

ANKARA ÜNİVERSİTESİ
FENBİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

YÜKSEK LİSANS TEZİ

HEDEF TAKİBİNDE ADAPTİF YAKLAŞIMLARLA İZ
YÖNETİMİ

Gökhan SOYSAL

ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

ANKARA
2005

Her hakkı saklıdır

Yrd. Doç. Dr. Murat EFE danışmanlığında, Gökhan SOYSAL tarafından hazırlanan bu çalışma 12/07/2005 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı'nda yüksek lisans tezi olarak kabul edilmiştir.

Başkan : Doç.Dr. Orhan ARIKAN,
Bilkent Üniversitesi Elektrik–Elektronik Mühendisliği Bölümü

İmza :

Üye : Yrd.Doç.Dr. Ziya TELATAR,
Ankara Üniversitesi Elektronik Mühendisliği Bölümü

İmza :

Üye : Yrd.Doç.Dr. Murat EFE,
Ankara Üniversitesi Elektronik Mühendisliği Bölümü

İmza :

Yukarıdaki sonucu onaylarım

Prof. Dr. Ülkü MEHMETOĞLU
Enstitü Müdürü

ÖZET

Yüksek Lisans Tezi

Hedef Takibinde Adaptif Yakalaşım larla İz Yönetimi

Gökhan SOYSAL

Ankara Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü
Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı

Danışman : Yrd Doç Dr. Murat EFE

Bu tezde, iz yönetim kavramının, iz oluşturma ve iz devam ettirme alt başlıkları incelendi. Hedef takip sistemlerinde iz oluşturma biriminin tasarlanması sırasında önemli rol oynayan parametreler ve bu parametrelerin nasıl seçilmesi gerektiği araştırma bulguları ile ortaya konuldu. Hedef takip sistemlerinin iz devam ettirme birimlerinin manevra yapan hedefler için yaşadığı, hedef takip algoritmaları kaynaklı problemler incelendi. Manevra yapan hedeflerin takibi problemine, adaptif filtrelerin ürettiği çözümler incelendi. Çalışmalar sırasında yeni bir adaptif hedef takip filtresi ortaya konarak, filtrenin hedef takip performansı parazit yankılı ve parazit yankının olmadığı hedef takip ortamları için değerlendirildi.

Hedef takip filtrelerinin parazit yankılı ve parazit yankı bulunmayan ortamlardaki takip yetenekleri, hazırlanan test senaryoları ile Monte Carlo simülasyonları yapılarak ortaya konuldu. Yapılan çalışmalarda hem parazit yankının yoğun olduğu ortamlarda hem de parazit yankının bulunmadığı ortamlarda Etkileşimli Çoklu Model Olasılıksal Veri İlişkilendirme (EÇMOVİ) filtrenin diğer hedef takip filtrelerine göre daha iyi sonuçlar verdiği gözlemlendi.

2005, 85 sayfa

ANAHTAR KELİMELER : Hedef takibi, iz başlatma, iz devam ettirme, iz yönetimi, Kalman filtresi, kestirim kuramı.

ABSTRACT

Master thesis

Track Management With Adaptive Approaches In Target Tracking

Gökhan SOYSAL

Ankara University
Graduate School of Natural and Applied Sciences
Department of Electronics Engineering

Supervisor : Asst. Prof. Dr. Murat EFE

In this study, track formation and track maintenance issues of track management have been investigated. Important design parameters of a track formation unit in target tracking systems and importance of the parameter selection have been demonstrated through simulations. Problems which arise due to the nature of the target tracking algorithms at the track maintenance units of tracking systems for maneuvering targets have been analyzed. Adaptive filter solutions to the problem of tracking maneuvering targets have been investigated. In addition, a new adaptive target tracking filter have been proposed and target tracking performance of this filter have been evaluated with and without clutter in the tracking environment.

Tracking performance of the investigated algorithms have been evaluated in both clutterless and cluttered environments through Monte Carlo simulation on selected test scenarios. The results have revealed that Interacting Multi Model Probabilistic Data Association (IMMPDA) filter has better performance than other target tracking filters both in dense clutter and no clutter environments.

2005, 85 pages

Key Words : Target tracking, track initiation, track maintenance, track management, Kalman filter, estimation theory.

TEŐEKKÜR

Bu alıőmanın her aőamasında bilgisi ve tecrübesi ile bana yol gősteren, ortaya ıkan problemlerin aőılmasında yaptıđı öneriler ile alıőmanın bu noktaya gelmesinde bŸyŸk payı olan danıőmanım Yrd. Do. Dr. Murat EFE'ye teőekkŸr ederim.

Burada Ÿ gŸzel insanın isimlerini Ÿzellikle anmak istiyorum. alıőma boyunca kendisini ihmal ettiđim canım kardeőim Elif'e, bana olan inancı ve sevgisiyle her zaman yanımda olan, sıkıntılı dŸnemlerde desteđini esirgemeyen ađla'ya ve beni sŸrekli destekleyen ve yŸreklendiren Evren'e en iten sevgiler ve teőekkŸrlere.

GŸkhan SOYSAL
Ankara, Temmuz 2005

İÇİNDEKİLER

ÖZET.....	i
ABSTRACT.....	ii
TEŞEKKÜR.....	iii
ŞEKİLLER DİZİNİ.....	vi
ÇİZELGELER DİZİNİ.....	viii
1. GİRİŞ.....	1
1.1. Temel Kavramlar.....	2
1.2. Tezin Kapsamı.....	3
2. KURAMSAL TEMELLER.....	5
2.1. Kalman Filtresi.....	5
2.1.1. Genişletilmiş Kalman filtre.....	7
2.2. Etkileşimli Çoklu Model Algoritma.....	10
2.3. Skala Çarpanlı Adaptif Kalman Filtre.....	14
2.4. Yeni Adaptif Kalman Filtre.....	17
2.5. İz Oluşturma.....	23
2.5.1. 2/2 & N-de-M iz oluşturma yöntemi.....	23
2.5.1.1. 2/2 ve M-de-N algoritması.....	24
2.6. Parazit Yankılı Ortamda Hedef Takibi.....	26
2.6.1. Veri ilişkilendirme.....	27
2.6.1.1. Geçerlilik bölgesi.....	28
2.6.1.2. En yakın komşu veri ilişkilendirme yöntemi.....	31
2.6.1.3. Olasılıksal veri ilişkilendirme yöntemi.....	31
2.6.2. Veri ilişkilendirme yöntemleri ile hedef takip filtrelerinin birleştirilmesi.....	33
2.6.2.1. Kalman filtresi / En yakın komşu veri ilişkilendirmeyöntemi.....	33
2.6.2.2. Etkileşimli çoklu model filtre / En yakın veri ilişkilendirme yöntemi.....	35
2.6.2.2.1. Merkez filtrenin belirlenmesi.....	36
2.6.2.3. Kalman filtresi / Olasılıksal veri ilişkilendirme yöntemi.....	37
2.6.2.4. Etkileşimli çoklu model filtre / Olasılıksal veri ilişkilendirme yöntemi.....	39
2.6.2.5. Skala çarpanlı adaptif Kalman filtre / En yakın komşu veri ilişkilendirme yöntemi.....	41
2.6.2.6. Skala çarpanlı adaptif Kalman filtre / Olasılıksal veri ilişkilendirme yöntemi.....	42
2.6.2.7. Yeni adaptif Kalman filtre / En yakın komşu veri ilişkilendirme yöntemi.....	43

2.6.2.8. Yeni adaptif Kalman filtre / Olasılıksal veri ilişkilendirme yöntemi.....	43
3. MATERYAL ve YÖNTEM.....	46
3.1. Dinamik Modeller.....	46
3.1.1. Kesikli zaman beyaz gürültü ivmelenme modeli.....	46
3.1.2. Kesikli zaman Weiner ivmelenme modeli.....	47
3.1.3. Kesikli zaman koordineli dönüş modeli.....	48
3.2. Hedef Senaryoları.....	49
3.3. Parazit Yankı Modelleme.....	51
4. ARAŞTIRMA BULGULARI.....	54
4.1. Parazit Yankı Bulunmayan Ortamda Hedef Takip Filtrelerinin Performansları.....	54
4.2. İz Oluşturma İle İlgili Araştırma Bulguları.....	67
4.3. Parazit Yankılı Ortamda Hedef Takip Filtrelerinin Performansları..	71
5. TARTIŞMA ve SONUÇ.....	80
5.1. İz Oluşturma.....	80
5.2. İz Devam Ettirme.....	81
KAYNAKLAR.....	83
ÖZGEÇMİŞ.....	85

ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 2.1. Kalman filtresinin blok şeması.....	8
Şekil 2.2. Etkileşimli çoklu model filtre blok şeması.....	12
Şekil 2.3. Sf ve Sa için hata elipsleri.....	20
Şekil 2.4. Yeni adaptif Kalman filtresinin blok şeması.....	22
Şekil 2.5. Geçerlilik bölgesi ve ölçümler.....	30
Şekil 2.6. Kalman filtresi ile En Yakın Komşu Veri İlişkilendirme yönteminin birleştirilmesi sonucunda elde edilen filtresinin blok şeması.....	34
Şekil 2.7. Olasılıksal veri ilişkilendirme filtresi blok şeması.....	40
Şekil 3.1. Hedef gezintilerinin 2 boyutlu kartezyen uzaydaki görünümü..	50
Şekil 3.2. Hedef hareketlerindeki ivme değişimleri.....	51
Şekil 4.1. Birinci senaryo için hedef takip filtrelerinin ölçümlere göre normalize hataları.....	62
Şekil 4.2. İkinci senaryo için hedef takip filtrelerinin ölçümlere göre normalize hataları.....	63
Şekil 4.3. Üçüncü senaryo için hedef takip filtrelerinin ölçümlere göre normalize hataları.....	63
Şekil 4.4. Dördüncü senaryo için hedef takip filtrelerinin ölçümlere göre normalize hataları.....	64
Şekil 4.5. Beşinci senaryo için hedef takip filtrelerinin ölçümlere göre normalize hataları.....	64
Şekil 4.6. Altıncı senaryo için hedef takip filtrelerinin ölçümlere göre normalize hataları.....	65
Şekil 4.7. Düşük süreç gürültüsü kovaryansına sahip Kalman filtresinin bütün senaryolar için ölçümlere göre normalize hataları.....	65
Şekil 4.8. Süreç gürültüsünü hesaplanan bir katsayı ile çarparak adaptiflik sağlayan filtre için bütün senaryolarda hesaplanan skala çarpanı değerleri.....	66
Şekil 4.9. Yeni adaptif Kalman filtresinin bütün senaryolar için hesapladığı süreç gürültüsü kovaryansının x bileşeninin karekökünün değişimi.....	66
Şekil 4.10. Yeni adaptif Kalman filtresinin bütün senaryolar için hesapladığı süreç gürültüsü kovaryansının y bileşeninin karekökünün değişimi.....	67
Şekil 4.11. M=3 için tespit olasılığı toplam algılama fırsatı sayısı değişimi.....	69
Şekil 4.12. M=3 için tespit olasılığı iz başlatma zamanı değişimi.....	70
Şekil 4.13. M=2 için tespit olasılığı iz başlatma zamanı değişimi.....	70

Şekil 4.14. $M=2$ için tespit olasılığı toplam algılama fırsatı sayısı değişimi.....	71
---	----

ÇİZELGELER DİZİNİ

Çizelge 2.1. 2/2 ve 2/3 için Markov zinciri.....	25
Çizelge 2.2. Kapı eşik seviyesi ve kapı olasılıkları.....	30
Çizelge 4.1. IMM 2 ve standart Kalman hedef takip filtreleri için süreç gürültüsü kovaryans değerleri.....	55
Çizelge 4.2. IMM 1 ve IMM 3 hedef takip filtreleri için süreç gürültüsü kovaryans değerleri.....	57
Çizelge 4.3. IMM algoritmalar için mod geçiş olasılıkları.....	57
Çizelge 4.4. 1. senaryo için hedef takip filtrelerinin süreç gürültüsü kovaryansları.....	73
Çizelge 4.5. 2. senaryo için hedef takip filtrelerinin süreç gürültüsü kovaryansları.....	74
Çizelge 4.6. IMM tabanlı hedef takip filtreleri için mod geçiş olasılıkları..	75
Çizelge 4.7. Olasılıksal veri ilişkilendirme yöntemini kullanan filtrelere ait sonuçlar.....	77
Çizelge 4.8. En yakın komşu veri ilişkilendirme yöntemini kullanan filtrelere ait sonuçlar.....	78

1. GİRİŞ

Hedef takibi en genel anlamda, ilgilenilen hedeften elde edilen gürültü ile karışmış ölçümlerin işlenmesi suretiyle, hedefin o andaki durumunun (pozisyon, hız, ivme, açısız hız vb.) tespit ve bir sonraki ölçüm anındaki durumunun ise tahmin edilmesidir. Ana amacı filtreleme sayesinde ölçüm gürültüsünü azaltıp hedefin o andaki konumunun (durumunun) kestiriminin ve bir sonraki ölçüm anındaki konumunun (durumunun) da tahminin yapılmasıdır. Tahmin edilen konum bilgisi radara (bir an için sensör olarak radar kullandığımızı varsayalım) iletilip radar demetinin bir sonraki pozisyonda nereye yöneltilmesi gerektiği konusunda bilgi iletilebilir. Ayrıca tahmin edilen konum bilgisi bir sonraki ölçümde elde edilen ölçümlerin daha önce tespit edilen hedeften gelip gelmediğinin belirlenmesinde kullanılabilir. Eğer tahmin edilen noktada bir hedef tespit edilmişse belirli bir hatayla bu hedefin daha önce radar ekranında beliren hedef olduğu söylenebilir.

Hedef takibi, bulunulan çevreyi yorumlamak için bilgisayar alt-sistemleri ile birlikte bir bütün olan bir yada birden fazla sensör kullanan gözetleme sistemlerinin özünü teşkil eder. Böyle bir gözetleme sistemindeki hedef takibinin görevi, içinde bir yada daha fazla potansiyel hedef bulunan görüş alanındaki toplanan sensör bilgisini aynı kaynaklardan gelen gözlemlere yada izlere ayırmaktır. İzler oluşturulup onaylandığında (ki böylelikle fon gürültüsü ve hedeften gelmeyen sinyaller ayrıştırılmış olur), ortamdaki hedef sayısı kestirilebilir ve her bir izin hızı, gelecekteki pozisyonu ve hedef karakteristikleri (savaş uçağı, yolcu uçağı vb) hesaplanabilir.

Hedef takibi üç ana başlık altında toplanabilir: i) İz oluşturmaya, ii) İz devam ettirme, iii) İz sonlandırma. İz oluşturma, hedef takibi yapabilmenin ön koşuludur. Bir sensör aracılığı ile elde edilen ölçümlerin yorumlanıp, bir hedefi işaret edip etmediği iz oluşturma yapılarak belirlenebilir. İz devam ettirme, oluşturulmuş izlerin hedef takip uzayını terk edene kadar, takip algoritmaları ile takip edilmesidir. Takip edilen hedeflerin takip uzayını terk etmesi ya da başka sebeplerden (elektronik harp teknikleri) hedeften ölçüm alınmaması durumlarında, takip edilen hedeflere ait izlerin sonlandırılması gerekir. Hedef takibinin vaz geçilmez parçaları olan iz oluşturmaya, iz devam

ettirme ve iz sonlandırmanın bir arada kullanılması literatürde iz yönetimi olarak adlandırılmaktadır.

1.1. Temel Kavramlar

Bu bölümde hedef takibi uygulamalarında sıkca kullanılan temel kavramlar açıklanacaktır.

Gözlem (*Observation*): Gözlem, radar, IR, sonar gibi sensör sistemlerinin raporlarında yer alan ölçümlerin hepsini tanımlamak için kullanılan bir terimdir. Gözlemler düzenli zaman aralıkları içinde alınabildiği gibi tamamen rastgele zaman aralıkları içinde de işlem merkezine ulaşabilir. Genelde bir gözlem içinde bulunabilecek bilgi, pozisyon, radyal hız vb. gibi ölçülmüş kinematik parametreler olabileceği gibi, hedef tipi, kimlik numarası, uzunluk veya şekil gibi ölçülmüş doğal özellikler de olabilir. Ayrıca bir gözlem, ölçümün alındığı zamanın bir kestirimini (*estimation*) de içermelidir.

İz (*Track*): İz, hedef takibi yapılan hacim içinden toplanan gözlemlerin sınıflanmasından sonra hedef olarak onaylanan ve takibinin sürdürülmesine karar verilen hedefin yörüngesidir. Bir iz oluşturulduktan sonra belirli bir süre bu ize ilişkin gözlem yapılamaması durumunda iz sonlandırılır.

Ölçüm Elipsi (*Measurement Ellipse*): Onaylanmış bir izin bir sonraki ölçüm anında olabileceği tahmin edilen konum merkez olmak üzere bu konum etrafında oluşan ve o ölçüm anında alınan gözlemlerden o ize ait olan ve izi yenilemekte kullanılacak gözlem(ler)i bulundurduğu düşünülen eliptik alan. Bu alan geçerlilik bölgesi (*validation region*) olarak da adlandırılır.

Kapılama (*Gating*): Kapılama en genel anlamda ölçüm elipsi oluşturarak işlem göreceği gözlem sayısını sınırlayan ve hangi gözlemlerin hali hazırda onaylanmış izlerin yenilenmesi için geçerli aday olduğunun tespitinde kullanılan bir mekanizmadır.

Parazit Yankı (Clutter): Maalesef radarlar (genelde sensörler) mükemmel işleyen bileşenler değildirler. Tespit süreci istatistiksel bir karar verme kriteri içerir, bu yüzden, her gözlem anında her zaman gerçek hedefler tespit edilemez ve bazı yanlış tespitler de olur. Ayrıca coğrafi özelliklerden dolayı, bulutlardan, su yüzeylerinden ve hatta kara araçlarından yada kuşlardan izlenen hedeflerden olmamasına rağmen geçerli tespitler gerçekleşir. Bütün bu tespitler ve sensör kaynaklı hatalı ölçümler izlenen hedefi temsil etmediği için parazit yankı olarak adlandırılır.

1.2. Tezin Kapsamı

Tez çalışması süresince yapılan araştırmalarda , iz yönetim kavramının, iz oluşturma ve iz devam ettirme alt başlıkları incelendi. Hedef takip sistemlerinde iz oluşturma biriminin tasarlanması sırasında önemli rol oynayan parametreler ve bu parametrelerin nasıl seçilmesi gerektiği araştırma bulguları ile ortaya konuldu. Hedef takip sistemlerinin iz devam ettirme birimlerinin manevra yapan hedefler için yaşadığı, hedef takip algortimaları kaynaklı problemler incelendi. Manevra yapan hedeflerin takibi problemine, adaptif filtrelerin ürettiği çözümler incelendi. Çalışmalar sırasında yeni bir adaptif hedef takip filtresi ortaya konarak, filtrenin hedef takip performansı parazit yankılı ve parazit yankının olmadığı hedef takip ortamları için değerlendirildi. Adaptif hedef takip algoritmalarının, literatürde verilen tek modelli ve çoklu modelli hedef takip filtreleri ile karşılaştırılması yapılarak, tasarlanacak bir iz yönetim sistemi için hedef takibini, takip hatası ve iz devam ettirebilme yüzdesi açısından en iyi gerçekleştiren filtre belirlenmeye çalışıldı.

Yapılan çalışmalar ve araştırma bulguları tez içerisinde aşağıdaki sıra ile verilmektedir.

“Kuramsal Temeller” isimli 2. bölümde, literatür araştırmalarının sonucunda tezde incelenen algoritmalar sunulmaktadır. Bu bölümde iz oluşturma teknikleri, literatürde bulunan temel hedef takip algoritmaları ve tez çalışması sırasında ortaya konulan adaptif hedef takip algoritması, veri ilişkilendirme yöntemleri sunulmaktadır.

3. bölümde, incelenen algoritmaların test edileceği hedef takip uzayının oluşturulması ve hedef senaryoları anlatılmaktadır.

4. bölümde, incelemesi yapılan hedef takip algoritmalarının, parazit yankının bulunmadığı ortamda ve parazit yankılı ortamdaki performans sonuçları ve 2-de-2 ve N-de-M iz oluşturma yöntemi için yapılan araştıma sonuçları sunulmaktadır.

5. bölümde, incelenen hedef takip algoritmalarının parazit yankılı ve parazit yankının bulunmadığı ortamdaki performanslarının değerlendirilmesi, adaptif hedef takip algoritmalarının iz yönetimine etkileri, yapılan çalışmalar sonucunda iz yönetimi açısından hedef takip filtrelerinin değerlendirilmesi sunulmaktadır.

2. KURAMSAL TEMELLER

2.1. Kalman Filtresi

Bir hedef takip algoritmasının performansı kullanılan durum kestirici tarafından belirlenir. En çok kullanılan ve geleneksel durum kestirici Kalman filtresidir (Kalman 1960, Kalman *et al.* 1961). Kalman filtresi doğrusal kuadratik Gaussian probleme yinelemeli bir çözüm üreten kestiricidir. Eğer hedef dinamikleri tam olarak tanımlanabilirse, Kalman filtresi doğrusal hedef ve ölçüm modeli, süreç ve ölçüm gürültüsünün beyaz Gaussian olduğu durum için en küçük ortalama kareler kistasına göre katkısız (*unbiased*) ve optimal kestirim üretir.

Hedef dinamik sürecinin kesikli Markov biçiminde tanımlanabildiği varsayılırsa, Markov süreci cinsinden hedef dinamikleri aşağıdaki gibi tarif edilebilir.

$$X(k+1) = FX(k) + \Gamma v(k) \quad (2.1)$$

Burada $X(k)$ n boyutlu hedef durum vektörü, F bilinen durum geçiş matrisi, Γ bilinen dış etki geçiş matrisi (*disturbance transition matrix*) ve $v(k)$ bilinen Q kovaryansına sahip, sıfır ortalamalı bilinmeyen beyaz Gaussian gürültüdür. Ölçümler durum değişkenlerinin doğrusal kombinasyonları olup, ilintisiz beyaz gürültü ile bozulmuş değerlerdir. Bu durumda m boyutlu ölçüm vektörü aşağıdaki gibi modellenir.

$$Z(k) = HX(k) + w(k) \quad (2.2)$$

Burada H m x n ölçüm matrisi ve $w(k)$ R kovaryanslı, sıfır ortalamalı beyaz Gaussian gürültüdür. $v(k)$ ve $w(k)$ istatistiksel bağımsızdırlar. Durum vektörü $X(k)$ genelde hedefin pozisyonu, hızı ve bazen ivmesini durum değişkeni olarak içerir. Kalman filtresi deklemlerinin nasıl elde

edileceği (Gelb 1974)'de verilmektedir. Burada yukarıdaki bilgiler ışığında Kalman filtresi eşitliklerinin türetilmiş halleri verilmektedir.

$$\tilde{X}(k+1/k) = F\hat{X}(k/k) \quad (2.3)$$

$$v(k+1) = Z(k+1) - HX(k+1/k) \quad (2.4)$$

$$P(k+1/k) = FP(k/k)F^T + \Gamma Q\Gamma^T \quad (2.5)$$

$$S(k+1) = HP(k+1/k)H^T + R \quad (2.6)$$

$$W(k+1) = P(k+1/k)H^T S(k+1)^{-1} \quad (2.7)$$

$$\hat{X}(k+1/k+1) = \tilde{X}(k+1/k) + W(k+1)v(k+1) \quad (2.8)$$

$$P(k+1/k+1) = P(k+1/k) - P(k+1/k)W(k+1)H \quad (2.9)$$

Yukarıdaki eşitliklerde $\tilde{X}(k+1/k)$ ve $P(k+1/k)$ sırasıyla durum öngörümü ve durum öngörüm kovaryansıdır. $\hat{X}(k+1/k+1)$ ve $P(k+1/k+1)$ sırasıyla güncellenmiş durum kestirimi, ve ona ait kovaryansdır. $S(k)$, $W(k)$, R , $v(k)$ sırasıyla inovasyon kovaryansı, filtre kazancı, ölçüm gürültüsü kovaryansı ve inovasyondur. Durum öngörüm kovaryansı hesaplanırken kullanılan süreç gürültüsü varyansı filtrenin hedef takip yeteneğini belirler. Süreç gürültüsü varyansının seçimi hedefin yapabileceği maksimum ivmelenme miktarının belirlenmesi ile ortaya konur. Hedefin maksimum ivmesi a_m ve σ_v süreç gürültüsü standart sapması olmak üzere, süreç gürültüsü standart sapması değeri şöyle belirlenir.

$$\frac{a_m}{2} \leq \sigma_v \leq a_m \quad (2.10)$$

Düzgün doğrusal hareket modeline sahip bir filtre ile manevra yapan bir hedef takip edilmek istendiğinde filtrenin süreç gürültüsü varyansı büyük tutulmalıdır. Böylece filtre hedef manevralarını yakalayabilme kabiliyetine sahip olacaktır. Ancak hedef düzgün doğrusal hareket yapıyor ise, manevranın yokluğunda süreç gürültüsü varyansının büyük seçilmesi filtrenin yapacağı hatayı büyütecektir.

Şekil 2.1'de Kalman filtresinin blok şeması görülmektedir. Şekil 2.1 incelendiğinde, Kalman filtresinde durum kestirim döngüsü ile durum kovaryans döngüsü arasında hiçbir bağlantı olmadığı görülür. Durum kovaryans döngüsü ölçümlerden bağımsız olarak çalışmaktadır. Bu durum bir önceki ana ait durum kovaryansının bilinmesi halinde filtre kazancının ölçüm bilgisi olmadan hesaplanabileceği anlamına gelir. Durum kovaryans döngüsünün bu yapısı, belirli bir zaman sonara durum kovaryansının ve buna bağlı olarak filtre kazancının sabit bir değere doğru yakınsamasına neden olur. Bir başka deyişle filtrenin yaptığı hata sabit hale gelir ve filtre tepkisinde iyileştirme yapılamaz.

