

Markov process 및 상태전이확률 행렬 계산을 통한 사격통제장치 전처리필터 신뢰성 산출 기법

A computation method of reliability for preprocessing filters in the fire control system using Markov process and state transition probability matrix

김재훈* 유준**
Kim, Jae-Hun, Lyou, Joon

ABSTRACT

An easy and efficient method is proposed for a computation of reliability of preprocessing filters in the fire control system when the sensor data are frequently unreliable depending on the operation environment. It computes state transition probability matrix after modeling filter states as a Markov process, and computing false alarm and detection probability of each filter state under the given sensor failure probability. It shows that two important indices such as distributed state probability and error variance can be derived easily for a reliability assessment of the given sensor fusion system.

1. 서론

잡음이 섞여 있는 신호로부터 우리가 원하는 신호만을 추출하기 위한 유용한 수단으로써 필터가 널리 사용되고 있으며, 특히 신호에 대한 정보에 기반을 둔 dynamic model과 잡음 통계를 이용한 칼만필터 등이 널리 쓰이고 있다. 이러한 필터는 입력신호가 계속해서 들어올 경우에는 원하는 추정값을 제공할 수가 있으나, 입력신호가 끊어진다는지 혹은 불량 신호가 수시로 들어올 경우에는 추정값을 낼 수가 없거나 또는 불량한 결과를 낼 수가 있으므로 자료불량에 견실한 필터(fault or failure tolerant filter)를 구성하기 위해 입

력 신호에 대한 진단(diagnosis)기능과 불량 시 예측기능을 이용하여 출력을 할 수 있도록 개선하여 사용되어진다. 이러한 필터 계통의 추정 성능을 분석하기 위한 방안으로 통계적 분석에 바탕을 둔 분석 방법이 사용되고 있으며, Monte-Carlo 분석 방법과 공분산분석(Covariance analysis) 방법이 널리 사용되고 있다. 공분산분석 방법은 Tuning된 칼만 필터의 공분산 값이 실제 추정오차의 공분산값과 일치하는 특성을 활용하여 1회의 수행으로 오차의 공분산을 구할 수가 있는 간편한 방법으로서, 통계적으로 계산을 하기 위해 수많은 반복 수행을 요구하는 Monte-Carlo 방법에 비해 선호도가 높다.⁽¹⁾ 그러나 fault tolerant 필터 등에 있어 입력 자료가 수시로 불량 상태가 되고 이것에 따른 필터의 내부 처리 상태가 수시로 변경되는 경우에는 공분

* 국방과학연구소 선임연구원

** 충남대학교 전자공학과 교수

산 분석 방법을 적용하기가 곤란하며, 추정 오차의 공분산 및 필터의 견실성(data fault tolerancy)을 정량적으로 산출하기 위해서는 불량 확률에 따른 입력 자료의 발생 등을 통한 Monte-Carlo 분석 등을 수행하여야 하므로 많은 노력이 요구되어지게 된다.

본 연구에서는 이러한 견실한 필터 계통에 대한 성능 및 신뢰성을 분석하기 위한 효율적이고 간편한 하나의 방안을 제시하고자 한다. 즉 필터가 진단 기능을 수행시 통계적 확률에 기반한 판정을 하는 것을 이용하여 진단 계통에 대한 진단 확률을 계산하고, 입력 자료의 불량 확률과 결합하여 입력자료의 불량 판정 확률을 계산할 수가 있으며, 각 필터 상태의 천이 관계에 대한 진단 계통의 Logic에 따라 필터상태 천이 확률을 계산함으로써 선택되는 필터의 상태를 확률로서 계산할 수가 있도록 하였다. 이 과정에서 필터 상태들을 예측하기 위한 수단으로써 필터 상태 자체를 변수로 하여 1차 유한상태 Markov 프로세스로 전개하였으며, 필터 상태가 각 상태별로 통계량이 달라지는 내부 상태가 존재 시는 상태를 확장함으로써 Markov 프로세스를 계속 활용할 수 있도록 하였다. 필터의 확장된 각 상태에서 추정 분산값은 알 수 있다고 가정하였으며, 본 논문은 사격통제장치의 센서자료에 대한 전처리필터로 사용되는 Least square 방식의 필터에 적용하였다. 필터의 신뢰성을 평가하기 위한 2가지 지표가 되는 필터의 상태분포 확률 및 추정오차의 분산 등을 계산하였으며, 센서 자료를 융합 시 효과에 대해 시뮬레이션을 병행하였다.

