

신경회로망을 이용한 이동 표적 추적 시스템

準會員 李 震 浩*, 正會員 尹 尚 老**, 正會員 李 丞 玄*
正會員 許 善 宗*** 正會員 金 恩 洙*

Moving-Target Tracking System using Neural Networks

Jin Ho LEE*, Sang Ro YOON**, Seung Hyun LEE*, Sun Joung HOE***,
Eun Soo KIM* *Regular Members*

要 約 일반적으로 기존의 추적 알고리즘은 표적의 수에 따른 계산량의 기하학적 증가로 실시간 처리 등 실제 응용에 커다란 제한이 되고 있다. 따라서, 본 논문에서는 고밀도 상호 연결 구조와 대규모 병렬 처리로 실시간 처리가 가능한 새로운 신경회로망 이동 표적 추적 시스템에 대한 이론적 분석과 실험을 하였다.

분석 결과, 신경회로망 알고리즘을 이용한 추적 시스템은 표적 정보의 명령 및 집적 연산이 가능하여 표적이 증가한 경우에도 계산량이 크게 증가하지 않고, 학습을 통한 추적의 최적화가 가능하며, 표적의 여러 이동 정보가 상호 연결 강도에 저장되어 다량의 정확 필터 효과를 가질 수 있으므로 신경회로망을 이용한 새로운 표적 추적 시스템의 실시간 응용 가능성을 제시하였다.

ABSTRACT Generally, the conventional tracking algorithms are very limited in the practical applications because of its exponential increase in the required computation time for the number of targets being tracked. Therefore, in this paper, a new real-time moving target tracking system is proposed, which is based on the neural networks with massive parallel processing capabilities.

Through the theoretical and experimental results, the target tracking system based on neural network algorithm is analyzed to be computationally independent of the number of objects being tracked and performs the optimized tracking through its massive parallel computation and learning capabilities. And, this system also has massive matched filtering effects because the moving target data can be compactly stored in the interconnection weights by learning.

Accordingly, a possibility of the proposed neural network target tracking system can be suggested to the fields of real-time application.

I. 서 론

최근 미사일 궤도 추적 및 항공 관제 등에서 이동 표적의 실시간 추적 시스템에 대한 필요성이 크게 대두됨에 따라 이에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다.

전처리 장치에 의해 표적과 유사한 clutter와 잡음 등이 충분히 제거된 레이더나 적외선 탐지 장치의 검출 정보를 입력으로 하는 이동 표적 추적은 목표물의 시간에 따른 변화를 이용하여 진행되는데, 특정 이동 표적에 대한 추적이 이루어지면, 추적 시스템은 그 표적의 이동 방향은

물론 이동 속도에 대한 정보를 제공하게 되며, 이동 특성에 의한 제한적 표적 분류도 가능하게 된다.^[1]

현재까지의 추적 알고리즘들은 표적의 위치를 주로 위치 공간과 궤적 공간으로 나누어 표적에 대한 추적을 실행하여 왔다. 이들 중 위치 공간은 단순히 운동 방정식으로 표현될 수 있는 반면, 궤적 공간은 매우 비선형적이며, 시간에 대해서 불연속하게 나타난다.^[2]

따라서, 정확한 표적 추적을 위해서는 이러한 표적의 비선형적 특성들에 의한 전체적인 이동 가능성들이 고려되어야 하는데, 일반적으로 실제 가능한 모든 이동 궤도 추적을 위해 요구되는 계산량이 기하학적으로 증가하기 때문에 기존의 추적 알고리즘은 실제 실시간 응용에서 크게

* 光云大學校 電子工學科
Dept. of Electronic Eng., Kwangwoon Univ.
** 國防科學研究所
Agency for Defense Development
*** 韓國通信
Korea Telecommunication
論文番號 : 91 - 114 (接受 1991. 9. 19)

제한되어, prune search와 같은 제한적 추적이 수행되어왔으나, 초기의 추적 알고리즘들은 동시에 한 개 이상의 표적을 추적할 수가 없었으며, 신호 대 잡음비가 낮은 상황에서의 loss-of-lock이나 clutter에 의한 높은 false alarm율을 나타내었다.⁽³⁴⁾

그후 이러한 단점들은 지능을 가진 추적기에 대한 연구로 발전되어, 검출된 정보로부터의 연상 기능을 가진 추적 알고리즘들과 많은 영의 기억 정보를 정합시킴으로써 추적을 행하는 지식 기반 추적(knowledge based approach) 방법 등이 제시된 바 있으나, 현재까지 발표된 대부분의 디지털 알고리즘에 근거한 추적 시스템에서는 표적의 증가에 따른 엄청난 계산량의 증가라는 심각한 문제를 충분히 해결하지 못하여, 실제 검출단의 frame율을 실시간으로 소화하는 데는 커다란 무리가 있었다.⁽⁵⁾

