



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](#)

碩士學位論文

칼만필터를 이용한 추적레이더의
추적 성능향상에 관한 연구

濟州大學校 大學院

메카트로닉스工學科

任 相 燮

2013年 6月

칼만필터를 이용한 추적레이더의 추적 성능향상에 관한 연구

指導教授 康 喆 雄

任 相 燮

이 論文을 工學碩士學位 論文으로 提出함

2013年 6月

任相燮의 工學碩士學位 論文을 認准함

審査委員長 _____ ①

委 員 _____ ①

委 員 _____ ①

濟州大學校 大學院

2013年 6月

Study on Improvement in Tracking performance for Tracking Radar Using Kalman Filter

Sang-Seop Lim
(Supervised by professor Chul-Ung Kang)

A thesis submitted in partial fulfillment of the requirement for
the degree of Master of Mechatronics Engineering

2013 . 6 .

This thesis has been examined and approved.

Thesis Committee Chair, Jong-Hwan Lim Prof. of Jeju National University

Thesis Committee Member, Suk-Jun Ko Prof. of Jeju National University

Thesis Director, Chul-Ung Kang Prof. of Jeju National University

Department of Mechatronics Engineering

GRADUATE SCHOOL

JEJU NATIONAL UNIVERSITY

목 차

LIST OF TABLES	iii
LIST OF FIGURES	iv
SUMMARY	vi
I. 서 론	1
1. 연구배경	1
2. 연구 목적 및 내용	2
II. 추적알고리즘의 기술동향	4
1. Linear Kalman Filter Algorithm	5
1.1 추정과정의 추정값 계산	6
1.2 오차 공분산	6
1.3 예측과정	7
1.4 시스템 모델	7
2. Extended Kalman Filter Algorithm	8
3. Unscented Kalman Filter	10
III. 추적성능 향상을 위한 추적 알고리즘의 구현	12
1. 표적의 운동과 측정에 대한 수학적 모델링	12
1.1 Cartesian Coordinate의 시스템 모델	13
1.2 Spherical Coordinate의 시스템 모델	18
2. 추적성능 향상을 위한 추적 알고리즘의 구현	27
IV. 모의시험비행을 통한 추적알고리즘 설계	30
1. 표적 추적 시나리오	30
2. 칼만필터 초기화	38

2.1 필터 초기화	39
2.2 측정잡음의 최적 Parameter 결정	39
2.3 과정잡음의 최적 Parameter 결정	42
3. 적응 칼만필터의 모의시험비행 적용결과	49
V. 시뮬레이션을 통한 성능평가	55
1. 다양한 잡음을 통한 칼만필터의 성능 평가	57
1.1 백색 가우시안 잡음 생성	57
1.2 Case1의 필터 성능 분석	58
2. 발사체 궤도를 통한 칼만필터의 성능 분석	64
2.1 발사체 궤도 생성	64
2.2 Case2의 필터 성능 분석	65
VI. 결론	70
참고 문헌	71

LIST OF TABLES

Table 1 Decision of Quality	28
Table 2 TEST1, TEST2, TEST3 System status	37
Table 3 State vector initialization	39
Table 4 Tracking error standard of tracking radar system in Naro space center ...	40
Table 5 Beacon Mode RMS Mean	40
Table 6 Skin Mode RMS Mean	41
Table 7 Optimal Parameter of Measurement covariance matrix	41
Table 8 Beacon Mode Variance Mean	42
Table 9 Skin Mode RawData Variance Mean	43
Table 10 Performance Evaluation for change of power spectral density ...	44
Table 11 Optimal Parameter of Kalman Filter	48
Table 12 Decision of Quality standard	51
Table 13 Optimal parameter	51
Table 14 RMS Maximum Value	57
Table 15 Created Error	58
Table 16 Rocket Track Information(*Reference : www.kari.re.kr)	64
Table 17 Decision of Quality standard in Rocket Track	66

LIST OF FIGURES

Fig 1 Target Tracking Algorithm	4
Fig 2 Linear Kalman Filter Algorithm	5
Fig 3 Extended Kalman Filter Algorithm	9
Fig 4 Unscented Kalman Filter Process (Wan & Merwe 2000)	10
Fig 5 Unscented Kalman Filter Algorithm	11
Fig 6 Diagram of System Model in Kalman Filter	12
Fig 7 Cartesian Coordinate	13
Fig 8 Cartesian Coordinate Extended Kalman Filter Algorithm	18
Fig 9 Spherical Coordinate	19
Fig 10 Spherical Coordinate Extended Kalman Filter Algorithm	26
Fig 11 Proposed Adaptive Kalman Filter Algorithm	29
Fig 12 TEST1 Cartesian Coordinates	31
Fig 13 TEST1 Range, Azimuth, Elevation	32
Fig 14 TEST2 Cartesian Coordinates	33
Fig 15 TEST2 Range, Azimuth, Elevation	34
Fig 16 TEST3 Cartesian Coordinates	35
Fig 17 TEST3 Range Azimuth Elevation	36
Fig 18 Process of Target Tracking Radar in ELTA system	37
Fig 19 TEST2 Radar2 Beacon Mode Range	45
Fig 20 TEST2 Radar2 Beacon Mode Azimuth	45
Fig 21 TEST2 Radar2 Beacon Mode Elevation	46
Fig 22 TEST2 Radar2 Skin Mode Range	46
Fig 23 TEST2 Radar2 Skin Mode Azimuth	47
Fig 24 TEST2 Radar2 Skin Mode Elevation	47
Fig 25 TEST3 Radar2 Range RMSE	50

Fig 26 TEST3 Radar2 Azimuth RMSE	50
Fig 27 TEST3 Radar2 Elevation RMSE	50
Fig 28 Simulation Result of Beacon Mode TEST2 Range	52
Fig 29 Simulation Result of Beacon Mode TEST2 Azimuth	52
Fig 30 Simulation Result of Beacon Mode TEST2 Elevation	53
Fig 31 Simulation Result of Skin Mode TEST2 Range	53
Fig 32 Simulation Result of Skin Mode TEST2 Azimuth	54
Fig 33 Simulation Result of Skin Mode TEST2 Elevation	54
Fig 34 Diagram of ELTA System	56
Fig 35 Diagram of Case1	58
Fig 36 Adaptive Kalman Filter in Worst Noise	59
Fig 37 Standard Kalman Filter in Worst Noise	59
Fig 38 Compare Standard KF Range with Proposed KF Range in Worst Noise	60
Fig 39 Compare Standard KF Azimuth with Proposed KF Azimuth in Worst Noise	60
Fig 40 Compare Standard KF Elevation with Proposed KF Elevation in Worst Noise	60
Fig 41 Adaptive Kalman Filter in Shot Noise	61
Fig 42 Standard Kalman Filter in Shot Noise	61
Fig 43 Compare Standard KF Range with Proposed KF Range in Shot Noise	62
Fig 44 Compare Standard KF Azimuth with Proposed KF Azimuth in Shot Noise	62
Fig 45 Compare Standard KF Elevation with Proposed KF Elevation in Shot Noise	62
Fig 46 Rocket Trajectory (*Reference : www.kari.re.kr)	64
Fig 47 Diagram of Case2	65
Fig 48 Created Rocket Trajectory	65
Fig 49 Simulation Result of Rocket Trajectory in Normal Noise	66
Fig 50 Estimated Range in Rocket Trajectory	67
Fig 51 Estimated Azimuth in Rocket Trajectory	67
Fig 52 Estimated Elevation in Rocket Trajectory	68
Fig 53 3D Simulation of Rocket Trajectory	68

SUMMARY

Although the Linear Kalman Filter is one of the most widely used methods for tracking and estimation due to its simplicity, optimality, tractability, and robustness, the application of the Linear Kalman Filter to nonlinear systems can be difficult. For solving this problem, several researchers improved the existing methods.

The most common approach is to use the Extended Kalman Filter which simply linearizes all nonlinear models, so that the traditional linear Kalman filter can be applied. But more errors result from variations and linearization of the target motion state in maneuvering, which may seriously degrade the performance of the Extended Kalman Filter or even cause the filter to diverge.

Therefore, a novel approach based on adaptive variable Kalman Filter structure is proposed in this paper, which can adjust Kalman Filter model to the changes of target motion state in maneuvering.

In the proposed approach, when a target signal quality is determined by proposed filter algorithm, the process noise and measurement noise covariance model will be adjusted with varied target motion state.

The proposed approach is verified by using the Test flight in Naro space center. Also the performances of this target tracking algorithm are evaluated by using the simulations of a real rocket trajectory.

I. 서론

1. 연구배경

한국 최초 우주발사체 나로호(KSLV-1)가 10년 대장정 끝에 2013년 1월 우주 궤도 진입에 성공했다. 이에 따라 스페이스 클럽에 11번째로 가입을 하며, 우주강국의 대열에 우뚝 서게 되었다. 이러한 나로호가 발사에 성공하게 된 원인으로 발사체의 구조적 우수성도 있지만, 나로호가 사전에 설정된 정상 비행궤도를 향해 따라가는지 확인하는 과정도 상당히 중요하다. 이를 위해 추적 레이더의 측정치를 이용한 이동표적(moving target)의 표적추적(target tracking)은 오래전부터 많은 연구가 되어 왔다. 표적추적은 목표물에 대한 운동방향을 정확하게 분석하여 기존 측정된 위치정보에서 다음시간의 위치를 정확하게 추정하는 최적의 알고리즘이 설계되어 있어야 하며, 1960년대 칼만필터(Kalman filter)가 소개된 이후, 이를 이용하여 표적추적 문제를 해결하려는 시도가 광범위 하게 이루어 졌다[1][5][9][12].

대부분의 추적레이더에는 표적의 동적 특성 및 기동특성에 대한 대응이 우수한 추적알고리즘으로 칼만필터 선택하고 있으며, 칼만필터는 시간의 영역에서 예측 값을 예측하여 실측 데이터와 비교 분석 후 최적의 추정값을 찾는 알고리즘이다[14][17][19]. 칼만필터는 과거의 예측치와 현재의 측정치를 이용하여 현재시점에 대한 추정치를 계산하고, 현재시점의 추정치로부터 미래 시점에 대한 예측치를 반복적으로 계산한다. 즉 예측 → 측정 → 추정 → 예측 ... 순으로 반복되는 선형적 순환 구조를 가지는 추적 알고리즘 이며, 이때 예측치는 표적의 동적 특성 및 기동특성을 바탕으로 운동을 해석하여 계산 되어 진다.

기존의 칼만필터는 표적의 운동학적 상태 특성이 선형이라고 가정할 경우 주어진 정보로서 비교적 정확하게 목표물의 위치나 속도를 추정할 수 있다[2]. 그러나 이동 표적의 상태특성은 비선형 운동 방정식으로 해석되므로 확장 칼만필터의 응용이 시도되고 있으나, 비선형 특성 때문에 필터의 분산이 발산하여 안정성을 잃는 경우가 많으며, 기동비행(Maneuver) 하는 표적의 지속적인 추적을 실패하는

경우가 많아 실제 추적레이더 시스템에서는 많은 문제점을 야기하고 있다.

2. 연구 목적 및 내용

본 논문에서는 기동비행 하는 표적을 지속적으로 추적하기 위하여 칼만필터를 이용한 추적 알고리즘을 개발하고, 기존 추적 알고리즘의 성능을 향상시키는데 주안점을 두고 있다. 기존의 칼만필터의 경우 시스템 모델 및 과정 잡음, 측정 잡음이 초기화 단계에서 결정이 되면, 비행에 상관없이 일정한 칼만필터 알고리즘으로 표적을 추적하게 된다. 하지만, 측정하는 수신 신호의 세기가 약해짐에 따라 오차가 증가하게 되면, 측정값에 대한 정확한 추정값을 획득 할 수 없으며, 비선형으로 표현 되는 시스템에서는 선형으로 근사화 하는 과정에서 더욱더 큰 오차를 유발할 수 있다. 따라서 표적의 비행에 적응해 가는 적응 필터의 개발이 필요하며[10][11], 현재 연구되고 있는 적응 필터의 개발 방향은 크게 두 가지로 다음과 같이 대별된다[3].

첫째는 추적 표적의 가능한 기동을 Semi-Markov 프로세스로 가정하여, 그 프로세스의 가능한 조합으로 입력을 분석해서 기동에 대처하는 것이고, 둘째는 측정된 표적의 상태를 분석하여 기동을 감지한 후 보상 방법을 통하여 기동에 대한 크기만큼 상태 변수를 보상해 줌으로써 빠른 시간 내에 목표물의 상태를 추정하여, 지속적으로 필터를 구동하는 방법이다[4].

본 논문에서는 측정된 이동 표적의 상태를 분석하여, 측정 데이터의 품질을 판단하는 기준을 설정하고, 그 기준에 따라 칼만필터의 내부 Factor를 조정하는 방법을 통해 지속적으로 표적의 상태를 추정하였다. 결과적으로 기동에 적응해가는 적응 칼만필터를 설계하였으며, 시뮬레이션을 통하여 성능을 평가하였다. 시뮬레이션은 우주센터의 모의비행 시험 결과를 바탕으로 수행하였으며, 모의비행 시험에 관한 적응 칼만필터를 구성하여 우주센터의 추적 알고리즘과 비교, 분석하였다. 또한 시뮬레이션 결과를 바탕으로 실제 우주 발사체의 궤도를 가상으로 생성하여 적응 칼만필터에 대한 성능 평가를 실시하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다.

2장에서는 현재 대부분의 추적레이더에서 사용하고 있는 추적 알고리즘의 기술 동향에 대해 선형칼만필터, 확장칼만필터, 무향칼만필터에 대해 간략히 기술한다.

3장에서는 이동 표적의 표적추적을 위한 운동 및 측정 방정식의 해석과 그에 따른 시스템 모델을 수학적으로 정의하고 추적 성능 향상을 위한 우리가 제안하는 추적 알고리즘에 대하여 기술하고, 4장에서는 제안한 추적 알고리즘을 모의시험비행을 통해 필터 초기화 및 필터 최적의 Parameter를 결정하여 우주센터의 추적 알고리즘과 비교 분석 하였다.

5장에서는 4장에서의 모의시험 비행을 바탕으로 하여 제안한 칼만필터의 추적 성능을 실제 발사체의 궤도에 적용하여 그 성능을 평가하였다.

마지막으로 6장에서는 본 논문의 결론을 기술한다.

II. 추적알고리즘의 기술동향

추적레이더를 이용하여 표적을 탐색하고 추적하는 기법은 오래전부터 많은 연구가 되어 왔고, 이러한 표적추적은 목표물에 대한 운동방향을 정확하게 분석하여 기존 측정된 위치정보에서 다음시간의 위치를 정확하게 추정하는 최적의 알고리즘이 설계되어 있어야 한다. 대부분의 추적레이더에는 표적의 동적 특성 및 기동특성에 대한 대응이 우수한 추적알고리즘으로 칼만필터 선택하고 있으며, 칼만 필터는 시간의 영역에서 예측 값을 예측하여 실측 데이터와 비교 분석 후 최적의 추정값을 찾는 알고리즘이다. 칼만필터를 이용한 표적추적방법은 Fig 1과 같다.

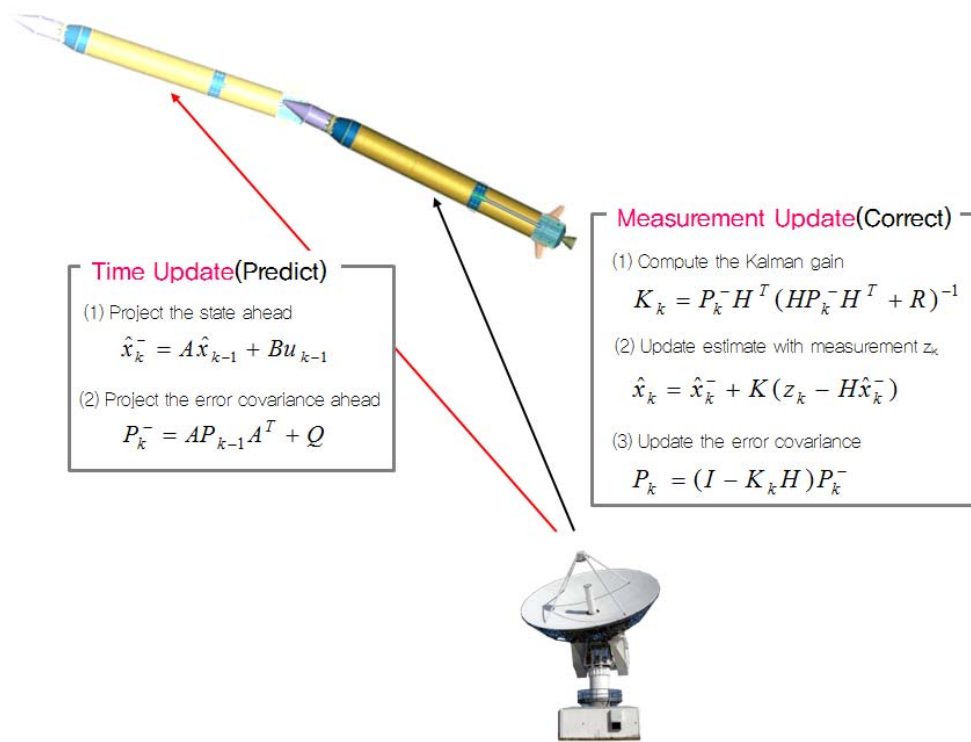


Fig 1 Target Tracking Algorithm

따라서 이번 장에서는 표적의 운동에 따른 표적의 상태를 예측, 추정하는 기본적인 알고리즘인 칼만 필터의 개념과 원리를 언급하고자 한다.

1. Linear Kalman Filter Algorithm

칼만 필터 알고리즘은 입력과 출력이 하나씩인 아주 간단한 구조로, 측정값을 입력받아 내부에서 처리한 다음 추정값을 출력한다[24]. 알고리즘의 계산 과정을 구체적으로 살펴보면, 예측과정은 I 단계로 직전 추정값(\hat{x}_{k-1})과 오차공분산(P_{k-1})을 입력으로 받아서, 최종결과로 예측값(\hat{x}_k^- , P_k^-)을 출력한다. 예측과정에서 사용하는 시스템 모델 변수는 A와 Q이다. 추정과정은 II 단계, III 단계, IV 단계가 여기에 속하며, 추정과정의 결과물은 추정값 (\hat{x}_k)과 오차 공분산(P_k)이다. 입력값으로는 예측과정의 예측값(\hat{x}_k^- , P_k^-) 뿐만 아니라, 측정값(z_k)을 전달 받아 사용한다. 추정과정에서 사용하는 시스템 모델 변수는 H와 R이다. Fig 4는 선형 칼만 필터의 알고리즘을 나타낸다.

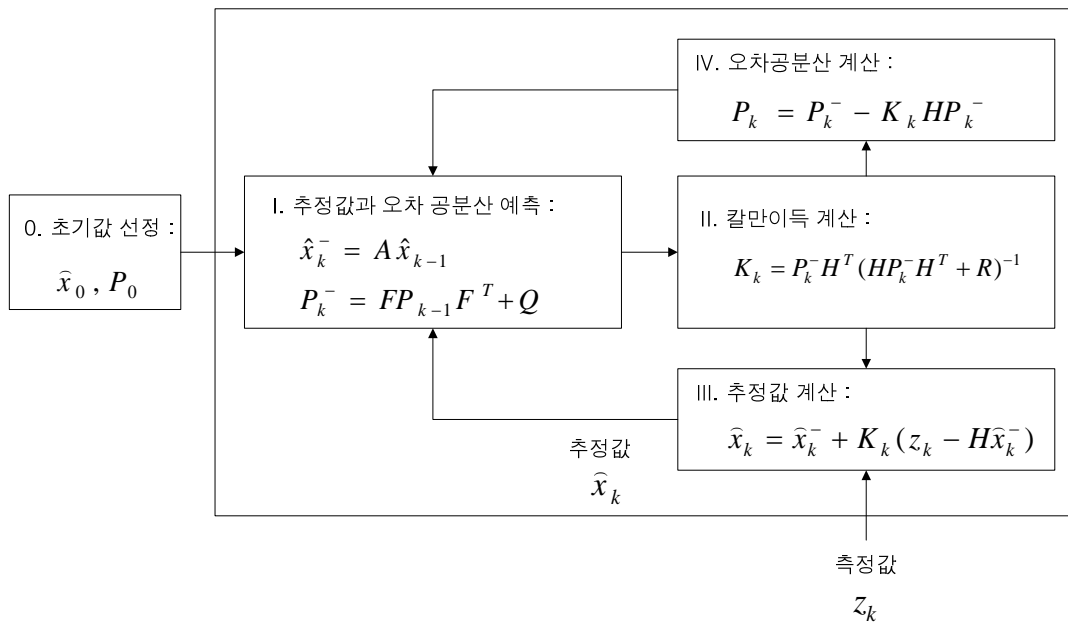


Fig 2 Linear Kalman Filter Algorithm

1.1 추정과정의 추정값 계산

칼만 필터 알고리즘은 초기값을 미리 선정한다는 가정 하에 알고리즘이 시작이 된다. 추정과정은 II~IV단계가 여기에 속하며, 추정과정의 목표는 칼만 필터의 최종 결과물인 추정값을 계산해 내는 것이다. 이러한 추정값 계산에 해당하는 III단계의 식은 다음과 같다.

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k(z_k - H\hat{x}_k^-) \quad (2.1)$$

여기서 z_k 는 측정값을 뜻하고, $H\hat{x}_k^-$ 는 예측값을 의미한다. 여기서 $z_k - H\hat{x}_k^-$ 는 실제 측정값과 예측값의 차이이며, 측정값의 예측 오차가 된다. 따라서 칼만 필터는 측정값의 예측 오차로 예측값을 적절히 보정해서 최종 추정값을 계산한다. 이때 K 는 칼만 이득을 나타내며 칼만 이득 계산식은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} K_k &= P_k^- H^T (H P_k^- H^T + R) \\ &= \frac{P_k^- H^T}{H P_k^- H^T + R} \end{aligned} \quad (2.2)$$

칼만 이득 K 는 예측값을 얼마나 보정할지를 결정하는 인자가 되며, 고정되어 있지 않고 알고리즘을 반복하면서 매번 새로 계산되어진다.

1.2 오차 공분산

추정과정의 마지막 단계인 오차공분산은 다음과 같이 정의된다.

$$P_k = E\{(x_k - \hat{x}_k)(x_k - \hat{x}_k)^T\} \quad (2.3)$$

여기서 $x_k - \hat{x}_k$ 는 참값과 추정값의 차이를 나타내며, 즉 오차공분산(P_k)은 추정오차의 제곱을 평균한 값을 의미한다. 그리고 상태변수 x_k 와 추정값(\hat{x}_k), 오차

공분산(P_k) 사이에는 다음과 같은 관계가 성립한다.

$$x_k \sim N(\hat{x}_k, P_k) \quad (2.4)$$

표준 칼만 필터는 상태변수 x_k 가 평균이 \hat{x}_k 이고 공분산이 P_k 인 정규분포 (normal distribution)를 따른다. 이것은 상태변수 x_k 의 추정값에 대한 확률분포를 검토하여 가장 확률이 높은 값을 추정값으로 선택한다는 의미이다. 즉, 오차공분산은 추정값의 정확도에 대한 척도가 되며, 오차공분산이 크면 추정오차가 크고, 오차공분산이 작으면 추정 오차도 작아진다.

1.3 예측과정

표준 칼만필터의 초기값 선정은 이미 알고 있는 평균과 분산을 갖는 가우시안 분포를 따르는 확률 변수로 가정한다. 예측과정의 I단계의 계산식은 다음과 같다.

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

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

식 (2.5)는 추정값을 예측하는 식이고, 식 (1.6)은 오차 공분산을 예측하는 관계식이다. 여기서 \hat{x}_{k-1} 와 P_{k-1} 는 III단계와 IV단계에서 계산한 값이며, A와 Q는 시스템 모델에 이미 정의된 값이다. 칼만 필터의 추정값 성능에 가장 큰 영향을 주는 요인은 예측값의 정확성이다. 따라서 예측 계산식 (2.5), (2.6)에서 시스템 모델의 A와 Q값은 예측값에 결정적 영향을 끼친다.

1.4 시스템 모델

선형 시스템은 현재 상태를 표현하지만 직접 측정이 불가능한 상태시스템 모델과 직접 센서에서 측정 가능한 측정시스템 모델로 단순화 시킨 두 개의 식으로 표현이 가능하다.

$$x_{k+1} = Ax_k + w_k \quad (2.7)$$

$$z_k = Hx_k + v_k \quad (2.8)$$

상태변수(state variable)는 거리, 속도, 무게 등 물리적인 변수를 의미하며, 행렬 A는 시간에 따라 시스템이 어떻게 움직이는지를 나타내는 운동방정식을 표현한다. 그리고 H는 측정값과 상태변수의 관계, 즉 각 상태변수가 측정값에 어떻게 반영되어 있는지를 나타낸다. 이 두 행렬은 식 (2.5), (2.6)과 (2.1)에 관련되어 있다.

2. Extended Kalman Filter Algorithm

일반적으로 기동이 없고 단순히 등속도 직선운동만 하는 표적을 백색 가우시안 잡음 하에서 추적하는 것은 매우 간단한 일이지만, 대부분의 시스템 모델은 표적의 급격한 궤도 또는 속도 변경이나 바람에 의한 불규칙한 운동과 같은 다양한 기동 특성 때문에, 비선형 시스템으로 표현이 되는 경우가 많다[8]. 이러한 비선형 시스템의 정확한 표적추적을 위해서는 비선형으로 표현된 시스템 모델을 선형화 하여 추적알고리즘으로 적용하며, 대표적인 비선형 추적알고리즘으로 확장칼만필터 (EKF : Extended Kalman Filter)를 사용하고 있다. 확장 칼만필터 알고리즘은 직전 추정값과 오차공분산을 이용하여 예측값을 출력하고, 예측값을 이용하여 추정값을 추정하는 것은 선형 칼만필터와 동일하게 적용되지만 상태방정식 또는 측정방정식이 다음과 같이 비선형으로 표현된다.

$$\text{선형 칼만필터 상태방정식 : } x_{k+1} = Ax_k + w_k$$

$$\text{비선형 칼만필터 상태방정식 : } x_{k+1} = f(x_k) + w_k$$

$$\text{선형 칼만필터 측정방정식 : } z_k = Hx_k + v_k$$

$$\text{비선형 칼만필터 측정방정식 : } z_k = h(x_k) + v_k$$

선형 칼만필터는 상태벡터(x_k)에 상태전이 행렬(A, H)를 이용하여 선형 상태 방정식과 선형 측정방정식을 표현하지만 확장칼만필터에서는 비선형 시스템을 표현하기 위하여 상태벡터(x_k)에 대한 비선형 함수 $f(x_k)$ 와 $h(x_k)$ 로 비선형 상태방정식 및 선형 상태방정식을 표현하게 된다. 이때, 비선형 함수 $f(x_k)$ 와 $h(x_k)$ 를 자코비안(Jacobian)으로 계산하여 비선형시스템을 선형시스템으로 근사화하며, 근사화한 상태전이 행렬 F 와 H 는 다음과 같다.

$$F = [\nabla_{x_k}^T f^T(x_k)]_{x_k=x_{k|k-1}}^T \quad (2.9)$$

$$H = [\nabla_{x_k}^T h^T(x_k)]_{x_k=x_{k|k-1}}^T \quad (2.10)$$

따라서 비선형함수 $f(x_k)$ 와 $h(x_k)$ 를 이용한 확장 칼만필터 알고리즘은 Fig 5와 같다.