2. 본 론

2.1 유한상태 Markov 프로세스⁽²⁻³⁾

유한상태 Markov 프로세스는 random 프로세스로서 다음과 같은 2가지 특성을 가진다.

- (1) 유한한 N개의 상태를 가진다.
- (2) 한 step후의 미래 상태로 변경될 확률은 오로지 현재 프로세스 상태에만 영향을 받으며, 과거 프로세스의 상태와는 무관하다.

따라서 초기 상태가 주어지면 임의의 시간에서의 상태는 각 과거 step에서 상태천이확률 행렬을 알기만 하면 되며 다음과 같이 구할 수가 있다.

$$X(k+1) = X(k) \times P(k), \quad k \geq 0 \quad (1)$$

$$X(k) = X(0) \times P(0) \times P(1) \cdots P(k-1), \quad k > 0 \quad (2)$$

이러한 상태변수 및 상태천이 확률은 다음과 같은 특징을 가진다.

- (1) 상태변수 $x(k)$ 의 각 원소의 합은 모든 시간 k 에서 항상 1이다.
- (2) 상태천이 확률 행렬 $P(k)$ 의 각 열의 합은 모든 시간 k 에서 항상 1이다.
- (3) 모든 시간 k 에서 $P(k)$ 의 eigenvalue는 항상 단위원 안에 위치한다. 또한 $P(k)$ 는 eigenvalue가 1일 경우 중복되지 않는다.(서로 독립인 eigenvector 유지)

이와 같은 유한상태 Markov프로세스는 상태변수의 시간 이력을 구할 수가 있으므로 다양한 분석에 활용될 수가 있다. 즉 초기 상태로부터 특정한 상태로 변경 될 때까지 시간이나, 특정 상태가 정해진 시간 이상 점유한 빈도수, 혹은 각 상태 확률의 시간에 대한 변경 이력 등을 구하는 데 쉽게 적용할 수 있다.⁽²⁾ 이러한 Markov 프로세스를 고장진단 및 분리(FDI; Fault Detection and Isolation)에 적용하여 우주왕복선의 지구로 복귀 임무 동안 관성센서계통(IMU; Inertial Measurement Unit)의 FDI에 적용하여 진단을 위한 Threshold 결정에 활용한 것이 잘 알려져 있다.⁽³⁾

유한 상태 Markov프로세스 방법은 모델링이 어렵다거나, 모델링 과정에서 상태수가 컴퓨터가 처리할 수 있는 이상으로 확장되어야 할 경우 응용이 어려운 단점이 있으나, 통계적인 수식을 바탕으로 처리 계통에 대한 분석적인 모델식의 유도가 가능하므로 고장 진단이나 견실한 필터 및 센서융합 계통의 설계시 성능 및 신뢰성을 최적화 할 수 있어서 상당히 유리한 장점이 있다.

본 논문은 이 개념을 사격통제장치의 전처리필터에 적용하여 센서의 자료 불량 시 이 계통에 대한 필터의 신뢰성을 계산하고자 한다.

2.2 사격통제장치 전처리필터

사격통제장치는 센서로부터 자료를 받아 이를 처리하여 화기의 특성을 고려하여 포구동명령을 계산하거나(포사격통제장치) 또는 유도명령을 수행하는 역할을 수행한다.(유도미사일통제장치) 이 과정에서 입력되는 센서 자료는 운용 환경에 따라 그 신뢰성이 변할 수가 있으므로 전처리 필터 등에서 유효성을 점검하고 필요시는 간단한 필터링 및 제한된 예측 기능을 수행하게 된다. 여기서는 대공화기 사격통제장치에 적용될 수 있는 전처리필터를 대상으로 하여 고려하기로 한다.

