

論文94-31A-3-1

광 BJTC와 신경회로망을 이용한 광-신경망 다중 표적 추적 시스템

(Optoneural Multitarget Tracking System Based on Optical BJTC and Neural Networks)

李相二*, 柳忠相*, 李丞玄*, 金恩洙*

(Sang Yi Yi, Chung Sang Ryu, Seung Hyun Lee and Eun Soo Kim)

要約

본 논문에서는 이동하는 다중 표적을 실시간으로 추적할 수 있는 새로운 접근 방법으로, 광 BJTC와 신경회로망 데이터 연관 알고리즘을 이용한 하이브리드 광-신경망 다중 표적 추적 시스템을 제시하였다. 제안된 하이브리드 추적 시스템에서는 먼저, 방대한 입력 표적영상 데이터를 간단한 몇개의 상관 첨두치로 변환이 가능한 광 BJTC를 전처리 장치로 이용하고, 표적의 정확한 이동궤적을 추적하기 위하여 각 상관첨두치와 다중 표적간의 실시간 병렬연관이 가능한 신경회로망 데이터 연관 알고리즘을 상호 보완적으로 사용함으로써, 새로운 하이브리드 형태의 광-신경망 이동 표적 추적 시스템을 구성하고, 이에대한 추적 실험결과 및 실시간적 구현 방법을 제시하였다.

Abstract

In this paper, as a new approach for real-time multitarget tracking, a hybrid OptoNeural multitarget tracking system based on optical BJTC and neural networks data association algorithm is suggested. In the proposed hybrid tracking system, an optical BJTC is introduced as a preprocessor to reduce the massive input target data into a few correlation peak signals and then the neural networks data association algorithm is used for the massively parallel data association between measurement signals and targets in real-time. Finally, new hybrid type OptoNeural target tracking system is constructed and then some experimental results on multitarget tracking is included. The real-time implementation method of the proposed hybrid system is also discussed.

1. 서론

정확한 표적 추적을 위해서는 표적의 비선형적 이

동에 대한 전체적인 가능성들 즉, 측정 데이터와 표적들간의 모든 연관 가능성을 고려해 주게 되는데, 기존의 추적 알고리즘들은 표적과 clutter를 포함한 측정 데이터 수가 증가하는 경우, 실제 가능한 모든 이동 경로를 추적하기 위한 계산량이 기하급수적으로 증가하게 된다. 따라서, 실시간 처리를 필요로 하는 다중 표적 추적 시스템을 구성하는데 있어 커다란 저

* 正會員, 光云大學校 電子工學科
(Dept. of Elec. Eng., Kwangwoon Univ.)
接受日字 : 1993年 4月 1日

해 요인이 되고 있다.^[1]

이러한 실시간적 요구를 만족시킬 수 있는 방법으로 최근, 2차원 병렬처리가 가능한 광학적 접근 방법에 대한 응용이 시도되고 있다. 광학적 접근 방법은 2차원 표적 영상 정보를 병렬, 실시간으로 처리할 수 있을 뿐만 아니라, 불규칙하게 발생하는 clutter 및 잡음과 함께 나타나는 표적 입력 정보를 간단한 표적 상관 신호로 변환이 가능한 장점을 갖고 있다. 특히, 적응적 표적 추적 시스템으로 광 JTC(joint transform correlator)를 이용한 이동 표적 추적 시스템이 제시되고 있다. 광 JTC 추적 시스템은 연속적인 두 영상신호를 광 JTC 입력 평면에 동시에 위치시키고, 현재 프레임과 이전 프레임 사이의 연속적인 상관관을 통해 이동 표적에 대한 상관 첨두치의 상대적 위치 변화 추정을 기초로 하여 표적 영상의 실시간 이동 위치를 검출할 수 있다.^[2,5] 특히, 광 세기 분포를 이진화함으로써 구성되는 BJTC(binary JTC)는 상관 평면에서 우수한 판별력을 나타내는 것으로 분석되고 있다.^[6] 그러나, 다중 표적 추적의 경우 여러 표적 상관 신호들이 상관 첨두치 형태로 나타날 뿐만 아니라 또한, 표적오류와 표적유실이 발생하므로^[7], 효과적으로 다중 표적을 추적하기 위해서는 이진화 방법과 이들 광 JTC 상관출력에 근거한 데이터 연관 알고리즘이 필요하게 된다. 최근, 이를 해결하기 위한 방법으로 광 JTC와 JPDA(joint probability data association) 알고리즘을 상호보완적으로 결합한 광디지털 다중 표적 추적 시스템이 제시된 바 있다.^[2] 그러나, JPDA와 같은 추적 알고리즘은 표적 수에 따른 계산량의 기하급수적 증가로 광디지털 추적 시스템의 실시간적인 구현이 크게 제한되고 있다.

따라서, 이러한 문제를 해결하기 위한 새로운 접근 방법으로 대규모 병렬처리 및 집적연산이 가능한 신경회로망을 이용한 연구가 활발히 이루어지고 있는데, 이는 표적이 증가하는 경우에도 계산량이 거의 증가하지 않으며, 학습을 통한 추적의 최적화를 이룰 수 있을 뿐만 아니라, 표적의 이동정보를 상호 연결 강도로 축약하여 저장시킬 수 있어 다량의 정보를 동시에 실시간적으로 처리할 수 있는 효과를 가지고 있다.^[8-10] Sengupta등^[9]은 표적 추적 시스템에서의 데이터 연관이 TSP(traveling salesman problem) 문제와 유사함에 근거하여, 표적의 측정 데이터 사이의 제한 조건을 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 국한되

