



저작자표시-비영리-변경금지 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:



저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.



비영리. 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.



변경금지. 귀하는 이 저작물을 개작, 변형 또는 가공할 수 없습니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 [이용허락규약\(Legal Code\)](#)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

[Disclaimer](#)

공학석사 학위논문

기동 특성을 가진 표적의 상태 추정을 위한  
보상 Kalman 필터 알고리즘에 관한 연구

A Study on Compensated Kalman Filter Algorithm for State  
Estimation of Maneuvering Target



지도교수 김 종 화

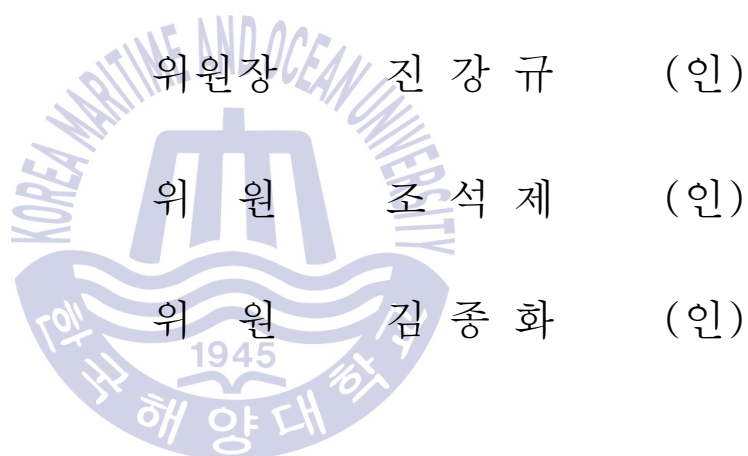
2018년 2월

한국해양대학교 대학원

제 어 계 측 공 학 과

천 승 재

본 논문을 천승재의 공학석사 학위논문으로 인준함



2017 년 12 월 27 일

한국해양대학교 대학원

# 목 차

List of Figures .....	iii
Abstract .....	v
<b>제 1 장 서 론</b>	
1.1 연구 배경과 연구 방법 .....	1
1.2 논문의 구성 .....	2
<b>제 2 장 표준 Kalman 필터 알고리즘의 상태 추정 성능</b>	
2.1 표준 Kalman 필터 알고리즘 .....	4
2.2 직선 운동을 하는 표적에 대한 표준 Kalman 필터 알고리즘의 상태 추정 성능 검증 .....	8
2.2.1 속도 모델 .....	8
2.2.2 가속도 모델 .....	12
<b>제 3 장 기동 특성이 존재하는 표적의 상태 추정</b>	
3.1 기존의 직선 기동 특성이 존재하는 표적 모델과 표준 Kalman 필터 알고리즘의 구성 .....	16
3.2 기존의 직선 기동 특성이 존재하는 표적 모델의 한계 .....	17
3.2.1 속도 기동 특성이 존재하는 표적 모델의 한계 .....	17
3.2.2 가속도 기동 특성이 존재하는 표적 모델의 한계 .....	21
3.3 새로운 표적 모델과 표준 Kalman 필터 알고리즘의 구성 및 상태 추정 성능 검증 .....	24
3.3.1 속도 기동 특성이 존재하는 표적 모델 .....	24
3.3.2 가속도 기동 특성이 존재하는 표적 모델 .....	30
3.4 회전 기동 특성이 존재하는 표적 모델과 표준 Kalman 필터 알고리즘 의 구성 및 상태 추정 성능 검증 .....	36

**제 4 장 퍼지 기동 추정기가 결합된 표준 Kalman 필터 알고리즘 기반의  
상태 추정 알고리즘**

4.1 기동 특성의 존재 및 발생 여부의 판단 방법.....	42
4.2 기동 특성 추정을 위한 퍼지 기동 추정기.....	44
4.2.1 퍼지화 알고리즘.....	45
4.2.2 기동 특성 추정을 위한 퍼지규칙.....	47
4.2.3 비퍼지화 알고리즘.....	49
4.3 보상 Kalman 필터 알고리즘 .....	51

**제 5 장 보상 Kalman 필터 알고리즘의 상태 추정 성능 검증**

5.1 직선 기동 특성이 존재하는 표적의 상태 추정.....	54
5.1.1 속도 기동 특성이 존재하는 표적의 상태 추정.....	54
5.1.2 가속도 기동 특성이 존재하는 표적의 상태 추정.....	59
5.2 회전 기동 특성이 존재하는 표적의 상태 추정.....	63

**제 6 장 결 론.....** 68

**참고문헌.....** 70

## List of Figures

Fig. 2.1	Computation flowchart of the Kalman filter algorithm.....	7
Fig. 2.2	Position estimation errors for velocity model.....	10
Fig. 2.3	Filter innovations for velocity model.....	11
Fig. 2.4	Position estimation errors for acceleration model.....	14
Fig. 2.5	Filter innovations for acceleration model.....	15
Fig. 3.1	Divergence of velocities in target model with step velocity maneuver.....	20
Fig. 3.2	Divergence of accelerations in target model with step acceleration maneuver.....	23
Fig. 3.3	Velocities of target model with unknown step velocity maneuver.....	27
Fig. 3.4	Position estimation errors for step velocity maneuvering target.....	28
Fig. 3.5	Filter innovations for step velocity maneuvering target.....	29
Fig. 3.6	Accelerations of target model with unknown step acceleration maneuver.....	33
Fig. 3.7	Position estimation errors for step acceleration maneuvering target.....	34
Fig. 3.8	Filter innovations for step acceleration maneuvering target.....	35
Fig. 3.9	Velocities of target model with unknown turn maneuver.....	39
Fig. 3.10	Position estimation errors for turn maneuvering target.....	40
Fig. 3.11	Filter innovations for turn maneuvering target.....	41
Fig. 4.1	Test for presence of maneuver using filter innovation.....	43
Fig. 4.2	Functional diagram of the fuzzy maneuver estimator.....	44
Fig. 4.3	Fuzzification for normalized inputs.....	46
Fig. 4.4	Fuzzification for output of fuzzy estimation block 1.....	46
Fig. 4.5	Fuzzification for output of fuzzy estimation block 2.....	46
Fig. 4.6	Possible input partitions for fuzzy estimation block 1.....	48

Fig. 4.7	Possible input partitions for fuzzy estimation block 2.....	48
Fig. 4.8	Flowchart of the compensated Kalman filter algorithm based on fuzzy maneuver estimator.....	53
Fig. 5.1	Position estimation errors for velocity maneuvering target.....	57
Fig. 5.2	Estimated maneuvers of velocity maneuvering target.....	58
Fig. 5.3	Position estimation errors for acceleration maneuvering target.....	61
Fig. 5.4	Estimated maneuvers of acceleration maneuvering target.....	62
Fig. 5.5	Position estimation errors for turn maneuvering target.....	66
Fig. 5.6	Estimated maneuvers of turn maneuvering target.....	67



# A Study on Compensated Kalman Filter Algorithm for State Estimation of Maneuvering Target

Seung Jae Chon

Department of Control and Instrumentation Engineering  
Graduate School of Korea Maritime and Ocean University

## Abstract

Recent development of smart missile technology such as trajectory distortion demands for developing more advanced target tracking technology. The key point of target tracking is to estimate the state of target within reliable error range by compensating observed target data. Linear Kalman filter algorithm and nonlinear Kalman filter algorithm had been widely used in conventional target tracking problems. Linear Kalman filter algorithm is suitable for real-time state estimation due to its high computational speed, while it has a poor performance in estimating the state of target moving nonlinearly. The state estimation performance of nonlinear Kalman filter algorithm for the target moving nonlinearly is superior to that of the linear Kalman filter algorithm, while the operation speed of it is inferior to that of the linear Kalman filter algorithm.

In this paper, the degradation of estimation performance in tracking the target with unknown maneuverability by Kalman filter algorithm is



presented. As a solution to this problem, a compensated Kalman filter algorithm which is linear Kalman filter algorithm combined with fuzzy maneuver estimator is proposed. In this case, the role of the fuzzy maneuver estimator is estimating target maneuver using changes in filter innovation. In addition, a new motion equation of target which takes into account of target's structural property is presented. Because the conventional motion equation of maneuvering target is not suitable for describing the target motion effectively and for compensating the resultant estimation error under the presence of unknown maneuver.

In the result, the new motion equation suggested in this paper was proved to represent the target motion with unknown maneuver effectively through simulations. It was also confirmed that the stable state estimation based on the compensated Kalman filter algorithm is possible for the target with unknown maneuver by reducing about 90% of the estimation error caused while linear Kalman filter algorithm is applied.

**KEY WORDS:** Fuzzy maneuver estimator; State estimation; Filter innovation; Maneuver.

# 기동 특성이 존재하는 표적의 상태 추정을 위한 보상 Kalman 필터 알고리즘에 관한 연구

천 승 재

한국해양대학교 대학원  
제어계측공학과

## 요약

최근 비행체적 왜곡 등의 기동 특성을 갖춘 스마트 미사일 기술이 발달함에 따라 표적 추적 기술의 개선이 요구되고 있다. 표적 추적의 관건은 측정된 데이터를 보정하여 신뢰할 수 있는 오차 범위 내에서 표적의 상태를 추정하는 것이라 할 수 있다. 기존의 상태 추정에는 선형 Kalman 필터 알고리즘과 비선형 Kalman 필터 알고리즘이 대표적으로 사용되었는데, 선형 Kalman 필터 알고리즘은 연산 속도가 빨라 실시간 추정에 적합하지만 비선형적 운동을 하는 표적에 대한 상태 추정에는 그 성능이 떨어지는 반면, 비선형 Kalman 필터 알고리즘은 비선형적 운동을 하는 표적에 대한 상태 추정에서 성능이 선형 Kalman 필터 알고리즘에 비해 뛰어나지만 연산 속도가 저하되는 단점을 지니고 있다. 본 논문에서는 선형 운동을 하는 표적에 미지의 기동 특성이 존재하는 경우에 대해 선형 Kalman 필터 알고리즘을 적용하였을 경우 알고리즘 자체의 한계로 인하여 상태 추정 과정에서 불가피하게 발생하는 추정 성능 저하를 확인하였으며, 이때 발생하는 필터 이노베이션의 변화를 활용하여 기동 특성을 추정할 수 있는 퍼지 기동 추정기를 설계하고, 이를 선형 Kalman 필터 알고리즘과 결합한 보상 Kalman 필터 알고리즘을 제시하였다. 또한 표적에 미지의 기동 특성이 존재할

경우 기존의 상태 추정에 사용되던 표적의 운동방정식은 기동 특성을 묘사하는데 적합하지 않음을 확인하였으며, 미지의 기동 특성을 표적 모델에 효과적으로 반영하고 이를 퍼지 기동 추정기로 추정할 수 있도록 새로운 운동방정식을 제시하였다.

결론적으로, 새로운 운동방정식을 기반으로 미지의 기동 특성이 존재하는 표적의 운동을 효과적으로 나타낼 수 있었으며, 제시된 운동방정식과 보상 Kalman 필터 알고리즘을 사용해 기동 특성이 존재하는 표적의 상태 추정을 수행할 경우 선형 Kalman 필터 알고리즘을 사용하는 경우에 비해 발생하는 추정 오차를 약 90%정도를 감소시킴으로써 안정적 상태 추정이 가능함을 확인하였다.

**키워드:** 퍼지 기동 추정기; 상대 추정; 필터 이노베이션; 기동 특성.



# 제 1 장 서 론

## 1.1 연구 배경과 연구 방법

표적 추적은 특정한 목적을 위해 목표물을 인식하고 관측시스템을 통해 목표물을 지속적으로 추적하는 것으로 정의된다. 표적 추적의 관건은 목표물을 추적하는 과정에서 대상 표적의 시스템 잡음과 여러 환경적 요소들로 인한 측정 잡음이 누적된 데이터를 실시간으로 보정하여 실제 표적의 상태와의 오차를 최소화 하는 것이라 할 수 있다. 이와 같이 측정된 데이터로부터 신뢰할 수 있는 오차 범위 내에서 표적의 상태를 추정할 수 있는 방법으로 선형 Kalman 필터 알고리즘과 비선형 Kalman 필터 알고리즘이 널리 이용되어 왔다[1~6].

선형 Kalman 필터 알고리즘 중 대표적인 표준 Kalman 필터 알고리즘은 표적이 선형 운동을 하고, 운동의 수학적 모델을 정확히 알고 있으며, 시스템 잡음과 측정 잡음의 통계적 평균이 0인 백색 가우시안의 특성을 갖는다는 전제 조건 하에 뛰어난 상태 추정 성능을 보인다. 하지만 실시간 추정 과정에서 비행 궤적 왜곡 등 표적의 기동 특성이 작용한다면 초기 설정에 의존하여 오프라인으로 연산을 수행하는 표준 Kalman 필터 알고리즘을 사용한 상태 추정에선 기동 특성으로 인한 변화를 실시간 추정연산에 전혀 반영하지 못한다. 그에 따라 표적의 실제 상태와 필터에 의해 추정된 상태의 오차가 증가하게 되며, 필터 이노베이션의 통계적 평균이 0인 상태에서 벗어나게 되고, 표준 Kalman 필터

알고리즘의 정상상태 거동이 발산하게 된다.

표적의 비선형적 거동에 대한 보상 방법의 대안으로 시스템 잡음 공분산  $Q$ 와 측정 잡음 공분산  $R$ 을 실시간으로 추정하는 적응 Kalman 필터 알고리즘 [7-8], 표적의 거동을 일정 구간씩 선형화하여 상태를 추정하는 확장 Kalman 필터 알고리즘[9], 비선형 변환을 통해 최소 집합의 시그마 포인트를 얻어 각각에 가중치를 부여한 후, 그에 대한 평균을 구하여 상태를 추정하는 분산점 Kalman 필터 알고리즘[10] 등의 비선형 Kalman 필터 알고리즘들을 사용한 상태 추정 방법이 제시되었다. 하지만 비선형 Kalman 필터 알고리즘들은 매 샘플링마다 선형화 과정을 거치며 계산량이 증가함에 따라 표준 Kalman 필터 알고리즘을 사용한 상태 추정에 비해 연산 속도가 느려지며, 표적의 운동이 급격하게 변하는 경우 높은 발산 확률을 가지므로 실시간 추정에 적합하지 않다.

표적의 실시간 추정이 가능하도록 표준 Kalman 필터 알고리즘을 기본으로 사용할 경우 기동 특성이 존재하는 표적의 상태를 신뢰할 수 있는 오차 범위 내에서 추정하기 위해서는 추정 과정에서 발생하는 추정오차를 보상해줄 수 있는 수단을 도입하고, 이를 표준 Kalman 필터 알고리즘과 결합하는 것이 타당하다. 본 논문에서는 표적의 상태 추정 과정에서 발생하는 필터 이노베이션을 이용해 표적의 기동 특성을 추정할 수 있는 퍼지 기동 추정기[11~13]를 표준 Kalman 필터 알고리즘과 결합하여 상태 추정오차를 보상할 수 있는 보상 Kalman 필터 알고리즘을 제시한다.

제안하는 알고리즘의 성능을 확인하기 위해 다양한 기동 특성이 존재하는 표적들에 대해 상태 추정 시뮬레이션을 수행하고 그 결과를 고찰한다.

## 1.2 논문의 구성

본 논문의 제 2장에서는 선형 운동을 하는 표적의 상태 추정에 적합한 표준 Kalman 필터 알고리즘을 전개하고 속도 모델과 가속도 모델을 대상으로 상태 추정 시뮬레이션을 수행함으로써 표준 Kalman 필터의 추정 성능에 대하여 고찰한다.

제 3장에서는 기존의 상태 추정에 사용된 직선 기동 특성이 존재하는 표적

모델[14~15]에 대해 표준 Kalman 필터 알고리즘을 사용한 시뮬레이션을 수행한다. 이때 표적의 동역학적 특성이 고려되어 미지의 기동 특성이 존재하는 표적의 상태 추정에 적합한 새로운 운동방정식을 제안하며, 이를 이용한 표준 Kalman 필터 알고리즘을 구성하고 다시 시뮬레이션을 수행한다. 또한, 회전 기동 특성이 존재하는 표적의 모델을 구성하며, 이를 대상으로 표준 Kalman 필터 알고리즘을 구성하여 시뮬레이션을 수행한다.

제 4장에서는 표적에 기동 특성이 존재할 경우 발산하는 필터 이노베이션을 입력으로 사용함으로써 기동 특성을 추정하는 퍼지 기동 추정기를 설명하며, 이를 표준 Kalman 필터와 결합한 새로운 상태 추정 알고리즘, 즉 보상된 Kalman 필터 알고리즘을 제안한다.

제 5장에서는 제안한 알고리즘의 추정 성능을 확인하기 위하여 3장에서 검토한 기동 특성이 존재하는 표적들을 대상으로 시뮬레이션을 수행하여 그 결과를 고찰한다.

마지막으로 제 6장에서는 본 논문을 전체적으로 평가하고 결론을 맺는다.



## 제 2 장 표준 Kalman 필터 알고리즘의 상태 추정 성능

선형 Kalman 필터 알고리즘은 구조가 단순할 뿐만 아니라 우수한 추정 성능으로 인해 상태 추정에서 널리 사용된다. 본 장에서는 표준 Kalman 필터 알고리즘을 전개하고 그 연산 과정을 서술하며, 직선 운동하는 표적에 대해 이를 사용한 상태 추정을 수행한다.

표적이 직선 운동을 하는 경우로서 표적의 위치와 속도만을 기술하는 속도 모델과 위치와 속도, 그리고 가속도를 기술하는 가속도 모델을 소개하며 상태 방정식을 구성한다.

속도 모델과 가속도 모델을 대상으로 등속운동을 한다는 가정 하에 상태 추정 시뮬레이션을 수행하고 추정오차에 대한 결과와 필터 이노베이션에 대한 결과를 제시하며, 이를 이용해 상태 추정 성능을 검토하고 고찰한다.

### 2.1 표준 Kalman 필터 알고리즘

표준 Kalman 필터 알고리즘은 재귀형으로, 직전 샘플링에서 추정된 표적의 상태를 토대로 현재 샘플링에서의 상태를 추정하기를 반복한다[1~2]. 추정 과정은 두 단계로 구분할 수 있는데, 직전 샘플링에서 추정된 상태를 토대로 예상되는 현재 샘플링에서의 상태를 계산하는 예측(prediction) 단계와, 예측된 상태를 토대로 현재 샘플링에서의 상태를 추정하는 보정(update) 단계로 구분할 수

있다.

표준 Kalman 필터 알고리즘과 그 상태 추정 성능을 알아보기 위하여 식 (2.1)과 식 (2.2)로 나타낸 표적의 상태방정식을 고려한다.

$$\mathbf{x}_k = A\mathbf{x}_{k-1} + E\mathbf{w}_{k-1} \quad (2.1)$$

$$\mathbf{z}_k = C\mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k \quad (2.2)$$

식 (2.1)은 표적의 운동방정식이다.  $\mathbf{x}_k$ 는  $k$ 번째 샘플링에서 표적의 상태 벡터,  $A$ 는 시스템행렬,  $E$ 는 잡음 입력행렬이며,  $\mathbf{w}_{k-1}$ 는  $k-1$ 번째 샘플링에서 인가되는 시스템 잡음 벡터이다. 식 (2.2)는 표적의 출력방정식이다.  $\mathbf{z}_k$ 는  $k$ 번째 샘플링에서의 측정치,  $C$ 는 측정행렬이며,  $\mathbf{v}_k$ 는  $k$ 번째 샘플링에서 측정 시 포함되는 측정 잡음 벡터이다.

시스템 잡음과 측정 잡음은 식 (2.3)과 식 (2.4)와 같이 평균이 0인 백색 가우시안 분포를 가진다고 가정한다.  $Q$ 와  $R$ 은 이들에 대한 자기 공분산 행렬이며, 이때  $\delta(k-j)$ 는 크로네커 델타(Kronecker delta)이다[3~5].

$$E[\mathbf{w}_k] = 0, \quad E[\mathbf{w}_k \mathbf{w}_j^T] = Q\delta(k-j) \quad (2.3)$$

$$E[\mathbf{v}_k] = 0, \quad E[\mathbf{v}_k \mathbf{v}_j^T] = R\delta(k-j) \quad (2.4)$$

초기시간에서 주어지는 필터 공분산과 필터 추정치의 초기값을  $P_0$ 와  $\hat{\mathbf{x}}_0(+)$ 로 정의한다면  $k$ 번째 샘플링의 예측 추정치  $\hat{\mathbf{x}}_k(-)$ 와 예측 공분산  $P_k(-)$ 는 식 (2.5)와 식 (2.6)과 같이 계산된다.

$$\hat{\mathbf{x}}_k(-) = A\hat{\mathbf{x}}_{k-1}(+) \quad (2.5)$$

$$P_k(-) = AP_{k-1}(+)A^T + Q \quad (2.6)$$

다음으로, 식 (2.7)과 같이 현재 샘플링에서의 필터 이득  $K_k$ 를 계산한다.

$$K_k = P_k(-)C^T[CP_k(-)C^T + R]^{-1} \quad (2.7)$$

필터 추정치  $\hat{\mathbf{x}}_k(+)$ 는 예측 추정치  $\hat{\mathbf{x}}_k(-)$ 에 필터 보상치를 더함으로써 식



(2.8)과 같이 계산한다. 필터 보상치는 필터 이득  $K_k$ 에 측정치와 예측 측정치의 차이를 곱한 값과 같다, 예측 측정치  $\hat{z}_k$ 는 측정행렬과 예측 추정치의 곱으로 나타낼 수 있으며 식 (2.9)와 같다. 필터 이노베이션  $e_k$ 는 측정치와 예측 측정치의 차이로, 식 (2.10)과 같다.

$$\hat{x}_k(+) = \hat{x}_k(-) + K_k [z_k - C\hat{x}_k(-)] \quad (2.8)$$

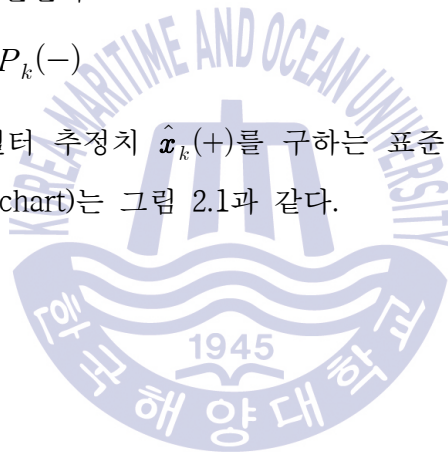
$$\hat{z}_k = C\hat{x}_k(-) \quad (2.9)$$

$$e_k = z_k - \hat{z}_k \quad (2.10)$$

마지막으로, 다음 샘플링에서 예측 공분산을 구하기 위한 필터 공분산  $P_k(+)$ 를 식 (2.11)과 같이 계산한다.

$$P_k(+) = [I - K_k C] P_k(-) \quad (2.11)$$

$k$ 번째 샘플링에서 필터 추정치  $\hat{x}_k(+)$ 를 구하는 표준 Kalman 필터 알고리즘의 연산 흐름선도(Flowchart)는 그림 2.1과 같다.