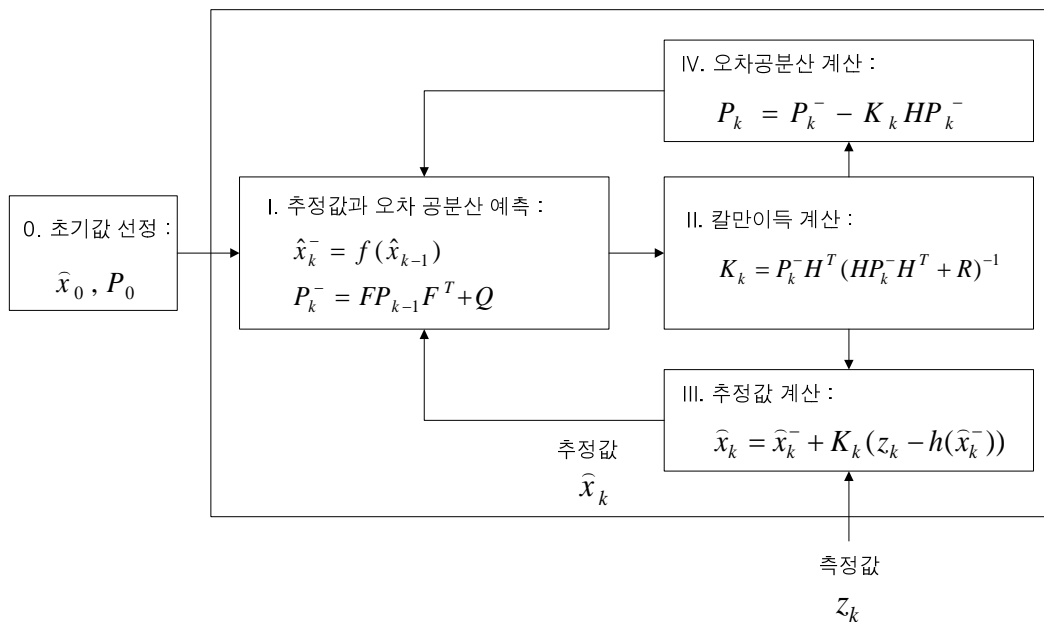


Fig 3 Extended Kalman Filter Algorithm

3. Unscented Kalman Filter

무향칼만필터는 확장칼만필터의 선형화 과정에서 근사값을 사용함으로써 발생하는 문제에 중점을 두고 개발된 확률적 접근 방법이다. 즉, 확장칼만필터에서는 비선형 방정식과 관측모델을 근사하는 방법을 사용하는 반면 무향칼만필터는 Unscented 변환을 통해 비선형 변환에서 랜덤 변수의 통계를 계산하는 방법으로 근사적인 확률 분포의 원리로 구성되어 있다[18][20].

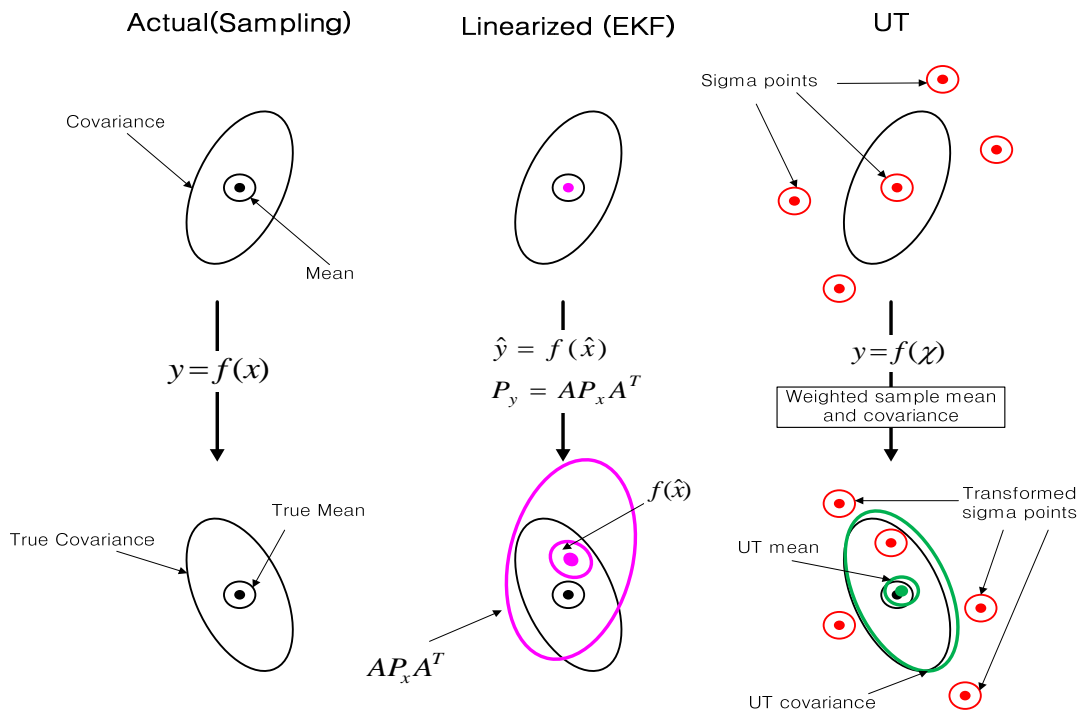


Fig 4 Unscented Kalman Filter Process (Wan & Merwe 2000)

n_x 차원의 랜덤 변수 x 을 임의의 비선형함수 $g : \mathcal{R}^{n_x} \mapsto \mathcal{R}^{n_y}$ 에 의해 전파되어 y 의 값이 생성된다고 하면, 임의의 x 에 대해 평균값을 \bar{x} , 공분산을 P_x 라 가정한다. Unscented 변환을 이용하여 y 의 통계치를 계산하기 위해 다음과 같은 과정을 따른다.

$$\begin{aligned}
\chi_0 &= \bar{x} & W_0 &= \kappa / (n_x + \kappa) & i &= 0 \\
\chi_i &= \bar{x} + (\sqrt{(n_x + \kappa)P_x})_i & W_i &= 1 / \{2(n_x + \kappa)\} & i &= 1, \dots, n_x \\
\chi_i &= \bar{x} - (\sqrt{(n_x + \kappa)P_x})_i & W_i &= 1 / \{2(n_x + \kappa)\} & i &= n_x + 1, \dots, 2n_x
\end{aligned} \quad (2.11)$$

여기서 κ 는 크기조정 매개변수(scaled parameter)이고, $(\sqrt{(n_x + \kappa)P_x})_i$ 는 $(n_x + \kappa)P_x$ 의 행렬 제곱근 값의 i 번째 행 또는 열이다. W_i 는 i 번째 시그마 포인트의 가중치이다. Unscented 변환 시그마 포인트를 활용하여 $y = f(x)$ 의 예측된 y 의 평균과 공분산은 아래와 같이 계산된다.

$$\bar{y} = \sum_{i=0}^{2n_x} W_i f(\chi_i) \quad (2.12)$$

$$P_y = \sum_{i=0}^{2n_x} W_i (f(\chi_i) - \bar{y})(f(\chi_i) - \bar{y})^T \quad (2.13)$$

위의 Unscented 변환을 이용하여 Unscented Kalman Filter의 알고리즘은 Fig 7과 같다.

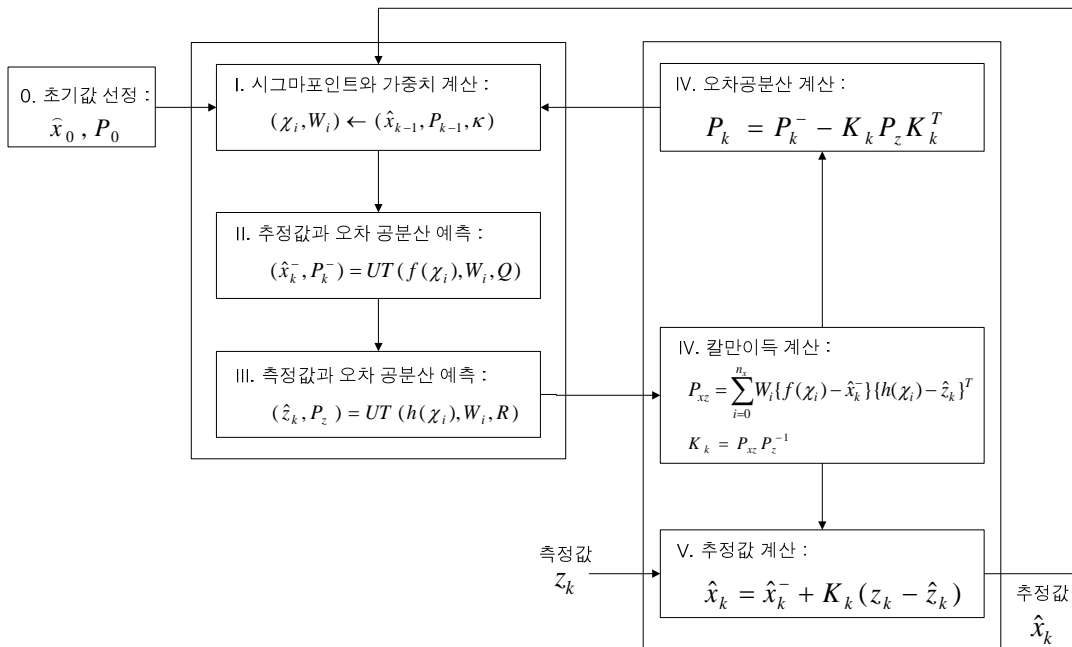


Fig 5 Unscented Kalman Filter Algorithm

III. 추적성능 향상을 위한 추적 알고리즘의 구현

1. 표적의 운동과 측정에 대한 수학적 모델링

표적에 대한 운동을 해석할 때 흔히 선형 시스템, 비선형 시스템이라 분류하는데, 칼만필터는 이러한 시스템모델을 기반으로 하여 선형 칼만필터(Liner Kalman Filter)를 사용할지, 비선형 칼만필터(Nonlinear Kalman Filter)를 사용할지 결정하게 된다. 물체에 대한 운동방정식이 선형으로 표현이 가능하면, 선형칼만필터를 사용하게 되며, 비선형일 경우는 선형으로 근사화하는 확장 칼만필터(Extended Kalman Filter)를 사용한다. 또한 확장 칼만필터의 대안으로 비선형 함수의 평균과 공분산을 확률적으로 근사화하여 추정하는 무향칼만필터(Unscented Kalman Filter)도 목표물의 위치를 추정하는 방법 중 하나이다. 그리고 칼만필터 내부에서는 목표물의 기준좌표계에 따라 Cartesian Coordinates, 또는 Polar Coordinates로 다양한 알고리즘 설계가 가능하다.

Fig 8은 시스템 모델에 따른 칼만필터 알고리즘의 분류를 나타낸다.

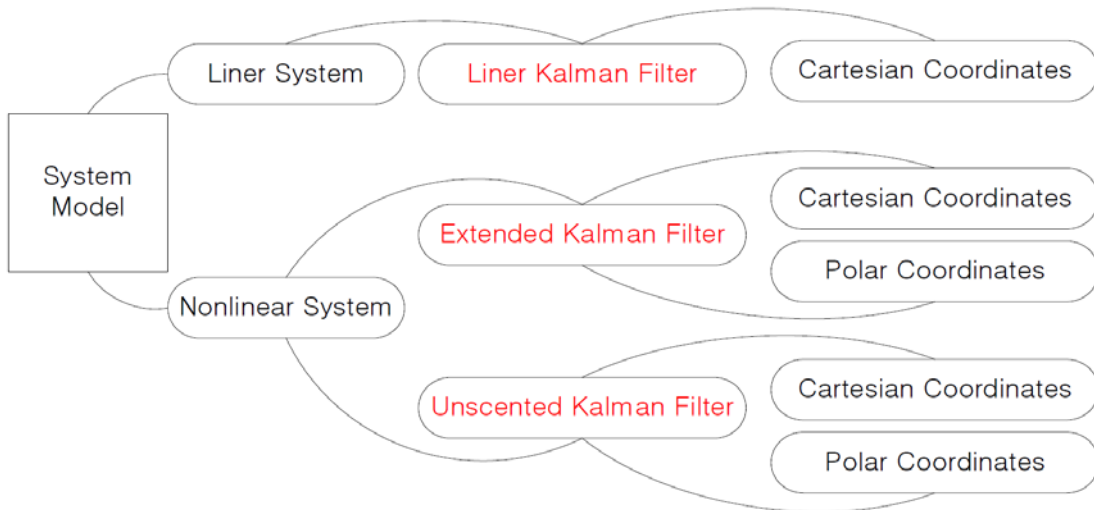


Fig 6 Diagram of System Model in Kalman Filter

추적레이더에서 사용하는 칼만필터 알고리즘은 표적의 위치가 비선형으로 표현되기 때문에 확장 칼만필터를 사용한다. 이러한 추적레이더에서 사용하는 확장 칼만필터 알고리즘은 측정시스템의 기준좌표계 선택에 따라 시스템 모델이 결정되며, 이때 측정시스템의 기준좌표계는 극좌표계(Spherical Coordinate)와 직교좌표계(Cartesian Coordinate)가 주로 사용된다. 극좌표계를 사용할 경우 표적의 상태 방정식이 비선형으로 표현되며, 직교좌표계로 사용할 경우는 측정 방정식이 비선형으로 표현된다. 이와 같이 추적레이더의 추적알고리즘은 기준좌표계의 선택에 따라 시스템 모델이 확연한 차이가 있으므로 필터 설계 시 신중하게 고려하여야 한다[6][7].

1.1 Cartesian Coordinate의 시스템 모델

3차원 직교좌표는 위치좌표 x, y, z 로 구성되어 있으며, Fig 9와 같다.

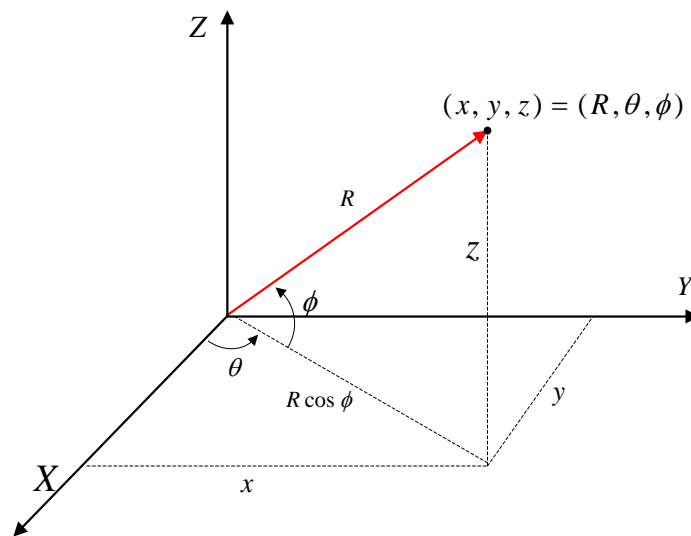


Fig 7 Cartesian Coordinate

Cartesian Coordinate와 Spherical coordinate는 정의에 의하여 서로간의 좌표 변환이 가능하며, 위치에 대한 변환 식은 다음과 같다.

$$x = R \cos \theta \cos \phi \quad (3.1)$$

$$y = R \sin \theta \cos \phi \quad (3.2)$$

$$z = R \sin \phi \quad (3.3)$$

$$R = \sqrt{x^2 + y^2 + z^2} \quad (3.4)$$

$$\theta = \tan^{-1}(y/x) \quad (3.5)$$

$$\phi = \tan^{-1}(z/\sqrt{x^2 + y^2}) \quad (3.6)$$

속도는 위치를 시간에 대하여 미분한 결과로 속도에 대한 변환 식은 다음과 같다.

$$\dot{x} = \dot{R} \cos \theta \cos \phi - R \dot{\theta} \sin \theta \cos \phi - R \dot{\phi} \cos \theta \sin \phi \quad (3.7)$$

$$\dot{y} = \dot{R} \sin \theta \cos \phi + R \dot{\theta} \cos \theta \cos \phi - R \dot{\phi} \sin \theta \sin \phi \quad (3.8)$$

$$\dot{z} = \dot{R} \sin \phi + R \dot{\phi} \cos \phi \quad (3.9)$$

$$\dot{R} = \frac{x\dot{x} + y\dot{y} + z\dot{z}}{\sqrt{x^2 + y^2 + z^2}} \quad (3.10)$$

$$\dot{\theta} = \frac{x\dot{y} - y\dot{x}}{x^2 + y^2} \quad (3.11)$$

$$\dot{\phi} = \frac{R\dot{z} - z\dot{R}}{R^2 \sqrt{1 - \left(\frac{z}{R}\right)^2}} \quad (3.12)$$

기동하는 표적의 위치측정 및 수학적 모델의 불확실성으로 정확한 실제위치는 알 수 없다. 따라서 이러한 기동표적의 움직임을 근사화하기 위하여 가속도가 일정한 운동, 즉, Constant Acceleration Model을 적용하였다[16]. 하지만 일반적

으로 이상적인 Constant Acceleration Model에서는 $\dot{a}(t)=0$ 이지만, 실제 시스템에서는 가속도의 변화량이 완벽하게 0이 될 수 없으므로 가속도의 변화량은 백색 가우시안 잡음으로 가정하였다. 이를 Wiener Process Acceleration Model이라 하며, 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\frac{\partial \ddot{x}(t)}{\partial t} = w(t) \quad (3.14)$$

추적레이더에서 표적의 위치를 추적하기 위한 상태벡터는 위치성분, 속도성분, 가속도성분으로 구성되며, Cartesian Coordinate에서의 상태벡터는 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$X = [x, \dot{x}, \ddot{x}, y, \dot{y}, \ddot{y}, z, \dot{z}, \ddot{z}]^T \quad (3.15)$$

Wiener Process Acceleration Model을 이용하여 상태벡터에 대한 상태방정식을 표현 하면, 다음과 같다.

$$\frac{\partial x}{\partial t} = AX(t) + Bw(t) \quad (3.16)$$

$$A = \begin{bmatrix} A_1 & 0 & 0 \\ 0 & A_1 & 0 \\ 0 & 0 & A_1 \end{bmatrix} \quad A_1 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad B = \begin{bmatrix} B_1 \\ B_1 \\ B_1 \end{bmatrix} \quad B_1 = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}$$

식 (4.16)을 이산시간 상태방정식으로 표현하면 다음과 같다.

$$X_k = F_{k-1}X_{k-1} + w_{k-1} \quad (3.17)$$

$$F_k = \begin{bmatrix} F_1 & 0 & 0 \\ 0 & F_1 & 0 \\ 0 & 0 & F_1 \end{bmatrix} \quad F_1 = \begin{bmatrix} 1 & T & T^2/2 \\ 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

여기서, $T = t_n - t_{n-1}$ 이며, w_{k-1} 은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$w_k \sim N(0, Q_k) \quad (3.18)$$

$$Q_k = \begin{bmatrix} q_x Q_1 & 0_3 & 0_3 \\ 0_3 & q_y Q_1 & 0_3 \\ 0_3 & 0_3 & q_z Q_1 \end{bmatrix}, \quad Q_1 = \begin{bmatrix} T^5/20 & T^4/8 & T^3/6 \\ T^4/8 & T^3/3 & T^2/2 \\ T^3/6 & T^2/2 & T \end{bmatrix} \quad (3.19)$$

w_{k-1} 는 평균이 0이고 공분산행렬 Q 를 가지는 프로세스 잡음이며, $q(q_x, q_y, q_z)$ 는 에너지 스펙트럼 밀도(Power Spectral Density)를 나타낸다. 이 에너지 스펙트럼 밀도는 시간함수로 표현되는 신호를 푸리에 변환을 통해 주파수 함수로 변환하였을 경우 각 주파수 별 에너지의 크기를 나타내며, 백색 가우시안 잡음에서는 모든 주파수에 걸쳐서 일정한 값을 갖는다.

한편, 추적레이더에서 측정하는 측정값은 Range, Azimuth, Elevation, Radial Velocity를 측정한다. 측정벡터와 측정방정식은 다음과 같다.

$$z = [R, \dot{R}, \theta, \phi]^T \quad (3.20)$$

$$z_k = h(X_k) + v_k \quad (3.21)$$

여기서 $h(X_k)$ 는 Cartesian Coordinate와 Spherical Coordinate 사이의 변환벡터로 다음과 같이 표현할 수 있다[13].

$$h(X_k) = \begin{bmatrix} R_k \\ \dot{R}_k \\ \theta_k \\ \phi_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sqrt{x_k^2 + y_k^2 + z_k^2} \\ x_k \dot{x}_k + y_k \dot{y}_k + z_k \dot{z}_k / R_k \\ \tan^{-1}(y_k / x_k) \\ \tan^{-1}(z_k / \sqrt{x_k^2 + y_k^2}) \end{bmatrix} \quad (3.22)$$

Cartesian Coordinate에서는 측정방정식이 식 (3.21)과 같이 비선형 형태로 표현 된다. 따라서 확장칼만필터에 적용하기 위해 식(3.22)을 다음과 같이 근사화 하여야 한다.

$$H_{k|k-1} = [\nabla_{X_k}^T h^T(X_k)]_{X_k=X_{k|k-1}}^T \quad (3.23)$$

$$H = \begin{bmatrix} \frac{x}{R} & 0 & 0 & \frac{y}{R} & 0 & 0 & \frac{z}{R} & 0 & 0 \\ \frac{\dot{x}(z^2 + y^2) - x(y\dot{y} + z\dot{z})}{R^3} & \frac{x}{R} & 0 & \frac{\dot{y}(z^2 + x^2) - y(x\dot{x} + z\dot{z})}{R^3} & \frac{y}{R} & 0 & \frac{\dot{z}(x^2 + y^2) - x(x\dot{x} + y\dot{y})}{R^3} & \frac{z}{R} & 0 \\ \frac{-y}{x^2 + y^2} & 0 & 0 & \frac{x}{x^2 + y^2} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \frac{-xz}{R^2\sqrt{x^2 + y^2}} & 0 & 0 & \frac{-yz}{R^2\sqrt{x^2 + y^2}} & 0 & 0 & \frac{\sqrt{x^2 + y^2}}{r^2} & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (3.24)$$

v_{k-1} 는 평균이 0이고 공분산행렬 R를 가지는 백색 가우시안 분포의 측정 잡음이며, 각각 독립적인 $\sigma_r, \sigma_{\dot{r}}, \sigma_{\theta}, \sigma_{\dot{\theta}}$ 의 분산을 갖는다. 측정 잡음의 공분산행렬은 다음과 같다.

$$R = \begin{bmatrix} \sigma_r^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{\dot{r}}^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{\theta}^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \sigma_{\dot{\theta}}^2 \end{bmatrix} \quad (3.25)$$

위에서 선택된 표적의 상태방정식 및 측정방정식에 대하여 상태벡터 X_k 를 순환적으로 추정하기 위한 Cartesian Coordinate에서의 확장칼만필터 알고리즘은 Fig 10과 같다.

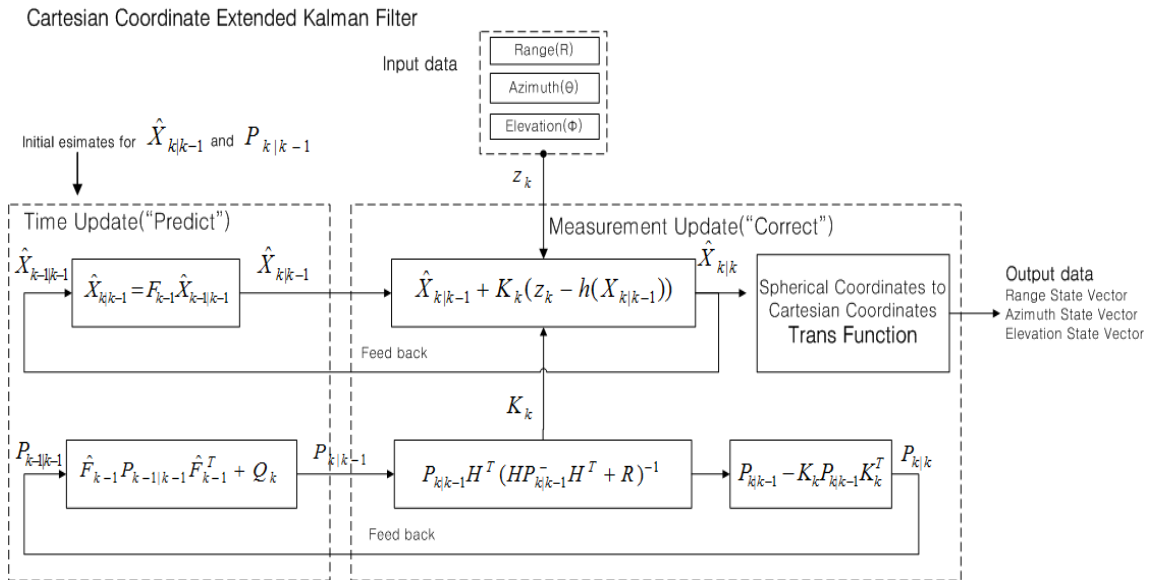


Fig 8 Cartesian Coordinate Extended Kalman Filter Algorithm

Cartesian Coordinate에서는 최근의 상태 추정치에 대해 선형상태방정식을 이용하여 예측 값을 예측하고, 비선형으로 표현된 측정방정식을 적용하여 측정치를 비교 후 최적의 추정값을 획득한다. 또한 오차공분산과 칼만 이득의 계산이 $K_k \rightarrow P_{k|k-1} \rightarrow P_{k|k}$ 순으로 진행되고, 이 계산 경로가 상태 변수의 추정치 계산 경로와 분리되어 있음을 알 수 있다. 최종으로 Cartesian Coordinate로 표현된 $\hat{X}_{k|k}$ 를 Spherical Coordinate로 변환하여 추정값을 획득한다.

1.2 Spherical Coordinate의 시스템 모델

3차원 극좌표인 Spherical Coordinate는 Cartesian Coordinate와는 달리 거리 (Range), 방위각(Azimuth), 고각(Elevation)으로 구성되어 있으며, Fig 11과 같다 [26][27].