고, 실제 추적에서 상당한 계산량이 요구되는 측정 데이터들의 likelihood 함수 연산에서는 그 응용이 크게 제한되고 있다. 그리고, 최근에는 feasibility 행렬연산의 전단인 likelihood 함수연산에 퍼셉트론 신경회로망을 새로이 도입하여 연산시간이 측정 데이터 수에 크게 영향을 받지 않는 신경회로망 추적 알고리즘이 제시된 바 있다.^[10]

따라서, 본 논문에서는 방대한 표적 영상 정보를 갖는 입력을 실시간으로 처리하여 간단한 몇개의 표적 상관 신호로 변환시키므로써, 표적 추적을 위해 보다 효과적인 피처정보를 얻는 적응적 실시간 광 BJTC^[11]와 이로부터 구해진 이동 표적에 대한 상대적인 위치 변수들을 입력으로하여 효과적으로 실시간 병렬연산이 가능한 신경회로망 추적 알고리즘을^[10] 상호보완적으로 구성한 새로운 하이브리드 광-신경망 다중 표적 추적 시스템을 제시하고, 이에 대한 실험 결과에 대해 논하고자 한다.

II. 광 BJTC 추적시스템

광 JTC는 기준 신호와 입력 신호가 입력 공간 광 변조기(SLM:spatial light modulator)에 하나의 퓨리에 입력평면을 구성하게 되는데, 이전 프레임에 존재하는 표적 영상을 기준 영상으로 하여 현재 프레임에 존재하는 표적을 상관시켜 표적의 변화된 위치를 측정하게 되며, 다음 영상을 받아들이면 현재 프레임이 기준 프레임이 되고, 새로이 받아들인 영상이 새로운 현재 프레임을 구성하게 된다. 특히, 실시간 공간 광 변조기를 사용하게 되면 입력신호를 비디오 화상재생용으로 update가 가능하게 되어, 실시간적으로 이동 표적을 추적할 수 있게되는데, 상관 첨두치의 연속적인 위치변화가 표적의 이동궤적을 나타내게 된다.^[2,5]

1-f로 구성되는 광 JTC 시스템은 그림 1과 같이 퓨리에 입력평면을 구성하는 하나의 LCD(liquid crystal display) 공간 광 변조기와 광 세기 분포 검출을 위한 CCD로 구성되며 시분할 방식을 이용하므로 두번의 주기로서 상관 결과를 얻게 된다.^[13] 기존의 광 JTC 시스템에 비선형 시스템을 도입하여 광 세기 분포인 JTPS(joint transform power spectrum)를 이진화함으로써 구성되는 BJTC는 공간 광 변조기를 통한 구현이 용이할 뿐만 아니라, 보다 첨예한 상관 첨두치, 보다 큰 peak-to-sidelobe 비율 등의 특성을 나타내므로 유사한 표적들에 대해 보다 우수한 판별력을 지니는 것으로 분석되고 있다. 그러나, Javidi^[6]에 의해 비선형 시스템에 도입된 메디안

방법은 다중 표적에 대해서 DC 성분이 강하게 나타날 뿐만 아니라, 모든 동일 표적간의 조합으로 상관 침투치가 발생하므로 실제 표적신호만을 실시간으로 추출하는 과정에 과도한 계산량을 주게된다. 따라서, 본 논문에서는 DC 성분을 억제하고, 동일 프레임에서 표적간의 상관 침투치를 제거하기 위하여 새로이 JTPS를 구성하고, 비선형 시스템에 변형된 Laplacian 경계추출 필터를 사용하므로써 광학적 효율을 개선한 이진화 방법^[1]을 이용하였다.

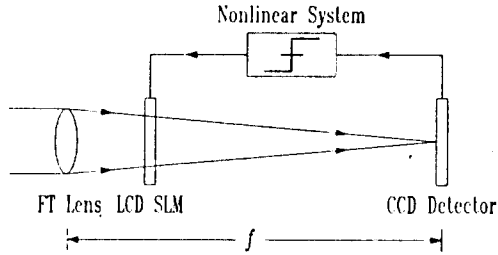


그림 1. 1-f Binary JTC 시스템
Fig. 1. 1-f Binary JTC system.

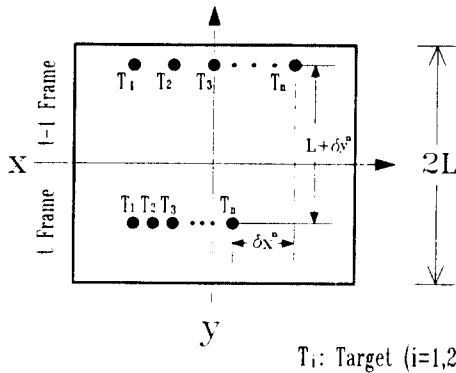


그림 2. LCD 공간 광 변조기 평면에 나타난 입력 영상
Fig. 2. Input images on LCD spatial light modulator.

그림 2는 LCD 공간 광 변조기의 푸리에 입력 영상을 나타낸 것으로, 표적들은 모두 같은 영상이며 이전 프레임은 LCD 상단절반에 나타나고, 현재 프레임은 하단절반에 위치하게 된다. 그림에서 T_i ($i=1, 2, \dots, n$)는 표적을 나타내는데 T_1 은 이동하지 않은 표적을, 나머지 표적들은 x축을 따라 각기 다른 속도로 이동한 표적들을 나타내고 있다 광 BJTC 시스템의 특성분석을 위하여 입력 영상함수를 다음과 같이

놓을 수 있다

$$\begin{aligned} \text{기준 영상} &: f_{t-1}^n(x-x_{t-1}^n, y-y_{t-1}^n-L/2) \\ \text{입력 영상} &: f_t^n(x-x_{t-1}^n-\delta x_t^n, y-y_{t-1}^n-\delta y_t^n+L/2) \end{aligned} \quad (1)$$

