

표적 기준의 속도 벡터를 사용한 기동 표적 추적 알고리즘

윤동욱*, 고한석
고려대학교 전자공학과

Maneuvering Target Tracking Algorithm using Target-oriented Velocity Representation

Dong-uk Yoon, Hanseok Ko
Korea University

{duyoon, gbyoon, bhku}@ispl.korea.ac.kr, hsko@korea.ac.kr

요약문

본 논문에서는 기동하는 표적을 추적하기 위한 표적의 운동 모델링 방법에 대해서 다룬다. 실제 표적의 운동은 진행방향으로의 가속과 이와는 독립적인 방향 전환으로 이루어진다는 점에 착안하여 표적의 진행방향에 따라 동작 잡음의 분산 행렬이 변화하는 표적 중심 모델을 제안하고, 이를 IMMPDF (Interacting Multiple Model Probabilistic Data Association Filter)에 적용하였다. 모의실험을 통해 기존의 모델을 사용한 IMMPDF와 비교하였으며, 그 결과 기동 구간의 오차가 30% 정도 줄어들며 추적 실패율도 낮아짐을 볼 수 있었다.

I. 서론

표적 추적 문제에서는 측정값의 오차를 줄이기 위해서 일반적으로 α - β 필터, 칼만 필터 등의 동적 모델을 기초로 하는 필터를 사용한다. 그러나, 이러한 동적 모델에 근거한 추적 알고리즘들은 표적의 운동 모델이 정확하다는 가정을 전제로 하기 때문에 표적의 운동을 잘 표현할 수 있는 모델을 설계하는 것 역시 중요한 문제이다.

표적의 움직임은 물리적인 운동 방정식에 의한 표현이 가능하기 때문에 표적의 위치와 속도를 상태값(state)으로 하여 표적에 대한 모델을 세울 수 있고, 표적의 기동은 동작 잡음(process noise)으로 표현할 수 있다. Singer[4]는 가속도의 증분을 Markov process를 따르는 동작 잡음(process noise)으로 가정하여 기동하는 표적에 적합한 모델을 제시하였고, F. Dufour[1]는 표적이 거의 일정한 속력을 유지하며 기동시 일정한 각속도(angle-rate)로 방향을 전환한다는 가정을 이용하여 IMM(Interacting Multiple Model) 필터에 적용 가능한 constant angle-rate model을 제안하였다. 또한 Helferty[3]는 표적의 회전율(turn-rate) 분포를 이용하여 가속도를 ARMA(auto regressive moving average)로 모델링하였다. 이러한 모델들은 가속도의 x , y 축 성분을 서로 확률적 독립으로 모델링한다. 그러나, 이 가정은 실제 표적의 가속도 특성을 잘 표현하지 못한다.

본 논문에서는 표적의 운동 방향과 그 수직 방향의 성분이 확률적으로 독립이라는 가정을 기반으로 하여

가속도를 표적의 운동 방향과 그 수직 방향으로 표현하는 방법, 즉 표적 중심의 상태값(state)을 이용하는 모델링 방법을 제안한다. 이러한 모델을 Dufour의 일정 가속도 모델과 유사한 방법으로 IMMPDF에 적용한 경우 기동구간에서 표적의 추적 실패율과 표적 상태 추적 오차를 줄일 수 있다.

II. 기존 표적 모델 및 문제점

Kalman 필터로부터 파생된 필터는 다음과 같은 형태의 상태 방정식(state equation)과 관측 방정식(measurement equation)을 기반으로 하여 동작한다.

$$\begin{aligned} \dot{x} &= F(t) \cdot x(t) + G(t) \cdot v(t) \\ z &= H(t) \cdot x(t) + w(t) \end{aligned} \quad (1)$$

가장 간단한 표적 운동 모델은 등속도 모델로 표적이 등속도로 운동한다는 가정아래에서 x , y 방향의 속도와 위치로 상태값을 정의하는 방법이다. Singer[4]는 표적의 가속도가 Markov process에 의해서 변한다는 가정을 가지고 자기 상관함수를 이용하여 표적 운동 모델을 제안하였으며, Dufour[1]는 표적이 기동시에 일정한 각속도를 가지고 운동한다는 가정을 이용해 IMMPDF에 적용되는 등각속도 모델(constant angle-rate model)을 제안하였다. 하지만, 위에 언급한 표적 모델들은 센서의 좌표계에서의 x , y 축성분의 속도를 상태값으로 하여 상태 전이 행렬과 동작 잡음(process noise) 분산을 결정하였다. 이러한 방법은 표적의 가속도 혹은 가속도의 변화가 센서 중심 좌표계에서의 x , y 방향으로 독립적이라는 가정을 가지고 있다.