2.1.1. Genişletilmiş Kalman filtre

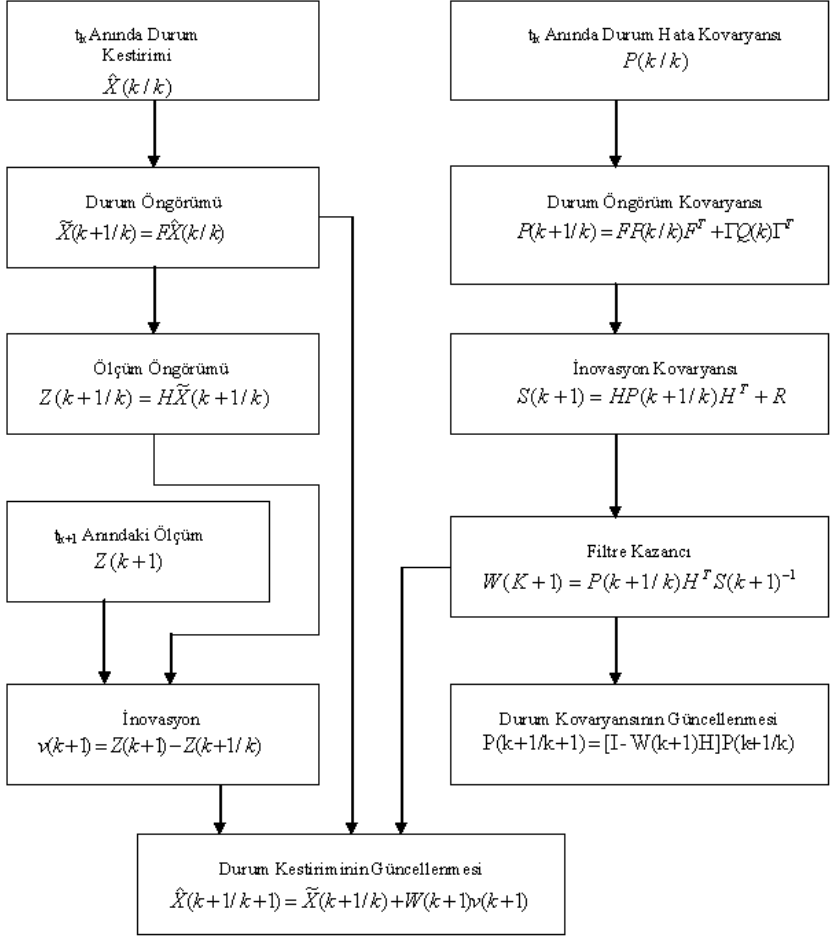
Kalman filtresinin en büyük varsayımlarından biri, filtrede kullanılan hedef ve ölçüm dinamik modellerinin doğrusal olmasıdır. Hedef ya da ölçüm dinamik modellerinden her hangi birinin doğrusal olmaması, Kalman filtresinin gerçekleşmemesi anlamına gelmektedir. Bu problem aşağıdaki gibi tanımlanabilir.

$$x(k+1) = f[k, x(k)] + v(k) \quad (2.11)$$

$v(k)$ sıfır ortalamalı beyaz Gaussian toplamsal gürültüdür.

$$E[v(k)] = 0 \quad (2.12)$$

$$E(v(k)v(k)') = Q(k)\delta_{kj} \quad (2.13)$$



Şekil 2.1. Kalman filtresinin blok şeması.

$$z(k) = h[k, x(k)] + w(k) \quad (2.14)$$

Burada ölçüm gürültüsü sıfır ortalamalı beyaz Gaussian toplamsal gürültüdür ve süreç gürültüsü $v(k)$ ile ilintisizdir.

$$E[w(k)] = 0 \quad (2.15)$$

$$E(w(k)w(k)') = R(k)\delta_{kj} \quad (2.16)$$

Eşitlik (2.11) – (2.16)'da tanımlanan sistemler için Kalman filtrenin gerçekleştirilmesi için genişletilmiş Kalman filtre (Bar-Shalom *et al.* 2001) ortaya çıkmıştır. Genişletilmiş Kalman filtre, sistemdeki doğrusal olmayan dinamik modelin Taylor serisine açılarak doğrusal hale getirilmesi temeline dayanır. Hedef dinamik modelinin doğrusallaştırılması işlemi eşitlik (2.11)'de verilen modelin kestirim etrafında Taylor serisine açılması ile gerçekleştirilir. Ölçüm modelinin doğrusallaştırılması ise eşitlik (2.14)'de verilen modelin kestirimin öngörüm değeri etrafında Taylor serisine açılması ile gerçekleştirilir. Seri açılımında sonsuz terim yer alacağından ve bu terimlerin hepsinin hesaplanıp, doğrusallaştırmanın gerçekleştirilmesi pratikte mümkün değildir. Bu nedenle literatürde iki tip genişletilmiş Kalman filtre vardır.

- **1. dereceden genişletilmiş Kalman filtre :**

1. dereceden Kalman filtrede Taylor serisi açılımı 1. terime kadar yapılır ve filtre modelleri doğrusal hale getirilir. Ancak diğer terimlerin kullanılmaması sonucunda doğrusallaştırılmış modeller filtrenin öngörüm hatalarında yanlılığa sebep olur. Bu durum öngörüm hatasının 0 ortalamalı ve kovaryansının algoritmanın hesapladığı kovaryans ile aynı olması varsayımlarını bozar.

- **2. dereceden genişletilmiş Kalman filtre**

Taylor serisi açılımının 2. terime kadar yapılması ile 2. dereceden genişletilmiş Kalman filtre elde edilir. 2. dereceden genişletilmiş Kalman filtre, 1.dereceden filtrede meydana gelen öngörüm hatalarındaki yanlılığı azaltacak yönde etki yapar. Ancak bu hatanın hiç olmaması bütün terimlerin kullanılmasını gerektirir.

Uygulamalarda en çok tercih edilen genişletilmiş Kalman filtre 1. dereceden olandır. 2. dereceden filtrenin işlem karmaşıklığı ve 1 dereceden olan filtrenin performansında büyük değişikliklere yol açmaması, bu filtrenin tercih edilmemesine neden olmaktadır.

Geniřletilmiř Kalman filtre ile ilgili en byk problem, dođrusallařtırmanın dođasından kaynaklanan hatalar sebebiyle filtrenin iraksama ihtimalinin bulunmasıdır.

2.2. Etkileřimli Çoklu Model Algoritma

Hedeflerin farklı zaman aralıklarında farklı hareket modellerine gre hareket etmesi, hedef takibinin tek bir filtre yerine birden fazla filtre ieren oklu model algoritmalar kullanılarak yapılması fikrinin ortaya ıkmasına neden olmuřtur. Hedef takibinin yksek dođrulukta yapılabilmesi, hedefin yapabileceđi olası btn hareket modellerinin ve o ana kadar olan btn bilgilerin kullanılması ile gerekleřtirilebilir. Hedefin yapabileceđi hareketlerin ‘r’ model ile ifade edildiđi ve ‘k’ tane lm olduđu varsayıldıđında r^k hipotezin incelenmesi gerekir. Bu durum iřlem yk aısında verimli deđildir ve pratikte uygulanması mmkn deđildir. İncelenmesi gereken hipotez sayısını sabit tutan ve modelleri arasında olasılıksal hesaplamalar ile otomatik geiř yapan etkileřimli oklu model algoritma (Blom *et al.* 1988), manevra yapan hedeflerin takibi iin literatrde karřılařılan en iyi tekniklerden biridir (Bar-Shalom *et al.* 1989, Li *et al.* 1993, Averbuck *et al.* 1991).

Etkileřimli oklu Model (Interacting Multiple Model – IMM) algoritma, hedef hareketi ile uyum iinde olan filtrenin rettiđi sonuca daha ok gvenme prensibine gre alıřır. Etkileřimli oklu Model algoritmada, k anında kestirim, giriřleri daha nceki model kořullu kestirimlerin farklı kombinasyonları olan, olası btn filtrelerin kullanılması ile hesaplanır. Őekil 2.2.’de etkileřimli oklu model algoritmasının blok Őeması grlmektedir. Őekil 2.2 incelendiđinde etkileřimli oklu model algoritmasının drt adımdan oluřtuđu grlmektedir.

- Kestirimleri Karıřtırma
- Mod Eřli Filtreleme
- Model Olasılıklarının Hesaplanması
- Kestirim ve Kovaryans Kombinasyonu

- **Kestirimlerin Karıştırılması:**

j 'inci model için durum kestirimlerinin karıştırılması her bir modelin çıkışı $\hat{X}_i(n/n)$, model olasılıkları $W_i(n)$ ve geçiş olasılıkları p_{ij} kullanılarak yapılır. Bu şekilde elde edilen etkileşimli kestirim aşağıdaki gibi verilir.

$$\hat{X}_j^0(n/n) = \sum_{i=1}^N \frac{P_{ij} w_i(n)}{\sum_{l=1}^N P_{lj} w_l(n)} \hat{X}_i(n) \quad (2.17)$$

Aynı model için kestirime karşılık gelen hata kovaryansı da şöyle ifade edilir.

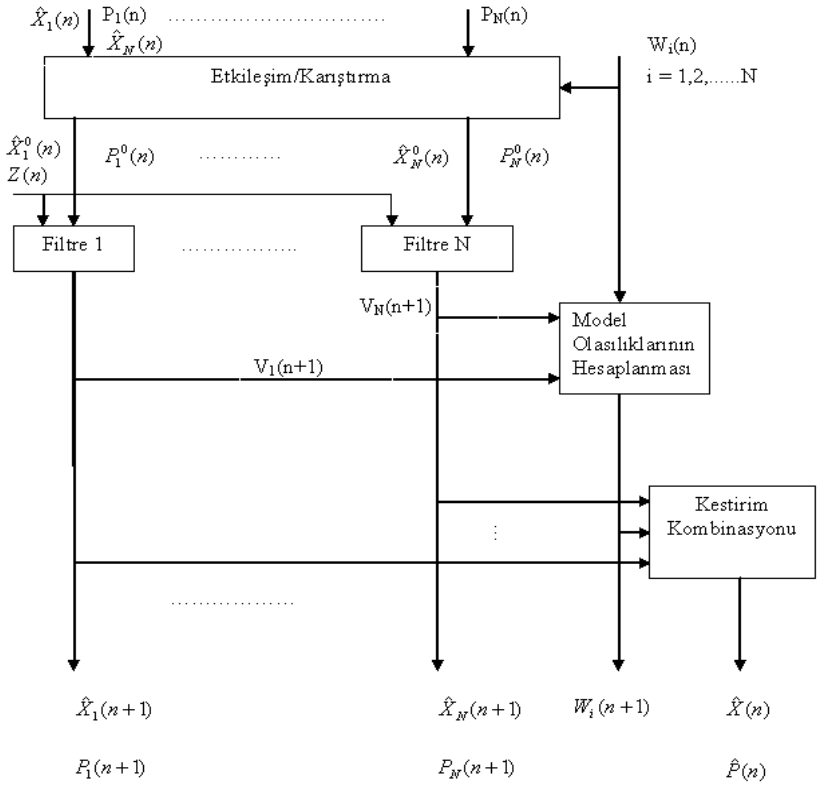
$$\hat{P}_j^0(n/n) = \sum_{i=1}^N \left\{ \frac{P_{ij} w_i(n)}{\sum_{l=1}^N P_{lj} w_l(n)} \left[P_i(n/n) + (\hat{X}_i(n/n) - \hat{X}_i^0(n/n))(\hat{X}_i(n/n) - \hat{X}_i^0(n/n))^T \right] \right\} \quad (2.18)$$

Burada 'n' tarama sayısı, $P_i(n/n)$ i'inci model için n'inci taramadaki durum kovaryansıdır.

Geçiş olasılıklarını seçmek için genellikle kullanılan metod (Bar-Shalom *et al.* 2001)'de verilmektedir ve sonuç şöyledir.

$$P_{ij} = \begin{cases} A & , i = 1 \text{ ise} \\ \frac{1-A}{M-1} & , \text{diger} \end{cases} \quad (2.19)$$

Burada M etkileşimli çoklu model filtrede kullanılan alt modellerin sayısıdır. Geçiş olasılıkları, geçiş olasılıkları matrisi ile verilir, modelleme parametreleri gibi bir tasarım



Şekil 2.2. Etkileşimli çoklu model filtre blok şeması.

parametresidir. A değerinin büyük olması algoritmanın şu anki modele göre davranacağı, A değerinin küçük olması büyük olasılıkla modeller arasında geçiş yapılacağı anlamına gelir.

Model olasılıklarının başlatılması, kullanılan modellerden birinin hedefin gerçek hareket modeline daha yakın olduğu varsayımı yapılarak gerçekleştirilebilir. Bu modele başlangıçta daha fazla ağırlık verilerek model olasılıkları aşağıdaki gibi hesaplanabilir.

$$w_i = \begin{cases} a & , i = 1 \text{ ise} \\ \frac{1-a}{M-1} & , \text{diğer} \end{cases} \quad (2.20)$$

- **Mod Eşli Filtreleme:**

Standart Kalman filtresi eşitlikleri filtrelerin güncellenmesi için kullanılır ve eşitlikler aşağıdaki gibidir.

$$\tilde{X}_j(n+1/n) = F\hat{X}_j^0(n/n) + \Gamma U_j(n+1) \quad (2.21)$$

$$P_j(n+1/n) = FP_j^0(n/n)F^T + \Gamma Q_j \Gamma^T \quad (2.22)$$

$$S_j(n+1) = HP_j(n+1/n)H^T + R_j \quad (2.23)$$

$$v(k+1) = Z(k+1) - HX(k+1/k) \quad (2.24)$$

$$W_j(n+1) = P_j(n+1/n)H^T S_j(n+1)^{-1} \quad (2.25)$$

$$\hat{X}_j(n+1/n+1) = \tilde{X}_j(n+1/n) + W_j(n+1)v(n+1) \quad (2.26)$$

$$P_j(n+1/n+1) = P_j(n+1/n) - P_j(n+1/n)W_j(n+1)H \quad (2.27)$$

- **Model Olasılıklarının Hesaplanması:**

j'inci modelin benzerlik fonksiyonu inovasyon v_j ve bu inovasyona karşılık gelen kovaryans S_j cinsinden aşağıdaki gibi verilir.

$$P(Z(n) / M_j(n), Z^{n-1}) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)|S_j(n)|}} \exp\left(-\frac{1}{2} v_j^T(n) S_j^{-1} v_j(n)\right) \quad (2.28)$$

Benzerlik fonksiyonun deęerleri kullanılarak model olasılıkları ařaęıdaki gibi hesaplanır.

$$w_j(n) = \frac{P(Z(n) / M_j(n), Z^{n-1}) \sum_{i=1}^N p_{ij} w_i(n-1)}{P(Z(n) / Z^{n-1})} \quad (2.29)$$

Burada $P(Z(n) / Z^{n-1})$ normalizasyon sabitidir ve olasılıklar toplamının bir olmasını garanti eder.

- **Kestirim ve Kovaryans Kombinasyonu:**

Sonuçta elde edilen kestirim, bütün filtrelerin kestirimlerinin aęırlıklandırılmış toplamıdır.

$$\hat{X}(n/n) = \sum_{i=1}^N w_i(n) \hat{X}_i(n/n) \quad (2.30)$$

Kestirim kovaryansı ise řöyle verilir.

$$P(n/n) = \sum_{i=1}^N w_i(n) \left[P_i(n/n) + (\hat{X}_i(n/n) - \hat{X}(n/n)) (\hat{X}_i(n/n) - \hat{X}(n/n))^T \right] \quad (2.31)$$

2.3. Skala Çarpanlı Adaptif Kalman Filtre

Skala çarpanlı adaptif Kalman filtre (Efe 1998), süreç gürültüsü kovaryansının, her güncelleme anında hesaplanan bir deęer ile çarpılarak adaptif olarak hesaplanması temeline dayanır. Süreç gürültüsü kovaryansının hesaplanan skala çarpanı ile çarpılarak deęiřtirilmesi ile manevra yapan hedeflerin takibi gerekleřtirilmektedir (Efe *et al.* 1999).

Skala çarpanlı adaptif Kalman filtre için hedef dinamik eşitliğinin, $X(n)$ - hedef durum vektörü, Φ - bilinen geçiş matrisi, $\Theta(n)$ - ölçüm gürültüsünün o anki genliğini gösteren skala çarpanı, Γ - bilinen bozulma (disturbance) geçiş matrisi ve $W(n)$ - bilinmeyen sıfır ortalamalı Gauss dağılımlı önceki olaylardan bağımsız $\square N(0, Q)$ süreç gürültüsü olmak üzere eşitlik (2.31) ile verildiği varsayalım.

$$X(n+1) = \Phi X(n) + \Theta(n)\Gamma W(n) \quad (2.31)$$

Bu durumda ölçüm vektörü,

$$Z(n) = HX(n) + V(n) \quad (2.32)$$

olarak modellenir. Eşitlik (2.32)'de verilen H - ölçüm matrisi ve $V(n)$ - yine önceki verilerden bağımsız beyaz Gauss dağılımlı $\square N(0, R)$ ölçüm gürültüsüdür. $W(n)$ ile $V(n)$ karşılıklı olarak ilintisizdir.

Hedef dinamik modeli ve ölçüm modelinin yukarıda tarif edildiği durum için Kalman filtresi eşitlikleri aşağıdaki gibi kurulur.

$$\tilde{X}(n+1) = \Phi \hat{X}(n) \quad (2.33)$$

$$M(n+1) = \Phi P(n)\Phi^T + \Theta^2(n)\Gamma Q \Gamma^T \quad (2.34)$$

$$H\tilde{X}(n+1) = H\Phi \hat{X}(n) \quad (2.35)$$

$$B(n+1) = HM(n+1)H^T + R, \quad (2.36)$$

$$v(n+1) = Z(n+1) - H\tilde{X}(n+1) \quad (2.37)$$

$$K(n+1) = M(n+1)H^T B(n+1)^{-1} \quad (2.38)$$

$$\hat{X}(n+1) = \tilde{X}(n+1) + K(n+1)v(n+1) \quad (2.39)$$

$$P(n+1) = \{I - K(n+1)H\}M(n+1) \quad (2.40)$$

$\Theta(n+1)$ 'in Hesaplanması:

Eşitlik (2.34) ve (2.36) kullanılarak inovasyon kovaryansı aşağıdaki gibi ifade edilebilir.

$$B(n+1) = H\Phi P(n)\Phi^T H^T + R + \Theta^2(n)H\Gamma Q\Gamma^T H^T \quad (2.41)$$

β^2 , γ^2 ve δ^2 değerlerinin sırasıyla $B(n+1)$, $[H\Phi P(n)\Phi^T H^T + R]$ ve $[H\Gamma Q\Gamma^T H^T]$ 'nin köşegenlerindeki elemanlarının toplamları olduğu varsayalım. Bu durumda,

$$\beta^2(n+1) = \gamma^2(n+1) + \Theta^2(n)\delta^2(n+1) \quad (2.42)$$

elde edilir. Kabaca, gözlenen kare toplamlar $|v(n+1)|^2$, $\beta^2(n+1)$ 'ye yakın bir değerde olursa filtrenin modelinin hedef hareketi ile kabul edilebilir derecede iyi bir uyuma sahip olduğu, dolayısı ile $\Theta(n)$ 'in uygun bir seviyede olduğu söylenebilir. $a \geq 0, b \geq 0, c \geq 0$ ve $a + b + c = 1$ olmak üzere belirli a, b, c sabitleri seçilirse eşitlik (2.43) ile verilen sıralı ilişki, $\Theta(n+1)$ 'in yapılandırılmasına olası bir plan önerir.

$$\Theta^2(n+1) = \max \left\{ a\Theta^2(0) + b\Theta^2(n) + c \left(\frac{|v(n+1)|^2 - \gamma^2(n+1)}{\delta^2(n+1)} \right), 0 \right\} \quad (2.43)$$

$|v(n+1)|^2 = \beta^2(n+1)$ olması durumunda ise eşitlik (2.44) elde edilir.

$$\Theta^2(n+1) = \max \{ a\Theta^2(0) + (b+c)\Theta^2(n), 0 \} \quad (2.44)$$

Eşitlik (2.43)'ün sağ tarafı sürekli pozitif olmak üzere sınırlandırılmıştır. c sabiti, filtrenin adaptif davranışının ayarlanmasında kullanılan hassasiyet parametresi olarak değerlendirilebilir. Skala çarpanının başlangıç değeri $\Theta(0) = 1$ olarak seçildiğinden a , orjinal skala çarpanına biraz ağırlık verir. Eşitlik (2.43) ve (2.44)'de bilinmeyen değerler olan a , b , c sırasıyla 0,80, 0,15 ve 0,05'dir. Bu değerler (Efe *et al.* 1998) anlatıldığı gibi deneysel çalışmalar ile hesaplanmış katsayılardır.

2.4. Yeni Adaptif Kalman Filtre

Kalman filtresinde durum kestirim döngüsü ile durum kovaryans döngüsü arasında hiçbir bağlantı olmaması, filtrenin hesapladığı kestirim kovaryansının, hedef hareketi hakkında bilgi taşıyan ölçümlerden bağımsız olarak ortaya konmasına sebep olmaktadır. Dolayısı ile filtre kazancı daha önceden belirlenmiş süreç gürültüsü ve ölçüm gürültüsü kovaryansları kullanılarak çevrimdışı hesaplanabilen bir değer haline gelmektedir. Bu durum Kalman filtresi kazancının belirli bir süre sonra sabit değere yakınsamasını ve filtrenin hedef hareketindeki değişimlere kazanç seviyesinin müade ettiği kadar tepki verebilmesine sebep olmaktadır. Literatürde süreç gürültüsü ve ölçüm gürültüsü kovaryanslarının yansız ve tutarlı olarak hesaplandığı bir teknik (Mehra 1970)'de optimal olmayan Kalman filtre için vardır. Fakat bu teknik durağan durumlar için bu hesaplamaların yapılabilmesi sınırlamasına sahip ve süreç gürültüsü kovaryansında $n \times r$ 'den daha az bilinmeyen olması getirmektedir. Burada n ve r sırasıyla durum vektörünün ve ölçüm vektörünün boyutudur. (Belanger 1974)'de bu tekniğin detaylandırılarak, zamanla değişir hale getirilmiş hali verilmektedir. Bir başka yöntem ise (Gutman *et al.* 1995)'de sunulmakta ve süreç gürültüsü kovaryansının, öngörüm hatası varyansının beklenen değeri ile ölçüm gürültüsü kovaryansı arasındaki fark türünden hesaplanmasını önermektedir.

Bu tezde sunulan yeni adaptif Kalman filtre, süreç gürültüsü kovaryansını, Kalman filtresinin hesapladığı, inovasyon kovaryansı ve inovasyon arasındaki ilişkiyi kullanarak hesaplamaktadır. Süreç gürültüsü kovaryansının nasıl hesaplanacağını anlamak için Kalman filtresi eşitliklerini yeniden incelemek gerekmektedir.

$$X(k+1|k) = F(k)X(k|k) \quad (2.45)$$

$$Z(k+1|k) = H(k+1)X(k+1|k) \quad (2.46)$$

$$P(k+1|k) = F(k)P(k|k)F(k)' + \Gamma(k)Q(k)\Gamma(k)' \quad (2.47)$$

$$S(k+1) = H(k+1)P(k+1|k)H(k+1)' + R(k+1) \quad (2.48)$$

$$W(k+1) = P(k+1|k)H(k+1)'S(k+1)^{-1} \quad (2.49)$$

$$v(k+1) = Z(k+1) - Z(k+1|k) \quad (2.50)$$

$$X(k+1|k+1) = X(k+1|k) + W(k+1)v(k+1) \quad (2.51)$$

$$P(k+1|k+1) = P(k+1|k) - W(k+1)S(k+1)W(k+1) \quad (2.52)$$

(2.45) – (2.52) eşitlikleri incelendiğinde gerçek hedef modeli ile filtre modeli arasındaki ilişkiyi ortaya koyan tek eşitlik inovasyon terimini üreten (2.50) eşitliği olduğu görülmektedir. İnovasyon terimi hedeften gelen ölçümü ve filtre modeli ile hesaplanan ölçümün öngörüm değerini içerdiği için filtre modeli ile gerçek hedef hareketi arasında bir kıyas noktasıdır. Eğer filtrenin dinamik modeli ile gerçek hedefin dinamik modeli birbiri ile uyumlu ve filtre doyuma ulaşmış ise inovasyon değeri, 0 ortalamalı ve kovaryansı eşitlik (2.48) ile verilen inovasyon kovaryansına eşit olan bir rasgele değişken olur. Modeller arasındaki uyum bozulduğunda inovasyonun ortalaması 0'dan büyük bir değer olacak ve kovaryansı eşitlik (2.48)'da filtrenin hesapladığı inovasyon kovaryansından daha büyük olacaktır. Filtrenin hesapladığı inovasyon kovaryansını oluşturan değerler, alınan ölçümlerden bağımsız olduğundan kovaryans değeri belirli bir süre sonra sabit bir değere yaklaşacaktır. Buna karşın anlık inovasyondaki değişim, modellerin birbiri ile uyumsuz olmasından dolayı büyüdüğünden, anlık inovasyon kovaryansı eşitlik (2.48)'da verilen değerden daha büyük olacaktır.

Eşitlikler incelendiğinde bu durumu ortadan kaldıracak tek parametrenin eşitlik (2.47)'de yer alan süreç gürültüsü kovaryansı Q olduğu görülmektedir. Filtre tasarlanırken seçilen Q değeri filtrenin dinamik modeli ile hedefin dinamik modeli arasındaki uyumsuzluktan kaynaklanan hatanın giderilmesi için kritiktir. Eğer inovasyon kovaryansları arasındaki dengeyi sağlayacak şekilde süreç gürültüsü kovaryansı ayarlanabilirse, filtrenin hesapladığı kazanç değeri uygun seviyede olacaktır ve dolayısıyla filtrenin manevra sırasında takip doğruluğu artacaktır.

Filtrenin dinamik modeli ile hedefin dinamik modeli arasındaki uyumsuzluğu ortaya koyabilmek için, filtrede sabit bir süreç gürültüsü kovaryansı kullanılarak hesaplanacak inovasyon kovaryansı ve anlık inovasyon kovaryansı arasındaki farktan gerekli olan süreç gürültüsü kovaryansı hesaplanabilir. Sabit süreç gürültüsü kovaryansı dinamik modellerin birbiri ile uyumlu olduğu varsayımı ile seçilir ve aşağıdaki gibi tanımlanır.