여기서, $2L$ 은 LCD의 y축 전체 높이를, t 는 현재 프레임, $t-1$ 은 이전 프레임을 나타낸다. 그리고, $(\delta x^n, \delta y^n)$ 는 표적의 상대적인 변화를 표시하며, $n=1, \dots, N$ 은 표적의 갯수를 나타낸다. 따라서, 식(1)의 기준 및 입력 영상이 동시에 푸리에 변환된 후, 주파수 평면에서 복소 광 분포는 다음과 같이 주어진다.

$$\begin{aligned} T(u, v) &= \sum_{n=1}^N F_{t-1}^n(u, v) \exp\{-i 2\pi[u(x_{t-1}^n + v(y_{t-1}^n + L/2))]\} \\ &+ \sum_{n=1}^N F_t^n(u, v) \exp\{-i 2\pi[u(x_{t-1}^n + \delta x_t^n) + v(y_{t-1}^n + \delta y_t^n - L/2)]\} \end{aligned} \quad (2)$$

광 세기 분포 형태로 나타나는 JTPS는 CCD 카메라에 $|T(u, v)|^2$ 값으로 검출된다. 그리고, 역 푸리에 변환되어, 최종 출력 평면에서는 식(3)과 같은 상관 결과를 얻게 된다.

$$\begin{aligned} C(x, y) &= F^{-1}\{|T(u, v)|^2\} \\ &= \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^N R_{t-1, t}^{n, m}(x+x_{t-1}^n-x_{t-1}^m, y+y_{t-1}^n-y_{t-1}^m) \\ &+ \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^N R_{t-1, t}^{n, m}(x+x_{t-1}^n-\delta x_t^n-x_{t-1}^m+\delta x_t^m, y+y_{t-1}^n-\delta y_t^n-y_{t-1}^m+\delta y_t^m) \\ &+ \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^N R_{t-1, t}^{n, m}(x+x_{t-1}^n-x_{t-1}^m+\delta x_t^n, y+y_{t-1}^n-y_{t-1}^m+\delta y_t^n+L) \\ &+ \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^N R_{t-1, t}^{n, m}(x+x_{t-1}^n-\delta x_t^n-x_{t-1}^m, y+y_{t-1}^n-\delta y_t^n-y_{t-1}^m-L) \end{aligned} \quad (3)$$

여기서

$$R_{t-1, t}^{n, m}(x-\alpha, y-\beta) = f_{t-1}^n(x, y) * f_t^m(x, y) \star \delta(x-\alpha, y-\beta)$$

윗식은 f_t 와 f_{t-1} 사이의 상관 함수로 *는 상관을 \star 는 컨볼루션(convolution)을 나타낸다. 식(3)의 처음 두식은 출력평면에서 DC 주위에 회절된 자기상관 성분을 나타내며, 나머지 두식은 동일 프레임내에 동일표적 영상이 존재하지 않는다면, DC를 중심으로 $X_{\text{peak}1}^n = \delta x_t^n$ 와 $y_{\text{peak}1}^n = (\delta y_t^n - L)$, $X_{\text{peak}2}^n = -\delta x_t^n$, $y_{\text{peak}2}^n = (\delta y_t^n + L)$ 에 회절된 이중상관 함수를 나타낸다. BJTC의 처리 주기가 표적의 이동속도 보다 상대적으로 빠르다고 가정하면, f_{t-1} 은 f_t 와 강하게 상관되고, 높은 상관 침투치가 출력평면에 나타나게 된다. 따라서, 시간 t 에서의 표적의 새로운 이동위치는 식(4)로 주어지게 된다.

$$x_t^n = (x_{t-1}^n \pm x_{\text{peak}1}^n), y_t^n = [y_{t-1}^n \pm (y_{\text{peak}1}^n + L)] \quad (4)$$

그러나, 식(4)에서 BJTC의 입력 영상과 기준 영상내의 모든 표적이 동일 표적 영상인 경우, 상관 평면에서 관찰되는 상관 첨두치 수는 모두 $2(2_n C_2)$ 개가 된다. 여기서, 상관 첨두치는 대칭적으로 발생하므로 상관평면만을 관찰하면, 이동하지 않은 표적 T1이 $X_i=X_{i-1}$, $Y_i=Y_{i-1}$ 에 위치하는 것에 비교하여 각 표적의 상관 첨두치의 위치는 y축은 L로 일정하고 x축으로 변화하는 신호들만이 실제 필요한 신호로, 상관 첨두치의 수는 n^2 개가 되어 $2_n C_2 - 2n$ 개의 표적오류가 나타나게 된다. 즉, 비교표적들과 입력 표적들간의 상관 첨두치외에 비교영상내의 각 표적들간의 이중상관 성분과 입력 영상 내의 입력 표적들간의 이중상관 첨두치가 포함된 상태에서 나타나게 된다. 이것은 데이터 연관 알고리즘에 과도한 계산을 요구하게 되므로, 본 논문에서는 새로이 JTPS를 구하므로써 이러한 문제를 해결한 이진화 방법을 이용하였다. 즉, 새로운 JTPS는 LCD 화면으로 구한 식(3)에서 각 프레임의 파워 스펙트럼(power spectrum)을 빼므로써 구할 수 있으며 식(5)로 나타낼 수 있다.^[5, 11, 12]

$$C_{NFW}(x, y) = F^{-1} \left\{ |T(u, v)|^2 - [|T_i(u, v)|^2 + |T_{i-1}(u, v)|^2] \right\}$$

$$= \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^N R_{i, i-1}^{n, m} (x + x_{i-1}^n - x_{i-1}^m, y + y_{i-1}^n - y_{i-1}^m + \delta y_i^n + L)$$

$$+ \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^N R_{i, i-1}^{n, m} (x + x_{i-1}^n - \delta x_i^n - x_{i-1}^m, y + y_{i-1}^n \delta y_i^m - y_{i-1}^m - L)$$
(5)

