

# 밀리미터파 대역 차량용 레이더를 위한 순서통계 기법을 이용한 다중 표적의 데이터 연관 필터

## (Multi-target Data Association Filter Based on Order Statistics for Millimeter-wave Automotive Radar)

李文植, 金溶勳

(Moon-Sik Lee and Yong-Hoon Kim)

### 요약

차량 충돌 경보용 레이더 시스템의 개발에 있어 표적 추적의 정확도와 신뢰도는 매우 중요한 요소이다. 여러 표적을 동시에 추적할 때 중요한 것은 표적과 측정치와의 데이터 연관(data association)이며, 부적절한 측정치가 어느 표적과 연관되면 그 표적은 트랙을 벗어나 추적능력을 잃어버릴 수 있고 심지어 다른 표적의 추적에도 영향을 줄 수 있다. 지금까지 발표된 대부분의 데이터 연관 필터들은 근접하여 이동하는 표적들의 경우 이와 같은 문제점을 보여왔다. 따라서, 현재 개발되고 있는 많은 알고리즘들은 이러한 데이터 연관 문제의 해결에 초점을 맞추고 있다. 본 논문에서는 순서통계(order statistics)를 이용한 새로운 다중 표적의 데이터 연관 방법에 대하여 서술하고자 한다. OSPDA와 OSJPDA로 불리는 제안된 방법은 각각 PDA 필터 또는 JPDA 필터에서 계산된 연관 확률을 이용하며 이 연관 확률을 결정 논리(decision logic)에 의한 가중치로 함수화 하여 표적과 측정치 사이에 최적 혹은 최적 근처의(near optimal) 데이터 연관이 가능하도록 한 것이다. 시뮬레이션 결과를 통해, 제안한 방법은 기존의 NN 필터, PDA 필터, 그리고 JPDA 필터의 성능과 비교 분석되었으며, 그 결과 제안한 OSPDA, OSJPDA 필터는 PDA, JPDA 필터보다 추적 정확도에 대해 각각 약 18%, 19% 이상으로 성능이 향상됨을 확인하였다. 제안한 방법은 CAN을 통해 차량 엔진 등의 ECU와 통신하도록 개발된 DSP 보드를 이용하여 구현되었다.

### Abstract

The accuracy and reliability of the target tracking is very critical issue in the design of automotive collision warning radar. A significant problem in multi-target tracking (MTT) is the target-to-measurement data association. If an incorrect measurement is associated with a target, the target could diverge the track and be prematurely terminated or cause other targets to also diverge the track. Most methods for target-to-measurement data association tend to coalesce neighboring targets. Therefore, many algorithms have been developed to solve this data association problem.

In this paper, a new multi-target data association method based on order statistics is described. The new approaches, called the order statistics probabilistic data association (OSPDA) and the order statistics joint probabilistic data association (OSJPDA), are formulated using the association probabilities of the probabilistic data association (PDA) and the joint probabilistic data association (JPDA) filters, respectively. Using the decision logic, an optimal or near optimal target-to-measurement data association is made. A computer simulation of the proposed method in a heavy cluttered condition is given, including a comparison with the nearest-neighbor (NN), the PDA, and the JPDA filters. Simulation results show that the performances of the OSPDA filter and the OSJPDA filter are superior to those of the PDA filter and the JPDA filter in terms of tracking accuracy about 18% and 19%, respectively. In addition, the proposed method is implemented using a developed digital signal processing (DSP) board which can be interfaced with the engine control unit (ECU) of car engine and with the driver through the controller area network (CAN).

### I. 서론

최근 복잡한 도로 조건하에서 급속도로 증가하는 차량에 의해 교통사고가 대형화되어 인명 피해 또한 급속히 증가되고 있다. 이러한 문제를 감소시키기 위해 ITS (intelligent transport system)와 관련하여 많은 연구가 이루어지고 있다. 그 중 차량 충돌 경고 및 방지 (collision warning & collision avoidance: CW/CA) 시스템 개발을 위한 핵심장치로서 밀리미터파 레이더 (millimeter-wave radar) 센서가 중점적으로 연구되고 있으며 향후 주된 차량 센서로 이용될 것이다. 차량용 레이더 시스템의 개발에 있어, 특히 표적의 정확한 추적은 시스템의 신뢰도를 증가 시키기 위해 매우 중요한 고려 사항이다.

지금까지 다중 표적의 추적(multi-target tracking: MTT) 알고리즘은 공대지 및 지대공 레이더 등 군사분야에서 많이 이용되어 왔다. 그러나, 이와 같은 항공기에서의 적용 조건은 표적의 기동, 각종 잡음, 그리고 클러터 등에서 도로 환경과 아주 다르다. 항공의 이용 조건에 맞게 개발된 기존의 추적 알고리즘을 차량용 레이더 시스템에 적용하는 것은 고정물체로부터의 반사 신호, 클러터 및 잡음 등 복잡한 도로 환경에 의하여 많은 문제점을 보여주고 있다. 따라서 차량 충돌 경고 및 방지 시스템 개발을 위해, 복잡한 클러터 환경하에 다중 표적을 추적하기 위한 새로운 또는 개선된 알고리즘의 개발이 요구되어진다. 그림 1은 레이더를 이용한 차량 충돌 경고 및 방지 시스템의 개략도를 보여준다.

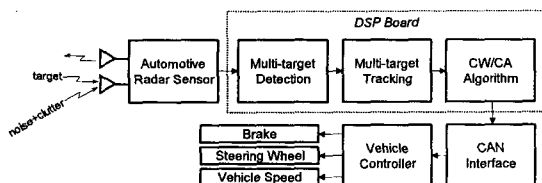


그림 1. 차량용 레이더를 이용한 차량 충돌 경고 및 방지 시스템의 개략도

Fig. 1. Block diagram of the vehicle CW/CA system using automotive radar.

클러터가 많이 존재하는 환경에서 다중 표적을 추적할 때, 한 표적의 유효 영역(validation region) 안에 추적치가 하나 이상 존재하는 경우가 발생할 수 있다

<sup>[1-3]</sup>. 이러한 표적과 측정치와의 데이터 연관(data association) 문제를 풀기 위해 많은 알고리즘들이 개발되어왔다. 그 중 NN (nearest-neighbor) 알고리즘<sup>[4][5]</sup>, PDA (probabilistic data association) 알고리즘<sup>[4-7]</sup>, 그리고 JPDA (joint probabilistic data association) 알고리즘<sup>[4-11]</sup> 등이 다중 표적의 추적에 많이 이용되어 왔다. 그러나 이러한 알고리즘들은 표적들이 근접하여 이동하는 경우에 표적을 잃거나 표적들이 합병되는 등의 문제점을 보여주고 있다. 따라서 본 논문에서는 이러한 표적들의 합병 문제를 해결하기 위한 새로운 데이터 연관(data association) 방법을 제안하였고, NN 알고리즘, PDA 알고리즘, 그리고 JPDA 알고리즘과의 성능을 비교 분석하였다.