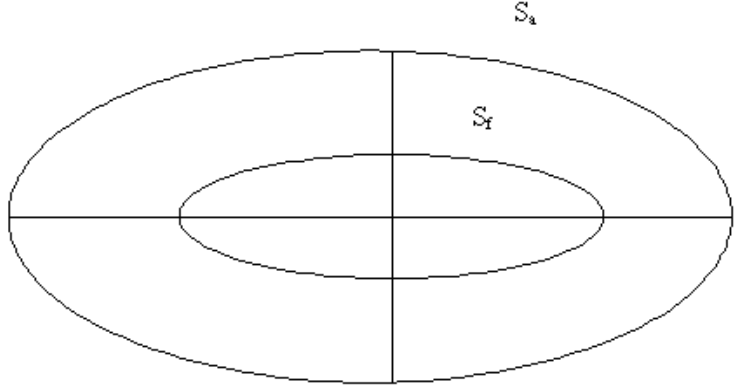
$$Q = \begin{bmatrix} 1 & \\ & 1 \end{bmatrix} \quad (2.53)$$

İnovasyon kovaryanslarının farkı kovaryansların 2 boyutlu kartezyen uzayda oluşturduğu hata elipslerinin eksenleri arasındaki fark olarak tarif edilebilir. Filtrenin hesapladığı inovasyon kovaryansı S_f ve anlık inovasyon kovaryansı S_a olmak üzere, eksenler arasındaki fark aşağıdaki gibi yazılabilir.

$$S_f = H(k+1)P(k+1|k)H(k+1) + R(k+1) \quad (2.54)$$

$$S_a = v(k+1)v(k+1)' \quad (2.55)$$

Eşitlik (2.54) ve (2.55) S_f ve S_a 'nın oluşturduğu hata elipsleri şekil 2.3'deki gibi olsun.



Şekil 2.3. Sf ve Sa için hata elipsleri.

Şekil 2.3’de görülen elipslerin eksen uzunlukları ilgili kovaryansların özdeğerlerinin kareköküne eşittir. Sf için özdeğerlerin karekökü E_{f_x} ve E_{f_y} , Sa için özdeğerlerin karekökü E_{a_x} ve E_{a_y} olmak üzere her bir eksen için fark aşağıdaki gibidir.

$$C_x = E_{a_x} - E_{f_x} \quad (2.56)$$

$$C_y = E_{a_y} - E_{f_y} \quad (2.57)$$

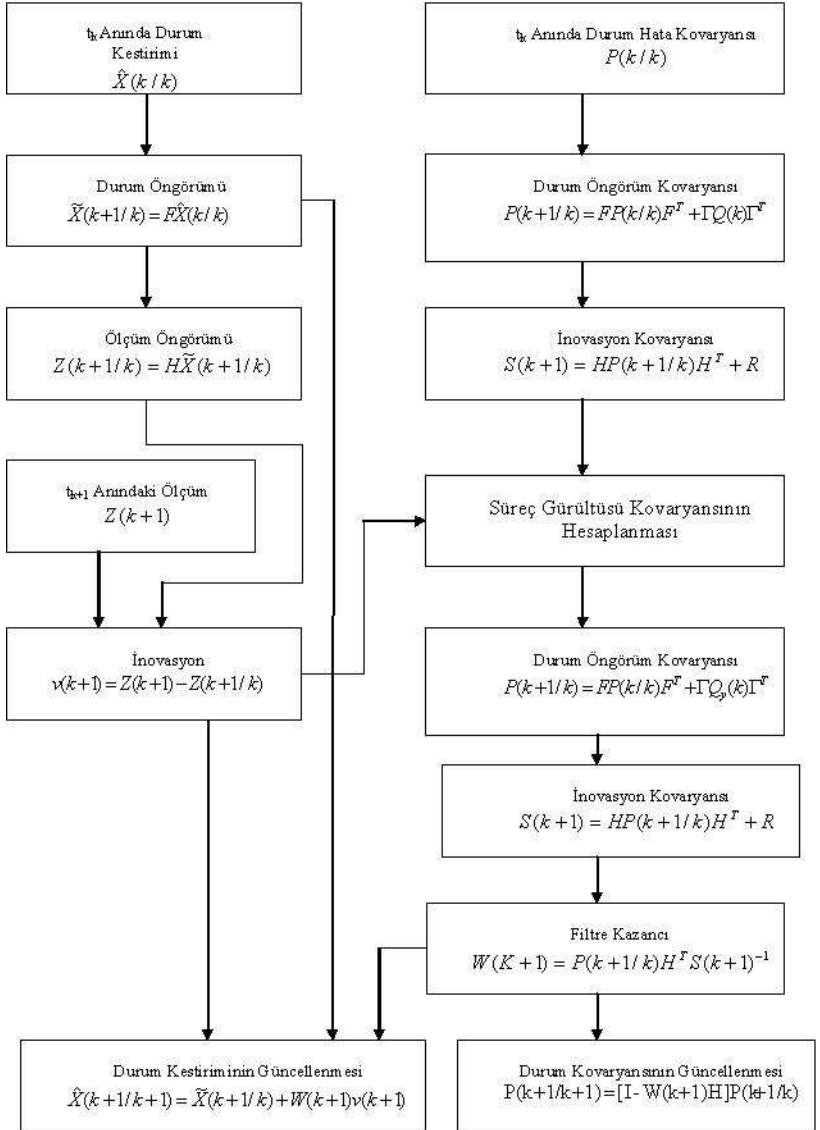
Bu farkların 0’dan büyük olması; filtre dinamik modeli ile hedef dinamik modeli arasında ilgili eksen bileşeninde bir uyumsuzluk olduğu anlamına gelir. Farkların 0 ya da 0’dan küçük olması ise; modellerin birbiri ile uyumlu olduğu ve filtre kazancında düzeltmeye ihtiyaç olmadığı anlamına gelir. Elde edilen farklar kullanılarak yeni süreç gürültüsü kovaryansı aşağıdaki gibi tarif edilir.

$$Q = \begin{bmatrix} C_x^2 & 0 \\ 0 & C_y^2 \end{bmatrix} \quad (2.58)$$

C_x ve C_y deęerleri filtrenin hesapladıęı inovasyon kovaryansını olması gereken deęerine getirmek iin kullanılacak sre grlts kovaryansının x ve y bileşenlerinin karekkleridir (standart sapma). Kalman filtresinin kestirim kovaryansının pozitif deęerli yapısını korumak iin C_x ya da C_y 'den biri 0'dan kk ise o deęer 0 olarak atanır.

Eşitlik (2.58)'da verilen sre grlts kovaryansını hesaplayarak kestirim gncellemesini yapan yeni adaptif Kalman filtre, kestirim kovaryansının ngrm deęerini ve inovasyon kovaryansını iki sefer hesaplar. İlk yapılan hesaplama eşitlik (2.53)'de verilen sabit sre grlts kovaryans deęerine gre yapılır ve filtre modeli ile hedef modeli arasındaki uyumsuzluk ortaya konur. Daha sonra bu hesaplamada elde edilen veriler ile olması gereken sre grlts kovaryansı hesaplanır ve kestirim kovaryansının ngrm deęerini ve inovasyon kovaryansını yeniden hesaplanarak durum kestirimi gncellenir.

Şekil 2.4'da yeni adaptif Kalman filtrenin blok şeması grlmektedir. Standart Kalman filtrenin blok şeması ile karşılaştırıldığında yeni filtrede durum hata kovaryansının hesaplanmasında lmlerin etkisi aıka grlmektedir.



Şekil 2.4. Yeni adaptif Kalman filtrenin blok şeması.

2.5. İz Oluşturma

Hedef takip sistemlerinde yer alan hedef takip filtrelerinin çalışabilmesi için, takip edilecek bir iz ve bu ize ait başlangıç kestirimi ve bu kestirime ait kovaryansın belirlenmiş olması gerekir. Herhangi bir ölçüm anında toplanan ölçümlerden hangi ölçümün yeni bir hedef işaret ettiğine iz oluşturma yapılarak karar verilir. İz oluşturma ölçüm anlarında toplanan, kaynakları belirsiz ölçümler arasında bir ilişki yakalanması temeline dayanır. (Hu *et al.* 1997)'da iz oluşturma teknikleri 3 sınıfta toplamaktadır: i) Kural tabanlı iz oluşturma, ii) Mantıksal tabanlı iz oluşturma, iii) Hough dönüşümü ile iz oluşturma. Kural tabanlı iz oluşturmada takip edilecek hedefin minimum ve maksimum hız ve ivme bilgilerine göre iki sezgisel kural ile iz oluşturma yapılır. Hough dönüşümü ile iz oluşturma daha çok görüntü sensörlerinde iz oluşturma ve radar sinyal işleme birimlerinde tespit yapılmasında (Carlson *et al.* 1994) uygulama alanı bulmuştur. Matıksal tabanlı iz başlatma yöntemi en çok kullanılan iz oluşturma yöntemidir. İlk iki ölçüm anında gelen ölçümlerden oluşturulan potansiyel izlerin, belirli bir süre boyunca hedef takip filtrelerince takip edilebilmesi sonucunda iz oluşturulması temeline dayanır.

2.5.1. 2/2 & N-de-M iz oluşturma yöntemi

2/2 ve N-de-M iz oluşturma yöntemi (Bar-Shalom *et al.* 1995) ardışık anlarda gelen ölçümler arasındaki ilişkiyi belirlemeye dayanır. Yöntem; iki ardışık anda gelen ölçümlerin birbiri ile ilişkili olup olmadığının belirlenmesi (yöntemin 2/2 kısmı), eğer bir ilişki var ise ilgili iki ölçümden bir başlangıç kestirimi ve başlangıç kestirim kovaryansı hesaplanarak, izin hedef takip filtresi tarafından N ardışık örnekleme zamanı için takip edilmesi ve N zaman süresinde izin en az M sefer ölçüm ile güncellenmesi (yöntemin N-de-M kısmı) adımlarını içerir. Birinci adım olan 2/2 kısmının gerçekleştirilmesi için ardışık iki anda gelen ölçümler arasındaki ilişkiyi ortaya koyacak bir kıstas belirlemek gerekir. Literatürde bu kıstas takip edilecek hedefin her bir kartezyen eksenindeki öngörülen maksimum hızı ve ölçüm gürültüsü kovaryansı bilgilerine göre bir kapı oluşturmak olarak tarif edilmiştir. Hız ve kovaryans bilgilerine göre oluşturulacak kapının büyüklüğü her bir kartezyen eksen için aşağıdaki gibi hesaplanır.

$$Dx = V_x T + 2R_{xx}^{1/2} \quad (2.59)$$

$$Dy = V_y T + 2R_{yy}^{1/2} \quad (2.60)$$

$$Dz = V_z T + 2R_{zz}^{1/2} \quad (2.61)$$

- Dx : Kapının x yönündeki büyüklüğü.
 Dy : Kapının y yönündeki büyüklüğü.
 Dz : Kapının z yönündeki büyüklüğü.
 Vx : Takip edilecek hedefler için x eksenindeki maksimum hız.
 Vy : Takip edilecek hedefler için y eksenindeki maksimum hız.
 Vz : Takip edilecek hedefler için z eksenindeki maksimum hız.
 Rxx : Ölçüm gürültüsü kovaryansının x bileşeni.
 Ryy : Ölçüm gürültüsü kovaryansının y bileşeni.
 Rzz : Ölçüm gürültüsü kovaryansının z bileşeni.

Hesaplanan kapı, bir önceki örnekleme anına ait ve bilinen izler ile ilişkisi bulunmayan her bir ölçümün etrafında kurulur ve bu ana ait ve bilinen izler ile ilişkisi bulunmayan ölçümlerden kapıların içerisinde yer alanlar belirlenir. Her bir kapı içerisinde yer alan bu ana ait ölçümler ile kapının etafına kurulduğu bir önceki ana ait ölçüm bir çift oluşturur. Bu ölçüm çiftleri kullanılarak (Bar-Shalom *et al.* 2001)'de anlatılan iki nokta farkı yöntemine göre başlangıç kestirimi ve başlangıç kestirim kovaryansı hesaplanır. Başlangıç kestirimine ve başlangıç kovaryansına sahip her bir ölçüm çifti önsel iz olarak adlandırılır ve önsel izler için hedef takip filtreleri başlatılır. Önsel izler en fazla N örnekleme anı için hedef takip filtrelerince takip edilir ve takip sırasında izler M sefer ölçüm ile güncellendiğinde önsel izler onaylanmış iz olarak tanır. N örnekleme anı için M sefer ölçüm ile güncellenemeyen izler düşürülür.

2.5.1.1. 2/2 ve M-de-N algoritması

2/2 ve N-de-M algoritması aşağıdaki adımların işlemeyle gerçekleşir.

- Her ilişkilendirilmemiş ölçüm bir iz başlatıcı olarak değerlendirilir. Bunlara muhtemel iz (*Tentative Track*) denir.
- İz başlatıcının algılanmasını takip eden örnekleme zamanında hedefin varsayılan maksimum hızı ve ölçüm gürtüsü kovaryansına bağlı bir kapı kurulur. Eğer ortamda bir hedef var ise bu hedeften kaynaklanan bir iz başlatıcı ortaya çıkar ve ikinci örnekleme anında hedeften gelen ölçüm yaklaşık 1 olasılıkla kapının içine düşer. Algılamadan sonra bu iz bir önsel iz (*Preliminary Track*) olur. Eğer algılama olmaz ise bu iz düşer.
- Önsel iz iki ölçüme sahip olduğundan bir hedef takip filtresi bu iz için başlatılır. Bu filtre bir sonraki örnekleme anı için oluşturulacak kapının belirlenmesinde kullanılır.
- Üçüncü örnekleme anından itibaren N-de-M yöntemi sonraki kapılar için gerçekleşir.
- Eğer bu işlemler sonunda N anda M sefer iz ölçüm ile güncellenebilmiş ise, iz gerçek hedef olarak onaylanır. Aksi halde iz düşer.

Bu çalışmada N ve M'nin sırasıyla 3 ve 2 olduğu durum kullanıldı. Bu değerler için iz başlatma yönteminin akışı çizelge 2.1'deki gibidir.

Çizelge 2.1. 2/2 ve 2/3 için Markov zinciri.

Durum	Algılama Dizisi İşaretçi Dizisi	Geçişler
1	Başlangıç (Sıfır) Durumu	$D? 2 ; \bar{D}? 1$
2	$\delta_2 = [1]$	$D? 3 ; \bar{D}? 1$
3	$\delta_3 = [1 1]$	$D? 4 ; \bar{D}? 6$
4	$\delta_4 = [1 1 1]$	$D? 8a ; \bar{D}? 5$
5	$\delta_5 = [1 1 1 0]$	$D? 8b ; \bar{D}? 1$
6	$\delta_6 = [1 1 0]$	$D? 7 ; \bar{D}? 1$
7	$\delta_7 = [1 1 0 1]$	$D? 8c ; \bar{D}? 1$
8a	$\delta_{8a} = [1 1 1 1]$	Onaylanan Durum
8b	$\delta_{8b} = [1 1 1 0 1]$	Onaylanan Durum
8c	$\delta_{8c} = [1 1 0 1 1]$	Onaylanan Durum

Çizelge 2.1'de D , \bar{D} , δ_i sırasıyla algılama olduğunu, algılama olmadığını ve algılama dizisi işaretçi vektörünü göstermektedir. Algılamanın gerçekleşmesi iz ile bir ölçümün ilişkilendirilmesi (takip filtresi ilişkilendirmeyi yapıyor ise en az bir ölçümün) anlamına gelir ve bu durumda algılama dizisi işaretçi vektörüne 1 değeri eklenir. Algılamanın olmaması durumunda iz ile ölçüm ilişkilendirilememiş demektir. İlk iki durumdan her hangi birinde algılama olmamış ise 1. duruma geri dönülür. Bunun sebebi; iki ardışık anda bir biri ile ilişkili bir ölçüm çifti bulunamamış olmasıdır. 3. durumdan itibaren gerçekleşecek iki algılama 8a, 8b ya da 8c durumlarına geçilmesini sağlar ve iz onaylanır. Aksi takdirde iz düşürülür.

2.6. Parazit Yankılı Ortamda Hedef Takibi

Her hangi bir ölçüm anında, hedef kaynaklı olmayan ölçümlerin tamamına parazit yankı denir. Literatürde parazit yankı, istenmeyen ölçüm ya da yanlış alarm olarak da adlandırılır. Hedef takibi sırasında parazit yankının var olmasını bir çok sebebi vardır. Parazit yankının başlıca sebepleri; ölçüm toplamak için kullanılan sensörlerden kaynaklanan gürültü, sensörlerin bulunduğu bölgenin coğrafi durumu, havadaki bulutlar, yağmur olarak sayılabilir.

Parazit yankı varlığında hedef takip filtrelerinin, her hangi bir ölçüm anında birden fazla ölçüm ile hedef takibini yapabilir olması gerekmektedir. Bölüm 2.1'de anlatılan Kalman filtresi incelendiğinde, Kalman filtrelerin her kestirim güncellemesi için sadece bir ölçüm kullandığı görülmektedir. Birden fazla ölçüm ve ölçüm kaynağında belirsizlik olduğu durumlarda (gerçek dünya böyledir), hedef takip filtresinin, bu durumlarla başa çıkabilecek değişimi geçirmesi gerekir. Hedef takip filtrelerinin ölçüm belirsizliği ve birden fazla ölçüm ile çalışabilmeleri için, takip işleminden önce veri ilişkilendirme yapılır. Veri ilişkilendirme, ölçümlerin ilgilenilen iz ile olan ilişkisinin ortaya konması ve hedef takip filtresinin izi güncellemesini sağlayacak ölçüm ya da ölçümlerin belirlenmesi işlemidir.

2.6.1. Veri ilişkilendirme

Kalman filtresi tek bir hedefin takip edildiği, hedeften her an ölçüm alınabildiği ve hedef kaynaklı olmayan ölçümlerin ortamda bulunmadığı varsayımına göre çalışır. Bu varsayımların gerçek yaşamda karşılanması mümkün değildir. Birden fazla hedefin, hedef kaynaklı olmayan ölçümlerin varlığında takip edilebilmesi, ölçüm verilerinin ilgili hedefler ile ilişkilendirilmesini gerekli kılar. Bu anlamda veri ilişkilendirme hedef takip filtresi öncesinde yapılan bir ön-işlemdir.

İlgilenilen hedef kaynaklı olmayan ölçümler 4 ana başlık altında toplanmaktadır:

- Tespit sürecindeki rasgele yanlış alarmlar
- Hedef civarındaki yapay yansıtıcılar ya da yayıcılara bağlı parazit yankı
- Karışmış hedefler
- Tuzaklar ve başka bir ölçüme karşılık gelen ölçümler

Veri ilişkilendirme problemi neyin neyle ilişkilendirildiğine göre üç sınıfta toplanabilir.

- Ölçümden Ölçüme İlişkilendirme ----- İz Oluşturma
- Ölçümden İze İlişkilendirme ----- İz Devamlılığı ve İz Güncelleme
- İzden İze İlişkilendirme ----- İz Birleştirme

İlişkilendirme problemini çözmek için (Blackman *et al.* 1999) ve Bar-Shalom 1995)'de önerilen yöntemler temelde farklı iki yaklaşım yansıtmaktadır. Bunlar :

- **Bayesian Olmayan Veri İlişkilendirme:** Bu yaklaşımlar istatistiksel araçları kullanarak bir karar verme prosedürü oluşturur. Bu yaklaşımda sonucun doğru olup olmaması önemli değildir. (Blackman *et al.* 1999) ve (Bar-Shalom *et al.* 1995)'de anlatılan en yakın komşu, en güçlü komşu veri ilişkilendirme yöntemleri bu sınıftadır. En güçlü komşu yöntemi sinyal gücünün bilindiği varsayımını kullanılır. Tezde Bayesian olmayan yöntemlerden en yakın komşu veri ilişkilendirme yöntemi incelendi.

- **Bayesian Veri İlişkilendirme:** Bu yaklaşımda ilişkilendirme olasılıkları hesaplanır ve bu olasılıklar kestirim sürecinde kullanılır. (Blackman *et al.* 1999) ve (Bar-Shalom *et al.* 1995)'de anlatılan olasılıksal veri ilişkilendirme yöntemi ve (Li *et al.* 1996)'de sunulan olasılıksal en güçlü komşu filtresi bu sınıfta yer alır. Olasılıksal en güçlü komşu veri ilişkilendirme yöntemi, sinyal gücü en yüksek olan ölçümün koşullu olasılık yoğunluk fonksiyonunu hesaplayarak, ölçümün hedef kaynaklı olup olmadığı konusunda kesin bir karar verilmesini sağlamaktadır. Tezde Bayesian yaklaşımlardan olasılıksal veri ilişkilendirme filtresi incelendi.

İki yaklaşımın ortak noktası, ölçüm anında toplanan bütün ölçümleri, hedef takip filtresinin ürettiği verilere dayanarak hesaplanan geçerlilik bölgesi içerisinde ilişkilendirmeye tabi tutmalarıdır. Bu nedenle iki yaklaşımında veri ilişkilendirme yetenekleri, takip filtresinin performansına bağlıdır.

2.6.1.1. Geçerlilik bölgesi (Ölçüm elipsi)

Hedef takibi uygulamalarında sensör aracılığıyla elde edilen ölçümlerden hangisinin hedefle ilişkili olduğunu belirlemek için bir mesafe kapısı kurulur. Bu kapı içerisinde bulunan ölçümlerin hedefle ilişkili olabileceği varsayılır. Kapı içine düşen ölçümler geçerli ölçüm olma adaylarıdır. Bu ölçümlerin geçerliliğini belirlemek amacıyla geçerlilik bölgesi oluşturulur. Geçerlilik bölgesi oluşturulduktan sonra bu bölge içinde birden fazla ölçüm bulunuyor ise bu ölçümlerden hangisinin hedefle ilişkili olduğuna karar verilmesi gerekir. Geçerlilik bölgesinin hesaplanması için aşağıdaki varsayımlar yapılır :

- Takip edilecek hedefe ait filtre başlatılmıştır.
- Hedefe ait ölçümün öngörüm değeri $Z(k+1/k)$ ve inovasyon kovaryansı $S(k+1)$ 'dir.
- Geçmişe koşullu gerçek ölçüm normal dağılımlıdır ve olasılık yoğunluk fonksiyonu aşağıdaki gibi tarif edilir.

$$P[Z(k+1)/Z^k] = N[Z(k+1); Z(k+1/k), S(k+1)] \quad (2.62)$$

Bu koşullar altında gerçek ölçüm, kapı eşik seviyesi γ ile belirlenen olasılıkla aşağıda tanımlanan bölge içerisinde kalır.

$$V(k+1, \gamma) = \{Z : [Z - Z(k+1|k)] S(k+1)^{-1} [Z - Z(k+1|k)] \leq \gamma\} \quad (2.63)$$

Yukarıdaki eşitlik ile tanımlanan bölgeye geçerlilik bölgesi denir. Bu eşitlik kuadratik formdadır ve ki-kare dağılımlıdır. Bu durumda geçerlilik bölgesinde chi-kare dağılımlıdır ve ölçüm vektörünün boyutu n_Z olmak üzere n_Z derece serbestliğe sahiptir. Geçerlilik bölgesinin büyüklüğünü belirleyen γ eşik değeri chi-kare tablosundan belirlenir. Çizelge 2.2'de n_Z ve γ 'nın farklı değerleri için gerçek ölçümün geçerlilik bölgesi içine düşmesi olasılığını gösteren kapı olasılığı P_G verilmektedir. Çizelge 2.2'de $g = \sqrt{\gamma}$ kapının standart sapmalarının sayısı olarak verilmiştir. P_G aşağıdaki gibi tarif edilir.

$$P_G \cong P\{Z(k+1) \in V(k+1, \gamma)\} \quad (2.64)$$

Geçerlilik bölgesinin hacmi aşağıdaki gibi hesaplanır.

$$V(k+1) = c_{n_Z} |\gamma S(k+1)^{1/2}| = c_{n_Z} g^{n_Z} |S(k+1)^{1/2}| \quad (2.65)$$

Burada n_Z ölçüm vektörünün boyutu ve c_{n_Z} birim hiperkürenin hacmidir. c_{n_Z} aşağıdaki gibi tarif edilir.

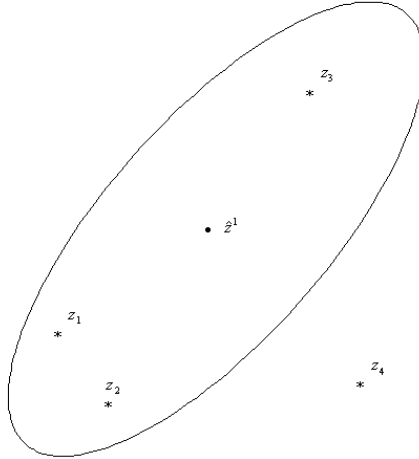
$$c_n = \frac{\pi^{n/2}}{\Gamma(\frac{n}{2} + 1)} \quad (2.66)$$

$\Gamma(\cdot)$ ile gama fonksiyonu gösterilmektedir.

Çizelge 2.2. Kapı eşik seviyesi ve kapı olasılıkları

γ	1	4	6.6	9	9.2	11.4	16	25
g	1	2	2.57	3	3.03	3.38	4	5
n_z								
1	.683	.954	.99	.997			.99994	1
2	.393	.865		.989	.99		.9997	1
3	.199	.739		.971		.99	.9989	.99998

Şekil 2.5'da geçerlilik bölgesi ve bu bölge içinde, dışında ölçümler görülmektedir. Şekil 2.5'da \hat{Z}^1 bölgenin merkezini, Z_1, Z_2, Z_3 bölge içine düşen ölçümleri, hedef kaynaklı olabilecek ölçümler, Z_4 bölge dışında kalan ölçümü göstermektedir.



Şekil 2.5. Geçerlilik bölgesi ve ölçümler.

2.6.1.2. En yakın komşu veri ilişkilendirme yöntemi

En yakın komşu veri ilişkilendirme yöntemi Bayesian olmayan bir yöntemdir. Bu yöntemde geçerlilik bölgesi içerisindeki ölçümlerden bir tanesinin hedef kaynaklı olduğu kararı hesaplanan mesafe kriterine göre verilir.

Her hangi bir ölçüm anında sensör tarafından toplanan ölçümlerden, hedef takip filtresinin oluşturduğu geçerlilik bölgesi içerisinde bulunanlar için eşitlik (2.39) kullanılarak, ölçümün geçerlilik bölgesi merkezine olan uzaklığı hesaplanır.

$$D(Z) = [Z - Z(k+1/k)]' S(k+1)^{-1} [Z - Z(k+1/k)] = v' S(k+1)^{-1} v \quad (2.67)$$

Burada Z merkeze olan uzaklığı hesaplanacak olan ölçüm, $Z(k+1|k)$, $S(k+1)$, v sırasıyla hedef takip filtresinin hesapladığı ölçümün öngörüm değeri, inovasyon kovaryansı ve inovasyondur.

