

IMMPDAF를 Sonar Resource Management에 적용한 기동표적분석 연구

論 文

53D-5-4

Target Motion Analysis with the IMMPDAF for Sonar Resource Management

林永澤* · 宋澤烈**

(Young Taek Lim · Taek Lyul Song)

Abstract - Target motion analysis with a sonar system in general uses a regular sampling time and thus obtains regular target information regardless of the target maneuver status. This often results in overconsumption of the limited sonar resources. We propose two methods of the IMM(interacting Multiple Model) PDAF algorithm for sonar resource management to improve target motion analysis performance and to save sonar resources in this paper. In the first method, two different process noise covariance which are used as mode sets are combined based on probability. In the second method, resource time which are processed from two mode sets is calculated based on probability and then considered as update time at next step. Performance of the proposed algorithms are compared with the other algorithms by a series of Monte Carlo simulation.

Key Words : IMMPDAF, TMA, SONAR, Resource Management

1. 서 론

일반적으로 각도 정보를 이용하는 수동형 소나체계의 경우에는 표적의 위치, 속도와 같은 상태변수의 추정에 사용되는 필터의 안정성과 수렴성 등의 성능향상을 위해서 관측자의 기동을 통한 시스템의 가관측성 확보와 해석이 선행되어야 한다.[1,2,3,4]. 뿐만 아니라 표적의 기동형태에 따라서 어떠한 공정잡음을 선택하는가에 따라서 그 추정성능이 크게 차이가 나게된다. 이러한 문제점은 표적의 기동형태를 알 수 없는 실제 전장상황에서 표적의 추적이 실시간적으로 이루어 질수 없음을 의미하게 되고 이러한 단점을 해결하기 위해서 [5]에서는 Multiple Model중의 하나인 IMM(Interacting Multiple Model)을 이용하여 기동하는 표적에 대한 실시간적 표적추적을 가능하게 했다.

각도정보만을 이용하는 수동형 소나체계와는 달리 각도정보와 거리정보를 함께 이용하는 능동형 소나체계의 경우에는 수동형 소나체계가 가지는 가관측성 문제는 해결될 수 있지만, 표적으로부터 정보를 획득하기 위해서 직접 음파를 발생해야 함으로 상대적으로 역으로 위치를 추적당할 수 있는 위험이 있고 이는 곧 생존성에 위협을 가져올 수 있게 된다. 따라서 이러한 능동형의 단점과 기존의 수동형의 단점을 동시에 보완하기 위해서 [6]에서는 능/수동형이 혼합형태로 존재하는 소나체계를 소개했으며 표적에 대한 그 추정성능을 컴퓨터 시뮬레이션을 통해서 분석했다.

뿐만 아니라 [1,2,3,4,5,6]의 경우에는 기동표적의 추적환경이 표적이외에 다른 measurement가 없다고 가정한 상황에서 이루어진 결과들을 보여주고 있다. 하지만 실제 해양환경에서는 표적이외에도 여러 가지 measurement (Clutter)가 존재하고 있으므로 적절한 자료결합방식(Data Association)을 선택해야만 한다. 또한 그동안의 sonar system을 이용한 해양환경에서의 표적기동분석의 경우에는 규칙적인 sampling time에 의해서 규칙적으로 표적정보를 받아들이고, 이러한 정보를 이용해서 표적의 기동을 분석해왔다. 이러한 경우에는 기동표적에 대한 추정성능만을 고려한 경우로써 소나체계가 가지고 있는 제한적 제원을 얼마나 효과적으로 활용할지는 전혀 고려되지 않은 것이다. 이처럼 표적의 기동형태와 소나 시스템이 가지고 있는 제원의 제한성을 고려하지 않을 경우에는 제한되어있는 제원을 필요이상으로 소비하는 경우가 발생할 수 있다. 따라서 표적의 기동형태에 따른 적절한 sampling time을 고려해줌으로써 필요이상으로 소비되는 sonar system의 한정된 제원을 효과적으로 조절할 수 있는 방법이 필요하다. 이것을 sonar resource management[9,10]라고 한다.

본 논문에서는 클러터가 존재하는 해양환경에서 이러한 sonar resource management를 효과적으로 수행할 수 있고 기동표적에 대해서 실시간적 추적이 가능한 방법으로써 IMMPDAF 기법[11]을 활용한 필터 algorithm을 제안하고자 한다. 또한 sonar resource management를 고려한 single PDAF algorithm과 본 논문에서 제안한 IMMPDAF algorithm의 기동표적에 대한 추정성능을 컴퓨터 시뮬레이션을 통해서 비교, 분석하고자 한다.