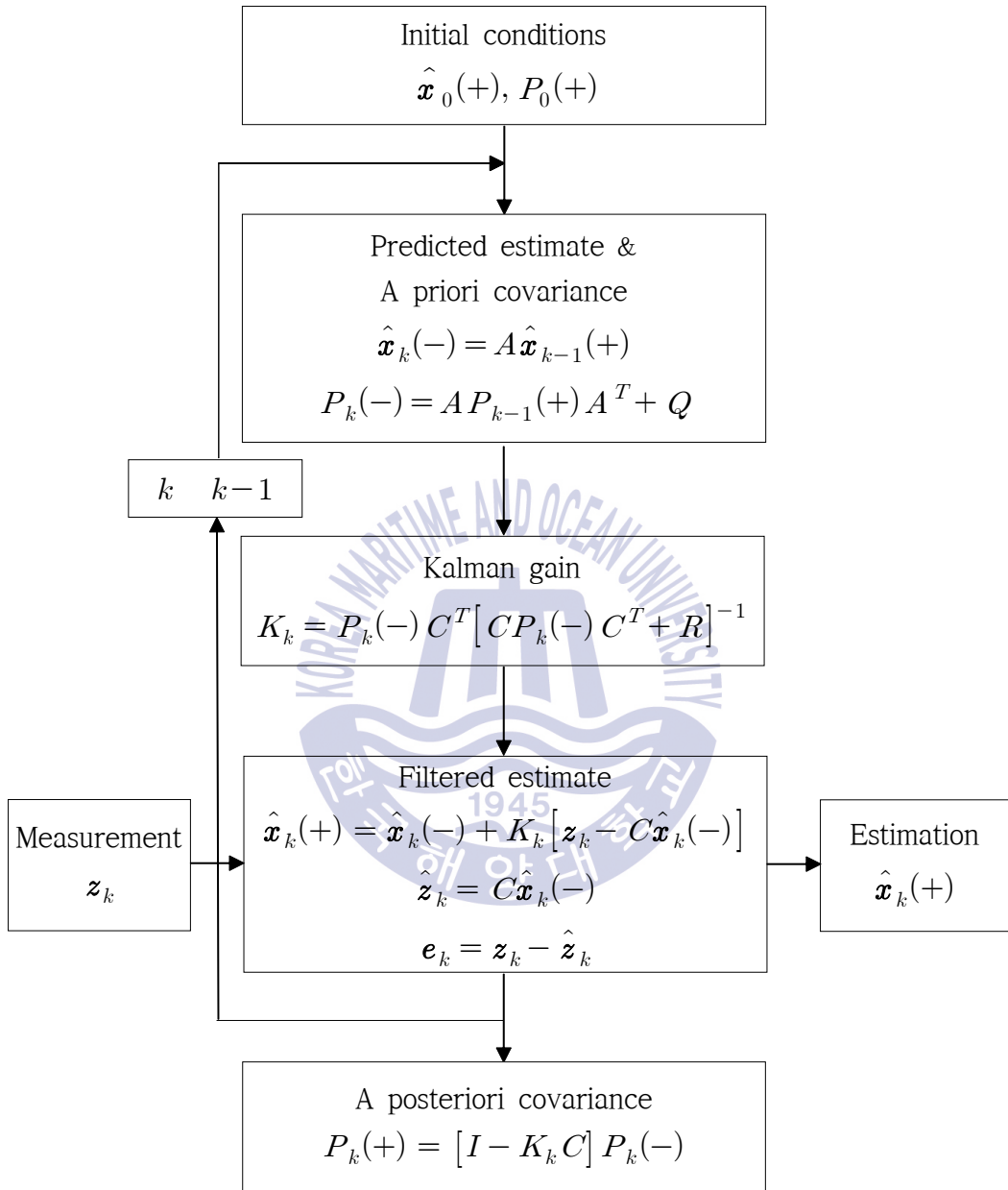


그림 2.1 표준 Kalman 필터 알고리즘 연산 흐름선도  
 Fig. 2.1 Computation flowchart of the Kalman filter algorithm

## 2.2 직선 운동을 하는 표적에 대한 표준 Kalman 필터 알고리즘의 상태 추정 성능 검증

### 2.2.1 속도 모델

고정좌표계에서 표적의  $x, y$ 축에 대한 위치와 속도를 각각  $p_x, v_x, p_y, v_y$ 로 정의하여 표적의 상태를  $\mathbf{x} = [p_x \ v_x \ p_y \ v_y]^T$ 로 나타낼 수 있다면 표적의 상태공간방정식을 식 (2.12)와 식 (2.13)으로 나타낼 수 있다. 본 논문에서는 편의상 표적이  $x, y$ 평면상에서 운동한다고 가정한다.

$$\mathbf{x}_k = A\mathbf{x}_{k-1} + E\mathbf{w}_{k-1} \quad (2.12)$$

$$A = \begin{bmatrix} A_2 & 0 \\ 0 & A_2 \end{bmatrix}, A_2 = \begin{bmatrix} 1 & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$E = \begin{bmatrix} E_2 & 0 \\ 0 & E_2 \end{bmatrix}, E_2 = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{w}_{k-1} \sim N(0, Q), \quad Q = \text{diag}(\sigma_x^2, \sigma_y^2)$$

$$\mathbf{z}_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k \quad (2.13)$$

$$\mathbf{v}_k \sim N(0, R), \quad R = \text{diag}(\sigma_v^2, \sigma_v^2)$$

식 (2.12)는 표적의 운동방정식이다. 시스템 잡음 벡터  $\mathbf{w}_{k-1}$ 는 평균이 0, 분산이  $\sigma_x^2, \sigma_y^2$ 인 백색 가우시안 잡음 벡터이며, 각 축에 대한 속도에 인가된다고 가정한다. 식 (2.13)은 표적의 출력방정식이다. 측정 잡음 벡터  $\mathbf{v}_k$ 는 평균이 0, 분산이  $\sigma_v^2, \sigma_v^2$ 인 백색 가우시안 잡음 벡터이며, 각 축의 위치를 측정할 때 부가된다고 가정한다.

그림 2.2, 그림 2.3은 식 (2.12)와 식 (2.13)의 상태공간방정식으로 나타낸 표적이 등속운동을 할 경우 표준 Kalman 필터 알고리즘을 사용한 상태 추정 시뮬레이션의 결과이다. 이때 표적운동의 초기 조건과 잡음 특성은 식 (2.14)와 같

다. 샘플링 주기의 단위는 초( $s$ )이며, 속도의 단위는 ( $m/s$ )이다.

$$T = 0.01(s) \tag{2.14}$$

$$\mathbf{x}_0 = [0 \ 340 \ 0 \ 100]^T$$

$$\mathbf{w}_{k-1} \sim N(0, Q), \quad Q = \text{diag}(1^2, 1^2)$$

$$\mathbf{v}_k \sim N(0, R), \quad R = \text{diag}(3^2, 3^2)$$

$$P = \begin{bmatrix} P_2 & 0 \\ 0 & P_2 \end{bmatrix}, \quad P_2 = \begin{bmatrix} \sigma_v^2 & \sigma_v^2/T \\ \sigma_v^2/T & 2\sigma_v^2/T^2 \end{bmatrix}$$

그림 2.2는 실제 표적의 위치와 표준 Kalman 필터 알고리즘을 통해 추정된 위치와의 차이인 위치 추정오차를 나타낸 그래프다. 표준 Kalman 필터의 추정치는 정상상태에서 표적의 실제 상태를 잘 추정하고 있음을 확인할 수 있다.

그림 2.3은 표준 Kalman 필터 알고리즘을 이용한 선형 운동을 하는 표적의 상태 추정의 정상상태에서 각 축에 대한 필터 이노베이션을 나타낸 시뮬레이션 결과이다. 0을 중심으로 분포되어 있는 것을 볼 때, 확률적 기대치가 거의 0이 됨을 확인할 수 있으므로 표준 Kalman 필터 알고리즘에 의해 정상적으로 상태 추정이 이루어지고 있음을 알 수 있다.

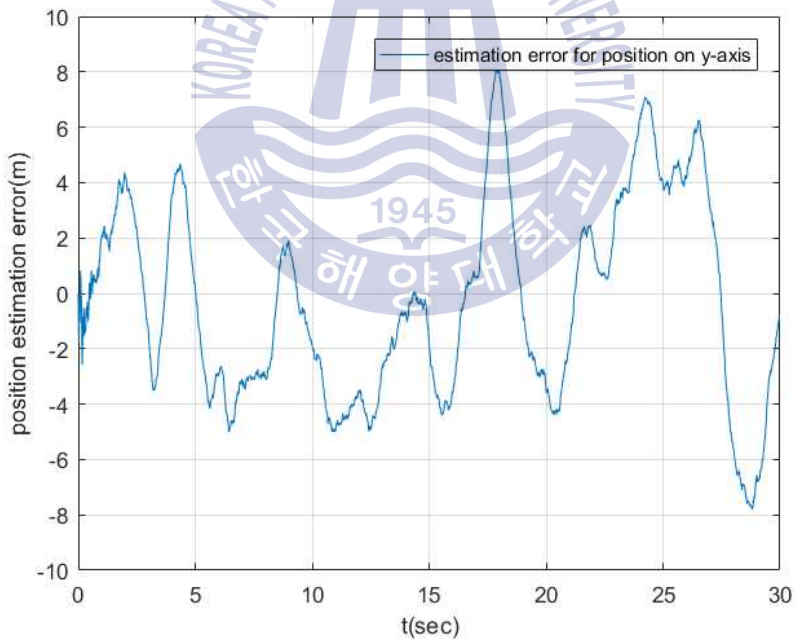
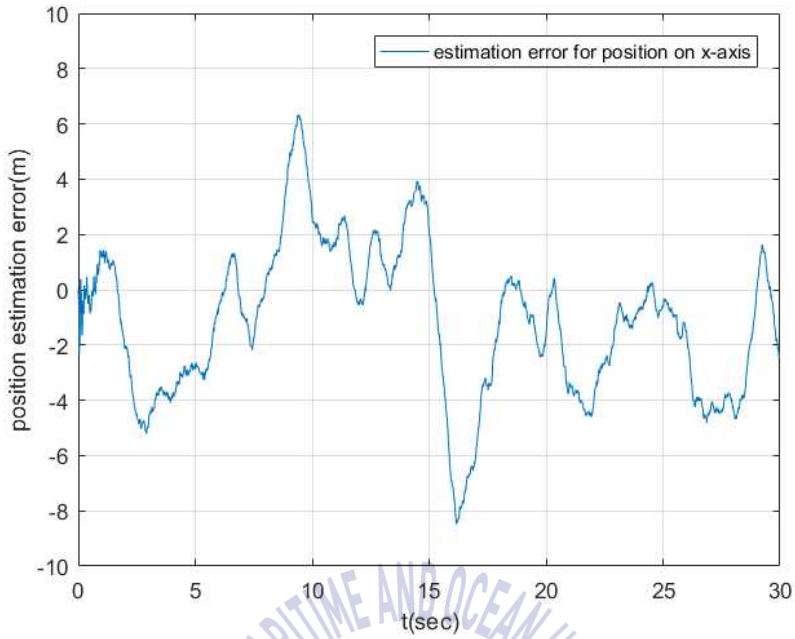


그림 2.2 속도 모델에 대한 위치 추정오차  
 Fig. 2.2 Position estimation errors for velocity model

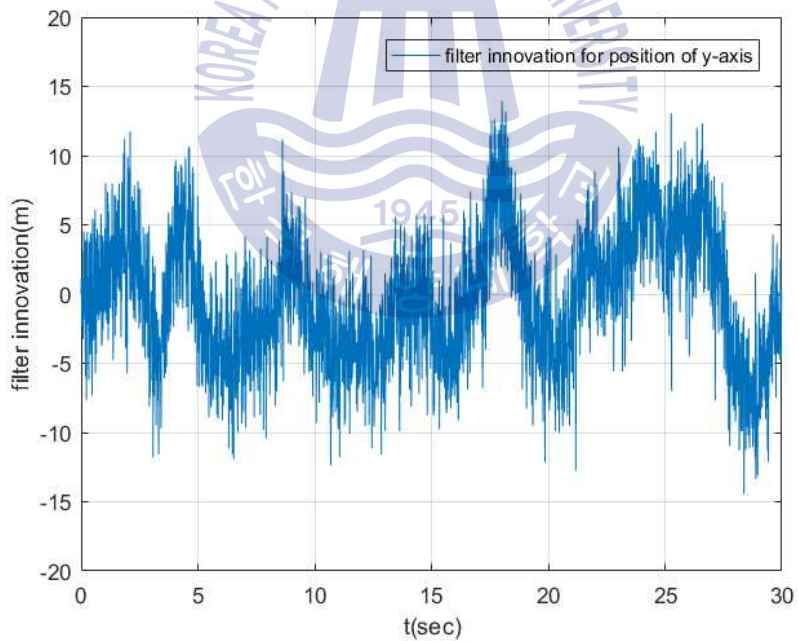
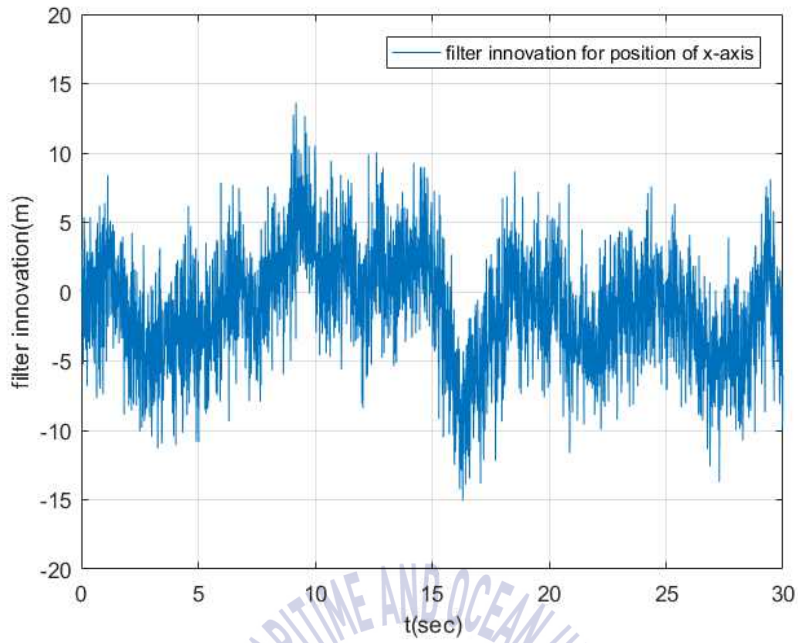


그림 2.3 속도 모델에 대한 필터 이노베이션  
 Fig. 2.3 Filter innovations for velocity model

## 2.2.2 가속도 모델

고정좌표계에서 표적의  $x$ ,  $y$ 축에 대한 위치, 속도, 그리고 가속도 성분을 각각  $p_x$ ,  $v_x$ ,  $a_x$ ,  $p_y$ ,  $v_y$ ,  $a_y$ 로 정의하여 표적의 상태를  $\mathbf{x} = [p_x \ v_x \ a_x \ p_y \ v_y \ a_y]^T$ 로 나타냈을 때 표적의 상태공간방정식을 식 (2.15)와 식 (2.16)으로 나타낼 수 있다.

$$\mathbf{x}_k = A\mathbf{x}_{k-1} + E\mathbf{w}_{k-1} \quad (2.15)$$

$$A = \begin{bmatrix} A_3 & 0 \\ 0 & A_3 \end{bmatrix}, A_3 = \begin{bmatrix} 1 & T & T^2/2 \\ 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$E = \begin{bmatrix} E_3 & 0 \\ 0 & E_3 \end{bmatrix}, E_3 = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{w}_{k-1} \sim N(0, Q), \quad Q = \text{diag}(\sigma_x^2, \sigma_y^2)$$

$$\mathbf{z}_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k \quad (2.16)$$

$$\mathbf{v}_k \sim N(0, R), \quad R = \text{diag}(\sigma_v^2, \sigma_v^2)$$

식 (2.15)는 표적의 운동방정식이다. 시스템 잡음 벡터인  $\mathbf{w}_{k-1}$ 은 평균이 0, 분산이  $\sigma_x^2$ ,  $\sigma_y^2$ 인 백색 가우시안 잡음 벡터이며, 각 축에 대한 가속도에 인가된다고 가정한다. 식 (2.16)은 표적의 출력방정식이다. 측정 잡음 벡터인  $\mathbf{v}_k$ 는 평균이 0, 분산이  $\sigma_v^2$ ,  $\sigma_v^2$ 인 백색 가우시안 잡음 벡터이며, 각 축의 위치를 측정할 때 부가된다고 가정한다.

그림 2.4, 그림 2.5는 식 (2.15)와 식 (2.16)의 상태방정식으로 나타낸 표적이 등속운동을 할 경우 표준 Kalman 필터 알고리즘을 사용한 상태 추정 시뮬레이션의 결과이다. 표적운동의 초기 조건과 잡음의 특성은 식 (2.17)과 같다. 샘플링 주기의 단위는 초(s)이며, 속도의 단위는 (m/s)이다.

$$T = 0.01(s) \quad (2.17)$$

$$\mathbf{x}_0 = [0 \ 340 \ 0 \ 0 \ 100 \ 0]^T$$

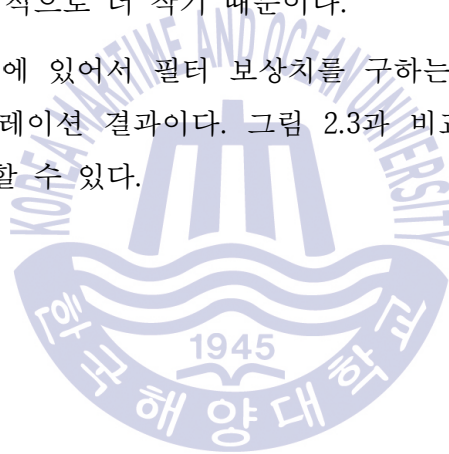
$$\mathbf{w}_{k-1} \sim N(0, Q), \quad Q = \text{diag}(1^2, 1^2)$$

$$\mathbf{v}_k \sim N(0, R), \quad Q = \text{diag}(3^2, 3^2)$$

$$P = \begin{bmatrix} P_3 & 0 \\ 0 & P_3 \end{bmatrix}, \quad P_3 = \begin{bmatrix} \sigma_v^2 & \sigma_v^2/T & 0 \\ \sigma_v^2/T & 2\sigma_v^2/T^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

그림 2.4에서 확인할 수 있듯이, 속도 모델과 비교하였을 때, 추정오차가 더 줄어들어 속도 모델을 통한 표적의 상태 추정정보다 표적의 상태를 더 정확히 추정함을 확인할 수 있다. 이는 시스템 잡음이 표적의 가속도에 존재하기에 속도에 미치는 영향이 상대적으로 더 작기 때문이다.

그림 2.5는 정상상태에 있어서 필터 보상치를 구하는데 사용되는 필터 이노베이션을 나타낸 시뮬레이션 결과이다. 그림 2.3과 비교하여 확률적 기대치가 더 0에 근접함을 확인할 수 있다.





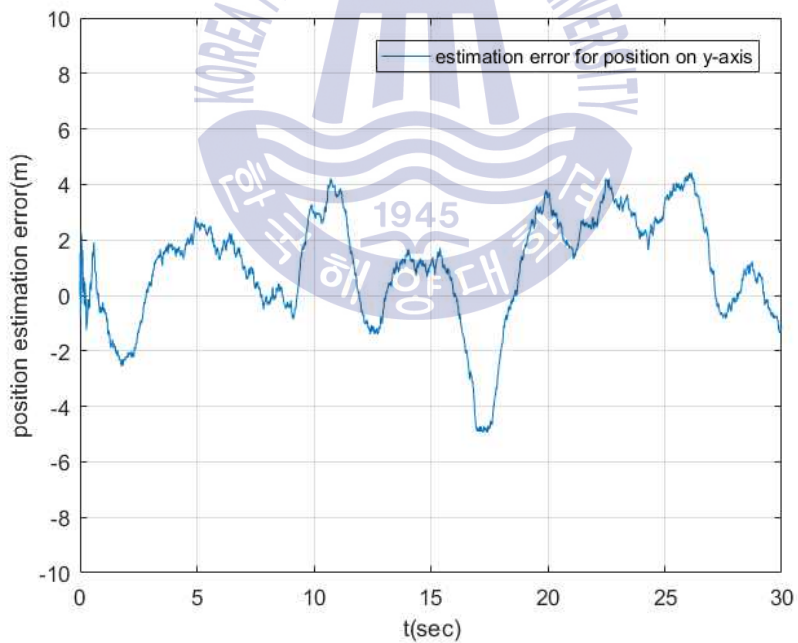
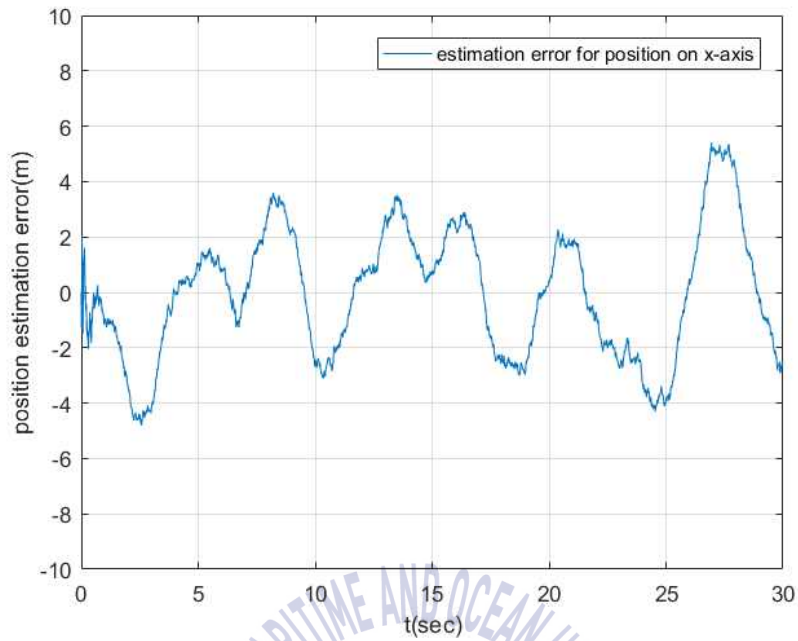


그림 2.4 가속도 모델에 대한 위치 추정오차  
 Fig. 2.4 Position estimation errors for acceleration model

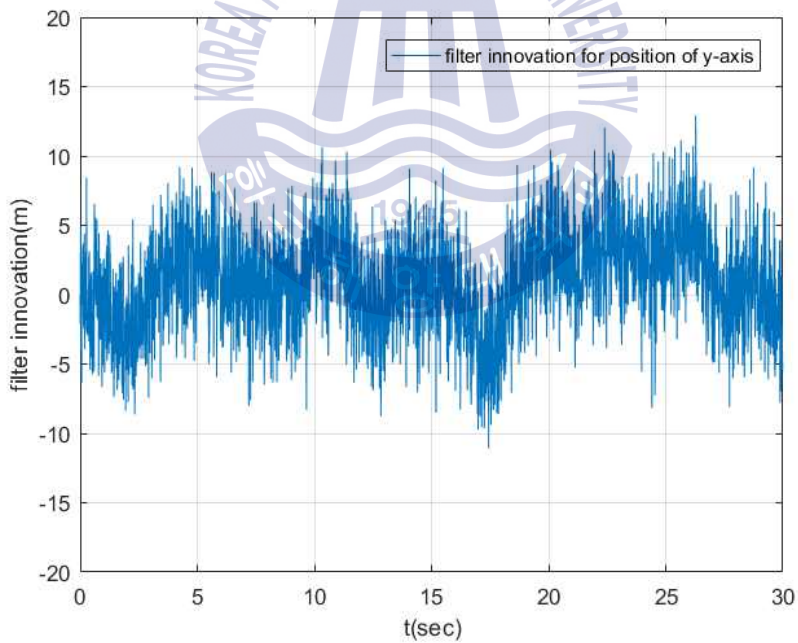
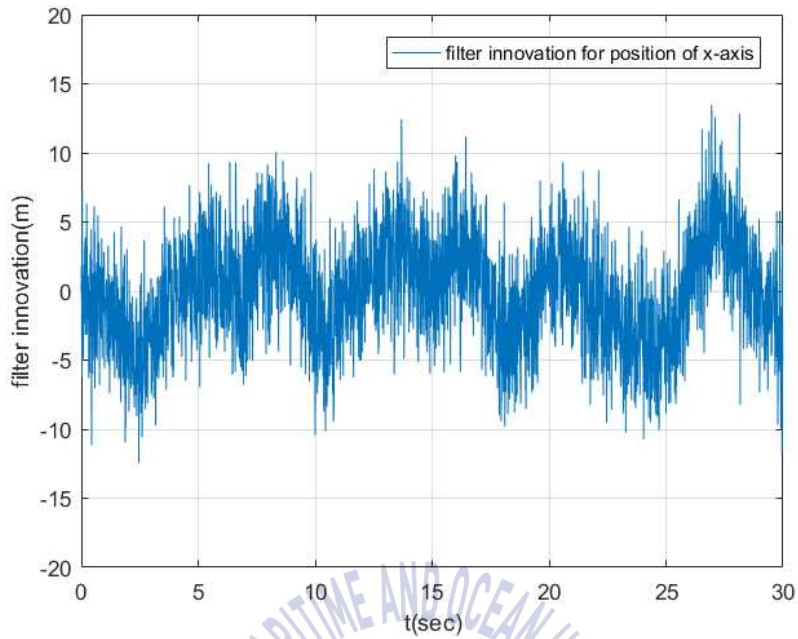


그림 2.5 가속도 모델에 대한 필터 이노베이션  
 Fig. 2.5 Filter innovations for acceleration model

## 제 3 장 기동 특성이 존재하는 표적의 상태 추정

이 장에서는 기동 특성이 존재하는 표적의 상태방정식과 이에 대한 표준 Kalman 필터의 구성, 그리고 그 성능에 대해 논한다. 기존의 표적 추적에 사용되던 상태방정식을 이용해 표준 Kalman 필터 알고리즘을 구성하며, 상태 추정을 수행한다. 이때 발생하는 문제점에 대해 논하며, 표적의 동역학적 특성이 고려되어 미지의 기동 특성이 존재하는 표적의 상태 추정에 적합한 새로운 상태방정식을 제시한다. 또한 회전 기동 특성이 존재하는 새로운 표적의 상태방정식을 제시한다.

