

기동표적 추적을 위한 Activation-Only VSIMM 알고리즘

論 文

51D-9-1

The Activation-Only VSIMM Algorithm for Maneuvering Target Tracking

崔性熙* · 宋澤烈**

(Seong Hee Choi · Taek Lyul Song)

Abstract - This paper suggests the activation-only VSIMM estimator, applied mainly to target tracking problems. This algorithm is much simpler and easier to implement than the ordinary VSIMM algorithm. Also the activation-only VSIMM algorithm provides a substantial reduction in computation while having identical performance with the ordinary VSIMM estimator and the FSIMM estimator. More importantly, the drawbacks related to the improper termination and activation inherent to the VSIMM algorithm are eliminated in this algorithm. The performance of this estimator will be shown through a Monte Carlo simulation for maneuvering target tracking in comparison with the FSIMM and the VSIMM.

Key Words : FSIMM, VSIMM, activation, termination

1. 서 론

여러 개의 필터를 사용하는 다중모델(Multiple-Model) 추정기법은 표적 추정이나 fault detection같은 시스템 식별문제들을 다루는데 있어서 이 기법의 효율성 및 우수성 때문에 근래에 많은 분야에서 지속적인 관심대상이 되어 왔다. 이러한 다중모델 추정기법은 [1]에서 처음 제시가 된 후, the generalized-pseudo Bayesian of first order and second order(GPB1 and GPB2)[2], MMAE(Multiple Model Adaptive Estimation)[3] 그리고 IMM(Interacting Multiple Model) [4]과 같은 다양한 다중모델 알고리즘이 제시되었다. 특히 IMM 알고리즘은 계산의 효율성 및 실용성 때문에 항공기 관제[5], 시스템 잡음식별[6], glint 잡음 환경에서의 표적추적[7]과 같은 다양한 분야에서 폭 넓게 사용되어지고 있다.

그러나, IMM 알고리즘을 비롯한 기존의 다중모델 알고리즘들은 모델의 수가 정해지면 항상 같은 구조를 사용한다는 점에서 FSMM(Fixed Structure Multiple Model)이라고 할 수 있다. 이러한 FSMM 추정기법들은 적은 모델로서 다룰 수 있는 시스템에 대하여는 아주 효율적인 추정 성능을 보여주었으나, 모델 가정을 많이 필요로 하는 고차원 시스템(high-dimensional system)인 경우 시스템의 변화를 잘 추정하기 위하여 다수의 필터를 항상 사용해야 하므로 계산량의 폭증을 가져온다. 더욱 중요한 것은 필터의 수를 증가시키는 것이 추정 성능의 향상을 항상 보장할 수 없다는 것이다. 오히려 필터

의 수가 많을 때 추정 성능이 떨어질 수도 있음을 [8]에서 제시하였다.

따라서 이러한 FSMM의 기본적인 문제점을 해결하기 위해서 VSMM(Variable Structure MM)이 도입되었다. VSMM알고리즘은 [9]에서 처음 제시되었고 [10], [11]에서 이론적인 바탕을 정립하였다. 또한 [12]에서는 MGS(Model Group Switching) 방법을 이용한 VSIMM(Variable Structure IMM) 알고리즘을 제시하였다. 이 VSIMM 알고리즘은 활성화 논리(activation logic)와 종료 논리(termination logic)로 구성되어 있으며, 이 과정을 통하여 모델 그룹간의 스위칭이 이루어진다. 또한 [13]에서는 전체 모드(가설)의 수가 많을 경우 VSIMM이 FSIMM보다는 계산량은 훨씬 줄면서 성능은 비슷함을 보여주었다. 그러나, VSIMM 추정기법은 새로운 모델 그룹이 활성화 되었을 때 계산량이 갑자기 증가하는 단점과 종료 논리에 사용되어지는 부적절한 설정값들로 인해 생길 수 있는 추정성능의 약화들을 내포하고 있다. 따라서 본 논문에서는 기존의 VSIMM 알고리즘보다 계산량은 줄면서 위에 언급된 문제점들을 제거할 수 있는 activation-only VSIMM 알고리즘을 제시하여 고차원 시스템에 대한 표적 추정성능 및 계산량을 기존의 FSIMM, VSIMM 알고리즘과 같이 비교할 것이다.

2. Variable Structure IMM(VSIMM)

VSIMM 알고리즘은 모든 모델들을 항상 사용하는 FSIMM과는 다르게 시스템의 동작 상태에 따라 현재 시스템과 연관성이 적다고 여겨지는 모델들을 제외시킨다. 즉, 모든 모델들을 유사한 가정을 가진 모델들로 묶어진 여러 개의 모델그룹으로 나눈 다음 시스템의 동작 상태에 따라 알맞은 모델그룹만을 가지고 필터를 동작시키기 때문에 계

* 準 會 員 : 漢陽大 工大 電子電氣制御計測科 卒業

** 正 會 員 : 漢陽大 工大 컴퓨터工學部 教授

接受日字 : 2002年 2月 7日

最終完了 : 2002年 6月 26日

산량이 훨씬 줄어든다. [13]에서 제시된 것처럼 VSIMM 알고리즘은 시스템의 동작상태에 따라 현재 동작중인 모델 그룹을 활성화 논리와 종료 논리를 통해 적응적으로 채택함으로써 모든 모델들을 항상 사용하는 FSIMM과 성능은 비슷하지만 계산량은 획기적으로 감소시킬 수 있는 장점이 있다. [13]에서 제시한 VSIMM 알고리즘을 살펴보기 위하여 그림 1에 알고리즘의 흐름도를 도시하였다.