최근에는 이러한 문제를 해결하기 위한 새로운 접근 방법으로 고밀도 상호 연결 구조 및 대규모 병렬 처리로 실시간 영상 처리가 가능한 새로운 신경회로망 이동 표적 추적 시스템에 대한 연구가 활발히 시도되고 있다.⁽²⁵⁾⁽⁶⁾

신경회로망 알고리즘을 이용한 추적 시스템은 정보의 병렬 및 집적 연산이 가능하여 표적이 증가한 경우에도 계산량이 거의 증가하지 않는 장점을 가지고 있으며, 학습을 통한 추적의 최적화를 이룰 수 있다. 또한, 신경회로망 추적 시스템은 표적의 진행에 대한 정보를 상호 연결 강도로 축약하여 저장할 수 있으므로 다량의 정합 벡터의 효과를 가지게 된다.

따라서, 본 논문에서는 간단한 학습 알고리즘과 구조를 가지는 신경회로망을 이용하여 다중 표적을 표적의 수에 따른 계산량의 증가없이 추적할 수 있는 새로운 신경회로망 실시간 이동 표적 추적 시스템에 대한 이론적 분석과 실험 결과에 대해 논하고자 한다.

II. 신경회로망 이동 표적 추적 시스템

1. 신경회로망에 근거한 표적 추적

일반적인 표적 추적 시스템은 표적을 검출하기 위한 다양한 종류의 센서와 탐지된 신호의 해상도 개선과 배경으로부터 표적 분리를 위한 전처리 과정을 포함하게 된다. 전처리된 입력 신호는 추적 알고리즘을 이용한 추적단에 전달되는데, 추적단은 정합 벡터를 이용하거나 운동 역학에 근거하여 입력 신호의 위치와 연관성으로부터 표적의 이동과 존재 가능성을 연산하고, 순차적으로 주어지는 frame 마다의 각 제도에 대한 가능성을 연산함으로써 표적에 대한 추적을 수행하게 된다.

그러나, 표적 이동 가능성의 연산에서는 검출된 모든 표적과 유사한 clutter까지 고려하게 되는데, 표적의 수가 약간만 증가해도 그에 따르는 계산량은 기하학적으로 증가하게 되므로 실시간 응용에서는 그 한계가 있다.⁽⁷⁾

따라서, 최근 이를 해결하기 위한 접근 방법으로 고밀도 상호 연결 강도를 이용한 표적의 이동 가능성 연산을 병렬로 처리할 수 있는 신경 회로망 알고리즘에 근거한 추적 시스템의 연구가 활발히 진행되고 있다.

신경회로망 추적 시스템에서는 상호 연결 강도를 표적 이동 가능성으로 설정하고, 검출된 표적의 위치를 각 뉴런 값으로 입력하여 일정수의 반복 학습을 수행하며, 학습을 통해 얻어진 뉴런 값은 표적의 시간에 따른 이동 위치가 되고, 가능성으로 주어진 연결 강도 값의 크기에 비례하는 선분을 연결하므로써 주어진 입력에 대한 표적 추적이 이루어진다.

추적 시스템에서 사용된 신경회로망은 검출단으로부터의 2진 정보를 각 방향으로 주어지는 연결 강도를 근거로 하여 반복 학습함으로써 최적의 해답을 출력하도록 구성된다.

그림 1은 신경회로망을 이용한 추적 시스템의 블록도를 나타낸 것이다.⁽⁸⁾ 센서 영상으로부터 검출된 표적 신호는 신호안의 점유이나 clutter 등의 제거를 위한 일련의 전처리 과정을 거쳐진 후 표적의 특정 이동 공간 영역이 보다 작은 크기의 추적 윈도우로서 설정되고, 윈도우의

좌표에 대응하는 위치의 뉴런에 그 좌표에서 측정된 값이 2진 입력으로 주어지게 된다.

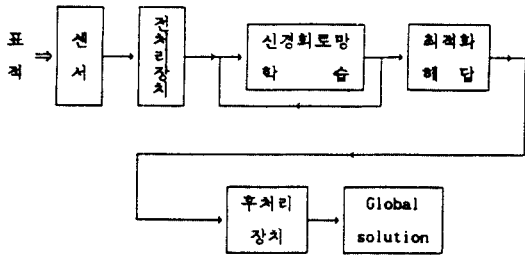


그림 1. 신경회로망을 이용한 추적 시스템의 블록도.
Fig. 1. Block diagram of tracking system based on neural networks.

