

신경회로망 데이터 연관 알고리즘에 근거한 다중표적 추적 시스템

(Multi-Target Tracking System based on Neural Network Data Association Algorithm)

李 震 浩*, 柳 忠 相*, 金 恩 洙**

(Jin Ho Lee, Chung Sang Ryu, and Eun Soo Kim)

要 約

일반적으로, 기존의 추적 알고리즘은 표적의 수에 따른 계산량의 기하학적인 증가로, 실시간 처리등의 실제 응용에서 커다란 제한점을 가지고 있다. 최근, 이러한 추적 알고리즘의 한계를 극복하기 위한 새로운 접근 방법으로, 학습 및 병렬 처리가 가능한 신경회로망 추적 알고리즘이 제시되고 있다. 즉, 신경회로망을 이용한 다중 표적 추적 알고리즘은 신경회로망의 병렬 처리 및 고밀도 상호 연결 구조 특성에 의해 데이터 처리 속도가 추적되는 표적 수의 증가에 크게 영향을 받지 않는 장점을 지닐 수 있어 다중 표적의 실시간적 추적이 가능하다. 따라서, 본 논문에서는 간단한 신경회로망 알고리즘을 이용하여 표적의 수에 무관한 계산량과 clutter나 측정 장치 잡음등이 존재하는 환경에서도 적응적인 추적 특성을 가지는 새로운 실시간 다중 표적 추적 알고리즘을 제시하였으며, 시뮬레이션을 통해 신경회로망에 근거한 실시간 다중 표적 추적 시스템의 구현 가능성을 제시하였다.

Abstract

Generally, the conventional tracking algorithms are very limited in the practical applications because of that the computation load is exponentially increased as the number of targets being tracked is increase. Recently, to overcome this kind of limitation, some new tracking methods based on neural network algorithms which have learning and parallel processing capabilities are introduced. By application of neural networks to multi-target tracking problems, the tracking system can be made computationally independent of the number of objects being tracked, through their characteristics of massive parallelism and dense interconnectivity. In this paper, a new neural network tracking algorithm, which has capability of adaptive target tracking with little increase of the amount of calculation under the clutter and noisy environments, is suggested and the possibility of real-time multi-target tracking system based on neural networks is also demonstrated through some good computer simulation results.

*準會員, **正會員, 光云大學校 電子工學科
(Dept. of Elec. Eng., Kwangwoon Univ.)

接受日字: 1992年 5月 27日

(※ 본 논문은 국방과학 연구소의 장기기초연구비 지원으로 수행되었음.)

I. 서 론

최근 미사일, 항공기 추적 등 기술적인 응용 뿐만 아니라 로봇트 비전, 교통 감시 장치 등과 같은 산업 응용 분

야에서 실시간 이동 표적 추적 시스템의 필요성이 크게 대두됨에 따라 이에 대한 연구가 다양한 알고리즘을 기반으로 하여 활발히 진행되고 있다.

이동 표적은 광 센서나 FLIR 센서(Forward Looking Infrared Sensor)등으로부터 검출되며, 추적 시스템은 계속 주어지는 검출단의 표적 정보를 비교하여 목표물의 시간에 따른 위치의 변화를 추적하게 된다. 특정 이동 표적에 대한 추적이 실행되면, 추적 시스템은 그 표적의 이동 궤적은 물론 이동 속도에 대한 정보를 제공하게 되며, 이동 특성에 의한 제한적인 표적 분류도 가능하게 된다.^[1]

정확한 표적 추적을 위해서는 표적 운동의 비선형적 특성들에 의한 전체적인 이동 가능성들이 고려되어야 하는데, 일반적으로, 실제 가능한 모든 이동 궤도 추적을 위해 요구되는 계산량은 기하학적으로 증가하기 때문에 기존의 추적 알고리즘은 실제 실시간 응용에서 크게 제한되고 있다.^{[2][3][4]}

한편, 적응적인 표적 추적 시스템에 대한 관심이 증가됨에 따라 또다른 접근 방식으로 지능을 가진 추적기에 대한 연구가 활발하여, 검출된 정보로부터의 연상 기능을 가진 추적 알고리즘들과 많은 양의 기억 정보를 정합시킴으로써 추적을 행하는 지식 기반 추적(knowledge-based approach) 방법 등이 제시된 바 있으나, 이들 방법 역시 엄청난 양의 데이터 베이스와 처리 시간을 필요로 하므로, 하드웨어 구현 자체가 비현실적이며, 처리 시간의 증가로 인하여 실제 검출단의 프레임율을 실시간으로 소화하는데는 커다란 무리가 있었다.^[4]