### II. 데이터 연관

다중 표적의 추적은 그림 2에서 보여지는 것과 같이 크게 트랙의 초기화(track initialization), 데이터 연관, 그리고 추정 및 예측(estimation & prediction)의 세 부분으로 구성된다. 그림 2에서  $Z(k)$ 는 시간  $k$ 에서 레이더 센서로부터 들어오는 일련의 모든 측정치들이고,  $Z'(k)$ 는 표적  $i$ 의 예측값의 게이트(gate)내에 존재하는 유효화 영역의 측정치들이며 나머지 용어들은 이후에 논의될 것이다. 트랙의 초기화 부분은 각 표적들의 초기 상태를 결정하며, 이러한 초기화 단계를 거쳐 표적들은 데이터 연관 부분과 추정 및 예측 부분을 반복적으로 수행함으로써 추적이 이루어지게 된다. 다중 표적 추적에 있어 주된 관심은 레이더 측정치들과 각 표적의 예측값이 주어졌을 때 각 표적과 그 표적의 실제 측정치와의 관계를 정확히 결정해야 하는 데이터 연관 부분이다.

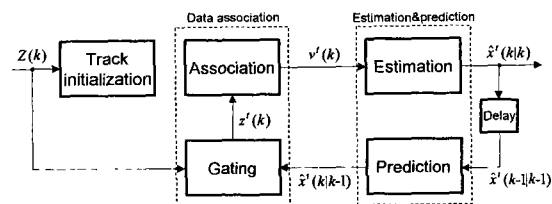


그림 2. 다중 표적 추적의 개요도

Fig. 2. Schematic diagram of multi-target tracking.

레이더 센서로부터 들어오는 일련의 측정치들은 데이터 연관 필터에 의해 각 표적에 연관되어진다. 연관

된 측정치에 의해 각 표적은 자신의 트랙을 추정 및 예측하게 되는데 이러한 표적의 추정 필터로서 칼만(Kalman) 필터가 이용되어진다. 표적의 상태 벡터를  $x$ 라 할 때, 칼만 필터에 의한 표적  $t$ 의 상태 추정값  $\hat{x}^t(k|k)$ 는 식 (1)과 같이 구해진다<sup>[4][12-14]</sup>. 다음 용어들의 팔호에서 “ $k|k-1$ ”은  $k-1$ 시점까지의 측정치를 이용하여 얻어진  $k$ 시점에서의 예측값을 말하며, “ $k|k$ ”은  $k$ 시점까지의 측정치를 이용하여 얻어진  $k$ 시점에서의 추정값을 의미한다.

$$\hat{x}^t(k|k) = \hat{x}^t(k|k-1) + W^t(k)v^t(k), \quad t=1, \dots, T \quad (1)$$

여기서  $k$ 는 이산 시간 인덱스,  $\hat{x}^t(k|k-1)$ 는 표적  $t$ 의 상태 예측값, 그리고 측정치들의 가중 합계인  $v^t(k)$ 은 식 (2)와 같이 주어진다.

$$v^t(k) = \sum_{j=1}^m \beta_j^t(k)v_j^t(k), \quad t=1, \dots, T \quad (2)$$

여기서  $m$ 은 측정치의 수,  $\beta_j^t(k)$ 는  $j$ 번째 측정치와 표적  $t$ 의 연관 확률(association probability), 그리고  $v_j^t(k)$ 는  $j$ 번째 측정치에 대한 표적  $t$ 의 이노베이션(innovation)이라 불리며 식 (3)과 같이 표현된다.

$$v_j^t(k) = z_j^t(k) - \hat{z}^t(k|k-1), \quad j=1, \dots, m, \quad t=1, \dots, T \quad (3)$$

여기서  $z$ 는 표적의 측정치 벡터,  $z_j^t(k)$ 는 시간  $k$ 에서의 표적  $t$ 의  $j$ 번째 측정치, 그리고  $\hat{z}^t(k|k-1)$ 는 표적  $t$ 의 측정치의 예측값을 나타낸다. 식 (1)에서  $W^t(k)$ 는 칼만 이득(Kalman gain)이며 식 (4)와 같이 구해진다.

$$W^t(k) = P^t(k|k-1)H^t[H^tP^t(k|k-1)H^t + R^t(k)]^{-1}, \quad t=1, \dots, T \quad (4)$$

여기서  $P^t(k|k-1)$ 는 예측 오차의 공분산 행렬(covariance matrix),  $H^t$ 는 측정 행렬,  $H^t$ 는  $H^t$ 의 전치 행렬(transpose matrix), 그리고  $R^t$ 는 측정 잡음의 공분산 행렬이다.

다중 표적 추적의 가장 어려운 점은 클러터가 많이 존재하는 상황에서 측정치 근원이 불확실한 경우 데이터를 정확히 연관시키는 문제이다. 이것을 해결하기 위한 기존의 데이터 연관 필터들을 간략히 논의한다.

**NN 알고리즘** : 예측된 측정 거리 및 상대속도를 기준으로 해서 측정치들 중 가장 가까운 유효 측정치를 이용하여 표적의 상태 변수를 갱신(update) 한다. 최소 유효 측정치를 찾기 위한 거리자(distance measure)는 식 (3)에서 사용된 이노베이션의 크기를 이용하여 구하며 그 측정식은 식 (5)와 같다<sup>[4][5]</sup>.

$$[v_j^t(k)]^2 = [z_j^t(k) - \hat{z}^t(k|k-1)]^2, \quad j=1, \dots, m, \quad t=1, \dots, T \quad (5)$$

NN 알고리즘에서는 하나의 표적의 추적에 대해 최소 유효 측정치 하나만을 이용하므로 식 (2)에서의 연관 확률값은 “1”이 된다.