* 正 會 員 : 漢陽大 工大 電子電氣制御計測科 博士課程

** 正 會 員 : 漢陽大 工大 電子電氣制御計測科 正教授

接受日字 : 2004年 1月 2日

最終完了 : 2004年 3月 16日

2. 본 론

2.1 PDA(Probabilistic Data Association) 알고리즘

일반적으로 클러터가 존재하는 환경에서 표적을 추적하기 위해서는 그에 적합한 자료결합(Data Association) 방법이 필요하다. 이미 알고 있는 자료결합 방법으로는 NNF(Nearest Neighbor Filter), SNF(Strongest Neighbor Filter) 등이 있다. 그러나 이런 NNF의 경우에는 NDS에 의해서 표적의 정보를 획득하기 때문에 클러터를 표적으로 잘못 판단하는 경우가 발생할 수 있다. 또한 SNF의 경우에는 validation gate내의 measurement중에서 가장 신호의 세기가 큰 것을 표적으로 단정하기 때문에 NNF와 마찬가지로 클러터를 표적정보라고 잘못 판단하는 경우가 발생할 수 있다. 따라서 [7,8]에서는 NNF와 SNF에 의해서 판단된 표적정보를 확률적으로 계산하는 PNNF알고리즘과 PSNF_m알고리즘을 소개하였다.

본 논문에서는 클러터 환경에서 활용할 수 있는 여러 가지 필터 중에서 일반적으로 그 추정성능이 가장 뛰어나다고 알려져있는 PDAF (Probability Data Association Filter) 알고리즘을 활용하기로 했다. PDAF에서 Validation gate내에 존재하는 m 개의 측정치 중에서 i 번째 측정치가 표적일 확률 β_i 는

$$\beta_i = \frac{P_D N(v_i; 0, S)}{\lambda(1 - P_D P_G) + P_D \sum_{j=1}^m N(v_j; 0, S)} \quad (1)$$

을 만족하고

m 개의 측정치 모두가 클러터일 확률 β_0

$$\beta_0 = \frac{\lambda(1 - P_D P_G)}{\lambda(1 - P_D P_G) + P_D \sum_{j=1}^m N(v_j; 0, S)} \quad (2)$$

가 된다. 이렇게 계산된 확률 β_i 와 β_0 를 활용한 PDAF 알고리즘은 다음과 같다.

Predictionstep

$$\begin{aligned} \bar{X}_k &= \Phi \hat{X}_{k-1} \\ \bar{P}_k &= \Phi \hat{P}_{k-1} \Phi^T + Q_{k-1} \\ K &= \bar{P}_k H^T (H \bar{P}_k H^T + R_k)^{-1} = \bar{P}_k H^T S^{-1} \end{aligned}$$

Updatestep

1) M_0 의 경우

$$\begin{aligned} \hat{X}_k &= \bar{X}_k \\ \hat{P}_k &= \bar{P}_k = \bar{P}_k + \frac{P_D P_G (1 - C_{\tau_g})}{1 - P_D P_G} K S K^T \end{aligned}$$

2) \bar{M}_0 의 경우

$$\begin{aligned} \hat{X}_k &= \bar{X}_k + K \sum_{i=1}^m \beta_i v_i = \bar{X}_k + K v \\ \hat{P}_k &= \bar{P}_k + \frac{P_D P_G (1 - C_{\tau_g})}{1 - P_D P_G} K S K^T \beta_0 - (1 - \beta_0) K S K^T \\ &\quad + K [\sum_{i=1}^m \beta_i v_i v_i^T - v v^T] K^T \end{aligned}$$

이렇게 구해진 PDAF알고리즘을 활용하여 Sonar Resource Management를 적용하게 되는 것이다. 본 논문에 2.2절에서 다시 언급하겠지만, 간단히 살펴보면 PDAF 알고리즘에서 구해지는 Prediction된 Covariance 값을 활용하여 Sonar Resource Management에 필요한 Resource time을 구하게 된다

2.2 Sonar Resource Management를 위한 알고리즘

본 절에서는 표적을 추적하는데 있어서 다음 단계의 update time(이하 Resource time이라고 한다.)을 구하기 위해서 prediction된 covariance를 사용하는 Resource Management 알고리즘에 대해서 설명하고자 한다. 표적의 동력학 모델은 constant acceleration model로 구성되어

$$X_k = \phi X_{k-1} + w_{k-1} \quad (3)$$

을 만족한다고 가정한다. 여기서 상태변수와 예측공분산식은

$$X = [x, y, \dot{x}, \dot{y}, \ddot{x}, \ddot{y}]^T \quad \tilde{P}(k) = \phi \hat{P} \phi^T + Q \quad (4)$$

와 같이 되고 공정잡음의 공분산은 $Q = \Gamma \sigma_a^2 \Gamma^T$ 을 만족하고 여기에 사용되는 상태천이행렬 ϕ 와 Γ 는 각각

$$\phi = \begin{bmatrix} 1 & 0 & T & 0 & \frac{T^2}{2} & 0 \\ 0 & 1 & 0 & T & 0 & \frac{T^2}{2} \\ 0 & 0 & 1 & 0 & T & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & T \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad \Gamma = \begin{bmatrix} \frac{T^2}{4} & 0 \\ 0 & \frac{T^2}{4} \\ \frac{T}{2} & 0 \\ 0 & \frac{T}{2} \\ 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

