

신경망의 자료 융합 능력을 이용한 기동 표적 추적 시스템의 설계

김행구, 진승희*, 윤태성**, 박진배*, 주영훈***
 *연세대학교 전기공학과, **창원대학교 전기공학과, ***군산대학교 제어계측공학과

Design of Maneuvering Target Tracking System Using Data Fusion Capability of Neural Networks

°Haeng Koo Kim*, Seung Hee Jin*, Tae Sung Yoon**, Jin Bae Park*, Young Hoon Joo***
 *Dept. of Electrical Eng., Yonsei Univ., **Dept. of Electrical Eng., Changwon National Univ.,
 ***Dept. of Control & Instrumentation Eng., Kunsan National University

Abstract - In target tracking problems the fixed gain Kalman filter is primarily used to predict a target state vector. This filter, however, has a poor precision for maneuvering targets while it has a good performance for non-maneuvering targets. To overcome the problem this paper proposes the system which estimates the acceleration with neural networks using the input estimation technique. The ability to efficiently fuse information of different forms is one of the major capabilities of trained multi-layer neural networks. The primary motivation for employing neural networks in these applications comes from the efficiency with which more features can be utilized as inputs for estimating target maneuvers. The parallel processing capability of a properly trained neural network can permit fast processing of features to yield correct acceleration estimates. The features used as inputs can be extracted from the combinations of innovation data and heading changes, and for this we set the two dimensional model. The properly trained neural network system outputs the acceleration estimates and compensates for the primary Kalman filter. Finally the proposed system shows the optimum performance.

1. 서 론

기동 표적 추적 문제는 실제 상황에 있어서 매우 어려운 문제로 알려져 있다. 특히 기존의 등속 직선 운동 모델을 가정한 추적 필터로는 표적이 기동(maneuver)을 하는 경우 성능이 매우 저하된다. 이러한 문제를 해결하기 위한 여러 방안 중 하나가 Bogler[1] 등에 의해 제안된 입력 추정 방법(input estimation method)이다. Bogler는 적응 칼만 필터를 이용하여 정규화된 이노베이션의 합을 최소화함으로써 기동 입력의 크기 뿐 아니라 기동이 개시된 시간까지 동시에 추정하는 방법을 제안하였다. 최근 들어서는 표적 추적 문제에 인공지능(AI) 기법을 도입하는 연구가 진행되고 있다. 다양한 센서의 개발과 그에 따른 알고리즘의 복잡성에 의해 여러 센서로부터의 데이터를 조합, 처리하는 과정에 있어 인공지능 기법을 이용한 연구가 수행되고 있는데 [2][3]에서는 그러한 데이터 융합 방식으로 신경회로망을 이용하고 있다. 또한 [4]에서는 정상 상태 유전 알고리즘을 사용하여 표적 추적을 위한 퍼지 규칙을 발생하는 방법을 제안한다.

본 논문에서는 일반적인 하나의 거리 센서(TWS; track-while-scan radar)로부터 얻은 거리 측정 데이터를 기존의 등속 직선 모델에 기반한 칼만 필터를 이용하

여 이에 의한 이노베이션과 거리 측정치로부터 여러 가지의 특징을 추출하여 신경망의 자료 융합을 통한 미지 입력을 추정할 수 있는 방법을 제안한다. 여기에서 신경망은 기존의 기동 표적 추적 문제에 있어 주 요소가 아닌 미지 입력 추정기로서의 주 칼만 필터(primary Kalman filter)를 보정해주는 기능을 한다. 일반적으로 신경망은 표적 추적 문제에 있어서 자료 융합 능력을 이용하여 입력 추정기 외에도 다중 목표물 추적과 같이 여러 역할을 수행할 수 있지만, 본 논문에서 제안한 구조는 Bogler 등이 제안한 입력 추정 기법의 일종으로서 기존의 PDA (probability data association) 알고리즘과 기동 탐지(maneuver detection) 알고리즘을 신경망 시스템이 대신할 수 있는 가능성을 제시하고자 한다.