En yakın komşu yöntemi, eşitlik (2.67) ile hesaplanan değerlerden en küçük olanının hesaplanmasında kullanılan ölçümün hedef kaynaklı olduğu kararını verir. Bu yöntem hedef kaynaklı ölçümün ilişkilendirme sırasında seçileceğini garanti edemez.

2.6.1.3. Olasılıksal veri ilişkilendirme yöntemi

Olasılıksal veri ilişkilendirme yöntemi, (Kirubarajan *et al.* 2004), (Bar-Shalom *et al.* 1995) geçerlilik bölgesi içerisinde yer alan her bir ölçüm için ilişkilendirme olasılıklarının hesaplanması ve geçerlilik bölgesi içerisinde yer alan her ölçümün hesaplanan olasılık oranında, ize ait kestirimin güncellenmesinde pay alması temeline dayanır. Böylece hedef kaynaklı ölçüm, eğer geçerlilik bölgesi içerisinde ise, ilgilenen hedef ile ilişkilendirilmiş olur. Fakat, bu yöntem hedef kaynaklı olmayan ve geçerlilik bölgesi içerisinde yer alan ölçümleri de hedef ile ilişkilendirir ve bu durumda hedef kaynaklı ölçümün ilişkilendirme ağırlığı azalır.

İlişkilendirme olasılıkları parametrik ve parametrik olmayan iki yöntem ile hesaplanır.

Parametrik Yöntem:

$$\beta_i(k) = \begin{cases} \frac{e_i}{b + \sum_{j=1}^{m(k)} e_j} & i = 1, \dots, m(k) \\ \frac{b}{b + \sum_{j=1}^{m(k)} e_j} & i = 0 \end{cases} \quad (2.68)$$

$$e_i = e^{-\frac{1}{2}v_i(k)'S(k+1)^{-1}v_i} \quad (2.69)$$

$$b \cong \lambda |2\pi S(k+1)|^{1/2} \frac{1 - P_D P_G}{P_D} \quad (2.70)$$

Son ifade aşağıdaki gibi de yazılabilir.

$$b = \left(\frac{2\pi}{\gamma}\right)^{n_z/2} \lambda V(k) c_{n_z}^{-1} \frac{1 - P_D P_G}{P_D} \quad (2.71)$$

Burada P_D algılama olasılığı ve P_G kapı olasılığıdır. $S(k)$, λ , $V(k)$, c_{n_z} , γ , $m(k)$ sırasıyla inovasyon kovaryansı, hedef kaynaklı olmayan ölçümlerin (clutter) uzaysal yoğunluğu, birim hiper kürenin hacmi, kapı eşik seviyesi ve geçerlilik bölgesi içine düşen ölçümlerin sayısıdır. Parametrik veri ilişkilendirme hedef kaynaklı olmayan ölçümlerin uzaysal yoğunluğunun bilinmesini gerektirir. Pratikte bu değerın bilinmesi mümkün değildir. Bu nedenle uygulamada parametrik olmayan veri ilişkilendirme kullanılır.

Parametrik Olmayan Yöntem:

Parametrik olmayan veri ilişkilendirmede, ilişkilendirme olasılıkları parametrik durumdaki gibi hesaplanır. Tek ve temel fark parametrik yönteme ait eşitliklerde yer alan $\lambda V(k)$ ifadesi yerine $m(k)$ kullanılır.

2.6.2. Veri ilişkilendirme yöntemleri ile hedef takip filtrelerinin birleştirilmesi

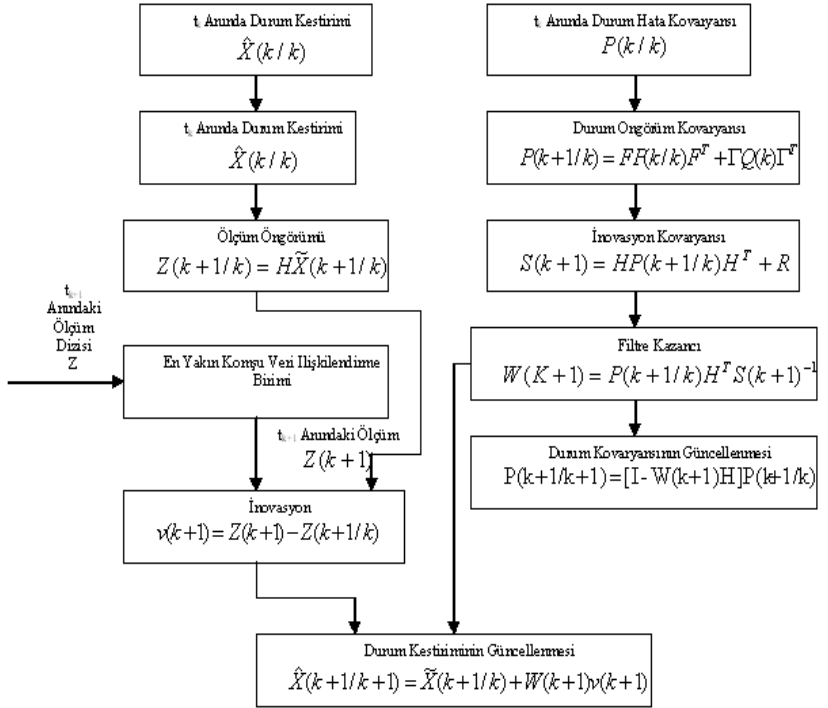
Parazit yankılı ortamda hedef takibinin gerçekleştirilebilmesi için, hedef takip filtresinin veri ilişkilendirme birimine sahip olması gerekir. En yakın komşu veri ilişkilendirme yöntemi, geçerlilik bölgesi içerisindeki ölçümlerden bir tanesinin hedef kaynaklı olduğu kararını verildiğinden, Kalman filtresi tabanlı hedef takip filtrelerinin bu yöntem ile bileştirilmesi, filtre yapısında bir değişikliğe sebep olmamaktadır. Ancak, olasılıksal veri ilişkilendirme yöntemi geçerlilik bölgesi içerisindeki her bir ölçümün izin güncellenmesinde kullanılmasına imkan sağladığından, hedef takip filtresinin yapısında değişikliklerin yapılmasını gerektirir.

Bu başlık altında Kalman filtresi, etkileşimli çoklu model filtre, skala çarpanlı adaptif Kalman filtre ve tezde sunulan yeni adaptif Kalman filtrenin en yakın komşu ve olasılıksal veri ilişkilendirme yöntemi ile birleştirilmesi anlatılmaktadır.

2.6.2.1. Kalman filtresi / En yakın komşu veri ilişkilendirme yöntemi

Kalman filtresi ile en yakın komşu veri ilişkilendirme yönteminin birleştirilmesi; filtrenin genel işleyişinde ölçümlerin filtre içerisine girdiği bölümde değişiklik yapılması olarak tarif edilebilir (Blackman *et al.* 1999). Filtrenin takip ettiği izin güncelleneceği ana ait bütün ölçümler önce veri ilişkilendirme birimine girer ve bu birimden izin güncellenmesi için kullanılacak ölçüm çıkar. Şekil 2.6'de Kalman filtresi ile en yakın komşu veri ilişkilendirme biriminin birleştirilmiş haline ait blok şema

görülmektedir. Şekil 2.6 incelendiğinde veri ilişkilendirme modülünün filtre genel işleyişine doğrudan bir etkisi olmadığı görülmektedir. Ancak, filtrenin yapacağı kestirimin veri ilişkilendirme biriminin verdiği karara ve veri ilişkilendirme biriminin de filtre kestirimi kalitesine bağlı olarak oluşturulan geçerlilik bölgesi ve mesafe hesabına bağlı olduğu göz önüne alındığında, en yakın komşu veri ilişkilendirme birimi ile filtre arasında dolaylı yoldan kurulmuş bir bağ olduğu görülmektedir.



Şekil 2.6. Kalman filtresi ile En Yakın Komşu Veri İlişkilendirme yönteminin birleştirilmesi sonucunda elde edilen filtrenin blok şeması.

2.6.2.2. Etkileşimli çoklu model filtre / En yakın veri ilişkilendirme yöntemi

Etkileşimli çoklu model algoritma (EÇM) ile en yakın komşu veri ilişkilendirme yönteminin birleştirilmesi, Kalman filtresi ile yapılan birleştirmeye benzer şekilde gerçekleştirilir. EÇM algoritması yapısı gereği birden fazla model içerir. EÇM içerisindeki her bir model bir Kalman filtresidir. Dolayısı ile her modelin veri ilişkilendirme sırasında oluşturacağı geçerlilik bölgesi birbirinden farklı olacaktır. Modellerin tasarım parametreleri ve dinamiklerinin farklı olması kaynaklı geçerlilik bölgelerinin yer ve büyüklük bakımından birbirinden farklı oluşturulması, bölgeler içerisinde yer alacak ölçümlerin de birbirinden farklı olmasına sebep olur. Bu durum her modelin farklı ölçüm ile güncellenmesi olasılığını ortaya çıkarır ve modellerin farklı ölçümler ile güncellenmesi EÇM filtrenin hedef takibini gerçekleştirememesine neden olur. EÇM filtrenin hedef takibini doğru bir şekilde gerçekleştirmesi, filtre içerisinde yer alan bütün modellerin aynı ölçüm ya da ölçümler ile güncellenmesini zorunlu kılar (Bar-Shalom *et al.* 1995). Bunun anlamı EÇM filtrenin veri ilişkilendirme yaparken bütün modellerin geçerlilik bölgelerinin birleşimi olan bir geçerlilik bölgesini oluşturması gerektiğidir. Pratikte böyle bir geçerlilik bölgesini oluşturmak mümkün değildir. Bu sorunun çözümü (Bar-Shalom 1990)'de verilmektedir ve çözüm; EÇM filtre içerisinde yer alan modellerden geçerlilik bölgesi diğer modellerin geçerlilik bölgesini kapsayacak büyüklükte olan modelin belirlenmesi ve bu modelin merkez model (filtre) olarak atanıp, birleşik geçerlilik bölgesinin, bu modelin oluşturduğu geçerlilik bölgesi olarak kabul edilmesi şeklinde tarif edilmektedir. Bunun anlamı, veri ilişkilendirme yöntemi merkez filtre ile birleştirilmeli ve merkez filtre için geçerli olan ölçüm diğer filtreler için de geçerli kabul edilmelidir.

EÇM filtrede merkez filtrenin belirlenmesinden sonra en yakın komşu veri ilişkilendirme yönteminin filtre ile birleştirilmesi bölüm 2.6.2.1'deki ile aynıdır.

2.6.2.2.1. Merkez filtrenin belirlenmesi

EÇM algoritması için merkez filtre geçerlilik bölgesi diğer filtrelerin geçerlilik bölgelerini kapsayan filtre olarak seçilir. Hangi filtrenin geçerlilik bölgesinin daha büyük olacağı kararını vermek için, geçerlilik bölgesi hesaplanırken kullanılan inovasyon kovaryansının Kalman filtresinde nasıl hesaplandığını incelemek gerekir.

$$P(k+1/k) = FP(k/k)F^T + \Gamma Q \Gamma^T \quad (2.72)$$

$$S(k+1) = HP(k+1/k)H^T + R \quad (2.73)$$

$$V(k+1) = c_{n_z} \left| \gamma S(k+1)^{1/2} \right| = c_{n_z} g^{n_z} \left| S(k+1)^{1/2} \right| \quad (2.74)$$

Burada n_z ölçüm vektörünün boyutu ve c_{n_z} birim hiperkürenin hacmidir.

c_{n_z} aşağıdaki gibi tarif edilir.

$$c_n = \frac{\pi^{n/2}}{\Gamma(\frac{n}{2} + 1)} \quad (2.47)$$

$\Gamma(\cdot)$ ile gama fonksiyonu gösterilmektedir.

Yukarıdaki eşitliklerden birincisi kestirim kovaryansının öngörüm değeri ikincisi inovasyon kovaryansı ve üçüncüsü geçerlilik bölgesinin hacmidir. Birinci eşitliği ikincisinde yerine koyarak, inovasyon kovaryansı yeniden aşağıdaki gibi yazılabilir.

$$S(k+1) = HFP(k+1/k)F^T H^T + R + H\Gamma Q \Gamma^T H^T \quad (2.75)$$

EÇM algoritması içerisinde yer alan filtrelerin aynı başlangıç kestirimi ve kovaryansına sahip olduğu ve ölçüm gürültüsü kovaryansı R 'nin bütün filtreler için aynı olduğu varsayıldığında, filtrelerin inovasyon kovaryanslarını bir birinden ayıran tek parametrenin süreç gürültüsü kovaryansı Q olduğu yukarıdaki eşitlikten kolayca görülebilir. Sonuç olarak

merkez filtre süreç gürültüsü kovaryansı en büyük olan filtre olarak seçilmelidir.

2.6.2.3. Kalman filtresi / Olasılıksal veri ilişkilendirme yöntemi

Olasılıksal veri ilişkilendirme (OVI) yöntemi ile Kalman filtresinin birleştirilmesi, en yakın komşu yöntemine göre daha karmaşıktır. Bu yöntemde geçerlilik bölgesi içerisinde yer alan bütün ölçümler filtrenin takip ettiği izin güncellenmesinde rol oynar. Bu durumdan dolayı Kalman filtresi denklemlerinin değiştirilmesi gerekir. Kalman filtresi ile veri ilişkilendirme yönteminin birleştirilmesi aşağıdaki gibi yapılır.

Kabuller:

- Sadece ilgilenilen bir hedef olmalı. Hedef ve ölçüm modeli aşağıdaki gibidir.

$$X(k+1) = FX(k) + \Gamma v(k) \quad (2.76)$$

$$Z(k) = HX(k) + w(k) \quad (2.77)$$

- Hedefe ait iz başlatılmış olmalı.
- Hedefe ait geçmiş bilgiler aşağıdaki gibi özetlenebilmeli.

$$p[X(k) / Z^{k-1}] = N[X(k); X(k/k-1), P(k/k-1)] \quad (2.78)$$

- Her an için geçerlilik bölgesi oluşturulmalı.
- Olası geçerli ölçümler içinde en fazla bir tanesi hedef kaynaklı ölçüm olmalıdır.
- Geri kalan ölçümler parazit yankı olarak işlem görür ve bir biçimli olasılık yoğunluk fonksiyonuna sahiptir.
- Hedef algılama her an için istatistiksel olarak bağımsız bir olaydır ve bu olayın olasılığı P_D 'dir.

Yukarıdaki kabuller ışığında ilişkilendirme olayı aşağıdaki gibi yapılır.

$$\theta_i(k) = \begin{cases} \{z_i(k) \text{ hedef kaynaklı ölçüm}\} & i = 1, \dots, m(k) \\ \{\text{hedef kaynaklı ölçüm yok}\} & i = 0 \end{cases} \quad (2.79)$$

Toplam olasılık teoremini (Bendat *et al.* 1971), (Li 1999) kullanarak durumun k anındaki koşullu beklenen değeri şöyle yazılabilir:

$$\begin{aligned} \hat{X}(k | k) &= E[X(k) / Z^k] \\ &= \sum_{i=0}^{m(k)} \hat{X}_i(k | k) \beta_i(k) \end{aligned} \quad (2.80)$$

i. ölçüme bağlı olan kestirim aşağıdaki gibi ifade edilir.

$$\hat{X}_i(k | k) = X(k | k - 1) + W(k) v_i(k) \quad i = 1, \dots, m(k) \quad (2.81)$$

Buna karşılık gelen inovasyon şöyle verilir.

$$v_i(k) = Z_i(k) - Z(k | k - 1) \quad (2.82)$$

Kazanç ifadesi Kalman filtresindeki ile aynıdır.

$$W(k) = P(k | k - 1) H(k)' S(k)^{-1} \quad (2.83)$$

$i = 0$ durumunda hiçbir ölçüm geçerli değildir. Böyle bir durumda; durum kestirimi, durumun öngörüm değeri olarak güncellenir.

$$\hat{X}_0(k | k) \cong X(k | k - 1) \quad (2.84)$$

(2.77) ve (2.84) eşitlikleri (2.80) içinde birleştirilirse:

$$\hat{X}(k | k) = X(k | k - 1) + W(k) v(k) \quad i = 1, \dots, m(k) \quad (2.85)$$

Birleştirilmiş inovasyon:

$$v(k) = \sum_{i=0}^{m(k)} \beta_i(k) v_i(k) \quad (2.86)$$

Güncellenen durum ile ilgili kovaryans aşağıdaki gibi ifade edilir.

$$P(k | k) = \beta_0(k) P(k | k-1) + [1 - \beta_0] P^c(k | k) + \tilde{P}(k) \quad (2.87)$$

Bu ifadede P^C gerçek ölçüm kovaryansıdır. \tilde{P} ise inovasyon teriminin dağılımını simgeler ve aşağıdaki gibi ifade edilir.

$$\tilde{P} = W(k) \left[\sum_{i=1}^{m(k)} \beta_i(k) v_i(k) v_i(k)' - v(k) v(k)' \right] W(k)' \quad (2.88)$$

$\beta_0(k)$ olasılığıyla hiç bir ölçüm geçerli değildir. Bu durumda öngörüm kovaryansı bu ağırlıkla çarpılarak güncellenmiş kovaryans olarak kullanılır.

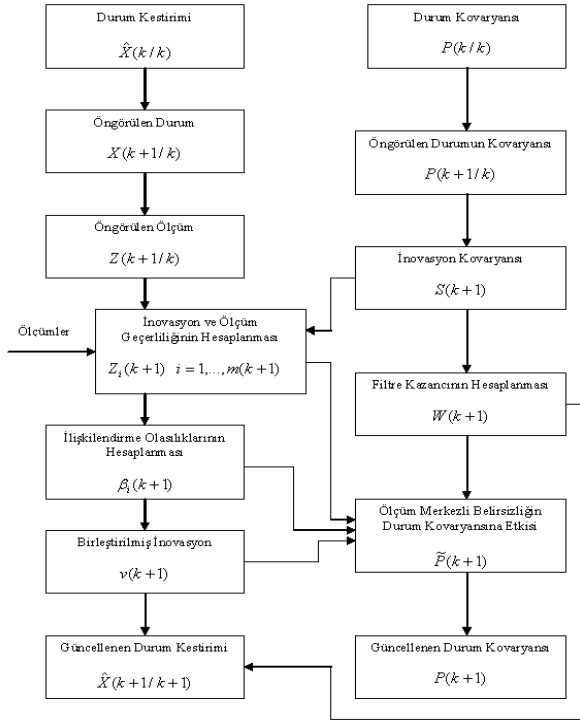
Kalman filtresi ile olasılıksal veri ilişkilendirme yönteminin yukarıda anlatıldığı gibi birleştirilmesi ile olasılıksal veri ilişkilendirme filtresi (Probabilistic Data Association Filter – PDAF) elde edilir. Şekil 2.7’de olasılıksal veri ilişkilendirme filtresinin blok şeması görülmektedir. Şekil 2.1’de verilen Kalman filtresi ile karşılaştırıldığında olasılıksal veri ilişkilendirmesini durum kestirim döngüsü ile durum kovaryans kolu arasında geçişlerin daha fazla olduğu görülür. Bunun temel sebebi veri ilişkilendirme modülünün filtre içerisine gömülü olması ve veri ilişkilendime sırasında iki döngü arasında bilgi alış-verişinin gerekliliğidir.

2.6.2.4. Etkileşimli çoklu model filtre / Olasılıksal veri ilişkilendirme yöntemi

EÇM algoritması ile olasılıksal veri ilişkilendirme yönteminin birleştirilmesi; EÇM algoritmasında yer alan filtrelerin bölüm (2.6.2.3)’de

anlatılan OVİ filtreler ile yer deęiřtirmesi, filtreler arasından bir tanesinin merkez filtre olarak seilmesi ve EM algoritması ierisinde hesaplanan benzerlik fonksiyonlarının hesaplanma řeklinin deęiřtirilmesi anlamına gelir (Bar-Shalom 1990). EM algoritması ile olasılıksal veri iliřkilendirme ynteminin birleřtirilmesi ile oluřan hedef takip algoritması literatrde etkileřimli oklu model olasılıksal veri iliřkilendirme (EMOVİ) filtre olarak isimlendirilmektedir.

EM algoritması ierisinde yer alan filtrelerden hangisinin merkez filtre olacaęının kararı, geerlilik blgesi, dięer filtrelerin geerlilik blgelerini kapsayan filtrenin seilmesi olarak verilmelidir. Geerlilik blgesi en byk olan filtre blm (2.6.2.2.1.)’de anlatıldıęı gibi sre grlts en byk olan filtre olacaktır.



řekil 2.7. Olasılıksal veri iliřkilendirme filtresi blok řeması.

EÇMOVİ algoritması da merkez filtre geçerlilik bölgesi içerisinde yer alan ölçümleri belirler. Diğer filtreler kendi geçerlilik bölgelerini oluşturmazlar ve merkez filtrenin geçerlilik bölgesi içerisinde yer alan ölçümleri kullanarak, bu ölçümler için OVİ yöntemine göre ölçüm olasılıklarını hesaplayıp filtrenin takip ettiği izi güncellerler.

EÇMOVİ algoritmasının standart EÇM algoritmasından veri ilişkilendirme yapabilen filtreler ile kurulması dışındaki en büyük farkı benzerlik fonksiyonunun hesaplanma yönteminde dir. Standart EÇM algoritmasında $k+1$ anında j . filtreye benzerlik fonksiyonu aşağıdaki gibi hesaplanır.

$$\Lambda_j(k+1) = \frac{1}{\sqrt{2\pi |S_j(k+1)|}} e^{-\frac{1}{2}v_j(k+1)'S_j(k+1)v_j(k+1)} \quad (2.89)$$

Burada S_j ve v_j sırasıyla i . filtreye ait inovasyon kovaryansı ve inovasyon değeridir. EÇMOVİ algoritmasında yukarıda verilen eşitlik aşağıdaki eşitlik ile değiştirilir.

$$\Lambda_j(Z(k)) = \frac{1 - P_D^j}{V^{m(k)}} + \frac{P_D^j}{m(k)V^{m(k)-1}} \sum_{i=1}^{m(k)} N[Z_i(k); Z^j(k/k-1), S^j(k)] \quad (2.90)$$

Burada P_D^j j . filtrenin tespit olasılığı, $m(k)$ geçerlilik bölgesi içerisindeki ölçüm sayısı, V geçerlilik bölgesinin hacmidir.

2.6.2.5. Skala çarpanlı adaptif Kalman filtre / En yakın komşu veri ilişkilendirme yöntemi

Literatürde skala çarpanlı adaptif Kalman filtre ile en yakın komşu veri ilişkilendirme yöntemi birleştirilerek bir çalışma daha önce yapılmamıştır. Tezde iki algoritmanın birleştirilmesi gerçekleştirildi. Skala çarpanlı adaptif Kalman filtre, standart Kalman filtreden kestirim kovaryansını öngörüm değerinin hesaplanış yöntemi açısından ve Kalman filtresinden farklı olarak skala çarpanı hesaplanması yönünden ayrılmaktadır. Bu iki

fark en yakın komşu veri ilişkilendirme yöntemini etkilememektedir. Dolayısı ile skala çarpanlı adaptif Kalman filtre ile en yakın komşu veri ilişkilendirme yöntemini birleştirilirken, bölüm (2.6.2.1)'de Kalman filtresi için kullanılan şekli değiştirilmeden kullanıldı.

2.6.2.6. Skala çarpanlı adaptif Kalman filtre / Olasılıksal veri ilişkilendirme yöntemi

Olasılıksal veri ilişkilendirme yöntemi ile skala çarpanlı adaptif Kalman filtrenin birleştirilmesi, bölüm (2.6.3)'de anlatılan OVİ filtrenin skala çarpanı hesaplanarak adaptif hale getirilmesidir (Efe *et al.* 2002). OVİ filtrenin adaptif hale getirilmesi sırasında, filtrenin kestirim kovaryansının öngörüm değerini hesaplayan eşitliği aşağıdaki eşitlik ile değiştirilmektedir.

$$P(k+1/k) = FP(k/k)F^T + \Theta^2(k)\Gamma Q\Gamma^T \quad (2.91)$$

Bu değişikliğin yanısıra (Efe *et al.* 2002)'de skala çarpanının hesaplanması bölüm (2.3)'de verilen yöntem ile yapılmaktadır. Burada dikkat edilmesi gereken bir nokta vardır. Skala çarpanının hesaplanmasında önemli bir rol oynayan inovasyon değeri OVİ filtrede, geçerlilik bölgesi içerisinde yer alan her bir ölçümün ürettiği inovasyonların ağırlıklandırılarak toplanması şeklinde eşitlik (2.86)'daki gibi tarif edilmektedir. Skala çarpanı eşitlik (2.86)'da verilen birleştirilmiş inovasyon kullanılarak hesaplanmaktadır. Bu durumda, geçerlilik bölgesi içerisinde yer alan her bir ölçüm, skala çarpanının değerine dolaylı yoldan etkilmektedir. Tez çalışmasında skala çarpanının hesaplanış yöntemi, geçerlilik bölgesi içerisindeki ölçümlerin skala çarpanının değerini doğrudan etkileyecek şekilde değiştirildi. Bu değişikliğin yapılması ile skala çarpanı aşağıdaki gibi hesaplandı.

'k+1.' anda geçerlilik bölgesi içerisinde 'm' tane ölçüm olduğu varsayılınsın ve bu ölçümler $Z_1(k+1), \dots, Z_m(k+1)$ olsun. Bu ölçümler ve filtrenin hesapladığı ölçümün öngörüm değeri $Z(k+1|k)$ kullanılarak, geçerlilik bölgesi içerisindeki i. ölçüm için inovasyon değeri 'v' aşağıdaki gibidir.

$$v_i(k+1) = Z_i(k+1) - Z(k+1|k) \quad (2.92)$$

Her bir inovasyon değeri için bölüm (2.3)'de anlatılan yöntem ile hesaplanan skala çarpanı $\Theta_i(k+1)$ ve OVI filtrenin geçerlilik bölgesi içerisinde yer alan ölçümler için hesapladığı olasılık değerleri $\beta_i(k+1)$ $i=1, \dots, m$ olmak üzere;

$$\Theta(k+1) = \sum_{i=1}^m \beta_i(k+1) \Theta_i(k+1) \quad (2.93)$$

skala çarpanı eşitlik (2.93)'deki gibi hesaplandı.