미지의 기동 특성을 갖는 표적의 상태 추정을 위하여 제안된 상태방정식으로 표준 Kalman 필터 알고리즘을 구성하고 상태 추정을 수행하여 제안된 상태방정식의 타당성과 표준 Kalman 필터의 상태 추정 정확성 여부를 확인한다.

### 3.1 기존의 직선 기동 특성이 존재하는 표적 모델과 표준 Kalman 필터 알고리즘의 구성

기존에 사용된 기동 특성을 갖는 표적의 상태방정식은 식 (3.1)과 같다.

$$\mathbf{x}_k = A\mathbf{x}_{k-1} + B\mathbf{u}_{k-1} + E\mathbf{w}_{k-1} \quad (3.1)$$

$$\mathbf{z}_k = C\mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k$$

식 (3.1)에서  $B$ 는 기동 특성 입력행렬이며,  $\mathbf{u}_{k-1}$ 은  $k-1$ 번째 샘플링에서 표적에 작용하는 기동 특성이다.

이때 표준 Kalman 필터 알고리즘은 모델링된 표적의 선형 운동만을 기반으로 하여 구성되며 식 (3.2)와 같다. 이는 선형 운동을 하는 표적의 상태 추정을 위한 표준 Kalman 필터 알고리즘과 동일하다.

$$\hat{\mathbf{x}}_k(-) = A\hat{\mathbf{x}}_{k-1}(+) \quad (3.2)$$

$$P_k(-) = AP_{k-1}(+)A^T + Q$$

$$K_k = P_k(-)C^T[CP_k(-)C^T + R]^{-1}$$

$$\hat{\mathbf{x}}_k(+) = \hat{\mathbf{x}}_k(-) + K_k[\mathbf{z}_k - C\hat{\mathbf{x}}_k(-)]$$

$$P_k(+) = [I - K_kC]P_k(-)$$

$$\hat{\mathbf{z}}_k = C\hat{\mathbf{x}}_k(-)$$

$$\mathbf{e}_k = \mathbf{z}_k - \hat{\mathbf{z}}_k$$

## 3.2 기존의 직선 기동 특성이 존재하는 표적 모델의 한계

### 3.2.1 속도 기동 특성이 존재하는 표적 모델의 한계

속도 기동 특성이 존재하는 표적의 운동방정식과 시스템 잡음 벡터의 특성은 식 (3.3)과 같다. 기존의 속도 모델에 행렬  $B$ 를 통해 속도 기동 특성의 발생에 따른 위치 변화와 속도 변화가 인가된다.

$$\mathbf{x}_k = A\mathbf{x}_{k-1} + B\mathbf{u}_{k-1} + E\mathbf{w}_{k-1} \quad (3.3)$$

$$A = \begin{bmatrix} A_2 & 0 \\ 0 & A_2 \end{bmatrix}, A_2 = \begin{bmatrix} 1 & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} B_2 & 0 \\ 0 & B_2 \end{bmatrix}, B_2 = \begin{bmatrix} T \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$E = \begin{bmatrix} E_2 & 0 \\ 0 & E_2 \end{bmatrix}, E_2 = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{w}_{k-1} \sim N(0, Q), \quad Q = \text{diag}(\sigma_x^2, \sigma_y^2)$$

표적의 기동 특성은 식 (3.4)와 같이 임의의 시간동안 속도가 스텝으로 변화한다고 가정한다. 여기서  $u_x, u_y$ 는 상수이다.

$$\mathbf{u}_{k-1} = \begin{cases} [u_x \ u_y]^T, & (t_1 \leq t < t_2) \\ 0, & \text{elsewhere} \end{cases} \quad (3.4)$$

표적의 출력방정식과 측정 잡음 벡터의 특성은 식 (3.5)와 같다.

$$\mathbf{z}_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k \quad (3.5)$$

$$\mathbf{v}_k \sim N(0, R), \quad R = \text{diag}(\sigma_v^2, \sigma_v^2)$$

그림 3.1은 식 (3.3)과 식 (3.4), 그리고 식 (3.5)의 상태공간방정식으로 나타낼 때 표적에 속도 기동 특성이 존재할 경우 표준 Kalman 필터 알고리즘을 사용하여 상태를 추정된 시뮬레이션 결과이다. 표적운동의 초기 조건과 잡음의 특성, 그리고 기동 특성은 식 (3.6)과 같다. 샘플링 시간의 단위는 초( $s$ )이며, 속도와 기동 특성의 단위는 ( $m/s$ )이다.

$$T = 0.01(s) \quad (3.6)$$

$$\mathbf{x}_0 = [0 \ 340 \ 0 \ 100]^T$$

$$\mathbf{w}_{k-1} \sim N(0, Q), \quad Q = \text{diag}(1^2, 1^2)$$

$$\mathbf{v}_k \sim N(0, R), \quad R = \text{diag}(3^2, 3^2)$$

$$\mathbf{u}_{k-1} = \begin{cases} [60 \ 100]^T, & (5 \leq t < 15) \\ 0, & \text{elsewhere} \end{cases}$$

$$P = \begin{bmatrix} P_2 & 0 \\ 0 & P_2 \end{bmatrix}, P_2 = \begin{bmatrix} \sigma_v^2 & \sigma_v^2/T \\ \sigma_v^2/T & 2\sigma_v^2/T^2 \end{bmatrix}$$

이때 표적의 속도는 식 (3.6)에서 초기 조건으로 나타낸 기동 특성을 초과해서 증가하는데, 이는 식 (3.3)에서 나타낸 표적의 운동방정식에서 행렬  $A$ 의 구성 구조로 인해 스텝으로 인가된 표적의 기동 특성이 초기에 설정된 일정 속도에 단순히 더해지는 것이 아니라 비례상수처럼 작용하여 속도에 계속 누적되기 때문이다. 따라서 식 (3.3)은 미지의 기동 특성을 분리하여 인가하고 추정하는 목적의 표적 운동방정식으로는 적합하지 않다고 할 수 있다.



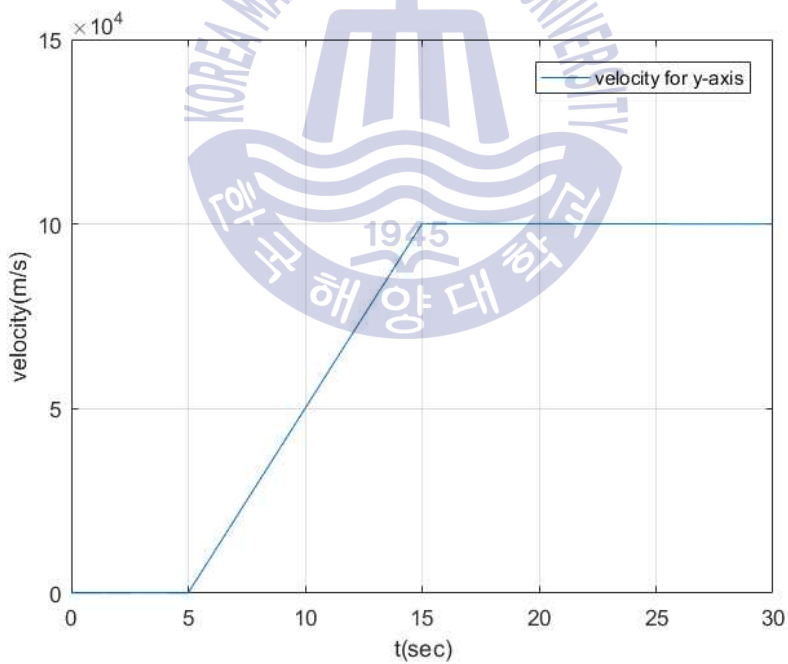
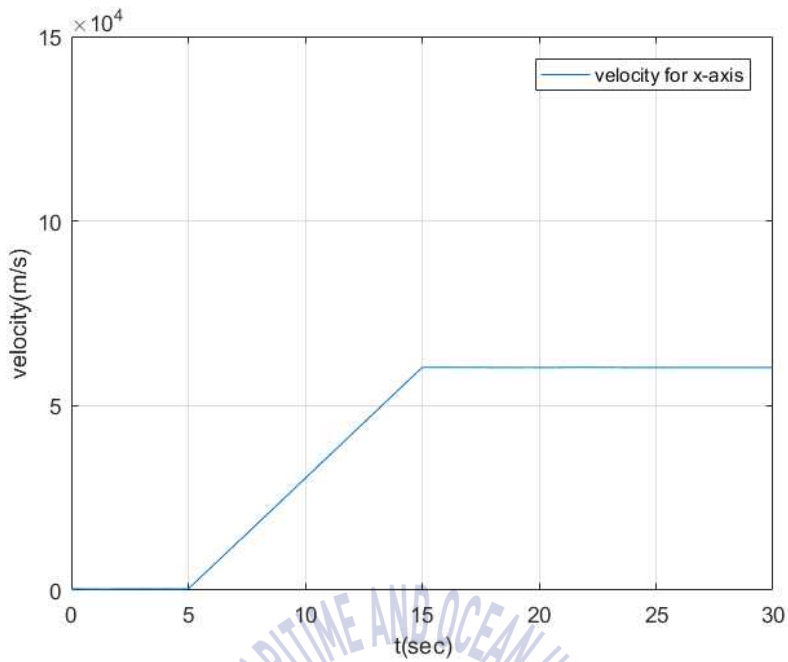


그림 3.1 스텝 속도 기동 특성이 존재하는 표적 모델에서 속도의 발산  
 Fig. 3.1 Divergence of velocities in target model with step velocity maneuver

### 3.2.2 가속도 기동 특성이 존재하는 표적 모델의 한계

가속도 기동 특성이 존재하는 표적의 운동방정식과 시스템 잡음 벡터의 특성은 식 (3.7)과 같다. 기존의 가속도 모델에 행렬  $B$ 를 통해 가속도 기동 특성의 발생에 따른 위치 변화와 속도 변화, 그리고 가속도 변화가 인가된다.

$$\mathbf{x}_k = A\mathbf{x}_{k-1} + B\mathbf{u}_{k-1} + E\mathbf{w}_{k-1} \quad (3.7)$$

$$A = \begin{bmatrix} A_3 & 0 \\ 0 & A_3 \end{bmatrix}, A_3 = \begin{bmatrix} 1 & T & T^2/2 \\ 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} B_3 & 0 \\ 0 & B_3 \end{bmatrix}, B_3 = \begin{bmatrix} T^2/2 \\ T \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$E = \begin{bmatrix} E_3 & 0 \\ 0 & E_3 \end{bmatrix}, E_3 = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{w}_{k-1} \sim N(0, Q), \quad Q = \text{diag}(\sigma_x^2, \sigma_y^2)$$

표적의 기동 특성으로 식 (3.8)과 같이 임의의 시간동안 가속도가 스텝으로 변화한다고 가정한다. 여기서  $u_x, u_y$ 는 상수이다.

$$\mathbf{u}_{k-1} = \begin{cases} [u_x \ u_y]^T, & (t_1 \leq t < t_2) \\ 0, & \text{elsewhere} \end{cases} \quad (3.8)$$

표적의 출력방정식과 측정 잡음 벡터의 특성은 식 (3.9)와 같다.

$$\mathbf{z}_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k \quad (3.9)$$

$$\mathbf{v}_k \sim N(0, R), \quad R = \text{diag}(\sigma_v^2, \sigma_v^2)$$

그림 3.2는 식 (3.7)과 식 (3.8), 그리고 식 (3.9)의 상태방정식으로 나타낸 표적에 가속도 기동 특성이 존재할 경우 표준 Kalman 필터 알고리즘을 사용한 상태 추정 시뮬레이션의 결과이다. 표적운동의 초기 조건과 기동 특성, 그리고



잡음 특성은 식 (3.10)과 같다. 샘플링 시간의 단위는 초( $s$ )이며, 속도의 단위는 ( $m/s$ ), 그리고 기동 특성의 단위는 ( $m/s^2$ )이다.

$$T = 0.01(s) \quad (3.10)$$

$$\mathbf{x}_0 = [0 \ 340 \ 0 \ 0 \ 100 \ 0]^T$$

$$\mathbf{w}_{k-1} \sim N(0, Q), \quad Q = \text{diag}(1^2, 1^2)$$

$$\mathbf{v}_k \sim N(0, R), \quad R = \text{diag}(3^2, 3^2)$$

$$\mathbf{u}_{k-1} = \begin{cases} [10 \ 20]^T, & (5 \leq t < 15) \\ 0, & \text{elsewhere} \end{cases}$$

$$P = \begin{bmatrix} P_3 & 0 \\ 0 & P_3 \end{bmatrix}, \quad P_3 = \begin{bmatrix} \sigma_v^2 & \sigma_v^2/T & 0 \\ \sigma_v^2/T & 2\sigma_v^2/T^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

3.2.1 절의 기존에 사용되던 속도 기동 특성이 존재하는 표적의 운동방정식과 같이 가속도 기동 특성이 존재하는 모델 또한 행렬  $A$ 의 구조로 인하여 스텝 가속도 기동 특성이 비례상수처럼 작용하여 계속 누적됨에 따라 초기 조건으로 일정하게 설정된 가속도에 단순히 더해지는 것이 아니라 계속 증가하는 것을 확인할 수 있다.

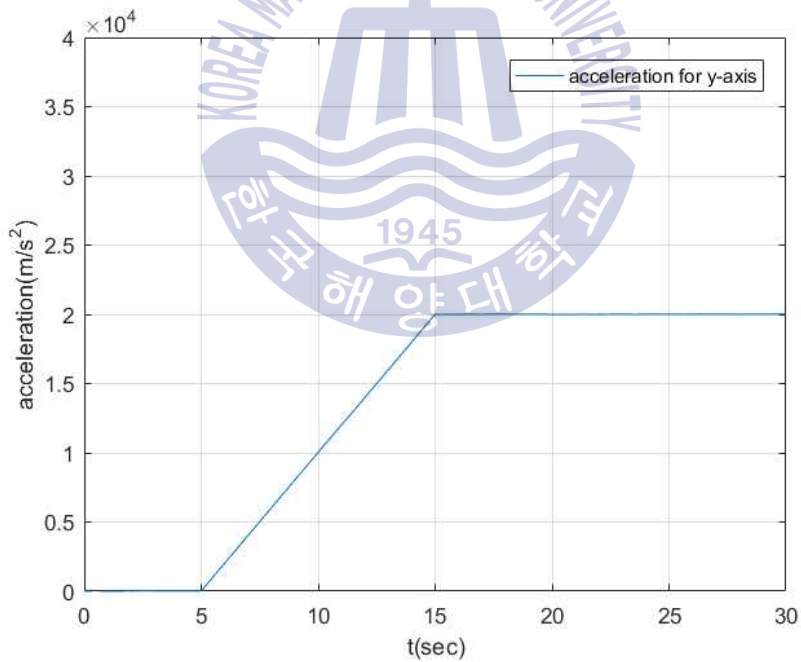
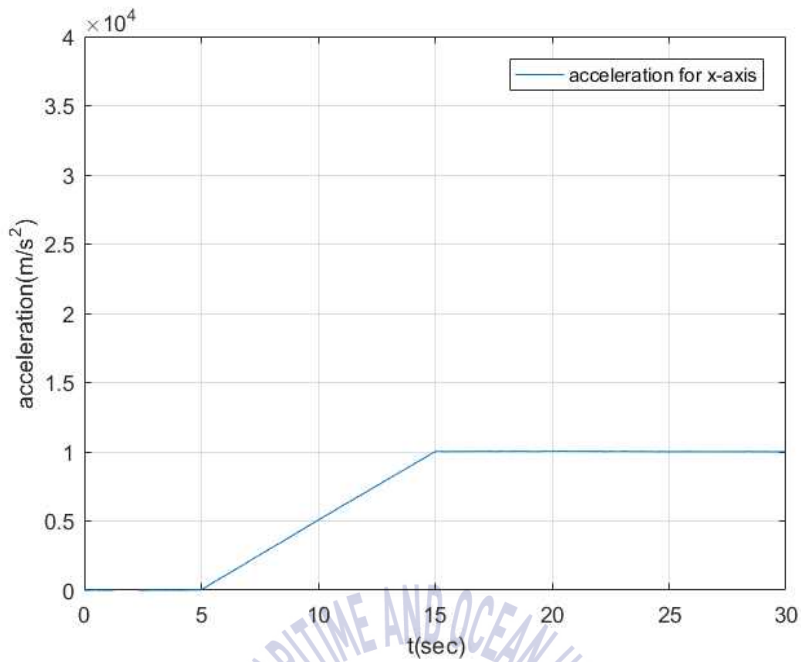


그림 3.2 스텝 가속도 기동 특성이 존재하는 표적 모델에서 가속도의 발산  
 Fig. 3.2 Divergence of accelerations in target model with step acceleration maneuver

### 3.3 새로운 표적 모델과 표준 Kalman 필터 알고리즘의 구성 및 상태 추정 성능 검증

#### 3.3.1 속도 기동 특성이 존재하는 표적 모델

속도 기동 특성이 존재하는 표적모델에서 표적의 선형 운동을 묘사하기 위하여 초기설정 되어 일정하다고 가정한 알려진 속도와 미지의 속도 기동 특성을 분리함으로써 기동 특성으로 인해 속도의 크기가 누적되는 것을 방지하고, 또한 미지의 기동 특성을 추정할 수 있는 근거를 마련할 목적으로 식 (3.11)과 같이 새로운 표적의 상태방정식을 제안한다.

$$\mathbf{x}_k = A\mathbf{x}_{k-1} + B(\mathbf{s}_{k-1} + \mathbf{u}_{k-1}) + E\mathbf{w}_{k-1} \quad (3.11)$$

$$A = \begin{bmatrix} A_2 & 0 \\ 0 & A_2 \end{bmatrix}, A_2 = \begin{bmatrix} 1 & T \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} B_2 & 0 \\ 0 & B_2 \end{bmatrix}, B_2 = \begin{bmatrix} T \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$E = \begin{bmatrix} E_2 & 0 \\ 0 & E_2 \end{bmatrix}, E_2 = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{w}_{k-1} \sim N(0, Q), \quad Q = \text{diag}(\sigma_x^2, \sigma_y^2)$$

식 (3.11)의 운동방정식에서  $A$ 는 표적의 속도 변화에 따른 위치 변화만을 인가하는 행렬,  $B$ 는 속도만을 인가하는 행렬이며,  $\mathbf{s}_{k-1}$ 은 속도 기동 특성과는 분리된, 이미 알려진 표적의 속도를 나타낸다.

표적의 기동 특성으로는 식 (3.12)와 같이 임의의 시간동안 속도가 스텝으로 변화한다고 가정한다. 여기서  $u_x, u_y$ 는 상수이다.

$$\mathbf{u}_{k-1} = \begin{cases} [u_x \ u_y]^T, & (t_1 \leq t < t_2) \\ 0, & elsewhere \end{cases} \quad (3.12)$$

표적의 출력방정식과 측정 잡음 벡터의 특성은 식 (3.13)과 같다.

$$\mathbf{z}_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k \quad (3.13)$$

$$\mathbf{v}_k \sim N(0, R), \quad R = \text{diag}(\sigma_v^2, \sigma_v^2)$$

이때 표준 Kalman 필터 알고리즘은 모델링된 표적의 선형 운동만을 기반으로 하며 식 (3.14)와 같이 나타낼 수 있다.

$$\hat{\mathbf{x}}_k(-) = A\hat{\mathbf{x}}_{k-1}(+) + B\mathbf{s}_{k-1} \quad (3.14)$$

$$P_k(-) = AP_{k-1}(+)A^T + Q$$

$$K_k = P_k(-)C^T[CP_k(-)C^T + R]^{-1}$$

$$\hat{\mathbf{x}}_k(+) = \hat{\mathbf{x}}_k(-) + K_k[\mathbf{z}_k - C\hat{\mathbf{x}}_k(-)]$$

$$P_k(+) = [I - K_kC]P_k(-)$$

$$\hat{\mathbf{z}}_k = C\hat{\mathbf{x}}_k(-)$$

$$\mathbf{e}_k = \mathbf{z}_k - \hat{\mathbf{z}}_k$$

그림 3.3, 그림 3.4, 그림 3.5는 식 (3.11)과 식 (3.12), 그리고 식 (3.13)의 새로운 상태공간방정식으로 나타난 표적에 속도 기동 특성이 존재할 경우 표준 Kalman 필터 알고리즘을 사용한 상태 추정 시뮬레이션의 결과이다. 표적운동의 초기 조건은 식 (3.15)와 같다. 샘플링 시간의 단위는 초(s)이며, 속도와 기동 특성의 단위는 (m/s)이다.

$$T = 0.01(s) \quad (3.15)$$

$$\mathbf{x}_0 = [0 \ 0 \ 0 \ 0]^T, \quad \mathbf{s}_k = [340 \ 100]^T$$

$$\mathbf{w}_{k-1} \sim N(0, Q), \quad Q = \text{diag}(1^2, 1^2)$$

$$\mathbf{v}_k \sim N(0, R), \quad R = \text{diag}(3^2, 3^2)$$

$$\mathbf{u}_{k-1} = \begin{cases} [60 \ 100]^T, & (5 \leq t < 15) \\ 0, & elsewhere \end{cases}$$

$$P = \begin{bmatrix} P_2 & 0 \\ 0 & P_2 \end{bmatrix}, P_2 = \begin{bmatrix} \sigma_v^2 & \sigma_v^2/T \\ \sigma_v^2/T & 2\sigma_v^2/T^2 \end{bmatrix}$$

그림 3.3은 스텝 속도 기동 특성이 존재하는 표적의 속도를 나타낸 그래프다. 식 (3.3)과 다르게, 식 (3.11)로 제안된 운동방정식은 행렬  $A$ 를 통해 다음 샘플링의 상태에 속도를 직접적으로 전달하지 않고  $\mathbf{s}_{k-1}$ 로 나타낸 이미 알려진 표적의 속도를 행렬  $B$ 를 통하여 인가함으로써 표적의 속도를 나타낸다. 그에 따라 표적의 상태 추정 과정에서 스텝으로 가정된 기동 특성이 작용하는 동안 샘플링이 거듭되어도 그 값이 누적되지 않아 속도가 계속 증가하지 않고 단순히 더해진 일정한 값을 나타내고 있음을 그림 3.3에서 확인할 수 있다.