**PDA 알고리즘** : 각 표적의 상태 벡터와 그 표적의 유효 영역 안의 모든 유효 측정치들 사이의 연관 확률을 구하며 연관 확률은 식 (6)과 같이 유도된다. 그 연관 확률들은 식 (2)와 같이 유효 측정치에 대한 가중치로 사용하게 된다<sup>[4-7]</sup>.

$$\beta_j^t(k) = \frac{C^{m-1} \exp[-v_j^t(k)S_j^t(k)^{-1}v_j^t(k)/2]}{n^t |2\pi S_j^t(k)|^{1/2}} P_D, \quad j=1, \dots, m, \quad t=1, \dots, T \quad (6)$$

여기서  $C$ 는 허위 측정치(false measurement)의 밀도,  $v_j^t$ 는  $v_j^t$ 의 전치 행렬,  $S_j^t$ 는  $v_j^t$ 의 공분산 행렬,  $n^t$ 는 표적이  $t$ 일 때의 정규화 상수(normalization constant), 그리고  $P_D$ 는 표적 탐지 확률(target detection probability)이다.

**JPDA 알고리즘** : 모든 표적과 유효화 영역의 모든 측정치에 대한 연관 확률을 계산하며 연관 확률의 수식은 식 (7)과 같이 주어진다<sup>[4][8]</sup>.

$$\beta_j^t(k) = \sum_x P\{\chi | Z^k\} \hat{\omega}_j^t(\chi), \quad j=1, \dots, m, \quad t=1, \dots, T \quad (7)$$

여기서  $\hat{\omega}_j^t(\chi)$ 는

- 1) 하나의 측정치는 두개 이상의 표적으로부터 기인할 수 없다
- 2) 하나의 표적으로부터 두개 이상의 측정치는 발생하지 않는다

는 실제 상황에서의 제한 조건을 만족하는 가능한 사건(feasible event)  $\chi$ 에 대한 가설 행렬(hypothesis

matrix)의 요소(element)이고  $P\{z^k\}$ 는 결합 사건(joint event) 확률로써 식 (8)과 같이 구해진다.

$$P\{z^k\} = \frac{C^{\phi}}{n^{\tau}} \prod_{j=1}^m \frac{\exp[-v_j'(k)S_j'(k)^{-1}v_j'(k)/2]}{|2\pi S_j'(k)|^{1/2}} \prod_{i \in \mathcal{D}_j} P_D \prod_{i \in \mathcal{D}'_j} (1-P_D), \quad j=1, \dots, m, \quad t=1, \dots, T \quad (8)$$

여기서  $\Pi$ 는 주어진 값들의 곱을 나타내는 기호,  $\phi$ 는 허위 측정치의 수,  $\tau_j$ 는 측정치  $j$ 가 어떤 표적과 연관되어 있는지를 나타내는 이진 측정치 연관 표시기(measurement association indicator), 그리고  $t$ 는 어떤 측정치가 표적  $t$ 와 연관이 있는지를 나타내는 이진 표적 탐지 표시기(target detection indicator)이다.

### III. 제안한 데이터 연관 방법

클러스터가 많이 존재하는 환경에서는 다중 표적의 추적을 위해 PDA 나 JPDA 필터 알고리즘은 매우 좋은 성능을 보여주고 있다. 그러나 이러한 알고리즘들은 여러 표적들이 근접하여 이동하는 경우 하나의 측정치가 여러 표적의 추적에 이용되어 표적들이 합병되는 등 표적의 추적 능력을 상실시키는 문제점을 보여준다. 따라서 본 장에서는 클러스터 환경에서 PDA나 JPDA의 이점을 유지하면서 표적의 합병을 피하기 위한 새로운 데이터 연관 방법을 제안하고자 한다. 제안한 방법은 PDA 또는 JPDA 필터에서 계산된 연관 확률을 순서통계(order statistics)에 근거한 결정 논리(decision logic)를 이용하여 표적과 측정치 사이에 최적의 혹은 최적 근처의(near optimal) 데이터 연관이 이루어지도록 한 것이다. 본 논문에서는 PDA 필터의 연관 확률들을 사용하여 구현된 제안한 방법은 OSPDA (order statistics probabilistic data association)로, JPDA 필터의 연관 확률들을 사용하여 구현된 제안한 방법은 OSJPDA (order statistics joint probabilistic data association)로 명명한다.

순서통계를 이용한 새로운 데이터 연관 방법은 다음과 같은 순서로 구현된다.

#### 1단계: 연관 확률 행렬(association probability matrix)의 구축

PDA 또는 JPDA 필터 알고리즘으로부터 각 표적( $t=1,2,\dots,T$ )과 각 측정치( $j=1,2,\dots,m$ ) 사이의 연관 확률을 산

출한 후 이 값들을 이용하여 식 (9)와 같이 연관 확률 행렬  $\mathbf{B}$ 를 구성한다.

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} \beta_1^1 & \beta_2^1 & \dots & \beta_m^1 \\ \beta_1^2 & \beta_2^2 & \dots & \beta_m^2 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \beta_1^t & \beta_2^t & \dots & \beta_m^t \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \beta_1^T & \beta_2^T & \dots & \beta_m^T \end{bmatrix}, \quad j=1, \dots, m, \quad t=1, \dots, T \quad (9)$$

여기서  $\beta_j^t(k)$ 는 식(2)에서와 마찬가지로  $j$ 번째 측정치와 표적  $t$ 의 연관 확률 값이다.

#### 2단계: 최대 연관 확률 행렬(maximum association probability matrix)의 계산

각 표적의 연관 확률 들은 순서통계를 기반으로 하여 확률 값이 큰 값으로부터 다시 정렬시킨다. 따라서, 각 표적과 측정치 사이의 연관 확률 중 가장 큰 값은 첫번째 열에 놓고 가장 작은 값은 마지막 열에 놓이게 된다.

$$\mathbf{M} = \begin{bmatrix} \beta_{1st,max}^1 & \beta_{2nd,max}^1 & \dots & \beta_{mth,max}^1 \\ \beta_{1st,max}^2 & \beta_{2nd,max}^2 & \dots & \beta_{mth,max}^2 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \beta_{1st,max}^T & \beta_{2nd,max}^T & \dots & \beta_{mth,max}^T \end{bmatrix} \quad (10)$$

#### 3단계: 결정 논리(decision logic)

제안한 방법을 구현하기 위해 다음과 같은 용어들이 정의된다.

$$m_{\text{dominant}}^t = \text{표적 } t \text{의 주 측정치} \quad (11)$$

$$m_{\text{all but the dominant}}^t = \text{표적 } t \text{의 주 측정치를 제외한 나머지 측정치들} \quad (12)$$