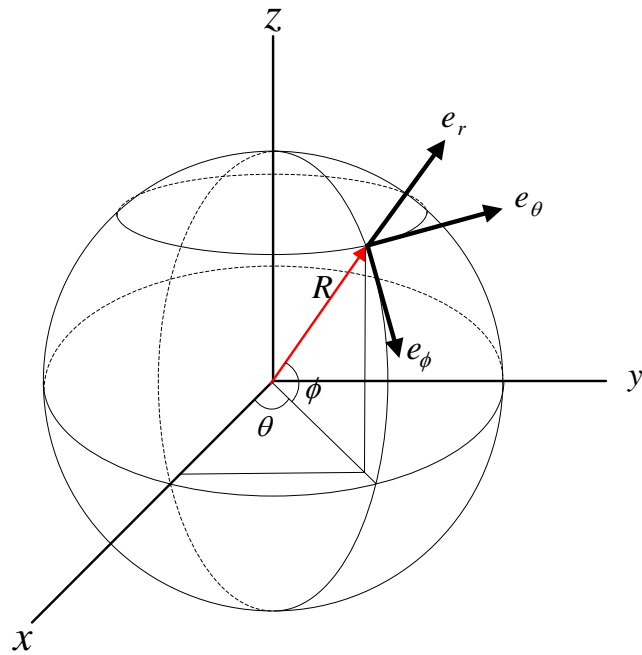


Fig 9 Spherical Coordinate

여기서 Spherical Coordinate의 위치에 대한 벡터(r_p)의 표현은 다음과 같다.

$$r_p = a_r e_r + a_\theta e_\theta + a_\phi e_\phi \quad (3.26)$$

$\{e_r, e_\theta, e_\phi\}$ 는 단위벡터를 나타내며, Spherical Coordinate의 벡터를 Cartesian Coordinate로 표현하면 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$r_p = x e_x + y e_y + z e_z \quad (3.27)$$

$$r_p = \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R \sin \theta \cos \phi \\ R \cos \theta \cos \phi \\ R \sin \phi \end{bmatrix} \quad (3.28)$$

$\{e_x, e_y, e_z\}$ 도 마찬가지로 단위벡터를 나타내며, 식(3.28)을 이용하여 식(3.27)

을 다시 표현하면 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$r_p = e_x R \sin \theta \cos \phi + e_y R \cos \theta \cos \phi + e_z R \sin \phi \quad (3.29)$$

Spherical coordinate 시스템의 정의에 의하여 단위벡터는 다음과 같다.

$$e_r = \frac{1}{\left| \frac{\partial r_p}{R} \right|} \frac{\partial r_p}{R} \quad (3.30)$$

$$e_\theta = \frac{1}{\left| \frac{\partial r_p}{\theta} \right|} \frac{\partial r_p}{\theta} \quad (3.31)$$

$$e_\phi = \frac{1}{\left| \frac{\partial r_p}{\phi} \right|} \frac{\partial r_p}{\phi} \quad (3.32)$$

식(3.29)를 이용하여 식(3.30), (3.31), (3.32)에 적용하면, Spherical coordinate의 위치단위벡터 $\{e_r, e_\theta, e_\phi\}$ 을 $\{e_x, e_y, e_z\}$ 로 다음과 같이 표현이 가능하다.

$$e_r = e_x \sin \theta \cos \phi + e_y \cos \theta \cos \phi + e_z \sin \phi \quad (3.33)$$

$$e_\theta = e_x \cos \theta - e_y \sin \theta \quad (3.34)$$

$$e_\phi = -e_x \sin \theta \sin \phi - e_y \cos \theta \cos \phi + e_z \cos \phi \quad (3.35)$$

단위벡터의 속도 성분을 구하기 위하여 식(3.33), (3.34), (3.35)를 미분하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned}\dot{e}_r &= \frac{\partial e_r}{\partial R} \dot{R} + \frac{\partial e_r}{\partial \theta} \dot{\theta} + \frac{\partial e_r}{\partial \phi} \dot{\phi} \\ &= e_\theta \dot{\theta} \cos \phi + e_\phi \dot{\phi}\end{aligned}\quad (3.36)$$

$$\begin{aligned}\dot{e}_\theta &= \frac{\partial e_\theta}{\partial R} \dot{R} + \frac{\partial e_\theta}{\partial \theta} \dot{\theta} + \frac{\partial e_\theta}{\partial \phi} \dot{\phi} \\ &= -e_r \dot{\theta} \cos \phi + e_\phi \dot{\theta} \sin \phi\end{aligned}\quad (3.37)$$

$$\begin{aligned}\dot{e}_\phi &= \frac{\partial e_\phi}{\partial R} \dot{R} + \frac{\partial e_\phi}{\partial \theta} \dot{\theta} + \frac{\partial e_\phi}{\partial \phi} \dot{\phi} \\ &= -e_\theta \dot{\theta} \sin \phi - e_r \dot{\phi}\end{aligned}\quad (3.38)$$

식(3.33)을 이용하여 식(3.29)를 표현하면,

$$\begin{aligned}r_p &= e_x R \sin \theta \cos \phi + e_y R \cos \theta \cos \phi + e_z R \sin \phi \\ &= R[e_x \sin \theta \cos \phi + e_y \cos \theta \cos \phi + e_z \sin \phi] \\ &= R e_r\end{aligned}\quad (3.39)$$

이며, 다음과 같이 속도성분을 획득할 수 있다.

$$\begin{aligned}v &= \frac{d}{dt}(R e_r) = \dot{R} e_r + R \dot{e}_r \\ &= e_r \dot{R} + e_\theta R \dot{\theta} \cos \phi + e_\phi R \dot{\phi}\end{aligned}\quad (3.40)$$

결과적으로, Spherical Coordinate에서의 속도 성분은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$v = \begin{bmatrix} v_r \\ v_h \\ v_v \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dot{R} \\ R \dot{\theta} \cos \phi \\ R \dot{\phi} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dot{R} \\ R_h \dot{\theta} \\ R \dot{\phi} \end{bmatrix}\quad (3.41)$$

여기서, $R_h \cong R \cos \phi$ 이며, 수평방향의 Range를 나타낸다.

Spherical Coordinate에서의 상태벡터는 다음과 같이 표현된다.

$$\rho_k = [R_k, v_{r,k}, \dot{v}_{r,k}, \theta_k, v_{h,k}, \dot{v}_{h,k}, \phi_k, v_{v,k}, \dot{v}_{v,k}]^T \quad (3.42)$$

Spherical Coordinate에서의 상태벡터는 위치성분(R, θ, ϕ), 속도성분(v_r, v_h, v_v), 가속도성분($\dot{v}_r, \dot{v}_h, \dot{v}_v$)으로 구성되며, 가속도 성분을 나타내기 위하여 식(3.41)을 이용하여 속도성분을 미분한 결과는 다음과 같다.

$$\dot{v}_r = \ddot{R} \quad (3.43)$$

$$\dot{v}_h = \dot{R}\dot{\theta} \cos \phi + R\ddot{\theta} \cos \phi - R\dot{\theta}\dot{\phi} \sin \phi \quad (3.44)$$

$$\dot{v}_v = \dot{R}\dot{\phi} + R\ddot{\phi} \quad (3.45)$$

식 (3.44), (3.45)을 $\ddot{\theta}$, $\ddot{\phi}$ 로 나타내면,

$$\ddot{\theta} = \frac{1}{R_h} \left[\dot{v}_h - \frac{v_h}{R} (v_r - v_v \tan \phi) \right] \quad (3.46)$$

$$\ddot{\phi} = \frac{1}{R} \left[\dot{v}_v - \frac{v_r v_v}{R} \right] \quad (3.47)$$

으로 표현된다. 앞에서 표현한 상태벡터를 이용하여 Spherical Coordinate에서 이산시간 상태 방정식으로 표현하면 다음과 같다.

$$\rho_k = f(\rho_{k-1}) + w_{k-1} \quad (3.48)$$

$f(\rho_{k-1})$ 는 Cartesian Coordinate에서와 동일하게 Constant Acceleration Model로 가정하여, 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} R_k &= R_{k-1} + T\dot{R}_{k-1} + \frac{T^2}{2}\ddot{R}_{k-1} \\ &= R_{k-1} + T\dot{v}_{r,k-1} + \frac{T^2}{2}\ddot{v}_{r,k-1} \end{aligned} \quad (3.49)$$

$$v_{r,k} = v_{r,k-1} + T\dot{v}_{r,k-1} \quad (3.50)$$

$$\dot{v}_{r,k} = \dot{v}_{r,k-1} \quad (3.51)$$

$$\begin{aligned} \theta_k &= \theta_{k-1} + T\dot{\theta}_{k-1} + \frac{T^2}{2}\ddot{\theta}_{k-1} \\ &= \theta_{k-1} + \frac{T}{R_h} \left[v_h + \frac{T}{2} \left(\dot{v}_h - \frac{v_h}{R} (v_r - v_v \tan \phi) \right) \right] \end{aligned} \quad (3.52)$$

$$v_{h,k} = v_{h,k-1} + T\dot{v}_{h,k-1} \quad (3.53)$$

$$\dot{v}_{h,k} = \dot{v}_{h,k-1} \quad (3.54)$$

$$\begin{aligned} \phi_k &= \phi_{k-1} + T\dot{\phi}_{k-1} + \frac{T^2}{2}\ddot{\phi}_{k-1} \\ &= \phi_{k-1} + \frac{T}{R} \left[v_v + \frac{T}{2} \left(\dot{v}_v - \frac{v_r v_v}{R} \right) \right] \end{aligned} \quad (3.55)$$

$$v_{v,k} = v_{v,k-1} + T\dot{v}_{v,k-1} \quad (3.56)$$

$$\dot{v}_{v,k} = \dot{v}_{v,k-1} \quad (3.57)$$

여기서, $T = t_n - t_{n-1}$ 이며, w_{k-1} 은 식 (3.18), (3.19)와 동일하게 다음과 같이 적용된다.

$$Q_k = \begin{bmatrix} q_r Q_1 & 0_3 & 0_3 \\ 0_3 & q_\theta Q_1 & 0_3 \\ 0_3 & 0_3 & q_\phi Q_1 \end{bmatrix}, \quad Q_1 = \begin{bmatrix} T^5/20 & T^4/8 & T^3/6 \\ T^4/8 & T^3/3 & T^2/2 \\ T^3/6 & T^2/2 & T \end{bmatrix} \quad (3.58)$$

Spherical Coordinate에서는 Cartesian Coordinate와는 반대로 상태방정식이 비선형 형태로 표현되기 때문에 확장칼만필터에서는 비선형으로 표현된 상태방정식 $f(\rho_{k-1})$ 를 다음과 같이 근사화 하여야 한다.

$$F_{\rho,k|k-1} = [\nabla_{\rho_k}^T f^T(\rho_k)]_{\rho_k = \rho_{k|k-1}}^T \quad (3.59)$$

$$F_\rho = \begin{bmatrix} 1 & T & T^2/2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & T & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ F_{41} & F_{42} & F_{43} & 1 & F_{45} & 0 & F_{47} & F_{48} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & T & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ F_{71} & F_{72} & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & F_{78} & F_{79} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.60)$$

$$F_{41} = -\frac{Tv_h}{RR_h} \left[1 + \frac{T}{R}(v_v \tan \phi - v_r) \right] - \frac{T^2 \dot{v}_r}{2RR_h}$$

$$F_{42} = -\frac{T^2 v_h}{2RR_h}$$

$$F_{43} = \frac{T^2}{2R_h}$$

$$F_{45} = \frac{T}{R_h} \left[1 + \frac{T}{2R}(v_v \tan \phi - v_r) \right]$$

$$F_{47} = \frac{T^2 v_h}{2RR_h} v_v \sec^2 \phi + \frac{T \tan \phi}{R_h} \left[v_h + \frac{T \dot{v}_r}{2} + \frac{T v_h}{2R} (v_v \tan \phi - v_r) \right]$$

$$F_{48} = \frac{T^2 v_h}{2RR_h} \tan \phi$$

$$F_{71} = -\frac{T v_v}{R^2} \left[1 + \frac{T v_r}{R} \right] - \frac{T^2 \dot{v}_v}{2R^2}$$

$$F_{72} = -\frac{T^2 v_v}{2R^2}$$

$$F_{78} = \frac{T}{R} \left[1 - \frac{T v_r}{2R} \right]$$

$$F_{79} = \frac{T^2}{2R}$$

반면, Spherical Coordinate에서의 측정방정식은 선형으로 표현이 가능하며, 추적레이더에서는 Range, Azimuth, Elevation, Radial Velocity를 측정한다. 측정 벡터와 상태벡터의 관계를 측정방정식으로 표현하면 다음과 같다.

$$z = [R, \dot{R}, \theta, \phi]^T \quad (3.61)$$

$$z_k = H \rho_k + v_{k-1} \quad (3.62)$$

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (3.63)$$

v_{k-1} 는 식 (3.25)와 동일하게 적용된다.

위에서 선택된 표적의 상태방정식 및 측정방정식에 대하여 상태벡터 ρ_k 를 순환적으로 추정하기 위한 Spherical Coordinate에서의 확장칼만필터 알고리즘은 Fig 12와 같다.

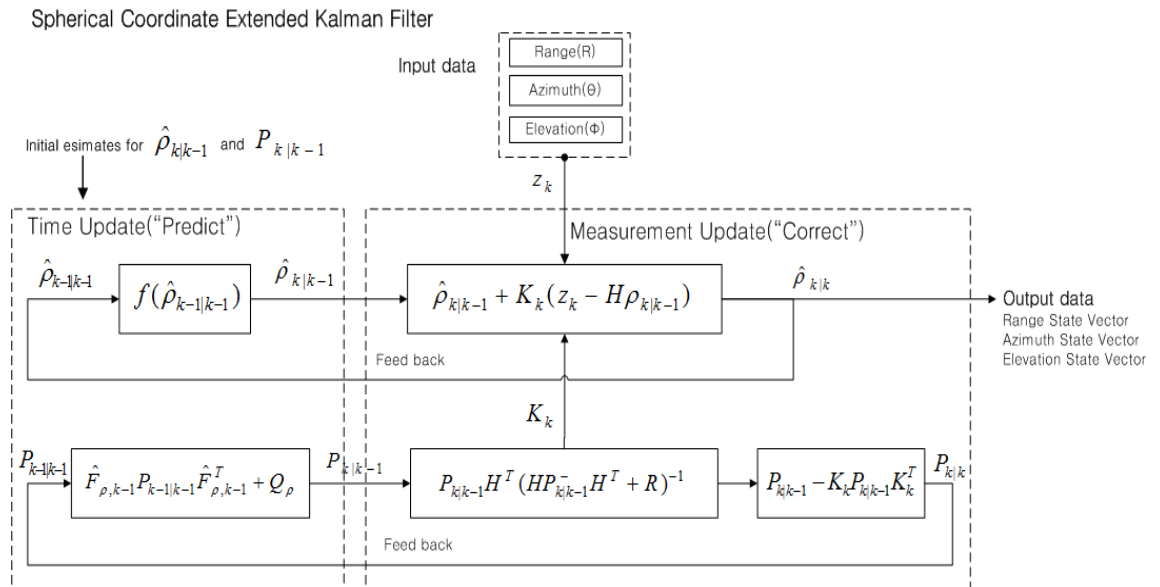


Fig 10 Spherical Coordinate Extended Kalman Filter Algorithm

Spherical Coordinate에서는 Cartesian Coordinate와는 반대로 상태방정식이 비선형으로 표현되며, 측정방정식은 선형으로 표현된다. 이는 칼만필터 내부의 기준좌표를 Spherical Coordinate로 적용하여 측정치와 동일한 좌표계를 사용함으로써 상태벡터의 좌표를 변환할 필요가 없기 때문에 측정방정식은 선형으로 표현이 되지만, Spherical Coordinate에서의 표적의 운동은 비선형으로 표현된다. 결과적으로 확장칼만필터에서의 기준좌표계 Cartesian Coordinate와 Spherical Coordinate는 상태방정식과 측정방정식의 표현을 제외하고는 내부 알고리즘은 동일하게 적용된다.

2. 추적성능 향상을 위한 추적 알고리즘의 구현

기존의 칼만필터의 경우 위에서 설계한 시스템 모델 및 과정 잡음, 측정 잡음이 초기화 단계에서 결정이 되면, 비행에 상관없이 일정한 칼만필터 알고리즘으로 표적을 추적하게 된다. 하지만, 측정하는 수신 신호의 세기가 약해짐에 따라 오차가 증가하게 되면, 측정값에 대한 정확한 추정값을 획득 할 수 없으며, 비선형으로 표현 되는 시스템에서는 선형으로 근사화 하는 과정에서 더욱더 큰 오차를 유발할 수 있다. 따라서 고정적인 칼만필터의 단점을 보완하고, 표적의 비행에 적응해 가는 적응 필터를 설계할 필요가 있다. 다음은 우리가 제안하는 칼만 필터의 조건이다.

- i) 기본적으로 수신신호에 따라 측정데이터에 오차가 포함되는 정도가 달라지므로 데이터의 품질을 판단 할 수 있는 Parameter를 설계하여 측정 데이터의 품질을 판단한다.
- ii) 설정된 내부 Parameter를 이용하여 칼만필터를 수행하고, 수시로 데이터의 품질을 체크하여 상황에 맞게 추정값에 비율을 높일 것인지 측정값에 비율을 높일 것인지 판단하여, 정확한 추정값이 출력될 수 있도록 한다.

위와 같은 조건을 만족시키는 칼만필터를 설계하기 위해서는 측정되는 입력값의 상황에 따라 칼만필터 내부의 Parameter를 수시로 조정을 해야 하며, 이와 같은 칼만필터를 적응 칼만필터(Adaptive Kalman Filter)라 한다. 적응 칼만필터를 구성하기 전 먼저 내부 Parameter를 조정할 수 있는 기준이 있어야 하는데, 이 기준은 측정되어 입력되는 측정값의 품질을 정확히 반영하여야 하며, 신뢰성이 있어야 한다. 결국, 칼만필터의 출력값에 영향을 받은 입력값에 대한 오차로 평가를 할 수 있으며, 이 값은 측정치와 관련이 있다. 일정한 시간 간격으로 측정되어 들어오는 측정값은 목표물이 급격하게 운동방향이 변하거나 급격한 속도로 이동하지 않는 이상 정해진 운동방정식에 의해 운동을 하며, 이때 측정값이 급격히 증가되거나 감소되는 경우, 이는 잡음에 의한 원인으로 판단 할 수 있다. 따라서 우리는 측정되어 입력되는 현시점의 측정치와 직전의 측정치의 차로 오

차를 판단할 수 있으며, 신뢰성을 위하여, 일정한 이전 데이터 샘플들과의 평균값으로 다음과 같이 데이터의 품질을 판단할 수 있다.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^n (z_k - z_{k-1})^2}{n}} \quad (3.64)$$

여기서 z_k 는 현 시점의 측정치이며, n 은 이전 샘플의 수이다.

칼만필터 Parameter의 조정 기준은 RMSE 값의 Best, Normal, Worst의 세 가지 경우로 나누어 판단하였고, 판단 기준은 다음과 같다.

Table 1 Decision of Quality

판 단 기 준						
RMSE 평균값X0.5	⇔	RMSE 평균값	⇔	RMSE 평균값X2	⇔	RMSE 평균값X3
"BEST"		"NORMAL"			"WORST"	
측정값을 신뢰 추정값 보다 측정값의 영향이 큼		추정값의 비율을 높이고 어느 정도 측정값을 따라감.			측정값 보다 추정값의 영향이 큼. 측정값은 신뢰할 수 없음.	

데이터 품질이 "BEST"인 경우는 측정값에 오차가 거의 포함되어 있지 않는 경우로, 비교적 정확한 측정값이 입력되기 때문에 측정값을 신뢰하는 형태의 추정값이 출력되어야 하며, 데이터 품질이 "NORMAL"인 경우는 수신신호가 "BEST"에 비하여 약해지기 때문에 어느 정도의 오차가 포함되어 측정값이 입력되어 들어온다. 따라서 추정값의 비율을 높이되, 어느 정도 측정값을 반영하는 추정값을 출력해야 한다. 데이터 품질이 "WORST"인 경우는 수신신호가 약해 측정값 보다 오차가 대부분 포함되어 측정값이 입력되기 때문에 측정값은 신뢰할 수 없는 상태이다. 따라서 추정값의 반영 비율을 높여 추정값을 출력한다.

위의 데이터 품질 판단 기준을 이용하여 설계한 적응 칼만필터(Adaptive Kalman Filter) 알고리즘은 다음과 같다.

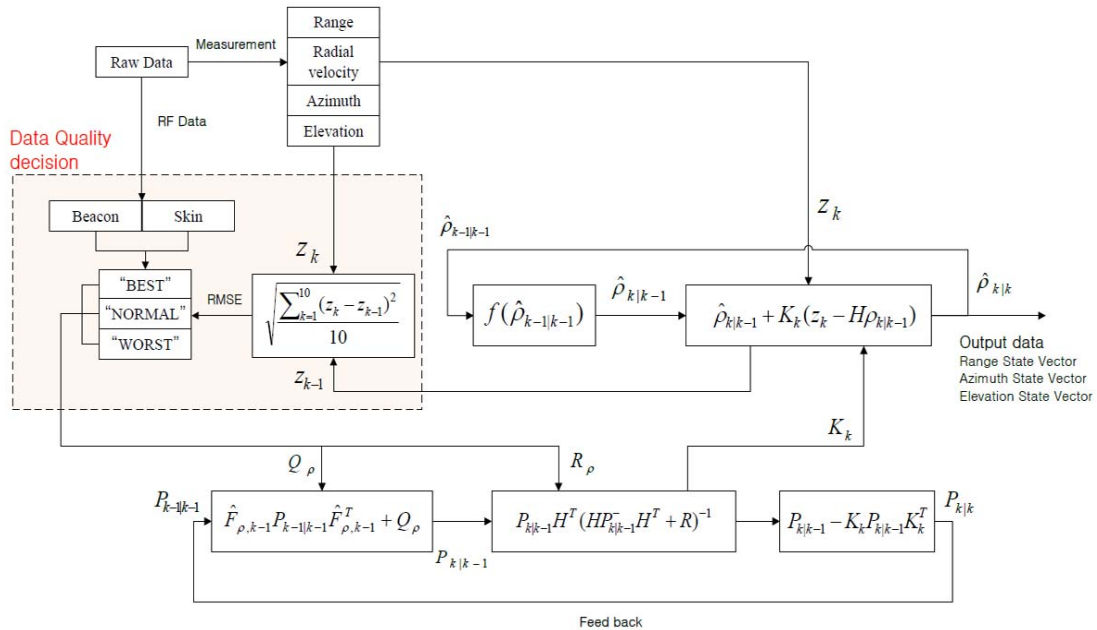


Fig 11 Proposed Adaptive Kalman Filter Algorithm

우리가 제안한 적응 칼만필터는 기존 확장칼만필터 알고리즘은 그대로 실행 하되 현재 측정값과 이전 측정값의 샘플데이터의 평균을 이용하여 과정잡음 공분산 행렬 Q와 측정잡음 공분산 행렬 R을 상황에 맞게 조절할 수 있도록 설계 하였다. Q값과 R값에 따라 필터 내부에서 측정값 비율을 높일 것인지, 추정값 비율을 높일 것인지에 대하여 추정값의 변화가 생기며, 이 Q값과 R값은 Table 1의 데이터 품질 기준에 의하여 "BEST", "NORMAL", "WORST"로 나누어 설정 될 수 있다.

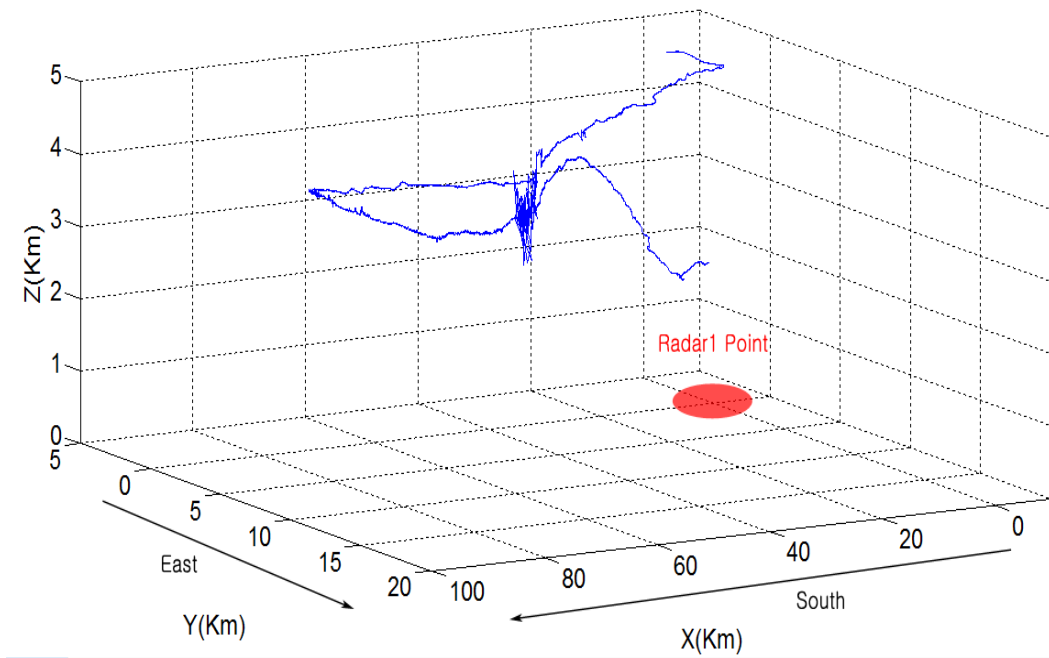
IV. 모의시험비행을 통한 추적알고리즘 설계

3장에서 제안한 추적성능향상을 위한 추적 알고리즘에 대하여 본 장에서는 우주 센터의 모의비행시험 결과를 토대로 우주센터의 추적알고리즘과 비교 분석하고자 한다. 모의실험을 위한 표적추적 시나리오는 우주센터 추적레이더에서 측정한 Raw Data가 주어지며, 이 Raw Data를 바탕으로 하여, 두 단계로 추적알고리즘을 설계하였다. 첫 번째는 모의시험비행의 결과를 토대로 칼만필터 초기화 단계의 최적의 Parameter를 설정하며, 두 번째는 3장에서 제안한 적응 칼만필터를 모의비행시험을 통하여 우주센터 추적알고리즘과 비교 분석 하였다.

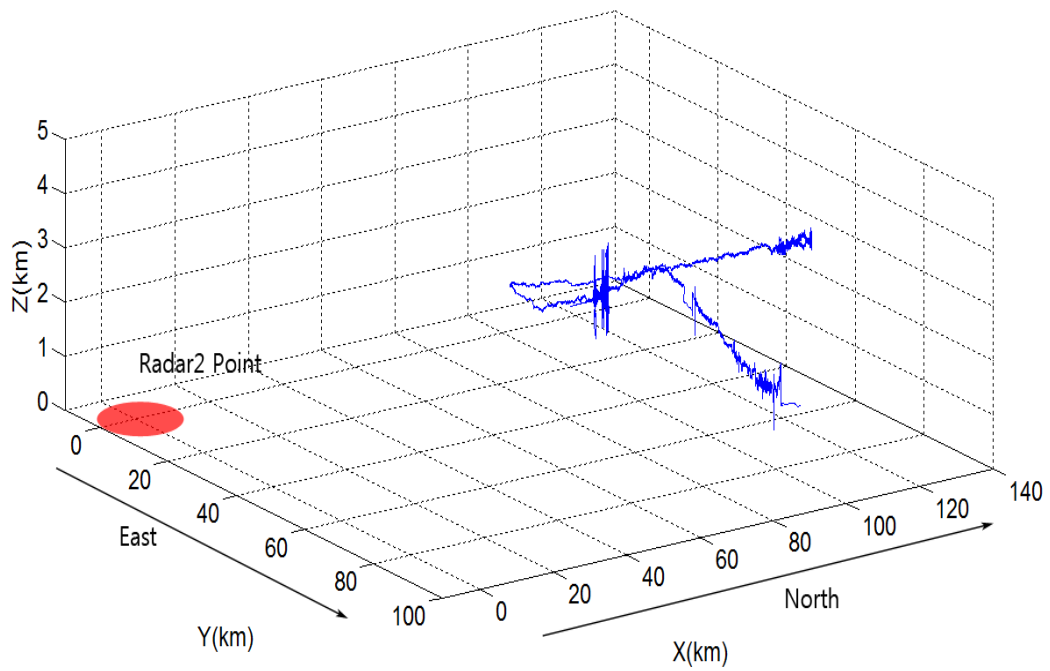
1. 표적 추적 시나리오

우주센터의 모의시험비행은 TEST1, TEST2 TEST3에 걸쳐 수행되었으며, 전라남도 고흥에 위치한 Radar1과 제주 추적소에 위치한 Radar2가 동시에 사용되었다. 약 25ms 단위로 레이더에서 데이터가 측정되며, 각각의 테스트는 표적의 표피로부터 반사되는 레이더신호를 이용하는 스킨 추적(Skin Tracking)방식과 송신신호에 대한 표적의 응답신호를 추적하는 비콘 추적(Beacon Tracking)방식에 의하여 표적을 추적하였다[15][22].

