdır.

Kargaşanın bulunduğu tek hedefli bir durumu ele alalım. P_D tespit olasılığı olarak tanımlanmış olup geçerlilik bölgesinin hedeften gelecek yansımalar içerisine düşecek kadar büyük olduğunu kabul edecek olursak hedef ekosunun geçerlilik bölgesi içerisine düşme olasılığı $P_G \cong 1$ kabul edilir. Kargaşa ve başka olası hedeflerden kaynaklanan diğer tespitlerin yoğunluk değişimi $\beta = \beta_{NT} + \beta_{FT}$ (β_{NT} , yeni hedefleri ve β_{FT} ise hatalı alarmları göstermektedir.) Poisson dağılımına uysun.

Öncelikle bu hedef ile ilişkili gözlemlerin kümesi $Z(k)$ ile gösterilsin. m_k ilişkilendirilmiş gözlem sayısını belirtiyor.

$$Z(t_k) = \{z_m(t_k), m = 1, 2, \dots, m_k\} \quad (4.10)$$

Geçerlilik bölgesi içerisindeki toplam ilişkili gözlem sayısı m_k ile gösterilsin bileşke inovasyon değeri $v_i(t_k)$ aşağıdaki gibi verilir:

$$\text{inn}_i(t_k) = \sum_{j=1}^{m_k} p_{ij} \text{inn}_{ij}(t_k) \quad (4.11)$$

$$\text{inn}_{ij}(t_k) = Z_j(t_k) - HX_i(t_k / t_{k-1}) \quad (4.12)$$

Bu aşamadan sonra standart Kalman filtresi devreye girmektedir. Aşağıda Kalman kestirim güncelleme adımları görülmektedir.

$$K(t_k) = P(t_k / t_{k-1}) H^T S^{-1} \quad (4.13)$$

$$X(t_k / t_k) = X(t_k / t_{k-1}) + K(t_k) \text{inn}_i(t_k) \quad (4.14)$$

Kovaryans değeri ise şu şekilde güncellenir:

$$P(t_k / t_k) = P_s(t_k / t_k) + dP(t_k) \quad (4.15)$$

İlgilendiğimiz hedef için sadece bir tane ilişkili gözlem bulunması durumu için kovaryans değeri P_t terimi ile hesap edilir.

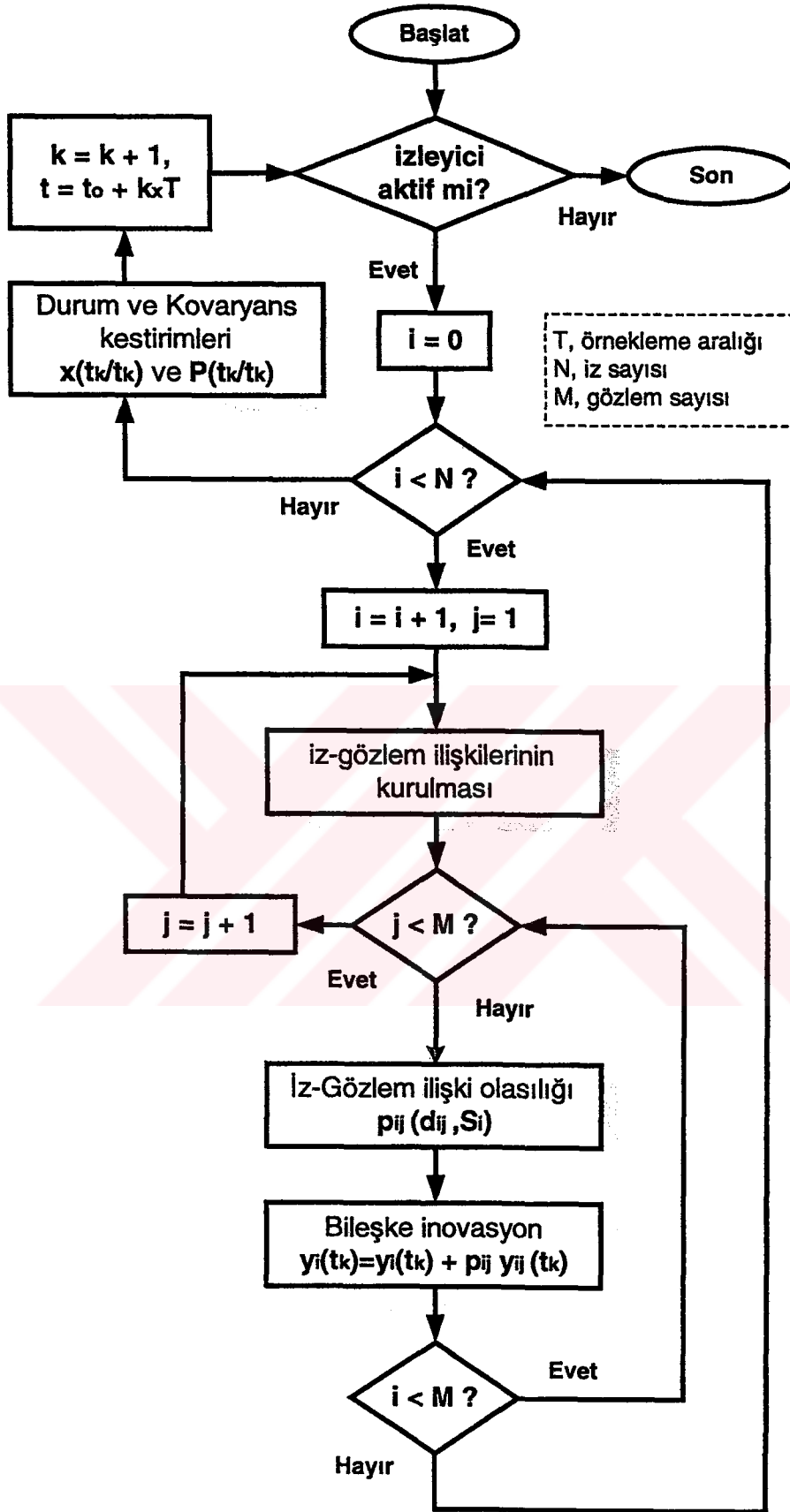
$$P_t(t_k / t_k) = p_{io} P(t_k / t_{k-1}) + (1 - p_{io}) P_s \quad (4.16)$$