위 식(3)과 식(5)를 비교하면, 식(5)에서는 식(3)에서 이전 프레임과 현재 프레임 각각에서 발생하는 처음 두항의 파워 스펙트럼이 제거되므로 이전 프레임과 현재 프레임간의 신호 성분들만이 남게 된다. 따라서, 상관 평면에서는 프레임 상호간의 상관 첨두치만이 남게되어 서로 다른 표적들이 이동하는 것으로 가정한 상관 결과식(4)와 같은 위치에서 상관 첨두치를 발생하게 된다. 그리고, 판별력을 높이기 위하여 재구성된 JTPS를 변형된 Laplacian 경계 추출 필터로 이진화함으로써 고주파 성분이 강조되는 광 BJTC^[11]는 다중 표적에 효과적으로 적용될 수 있게 된다. 그러나, 광 BJTC에서 발생하는 상관 신호는 기준 표적에 대한 입력 표적의 위치가 상대적인 첨두치로 나타나므로 다중 표적에 의해 발생하는 상관 첨두치를 각 표적에 일대일 대응시키는 것이 불가능하게 된다. 이러한 문제를 해결하기 위하여 JPDA 알고리즘을 이용한 접근이 시도되었으나, 표적 수에 따른 JPDA의 계산량 증가로 실시간 시스템 구성에 많은 제약을 가지고 있다. 따라서, 본 논문에서는 광 BJTC 상관 신호와 다중 표적간의 실시간 병렬연관이 가능한 신경회로망 데이터 연관 알고리즘을 적용

하였다.

Ⅲ. 신경회로망 데이터 연관 알고리즘^[10]

다중 표적 추적 시스템을 실시간으로 구동하는데 있어 가장 큰 장애는 많은 수의 측정 데이터와 트랙들간의 상호 연관 확률을 최적화시키는 문제이다.^[9] 최근, 강력한 병렬처리 기능을 가진 신경회로망을 이용하여 이 문제를 해결하고자 하는 많은 연구가 이루어지고 있다.^[13-15] 따라서, 본 논문에서는 최근, 새로이 제시된 신경회로망 데이터 연관 알고리즘^[10]을 도입하여 추적 시스템을 구성하였는데, 이 알고리즘은, 그림 3에 나타낸 바와 같이, 표적의 이동 가능성을 구하는 단층 퍼셉트론 신경망과 표적의 이동 가능성에 근거하여 측정값과 트랙간의 연관 확률을 최적화시키는 Hopfield 신경망으로 구성되어 있다.

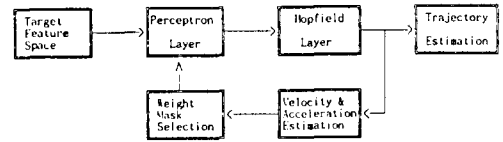


그림 3. 신경회로망 데이터 연관 알고리즘의 구성도
Fig. 3. Neural network data association algorithm.

신경회로망 시스템의 첫번째 층인 퍼셉트론 층은 표적의 이동확률을 계산하기 위하여 간단한 '델타룰' 학습 방법을 이용하였다. 이 신경회로망의 입력 버퍼 배열은 표적의 특징 공간(feature space)을 나타내고 각 버퍼의 값은 '0' 또는 '1'로 표적이나 clutter 또는 잡음등에 의해 발생한 측정값의 유무를 나타낸다. 그리고, 신경망 노드의 수는 추적 하고자 하는 표적의 수만큼 사용하는데, 각 신경망 노드의 입력값은 식(6)과 같이 주어진다.

$$Net_i = \sum_{j=1}^n W_{ij} X_j = W^i X \quad (6)$$

여기서, Net_i 는 i 번째 뉴런의 입력이고, X_j 는 j 번째 입력 버퍼의 내용이다. W_{ij} 는 i 번째 입력버퍼에서 j 번째 뉴런 까지의 연결강도를 나타내고, n 은 입력버퍼 전체의 수 즉, 전체 특징 공간을 나타낸다. 본 논문에서는 참고문헌^[10]에서와 마찬가지로 신경회로망의 초기 연결강도를 세가지 패턴으로 구성하고 표적의 속도와 가속도에 따라 선택적으로 사용할 수 있도록 하였다. 즉, 속도가 작은 표적의 경우 기동 가능성이

큰 것으로 가정하고, 트랙 방향의 가중치가 작고 트랙과 직각 방향의 가중치가 큰 연결강도 마스크를 사용하게 되며, 속도가 큰 경우는 직진성이 좋으므로 트랙 방향의 연결강도가 큰 마스크를 사용하게 된다. 이 연결강도 마스크의 형태를 그림 4에 도시하였는데, 트랙의 이탈 정도를 가우시안 분포의 잡음으로 가정하기 때문에, 트랙방향과 트랙의 직각 방향에 대한 가우시안 분포를 갖도록 구성한 것이다.

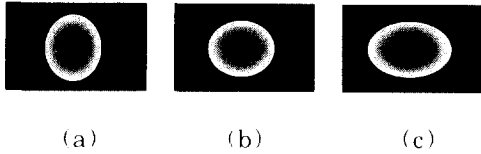


그림 4. 퍼셉트론층의 초기 연결강도 마스크
(a) 저속 (b) 보통 속도 (c) 고속

Fig. 4. Initial weight masks for the perceptron layer: in case of. (a) low speed, (b) normal speed, (c) high speed.