을 갖는다. 또한 x축 방향의 위치에 대한 desired error covariance를 $\sigma_x^2 \sigma_x^2$ 라 하고 식 (4)에 의해 구해진 예측공분산의 x축 위치 값과 비교해보면

$$\begin{aligned} \tilde{P}_{11} &= \sigma_x^2 \sigma_x^2 \\ \sigma_x^2 \sigma_x^2 &= P_{11} + TP_{31} + \frac{T^2}{2} P_{51} + T(P_{13} + TP_{33} + \frac{T^2}{2} P_{53}) \\ &\quad + \frac{T^2}{2} (P_{15} + TP_{35} + \frac{T^2}{2} P_{55}) + \sigma_a^2 \frac{T^4}{16} \end{aligned}$$

와 같이 되며 이 식을 정리해 보면 아래에 주어진 식 (6)과 같이 된다.

$$0.25(P_{55} + 0.25\sigma_a^2)T^4 + P_{53}T^3 + (P_{51} + P_{33})T^2 + 2P_{31}T + P_{11} - \sigma_x^2\sigma_y^2 = 0 \quad (6)$$

위와 같은 방법으로 y축 방향의 위치에 대한 desired error covariance를 $\sigma_1^2\sigma_y^2$ 라 하여 계산하면

$$0.25(P_{66} + 0.25\sigma_a^2)T^4 + P_{64}T^3 + (P_{62} + P_{44})T^2 + 2P_{42}T + P_{22} - \sigma_1^2\sigma_y^2 = 0 \quad (7)$$

으로 표현된다. 식 (6), (7)은 보는 바와 같이 시간 T에 대한 4차 방정식으로 표현되고 이 방정식을 계산하면 다음과 같은 값을 얻을 수 있다.

$$\{T_x^{(1)}, T_x^{(2)}, T_x^{(3)}, T_x^{(4)}\} \{T_y^{(1)}, T_y^{(2)}, T_y^{(3)}, T_y^{(4)}\}$$

이들 값들 중에서 음수나 복소수 값은 무시하고 다음의 조건을 만족하는 T 값을 구하고 이를 다음 step의 update time으로 활용하게 되는데 이것이 바로 앞에서 언급한 resource time이 되는 것이다.

$$\begin{aligned} T_x^{\max} &= \max(T_x^{(j)}) \quad j=1,2,\dots \\ T_y^{\max} &= \max(T_y^{(j)}) \quad j=1,2,\dots \\ T &= \min(T_x^{\max}, T_y^{\max}) \end{aligned} \quad (8)$$

2.3 Sonar Resource Management를 위한 IMM-DAF 알고리즘

2.2절에서 살펴본 방법을 이용하여 해양환경에서의 기동표적에 대한 표적기동분석(Target Motion Analysis : TMA)에 적용해보면 실제로 기동표적에 대한 공경잡음의 분산값이 추정성능향상에 큰 변수로 작용함을 알 수 있다. 특히 단일필터를 사용할 경우 그 필터가 비록 뛰어난 성능을 가지는 PDAF 일지라도 표적기동의 크기에 맞는 공경잡음의 공분산을 적절히 선택해주어야 향상된 추정을 얻을 수 있고 이러한 문제는 sonar resource management[9,10]에서도 발생하게 된다. 따라서 본 논문에서는 보다 효율적으로 변침하는 표적을 추적하는 동시에 sonar resource management에서 활용가능한 방법으로써 IMM-DAF 알고리즘[11]을 활용하고자 한다. 적용된 IMM-DAF 알고리즘 아래와 같다.

Interacting

$$\hat{x}_{k-1}^i = \frac{\sum_{j=1}^r \hat{x}_{k-1}^{ij} \pi_{ij} \Pr(M_{k-1}^j | Z_{k-1})}{\sum_{j=1}^r \pi_{ij} \Pr(M_{k-1}^j | Z_{k-1})}$$

$$\hat{P}_{k-1}^i = \frac{\sum_{j=1}^r (\hat{P}_{k-1}^{ij} + \hat{x}_{k-1}^i \hat{x}_{k-1}^{i,T}) \pi_{ij} \Pr(M_{k-1}^j | Z_{k-1})}{\sum_{j=1}^r \pi_{ij} \Pr(M_{k-1}^j | Z_{k-1})} - \hat{x}_{k-1}^i \hat{x}_{k-1}^{i,T}$$

$$\pi_{ij} = \Pr ob(M_k^j | M_{k-1}^i)$$

Prediction step

$$\begin{aligned} \bar{x}_k^i &= \Phi \hat{x}_{k-1}^i \\ \bar{P}_k^i &= \Phi \hat{P}_{k-1}^i \Phi^T + B Q_{k-1}^i B^T \end{aligned}$$