Yukarıda görülen $dP(t_k)$ terimi ise belirsiz korelasyon etkisini yansıtmak için eklenmiştir. Ön olasılık bilgisi (a posteriori) ve iz penceresi içerisindeki gözlem dağılımına göre kovaryansı artırır.

$$dP(t_k) = K(t_k) \left[\sum_{j=1}^{m_k} p_{ij} \text{inn}_{ij} \text{inn}_{ij}^T - \text{inn}_i \text{inn}_i^T \right] K^T(t_k) \quad (4.17)$$

Standart Kalman filtresi kovaryans hesabı da (4.18) uyarınca gerçekleştirilir .

$$P_s(t_k / t_k) = [I - K(t_k)H] P(t_k / t_{k-1}) \quad (4.18)$$



Şekil 4.6 PDA akış diyagramı

Geçerlilik bölgesi içerisinde N tane gözlem olsun. Bu durumda $N + 1$ tane varsayım H_j söz konusudur. Birinci varsayım hiçbir gözlemim geçerli kılınmadığı duruma ilişkindir. Geçerli gözlem olmaması durumunda olasılık değeri p_{i0}' ile verilir.

$$p_{i0}' = \beta^N (1 + P_D) \quad (4.19)$$

Benzer şekilde diğer varsayımlara H_j ($j=1,2,...,N$) ilişkin olasılıklar aşağıdaki gibi tanımlanır.

$$p_{ij}' = \frac{\beta^{N-1} P_D e^{-\frac{d_{ij}^2}{2}}}{(2\pi)^{M/2} \sqrt{|S_i|}}, \quad j = 1, 2, \dots, N \quad (4.20)$$

Hipotezlere ilişkin bu olasılıklar normalize edilerek iz-gözlem ilişki olasılıkları

$$p_{ij} = \frac{p_{ij}'}{\sum_{l=0}^N p_{il}'} \quad (4.21)$$

bulunur. β^{N-1} çarpanı sadeleştirilerek ifade daha basit olarak gösterilir.

$$p_{i0} = \frac{b}{b + \sum_{l=1}^N \alpha_{il}}, \quad j = 0 \quad (4.22)$$

$$p_{ij} = \frac{\alpha_{ij}}{b + \sum_{l=1}^N \alpha_{il}}, \quad 1 \leq j \leq N \quad (4.23)$$

$$\alpha_{ij} = P_D e^{-\frac{d_{ij}^2}{2}} \quad (4.24)$$

İz-gözlem ilişki olasılıklarının hesabında yer alana b değişkeninin nasıl hesaplandığına bağlı olarak PDA filtresi parametrik olan ve parametrik olmayan şekilde gerçekleştirilebilir.

d , ölçüm ortamının boyutunu (2 ya da 3 boyut); γ , geçerlilik bölgesinin merkezi ile sınırı arasındaki mesafeyi; Vol , ortak geçerlilik bölgesi alanını (ya da hacmi); V_d ,

bir boyuttaki hiperkürenin birim hacmi olmak üzere (2 boyut için $V_d = \pi$ ve 3 boyut için ise $V_d = \frac{4\pi}{3}$ olarak tanımlanır) b 'nın parametrik olmayan bağıntısı,

$$\text{Vol} = \gamma^{d/2} V_d |S_m(t_k)|^{1/2} \quad (4.25)$$

$$b = \frac{m_k(1 - P_D)}{P_D \text{Vol}} \quad (4.26)$$

ile verilirken; parametrik bağıntı, P_{fa} hatalı alarm olasılığı olmak üzere

$$b = P_{fa} \sqrt{2\pi \det(S)} \frac{(1 - P_D)}{P_D} \quad (4.27)$$

biçiminde tanımlanır.

4.2.4 JPDA Yöntemi

Ortak olasılıksal veri ilişkilendirme (JPDA) yönteminin PDA yönteminden tek farkı ilişkilendirme olasılıklarının hesabıdır. Bir hedefin geçerlilik bölgesindeki (ilişkinlik alanı) gözlemlerden biri ya da daha fazlası aynı zamanda başka hedef ya da hedeflerin geçerlilik bölgeleri içerisinde de yer alıyorsa bu durumda hedefe ilişkin olasılıklar hesap edilirken gözlemlerin başka hedeflere de ait olabileceği göz önünde bulundurulacaktır. Olasılık hesapları buna göre yapılır. Gözlemin belirli bir hedefe ait olma olasılığı gözlemin bu hedefe atandığı hipotezlerin olasılık toplamının tüm hipotezlere oranı ile elde edilir. Kargaşa bulunan bir ortamda çok sayıdaki hedefi izlemek için kullanılan etkili bir yöntemdir.

$$X(t_k) = F(\delta t_k)X(t_{k-1}) + G(\delta t_k)v(t_{k-1}) \quad (4.28)$$

$$Z(t_k) = HX(t_k) + w(t_k) \quad (4.29)$$

Sistem dinamik ve ölçüm modelleri yukarıdaki gibi tanımlanırken, $\hat{P}(t_k/t_{k-1})$ tahmini durum kovaryansını göstermek üzere ilgili inovasyon ve inovasyonun kovaryansı iz ile ilişkili tüm gözlemler için aşağıdaki bağıntı kullanılarak hesaplanır.

$$\text{inn}_j(t_k) = Z_j(t_k) - HX(t_k / t_{k-1}) \quad (4.30)$$

$$S(t_k) = HP(t_k / t_{k-1})H' + R(t_k) \quad (4.31)$$

NN yönteminde ayrıntılı olarak açıklanan iz-gözlem ilişkinlik matrisi oluşturulur. Bu matriste satırlar izleri, sütunlar ise gözlemleri temsil etmektedir. Ortak geçerlilik bölgelerinde gözlem bulunduran izleri belirlemek için bu matris alt kümelerine ayrılır. Böylece ölçümler hedeflerle ilişkilendirilirken iz-gözlem matrisi yerine yeni oluşturulan daha küçük boyuttaki alt matrisler kullanılarak işlem sayısı azaltılır. İlk olarak yapılması gereken satır ve sütunlar arasında tüm elemanları sıfır olanlar matristen ayıklanır. Daha sonra kalan sütunlardan aynı satırda 1 bulunduranlar arasında lojik OR operatörü icra edilip bu iki sütun birleştirilir. Bu işleme birleştirilecek satır kalmayana dek devam edilir. Sonuçta kendi aralarında ilişkili hedef kümeleri oluşturulur. Oluşturulan alt kümelerdeki hedef ve gözlemler arasındaki olası tüm kombinasyonlar belirlenerek JPDA ilişkinlik olasılıkları hesabında kullanılacak varsayımlar (olaylar) belirlenir. Burada j kombinasyonların hangi hedefe ilişkin olduğunu göstermektedir. Ortak geçerlilik bölgeleri örtüşen izler ile ortak gözlemler arasındaki gerçekleşmesi olası tüm olaylar kümesi θ ile gösterilsin.

