

신경회로망을 이용한 표적의 자동인식 기법

탁민제* 류혁 유인억* 이원상*
한국과학기술원 항공우주공학과, 국방과학연구소*

Automatic Target-Recognition Technique using a Neural Network

Min-Jea Tahk* Hyuk Rew Inn-Eark Yoo* Won-Sang Lee*
Dept. of Aerospace Engineering KAIST, Agency for Defence Development*

ABSTRACT

This paper presents a real-time algorithm for an infrared seeker to find the real target automatically against various background noises without changing the reticle configuration. The modeling technique of infrared sources and analysis results of the various source types based on the FFT algorithm are included. Furthermore, a neural network is used to recognize the source type using the results of FFT analysis. The evaluation of target recognition for cases which can happen in real situation is also treated.

1. 서 론

현재 수동형 공대공 미사일에 널리 사용되고 있는 적외선 탐색기는 표적물인 항공기의 배기배스 등에서 방출되는 적외선을 탐색, 추적하는 장치이다. 일반적으로 추적대상인 항공기들은 점 표적으로 볼수 있으므로, 적외선 추적기는 이러한 점표적을 태양 광선을 반사하는 구름이나 수면, 또는 수평선 등 분산광원의 배경 잡음으로부터 구별해 낼수 있는 표적 식별 능력을 갖추어야 한다. 이러한 배경 차단(background rejection 또는 background suppression)을 위해서 가장 널리 이용되고 있는 방식은 reticle방식으로서 특히 원형의 분산광원을 차단하는데 효과적이다.

재래식 추적방법에서는 미사일 발사 전에 표적이 지정되고 탐색기가 표적을 포착(lock-on)한 상태에서 미사일이 발사되기 때문에 종말 호우밍 단계 동안 표적 포착을 상실하지 않기 위한 적절한 배경차단만이 요구되었다. 만일 광도가 큰 분산광원이 전방에 위치한 경우와 같은 악조건 하에서는 조종사의 판단에 따라 미사일 발사를 피하므로써 표적 포착의 상실 가능성을 줄일수 있었다. 그러나 현재의 적외선 검광기(detector)의 민감도로서는 사거리(stand-off range)가 수 km로 제한되기 때문에, 선제공격 및 아군기의 보호를 위해 사거리가 연장됨에 따라 표적 포착 없이 미사일을 발사하는 방식이 불가피해졌다. 따라서 적외선 탐색기가 비행중 전방을 주사하여 표적을 자동으로 감지(acquisition), 인식(recognition)하고 포착할수 있는 능력이 요구되게 되었다. 특히 사거리가 증가함에 따라 생길수 있는 불확실한 표적의 형태를 발사 전에 효과적으로 예측하여 비행중에 표적을 인식하기 위해서는 모든 형태의 배경으로부터 표적을 정확히 식별해 낼수 있는 능력이 요구된다.

적외선 탐색기의 방식은 크게 재래식 적외선 탐색기와 최근 활발하게 연구중인 FLIR(forward-looking infra-red) 탐색기가 있다.

FLIR 탐색기는 CCD(charge-coupled-diod) 등을 이용한 focal-plane array를 사용하기 때문에 표적의 적외선 영상을 직접 얻을수 있다. 이 방식은 매우 고가이고 신호처리가 복잡하여 합성이나 전차등의 자동인식에 응용되거나 악천후시의 대함 또는 대전차 미사일의 유도에 응용되고 있으나, 기술 개발의 추세에 따라

경제성이 향상되면 소모성 미사일에도 응용될 가능성이 크다. FLIR 방식에 관련된 표적의 자동인식방법은 참고문헌 [1]에 나타나 있는 바와 같이, 영상신호처리(image processing) 및 형상인식(pattern recognition), 인공지능(artificial intelligence) 등이 복합된 것으로서 현재 적외선 추적 미사일에 응용되고 있는 방식과는 매우 다르다고 하겠다.

재래식 방식은 quadrant sensor 방식, 레티클(reticle) 방식, 로켓 스캔(rossette scan) 방식 등이 있는데, 이중 레티클 방식과 로켓 스캔 방식 만이 표적 자동인식에 사용될 수 있다. 레티클 방식은 일반적으로 배경이 원형의 분산광원일 때는 배경 차단이 효과적이나 장방형의 분산광원일 때는 배경 차단이 효과적이지 못하여 표적의 분리가 어렵게 된다. 이러한 문제점 해결을 위해 참고문헌 [2]에서 볼수 있듯이 여러가지 복잡한 형태의 레티클 형상이 고안되었으나 얼마나 실용화 되어 있는지는 알려져 있지 않다. 한편 로켓 스캔 센서는 순간시계(instantaneous field-of-view)가 매우 작기 때문에 표적의 크기와 형상을 파악하고 복수의 표적 추적도 가능하다(참고문헌 [3]).