2.2.1 전처리필터 자료처리식

전처리필터는 시간에 대한 1차식(등속모델)을 사용하며, 사용필터는 최소제곱필터이다.

$$x(t+T) = x(t) + T \cdot \dot{x} \quad (3)$$

$$z(t) = x(t) + v(t) \quad (4)$$

$$E(v(t) \cdot v(l)) = \sigma^2 \cdot \delta(t-l) \quad (\text{모든 } t, l)$$

여기서,

$z(t)$: t시점의 측정값

$x(t), \dot{x}(t)$: t시점의 참값 위치, 속도

T : 측정 주기

n : 처리 자료구간 frame 수

$v(t), \sigma^2$: t시점의 센서 측정 잡음, 분산

구간 nT 동안 자료를 사용한 최소제곱필터 식으로 유도하면 다음과 같다.

$$Z = A \cdot X + V \quad (5)$$

$$Z = \begin{bmatrix} z(t) \\ z(t-T) \\ \vdots \\ z(t-(n-1)T) \end{bmatrix}, A = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 1 & -T \\ \vdots & \vdots \\ 1 & -(n-1)T \end{bmatrix},$$

$$X = \begin{bmatrix} x(t) \\ x(t) \end{bmatrix}, V = \begin{bmatrix} v(t) \\ v(t-T) \\ \vdots \\ v(t-(n-1)T) \end{bmatrix}$$

$$\hat{X} = (\bar{A}^T \bar{A})^{-1} \bar{A}^T \bar{Z} \quad (6)$$

$$\text{여기서, } \bar{A} = \frac{A}{\sigma}, \bar{Z} = \frac{Z}{\sigma}$$

이식으로부터 다음 센서 자료가 들어올 시점에 대한 예측을 수행할 수가 있어서 입력 자료의 불량여부 판단에 활용할 수가 있다. 1step 예측 추정값의 오차분산(S)은 자료 수(n)에 대해 다음과 같으며, $S = \frac{2(2n+1)}{n(n-1)} \cdot \sigma^2$ (σ^2 은 측정센서 오차 분산).

입력 자료가 불량으로 판정 시는 예측을 하게되며 예측오차 분산은 다음과 같다.

$$S_p = S + \frac{12m(n+m-1)}{n(n^2-1)} \sigma^2$$

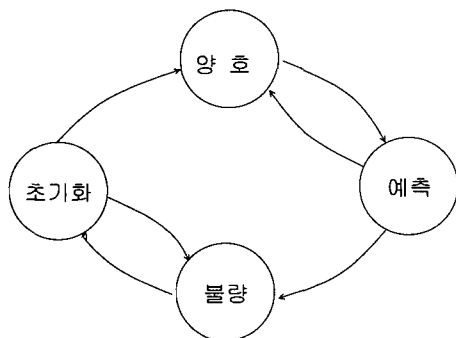
여기서 m : 예측 기간에 해당하는 frame 수

2.2.2 전처리필터 상태 천이

전처리필터는 입력되는 센서자료의 상태에 따라 다음과 같이 4가지 필터상태를 가지게 된다.

- (1) 불량상태 : 유효한 센서 자료가 없는 상태.
- (2) 초기화상태 : 필터 계산에 필요한 자료수가 되지 않은 상태. 초기화 상태에서는 유효한 자료 수만을 이용하여 최소제곱필터를 사용하여 추정을 수행한다.
- (3) 양호상태 : 이 상태에서는 가용한 n개 자료를 이용하여 최소제곱필터를 사용하여 추정을 한다.
- (4) 예측상태 : '양호' 상태에서 1회라도 입력 자료가 불량인 경우 이 상태가 되며, 만일 정해진 기간(M step)을 초과해도 불량시는 '불량' 상태로 전환되며, 예측 도중에 n개 이상 양호한 자료가 입력 시는 '양호' 상태로 전환된다.

전처리필터의 상태 천이도는 다음 그림 1과 같다.