식 (11)에서 표적 1의 주 측정치는 표적 1과 연관되어지는 각 측정치 사이의 연관 확률들 중 최대값을 갖는 측정치를 말하며, 표적 2에서부터 표적 T까지의 경우, 표적  $t$ 의 주 측정치는 표적 1에서부터 표적  $t-1$ 까지 주 측정치로 사용되지 않았던 측정치들과 표적  $t$ 와의 연관 확률들 중 최대값을 갖는 측정치를 말한다. 따라서 표적 1과 표적 1의 주 측정치와의 연관 확률은 식 (13)과 같이 표현되며, 표적 2에서부터 표적 T까지 표적  $t$ 와 표적  $t$ 의 주 측정치와의 연관 확률은 식

(14)와 같이 표현될 수 있다.

$$\beta_{m_{\text{dominant}}}^t = \beta_{1st, \text{max}}^t, \quad t=1 \quad (13)$$

$\beta_{m_{\text{dominant}}}^t$  = 표적 1에서부터 표적  $t-1$ 까지 주 측정치로 사용되지 않았던 측정치들과 표적  $t$ 와의 연관 확률들 중 최대값, 즉 표적  $t$ 의 주 측정치와 연관되어지는 표적  $t$ 의 확률( $t=2, \dots, T$ )

$$(14)$$

$\beta_{m_{\text{all but the dominant}}}^t$  = 표적  $t$ 의 주 측정치를 제외한 각각의 측정치와 연관되어지는 표적  $t$ 의 확률들 ( $t=1, \dots, T$ ) (15)

표적  $t$ 와 각 측정치와의 연관 확률들은 결정 논리 식 (16)과 (17)에 따라 다시 표현되는데, 이때 표적  $t$ 의 주 측정치를 제외한 각각의 측정치와 표적  $t$ 의 연관 확률들은 식 (17)과 같이 주 측정치와의 연관 확률 값과 차이를 두기 위해 눈금 인자 (scaling factor) 를 이용하여 확률 값을 감소시킨다. 이때는 1보다 큰 값으로 임의로 정하며, 시뮬레이션을 통해 RMS (root mean square) 추정 및 예측 오차 값이 최소가 되는  $\alpha$  값을 찾는다.

$$\beta_{m_j}^t = \beta_{m_{\text{dominant}}}^t, \quad j=1, \quad t=1, \dots, T \quad (16)$$

$$\beta_{m_j}^t = (\beta_{m_{\text{all but the dominant}}}^t) / \alpha, \quad j=2, \dots, m, \quad t=1, \dots, T \quad (17)$$

4단계: 결정 행렬(decision matrix)의 구축

결정 행렬  $D$ 는 앞 단계의 결정 논리를 이용하여 식 (18)과 같이 구현된다.

$$D = \begin{bmatrix} \beta_{m_1}^1 & \beta_{m_2}^1 & \dots & \beta_{m_m}^1 \\ \beta_{m_1}^2 & \beta_{m_2}^2 & \dots & \beta_{m_m}^2 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \beta_{m_1}^T & \beta_{m_2}^T & \dots & \beta_{m_m}^T \end{bmatrix}, \quad j=1, \dots, m, \quad t=1, \dots, T \quad (18)$$

표적  $t$ 의 연관 확률 값들의 합은 "1"이 되어야 하므로 정규화 상수를 이용하여 결정 행렬  $D$ 는 식 (19)와 같이 정규화된 결정 행렬  $\bar{D}$ 로 나타낼 수 있다.

$$\bar{D} = \begin{bmatrix} \beta_{m_1}^1/n^1 & \beta_{m_2}^1/n^1 & \dots & \beta_{m_m}^1/n^1 \\ \beta_{m_1}^2/n^2 & \beta_{m_2}^2/n^2 & \dots & \beta_{m_m}^2/n^2 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \beta_{m_1}^T/n^T & \beta_{m_2}^T/n^T & \dots & \beta_{m_m}^T/n^T \end{bmatrix} \quad (19)$$

여기서

$$n^t = \sum_{j=1}^m \beta_{m_j}^t, \quad t=1, \dots, T \quad (20)$$

5단계: 결합 이노베이션(combined innovation)의 계산

앞에서의 단계들을 거쳐 식 (21)과 같이 결합 이노베

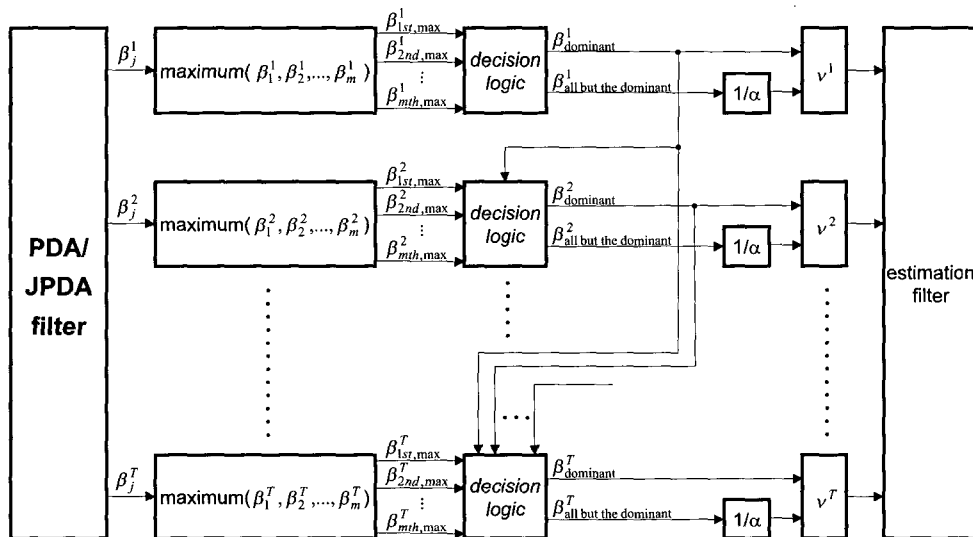


그림 3. 제안한 데이터 연관 필터 알고리즘의 구조  
Fig. 3. Architecture of the proposed data association filter algorithm.

이선 값이 구해지며 이 값을 이용하여 각 표적들은 추정값과 예측값을 얻게 된다.

$$v^t(k) = \frac{1}{n^t} \sum_{j=1}^m \beta'_{m_j} [m'_j - \hat{z}^t(k|k-1)], \quad j=1, \dots, m, \quad t=1, \dots, T \quad (21)$$

앞에서 언급한 다섯 단계를 걸쳐 처리된 순서통계 방법을 적용한 데이터 연관 필터 알고리즘의 구조를 그림 3에 제시하였다.