입력을 받은 신경회로망은 마스크 형태의 초기 연결 강도를 회로에 설정하고 일정 수의 반복 학습을 수행하게 된다. 학습 초기에는 여러 방향으로의 이동 가능성이 초기 연결 강도로 주어져서 다양한 방향으로의 연결 강도가 서서히 증가하지만, 학습이 진행됨에 따라 보다 큰 입력값을 갖는 뉴런들이 부각되고, 다른 뉴런들의 값은 경쟁 학습에 의해 점차 감소하게 된다. 따라서, 신경회로망이 계속된 학습으로 수렴에 이르게 되면, 큰 입력 값을 가지는 뉴런들은 회로안에서 지배적인 위치를 차지하며, 더 이상의 변화를 하지 않게 된다. 이때 각 뉴런의 연결 강도의 크기에 비례하는 line segment를 뉴런과 뉴런 사이에 연결함으로써, 입력된 정보에 의한 추적 결과를 얻을 수 있다. 신경회로망의 고도의 병렬 처리 능력으로 수렴하는데 필요한 반복 학습의 횟수는 표적의 수가 증가한 경우에도 거의 증가하지 않는 추적 성능을 갖게 된다.

신경회로망의 출력이 수렴을 하게 되면 최적화된 신경회로망의 출력은 다음 단계로 전송된다. 신경회로망은 frame 마다의 추적 결과를 출력하게 되는데 frame 마다의 결과를 종합하기 위해 후처리 단계를 거치게 된다. 후처리 단계 또한, 신경회로망으로서 구현할 수 있는데 고속처리 및 오류 출력에 대한 정정 능력을 가질 수 있는 이점을 가지게 된다.⁽²⁾

2. 신경회로망 학습 이론

기존 디지털 알고리즘을 이용한 추적 시스템에서는 표적의 수가 증가하면 그에 따르는 이동 가능 공간의 증가로 인하여 엄청난 계산량을 가지는 단점 때문에 실시간 응용에서 많은 제한이 있었다. 반면에 신경 회로망을 이용한 추적 시스템은 표적의 이동 가능도가 연결 강도로써 병렬 처리되므로 표적이 증가한 경우에도 계산량의 변화가 거의 없는 적응적인 추적 능력을 가지게 된다.⁽²⁾⁽⁶⁾

신경회로망 다중 표적 추적 시스템에서 사용된 학습 알고리즘은 상호 연관된 표적 이동 가능도를 이용한 경쟁 학습을 통해 검출 frame 이 다른 표적간의 연관성을 연산할 수 있는 비지도 경쟁 학습 방식(unsupervised competitive learning)을 사용하였다.⁽⁶⁾ 신경회로망은 특정한 방향으로의 가능성을 최대한으로 증가시킴으로써 최적의 해답을 출력하는 시스템으로 각각의 뉴런들은 표적이 이동하는 공간을 나타내며, 그 값들은 특정 위치에 설정된 가능성을 의미하게 된다. 뉴런사이의 연결강도는 표적의 진행 가능성을 표시하는 것으로 본 논문에서는 그림 2와 같이 뉴런의 위치에 따라 양자화된 형태의 웨이트 마스크를 사용하였다.⁽⁶⁾

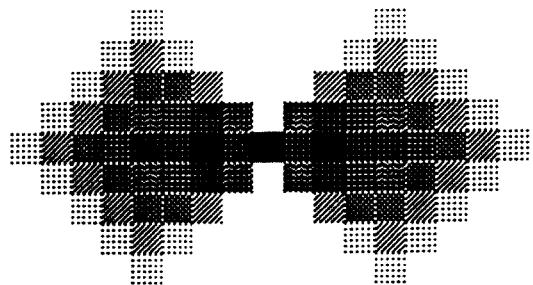


그림 2. 초기 웨이트 마스크
Fig. 2. Initial weight mask

초기 웨이트 마스크는 검출된 표적의 위치로부터의 이동 거리와 진행 방향의 함수로써 통계적으로 주어졌으며, 추적 공간상에서 표적의 평균

이동 속도는 frame 당 2 pixel로 가정하였다. 웨이트 마스크가 $m \times m$ 의 크기로 주어진 경우, 초기 연결 강도는 (1)식과 같이 정의된다.

$$W_{ij} = \alpha M(\theta, x, y) \quad (1)$$

여기서, W_{ij} 는 i 번째 뉴우런으로부터 j 번째 뉴우런으로의 상호 연결 강도이고, $M(\theta, x, y)$ 는 x, y 좌표에서의 웨이트 마스크의 값을 나타낸다. θ 는 진행 방향을 말하며, 이 값에 의해 웨이트 마스크의 가능성도 분포 형태는 달라지게 된다. i 번째 뉴우런의 공간 좌표가 (x_1, y_1) 이고, j 번째 뉴우런의 좌표가 (x_2, y_2) 일 경우, x, y 의 값은 (2) 식과 같이 주어진다.

$$\begin{aligned} x &= \frac{1}{2} (m - x_1 + x_2 + 1) , \\ y &= \frac{1}{2} (m - y_1 + y_2 + 1) \end{aligned} \quad (2)$$