이 논문은 비행중 표적의 자동인식 능력을 갖춘 적외선 탐색기의 개발을 위해서 기존의 레티클 형상을 유지하되 탐색기의 신호처리 능력을 향상시켜 여러형태의 배경잡음으로부터 실제 표적을 성공적으로 찾아내는 실시간 알고리즘에 대한 연구이다. 이 방법은 기존 레티클 형상 및 탐색기의 기본 hardware를 그대로 두고 단지 신호처리 방식만을 개선하는 것이기 때문에 가장 경제적인 방법이 될수 있다.

이 논문의 구성은 다음과 같다. 먼저 2 절은 적외선 탐색기에 대한 개요로서 이 연구의 내용을 이해하는데 도움을 주기 위해 기존 적외선 탐색기의 구조와 작동원리, 그리고 신호처리부에 대해서 개괄적으로 설명하고 있다. 또한 검광기 신호의 특성 분석에 대한 내용으로서 광원의 모델링 기법, FFT 를 이용한 여러 형태의 광원에 대한 스펙트럼 분석 결과에 대하여 기술하고 있다. 3 절은 신경회로망을 이용한 표적 인식에 대한 내용으로서 2 절에서의 검광기 신호특성 분석결과를 자료로 하여 다층인식자의 학습방법을 표적인식에 응용한 결과에 대해 기술하고 있다. 4 절은 표적인식 알고리즘의 성능 평가에 대한 것으로서 스캔 방향 및 스캔 속도가 표적인식에 주는 영향, 표적과 배경이 근접해 있는 경우등, 실제로 발생할수 있는 여러가지 상황에서의 표적 식별 능력에 대한 분석 결과에 대해 설명하고 있다. 마지막 5 절은 이 논문의 결론이다.

2 검광기 신호의 특성 분석

2.1 적외선 탐색기의 원리

일반적인 적외선 탐색기의 구성을 보면, 크게 영구자석과 광학계를 포함하고 있는 회전자(rotor)와 이를 감싸고 있는 스핀 코일 및 프리세션(precession) 코일, 레티클 및 검광기, 그리고 신호처리부로 나눌수 있다. 스핀 코일은 회전자를 고속으로 회전 시

켜 boresight를 스핀 안정화(spin stabilized) 하며, 광학계 중심선의 편차로 인해 회전자와 회전 속도에 따른 시선(line-of-sight 또는 LOS)의 뉴테이션(nutation)이 발생하게 한다. 레티클은 입사광의 광학적 변조(optical modulation)를 얻기 위한 것으로서, 레티클을 고정시키고 광학계를 회전시키는 방법과 광학계를 고정되어 있고 레티클을 회전시키는 방법이 사용되고 있다. 검광기는 IR-sensitive한 재료로서 적외선의 광량에 따라 출력 전류 또는 전압이 변화한다. 신호처리부에서는 검광기에서 얻어지는 변조된 신호로부터 표적의 방향오차(boresight error)를 계산하고 이에 비례하는 전류를 프리세션 코일에 보내어 회전자와 방향오차가 0이 되도록 프리세션 시켜 탐색기가 항상 표적을 추적하도록 제어하는 역할을 한다. 그러나 시선이 회전하는 경우에는 방향오차로 나타나는 추적오차(tracking error)가 발생하는데, 이 오차는 회전자의 프리세션 각속도에 비례하게 된다. 한편, 회전자의 프리세션 각속도는 미사일에서 표적에 이르는 시선(line-of-sight: LOS)의 각속도와 같다. 그러므로 시선각속도를 이용하는 비례항법(proportional navigation) 등의 유도방식을 사용하여 미사일을 표적으로 호우밍(homing) 하게 할수 있다.

2.2 레티클 형성 및 기본 신호처리부

가장 기본적인 레티클의 형상은 그림 1과 같다. 레티클은 검광기 신호의 변조를 발생시켜 표적의 방향오차를 측정해내기 위하여 고안된 것이지만 형상에 따라서 표적 이외의 광원을 차단하는 역할도 한다. 그림 1과 같은 레티클 형상에 의해서 검광기 신호는 표적인 점광원과 태양 광선을 반사하는 구름과 같은 대형 분산광원에 대해서 아주 다르게 나타나게 된다. 실제 응용에서는 레티클의 형상은 배경차단에도 표적의 방향오차 측정의 정확도 및 선형성 등을 고려하여 설계된다(참고문헌 [2]).

레티클을 사용하는 적외선 탐색기에서는 레티클 형상에 따라 신호처리방법이 크게 달라진다. 레티클이 고정되고 광학계가 뉴테이션을 하는 경우에는 주로 주파수 복조(frequency demodulation) 방식이나 주파수/진폭 복조를 혼합한 방식이 사용되고 있다. 여기에서는 그림 1과 같이 단순한 고정 레티클을 사용하는 탐색기의 주파수 복조(frequency demodulation) 방식(참고문헌 [6])에 대해 알아본다.