하지만, 실제 표적의 운동은 그림 1과 같이 표적의

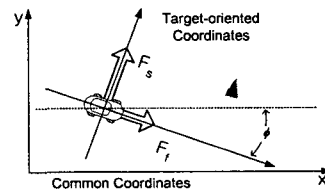


그림 1. 일반적인 표적의 운동

운동 방향으로의 가속과 이와는 독립적인 회전으로 표현할 수 있으며, 회전은 운동 방향과 수직인 방향의 힘이 구심력으로 작용하여 생긴다고 간주할 수 있다. 즉, 표적의 가속도는 표적의 운동 방향 성분과 방향 회전 성분이 서로 독립적이라고 가정하는 것이 표적의 운동을 실제에 가깝게 표현할 수 있을 것이다.

III. 표적 중심 모델

3.1 표적 중심 모델

이러한 가정을 효과적으로 표현하기 위해서는 표적의 속도를 전진 속도와 각속도로 표현하고, 가속도는 전진 가속도와 각가속도로 표현하여야 한다. 그러나 각속도로부터 위치를 계산하기 위해서는 비선형적인 방정식을 필요로 한다.

본 논문에서는 비선형식의 계산을 피하기 위하여 각 속도 대신 진행방향에 수직인 성분을 사용한다. 이러한 방법은 표적의 속도와 가속도 벡터를 표적을 중심으로한 좌표계로 표현한다고 볼 수 있다. 그러나, 표적의 위치 벡터는 시간에 따라서 일관성을 가져야 하므로 시간에 따라 고정된 공통 좌표계에서 나타내고, 표적 중심 좌표계와 공통 좌표계 사이의 변환을 위하여 표적의 운동 방향을 추정한다. 속도 벡터를 이와 같이 표적 중심 좌표계에서 구성하면 상태 방정식에서 확률적으로 독립인 동작 잡음이 단순히 더해지는 형태를 가지게 되며 IMM-PDA에 적용할 때 좌우 회전 속력값을 변경시키기 수월해지는 장점이 있다.

표적 중심 모델을 위하여 상태값은 식(2)와 같이 정의한다.

$$\mathbf{x} = [x \ y \ v_f \ v_s] \quad (2)$$

여기서 v_f 는 표적의 진행방향으로의 속도이며, v_s 는 그와 수직을 이루는 방향으로의 속도이다.

식(2)의 상태값을 x - y 좌표계에서의 속도 벡터로 변환하면 식(3)과 같고

$$\begin{aligned} \dot{x} &= v_x = v_f \cos \phi(t) + v_s \sin \phi(t) \\ \dot{y} &= v_y = v_f \sin \phi(t) - v_s \cos \phi(t) \end{aligned} \quad (3)$$

ϕ 는 x 축을 기준으로 반시계 방향으로 증가하는 표적의 진행 각도이다. 따라서, 연속 시간에서의 상태 전이 행렬은 식(4)와 같다.

$$\mathbf{F}(t) = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \cos \phi(t) & \sin \phi(t) \\ 0 & 0 & \sin \phi(t) & -\cos \phi(t) \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (4)$$

동작 잡음 v_f 와 v_s 는 서로 확률적으로 독립이며 평균이 0인 가우시안 분포를 따르는 확률로서 각각 표적의 운동 방향으로의 가속도와 그 수직 방향으로의 가속도 역할을 한다. 즉, 속도를 표적의 운동 방향을 기준으로 표현함으로써 가속도의 진행 방향과 그 수직 방향 성분이 독립적으로 모델링 된다.

센서에서 얻어지는 표적의 신호는 이산적이며 Kalman 필터 역시 이산 동적 방정식(discrete-time dynamic equation)을 필요로 하므로 식(4)의 모델을 이산 시간 모델로 변환해야 한다. 표적의 진행방향은 시

간에 따라 변하기 때문에 행렬 \mathbf{F} 역시 시간에 따라 변한다. 여기서는 계산을 간단히 하기 위해서 센서의 샘플링 주기 T 동안은 표적의 방향 ϕ 는 변하지 않는다고 가정한다. 따라서 행렬 \mathbf{F} 역시 T 구간 동안은 변하지 않는다고 가정한다. 표적의 기동에 비해 샘플링 주기가 작다면 이 가정은 성립할 수 있다.