2.6.2.7. Yeni adaptif Kalman filtre / En yakın komşu veri ilişkilendirme yöntemi

Tezde sunulan yeni adaptif filtrenin en yakın komşu veri ilişkilendirme yöntemi ile birleştirilmesi, bu yöntemin filtrenin ölçümden bağımsız olarak ürettiği inovasyon kovaryansını kullanması, veri ilişkilendirme sonucunda tek bir ölçüm ortaya çıkarması sebebiyle, iki algoritmanın birleştirmek için tek bir yol vardır. Tezde iki algoritma bölüm (2.6.2.1)'de Kalman filtresi için anlatılan yöntem ile birleştirildi.

2.6.2.8. Yeni adaptif Kalman filtre / Olasılıksal veri ilişkilendirme yöntemi

Tezde sunulan yeni adaptif Kalman filtrenin olasılıksal veri ilişkilendirme yöntemi ile birleştirilmesi, yeni adaptif Kalman filtrenin süreç gürültüsü kovaryansı hesaplama yönteminin bölüm (2.6.2.3)'de anlatılan OVI filtreye uyarlanması anlamına gelmektedir.

Yeni adaptif Kalman filtre, her güncelleme anında süreç gürültüsü kovaryansını, filtrenin hesapladığı inovasyon ve inovasyon kovaryansına göre hesaplamaktadır. Her hangi bir veri ilişkilendirme yönteminden bağımsız düşünüldüğünde, süreç gürültüsü kovaryansı hesaplanırken,

sadece bir ölçüm olması sebebiyle bir inovasyon değeri ve Kalman filtresinin yapısı gereği her zaman sadece bir inovasyon kovaryansı değeri vardır. OVİ filtrede ise Kalman filtresi tabanlı olması nedeniyle, her zaman yine bir inovasyon kovaryansı değeri hesaplanırken, geçerlilik bölgesi içerisine düşen ölçüm sayısına bağlı olarak, birden fazla inovasyon değeri olabilmektedir. Ayrıca OVİ filtrede, geçerlilik bölgesi içerisinde 1 tane ölçüm olsa dahi bu ölçüm 1 olasılık ile hedef kaynaklıdır kararı verilmez, ölçüm belirsizliği göz önünde bulundurulur. Bu bilgiler OVİ filtreye, bölüm (2.4)'de sunulan yeni adaptif Kalman filtrenin süreç gürültüsü kovaryansı hesaplama yönteminin uyarlaması yapılırken, her bir ölçüme ve o ölçümün ilişkilendirme olasılığına ihtiyaç olduğunu göstermektedir. OVİ filtre için süreç gürültüsü kovaryansı ölçümler, ölçümlerin ilişkilendirme olasılıkları ve inovasyon kovaryansının varlığında aşağıda anlatıldığı gibi gerçekleştirildi.

'k+1.' anda geçerlilik bölgesi içerisinde 'm' tane ölçüm olduğu varsayılın ve bu ölçümler $Z_1(k+1), \dots, Z_m(k+1)$ olsun. Bu ölçümler ve filtrenin hesapladığı ölçümün öngörüm değeri $Z(k+1|k)$ kullanılarak, geçerlilik bölgesi içerisindeki i. ölçüm için inovasyon değeri 'v' aşağıdaki gibidir.

$$v_i(k+1) = Z_i(k+1) - Z(k+1|k) \quad (2.93)$$

Filtrenin hesapladığı inovasyon kovaryansı $S_f(k+1)$, bu kovaryansın özdeğerlerinin karekökü $E_{f_x}(k+1)$, $E_{f_y}(k+1)$ ve her bir inovasyon değeri için hesaplanan anlık inovasyon kovaryansı değerleri $S_{a_i}(k+1)$, bu kovaryansların özdeğerlerinin karekökü $E_{f_{xi}}(k+1)$, $E_{f_{yi}}(k+1)$ $i=1, \dots, m$ olmak üzere, geçerlilik bölgesi içerisinde yer alan her bir ölçüm ile hesaplanacak süreç gürültüsü kovaryansının x ve y bileşeni aşağıdaki gibidir.

$$C_{xi} = E_{a_{xi}} - E_{f_x} \quad (2.94)$$

$$C_{yi} = E_{a_{yi}} - E_{f_y} \quad (2.95)$$

Geçerlilik bölgesi içerisinde yer alan her bir ölçüm için hesaplanan süreç gürültüsü kovaryansının x ve y bileşenleri, filtrenin ölçümler için

hesapladığı ilişkilendirme olasılıkları $\beta_i(k+1)$ $i=1,\dots,m$ kullanılarak birleştirildi ve o güncelleme anına ait süreç gürültüsü kovaryansı elde edildi.

$$C_x = \sum_{i=1}^m \beta_i(k+1)C_{xi} \quad (2.96)$$

$$C_y = \sum_{i=1}^m \beta_i(k+1)C_{yi} \quad (2.97)$$

$$Q = \begin{bmatrix} C_x^2 & 0 \\ 0 & C_y^2 \end{bmatrix} \quad (2.98)$$

3. MATERYAL ve YÖNTEM

Bu tez çalışmasında incelenen hedef takip filtrelerinin, takip performansları bir hedef arama – takip uzayı simüle edilerek ortaya kondu. Hedef arama – takip uzayı içerisinde 6 hedef senaryosu oluşturuldu ve parazit yankı modellendi. Oluşturulan hedef arama – takip uzayında incelenen hedef takip filtreleri ve bu filtrelerin parametreleri farklı ayarlanmış türleri için, çeşitli performans kriterlerine göre deneysel çalışma yapıldı.

3.1. Dinamik Modeller

Senaryoların oluşturulması ve hedef takip filtrelerinin tasarımında çeşitli dinamik modeller kullanıldı. İki boyutlu ve 3 boyutlu kartezyen uzay için geliştirilmiş dinamik modeller (Li *et al.* 2000)'de ve bu makalenin geliştirilmiş hali olan (Li *et al.* 2003)'de ayrıntıları ile verilmektedir. Tez çalışmasında hem senaryoların oluşturulması hem de hedef takip filtrelerinin tasarımı için 3 temel dinamik model kullanıldı. Bu modeller : i) Kesikli zaman beyaz gürültü ivmelenme modeli, ii) Kesikli zaman Weiner ivmelenme modeli, iii) Kesikli zaman koordineli dönüş modeli'dir.

3.1.1. Kesikli zaman beyaz gürültü ivmelenme modeli

Kesikli zaman beyaz gürültü ivmelenme modeli, pozisyon ve hız durumlarını içeren 2. dereceden bir modeldir. Bu model ile sabit hız durumunun 0 ortalamalı beyaz Gaussian gürültü ile bozulduğu doğrusal hareket modellenir. 3 boyutlu kartezyen uzayın bir boyutu için model eşitlikleri aşağıdaki gibidir.

$$X(k+1) = FX(k) + \Gamma v(k) \quad (3.1)$$

Eşitlik (3.1)'de $X(k)$ durum değişkeni, F durum geçiş matrisi Γ süreç gürültüsü kazanç matrisi ve $v(k)$ süreç gürültüsüdür. Bu değerler aşağıdaki gibidir.

$$X = \begin{bmatrix} x & \dot{x} \end{bmatrix} \quad (3.2)$$

$$F = \begin{bmatrix} 1 & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.3)$$

$$\Gamma = \begin{bmatrix} 0,5T^2 \\ T \end{bmatrix} \quad (3.4)$$

$$v(k) \sim N(0, \sigma_v) \quad (3.5)$$

Bu eşitliklerde T örnekleme aralığını göstermektedir.

Bu eşitlikler kullanılarak 2 ya da 3 boyutlu kartezyen uzay için dinamik model eksenler birbirinden bağımsız iken F ve Γ matrislerinin blok-köşegen olarak çöklenmesi ile kolayca ortaya konulabilir.

3.1.2. Kesikli zaman Weiner ivmelenme modeli

Kesikli zaman Weiner süreci ivmelenme modeli, pozisyon, hız ve ivme durumlarını içeren 3. dereceden bir modeldir. Bu model ile sabit ivme durumunun 0 ortalamalı Gaussian beyaz gürültü ile bozulduğu durum modellenir. 3 boyutlu kartezyen uzayın bir boyutu için model eşitlikleri aşağıdaki gibidir.

$$X(k+1) = FX(k) + \Gamma v(k) \quad (3.6)$$

$$X = \begin{bmatrix} x & \dot{x} & \ddot{x} \end{bmatrix} \quad (3.7)$$

$$F = \begin{bmatrix} 1 & T & \frac{1}{2}T^2 \\ 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.8)$$

$$\Gamma = \begin{bmatrix} 0,5T^2 \\ T \\ 1 \end{bmatrix} \quad (3.9)$$

$$v(k) \sim N(0, \sigma_v) \quad (3.10)$$

Bu eşitliklerde T örnekleme aralığını, X(k) durum vektörünü, v(k) 0 ortlamalı Gaussian süreç gürültüsü vektörünü, F durum geçiş matrisini ve Γ süreç gürültüsü kazanç matrisini göstermektedir.

İki ya da 3 boyutlu kartezyen uzay için, eksenler birbirinden bağımsız iken, yukarıda verilen eşitlikler kullanılarak modelleme, F ve Γ matrislerinin blok – köşegen çoklanması ile elde edilir.

3.1.3. Kesikli zaman koordineli dönüş modeli

Koordineli dönüş hareketi bir cismin düzlemde sabit açısal hız ile sabit hızda (hız vektörünün genliği) yaptığı dönüş hareketidir. Kartezyen uzayda x-y düzlemi için koordineli dönüş dinamik modeline ait eşitlikler aşağıdaki gibidir.

$$X(k+1) = FX(k) + v(k) \quad (3.10)$$

$$X = [x \quad \dot{x} \quad y \quad \dot{y}] \quad (3.11)$$

$$F = \begin{bmatrix} 1 & \frac{\sin \Omega T}{\Omega} & 0 & -\frac{1 - \cos \Omega T}{\Omega} \\ 0 & \cos \Omega T & 0 & -\sin \Omega T \\ 0 & \frac{1 - \cos \Omega T}{\Omega} & 1 & \frac{\sin \Omega T}{\Omega} \\ 0 & \sin \Omega T & 0 & \cos \Omega T \end{bmatrix} \quad (3.12)$$

$$v(k) \sim N(0, \sigma_v) \quad (3.13)$$

Durum geiş matrisi F 'de grlen Ω aısal hız deęeridir. 3 boyutlu kartezyen uzayda hedef hareketi modellenirken, hedefin bir dzlemde koordineli dnş hareket modeline gre hareket etmesi isteniyor ise o dzlemdeki durumlar iin eřitlik (3.12) kullanılmalıdır. Koordineli dnşin yapıldığı dzleme dik olan kartezyen ekseninde ise hedef hareketi kesikli zaman beyaz grlt ivmelenme modeline gre ya da kesikli zaman Weiner sreci ivmelenme modeline gre tasarlanabilir.

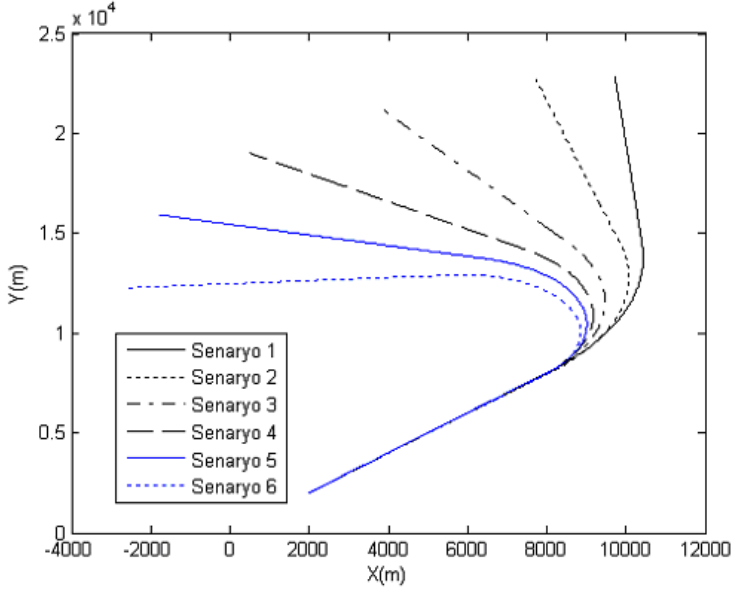
3.2. Hedef Senaryoları

Tez alıřmasında hedef takip filtrelerinin performanslarını deęerlendirmek iin 2 boyutlu kartezyen uzayda 6 tane hedef senaryosu tasarlandı. Bu senaryolar tasarlanırken rnekleme aralıęı 1 saniye seildi. Senaryolarda yer alan 6 hedef de 2 boyutlu kartezyen uzayda (2000m,2000m) noktasından her iki ekseninde 200m/sn hızlar ile hareketlerine başlamaktadırlar. Hedefler 24 saniye boyunca kesikli zaman beyaz grlt ivmelenme modeli uyarınca hareket ettikten sonra, kesikli zaman koordineli dnş modeli uyarınca 20 saniye boyunca hareket etmektedirler. Bu sre boyunca hedefler sırasıyla 2.5, 3, 4, 5, 6 ve 7 derece/sn. aısal hızlar ile koordineli dnş hareketi yapmaktadırlar. Koordineli dnş hareketinin bitiminde hedefler 24 saniye boyunca kesikli zaman beyaz grlt ivmelenme modeli uyarınca hareket etmektedirler.

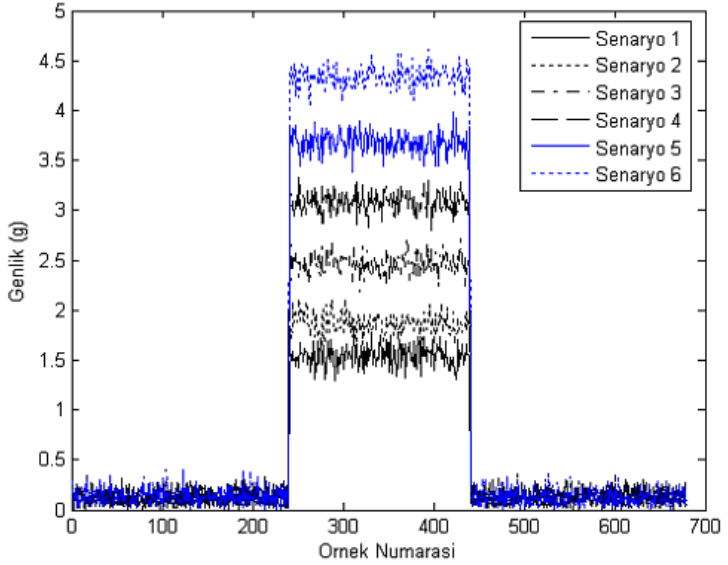
Senaryolar üretılırken her örnekleme anında hedef hareketlerine 0 ortalamalı beyaz Gaussian süreç gürültüsü eklendi. Süreç gürültüsü kovaryansı aşağıdaki gibi seçildi.

$$Q = \begin{bmatrix} 1m^2 & & \\ & 1m^2 & \\ & & 0,1^{o^2} \end{bmatrix} \quad (3.13)$$

Şekil 3.1’de hedef senaryolarının 2 boyutlu kartezyen uzaydaki görünümü verilmektedir. İlk 24 saniyelik bölümde hedefler aynı gezingeye sahipken koordineli dönüşün başlaması ile birbirlerinden ayrılmaktadır. Şekil 3.2’de hedef hareketlerindeki ivme değişimi verilmektedir. Tasarlanan senaryolardaki hedefler 1,8g – 4,5g aralığında ivmelenme yapmaktadırlar.



Şekil 3.1. Hedef gezinmelerinin 2 boyutlu kartezyen uzaydaki görünümü.



Şekil 3.2. Hedef hareketlerindeki ivme değişimleri.

3.3. Parazit Yankı Modelleme

Her hangi bir ölçüm anında, hedef kaynaklı olmayan ölçümlerin tamamına parazit yankı denir. Parazit yankı istenmeyen ölçüm ya da yanlış alarm olarak da adlandırılabilir. Parazit yankının bir çok sebebi vardır. Başlıca sebepleri; kullanılan sensörlerin ürettiği gürültü, sensörlerin bulunduğu bölgenin coğrafi durumu, havadaki bulutlar, yağmur olarak sayılabilir.

Parazit yankılı ortamda hedef takibi yapmak için tasarlanan bir algoritmanın test edilebilmesi için, üretilen senaryoda parazit yankının da modellenmesi gerekir. Parazit yankı için (Bar-Shalom *et al.* 1995)'de verilen model aşağıdaki gibidir.

N tane çözünürlük hücreesine sahip bir sensör için

- Yanlış alarm oluşma olayı hücreden hücreye istatistiksel olarak bağımsız,
- Her bir hücrede yanlış alarm olasılığı $P_{FA} = p$ olsun.

Bu durumda N tane hücrede yanlış alarm sayısının olasılık kitle fonksiyonu binom dağılımı ile verilir ve aşağıdaki gibidir.

$$P\{n_{FA} = m\} = \mu_{FA}(m) = \binom{N}{m} p^m (1-p)^{N-m} \quad (3.14)$$

N hücrenin hacmi V ise, yanlış alarmların uzaysal yoğunluğu da

$$\lambda = \frac{E[n_{FA}]}{V} \quad \text{eğer } p \ll 1 \text{ ise } \lambda = \frac{Np}{V} \quad (3.15)$$

olur.

Np değerinin kuvvetini 1 ya da daha büyük yapacak çözünürlük hücresi sayısı için (3.14) eşitliğine Poisson dağılımı iyi bir yaklaşım olur. Bu durumda Poisson yaklaşımı

$$\mu_{FA}(m) = e^{-Np} \frac{(Np)^m}{m!} \quad (3.16)$$

(3.16) eşitliğinde ifade edildiği gibi olur. Bu yaklaşım $p < 0,1$ için yüksek doğrulukta sonuç üretir.

Yukarıda yapılan iki kabul ışığında yanlış alarmların sayısının, uzaysal yoğunluğa bağlı olarak Poisson dağılımlı olduğu söylenebilir. Yanlış alarmların yeri ise yine iki kabul gözönüne alındığında V hacmi içerisinde bir biçimli dağılımlıdır. Bu dağılıma ait olasılık yoğunluk fonksiyonu aşağıdaki gibidir.

$$p(z/z \text{ bir yanlış ölçüm}) = \frac{1}{V} \quad (3.17)$$

Gerçekte parazit yankılar bu modelde olduğu gibi homojen olarak dağılmaz. P_{FA} ve λ takip bölgesi içerisinde sürekli değişen değerlerdir. Bu modeli

gerçek ortamdan uzaklaştıran bir başka şey de, gerçek çevre koşullarında enerji yayan ya da yansıtan araçların sabit parazit yankıya neden olmasıdır. Yukarıdaki model sadece rasgele oluşan parazit yankıları temsil etmektedir.

Tez çalışmasında yukarıda anlatılan parazit yankı modeli kullanılarak, hedeflerin içinde bulunduğu bütün uzay yerine, hedef takip filtresinin hesapladığı geçerlilik bölgesi etrafında parazit yankı oluşturuldu. Parazit yankının geçerlilik bölgesi etrafında oluşturulmasının sebebi, geçerlilik bölgesi içerisinde istenilen sayıda parazit yankı olmasını sağlamak ve parazit yankı miktarındaki değişimin hedef takip filtrelerinin performanslarını nasıl etkilediğini araştırmaktır. Ancak belirli bir bölgede parazit yankı oluşturulurken dikkat edilmesi gereken bir nokta (Li 1992)'de açıklanmaktadır. Bu nokta parazit yankının yerinin, ilgilenilen bölge içerisinde düzgün dağılıma sahip olmasıdır. (Li 1992)'de, ilgilenilen bölgenin (geçerlilik bölgesi) merkezi sabit kalmak koşulu ile bölge 10 kat büyütülüp, yeni oluşturulan bölge içerisinde parazit yankı düzgün dağılımlı olarak oluşturulduğunda, ilgilenilen bölge içerisinde yer alan parazit yankıların da düzgün dağılıma sahip olacağı gösterilmektedir.

4. ARAŞTIRMA BULGULARI

4.1. Parazit Yankı Bulunmayan Ortamda Hedef Takip Filtrelerinin Performansları

Parazit yankının ihmal edildiği ortamı simüle etmek için bölüm (3.2)'de anlatılan 6 hedef senaryosu kullanıldı. İki boyutlu kartezyen uzayda (0,0) koordinatlarında bir sensör olduğu varsayılarak, senaryolardan 1 saniye örnekleme aralığı ile pozisyon bilgileri (hedefin x ve y eksenlerindeki konum bilgileri) elde edildi. Pozisyon bilgilerine 0 ortalamalı 50m standart sapmalı beyaz Gaussian gürültü eklenerek, senaryolarda simüle edilen hedef hareketlerine ait ölçümler elde edildi.

Parazit yanksız ortamda 7 farklı hedef takip filtresi için takip doğruluğu incelemesi yapıldı ve her bir senaryo için sonuçlar karşılaştırmalı olarak verildi. Takip doğruluğu incelemesi, iki adaptif Kalman filtre, 2 standart Kalman filtre ve 3 IMM filtre için yapıldı. Adaptif Kalman filtrelerden birincisi süreç gürültüsü kovaryansının her güncelleme anında hesaplanan bir katsayı ile çarpılarak değiştirildiği filtre (AKF 1), ikincisi ise süreç gürültüsü kovaryansının her güncelleme anı için yeniden hesaplandığı yeni adaptif Kalman filtredir (AKF 2). Adaptif Kalman filtrelerin ikisinde kesikli zaman beyaz gürültü ivmelenme modeline sahiptir. Tasarlanan 3 IMM filtreden birincisi; iki modele sahiptir ve bu modeller koordineli dönüş ve kesikli zaman beyaz gürültü ivmelenme modelleridir (IMM 1). İkinci IMM filtre; iki tane kesikli zaman beyaz gürültü ivmelenme modeline sahiptir (IMM 2) ve bu modellerden biri düşük değerli diğeri yüksek değerli süreç gürültüsü kovaryansına sahiptir. Üçüncü IMM filtre; biri kesikli zaman beyaz gürültü ivmelenme modeli, diğeri ikisi kesikli zaman Weiner süreci ivmelenme modeli olmak üzere üç modele sahiptir (IMM 3). Takip doğruluğu incelemesi için tasarlanan standart kalman filtrelerin ikisi de kesikli zaman beyaz gürültü ivmelenme modeline sahiptir (KF 1 ve KF 2), fakat süreç gürültüleri farklıdır.

Çizelge 4.1'de standart Kalman filtrelerin ve IMM 2 algoritmasında yer alan modeller için belirlenmiş süreç gürültüsü değerleri verilmektedir. Süreç gürültüsü kovaryansları, 2 boyutlu kartezyen uzayda eksenlerin birbirinden bağımsız olduğu varsayımı dolayısıyla, x ve y eksenleri için değere sahip

köşegen matrisi biçimindedir. IMM 2 algoritması ve KF 1 için belirlenen süreç gürültüsü kovaryans değerleri, her bir senaryo için hedef hareketinin maksimum ivmesinin bilindiği varsayılarak çizelgedeki gibi seçildi. IMM 2 algoritmasında yer alan modellerden birincisi için süreç gürültüsü kovaryansı; ilgilenilen senaryo için, hedefin maksimum manevra yaptığı durumu takip edebilecek şekilde belirlendi. Algoritmanın ikinci modelinde ise, manevranın olmadığı hedef hareket bölümlerinin takip edilebilmesi amacıyla düşük değerli süreç gürültüsü kovaryansı belirlendi. KF 2 için ise, hedef hareketi hakkında ön – bilginin bulunmadığı (gerçek yaşamda hedef hareketi hakkında bilgiye sahip olmak mümkün değildir) varsayılarak, bütün senaryolar için sabit ve düşük değerli süreç gürültüsü kovaryansı belirlendi.

Çizelge 4.1. IMM 2 ve standart Kalman hedef takip filtreleri için süreç gürültüsü kovaryans değerleri.

SENARYOLAR	Hedef Takip Filtreleri			
	IMM 2 Filtre için Süreç Gürültüsü Kovaryans Değerleri		Standart Kalman Filtre için Süreç Gürültüsü Kovaryans Değerleri	
	1. Model (2. derece)	1. Model (2. derece)	KF 1	KF2
Senaryo 1	$\begin{bmatrix} 324 & 0 \\ 0 & 324 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 10 & 0 \\ 0 & 10 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 324 & 0 \\ 0 & 324 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 75 & 0 \\ 0 & 75 \end{bmatrix}$
Senaryo 2	$\begin{bmatrix} 441 & 0 \\ 0 & 441 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 10 & 0 \\ 0 & 10 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 441 & 0 \\ 0 & 441 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 75 & 0 \\ 0 & 75 \end{bmatrix}$
Senaryo 3	$\begin{bmatrix} 729 & 0 \\ 0 & 729 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 10 & 0 \\ 0 & 10 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 729 & 0 \\ 0 & 729 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 75 & 0 \\ 0 & 75 \end{bmatrix}$
Senaryo 4	$\begin{bmatrix} 1225 & 0 \\ 0 & 1225 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 10 & 0 \\ 0 & 10 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1225 & 0 \\ 0 & 1225 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 75 & 0 \\ 0 & 75 \end{bmatrix}$
Senaryo 5	$\begin{bmatrix} 1600 & 0 \\ 0 & 1600 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 10 & 0 \\ 0 & 10 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1600 & 0 \\ 0 & 1600 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 75 & 0 \\ 0 & 75 \end{bmatrix}$
Senaryo 6	$\begin{bmatrix} 2116 & 0 \\ 0 & 2116 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 10 & 0 \\ 0 & 10 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 2116 & 0 \\ 0 & 2116 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 75 & 0 \\ 0 & 75 \end{bmatrix}$

Çizelge 4.2’de IMM 1 ve IMM 3 alogritmalarında yer alan her bir model için belirlenen süreç gürültüsü kovaryans değerleri verilmektedir. IMM 1 algortimasında diğer IMM algoritmalarından farklı olarak açısız hız kestirimi de yapılmaktadır. Dolayısıyla IMM 1 algoritması için belirlenen süreç

gürültüsü kovaryans değerleri x, y bileşenleri yanında açılal hız bileşenine de sahip olan 3×3 köşegen matris biçimindedir. IMM 1'in 1. modeli, koordineli dönüş modelidir ve hedefin manevra yaptığı bölümleri, filtrelerce kestirimi yapılan açılal hız bilgisini kullanarak takip etmek üzere ayarlandı. Bu nedenle bütün senaryolar için aynı, düşük değerli süreç gürültüsü kovaryansı belirlendi. IMM 1'in ikinci modeli için, ilgilenilen hedefin manevra yapmadığı durumları takip edilebilmesi amaçlanarak, düşük değerli süreç gürültüsü kovaryansı belirlendi. IMM 3 algoritmasında yer alan 3. dereceden modellerden biri (Çizelge 4.2'de 1. Model) manevra başlangıcı ve bitiminde diğeri (Çizelge 4.2'de 2. Model) ise manevranın devam ettiği sürede hedef takibinin devam ettirilebilmesini sağlamaktadır. 1. Modelin süreç gürültüsü kovaryansı manevranın başlangıç ve bitimini algılamak ve bu duruma uygun tepkiyi verebilmek için yüksek değerli belirlendi. 2. Model de ise, model, yapısı gereği manevrayı takip edebilme yeteneğine sahip olduğundan düşük değerli süreç gürültüsü kovaryansı belirlendi. Algoritmanın 3. modeli, manevranın olmadığı bölümlerde hedef takibini gerçekleştirilmektedir ve bu nedenle düşük değerli süreç gürültüsü kovaryansı belirlendi.