먼저 표적의 방향오차가 없는 경우에는 검광기의 신호는 주파수가 일정한 펄스 트레인이 되나 방향오차가 있는 경우에는 뉴테이션 원이 중심에서 부터 이동하게 되므로 펄스 간격과 순간주파수가 변하게 된다. 이 주파수 신호에 대한 기본 신호처리부는 다음과 같이 구성된다. 순간주파수의 변화에 해당하는 신호는 일반적인 FM 복조에 의해서 얻어지게 되는데, 먼저 대역통과 필터의 한쪽 경사를 이용하여 주파수 변조에 해당하는 펄스의 진폭변조를 발생시키고 이를 정류한 다음 직류 성분을 제거함으로써 원하는 신호를 얻을 수 있다. 이 신호의 진폭은 방향오차의 크기가 되며 이 신호와 기준신호와의 위상차로부터 표적의 방향을 계산해 낼수 있다. 마지막 과정은 위상 복조(phase demodulation)라고도 불린다.

2.3 광원형태와 검광기 신호와의 상관관계

적외선 광원의 형태가 검광기 신호에 미치는 효과를 연구하기 위해서는 적외선 광원을 점광원, 선광원, 균일광도의 배경 등으로 단순화 시킬 필요성이 있다. 점광원은 항공기나 미사일을 나타내며, 선광원은 태양광선을 반사하는 구름이나 수면을 대표할 수 있다. 또한 균일광도의 배경은 적외선을 방출하는 구름 등과 같은 큰 물체를 나타낸다.

레티클에 의해서 검광기 신호에는 진폭변조와 주파수변조가 동시에 이루어진다. 먼저 그림 1과 같은 레티클 형상을 가정하자. 시계(field-of-view)에 점광원만 있을 경우 검광기 신호는 펄스 트레인이 되며 순간주파수는 차단주파수(chopping frequency)와 방향오차에 의해 뉴테이션 주기를 주기로 연속적으로 변하게 된다. 여기에서는 뉴테이션 주파수를 f_N , 기준 차단주파수를 f_c 로 표시한다. 뉴테이션 원 전체가 레티클 안에 있으면 펄스의 크기는 변하지 않는다. 즉, 검광기 신호의 진폭변조는 없다. 그러나 뉴테

이션 원의 일부가 레티클 밖으로 나가면 신호진폭은 뉴테이션 주파수 f_N 으로 변조된다.

그러나 선광원의 검광기 신호는 점광원의 검광기 신호와는 크게 다르다. 선광원은 직선상에 정렬된 많은 점광원의 집합으로 생각할수 있다. 선광원 중심(centroid)의 방향오차가 0이라고 가정하자. 뉴테이션 각을 θ 라하면 θ 가 0° 또는 180°일때 선광원의 대부분이 레티클을 동시에 통과할 수 있게 된다. 한편, θ 가 90° 또는 270°일때는 선의 반쪽 부분이 레티클 형상에 의해 가려지게 된다. 이러한 현상은 검광기 신호의 진폭변조를 유발시키며 진폭변조의 주파수는 뉴테이션 주파수의 2 배인 $2f_N$ 이 된다. 물론 진폭변조의 크기는 레티클 형상에 의해 크게 좌우된다. 그러나 광원의 방향오차가 증가하면 $2f_N$ 변조 특성은 감소하고 점광원의 경우와 마찬가지로 f_N 의 진폭변조가 지배적이 된다.

시계에 균일 광도의 큰 배경 물체가 있는 경우의 검광기의 출력은 직류 성분이 지배적이 되며 신호의 스펙트럼도 최대로 확산된다. 그러므로 고주파통과필터를 사용하여 직류성분을 제거하면 배경 물체에 의해 발생하는 검광기 신호성분은 완전히 차단할수 있다. 방향오차가 충분히 큰 경우에는 뉴테이션 동안 물체의 일부가 보이지 않게 되며 f_N 의 진폭변조가 일어날 수 있지만 진폭변조의 크기는 배경 물체의 크기가 충분히 작을 때에만 문제가 된다.

위에서 고찰한 바와 같이 선광원의 경우에는 점광원 신호와 같이 방향오차에 따라 f_N 변조를 일으키므로 레티클 사용 만으로서는 완전히 차단하기 어렵다. 그러나 선광원의 경우 관찰할수 있는 $2f_N$ 변조 특성을 이용하여 선광원을 점광원으로 부터 분리 식별하는 것은 가능하다.

2.4 엔빌로프 스펙트럼 분석

앞절에서 검광기 신호의 진폭변조의 형태가 광원의 형태에 따라 변함을 보았다. 방향오차가 0이면 선광원은 $2f_N$ 의 진폭변조를 갖는 반면 점광원과 크기가 큰 배경물체는 진폭변조가 없다. 따라서 신호의 엔빌로프 스펙트럼을 분석함으로써 점광원으로부터 선광원의 구별이 가능하다. 커다란 배경물체로부터 점광원을 구별해 내는 것은 배경물체로부터 얻어진 신호가 직류에 가까운데 반해서 점광원으로부터 얻어진 신호는 펄스라는 점을 이용하면 가능하다.

* 신호 전처리

엔빌로프 스펙트럼은 FFT 알고리즘을 이용해서 분석한다. 이를 위해 검광기 출력을 다음과 같이 전처리(preprocessing) 한다.