2. 제안된 표적 추적 시스템

2.1 표적 모델링

우선 식 (1)과 같이 미지 입력을 가진 경우의 기동 표적 추적을 위한 선형화된 상태방정식을 고려하자(2차원 추적 시나리오를 고려).

$$x(k+1) = Fx(k) + Gu(k) + v(k) \quad (1)$$

여기서

$$F = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ - & - & - & - \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad G = \begin{bmatrix} \frac{1}{2}T^2 & 0 \\ T & 0 \\ - & - \\ 0 & \frac{1}{2}T^2 \\ 0 & T \end{bmatrix}$$

이고 상태 벡터 $x^T(k) = [x(k), \dot{x}(k)]$ 는 위치 및 속도 벡터로 이루어져 있다. 또한 $u^T(k) = [u_x(k), u_y(k)]$ 는 표적의 기동을 나타내는 미지 입력이고, 이것은 표적의 가속도를 의미한다. $v(k)$ 는 공분산 Q 를 가진 영평균 백색 공정 잡음, T 는 레이더의 샘플링 주기(sampling period)이다. 거리 센서(TWS)의 측정방정식은 식 (2)와 같이 주어진다.

$$z(k) = Hx(k) + w(k) \quad (2)$$

여기서

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

위치 측정 벡터 $z(k) = [z_x(k), z_y(k)]^T$, 그리고 $w(k)$ 는 공분산 R 를 가진 영평균 백색 측정 잡음으로서 모든 k 및 i 에 대해 $E[v(k)w^T(k)] = 0$ 을 만족한다. 본 논문에서는 선형성을 고려하여 직교 좌표계를 사용하였으며, 공정 잡음 및 가속도에 관한 파라미터는 [5]에서의 식을 사용하였다.

또한 입력 추정기의 역할을 하게 되는 신경회로망의 입력을 제공하게 되는 칼만 필터는 다음과 같은 기동이 없는(non-maneuvering) 등속 직선 모델에 근거한다.

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{F}\mathbf{x}(k) + \mathbf{v}(k) \quad (3)$$

본 논문에서는 식 (1) 및 식 (3)의 상태 방정식에 근거한 두 가지 형태의 칼만 필터가 고려된다. 본 논문에서 제안되는 신경회로망은 식 (3)에 근거한 무기동 칼만 필터의 이노베이션으로부터 미지 입력을 검출 및 추정하고, 식 (1)에 근거한 주 칼만 필터는 이와 같은 미지 입력의 추정치 $\hat{\mathbf{u}}(k)$ 를 제공받으므로써 최종 상태 추정치를 출력하게 된다.

2.2 특징의 추출 및 추적 시스템의 구조

식 (3)에 기반한 칼만 필터에서 식 (4)와 같이 이노베이션 수열이 정의된다.

$$\mathbf{v}(k) = \mathbf{z}(k) - \mathbf{H}\hat{\mathbf{x}}(k|k-1), \quad k=1,2,K \quad (4)$$

일반적으로 표적이 기동하지 않는 경우($\mathbf{u}(k)=0$) 이노베이션 수열의 평균은 영이다. 그러나 표적이 기동을 하기 시작하면 ($\mathbf{u}(k) \neq 0$), 이노베이션의 평균값에는 바이어스가 발생하게 되는데 이러한 바이어스가 기동을 검출하는 데에 이용될 수 있다. 즉, 표적의 기동을 나타내는 여러 가지 특징을 내포하고 있다.

본 논문에서는 기동이 항상 양(+)인 경우만을 가정하고, 신경망의 특징을 추출하기 위하여 식 (5)와 같이 이노베이션을 정규화한다.

$$\begin{aligned} \text{inov}_x(k) &= v_x(k)/S_{xx}(k) \\ \text{inov}_y(k) &= v_y(k)/S_{yy}(k) \end{aligned} \quad (5)$$

여기서 $\mathbf{v}(k) = [v_x(k) \quad v_y(k)]^T$ 이고, $S_{xx}(k)$ 와 $S_{yy}(k)$ 은 다음과 같은 공분산 행렬의 대각 원소이다.

$$\mathbf{S}(k) = \mathbf{H}\mathbf{P}(k|k-1)\mathbf{H}^T + \mathbf{R}$$

본 논문에서는 가속도를 추정하기 위한 신경망의 입력으로 사용되는 5개의 특징을 추출하였다. 이 중에서 4개의 특징은 식 (5)에서의 정규화된 이노베이션으로부터 다음과 같이 추출하였다.