Probability of validated measurement

$$\begin{aligned} \beta_{k,0}^i &= \frac{b^i}{b^i + \sum_{j=1}^m \exp[-\frac{1}{2}(\nu_{k,j}^i)^T (S_k^i)^{-1} (\nu_{k,j}^i)]} \\ \beta_{k,j}^i &= \frac{\exp[-\frac{1}{2}(\nu_{k,j}^i)^T (S_k^i)^{-1} (\nu_{k,j}^i)]}{b^i + \sum_{j=1}^m \exp[-\frac{1}{2}(\nu_{k,j}^i)^T (S_k^i)^{-1} (\nu_{k,j}^i)]} \end{aligned}$$

여기서, $b^i = \lambda(2\pi)^{\frac{n}{2}} |(S_k^i)|^{\frac{1}{2}} (1 - P_D P_G) / P_D$

Update step

$$\begin{aligned} \hat{x}_{k,j}^i &= \bar{x}_k^i + K_k^i \nu_{k,j}^i \\ \hat{P}_{k,j}^i &= (I - K_k^i H) \bar{P}_k^i \end{aligned}$$

$\hat{x}_{k,0}^i = \bar{x}_k^i$ (측정치 m개가 모두가 clutter일 경우, j=0 일때)

$$\begin{aligned} \hat{P}_{k,0}^i &= \bar{P}_k^i \\ K_k^i &= \bar{P}_k^i H^T (H \bar{P}_k^i H^T + R_k^i)^{-1} \triangleq \bar{P}_k^i H^T (S_k^i)^{-1} \\ \hat{x}_{k,j}^i &= \bar{x}_k^i + K_k^i \sum_{j=1}^m \beta_{k,j}^i \nu_{k,j}^i \\ \hat{P}_k^i &= \beta_{k,0}^i \bar{P}_k^i + (1 - \beta_{k,0}^i) \bar{P}_k^i \\ &\quad + K_k^i [\sum_{j=1}^m \beta_{k,j}^i \nu_{k,j}^i (\nu_{k,j}^i)^T - \nu_{k,j}^i (\nu_{k,j}^i)^T] K_k^{i,T} \\ \nu_k^i &= \sum_{j=1}^m \beta_{k,j}^i \nu_{k,j}^i \end{aligned}$$

Mode probability update

$$\Pr(M_k^i | Z_k) = \frac{f(z_k | M_k^i, Z_{k-1}) \sum_{j=1}^r \pi_{ij} \Pr(M_{k-1}^j | Z_{k-1})}{\sum_{j=1}^r f(z_k | M_k^j, Z_{k-1}) \sum_{i=1}^r \pi_{ij} \Pr(M_{k-1}^i | Z_{k-1})}$$

$$f(z_k | M_k^i, Z_{k-1}) = \frac{(1 - P_D P_G) \lambda V_G^{-m+1}}{P_D P_G m + (1 - P_D P_G) \lambda V_G}$$

$$+ \frac{V_G^{-m+1} P_G}{P_D P_G m + (1 - P_D P_G) \lambda V_G} \times \sum_{j=1}^m P_D P_G \frac{1}{(2\pi)^2 |S_{k,j}^i|^2} \exp\left(-\frac{1}{2} (z_{k,j} - H_{k,j}^i)^T (S_{k,j}^i)^{-1} (z_{k,j} - H_{k,j}^i)\right)$$

Combination

$$\hat{x}_k = \sum_{i=1}^r \hat{x}_k^i \Pr(M_k^i | Z_k)$$

$$\hat{P}_k = \sum_{i=1}^r [\hat{P}_k^i + (\hat{x}_k^i - \hat{x}_k)(\hat{x}_k^i - \hat{x}_k)^T] \Pr(M_k^i | Z_k)$$

IMMPDAF 알고리즘을 활용하기 위해서는 각 mode에서 생성되는 validation gate를 어떻게 처리하는가가 중요한 문제이다. 만약 r개의 mode가 있다면 각각의 예측치를 확률적으로 결합하고 이 값을 중심으로 하는 새로운 validation gate를 형성하고 r개의 mode가 validation gate내의 동일한 측정치로써 PDA를 수행하여 각 mode별로 추정치를 쇠신한다. IMMPDAF 알고리즘에서는 IMM에서 사용한 mode probability update 알고리즘을 적용할 경우 clutter가 결합된 추정치가 validation gate내부에 존재하므로 이들을 모두 확률적으로 결합시켜야 한다. 본 논문에서 사용된 mode가 2개인 경우 IMMPDAF 알고리즘의 개념도는 다음 그림과 같다.