#### IV. 시뮬레이션 및 실험 결과

##### 1. 시뮬레이션

제안한 방법의 성능은 시뮬레이션 결과를 통해 NN 알고리즘, PDA 알고리즘, 그리고 JPDA 알고리즘과 비교 분석되었다. 레이더 센서 시스템으로부터 얻어지는 거리 및 속도의 측정치들은 실제 표적에 무작위한 잡음(random noise)을 첨가시키고 또한 클러터 신호를 포함시킴으로서 발생시켰다. 시뮬레이션에 이용된 잡음이 섞인 4개 표적의 궤적을 클러터 신호와 함께 그림 4에 제시하였다. 그림 4의 시나리오를 이용하여 수행된 각 데이터 연관 필터들에 의한 추적 성능은 그림 5에서부터 그림 9까지 제시하였으며 그림에서 가는 실선은 표적들의 실제 궤적을, 굵은 실선은 각 필터에 의한 추적 결과를 나타낸다.

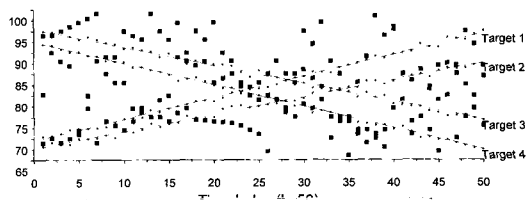


그림 4. 시뮬레이션에 이용된 잡음이 섞인 표적의 궤적과 클러터 신호

Fig. 4. Noisy target trajectories and clutter signal used in simulation.

그림 5는 NN 필터를 이용하여 구현된 표적들의 추적 결과를 보여준다. 불행히도 표적들은 클러터가 존재하는 환경에서 혼돈을 일으키며 결국에는 4개 표적에 대하여 모든 트랙을 잃어버린다. PDA 필터는 이러한 상황에서 NN 필터 보다 약간 성능이 좋아지지만, 그림 6에서와 같이 표적 3과 표적 4의 두 표적들은 근접하

여 이동하는 표적들의 합병 현상에 의한 영향으로 서로 합병되어 표적 3을 잃어버린다. 그림 7은 PDA 필터의 연관 확률들을 사용하여 구현된 제안한 방법인 OSPDA 필터의 추적 결과를 보여주며, 여기에서 " $\alpha=4$ "는 눈금 인자의 값이 4.0인 경우를 말한다.  $\alpha=4$ 일 때의 OSPDA 필터는 표적 2와 표적 4의 일부 구간에서 약간의 부정확한 추적을 제외하고는 표적들을 잃어버리지 않고 잘 추적함을 볼 수 있다. 그림 8은 JPDA 필터의 추적 결과를 보여주고 있으며 PDA 필터와 마찬가지로 표적 1과 표적 2의 두 표적들을 합병 시켜 결국 표적 1을 잃어버리게 한다. 마지막으로 그림 9에 JPDA 필터의 연관 확률들을 이용하여 구현된 제안한 방법인 OSJPDA 필터의 추적 결과를 나타냈다.  $\alpha=6$ 에서의 OSJPDA 필터는 그림 7의 OSPDA 필터와 비교하여 현저히 추적 성능을 향상시킨다는 것을 알 수 있다.

표 1은 각 데이터 연관 필터들의 거리 및 속도의 추정값의 RMS 오차(error)를 비교하였고, 표 2는 예측값의 RMS 오차를 비교하였다. 표 1과 표 2에서 "-"는 표적의 손실을 의미한다. 표 1과 2로부터  $\alpha=4$ ,  $\alpha=6$ , 그리고  $\alpha=8$ 에서의 OSJPDA 필터의 성능은 다른 필터들에 비해 우수함을 알 수 있으며,  $\alpha=4$ 에서의 OSPDA 필터와  $\alpha=6$ 에서의 OSJPDA 필터는 PDA 필터와 JPDA 필터보다 추적 정확도에 대해 각각 약 18%, 19% 이상으로 성능이 향상됨을 확인하였다.

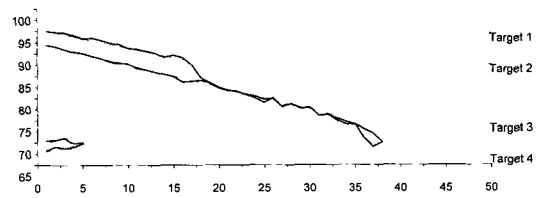


그림 5. NN 필터를 이용하여 구현된 4개의 표적에 대한 추적 결과

Fig. 5. Tracking four targets using NN filter.

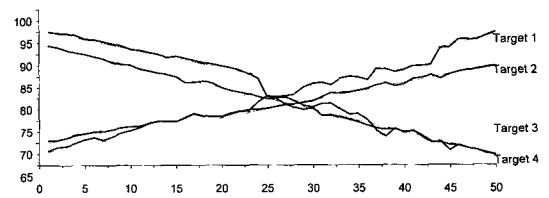


그림 6. PDA 필터를 이용하여 구현된 4개의 표적에 대한 추적 결과

Fig. 6. Tracking four targets using PDA filter.

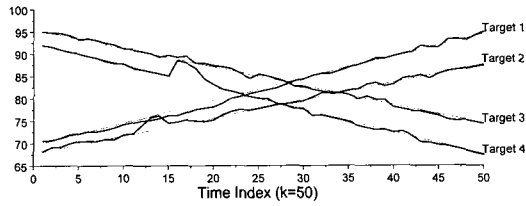


그림 7. OSPDA 필터( $\alpha=4$ )를 이용하여 구현된 4개의 표적에 대한 추적 결과  
 Fig. 7. Tracking four targets using OSPDA filter ( $\alpha=4$ ).

다중 표적의 추적이 있어, 추적의 정확도 만큼 중요한 것은 알고리즘의 수행 시간이다. 표 3은 임의의 한 순간  $k$ 에서 표적의 수가 4개이고 측정치의 수가 7개일 때의 데이터 연관에 요구되는 각 필터 알고리즘에 의한 수행 시간을 보여준다.

JPDA의 연관 확률들을 이용한 OSJPDA 필터는 다중 표적을 추적하는데 상당히 좋은 정확도를 가지지만 계산상의 과도함 때문에 실시간으로 구현할 때 많은

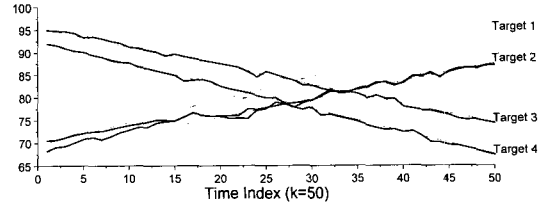


그림 8. JPDA 필터를 이용하여 구현된 4개의 표적에 대한 추적 결과  
 Fig. 8. Tracking four targets using JPDA filter.