뉴런 Y_j 의 상태는 식(7)에서와 같이 식(6)의 결과에 의해서 update된다.

$$Y_j = Net_j \quad (7)$$

여기서, 뉴우런 Y_j 는 기존의 비선형적인 신경회로 망과는 달리 선형적으로 동작하는 출력을 낸다. 뉴우런 출력 값인 식(7)로 부터 기대출력(T)과 실제 출력 간의 오차가 계산될 수 있다. 추적 시스템에서의 기대 표적값이 '1'이므로 오차 E 는 식(8)로 주어진다.

$$E_j = T - Y_j = 1 - Y_j \quad (8)$$

따라서, 입력버퍼와 뉴우런간의 연결강도는 식(9)와 같이 update된다.

$$\Delta W_{ij} = \alpha X_i E_j W_{ij} = \alpha X_i (T - Y_j) W_{ij} \quad (9)$$

식(7)에서 ΔW_{ij} 는 연결강도의 증감분율, α 는 학습 속도를 결정하는 변수를 각각 나타낸다. 관측된 측정값에 대한 연결강도의 초기치가 클수록 내부 연결강도의 변화량이 커지고 이는 결과적으로 이 측정값에 대한 이동확률이 증가함을 나타낸다. 신경회로망의 학습과정은 오차 E 가 0으로 수렴할때까지 계속되고,

최종 연결강도중 '0'이 아닌 값은 트랙과 연관이 있는 측정값을 나타내므로 이를 바로 뒷단의 Hopfield 신경망의 입력 버퍼에 전달한다.

신경회로망 시스템의 두번째 단에 사용된 Hopfield 신경망에서는 TSP 문제를 해결하기 위해 사용된 학습 알고리즘을 변형하여 최적의 데이터 연관 확률을 구할 수 있도록 학습 알고리즘을 구성하였다.

트랙들이 근접하거나 교차하여 측정값들이 상호 간섭을 일으키는 경우 각 측정값들과 트랙간의 상호 연관 관계를 Hopfield 신경망에 모델링 하기 위해서 본 논문에서는 JPDA 알고리즘¹⁾의 feasibility event 제한 조건과 PDA 제한조건, 그리고 JPDAF 조건을 결합하여 구성한, 식 (10)의 에너지 함수를 이용하였다.

$$E = \frac{A}{2} \sum_i \sum_{j \neq i} V_{x,i} V_{x,j} + \frac{B}{2} \sum_i \sum_{j \neq i} V_{y,i} V_{y,j} + \frac{C}{2} \sum_i \left(\sum_j V_{x,i} - 1 \right)^2 + \frac{D}{2} \sum_i \left(\sum_j V_{x,i} - \rho_{x,i} \right)^2 + \frac{E}{2} \sum_i \sum_{j \neq i} \left(\sum_k V_{x,i} - \sum_{k \neq i} \rho_{x,i} \right)^2 \quad (10)$$

여기서, V 는 뉴런의 출력을 의미하며, ρ 는 퍼셉트론 층에서 구해진 표적의 이동 가능도이고, A, B, C, D, E는 상수를 나타낸다.

식(10)의 첫째항과 둘째항은 '표적과 측정값은 일대일 대응된다'는 가정으로 [1]의 feasibility event 제한조건이고, 셋째항은 한 표적에 연관된 측정값의 합은 1이 된다는 PDA 알고리즘의 제한 조건이고 넷째항과 다섯째항은 a priori 확률에 따라 a posteriori 확률이 일부 제한되도록 구성한 것이다.

이러한 복잡한 에너지 함수를 만족하도록 Hopfield 신경망의 입력 전류 식과 연결강도를 구하면 식 (11), (12)와 같다.

$$T_j^* = -A\delta_y(1 - \delta_x) - B\delta_x(1 - \delta_y) - C\delta_x - D\delta_x\delta_y - E(T-1)\delta_y\delta_x \quad (11)$$

$$I_i^* = C + (D + E)\rho_i^* + E \left(T - 1 - \sum_j \rho_j^* \right) \quad (12)$$

Hopfield 층의 신경회로망을 학습시키게 되면 Hopfield 층의 제한 조건에 의해 전단에서 주어진 이동 가능도가 최적화되는 학습이 진행된다. 이 신경회로망이 안정된 상태에 이르면 각 뉴런의 출력은 그 뉴런의 행과 열에 대응되는 표적과 측정값 간의 연관 확률

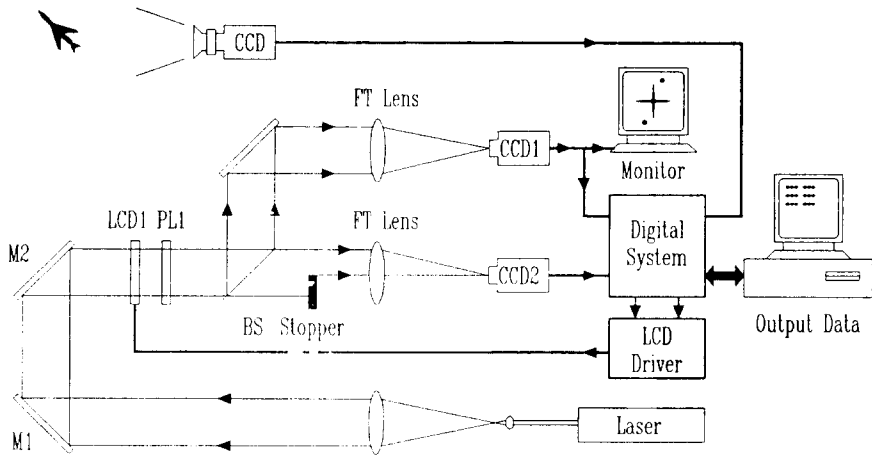


그림 5. 하이브리드 광뉴럴 다중 표적 추적 시스템 구성도

Fig. 5. Configuration of hybrid OptoNeural multi-target tracking system.