연결 강도에 근거하여 검출단의 2진 정보는 식 (3), (4)와 같이 신경회로망의 입력으로 주어진다.

$$\begin{aligned} I_j^+ &= \sum_{i=1}^n W_{ij} X_i \\ &= \sum_{i=1}^n W_{ij} Y_i \end{aligned} \quad (3)$$

$$\begin{aligned} I_j^- &= - \sum_{\substack{i=1 \\ i \neq j}}^n W_{ij} X_i \\ &= - \sum_{\substack{i=1 \\ i \neq j}}^n W_{ij} Y_i \end{aligned} \quad (4)$$

여기서, I_j 는 j 번째 소자로의 자극 입력이고, X_i 는 i 번째 소자의 입력 값을 뜻하며, Y_i 는 처리 소자의 출력을 나타낸다. (4)식의 I_j 는 j 번째 처리소자에 대한 억제 입력으로 작용하며, n 은

신경회로망 처리소자의 총 갯수를 나타낸다.

그리고, 뉴런의 상태는 (3)식과 (4)식의 결과를 입력으로하여 (5)식과 같이 변환된다.⁽²⁾

$$Y_j^{new} = f [(1 - a) Y_j^{old} + b I_j^+ + c I_j^-] \quad (5)$$

$$f() = \frac{1}{1 + e^{-()}} \quad (6)$$

여기서, $f()$ 는 비선형 활성화 함수인 sigmoid 함수로 식 (6)와 같은 관계를 나타내며, a, b, c 는 상수이다.

W_{ij} 와 Y_j 가 항상 양의 값이므로, 자극 입력 I_j 도 양의 값을 가진다. 억제 입력 I_j 값으로 인하여 신경회로망은 안정을 유지하게 되며, 이 값의 영향으로 출력 값들은 서로 경쟁을 하게 된다. (7) 식을 통해 값이 일정 크기 이상인 처리소자들만이 자신의 가능성을 증가시킬 수 있는데 신경회로망에서의 각 뉴런간의 상호 연결 강도는 상수 경쟁 학습 법칙(standard competitive learning rule)에 의해 다음 식과 같이 변하게 된다.⁽³⁾

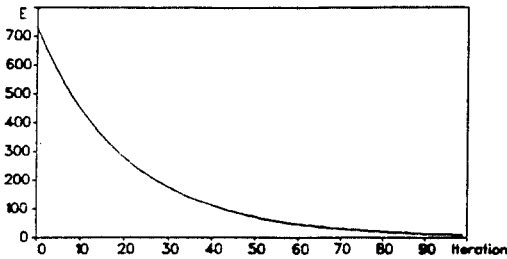
$$\Delta W_{ij} = d Y_i (Y_j - W_{ij}) \quad (7)$$

여기서, d 는 상수이다.

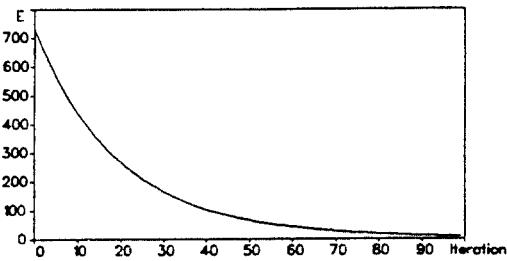
반복된 학습 과정을 통해 Winner Take All 즉, 큰 가능성을 갖는 처리 소자의 값만이 증가되며, 반복 학습을 통해 결과적으로 신경회로망 내에서는 큰 입력 값을 가지는 처리소자의 출력만이 활성화되는 선택 능력을 가지게 된다.

(7) 식의 정규 경쟁 학습 법칙에 의거한 신경 회로망의 에너지 함수는 다음 식과 같이 표현될 수 있다.⁽⁴⁾

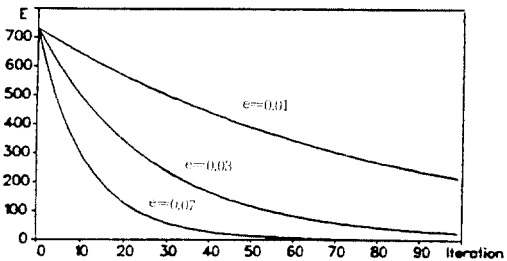
$$E(W_{ij}) = - \sum_{i=1}^n | Y_j - W_{ij} |^2 \quad (8)$$



(a)



(b)



(c)

그림 3. 각각의 상수에 의한 신경회로망의 에너지 감소 패턴 $e=0.04$ 이고 (a) $c=0.8$, (b) $c=0.4$ 일때의 에너지 감소 패턴과 (c) $c=0.4$ 일때 e 값의 변화에 의한 수렴 패턴.