TEST1과 TEST2의 모의 시험비행은 일정한 고도로 Radar1의 원점부근에서 남동쪽방향으로 대략 90Km 이동하였다가 다시 복귀하는 궤도로 운행하였으며, TEST3의 모의 시험비행의 이동경로는 Radar2의 원점을 기점으로 북쪽 약 45km 지점에서부터 160km지점까지 운행하며 고도는 대략 4km에서 6km지점까지 높아졌다가 다시 내려오는 궤도로 580s 이후에는 고도가 낮아져 TEST를 종료하였다. 다음은 TEST1, TEST2, TEST3에 대한 이동궤도를 보여준다.

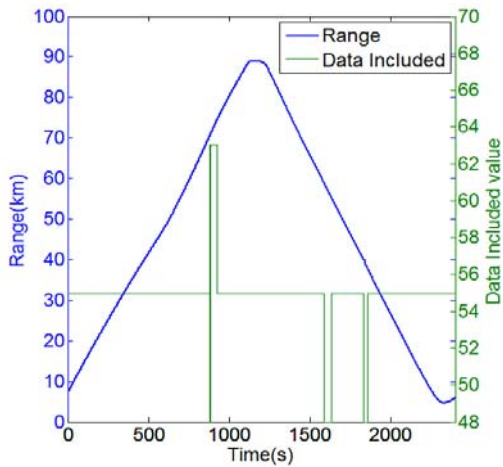


(a) Radar1

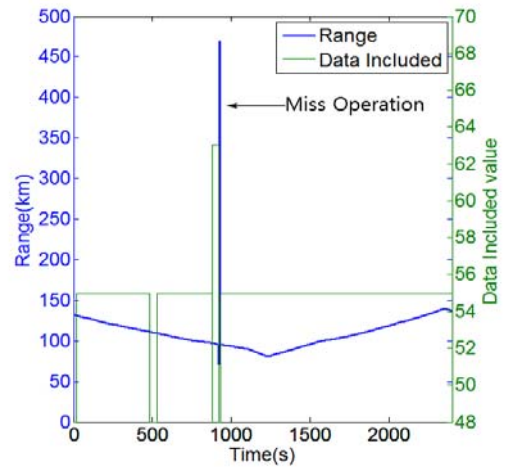


(b) Radar2

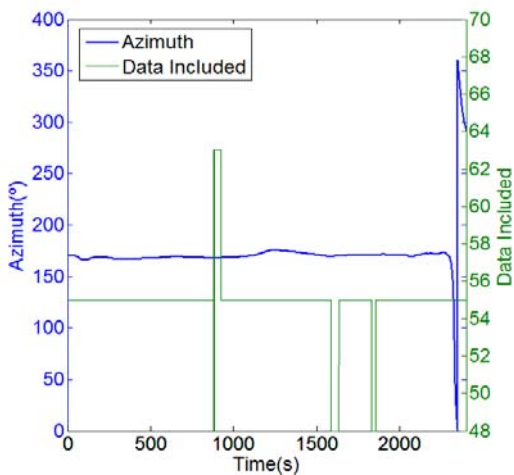
Fig 12 TEST1 Cartesian Coordinates



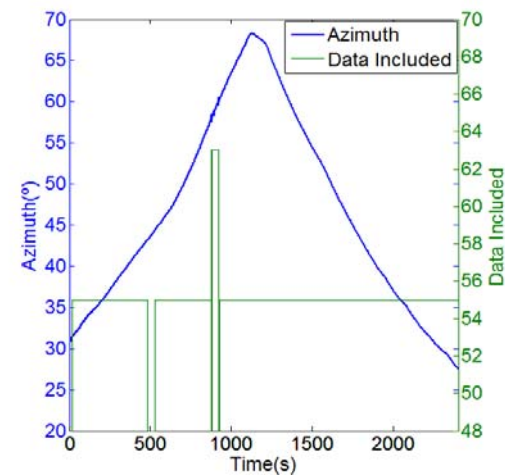
(a) Radar1 Range



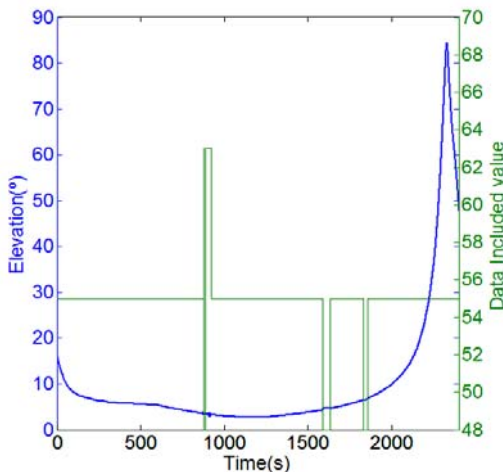
(b) Radar2 Range



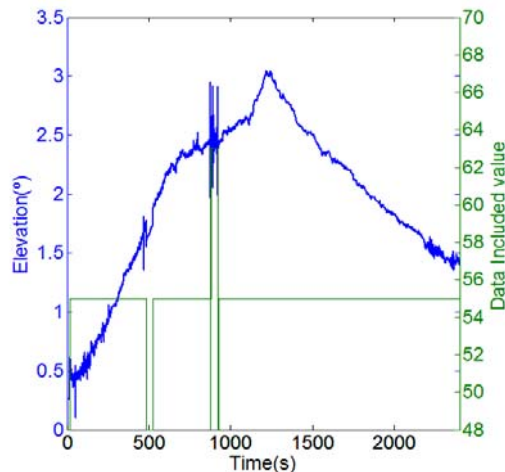
(c) Radar1 Azimuth



(d) Radar2 Azimuth

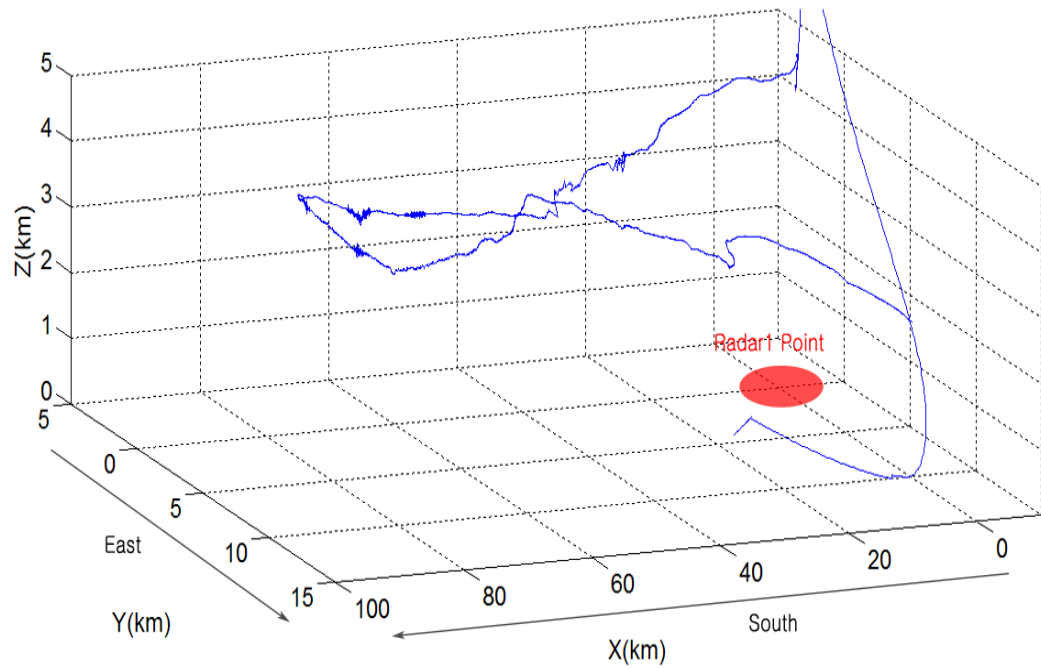


(e) Radar1 Elevation

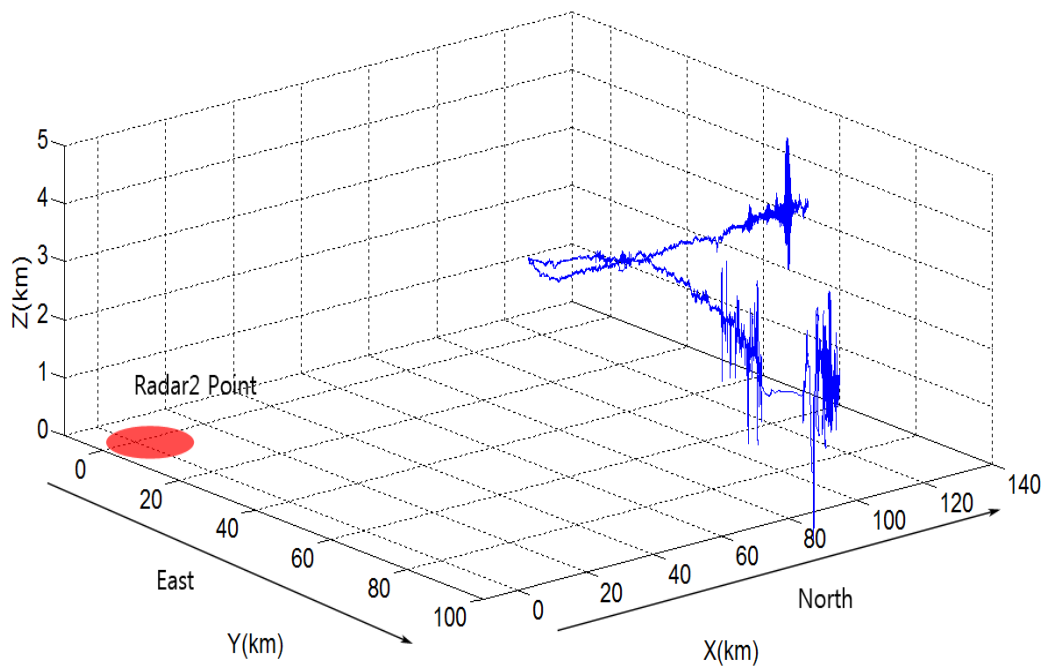


(f) Radar2 Elevation

Fig 13 TEST1 Range, Azimuth, Elevation

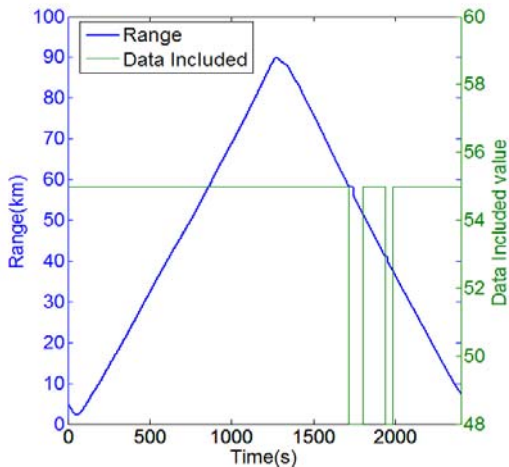


(a) Radar1의 3D 좌표

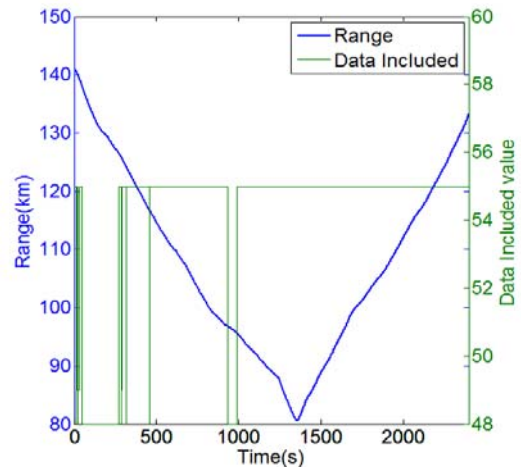


(c) Radar2의 3D 좌표

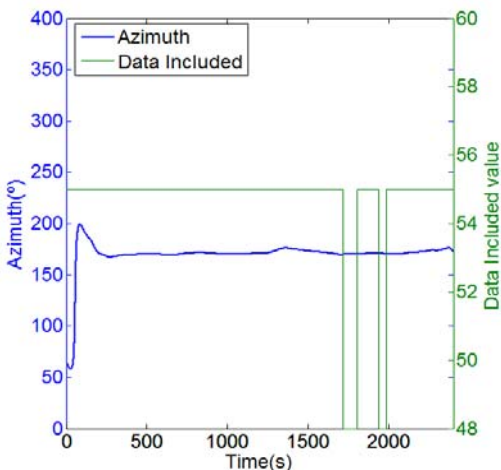
Fig 14 TEST2 Cartesian Coordinates



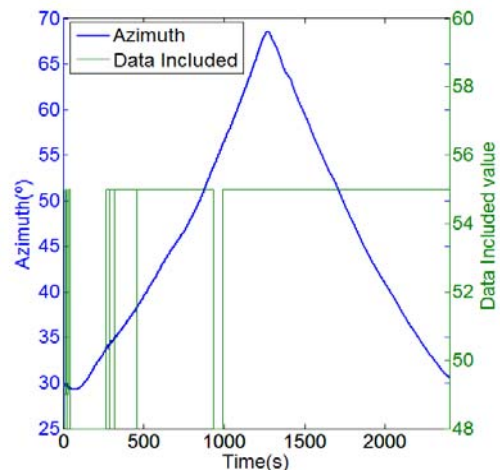
(a) Radar1 Range



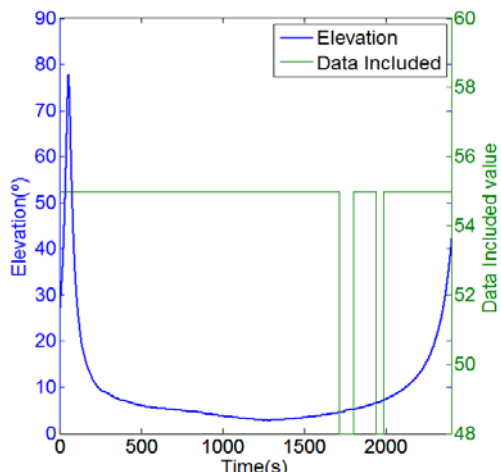
(b) Radar2 Range



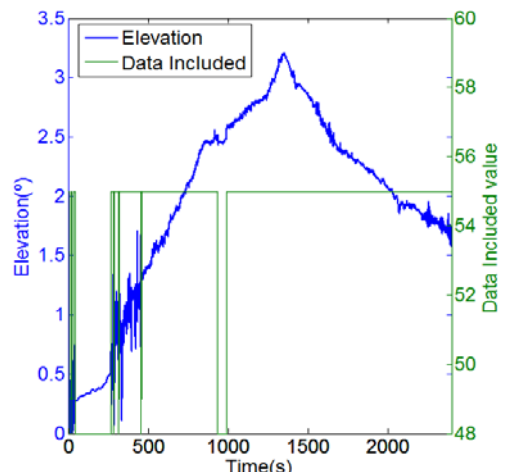
(c) Radar1 Azimuth



(d) Radar2 Azimuth

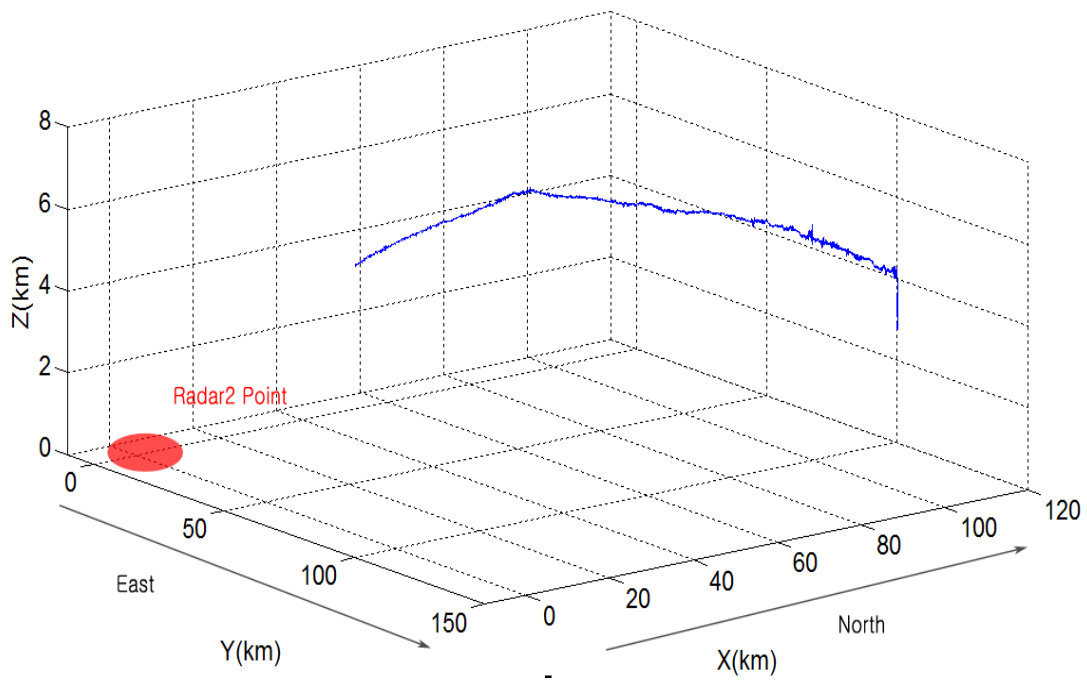


(e) Radar1 Elevation

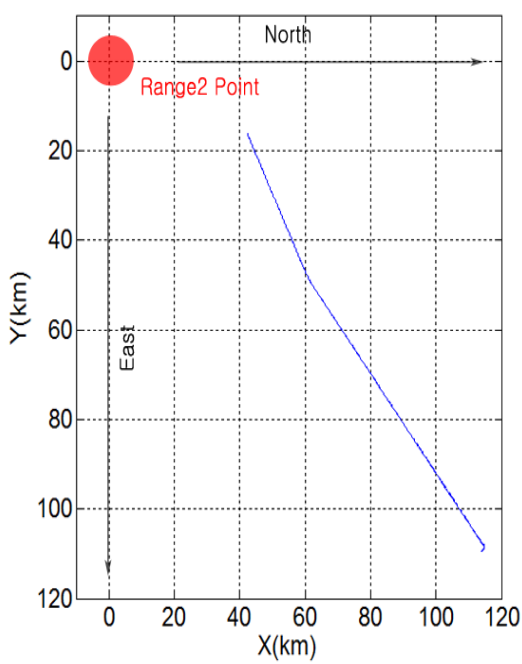


(f) Radar2 Elevation

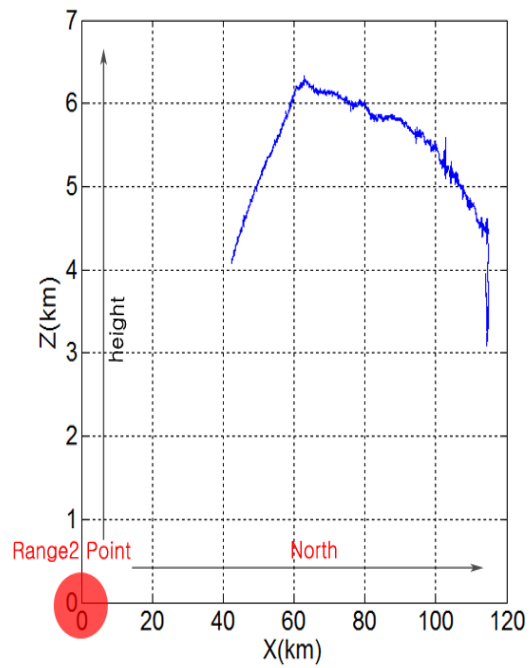
Fig 15 TEST2 Range, Azimuth, Elevation



(a) Radar2

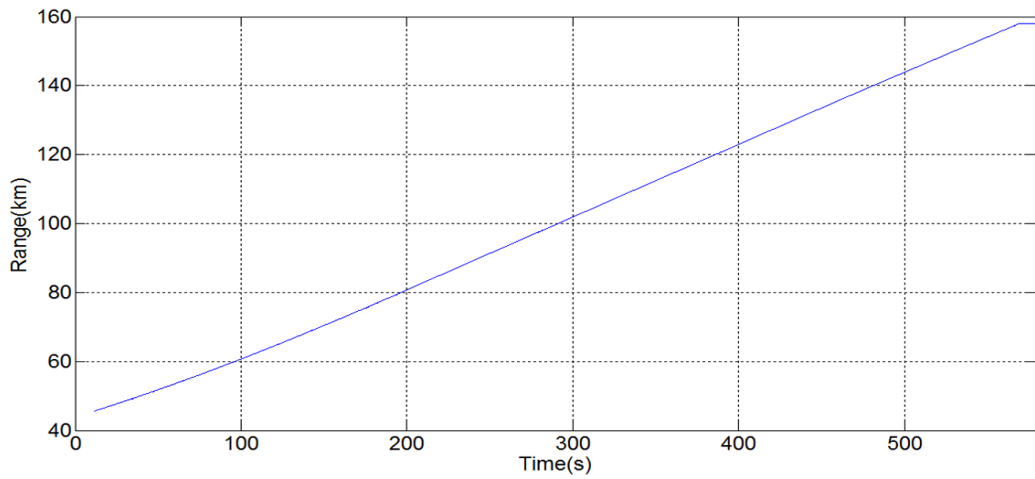


(b) X-Y Coordinates

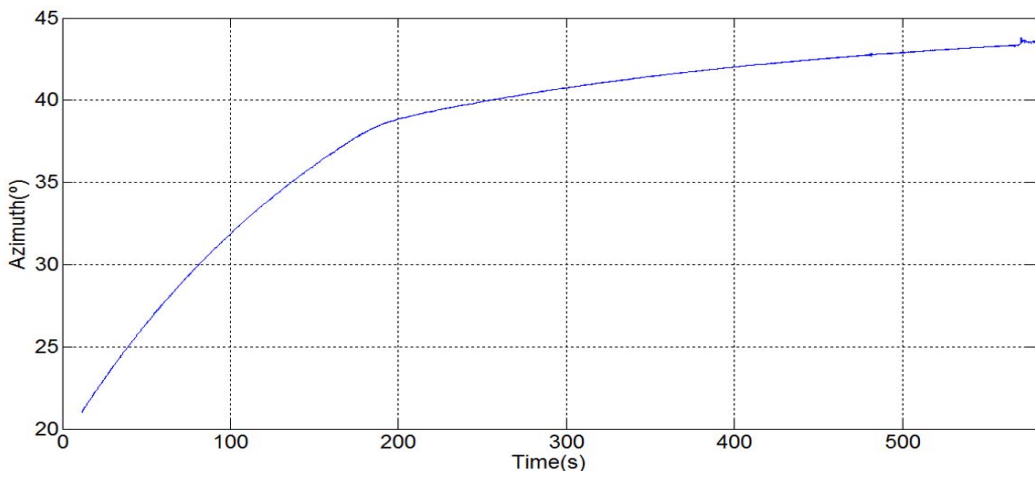


(c) X-Z Coordinates

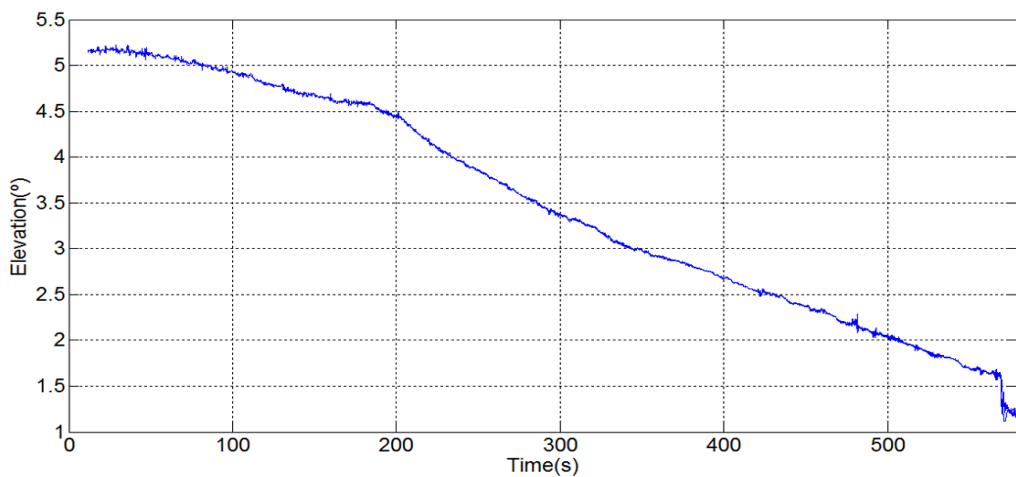
Fig 16 TEST3 Cartesian Coordinates



(a) Radar2 Range



(b) Radar2 Azimuth



(c) Radar2 Elevation

Fig 17 TEST3 Range Azimuth Elevation

각각의 모의비행 시험의 특징은 다음과 같다.

Table 2 TEST1, TEST2, TEST3 System status

System Status	TEST1		TEST2		TEST3
	Rada1	Rada2	Rada1	Rada2	Rada2
Coordinates	Polar	Polar	Polar	Polar	Polar
Pulse Width	항상 $0.5\mu s$.	항상 $0.5\mu s$.	skin mode 구간에서만 $1\mu s$, beacon mode 구간에서는 $0.5\mu s$.	skin mode 구간에서만 $1\mu s$, beacon mode 구간에서는 $0.5\mu s$.	항상 $1\mu s$.
skin mode	876s ~ 922s 사이에서만 skin mode	876s ~ 922s 사이에서만 skin mode	1409s ~ 1441s, 1486s ~ 1516s 사이에서만 skin mode	1555s ~ 1598s, 1629s ~ 1664s 사이에서만 skin mode	전 구간 skin mode.

우주센터의 추적시스템(ELTA System)은 측정된 데이터들(range, azimuth, elevation)로부터 각 데이터들의 RMS값을 계산하게 되는데, 이 데이터들의 RMS값들을 바탕으로 레이더의 동작(Device Status)을 결정하게 된다. Fig 14는 우주센터의 레이더 동작 과정을 나타낸다.

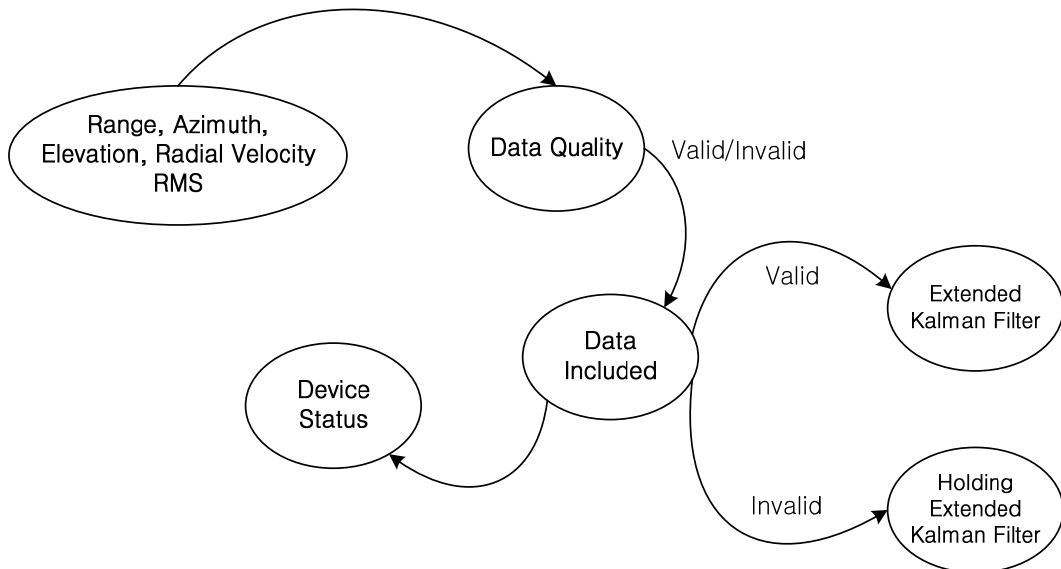


Fig 18 Process of Target Tracking Radar in ELTA system

ELTA system은 계산된 RMS에 의하여 Data Quality와 Data Included를 판단하며, 판단한 결과를 바탕으로 ELTA 시스템의 추적알고리즘은 다음과 같이 정리할 수 있다.