$$\theta = \bigcap_{l=1}^{m_k} \theta_{lj} \quad (4.32)$$

θ sayısı çok büyük olabileceğinden bu noktada kullanılan geçerlilik bölgesi ve büyüklüğü önem arz etmektedir. Bu olası olaylar kümesi oluşturulurken her bir ölçüm yalnız ve yalnız tek bir hedeften kaynaklanabileceği öngörülmüştür. Son olarak bir hedefin sadece bir tane ölçüm değeri üretebileceği kabul edilmiştir.

Alt kümelerin oluşturulması:

Mevcut izler ile son alınan gözlemler daha önceden bahsedildiği gibi oluşturulan iz-gözlem ilişki matrisi Ω elde edilir. Sütunlar izleri, satırlar ise gözlemleri göstermektedir. Matris içerisindeki 1' ler birbiri ile ilişkili iz gözlem çiftlerini göstermektedir. Bu matristen yola çıkarak kendi arasında ilişkili iz ve gözlemlerden oluşan kümeler elde edilmeye çalışılır. Amaç gerekli işlem sayısını düşürmektir.

Alt kümeleri oluşturmadan önce ilk olarak tüm elemanları sıfır olan satır ve sütunlar iz gözlem ilişki matrisinden çıkartılır. Ardından bir sütunda 1 bulunduran tüm satırlar arasında lojik OR işlemi gerçekleştirilir. Aynı sütun içerisinde en fazla bir tane 1

kalan dek bu işleme devam edilir. Sonuçta iz gözlem ilişki matrisinden elde edilen alt küme sayısı son durumdaki satır sayısına denktir. Bir alt küme, geçerlilik bölgeleri keşişen birbirleri ile etkileşim halindeki hedeflerden oluşmaktadır. Bu hedefler keşişen geçerlilik bölgelerinde ortak gözlemlere sahiptir. Aşağıda örnek bir çoklu hedef durumu için oluşturulan iz gözlem matrisinin alt kümelere ayrıştırılması yer almaktadır.

$$\Omega = \begin{matrix} & \begin{matrix} 1 & 2 & 3 & 4 & 5 & 6 \end{matrix} \\ \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} & \begin{matrix} 1 \\ 2 \\ 3 \\ 4 \\ 5 \\ 6 \\ 7 \\ 8 \\ 9 \\ 10 \end{matrix} \end{matrix} \quad (4.33)$$

İlk sütundaki 1. ve 9. gözlemler aynı iz (hedef) ile ilişkilidir ve lojik OR işlemine tabi tutulmalıdır. En düşük gözlem numarasına sahip satıra lojik OR işlemini sonucu yazılır. Diğer satır ise matristen çıkartılır. Bundan sonra 1. gözlem satırı hem 1 hem de 9 numaralı gözlemler aittir.

$$\Omega = \begin{matrix} & \begin{matrix} 1 & 2 & 3 & 4 & 5 & 6 \end{matrix} \\ \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} & \begin{matrix} 1-9 \\ 2 \\ 3 \\ 4 \\ 5 \\ 6 \\ 7 \\ 10 \end{matrix} \end{matrix} \quad (4.34)$$

Bu işleme her sütunda tek 1 kalan dek devam edilir.

$$\Omega = \begin{matrix} & \begin{matrix} 1 & 2 & 3 & 4 & 5 & 6 \end{matrix} \\ \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} & \begin{matrix} 1-9-3 \\ 2 \\ 4-5-6-7 \\ 8 \end{matrix} & \begin{matrix} 1. \text{ küme} \\ 2. \text{ küme} \\ 3. \text{ küme} \\ 4. \text{ küme} \end{matrix} \end{matrix} \quad (4.35)$$

Yukarıdaki son matriste yer alan birinci küme JPDA algoritmasında 1 ve 2 numaralı izlere ait ilişki olasılıkları hesabında 1, 3 ve 9 numaralı gözlemler birlikte değerlendirilmelidir. İkinci kümeye göre 3 numaralı iz ile ilişkili tek gözlem bulunmaktadır. Bu nedenle PDA veri ilişkilendirme algoritması uygulamak yeterlidir. Üçüncü küme için de birinci için yapılan benzer yorumlar geçerlidir. Dördüncü ve son kümeye göre ise 8 numaralı gözlem ile ilişkili bir iz bulunmamaktadır. Bu durumda bu gözlem izleme başlatma algoritmasında gönderilir. Sonra gelecek gözlemlere göre yeni bir iz başlangıcı olabilecektir. Burada yer almamasına karşın herhangi bir gözlem ile ilişkilendirilmemiş bir iz durumu da söz konusu olabilirdi. Bu durumda iz filtredeki konum tahminleri ile bir müddet sürdürülmeye çalışılır. İzleme sonlandırma algoritması bu şekilde ilişkilendirilemeyen izler ile ilgili bir sayıcıda izin ne kadar zamandır ilişkilendirilemediğinin bilgisi tutulmaktadır. Bu sayı belirlene bir eşiği aştığında izin sonlandırılması için gereken işlem başlatılır.