$$\text{feat.1: } \text{sum}_x(k) = [\text{inov}_x(k) + \text{inov}_x(k-1) + \dots + \text{inov}_x(k-4)]/5 \quad (6)$$

$$\text{feat.2: } \text{sum}_y(k) = [\text{inov}_y(k) + \text{inov}_y(k-1) + \dots + \text{inov}_y(k-4)]/5 \quad (7)$$

$$\text{feat.3: } \text{dif}_x(k) = 10[\text{sum}_x(k) - \text{sum}_x(k-1)] \quad (8)$$

$$\text{feat.4: } \text{dif}_y(k) = 10[\text{sum}_y(k) - \text{sum}_y(k-1)] \quad (9)$$

여기서 식 (6)과 (7)은 일종의 이동 평균(moving average)으로서 백색 잡음 형태를 띠는 이노베이션을 보다 완만하게 근사화한 것이며, 식 (8)과 (9)는 이노베이션을 일종의 거리 오차의 개념으로 생각할 때 기동의 속도에 관한 정보를 지닌 것으로 여겨지므로 초기 속도에 대한 적응성을 가진다. 특히 이 정보는 기동이 종료했을 때의 급격한 변화를 가지므로 기동의 종료를 정확하게 검출하는 기능을 발휘한다.

비행방향의 추정(heading estimate)은 표적이 기동을 할 때 바이어스에 의해 방해받기 때문에 칼만 필터의 출력에서 얻을 수 없으므로, 위치 측정 벡터 $\mathbf{z}(k)$ 로

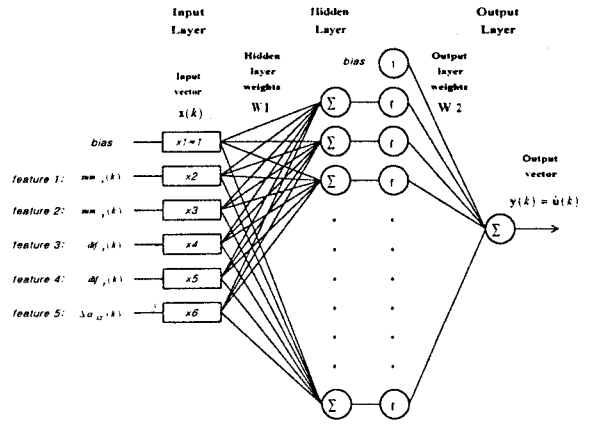


그림 2 제안된 다층 전향 신경망 구조
Fig. 2 The proposed multi-layer neural network architecture

부터 다음과 같이 최소 삼각법(method of least triangles)을 이용하여 구한다.

$$\text{heading estimate: } \alpha_{LT} = \mu \frac{\left[\sum_{j=1}^N (z_{yj} - \bar{z}_y)^2 \right]^{1/2}}{\left[\sum_{j=1}^N (z_{xj} - \bar{z}_x)^2 \right]^{1/2}} \quad (10)$$

여기서 $\mu = \text{sgn} \sum_{j=1}^N (z_{yj} - \bar{z}_y)(z_{xj} - \bar{z}_x)$, $\bar{z}_x = (1/N) \sum_{j=1}^N z_{xj}$, 그리고 $\bar{z}_y = (1/N) \sum_{j=1}^N z_{yj}$ 이다.

또한 여기서 다섯 번째 특징은 위에서 얻은 것을 이용하여 식 (11)과 같이 추출한다.

$$\text{change in heading: } \text{feat.5 } \Delta \alpha_{LT}(k) = \alpha_{LT}(k) - \alpha_{LT}(k-1) \quad (11)$$

이것은 접선 속도 벡터의 방향에 따른 가속도보다 복잡한 기동을 신경망이 학습을 할 수 있도록 한다.

그림 1은 제안된 표적 추적 시스템의 블록 선도이다. 이노베이션으로부터 4개, 그리고 레이더의 측정치를 이용하여 1개의 특징을 추출하여 신경망의 입력으로 사용한다. 그림 2와 같이 적절하게 학습된 신경망은 위와 같은 입력을 받아서 표적 가속도의 추정치를 출력하게 된다. 제안된 신경망은 45개의 노드를 가진 1개의 은닉층으로 이루어진 다층 신경망이다. 비선형 활성화 함수로는 가장 많이 쓰이는 시그모이드 함수 $f(z) = (1 + e^{-z})^{-1}$ 를 사용하였다. 신경망의 출력은 전처리 과정을 거친 후에 주 칼만 필터에 표적 가속도의 추정치를 보정하여 표적에 대한 최종 상태 추정치를 출력하게 된다.