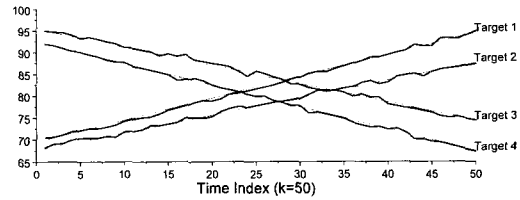


그림 9. OSJPDA 필터( $\alpha=6$ )를 이용하여 구현된 4개의 표적에 대한 추적 결과  
 Fig. 9. Tracking four targets using OSJPDA filter ( $\alpha=6$ ).

표 1. 각 데이터 연관 필터들의 거리 및 속도 추정값의 RMS 오차 비교

Table 1. RMS estimation errors of data association filters in the range and the velocity.

RMS error	filter type	target 1	target 2	target 3	target 4	RMS error	filter type	target 1	target 2	target 3	target 4
거리의 추정 오차[m]	NN	-	-	-	-	거리의 추정 오차[m]	NN	-	-	-	-
	PDA	1.595	0.656	-	0.275		PDA	0.414	0.346	-	0.248
	OSPDA ( $\alpha=2$ )	1.262	0.457	0.339	0.256		OSPDA ( $\alpha=2$ )	0.357	0.308	0.250	0.249
	OSPDA ( $\alpha=4$ )	0.466	0.489	0.355	0.456		OSPDA ( $\alpha=4$ )	0.360	0.371	0.243	0.270
	OSPDA ( $\alpha=6$ )	0.418	0.454	0.359	-		OSPDA ( $\alpha=6$ )	0.430	0.356	0.253	-
	OSPDA ( $\alpha=8$ )	0.563	-	0.350	-		OSPDA ( $\alpha=8$ )	0.282	-	0.261	-
	JDPA	-	0.603	0.375	0.280		JDPA	-	0.269	0.146	0.144
	OSPDA ( $\alpha=2$ )	-	-	0.377	0.268		OSPDA ( $\alpha=2$ )	-	-	0.135	0.128
	OSPDA ( $\alpha=4$ )	0.392	0.329	0.381	0.252		OSPDA ( $\alpha=4$ )	0.183	0.156	0.128	0.126
	OSPDA ( $\alpha=6$ )	0.319	0.325	0.383	0.251		OSPDA ( $\alpha=6$ )	0.168	0.139	0.130	0.111
OSPDA ( $\alpha=8$ )	0.324	0.330	0.385	0.251	OSPDA ( $\alpha=8$ )	0.188	0.131	0.132	0.110		

표 2. 각 데이터 연관 필터들의 거리 및 속도 예측값의 RMS 오차 비교

Table 2. RMS prediction errors of data association filters in the range and the velocity.

RMS error	filter type	target 1	target 2	target 3	target 4	RMS error	filter type	target 1	target 2	target 3	target 4
거리의 추정 오차[m]	NN	-	-	-	-	거리의 추정 오차[m]	NN	-	-	-	-
	PDA	1.627	0.693	-	0.274		PDA	0.437	0.398	-	0.310
	OSPDA ( $\alpha=2$ )	1.288	0.485	0.338	0.261		OSPDA ( $\alpha=2$ )	0.391	0.374	0.327	0.320
	OSPDA ( $\alpha=4$ )	0.491	0.526	0.354	0.467		OSPDA ( $\alpha=4$ )	0.400	0.448	0.320	0.360
	OSPDA ( $\alpha=6$ )	0.452	0.487	0.359	-		OSPDA ( $\alpha=6$ )	0.464	0.489	0.337	-
	OSPDA ( $\alpha=8$ )	0.583	-	0.351	-		OSPDA ( $\alpha=8$ )	0.336	-	0.347	-
	JDPA	-	0.635	0.388	0.284		JDPA	-	0.337	0.237	0.229
	OSPDA ( $\alpha=2$ )	-	-	0.391	0.273		OSPDA ( $\alpha=2$ )	-	-	0.219	0.209
	OSPDA ( $\alpha=4$ )	0.401	0.352	0.397	0.255		OSPDA ( $\alpha=4$ )	0.249	0.245	0.212	0.199
	OSPDA ( $\alpha=6$ )	0.326	0.344	0.400	0.258		OSPDA ( $\alpha=6$ )	0.245	0.229	0.218	0.191
OSPDA ( $\alpha=8$ )	0.334	0.349	0.402	0.259	OSPDA ( $\alpha=8$ )	0.267	0.222	0.222	0.189		

문제점을 가질 수 있다. 그러나 PDA의 연관 확률들을 이용한 OSPDA 필터는 상당히 짧은 알고리즘의 수행 시간을 가지므로 실시간 구현시 상당히 효율적이다. 따라서 상황에 따라 추적의 정확도와 수행 시간 사이의 적절한 선택이 필요하다.

각 표적에 대한 표적과 측정치의 정확한 연관 확률(probability of correct association)의 비교를 그림 1013에 나타냈다. 그림 1013에서 보여지듯이 필터들이 표적을 잃거나 좋지 않은 연관을 수행할 때 각 표적의 정확한 연관 확률의 값은 급속히 감소함을 알 수 있다. 또한  $A=6$ 에서의 OSJPDA 필터가 좋은 데이터 연관 성능을 가진다는 것을 보여주고 있다.

표 3. 4개의 표적과 7개의 측정치일 경우의 데이터 연관에 요구되는 각 필터의 수행시간 비교

Table 3. Processing time used in data association of 4 targets with 7 measurements in each method.

data association filter type	processing time [ms]
NN	<1
PDA	1
OSPDA	≈1
JPDA	24
OSJPDA	25

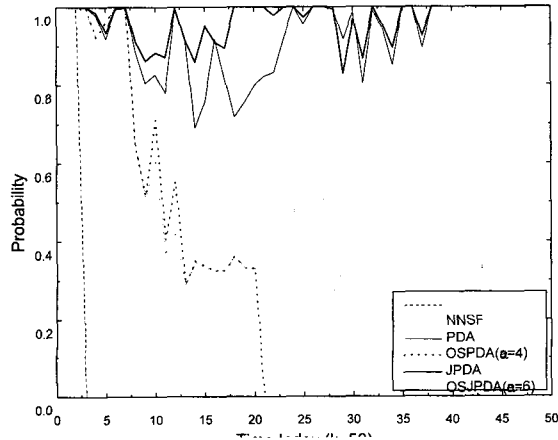


그림 10. 표적 1의 정확한 연관 확률 비교  
Fig. 10. The probability of correct association for target 1.