Fig. 3. The energy minimization patterns of the neural network (a) for $e = 0.04$, $c = 0.8$, (b) for $e = 0.04$, $c = 0.4$, and (c) for $e = 0.08, 0.03, 0.01$, $c = 0.4$

컴퓨터 시뮬레이션 결과, 반복 학습으로 통해 신경회로망의 에너지 변화는 그림 3 에서와 같이 처음에는 비교적 급격하게 감소하다가 차차 안정화되는 특성을 갖는 것으로 분석되었다.

그림 3(a)와 (b)에서는 억제 입력의 크기를 조절하는 상수 c 가 학습에 미치는 영향을 비교한 것으로 그림에서 보듯이 c 값의 크기는 신경회로

망의 수렴시간에 거의 영향을 주지않는 것으로 나타났다. 그러나, 연결 강도의 변화율에 관여하는 상수 e 의 크기를 변화하며 도시한 그림 3 (c)에서는 수렴하기 위한 반복 학습의 횟수가 크게 변화됨을 알 수 있다. 연결 강도의 변화율이 크면 반복 학습의 횟수가 감소하나 오류 출력의 가능성이 크며, 작으면 수렴에 이르는 시간이 증가하게된다. 이러한 특성은 기존의 신경회로망과 매우 유사한 특성으로 빠르고 정확한 학습을 위해서는 각 상수값들의 최적화가 필요하게 된다.⁽¹⁰⁾

Ⅲ. 실험 및 결과 고찰

신경회로망을 이용한 다중 표적 추적의 시뮬레이션은 검출난으로부터 주어진 2 진 입력을 이용하였다. 추적 공간은 윈도우를 형성하여 축소하였으며, 각각의 좌표는 10×10 개의 뉴런의 위치에 대응하게 된다.

개개의 뉴런은 자신을 포함한 전 처리소자와 연결되어 한 뉴런에 설정된 가능도는 전반적인 추적 평면에 영향을 미치게 된다. 그러나, 회로의 수행 속도 향상을 위한 국부적인 가능도 입력에 의해서 신경회로망의 학습은 지역적으로 진행되며, 각 frame의 정보가 입력될 때 마다 새로운 가능도를 설정하게 된다.

추적 시스템은 입력된 정보와 새로이 들어온 frame의 정보를 이용하여 추적을 수행하는데 학습이 끝나면 최근의 입력과 다음 frame입력을 이용하여 계속 추적을 수행한다. 이전의 정보는 학습이 끝나면 유실되나, 연결 강도에 축적된 형태로 남아 계속 학습에 영향을 미치게 된다.

그림 4는 신경회로망 추적 시스템을 사용하여 교차하는 두 표적의 이동 경로를 동시에 추적한 시뮬레이션 결과를 나타낸 것이다. 이 때, 연결 강도의 증가, 뉴런의 상태 변화에 관여하는 상수의 최적화와 진행 방향에 따르는 연결 강도의 설정으로 인하여 반복 학습의 횟수는 최소화되었다. 그림 4는 45회의 반복 학습을 얻은 추적