Bileşke inovasyon PDA filtrenin bağıntılarına benzer şekilde hesap edilir:

$$\text{inn}(t_k) = \sum_{j=1}^m p_{ij} \text{inn}_j(t_k) \quad (4.36)$$

Ortak inovasyon değeri kullanılarak durum kestirimi güncellenir.

$$X(t_k / t_k) = X(t_k / t_{k-1}) + K(t_k) \text{inn}(t_k) \quad (4.37)$$

Güncellenmiş kovaryans matrisi,

$$P(t_k / t_k) = P_s(t_k / t_k) + dP(t_k) \quad (4.38)$$

$$P_t(t_k / t_k) = p_{io} P(t_k / t_{k-1}) + (1 - p_{io}) P_s \quad (4.39)$$

ile tanımlanır. Yukarıda görülen $dP(t_k)$ terimi ise belirsiz korelasyon etkisini yansıtmak için eklenmiştir. Ön olasılık bilgisi (a posteriori) ve iz penceresi içerisindeki gözlem dağılımına göre kovaryansı artırır.

$$dP(t_k) = K(t_k) \left[\sum_{j=1}^{m_k} p_{ij} \text{inn}_{ij} \text{inn}_{ij}^T - \text{inn}_i \text{inn}_i^T \right] K^T(t_k) \quad (4.40)$$

$$P_s(t_k / t_k) = [I - K(t_k)H] P(t_k / t_{k-1}) \quad (4.41)$$

JPDA filtresi olasılık hesabı diğer hedeflerden kaynaklanabilecek ölçümler de göz önünde bulundurulur. Ortak olasılık ilk olarak mümkün olan tüm kombinasyonlar (ortak olay) için hesap edilip ardından en yüksek olasılığa sahip kombinasyon seçilir. t_k zamanındaki gözlemler (Z^k) verilmiş iken ortak olay olasılıkları şöyle hesaplanır. Varsayımlar geçmişteki gözlemlere bağımlı olmadığından aşağıdaki $P\{\theta(t_k) | Z^{k-1}\}$ terimi $P\{\theta(t_k)\}$ haline indirgenir.

$$\begin{aligned} P\{\theta(t_k) | Z^k\} &= P\{\theta(t_k) | Z(t_k), Z^{k-1}\} \\ &= \frac{1}{c} p[Z(t_k) | \theta(t_k), Z^{k-1}] P\{\theta(t_k) | Z^{k-1}\} \\ &= \frac{1}{c} p[Z(t_k) | \theta(t_k), Z^{k-1}] P\{\theta(t_k)\} \end{aligned} \quad (4.42)$$

Burada c normalizasyon sabitini göstermek üzere yukarıdaki bağıntının birinci terimi i . hedef ile ilişkili tüm gözlemler için olasılık yoğunluk fonksiyonu ortamdaki kargaşa dağılımı normal kabul edilerek hesaplanır.

$$\begin{aligned} p[Z(t_k) | \theta(t_k), Z^{k-1}] &= \prod_{j=1}^m p[z_j(t_k) | \theta_j(t_k), Z^{k-1}] \\ p[z_j(t_k) | \theta_j(t_k), Z^{k-1}] &= \begin{cases} \frac{N[\text{inn}_j(t_k)]}{\text{Vol}^{-1}} & \text{iz} \\ & \text{kargaşa} \end{cases} \end{aligned} \quad (4.43)$$

Aşağıdaki bağıntıda yer alan Vol geçerlilik bölgesinin alanı (hacmi), ϕ kargaşa olarak tespit edilen gözlem sayısı, m toplam gözlem sayısını göstermektedir. j . gözlem bir hedef ile ilişkilendirilmiş ise $\tau_j = 1$ aksi durumda $\tau_j = 0$ değerini alacaktır.

$$p[Z(t_k) | \theta(t_k), Z^{k-1}] = \text{Vol}^{-\phi} \prod_{j=1}^m [N[\text{inn}_j(t_k)]]^{\tau_j} \quad (4.44)$$

δ_t değeri, t numaralı $\text{iz } \theta(t_k)$ olayı içerisindeki bir gözlem ile ilişkilendirmiş ise 1 aksi takdirde 0 olacaktır. P_D^t , t . hedefe ait doğru hedef tespit olasılığını, $u_f(\phi)$ ise ortak olay içerisindeki kargaşa sayısının olasılığına ilişkin bir fonksiyondur.

$$P\{\theta(t_k)\} = P\{\theta(t_k) | \delta, \phi\} P\{\delta, \phi\} \quad (4.45)$$

$$P\{\theta(t_k) | \delta, \phi\} = \frac{\phi!}{m!} \quad (4.46)$$

$$P\{\delta, \phi\} = \prod_{t=1}^T (P_D^t)^{\delta_t} (1 - P_D^t)^{1-\delta_t} u_f(\phi) \quad (4.47)$$

Bu iki olasılık terimi birleştirilerek ortak olay olasılığı bulunur.

$$P\{\theta(t_k) | Z^k\} = \frac{1}{c} \frac{\phi!}{V!} \prod_{j=1}^m [N[\text{inn}_j(t_k)]]^{\tau_j} \times \prod_{t=1}^T (P_D^t)^{\delta_t} (1 - P_D^t)^{1-\delta_t} \quad (4.48)$$

$$c = \sum_{\theta(t_k)} \prod_{j=1}^m [N[\text{inn}_j(t_k)]]^{\tau_j} \times \prod_{t=1}^T (P_D^t)^{\delta_t} (1 - P_D^t)^{1-\delta_t} \quad (4.49)$$