센서의 전이 행렬(transition matrix) Φ 는 식(5)와 같이 계산될 수 있으며,

$$\begin{aligned} \Phi(k) &= \Phi(t_{k+1}, t_k) = e^{\mathbf{F}(t_{k+1}-t_k)} \\ &= \begin{bmatrix} 1 & 0 & \Delta t \cos \phi(k) & \Delta t \sin \phi(k) \\ 0 & 1 & \Delta t \sin \phi(k) & -\Delta t \cos \phi(k) \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (5) \\ \Delta t &= t_{k+1} - t_k \end{aligned}$$

상태 방정식(state equation)의 동작 잡음(process noise)은 T 시간 동안에 누적되므로, 이산시간에서의 동작 잡음의 분산식은 식(6)과 같다.

$$\begin{aligned} \mathbf{Q}(k) &= E[\mathbf{v}(k) \mathbf{v}^T(k)] \\ &= \int_{t_{k+1}}^{t_k} \int_{t_{k+1}}^{t_k} \Phi(t_{k+1}, t) \mathbf{G}(t) \\ &E[\mathbf{v}(t) \mathbf{v}^T(\tau)] \mathbf{G}^T(t) \Phi^T(t_{k+1}, t) dt d\tau \end{aligned} \quad (6)$$

식(6)에 식(5)을 대입하여 식(7)의 동작 잡음 분산을 구할 수가 있다.

$$\mathbf{Q}(k) = [q_{ij}] \quad (7)$$

$$\begin{aligned} q_{11} &= (\sigma_f^2 \cos^2 \phi(k) + \sigma_s^2 \sin^2 \phi(k)) \cdot T^4/4 \\ q_{12} &= (\sigma_f^2 + \sigma_s^2) \sin \phi(k) \cdot T^4/4 \\ q_{13} &= \sigma_f^2 \cos \phi(k) \cdot T^3/2 \\ q_{14} &= \sigma_s^2 \sin \phi(k) \cdot T^3/2 \\ q_{22} &= (\sigma_f^2 \sin^2 \phi(k) + \sigma_s^2 \cos^2 \phi(k)) \cdot T^4/4 \\ q_{23} &= \sigma_f^2 \sin \phi(k) \cdot T^3/2 \\ q_{24} &= -\sigma_s^2 \cos \phi(k) \cdot T^3/2 \\ q_{33} &= \sigma_f^2 \cdot T^2 \quad q_{44} = \sigma_s^2 \cdot T^2 \quad q_{34} = q_{43} = 0 \\ \sigma_f^2 &= E[v_f(t) v_f(t)] \quad \sigma_s^2 = E[v_s(t) v_s(t)] \end{aligned}$$

식(7)의 동작 잡음 분산행렬을 보면 속도 성분은 서로 상관관계가 없으며 공통 좌표계에서의 위치 성분은 서로 상관관계가 있음을 알 수 있다.

위에서 유도한 표적 중심 모델은 표적의 운동 방향 $\phi(k)$ 에 따라서 전이 행렬 $\Phi(k)$ 와 동작 잡음의 분산 $\mathbf{Q}(k)$ 가 변하게 된다. 그러므로 이전 표적의 진행 방향 $\phi(k)$ 에 대한 추정(estimation)이 필요하다. 진행 방향에 대한 추정은 표적 추적과 독립적인 Kalman 필터나 몇 개의 이전 운동 방향들의 평균을 구하여 운동 방향 추정 오차를 줄일 수 있지만, 이 경우 기동하는 순간이나 기동이 끝나는 순간에 실제 운동 방향에 수렴하는데 시간이 걸리므로 본 논문에서는 바로 이전 두 개의 상태 추정치를 이용하여 운동 방향을 결정한다. 그러므로 시간 k 에서의 운동 방향은 식(8)에 의해서 구할 수 있다.