Çizelge 4.3'de IMM algoritmalar için mod geçiş olasılıkları verilmektedir. Mod geçiş olasılıkları; ilgilenilen güncelleme anında hedef hareketi ile uyumlu olduğu varsayılan modelin, bir sonraki anda hangi olasılıkla hedef hareketi ile uyumlu olacağını ve algoritma içerisindeki diğer modellere geçişin hangi olasılıklar ile yapılacağını gösterir.

Bütün filtreler için ölçüm gürültüsü kovaryansı her iki kartezyen eksen için de $2500m^2$ olarak belirlendi.

Hedef takip filtrelerinin, takip doğrulukları; ölçümlere göre normalize pozisyon hatası türünden, 1000 Monte Carlo simülasyonu yapılarak her senaryo için ayrı ayrı elde edildi.

$$ÖGNPH = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^N [(\hat{x}(n)_i - x(n)_i)^2 + (\hat{y}(n)_i - y(n)_i)^2]}}{\sqrt{\sum_{i=1}^N [(Z(n)_{xi} - x(n)_i)^2 + (Z(n)_{yi} - y(n)_i)^2]}}$$

Çizelge 4.2. IMM 1 ve IMM 3 hedef takip filtreleri için süreç gürültüsü kovaryans değerleri.

		Senaryolar					
		I	II	III	IV	V	VI
IMM 1 Filtre için Süreç Gürültüsü Kovaryans Değerleri	1. Model (Koordineli Dönüş)	$\begin{bmatrix} 10 & 0 & 0 \\ 0 & 10 & 0 \\ 0 & 0 & 0,1^\circ \end{bmatrix}$	Diğer senaryolar için de, birinci senaryo için verilen değerle aynı.				
	2. Model (2. Derece)	$\begin{bmatrix} 10 & 0 & 0 \\ 0 & 10 & 0 \\ 0 & 0 & 0,1^\circ \end{bmatrix}$	Diğer senaryolar için de, birinci senaryo için verilen değerle aynı.				
IMM 3 Filtre için Süreç Gürültüsü Kovaryans Değerleri	1. Model (3. Derece)	$\begin{bmatrix} 250 & 0 \\ 0 & 250 \end{bmatrix}$	Diğer senaryolar için de, birinci senaryo için verilen değerle aynı.				
	2. Model (3. Derece)	$\begin{bmatrix} 10 & 0 \\ 0 & 10 \end{bmatrix}$	Diğer senaryolar için de, birinci senaryo için verilen değerle aynı.				
	3. Model (2. Derece)	$\begin{bmatrix} 10 & 0 \\ 0 & 10 \end{bmatrix}$	Diğer senaryolar için de, birinci senaryo için verilen değerle aynı.				

Çizelge 4.3. IMM algoritmalar için mod geçiş olasılıkları.

Hedef Takip Filtreleri	Mod Geçiş Olasılıkları
IMM 1	$\begin{bmatrix} 0,95 & 0,05 \\ 0,05 & 0,95 \end{bmatrix}$
IMM 2	$\begin{bmatrix} 0,95 & 0,05 \\ 0,05 & 0,95 \end{bmatrix}$
IMM 3	$\begin{bmatrix} 0,34 & 0,33 & 0,33 \\ 0,10 & 0,90 & 0 \\ 0,10 & 0 & 0,90 \end{bmatrix}$

Yukarıdaki eşitlik ölçümlere göre normalize pozisyon hatasını ifade etmektedir. Eşitlikte $\hat{x}(n)$, $\hat{y}(n)$, $x(n)$, $y(n)$ sırasıyla hedef pozisyonun kestirim ve gerçek değerleridir. $Z(n)$ ölçümleri göstermektedir ve N yapılan Monte Carlo simülasyonu sayısını ifade etmektedir.

Şekil 4.1’de senaryo 1 için hedef takip filtrelerinin ölçümlere göre normalize pozisyon hataları verilmektedir. Hedefin maksimum ivmesinin 1,8g olduğu bu senaryo için, bütün hedef takip filtrelerinin ölçüm hatasını iyileştirdiği görülmektedir. Senaryoda yer alan hedefin maksimum ivmesinin bilindiği varsayımı ile tasarlanan Kalman filtresi, beklediği gibi hedefin manevra yaptığı bölümlerde ölçüm hatasında iyileştirme yapabilmektedir. Ancak filtrenin manevrayı takip edebilecek seviyede süreç gürültüsü kovaryansına sahip olması, manevranın olmadığı bölümlerdeki hata iyileştirme miktarını olumsuz yönde etkilemektedir. Bu etki diğer senaryolar için elde edilen sonuçlar incelendiğinde daha iyi görülmektedir. Senaryo 2 için ÖGNPH’nin verildiği şekil 4.2’de, hedef hareketinin manevrasız bölümlerinde senaryo 1 için elde edilen sonuçlara göre, filtrenin hedef takibi sırasında daha fazla hata yaptığı görülmektedir. Senaryo 3 ve senaryo 4 için elde edilen sonuçların verildiği şekil 4.3 ve şekil 4.4 incelendiğinde; Kalman filtresinin, süreç gürültüsü kovaryansının hedefin manevra büyüklüğüne göre değiştirilmesi ile manevra takibinin yapılabilen ancak, manevrasız bölümlerde ÖGNPH’nin senaryo 3 için yaklaşık 0,75 seviyesinde, senaryo 4 için ise 0,78 seviyesinde gerçekleşmektedir. Bu değerler senaryo 1 ve senaryo 2 ile yapılan simülasyonlarda elde edilen yaklaşık 0,70 ve 0,73 seviyelerinin üzerindedir. Şekil 4.5 ve şekil 4.6’da sırasıyla senaryo 5 ve senaryo 6 için ÖGNPH’ları verilmektedir. Kalman filtresinin bu senaryolardaki performansı, süreç gürültüsü kovaryansının manevra takibi yapılabilmesi için hedef ivmesi büyüklüğüne bağlı olarak yüksek bir değere ayarlanmış olmasından dolayı, manevrasız bölümlerde kötüleşmeye devam etmektedir. Bu senaryolar ile yapılan simülasyon sonuçlarında dikkat çeken bir başka nokta da, süreç gürültüsü kovaryansının çok büyük olması durumunda Kalman filtresi, hedefin manevra yapıp yapmadığından bağımsız olarak hedef takibini gerçekleştirmektedir. Bu durum şekil 4.6 daha açık görülmektedir. Yüksek manevra kabiliyetine sahip olduğu bilinen bir hedefin, süreç gürültüsü kovaryansı hedefin manevra yapması durumu gözönüne alınarak ayarlanmış Kalman filtresi ile takip edilmesi, hedefin manevra yapmaması durumunda daha az hata ile takip yapılması olanağını ortadan kaldırmaktadır. Gerçek yaşamda hedeflerin manevra yaptığı bölümlerin manevrasız bölümlere oranla çok az olması, Kalman filtresinin manevra takibi için ayarlanmasının, hedef takip kalitesini düşüreceği açıktır. Ayrıca takip altına alınan bir hedefin türü bilinmediği sürece hedefin manevra yetenekleri hakkında bilgiye de sahip olmak mümkün değildir. Dolayısı ile her hangi bir hedefi Kalman filtresi ile takip etmeye çalışırken, süreç gürültüsü kovaryansının ne olacağı sorusu cevapsızdır.

Kalman filtresinde yaşanan hedefin manevra yapmadığı bölümlerdeki takip hatası problemi IMM 2 filtrede, kullanılan modellerden birinin süreç gürültüsü kovaryansının manevralı bölümlerin takibini, diğerinin süreç gürültüsü kovaryansının manevrasız bölümlerin takibini yapabilecek şekilde ayarlanmasıyla giderilebilmektedir. Ancak IMM 2 filtre için de, takip edilecek hedefin tipi bilinmediği sürece, manevralı bölümleri takip edecek olan modelin süreç gürültüsü kovaryans seviyesini belirleme sorunu devam etmektedir. Bu çalışmada, modellerin süreç gürültüsü kovaryansları, hedef hareketi hakkında ön bilgiye sahip olunduğu varsayımı ile belirlenen IMM 2 filtre, hedefin manevra yapmadığı bölümlerde bütün senaryolar için yaklaşık 0,60 seviyesinde ÖGNPH yapmaktadır. Şekil 4.1 – 4.6’da görülen IMM 2 için manevrasız bölümlerde yapılan hata iyileştirme miktarı, Kalman filtresinde yaşanan problemin ortadan kaldırıldığına göstergesidir. Simülasyonlar sonucunda IMM 2 için elde edilen hata grafikleri incelendiğinde, IMM 2 filtrenin, hedefin manevra yaptığı 24 – 44. saniyelerde, Kalman filtresine göre daha fazla hata yaptığı bölümlerin olduğu görülmektedir. Özellikle manevra başlangıcında IMM 2 filtrenin yaptığı ÖGNPH’ında ani bir sıçramanın olduğu dikkat çekmektedir. Senaryo 3 – 4 – 5 – 6 için yapılan simülasyonlarda manevra başlangıcında IMM 2 filtrenin, ölçüm hatasının üzerinde kestirim hatası ürettiği görülmektedir. Manevra başlangıcında yapılan hatanın sebebi; IMM 2 filtrede kullanılan 2 modelinde kesikli zaman beyaz gürültü ivmelenme modeli olması ve dolayısıyla modellerin manevra takibini süreç gürültüsü kovaryansı seviyelerine göre yapmaları ve manevra başlangıcında model olasılıklarındaki değişimin yarattığı yanlışlıktır. Model olasılıklarındaki değişimin nasıl olacağını mod geçiş olasılıkları belirlemektedir. Mod geçiş olasılıkları IMM tabanlı filtrelerin en önemli parametrelerindedir ve olasılıkların belirlenmesi tamamen sezgisel yapılmaktadır. Bu durum IMM tabanlı filtrelerin en büyük tasarım problemlerindedir.

IMM 1 ve IMM 3 filtreleri için yapılan simülasyon sonuçları incelendiğinde, manevra başlangıcında filtrelerin ürettiği kestirim hatalarında sıçrama yaşandığı, fakat hatadaki artışın IMM 2’deki kadar büyük olmadığı görülmektedir. IMM 1 ve IMM 3 filtrelerinin tasarım parametrelerinin farklı olması ve filtrelerin içerdiği modeller manevra başlangıcındaki hata artışını sınırlayan temel etkenlerdir. IMM 1 filtre, bütün senaryolar için hedef takibini en az hata ile gerçekleştiren filtredir. IMM 1 filtrede yer alan modellerden birinin koordineli dönüş modeli olması sebebiyle, filtre açışal hız kestirimi yapmaktadır. Açışal hız kestirimi kullanılarak, her güncelleme anında koordineli dönüş modelinin durum

geçiş matrisi yeniden hesaplanmakta ve hedef hareketi ile uyumlu hale getirilmektedir. Bu nedenle, hedefin maksimum ivmesinin 1,8g - 4,5g arasında değiştiği 6 senaryoda da IMM 1, manevra sırasında en az hata yapan filtredir. IMM 1 filtrenin manevrasız bölümlerde de en az hata yapan filtre olmasının sebebi ise; manevra yokken açılmal hız kestirimlerinin 0'a yakın olması ve bu durumda hesaplanan koordineli dönüş modeli durum geçiş matrisinin, 2. dereceden dinamik modelde kullanılan matris ile yaklaşık olarak aynı olmasıdır. Bir başka deyişle; hedef hareketinin manevrasız bölümlerinde IMM 1 filtre, 2 tane aynı süreç gürültüsü kovaryansına sahip 2. dereceden modelden oluşuyormuş gibi davranmaktadır. Dolayısıyla dinamik modeli hedef hareketi ile uyumlu tek bir filtre gibi kestirim yapmaktadır.

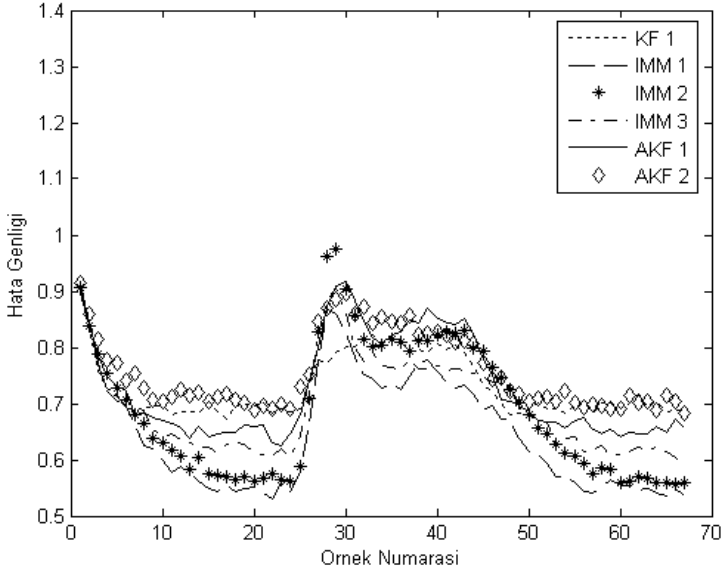
IMM 3 filtre, senaryolarda simüle edilen bütün hedefler için manevra sırasında IMM 1'den sonra en az hata üreten filtredir. IMM 3 filtrenin 3. dereceden 2 modele sahip olması ve bu modeller ile ivme kestirimi yaparak, hedef hareketindeki ivmelenmeyi algılaması, manevra sırasında filtrenin takip doğruluğunu arttıran etkidir. Senaryo 1 ve senaryo 2 için sonuçların verildiği şekil 4.1 ve şekil 4.2 incelendiğinde, manevra sırasında IMM 3'ün yaklaşık olarak IMM 1 ile aynı hata seviyesine sahip olduğu söylenebilir. Ancak diğer senaryolarda, hedefin yaptığı manevrasız büyüdükçe, manevra sırasında IMM 3'ün yaptığı hata miktarında artış görülmektedir. IMM 3 filtrenin, 3 modelden oluşması ve 3. dereceden modellerin ürettiği ivme kestirimlerinin manevra sırasındaki iyi etkileri, hedefin manevra yapmadığı bölümlerde takip doğruluğunu kötü yönde etkilemektedir. 3. dereceden modellerin, manevra yokken gerçekleştirdikleri ivme kestirimlerinden kaynaklanan yanlışlık ve model sayısının 3'e çıkması ile manevrasız bölümlerde 2. dereceden modelin diğer IMM tabanlı filtrelerdekine göre daha düşük ağırlık almasından kaynaklanan yanlışlık, IMM 3 filtrenin bütün senaryoların manevrasız bölümlerinde IMM 1 ve IMM 2'ye göre daha fazla ÖGNPH yapmasına sebep olmaktadır.

Kalman filtresinde, filtrenin hedef manevrasını takip yeteneğini belirleyen süreç gürültüsü kovaryansının, her güncelleme anında yeniden hesaplandığı AKF 1 ve AKF 2 için sümlasyon sonuçları şekil 4.1 – 4.6'da verilmektedir. AKF 1 bütün senaryolar için uygun süreç gürültüsü kovaryans değerini hesapladığı skala çarpanı ile ayarlayarak, hedefin manevra yaptığı ve hedef hareketinde manevra bulunmayan bölümlerin takibini, ölçüm hatasını iyileştirerek sürdürmektedir. Şekil 4.8'de verilen, AKF 1'in hesapladığı

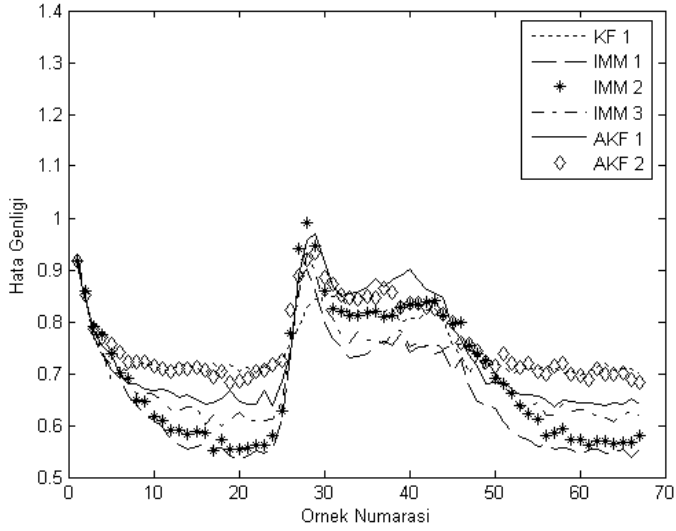
skala çarpanı değerleri incelendiğinde, hedefin manevra yapmadığı bölümlerde, bütün senaryolar için skala çarpanının değerinin 10 civarında olduğu görülmektedir. Bu değer IMM tabanlı filtrelerdeki düşük süreç gürültüsü kovaryansına sahip olan modelin kullandığı süreç gürültüsü kovaryansının 10 katı bir kovaryansın kullanıldığının göstergesidir. Bu farkın etkisi hedefin ivmesiz hareket ettiği bölümlerde IMM tabanlı filtrelere göre daha fazla hata yapılması şeklinde ortaya çıkmaktadır. Ancak hedef manevrasını takip etmek için ayarlanmış Kalman filtrenin ivmesiz bölümlerdeki ÖGNPH ile karşılaştırıldığında, AKF 1'in daha az hata yaptığı görülmektedir. AKF 1'in manevra başlangıcında yaptığı hata diğer filtrelere göre çok daha fazla olmaktadır. Özellikle hedef manevrasının büyümesi (senaryo 3-4-5-6) ile manevra başlangıcında yapılan hatada 1,4 seviyelerine kadar artış olmaktadır. Hatadaki bu artış, skala çarpanının manevranın takibinin yapılabilmesini sağlayacak seviyede değerler alması ile azalmakta ve ölçüm hatasında yapılan iyileştirmenin göstergesi olan 1 çitasının altına indirilmektedir. AKF 2 için yapılan simülasyonlarda, filtre bütün senaryolar için hedef takibi sırasında ölçüm hatasını iyileştirecek seviyede süreç gürültüsü kovaryansını hesaplayabilmektedir. Şekil 4.9'da süreç gürültüsü kovaryansının x bileşenin karekökünün değişimi ve şekil 4.10'da süreç gürültüsü kovaryansının y bileşenin karekökünün değişimi verilmektedir. Hedefin manevra yapmadığı bölümlerde süreç gürültüsü kovaryansının x ve y bileşenleri yaklaşık 13 değerini almaktadır. Bu değer bütün senaryolar için manevrasız bölümlerde, ÖGNPH'nın 0,7'ler seviyesinde olmasını sağlamaktadır. Manevrasız bölümlerde elde edilen %30'lara varan ölçüm hatası iyileştirme miktarı, Kalman filtresinin yaptığı hata iyileştirmeden daha iyiyken, IMM tabanlı filtreler ve AKF 1'e göre daha kötüdür. Hedef hareketlerinin manevralı bölümlerinde AKF 2'nin hesapladığı süreç gürültüsü kovaryansının x ve y bileşenlerinin değerleri artmakta, dolayısı ile filtre ölçüm hatasını iyileştirerek hedef takibini sürdürebilmektedir. AKF 2, manevra başlangıç ve bitimini takip edebilmek için 3. derceden modele sahip IMM 3 filtre ile aynı manevra başlangıcı performansına sahiptir.

AKF 1 ve AKF 2 hedef hareketi hakkında ön bilgiye sahip olmamalarına rağmen, hedef manevrasını algılayarak, süreç gürültüsü kovaryanslarını manevra büyüklüğüne göre ayarlayabilmektedirler. AKF 2 manevra sırasında AKF 1'e göre, hedef takibinin yapıldığı eksenlerdeki manevra büyüklüklerine bağlı olarak, eksenler için ayrı ayrı süreç gürültüsü kovaryans değeri hesapladığından, manevra sırasında daha fazla hata iyileştirmesi yapmaktadır. AKF 1 ve AKF 2 filtrenin hedef hareketi

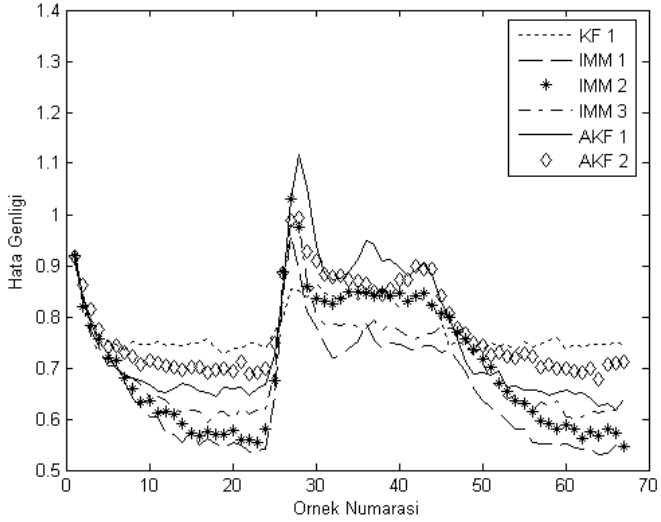
hakkında ön bilgiye sahip olmadan hedef takibini gerçekleştirebilmelerinin önemi, şekil 4.7’de verilen, süreç gürültüsü kovaryansı bütün senaryolar için aynı değer olarak, manevra bilgisi bilinmeden ayarlanmış olan Kalman filtresin için elde edilen sonuçları incelemek yeterlidir. Hedef manevrası ile uyumsuz süreç gürültüsü kovaryansına sahip olan Kalman filtre için yapılan simülasyonlarda elde edilen sonuçlar, filtrenin manevrasız bölümlerde ölçüm hatasını %40’lar seviyesinde iyileştirdiğini, ancak manevranın başlaması ile filtrenin ölçüm hatasını iyileştiremediğini göstermektedir. Bütün senaryolarda filtre manevra sırasında ölçüm hatasından daha fazla kestirim hatası yapmaktadır. Süreç gürültüsü kovaryansı hedefin manevra yeteneğine bağlı olarak ayarlanmamış Kalman filtre için elde edilen sonuçlar ve gerçek yaşamda takip edilmeye çalışılan hedefin tipinin ve manevra yeteneğinin bilinmeyeceği gerçeği göz önüne alındığında, 2. dereceden dinamik modele sahip Kalman filtre ya da manevra takibi yapacak modeli 2. dereceden olan IMM tabanlı filtre tasarlanmasının çok güç olduğu ortaya çıkmaktadır.



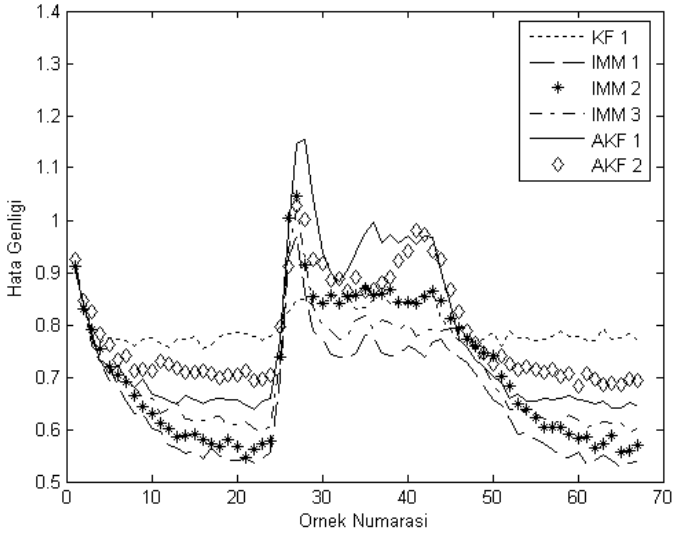
Şekil 4.1. Birinci senaryo için hedef takip filtrelerinin ölçümlere göre normalize hataları.



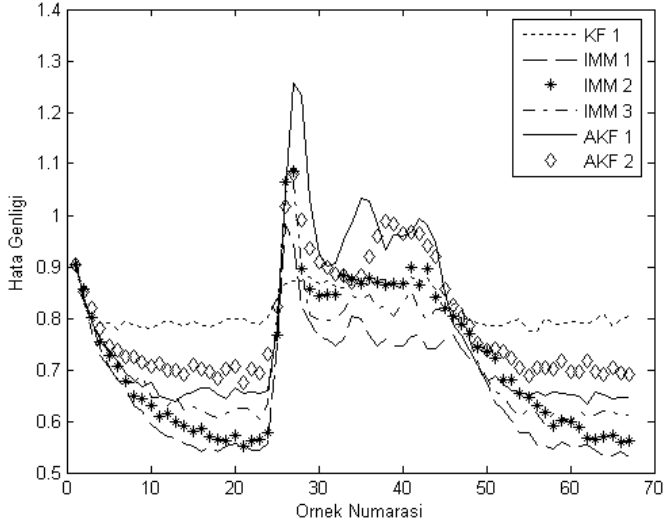
Şekil 4.2. İkinci senaryo için hedef takip filtrelerinin ölçümlere göre normalize hataları.



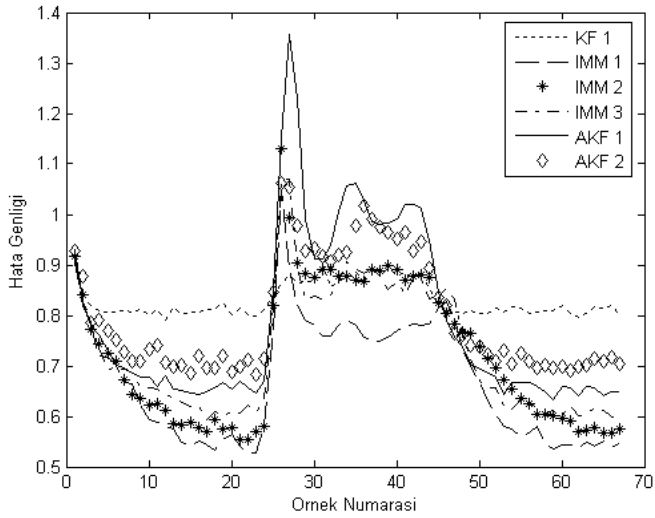
Şekil 4.3. Üçüncü senaryo için hedef takip filtrelerinin ölçümlere göre normalize hataları.