최근에는 이러한 문제를 해결하기 위한 새로운 접근방법으로, 고밀도 상호 연결 구조 및 대규모 병렬 처리로 실시간 영상 처리가 가능한 새로운 신경회로망 이동 표적 추적 시스템에 대한 실시간 응용 가능성이 제시되고 있다.^{[2][5-7]}

이러한 알고리즘들은 기존의 디지털 추적 시스템들이 추적되는 표적의 트랙(track)을 기준으로하여 측정값을 연관시키는 트랙 기반 추적(track based tracking)을 수행하였던 것과는 달리, FOV(field of view) 내의 모든 측정값들을 기준으로 트랙을 설정하는 필드 기반 추적(field based tracking) 알고리즘으로 분류된다.^[2]

신경회로망 알고리즘을 이용한 필드 기반 추적 시스템은 정보의 병렬 및 집적연산이 가능하여 표적이 증가한 경우에도 계산량이 거의 증가하지 않는 장점을 가지고 있으며, 학습을 통한 추적의 최적화를 이룰 수 있다. 또한, 신경회로망 추적 시스템은 내재하는 적응적 특성을 이용하여 급변하는 환경하의 이동 표적에 대해서도 능동적으로 대처할 수 있다. 그러나, 이러한 신경회로망 기반 추적 알고리즘들은 실시간 정보처리를 위한 대규모의 병렬

구조 회로망을 필요로 하고, clutter나 측정장치 잡음 등이 섞인 상황에서는 트랙을 유지하지 못하는 단점을 가지고 있다. 정보의 자동 취득과 환경에 대한 적응력 확대에 의한 알고리즘 자체의 불안정성 또한 추적 시스템에 대한 신경회로망의 응용을 저해하는 요소가 된다.

따라서, 본 논문에서는 트랙 기반 추적 알고리즘의 비교적 정확한 추적 능력과 필드기반 추적 알고리즘의 실시간 처리 능력을 동시에 가질 수 있는 새로운 신경회로망 추적 알고리즘인 TBF(Track Based on Field) 추적 알고리즘의 실시간 응용 가능성을 제시하고자 한다. 두 개의 개별적인 신경회로망으로 구성된 TBF 알고리즘은 FOV내의 모든 측정값을 병렬로 처리하는 트랙 기반 추적 알고리즘으로서 추적되는 표적의 수에 따른 심각한 계산량의 증가없이 다중 표적을 추적할 수 있다. 그리고, TBF 알고리즘은 clutter와 측정장치 잡음이 섞인 환경하에서의 정확한 추적과 장애물이나 센서의 한계로 인한 break-lock의 영향을 최소화하는 적응적인 추적을 가능하게 한다.

본 논문의 2장에서는 새로이 제시된 TBF 추적 알고리즘의 전반적인 구조와 특성을 기술하고, 3장에서는 여러 상황에서의 TBF 추적 시스템의 시뮬레이션 결과와 기존의 대표적 추적 알고리즘인 JPDA 알고리즘^[1]의 결과와 비교 분석하였다.

II. TBF 신경회로망 추적 시스템

1. TBF 추적 알고리즘

Sengupta등^[8]은 표적 추적 시스템에서의 데이터 연관이 TSP(Traveling Salesman Problem) 문제와 유사함에 근거하여, 표적과 측정 데이터 사이의 제한 조건(constraints)을 만족시키는 에너지 함수식을 설정하고 Hopfield 신경회로망을 구성함으로써 새로운 신경회로망 표적 추적 시스템을 제시한 바 있다. 그러나 이 시스템에서는 신경회로망의 응용이 표적과 측정 데이터 사이의 feasibility 행렬 연산에만 국한되고, 실제 추적에서 상당한 계산량이 요구되는 측정 데이터들의 likelihood 함수 연산에서는 그 응용이 크게 제한되고 있다.^[9]

따라서, 본 연구에서는 feasibility 행렬 연산의 전단인 likelihood 함수 연산에 퍼셉트론 신경회로망을 새로이 도입하여 연산 시간이 측정 데이터 수에 크게 영향을 받지 않는 새로운 실시간 신경회로망 표적 추적 시스템을 제시하고자 한다.

그림 1은 본 논문에서 새로이 제시된 TBF 신경회로망 추적 알고리즘의 입력 정보 처리 과정을 나타낸 것이다.

TBF 신경회로망 추적 시스템은 표적의 위치 정보를

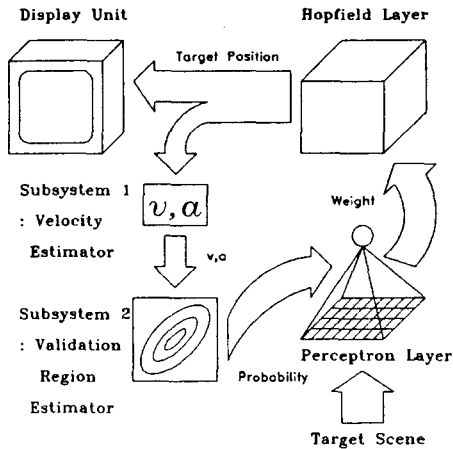


그림 1. TBF 추적 알고리즘의 구성
Fig. 1. Structure of TBF tracking algorithm.