İz-gözlem ilişki olasılıkları,

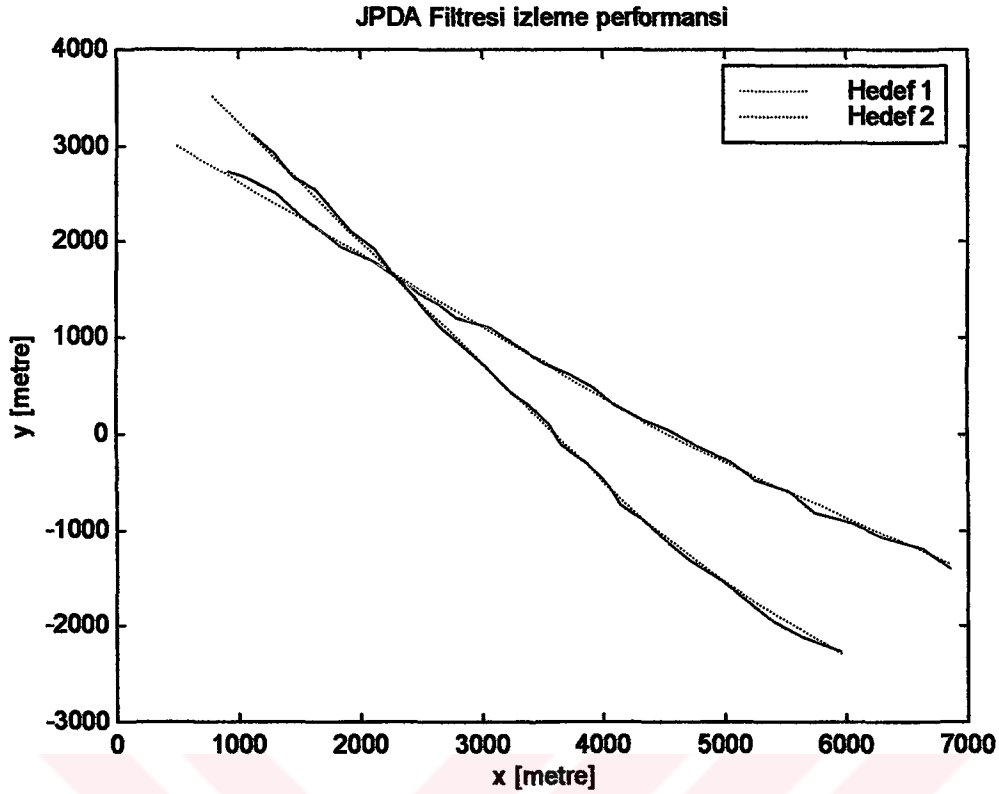
$$p_{ij}(t_k) = \sum_{\theta(t_k)} P\{\theta(t_k) | Z^k\} \psi(\theta(t_k)) \quad (4.50)$$

$$p_{i0}(t_k) = 1 - \sum_{j=1}^m p_{ij}(t_k) \quad (4.51)$$

Olası tüm olaylar için yukarıdaki olasılıklar hesaplandıktan sonra i. izin j. ölçüm ile ilişkilendirilme olasılığı p_{ij} , i. iz ile j. ölçümün ilişkilendirildiği tüm olaya ait olasılıklar toplamı ile ifade edilir. Aşağıdaki bağıntıda yer alan $\psi(\theta(t_k))$ ikili değer alabilen bir değişken olup bir olayda i. iz ile j. ölçümün ilişkilendirilip ilişkilendirilmediğini gösterir.

$$p_{ij}(t_k) = \sum_{\theta(t_k)} P\{\theta(t_k) | Z^k\} \psi(\theta(t_k)) \quad (4.52)$$

Şekil 4.7' de JPDA algoritması kullanılarak gerçekleştirilen bir izleme performansı yer almaktadır. Önceki kısımda NN yöntemi ile 75 m standart sapmalı ölçüm gürültüsüne sahip bir test senaryosunun takip edilemediği görülmüştü. Oysa aynı test senaryosuna JPDA yöntemi uygulandığında başarılı sonuçlar alınmıştır.



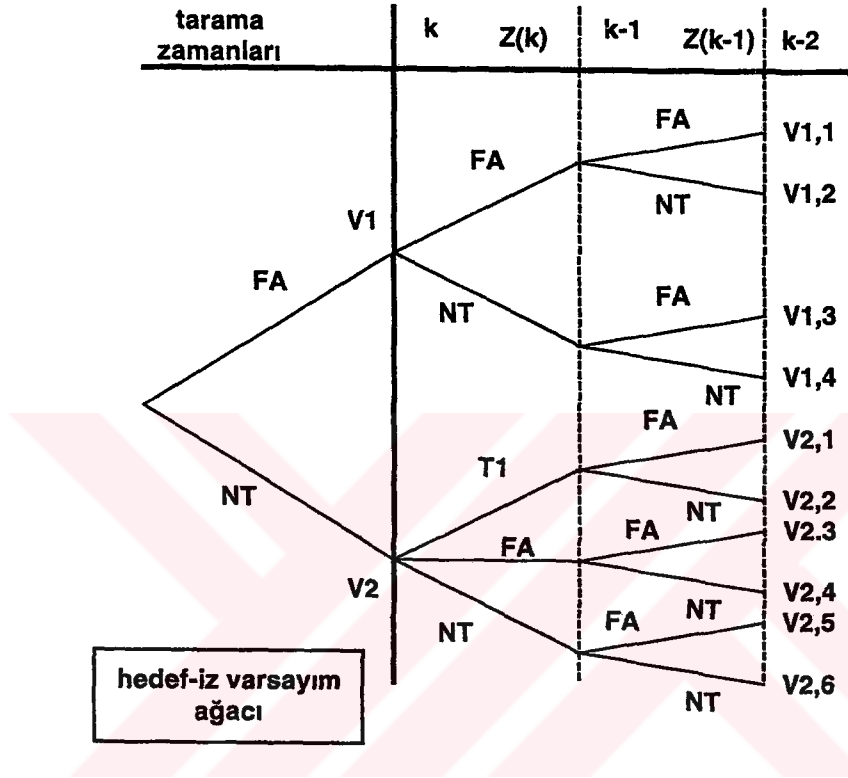
Şekil 4.7 JPDA algoritması izleme performansı ($\sigma = 75\text{m}$ iken)

4.2.5 Çoklu Varsayım İzleme (MHT) Yöntemi

Çoklu varsayım izleme yöntemi geçerlilik bölgesi içerisinde yer alan gözlemlerden sadece birinin hedeften geldiğini ve ilişkili diğer gözlemlerin ise yeni bir hedeften geldiği ya da hatalı bir alarm olduğu kabulü yapılarak olası tüm varsayımlar için olasılıklar hesap edilir. Zamanla yeni gelen gözlemler için mevcut varsayımlara koşullu yeni varsayımlar oluşturulur. Bu şekilde belirli bir anda üretilen varsayımın doğruluğu kendisinden sonra üretilen varsayımlar ile test edilir. Varsayımlara ilişkin olasılıklar Bayes kuralına göre hesaplanır.