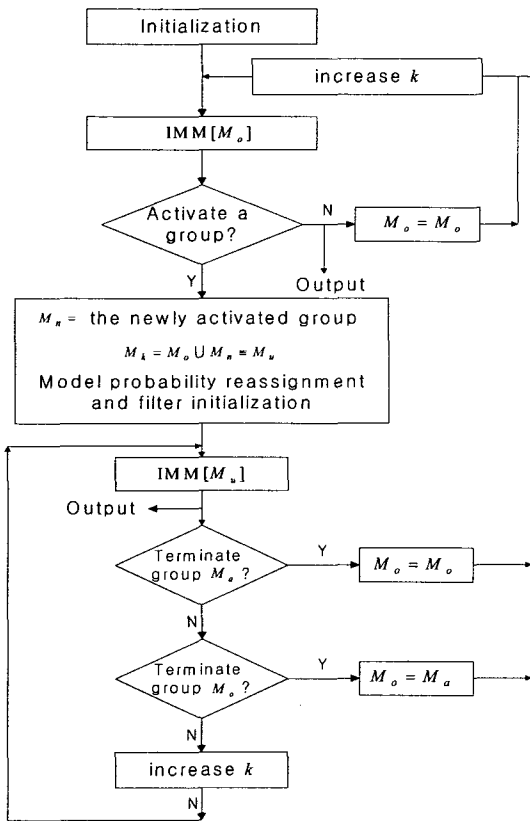


그림 1 VSIMM 알고리즘 흐름도
Fig. 1 Flowchart of the VSIMM

그림 1에서와 같이 만약 M_n 가 활성화되면 통합 모델그룹(M_u)에 대한 필터 상태변수를 다시 초기화하는 과정이 필요하다. 그 후 M_u 의 모델을 가진 IMM 알고리즘을 다시 동작시켜 상태변수 추정치를 새로이 얻게 된다. 그 후 종료 논리에서 통합 모델그룹의 상태변수 추정치 정보로부터 M_o 또는 M_n 을 종료할 것이지 여부를 판별하게 된다. 만약 M_o 가 종료된다면 다음 순간에서의 모델 그룹 M_o 는 M_n 가 되고, M_n 가 종료된다면 M_o 는 기존에 동작중인 M_o 가 될 것이다. 만약 활성화된 모델 그룹(M_n)이 없으면 다음 순간에서의 모델 그룹 M_o 는 현재 모델그룹(M_o)가 된다.

따라서, [13]에서 제시한 VSIMM 알고리즘은 다음과 같은 특징을 갖고 있음을 알 수 있다.

첫째, 모델 그룹간의 스위칭은 두개의 독립된 과정인 활성화와 종료를 통해 이루어진다. 쇠신된 상태변수들로부터 얻어진 각 모델의 정보로부터 다른 하나의 모델그룹이 현재

시스템에 잘 부합한다고 여겨지면 해당하는 후보 모델그룹을 활성화시킨다. 그 후 기존에 동작중인 모델그룹(M_o)에 활성화된 모델그룹(M_n)을 합한 통합 모델그룹(M_u)을 다시 동작시켜 새로운 추정치를 얻는다. 그 후에는 두개의 모델그룹(M_o , M_n)중 하나가 종료될 때까지 지속적으로 M_u 을 동작시킨다.

둘째, 새로 활성화된 M_n 는 필터 상태변수가 정해지지 않았기 때문에 필터 상태변수의 값들을 새로이 부여하는 과정이 필요하다. M_n 의 상태변수들은 현재 모델그룹(M_o)의 상태변수와 모드 천이 확률행렬(mode probability transition matrix)로서 구해진다.

셋째, 통합 모델그룹 M_u 중 M_o 나 M_n 를 종료하는 기준은 두 모델그룹의 확률비(t^u)와 순차적 likelihood ratio(t^L)로서 종료 논리를 거쳐 결정하게 된다. 즉, 종료 논리를 통해서 현재 시스템과 연관성이 적은 모델 그룹(M_o 또는 M_n)을 적응적으로 선택하여 종료할 수 있다. 그러나 이 종료 논리에서 현재의 시스템의 변화에 따라 적응적으로 모델그룹을 종료시킬 수 없을 경우에는 계산량 증가와 함께 통합 모델그룹을 지속적으로 동작시킴으로서 시스템의 변화에 맞는 새로운 모델그룹의 활성을 불가능하게 만들어 시스템 상태변수를 정확히 추정 못할 수도 있는 단점이 내재되어 있다.

VSIMM 알고리즘에 대한 기타 자세한 수식 및 설명은 [12]와 [13]에 잘 설명이 되어있다.

3. Activation-only VSIMM

본 논문에서 제시하는 activation-only VSIMM 알고리즘은 기존의 VSIMM과 달리 종료 논리를 포함하고 있지 않기 때문에 하나 이상의 모델그룹을 선택하여 필터를 동작할 수 없다. 따라서 activation-only VSIMM의 활성화 논리에서는 기존의 VSIMM처럼 통합 모델그룹의 필터 초기화 과정이 필요하지 않고, 활성화된 모델그룹만을 초기화해 주면 된다. 활성화된 모델그룹의 초기화 과정이 끝나면 기존의 모델그룹은 버리고 활성화된 모델그룹만을 동작시킨다. 즉 현재 시스템의 변화에 맞는 모델그룹이 활성화 되었을 때, 기존에 동작중인 모델그룹(M_o)의 상태변수 정보를 활성화된 모델그룹(M_n)의 상태변수 초기화에만 이용하고 이후에는 사용하지 않는다. 그러나 기존의 VSIMM에서는 M_o 의 상태변수정보가 IMM의 알고리즘에 의해 M_n 의 상태변수 추정에 영향을 미치면서 통합 모델그룹의 상태변수를 구하게 된다. 이렇게 함으로서 새로운 모델그룹이 활성화 되었을 때, 기존의 VSIMM처럼 통합 모델그룹을 통하여 상태변수 추정치를 얻는 것이 아니라 활성화된 모델그룹만을 동작시켜 추정치를 얻는 차이점이 발생한다.