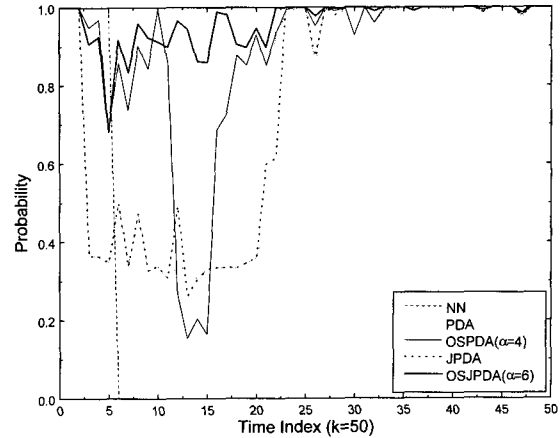


그림 11. 표적 2의 정확한 연관 확률 비교  
Fig. 11. The probability of correct association for target 2.

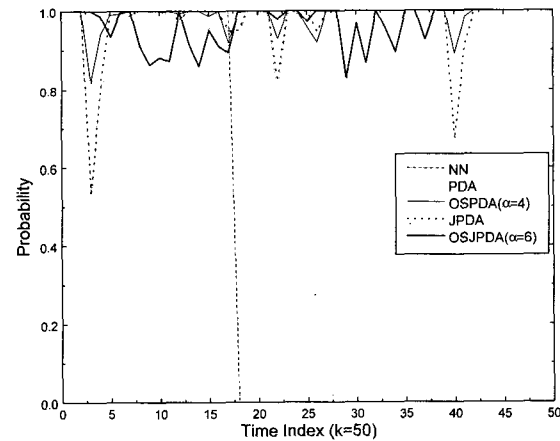


그림 12. 표적 3의 정확한 연관 확률 비교  
Fig. 12. The probability of correct association for target 3.

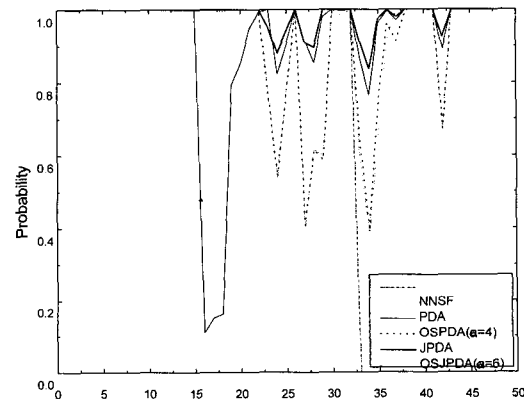


그림 13. 표적 4의 정확한 연관 확률 비교  
Fig. 13. The probability of correct association for target 4.



2. 실험

실험을 위해, 차량에서 이용하는 CAN (controller area network) 인터페이스를 통해 차량 엔진 등의 ECU (engine control unit)와 통신 할 수 있는 DSP (digital signal processing) 보드를 개발하였다<sup>[15][16]</sup>. 레이더 신호로는 차량용 레이더 센서에 주로 이용되며 거리 및 상대 속도의 정보를 얻을 수 있는 FMCW (frequency modulated continuous wave) 레이더<sup>[17]</sup>의 비트(best) 신호를 발생시켰다<sup>[15][16][18]</sup>. 레이더 비트 신호로부터 거리 및 상대 속도를 추출하기 위해 다중 표적 상황에서 좋은 검출 성능을 보여주는 OS-CFAR (order statistics constant false alarm rate) 표적 탐지 알고리즘<sup>[19-21]</sup>을 이용하여 표적 신호를 검출하였고, 검출된 측정치들로부터 표적을 추적하기 위해 앞장에서 정확도와 수행시간 면에서 좋은 성능을 보여 주었던 OSPDA 방법을 채택하였다.

그림 14는 구현된 다중 표적의 탐지 및 추적의 흐름도를 보여준다. 표 4의 레이더 시스템 파라미터를 고려하여 구현된 다중 표적 탐지 및 추적 결과를 그림 15에 제시하였다. 5m의 거리 해상도와 3.4km/h의 속도 해상도의 레이더 비트 신호를 64 FFT한 후 표적 검출 및 추적 알고리즘을 적용하였으며, 시뮬레이션을 통하여 얻은 결과에서처럼 실험에서도 표적들의 합병 없이 좋은 추적 능력을 보여 주고 있다. 그림 15에서 각 표적에서의 추적 결과가 불연속적으로 보이는 것은 측정치를 검출할 때 거리 및 속도 해상도에 따른 샘플링 오차에 기인한 것이다.

표 4. 실험을 위한 레이더 시스템 파라미터  
Table 4. Radar System Parameters for experiment.

system parameters	
center frequency	77 GHz
bandwidth	30 MHz
range resolution	5 m
velocity resolution	3.4 km/h
sampling frequency	2 MHz
maximum alias free range	160 m
maximum alias free velocity	-109 km/h~109 km/h
signal processing period	0.1 s

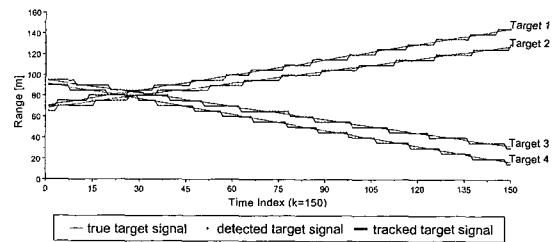


그림 15. 레이더 시스템 파라미터를 고려하여 구현된 다중 표적 탐지 및 추적 결과  
Fig. 15. The results of multi-target detection and tracking implemented considering the radar system parameters.

V. 결론

본 논문에서는 순서통계를 이용한 새로운 다중 표적의 데이터 연관 방법을 제안하였다. 시뮬레이션은 눈금 인자의 변화에 따른 제안한 방법의 성능을 포함했으며, 그 결과  $\alpha=4$ 에서의 OSPDA 필터와  $\alpha=6$ 에서의 OSJPDA 필터가 기존의 PDA 필터와 JPDA 필터보다 추적 정확도에 대해 각각 약 18%, 19% 이상으로 성능이 향상됨을 확인하였다. 제안한 방법 중 OSJPDA 방법은 추적의 정확도면에서 다른 방법들에 비해 성능이 상당히 우수하다는 것이 확인되었으며, OSPDA 방법은 어느 정도의 정확도를 유지하면서 실시간으로 구현시 용이하다는 것을 알 수 있었다.