을 의미하게 되는데 이 상관 확률을 각 축징값의 위치에 가중치로서 부여하여 표적의 상태를 추정하게 된다.

IV. 추적 시스템 구성 및 실험

1. 하이브리드 광-신경망 추적 시스템 구성

하이브리드 광-신경망 다중 표적 추적 시스템은 자연계의 영상을 순차적으로 포착하는 (CCD) 카메라와 두개의 순차적인 프레임에 있는 이동 표적의 상대적인 위치를 얻기위하여 광학적으로 실시간 상관을 수행하는 광 BJTC 및 이 상관 신호에 근거하여 추적하고 있는 표적과 데이터간의 병렬연관을 통하여 이동궤적을 그리는 신경회로망 데이터 연관 알고리즘등으로 구성된다.

그림 5는 이동 표적의 위치를 탐지하기 위한 BJTC 시스템으로 먼저, 이동 표적이 포착되고, 연속적인 영상에서 현재 프레임(입력 영상)과 이전 프레임(기준 영상)은 각각 LCD의 하단과 상단 절반에 구성되는데, 본 실험에서는 고해상도의 LCD SLM (Epson CVP.320 X. 220 pixel)을 사용하였다. 효과적으로 상관치를 얻기 위한 새로운 구성되는 JTJPS를 구성하기 위하여, 첫번째 퓨리에 변환에는 CCD1에서 검출된 JTJPS에서 CCD2로 부터 검출된 JTJPS와 이전 주기에서 메모리에 저장된 JTJPS를 빼므로써 새로운 JTJPS를 구성한다. 또한, CCD2의 신호는 다시 다음 주기를 위하여 메모리에 저장 시키게 된다.

새로운 JTJPS는 광효율을 개선하고 판별력을 높이기 위하여 경계추출 필터에 의하여 이진화되며, 이진화된 JTJPS는 LCD에 다시 전송되어 역 퓨리에 변환되므로써 CCD1이 구성하는 상관 평면에서 상관 첨두치의 위

치가 관독되게 된다. 상관 첨두치의 위치가 결정되면, 상관위치 데이터와 표적간의 효과적인 데이터 연관을 위하여 신경회로망 추적 알고리즘으로 보내지게 된다.

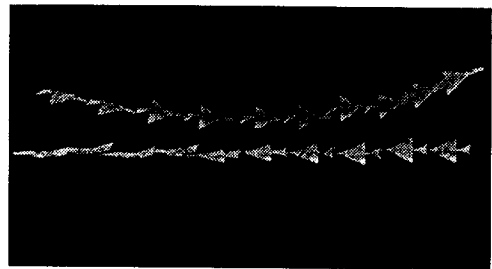


그림 6. 두개의 이동 표적의 시나리오

Fig. 6. Scenario for two moving targets.

2. 추적실험 및 결과분석

본 논문의 목적은 제한된 광-신경망 표적 추적 알고리즘의 구현 가능성을 조사하는데 있기 때문에 굳이 복잡한 시나리오를 사용하지 않고, 그림 6과 같이 하늘배경에서 가속도를 가지고 회전하며 서로 교차하는 두대의 MIG-21 항공기 표적 영상을 구름배경에 10개의 연속적인 시나리오로 구성하였다. 이 순차적인 입력 영상을 광 BJTC의 입력으로 이용하여 상관시킨 결과중 3, 4, 9 번째 프레임의 퓨리에 입력 평면을 그림 7(a)에 그리고, 상관 평면의 3차원 그림을 그림 7(b)에 나타내었다.