또한 종료 논리를 포함하지 않음으로서 VSIMM의 종료 논리에서 발생할 수 있는 종료 불능상태 즉, 부적절한 모델그룹의 지속적인 동작을 미연에 방지하고, 시스템의 변화에 보다 더 빠른 적응 모델그룹을 선택할 수 있다. 기존의

VSIMM은 통합 모델그룹 중 하나의 모델이 종료되어야만 시스템의 변화에 따른 적응 모델그룹을 활성화 시킬 수 있는 반면 activation-only VSIMM은 기존의 모델그룹으로부터 새로운 모델그룹으로 스위칭하기 때문에 앞서 언급한 문제를 내포하지 않는다.

Activation-only VSIMM의 활성화 논리에서는 새로운 모델 그룹을 활성화시키기 위한 기준값들로서 현재 동작중인 M_o 안의 각 모델의 확률(μ_k^i)과 likelihood function(L_k^i)를 사용한다. IMM 알고리즘에서 각 모델의 μ_k^i 와 L_k^i 를 구하는 식은 (1)과 같다.

$$\begin{aligned} \mu_k^i &= \text{Prob}(m_k^i | M^k, Z^k) = \frac{\mu_{k|k-1}^i L_k^i}{\sum_{m_k^j \in M_k} \mu_{k|k-1}^j L_k^j} \\ L_k^i &= f(\tilde{z} | m_k^i, M_{k-1}, Z^{k-1}) \equiv N[\tilde{z}; 0, S^i] \\ \mu_{k|k-1}^i &= \sum_{m^n \in M_{k-1}} \pi_{\ni} \mu_{k-1}^n \end{aligned} \quad (1)$$

여기서 S^i 는 모델 m_k^i 에 기반을 둔 필터의 잔여치(residual)의 공분산이고, π_{ni} 는 모드 천이 확률로서 $\pi_{\ni} = \text{Prob}(m_k^i | m_{k-1}^n)$ 이다.

따라서 M_o 안에 있는 모델 중, 한 모델의 μ_k^i 과 L_k^i 이 미리 정해진 설정값을 넘거나 조건을 만족하면, 그 모델을 포함하는 후보 모델그룹 M_a 를 활성화시킨다. 설정값을 너무 높게 잡으면 새로운 모델그룹이 활성화되기 어려워 시스템의 변화에 필터의 모델그룹이 적응적으로 채택되지 않을 것이다. 반면에 너무 낮은 값을 사용하면 잘못 활성화되는 경우가 자주 발생하게 되어 계산량 증가와 함께 성능의 악화를 가져올 수 있으므로 시스템을 고려한 적절한 설정값을 마련해 주어야 한다. 또한 활성화된 모델들의 각 필터 상태 변수들이 아직 정해지지 않았으므로 초기화 과정이 필요하다. 우선, 활성화 논리를 통해 후보 모델그룹 M_a 를 선택한 후에는 M_a 와 현재 모델그룹 M_o 의 공통 모델들을 제외한 새로 활성화된 모델그룹 M_n 의 상태변수에 대한 초기화 과정을 살펴보자.

먼저 m_k^n 을 k 순간에서의 새로 활성화된 모델이라고 하면, $k-1$ 순간에서의 이 모델의 확률은 식 (2)과 같다.

$$\begin{aligned} \mu_{k-1}^n &= \text{Prob}(m_{k-1}^n | M^{k-1}, Z^{k-1}) = 0, \\ &\forall m_k^n \in M_k^n \end{aligned} \quad (2)$$

또한, k 순간에서의 측정치 z_k 가 얻어지지 않은 상태에서 k 순간에서의 모델 m_k^n 가 맞을 확률은 식 (3)과 같다.

$$\begin{aligned} \mu_{k|k-1}^n &= \text{Prob}(m_k^n | M^{k-1}, Z^{k-1}) \\ &= \sum_{m_j \in E_n} \text{Prob}(m_k^n | m_{k-1}^j) \text{Prob}(m_{k-1}^j | M^{k-1}, Z^{k-1}) \\ &= \sum_{m_j \in E_n} \pi_{jn} \mu_{k-1}^j \end{aligned} \quad (3)$$

여기서 E_n 은 m_k^n 으로 스위칭되는 $k-1$ 순간에서 동작중인 모델들이다.

$$E_n = (m_{k-1}^l : m_{k-1}^l \in M_{k-1}, \pi_{ln} \neq 0) \quad (4)$$

M_a 와 M_o 의 공통 모델들에 대한 확률값은 변함이 없으므로 계산과정이 따로 필요하지 않다[12]. 즉 새로 활성화된 모델그룹 M_k^n 에 대해서만 확률 초기화 과정이 필요하다. 또한 M_k^n 에 대해서 IMM 알고리즘을 적용하기 위해 각 모델 m_k^n 의 혼합된 추정치 \tilde{x}_{k-1}^n 를 구하는 과정이 필요하다. \tilde{x}_{k-1}^n 는 $k-1$ 순간에서 채신된 상태변수들 \hat{x}_{k-1}^i 로부터 식 (5)와 같이 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} \tilde{x}_{k-1}^n &= E[x_{k-1} | m_k^n, M^{k-1}, Z^{k-1}] \\ &= \sum_{m_{k-1}^i \in M_{k-1}} \hat{x}_{k-1}^i \mu_{k-1}^{in} \\ \mu_{k-1}^{in} &= \text{Prob}(m_{k-1}^i | m_k^n, M^{k-1}) = \frac{\pi_{\in} \mu_{k-1}^i}{\sum_{m_{k-1}^j \in M_{k-1}} \pi_{jn} \mu_{k-1}^j} \end{aligned} \quad (5)$$

마찬가지로 혼합된 추정치의 공분산 \tilde{P}_{k-1}^n 는 (5)에서 구한 \tilde{x}_{k-1}^n 와 \hat{x}_{k-1}^i 로부터 (6)와 같이 구해질 수 있다.