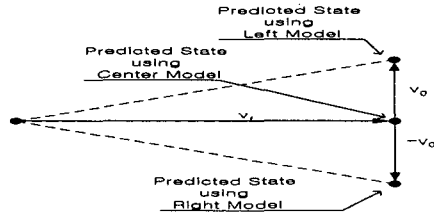


그림 2. 제안하는 IMMPDAF의 모델 구성

$$\hat{\phi}(k) = \tan^{-1} \left(\frac{y_{k-1} - y_{k-2}}{x_{k-1} - x_{k-2}} \right) \quad (8)$$

여기서 x_k 와 y_k 는 각각 k 시간에서의 표적의 좌표이다.

또 한가지 고려해야 할 점은 운동 방향의 변화와 속도의 운동 방향의 수직 속도 성분인 v_s 의 관계이다. v_s 는 이전 운동 방향을 기준으로 현재 시간의 운동 방향이 얼마나 변화하는가를 나타내므로, 식 (8)와 v_s 는 중복된 정보를 나타낸다. 그러므로 중복된 정보를 제거하기 위하여 현재 시간의 상태를 추정된 후에 v_s 를 0으로 초기화 해주는 과정이 필요하게 된다.

3.2 IMMPDAF에의 적용

IMMPDAF는 clutter 환경에서 기동하는 표적을 추적하는데 적합한 필터로 동작 잡음의 분산 크기 혹은 입력 바이어스 값을 다르게 주는 방법을 주로 사용한다. 본 논문에서는 Dufour가 사용한 방법과 유사하게 등속 운동을 위한 모델과 일정 회전 각속도로 회전하는 기동 모델로 IMMPDAF를 구성하였다.

유사한 각 모델에 운동의 수직 방향 속도 성분에 입력 값을 다르게 주는 방법을 사용한다. 즉, 그림 2과 같이 직진 모델은 수직 방향의 속력을 0으로 설정하며, 좌회전 모델과 우회전 모델은 각각 왼쪽과 오른쪽 방향으로 일정한 속력값을 주는 방법을 사용한다.

IV. 모의 실험 및 결과

4.1 공통 좌표계와 표적 중심 좌표계의 가속도 process 비교

Kalman 기반의 추적 필터에서 동작 잡음(process noise)는 일반적으로 백색 가우시안 랜덤 벡터이며 각 좌표축 성분이 서로 독립으로 가정한다. 이러한 가정이 가속도를 기존의 공통 좌표계를 이용하여 표현할 때와 본 논문에서 제안하는 표적 중심의 좌표계에서 표현할 때 얼마나 만족하는지 살펴보기 위해서 임의의 시나리오에서 각 방법을 사용한 가속도 process의 특성을 비교하였다.

임의의 시나리오를 생성하기 위하여 표적이 각 좌표축 방향으로 임의의 시간 ξ 동안 가속을 하며, 가속구간에서는 $\delta(t)$ 의 가속을 한다고 가정하였다. 가속 시간 ξ 는 Poisson 분포를 따르며, 가속 벡터 $\delta(t)$ 는 백색 가우시안 잡음인 $w(k)$ 에 의해서 다음과 같이 발생된다.

$$\delta(k+1) = \delta(k) + w(k) \quad (9)$$

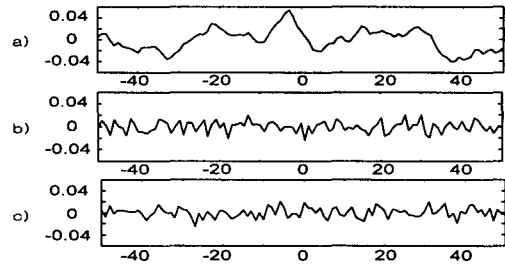


그림 3 Correlation Coefficient (a) x-y 가속도 성분간 (b) 전진 및 그 수직 가속도 성분간 (c) 실제 white noise간

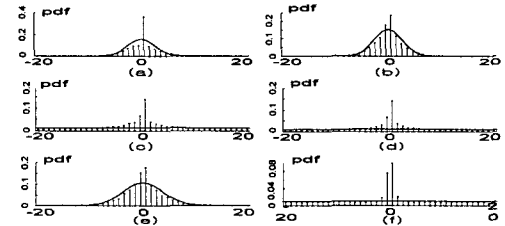


그림 4 가속도 성분의 분포 (a-b) 시나리오 1: x축 방향과 전진 방향의 가속도 분포 (c-d) 시나리오 2: x, y축 방향의 가속도 성분 분포 (e-f) 시나리오 2: 전진 방향 및 그 수직 방향의 가속도 성분 분포

식(9)는 시나리오 1에서는 x 축과 y 축 가속도로 사용되었으며, 시나리오 2에서는 이동방향 가속도와 회전 각속도로 사용되었다. 각 시나리오에서 초기 위치 (0, 0)에서 출발하여 10000초 동안 움직이는 표적의 궤적을 생성하였다.