1단계 (대역통과필터) : 검광기 출력을 직류와 고주파 신호 차단용 대역통과필터를 통과시킨다. 이 대역통과필터의 중간주파수는 레티클의 기준 차단주파수인 f_c 이다.

2단계 (정류) : 이를 위해서 전파(full-wave) 정류회로를 사용한다. 이 회로의 출력은 입력값의 절댓값에 해당한다.

3단계 (저주파통과필터) : 차단주파수 성분을 4 차 Butterworth 필터를 사용하여 제거한다. 필터의 3 dB 차단주파수(cut-off frequency)는 $3f_N$ 으로 선택했다. 이 필터는 FFT 분석에 중요한 anti-aliasing 필터의 역할도 한다(참고문헌 [10]).

4단계 (정규화) : 저주파통과필터의 출력은 검광기 신호의 평균값으로 정규화 한다. 이는 광원과 탐색기와의 거리에 따른 광도 변화가 스펙트럼 분석 결과에 주는 영향을 없애기 위해서이다.

위의 네 단계를 거친 신호를 FFT로 처리하면 엔빌로프 신호의 각 주파수 성분의 상대적인 크기를 알수 있게 된다. 1단계에서 3 단계까지는 진폭복조 과정이며(참고문헌 [6]), 신호 전처리 과정 전체를 아날로그 회로 또는 디지털 알고리즘을 통해서 실현할 수 있다. 이 논문의 시뮬레이션에서는 아날로그 회로 모델을 사용하여 시간적분을 하였다.

*** FFT 분석**

엔빌로프 스펙트럼의 성분 중, 표적식별에 중요한 성분은 f_N 과 $2f_N$ 성분이다. 실시간 적용에서는 계산 부담을 줄이기 위해 샘플링 주파수를 낮추거나 데이터의 시간 길이를 줄일 수 있으나 스펙트럼 분석 정확도는 저하하게 된다. 한편 데이터의 시간길이를 늘리면 스펙트럼의 분석 정확도는 증가한다. 그러므로 이러한 장단점을 고려하여 샘플링 주파수 및 데이터 길이를 적당히 선정하여야 한다.

2.5 광원 모델링 기법

2.3 절에서 언급한 점광원, 선광원, 분산광원 들을 시뮬레이션 하기 위해서는 각각의 모델을 만들어야 한다. 실제로 모든 광원은 분산광원이지만 이를 정확하게 시뮬레이션 하는 것은 어렵기 때문에 점광원의 집합으로 표시하는 방법을 사용하였다. 이를 위해서는 먼저 광원의 모델링에 사용하는 점광원의 숫자를 선정하여야 하고 광원의 크기, 모양, 광도의 분포에 따라 각 점광원의 위치를 결정하여야 한다.

이 논문에서 고려한 광원 모델은 통계적 모델로서 균일분포 모델과 정규분포모델을 사용하였다. 각 모델의 특징 및 작성 방법은 다음과 같다.

균일분포 모델 : 균일분포(uniform distribution) 모델은 먼저 광원의 형태를 정해 놓고 가로 축 및 세로 축에 해당하는 균일분포 랜덤 변수들을 만들어 그 좌표가 광원의 범위를 벗어나면 무시하고 안으로 들어오면 채택하는 과정을 되풀이 하여 만든다. 이 방법은 임의의 형태의 광원 모델을 가장 쉽게 만들 수 있는 방법이라고 볼 수 있다.

정규분포 모델 : 정규분포(Gaussian distribution) 모델은 탐색기 광학장치의 blur 효과를 나타내는데 사용된다. 기존 탐색기에서는 신호처리능력의 향상을 위해 점광원의 경우에도 고의적으로 영상이 blur 되도록 설계하고 있다. 이 논문에서는 점광원이 blur 되는 효과를 나타내는 point spread function 으로서 정규분포 모델을 사용하였다(참고문헌 [11]). 이 모델에서는 blur 가 없는 경우 좌표 (0, 0) 에 델타(delta)함수의 점광원이 있다고 하면 blur 가 있는 경우에 좌표에 따른 광도 $f(x,y)$ 는 다음과 같이 표현된다.

$$f(x,y) = [(2\pi)^{n/2} \sigma]^{-1} \exp\{-(1/2)(x^2 + y^2) / \sigma^2\}$$

여기에서 가로 축과 세로 축의 상관(correlation)은 없다고 가정하였다. 이러한 정규분포를 이루도록 각 점광원의 위치를 정하기 위해서는 정규분포를 갖는 랜덤 변수를 발생시켜야 하며 하는데, 이는 Central Limit Theorem (참고문헌 [12])을 이용하여 12 개의 균일분포 랜덤 변수로부터 다음과 같이 만든다.

$$\eta = \sum_{i=1}^{12} (\xi_i - 0.5)$$

여기에서 ξ_i 는 0 부터 1 사이의 값을 갖는 균일분포 랜덤 변수이며 η 는 이로부터 얻어지는 정규분포 랜덤 변수이다. 간단한 계산을 통하여 η 의 기대치(expectation)가 0 이며 분산(variance)이 1임을 쉽게 보일 수 있다.