$$\begin{aligned} \tilde{P}_{k-1}^n &= E[(x_{k-1} - \tilde{x}_{k-1}^n)(x_{k-1} - \tilde{x}_{k-1}^n)' | m_k^n, M^{k-1}, Z^{k-1}] \\ &= \sum_{m_{k-1}^i \in M_{k-1}} [\tilde{P}_{k-1}^i + (\hat{x}_{k-1}^i - \tilde{x}_{k-1}^n)(\hat{x}_{k-1}^i - \tilde{x}_{k-1}^n)'] \mu_{k-1}^{in} \end{aligned} \quad (6)$$

위 식에서 보는 바와 같이 활성화된 모델그룹 M_a 는 M_o 와 공통으로 가지는 모델들과 새로 활성화된 모델그룹 M_k^n 으로 구성되어지고 IMM 알고리즘을 적용하기 위한 상태변수 초기치 및 확률들을 모두 설정하였으므로, IMM 알고리즘을 순차적으로 적용하여 상태변수 값을 새로이 계산하여 얻는다. 기존의 VSIMM 알고리즘은 현재 모델그룹(M_o)과 활성화된 모델그룹(M_a)을 합한 통합 모델그룹의 모델들까지 IMM 알고리즘을 수행하여 현재의 상태변수를 새로

이 얻는다. 그러나 activation-only VSIMM은 M_o 를 제외하고 활성화된 모델그룹(M_a)만을 가지고 IMM 알고리즘을 적용하여 추정치를 얻는다.

그림 2에 activation-only VSIMM 알고리즘의 흐름도를 도시하였다. 이 그림에서와 같이 활성화 논리에서 새로운 모델 그룹을 활성화하면 다음 순간을 위한 모델그룹 M_o 는 곧바로 M_a 가 된다.

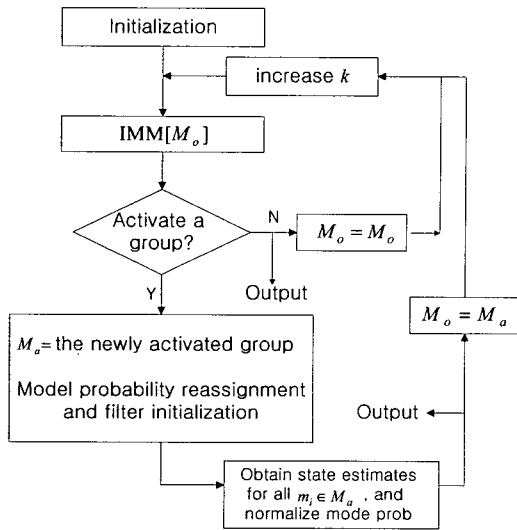


그림 2 Activation-only VSIMM 알고리즘 흐름도
Fig. 2 Flowchart of the activation-only VSIMM

또한 activation-only VSIMM은 VSIMM 알고리즘보다 간단할 뿐 아니라, VSIMM의 종료 논리에 사용되어지는 설정값들을 사용할 필요가 없어지게 된다. 따라서 VSIMM이 가질 수 있는 종료 논리의 부적절한 설정값들로 인한 추정 성능의 악화를 없앨 수 있을 것으로 기대된다.

4. 시뮬레이션

4.1 시뮬레이션 조건

본 논문에서는 activation-only VSIMM 알고리즘을 2차원 평면에서 모델의 수가 많을 경우, 표적추정에 관한 성능을 표적 상태변수 추정성능 및 계산량 측면에서 기존의 FSIMM, VSIMM 기법과 몬테칼로 시뮬레이션을 통해 서로 비교하였다.

먼저 시스템 동력학 방정식은 [13]에서 사용한 시스템을 모델로 하였다.

$$x_{k+1} = \begin{pmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} x_k + \begin{pmatrix} \frac{T^2}{2} & 0 \\ T & 0 \\ 0 & \frac{T^2}{2} \\ 0 & T \end{pmatrix} w_k$$

$$z_k = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} x_k + \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} v_k \quad (7)$$

여기서 $x = (x_1, x_2, x_3, x_4)^T$ 이고, w_k 는 공정잡음으로서 평균값을 모드로 하고 분산 $Q = 10^2 I_2$ 이다. 그리고 v_k 는 평균값이 0인 백색 가우시안 잡음으로 $R = 20^2 I_2$ 의 공분산을 갖는다. 기동 표적의 X축, Y축 각각의 초기 위치는 20Km이고 초기 속도는 340m/sec이다. 또한 샘플링 주기 T 는 1sec 이다. 그리고 VSIMM과 activation-only VSIMM 알고리즘이 공통적으로 내포하는 활성화 논리에서 활성화를 위한 모드 확률의 문턱값 t_a 는 0.4로 설정되었다. 또한 VSIMM 알고리즘의 종료 논리에서 사용되는 두 모델그룹의 확률비(t^μ)의 문턱값과 순차적 likelihood ratio(t^L)의 문턱값은 (8)과 같이 설정하였다.

VSIMM의 종료논리에서는 t^μ 가 t_1^μ 보다 작고 t^L 가 t_1^L 보다 작으면 M_a 를 종료하고, t^μ 가 t_2^μ 보다 크고 t^L 가 t_2^L 보다 크면 M_o 를 종료한다. 그러나 t^μ 가 t_1^μ 와 t_2^μ 의 사이에 있거나 t^L 이 t_1^L 과 t_2^L 의 사이에 있으면 M_u 을 지속적으로 동작시킨다. t^μ 와 t^L 를 구하는 자세한 설명은 [12]에 게재되어 있다.

$$t^\mu = \mu_k^{M_o} / \mu_k^{M_a}, \quad t^L = \prod_{k=k_0}^k L_k^{M_o} / L_k^{M_a},$$

여기서, k_0 는 활성화 된 순간

$$\begin{aligned} \text{모드확률 문턱값} : & t_a = 0.4 \\ t^\mu \text{ 문턱값} : & t_1^\mu = 0.85, t_2^\mu = 0.93 \\ t^L \text{ 문턱값} : & t_1^L = 0.9, t_2^L = 1.0 \end{aligned} \quad (8)$$