MHT, çoklu hedef izleme probleminin çözümüne yönelik teorik en iyi yaklaşım olarak bilinmektedir. Fakat yöntemin bellek ihtiyacı ve işlem miktarı diğer yöntemlere kıyasla çok daha fazladır. Daha önce bahsedilen yöntemlerden en önemli farkı çoklu tarama gereksinmesidir. N örnekleme zamanı geriye dönük olarak, bu süre içerisinde elde edilen tüm ölçüm değerleri için varsayımlar oluşturulur. Varsayım sayısı gelen gözlem sayısına bağlı olarak üstel olarak artar. Pratikte algoritma gerçekleştirirken varsayım sayısını azaltacak tedbirler alınarak aşağıdaki gibi optimal çözümler aranır.

1. Her taramada üretilen hipotezlerden en yüksek olasılıklı olan seçilerek işlem diğerleri elenir.
2. Varsayımlardan olasılık değeri belirlenen bir eşik değerini aşanlar saklanır diğerleri elenir. Saklananlar arasında birbirine yakın hedef durumları bulunanlar birleştirilir.



Şekil 4.8 İz-gözlem varsayım ağacı

Yukarıdaki şekilde kök yeni doğan bir izi temsil etmektedir. Buradaki NT, FA ve V sırasıyla yeni iz, hatalı alarm ve varsayımı göstermektedir. Ona ilişkin dallar ise farklı iz varsayımlarını göstermektedir. Kökten bir dal ucuna kadar uzanan her bir kombinasyon potansiyel bir iz varsayımıdır. Bir hedef aynı anda yalnızca bir göz ile ilişkilendirilebilir. Bu kısıtlama göz önünde bulundurularak olası tüm varsayımlar bulunup ilgili olasılıkları hesaplanır. Oluşacak çok sayıda varsayım indirgenerek yöntem işlemsel açıdan daha uygulanabilir hale dönüştürülmeye çalışılır.

4.3 İzleme Sonlandırma

Fonksiyonel bir Çoklu hedef izleme problemi çözümü izleme başlatma, veri ilişkilendirme ve durum kestirim süreçlerine ilaveten izleme sonlandırma işlemine de

sahip olmalıdır. Sonlandırılması gereken izler hava hedeflerinin radar gözetleme bölgesi dışına çıkması ya da düşmesi durumunda ortaya çıkmaktadır. Yer hedefleri için bu gereksinim hedefin kendisinden büyük engellerin arkasında kalmasından ya da çok yoğun bir kargaşa içerisinde yer almasından kaynaklanabilir.

Hedef izlemeyi sona erdirme kararı vermek için herbir hedef ayrı ayrı ele alınır ve birer sayıcı tahsis edilir. Ardarda N kez hedef ile ilişkili bir gözlem bulunamazsa o hedefe ait izin sona erdirilmesi gerektiğine karar verilir. Uygulama genellikle kabul edilebilir N değeri 8 olarak görülmüştür. Fakat bu değer uygulamaya çok sıkı biçimde bağlıdır. Ortamdaki kargaşa miktarı en önemli etkidir. Sonlandırılmasına karar verilen hedefe ait iz kestirimlerin saklandığı diziden çıkarılır.



5. SONUÇ VE ÖNERİLER

Bir çoklu hedef izleme algoritmasının performansı ancak gözetleme ortamında değişik seviyelerde manevralar, birbirine yakın seyreden hedefler, yoğun kargaşa, kaçırılan hedefler ve kesişen hedef hareketlerinin bulunduğu durumlarda doğru olarak test edilebilir. Kapsamlı bir değerlendirme için üretilen hedef senaryo verisinin yukarıda bahsedilen tüm durumları kapsamı beklenir. Burada kullanılan radar ölçümleri ise istenen oranda gürültü içermesine karşın radarın hedefleri hiç kaçırmadığı ve hatalı ölçümlerin (kargaşanın) olmadığı düşünülerek üretilmiştir. İleriye dönük yapılabilecek bir çalışma olarak gerçek bir uygulamada karşılaşılabilecek kargaşanın doğru modellenip yapay radar ölçümlerine uygulanması ve algoritmaların bu ölçümler ile koşturulması gösterilebilir.. Kullanılan ölçümler ne kadar gerçekçi üretilirse algoritmalar hakkında o kadar sağlıklı değerlendirmeler yapılabilir.

Bu tez içerisinde incelenen çoklu hedef izleme sistemi temel olarak, izleme başlatma filtreleme ve veri ilişkilendirme adımlarından oluşmaktadır. Yazılım paketi içerisinde üç farklı filtre ile birlikte üç farklı veri ilişkilendirme algoritması Matlab 5.0 ile kodlanıp örnek hedef hareket senaryolarına uygulanmıştır. Hedef izleme problemine Kalman filtresi ve olasılıksal veri ilişkilendirme yöntemlerinin nasıl uygulandığı ve ne tür sonuçlar alındığı incelenmiştir. İzleme başlatmak için son iki ardışık taramaya ait ölçümlere dayanan mantık tabanlı bir yaklaşım kullanılmıştır. Gerçek bir çoklu hedef izleme uygulamasında ise yeni iz oluşturmak için ardışık üç ya da dört taramaya ait ölçümler değerlendirilmelidir.

Filtrenin izleme performansının güvenilirliği artarken kayıp iz yüzdesinin düşük olması beklenir. İşlemsel gereksinimler ile performans arasında özellikle sık radar ölçümleri alındığı ve işlem gücünün sınırlı olduğu durumlarda bir uzlaşma sağlanmalıdır. Aksi taktirde hedef izleyicinin gerçek zamanda çalışması beklenemez. Bir gözetleme sisteminin bölge içerisindeki farklı hedef davranışlarını izleyebilmesi