그림 3.4는 표적의 스텝 속도 기동 특성이 발생함에 따른 위치 추정오차를 나타낸 그래프로, 기동 특성이 발생함에 따라 위치 추정오차가 증가함을 보인다. 표적은 기동 특성이 작용함에 따라 정상상태 운동에서 벗어나 속도가 변하게 되지만 표준 Kalman 필터 알고리즘에는 미지의 기동 특성을 반영할 수 있는 연산이 존재하지 않아 기동 특성이 존재하는 5초에서 15초 사이에 위치 추정오차가 점점 증가하며, 그 이후 점차 감소하는 것을 확인할 수 있다.

그림 3.5는 표준 Kalman 필터 알고리즘을 이용한 스텝 속도 기동 특성이 존재하는 표적의 상태 추정 과정의 필터 추정치를 구하는 과정에서 필터 보상으로 사용되는 필터 이노베이션을 나타낸 시물레이션 결과이다. 그림 3.4로 나타낸 위치 추정오차와 비슷하게 표적의 기동 특성이 작용하는 5초 이후부터 통계적 평균이 0에서 크게 벗어나 발산하고 있음을 알 수 있으며, 기동 특성이 소멸된 15초 이후에는 점점 감소하는 것을 확인할 수 있다.

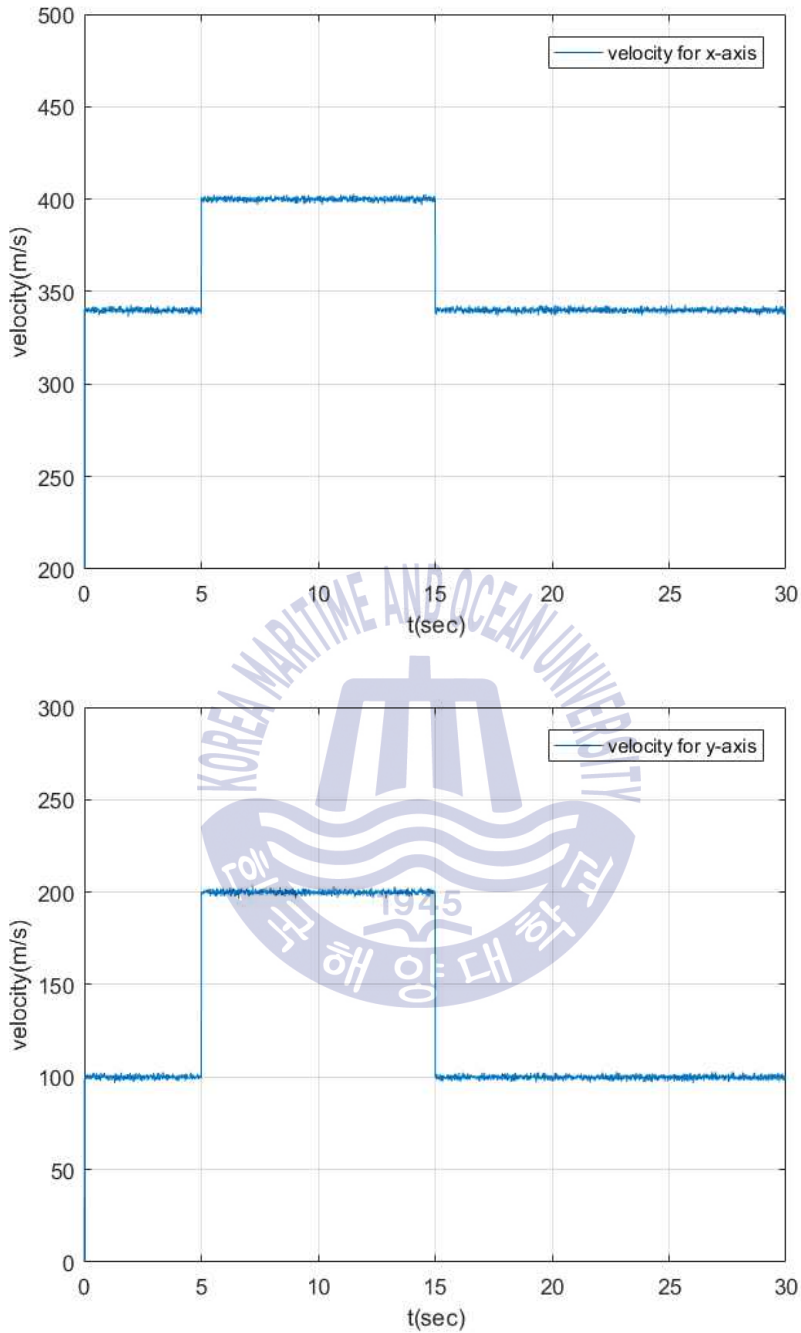


그림 3.3 스텝 속도 기동 특성이 존재하는 표적 모델에서 속도  
 Fig. 3.3 Velocities of target model with unknown step velocity maneuver

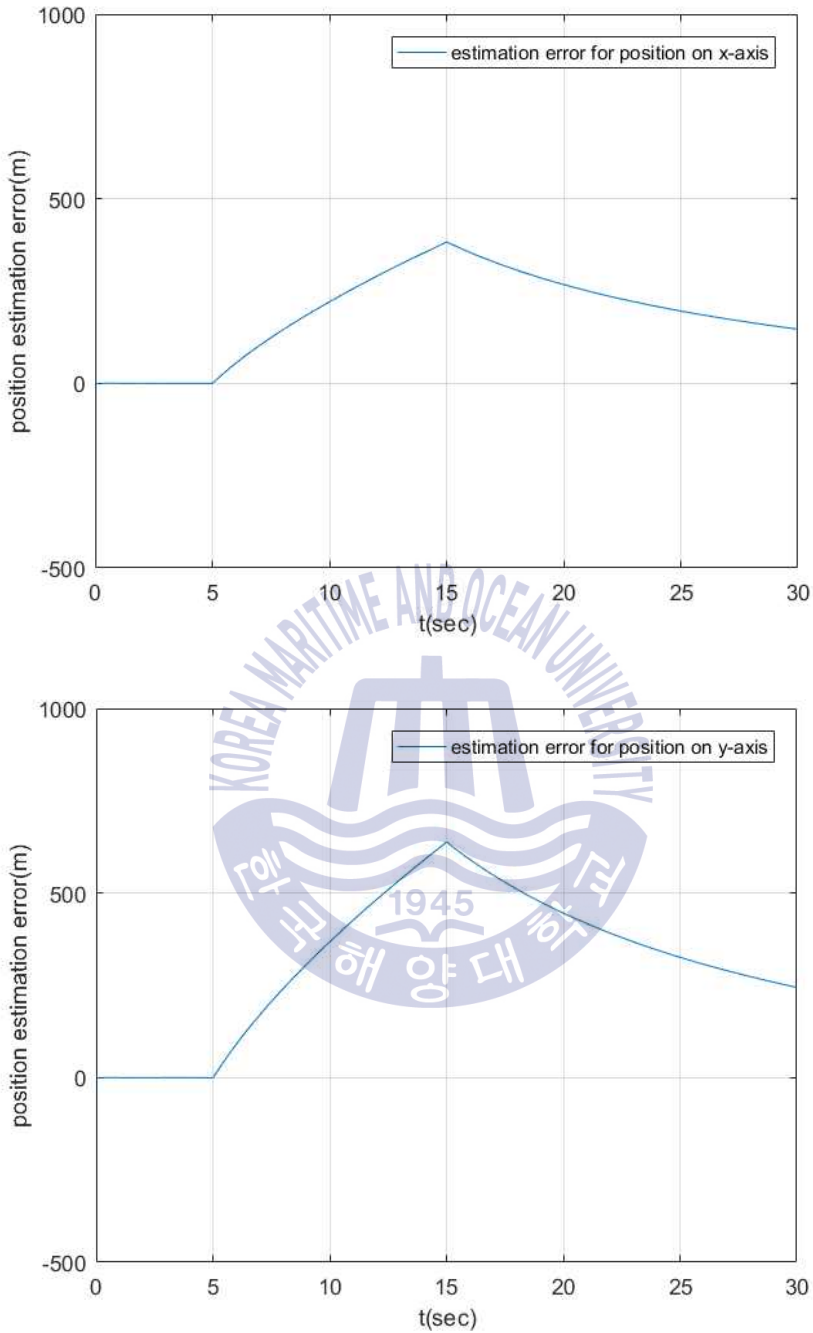


그림 3.4 스텝 속도 기동 특성이 존재하는 표적 대한 위치 추정오차  
 Fig. 3.4 Position estimation errors for step velocity maneuvering target

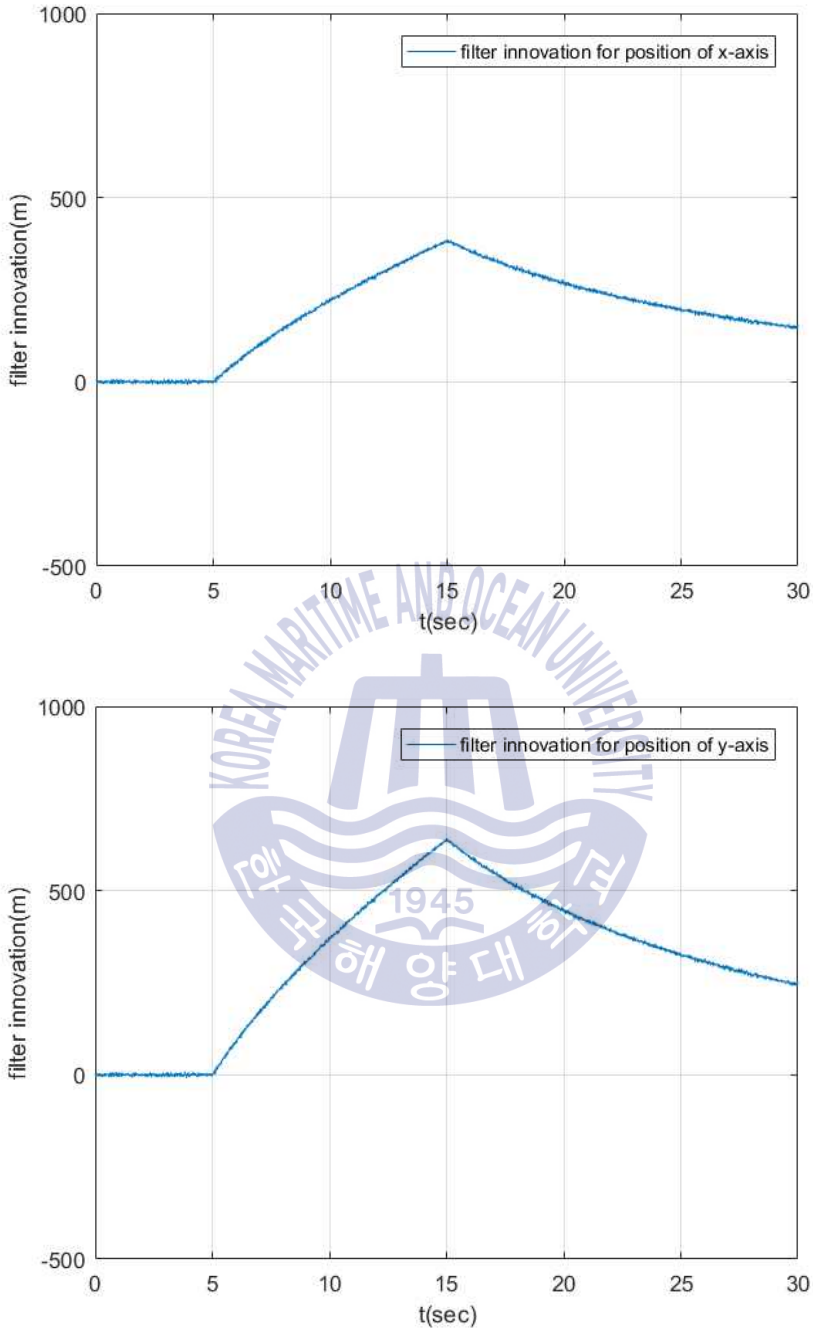


그림 3.5 스텝 속도 기동 특성이 존재하는 표적에 대한 필터 이노베이션  
 Fig. 3.5 Filter innovations for step velocity maneuvering target



### 3.3.2 가속도 기동 특성이 존재하는 표적 모델

가속도 기동 특성이 존재하는 표적 모델에서 표적의 선형 운동을 묘사하기 위하여 초기설정 되어 일정하다고 가정한 가속도와 미지의 가속도 기동 특성을 분리함으로써 기동 특성으로 인해 가속도의 크기가 누적되는 것을 방지하고, 또한 미지의 기동 특성을 추정할 수 있는 근거를 마련할 목적으로 식 (3.16)과 같이 새로운 표적의 상태방정식을 제안한다.

$$\mathbf{x}_k = A\mathbf{x}_{k-1} + B(\mathbf{u}_{k-1} + \mathbf{w}_{k-1}) \quad (3.16)$$

$$A = \begin{bmatrix} A_3 & 0 \\ 0 & A_3 \end{bmatrix}, A_3 = \begin{bmatrix} 1 & T & T^2/2 \\ 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} B_3 & 0 \\ 0 & B_3 \end{bmatrix}, B_3 = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{w}_{k-1} \sim N(0, Q), \quad Q = \text{diag}(\sigma_x^2, \sigma_y^2)$$

식 (3.16)의 운동방정식에서  $A$ 는 표적의 속도와 가속도에 따른 위치 변화와 속도 변화를 인가하는 행렬,  $B$ 는 가속도 기동 특성을 인가하는 행렬이다.

표적의 기동 특성으로 식 (3.17)과 같이 임의의 시간동안 가속도가 스텝으로 변화한다고 가정한다. 여기서  $u_x, u_y$ 는 상수이다.

$$\mathbf{u}_{k-1} = \begin{cases} [u_x \ u_y]^T, & (t_1 \leq t < t_2) \\ 0, & elsewhere \end{cases} \quad (3.17)$$

표적의 출력방정식과 측정 잡음 벡터의 특성은 식 (3.18)과 같다.

$$\mathbf{z}_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k \quad (3.18)$$

$$\mathbf{v}_k \sim N(0, R), \quad R = \text{diag}(\sigma_v^2, \sigma_v^2)$$

이때 표준 Kalman 필터 알고리즘은 모델링된 표적의 선형 운동만을 기반으로 하며 식 (3.19)와 같이 나타낼 수 있다.

$$\hat{\mathbf{x}}_k(-) = A\hat{\mathbf{x}}_{k-1}(+) \quad (3.19)$$

$$P_k(-) = AP_{k-1}(+)A^T + Q$$

$$K_k = P_k(-)C^T[CP_k(-)C^T + R_k]^{-1}$$

$$\hat{\mathbf{x}}_k(+) = \hat{\mathbf{x}}_k(-) + K_k[\mathbf{z}_k - C\hat{\mathbf{x}}_k(-)]$$

$$P_k(+) = [I - K_kC]P_k(-)$$

$$\hat{\mathbf{z}}_k = C\hat{\mathbf{x}}_k(-)$$

$$\mathbf{e}_k = \mathbf{z}_k - \hat{\mathbf{z}}_k$$

그림 3.6, 그림 3.7, 그림 3.8은 식 (3.16)과 식 (3.17), 그리고 식 (3.18)의 새로운 상태공간방정식으로 나타낸 표적에 가속도 기동 특성이 존재할 경우 표준 Kalman 필터 알고리즘을 사용한 상태 추정 시뮬레이션의 결과이다. 표적운동의 초기 조건과 기동 특성, 그리고 잡음 특성은 식 (3.20)과 같다. 샘플링 시간의 단위는 초( $s$ )이며, 속도의 단위는 ( $m/s$ ), 그리고 기동 특성의 단위는 ( $m/s^2$ )이다.

$$T = 0.01(s) \quad (3.20)$$

$$\mathbf{x}_0 = [0 \ 340 \ 0 \ 0 \ 100 \ 0]^T$$

$$\mathbf{w}_{k-1} \sim N(0, Q), \quad Q = \text{diag}(1^2, 1^2)$$

$$\mathbf{v}_k \sim N(0, R), \quad R = \text{diag}(3^2, 3^2)$$

$$\mathbf{u}_{k-1} = \begin{cases} [10 \ 20]^T, & (5 \leq t < 15) \\ 0, & \text{elsewhere} \end{cases}$$

$$P = \begin{bmatrix} P_3 & 0 \\ 0 & P_3 \end{bmatrix}, \quad P_3 = \begin{bmatrix} \sigma_v^2 & \sigma_v^2/T & 0 \\ \sigma_v^2/T & 2\sigma_v^2/T^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

그림 3.6은 스텝 가속도 기동 특성이 존재하는 표적의 가속도를 나타낸 그래프다. 식 (3.16)의 행렬  $A$ 에 의해서 직전 샘플링에서의 가속도를 다음 샘플링에 인가하지 않고 행렬  $B$ 를 통해서만 인가하므로 그림 3.6과 같이 기동 특성이 존재하는 구간에만 그 크기가 단순히 더해져 증가하는 것을 확인할 수 있다.

그림 3.7은 표적에 스텝 가속도 기동 특성이 발생함에 따른 위치 추정오차를 나타낸 그래프로, 속도 기동 특성이 존재할 경우 추정오차와 달리 기동 특성이 존재하지 않는 15초 이후에도 추정오차가 증가하는 모습을 확인할 수 있다. 약 2초간 추정오차가 증가하며, 그 이후 점차 감소한다.

그림 3.8은 표준 Kalman 필터 알고리즘을 이용한 스텝 가속도 기동 특성이 존재하는 표적의 상태 추정 과정의 필터 추정치를 구하는 과정에서 필터 보상으로 사용되는 필터 이노베이션을 나타낸 시뮬레이션 결과이다. 표적의 기동 특성이 작용하는 5초 이후부터 통계적 평균이 0에서 크게 벗어나게 되며, 17초까지 약 12초간 증가한 뒤 감소하는 것을 확인할 수 있다.



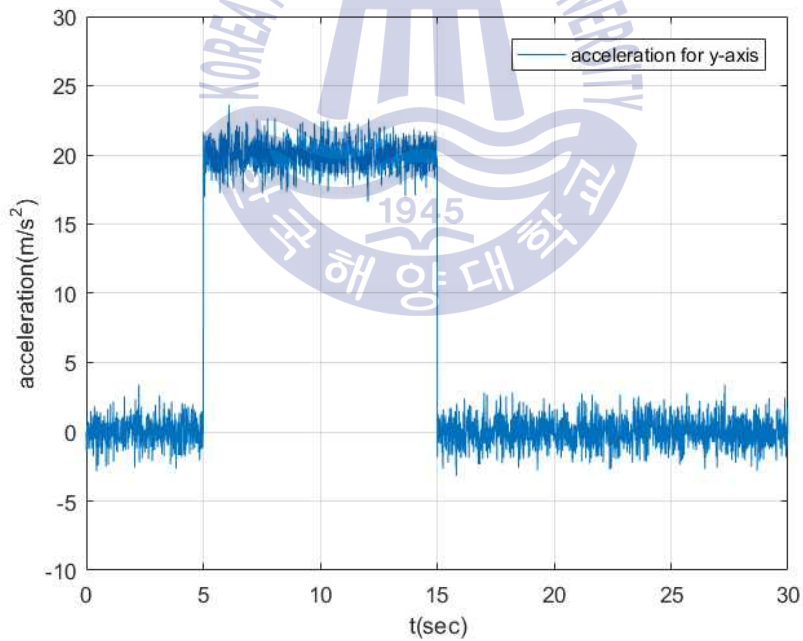
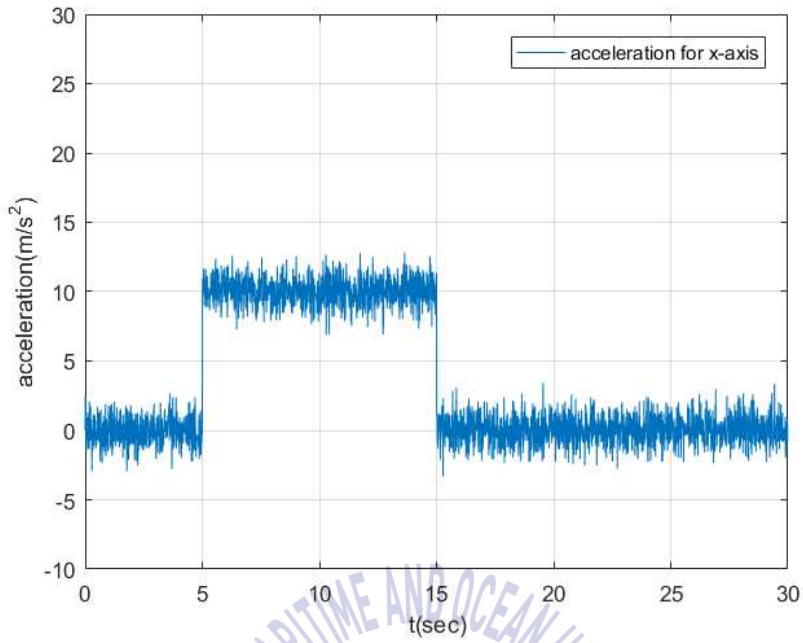


그림 3.6 스텝 가속도 기동 특성이 존재하는 표적의 가속도  
 Fig. 3.6 Accelerations of target model with unknown step acceleration maneuver