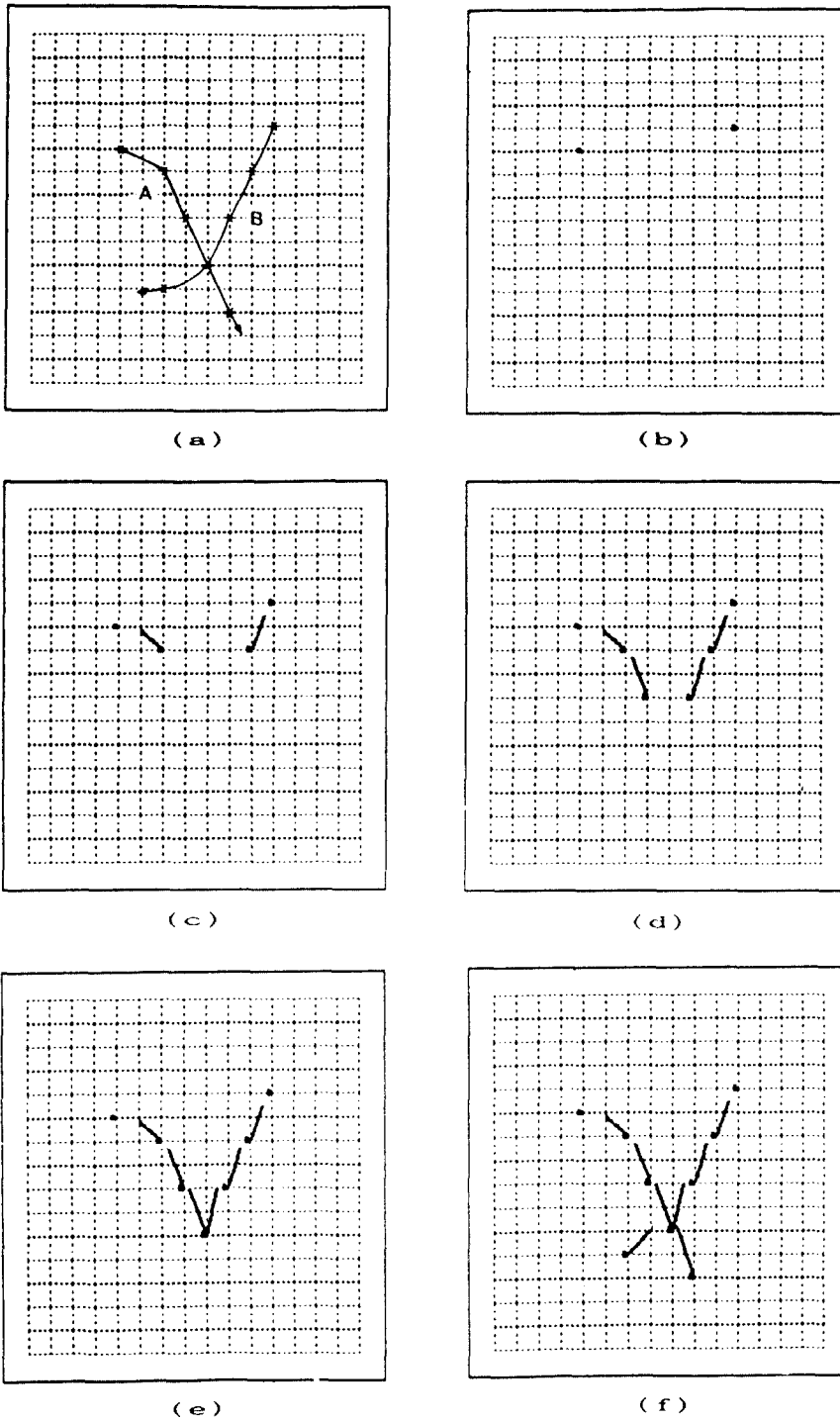


그림 4. 교차하는 표적의 이동 경로 추적 시뮬레이션 결과
 Fig. 4 The simulation results for two crossing target tracks.