(그림 1) 전처리필터 상태천이 관계

2.2.3 전처리필터 계통의 자료 융합

사격통제장치 계통 내에 가용한 센서수가 N이라면 각 센서별로 처리된 추정값을 X_1, X_2, \dots, X_N 이라하고 각각의 오차 분산을 S_1, S_2, \dots, S_N 이라 하면 이를 이용한 최적 추정값은 다음과 같은 정보 관계식으로부터 융합된 추정값을 계산할 수가 있다.⁽⁴⁾

$$\begin{aligned} & (\Lambda_1 + \Lambda_2 + \dots + \Lambda_N) \hat{X} \\ & = \Lambda_1 X_1 + \Lambda_2 X_2 + \dots + \Lambda_N X_N \end{aligned} \quad (7)$$

여기서, $\Lambda_1^{-1} = S_1, \Lambda_2^{-1} = S_2, \dots, \Lambda_N^{-1} = S_N$ 추정오차의 공분산(S)은 다음 관계식을 만족한다.

$$\Lambda = \Lambda_1 + \Lambda_2 + \dots + \Lambda_N, \quad S = \Lambda^{-1} \quad (8)$$

따라서 가용한 센서수가 증가하면 정보량이 증가하게 되어 (8) 식에서 보는 바와 같이 오차 공분산 크기가 감소하게 되어 성능이 개선되며, 또한 일부 센서가 불량으로 가용하지 않을 경우 그 센서의 정보가 0이 되나 나머지 센서들로 추정을 할 수가 있어서 견실성이 증가하므로 유리하다는 것을 알 수가 있다.

2.3 Markov 프로세스 모델식 유도

2.3.1 전처리필터 상태의 확장

사격통제장치의 전처리필터의 상태는 4가지로 정의 하였으나 이 상태 그대로는 Markov 상태로 전개가 가능하지가 않다. 그 이유는 각 필터 상태의 자료 처리 상황에 따라 추정치의 분산 등의 크기가 달라지게 되므로 상태천이 확률이 달라지게 된다. 예로서 '초기화' 상태 도중에 '불량' 상태로 천이 할 경우 초기화 과정의 유효한 자료 수에 따라 추정치의 분산이 다르며, 이에 따라 들어온 자료에 대한 불량 판단 시 신뢰

성에 차이가 발생하게 되며 상태 천이 확률이 다르게 된다. 따라서 이와 같이 내부 통계가 달라지게 되는 상태를 별도의 상태로 추가하여 확장하여야 Markov 프로세스로 전개가 가능하며, 추정된 분산 값을 계산할 수가 있다. 따라서 전처리 계통의 확장된 상태 수는 불량 1개, 초기화 $n - 2$, 양호 1, 예측 M 포함 $n+M$ 개의 상태가 된다.

2.3.2 센서 자료의 불량판단 Threshold 결정

필터상태간 천이는 2.2.2에서 주어진 Logic에 따라 동작하게 되는 데, 센서 및 모델의 오차 분포가 Gaussian이면, 센서입력과 추정치와의 잔류오차(residual error) 역시 Gaussian분포를 가지며, 분산 크기는 추정오차분산과 센서오차 분산의 합으로 표시된다. 즉, $\epsilon = |\hat{z} - z|$, 잔류오차(residual error), $N(0, S_\epsilon)$ $S_\epsilon = \sigma_f^2 + \sigma_s^2$; σ_f^2 : = 각 필터 상태 에서의 분산Threshold 값을 기준으로 잔류오차의 크기가 이상되면 불량으로 판정하고 그 이하이면 양호로 판단을 하게 되는 데 이때 Threshold 값은 다음의 2가지 확률을 고려하여 최적화 되어야 한다.

(1) 오경보 확률(false alarm probability; P_{fa})

센서 자료가 불량인 아닌 데 불량으로 판정될 확률.

$$P_{fa} = P[\epsilon > TH \mid w/o \text{ fault}]$$

$$= 2 \times \left[1 - \Phi\left(\frac{TH}{\sqrt{S_\epsilon}}\right) \right] \quad (9)$$

여기서 $\Phi(x) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^x e^{-\frac{y^2}{2}} dy$; error function

(2) 탐지확률(detection probability; P_d)

센서 자료가 불량시 불량으로 탐지될 확률.