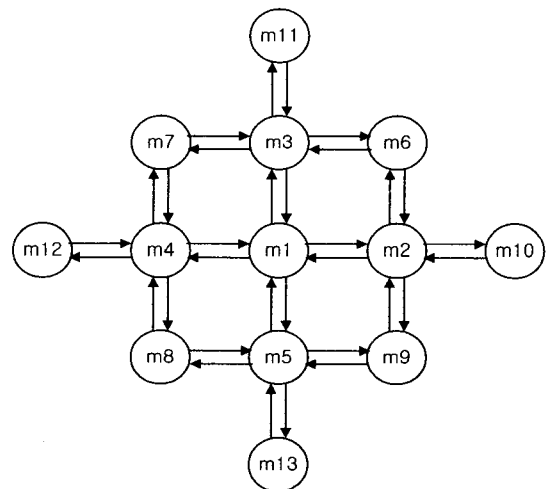


그림 3 표적 추적을 위한 전체 모델집합
Fig. 3 Total model-set for target tracking

그림 3은 표적의 실제 가속도를 추정하기 위한 전체 모델들의 집합을 나타낸 것이다. 그림 3에 표현된 각각의 모델은 (9)의 가속도 모드를 가지고 동작을 하게 된다.

$$\begin{aligned}
 m_1 : a &= (0 \ 0)' & m_2 : a &= (20 \ 0)' \\
 m_3 : a &= (0 \ 20)' & m_4 : a &= (-20 \ 0)' \\
 m_5 : a &= (0 \ -20)' & m_6 : a &= (20 \ 20)' \\
 m_7 : a &= (-20 \ 20)' & m_8 : a &= (-20 \ -20)' \\
 m_9 : a &= (20 \ -20)' & m_{10} : a &= (40 \ 0)' \\
 m_{11} : a &= (0 \ 40)' & m_{12} : a &= (-40 \ 0)' \\
 m_{13} : a &= (0 \ -40)' . & &
 \end{aligned} \tag{9}$$

또한, 모델그룹 스위칭을 위한 모델그룹은 (10)과 같이 설정했다. 각 모델그룹은 5개의 인접한 모델들로 이루어져 있다. 기존의 FSIMM 알고리즘은 (9)의 5개 전체 모델그룹을 항상 쓰는 반면, VSIMM은 위 모델그룹중 1~2개의 모델그룹을 선택적으로 사용한다. 그러나 activation-only VSIMM 알고리즘은 단지 1개의 모델그룹만을 선택적으로 택하여 필터를 동작시키므로 FSIMM, VSIMM보다는 계산량이 줄어든다.

$$\begin{aligned}
 M_1 &= (m_1, m_2, m_3, m_4, m_5) \\
 M_2 &= (m_2, m_{10}, m_6, m_1, m_9) \\
 M_3 &= (m_3, m_{11}, m_7, m_1, m_6) \\
 M_4 &= (m_4, m_{12}, m_8, m_1, m_7) \\
 M_5 &= (m_5, m_{13}, m_9, m_1, m_8)
 \end{aligned} \tag{10}$$

위 전체 모델에 대한 모드천이 확률행렬은 (11)으로 표현되며 [13]에서 사용한 값과 동일하다.

$$\pi_j = \begin{bmatrix}
 1/6 & 1/20 & 1/120 & 1/120 & 1/120 & 1/120 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
 0.02 & 0.95 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.01 & 0 & 0 & 0.01 & 0.01 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
 0.02 & 0 & 0.95 & 0 & 0 & 0 & 0.01 & 0.01 & 0 & 0 & 0 & 0.01 & 0 & 0 & 0 \\
 0.02 & 0 & 0 & 0.95 & 0 & 0 & 0.01 & 0.01 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.01 & 0 & 0 \\
 0.02 & 0 & 0 & 0 & 0.95 & 0 & 0 & 0 & 0.01 & 0.01 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.01 \\
 0 & 1/30 & 1/30 & 0 & 0 & 28/30 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
 0 & 0 & 1/30 & 1/30 & 0 & 0 & 28/30 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
 0 & 0 & 0 & 1/30 & 1/30 & 0 & 0 & 28/30 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
 0 & 1/30 & 0 & 0 & 1/30 & 0 & 0 & 0 & 28/30 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.09 & & 0 & 0 & 0 \\
 0 & 0 & 0 & 0.01 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.09 & 0 & 0 \\
 0 & 0 & 0 & 0 & 0.01 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.09 & 0 \\
 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.01 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.09
 \end{bmatrix} \tag{11}$$

또한, 본 시뮬레이션에서는 후보 모델그룹을 활성화하기 위한 다음과 같은 간단한 활성화 논리를 적용하였다. 시스템과 모델 그룹의 설정에 따라서 활성화 논리를 다르게 적용할 수 있지만, 본 논문에서는 다음과 같은 활성화 논리를 마련하였다.

(1) $M_o = M_j$ 일때 다음의 두 조건을 만족하면 M_j 를 활성화시킨다.

$$\begin{aligned}
 \text{Likelihood condition: } & L_k^j = \max_{m_i \in M_k} L_k^i \\
 \text{Probability condition: } & \mu_k^j > t_a
 \end{aligned}$$

여기서 $j \neq 1$ 이고, μ_k^j 과 L_k^j 는 모델 m_j 의 확률과 likelihood function이다. 예를 들면 모델그룹 M_1 이 동작중일 때 모델 m_2 가 위의 조건을 만족하면 모델그룹 M_2 를 활성화시킨다.

(2) $M_o = M_j$ 일때 다음의 두 조건을 만족하면 M_1 을 활성화시킨다.

$$\begin{aligned}
 \text{Likelihood condition: } & L_k^1 = \max_{m_i \in M_k} L_k^i \\
 \text{Probability condition: } & \mu_k^1 > t_a
 \end{aligned}$$

여기서 $j \neq 1$ 이고, μ_k^1 과 L_k^1 는 모델 m_1 의 확률과 likelihood function이다. 예를 들면 모델그룹 M_2 이 동작중일 때 모델 m_1 가 위의 조건을 만족하면 모델그룹 M_1 를 활성화시킨다.