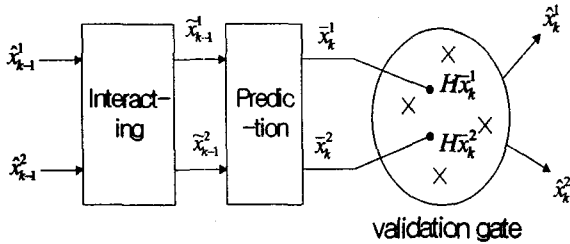
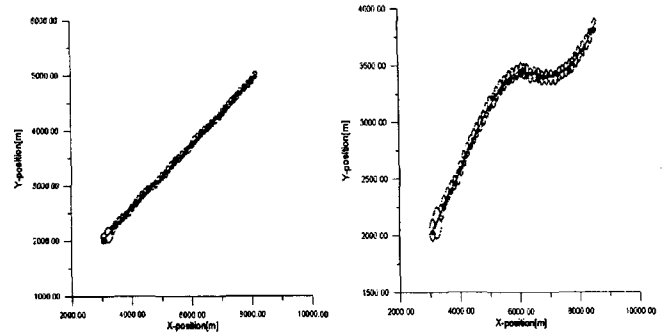


그림 1. IMMPDAF의 개념도 (mode 2개)
Fig. 1. Block diagram of IMMPDAF(case of two mode)

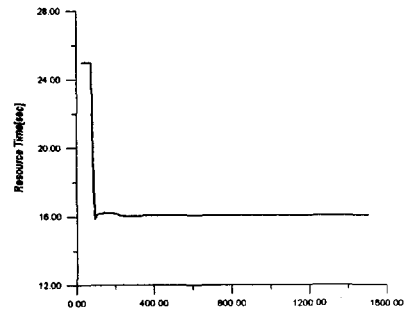
이렇게 구해진 combined covariance를 이용하여 2.2절에서 살펴본 sonar resource management 알고리즘을 이용하여 resource time을 구할 수 있게 된다.

2.4 시뮬레이션 조건 및 결과

본 논문에서는 표적이 직선 기동하는 경우와 변칙하는 경우에 대해서 각각 컴퓨터 시뮬레이션을 통해서 그 추정 성능을 비교해보았다. 먼저 시뮬레이션 조건으로는 표적의 속력은 4m/s이고 초기위치는 (3000m, 2000m)로 하였다. 전체 시뮬레이션 시간은 1500초이며 표적의 변칙 시나리오는 첫 번째로는 전체 시뮬레이션 시간동안 직선 기동하는 경우와 두 번째로는 0~500초에는 직선기동을 500~1000초에서는 -0.0005*9.8g로 1000~1500초에서는 0.0005*9.8g로 변칙하도록 하였다. 여기서 g는 중력가속도를 의미한다. 전체 시뮬레이션 시간 중에서 최초 3번째 sampling까지는 25초로 일정하게 sampling을 하고 이후부터는 resource time을 계산하여 계산된 resource time으로 update를 수행한다. 또한 process noise의 sigma값을 0.01과 0.001중 선택적으로 사용하여 두 경우에 대한 추정 성능을 살펴보았다. 먼저 PDAF 알고리즘을 이용한 resource management에 대해서 살펴보기로 하자.