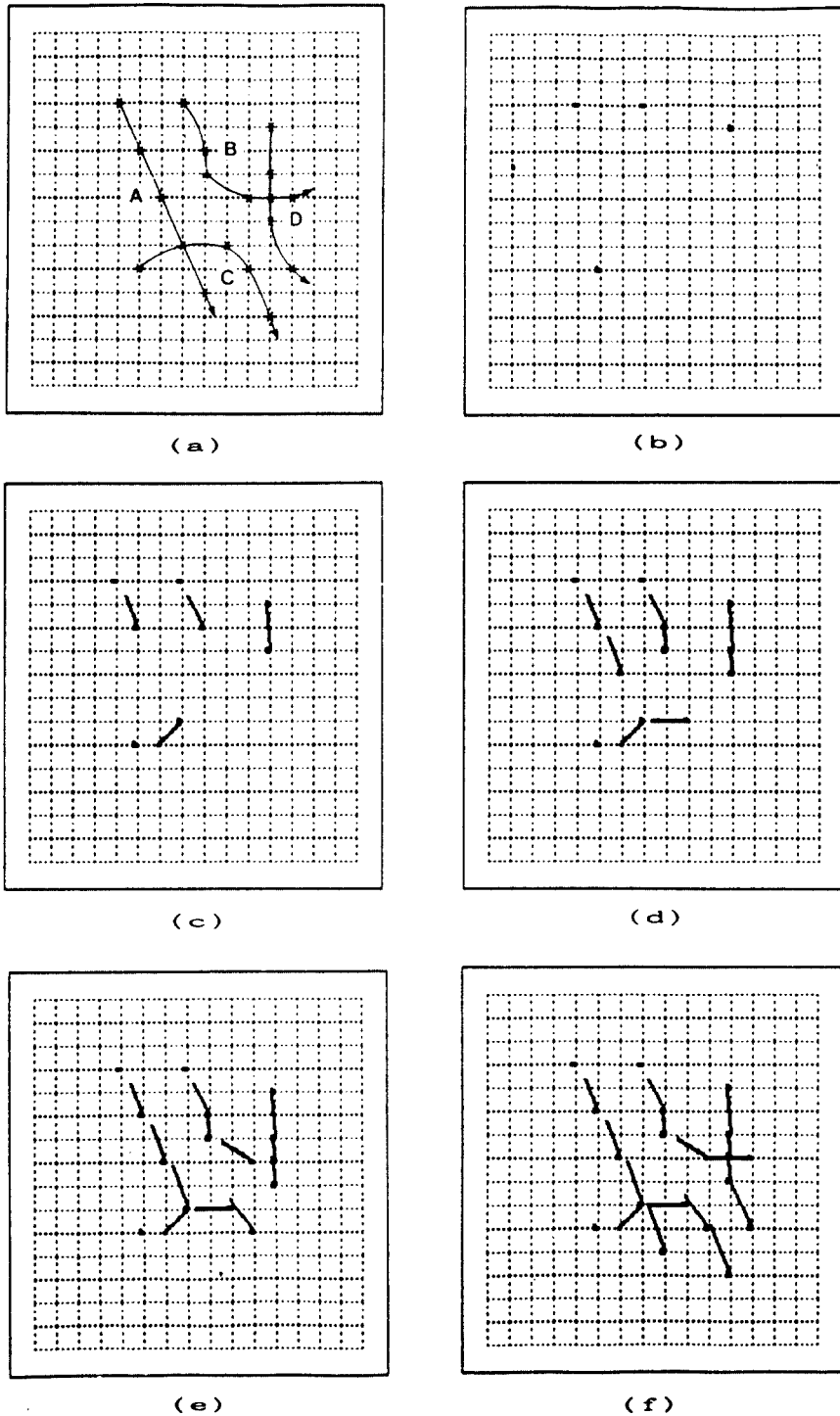


그림 5. 교차하는 4개의 track을 추적한 시뮬레이션 결과
 Fig. 5. The simulation results for four crossing target tracks.

결과를 나타낸 것이다. 그림 4(a)는 실제 표적이 진행한 경로를 나타내는 것으로, * 표적은 frame 으로 검출된 위치를 가리킨다. 그림 4(b)에서 부터는 신경회로망 추적기를 이용하여 표적을 추적한 결과를 frame 마다 표시하였으며, 총 5 frame의 정보를 입력하였다. 그림 4(b)에서는 동시에 두 뉴런이 활성화되었는데, 이들 사이에 line segment가 형성되지 않은 이유는 시간에 따른 연결 강도의 변화에 기인한다. 그림 4. (c), (d), (e), (f)는 각각 순차적으로 들어온 입력에 의해 표적의 이동 경로가 표시되는 상황을 잘 보여주고 있다. 그림 4(f)의 결과는 그림 4(a)의 실제 표적의 진행 방향과 거의 일치하는 것으로 궤도간의 가소도 교차로 인하여 경로가 약간 휘어진 상태를 이루고 있다.

그림 5는 4개의 이동 궤도가 교차하는 경우에 대한 시분레이션 결과이다. 그림 4와 같이 그림 5 (a)는 원래 표적의 이동 경로로서, A와 C, B와 D의 궤도가 교차하는 상황을 나타낸다. 그림 5 (b), (c), (d), 와 (e)는 연속적으로 입력 되는 정보에 따른 학습 결과를 표시한 것이며, 그림 5 (f)에서는 최종 학습 결과가 표시되어 있다. 그림 5(f)의 결과를 그림 5(a)와 비교하면 부분적으로 궤도의 형상이 미약히 변이 있는데, 이는 학습의 횟수를 증가시키면 해소될 수 있다. 그림 5의 결과는 각 frame당 45회의 반복 학습을 한 것으로, 완전한 결과를 위해 학습의 횟수를 증가시킨다 해도 그림 4에 나타난 두개의 표적을 추적한 경우의 반복 학습 횟수보다 크게 증가하지는 않는다. 따라서, 신경회로망 알고리즘을 이용한 추적 시스템은 표적의 수가 증가한 경우에도 거의 일정한 계산량을 가짐을 알 수 있다.

기존의 디지털 시스템을 이용한 추적 장치들이 표적 수의 증가에 비례하여 계산량이 증가하는 단점을 지닌 반면, 신경회로망을 이용한 추적 시스템은 위의 실험 결과에서처럼 연결 시간이 표적의 수에 거의 영향을 받지 않으므로 짧은 시간에 많은 수의 물체를 추적할 수 있는 장점을 가지고 있다.

실험에서는 clutter나 잡음이 심한 입력의 경우를 고려하지 않았지만, 뉴런의 배열을 확장하여 커다란 표적 이동 공간을 설정하면 오류에 대한 용동성도 충분히 부여될 수 있으며, 본 논문에서는 2차원의 정보를 이용한 추적을 행하였는데, 3차원의 정보에 대한 적용도 간단한 수정으로 이루어질 수 있다.

IV. 결 론

최근 미사일 궤도 추적 및 항공 관제 등에서 이동 표적의 실시간 추적 시스템에 대한 필요성이 크게 대두됨에 따라 본 논문에서는 표적 수에 따른 계산량의 증가없이 다중 표적 추적이 가능한 새로운 신경회로망 이동 표적 추적 시스템을 제시하였다.