2.6 시뮬레이션 결과

이 절에서는 2.5 절에서 기술한 광원모델을 사용하여 시뮬레이션한 결과를 보여준다. 신호처리에는 아날로그 회로의 사용을 가정하였으며 수치적분에는 4차 Runge-Kutta적분을 사용하였다. FFT분석에는 시뮬레이션의 마지막 256 개 샘플 데이터가 사용되었는데 이는 신호처리에 사용되는 필터의 초기과도(initial transient) 특성을 배제하기 위해서이다.

다음은 시뮬레이션에 사용된 통계적 광원모델에 대한 설명이다. 여기에서 광원의 크기는 뉴테이션 반경으로 정규화 되었다. BP1 과 BP2 는 점광원의 blur 효과를 고려한 것으로서

Gaussian 분포를 갖고 분산은 가로와 세로 방향 모두 0.04 이다. BP2는 BP1 과 같은 형태나 분산은 0.05로 다르다. EI1 과 EI2 는 선형 광원을 고려한 것으로서 분포는 균일하고 가로 세로 크기는 각각 0.5x0.25 와 0.75x0.25 인 타원형 분산 광원이다. CR1 과 CR2 는 큰 배경광원을 고려한 것으로서 균일분포를 갖고 직경은 각각 0.25 와 0.50 인 원형 분산 광원이다.

결과로서 그림 2(a)-(h) 에 직류, f_N , $2f_N$ 성분이 나타나 있다. 스펙트럼 특성은 선광원으로 생각할수 있는 타원형 광원에서 $2f_N$ 성분이 강하게 나타나는 것을 볼 수 있으며 큰 분산광원 일수록 직류 성분은 감소함을 볼 수 있다.

스펙트럼 분석에서 관찰한 바와 같이 이 논문에서 제안한 검광기 신호의 엔빌로프 분석 방법이 선형 또는 장방형 광원의 경우 발생하는 $2f_N$ 성분을 효과적으로 추출하고 있음을 보여주고 있다. 이때 방향오차가 커짐에 따라 $2f_N$ 성분이 f_N 성분보다 작아지므로 표적식별 능력은 방향오차가 커짐에 따라 감소하게 될 것으로 예상할 수 있다.

3. 신경회로망을 이용한 표적 식별

3.1 표적 식별을 위한 다층인식자의 응용

본 논문에서는 여러 신경회로망 모형중에서 다층인식자(multi-layer perceptron)를 사용한다. 다층인식자는 분류기(classifier)로써 그 성능이 매우 뛰어나며, 하드웨어적인 신경 회로망의 구현 없이 소프트웨어로서도 구현이 가능하다. 그리고 일단 학습을 시켜 놓으면 학습결과와 복제가 간단하며, 실제 계산에서는 간단한 연산만이 요구된다. 또한 본 논문에서 다루고자 하는 신경회로망은 뉴런의 수가 적기 때문에 상용 마이크로 프로세서로도 프로그래밍이 가능하다.

다층인식자를 표적 식별에 사용하기 위해서는 먼저 다층인식자를 학습시키기 위한 학습 쌍의 집합을 만들어야 한다. 각 학습 쌍은 입력 벡터와 이에 상관되는 출력 벡터로 이루어져 있는데, 이 논문에서는 입력 벡터는 FFT의 각 주파수 성분으로 구성되며 출력은 표적의 형태에 해당하는 벡터 값이 된다. 검광기 신호의 스펙트럼 중 주된 성분은 직류와 f_N 의 harmonics 로 구성되어 있다. 그러므로 다층인식자 학습에는 이러한 성분 만을 이용하여 입력 벡터를 구성하면 된다.

한편, 출력 벡터는 여러가지 형태가 가능한다. 이 논문에서는 3개 출력을 가정하여 표적일 때는 출력 1 만 1 이 되고, 선광원 또는 장방형 배경일 때는 출력 2 만 1 이 되고, 대형 배경일 때는 출력 3 만 1 이 되도록 학습시키는 방법을 고려하였다. 또한 입력 벡터는 FFT분석결과중 직류, f_N , $2f_N$, $3f_N$, $4f_N$ 의 5개 성분을 사용하였다. 한편 다층인식자의 학습은 오차 역전파 방법을 주로 사용하고 있다(참고문헌 [5],[19]).

한가지 광원 형태에 대해서도 탐색기의 방향오차에 따라 검광기의 출력이 달라지므로 가능한 한 모든 방향오차에 대해 고려하여야 한다. 이 논문에서 고려한 방향오차의 범위는 0.0 부터 1.0 이다. 점광원이나 원형광원의 경우에는 가로 방향의 방향오차나 세로방향의 방향오차가 동일한 영향을 나타내나 선형 광원이나 장방형 광원의 경우는 그렇지 못하므로 이러한 광원에 대해서는 가로 방향과 세로 방향의 방향오차를 모두 고려하여야 한다.