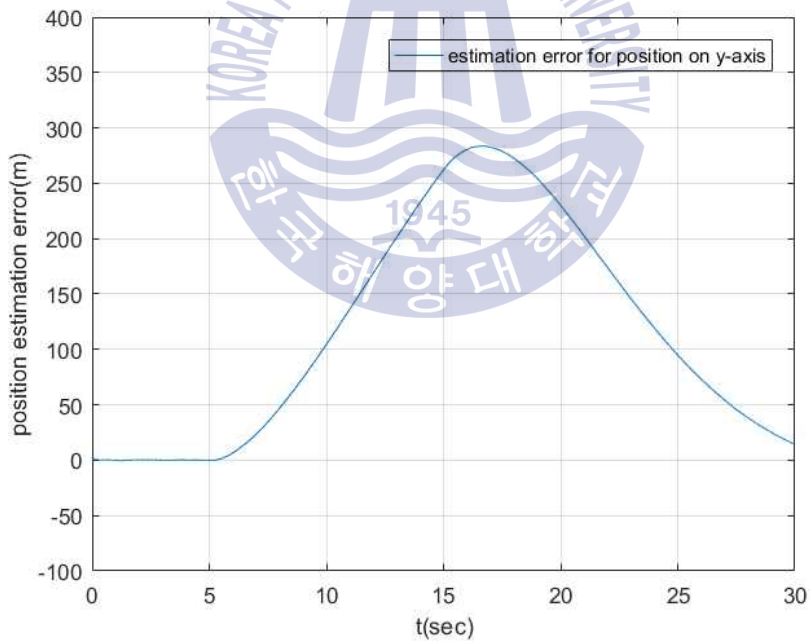
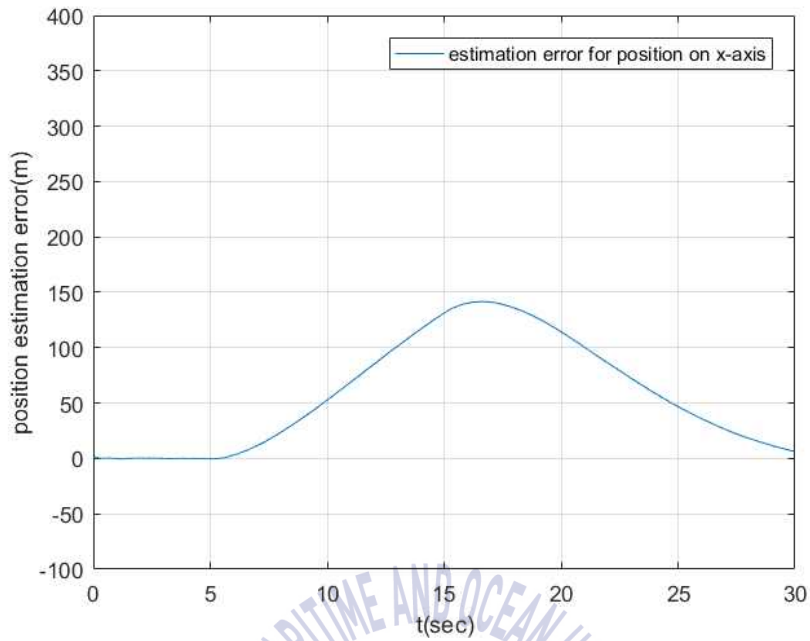


그림 3.7 스텝 가속도 기동 특성이 존재하는 표적에 대한 위치 추정오차  
 Fig. 3.7 Position estimation errors for step acceleration maneuvering target

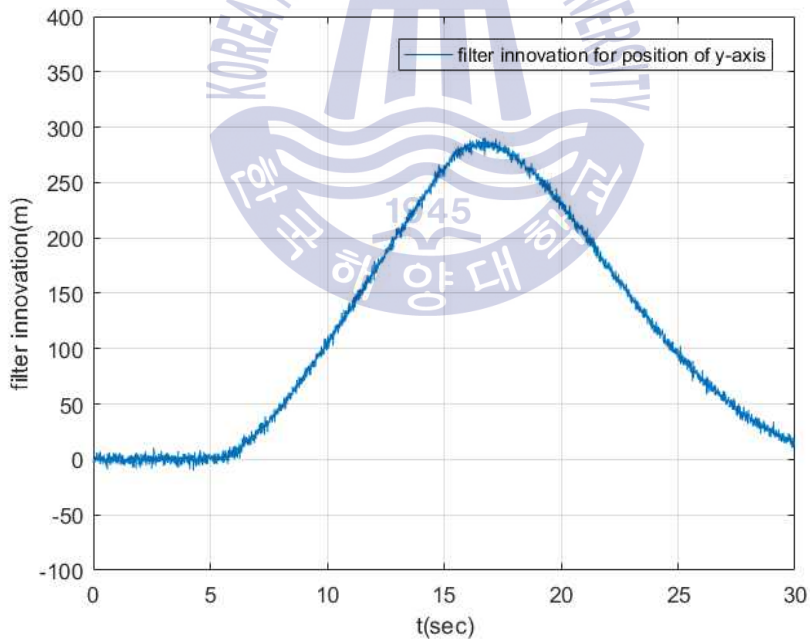
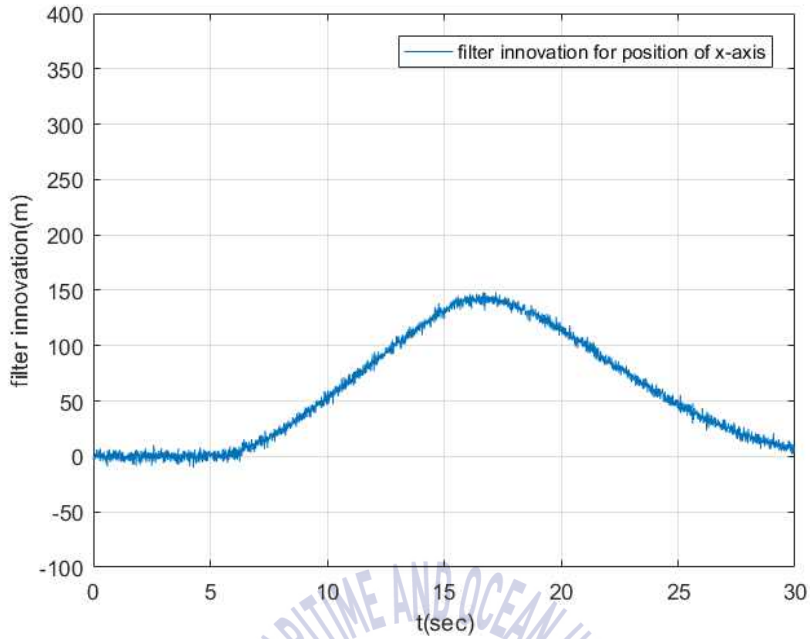


그림 3.8 스텝 가속도 기동 특성이 존재하는 표적에 대한 필터 이노베이션  
 Fig. 3.8 Filter innovations for step acceleration maneuvering target

### 3.4 회전 기동 특성이 존재하는 표적 모델과 표준 Kalman 필터 알고리즘의 구성 및 상태 추정 성능 검증

회전 기동 특성이 존재하는 표적 모델에서 초기 설정되어 일정하다고 가정한 알려진 속도와 미지의 회전 기동 특성을 분리함으로써, 이동 특성으로 인해 속도의 크기가 누적되는 것을 방지하고, 또한 미지의 기동 특성을 추정할 수 있는 근거를 마련할 목적으로 식 (3.21)과 같이 새로운 표적의 상태방정식을 제안한다.

$$\mathbf{x}_k = A\mathbf{x}_{k-1} + B\mathbf{s}_{k-1} + E\mathbf{u}_{k-1} + F\mathbf{w}_{k-1} \quad (3.21)$$

$$A = \begin{bmatrix} A_2 & 0 \\ 0 & A_2 \end{bmatrix}, A_2 = \begin{bmatrix} 1 & T \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} B_2 & 0 \\ 0 & B_2 \end{bmatrix}, B_2 = \begin{bmatrix} T \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$E = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 1 - ((\omega T)^2/2) & -\omega T \\ 0 & 0 \\ \omega T & 1 - ((\omega T)^2/2) \end{bmatrix}$$

$$F = \begin{bmatrix} F_2 & 0 \\ 0 & F_2 \end{bmatrix}, F_2 = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{w}_{k-1} \sim N(0, Q), \quad Q = \text{diag}(\sigma_x^2, \sigma_y^2)$$

여기서 행렬  $A$ 는 속도에 의한 위치 변화만을 인가하는 행렬,  $B$ 는 속도를 인가하는 행렬,  $E$ 는 회전 기동 특성에 의해 변화하는 속도를 인가하는 행렬,  $F$ 는 잡음을 인가하는 행렬이다.

표적의 속도 변화와 기동 특성은 식 (3.22)와 식 (3.23)으로 나타낼 수 있다. 기동 특성이 발생하기 전까지 표적은 초기 속도로 등속 운동을 하며, 기동 특성이 존재하는 동안은 행렬  $E$ 와  $\mathbf{u}_{k-1}$ 로 구성된 별개의 회전운동방정식을 통해 표적의 속도를 나타낸다. 기동 특성이 끝난 뒤에는 회전운동 직후의 속도를 가

지며 등속 운동 한다.

$$\mathbf{s}_k = \begin{cases} \mathbf{s}_0, & (0 \leq t < t_1) \\ 0, & (t_1 \leq t < t_2) \\ \mathbf{u}_k, & (t \geq t_2) \end{cases} \quad (3.22)$$

$$\mathbf{u}_k = \begin{cases} E\mathbf{u}_{k-1}, & (t_1 \leq t < t_2) \\ 0, & elsewhere \end{cases} \quad (3.23)$$

$$\mathbf{u}_{t_1} = [v_x \ v_y]^T$$

표적의 출력방정식과 측정 잡음 벡터의 특성은 식 (3.24)와 같다.

$$\mathbf{z}_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k \quad (3.24)$$

$$\mathbf{v}_k \sim N(0, R), \quad R = \text{diag}(\sigma_v^2, \sigma_v^2)$$

이때 표준 Kalman 필터 알고리즘은 모델링된 표적의 선형 운동만을 기반으로 하며 식 (3.25)와 같이 나타낼 수 있다.

$$\hat{\mathbf{x}}_k(-) = A\hat{\mathbf{x}}_{k-1}(+) + B\mathbf{s}_0 \quad (3.25)$$

$$P_k(-) = AP_{k-1}(+)A^T + Q$$

$$K_k = P_k(-)C^T[CP_k(-)C^T + R]^{-1}$$

$$\hat{\mathbf{x}}_k(+) = \hat{\mathbf{x}}_k(-) + K_k[\mathbf{z}_k - C\hat{\mathbf{x}}_k(-)]$$

$$P_k(+) = [I - K_k C]P_k(-)$$

$$\hat{\mathbf{z}}_k = C\hat{\mathbf{x}}_k(-)$$

$$\mathbf{e}_k = \mathbf{z}_k - \hat{\mathbf{z}}_k$$

그림 3.9, 그림 3.10, 그림 3.11은 식 (3.21)~식 (3.24)의 상태방정식으로 나타낸 표적에 회전 기동 특성이 존재할 경우 표준 Kalman 필터 알고리즘을 사용한 상태 추정 시뮬레이션의 결과이다. 표적운동의 초기 조건, 기동 특성, 그리고



잡음 특성은 식 (3.26)과 같다. 샘플링 시간의 단위는 초( $s$ )이며, 속도의 단위는 ( $m/s$ ), 각속도의 단위는 ( $rad/s$ )이다.

$$T = 0.01(s) \quad (3.26)$$

$$\mathbf{x}_0 = [0 \ 0 \ 0 \ 0]^T, \mathbf{s}_k = [340 \ 100]^T$$

$$\mathbf{w}_{k-1} \sim N(0, Q), \quad Q = \text{diag}(1^2, 1^2)$$

$$v_k \sim N(0, R), \quad R = \text{diag}(3^2, 3^2)$$

$$\omega = 0.4(rad/s)$$

$$\mathbf{u}_k = \begin{cases} E\mathbf{u}_{k-1}, & (5 \leq t < 15) \\ 0, & \text{elsewhere} \end{cases}$$

$$P = \begin{bmatrix} P_2 & 0 \\ 0 & P_2 \end{bmatrix}, P_2 = \begin{bmatrix} \sigma_v^2 & \sigma_v^2/T \\ \sigma_v^2/T & 2\sigma_v^2/T^2 \end{bmatrix}$$

그림 3.9는 회전 기동 특성이 존재하는 표적의 속도를 나타낸 그래프다. 기동 특성이 존재하는 구간동안 회전운동에 의한 속도 변화가 나타나는 것을 확인할 수 있으며, 기동 특성이 소멸된 후에는 등속운동 하는 것을 확인할 수 있다.

그림 3.10은 표적에 회전 기동 특성이 발생함에 따른 위치 추정오차를 나타낸 그래프다. 표준 Kalman 필터 알고리즘이 표적의 초기 등속운동만을 기반으로 구성되므로 표적의 운동 방향에 변화가 발생할 경우 위치 추정오차가 크게 발산하며, 필터 자체의 보상에 한계가 있음을 확인할 수 있다.

그림 3.11은 표준 Kalman 필터 알고리즘을 이용한 회전 기동 특성이 존재하는 표적의 상태 추정 과정의 필터 추정치를 구하는 과정에서 필터 보상으로 사용되는 필터 이노베이션을 나타낸 시물레이션 결과이다. 표적의 운동 방향이 변하기 시작함과 동시에 필터 이노베이션이 증가하기 시작하여 통계적 평균이 0에서 크게 벗어나며, 속도 기동 특성과 가속도 기동 특성이 존재하는 표적에 대한 필터 이노베이션과 다르게 기동 특성이 소멸된 후 감소하는 모습을 확인할 수 없다.

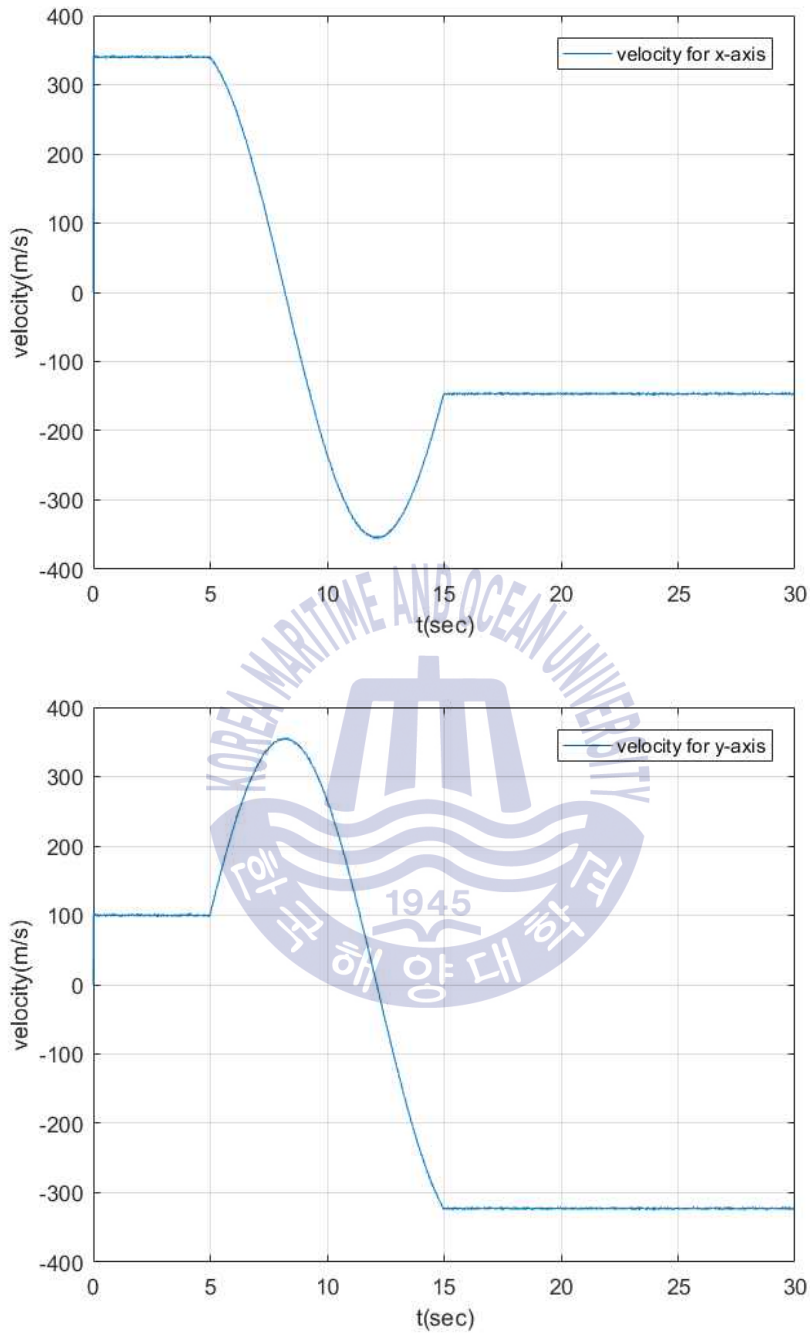


그림 3.9 회전 기동 특성을 갖는 표적의 속도

Fig. 3.9 Velocities of target model with unknown turn maneuver

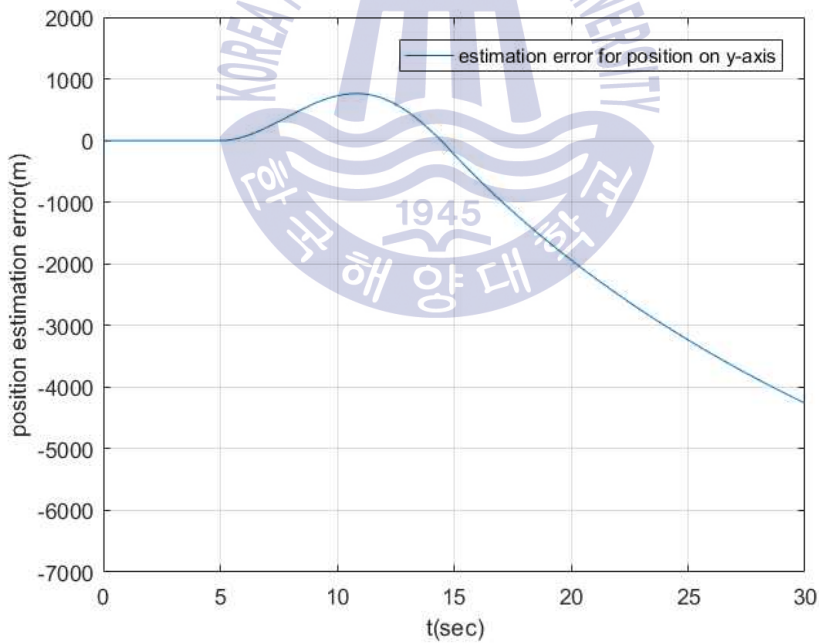
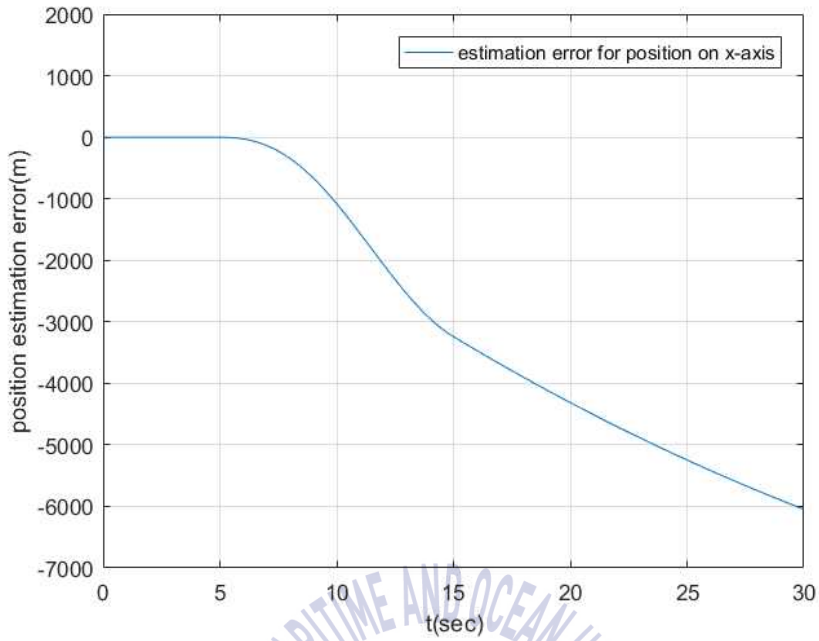


그림 3.10 회전 기동 특성이 존재하는 표적 대한 위치 추정오차  
 Fig. 3.10 Position estimation errors for turn maneuvering target

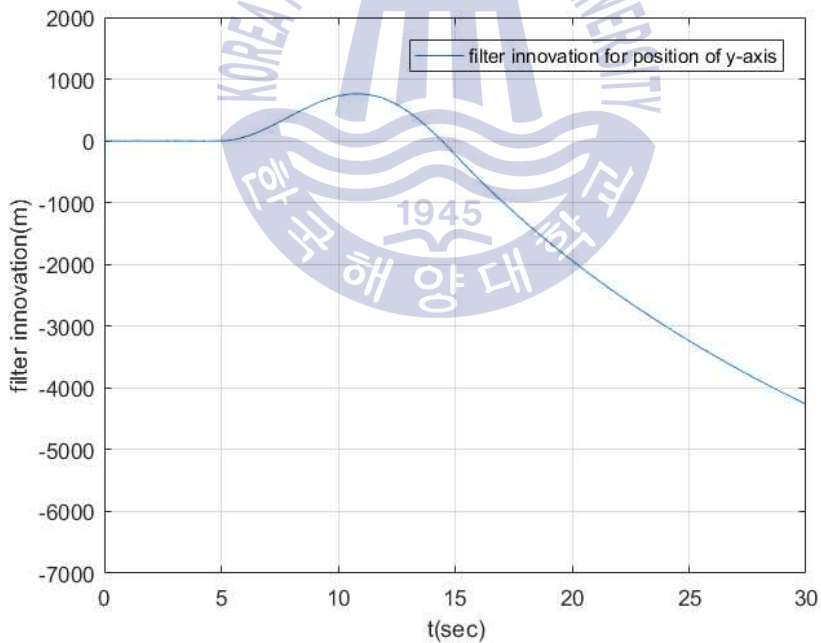
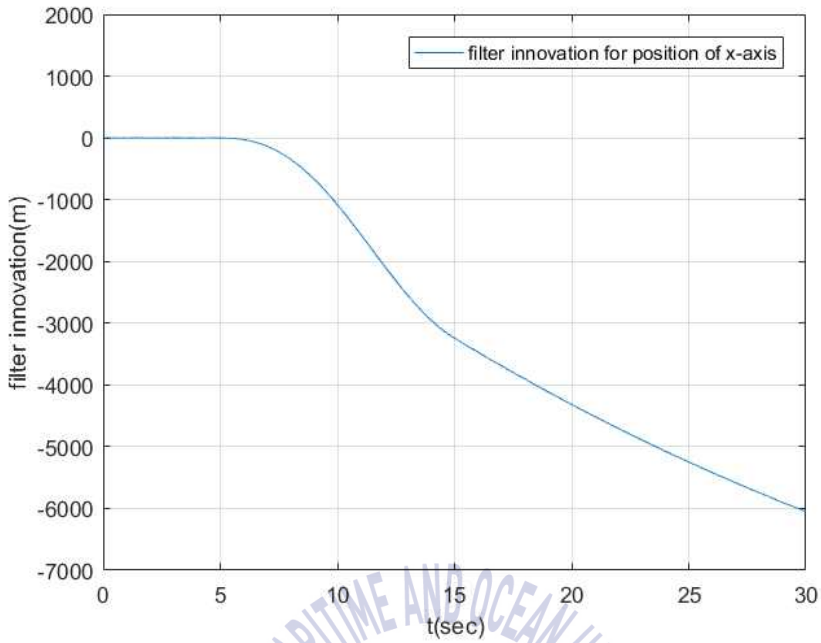


그림 3.11 회전 기동 특성이 존재하는 표적에 대한 필터 이노베이션  
 Fig. 3.11 Filter innovations for turn maneuvering target

## 제 4 장 퍼지 기동 추정기가 결합된 표준 Kalman 필터 알고리즘 기반의 상태 추정 알고리즘

제 2장과 제 3장에서 논의하고 시뮬레이션을 수행함으로써 얻은 결과에 따르면, 기동 특성이 존재하는 경우에 표준 Kalman 필터 알고리즘은 표적의 상태를 정상적으로 추정하지 못하고 실패하게 됨을 확인할 수 있었다. 또한 표준 Kalman 필터 알고리즘이 표적의 실제 상태를 제대로 추정하지 못하고 실패할 경우에는 필터 이노베이션의 통계적 평균이 0으로부터 크게 벗어나는 결과를 얻을 수 있었다.