$$P_d = P[\epsilon > TH \mid w/h \text{ fault}]$$

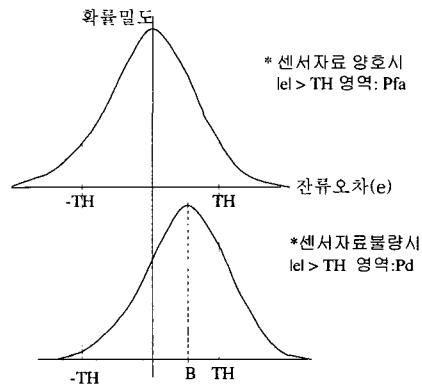
$$= 1 - \Phi\left(\frac{TH+B}{\sqrt{S_\epsilon}}\right) + 1 - \Phi\left(\frac{TH-B}{\sqrt{S_\epsilon}}\right) \quad (10)$$

여기서, B : 센서 불량시 bias 크기

그림 2에서 보는 바와 같이 TH가 커지면 오경보확률은 감소하지만, 센서가 불량 시 탐지확률이 역시 감소하게 되어 Trade-off 관계가 성립하므로 최적이 되도록 선정하여야 한다. TH를 최적화하기 위한 하나의 방안은 다음과 같은 오진단 확률을 최소화하기 위한 TH를 구하는 것이다.

$$P_e = P_f \cdot (1 - P_d) + (1 - P_f) \cdot P_{fa} \quad (11)$$

P_f : = 센서자료 불량확률



(그림 2) Bias 및 TH 크기에 따른 Pfa, Pd 관계

2.3.3 상태천이확률 행렬 계산식

사격통제장치와 전처리필터 상태는 Markov 프로세스로 전개하기 위해 4개의 기본 상태가 $n+M$ 개로 확장되었으므로 상태천이확률 행렬 P는 크기가 $(n+M) \times (n+M)$ 이 되며 진단 Logic의 불량 검출 확률은 다음과 같이 구할 수가 있다.

센서자료가 불량으로 판단될 확률(P_i) :

$$P_i = P_f \times P_d + (1 - P_f) \times P_{fa} \quad (12)$$

센서자료가 양호로 판단될 확률(P_0) :

$$P_0 = P_f \times (1 - P_d) + (1 - P_f) \times (1 - P_{fa}) \quad (13)$$

상태전이확률 행렬 P 를 구하는 방법은 다음과 같이 할 수 있다.

- (1) 각 필터상태별 S_ϵ 계산
- (2) TH 및 B 값 계산
- (3) (9), (10)식을 이용하여 P_{fa} 및 P_d 계산
- (4) (12), (13)식을 이용하여 P_0, P_1 계산
- (5) 2.2.2에 기술된 전이 관계를 이용하여 다른 필터상태로의 전이확률 계산

전처리필터의 필터상태 그룹별 잔류오차에 대한 분산 (S_ϵ)를 정리하면 표 1과 같으며, 각 필터상태 별 추정오차(1 step 예측 오차) 분산은 다음과 같다.

[표 1] 필터상태 그룹별 잔류오차 분산값

필터상태 그룹	잔류오차 분산 (S_ϵ)
불량	$S_0 = 6\sigma^2$ (진단시) ∞ (출력오차분산)
초기화	$S_1 = \frac{2(2i+1)}{i(i-1)} \sigma^2 + \sigma^2$
양호	$S_2 = \frac{2(2n+1)}{n(n-1)} \sigma^2 + \sigma^2$
예측	$S_3 = S'_3 + \sigma^2$ $S'_3 = \frac{2(2n+1)}{n(n-1)} \sigma^2$ $+ \frac{12m(n+m-1)}{n(n^2-1)} \sigma^2$

$$S_i(k) = S_{\epsilon_i}(k) - \sigma^2 \quad (14)$$

2.3.4 전처리필터의 추정 신뢰성 계산

초기필터상태가 지정되면 매 time step에서 $P(k)$ 를 계산할 수가 있으므로 새로운 필터상태를 $X(k+1) = X(k) \times P(k)$ 로부터 구할 수가 있다. 각 time step에서의 추정오차의 분산값은 각 필터상태별로 분포되어 있는 분산값을 이용하여 구할 수가 있다. 이것은 필터상태의 확률을 알 수가 있으므로 종합된 추정치는 다음과 같이 나타낼 수가 있다.