- i) Data Quality가 Invalid, Data Included가 Not Locked 상태일 때는 ELTA Kalman Filter의 입력과 출력이 동일한 값으로 고정된다. 즉, 이때는 안테나를 고정시켜 목표물의 추적을 정지한다.
- ii) Data Quality가 Invalid, Data Included가 Not Locked 상태가 일정 시간 지속되면, ELTA System은 Device Status 모드를 Auto Tracking에서 Manual Tracking으로 전환하고, 다른 추적 레이더에서 정보를 받아온다. 결국 입력과 출력이 동일한 값을 출력하며, 이전 데이터를 유지한다.

2. 칼만필터 초기화

칼만필터는 다음과 같은 기본적인 가정을 한다[21][23]. 첫째, 표적의 초기 상태벡터는 이미 알고 있는 평균과 분산을 갖는 가우시안 분포를 따르는 확률변수로 가정한다. 둘째, 이 초기 상태벡터는 과정 잡음과 측정 잡음 간에 상호 독립성이 성립한다는 것을 가정한다.

이 가정들은 칼만 필터의 가장 큰 장점인 반면 가장 큰 단점으로 작용하기도 한다. 표적의 상태 벡터와 측정값이 정규분포를 따르는 일반적인 경우에는 간단한 표준 칼만 필터 알고리즘을 통해 최적화할 수 있는 강력한 도구가 되지만, 정규분포가 아니거나 확률분포를 알 수 없는 경우에는 문제가 발생하며 그 적용에 있어 어려움이 크다. 그러나 오차에 대한 확률분포로 간주함에 있어 그리 큰 무리가 없는 경우에는 표준 칼만 필터는 아직까지 유용하고 강력한 도구로 사용된다. 따라서 칼만필터의 정확한 위치 추정값을 출력하기 위해서는 표적의 초기 상태 및 최적의 잡음 공분산을 설정해 주어야 한다.

2.1 필터 초기화

목표물의 초기 위치는 발사대의 위치를 정확히 알고 있다고 가정하였으며, 시뮬레이션에서는 Table 3와 같이 ELTA system의 RawData 초기 위치로 가정하였다.

Table 3 State vector initialization

구분		TEST1		TEST2		TEST3
		Radar1	Radar2	Radar1	Radar2	Radar2
위 치	Range	3km	135km	9km	143km	45km
	Azimuth	165.7°	29.7°	79.3°	32.0°	261.1°
	Elevation	41.8°	0.2°	13.4°	0.4°	21.0°

초기 상태 추정 오차공분산 P_0 는 각각 거리와 방위각, 고각에 대한 측정잡음의 공분산행렬을 이용하여 나타내며 다음과 같이 결정하였다.

$$P_{00} = \begin{bmatrix} P_0 & 0_3 & 0_3 \\ 0_3 & P_0 & 0_3 \\ 0_3 & 0_3 & P_0 \end{bmatrix} \quad P_0 = \begin{bmatrix} \sigma^2 & \sigma^2/T & \sigma^2/T^2 \\ \sigma^2/T & 2\sigma^2/T^2 & 3\sigma^2/T^3 \\ 2\sigma^2/T^2 & 3\sigma^2/T^3 & 6\sigma^2/T^4 \end{bmatrix}$$

상태 방정식 및 측정 방정식에 관계된 F_k, H_k 는 레이더의 기준좌표계의 선택에 따라 변경되며, 이는 III장의 Cartesian Coordinate 및 Spherical Coordinate의 수학적 모델 결과를 실제 데이터로 결정하였다.

2.2 측정잡음의 최적 Parameter 결정

측정 잡음은 추적레이더 시스템이 안테나를 작동시켜 측정되는 측정값에 포

함되는 잡음을 말한다. 일반적으로 측정오차 분산의 제곱으로 결정 되며, 이는 Table 4의 나로 우주센터 추적레이더의 잡음 특성 분석 결과 잡음으로 인한 오차규격을 따른다[25].

$$R = \begin{bmatrix} \sigma_r^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_i^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_\theta^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \sigma_\phi^2 \end{bmatrix}$$

Table 4 Tracking error standard of tracking radar system in Naro space center

Range	S/N(dB)	Random Noise Error	
		R	AZ & EL
~158.48km	45	0.3m	50urad
1,000km	29	1.9m	320urad
1,500km	25.47	3m	500urad
2,000km	22.97	4.3m	630urad

측정치에 잡음이 많이 포함되는 경우 칼만필터는 정확한 추정값을 위하여 측정잡음의 공분산행렬을 조정해 주어야 한다. 즉, 측정치에 잡음이 많이 포함되는 경우 측정잡음 공분산행렬 R값을 증가시켜 측정값의 영향을 덜 받고 변화가 완만한 추정값을 출력 하여야 하며, 측정치에 잡음이 많이 포함되지 않는 경우는 측정치가 비교적 정확한 값이므로 R값을 줄여 측정치의 영향을 많이 받은 추정값을 출력하여야 한다. 잡음에 대한 기준은 우주센터 추적레이더 시스템의 RMS 값으로 확인할 수 있다. 다음은 비콘모드와 스킨모드에서의 RMS 평균을 정리한 것이다.

Table 5 Beacon Mode RMS Mean

MEAN (Beacon Mode)		RawData RMS		
		Range (1cm)	Azimuth (1urad)	Elevation (1urad)
TEST1	Radar1	50.78	42.71	62.59
	Radar2	51.36	360.22	219.66
TEST2	Radar1	51.17	31.71	108.01
	Radar2	51.29	525.33	369.62

Table 6 Skin Mode RMS Mean

MEAN (Skin Mode)		RawData RMS		
		Range (1cm)	Azimuth (1rad)	Elevation (1rad)
TEST1	Radar1	363.55	339.34	459.25
	Radar2	360.66	459.04	491.40
TEST2	Radar1	304.23	167.76	151.64
	Radar2	143.37	163.72	192.28
TEST3	Radar2	537.09	185.44	252.88

Table 5 및 Table 6을 자세히 살펴보면, 비콘 모드에서의 Range의 RMS는 TEST1, TEST2 모두 50cm를 유지하지만, Azimuth와 Elevation의 RMS인 경우에는 Radar1과 Radar2가 차이가 있는 것을 확인할 수 있다. 이는 모의비행 시험의 궤도의 측정 방향에 따라 차이가 나는 것이며, Radar1의 관측위치는 Azimuth와 Elevation 방향이 거의 일정하게 유지가 되지만, Radar2의 관측위치는 궤도의 이동에 따라 Azimuth와 Elevation이 변하기 때문에 Radar1에 비해 비교적 높은 RMS값을 출력하였다. 스킨모드에서는 수신신호의 세기가 낮아짐에 따라 Radar1, Radar2 모두 RMS값이 증가하는 것을 볼 수 있는데, TEST2 스킨 모드에서는 Pulse width를 0.5us에서 1us로 증가시켰기 때문에 RMS값이 TEST1보다 감소되는 것을 볼 수 있다.

따라서 비콘모드 보다 스킨모드의 잡음이 더 많이 포함되기 때문에 잡음의 공분산 R값을 비콘모드와 스킨모드에서 다르게 설정해 주어야 한다. 즉, 비교적 정확하게 추정하는 비콘모드에서는 R값을 최소한으로 줄여 측정치와 비슷한 추정치를 획득할 수 있도록 하며, 스킨모드에서는 R값을 높여 변화가 완만한 추정치를 획득할 수 있도록 설계하여야 한다. 다음은 RMS에 근거한 잡음 공분산행렬 R의 설정 값을 나타낸다.

Table 7 Optimal Parameter of Measurement covariance matrix

구분	측정 잡음공분산 R		
	$\sigma_r(1cm)$	$\sigma_\theta(1\mu rad)$	$\sigma_\phi(1\mu rad)$
Beacon Mode	50	50	50
Skin Mode	300	150	150

2.3 과정잡음의 최적 Parameter 결정

과정잡음은 시스템의 특성에 의하여 발생하는 잡음을 말하며, 칼만필터에서는 시스템의 특성을 운동방정식으로 표현할 때 가정하는 잡음을 말한다. 우리가 설계한 칼만필터의 운동방정식은 Wiener Process Acceleration Model에 근거하여 설계하였고, 다음과 같은 형태의 과정잡음 공분산 행렬을 갖는다.

$$Q_k = \begin{bmatrix} q_r Q_1 & 0_3 & 0_3 \\ 0_3 & q_\theta Q_1 & 0_3 \\ 0_3 & 0_3 & q_\phi Q_1 \end{bmatrix}, \quad Q_1 = \begin{bmatrix} T^5/20 & T^4/8 & T^3/6 \\ T^4/8 & T^3/3 & T^2/2 \\ T^3/6 & T^2/2 & T \end{bmatrix}$$

이때 $q(q_r, q_\theta, q_\phi)$ 는 에너지 스펙트럼 밀도(Power Spectral Density)를 나타낸다. 이 에너지 스펙트럼 밀도는 시간함수로 표현되는 신호를 푸리에 변환을 통해 주파수 함수로 변환하였을 경우 각 주파수 별 에너지의 크기를 나타내며, 이 값을 변화시켜 칼만필터의 성능을 조절할 수 있다.

우리가 설계한 칼만필터의 성능은 우주센터의 추적알고리즘의 성능과 근접하게 만드는 최적의 $q(q_r, q_\theta, q_\phi)$ 를 찾는 것을 목표로 하여 우주센터의 추적알고리즘과 비교 분석을 하였다. 우주센터의 추적알고리즘과 비교하기 위하여 RawData의 Variance 평균을 정리한 표는 다음과 같다.

Table 8 Beacon Mode Variance Mean

MEAN (Beacon Mode)		RawData Variance		
		Range (1cm ²)	Azimuth (1rad ²)	Elevation (1rad ²)
TEST1	Radar1	(27.78) ²	(40.39) ²	(41.55) ²
	Radar2	(25.79) ²	(60.69) ²	(55.73) ²
TEST2	Radar1	(27.49) ²	(38.69) ²	(45.58) ²
	Radar2	(24.77) ²	(100.44) ²	(107.66) ²

Table 9 Skin Mode RawData Variance Mean

MEAN (Skin Mode)		RawData Variance		
		Range (1cm ²)	Azimuth (1urad ²)	Elevation (1urad ²)
TEST1	Radar1	(561.15) ²	(306.94) ²	(623.57) ²
	Radar2	(50.57) ²	(310.12) ²	(347.52) ²
TEST2	Radar1	(77.88) ²	(43.72) ²	(40.89) ²
	Radar2	(42.64) ²	(34.47) ²	(40.66) ²
TEST3	Radar2	(215.82) ²	(95.83) ²	(100.52) ²

Variance의 경우도 RMS와 마찬가지로 비콘모드에서는 관측 위치로 인하여 Radar1에서 보다 Radar2에서 높게 출력 되었으며, 스킨모드에서는 비콘모드에서 보다 높은 Variance값이 출력되었다. 하지만 스킨모드에서 TEST2의 Pulse width의 증가로 RMS와 마찬가지로 TEST1보다 낮은 Variance 값을 출력하였다. 따라서 Variance의 평균이 낮은 TEST2의 Radar2를 기준으로 우주센터 추적 알고리즘 (ELTA Kalman filter)과 비교할 성능지표를 다음과 같이 설정하였다.

$$\sum_{n=1}^n |ELTA_n - KALMAN_n| \leq \begin{matrix} Range & Azimuth & Elevation \\ 50cm & 50\mu rad & 50\mu rad \end{matrix}$$

성능 지표는 ELTA Kalman filter와 우리가 설계한 Kalman filter 차이의 평균이 Range는 50cm, Azimuth와 Elevation은 50μrad에 근접하면 최적의 parameter라고 기준을 정하였다. TEST2의 Radar2에서 비콘모드(1000s~1200s), 스킨모드(1555s~1598s)의 두 가지 경우에 대하여, 이전 앞에서 설정한 측정 잡음 공분산을 적용하고, $q(q_r, q_\theta, q_\phi)$ 값을 0.01에서 100까지 변화 시키면서 칼만 필터의 출력이 어떻게 되는지 시뮬레이션을 실시하였다.

Table 10 Performance Evaluation for change of power spectral density

구분			TEST2 Radar2			
			Beacon Mode		Skin Mode	
			R	$\sigma_r = 50cm$ $\sigma_\phi = 50\mu rad$ $\sigma_\theta = 50\mu rad$	R	$\sigma_r = 300cm$ $\sigma_\phi = 150\mu rad$ $\sigma_\theta = 150\mu rad$
1	q_r	$100cm^2$	28.07cm		107.30cm	
	q_θ	$100\mu rad^2$	72 μrad		90 μrad	
	q_ϕ	$100\mu rad^2$	91 μrad		110 μrad	
2	q_r	$10cm^2$	33.22cm		143.45cm	
	q_θ	$10\mu rad^2$	71 μrad		61 μrad	
	q_ϕ	$10\mu rad^2$	90 μrad		87 μrad	
3	q_r	$1cm^2$	55.11cm		263.63cm	
	q_θ	$1\mu rad^2$	67 μrad		39 μrad	
	q_ϕ	$1\mu rad^2$	85 μrad		65 μrad	
4	q_r	$0.1cm^2$	112.94cm		618.97cm	
	q_θ	$0.1\mu rad^2$	61 μrad		61 μrad	
	q_ϕ	$0.1\mu rad^2$	74 μrad		76 μrad	
5	q_r	$0.01cm^2$	278cm		1646.33cm	
	q_θ	$0.01\mu rad^2$	57 μrad		183 μrad	
	q_ϕ	$0.01\mu rad^2$	71 μrad		136 μrad	

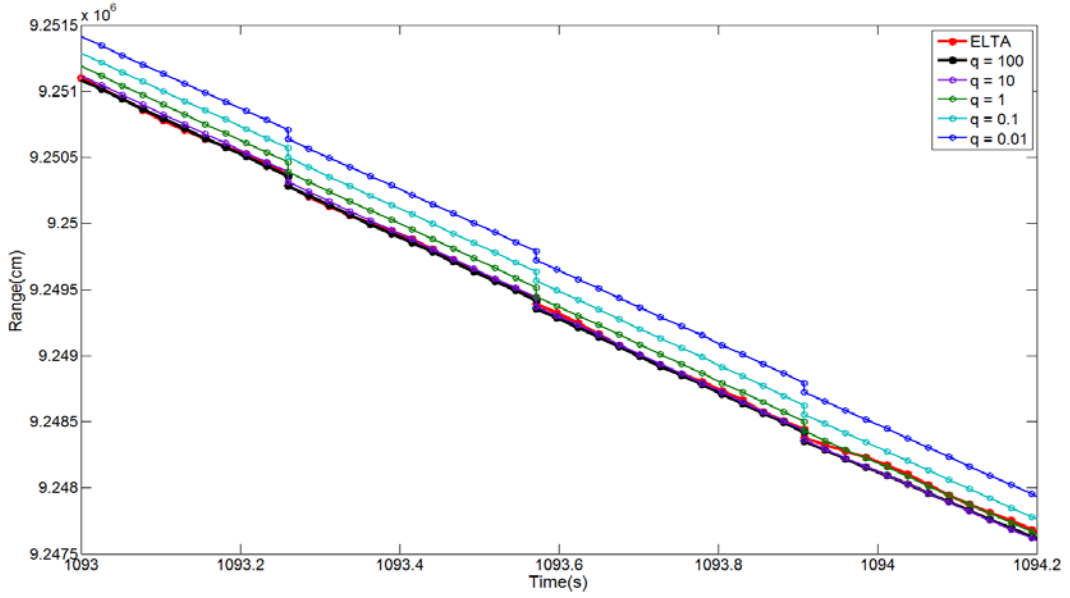


Fig 19 TEST2 Radar2 Beacon Mode Range

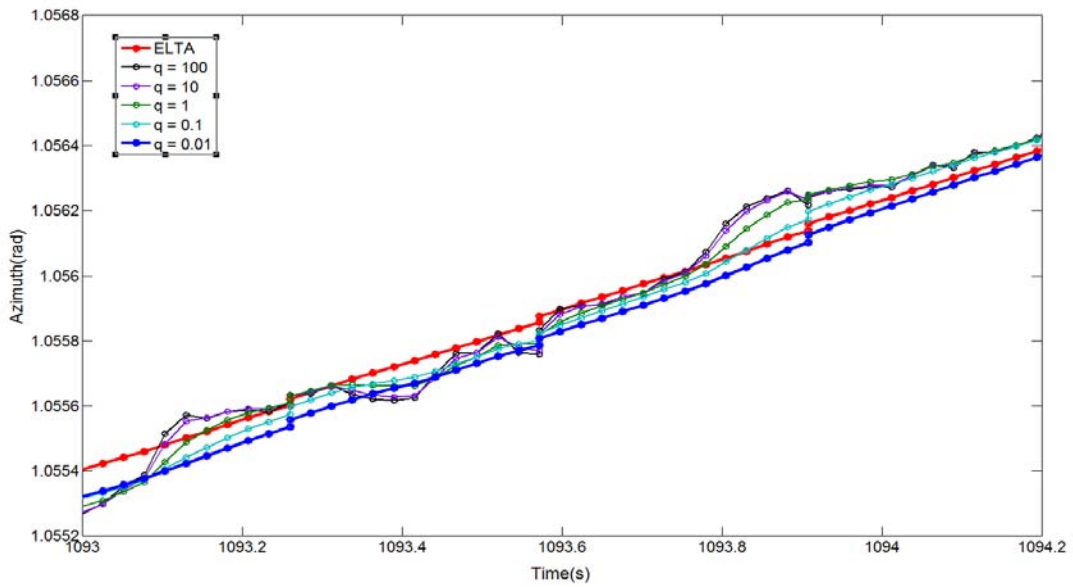


Fig 20 TEST2 Radar2 Beacon Mode Azimuth

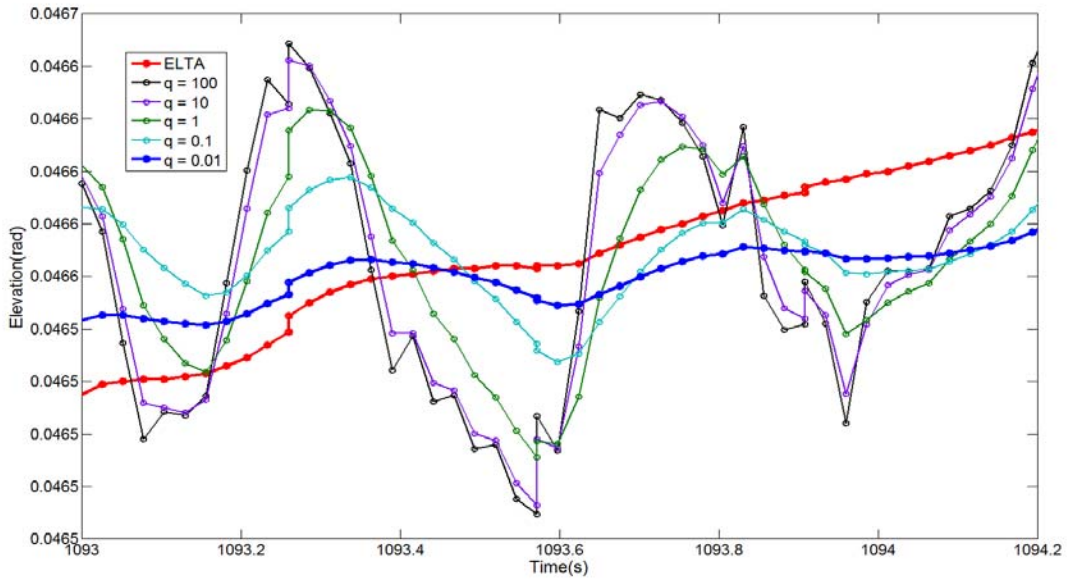


Fig 21 TEST2 Radar2 Beacon Mode Elevation

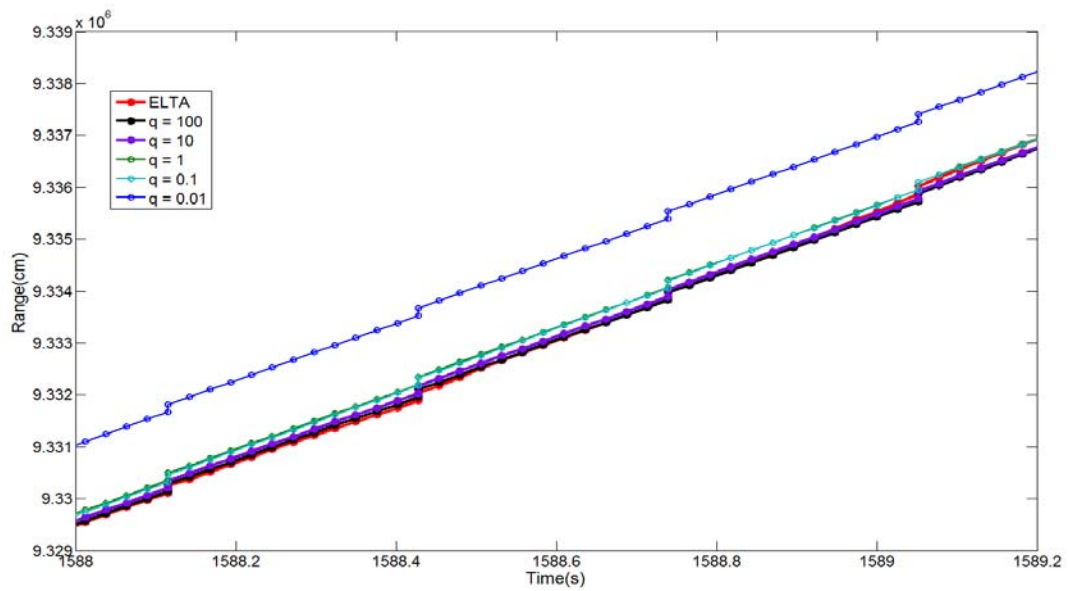


Fig 22 TEST2 Radar2 Skin Mode Range

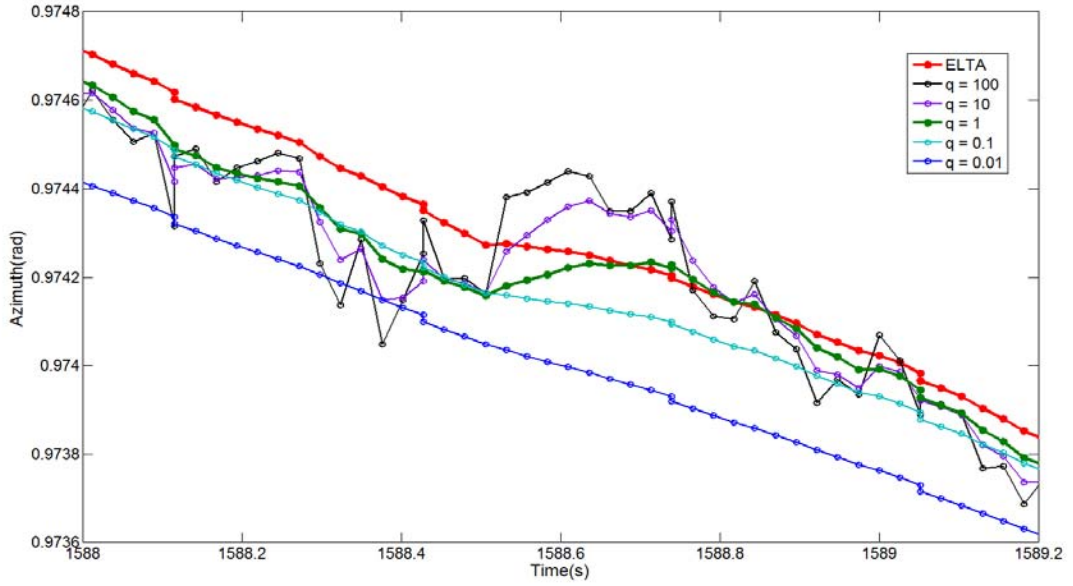


Fig 23 TEST2 Radar2 Skin Mode Azimuth

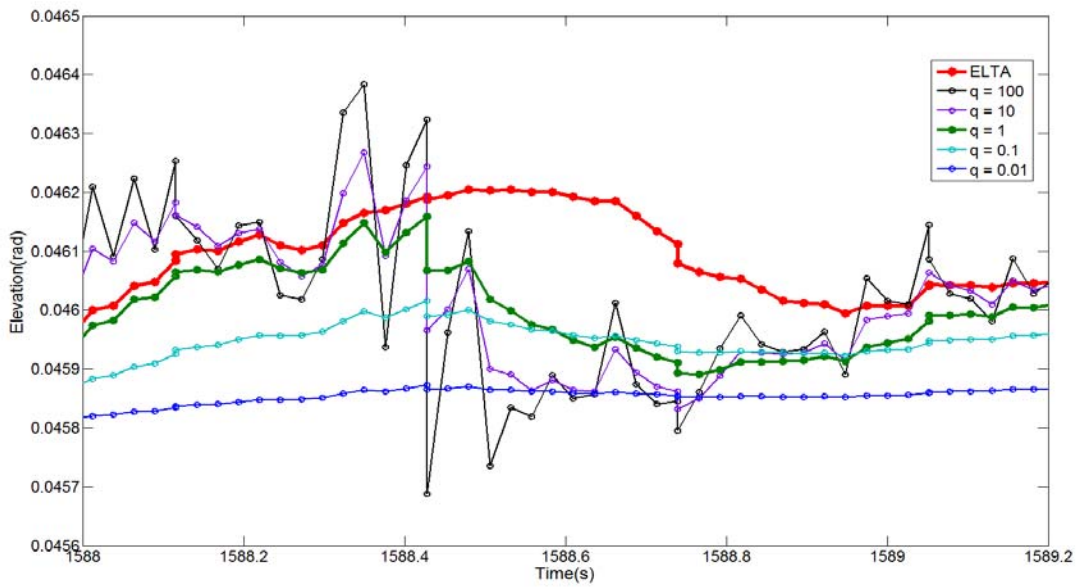


Fig 24 TEST2 Radar2 Skin Mode Elevation

비콘모드에서는 안정적인 측정값이 입력되므로 측정 잡음 공분산 R값을 감소시키고 과정잡음 공분산 Q값을 증가시켜 측정치의 반영 비율을 높이며, 스킨모드에서는 측정값에 잡음이 많이 포함되어 있으므로 측정 잡음 공분산 R값을 증가시키고, 과정잡음 공분산 Q값을 감소시켜 측정값의 반영 비율을 높이는 것을 기본으로 설정하였다. 하지만 시뮬레이션 결과 비콘모드에서 Range와 Azimuth는 비교적 안정적인 측정값이 입력되어 측정값 반영비율을 높인 추정값을 출력 하였지만, Elevation의 경우 측정값에 어느 정도 노이즈가 포함되어 있어 작은 q값을 선택하여야 ELTA 칼만필터와 근접한 추정값을 출력할 수 있었다.

스킨모드에서는 비콘 모드에서보다 잡음이 더 증가되므로 R값을 비콘모드보다 더 증가시켜 측정치의 반영비율을 높였으며, Range의 경우 안정적인 측정값이 측정되므로 큰 q값을 선택하였고, Azimuth와 Elevation은 작은 q값을 선택하여 ELTA칼만필터와 근접한 추정값이 출력될 수 있도록 하였다. 다음은 비콘모드와 스킨모드에 따른 R과 q값의 최적 파라미터를 보여준다.