입력으로 하여 표적 상호간의 연관확률을 계산하는 퍼셉트론(perceptron)층과 이 출력을 받아 최적화된 트랙을 찾아내는 홉필드(Hopfield)층으로 구성되어 있다. 즉, 입력 영상은 전처리 장치를 통해서 표적과 clutter들의 위치 정보로 변하고 이 위치 정보는 퍼셉트론층의 입력 버퍼의 해당 좌표에 1로 표시되어 입력된다. 퍼셉트론층은 이 입력된 위치마다 표적과의 거리 함수로 연결강도를 설정하게 된다. 이 연결강도는 곧 표적의 이동 가능성을 나타내는 것으로 다음 단의 홉필드층으로 입력되고 홉필드층에서는 하나의 측정값은 단지 하나의 트랙에만 귀속 되도록 입력된 이동 가능성을 최적화 시킨다. 이렇게 최적화된 출력은 곧 합성 innovation을 구하는데 웨이트로 작용하고 이 innovation양을 이용하여 상태와 트랙을 수정하게 된다. 이 상태에 포함되어 있는 수정된 속도와 가속도를 이용하여 다음 상태에 이용할 퍼셉트론층의 초기 연결강도 마스크를 결정한다. 여기에서 서브시스템 1과 2는 본 시스템이 하드웨어로 구성될 경우 신경회로망에 포함되지 않는 상태 수정 연산 부분과 초기 웨이트 마스크 계산 부분을 각각 나타낸다. 상태 수정 연산에는 참고 문헌 [1]의 PDA 상태 수정 방법을 이용하고, 초기 웨이트 마스크 설정은 validation 확률 연산 방법을 이용하였다.

2. 데이터 연관을 위한 퍼셉트론 층

TBF 신경회로망 다중 표적 추적 시스템의 진단은 가장 간단한 구조를 갖는 퍼셉트론 학습 알고리즘을 이용하여 검출 시간이 서로 다른 표적 신호의 이동 가능성을 연상함으로써 추적을 수행하게 된다. 신경회로망에서 각각의 버퍼들은 표적이 이동하는 공간을 나타내며, 그 값들

은 0 또는 1로 특정 위치에서 측정된 표적 또는 clutter, 잡음 등의 존재의 유무를 나타낸다. 서브시스템 2에서 설정되는 초기 연결 강도에 근거하여 검출단의 2진 정보는 식 (1)과 같이 신경회로망의 입력으로 주어진다.^[10]

$$Net_j = \sum_{i=1}^n W_{ij} X_i = W^j X \quad (1)$$

여기서, Net_j 는 j 번째 뉴런으로의 입력이고, X_i 는 i 번째 입력 버퍼의 입력 값을 의미한다. W_{ij} 는 i 번째 입력 버퍼로부터 j 번째 뉴런으로의 상호 연결 강도이고, n 은 입력 버퍼의 총 갯수 즉, 표적이 이동하는 추적 공간을 의미한다.

$$Y_j = Net_j \quad (2)$$

여기서, 뉴런 Y_j 는 비선형 활성화 함수인 sigmoid 함수를 사용하지 않은 선형 출력단으로, 기존의 신경회로망과는 달리 추적 시스템에서의 응용을 위해 변형된 형태를 나타낸 것이다.

식 (2)의 뉴런값이 결정되면 다음 과정에서는 기대 출력과 현재 출력과의 오차를 계산하게 되는데, 본 추적 시스템에서의 기대 출력값은 설정된 트랙의 정보는 반드시 존재한다는 가정하에 표적의 존재를 나타내는 값 1로 고정된다. 그러므로 현 입력에 의해 오차 E 는 식 (3)과 같이 결정된다.

$$E_j = T - Y_j = 1 - Y_j \quad (3)$$

여기서, T 는 신경회로망에 설정된 기대 출력값을 나타내며, 결과적인 입력 버퍼와 뉴런간의 연결강도는 식 (3)에서 구해진 오차에 의해 식 (4)처럼 update되게 된다.^[10]

$$\Delta W_{ij} = \alpha X_i E_j \quad W_{ij} = \alpha X_i (1 - Y_j) W_{ij} \quad (4)$$

식 (4)의 ΔW_{ij} 는 연결 강도의 변화분이며, α 는 0과 1사이의 범위를 갖는 상수로 학습의 속도를 결정한다. 보다 큰 연결강도 값을 갖는 측정값은 다른 측정값들 보다 빠른 속도로 연결강도가 증가하므로 큰 이동 가능성을 갖게 된다. 이상의 신경회로망 학습은 오차 E 가 0으로 수렴할 때까지 진행되며, 각각의 최종 연결강도는 j 번째 표적의 이동 가능성으로 다음 단의 신경회로망에 입력된다. 그림 2는 퍼셉트론 층의 전체 자승 오차 감소 패턴을 나타내는 것으로, 오차 감소 형태를 분석하기 위해 100회 이상의 반복 학습 후에 수렴하도록 상수들을 조정된 것이다.