$$\hat{Z}(k) = \sum_{i=1}^{n+M} X_i(k) \times Z_i(k) \quad (15)$$

물론 여기서 $X_i(k)$ 는 time step k 에서 필터상태 i 의 확률을 의미하고, $Z_i(k)$ 는 그 필터상태에 추정을 한 추정치를 의미한다. 필터상태 i 는 동시에 1개 이상 존재할 수 없으므로 상호간에 독립인 관계로 둘 수가 있으므로, 상기 식으로부터 추정치의 분산은 다음과 같이 구할 수가 있다.

$$\begin{aligned} \hat{S} &= E \left[\sum_{i=1}^{n+M} X_i (Z - Z_i) \right]^2 \\ &= \sum_{i=1}^{n+M} X_i^2 E[(Z - Z_i)]^2 \\ &= \sum_{i=1}^{n+M} X_i^2 S_i^2 \end{aligned} \quad (16)$$

센서자료를 융합할 경우에는 2.2.3에 기술된 식으로 융합된 추정치를 계산할 수가 있으며, 추정된 분산은 (8)식을 쓸 수가 있으므로 센서 2개의 전처리필터를 융합할 경우에는 다음과 같이 된다.

$$\begin{aligned} &(\Lambda(1, K) + \Lambda(2, K)) \cdot Z_s \\ &= \Lambda(1, K) \cdot \hat{Z}(1, K) + \Lambda(2, K) \cdot \hat{Z}(2, K) \end{aligned} \quad (17)$$

여기서

$$\begin{aligned} \hat{S}(1, K) &= A(1, K)^{-1}; \text{센서1의 } K \text{ step에서 분산} \\ \hat{S}(2, K) &= A(2, K)^{-1}; \text{센서2의 } K \text{ step에서 분산} \\ A_s(K) &= A(1, K) + A(2, K) \end{aligned} \quad (18)$$

$S_s(K) = A_s(K)^{-1}$; 센서융합 계통의 분산값

2.4 시뮬레이션 및 검토

본 논문에서는 대공화기 사격통제장치의 거리측정 센서를 위한 전처리필터에 대한 시뮬레이션을 수행하였다. 거리센서로는 광학추적기와 함께 쓰이는 레이저거리측정기(LRF; Laser Range Finder) 및 추적레이더를 대상으로 하였다.

2.4.1 운용시나리오 및 센서자료 불량 확률

대공 표적과 교전하는 동안 겪게 되는 운용 환경을 크게 5가지 상태로 구분하였으며, 이때 센서의 측정자료 불량확률을 표 2와 같이 지정하였다.

운용에 소요되는 시간은 10-20초로 하였고, 운용중 각 환경에 차지하는 점유 시간 비중은 표 2 Duty와 같다.

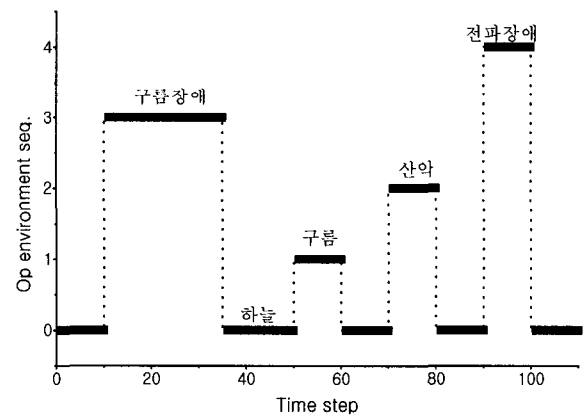
(표 2) 운용환경에 따른 센서 불량 확률

	하늘 배경	구름 배경	산악 배경	구름 장애물	전파 장애물
LRF	0.01	0.2	0.3	0.9	0.1
Radar	0.0001	0.01	0.1	0.1	0.7
Duty	0.6	0.1	0.1	0.1	0.1