3.2 통계적 광원 모델에 대한 학습 결과

이 절에서는 표적식별을 위한 다층인식자의 학습을 위하여 표적광원으로 blur 를 고려한 점광원 모델 BP1, BP2 와 소형 원형광원 CR1 을 포함시켰으며 장방형 광원에는 타원형 광원 EI1 과 EI2 를, 그리고 원형 배경광원에는 대형 원형광원 CR2 를 포함시켰다.

*** 학습 1**

학습 1 에서는 2 절에서 얻은 스펙트럼 분석결과를 그대로 이용하였으며 50,000 회 이상 학습시켰다. 식별능력의 판정은 표적인 식별(학습에 성공한 입력 쌍 / 총 입력 쌍)을 A,B,C,D,F 의 5개 등급으로 나누어 등급제로 판정하였다. 식별능력을 판정한 결과는 그림 3과 같다. 여기에서 볼수 있듯이 표적광원과 장방형 광

원은 매우 정확히 식별하나 원형 배경공원으로 분류된 CR2는 전혀 식별해 내지 못했다. 그러나 CR2의 경우 출력값이 모두 0에 가깝게 나타났기 때문에 다른 타 공원형태로 잘못 식별하지는 않았다.

*** 학습 2**

학습 1에서 나타난 문제점의 원인은 배경공원의 입력력상의 숫자가 표적공원이거나 장방형공원에 해당하는 입력력상의 숫자보다 월등히 작기 때문에 학습과정에서 무시되어 버리는 것으로 밝혀졌다. 학습 1에서는 표적공원으로 21 개, 장방형공원으로 26 개, 원형 배경공원으로 7개의 입력력 쌍이 사용되었다. 그러므로 학습 2에서는 원형 배경공원이 CR2의 데이터를 2번 더 증복시켜 모두 21 개의 입력력 쌍을 만들고 표적공원 및 장방형 공원 입력력 쌍은 그대로 사용하여 다시 학습시켰다. 그림 4에는 50,000 회 이상 학습시킨 결과를 보여주고 있다.

여기에서 학습에 사용되는 CR2의 데이터를 늘림으로서 CR2의 식별도 거의 완전해 짐을 볼 수 있다. 이로부터 학습에 사용되는 입력력 쌍을 각 공원형태에 적절히 안배하여야만 올바른 학습이 이루어 짐을 알 수 있다. 즉, 다층인식자의 학습과정이 최소자승 오차 추정기와 유사한 특성을 갖기 때문에 어느 특정한 입력력 쌍을 다른 입력력 쌍보다 더욱 빈번히 학습시키면 다층인식자는 이 입력력 쌍에 더 많이 의존하여 학습하게 된다.

4. 표적인식 성능의 분석

3절에서는 선정된 몇몇 공원형태 들로부터 얻어진 FFT결과를 이용하여 다층인식자를 학습시키는 과정에 대해 설명하였다. 학습이 성공적으로 완료되었을 때에 다층 인식자는 학습에 사용된 공원의 형태는 정확히 식별할 수 있다. 그러나 학습에 사용되었던 공원 형태와 다른 공원 형태에 대해 어떠한 반응을 보일지는 미지수이다. 또한 학습에 사용되었던 형태라 할지라도, 방향오차가 학습에서 고려한 방향오차보다 커지거나, 탐색기의 스캔운동에 의해 방향오차가 급격히 변하는 경우에도 정확한 식별 여부를 확인해 보아야 한다. 또한, 보다 정확한 성능 분석을 위해서는 그 이외의 여러가지 변수들도 함께 고려해야 한다. 예를 들어 여러가지 형태의 공원이 함께 섞여있는 경우, 다수의 표적이 시계에 있는 경우, 검광기의 랜덤 잡음의 영향 등도 고려해야 한다.

그러나 주의해야 할 것은 3절에서 학습된 다층인식자가 이러한 모든 상황에서 성공적으로 표적을 식별하리라고 기대할 수는 없다는 것이다. 그 이유는 다층인식자는 학습된 것만을 알고 있을 뿐, 새로운 상황에 대해서 스스로 적응할 수 있는 능력이 없기 때문이다. 그러므로 실제 비행중 일어나는 모든 환경조건에서도 작동하는 표적인식 알고리즘을 만들기 위해서는 모든 환경에 대해서 검광기 신호의 스펙트럼을 분석하고 이를 이용하여 다층인식자를 학습시켜야 한다. 그러나 모든 경우를 다 고려한다는 것은 불가능하므로 학습에 사용하여야 할 데이터의 수를 크게 줄이기 위해서는 다층인식자가 새로운 환경에 어떻게 반응하는가를 조사하는 것이 중요하다.

다음에서는 3 절의 학습 2에서 얻은 다층인식자의 표적인식 능력이 새로운 상황에서는 어떻게 되는가를 매우 제한된 경우에 한해서 살펴보았다. 보다 효과적인 분석을 위해서는 실제 비행중 탐색기가 충족해 되는 여러 상황에 대해서 고려하여야겠지만 이러한 시도는 충분한 자료가 확보된 뒤에 수행하여야 의미가 있을 것으로 판단된다.