Table 11 Optimal Parameter of Kalman Filter

구분		Beacon Mode	Skin Mode
R	$\sigma_r(1cm)$	50	300
	$\sigma_\theta(1\mu rad)$	50	150
	$\sigma_\phi(1\mu rad)$	50	150
Q	$q_r(cm^2)$	100	100 이상
	$q_\theta(rad^2)$	0.1 ~ 0.01	1 ~ 0.1
	$q_r(rad^2)$	0.1 ~ 0.01	1 ~ 0.1

Table 11은 TEST1, TEST2, TEST3의 RMS와 Variance를 근거로 하여 설정하였으며, TEST1,TEST2,TEST3 이외의 잡음이 더 높게 나타나는 경우, 추적 성능을 더 좋게 하기 위해서는 이 Parameter값이 상황에 맞게 조절되어야 한다. 즉, R값이 비콘과 스킨모드에서 고정되어 있고 측정값의 반영비율을 높이고 싶을 때는 q값을 증가시키며, 추정값의 반영비율을 높이고 싶을 때는 q값을 감소시켜 원하는 결과 값을 얻을 수 있다.

3. 적응 칼만필터의 모의시험비행 적응결과

ELTA 칼만필터는 지속적으로 잡음이 많이 포함된 측정값이 측정되는 경우 Data Quality parameter값을 0으로 출력하고, 데이터 품질이 나쁘다고 판단한다. 이때 Data Included Parameter에 의해 칼만필터를 정지시키고 Device status를 변경하여, 타 시스템으로부터 정상적인 측정값을 받아 온다. 하지만 ELTA시스템인 경우 단독으로 작동했을 시, 데이터 품질이 나빠지는 경우 칼만필터를 정지시키므로 목표물을 놓치는 경우가 발생하는 단점이 있다.

하지만 우리가 제안한 적응 칼만필터는 이러한 단점을 보완하고, 과정잡음 공분산행렬 Q와 측정잡음 공분산행렬 R을 조정하여 데이터 품질이 나빠지는 경우 측정값의 반영비율을 낮추며, 데이터 품질이 좋아지는 경우는 추정값의 비율을 높여 상황에 따라 추정값을 조절하는 칼만필터를 설계하였다.

식 (3.64)에서 현 시점에서의 측정치와 직전의 측정치의 차를 이전 10샘플의 평균으로 구하기 위하여 n을 10으로 설정하였고, 정확한 데이터 품질을 판단 할 수 있는지에 대한 여부는 ELTA시스템의 RMS와 비교하여 검증하였다. ELTA시스템의 RMS는 TEST3의 RMS를 이용하였으며, 이는 비콘모드에서 보다 스킨모드에서 데이터 수신신호 세기가 상대적으로 약하며, TEST3인 경우 전 구간 스킨모드로 Table 5, Table 6에서 볼 수 있듯이 TEST1, TEST2 보다 RMS가 높아 기준으로 정하기에 적합하다고 판단하였다.

다음은 ELTA시스템의 TEST3의 RMS와 TEST3의 측정값을 이용하여 계산한 RMSE를 비교한 결과이다.

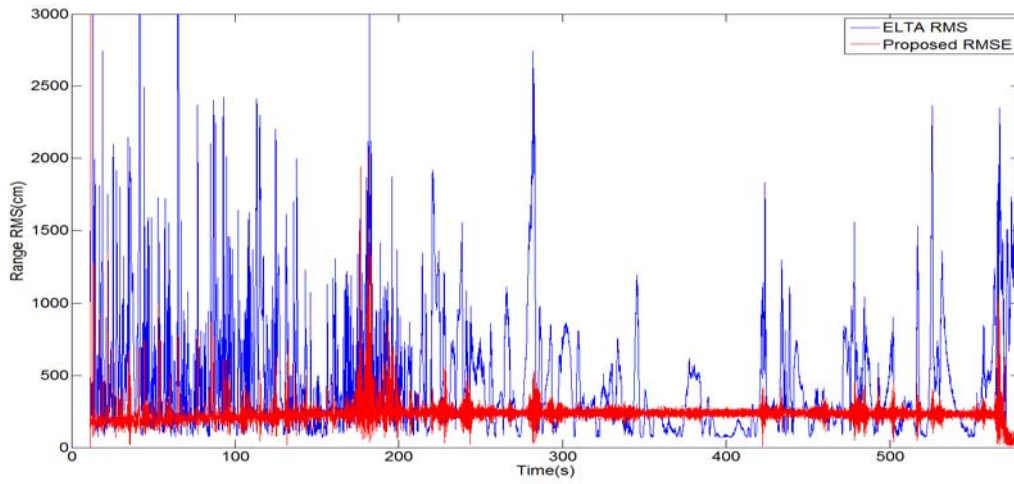


Fig 25 TEST3 Radar2 Range RMSE

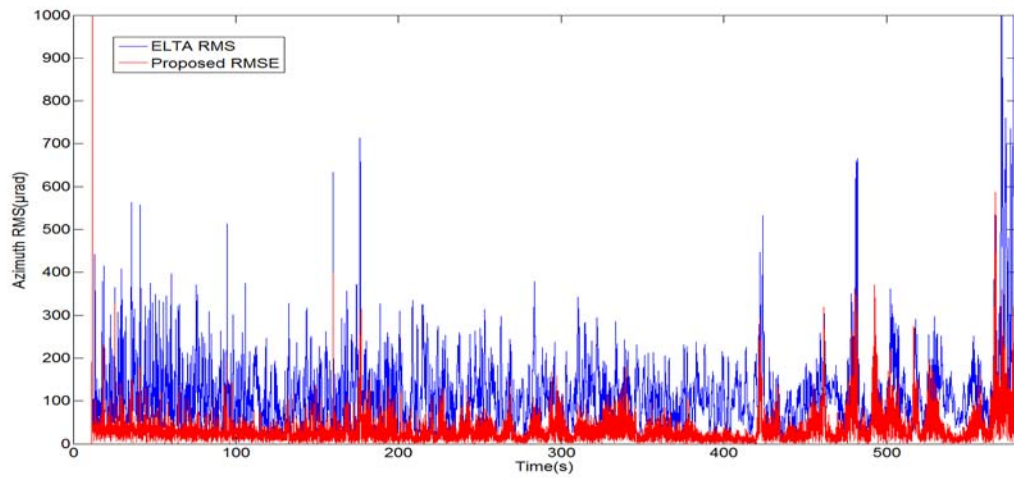


Fig 26 TEST3 Radar2 Azimuth RMSE

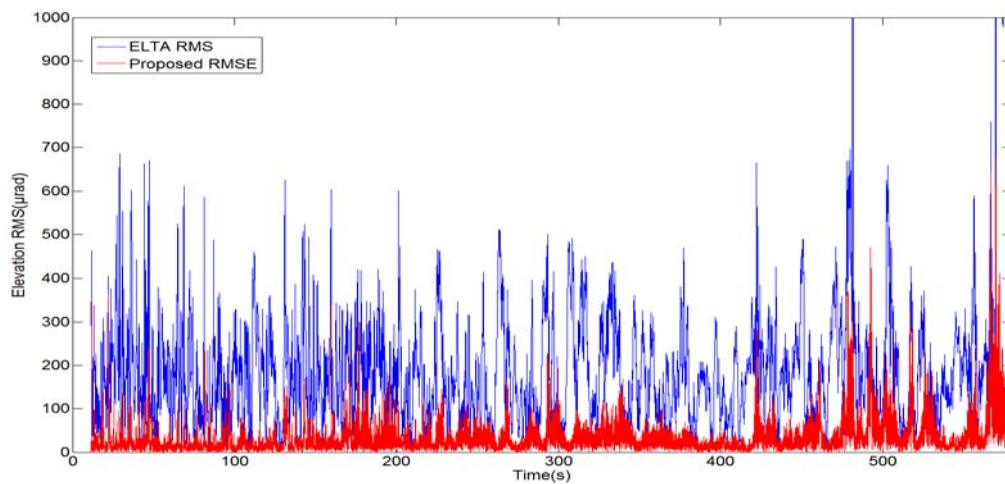


Fig 27 TEST3 Radar2 Elevation RMSE

TEST3의 RMS와 비교한 결과, 값의 크기는 차이가 있지만 RMSE의 변화 추세는 비슷한 경향으로 나타났다. Table 1의 기준을 이용하여, 모의비행 시험의 데이터품질 설정 기준은 다음과 같다.

Table 12 Decision of Quality standard

구분	RMSE평균X0.5	RMSE평균값	RMSE평균X2	RMSE평균X3
Range	117.27cm	222.54cm	445.08cm	667.62cm
Azimuth	16.5 μ rad	33 μ rad	66 μ rad	99 μ rad
Elevation	16.5 μ rad	33 μ rad	66 μ rad	99 μ rad

각각 "BEST", "NORMAL", "WORST"에 해당하는 칼만필터의 Parameter는 Table 11을 바탕으로 결정하였으며, Table 13에 정리를 하였다.

Table 13 Optimal parameter

구분	Beacon Mode				Skin Mode		
	R	$\sigma_r = 50cm$ $\sigma_\phi = 50\mu rad$ $\sigma_\theta = 50\mu rad$			R	$\sigma_r = 300cm$ $\sigma_\phi = 150\mu rad$ $\sigma_\theta = 150\mu rad$	
	"BEST"	"NORMAL"	"WORST"	"BEST"	"NORMAL"	"WORST"	
Q	q_r	100cm ²	300cm ²	500cm ²	100cm ²	300cm ²	500cm ²
	q_θ	0.1 μ rad ²	0.01 μ rad ²	0.001 μ rad ²	1 μ rad ²	0.1 μ rad ²	0.01 μ rad ²
	q_ϕ	0.1 μ rad ²	0.01 μ rad ²	0.001 μ rad ²	1 μ rad ²	0.1 μ rad ²	0.01 μ rad ²

위의 데이터 품질 판단 기준을 이용하여 우리가 설계한 Adaptive 칼만필터의 시뮬레이션 결과는 다음과 같다.

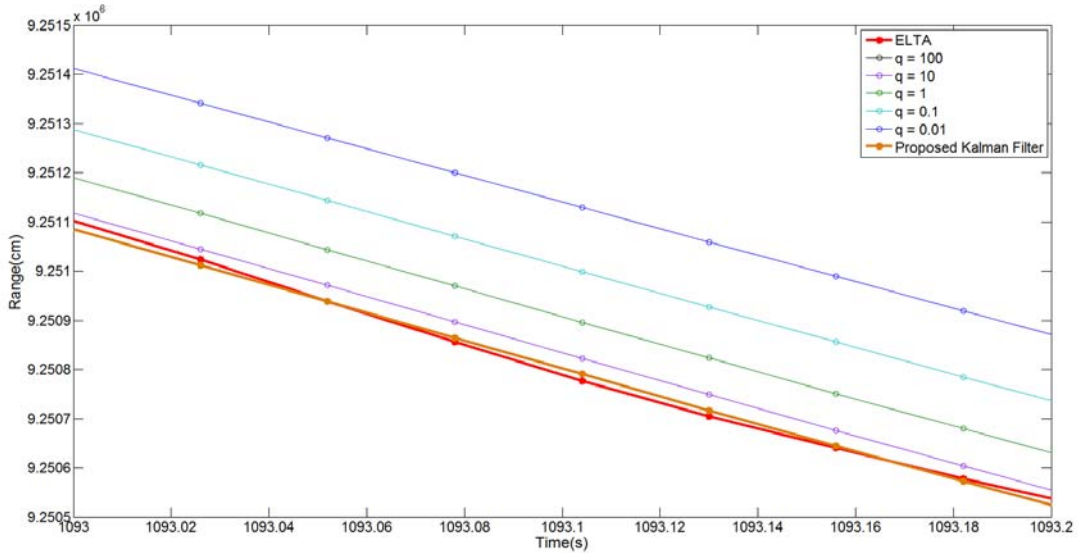


Fig 28 Simulation Result of Beacon Mode TEST2 Range

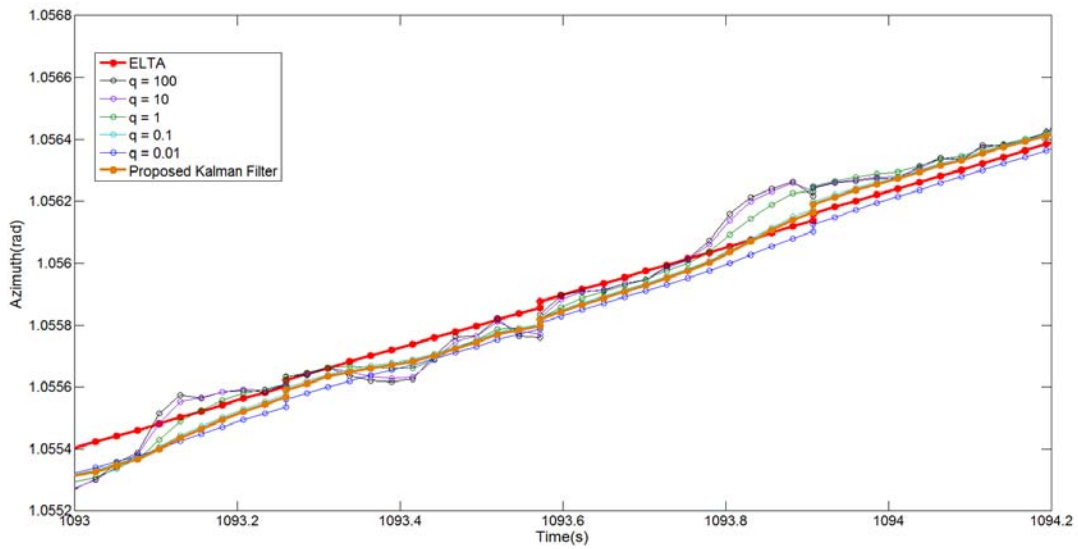


Fig 29 Simulation Result of Beacon Mode TEST2 Azimuth

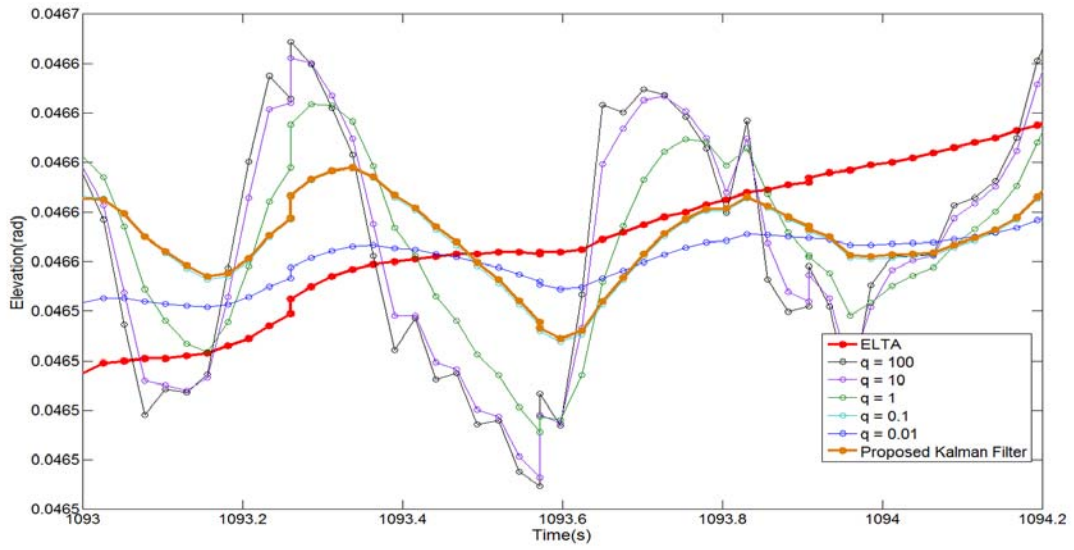


Fig 30 Simulation Result of Beacon Mode TEST2 Elevation

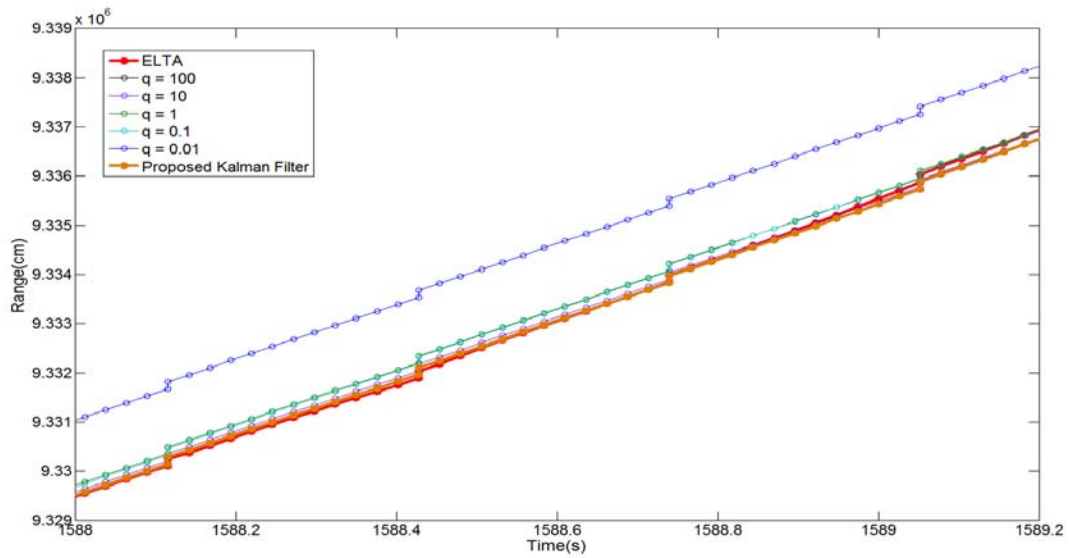


Fig 31 Simulation Result of Skin Mode TEST2 Range

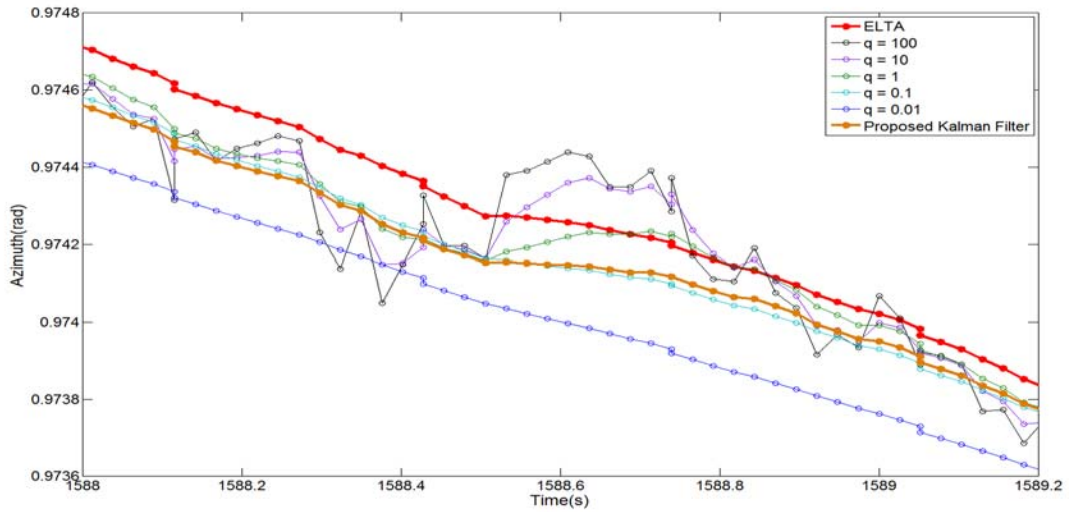


Fig 32 Simulation Result of Skin Mode TEST2 Azimuth

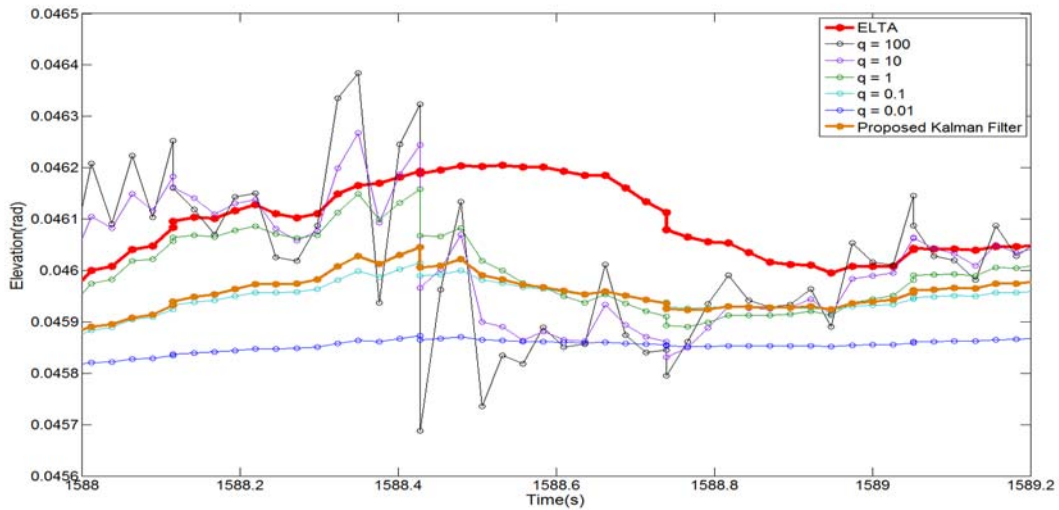


Fig 33 Simulation Result of Skin Mode TEST2 Elevation

적용 칼만 필터 적용결과, 비콘 모드에서의 RMSE는 Range, Azimuth Elevation이 모두 “Best”품질을 나타내 측정치에 거의 근접한 형태의 추정값을 출력하였으며, 스킨 모드에서는 Range는 “Best”품질 이지만, Azimuth, Elevation은 “Normal” 품질을 나타냈다. 따라서 스킨모드에서의 적용 칼만 필터는 Normal 품질의 특성인 추정값의 비율을 높이고, 측정값을 어느 정도 따라하는 형태의 추정값을 출력하였다. 또한 ELTA 칼만 필터와 유사한 추세의 추정값을 출력하여, 모의비행 시험에서의 적용 칼만 필터는 비콘 모드와 스킨모드 둘 다 성능이 좋은 추정값을 출력하는 것을 확인 할 수 있었다.

V. 시뮬레이션을 통한 성능평가

현재 우주센터의 추적레이더에서 사용하고 있는 ELTA 시스템의 추적 알고리즘은 안테나에서 측정되어 입력되는 데이터가 Receiver unit을 거쳐 ESTIMATOR에 의하여 Range, Azimuth Elevation, Radial velocity의 위치 데이터로 변환이 된다. 이 위치데이터가 Main Processor에 입력이 되면 내부 추적 알고리즘에 의하여 추정값을 출력하게 되는데 이 추정값이 PEDESTAL을 거쳐 안테나를 작동하게 된다. 결국 목표물을 추적하는 동안 ELTA시스템은 Close Loop로 시스템이 반복적으로 수행된다. 이 시스템에서의 추적 알고리즘은 Main Processor 내부에서 실행되며, Data Quality와 Data Included에 의하여 데이터의 품질을 판단하며, 데이터의 품질이 지속적으로 안 좋아 지는 경우 Device Status의 모드를 변경하여 안테나를 고정하여 타 시스템으로부터 정확한 위치 데이터를 요청하게 된다. 이때 칼만필터는 정지하게 되고 입력과 출력데이터가 동일한 값으로 고정되어 진다. 이러한 ELTA 시스템의 추적 알고리즘은 필터의 발산을 사전에 미리 차단하여 안정적인 데이터 처리를 하는 것이 장점이지만, 레이더 1대가 단독으로 사용될 때는 큰 단점으로 작용한다. Fig 34는 ELTA 시스템의 구조를 나타낸다.

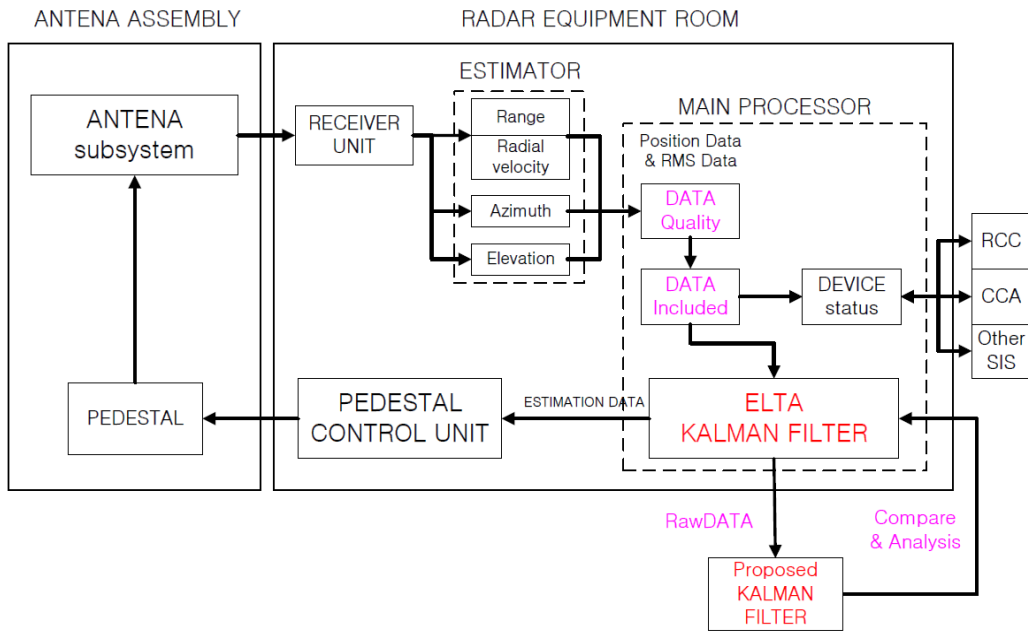


Fig 34 Diagram of ELTA System

우리는 ELTA시스템에서 칼만필터의 출력단의 Raw Data를 이용하여 표적 추적시나리오를 설정하였고, 표적 추적시나리오를 바탕으로 칼만필터의 내부 Factor를 조정하여 추적 상황에 맞는 적응 칼만필터 알고리즘을 설계하고 시뮬레이션을 수행하였다. 하지만 우리가 측정값으로 사용하는 RawData는 ELTA시스템에서 Close Loop로 수행되어진 안정적인 데이터이며, 이 데이터로는 설계한 적응 칼만필터의 정확한 성능을 분석하기에는 역부족이었다. 따라서 적응칼만필터의 성능을 평가하기 위하여 다음과 같이 두 단계로 나누어 성능평가 기준을 설정하였다.

- i) Case1 : 기존 RawData에 임의로 생성한 잡음을 포함했을 경우의 추적성능 평가
- ii) Case2 : 실제 발사체의 궤도를 수학적으로 모델링 하고, 잡음을 포함했을 경우에 설계한 추적 알고리즘이 제대로 추적하고 있는지에 대한 성능 평가

1. 다양한 잡음을 통한 칼만필터의 성능 평가

1.1 백색 가우시안 잡음 생성

백색 잡음은 어떤 주파수 대역 내에서의 모든 주파수들의 출력이 포함되어 있는 잡음을 말하며, 이 백색잡음 주파수와 그 성분이 포함되는 비율의 관계가 다음과 같은 정규분포에 따르면 이것을 백색 가우시안 잡음이라고 한다.

$$P_x = \frac{1}{\sigma_x \sqrt{2\pi}} \exp \left[-\frac{(x - m_x)^2}{2\sigma_x^2} \right]$$

칼만필터에서는 시스템의 운동 및 측정에서 나타나는 잡음의 성분을 백색가우시안잡음으로 가정하여 알고리즘이 수행된다. 따라서 우리는 ELTA시스템의 RMS의 최대값을 기준잡음으로 가정하고, 이 기준잡음을 이용하여 가우시안 분포의 백색잡음을 임의로 생성하였다. 다음은 각 TEST별 RMS의 최대값을 나타낸다.