4.2 시뮬레이션 결과

본 논문에서는 위에 언급한 시스템과 시뮬레이션 조건을 바탕으로 고차원(high-dimensional system)에서 모델의 수가 많이 필요한 표적 추정 문제에 관하여 몬테칼로 시뮬레이션을 통하여 기존의 FSIMM, VSIMM 알고리즘과 같이 성능비교를 하였다. 표적 가속도의 시나리오는 서로 독립적인 2개의 시나리오를 가지고 시뮬레이션을 수행했다.

먼저, 시나리오 #1(S1)에 대한 표적의 가속도(모드)에 대한 변화는 (12)과 같다.

$$S1 : a_k = \begin{cases} [0 \ 0]' & 1 \leq k \leq 30 \\ [18 \ 3]' & 31 \leq k \leq 45 \\ [38 \ -2]' & 46 \leq k \leq 55 \\ [0 \ 0]' & 56 \leq k \leq 80 \\ [1 \ 22]' & 81 \leq k \leq 98 \\ [3 \ -1]' & 99 \leq k \leq 119 \\ [-35 \ 1]' & 120 \leq k \leq 139 \\ [-20 \ 0]' & 140 \leq k \leq 150 \\ [3 \ 2]' & 151 \leq k \leq 200 \end{cases} \tag{12}$$

주어진 시간동안(200초) 표적이 위와 같은 가속도로 기동을 하였을 때 초기 위치로부터 표적의 위치 변화는 그림 4와 같다.

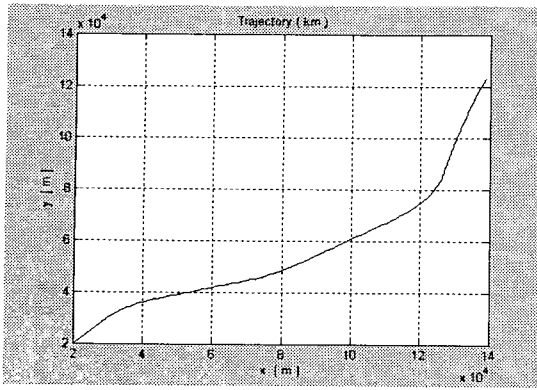


그림 4 표적의 위치 변화(S1)
Fig. 4 Position trajectory of a target(S1)

그림 5과 그림 6은 시나리오 #1(S1)에 대한 가속도 추정 값의 RMSE값을 나타낸 것이다. 또한 표 1에 각 알고리즘별 시뮬레이션 수행시간을 나타내었다.

다음의 결과에서 보듯이 시나리오 #1에 대한 시뮬레이션 결과를 살펴보면 기존의 FSIMM, VSIMM 알고리즘과 activation-only VSIMM 알고리즘의 추정 성능이 비슷함을 알 수 있다. 그러나 본 시뮬레이션을 수행한 펜티엄2 (350MHz) 기종에서의 계산량에서는 표 1과 같이 activation-only VSIMM 알고리즘의 계산량이 가장 적음을 알 수 있다. 여기서 사용되는 total clock은 시뮬레이션 동안 컴퓨터 내부의 클럭 발생 수를 나타낸다. 1초 동안 18.2개의 클럭이 발생이 된다. 위의 시뮬레이션 결과에서 보듯이 시나리오 #1에 대해서는 세 가지의 알고리즘이 성능은 비슷하지만 계산량은 activation-only VSIMM 기법이 가장 적다는 결론을 얻을 수 있다.

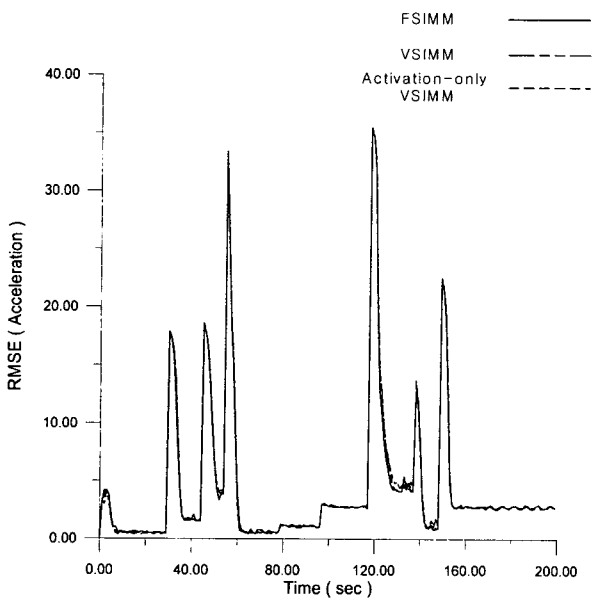


그림 5 S1에서의 가속도에 대한 RMSE (X 축)
Fig. 5 RMSE for acceleration in S1 (X axis)

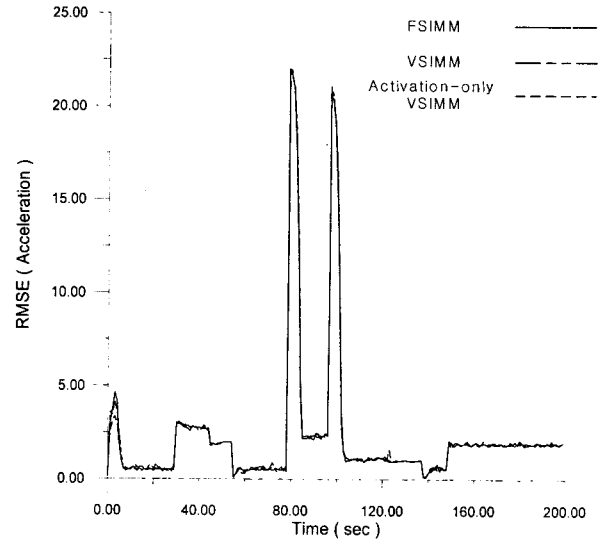


그림 6 S1에서의 가속도에 대한 RMSE (Y 축)
Fig. 6 RMSE for acceleration in S1 (Y axis)