4.1 미지의 공원 형태에 대한 반응

학습에 사용되지 않았던 공원 형태는 다층인식자에게는 미지의 공원 형태이다. 그러나 작은 선공원을 구별할 줄 아는 다층인식자는 $2f_n$ 변조 특성이 더욱 강조되는 큰 선공원도 구별할 수 있으리라고 기대된다. 여기에서는 학습 2에서 사용되지 않았던 공원 형태중 미지의 대형 배경에 대한 다층인식자의 반응을 조사해 보았다.

학습 2에서는 장방형 배경으로는 0.75×0.25 의 타원형 배경 (EL2)이, 원형으로는 직경 0.5 의 배경 (CR2) 이 가장 큰 배경이었

다. 이보다 더욱 큰 배경에 대한 반응을 알아보기 위하여 대형 배경공원 EL3와 CR3를 만들었다. EL3는 1.0×0.25 의 타원형 균일 분포 배경이며 CR3는 직경 1.0 원형 균일분포 배경이다. 학습 2에서 얻은 다층인식자에 입력시킨 결과 그림 5와 같이 각각 완벽하게 장방형 배경과 원형배경으로 식별하였다. 여기에서 사용한 판정기준은 학습 1.2에서 사용한 것과 같다. 학습에 사용된 공원보다 더욱 큰 공원 형태에 대해서는 좋은 식별 능력을 보이기 때문에 큰 공원에 대해서는 많이 학습시킬 필요가 없다고 판단된다.

4.2 스캔 속도 및 방향의 영향

3 절의 다층인식자 학습에서 선형 또는 장방형 공원에 대해서는 방향오차를 가로방향, 세로 방향만 고려하였다. 그러므로 방향 오차가 그 이외의 방향으로 나타나는 경우에 대해서는 학습이 안된 상태이다. 또한 방향오차가 시간에 대해 변하는 경우에 대해서도 학습이 되지 않았다. 이러한 경우에도 표적 식별 능력이 있는가를 보기 위하여 공원 BP1 과 EL2 에 대하여 탐색기의 boresight 가 $t = 0.0$ 일 때 공원 EL2의 중심을 향하고 있으나 가로와 세로 방향으로 각각 V_x, V_y 의 속도로 boresight 방향이 움직인다고 가정하였다.

그림 6(a),(b)에서는 공원 BP1 에 대해서 $V_x = V_y = 2.0$ 의 경우와 $V_x = V_y = 4.0$ 의 경우의 표적식별 결과를 보여주고 있다. 원형 공원이므로 스캔 방향은 의미가 없으나 스캔 속도가 표적식별에 영향을 주지 않음을 볼 수 있다. 또한 방향오차가 학습에서 고려한 1.0 보다 훨씬 큰 경우에도 올바르게 식별하고 있음을 알 수 있다.

EL2 에 대해서도 그림 7(a),(b)에서와 같이 $V_x = V_y = 2.0$ 의 경우와 $V_x = V_y = 4.0$ 의 경우의 표적식별 능력에 대해 분석하였다. EL2 에 대해서도 스캔 속도는 영향을 주지 않는 것으로 보이며 45°의 스캔 방향에도 식별능력의 저하는 없었다. 그러나 방향오차가 1.0 보다 커지는 경우에는 원형배경으로 잘못 식별하게 된다. 이는 1.0 보다 큰 방향오차에 대해서 학습되지 않았을 뿐만 아니라 방향오차가 커질 수록 $2f_n$ 변조 특성이 약해지기 때문이다. 이처럼 신호평균치가 작아지면 FFT 출력값에 주는 랜덤잡음 등의 영향이 커지게 되므로 표적이 잘못 식별될 가능성이 커진다. 그러므로 실제 응용에서는 신호 평균치를 이용한 표적감지(target detection)를 리를 구성하여 신호가 강할때만 다층인식자에 의한 표적식별을 수행하도록 하여야 한다.

4.3 표적과 배경이 혼합된 경우

다층인식자의 학습에서는 시계에 한가지 공원 형태 만이 존재하는 경우 만을 고려하였지만 표적공원이 배경공원에 근접한 경우의 표적식별능력 분석을 위해서 EL2와 BP1 이 혼합된 공원 모델을 만들었다. EL2 의 중심은 (0.0, 0.0)이고 BP1 의 중심은 (0.0, -1.0)이며 각 공원의 총 광도는 같다고 가정했다. 즉, EL2 의 광도에 대한 BP1 의 광도의 상대적 크기를 신호대잡음비(signal-to-noise ratio: SN ratio)로 정의하면 이 경우의 신호대잡음비는 1.0 이다.