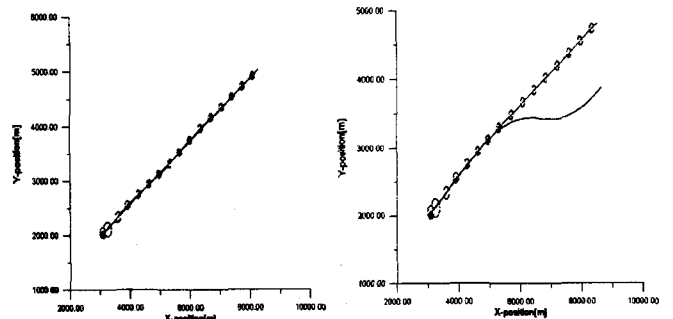


(a) 표적이 직선기동하는 경우 (b) 표적이 변칙하는 경우

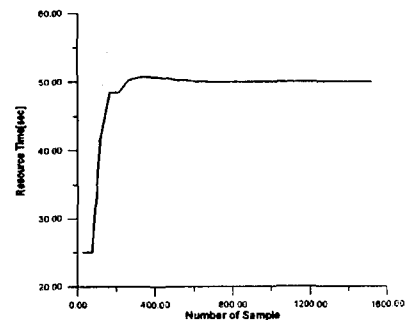


(c) 계산된 Resource Time

그림 2. sigma=0.01일때
Fig. 2. Case of sigma value is 0.01



(a) 표적이 직선기동하는 경우 (b) 표적이 변칙하는 경우



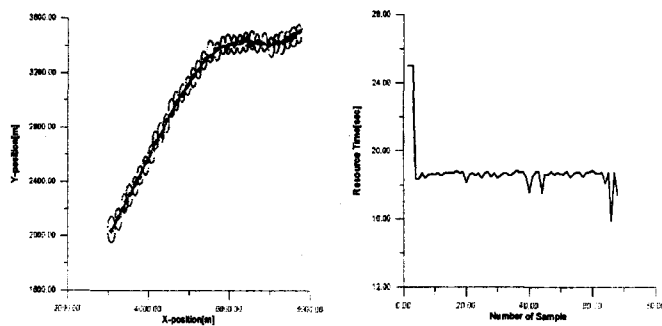
(c) 계산된 Resource Time

그림 3. sigma=0.001일때
Fig. 3. Case of sigma value 0.001

위의 그림 2, 3의 결과를 보면 표적이 직선기동을 하는 경우에는 resource time이 16.06sec 뿐만 아니라 49.99sec일 때에도 표적을 잘 추적하고 있음을 알 수 있다. 이는 초기에 25sec로 sampling하는 경우와 비교했을 때 약 2배정도의 sampling time을 사용하여도 표적이 직선기동 하는 경우에는 좋은 추정성능을 얻을 수 있음을 의미하고 결국에는 sonar system이 가지는 제한된 resource를 그만큼 절약할 수 있다는 것을 의미한다. 반면 표적이 변침을 하는 경우에는 resource time이 16.06sec($\sigma=0.01$)일 때는 표적을 잘 추적하지만, 49.99sec($\sigma=0.001$)일 때는 표적추적에 실패하는 결과를 가지게 된다. 결론적으로 말하자면 PDA알고리즘을 활용한 resource management의 경우에는 표적의 기동형태에 따라서 적절한 process noise의 sigma값을 선택해주어야만 하고, 이는 표적의 기동형태를 알 수 없는 실제 상황에서 실시간 표적추적이 이루어 질수 없음을 의미한다. 그러므로 이러한 단점을 보완하기 위해서 본 논문에서는 sigma의 크기를 IMMADF알고리즘의 mode set으로 적용하였고, 이렇게 구해진 IMMADF알고리즘에서 계산되어진 combined covariance를 활용하여 sonar system의 resource management에 적용하였다. 각 mode의 확률초기값은 $Pr[0]=Pr[1]=0.5$ 로 두었으면 mode transition probability는 다음과 같이 정의하였다.

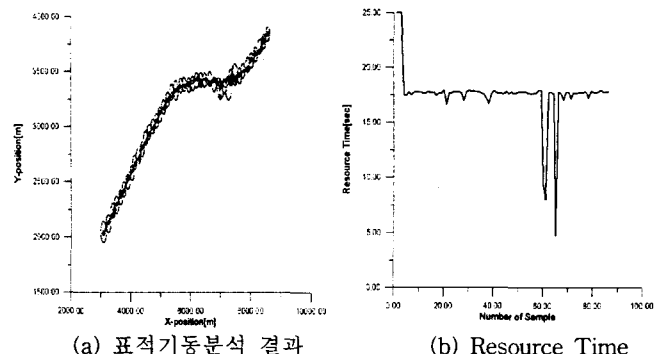
$$\pi_{ij} = \begin{cases} 1-\epsilon_1 & \epsilon_2 \\ \epsilon_1 & 1-\epsilon_2 \end{cases} \quad (9)$$

식 (9)와 같은 mode transition probability에서 $\epsilon_1=\epsilon_2=0.25$, $\epsilon_1=\epsilon_2=0.15$ 인 두가지 경우에 대해서 컴퓨터 시뮬레이션을 통해서 그 결과를 살펴보고 그 결과는 다음과 같다. 또한 본 논문에서는 IMMADF알고리즘을 활용한 resource management 방법으로 두 가지 방법을 제안하는데 먼저 각 mode set으로 고려되는 sigma값을 확률적으로 계산하여 combined covariance에 적용하는 경우와 각 모드에서 계산되어 나오는 resource time을 확률적으로 계산하여 이후의 필터 update 시간에 활용하는 경우이다. 다음은 이 두가지 경우에 대한 시뮬레이션 결과이다.



(a) 표적기동분석 결과 (b) Resource Time
 그림 4. 각 mode의 sigma값을 확률적으로 적용한 경우

Fig. 4. Case of using probabilistic sigma value about each mode ($\epsilon_1 = \epsilon_2 = 0.2$)

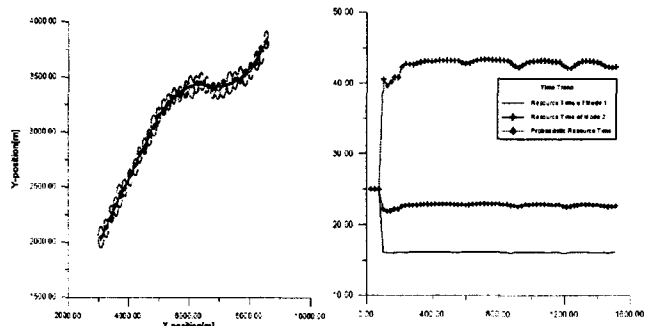


(a) 표적기동분석 결과 (b) Resource Time

그림 5. 각 mode의 sigma값을 확률적으로 적용한 경우 ($\epsilon_1 = \epsilon_2 = 0.15$)