이 두가지 시나리오를 이용하여 가속도 벡터의 각 성분사이의 상호 상관 계수(cross-correlation coefficient) ρ 와 가속도의 확률 분포를 비교하였다. 이상적인 경우 상호 상관 계수는 모든 시간차 τ 에 대해서 0을 가져야 하며, 가우시안 분포를 따라야 한다.

그림 3는 각 시나리오에서 동작잡음을 가속도 process의 각 성분의 상호 상관 계수를 보여주고 있다. 가속도를 x - y 축 성분으로 나타내었을 때(a)보다 이동 방향과 그 수직 방향으로 나타내었을 때(b)가 상관관계가 더 적으며, 실제 독립적인 잡음의 상호 상관 계수(c)와 더 유사한 것을 볼 수 있다.

그림 4의 a와 b는 시나리오 1을 사용하였을 때에 가속도 성분 중 x성분과 이동 방향 성분의 분포를 이상적인 가우시안 분포와 비교한 그림이다. x축 성분의 경우는 이상적인 가우시안 분포와 모양은 비슷하지만 약간 더 퍼져있으며, 이동 방향 성분은 실제 가우시안 분포와 매우 유사함을 볼 수 있다. 표적이 이동 방향으로의 가속도와 이와는 독립적인 각속도로 기동을 하는 시나리오 2에서의 상호 상관계수를 그림 4의 (c-f)에 나타내었다. 이 그림에서도 가속도를 이동 방향과 그 수직방향 성분으로 나타내었을 때에 가속도 분포가 가우시안에 근접함을 볼 수 있다.

또한 가속도의 이동 방향과 그 수직 성분의 분산은 각각 $14 (m/s^2)^2$ 과 $1477 (m/s^2)^2$ 으로 차이가 심한

반면, x, y 축 방향의 분산은 각각 1115 m^2 과 1337 m^2 으로 상대적으로 큰 값을 가지며 서로 크기가 비슷한 것을 볼 수 있다. 이런 경우 표적 중심 모델을 사용하면 이동 방향 가속도 분산을 작게 주고 수직 방향 가속도 분산을 크게 주어, 기존의 방법보다 정확히 표적의 운동을 표현할 수 있다.

4.3 표적 중심 모델을 사용한 IMMPDAF.

Houles[5]의 논문에서 사용한 것과 동일한 시나리오를 이용하여, Singer 모델, constant turn-angle 모델 그리고 표적 중심 모델을 사용한 IMMPDAF의 성능 비교 실험을 하였다.

이번 실험에서는 (21689 m, 10840 m)에서 초기 속도는 (-8.3 m/s, -399.9 m/s)로 출발하여 400 m/s의 일정 속력을 유지하는 시나리오를 사용한다. 20초부터 35초 사이에서 우측으로 60 m/s^2 의 가속도를 가지며, 55초부터 70초까지 좌측으로 40 m/s^2 의 가속도를 가진다. 센서의 측정 잡음 분산은 400 m^2 이며 측정 주기는 1 초이다.

Singer 모델을 이용한 IMMPDAF는 Houles와 동일하게 등속도 모델 하나와 두 개의 기동을 위한 Singer 모델로 구성하였으며, 등각속도(constant turn-angle) 모델을 사용한 IMMPDAF에서는 등속도 모델과 -0.14 rad/sec 와 0.14 rad/sec 를 turn-rate angle로 사용한 좌우 회전 모델을 사용하였다. 표적 중심 모델을 사용한 IMMPDAF는 세 개의 모델이 모두 표적 중심 모델로 구성되어 있으며, 운동 수직 방향 속도를 중앙 모델은 0 m/s 로 하고, 좌우측 모델은 각각 70 m/s 와 -70 m/s 로 하였다. 중앙 모델은 등속도 모델의 역할을 하므로 좌우측 동각잡음을 다른 모델에 비해서 작게 하였다.