için filtre dinamik modelinin doğru biçimde kurulması gerekmektedir. Standart Kalman filtresi, içerisindeki filtre modeli ve süreç gürültü kovaryans değeri manevralı manevrasız her türlü hareket için sabit olacağından, düzgün doğrusal hareket için iyi sonuçlar verirken filtre modelinde tanımlanan haricindeki diğer manevralar için performans düşüşü göstermektedir. Uyumlu Kalman filtresi de Standart Kalman Filtresi gibi dinamik modele sahip olmasına karşın, zamanla hedef manevrasına bağlı olarak süreç gürültü kovaryans değerini uyumlu biçimde değiştirir. Hedef dönüş hareketlerinde daha doğru sonuçlar verdiği görülmüştür. Birden çok filtrenin diğer bir deyişle birden fazla filtre hareket modelinin paralel olarak koşturulduğu Etkileşimli Çoklu Model (IMM) yöntemi geniş bir yelpazedeki hedef hareketleri için en uygun çözüm olarak belirlemektedir. Diğer çoklu model yaklaşımlara nazaran çok daha az işlem gereksinimi vardır. Uyumlu filtreye göre düzgün doğrusal hareket esnasında daha düşük kestirim hatasına yol açar. Fakat bu yöntemde kullanılan filtre sayısı ile orantılı olarak işlem sayısı dolayısıyla da işlem süresi uyumlu filtreye göre daha çok olacaktır. Yeterince hızlı işlemciler kullanıldığında IMM' nin yol açtığı bu işlem yükünün üstesinden rahatlıkla gelmek mümkündür. Uygulamanın ihtiyaçları ve şartları göz önüne alınarak uygun filtre seçilmelidir.

Günümüzde radar gözetleme sistemlerinde en çok görülen çoklu hedef izleme algoritması, En Yakın Komşuluk yöntemi ile birlikte standart Kalman filtresi ve bir manevra dedektörü kullanmaktadır. En yakın komşuluk yöntemi ile veri ilişkilendirme düşük işlem gereksinimine karşın yoğun kargaşa ve yakın seyreden hedefler durumunda düşük izleme performansı gösterir. Diğer yandan olasılıksal veri ilişkilendirme yöntemleri, yoğun kargaşa bulunan ortamlarda ve birbirine yakın hareket eden hedefler durumunda daha doğru iz-gözlem ilişkileri kurmaktadır.

Olasılıksal veri ilişkilendirme yöntemlerinden birisi olan JPDA algoritması kodlanırken görülmüştür ki yöntem içerisindeki olasılık hesapları çok fazla işlem ve zaman kaybına yol açmaktadır. Yöntemdeki varsayım olasılıklarının hesabını azaltmaya yönelik çalışmalar yapılması gerektiği sonucuna varılmıştır. Hedef izlerine ait ortak geçerlilik bölgeleri içerisinde yer alan gözlemlerin hangi hedeften kaynaklandığını belirlemek için gözlemin ilişkilendirildiği tüm izlerin son durum tahminlerine olan mesafesi ve hareket doğrultusuna uygunluğu ile orantılı olarak ilişkilendirildiği ize katkıda bulunacağı düşünülebilir. Bu durumda olasılık hesabında

karşılaşılan işlem sayısında bir azalma beklenmektedir. İleride bu konuda daha detaylı çalışmalar yapılması önerilmektedir.

Radar tespit olasılığı ile doğru orantılı olarak bu yöntemlerin performansları da düşmektedir. Buradan da anlaşılacağı gibi izleme filtrelerinin ve veri ilişkilendirme algoritmalarının iyi olması yalnız başına yeterli değildir. Radarların da mümkün olduğunca doğru ölçüm vermesi beklenir.

Tez içerisinde incelenen ve kodlanan etkileşimli çoklu model (IMM) ve ortak olasılıksal veri ilişkilendirme (JPDA) yöntemlerinin, doğru filtre modelleri ve süreç gürültü kovaryansları ile birlikte kullanılarak, gerçek zamanda çok sayıda manevralı hedefi izleyen komple bir çoklu hedef izleme algoritması olarak gerçekleştirilebileceği öngörülmüştür.

Bu çalışmanın devamı niteliğinde gelecekte yapılabileceği düşünülen çalışmalar arasında öncelikli olan incelenen hedef izleyicileri gerçek radar ham verisi ya da doğru modellenmiş kargaşaya sahip yapay radar ölçümleri ile sınamaktır. Burada kullanılan yapay ölçümler kargaşa içermediğinden hedef izleme filtrelerinin ve veri ilişkilendirme algoritmalarının tam olarak sınanması gerçekleştirilememiştir. Dolayısıyla gerçek bir uygulamada göstereceği davranış tam olarak bilinmemektedir. Bu nedenle farklı gürültü miktarları ve kargaşa modelleri altında hedef izleyici davranışları gözlenmeli, filtre kırılma noktaları tespit edilmelidir. Böylece filtre parametrelerinde gerçekleştirilecek ince ayarlamalar ile performansta bir takım iyileşmelere ulaşmak mümkün olabilecektir. Ayrıca izleme başlatmanın yoğun kargaşada çok önemli olduğu göz önünde bulundurularak daha etkili geçerlilik bölgesi geometrileri araştırılabilir. Kullanılan algılayıcı sayısının birden fazla olduğu durumda ortaya çıkacak veri tümleştirme problemi ise yoğun çalışma gerektiren bir başka önemli araştırma konusudur.

KAYNAKLAR

- [1] **Blackman, S.S.**, 1986. Multi-target Tracking with Radar Application, Artech House.
- [2] **Boyle, J.L.**, 1989. Radar Principles with Applications to Tracking Systems, A Wile-Interscience Publication.
- [3] **Bar-Shalom, Y.**, 1990. Multitarget-Multisensor Tracking: Advanced Applications, Artech House, Inc.
- [4] **Kirubarajan, T., Bar-Shalom, Y., McAllister, R., Schutz, R. ve Engelberg, B.**, Multitarget Tracking using IMM Estimator with Debiased Measurements for AEW Systems.
- [5] **Hu, Z., Leung, H. ve Blanchette, M.**, 1997. Statistical Performance Analysis of Track Initiation Techniques, *IEEE Trans. Signal Processing* Vol. 45 No. 2, 445-455.
- [6] **Graziano, M. ve Miglioli, A.R.**, 1997. IMMJPDA versus MHT and Kalman filter with NN correlation: Performance Comparison, *IEEE P-Radar Son Nav*, 144: (2) 49-56.
- [7] **Kirubarajan, T., Shalom, Y., Blair, W.D. ve Watson, G.**, 1998. IMPDAF for Radar Management and Tracking Benchmark with ECM, *IEEE Trans. on Aero Elec Sys*, Vol. 34 No. 4, 1115-1132.
- [8] **Ding, Z., Leung ve H., Hong L.**, 1999. Decoupling Joint Probabilistic Data Association Algorithm for Multiple Target Tracking, *IEEE P-Radar and Son. Nav.*, 146: (5) 251-254.
- [9] **Ahmeda, S.S., Keche, M. ve Harrison, I.**, December 1997. Adaptive Joint Probabilistic Data Association Algorithm for Tracking Multiple Targets in Cluttered Environment , *IEEE P-Radar Son Nav*, 144: (6) 309-314.
- [10] **Rucker J.A.**, 1994. A Class of Near-optimal JPDA Algorithms, *IEEE Trans. on Aero Elec Sys* (2), 504-510.
- [11] **Dezert, J. ve Barshalom, Y.**, October 1993. Joint Probabilistic Data Association for Autonomous Navigation, *IEEE Trans. on Aero Elec Sys* 29: (4), 1275-1286.
- [12] **Roecker, J. ve Phillis G.L.**, 1993. Suboptimal Joint Probabilistic Data Association, *IEEE Trans. on Aero Elec Sys* 29: (2), 510-517.