Fig. 5. Case of using probabilistic sigma value about each mode ($\epsilon_1 = \epsilon_2 = 0.15$)

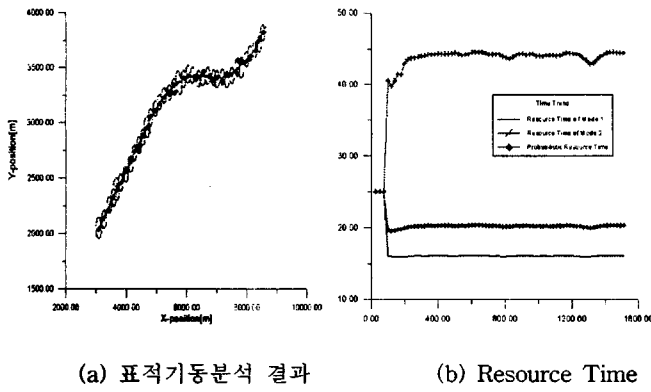
그림 4와 그림 5의 결과를 놓고 보았을 때 각 mode에 대한 확률 값을 어떻게 정해주는가에 따라서 표적기동분석 결과와 resource time에 차이가 있음을 알 수 있다. 다시 말하면 그림 4의 경우 그림 5에 비해서 mode 1이 가지는 확률값이 작기 때문에 상대적으로 resource time을 길게 나타나고 있지만 표적기동분석 결과에서 알 수 있듯이 표적에 대한 추정을 끝까지 수행하지 못하는 결과를 가져오게 된다. 이러한 결과를 가지게 되는 것은 단일 PDA 알고리즘에서 활용된 sigma 값을 mode set으로 한 IMMADF 알고리즘을 resource management에 적용하였다고 할지라도 각 mode에 적용된 sigma값이 확률적으로 계산되어 새로운 sigma 값을 만들게 되고 이렇게 만들어진 sigma 값에 의해서 식(6)과 식(7)의 4차방정식의 해 값이 얻어지게 되며 이렇게 얻어진 해 값이 resource time이 복소수 근을 가지는 경우로써 매번 예측하기란 불가능한 일이다. 다음은 본 논문에서 제안한 두 번째 방법으로 각 mode에서 나오는 resource time을 확률적으로 계산하여 이후의 필터 update 시간에 활용하는 경우에 대한 결과이다.



(a) 표적기동분석 결과 (b) Resource Time

그림 6. 각 mode의 resource time을 확률적으로 적용한 경우 ($\epsilon_1 = \epsilon_2 = 0.25$)

Fig. 6. Case of using probabilistic resource time about each mode ($\epsilon_1 = \epsilon_2 = 0.25$)



(a) 표적기동분석 결과 (b) Resource Time
 그림 7. 각 mode의 resource time을 확률적으로 적용한 경우 ($\epsilon_1 = \epsilon_2 = 0.15$)
 Fig. 7. Case of using probabilistic resource time about each mode ($\epsilon_1 = \epsilon_2 = 0.15$)

그림 4, 5의 결과는 IMMADF 알고리즘을 활용한 resource management 방법 중 각 mode set으로 고려되는 sigma값을 확률적으로 계산하여 combined covariance에 적용하는 경우이며 그림 6, 7의 결과는 각 모드에서 나오는 resource time을 확률적으로 계산하여 이후의 필터 update 시간에 활용하는 경우이다. 그림 4의 경우는 표적 기동분석이 중간에 멈추게 되는 결과를 나타내는데 이는 계산되는 resource time이 복소수 근을 가지게 되는 경우를 나타내며, 반면 그림 5의 경우에는 표적의 기동을 시뮬레이션 끝까지 수행함을 알 수 있다. 따라서 mode set으로 고려된 sigma값을 확률적으로 계산하여 resource management 알고리즘에 적용하는 경우에는 각 모드의 probability를 어떻게 정해 주는가에 따라서 그 표적추정 성능이 달라지며, 이는 실제 환경에서 적합하지가 못하다는 것을 알 수 있다. 반면 그림 6, 7의 결과를 살펴보면 두 경우 모두 기동하는 표적에 대한 추정 결과가 우수할 뿐만 아니라 resource management의 관점에서 그림 4, 5와 비교해 본다면 그림 4와 그림 5의 경우에는 resource time이 각각 약 19sec, 약 16sec 정도 되는 반면에 그림 6과 그림 7의 경우에는 각각 약 23sec와 20sec 정도로 더 큰 sampling time을 가지게 된다. 이는 곧 표적의 기동분석 측면에서 보다 안정적으로 운용 가능하다는 것을 의미 할 뿐만 아니라 resource management의 관점에도 mode의 sigma값을 확률적으로 적용하는 경우에 비해서 각 mode의 resource time을 확률적으로 계산하는 경우가 sonar가 가지는 제한적 재원을 보다 효과적으로 운용할 수 있음을 의미 한다.