상관 평면들에서는 표적의 크기와 변화에 따라 상

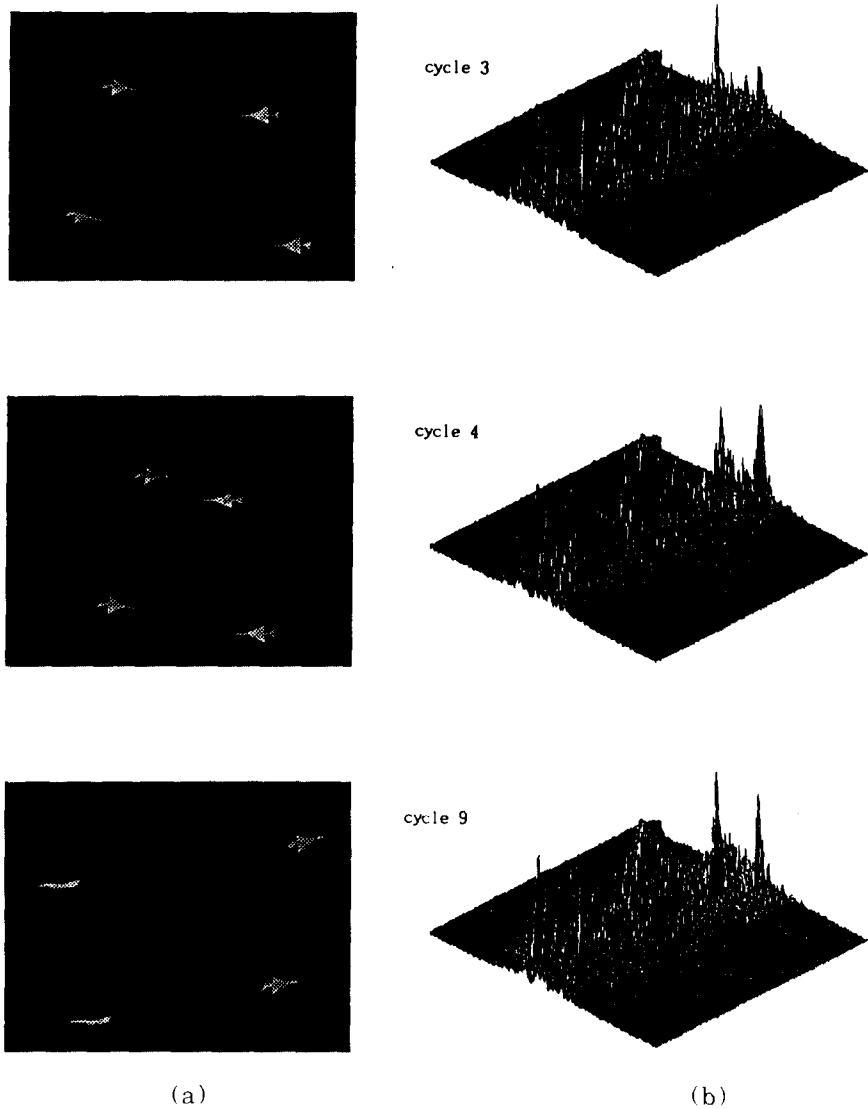


그림 7. 두대의 이동 표적에 대한 광 BJTC 실험 결과

(a) LCD SLM에 나타난 순차적 영상 (b) 상관 평면

Fig. 7. Experimental results of Optical BJTE for two moving targets.

(a) Sequential input images on LCD SLM. (b) correlation signals.

관 침두치의 광 세기가 변하고, 추적에 필요한 이상의 상관 침두치와 유사한 세기를 갖는 값들이 검출되고 있으나 상관치는 서로 원점 대칭 위치에서 발생되므로 대각 위치에 값이 존재하지 않으면 시스템 잡음으로 처리하고 상관 침두치 위치를 판독하였다. 그리고, 식(4)에서 제거된 DC 성분이 나타나는 것은 푸리에 입력 평면을 구성하는 LCD SLM의 화소의 광

투과 면적(80 X 90 μ m)로 인하여 회절되지 않은 성분이 발생시키는 것으로써 역시 판독하지 않았다. 또한, 그림 2의 T1과 같이 이동하지 않는 표적 및 배경은 JTC 원리에 따라 변화량 (δx , δy)이 '0'이 되므로 상관 침두치는 프레임간의 구성 차이인 LCD 절반높이 ($0 \pm L$)에서 검출될 것으로 기대할 수 있으나, 본 실험에서 이용된 구름 배경은 푸리에 입력평면에

서 상대적으로 미약한 화소값들로 구성되므로 인하여 상관 침투치는 상대적으로 낮게 분포하고 있다.

이상의 실험에서 나타난 잡음 환경하에서 이동 거리, 회전 각도등의 변화에 따른 표적 상관 신호는 적응적인 광 BJTC에 의해 연속적인 상관 최대치의 검출이 가능하였다. 특히, 배경 및 시스템 잡음에 의한 신호는 표적에 의하여 발생하는 상관 침투치에 비하여 상대적으로 낮게 나타나므로 상관치 검출과정을 통해서 제거되었으며, BJTC로부터 제거되지 않은 모든 신호는 신경회로망 추적 알고리즘으로 전송된다.

이상의 BJTC 전처리 과정을 통하여 상관 평면에서 프레임간에 이동한 표적의 위치를 상대적으로 얻게 된다. 데이터 연관 알고리즘은 상관 데이터와 표적간의 일대일 대응과 함께 상대좌표의 표적 위치 데이터를 절대 좌표로 변환하여 이동 궤적을 그리게 되는데 이러한 결과는 신경회로망 추적 알고리즘에서 이루어진다. 이상의 광-신경망 다중 표적 추적 시스템에 의해 그림 6을 추적한 결과가 그림 8에 나타나 있다.

그림 8의 최종 추적결과는 신경회로망 데이터 연관 알고리즘의 성능을 조사하기 위하여 광 BJTC 상관 평면의 threshold 값을 낮추어 전송하여 측정 데이터는 표적에 대한 데이터만 있는 것이 아니라 잡음에 의한 데이터도 섞여 들어온다. 이러한 잡음은 신경회로망에서 특정 표적의 궤적을 긋는 과정에서 적응적으로 제거되므로써 잡음 환경 속에서도 효과적으로 다중 표적 추적이 이루어지고 있다. 이 때 신경회로망의 상수는 수차례 실험을 통하여 본 실험의 전 프레임에 걸쳐 200회 이내에 수렴하도록 정하여 $A=B=50$, $C=300$, $D=100$, $E=5$ 로 하였으며 학습율을 결정하는 요소인 $ds=0.0001$, $s_0=1$ 로 하였다.

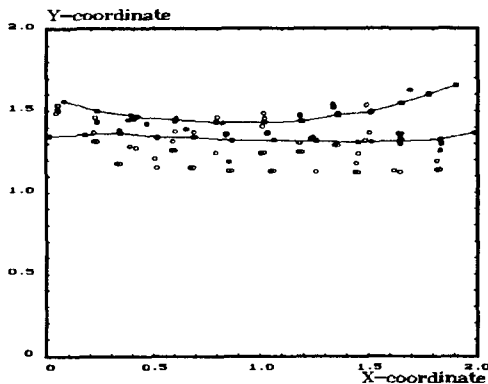


그림 8. 두대의 이동 표적에 대한 최종 추적결과
Fig. 8. Final tracking results for two moving targets.