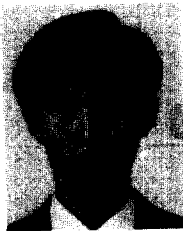
신경회로망을 이용한 추적 시스템은 표적의 수가 증가한 경우에도 계산량의 증가없이 최적의 추적을 수행할 수 있고, 표적의 여러 이동 정보가 상호 연결 강도에 저장되므로써, 다량의 정황 데이터의 효과를 얻을 수 있으며, 대규모 병렬 처리가 가능한 광정보 처리 기술 등을 이용한 구현으로 실시간 응용이 가능하리라 분석된다.¹⁰⁰

앞으로, 후처리 과정에 의한 공간적 해상도의 개선과 보다 적응적인 추적을 위한 연결강도의 동적이고 효과적인 설정, 그리고 신경회로망 알고리즘의 분석을 통한 동한 최적화가 필요하며, 실시간 이동 표적의 추적을 위해 여러가지 센서의 전처리 알고리즘, 표적 분리와 표적인식에 관한 알고리즘 등과 연계된 연구가 필요하다.

참 고 문 헌

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. 1, pp.619-633, 1987.

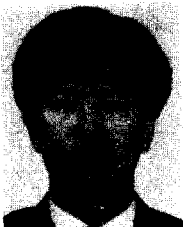
3. B.Bhanu, "Automatic Target Recognition: State of the Art Survey", IEEE Trans. on Aerospace & Electronic Systems, vol. AES-22, no.4, pp.364~379, 1986.
4. S.S.Blackman, *Multitarget Tracking with radar application*, Artech House, 1986.
5. M.W.Rdth, "Survey of Neural Network Technology for Automatic Target Recognition", IEEE Trans. on Neural Networks, vol. 1, no.1, pp. 28~43, 1990.
6. 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.
7. Y.Bar-Shalom, *Multitarget-Multisensor Tracking: Advanced Applications*, Artech House, 1990.
8. Jin-Ho Lee, and Eun-Soo Kim, "Multi-target Tracking System based on Neural Network Algorithm", Proc. of KITE conference, vol. 14, no.1, pp.504~506, 1991.
9. J.Hertz, A. Krogh, and R.G.Palmer, *Introduction to the theory of neural computation*, Addison-Wesley Publishing Co. 1990.
10. Eun-Soo Kim, "OptoNeural processor for multi-target tracking", *IEEE/LEOS '91 Conference*, San Jose, California, 1991.



李震浩(Jin Ho LEE) 准會員
1968年 1月 9日生
1990年 2月: 光云大學校 電子工學科 卒業
(工學士 取得)
1990年 8月~現在: 光云大學校 大學院
電子工學科 碩士過程 在學中
※主關心 分野는 신경회로망 알고리즘,
光情報處理, Optical Computing等임

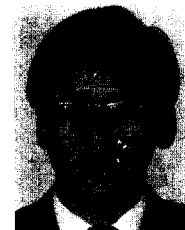


尹尚老(Sang Ro YOON) 正會員
1948年 6月 20日生
1975年 2月: 서울大學校 應用物理科 卒業
1977年 11月~現在: 國防科學研究所
研究室長
※主關心 分野는 標的 映像 追跡 및 신경
회로망 等임



李丞玄(Seung Hyun LEE) 正會員
1961年 12月 25日生
1984年 2月: 光云大學校 電子工學科 卒業
(工學士 取得)
1986年 2月: 光云大學校 大學院 電子工學
科 卒業(工學碩士 取得)
1989年 3月~現在: 光云大學校 大學院
電子工學科 博士過程 在學中

※主關心 分野는 Optical Neural Network, 光情報處理, 光패턴
認識, Optical Computing等임



許善宗(Sun Jung HOE) 正會員
1959年 4月 23日生
1982年 2月: 延世大學校 電子工學科 卒業
1984年 2月: 延世大學校 大學院 電子工學
科 卒業(工學碩士)
1984年 2月~現在: 延世大學校 大學院
電子工學科 博士過程 在學中

1984年~現在: 韓國通信 衛星事業團 施設 1部長
※主關心 分野는 衛星通信, 移動通信, 신경회로망 等임

金恩洙(Eun Soo KIM) 正會員
1955年 8月 1日生
1978年 2月: 延世大學校 電子工學科 卒業
1980年 2月: 延世大學校 大學院 電子工學
科 卒業(工學碩士)
1984年 2月: 延世大學校 大學院 電子工學
科 卒業(工學博士)

1987年 2月~1988年 8月: Caltech 電氣工學科 客員教授
1981年 3月~現在: 光云大學校 電子工學科 副教授
※主關心 分野는 Optical Neural Network, 光情報處理, Learning Algorithm, Optical Computing, 光패턴認識 等임