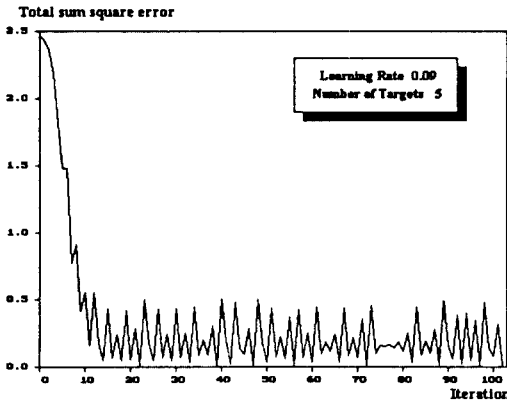


그림 2. 퍼셉트론 층의 전체 자승 오차 감소 패턴
Fig. 2. Total sum square error reduction pattern of perceptron layer.

3. 다중 표적 추적을 위한 홉필드 층

홉필드 층은 각 측정 값에 대한 여러 트랙간의 연관 가능성을 병렬로 연산하는 기능을 갖는 신경회로망으로 구성되며, 퍼셉트론 층의 연결 가능성을 입력 변수로 이용하게 된다.

학습 알고리즘은 고전적인 최적화 문제인 TSP(Traveling Salesman Problem)를 고속으로 해결하기 위해 Hopfield와 Tank가 제시한 홉필드 모델을 변형하여 사용하였다.^[10] 본 논문에서는 앞 절의 퍼셉트론 층의 표적에 대한 측정값의 이동 확률을 근거로 하여 두개 이상의 트랙이 하나의 측정값에 집중되는 것과 트랙이 측정값에 의해서 분리되는 것을 억제하기 위하여 식 (5)와 같은 에너지 함수를 갖는 신경회로망을 구성하였다.^[8]

$$\begin{aligned}
 E = & \frac{A}{2} \sum_x \sum_i \sum_{j \neq i} V_{x,i} V_{x,j} + \frac{B}{2} \sum_x \sum_i \sum_{y \neq x} V_{x,i} V_{y,i} \\
 & + \frac{C}{2} \sum_i (\sum_x V_{x,i} - I)^2 \\
 & + \frac{D}{2} \sum_x \sum_i (V_{x,i} - \rho_{x,i})^2 \\
 & + \frac{E}{2} \sum_x \sum_i \sum_{j \neq i} (V_{x,i} - \sum_{y \neq x} \rho_{y,j})^2 \quad (5)
 \end{aligned}$$

여기서, V는 뉴런의 출력을 의미하며, ρ는 퍼셉트론 층에서 구해진 각 표적의 측정값에 대한 이동 가능성이다. 그리고, A, B, C, D, E는 상수로서, 시스템 구성에 따라 달라질 수 있으며, 본 논문에서는 A, B, D, E는 수십 정도를 사용하고 C는 천 정도의 값을 사용하였으며

학습률 η는 0.2로 하였다.

이 신경회로망에서 각 뉴런의 초기값은 식 (6)과 같이 주어지게 된다.

$$V_{x,i} = \frac{\rho_{x,i}}{r} \quad (6)$$

입력 U의 초기값은 식 (6)의 뉴런값에 의해 식 (7)과 같이 설정된다.^[8]

$$U_{x,i} = \frac{U_0}{2} \ln \frac{V_{x,i}}{I - V_{x,i}} \quad (7)$$

여기서, U₀는 상수이고, r은 비교적 큰 값을 갖는 상수 가 된다.

식 (5)에 의하여 각 뉴런의 입력값 U는 에너지 함수값을 최소화하는 방향으로 변하게 되는데, 입력값의 변화분은 다음과 같이 결정된다.