- [13] Zhou, B. ve Bose, N.K., 1993. Multitarget Tracking in Clutter - Fast Algorithms for Data association, *IEEE Trans. on Aero Elec Sys* 29: (2), 352-363.
- [14] Zhou, B. ve Bose, N., 1995. An Efficient Algorithm for Data Association in Multi Target Tracking, *IEEE Trans. on Aero Elec Sys* 31: (1), 458-468.
- [15] Blackman, S.S., Dempster, R.J., Busch, M.T. ve Popoli, R.F., 1999. IMM/MHT Solution to Radar Benchmark Tracking Problem, *IEEE Trans. on Aerospace and Elec. Systems* Vol. 35 No. 2, 730-738.
- [16] Blom, H. ve Bloem, E., 2000. Probabilistic Data Association Avoiding Track Coalescence, *IEEE Trans. on Aero Elec Sys*, Vol. 45 No. 2., 247-259.
- [17] Leung, H., Hu, Z. ve Blanchette, M., April 1999. Evaluation of Multiple Radar Target Trackers in Stressful Environments, *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic System*, Vol. 35 No. 2., 663-674.
- [18] Chung, Y., Gustafson, D.L. ve Emre, E., 1990. Extended Solution to Multiple Maneuvering Target Tracking, *IEEE Trans. on Aero Elec Sys*, Vol. 26 No. 5, 876-886.
- [19] Cortina, E. Otero, D., Enrique ve D'attellis, C., 1991. Maneuvering Target Tracking Using Extended Kalman Filter, *IEEE Trans. on Aero Elec Sys*, Vol. 27 No. 1, 158-155.
- [20] Roecker, J.A. ve McGillem, J.D., 1989. Target Tracking in Maneuver-Centered Coordinates, *IEEE Trans. on Aerospace and Elec. Systems* Vol. 25 No. 6, 836-843.
- [21] Mehrotra, K. ve Mahapatra, P.R., 1997. A jerk Model for Tracking Highly Maneuvering Targets, *IEEE Trans. on Aerospace and Elec. Systems* Vol. 33 No. 4, 1094-1105.
- [22] Wang, T.C. ve Varshney, P.K., 1993. A Tracking Algorithm for Maneuvering Targets, *IEEE Trans. on Aero Elec Sys*, Vol. 29 No. 3. 910-924.
- [23] Efe, M., 1998. Adaptive Approaches to Maneuvering Target Tracking, *Doctor of Philosophy*, The University of Sussex, UK.
- [24] Wu, W. ve Cheng, P., 1994. SYN3: A nonlinear IMM Algorithm for Maneuvering Target Tracking, *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic System*, Vol. 30 No. 3, 875-886.
- [25] Wu, W. ve Cheng, P., 1994. A Nonlinear IMM Algorithm for Maneuvering Target Tracking, *IEEE Trans. on Aerospace and Elec. Systems*, Vol. 30 No. 3, 875-886.

- [26] Daeipour, E. ve Bar-Shalom, Y., 1995. An Interacting Multiple Model Approach for Target Tracking with Glint Noise, *IEEE Trans. On Aerospace and Elec. Systems* Vol. 31 No. 2, 706-715.
- [27] Lerro, D. ve Shalom, Y., 1993. Interacting Multiple Model Tracking with Target Amplitude Feature, *IEEE Trans. on Aero Elec Sys*, Vol. 29 No. 2, 494-508.
- [28] Mazor, E., Averbuch, A., Bar-Shalom Y. ve Dayan, J., January 1998, Interacting Multiple Model Methods in Target Tracking: A survey, *IEEE Trans. on Aero Elec Sys*, Vol. 34 No.1, 103-119.
- [29] Zhou N. ve Bose, D., 1993. Multitarget Tracking in Clutter: Fast Algorithms for Data Association, *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic System*, Vol. 29 No. 2, 352-363.
- [30] Sun, H. ve Chiang, S., 1992. Tracking Multitarget in Cluttered Environment, *IEEE Trans. on Aerospace and Elec. Systems* Vol. 28 No. 2, 546-559.
- [31] Chen, B., Jitendra ve K., Tugnait., 2001. Tracking of Multiple Maneuvering Targets in Clutter Using IMM/JPDA Filtering and Fixed-lag Smoothing, *Automatica* 37, 239-249.

ÖZGEÇMİŞ

Burçin Serter ERGÜN, 26 Ağustos 1977’de Trabzon da doğdu. 1988 yılında girdiği Trabzon Anadolu Lisesinden 1993 yılında Yayla Bahçelievler Adnan Menderes Anadolu Lisesine geçmiştir. 1995 yılında Adnan Menderes Anadolu Lisesinden mezun olup aynı yıl İstanbul Teknik Üniversitesi Elektrik-Elektronik Fakültesi’nin Elektronik ve Haberleşme Mühendisliği Bölümüne girmiş, 1999 yılında bölüm üçüncüsü olarak mezun olmuş ve mühendis ünvanı almıştır. Aynı yıl İstanbul Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Elektronik ve Haberleşme Anabilim Dalı’nda yüksek öğrenime başlamıştır.

Ekim 1999’da ALCATEL TELETAS’ta mühendis olarak göreve başlamış ve halen o görevi sürdürmektedir.