Table 14 RMS Maximum Value

구 분		Range	Azimuth	Elevation
TEST1	Radar1	73.6m	15.6mrad	28.2mrad
	Radar2	113m	22.1mrad	29.5mrad
TEST2	Radar1	31.2m	14.5mrad	18.9mrad
	Radar2	16.5m	13.1mrad	11.5mrad
TEST3	Radar2	74.9m	12.2mrad	12.2mrad

이 기준잡음을 이용하여 가우시안 분포의 임의의 잡음을 다음과 같이 다양하게 설정하여 측정값에 적용하였다.

Table 15 Created Error

구분	설정기준
"Best Noise"	· 기준잡음 0.5배 크기의 가우시안랜덤잡음 발생
"Normal Noise"	· 기준잡음 크기의 가우시안랜덤잡음 발생
"Worst Noise"	· 기준잡음 2배 크기의 가우시안랜덤잡음 발생
"Shot Noise"	· 10sample 길이의 기존 측정치의 100만배 크기의 잡음 · 4000sample 주기로 반복적으로 생성

1.2 Case1의 필터 성능 분석

Case1의 시뮬레이션 시스템 구성은 다음과 같다.

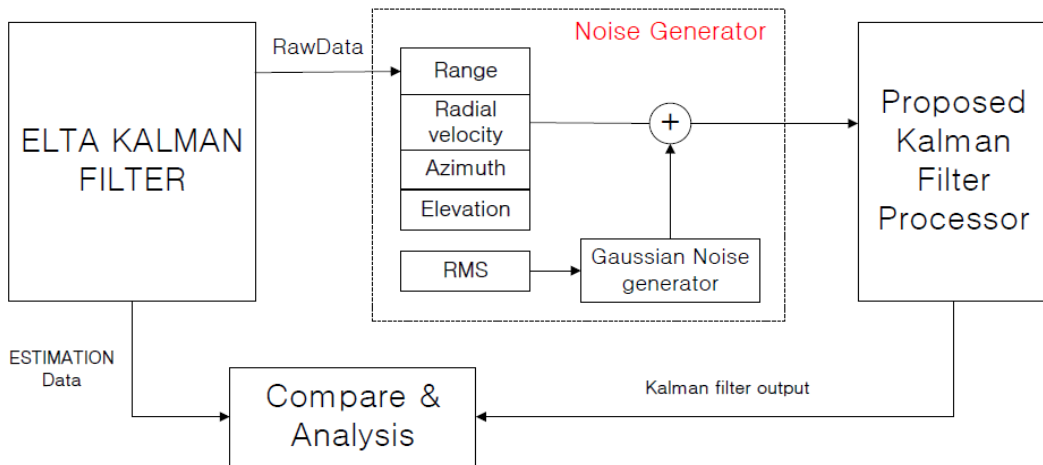


Fig 35 Diagram of Case1

Case1의 알고리즘은 칼만필터의 RawData를 바탕으로 하여 RMS를 기준으로 가우시안 잡음을 랜덤으로 발생시켜 ELTA 칼만필터의 측정값에 잡음을 포함시킨다. 그 후 우리가 제안한 칼만필터 알고리즘을 수행하고 출력된 값과 ELTA칼만필터의 출력값과 비교하는 구조로 되어 있다. 다음은 Case1의 알고리즘을 수행한 결과를 보여준다.

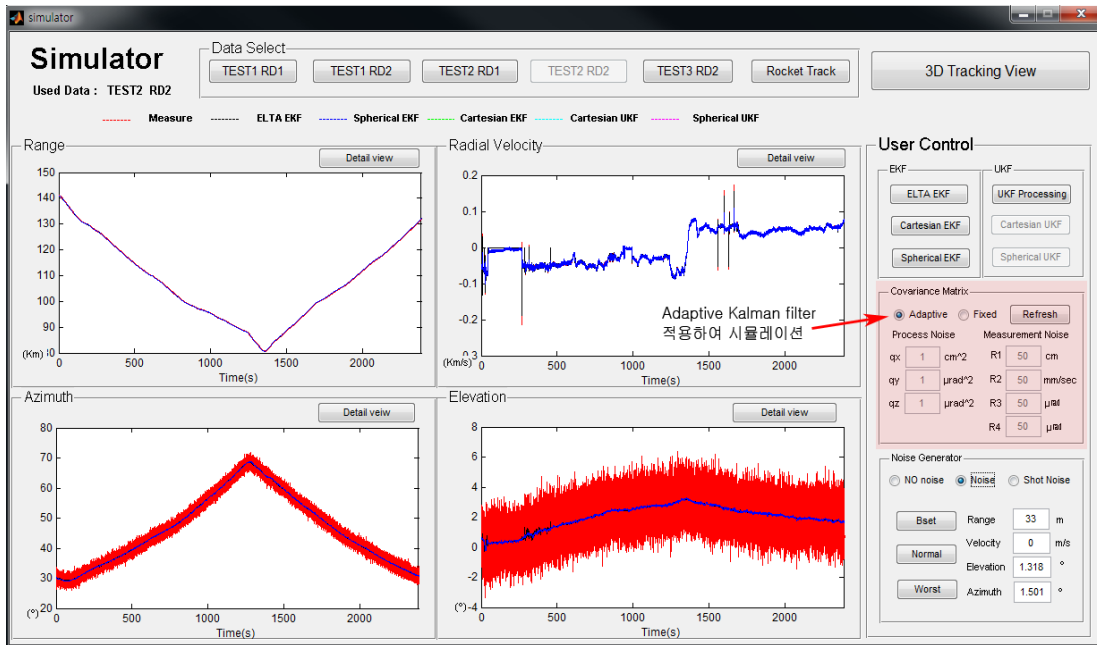


Fig 36 Adaptive Kalman Filter in Worst Noise

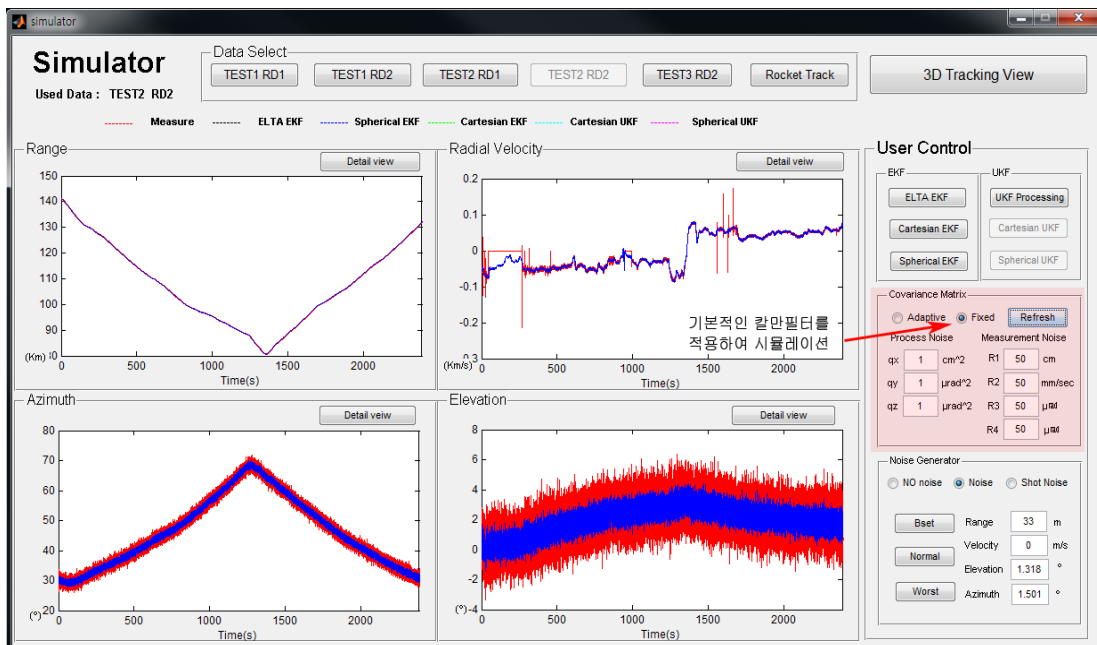


Fig 37 Standard Kalman Filter in Worst Noise

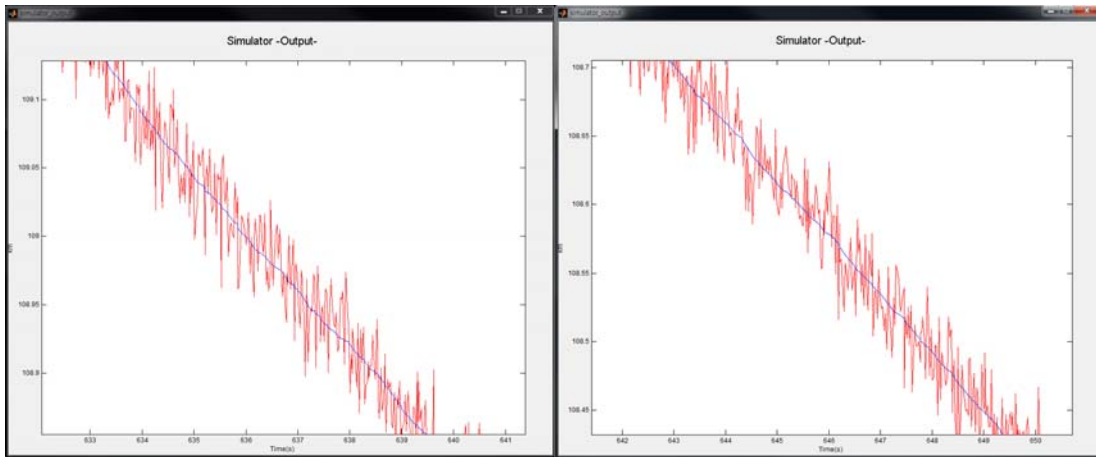


Fig 38 Compare Standard KF Range with Proposed KF Range in Worst Noise

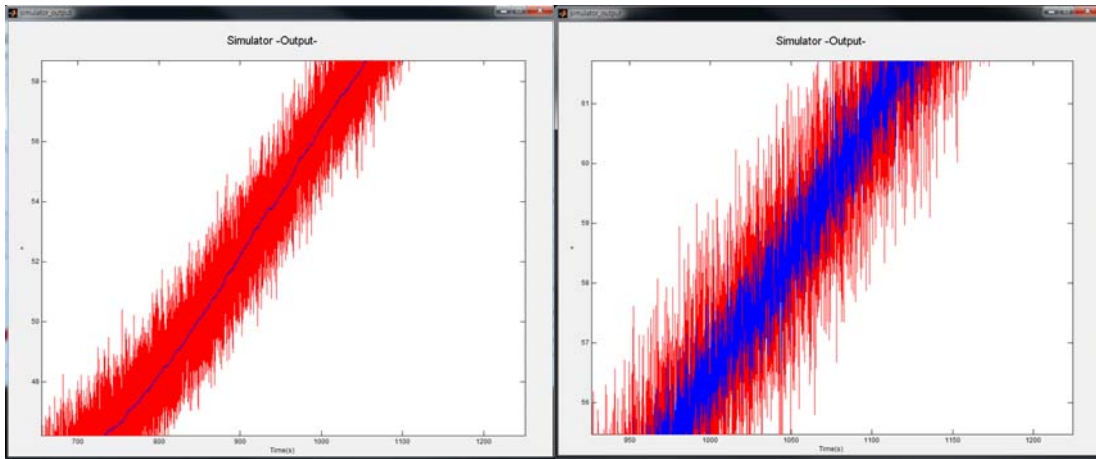


Fig 39 Compare Standard KF Azimuth with Proposed KF Azimuth in Worst Noise

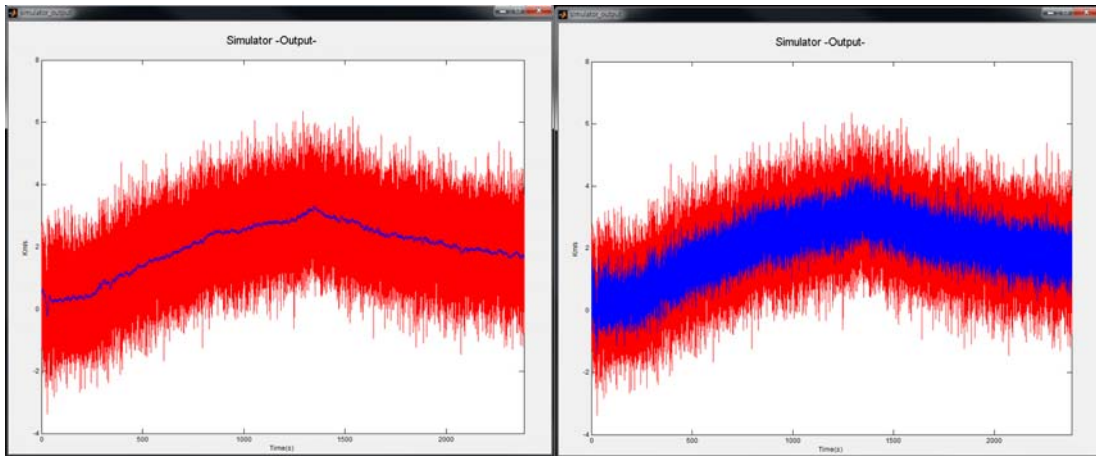


Fig 40 Compare Standard KF Elevation with Proposed KF Elevation in Worst Noise

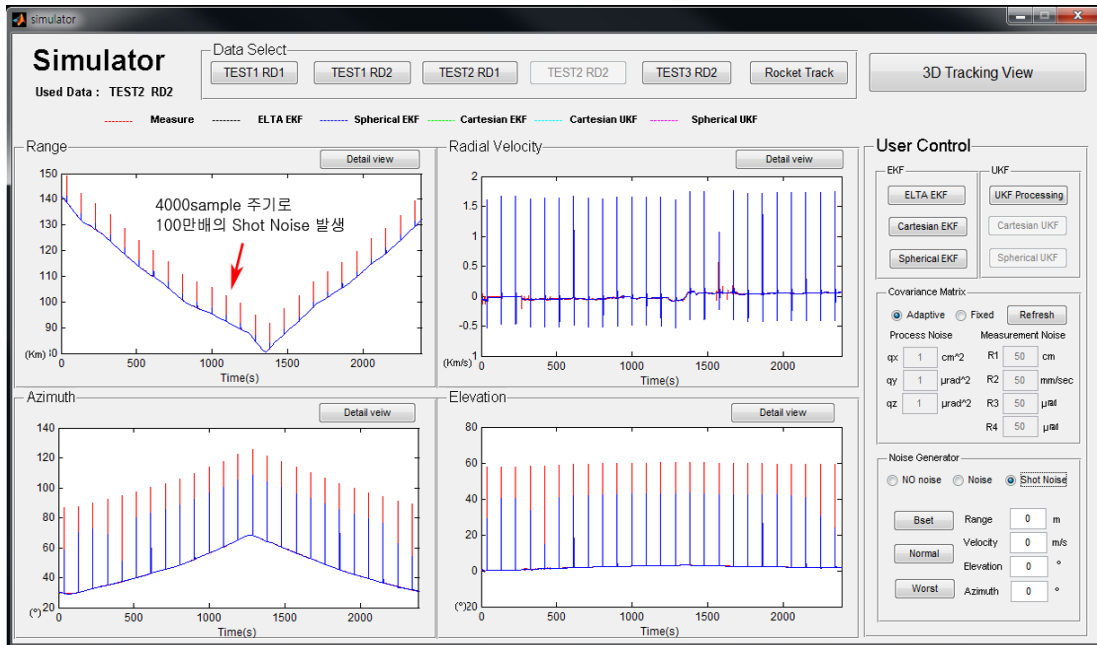


Fig 41 Adaptive Kalman Filter in Shot Noise

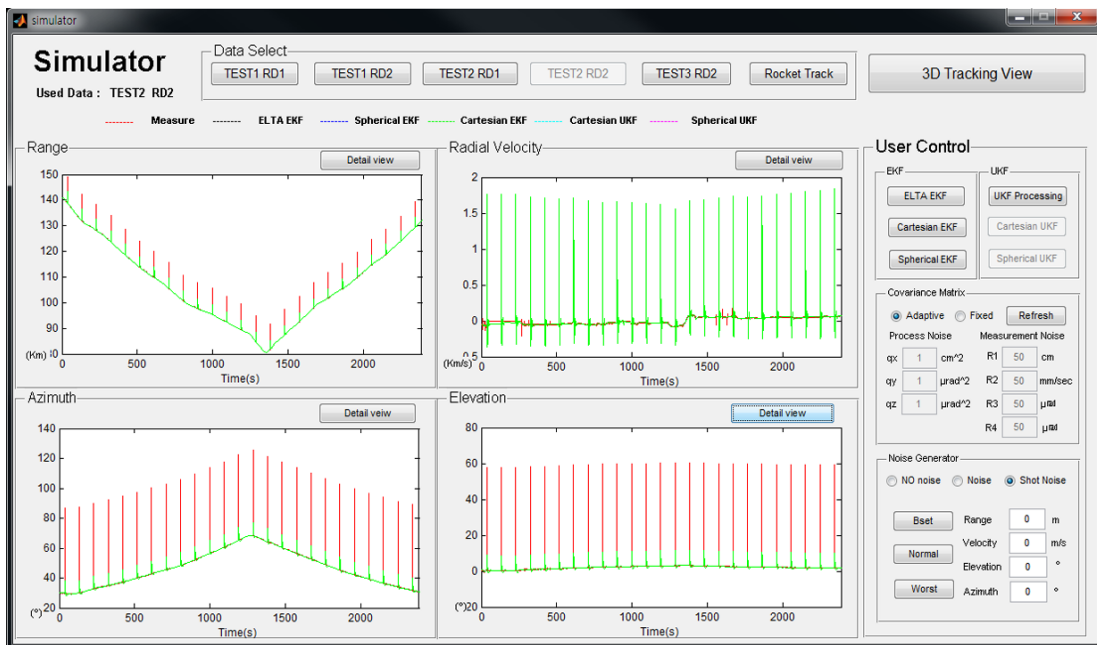


Fig 42 Standard Kalman Filter in Shot Noise

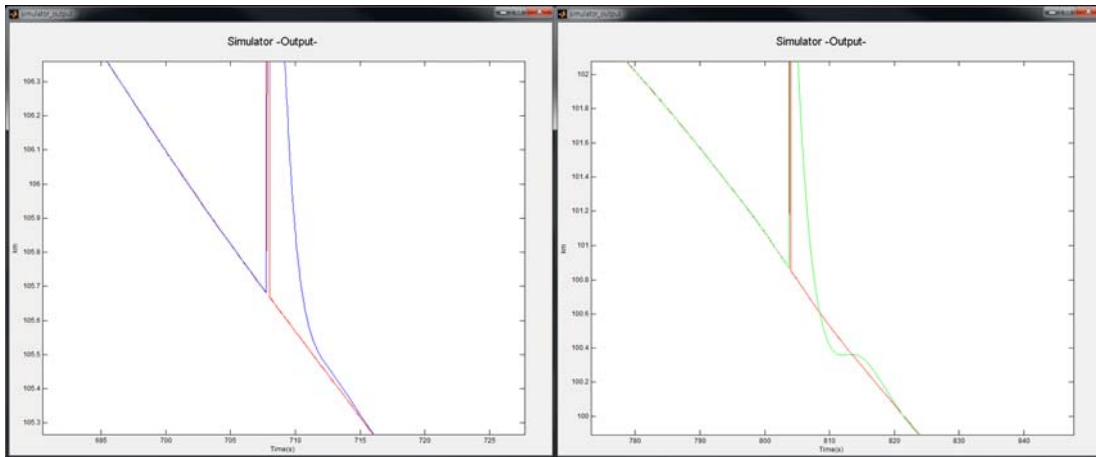


Fig 43 Compare Standard KF Range with Proposed KF Range in Shot Noise

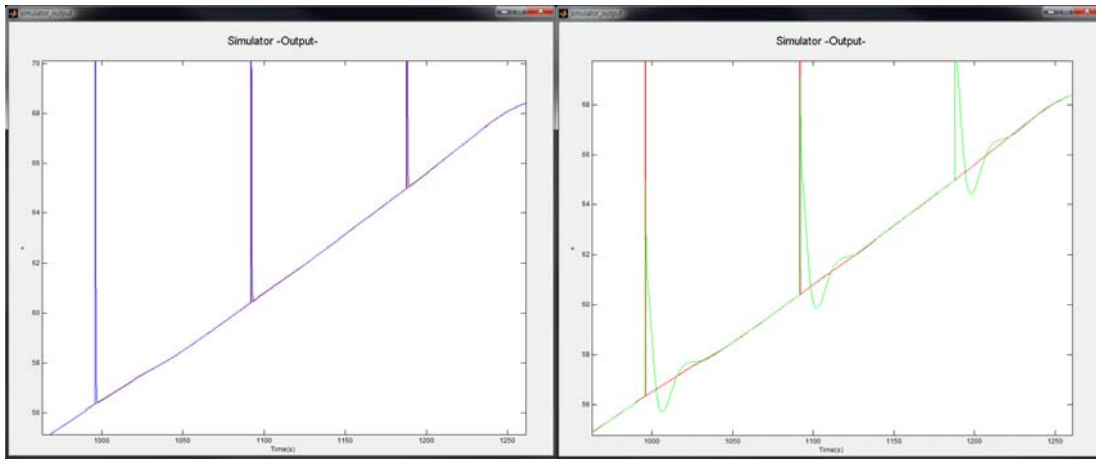


Fig 44 Compare Standard KF Azimuth with Proposed KF Azimuth in Shot Noise

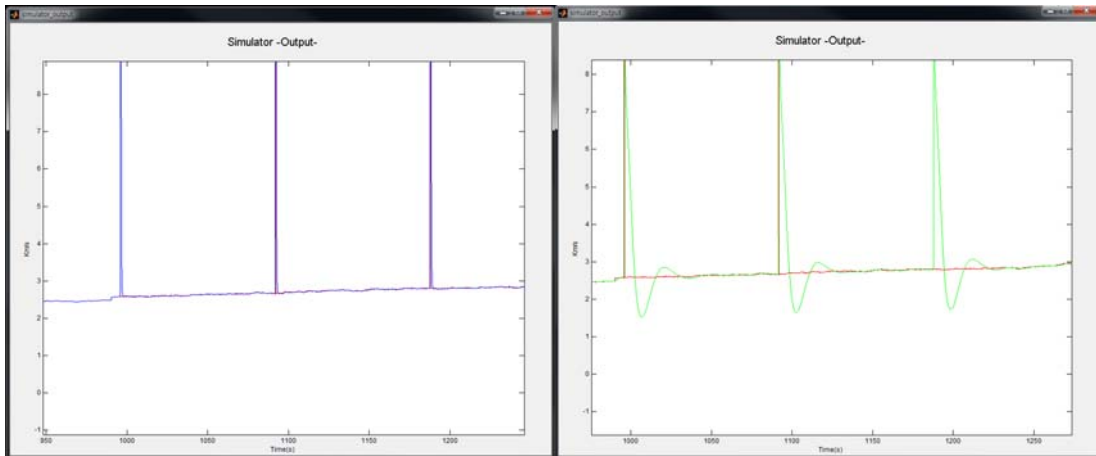


Fig 45 Compare Standard KF Elevation with Proposed KF Elevation in Shot Noise

Case1의 결과 다양한 잡음을 추가 시켜 알고리즘을 수행한 결과, 잡음이 지속적으로 입력되어도 칼만필터는 발산하지 않고 잘 추정해 가는 것을 볼 수 있다. 이는 Adaptive 칼만필터의 내부 알고리즘에서 잡음이 증가하는 경우 측정치의 반영비율을 낮추고 추정치를 계산하였기 때문이다. Fig 36, Fig 37에서 볼 수 있듯이 표준칼만필터는 잡음이 발생하는 추세와 유사하게 추정치가 출력되었지만, Adaptive 칼만필터는 추정치의 반영 비율을 낮춰 Smooth한 추정치를 출력하였다. Fig 41과 Fig 42은 측정치에 4000sample 주기로 기준잡음의 100만 배에 달하는 Shot Noise를 추가하여 추정치를 비교해 보았다. 실제 시스템에서는 Shot Noise가 Fig 41과 같이 연속적으로 나타나진 않지만 반복적인 Shot노이즈에 대해 칼만필터의 반응을 알아보기 위한 것이며, Fig 43, Fig 44, Fig 45에서 보는 것과 같이 기존의 칼만필터는 shot Noise가 끝나는 시점에서 측정치로 복귀가 늦어지는 반면 Adaptive 칼만필터는 shot Noise가 끝나고 바로 측정치를 반영하여 안정적인 신호가 출력되었다.

결과적으로 Adaptive 칼만필터는 표적의 비행 상황에 적응하여 잡음이 증가하게 되더라도 안정적인 추정값을 출력하는 것을 볼 수 있었다.

2. 발사체 궤도를 통한 칼만필터의 성능 분석

2.1 발사체 궤도 생성

Case2는 ELTA시스템의 Close Loop에서 벗어나 실제 발사체의 궤도를 가정하고, 생성한 궤도에 잡음을 포함시켜 우리가 제안한 칼만필터 알고리즘을 수행하여 발사체의 Ideal value와 비교하는 시뮬레이션을 수행하였다. 먼저 발사체에 대한 궤도를 살펴보면 다음과 같다.



Fig 46 Rocket Trajectory (※Reference : www.kari.re.kr)

Table 16 Rocket Track Information(※Reference : www.kari.re.kr)

이벤트	비행시간 (sec)	고도 (km)	상거리 (km)	비고
1단 엔진점화 명령	-3.8	0.1	0	
이륙	0.0	0.1	0	
최대 추력도달	0.2	0.1	0	최대추력 196톤
음속돌파	54	7.2	0.8	
페어링 분리	215	177	245	
1단 엔진 정지명령	229	193	303	
1/2단 분리 상대속도는 약 4m/sec	232	196	316	1/2단 분리는 1단에 설치된 역추진 고체로켓을 사용함
	395	303	1052	
2단 점화	453	304	1390	
2단 연소종료 및 목표궤도 진입	540	302	2054	
위성분리				위성분리 상대속도는 0.9m/sec

2.2 Case2의 필터 성능 분석

위의 발사체 궤도 정보를 이용하여 Case2의 시뮬레이션 구조는 다음과 같다.

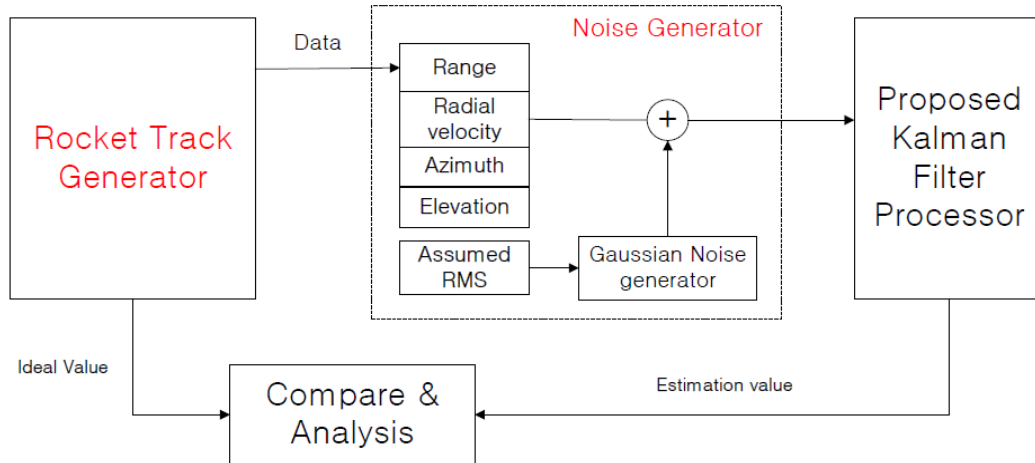


Fig 47 Diagram of Case2

Case2의 시뮬레이션은 발사체 궤도를 생성하고, 각각의 위치정보를 Noise Generator에 입력하여 노이즈가 포함된 측정값이 출력된다. 이 데이터를 우리가 제안한 칼만필터알고리즘으로 수행하여 나온 추정값과 Ideal value와 비교 분석하여 필터의 성능을 평가 한다. Rocket Track Generator에서 생성한 Ideal value 데이터는 다음과 같다.