3. 모의 실험 및 결과 고찰

3.1 신경망의 학습 방법

본 논문에서 제안한 시스템의 구현을 위해서 가장 중요한 문제는 신경망의 학습이다. 이를 위하여 경사하강법(gradient descent rule)을 이용한 오차 역전파(error back-propagation) 알고리즘을 사용하였고, 서로 다른 초기 속도, 기동 유지 시간, 가속도의 크기에 대하여 30개의 궤적을 발생하여 학습 데이터로 사용하였고, 빠른 학습 효과를 얻기 위하여 적응 학습률을 적용하였다(초기 학습률: 은닉층 - 0.1, 출력층 - 0.05). 그림 3은 학습 데이터 중 하나의 예를 보여준다.

3.2 모의 실험

학습 데이터를 가지고 모의 실험을 해 본 결과 기동이 발생시에 탁월한 성능을 발휘하였다. 그러나 학습된 신경망의 출력이 어느 정도 큰 바이어스를 지니고 있었으

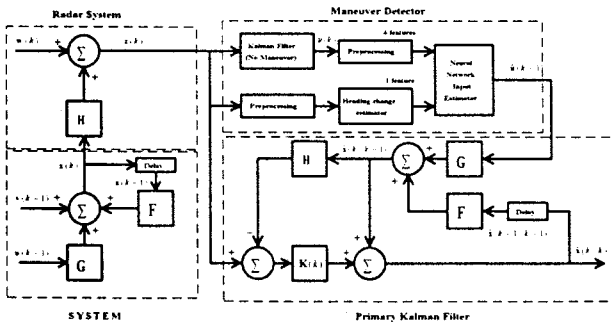


그림 1 제안된 표적 추적 시스템의 블록 선도
Fig. 1 The block-diagram of the proposed target tracking system

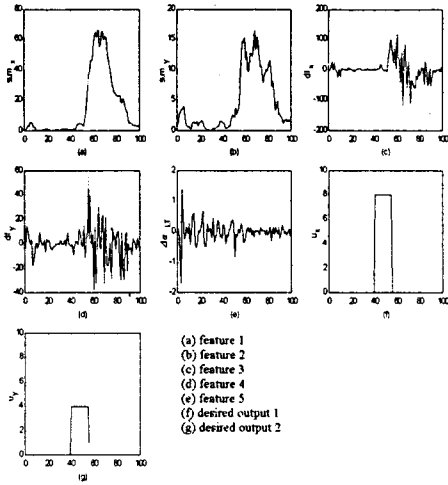


그림 3 제안된 신경망의 입출력 학습 데이터쌍의 예
Fig. 3 An example of input-output learning data pair for the proposed neural network

므로 바이어스를 제거하는 과정이 필요하였다. 또한 기동이 없을 때의 신경망의 출력이 영이 되어야 하므로, 신경망의 출력을 비교하여 최종 가속 추정치를 계산하였다. 그림 4는 제안한 시스템의 성능을 비교한 것이다. 기동이 발생한 후에 신경망이 기동을 탐지할 때까지 오차가 증가하다가 일단 기동이 탐지가 되면 오차가 급격히 줄어드는 것을 볼 수 있다. 기동이 끝난 후에는 과보상으로 인한 오차의 증가가 문제점으로 지적된다. 학습 데이터가 아닌 다른 데이터를 가지고서 모의 실험을 하였을 때도 좋은 성능을 보여주는 것을 확인하였다. 이것은 신경망이 시스템의 특성을 적절하게 학습하였다는 것을 의미한다. 그림 5는 실제 가속도와 추정 가속도를 나타낸다.