그림 5과 표 1은 $2 \times 10^{-6} / \text{m}^2$ 의 false alarm을 가질 때 1000번의 Monte-Carlo 실험을 한 결과이다. Singer 모델을 사용한 IMMPDAF는 기동하는 전구간에서의 오차가 비기동 구간보다 높았으며, 특히 기동을 시작하는 순간에 오차가 심하게 나타남을 볼 수 있었다. 표적 중심 모델(TOM)은 Constant angle-rate 모델과 마찬가지로 기동의 시작과 끝에서 급격한 오차를 보이지만, 기동후의 수렴이 비교적 빠르고, 비기동 구간에서의 오차가 Singer 모델을 사용했을 때와 비슷한 것을 볼 수 있다.

표 1에서는 기동 구간과 비기동 구간 그리고 전체 구간에 대한 RMSE와 추적 실패율을 나타내었다. 기동 구간에서 표적 중심 모델이 Singer 모델보다 1.5%정도

표1. False alarm이 존재하는 환경에서 각 모델을 IMMPDAF에 적용.

		Singer	CAR	TOM
RMSE	Total	23.3639	22.1841	20.8759
	Maneuvering	27.3699	23.4747	22.0908
	Non-Maneuvering	19.5776	21.0949	19.8506
Performance Ratio	Total	100.00%	94.95%	89.35%
	Maneuvering	100.00%	85.77%	80.71%
	Non-Maneuvering	100.00%	107.75%	101.39%
Tracking-Fail Rate		3.3%	0.0%	0.0%

오차 성능이 좋았으며, 비기동 구간에서는 Singer Model에 비해서 35% 정도 성능이 좋아졌다. 전체적인 성능에서 표적 중심 모델이 20%이상 좋은 성능을 보였으며, 추적 실패율에서 Singer 모델이 11.4%인데 반해 0.1%로 false alarm이 존재하는 환경에서 안정적인 추적을 수행하는 것으로 나타났다.

V. 결론

본 논문에서는 기동하는 표적의 가속도를 실제와 유사하게 모델링하기 위해서 가속도를 표적의 운동 방향과 그 수직 방향으로 독립적인 요소로 구성하는 표적 중심 모델을 제안하였으며, 이를 위해서 Kalman 필터 추정 방법에 표적의 운동 방향을 계산하고 이에 맞게 모델과 상태값을 조정해주는 과정이 추가되었다.

모의 실험을 통하여 표적 중심 모델을 IMMPDAF에 적용시켜 기존에 제안되었던 방법들과 비교하여, 표적 중심 모델이 Singer 모델에 비해 기동 구간의 오차가 30% 가량 적고 false alarm이 있는 환경에서도 추적 실패율이 0.1%로 상대적으로 매우 작은 것을 확인할 수 있었다.

Acknowledgment

본 연구는 수중음향 특화센터에서 지원한 Multistatic 소나 신호처리 기술연구의 일환으로 수행된 것임.

참고문헌

- [1] F. Dufour, M. Marit "Passive sensor data fusion and maneuvering target tracking," in *Multitarget Multisensor Tracking: Applications and Advances*, vol.2, pp. 65-92. Artech House, Inc, 1992.
- [2] Y. Bar-shalom, Xiao-Rong Li, *Multitarget-multisensor tracking: Principles and techniques*, 1995.
- [3] J. P. Helferty, "Improved Tracking of Maneuvering Targets: The Use of turn-Rate Distributions for Acceleration Modeling," *IEEE Trans. on AES*, Vol. 32, No.4, Oct. 1996.
- [4] R. A. Singer, "Estimating Optimal Tracking for Manned maneuvering Targets," *IEEE Trans. on AES*, Vol. 6, No.4, pp.473-483, July 1970.
- [5] A. Houles, Y. Bar-Shalom, "Multisensor tracking of a maneuvering target in clutter," *IEEE trans. on AES*, vol. 25, No.2, pp.176-189, mar. 1989.

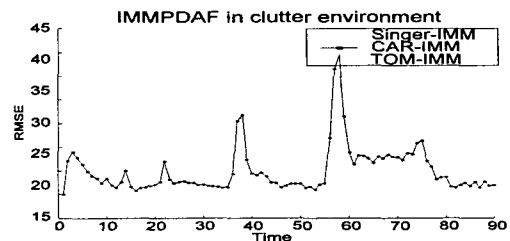


그림 5 clutter 환경에서 각 모델을 사용한 IMMPDAF의 성능 비교