이 장에서는 표적의 기동 특성으로 인해 크게 변하는 필터 이노베이션의 특성을 이용하여 기동 특성의 존재여부를 판단하는 방법을 제시한다. 그 다음으로 필터 이노베이션을 입력으로 이용하여 기동 특성의 크기를 추정하는 퍼지 기동 추정기를 제안하고, 이를 표준 Kalman 필터 알고리즘과 결합한 보상 Kalman 필터 알고리즘을 제시한다.

### 4.1 기동 특성의 존재 및 발생 여부의 판단 방법

이전의 두 장에서 논한 바에 따르면, 선형 운동을 하는 표적을 대상으로 표준 Kalman 필터 알고리즘을 사용하여 상태 추정을 수행할 경우에는 신뢰할 수 있는 오차 범위 내의 표적의 상태를 얻을 수 있으며, 필터 이노베이션의 통계

적 평균이 0에 수렴하는 것을 확인하였다. 한편, 표적의 기동 특성이 작용하여 선형 운동을 하는 정상상태에서 벗어날 경우 표준 Kalman 필터 알고리즘을 통한 상태 추정은 실패하게 되고 필터 이노베이션의 통계적 평균도 0에서 크게 벗어나 변화를 보임을 확인하였다. 이 절에서는 상태 추정 과정 중에 발생하는 필터 이노베이션을 통해 기동 특성의 발생 여부를 판단하는 방법을 제시한다.

정상상태에서의 필터 이노베이션은 시스템 잡음과 측정 잡음의 영향을 받아 백색 가우시안의 특성을 가지므로, 선형 운동을 하는 표적의 상태 추정 과정에서 연속하는  $n$ 개의 샘플링 동안 발생하는 필터 이노베이션들의 합의 크기는 0에 수렴한다 할 수 있다. 만약 표적의 기동 특성이 작용하여 정상상태에서 벗어날 경우 필터 이노베이션의 통계적 평균은 0에서 벗어나게 되며, 그 합의 크기 또한 증가하게 된다. 이 점에 착안하여 연속하는  $n$ 개의 필터 이노베이션들의 합의 크기가 특정한 문턱값  $\eta$ 보다 크다면 기동 특성이 존재한다고 판단할 수 있다. 이를 식 (4.1)과 같은 수식으로 나타낼 수 있다.

$$S = \left| \sum_{i=0}^{n-1} (e_{k-i}) \right| > \eta, \quad i = 0, 1, \dots, n \quad (4.1)$$

여기서  $e_k$ 는  $k$ 번째 샘플링에서 발생하는 필터 이노베이션이고,  $n$ 은 추적하고자 하는 데이터 개수를 정하는 유한 데이터 윈도우(finite data window)이다.  $S$ 는 추적되는  $n$ 개의 필터 이노베이션의 합의 크기를 의미한다.  $n$ 이 너무 크면 현재 샘플링의 필터 이노베이션이  $S$ 에 미치는 영향이 적어 최신 정보의 영향에

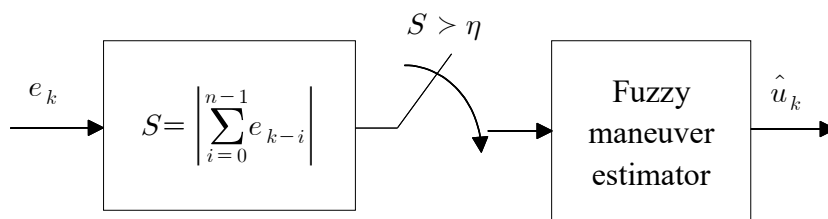


그림 4.1 필터 이노베이션을 이용한 기동 특성 존재 여부를 판단

Fig. 4.1 Test for presence of maneuver using filter innovation

둔감하게 되고,  $n$ 이 너무 작으면 필터 이노베이션이  $S$ 에 미치는 영향이 너무 크게 되어 민감하게 됨으로써 안정된  $S$ 의 값을 얻을 수 없게 된다. 따라서  $n$ 의 크기는 실제 시스템의 상황에 따라 추정 알고리즘을 설계하는 설계자가 민감도를 판단하여 결정한다.

## 4.2 기동 특성 추정을 위한 퍼지 기동 추정기

4.1절에서 제안한 방법에 의하여 기동 특성의 존재 여부가 확인된다면 그 크기를 추정할 수 있는 방법이 필요하다. 이 절에서는 표준 Kalman 필터 알고리즘을 이용한 상태 추정 과정에서 발생하는 필터 이노베이션을 입력으로 사용하여 최종적으로 기동 특성을 추정하는 퍼지 기동 추정기를 제안한다.

그림 4.2는 제안하는 퍼지 기동 추정기의 기능선도를 나타낸 것이다. 추정기의 입력은 기본 입력으로 실제 상태의 측정치  $z_k$ 와 예측 측정치  $\hat{z}_k$ 의 차이인 필터 이노베이션  $e_k$ 를 사용하여 다양한 퍼지변수들을 생성해 기동 특성의 추정에 사용한다. 변수들은 식 (4.2)와 같다[11~13].

$$e_k = z_k - \hat{z}_k, \quad e_k^* = GE \times e_k \tag{4.2}$$

$$r_k = e_k / T, \quad r_k^* = GR \times r_k$$

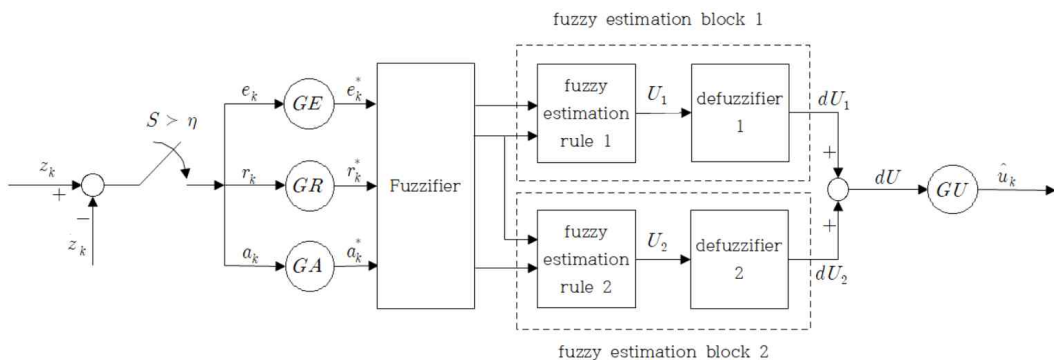


그림 4.2 퍼지 기동 추정기의 기능선도

Fig. 4.2 Functional diagram of the fuzzy maneuver estimator

$$a_k = [e_k - e_{k-1}] / T, \quad a_k^* = GA \times a_k$$

$$GE = L / |e_k|, \quad GR = L / |r_k|$$

$$GA = L / |a_k|, \quad GU = 4 / GR$$

$$dU = dU_1 + dU_2$$

$$\hat{u}_k = dU \times GU$$

여기서  $T$ 는 샘플링 주기이고  $r_k$ 는 필터 이노베이션  $e_k$ 를 샘플링 주기  $T$ 로 나눈 것이며,  $a_k$ 는 필터 이노베이션  $e_k$ 의 샘플링 주기에 따른 변화율이다. 입력 변수  $e_k, r_k, a_k$ 는 각각 입력 스케일 파라미터  $GE, GR, GA$ 와 곱하여  $e_k^*, r_k^*, a_k^*$ 로 정규화된다.  $GU$ 는 퍼지 추정 블록의 출력  $dU$ 를 위한 스케일 파라미터이고  $L$ 은 입력과 출력을 정규화 시키기 위한 정규화 파라미터이며, 알고리즘 설계자가 결정하는 설계 파라미터이다.  $\hat{u}_k$ 는 퍼지 기동 추정기의 최종 출력으로, 추정된 표적의 기동 특성을 나타낸다.

#### 4.2.1 퍼지화 알고리즘

그림 4.3은 퍼지 기동 추정기의 입력으로 사용되는 정규화된 입력변수들의 공간에서 정의되는 퍼지집합의 소속함수를 나타낸다. 입력변수  $e_k^*$ 의 공간에선  $EP$ (error\_positive)와  $EN$ (error\_negative),  $r_k^*$ 의 공간에선  $RP$ (rate\_positive)와  $RN$ (rate\_negative),  $a_k^*$ 의 공간에선  $AP$ (acc\_positive)와  $AN$ (acc\_negative), 각각 두 개의 퍼지집합이 정의된다.

그림 4.4와 그림 4.5는 퍼지 추정 블록(fuzzy estimation block) 1과 2의 출력 변수 공간에서 정의되는 퍼지집합의 소속함수를 나타낸다. 출력변수  $U_1$ 의 공간에선  $OP$ (output\_positive)와  $OZ$ (output\_zero), 그리고  $ON$ (output\_negative) 세 개의 퍼지집합이 정의되고,  $U_2$ 의 공간에선  $OPM$ (output\_positive\_middle)과  $ONM$ (output\_negative\_middle) 두 개의 퍼지집합이 정의된다.



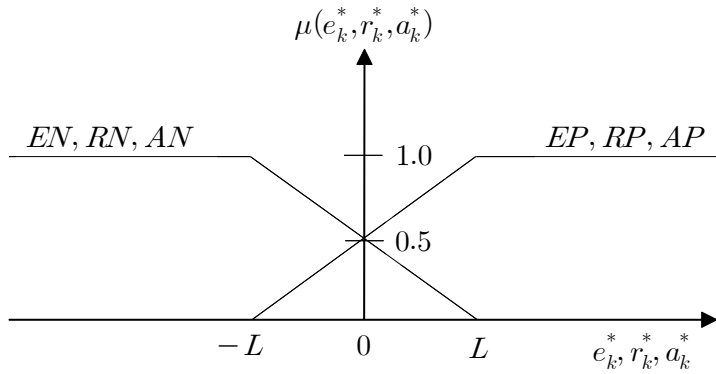


그림 4.3 정규화된 입력의 퍼지화

Fig. 4.3 Fuzzification for normalized inputs

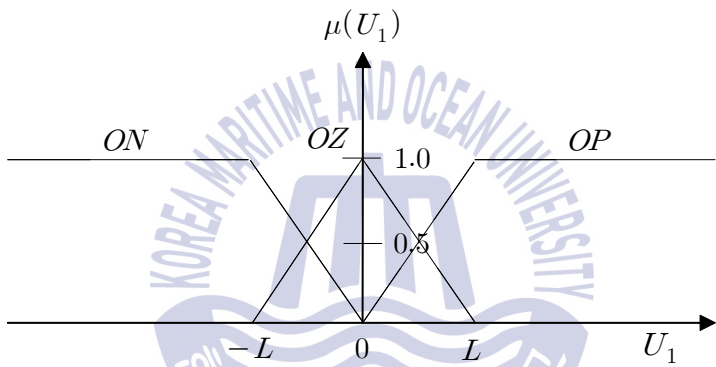


그림 4.4 퍼지 추정 블록 1의 출력 퍼지화

Fig. 4.4 Fuzzification for output of fuzzy estimation block 1

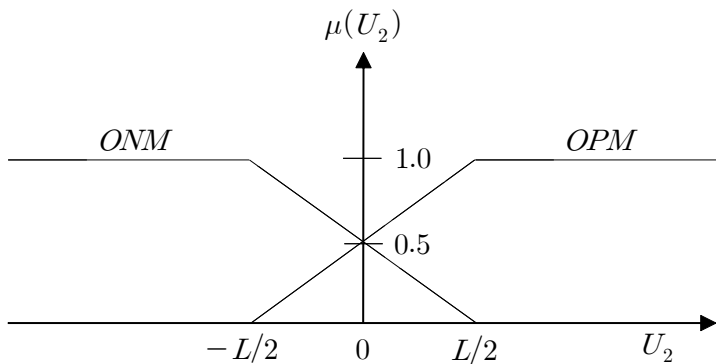


그림 4.5 퍼지 추정 블록 2의 출력 퍼지화

Fig. 4.5 Fuzzification for output of fuzzy estimation block 2

## 4.2.2 기동 특성 추정을 위한 퍼지규칙

필터 이노베이션의 향으로 발생된 기동 특성의 크기를 추정하기 위한 퍼지 기동 추정기에 사용되는 퍼지규칙은 'IF ~ THEN ~' 형식으로 다음과 같이 표현된다.

퍼지 추정 블록 1을 위한 4개의 퍼지 추정규칙은 다음과 같다.

$$(R1)_1 : IF e_k^* = EP \text{ and } r_k^* = RP, THEN U_1 = OP$$

$$(R2)_1 : IF e_k^* = EP \text{ and } r_k^* = RN, THEN U_1 = OZ$$

$$(R3)_1 : IF e_k^* = EN \text{ and } r_k^* = RP, THEN U_1 = OZ$$

$$(R4)_1 : IF e_k^* = EN \text{ and } r_k^* = RN, THEN U_1 = ON$$

퍼지 추정 블록 2를 위한 4개의 퍼지 추정규칙은 다음과 같다.

$$(R1)_2 : IF r_k^* = RP \text{ and } a_k^* = AP, THEN U_2 = OPM$$

$$(R2)_2 : IF r_k^* = RP \text{ and } a_k^* = AN, THEN U_2 = ONM$$

$$(R3)_2 : IF r_k^* = RN \text{ and } a_k^* = AP, THEN U_2 = OPM$$

$$(R4)_2 : IF r_k^* = RN \text{ and } a_k^* = AN, THEN U_2 = ONM$$

퍼지규칙  $(R1)_1 \sim (R4)_1$ ,  $(R1)_2 \sim (R4)_2$  에서 각 규칙의 전반부를 판단하는 추론논리로는 Zadeh의 AND 논리를 적용하며, 각각의 규칙을 결합하는 논리로는 Lukasiewicz OR 논리를 적용한다.

퍼지 추론논리를 퍼지 추정 블록 1과 2에 적용하기 위한 입력평면은 입력의 크기에 따라 정규화 파라미터인  $L$ 의 범위 내에 입력들이 항상 존재하도록 식 (4.2)와 같이 매 샘플링 시간마다 입력 스케일 파라미터를 가변시켜 줌으로써 퍼지 추정 블록 1에 대해서는 그림 4.6과 같이, 퍼지 추정 블록 2에 대해서는 그림 4.7과 같이 간단하게 분할할 수 있다.

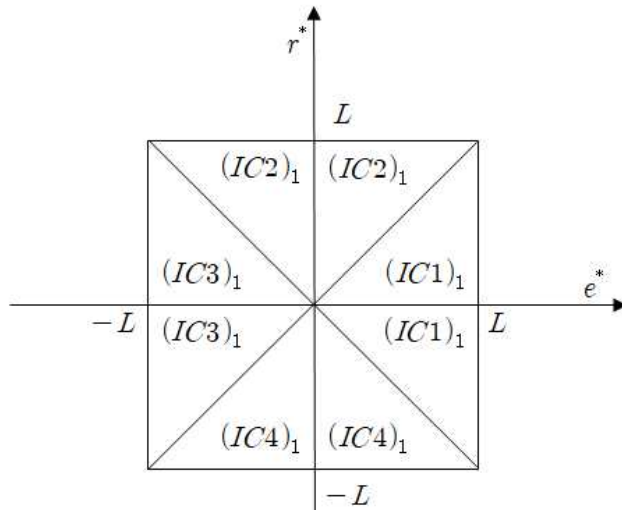


그림 4.6 퍼지 추정 블록 1의 입력에 대한 평면 분할  
 Fig. 4.6 Possible input partitions for fuzzy estimation block 1

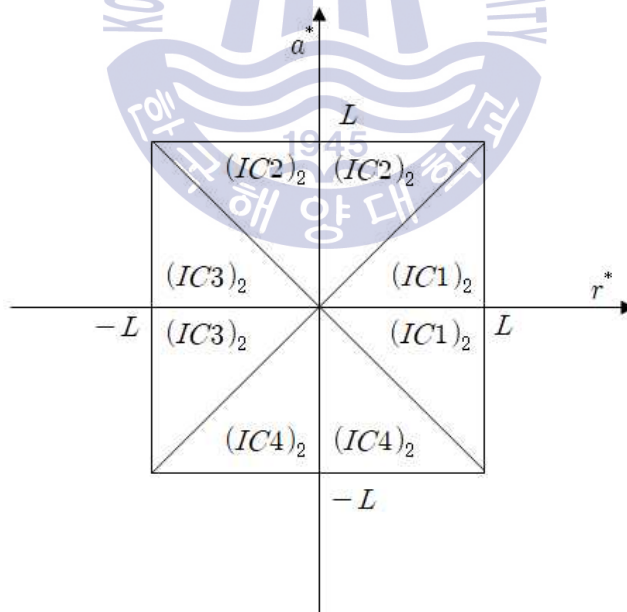


그림 4.7 퍼지 추정 블록 2의 입력에 대한 평면 분할  
 Fig. 4.7 Possible input partitions for fuzzy estimation block 2

### 4.2.3 비퍼지화 알고리즘

퍼지 기동 추정기의 비퍼지화기의 비퍼지화 알고리즘은 무게중심법을 사용하며, 출력은 식 (4.3)과 같다.

$$dU_i = \frac{\sum(\text{membership of member}) \times (\text{value of member})}{\sum(\text{memberships})}, i = 1, 2 \quad (4.3)$$

퍼지 추정 블록 1에 대한 출력 퍼지집합을 입력변수평면  $(IC1)_1$ 과  $(IC3)_1$ 에서 비퍼지화 하면 식 (4.4)와 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} IF \quad GR \times |r_k| \leq GE \times |e_k| \leq L, \\ dU_1 = \frac{0.5 \times L}{2L - GE \times |e_k|} [GE \times e_k + GR \times r_k] \end{aligned} \quad (4.4)$$

퍼지 추정 블록 1에 대한 출력 퍼지집합을 입력변수평면  $(IC2)_1$ 와  $(IC4)_1$ 에서 비퍼지화 하면 식 (4.5)와 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} IF \quad GE \times |e_k| \leq GR \times |r_k| \leq L, \\ dU_1 = \frac{0.5 \times L}{2L - GR \times |r_k|} [GE \times e_k + GR \times r_k] \end{aligned} \quad (4.5)$$

퍼지 추정 블록 2에 대한 출력 퍼지집합을 입력변수영역  $(IC1)_2$ 과  $(IC3)_2$ 에서 비퍼지화 하면 식 (4.6)과 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} IF \quad GA \times |a_k| \leq GR \times |r_k| \leq L, \\ dU_2 = \frac{0.25 \times L}{2L - GR \times |r_k|} [GA \times a_k] \end{aligned} \quad (4.6)$$

퍼지 추정 블록 2에 대한 출력 퍼지집합을 입력변수영역  $(IC1)_2$ 와  $(IC3)_2$ 에서 비퍼지화 하면 식 (4.7)과 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} IF \quad GR \times |r_k| \leq GA \times |a_k| \leq L, \\ dU_2 = \frac{0.25 \times L}{2L - GA \times |a_k|} [GA \times a_k] \end{aligned} \quad (4.7)$$

식 (4.4)~식 (4.7)로 주어진 퍼지 추정 블록 1과 2의 출력  $dU_1$ 과  $dU_2$ 를 합한

$dU$ 에 출력 스케일 파라미터  $GU$ 를 곱함으로써 얻을 수 있는 최종 출력인 기동 특성 추정 값  $\hat{u}_k$ 를 조건에 따라 정리하면 식 (4.8)~식 (4.11)과 같이 표현된다.

$$IF \quad GR \times |r_k| \leq GE \times |e_k| \leq L \text{ and } GA \times |a_k| \leq GR \times |r_k| \leq L, \quad (4.8)$$

$$\begin{aligned} \hat{u}_k = & \frac{0.5 \times L \times GU \times GE}{2L - GE \times |e_k|} e_k + \frac{0.5 \times L \times GU \times GR}{2L - GE \times |e_k|} r_k \\ & + \frac{0.25 \times L \times GU \times GA}{2L - GR \times |r_k|} a_k \end{aligned}$$

$$IF \quad GR \times |r_k| \leq GE \times |e_k| \leq L \text{ and } GR \times |r_k| \leq GA \times |a_k| \leq L, \quad (4.9)$$

$$\begin{aligned} \hat{u}_k = & \frac{0.5 \times L \times GU \times GE}{2L - GE \times |e_k|} e_k + \frac{0.5 \times L \times GU \times GR}{2L - GE \times |e_k|} r_k \\ & + \frac{0.25 \times L \times GU \times GA}{2L - GA \times |a_k|} a_k \end{aligned}$$

$$IF \quad GE \times |e_k| \leq GR \times |r_k| \leq L \text{ and } GA \times |a_k| \leq GR \times |r_k| \leq L, \quad (4.10)$$

$$\begin{aligned} \hat{u}_k = & \frac{0.5 \times L \times GU \times GE}{2L - GR \times |r_k|} e_k + \frac{0.5 \times L \times GU \times GR}{2L - GR \times |r_k|} r_k \\ & + \frac{0.25 \times L \times GU \times GA}{2L - GR \times |r_k|} a_k \end{aligned}$$

$$IF \quad GE \times |e_k| \leq GR \times |r_k| \leq L \text{ and } GR \times |r_k| \leq GA \times |a_k| \leq L, \quad (4.11)$$

$$\begin{aligned} \hat{u}_k = & \frac{0.5 \times L \times GU \times GE}{2L - GR \times |r_k|} e_k + \frac{0.5 \times L \times GU \times GR}{2L - GR \times |r_k|} r_k \\ & + \frac{0.25 \times L \times GU \times GA}{2L - GA \times |a_k|} a_k \end{aligned}$$

식 (4.2)를 활용하여 매 샘플링 시간마다 스케일 파라미터들을 변경한다면 식 (4.8)~식 (4.11)에서의 분모는 항상  $L$ 이 됨으로써 식 (4.12)와 같이 간단한 수식으로 정리된다.

$$\hat{u}_k = K_i e_k + K_p r_k + K_d a_k \quad (4.12)$$

여기서,  $K_i$ ,  $K_p$ ,  $K_d$ 는 식 (4.13)과 같다.

$$K_i = 0.5 \times GU \times GE \quad (4.13)$$

$$K_p = 0.5 \times GU \times GR$$

$$K_d = 0.25 \times GU \times GA$$

### 4.3 보상 Kalman 필터 알고리즘

표적에 기동 특성이 존재할 경우 표준 Kalman 필터 알고리즘을 사용한 상태 추정 과정에서 발생하는 필터 이노베이션이 통계적 평균이 0에서 크게 벗어나는 점을 토대로 식 (4.1)을 사용함으로써 기동 특성의 발생 여부를 판단할 수 있다. 이때 기동 특성은 퍼지 기동 추정기의 결과식인 식 (4.12)에 의해 그 값이  $\hat{u}_k$ 로 추정된다. 이를 다음 샘플링 시간에서 표준 Kalman 필터 알고리즘의 예측 단계에 추가되는 입력으로 필터 추정치를 보상시킴으로써 실제 표적의 상태를 신뢰할 수 있는 범위 내에서 추정할 수 있도록 상태 추정 알고리즘을 구성할 수 있다.