다중 표적의 탐지 및 추적의 실험을 위해, 제안한 방법은 차량 제어를 위해서 CAN을 통해 차량 엔진 등의 ECU와 통신하도록 개발된 DSP 보드를 이용하여 구현되었다.

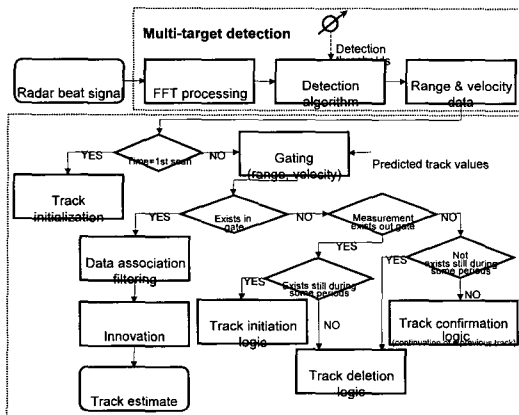


그림 14. 구현된 다중 표적 탐지 및 추적의 흐름도  
Fig. 14. Flow chart of the implemented multi-target detection and tracking algorithm.

## 참 고 문 헌

- [1] Y. Bar-Shalom, *Multitarget-Multisensor Tracking: Advanced Applications*, Artech House, 1990.
- [2] B. Zhou and N. K. Bose, "Multitarget tracking in clutter: fast algorithms for data association", *IEEE Transaction on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 29, No. 2, pp. 352-363, Jul. 1989.
- [3] S. S. Ahmeda, M. Keche, I. Harrison, and M. S. Woolfson, "Adaptive joint probabilistic data association algorithm for tracking multiple targets in cluttered environment", *IEE Proc-Radar, Sonar Navig.*, Vol. 144, No. 6, pp. 309-314, Dec. 1997.
- [4] Y. Bar-Shalom and Thomas E. Fortmann, *Tracking and Data Association*, Academic Press, 1988.
- [5] H. Leung, Z. Hu, and M. Blanchette, "Evaluation of multiple radar target trackers in stressful environments", *IEEE Transaction on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 35, No. 2, pp. 663-674, Apr. 1999.
- [6] J. A. Roecker, "A class of near optimal JPDA algorithms", *IEEE Transaction on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 30, No. 2, pp. 504-510, Apr. 1994.
- [7] Z. Ding and L. Hong, "Bias phenomenon and compensation for PDA/JPDA algorithms", *Mathl. Comput. Modeling*, Vol. 27, No. 12, pp. 1-16, 1998.
- [8] T. E. Fortmann, Y. Bar-Shalom, M. Scheffe, "Sonar tracking of multiple targets using joint probabilistic data association", *IEEE J. of Oceanic Engineering*, Vol. OE-8, No. 3, pp. 173-184, Jul. 1983.
- [9] J. L. Fisher and D. P. Casasent, "Fast JPDA multitarget tracking algorithm", *Applied Optics*, Vol. 28, No. 2, pp. 371-376, Jan. 1989.
- [10] J.A. Roecker, "Approximate joint probabilistic data association algorithms", *SPIE*, Vol.1954, pp. 331-340.
- [11] E. A. Bloem and H. A. P. Blom, "Joint probabilistic data association methods avoiding track coalescence", *Proceeding of the 34th Conference on Decision & Control*, 1995, pp. 2752-2757.
- [12] Y. Bar-Shalom, Xiao-Rong Li, *Estimation and Tracking*, Artech House, 1993.
- [13] R. E. Kalman, "A new approach to linear filtering and prediction problems", *Journal of Basic Engineering (ASME)*, Vol. 82D, pp. 35-45, Mar. 1960.
- [14] C. K. Chui and G. Chen, *Kalman Filtering*, Springer-Verlag, 1991.
- [15] Gum-Sil Kang, Yong-Hoon Kim, and Moon-Sik Lee, "A study on the development of signal processing system of 77 GHz FMCW automotive radar", *Proc. of KICS conference*, Korea, Jul. 9-10, 1998, pp. 722-726.
- [16] Moon-Sik Lee and Yong-Hoon Kim, "Development of multiple vehicle tracking system for automotive radar", *1999 International Conference on Mechatronic Technology*, Pusan, Korea, Oct. 21-23, 1999, pp. 468-473.
- [17] A. G. Stove, "Linear FMCW radar techniques", *IEE Proceedings-F*, Vol. 139, No. 5, pp. 343-350, Oct. 1992.
- [18] Yong-Hoon Kim and Moon-Sik Lee, "Accurate tracking of multiple targets for millimeter-wave automotive radar in heavy cluttered environment", *The Second International Symposium on Wireless Personal Multimedia Communications*, Amsterdam, The Netherlands, Sep. 21-23, 1999, pp. 106-111.
- [19] M. Shor and N. Levanon, "Performances of order statistics CFAR", *IEEE Transaction on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 27, No. 2, pp. 214-224, Mar. 1991.
- [20] H. Rohling, "Radar CFAR thresholding in clutter and multiple target situations", *IEEE*

*Transaction on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. AES-19, No. 4, pp. 608-621, Jul. 1983.

[21] N. Levanon, M. Shor, "Order statistics CFAR for Weibull background", *IEE Proceedings*, Vol. 137, Pt. F, No. 3, pp. 157-162, Jun. 1990.

저 자 소 개



李文植(正會員)

1969년 8월 8일생. 1997. 2 : 성균관대학교 제어계측공학과 (학사). 1999. 8 : 광주과학기술원 기전공학과 (석사). 1999. 9 현재 : 광주과학기술원 (박사과정). 관심분야 :

Radar signal processing Multi-target tracking Traffic monitoring radar system Target and clutter modeling



金溶勳(正會員)

1952년 9월 3일. 1970 1974 : 경희대학교 전파공학과 (학사). 1974~1976 : 연세대학교 전자공학과 (석사). 1982~1983 : Technical Univ. of Berlin, Researcher. 1983~1990 : Stuttgart Univ. (Dr. -Ing.). 1990

1994 : 항공우주연구소, 우주응용 및 전자탐재 연구실실장. 1994~1995 : ARINC Research Co. , Research Fellow. 1995~현재 : 광주과학기술원, 부교수. 관심분야 : Millimeter-wave components & systems Millimeter-wave imaging radar system ITS radar and communication systems High speed millimeter-wave communication systems Satellite electronics & communication systems Airborne & spaceborne remote sensing