표 1 몬테칼로 시뮬레이션 수행시간
Table 1 CPU time over 100 Monte Carlo run

알고리즘	Total Clock	Percent(%)
FSIMM	25229	100
VSIMM	10632	42.14
activation-only VSIMM	9504	37.67

그러나 시나리오 #1과 달리 임의의 시나리오 #2(S2)에 대해서는 VSIMM 알고리즘이 FSIMM이나 activation-only VSIMM 알고리즘과는 다른 성능을 나타냄을 볼 수 있다. 시나리오 #2에 대한 표적의 가속도 변화는 (12)과 같다. 기타 시뮬레이션 조건은 시나리오 #1과 똑같다.

$$S2 : a_k = \begin{cases} [0 \ 0]' & 1 \leq k \leq 30 \\ [35 \ -3]' & 31 \leq k \leq 45 \\ [-2 \ 15]' & 46 \leq k \leq 55 \\ [0 \ 31]' & 56 \leq k \leq 80 \\ [3 \ -11]' & 81 \leq k \leq 98 \\ [0 \ 0]' & 99 \leq k \leq 119 \\ [-35 \ 4]' & 120 \leq k \leq 139 \\ [2 \ 0]' & 140 \leq k \leq 150 \\ [2 \ -18]' & 151 \leq k \leq 200 \end{cases} \quad (12)$$

시나리오 #2에 대한 표적의 위치 변화는 그림 7과 같다.

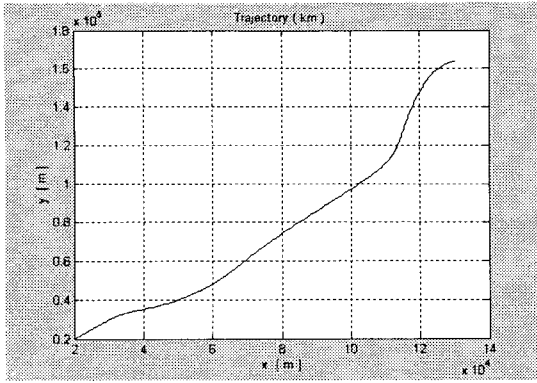


그림 7 표적의 위치 변화(S2)
 Fig. 7 Position trajectory of a target(S2)

그림 8와 그림 9은 시나리오 #2에 대한 표적의 가속도 추정값의 RMSE값을 나타낸다. 결과에서 보듯이 시나리오 #2에 대해서는 VSIMM 알고리즘이 가장 나쁜 성능을 나타낸다. 예를 들면 시나리오 #2에서의 표적은 $k=46$ 인 순간에 M_2 에서 M_1 으로 스위칭한 후, $k=56$ 인 순간에 M_3 의 모델 그룹으로 이동한다. 그러나 VSIMM 알고리즘은 $k=46$ 순간 이후 M_2 와 M_1 의 통합 모델그룹 M_u 로 필터를 동작시킨 후, 표적이 M_1 에서 M_3 로 이동할 때 M_2 을 종료하지 못하고 계속 M_u 를 동작시킨다. 즉, $k=56$ 이후에도 종료 논리에서 지속적인 종료 불능 상태가 발생하여, 표적의 실제 이동 방향을 나타내는 후보 모델그룹 M_3 을 활성화시키지 못한다.

이것은 종료 논리에 있는 설정값들이 시나리오 #2에 부적절하여 나타나는 현상으로서 VSIMM 알고리즘이 가지는 단점이다.

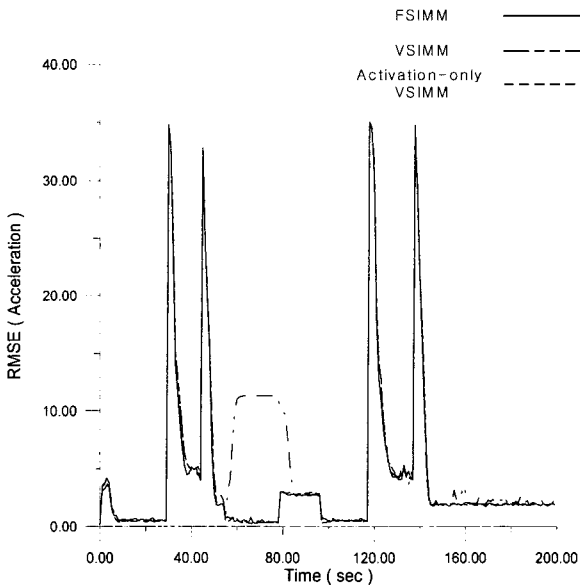


그림 8 S2에서의 가속도에 대한 RMSE (X 축)
 Fig. 8 RMSE for acceleration in S2 (X axis)

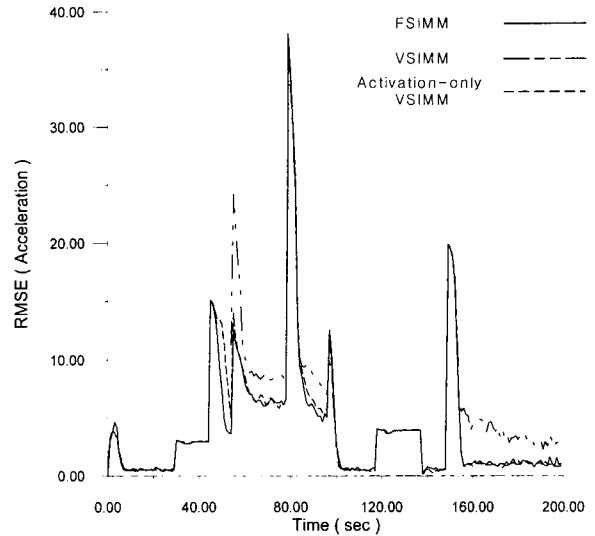


그림 9 S2에서의 가속도에 대한 RMSE (Y 축)
 Fig. 9 RMSE for acceleration in S2 (Y axis)

또한 시뮬레이션 결과, VSIMM 알고리즘은 종료 논리에 사용되는 설정값들, 즉 t_1^u , t_2^u , t_1^L 과 t_2^L 에 매우 민감하고 적절한 설정값들을 찾기가 매우 어렵다. 그러므로 위의 결과로부터 VSIMM 알고리즘은 표적의 기동 시나리오에 따라서 다른 성능을 가져올 수 있고, 중요한 것은 시나리오에 따라 표적을 추정하지 못 할 수도 있다는 결론을 내릴 수 있다.