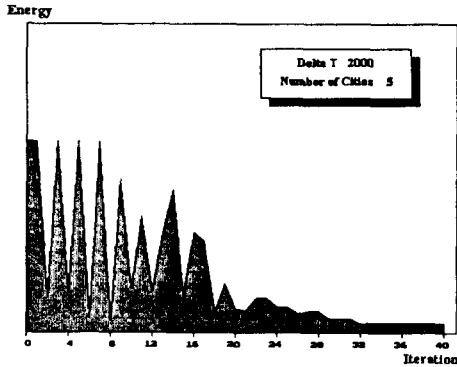
$$\begin{aligned}
 \frac{dU_{x,i}}{dt} = & -\frac{U_{x,i}}{\tau} - A \sum_{j \neq i} V_{x,i} - B \sum_{y \neq x} V_{y,i} \\
 & - C (\sum_y V_{x,i} - I) - D (V_{x,i} - \rho_{x,i}) \\
 & + E \sum_{j \neq i} (V_{x,i} - \sum_{y \neq x} \rho_{y,j}) \quad (8)
 \end{aligned}$$

식 (8)의 입력 변화분에 의하여 입력과 뉴런의 값은 각각 식 (9), (10) 처럼 update된다.

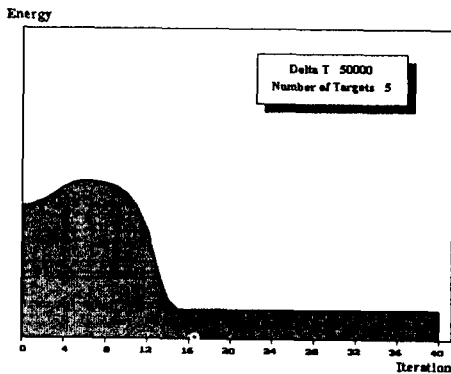
$$U_{x,i} = U_{x,i} + \frac{dU_{x,i}/dt}{\Delta t} \quad (9)$$

$$V_{x,i} = g(U_{x,i}) = \frac{1}{2} (1 + \tanh(\frac{U_{x,i}}{U_0})) \quad (10)$$

여기서, dt, Δt는 뉴런의 상태 변화를 억제하는 상수로 이 값들에 의해 알고리즘의 에너지 감소 패턴이 결정된다. 비교적 작은 상수로 dt, Δt를 설정하는 TSP에서는 다량의 조합적인 문제를 해결하기 위해 그림 3의 (a)와 같은 급격한 에너지 변화 패턴을 갖는다. 따라서, TSP에 사용된 신경회로망 알고리즘은 실제 가능한 모든 조합을 상정하여 낮은 준위로 감소하였다가, 그것이 국부적 최소치인 경우에는 다시 에너지 자체를 증가시켜서 최종적으로 전역적 최소치에 수렴하게 되는 학습과정을 이루게 된다. 그러나, TBF의 홉필드 층은 미리 설정된 각 표적의 이동 가능성에 의해 뉴런의 출력 패턴이 근사하게 설정된 상태에서 식 (5)의 각 항들이 제한하는 조건들을



(a)



(b)

그림 3. 에너지 감소 패턴

(a) TSP

(b) TBF의 홉필드 층의 에너지 감소 패턴

Fig. 3. Energy reduction patterns.

(a) TSP,

(b) Hopfield layer of TBF.

만족시키기 위해 뉴런 값들을 보다 최적화시켜가는 점진적 에너지 감소 형태의 학습을 하게 되므로, 상수 dt , Δt 의 값은 TSP에서 보다 매우 큰 값으로 설정되게 된다. 그림 3의 (b)는 완만하게 감소하는 TBF의 홉필드 층 에너지 감소 패턴을 나타낸다.

퍼셉트론 층의 학습 결과인 이동 확률 ρ 값을 이용하여 홉필드 층의 신경회로망이 학습을 하게 되면 홉필드 층의 제한 조건에 의해 전단에서 주어진 이동 가능도가 최적화되는 학습이 진행된다. 신경회로망이 학습을 마치면 각 뉴런의 출력은 그 뉴런의 항과 열에 대응되는 표적과 측정값간의 연관 확률을 의미하게 되는데 이 연관 확률을 각 측정값의 위치에 가중치로서 부여하여 표적의 상태를 update하게 된다.

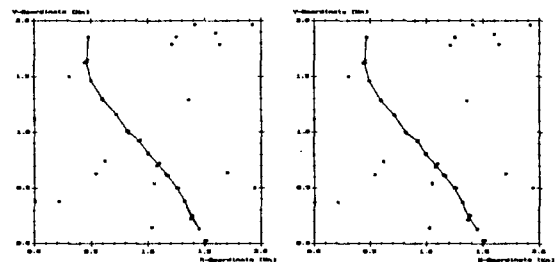
III. TBF 추적 시스템의 컴퓨터 시뮬레이션

1. TBF 추적 시스템의 성능 분석

TBF 추적 알고리즘의 추적 특성을 분석하기 위해서 본 논문에서는 2차원 추적 공간의 표적 이동 시나리오를 설정하였으며, 표적의 위치 좌표만을 입력으로 상정하였기 때문에 다중 센서에 의한 측정 장치 잡음은 고려하지 않았다. 그러나, 표적 분리 과정에서 나타나는 잡음과 표적과 유사한 물체로부터 기인하는 clutter는 실제 일어날 수 있는 상황에 유사할 수 있도록 랜덤 분포를 이용하여 추적 공간에 설정하였으며, 약 -3.5dB의 신호 대 잡음비를 갖는 환경하의 이동 표적 추적의 경우를 가정하였다.