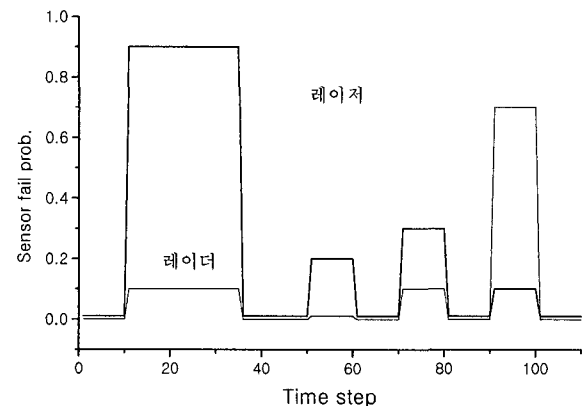
2.4.2 시뮬레이션 결과

사격통제장치의 전처리필터에 대한 시뮬레이션은 Matlab을 이용하여 구현하였다. 필터의 초기상태는

‘불량’상태에서 시작하였고, 운용환경순서는 다음 그림 3에서 보듯이 서로 다른 5개 환경을 교대로 하였다. 시뮬레이션에 사용된 필터의 샘플주기는 0.1초이며, 최소제공필터 구간은 0.5초, 예측기간은 레이저는 1초 레이더는 2초로 하였다. 따라서 레이저필터의 내부상태 수는 15개이며, 레이더필터의 내부 상태 수는 20개로 하였다. 그림 4는 각 운용환경별 센서자료의 불량 확률을 나타내었다. 시뮬레이션 결과는 그림 5부터 그림 8까지 나타내었다. 그림 5는 레이저 전처리필터의 상태별 확률을 나타낸 것이며, 그림 6은 레이더 전처리필터 상태별 확률을 나타낸 것이다.



(그림 3) 운용환경 순서

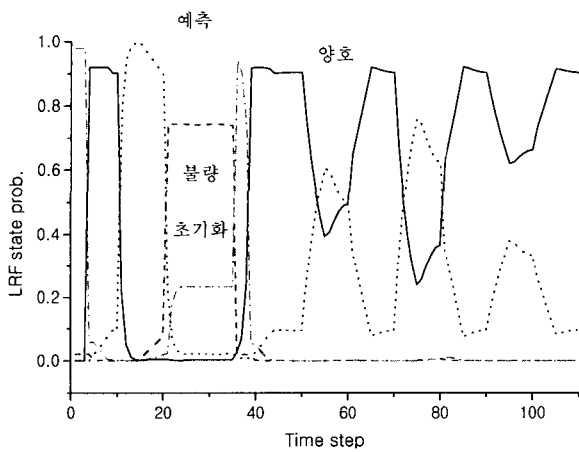


(그림 4) 자료불량 확률

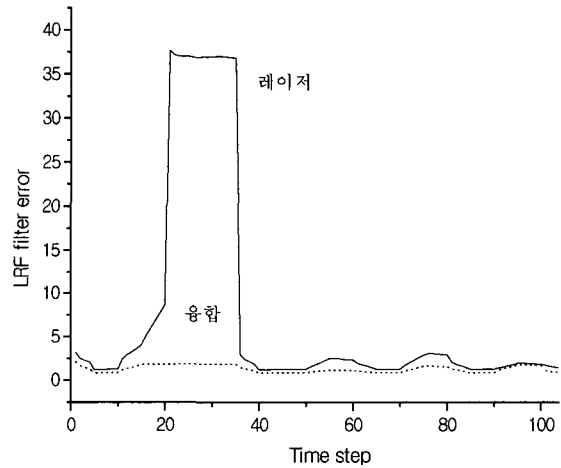
그림에서 보듯이 입력자료의 불량 확률에 따라 필터 상태가 확률적으로 분포함을 알 수가 있다. 즉 센서자료가 양호하다 불량 시 예측확률이 급격히 증가하는데 센서자료의 불량확률이 클 수록 예측 상태 확률이 더욱 크게 증가함을 그림 5-그림 6의 레이저, 레이더 결과로부터 잘 알 수가 있다.