식 (4.14)는 식 (3.2)와 같은 기존의 표준 Kalman 필터 알고리즘에 퍼지 기동 추정기에 의해 추정된 기동 특성 추정 값  $\hat{u}_k$ 가 다음 샘플링 시간에서 예측 추정치를 계산하는데 입력으로 피드백 된 상태 추정 알고리즘을 정리한 것이다. 재귀형 알고리즘으로써  $\hat{u}_k$ 이 한 샘플링 지연되어  $\hat{u}_{k-1}$ 로 표현되며, 다음 샘플링 시간의 예측 추정치  $\hat{x}_k(-)$ 를 계산하는데 입력의 형태로 보상된다. 또한  $\hat{u}_k$ 는 식 (4.1)이 만족될 때만 갱신되며, 그렇지 않을 경우에는 0의 값을 가진다.

$$\hat{x}_k(-) = A\hat{x}_{k-1}(+) + B\hat{u}_{k-1} \quad (4.14)$$

$$P_k(-) = AP_{k-1}(+)A^T + Q$$

$$K_k = P_k(-)C^T[CP_k(-)C^T + R]^{-1}$$

$$\hat{\mathbf{x}}_k(+)=\hat{\mathbf{x}}_k(-)+K_k[\mathbf{z}_k-C\hat{\mathbf{x}}_k(-)]$$

$$P_k(+)=[I-K_kC]P_k(-)$$

$$\hat{\mathbf{z}}_k=C\hat{\mathbf{x}}_k(-)$$

$$\mathbf{e}_k=\mathbf{z}_k-\hat{\mathbf{z}}_k$$

$$\hat{\mathbf{u}}_k=K_i\mathbf{e}_k+K_p\mathbf{r}_k+K_d\mathbf{a}_k$$

그림 4.8은 기동 특성 발생 유무를 판단하기 위한 알고리즘과 이를 피드백하는 보상 Kalman 필터 알고리즘의 흐름선도를 나타낸 그림이다.



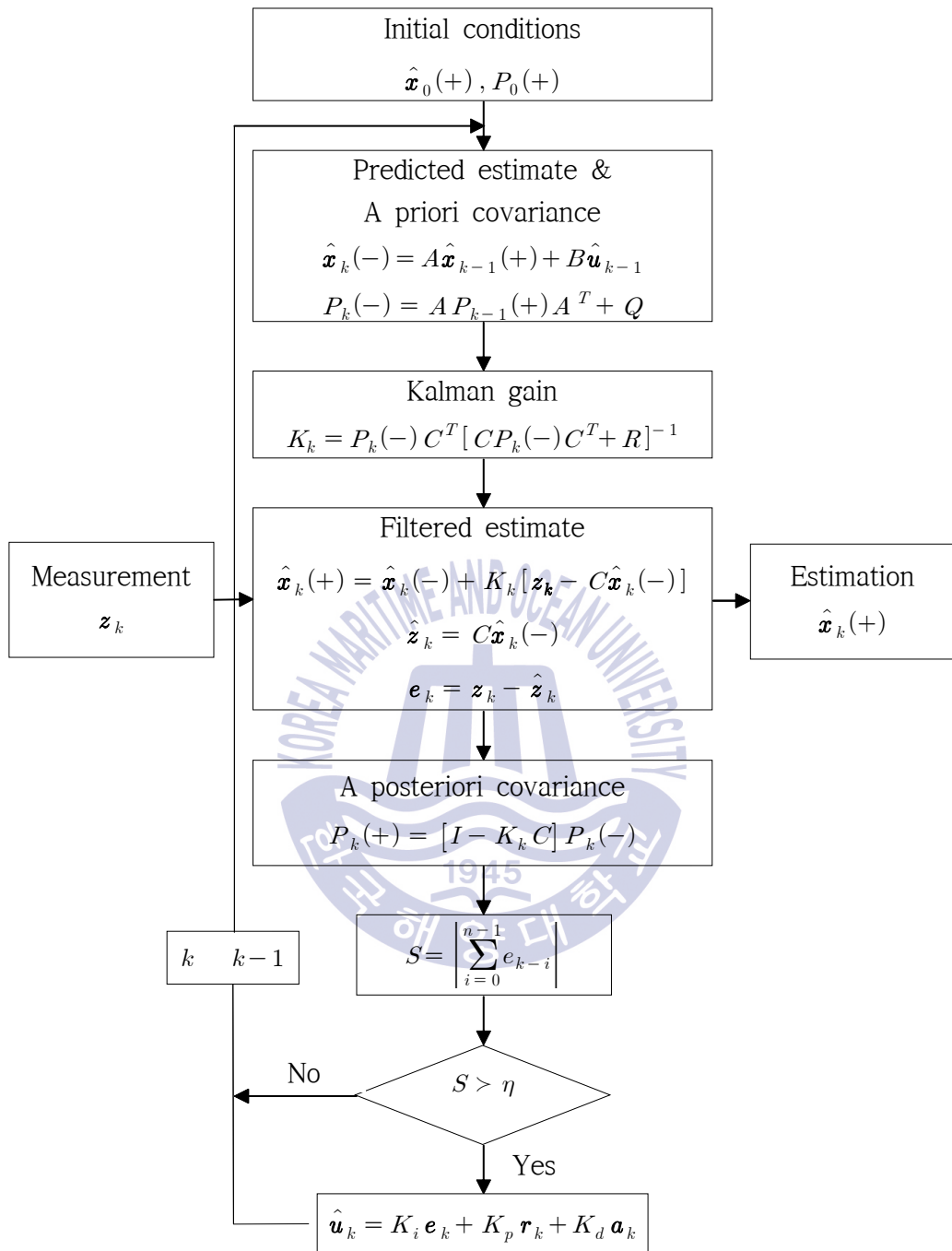


그림 4.8 퍼지 기동 추정기가 결합된 보상 Kalman 필터 알고리즘의 흐름선도  
 Fig. 4.8 Flowchart of the compensated Kalman filter algorithm based on fuzzy maneuver estimator



## 제 5 장 보상 Kalman 필터 알고리즘의 상태 추정 성능 검증

이 장에서는 표적에 기동 특성이 존재하는 경우 제안된 퍼지 기동 추정기가 결합된 보상 Kalman 필터 알고리즘의 상태 추정 성능을 검증한다. 이를 위하여 이전의 장에서 논의된 여러 기동 특성이 존재하는 표적을 대상으로 상태 추정 시뮬레이션을 수행하고 그 결과를 고찰함으로써 성능을 평가한다.

### 5.1 직선 기동 특성이 존재하는 표적의 상태 추정

#### 5.1.1 속도 기동 특성이 존재하는 표적의 상태 추정

속도 기동 특성이 존재하는 표적의 상태방정식과 시스템 잡음 벡터의 특성은 식 (5.1)과 같다.

$$\mathbf{x}_k = A\mathbf{x}_{k-1} + B(\mathbf{s}_{k-1} + \mathbf{u}_{k-1}) + E\mathbf{w}_{k-1} \quad (5.1)$$

$$A = \begin{bmatrix} A_2 & 0 \\ 0 & A_2 \end{bmatrix}, A_2 = \begin{bmatrix} 1 & T \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} B_2 & 0 \\ 0 & B_2 \end{bmatrix}, B_2 = \begin{bmatrix} T \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$E = \begin{bmatrix} E_2 & 0 \\ 0 & E_2 \end{bmatrix}, E_2 = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{w}_{k-1} \sim N(0, Q), \quad Q = \text{diag}(\sigma_x^2, \sigma_y^2)$$

표적의 기동 특성은 식 (5.2)와 같이 임의의 시간동안 속도가 스텝으로 변화한다고 가정한다. 여기서  $u_x, u_y$ 는 상수이다.

$$\mathbf{u}_{k-1} = \begin{cases} [u_x \ u_y]^T, & (t_1 \leq t < t_2) \\ 0, & \text{elsewhere} \end{cases} \quad (5.2)$$

표적의 출력방정식과 측정 잡음 벡터의 특성은 식 (5.3)과 같다.

$$\mathbf{z}_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k \quad (5.3)$$

$$\mathbf{v}_k \sim N(0, R), \quad R = \text{diag}(\sigma_v^2, \sigma_v^2)$$

이때 퍼지 기동 추정기가 결합된 보상 Kalman 필터 알고리즘은 식 (5.4)와 같다.

$$\hat{\mathbf{x}}_k(-) = A\hat{\mathbf{x}}_{k-1}(+) + B(\mathbf{s}_{k-1} + \hat{\mathbf{u}}_{k-1}) \quad (5.4)$$

$$P_k(-) = AP_{k-1}(+)A^T + Q$$

$$K_k = P_k(-)C^T[CP_k(-)C^T + R]^{-1}$$

$$\hat{\mathbf{x}}_k(+) = \hat{\mathbf{x}}_k(-) + K_k[\mathbf{z}_k - C\hat{\mathbf{x}}_k(-)]$$

$$P_k(+) = [I - K_k C]P_k(-)$$

$$\hat{\mathbf{z}}_k = C\hat{\mathbf{x}}_k(-)$$

$$\mathbf{e}_k = \mathbf{z}_k - \hat{\mathbf{z}}_k$$

$$\hat{\mathbf{u}}_k = K_i \mathbf{e}_k + K_p \mathbf{r}_k + K_d \mathbf{a}_k$$

그림 5.1, 그림 5.2는 식 (5.1), 식 (5.2), 식 (5.3)의 상태방정식으로 나타낸 표적에 속도 기동 특성이 존재할 경우 보상 Kalman 필터 알고리즘을 사용한 상태 추정 시뮬레이션의 결과이다. 표적운동의 초기 조건과 기동 특성, 그리고 잡

음 특성은 식 (3.15)와 동일하다.

그림 5.1은 퍼지 기동 추정기가 결합된 보상 Kalman 필터 알고리즘을 통해 속도 기동 특성이 존재하는 표적의 상태를 추정할 경우 발생하는 위치 추정오차를 나타내는 그래프다. 파란색 선으로 나타나는 표준 Kalman 필터 알고리즘을 사용할 경우 발생하는 위치 추정오차와 비교할 때 오차의 크기가 대폭 감소하였으며, 기동 특성이 존재하는 5초에서 15초 사이의 구간에서만 작은 오차가 발생하는 것을 확인할 수 있다.

그림 5.2는 퍼지 기동 추정기에 의해 추정된 각 축에 대한 표적의 속도 기동 특성을 나타낸다. 표적의 상태 추정 과정에서 발생하는 필터 이노베이션의 변화에 따라 기동 특성을 추정한 값의 변동이 존재하지만 인가된 기동 특성의 크기를 잘 추정하는 것을 확인할 수 있다. 또한 기동 특성의 추정에 약간의 시간 지연이 존재하는데, 이는 기동 특성의 발생 여부를 판단하는 과정에서 발생한다.



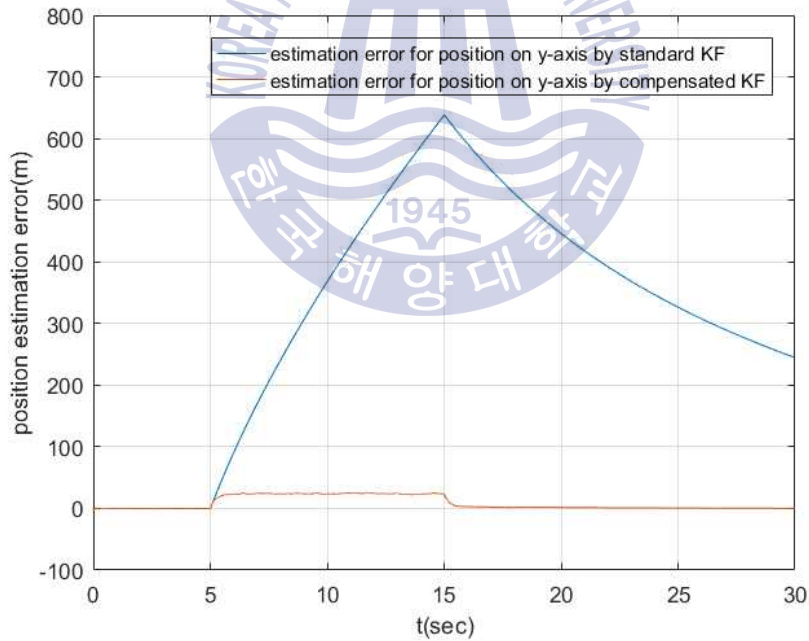
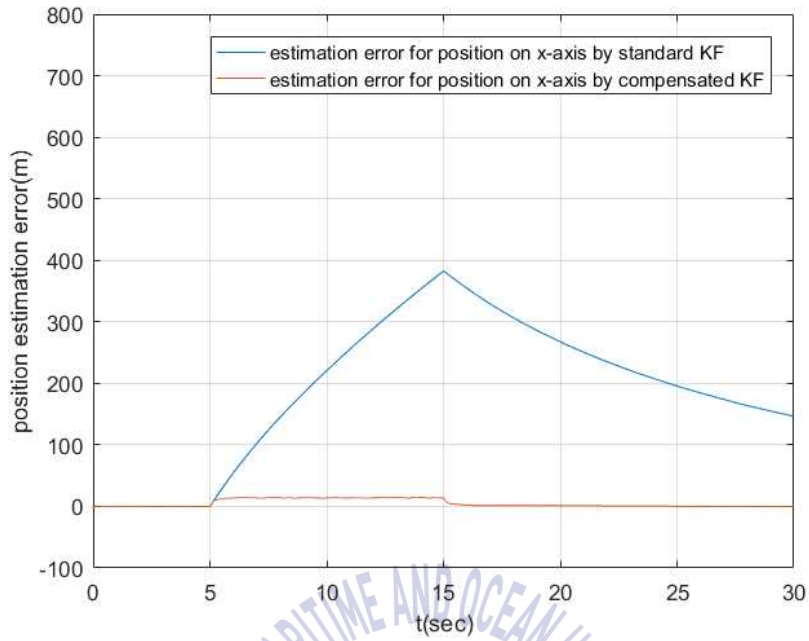


그림 5.1 속도 기동 특성이 존재하는 표적에 대한 위치 추정오차  
 Fig. 5.1 Position estimation errors for velocity maneuvering target

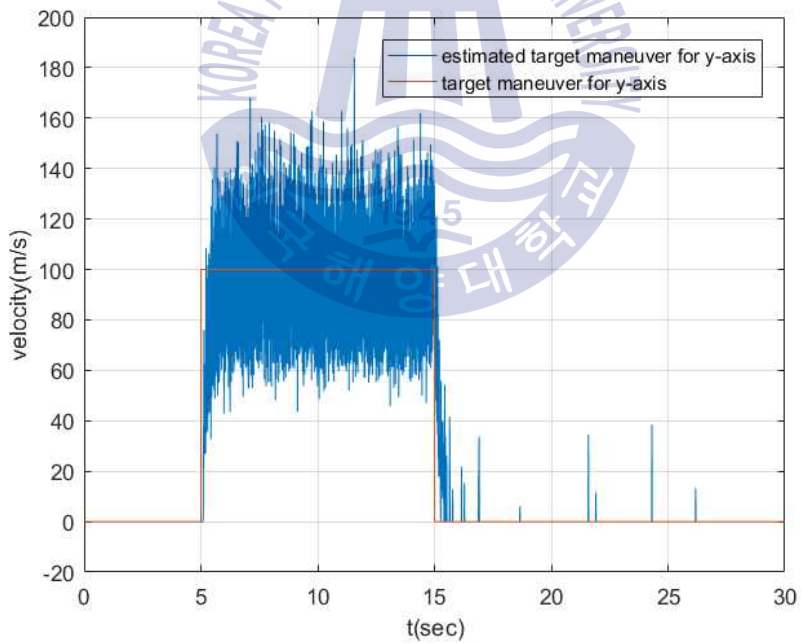
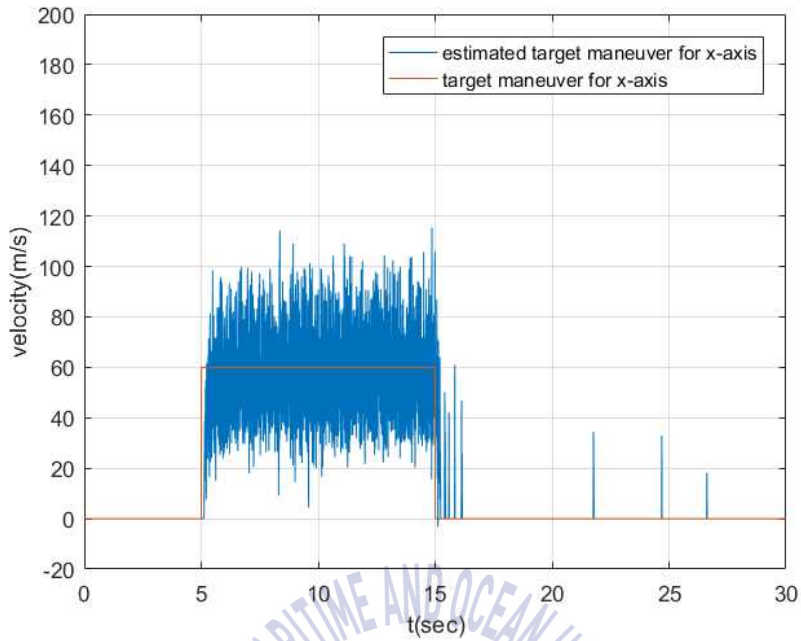


그림 5.2 속도 기동 특성이 존재하는 표적의 추정된 기동 특성  
 Fig. 5.2 Estimated maneuvers of velocity maneuvering target

### 5.1.2 가속도 기동 특성이 존재하는 표적의 상태 추정

가속도 기동 특성이 존재하는 표적의 상태방정식과 시스템 잡음 벡터의 특성은 식 (5.5)와 같다.

$$\mathbf{x}_k = A\mathbf{x}_{k-1} + B(\mathbf{u}_{k-1} + \mathbf{w}_{k-1}) \quad (5.5)$$

$$A = \begin{bmatrix} A_3 & 0 \\ 0 & A_3 \end{bmatrix}, A_3 = \begin{bmatrix} 1 & T & T^2/2 \\ 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} B_3 & 0 \\ 0 & B_3 \end{bmatrix}, B_3 = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{w}_{k-1} \sim N(0, Q), \quad Q = \text{diag}(\sigma_x^2, \sigma_y^2)$$

표적의 기동 특성은 식 (5.6)과 같이 임의의 시간동안 가속도가 스텝으로 변화한다고 가정한다. 여기서  $u_x, u_y$ 는 상수이다.

$$\mathbf{u}_{k-1} = \begin{cases} [u_x \ u_y]^T, & (t_1 \leq t < t_2) \\ 0, & \text{elsewhere} \end{cases} \quad (5.6)$$

표적의 출력방정식과 측정 잡음 벡터의 특성은 식 (5.7)과 같다.

$$\mathbf{z}_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k \quad (5.7)$$

$$\mathbf{v}_k \sim N(0, R), \quad R = \text{diag}(\sigma_v^2, \sigma_v^2)$$

이때 퍼지 기동 추정기가 결합된 보상 Kalman 필터 알고리즘은 식 (5.8)과 같다.

$$\hat{\mathbf{x}}_k(-) = A\hat{\mathbf{x}}_{k-1}(+) + B\hat{\mathbf{u}}_{k-1} \quad (5.8)$$

$$P_k(-) = AP_{k-1}(+)A^T + Q$$

$$K_k = P_k(-)C^T[CP_k(-)C^T + R]^{-1}$$

$$\hat{\mathbf{x}}_k(+)=\hat{\mathbf{x}}_k(-)+K_k[\mathbf{z}_k-C\hat{\mathbf{x}}_k(-)]$$

$$P_k(+)=[I-K_kC]P_k(-)$$

$$\hat{\mathbf{z}}_k=C\hat{\mathbf{x}}_k(-)$$

$$\mathbf{e}_k=\mathbf{z}_k-\hat{\mathbf{z}}_k$$

$$\hat{\mathbf{u}}_k=K_i\mathbf{e}_k+K_p\mathbf{r}_k+K_d\mathbf{a}_k$$

그림 5.3, 그림 5.4는 식 (5.5)와 식 (5.6), 식 (5.7)의 상태방정식으로 나타낸 표적에 가속도 기동 특성이 존재할 경우 보상 Kalman 필터 알고리즘을 사용한 상태 추정 시뮬레이션의 결과이다. 표적운동의 초기 조건과 기동 특성, 그리고 잡음 특성은 식 (3.20)과 동일하다.

그림 5.3은 퍼지 기동 추정기가 결합된 보상 Kalman 필터 알고리즘을 통해 가속도 기동 특성이 존재하는 표적의 상태를 추정할 경우 발생하는 위치 추정 오차를 나타내는 그래프다. 파란색 선으로 나타난 표준 Kalman 필터 알고리즘을 사용한 상태 추정에서 발생하는 추정오차와 비슷하게 기동 특성이 사라진 15초 이후에도 추정오차가 존재하지만 그 크기가 매우 작은 것을 확인할 수 있다.

그림 5.4는 퍼지 기동 추정기에 의해 추정된 각 축에 대한 표적의 가속도 기동 특성을 나타낸다. 속도 기동 특성이 존재하는 표적의 기동 특성을 추정한 그림 5.2와 다르게 기동 특성이 존재하지 않는 구간에서도 기동 특성이 추정되었는데, 이는 가속도 기동 특성이 상태 변화에 미치는 영향이 속도 기동 특성에 비해 비교적 작아 필터 이노베이션에 큰 변화가 발생하지 않아 기동 특성을 추정할 경우 필터 이노베이션의 영향이 커지게 되기 때문이다.