추적 시뮬레이션은 본 논문에서 제시한 TBF 추적 알고리즘이 신경회로망의 병렬 처리 능력을 이용하여 표적의 수에 무관한 처리 시간을 갖는 특성을 분석하기 위해 그림 4에서는 단일 표적 추적을, 그림 5에서는 4개의 표적 추적의 경우를 가정하여 수행하였으며, 각각의 추적 결과와 계산량을 기존의 JPDA 추적 알고리즘의 추적 결과와 비교하였다.

다음의 표 1에서는 그림 4, 5의 추적에서 소요된 계산량을 비교하였다. JPDA 알고리즘의 경우는 프로그램 상의 명령수를 기록하였으나, 그 값이 절대적인 수치를 나타내는 것은 아니다. TBF 알고리즘의 경우 홉필드 층의 학습 횟수는 그림 3(b)에 분석된 바와 같이 표적의 수에 크게 영향을 받지 않고 15회 내외의 반복학습이 요구되는 것으로 나타나 약 30%의 마진을 고려한 20회로 고정하였으므로 퍼셉트론 층의 학습 횟수만을 기록하였다. 따라서, 그 수치를 JPDA의 계산량과 직접 비교할 수는 없으



(a)

(b)

그림 4. 단일 표적 추적의 결과

(a) JPDA 추적 결과

(b) TBF 추적 결과

Fig. 4. Single target tracking results.

(a) JPDA tracking result,

(b) TBF tracking result.

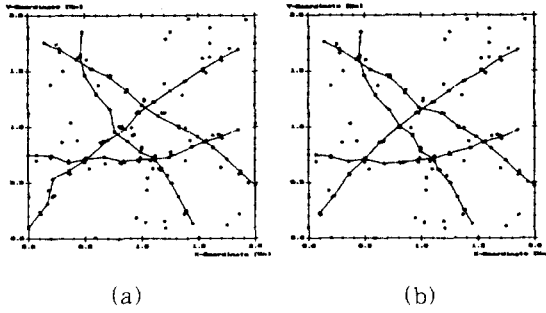


그림 5. 다중 표적 추적의 결과
 (a) JPDA 추적 결과
 (b) TBF 추적 결과
 Fig. 5. Multi-target tracking results.
 (a) JPDA tracking result,
 (b) TBF tracking result.

표 1. 표적 수의 변화에 따른 계산량
 Table 1. Computational amounts by the number of targets.

알고리즘	표적 수	frame number						
		3	4	5	6	7	8	9
JPDA	1	69	61	98	124	87	87	135
	4	980	245	269	327	256	300	437
	계산량 증가(%)	1320	302	174	164	194	245	224
TBF	1	8	8	9	11	10	11	12
	4	12	13	12	13	11	13	13
	계산량 증가(%)	50	63	33	18	10	18	8

며, 표적 수의 변화에 따른 계산량의 증가율이 분석될 수 있다.

표 1에 의하면, 표적의 수가 4배 증가할 경우, JPDA 알고리즘이 평균적으로 약 4배 이상으로 증가하는 계산량을 가지는 반면에 TBF 추적 알고리즘은 거의 일정한 계산량을 가지는 것으로 분석되었다. 이와 같은 계산량 증가는 표적들의 validation gate가 계속 겹쳐진 상태로 유지되거나, 측정값의 수가 증가할 경우, JPDA 알고리즘에서 더욱 심화될 것으로 예상되며, 그러한 계산량의 증가는 실시간 추적 시스템으로서의 한계로 나타나게 된다.

그러나, 본 논문에서 제시된 TBF 추적 알고리즘은 표적의 수가 급격히 증가하는 상황에서도 표 1에서 분석된 것처럼 거의 일정한 계산량을 가지는 안정된 추적을 행할 수 있다. 따라서, 위의 결과에 의하여 기존의 추적 알고리즘들이 가지는 실시간 응용에서의 한계를 극복할 수 있

는 새로운 추적 알고리즘으로서, TBF 알고리즘의 실시간 응용 가능성을 제시하였다.

2. 추적 오차에 대한 분석

실시간 표적 추적을 이루기 위해서 요구되는 또 하나의 사항은 clutter나 잡음이 존재하는 환경 또는 표적의 maneuvering 하에서 합리적인 추적 오차 수준을 유지할 수 있는 추적 성능이다.