또한 예측기간이 초과 시는 '불량상태' 확률이 증가하고 센서자료가 다시 양호하게 되면 '초기화상태' 확률이 증가하면서 초기화 기간이 경과하면 '양호상태'로 변경됨을 볼 수가 있다. 그림 7-그림 8을 통하여

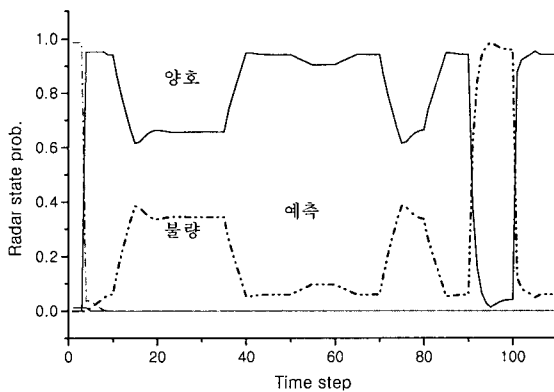
레이저 및 레이더 전처리필터 분산 값을 보였는데, 이는 각 필터의 확장된 상태별 분포 확률과 분산 값들을 결합하여 계산하였다. 또한 레이저와 레이더를 융합 시 분산 값을 아울러 보였는데 단독으로 사용시 보다 상호간의 정보를 이용함으로써 추정 오차 분산이 감소되고 센서 불량 시 back-up 효과가 향상되어 성능과 신뢰성이 증가함을 알 수가 있다. 시뮬레이션 결과는 본 논문의 방법이 신뢰성 평가에 효과가 있음을 보여 주고 있다.



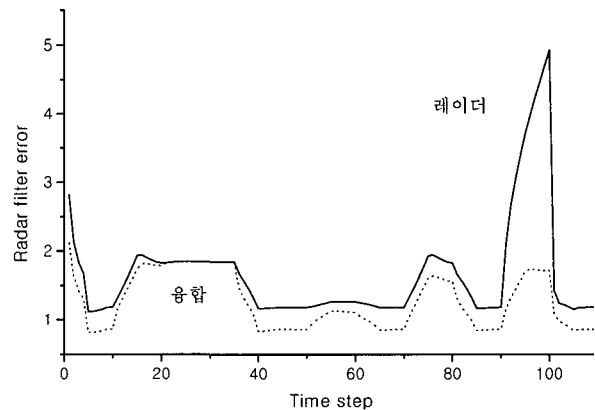
(그림 5) 상태분수 분포확률(레이저)



(그림 7) 전처리필터오차편차(레이저)



(그림 6) 필터상태분포확률(레이더)



(그림 8) 전처리필터오차편차(레이더)

3. 결 론

본 논문은 다양한 운용 환경에 따라 센서 자료의 신뢰성이 변하는 경우 대공화기 사격통제장치 등의 전처리필터의 신뢰성을 정량적으로 파악할 수 있는 방안을 제시하였다. 제안된 방안은 필터의 상태를 Markov프로세스로 전개하기 위하여 통계적 특성이 달라지는 모든 내부 처리 상태를 별도의 필터 상태로서 확장하였으며, 이들 상태간의 상태전이확률 행렬을 센서 입력자료 불량확률 및 전처리 필터의 불량 진단 확률로서 표현하고, 이를 Markov 상태 전개식으로 유도함으로써 정량적으로 필터의 신뢰성을 계산할 수 있도록 하였다.

시뮬레이션을 통해 LRF 및 추적레이다 등을 동시에 갖는 전처리 시스템에 대하여 각각의 필터 신뢰성

을 계산하였고, 동시 운용시 융합 효과를 계산하였다. 논문의 방법은 통계적 처리를 하는 다른 계통에도 쉽게 응용될 수 있을 것으로 판단된다.

참 고 문 헌

1. P. S. Maybeck, 'Stochastic Models, Estimation, and Control Vol I', Academic Press, pp. 329-341, 1979.
2. Howard, R.A., 'Dynamic Probabilistic Systems: Vol I Markov models', Wiley & Sons, 1971.
3. R. Patton, P. Frank, R. Clark, 'Fault Diagnosis in Dynamic Systems', Prentice Hall, pp. 477-508, 1989.
4. F. J. Bierman, 'Factorization Methods for Discrete Sequential Estimation', Academic Press, pp. 14-19, 1977.