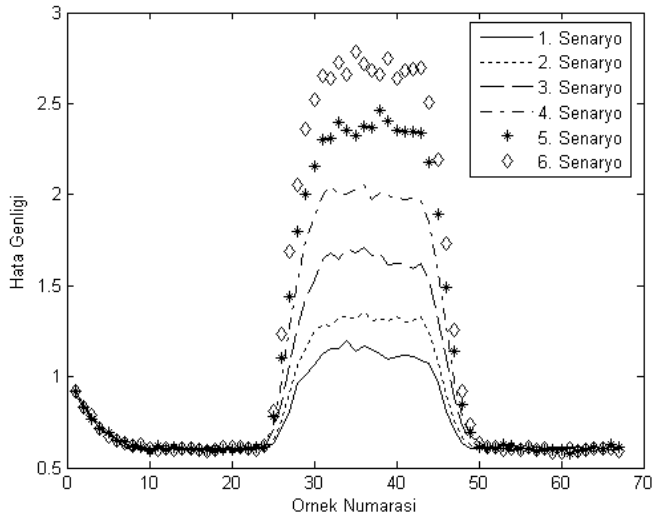
Şekil 4.4. Dördüncü senaryo için hedef takip filtrelerinin ölçümlere göre normalize hataları.



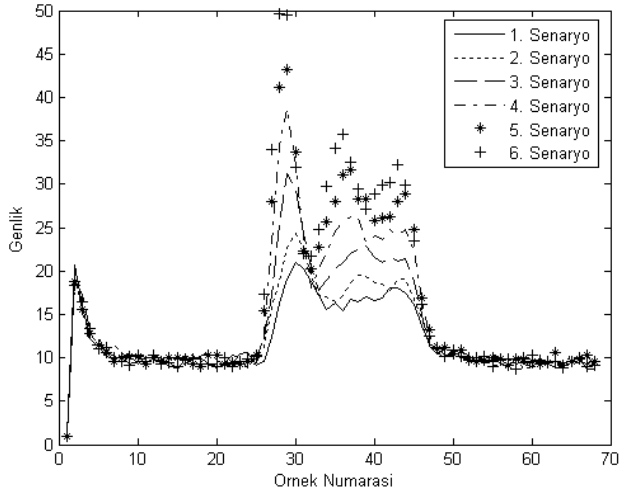
Şekil 4.5. Beşinci senaryo için hedef takip filtrelerinin ölçümlere göre normalize hataları.



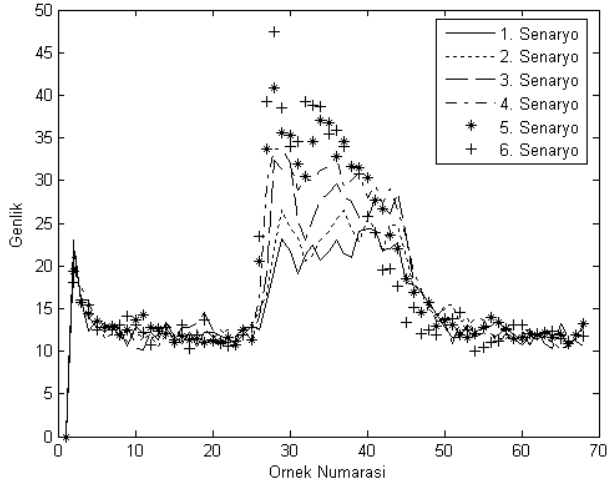
Şekil 4.6. Altıncı senaryo için hedef takip filtrelerinin ölçümlere göre normalize hataları.



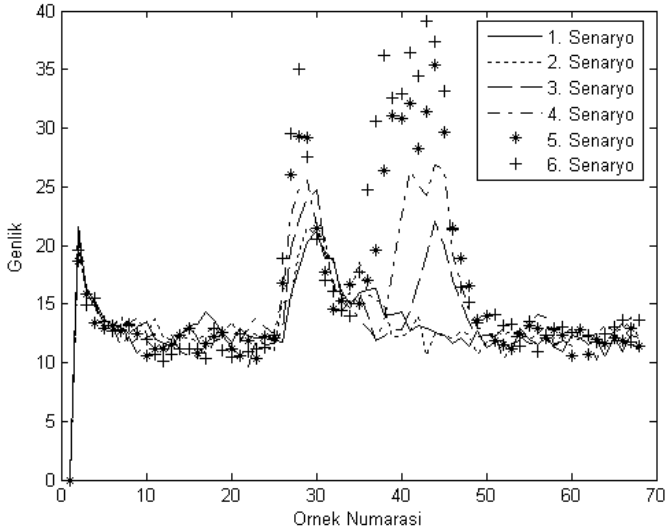
Şekil 4.7. Düşük süreç gürültüsü kovaryansına sahip Kalman filtrenin bütün senaryolar için ölçümlere göre normalize hataları.



Şekil 4.8. Süreç gürültüsünü hesaplanan bir katsayı ile çarparak adaptiflik sağlayan filtre için bütün senaryolarda hesaplanan skala çarpanı değerleri.



Şekil 4.9. Yeni adaptif Kalman filtrenin bütün senaryolar için hesapladığı süreç gürültüsü kovaryansının x bileşeninin karekökünün değişimi.



Şekil 4.10. Yeni adaptif Kalman filtrenin bütün senaryolar için hesapladığı süreç gürültüsü kovaryansının y bileşeninin karekökünün değişimi.

4.2. İz Oluşturma İle İlgili Araştırma Bulguları

Tez çalışmasında 2-de-2 ve N-de-M mantıksal iz oluşturma yöntemi üzerine araştırmalar yapıldı. Bu yöntemin performansını 3 temel parametre belirlemektedir. Bu parametreler; anlık tespit olasılığı (P_D), toplam algılama fırsatı sayısı (N) ve minimum algılama sayısıdır (M). Bu parametreler iz oluşturma yapacak olan sistemin, izi, ilk ölçüm alınmaya başladıktan ne kadar süre sonra başlatmış olacağını belirler. Bu nokta önemlidir. Çünkü, hedef takip sistemleri tasarlanırken iz oluşturma işlemi için ne kadar süre ayrılacağı ve bu süre için uygun N ve M değerlerinin belirlenmesi gerekmektedir.

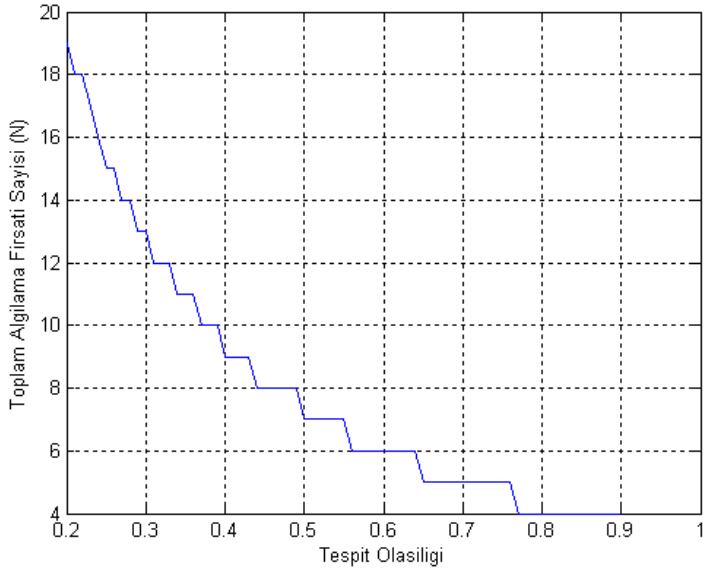
Toplam N algılama fırsatı içinde minimum M (bir başka deyişle M ya da daha fazla) algılama yapılma olasılığı eşitlik (4.1) ile hesaplanır.

$$P_{N-de-M} = \sum_{m=M}^N \frac{N!}{m!(N-m)!} P_D^m (1-P_D)^{(N-m)} \quad (4.1)$$

Yukarıda verilen eşitlik kullanılarak, tasarlanan sistemin anlık tespit olasılığının M ve N değerlerine göre ne olması gerektiği belirlenir. Anlık tespit olasılığından kümülatif tespit olasılığına geçiş, uzunluğu N tane tespit olasılığı içerecek olan bir pencere kurulup, pencerenin kaydırılması ile hesaplama yapılır. Pencerenin kaydırılması istenilen kümülatif tespit olasılığına ulaşıldığında (mesala %90 gibi) durdurulur. Eşitlik (4.2)'de kümülatif tespit olasılığının nasıl hesaplanacağı verilmektedir.

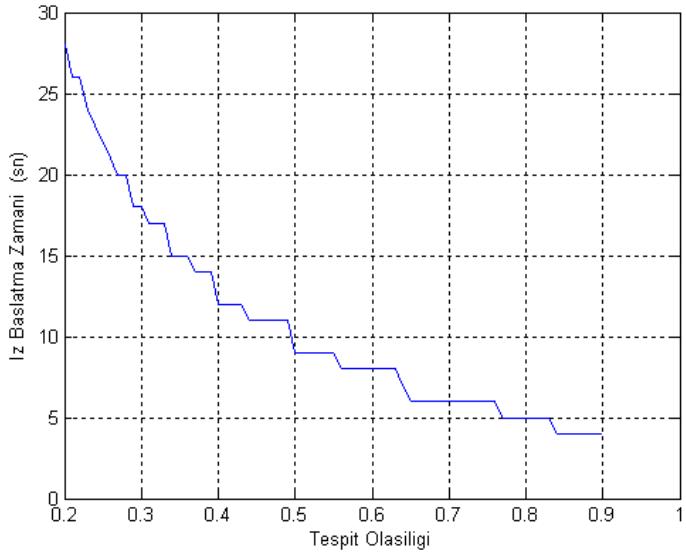
$$P_{küm} = 1 - \left(1 - \frac{N!}{M!(N-M)!} P_D^M (1-P_D)^{(N-M)} \right) (1-P_D)^k \quad (4.2)$$

Bu eşitlikte k, kayan pencere sayısıdır. Bu bilgiler ışığında, M'in 2 ve 3 değerleri için, tespit olasılığının %20 – %90 arasında değişimine karşılık, toplam algılama fırsatı sayısı ve iz başlatma zamanı, 1 saniye ölçüm alma aralığı varsayımı ile hesaplandı. Hesaplamalar P_{N-de-M} değeri 0,76'yı ve $P_{küm}$ değeri 0,90'ını sağlayana kadar sürdürüldü. Şekil 4.11'de M=3 için, tespit olasılığı değişirken, toplam algılama fırsatı sayısının değişimi verilmektedir. Tespit olasılığının düşmesi ile iz başlatma için gerekli toplam algılama fırsatı sayısı hızla artmaktadır. Bu artışın iz başlatma zamanına olan etkisi Şekil 4.12'de verilen tespit olasılığı ile iz başlatma zamanı değişiminde görülmektedir. Bir hedef takip sisteminin iz başlatma birimi için, iz başlatma süresi 10 saniye ile sınırlandırılmış ise, Şekil 4.11 ve 4.12'deki veriler ışığında, sistemin M=3 için en az %50 tespit olasılığı sağlaması ve iz başlatma mantığında toplam algılama fırsatı sayısının maksimum 7 olarak ayarlanması gerekir. Şekil 4.13 ve 4.14'de ise minimum algılama olasılığı sayısı M'nin, 3 ten 2 ye düşürülmesi ile performansdaki değişimler verilmektedir. Şekil 4.13'de görüldüğü gibi minimum algılama olasılığı sayısının azalması, daha düşük tespit olasılığı değerleri için iz başlatma zamanının azalmasını sağlamaktadır. Dolayısı ile Şekil 4.14'de verilen toplam algılama fırsatı sayısında da azalma yaşanmaktadır.

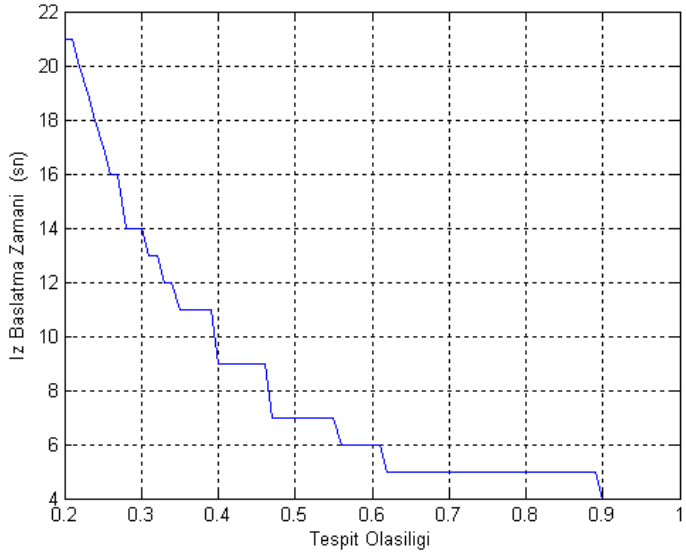


Şekil 4.11. $M=3$ için tespit olasılığı toplam algılama fırsatı sayısı değişimi.

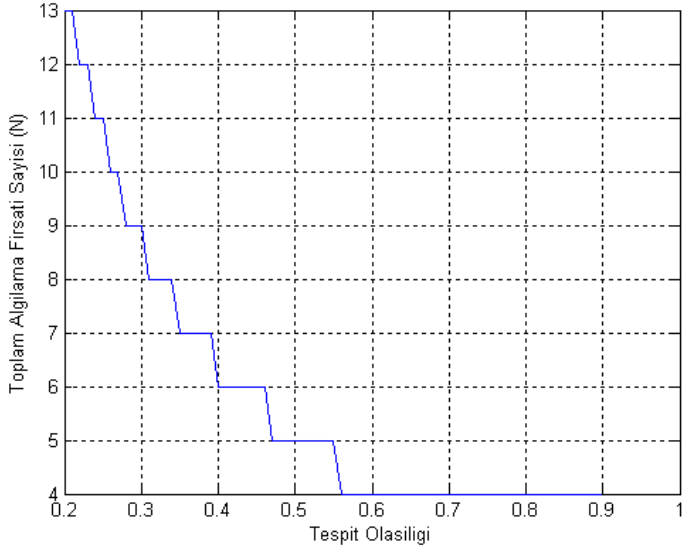
Araştırma bulguları iz başlatma birimi tasarımı yapılırken toplam algılama fırsatı sayısı, minimum algılama sayısı ve tespit olasılığı değerlerinin, iz başlatma zamanının belirlenmesi açısından büyük önem taşıdığını göstermektedir. Bir radar sisteminin iz başlatma birimi açısından düşünüldüğünde, tespit olasılığının düşük bir değerde olması radar kaynaklarının kullanımı ve daha uzun mesafede tespit yapılabilmesi açısından faydalıdır. Ancak minimum algılama sayısı da göz önüne alındığında düşük tespit olasılığı iz başlatma zamanını arttırmaktadır. Dolayısı ile izi başlatma biriminin tasarımında kullanılacak toplam algılama fırsatı sayısında da artış olmaktadır. Hem tespit olasılığı hem de minimum algılama sayısı düşük değerler olduğunda, iz başlatma zamanı azaltılabilmekte, fakat bu durumda, parazit yankı kaynaklı ölçümlerden iz başlatılması olasılığı artar ve çok fazla izin oluşturulması riski ortaya çıkar.



Şekil 4.12. M=3 için tespit olasılığı iz başlatma zamanı değişimi.



Şekil 4.13. M=2 için tespit olasılığı iz başlatma zamanı değişimi.



Şekil 4.14. $M=2$ için tespit olasılığı toplam algılama fırsatı sayısı değişimi.

4.3. Parazit Yankılı Ortamda Hedef Takip Filtrelerinin Performansları

Parazit yankılı ortamda hedef takip filtrelerinin performanslarını incelemek için bölüm (3.2)'de anlatılan senaryolardan iki tanesi kullanıldı. Senaryoların seçimi yapılırken düşük ve yüksek manevra yapan hedeflerin simüle edilebilmesi amaçlandı ve bu nedenle 2,1g maksimum ivmeye sahip olan senaryo ile 4g maksimum ivmeye sahip olan senaryo seçildi. İki boyutlu Kartezyen uzayda (0,0) koordinatlarında bir sensör olduğu varsayılarak, senaryolardan 1 saniye örnekleme aralığı ile pozisyon bilgileri (hedefin x ve y eksenlerindeki konum bilgileri) elde edildi. Pozisyon bilgilerine 0 ortalamalı 50m standart sapmalı beyaz Gaussian gürültü eklenerek, senaryolarda simüle edilen hedef hareketlerine ait ölçümler elde edildi. Parazit yankının modellenmesi, hedef takip filtresinin hesapladığı geçerlilik bölgesinin içerisinde belirli sayıda hedef kaynaklı olmayan ölçüm bulunacak şekilde, bölüm (3.3)'de anlatıldığı gibi yapıldı. Her bir senaryo

için, geçerlilik bölgesi içerisinde yer alan 7 farklı parazit yankı miktarı seçilerek, toplam 14 farklı durum elde edildi.

İncelemesi yapılan hedef takip filtreleri, veri ilişkilendirme yöntemlerine göre iki grupta toplandı. İlk grupta olasılıksal veri ilişkilendirme yöntemini kullanan 7 tane hedef takip filtresi bulunmaktadır. Bu filtreler; bölüm (3.1)'de anlatılan, kesikli zaman beyaz gürültü ivmelenme modeline 2 farklı adaptif Kalman filtre (APDAF 1, APDAF 2), süreç gürültüsü kovaryansları birbirinden farklı, kesikli zaman beyaz gürültü ivmelenme modeline sahip 2 tane olasılıksal veri ilişkilendirme filtresi (PDAF 1, PDAF 2), bir koordineli dönü ve bir kesikli zaman beyaz gürültü ivmelenme modeline sahip IMM filtre (IMMPDAF 1), iki kesikli zaman beyaz gürültü ivmelenme modeline sahip IMM filtre (IMMPDAF 2), iki kesikli zaman Weiner süreci ivmelenme modeline ve bir kesikli zaman beyaz gürültü ivmelenme modeline sahip IMM filtredir (IMMPDAF 3).

İkinci grupta en yakın komşu veri ilişkilendirme yöntemini kullanan 6 tane filtre yer almaktadır. Bu gruptaki filtreler; bölüm (3.1)'de anlatılan, kesikli zaman beyaz gürültü ivmelenme modeline 2 farklı adaptif Kalman filtre (ANNKF 1, ANNKF 2), süreç gürültüsü kovaryansları birbirinden farklı, kesikli zaman beyaz gürültü ivmelenme modeline sahip 2 tane Kalman filtre (NNKF 1, NNKF 2), bir eksikli zaman beyaz gürültü ivmelenme modeli ve bir koordineli dönüş modeline sahip EÇM filtre (IMMNN 1), iki kesikli zaman beyaz gürültü ivmelenme modeline sahip EÇM filtre (IMMNN 2), iki kesikli zaman Weiner süreci ivmelenme modeline ve bir kesikli zaman beyaz gürültü ivmelenme modeline sahip EÇM filtredir (IMMNN 3).

Çizelge 4.4 ve 4.5'de filtrelerin süreç gürültüsü kovaryans değerleri sırasıyla 1. ve 2. senaryo için verilmektedir. İki senaryo içinde PDAF 2 ve NNKF 2 filtreleri haricindeki filtreler için, hedefin maksimum ivmesinin bilindiği varsayılarak, süreç gürültüsü kovaryansları hedefin maksimum manevrasının takibini sağlayacak şekilde belirlendi. PDAF 2 ve NNKF 2 filtrelerinde hedef hareketi hakkında ön – bilgiye sahip olunmadığı varsayımı ile düşük değerli süreç gürültüsü kovaryansları belirlendi.

Çizelge 4.4. 1. senaryo için hedef takip filtrelerinin süreç gürültüsü kovaryansları.

Hedef Takip Filtreleri	Süreç Gürültüsü Kovaryansları		
	Senaryo 1 (2,1g)		
	1. Model	2. Model	3. Model
PDAF 1	$\begin{bmatrix} 324 & 0 \\ 0 & 324 \end{bmatrix}$	--	--
PDAF 2	$\begin{bmatrix} 75 & 0 \\ 0 & 75 \end{bmatrix}$	--	--
IMMPDAF 1	$\begin{bmatrix} 10 & 0 & 0 \\ 0 & 10 & 0 \\ 0 & 0 & 0,1^\circ \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 10 & 0 & 0 \\ 0 & 10 & 0 \\ 0 & 0 & 0,1^\circ \end{bmatrix}$	--
IMMPDAF2	$\begin{bmatrix} 324 & 0 \\ 0 & 324 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 10 & 0 \\ 0 & 10 \end{bmatrix}$	
IMMPDAF 3	$\begin{bmatrix} 250 & 0 \\ 0 & 250 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 10 & 0 \\ 0 & 10 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 10 & 0 \\ 0 & 10 \end{bmatrix}$
NNKF 1	$\begin{bmatrix} 324 & 0 \\ 0 & 324 \end{bmatrix}$	--	--
NNKF 2	$\begin{bmatrix} 75 & 0 \\ 0 & 75 \end{bmatrix}$	--	--
IMMNN 1	$\begin{bmatrix} 10 & 0 & 0 \\ 0 & 10 & 0 \\ 0 & 0 & 0,1^\circ \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 10 & 0 & 0 \\ 0 & 10 & 0 \\ 0 & 0 & 0,1^\circ \end{bmatrix}$	--
IMMNN 1	$\begin{bmatrix} 324 & 0 \\ 0 & 324 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 10 & 0 \\ 0 & 10 \end{bmatrix}$	--
IMMNN 2	$\begin{bmatrix} 250 & 0 \\ 0 & 250 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 10 & 0 \\ 0 & 10 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 10 & 0 \\ 0 & 10 \end{bmatrix}$

Çizelge 4.6'de IMM tabanlı hedef takip filtreleri için belirlenen mod geçiş olasılıkları verilmektedir.

Tasarlanan hedef takip filtrelerinin hepsinde ölçüm gürültüsü kovaryansı her iki kartezyen eksen için de 2500m^2 olarak belirlendi. Bütün filtreler için kapı eşik değeri 16 olarak seçildi. Olasılıksal veri ilişkilendirme yöntemini

kullanılan filtreler için tespit olasılığı 0,85 ve kapılama olasılığı 0,99 olarak belirlendi.

Hedef takip filtrelerinin parazit yankılı ortamdaki karşılaştırılması, takip sırasında yapılan pozisyon hatası ve kaybedilen iz sayısı yönünden, 1000 Monte Carlo simülasyonu yapılarak gerçekleştirildi. Pozisyon hatası kare ortalamaların karekökü (KOK) türünden ifade edildi. Bir Monte Carlo simülasyonu sırasında hedef kaynaklı ölçüm 5 ardışık güncelleme anında geçerlilik bölgesi içerisinde yer almadıysa, ilgili iz kaybedildi kararı verildi ve kaybedilen iz sayısı bu yöntem ile hesaplandı.

Çizelge 4.5. 2. senaryo için hedef takip filtrelerinin süreç gürültüsü kovaryansları.

Hedef Takip Filtreleri	Süreç Gürültüsü Kovaryansları		
	Senaryo 2 (4g)		
	1. Model	2. Model	3. Model
PDAF 1	$\begin{bmatrix} 1600 & 0 \\ 0 & 1600 \end{bmatrix}$	--	--
PDAF 2	$\begin{bmatrix} 75 & 0 \\ 0 & 75 \end{bmatrix}$	--	--
IMMPDAF 1	$\begin{bmatrix} 10 & 0 & 0 \\ 0 & 10 & 0 \\ 0 & 0 & 0,1^\circ \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 10 & 0 & 0 \\ 0 & 10 & 0 \\ 0 & 0 & 0,1^\circ \end{bmatrix}$	--
IMMPDAF2	$\begin{bmatrix} 1600 & 0 \\ 0 & 1600 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 10 & 0 \\ 0 & 10 \end{bmatrix}$	
IMMPDAF 3	$\begin{bmatrix} 250 & 0 \\ 0 & 250 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 10 & 0 \\ 0 & 10 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 10 & 0 \\ 0 & 10 \end{bmatrix}$

Olasılıksal veri ilişkilendirme yöntemini kullanan 7 hedef takip filtresinin, 2 senaryo için KOK pozisyon hatası ve kaybedilen iz sayısı sonuçları Çizelge 4.7'de, en yakın komşu veri ilişkilendirme yöntemini kullanan 7 hedef takip filtresinin düşük manevralı senaryo için KOK pozisyon hatası ve kaybedilen iz sayısı sonuçları Çizelge 4.8'de verilmektedir. Çizelgelerde verilen KOK pozisyon hatası değerleri, senaryolar için elde

edilen KOK pozisyon hatalarının ortalamalarını göstermektedir. Hedef takip filtreleri için çizelgelerde parazit yankı miktarındaki artışa bağlı olarak

verilen sonuçları değerlendirirken 2 noktaya dikkat etmek gerekir: 1) Hedef takip filtresinin takip doğruluğu mu iyi olmalı (pozisyon hatası az olmalı) ? 2) Filtre hedefin takibini devam ettirebilmeli mi (ilgilenilen izin kaybedilmemesi) ?

Çizelge 4.6. IMM tabanlı hedef takip filtreleri için mod geçiş olasılıkları.