이상 2대의 항공기 영상을 이용하여 수행한 광-신경망 하이브리드 추적시스템은 광BJTC의 실시간 처리능력과 신경회로망의 병렬처리 능력이 적절히 상호보완적으로 구성되므로, 다중 표적의 실시간 추적이 가능하게 되며, 특히 적응적 특성에 의하여 maneuvering하는 이동 표적을 효과적으로 추적할 수 있다. 그리고 본 논문에서는 광-신경망 하이브리드 시스템의 구현가능성을 타진하기 위하여 표적의 수를 2개로 하여 시뮬레이션을 하였는데, 참고문헌 [9]와 [10]에 의하면 표적의 수 2-6과 측정값의 수 3-20에서 큰 무리가 없었던 것으로 보고되고 있기 때문에 충분한 구현 가능성을 보이고 있다. 그리고, 실시간적 관점에서 볼 때 대표적 데이터 연관 알고리즘인 JPDAF가 참고문헌 [11], [10] 등에 나타난 바와 같이 표적의 수 3에 연관되는 측정값의 수 6 이상만 되어도 실시간적 접근이 어려운 것으로 판명되고 있는데, 참고문헌 [10] 표 1에 의하면 표적의 수가 1개에서 4개로 증가한 경우 JPDA의 경우 1320%의 계산량 증가가 있었고 신경회로망 알고리즘은 단지 50%의 계산량 증가만 보이고 있어 신경망을 이용하는 경우가 보다 효과적일 것으로 예측된다. 본 논문에서는 두 표적에 한정된 실험을 하여 전체적으로 시스템이 안정된 특성을 보였지만, 표적의 수가 변하는 경우에도 신경회로망 데이터 연관 알고리즘이 균일한 성능을 가질 수 있도록 시스템의 구현 전에 충분한 실험을 거쳐 파라미터를 선정해야 할 것이다.

V. 결론

본 논문에서는, 다중 표적 추적이 이루어지는 동안 동일 프레임 내에서 발생하는 상관 침투치를 제거하고 DC를 억제하므로써 광효율을 높인 광 BJTC와 다중 표적의 실시간 데이터 연관이 가능한 신경회로망 학습 알고리즘으로 구성된 새로운 하이브리드 형태의 광 뉴럴 이동 표적 추적 시스템을 제시 하였다. 적응적 특성을 지닌 광 BJTC는 자연계로부터 입력되는 영상신호로부터 방대한 입력 데이터를 몇개의 표적 상관 신호로 줄이고, 신경회로망 데이터 연관 알고리즘은 학습을 통해 상관 신호를 다중 표적에 병렬연관 시킴으로써 각 이동 표적들의 정확한 궤적을 실시간으로 추적할 수 있는 가능성을 제시하였다.

더우기, 본 논문에서 제안된 하이브리드 형태의 광-신경망 추적 시스템은 clutter나 잡음이 있는 환경에서도 왜곡불변적 적응적 추적능력을 가지고 있으며, 앞으로 아날로그 VLSI 뉴럴칩등을 이용하므로써 실질적인 실시간 다중 표적 추적장치의 구현이 가능할 것이라 기대된다.

參考文獻

- [1] Y.Bar-Shalom, *Multitarget-Multisensor Tracking : Advanced Applications*, Artech House, 1990.
- [2] S.Y.Yi, S.H.Lee, and E.S.Kim, "Implementation of OptoNeural multi-target tracking system," *J. of KITE*, vol.29-A, no.5, pp.386-393 1992
- [3] E.C.Tam, F.T.S.Yu, D.A.Gregory, and R.D.Juday, "Data Association Multiple Target Tracking using a Phase-Mostly Liquid Crystal Television," *Opt.Eng.*, vol.29 no.9, pp.1114-1121, 1990.
- [4] E.S.Kim, S.H.Lee, and S.R.Yoon, "Implementation of OptoNeural Multi-Target Tracking System," *IJCNN*, vol.3, pp.185-190, Baltimore, U.S.A., June, 1992.
- [5] E.S.Kim, S.Y.Yi, and J.H.Lee, "Real-Time Target Tracking System based on Joint Transform Correlator and Neural Network Algorithm," *Proc. SPIE*, vol.1812, 1992.
- [6] B.Javidi, "Nonlinear joint power spectrum based optical correlation," *Appl.Opt.*, vol.28, pp.2358-2367, 1989.
- [7] F.T.S.Yu, F.Cheng, T.Nagata, and D.A.Gregory, "Effects of fringe binarization of multiobject joint transform correlation," *Appl.Opt.*, vol.28, no.15, pp.2988-2990, 1989.
- [8] M.Yee, E.Barnard, and D.Casasent, "Multitarget Tracking with an Optical Neural Net using a quadratic energy function," *Proc.SPIE*, vol.1192, pp.496-502, 1989.
- [9] 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.
- [10] J.H.Lee, C.S.Ryu, and E.S.Kim, "Multi-Target Tracking System based on Neural Network Data Association Algorithm," *J. of KITE*, vol.29-A, no.11, pp.1039-1046, 1992.
- [11] S.Y.Yi, C.W.Suh, and E.S.Kim, "The Effective Binarization Method of Optical JTC for Multitarget Tracking," *J. of KITE*, 1993, to be published.
- [12] C.S.Ryu, S.Y.Yi, E.S.Kim, "Target Tracking System using Optical JTC Peaks and Hopfield Networks," *IJCNN '93-NAGOYA*, Japan, 1993.
- [13] K.H.Fielding and J.L.Horner, "1-f binary joint transform correlator" *Opt. Eng.*, vol.29, no.9, pp.1081-1087, 1990.

著者紹介

李相二(正會員) 第29卷 A編 第5號 參照
 현재 광운대학교 대학원 전자공학과
 박사과정

李丞玄(正會員) 第29卷 A編 第5號 參照
 현재 광운대학교 전자계산교육원
 전임강사

柳忠相(正會員) 第29卷 A編 第11號 參照
 현재 광운대학교 대학원 전자공학과
 박사과정

金恩洙(正會員) 第29卷 A編 第11號 參照
 현재 광운대학교 전자공학과 교수