3. 결 론

본 논문에서 기동하는 표적의 TMA를 효과적으로 수행하는 동시에 sonar system이 가지는 제한적인 재원을 보다 효과적으로 관리하기 위한 resource management 방법에 대하여 연구하였다. 또한 IMMADF 알고리즘을 활용한 sonar resource management 방법으로 각 mode에서 mode set으로 사용되는 sigma 값을 확률적으로 계산하는 방법과 각 mode에서 계산되어진 resource time을 확률적으로 계산하는 두 가지 방법을 제안하였으며, 컴퓨터 시뮬레이션을 통해서 그 추정 성능 및 resource management의 효율성을 분석해 보았다. 본 논문에서 살펴본 결과 같이 일반적으로 PDAF 알고리즘을 활용한 resource management의 경우에는 표적의 기동

형태에 따라서 process noise의 sigma값을 어떻게 선택해 주는가에 따라 그 추정 성능이 좌우됨을 알 수 있다. 그러므로 보다 효과적인 기동 표적 분석과 효율적인 resource management를 위해서는 IMMADF 알고리즘을 활용해야 만하고 각 mode의 sigma값을 확률적으로 계산해서 적용하는 경우 보다는 각 mode에서 계산되어서 나오는 resource time을 확률적으로 계산해서 활용하는 경우가 더 바람직한 방법임을 알 수 있다.

감사의 글
 본 논문은 수중음향특화센터에 의하여 지원되었음.

참 고 문 헌

- [1] C. Jauffret and D. Pillon, "Observability of passive target motion analysis," IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, vol. 32, no. 4, pp. 1290-1300, Oct., 1996.
- [2] E. Fogel and M. Gavish, "Nth order dynamics target observability from angle measurements," IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, vol. 23, no. 3, pp. 305-308, May, 1988.
- [3] S. C. Nardon and V. J. Aidala, "Observability criteria for bearings-only target motion analysis," IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, vol. 17, no. 2, pp. 162-166, Mar., 1981.
- [4] S. E. Hammel and V. J. Aidala, "Observability requirements for three-dimensional tracking via angle measurement," IEEE Transaction on Aerospace and Electronic System, vol. 21, no. 2, pp. 200-207, Mar., 1985
- [5] 김기현, 송택렬, "IMM을 이용한 수동소나체계의 표적기동분석", 제14차 한국자동제어학술회의 논문집, 제D권, PP.150-153, 10. 1999
- [6] 임영택, 송택렬, "능/수동 혼합형 소나를 이용한 표적기동분석 연구", 2001 ICCAS 논문집
- [7] T. L. Song and J. H. Ryu, "A Probabilistic nearest neighbor filter for target tracking in a clutter environment", Proceedings of the AIAA G&C conference, Austin TX, Aug. 2003
- [8] K. J. Rhee and T. L. Song, "A probabilistic strongest neighbor filter algorithm based on numbers of validated measurements," JSASS, Yokohama, Oct. 2002.
- [9] S.A Hoffman and W.D.Blair, "Guidance, Tracking and Radar Resource Management for Self defense," Proceedings of the 34th conference on Decision & Control New Orleans, LA-December 1995.
- [10] S.S. Ahmeda, M.Keche, and M.S Woolfson, "Adaptive joint probability data association algorithm for tracking multiple targets in cluttered environment," IEEE Proc.-Radar. Sonar Navig. Vol 144, No. 6, December 1997.
- [11] Donka Angelova, Emil Semerdjiev, Ludmila Mihaylova and X. Rong Li, " An IMMADF Solution to Benchmark Problem for Tracking in Clutter and Standoff Jammer."

저 자 소 개



임영택 (林永澤)

1974년 4월 13일생. 2000년 한양대학교 공대 제어계측공학과 졸업. 2002년 한양대학교 전자.전기.제어계측공학과 대학원 석사 졸업. 현재 한양대학교 전자.전기.제어계측공학과 대학원 박사과정.

Tel : 031-406-8967

Fax : 031-407-2756

E-mail : gncking@ihanyang.ac.kr



송택렬 (宋澤烈)

1974년 서울대 공학사, 1981년 Univ. of Texas at Austin 항공 우주공학과 석사. 1983년 Univ. of Texas at Austin 항공우주공학박사. 1974~1995년 국방과학연구소. 1995년~현재 한양대 전자컴퓨터 공학부 교수. 관심분야는 유도제어, 표적상태추정 등

Tel : 031-400-5217

Fax : 031-407-2756

E-mail : tsong@hanyang.ac.kr