TBF 추적 알고리즘은 앞 절의 실험을 통해서 매우 정확한 추적을 수행하는 JPDA 알고리즘과 거의 유사한 추적 성능을 갖고 있음을 보였다. 그러나, 표적 추적에서의 가장 중요한 점은 표적의 이동 경로를 유사하게 추적하는 능력이 아니라, 실제 표적의 위치에 어느 정도 근접하게 궤도를 설정할 수 있는가 하는 점이다. 다음의 표 2는 추적의 정확도를 비교하기 위하여 그림 4의 단일 표적 추적에서의 JPDA, TBF 두 알고리즘의 추적 오차를 기록한 것이다.

표 2. 그림 4의 경우의 추적 오차
 Table 2. The tracking error in the case of Fig. 4.
 (단위 : Km)

frame number	JPDA	TBF
3	0.01000	0.01510
4	0.00000	0.01020
5	0.01500	0.01510
6	0.01118	0.02027
7	0.01118	0.01817
8	0.00500	0.01510
9	0.00707	0.00738
10	0.01118	0.01895
11	0.00000	0.01020
12	0.00500	0.01510
평균	0.00687	0.01323

표 2의 오차는 실제 표적의 이동 경로와 추적 알고리즘에 의해 설정된 표적 궤도와 의 거리 차이를 프레임별로 나타낸 것이다. 이 결과에 의하면 단일 표적이 clutter와 잡음이 있는 상황하에서 이동한 그림 4의 경우, JPDA 알고리즘이 TBF 알고리즘보다 정확한 추적을 하였다고 분석할 수 있다. 평균 오차량도 TBF는 JPDA의 약 두배 값을 가지고 있으며, 거의 유사한 이동 궤적을 설정하였음에도 불구하고 TBF의 추적 결과는 측정 장치 잡음으로 인한 약간의 오차를 포함하는 것으로 나타났다. 그것은 TBF 추적 알고리즘이 간단한 초기 연결 강도 패턴의 설정으로 인하여 JPDA 알고리즘보다 잡음에 대한 영향

표 3. 그림 5의 경우의 추적 오차
Table 3. The tracking error in the case of Fig. 5.
(단위 : Km)

frame number	표적 1		표적 2	
	JPDA	TBF	JPDA	TBF
3	0.01000	0.01510	0.01118	0.01123
4	0.00000	0.01020	0.00707	0.00022
5	0.01500	0.01510	0.01000	0.01817
6	0.02000	0.02027	0.01803	0.01494
7	0.01118	0.01131	0.01118	0.02128
8	0.04610	0.04353	0.06024	0.09035
9	0.06727	0.00738	0.05000	0.01207
10	0.08602	0.01895	0.00707	0.01382
11	0.00000	0.01020	0.00500	0.00028
12	0.00000	0.01510	0.00000	0.01428
평균	0.02323	0.01520	0.01636	0.01788

frame number	표적 3		표적 4	
	JPDA	TBF	JPDA	TBF
3	0.01500	0.00990	0.00500	0.01588
4	0.02062	0.00481	0.00500	0.00693
5	0.02236	0.02514	0.00000	0.01010
6	0.00500	0.00028	0.03606	0.00751
7	0.01118	0.00990	0.01581	0.01442
8	0.01803	0.00738	0.00500	0.01047
9	0.06265	0.01588	0.02693	0.02218
10	0.04610	0.02135	0.06576	0.00022
11	0.01414	0.02141	0.03640	0.02680
12	0.03354	0.01594	0.02000	0.01010
평균	0.02260	0.01200	0.01963	0.01133

을 비교적 강하게 받은 결과에 기인한다.

표 3에서는 그림 5의 4 표적 추적 결과를 이용하여 다중 표적 추적에 있어서의 추적의 정확도를 측정한 것이다. 표 3에 의하면, 다중 표적 추적의 경우, TBF 알고리즘이 JPDA 알고리즘 보다 적은 추적 오차를 갖는 것으로 나타났다. 실제로 JPDA는 그림 5의 추적에서 트랙 바이어스에 의해 거의 false alarm에 가까운 추적을 나타내었으며, 전체적인 오차의 크기가 일반적인 경우 보다 매우 큰 면을 보였다. 반면에 TBF 알고리즘의 오차는 표 2의 경우와 거의 동일한 값을 유지하였는데, 이것은 변동하는 환경에 비교적 안정하게 적용할 수 있는 특성이 신경회로망의 학습을 통해 이루어지기 때문이다.