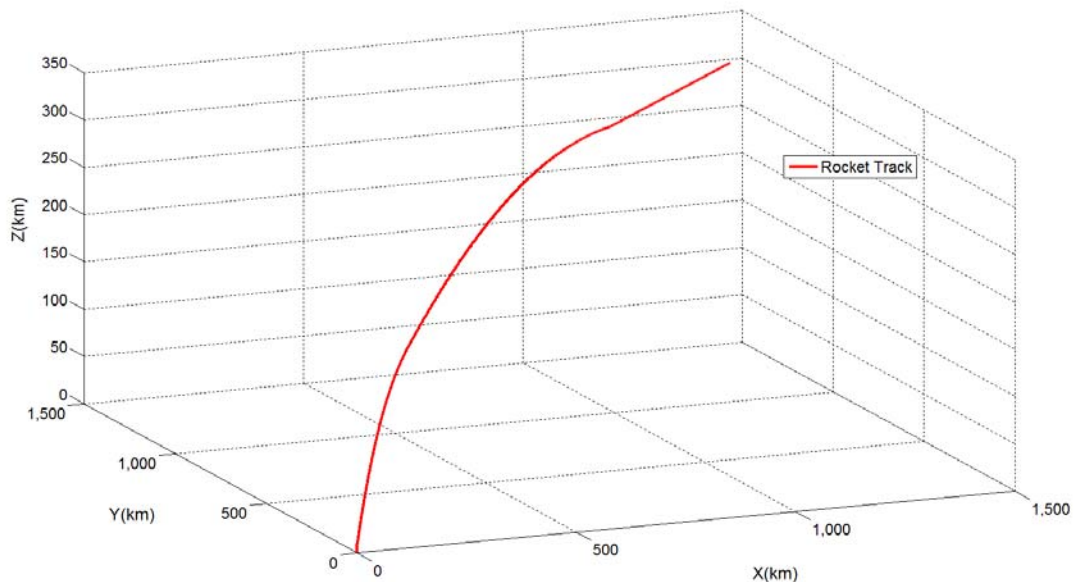


Fig 48 Created Rocket Trajectory

Fig 48에서 보는 것과 같이 실제 발사체의 위치는 x방향으로 대략 1500km, y방향으로 대략 1500km, z방향으로 300km 지점까지 이동한다. 따라서 모의비행 시험과는 상당한 거리 및 속도 차이가 있으므로 Adaptive 칼만필터의 내부 Factor를 조정하는 기준은 발사체의 궤도에 맞게 변경되어야 한다. 발사체에 대한 데이터 품질 판단기준은 다음과 같다.

Table 17 Decision of Quality standard in Rocket Trajectory

구분	RMSE평균X0.5	RMSE평균값	RMSE평균X2	RMSE평균X3
Range	258.99m	517.98m	1035.96m	1,553.94m
Azimuth	692 μ rad	1,384 μ rad	2,768 μ rad	4,152 μ rad
Elevation	688.5 μ rad	1,377 μ rad	2,754 μ rad	4,131 μ rad

데이터품질 판단 기준에 따라 Adaptive 칼만필터를 적용하고 잡음 상태를 "Normal"로 설정했을 때의 결과는 다음과 같다.

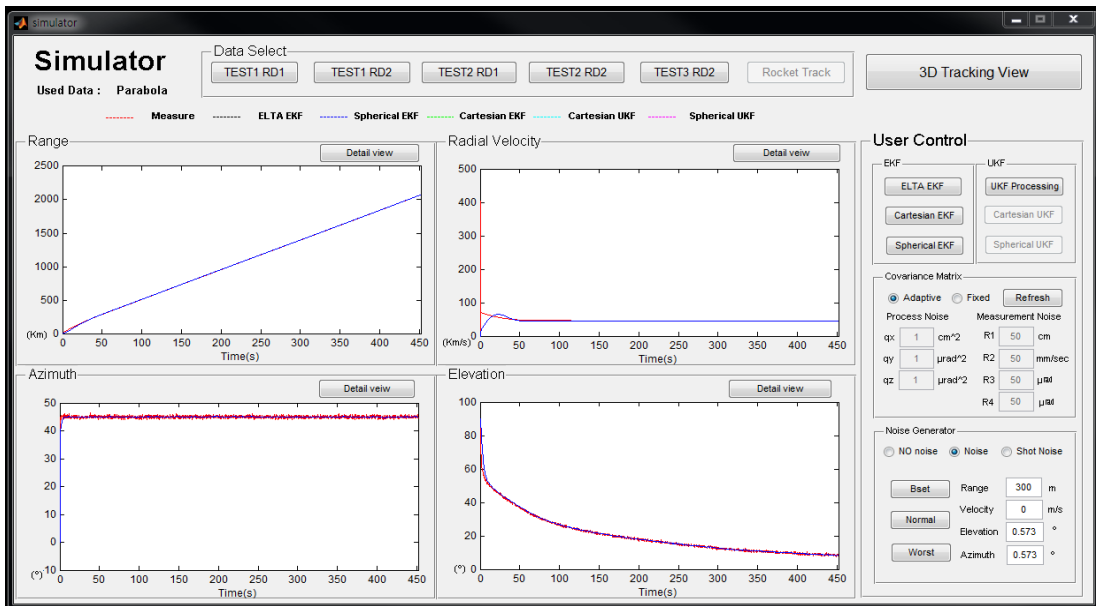


Fig 49 Simulation Result of Rocket Trajectory in Normal Noise

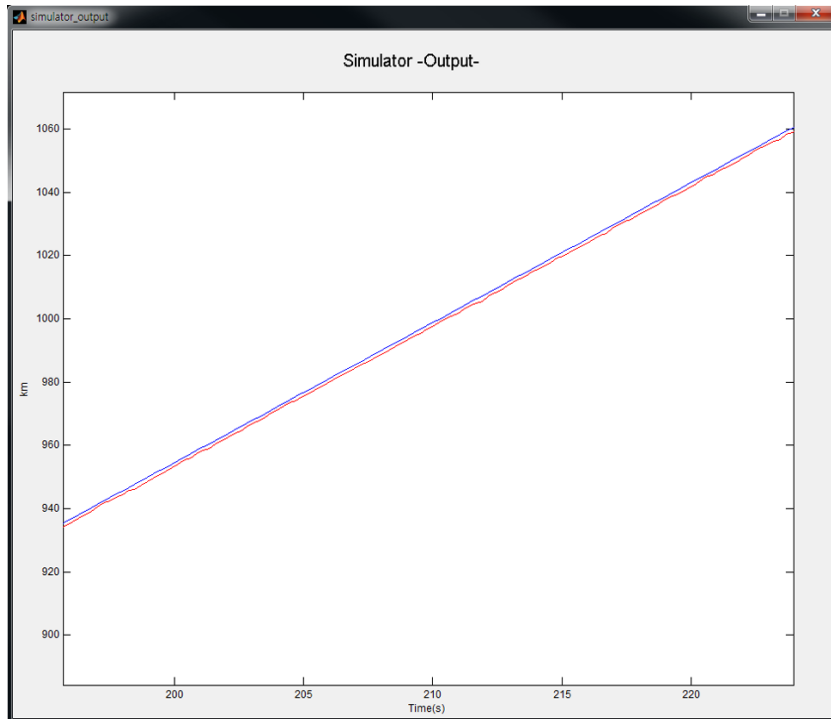


Fig 50 Estimated Range in Rocket Trajectory

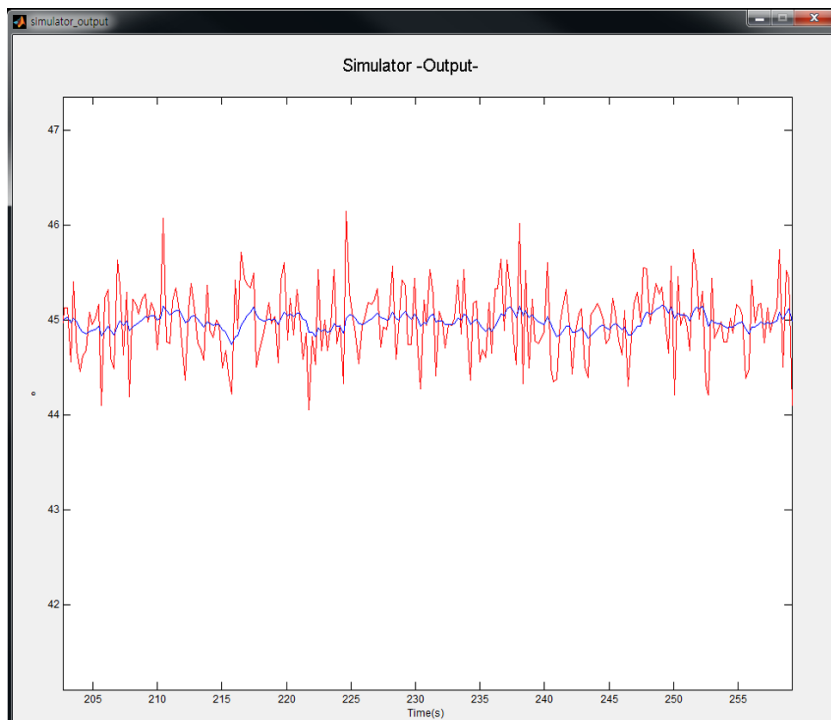


Fig 51 Estimated Azimuth in Rocket Trajectory

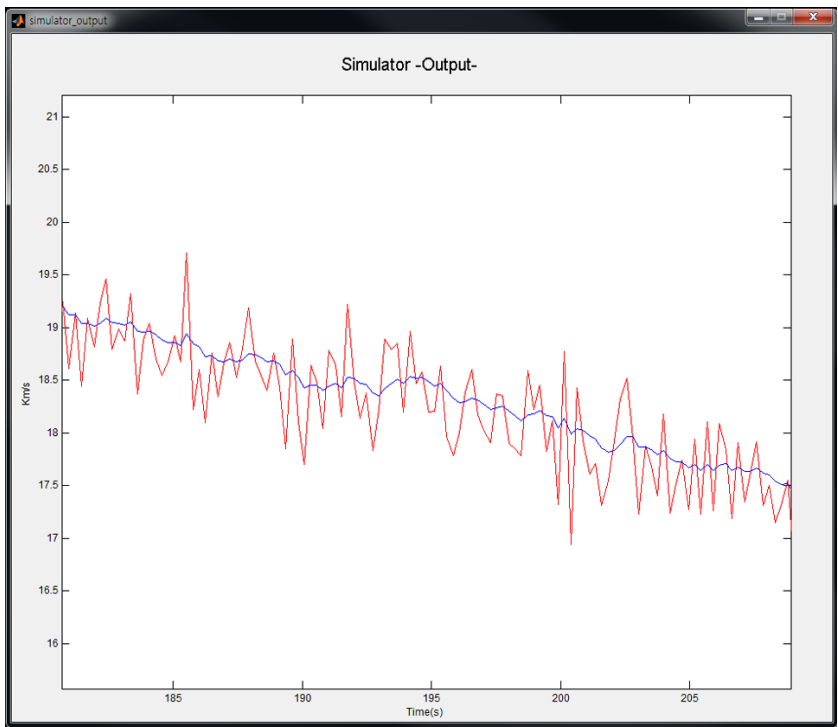


Fig 52 Estimated Elevation in Rocket Trajectory

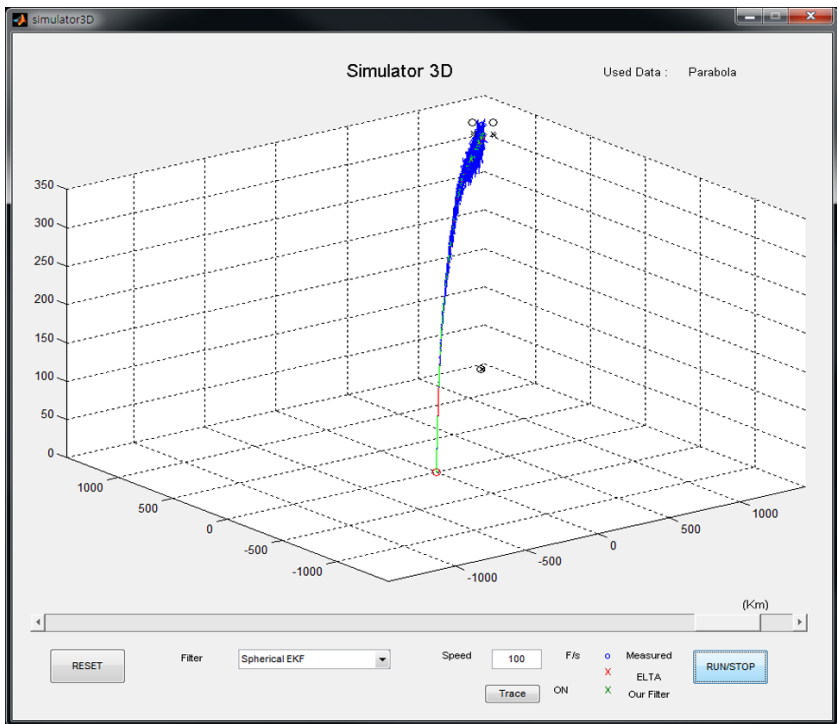


Fig 53 3D Simulation of Rocket Trajectory

Case2의 결과 발사체의 실제 궤도를 생성하고 “Normal”상태의 잡음을 생성시켜 측정값을 임의로 설정하였다. 우리는 이 측정값을 이용하여 칼만필터의 데이터 판단기준을 설정하고, 컴퓨터 시뮬레이터를 이용하여 시뮬레이션을 실시하였다. 그 결과 잡음이 포함되어 있고, 거리가 실제 궤도의 크기만큼 가정을 하여도 우리가 설계한 칼만필터는 발산하지 않고 잘 추적해 가는 것을 볼 수 있었다. 특히 Fig 53에서 보는 것과 같이 거리가 멀어지면 멀어질수록 잡음이 커지는 것을 확인 할 수 있는데 이때도 측정치에 대한 RMSE값을 이용하여 추정치가 측정치와의 오차를 유지하면서 잘 추적해 가는 것을 볼 수 있다.

결과적으로 Case1, Case2에 대한 시뮬레이션을 수행하면서, 우리가 설계한 Adaptive 칼만필터의 추정 알고리즘을 검증하고, 추적특성에 대하여 파악할 수 있었다. 또한 Adaptive 칼만필터 이외의 필터에 대해서도 시뮬레이션을 실시할 수 있었고, 특히 잡음에 대한 공분산 값을 직접 입력 하여, 필터의 특성을 확인할 수 있었다. 필터의 특성 이외의 필터에 대한 성능을 분석하기 위하여 잡음을 임의로 생성시켜 측정치에 반영하는 시뮬레이션과 실제 목표물에 대하여 추정치가 잘 추적하고 있는 지에 대한 3D Tracking 기능 구현으로 칼만필터의 성능을 판단하는 중요한 지표가 되었다.

VI. 결론

본 논문에서는 측정된 이동 표적의 상태를 분석하여, 측정 데이터의 품질을 판단하는 기준을 설정하고, 그 기준에 따라 칼만필터의 내부 Factor를 조정하는 방법을 통해 지속적으로 표적의 상태를 추정하였다. 결과적으로 기동에 적응해가는 적응 칼만필터를 제안하였다. 제안된 칼만필터는 우주센터의 모의시험 비행의 데이터를 바탕으로 표적시나리오를 설정하고, 최적의 Parameter 설정과 추적성능 분석의 두 가지 과정을 거쳐 시뮬레이션을 수행하였다. 하지만 우리가 측정값으로 사용하는 RawData는 ELTA시스템에서 Close Loop로 수행되어진 안정적인 데이터이며, 이 데이터로는 설계한 적응 칼만필터의 정확한 성능을 분석하기에는 역부족이었다. 따라서 정확한 성능분석을 하기 위하여, 기존 RawData에 임의로 생성한 다양한 잡음을 포함했을 경우의 추적성능을 평가하며, 실제 발사체의 궤도를 수학적으로 모델링 하고, 잡음을 포함시켰을 경우의 추적 성능에 대하여 비교 분석 후 성능을 평가하였다.

시뮬레이션을 통하여 우리가 설계한 Adaptive 칼만필터의 추정 알고리즘을 검증하고, 추적특성에 대하여 파악할 수 있었다. 또한 Adaptive 칼만필터 이외의 필터에 대해서도 시뮬레이션을 실시 할 수 있었고, 특히 잡음에 대한 공분산 값을 직접 입력 하여, 필터의 특성을 확인 할 수 있었다. 필터의 특성 이외의 필터에 대한 성능을 분석하기 위하여 잡음을 임의로 생성시켜 측정치에 반영하는 시뮬레이션과 실제 목표물에 대하여 추정치가 잘 추적하고 있는 지에 대한 3D Tracking 기능 구현으로 칼만필터의 성능을 판단하는 중요한 지표가 되었다.

향후 우리가 제시한 Adaptive 알고리즘 이외의 추적 성능향상을 위한 칼만 필터 알고리즘을 구체적으로 설계하고, 이 알고리즘을 시뮬레이터에 반영하여 보다 향상된 추적성능을 구현할 수 있도록 더욱더 연구해야 할 것이다.

참고 문헌

- [1] R.A Singer, "Estimating Optimal Tracking Filter Performance for Manned Maneuvering Targets", IEEE Transaction, Aerospace and Electronic Systems, Vol. 6, No. 4, pp.473-483, 1971.
- [2] R.A Singer and K.W. Behnke, "Real-Time Tracking Filter Evaluations and Selection for Tactical Applications", IEEE Transaction, Aerospace and Electronic Sysetms, Vol. AES-7, pp.100-110, January 1971.
- [3] Y.B.S and K. Birminwal, "Variable Dimension Filter for Maneuvering Target Tracking", IEEE Transaction, Aerospace and Electronic Systems, Vol. AES-18, No. 5, pp.621-629, September, 1982.
- [4] C. B. Chang and J. A. Tabaczynski, "Application of State Estimation to Target Tracking", IEEE Transaction Automat, Contr., pp.99-109, 1984
- [5] Ramachadra, K.V. "Steady State Results for the X,Y,Z Kalman Tracking Filter" Aerospace and Electronic Systems, IEEE Transactions on, AES-13, Issue:4 pp.419-423, July, 1977
- [6] Baheti, R.S. "Efficient Approximation of Kalman Filter for Target Tracking" Aerospace and Electronic Systems, IEEE Transactions on, AES-22, Issue: 1 pp. 8-14, Jan, 1986
- [7] 김정환, 이만형, "칼만필터링을 사용한 목표물 추적시스템의 설계", 대한전기학회 제 37권 9호 pp.636~645 1988년.
- [8] 이용욱, "이차원 탐색레이다에서의 관측선좌표계 칼만필터 알고리즘 구현" 석사 학위논문 경북대학교 산업대학원, 1995
- [9] Wig Ip Tam, "Tracking Filters for Radar Systems", Master of Applied Science, 1997 Department of Electrical and Computer Engineering, University of Toronto.

- [10] Murat Efe, Derek P Atherton, "Maneuvering target tracking with an adaptive Kalman filter", Decision and Control, 1998. Proceedings of the 37th IEEE Conference on Volume:1, pp737~742, 1998
- [11] 박인환, 조설, 조겸래, "적용 칼만필터를 이용한 MTI 레이더의 이동표적 추적기법", 한국항공우주학회, 제 26권 2호, pp.91~99, 1998.4
- [12] Seong-Taek Park, Jang Gyu Lee, "Improved Kalman Filter Design for Three - Dimensional Radar Tracking" Aerospace and Electronic Systems, IEEE Transactions on Volume:37, Issue: 2 pp.727~739 Apr 2001.
- [13] X.RONG LI, VESSELIN P. JIL KOV, "A Survey of Maneuvering Target Tracking - Part III: Measurement Models", In Proc. 2001 SPIE Conf. on Signal and Data Processing of Small Targets, pp1~24, July-August 2001.
- [14] Greg, W. and Bishop, G. "An Introduction to the Kalman Filter", Department of Computer Science, July 2006.
- [15] 김대오, 김태형, 이효근, "우주센터 추적레이더 시스템 구축방안에 관한 연구", 한국항공우주학회 학술발표회 논문집, pp.873-876, 2002년.
- [16] X.RONG LI, VESSELIN P. JIL KOV, "Survey of Maneuvering Target Tracking. Part I: Dynamix Models", Aerospace and Electronic Systems, IEEE Transactions on Volume:39, Issue: 4, pp1333~1364, Oct. 2003.
- [17] Tine Lefebvre, Herman Bruyninckxa & Joris De Schuttera, Kalman filters for non-linear systems: a comparison of performance, International Journal of Control Volume 77, Issue 7, pp.639 ~ 653, 2004.
- [18] 김기태, "Unscented 칼만필터를 이용한 정지 궤도 위성의 궤도 결정", 석사 학위논문, 연세대학교 대학원 천문우주학과, 2006.2
- [19] 김경기, "레이더 추적을 위한 퍼지 시스템 기반 칼만필터", 박사 학위논문 창원대학교 대학원, 2007.2
- [20] Sy-miin Chow , Emilio Ferrer , John R. Nesselroade, "An Unscented Kalman Filter Approach to the Estimation of Nonlinear Dynamical Systems Models", Multivariate Behavioral Research, Vol 42, Issue 2, 2007.

- [21] 신한섭, 최지환, 김대오, 김태형, “추적레이더의 표적 추적을 위한 알고리즘 기술 동향”, 항공우주산업기술동향 4권1호 pp. 83~91, 2008년.
- [22] 신한섭, 최지환, 김대오, 김태형, 이호근 “나로우주센터 추적레이더의 성능 검증시험”, 한국항공우주학회 학술발표회 논문집, pp.1136-1139, 2008년.
- [23] 신한섭, 최지환, 김대오, 김태형, “추적레이더의 표적 탐지 및 추적 기술 동향”, 항공우주산업기술동향 7권1호 pp. 113~118, 2009년.
- [24] 김성필, “MATLAB 활용 칼만필터의 이해”, 2010년 도서출판 아진
- [25] 신한섭, 최지환, 김대오, 김태형, “나로우주센터 추적레이더의 잡음 특성 분석”, 항공우주기술 제9권1호 pp. 151~157, 2010년.
- [26] Anton Haug, Lauren Williams, "A Spherical Constant Velocity Model for Target Tracking in Three Dimensions", Aerospace Conference, 2012 IEEE pp.1~15 March 2012.
- [27] Lianmeng Jiao, Quan Pan ; Yan Liang ; Feng Yang, "A nonlinear tracking algorithm with range-rate measurements based on unbiased measurement conversion", Information Fusion (FUSION), 2012 15th International Conference on pp.1400~1405, July 2012

감사의 글

지난 2년간 학과조교와 연구를 병행하며 시간을 보내고 어느덧 연구를 마무리하는 나를 보며 대학원 입학할 당시의 기억이 새록새록 떠올랐습니다. 학부를 졸업하고 나는 여기저기 일을 하며 목표의식 없이 시간을 보내고 있었습니다. 목표의식 없는 나는 어떤 일을 하더라도 만족스럽지 못하였고, 왜 이것을 해야 하는지에 대한 근본적인 이유조차 알 수가 없었습니다. 그때, 학부동기였던 근현이가 ‘좀 더 공부를 해보지 않을까?’ 라는 권유로 교수님을 찾아갔고, 이런저런 많은 조언과 함께 강철웅 교수님께서서는 흔쾌히 대학원 입학을 허락해 주셨습니다. 이때부터, 나의 새로운 목표가 생겼고 새로운 도전이 시작되었습니다. 그리고 2년간의 노력의 결실로 이렇게 논문이 나올 수 있었습니다. 그동안 항상 부족했던 저에게 많은 가르침과 뜻 깊은 시간을 보내게 해주셨던 소중한 분들에게 감사의 마음을 전하고자 합니다.

학부 때, 아르바이트를 하던 저에게 아르바이트보다 공부를 하는 것이 더욱 더 큰 값어치가 있다고 저를 이끌어 주시고, 새로운 목표가 생길 수 있도록 많은 조언을 해주신 지도교수 강철웅 교수님께 가장 먼저 감사의 마음을 전하고 싶습니다. 교수님께서 저에게 주신 가르침은 평생 잊지 않고 가슴에 새겨두겠습니다. ‘항상 시야를 넓히고 꿈을 크게 가져라’ 라고 지속적인 관심과 격려로 연구에 대한 신세계를 보여주신 또 한분의 지도교수 고석준 교수님께도 깊은 감사의 마음을 전하고 싶습니다. 말도 안 되는 연구결과에도 항상 친절하게 지도하여 주신 덕분에 저의 능력을 한 단계 업그레이드 할 수 있었습니다. 그리고 논문 심사위원으로 저의 논문을 검토해 주시고 많은 조언을 해주신 임중환 교수님, 바쁘다는 핑계로 학과 조교를 소홀히 하여도 항상 격려해 주신 메카트로닉스공학과 조경호 교수님, 최경현 교수님, 김상재 교수님께도 감사의 뜻을 전합니다.

처음 WBML연구실에 들어올 당시 콩치김치찌개를 직접 끓여주시며, ‘이것의 연구의 본질이다.’ 라고 가르침을 주신 승철이형, 그동안의 노력과 연구에 대한 결실이 나올 수 있도록 해준 WBML의 동문선배 용환이형, 현철이형, 경훈이형, 대학생활 및 대학원의 시작과 동시에 끝까지 옆에서 많이 도와준 친구 근현이와

대학원 동기 정규, 동거 동락했던 WBML연구실 동생들 래운, 석록, 무준, 승우에게도 고마움의 뜻을 전합니다. 그리고 이 논문이 완성될 수 있도록 연구과제 진행을 하며, 아낌없는 조언을 해주신 항공우주연구원의 신한섭, 김대오 연구원님께도 깊은 감사의 뜻을 전합니다.

‘아직도 학교 다니니? 학교에서 뭐하냐?’ 라며 친구가 뭐하는지도 모르지만 스트레스 받을 때 마다 항상 나의 곁에서 큰 웃음과 큰 힘이 되어준 창훈이, 군태, 봉균이, 그들의 동반자 희정이누나, 혜정이, 윤희, 일본에서도 항상 나를 걱정해주는 승우와 민정이누나, 언어 장벽에 부딪칠 때마다 도와주는 미국인 민석이에게도 고마움의 뜻을 전합니다.

끝으로 항상 누구보다 저를 먼저 위해주고 아껴주는 하나뿐인 누나와 저의 든든한 후원자 매형, 제가 오늘에 있기까지 끝없는 사랑으로 보살펴주시고 항상 지켜봐주신 아버지, 어머니께 진심으로 존경하고 사랑한다는 말과 함께 머리 숙여 감사의 마음을 전합니다.

2013년 6월 논문의 마지막 페이지를 넘기며.....