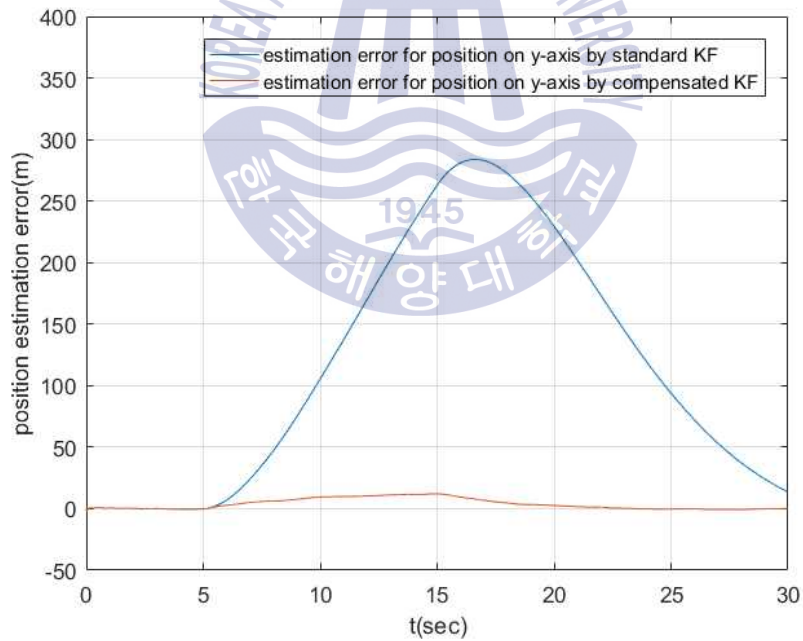
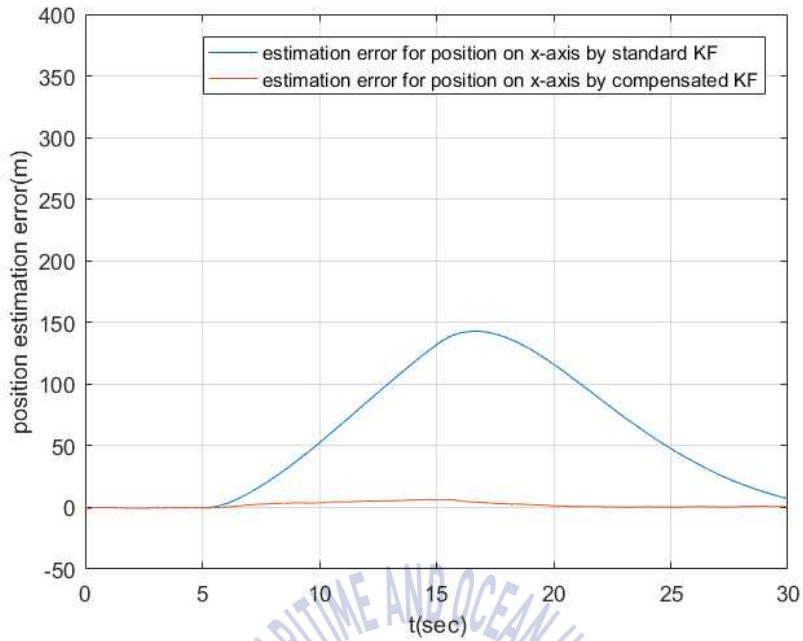


그림 5.3 가속도 기동 특성이 존재하는 표적에 대한 위치 추정오차  
Fig. 5.3 Position estimation errors for acceleration maneuvering target



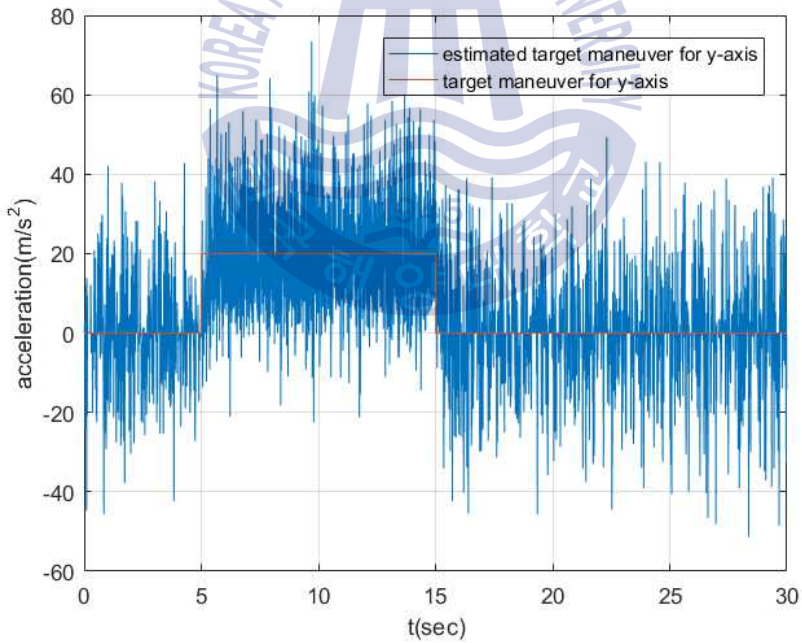
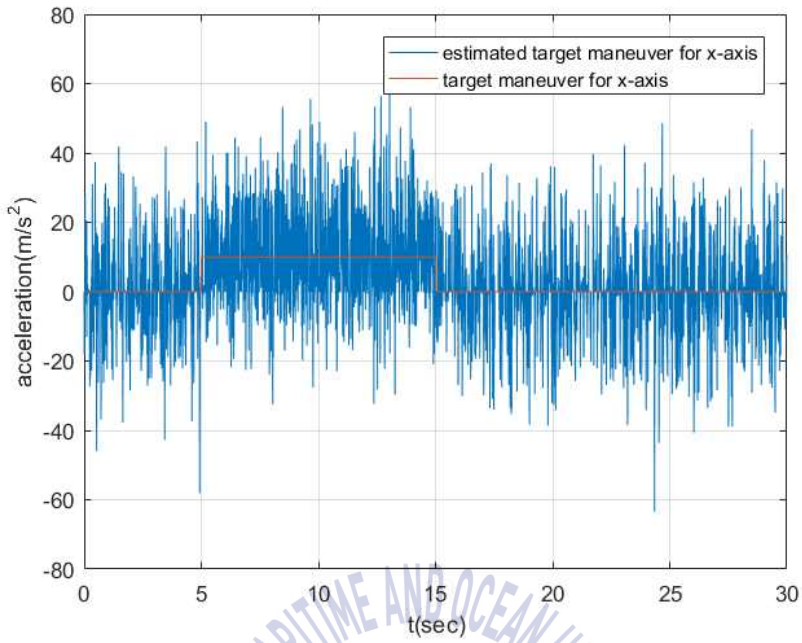


그림 5.4 가속도 기동 특성이 존재하는 표적의 추정된 기동 특성  
 Fig. 5.4 Estimated maneuvers of acceleration maneuvering target

## 5.2 회전 기동 특성이 존재하는 표적의 상대 추정

회전 기동 특성이 존재하는 표적의 운동방정식과 시스템 잡음 벡터의 특성은 식 (5.9)와 같다.

$$\mathbf{x}_k = A\mathbf{x}_{k-1} + B\mathbf{s}_{k-1} + E\mathbf{u}_{k-1} + F\mathbf{w}_{k-1} \quad (5.9)$$

$$A = \begin{bmatrix} A_2 & 0 \\ 0 & A_2 \end{bmatrix}, A_2 = \begin{bmatrix} 1 & T \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} B_2 & 0 \\ 0 & B_2 \end{bmatrix}, B_2 = \begin{bmatrix} T \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$E = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 1 - ((\omega T)^2/2) & -\omega T \\ 0 & 0 \\ \omega T & 1 - ((\omega T)^2/2) \end{bmatrix}$$

$$F = \begin{bmatrix} F_2 & 0 \\ 0 & F_2 \end{bmatrix}, F_2 = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{w}_{k-1} \sim N(0, Q), \quad Q = \text{diag}(\sigma_x^2, \sigma_x^2)$$

표적의 기동 특성은 식 (5.10)과 같이 표적의 초기 직선 운동 속도를 초기값으로 가지며, 기동 특성이 인가되는 동안 별개의 운동방정식을 통해 속도가 점차 변화한다.

$$\mathbf{u}_k = \begin{cases} E\mathbf{u}_{k-1}, & (t_1 \leq t < t_2) \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (5.10)$$

$$\mathbf{u}_{t_1} = [v_x \ v_y]^T$$

또한 표적의 속도는 식 (5.11)과 같이 기동 특성의 발생 전에는 초기 속도와 동일하며, 기동 특성이 발생하는 동안은 행렬  $E$ 와  $\mathbf{u}_k$ 를 통해 속도를 인가하므로 0의 값을 가지고, 기동 특성이 소멸한 뒤에는 회전운동이 끝난 직후의 속도를 가진다.

$$\mathbf{s}_k = \begin{cases} \mathbf{s}_0, & (0 \leq t < t_1) \\ 0, & (t_1 \leq t < t_2) \\ \mathbf{u}_k, & (t \geq t_2) \end{cases} \quad (5.11)$$

표적의 출력방정식과 측정 잡음의 특성은 식 (5.12)와 같다.

$$\mathbf{z}_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k \quad (5.12)$$

$$\mathbf{v}_k \sim N(0, R), \quad R = \text{diag}(\sigma_v^2, \sigma_v^2)$$

이때 퍼지 기동 추정기가 결합된 보상 Kalman 필터 알고리즘은 식 (5.13)과 같다.

$$\hat{\mathbf{x}}_k(-) = A \hat{\mathbf{x}}_{k-1}(+) + B(\mathbf{s}_0 + \hat{\mathbf{u}}_{k-1}) \quad (5.13)$$

$$P_k(-) = A P_{k-1}(+) A^T + Q$$

$$K_k = P_k(-) C^T [C P_k(-) C^T + R]^{-1}$$

$$\hat{\mathbf{x}}_k(+) = \hat{\mathbf{x}}_k(-) + K_k [\mathbf{z}_k - C \hat{\mathbf{x}}_k(-)]$$

$$P_k(+) = [I - K_k C] P_k(-)$$

$$\hat{\mathbf{z}}_k = C \hat{\mathbf{x}}_k(-)$$

$$\mathbf{e}_k = \mathbf{z}_k - \hat{\mathbf{z}}_k$$

$$\hat{\mathbf{u}}_k = K_i \mathbf{e}_k + K_p \mathbf{r}_k + K_d \mathbf{a}$$

그림 5.5, 그림 5.6은 식 (5.9)~식 (5.12)의 상태방정식으로 나타낸 표적에 회전 기동 특성이 존재할 경우 보상 Kalman 필터 알고리즘을 사용한 상태 추정 시뮬레이션의 결과이다. 표적운동의 초기 조건과 기동 특성, 그리고 잡음 특성은 식 (3.26)과 같다.

그림 5.5는 퍼지 기동 추정기가 결합된 보상 Kalman 필터 알고리즘을 통해 회전 기동 특성이 존재하는 표적의 상태를 추정할 경우 발생하는 위치 추정오

차를 나타내는 그래프다. 기동 특성이 발생한 이후부터 운동 방향이 바뀔에 따라 약간의 오차가 존재하지만 파란색 선으로 나타난 표준 Kalman 필터를 이용한 상태 추정 과정에서 발생하는 오차에 비해 대폭 감소하는 것을 확인할 수 있다.

그림 5.6은 퍼지 기동 추정기에 의해 추정된 각 축에 대해 변화된 표적의 속도를 나타낸다. 5초부터 15초까지 표적의 회전 기동 특성에 의한 속도 변화를 추정한 것을 확인할 수 있으며, 기동 특성이 소멸된 직후엔 회전 운동의 최종 속도로 직선 운동을 하므로 15초 이후 기동 특성이 동일하게 추정하는 것을 확인할 수 있다.



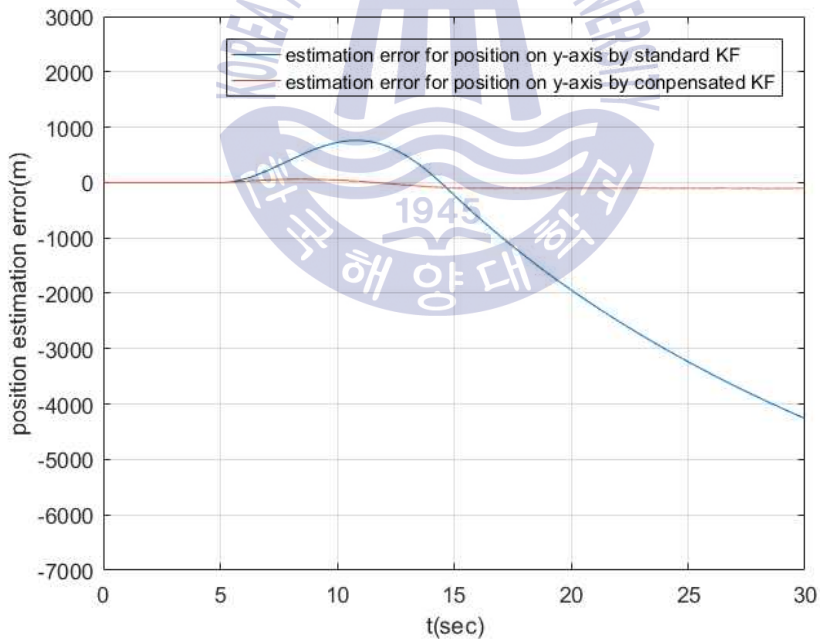
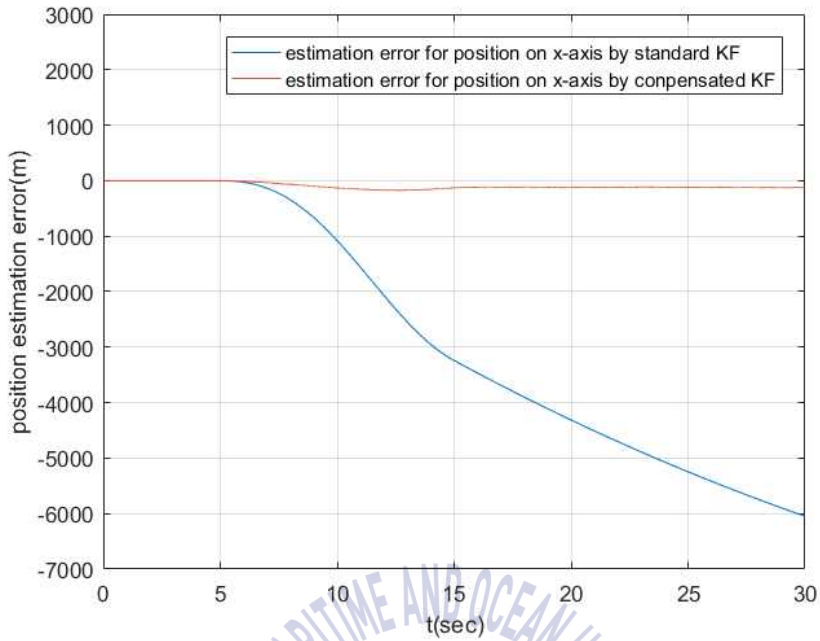


그림 5.5 회전 기동 특성이 존재하는 표적 대한 위치 추정오차  
 Fig. 5.5 Position estimation errors for turn maneuvering target

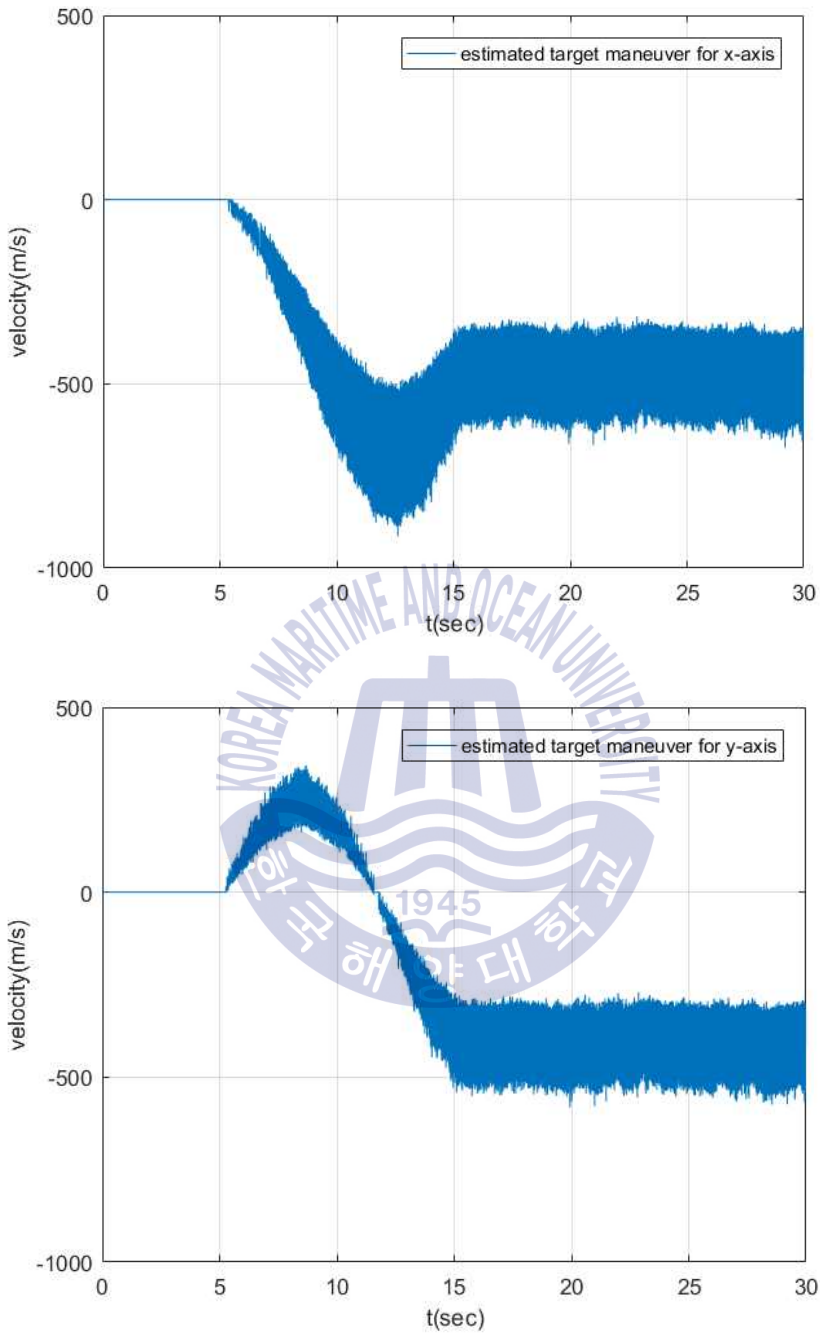


그림 5.6 추정된 회전 기동 특성이 존재하는 표적의 기동 특성  
 Fig. 5.6 Estimated maneuvers of turn maneuvering target

## 제 6 장 결 론

표준 Kalman 필터 알고리즘은 필터 이노베이션의 통계적 특성이 변하지 않는 선형 운동을 하는 표적의 상태 추정에 적합한 이론이다. 만약 표적에 기동 특성이 존재한다면 표준 Kalman 필터 알고리즘을 이용할 경우 위치 추정오차의 발산으로 인해 시스템의 실제 상태를 추정하는데 실패하게 된다.

본 논문에서는 표적의 직선 기동 특성이나 회전 기동 특성이 존재하더라도 표적의 실제 상태를 안정적으로 추정할 수 있는 표준 Kalman 필터 기반의 상태 추정 알고리즘을 제안하였고, 다음과 같은 과정을 거침으로써 제안된 알고리즘의 유효성과 실시간 상태 추정의 가능성을 증명하였다.

- (1) 선형 운동을 하는 표적을 대상으로 표준 Kalman 필터 알고리즘을 전개하였고, 시뮬레이션을 수행함으로써 실시간 상태 추정 가능성에 대한 표준 Kalman 필터 알고리즘의 성능을 확인하였다.
- (2) 기동 특성이 존재하는 표적의 상태 추정에 사용되던 기존 표적 모델의 불합리성을 시뮬레이션을 통해 확인하였으며, 표적의 동역학적 특성이 고려된 기동 특성이 존재하는 표적 모델을 새롭게 제시하였고, 시뮬레이션을 수행하여 검증함으로써 제시된 표적 모델의 타당성을 확인하였다.
- (3) 표준 Kalman 필터 알고리즘은 표적에 기동 특성이 존재할 경우 실제 상태를 추정하는데 실패함을 시뮬레이션을 수행함으로써 증명하였다. 시뮬

레이션 결과 기동 특성이 존재하는 표적에 대해 표준 Kalman 필터 알고리즘으로 상태 추정을 수행할 경우 알고리즘의 보정 단계에서 필터 이득과 필터 이노베이션의 곱을 통해 예측 추정치에 보상이 이뤄지지만 정상 상태에서는 그 값이 매우 작아 기동 특성이 존재하는 동안 추정오차가 점점 증가하는 것을 확인하였다.

(4) 기동 특성이 존재하더라도 표적의 실제 상태를 안정적으로 추정할 수 있는 표준 Kalman 필터 알고리즘 기반의 상태 추정 알고리즘을 제안하였다. 필터 이노베이션을 기반으로 기동 특성의 존재 여부를 확인하는 방법을 제안하였고, 퍼지 기동 추정기를 제안하였으며, 이를 표준 Kalman 필터 알고리즘과 결합함으로써 기동 특성을 가진 표적의 실제 상태를 추정할 수 있는 보상 Kalman 필터 알고리즘을 완성하였다.

(5) 제안된 보상 Kalman 필터 알고리즘을 이용하여 기동 특성이 존재하는 표적에 대해 상태 추정 시뮬레이션을 수행함으로써 그 유효성과 추정 성능을 검증하였다.

이상의 연구 결과를 토대로, 본 논문에서 제시한 퍼지 기동 추정기와 표준 Kalman 필터 알고리즘이 결합된 보상 Kalman 필터 알고리즘을 사용한다면 선형 표적 모델에 미지의 기동 특성이 인가되는 실제 표적의 상태를 신뢰할 수 있는 오차 범위 내에서 안정적으로 추정할 수 있을 것이라 판단된다.



## 참 고 문 헌

- [1] A. E. Gelb, et al., 1974. *Applied Optimal Estimation*, MIT Press:Cambridge.
- [2] M. S. Grewal & A. P. Andrews, 1993. *Kalman Filtering Theory and Practice*, Prentice Hall:New Jersey.
- [3] R. A. Singer & R. Sea, 1971. Increasing the Computational Efficiency of Discrete Kalman Filters, *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 16, no. 3, pp. 254-257.
- [4] R. A. Singer & K. W. Behnke, 1971. Real-time Tracing Filter Evaluation and Selection for Tactical Applications, *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. AES-7, pp. 100-110.
- [5] R. A. Singer, 1970. Estimating Optimal Tracking Filter Performance for Manned Targets, *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. AES-6, no. 4, pp. 473-483.
- [6] Y. T. Chan, A. G. C. Hu & J. B. Plant, 1979. A Kalman Filter Based Tracking Scheme with Input Estimation, *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. AES-15, no. 2, pp. 237-244.
- [7] R. Mehra, 1970. On the Identification of Variances and Adaptive Kalman Filtering, *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 15, no. 2, pp. 175-184.
- [8] R. J. McAulay & E. Denlinger, 1973. A Decision-directed Adaptive Tracker, *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. AES-9, no. 2, pp. 229-236.
- [9] R. J. Julier, J. K. Uhlmann & H. F. Durrant-Whyte, 2000. A New Method for the Nonlinear Transformation of Means and Covariances in Filters and Estimators, *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 45, no. 3, pp.

477-482.

- [10] S. J. Julier & J. K. Uhlmann, 2004. Unscented Filtering and Nonlinear Estimation, *Proceedings of the IEEE*, vol. 92, no. 3, pp. 401-422.
- [11] Kim, J.H., 1995. A Suggestion of Nonlinear Fuzzy PID Controller to Improve Transient Response of Nonlinear or Uncertain Systems, *Journal of Korean Institute of Intelligent Systems*, vol. 5, no. 4, pp. 87-100.
- [12] Lee, B.K. Kim, J.H. & Kim, I.H., 2004. A Study on the Performance Improvement of a Nonlinear Fuzzy PID Controller, *Journal of the Korean Society of Marine Engineers*, vol. 28, no. 2, pp. 136-144.
- [13] Seo, S.K., 2013. *State Estimation Algorithm with Fuzzy Estimation Technique for Linear Time Invariant Uncertain Systems*, M.S Dissertation, Busan:Korea Maritime University.
- [14] Son, H.S. Park, J.B. & Joo, Y.H., 2007. Non-linear Maneuvering Target Tracking Method Using PIP, *Journal of Korean Institute of Intelligent Systems*, vol. 17, no. 1, pp. 136-142.
- [15] H. M. Herab & H. Khaloozadeh, 2016. Extended Input Estimation Method for Tracking Non-linear Manoeuvring Targets with Multiplicative Noises, *IET Radar, Sonar & Navigation*, vol. 10, no. 9, pp. 1683-1690.