4. 결 론

본 논문에서는 등속 모델에 기반한 칼만 필터의 이노베이션으로부터 추출한 특징과 거리 측정 데이터에서 얻어진 비행 방향의 변화에서 얻은 특징을 입력으로 하는

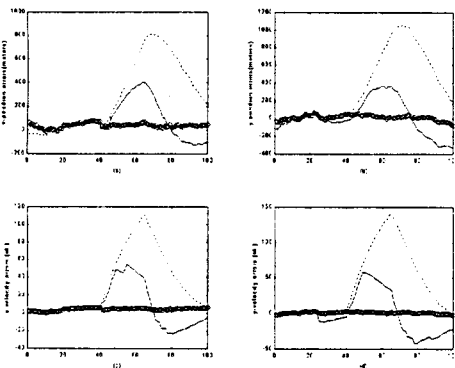


그림 4 제안된 표적 추적 시스템의 성능
Fig. 4 The performance of the proposed target tracking system

(a) x 방향 거리 오차 (b) y 방향 거리 오차
(c) x 방향 속도 오차 (d) y 방향 속도 오차
(o : 실제 가속 보상시, • : 등속 모델 KF, - : 제안된 시스템)

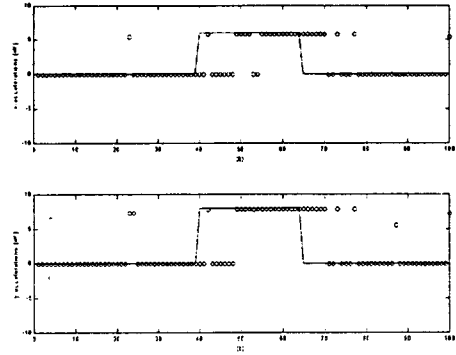


그림 5 실제 가속도와 추정 가속도
Fig. 5 Real accelerations and estimated accelerations

(a) x 방향 (b) y 방향
(o : 추정 가속도, - : 실제 가속도)

다층 신경망을 이용하여 기동 표적의 미지 가속도를 추정하는 방법을 제안하였다. 신경망을 적용한 표적 추적 시스템은 강인한 성능을 발휘하며 자료 융합 능력을 지닌다는 것을 확인할 수 있었다. 차후에는 탁월한 성능을 지니기 위해 다른 센서 데이터의 융합과 효과적인 특징을 추출하고, 신경망 외에도 퍼지, 유전 알고리즘, 퍼지 신경망 등의 AI기법을 적절하게 적용한다면 기동 표적 추적 문제에 있어서 또 하나의 진보를 가져올 수 있을 것이다.

[참고 문헌]

- [1] P.L. Bogler, "Tracking a Maneuvering Target Using Input Estimation," *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.* vol. AES-23, No.3, pp.298-310, 1987
- [2] F. Amoozegar and M.K. Sundareshan, "Adaptive Kalman Filter Implementation by a Neural Network Scheme for Tracking Maneuvering Targets," *Proc. SPIE* vol. 2485, pp.129-140, 1995.
- [3] M.K. Sundareshan and F. Amoozegar, "Neural Network Fusion Capabilities for Efficient Implementation of Tracking Algorithms," *Optical Engineering*, vol. 36, No.3, pp.692-707, March 1997.
- [4] Keith C. C. Chan, Vika Lee, and Henry Leung, "Generating Fuzzy Rules for Target Tracking Using a Steady-State Genetic Algorithm," *IEEE Trans. Evolutionary Computation*, vol. 1, No. 3, pp.189-200, 1997.
- [5] R.A. Singer, "Estimating Optimal Tracking Filter Performance for Manned Maneuvering Targets," *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, vol. AES-6, pp.473-483, July 1970.
- [6] Y. Bar-Shalom and X.R. Li, *Estimation and Tracking: Principles, Techniques, and Software*, Artech House, Boston, 1993.
- [7] P.L. Bogler, *Radar Principles with Applications to Tracking Systems*, Wiley, New York, 1990.
- [8] Mohinder S. Grewal and Angus P. Andrews, *Kalman Filtering - Theory and Practice*, Prentice-Hall, 1993.
- [9] J. Wesley Hines, *MATLAB Supplement to Fuzzy and Neural Approaches in Engineering*, John Wiley & Sons, 1997.
- [10] E. Pärt-Enander, A. Sjöberg, B. Melin, P. Isaksson, *The MATLAB® Handbook*, Addison Wesley, 1996.