Hedef Takip Filtreleri	Mod Geçiş Olasılıkları
IMMPDAF 1 IMMNN 1	$\begin{bmatrix} 0,95 & 0,05 \\ 0,05 & 0,95 \end{bmatrix}$
IMMPDAF 2 IMMNN 2	$\begin{bmatrix} 0,95 & 0,05 \\ 0,05 & 0,95 \end{bmatrix}$
IMMPDAF 3 IMMNN 2	$\begin{bmatrix} 0,34 & 0,33 & 0,33 \\ 0,10 & 0,90 & 0 \\ 0,10 & 0 & 0,90 \end{bmatrix}$

Çizelge 4.7’de verilen filtreler, 2 senaryo için artan parazit yankı sayısına bağlı olarak KOK pozisyon hatası ve kaybedilen iz sayısı bakımından karşılaştırıldığında, IMMPDAF 1’in bütün parazit yankı seviyeleri için en iyi sonuçları veren filtre olduğu görülmektedir. Bunun sebebi; senaryolarda manevraya neden olan koordineli dönüş hareketinin, bu filtrenin IMM yapısı içerisinde koordineli dönüş modeli ile modellenmiş olmasıdır. Filtrenin bu yapısından dolayı, hedef hareketi ile filtre modeli uyum içerisindedir. Çizelge incelendiğinde IMMPDAF 3, kaybedilen iz sayısı yönünden IMMPDAF 1’den sonra en iyi filtredir. Fakat yüksek manevralı senaryo için sonuçlar incelendiğinde, iz kaybını düşük seviyede tutmanın bedeli pozisyon hatasındaki artış olarak ortaya çıkmaktadır. Ayrıca en büyük süreç gürültüsü kovaryansına sahip olan modelin IMM yapısı içerisinde merkez model olması ve diğer modellerin merkez model için geçerli olan ölçümler ile güncellenmesi de pozisyon hatasını arttırmaktadır. IMMPDAF 2 için elde edilen sonuçlarda merkez modele bağlı ölçüm ilişkilendirme yapılmasının etkileri daha iyi görülmektedir. IMMPDAF 2, ortalama parazit yankı sayısının 1,5 ya da 1,5’den daha büyük olması durumlarında PDAF 1’e göre daha büyük KOK pozisyon hatası yapmaktadır. PDAF 1, tek modele sahip olması, süreç gürültüsü kovaryansının hedef manevrasını takip edebilecek seviyede ayarlanmış olması ve IMM yapısında karşılaşılan ölçümlerin ilişkilendirilmesi problemini yaşamaması sebebiyle, ortamdaki parazit yankı sayısındaki artışa rağmen IMMPDAF 2’ye göre daha az pozisyon hatası ve iz kaybı ile hedef takibini gerçekleştirmektedir. Ancak, PDAF 1 IMMPDAF 3 ile

karşılaştırıldığında, düşük manevralı senaryo için IMMPPDAF 3'ün hem pozisyon hatası hem de iz kaybı açısından daha iyi olduğu, yüksek manevralı senaryo için ise kaybedilen iz sayısının PDAF 1'e göre daha az olduğu görülmektedir. IMMPPDAF 3'ün hedef takibini diğer iki filtreye göre (PDAF1, IMMPPDAF 2) daha iyi gerçekleştirmesinin sebebi; filtrenin IMM yapısı içerisinde manevra başlangıç ve bitiminin takibi için bir 3. dereceden model ve manevra sırasında takibi sağlamak için bir 3. derecen model bulunmasıdır.

Yukarıda değerlendirilmesi yapılan filtrelerden PDAF 1, IMMPPDAF 1 ve IMMPPDAF 2'nin tasarımı, gerçek yaşamda tam olarak bilinmesi mümkün olmayan hedef hareketi hakkındaki ön bilgileri içermektedir. Hedef hareketi ile ilgili ön bilgiye ihtiyaç duymayan APDAF 1 ve APDAF 2 için elde edilen sonuçlar incelendiğinde; olasılıksal veri ilişkilendirme yöntemi ile bu iki adaptif Kalman filtrenin birleştirilmesinin pozisyon hatasında ve kaybedilen iz sayısında diğer filtrelere göre daha kötü sonuçlar ürettiği görülmektedir. Düşük manevralı senaryo için 2 filtrenin sonuçları, hedef hareketi hakkında ön bilginin bulunmadığı da gözönüne alınarak değerlendirildiğinde, hem hedef takibinin devam ettirilmesi hem de yapılan pozisyon hataları açısından kabul edilebilir sonuçlardır. Özellikle ADPAF 1, yoğun parazit yankı varlığında, kaybedilen iz sayısı açısından PDAF 1 ve IMMPPDAF 2 ile benzer yüzdelere sahiptir. Yüksek manevralı senaryoda geçerlilik bölgesi içerisindeki parazit yankı sayısı artışına karşılık adaptif filtrelerin pozisyon hataları ve kaybedilen iz sayıları hızla artmaktadır. Süreç gürültüsü kovaryansının adaptif olarak belirlendiği iki filtrenin de parazit yankılı ortamda hedef takibi sırasında diğer filtrelere göre daha kötü olmasının sebebi; süreç gürültüsü kovaryans değerinin inovasyon kovaryansının büyüklüğünü doğrudan etkilemesi ve dolayısıyla olasılıksal veri ilişkilendirme yöntemi içerisinde geçerlilik bölgesi içerisindeki ölçümlere doğru ağırlıkların belirlenememesidir.

Hedef hareketi hakkında ön bilginin bulunmadığı durum PDAF 2 ile de simüle edildi. PDAF 2 için elde edilen sonuçlar hedefin yapabileceği manevranın filtre içerisinde yanlış modellenmesi sonucunda hedef takibinin gerçekleştirilemeyeceğini göstermektedir.

Çizelge 4.7. Olasılıksal veri ilişkilendirme yöntemini kullanan filtrelere ait sonuçlar.

Geçerlilik Bölgesi İçerisindeki Ortalama Parazit Yankı Miktarı			0	0,5	1	1,5	2	2,5	3
KOK Pozisyon Hatası (m)	2,1g	PDAF 1	52,54	56,59	96,47	111,79	246,34	200,62	271,48
		PDAF 2	59,42	166,15	298,31	344,08	434,39	441,02	518,00
		IMMPDAF 1	47,13	49,66	52,27	62,87	71,51	104,48	65,70
		IMMPDAF 2	50,77	68,68	94,97	170,30	267,78	244,49	380,13
		IMMPDAF 3	51,19	55,26	62,88	61,84	183,88	293,33	245,71
		APDAF 1	55,04	132,53	305,17	644,95	715,94	856,70	884,65
		APDAF 2	54,08	197,80	367,84	378,87	558,58	603,34	720,84
	4g	PDAF 1	59,46	80,19	222,77	425,42	496,20	649,42	759,87
		PDAF 2	109,52	844,20	1012,79	1246,13	1324,34	1435,12	1472,66
		IMMPDAF 1	51,54	89,51	310,76	439,95	430,57	596,42	483,73
		IMMPDAF 2	55,93	82,98	353,76	477,18	598,91	704,08	847,73
		IMMPDAF 3	55,33	103,30	486,56	622,18	579,82	907,44	1102,52
		APDAF 1	75,89	1119,74	1886,15	2481,13	2821,92	2929,56	3099,43
		APDAF 2	68,39	489,27	811,36	1054,00	1179,12	1731,37	1468,68
Kayb edilen İz Sayısı	2,1g	PDAF 1	0	0	7	6	15	21	17
		PDAF 2	16	111	191	281	329	369	403
		IMMPDAF 1	0	0	0	0	0	0	0
		IMMPDAF 2	0	9	8	16	26	32	42
		IMMPDAF 3	0	0	1	1	0	0	3
		APDAF 1	22	11	5	13	21	16	26
		APDAF 2	32	45	67	82	96	107	136
	4g	PDAF 1	0	14	25	27	42	50	54
		PDAF 2	844	912	937	947	959	973	962
		IMMPDAF 1	1	1	1	5	6	2	2
		IMMPDAF 2	0	23	44	51	58	108	109
		IMMPDAF 3	1	3	7	10	11	14	15
		APDAF 1	177	138	167	204	242	254	253
		APDAF 2	333	417	470	534	551	604	601

Çizelge 4.8.'de verilen en yakın komşu veri ilişkilendirme yöntemini kullanan filtreler incelendiğinde, geçerlilik bölgesi içerisindeki parazit yankı miktarının artması ile filtrelerin iz kaybetme sayılarının hızla arttığı görülmektedir. Bunun sebebi en yakın komşu yönteminin geçerlilik bölgesinin merkezine en yakın olan ölçümü hedef kaynaklı ölçüm olarak alması ve diğer ölçümleri filtrenin güncellenmesinde kullanmamasıdır. Geçerlilik bölgesi içindeki parazit yankı miktarı arttıkça, bölge merkezine yakın olan ölçümün hedef kaynaklı olmayan ölçüm olması ihtimali artmaktadır. Geçerlilik bölgesi içerisinde yer alan ölçümlerden, bir tanesinin mesafe kriterine göre hedef kaynaklı olduğu kararının verilmesi ve filtrenin bu ölçüm ile güncellenmesi, ölçümün hedef kaynaklı olmaması durumunda, bir sonraki anda geçerlilik bölgesinin yanlış bir yere ve olması gereken büyüklüğünden farklı bir büyüklükte oluşturulmasına neden olur. Dolayısıyla bir sonraki anda hedef kaynaklı ölçümün geçerlilik bölgesi içerisinde yer alması olasılığı azalmış olur.

IMM tabanlı hedef takip filtrelerinin, olasılıksal veri ilişkilendirme yöntemini kullanan eşdeğerlerinin aksine hedef takip yeteneklerinin daha az olduğu Çizelge 4.8.'de görülmektedir. Bu durumun sebebi; merkez modelin veri ilişkilendirme sırasında yaptığı hatanın (hedef kaynaklı ölçümün seçilmemesi) diğer modellerce de yapılmasıdır. Bütün filtrenin güncellenmesi için tek bir ölçüm kullanıldığından kullanılan ölçüm hedef kaynaklı değil ise, IMM yapısı içerisindeki bütün modeller, kendi dinamik modellerine ve tasarım parametrelerine göre bir hata üretir. Dolayısıyla modellerin kestirimleri ve model olasılıkları kullanılarak filtre kestirimi hesaplanırken, yapılan toplam hata büyür.

Çizelge 4.8. En yakın komşu veri ilişkilendirme yöntemini kullanan filtrelere ait sonuçlar.

Geçerlilik Bölgesi İçerisindeki Ortalama Parazit Yankı Miktarı		0	0,5	1	1,5	2	2,5	3	
K OK Pozisyon Hatası (m)	2,1g	NNKF 1	51,70	85,80	233,72	513,26	678,58	826,58	878,86
		NNKF 2	53,87	106,12	259,09	417,61	579,11	728,59	760,37
		IMMNN 1	46,16	454,27	280,73	501,10	1028,96	--	7,710e+8
		IMMNN 2	48,39	86,66	251,24	497,37	669,62	827,98	903,22
		IMMNN 3	53,54	85,47	256,24	406,94	712,06	887,85	1145,98
		ANNKF 1	51,61	339,09	814,02	1621,60	2224,23	2132,57	2180,90
		ANNKF 2	51,60	96,62	198,69	327,31	524,32	731,09	796,24
Kayb edilen İz Sayısı	2,1g	NNKF 1	0	203	392	508	539	551	499
		NNKF 2	22	586	842	918	934	922	932
		IMMNN 1	0	126	337	479	511	442	410
		IMMNN 2	1	350	584	661	668	668	623
		IMMNN 3	0	191	427	658	768	819	856
		ANNKF 1	0	204	430	665	759	835	856
		ANNKF 2	0	89	282	401	400	363	320

IMMNN 1 filtresi parazit yankının yoğun olduğu ortamlarda, koordineli dönüş modeline sahip olduğundan iraksamaktadır. Parazit yankı ile yapılan güncellemelerde, açılma hız kestiriminin doğru yapılamaması sonucunda kestirim kovaryansı pozitif değerli yapısını kaybetmektedir. Bundan dolayı filtre iraksamaktadır.

NNKF 1 hedef manevrasını takip etmek için ayarlanmış olmasına rağmen en yakın komşu veri ilişkilendirme yönteminin dezavantajlarından dolayı, parazit yankı yoğunluğu arttıkça hedef takibini gerçekleştirememektedir. Bunun yanı sıra hedef hareketi hakkında ön bilgiye sahip olunmadığı varsayımı ile tasarlanan NNKF 2 için elde edilen sonuçlar incelendiğinde, filtrenin beklendiği gibi iz kaybetme yüzdesinin çok yüksek olduğu görülmektedir.

En yakın komşu veri ilişkilendirme yönteminin dezavantajları adaptif filtrelerde de görülmektedir. ANNKF 1 süreç gürültüsü kovaryansını hem x , hem de y yönünde eşit seviyede değiştirdiği için parazit yankı yoğunluğunun artması ile daha fazla iz kaybına ve pozisyon hatasına sebep olmaktadır. ANNKF 2 ise süreç gürültüsü kovaryansının x ve y bileşenlerini hedef hareketine göre ayrı ayrı hesapladığından, daha düşük seviyede iz kaybına ve pozisyon hatasına sahiptir.

5. TARTIŞMA ve SONUÇ

İz yönetimi kavramının altbaşlıkları olan iz oluşturma ve iz devam ettirme yöntemlerinin incelendiği tez çalışmasında ortaya konan araştırma bulguları bu bölümde değerlendirildi. İz oluşturma ve iz devam ettirme için sonuçlar ve değerlendirmeler iki ayrı başlık altında verildi.

5.1. İz Oluşturma

Tez çalışmasında iz oluşturma yöntemi olarak 2-de-2 ve N-de-M mantıksal yöntemi incelendi. 2-de-2 ve N-de-M mantıksal yöntemi hedef takip sistemlerin en çok kullanılan iz oluşturma yöntemidir. Bu yöntem üzerine yapılan araştırmalar, hedef takip sistemi içerisinde yer alan iz oluşturma birimi tasarlanırken seçilecek M ve N değerlerinin, iz başlatma süresini ve hedef takip sisteminin anlık tepit olasılığının ne olması gerektiğini doğrudan etkilediği görülmektedir.

Bu noktada N-de-M yaklaşımın parametrelerinden M ve N değerlerinin seçiminin hedef takip sistemi performansı üzerindeki etkileri büyük önem kazanmaktadır. N parametresi, iz başlatma kararı vermek için harcanacak maksimum süreyi belirlemektedir. N sayısı ne kadar büyük olursa potansiyel bir ölçüm üzerinde onun geçerli bir iz olup olmadığını anlamak üzere harcanacak süre de o kadar uzun olur. Bu, yüksek parazit yankılı ve hedef sayısının çok olduğu ortamlarda çok fazla işlem gücü ve zaman harcanmasına neden olacaktır. Öte yandan M parametresinin seçimi N'in seçimine göre çok daha büyük önem taşımaktadır. Çünkü, M parametresi alınan ölçümlerin iz olarak deklare edilmesi için gerekli minimum algılama sayısını belirttiğinden, M'in çok küçük seçilmesi halinde, hedef kaynaklı olmayan ölçümler kaynaklı çok sayıda sahte izin başlatılması söz konusu olacaktır. Bunun yanısıra M'in büyük seçilmesi ise iz olmayacak potansiyeldeki ölçümler üzerinde çok fazla işlem gücü ve zaman harcanmasına neden olacaktır. Dolayısıyla, izleme ortamı çok iyi incelenerek, eğer belirtilmişse maksimum iz başlatma süresi, ulaşılmak istenen maksimum menzil ve P_D gereksinimleri göz önünde bulundurulularak en uygun M ve N değerlerinin belirlenmesi gerekmektedir.

5.2. İz Devam Ettirme

Hedef takip filtrelerinin iz devam ettirme yetenekleri, parazit yankı bulunmayan ve parazit yankı bulunan iki ayrı ortamda, filtrelerin takip hataları ve parazit yankılı ortam için filtrelerin iz kayıp yüzdeleri açısından incelendi.

Parazit yankının bulunmadığı ortamda, Kalman filtre ve EÇM filtreler ve skala çarpanlı adaptif Kalman filtrenin literatürde verilen sonuçlarla uyumlu ÖGNPH ürettiği gözlemlendi. Yeni adaptif filtre için de elde edilen sonuçlar, bu filtrenin de ÖGNPH'sı türünden ölçüm hatasını iyileştirebildiğini göstermektedir. Ayrıca bu filtre skala çarpanlı adaptif filtreye göre manevra sırasında daha az hata üretmektedir. Araştırma bulgularında adaptif yöntemlerin, Kalman filtre ve EÇM filtrelere göre daha az hata iyileştirmesi yaptığı sonucuna ulaşıldı. Ancak Kalman filtre ve 2. dereceden 2 modele sahip EÇM filtrenin hedef hareketi hakkında ön-bilgiye sahip bulunduğu varsayımı ile tasarlandığı göz önüne alındığında, adaptif filtrelerin ilgilenilen hedefin hareketinden bağımsız olarak hedef takibini, ölçüm hatasından iyileştirme yaparak gerçekleştirmesinin önemi ortaya çıkmaktadır. Hedef hareketi hakkında ön-bilgi olmadan tasarlanan Kalman filtre için araştırmaya bulgularında verilen sonuçlar da, hedef hareketi hakkında bilgi sahibi olmadan 2. dereceden dinamik modele sahip Kalman filtre ya da EÇM filtre ile hedef takibinin ölçüm hatasını iyileştirerek yapılamayacağını göstermektedir. Parazit yankı bulunmayan ortamda karşılaştırılması yapılan filtrelerden ÖGNPH kıstasına göre hedef takibini en iyi gerçekleştiren filtre, koordineli dönüş modeline sahip EÇM filtredir. Ancak hedef senaryolarındaki manevraların koordineli dönüş dinamik modeli ile oluşturulduğu ve bu nedenle hedef manevrası sırasında, hedef hareketi ile bire bir uyum içerisinde olduğu unutulmamalıdır. Ayrıca koordineli dönüş modelinin doğrusal bir model olmaması, bu filtrenin, filtre başlatmalara karşı daha duyarlı olmasına, doğrusallaştırma sürecindeki hatalardan dolayı filtrenin iraksama ihtimalinin var olmasına neden olmaktadır. Bu nedenlerden dolayı, koordineli dönüş modeline sahip EÇM için elde edilen sonuçlar iyimser sonuçlardır. Adaptif filtreler gibi hedef hareketi hakkında bilgiye sahip olunmadan tasarlanan bir başka filtre de, 3. dereceden modellere sahip olan EÇM filtredir. Bu filtre ivme kestirimi yapabilmesi sayesinde hedef hareketindeki ivmelenmeleri algılayarak, manevra takibini gerçekleştirebilmektedir.

Gerçek yaşamda hedef hareketi hakkında bilgi sahibi olunamayacağı göz önüne alındığında 3 dereceden modellere sahip EÇM filtre, skala çarpanlı adaptif Kalman filtre ve yeni adaptif Kalman filtre hedef takibini başarı ile gerçekleştirmektedirler.

Parazit yankı varlığında hedef takip filtrelerinin ve hedef takip filtreleri ile birleştirilen veri ilişkilendirme yöntemlerinin performansları, iz kaybetme yüzdeleri ve KOK hata kriterlerine göre değerlendirildi. Veri ilişkilendirme yöntemleri açısından karşılaştırma yapıldığında OVİ yönteminin, en yakın komşu veri ilişkilendirme yöntemine göre, hem iz kaybetme yüzdesi hem de KOK hata miktarı açısından çok daha iyi hedef takibi gerçekleştirdiği sonucuna ulaşıldı. OVİ yöntemini kullanan filtreler arasında her iki değerlendirme kriterine göre koordineli dönüş modeline sahip EÇMOVİ filtrenin en iyi filtre olduğu görülmektedir. Ancak koordineli dönüş modeli için yukarıda verilen bilgiler burada da geçerlidir. Hedef hareketi hakkında ön-bilgiye sahip olunarak tasarlanan filtrelerin ve 3. dereceden modellere sahip EÇMOVİ filtrenin de her iki kriter açısından iyi sonuçlar ürettiği gözlemlendi. Parazit yankının bulunmadığı ortamda hedef takibini başarı ile gerçekleştiren skala çarpanlı adaptif Kalman filtre ve tezde sunulan yeni adaptif Kalman filtrenin, parazit yankılı ortamdaki performansları yüksek iz kaybı ve yüksek KOK hata şeklinde gerçekleşti. Bu durumun sebebi, filtrelerin süreç gürültüsü kovaryansını adaptif olarak belirlenmesidir. Süreç gürültüsü kovaryansı, her iki yöntemde de geçerlilik bölgesi içerisindeki ölçümler kullanılarak hesaplanmakta ve hedef kaynaklı olmayan ölçümlerin yaratacağı yanlılık süreç gürültüsü kovaryansını etkilemektedir. Diğer filtrelerde hedef kaynaklı olmayan ölçümlerin yarattığı yanlılık sadece kestirim kovaryansında görülürken, bu iki adaptif filtrede yanlılık hem kestirim kovaryansında hem de süreç gürültüsü kovaryansında görülmektedir. Filtrenin hesapladığı geçerlilik bölgesini oluşturan parametrelerin kestirim ve süreç gürültüsü kovaryansı olması bu yanlılığın bozucu etkisinin doğrudan geçerlilik bölgesinde hissedilmesine sebep olmaktadır. Bu sonuç süreç gürültüsünün adaptif olarak hesaplandığı filtrelerin parazit yankılı ortamlarda kullanılmasının hedef takibi açısından yararlı olmadığını göstermektedir.

En yakın komşu veri ilişkilendirme yöntemini kullanan filtreler için elde edilen sonuçlar, bu yöntemin yoğun parazit yankılı ortamlarda kullanılmayacağını göstermektedir.

KAYNAKLAR

- Averbeck A., Itzikowitz, S. and Kapon, T. 1991. Radar Target Tracking viterbi Versus IMM. IEEE Trans. Aerospace and Electronic Systems, AES-27, pp 550-562
- Bar-Shalom, Y., Chang, K.C. and Blom, H.A.P. 1989. Tracking a Maneuvering Target Using Input Estimation Versus The Interacting Multiple Model Algoritihm. IEEE Trans. Aerospace and Electronic Ssystems, AES-25, pp 296-300
- Bar-Shalom, Y. 1990. Mullitarget–Multisensor Tracking : Advanced Applications Vol I.
- Bar-Shalom, Y., Li, X. R. 1995. Mullitarget–Multisensor Tracking: Principles and Techniques. YBS Publishing
- Bar-Shalom, Y., Li, X. R., Kirubarajan, T. 2001. Estimation with Application to Tracking and Navigation. Wiley – Interscience Publication
- Belanger, P.R. 1974. Estimation of Noise Covariance Matrices for a linear Time-Varying Sthocastic Process. Automatica, Vol 10, No 3, pp 267-275
- Bendat, J. S., Piersol, A. G. 1971. Random Data: Analysis and Measurement Procedures. Wiley-Interscience Publication
- Blackman, S., Popoli, R. 1999. Design and Analysis of Modern Tracking Systems. Artech House
- Blom, H.A.P., Bar-Shalom, Y. 1988. The Interacting Multiple Model Algorithm for System with Markovian Switching Coefficient. IEEE Trans. Automatic Control, AC-33, pp 780-783
- Carlson, B.D., Evans, E.D. and Wilson, S.L. 1994. Search Radar Detection and Track with the Hough Transform Part I: System Concept. IEEE Trans. On Aerospace and Electronic Systems, Vol. 30, No. 1, pp. 102-108.
- Carlson, B.D., Evans, E.D. and Wilson, S.L. 1994. Search Radar Detection and Track with the Hough Transform Part II : Detection Statistics. IEEE Trans. On Aerospace and Electronic Systems, Vol. 30, No. 1, pp. 109-115.
- Carlson, B.D., Evans, E.D. and Wilson, S.L. 1994. Search Radar Detection and Track with the Hough Transform Part III : Detection Performance with Binary Integration. IEEE Trans. On Aerospace and Electronic Systems, Vol. 30, No. 1, pp. 116-125.

- Efe, M. 1998. Adaptive Approaches to Maneuvering Target Tracking. Phd Thesis, School of Engineering University of Sussex.
- Efe, M., Bather, J.A. and Atherton, D.P. 1998. An Adaptive Kalman Filter with Sequential Rescaling of Process Noise. ACC, pp 3913-3917
- Efe, M., Bonvin, Dominique., Brog P. 2002. Data Association in Clutter with An Adaptive Filter. ISIF, pp 1243-1248
- Gelb, A. 1974. Applied optimal Estimation. MIT Press
- Gutman, P.O., Velger, M. 1995. Tracking Targets Using Adaptive Kalman Filtering. IEE Trans. Aerospace and Electronic Systems, Vol 26, No 5, pp 691-698
- Kalman, R. E.1960. A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems. Journal of Basic Engineering, Vol 82, No 1, pp 35 - 46
- Kalman, R. E., Bucy, R. S. 1961. New Results in Linear Filtering and Prediction Theory. Journal of Basic Engineering, Vol 83, No 3, pp 95-108
- Kirubarajan, T., Bar-Shalom, Y. 2004. Probabilistic Data Association Thecniques for Target Tracking in Clutter. Proc. of IEEE, Vol 92 No 3, pp 536-557
- Li, X.R. 1992. Generation of random points uniformly distributed in hyperellipsoids. First IEE Conference on Control Applications, Vol 2, pp 847-852
- Li, X.R., Bar-Shalom, Y. 1993. Design of an Interacting Multiple Model Algorithm for Air Traffic Control Tracking. IEEE Trans. Control Technologies, Vol 1, No 3, pp 186-194
- Li, X.R., Zhi, X. 1996. Probabilistic Strongest Neighbor Filter for Tracking in Clutter. Proc. of SPIE, Vol. 2759.
- Li, X. R. 1999. Probability, Random Signals, and Statistics
CRC Press
- Li, X.R., Jilkov, V.P., 2000. A Survey of Maneuvering Target Traking : Dynamic Models. Proc of SPIE Conference on signal and Data Processing of Small Targets
- Li, X.R., Jilkov V.P., 2003. A Survey of Maneuvering Target Traking Parat I : Dynamic Models. IEEE Trans. On Aerospace and Electronic Systems, Vol 39, No 4, pp 1333-1364
- Mehra, R.K. 1970. On the Identification of Variances Adaptive Kalman Filtering. IEEE trans. Automatic Control, AC-15, No 2, pp 175-184
- Hu, Z., Leung, H. 1997. Statistical Performance Analysis of Track Initiation Techniques. IEEE Trans. On Signal Processing, Vol. 45, No. 2, pp. 445-456.

ÖZGEÇMİŞ

Ankara'da 1980 yılında doğdu. İlk, orta ve lise öğrenimini Ankara'da tamamladı. 1998 yılında girdiği Ankara Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Elektronik Mühendiliği Bölümü'nden 2002 yılında Elektronik Mühendisi ünvanı ile mezun oldu. Aynı yıl Ankara Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı'nda yüksek lisans öğrenimine başladı.

2002 yılının Kasım ayından beri Ankara Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Elektronik Mühendiliği Bölümün'de Araştırma Görevlisi olarak görev yapmaktadır.