따라서, 이상의 실험 결과를 분석해보면, 본 논문에서

제시한 TBF 추적 알고리즘은 표적이 선형 운동을 할 때 즉, 예측 지점과 표적의 위치가 매우 근접해 있을 때에는 가장 이동 가능도가 큰 측정 데이터에 연관 확률을 집중 시켜서 표적들간의 트랙 바이어스와 clutter의 영향을 최소화 하였다. 그리고, maneuvering하는 표적이거나 측정 장치 잡음이 많은 경우에는 예측 지점과 표적 위치의 거리차가 커져서 학습이 제한된 반복 학습 횟수안에 종료되지 않기 때문에 연관 확률이 넓게 분포하는 특성을 이용하여 정확한 추적을 수행할 수 있었다.

따라서, 본 논문에서 새로이 제시된 TBF 추적 알고리즘은 기존의 대표적인 추적 알고리즘인 JPDA 알고리즘과 거의 유사한 추적 성능을 갖고 있으며, 특히 신경회로망의 병렬 처리를 이용한 하드웨어 구현을 통해 TBF 추적 알고리즘의 실시간 다중 표적 추적 시스템으로의 응용 가능성을 제시하였다.

IV. 결 론

최근 전술적인 분야 뿐 아니라 생산 자동화 등에서도 이동 표적의 실시간 추적 시스템에 대한 필요성이 크게 대두됨에 따라, 본 논문에서는 표적 수에 따른 계산량의 증가없이 다중 표적 추적이 가능한 새로운 TBF 신경회로망 이동 표적 추적 시스템을 제시하였다.

신경회로망을 이용한 TBF 추적 알고리즘은 clutter가 존재하는 상황에서도 적응적인 특성을 가지며, 추적되는 표적의 수에 영향을 받지않는 추적을 수행할 수 있으므로 앞으로, 대규모 병렬 처리가 가능한 광정보 처리 기술이나 아날로그 VLSI 등을 이용한 하드웨어적 구현을 통해 실시간 응용이 가능하리라 분석된다.

또한, 본 추적 시스템에서는 표적의 2차원 좌표만의 입력을 이용하였는데, 실제 경우에서와 같이 다중 센서 혼합 방식을 이용하여 표적의 속도, 가속도 등을 입력으로 사용한다면 추적 특성은 보다 향상되리라 기대된다.

參 考 文 獻

[1] Y. Bar-Shalom, and T. E. Fortmann, *Tracking and Data Association*, Academic Press., 1988.
 [2] R. M. Kuczewski, "Neural network approaches to multi-target tracking," in *Proc. IEEE ICNN*, vol. 4, pp. 619-633. 1987.
 [3] B. Bhanu, "Automatic target recognition : State of the art survey," *IEEE Trans. on Aerospace & Electronic Systems*, vol. AES-22, no. 4, pp. 364-379, 1986.

- [4] M. W. Roth, "Survey of neural network technolog for automatic target recognition," *IEEE Trans. on Neural Networks*, vol. 1, no. 1, pp. 28-43, 1990.
- [5] M. Yee, E. Barnard, and D. Casasent, "Multitarget tracking with an optical neural net using a quadratic energy function," *SPIE*, vol. 1192, pp. 496-502, 1989.
- [6] M. Lemmon, *Competitively Inhibited Neural Networks for Adaptive Parameter Estimation*, Kluwer Academic Publishers, 1990.
- [7] Jin-Ho Lee, and Eun-Soo Kim, "Moving target tracking system using neural networks," *KICS*, vol. 16, no. 11, pp. 1201-1209, 1991.
- [8] D. Sengupta, and R. A. Iltis, "Neural solution to the multitarget tracking data association problem," *IEEE Trans. on aerospace & Electronic systems*, vol. AES-25, no. 1, pp. 96-107, 1989.
- [9] Eun-Soo Kim, "Implementation of optoneural multi-target tracking system," *IJCNN'92, Baltimore*, June, 1992.
- [10] R. Hecht-Nielsen, *Neurocomputing*, Addison Wesley Publishing Company, 1989.
- [11] Eun-Soo Kim, "OptoNeural processor for multi-target tracking," *IEEE/LEOS '91 Confer*, San Jose, California, 1991.

— 著 者 紹 介 —

李 震 浩 (準會員)

1968年 1月 9日生. 1990年 2月 광운대학교 전자공학과 졸업. 1992年 8月 광운대학교 대학원 전자공학과 졸업 (공학석사). 1992年 7月 ~ 항공우주연구소 근무. 주관심 분야는 Optical Neural Network 및 광 패턴인식 등임.

金 恩 洙 (正會員) 第29卷 A編 第5號 參照

현재 광운대학교 전자공학과 교수



柳 忠 相 (準會員)

1964年 1月 20日生. 1990年 국립 서울산업대학 전자공학과 졸업. 현재 광운대학교 대학원 전자공학과 석사과정. 주관심분야는 신경회로망 및 신호처리분야 등임.