그러나, activation-only VSIMM은 종료 논리를 포함하지 않으므로 위에 언급된 문제들을 내포하고 있지 않다. 또한 표적의 기동 시나리오에 상관없이 FSIMM과 동일한 성능을 보여줌으로써 고차원의 표적 추정문제에 FSIMM이나 VSIMM 알고리즘보다 잘 부합한다고 할 수 있다.

5. 결 론

본 논문에서는 기존의 VSIMM 알고리즘으로부터 활성화 논리만을 포함하는 activation-only VSIMM 알고리즘을 제시하였고, 기존의 FSIMM, VSIMM 기법들과 같이 시뮬레이션을 통해 activation-only VSIMM 알고리즘의 표적 추정문제에 대한 적용 가능성을 알아보았다. 시뮬레이션 결과, activation-only VSIMM은 선택적인 모델그룹을 택함으로써 적은 계산량으로 FSIMM 알고리즘의 추정성능과 유사함을 보였고, 기존의 VSIMM 알고리즘이 표적의 기동 시나리오에 따라 추정성능의 변화가 컸으나, activation-only VSIMM 알고리즘은 표적의 기동 시나리오에 관계없이 추정성능이 FSIMM과 비슷함을 보였다. 또한 VSIMM 추정기법의 종료 논리에 사용되어지는 부적절한 설정값들로 인해 생길 수 있는 추정성능의 악화들을 제거 할 수 있었다. 따라서 본 논문에서 제시하는 activation-only VSIMM 알고리즘은 고차원에서 필터의 수가 많을 경우 기동 표적 추정에 있어서 적합함을 알 수 있다.

참 고 문 헌

[1] Magill, D.T., "Optimal adaptive estimation of sampled stochastic processes," IEEE Trans. Automat. Contr. Vol 10, pp. 434-439, 1965.

[2] Bar-Shalom, Y. and Li, X. R., "Estimation and Tracking : Principles, Techniques and Software," Boston, MA : Artech House 1993.

[3] Maybeck, P. S. and Halon, P. D., " Performance enhancement of multiple model adaptive estimator," IEEE Trans. AES, AES-31, pp1240-1254. Oct 1995.

[4] Blom, H.A.P. and Bar-Shalom, Y., "The interacting multiple model algorithm for systems with Markovian switching coefficients,"IEEE Trans. Automat. Contr. Vol 33, pp 780-783, Aug 1988.

[5] Li, X. R. and Bar-Shalom, Y., "Design of an interacting multiple model algorithm for air traffic control tracking," IEEE Transaction on control Techonology, Vol. 1, pp186-196, Sep. 1993.

[6] Li, X. R. and Bar-Shalom, Y. "A recursive multiple model approach to noise identification," IEEE Transactions on Aerospace and Electric Systems, AES-30, pp671-683, Jul. 1994.

[7] Daeipour, E. and Bar-Shalom, Y. "An intreacting multiple model approach for target tracking with glint noise," IEEE Transaction on Aerospace and Electronic Systems, AES-31, pp706-715. Apr. 1995.

[8] Li, X. R. and Bar-shalom, Y., "MM estimation with variable structure," IEEE Trans. Automat. Contr. Vol 41, pp. 478-493, Apr 1996.

[9] Li, X. R., "Mode-set adaptation in multiple-model estimators for hybrid systems," in Proc. 1992 Amer. Control. Conf, Chicago, IL, pp. 1794-1799, June 1992.

[10] Li, X. R., "Multiple-Model estimation with variable structure: some theoretical considerations," In Proc 33rd IEEE Conf. Decision and Control, Orlando, FL, pp. 1199-1204, Dec 1994.

[11] Li, X. R., "Multiple-model estimation with variable structure-Part II: Model-set Adaptation,"IEEE Trans. Automat. Contr. Vol 45, pp. 2047-2060, Nov 2000.

[12] Li, X. R. and Zhi, X. R. and Zhang, Y. M., "Multiple-model estimation with variable structure-Part III : Model-group switching algorithm," IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol 35, pp.225-241, Jan 1999.

[13] Li, X. R. and Zhi, X. R. and Zhang, Y. M., "Multiple-model estimation with variable structure-Part IV : Design and Evaluating of Model- Group Switching Algorithm,"IEEE Transactions on erospace and Electronic Systems, Vol. 35, pp.242-254, Jan 1999

저 자 소 개



최 성 희 (崔 性 熙)

1973년 1월 25일생. 1998년 한양대 제어계측학과 졸업. 2002년 한양대 전자전기제어계측학과 대학원 졸업.
Tel : 042-821-3673
Fax : 042-821-2224
E-mail : cshlib@dreamwiz.com



송 택 렬 (宋 澤 烈)

1974년 서울대 공학사, 1981년 Univ. of Texas at Austin 항공 우주공학과 석사. 1983년 Univ. of Texas at Austin 항공우주 공학박사. 1974~1995년 국방과학연구소. 1995년~현재 한양대 전자컴퓨터 공학부 교수. 관심 분야는 유도제어, 표적상태추정 등
Tel : 031-400-5217
Fax : 031-407-2756
E-mail : tsong@hanyang.ac.kr