원점 (0.0, 0.0) 에서 시작하여 아랫 방향으로 1.0 의 속도로 스캔 하면서 식별하는 과정을 시뮬레이션한 결과는 그림 8(a) 와 같다. 탐색기는 방향오차가 0.0 일때 EL2 의 중심을 향하며 방향오차가 1.0 일때 CR2 의 중심을 향하게 된다. 그림 8(a) 에 보이는 바와 같이 방향오차가 0.2 부근일때 표적으로 잘못 식별하게 되며 방향오차가 1.0 이 되어도 표적을 식별하지 못함을 볼 수 있다. 신호대잡음비의 영향을 보기 위해서 신호대잡음비 2.0, 3.0, 5.0 의 경우를 고려하여 보았다. 그림 8(b) 부터 (d) 에 보인 바와 같이 배경의 광도가 감소하게 되면 표적인식 능력이 곧 회복됨을 볼 수 있다.

표적이 배경공원에 근접하게 됨에 따라 표적식별 능력이 저하되는 것은 당연하다고 볼 수 있다. 그러나 근접된 경우의 스펙트럼 데이터를 이용하여 다층인식자를 재학습 시킴으로서 근접한 경우에 대해서도 식별 능력을 향상시키는 것이 가능하다. 이를 확인하기 위해서 신호대잡음비가 1.0 인 경우에 대해 방향오차가 0.5 부터 1.5 사이에서 얻었던 스펙트럼 데이터 10 개를 선정하고 이를 표적 데이터로 취급하여 학습 2 에서 얻은 다층인식자를 50,000회 재학습 시켰다. 학습결과 다층인식자는 기존 공원모델

에 대한 식별 능력을 유지하면서 새로운 공원 형태들을 표적으로 인식하였다. 재학습된 다층인식자를 가지고 신호대잡음비 1.0에 대해 다시 시뮬레이션 한 결과는 그림 9와 같다. 이것을 보면 재학습으로서 표적과 배경공원이 인접한 경우에도 식별이 가능해짐을 볼 수 있다.

재학습 결과의 한가지 문제점은 배경공원에 가까울 경우에도 표적으로 인지한다는 점이다. 이를 교정하기 위해서는 방향오차가 작을 때는 표적이 아니라는 것도 함께 재학습시켜야 할 것이다. 물론 표적과 배경공원의 거리가 단축됨에 따라 식별 능력은 한계에 다다르게 된다.

5. 결 론

이 논문에서는 레티클을 사용하는 적외선 탐색기의 비행 중 표적자동인식을 위해서 검광기 신호의 엔빌로프 스펙트럼 분석된 인공 신경회로망에 의한 표적 식별 방법을 제안하였으며 제안된 방법의 타당성을 확인하였다. 검광기 신호의 특성 분석을 위하여 FFT를 이용하여 엔빌로프 스펙트럼을 분석하는 절차를 확립하였으며 실제에 가까운 통계적 공원 모델을 생성하는 기법을 개발하였고 이러한 공원 모델에 대해서 표적 공원과 배경공원의 스펙트럼 특성이 다름을 확인하였다. 표적식별 알고리즘으로서 제안된 신경회로망의 일종인 다층인식자의 응용을 위해 입출력 벡터 형식에 대해 연구하였으며, 등간격 공원 모델 및 통계적 공원 모델에서 얻은 엔빌로프 스펙트럼 데이터를 이용하여 다층인식자를 학습시킨 결과 장방형 배경공원 및 대형 배경공원으로 부터 표적공원을 분리 식별하는 것이 가능함을 보였다. 마지막으로 학습된 다층인식자가 학습이 안된 공원형태에 대해서도 유사한 공원 형태로 식별할 수 있음을 보였으며 스캔속도와 방향의 영향이 중요하지 않음을 확인하였다. 또한 표적공원과 배경공원이 혼합되어 있는 경우에도 재학습으로서 인식능력을 향상시킬 수 있음을 보였다. 이 논문에서는 스펙트럼 분석 및 다층인식자의 학습과 시험에 요구되는 모든 소프트웨어를 개발하여 활용하였다.

이 논문의 결과를 토대로 실제 응용되는 표적자동인식 알고리즘을 개발하기 위해서는 비행 중 탐색기가 잡히게 되는 공원 형태들에 대한 광범위한 연구와 실험이 선행되어야 한다. 이러한 과정을 통해서 유용한 데이터 베이스가 완성되면 이 논문에서 제안한 표적자동인식 방법의 응용 범위를 보다 정밀하게 평가할 수 있을 것이다.

참 고 문 헌

- [1] B. Bhanu, "Automatic Target Recognition: State of Art Survey," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronics Systems*, Vol. AES-22, No. 4, pp. 364-379, July 1986.
- [2] R. D. Hudson, Jr., *Infrared System Engineering*, John Wiley & Sons, 1969.
- [3] 양태석, "로켓스캔 센서를 사용한 광표적의 위치 좌표 검출에 관한 연구," 석사논문, 한국과학기술원, 1990.
- [4] A. V. Oppenheim and R. W. Schaffer, *Digital Signal Processing*, Prentice Hall, 1975.
- [5] 신경회로망 컴퓨터: 이론, 응용 및 구현, 산학협동공개강좌교재, 한국과학기술원, 1990.
- [6] H. Stark and F. B. Tuteur, *Modern Electrical Communications*, Prentice-Hall 1979.
- [7] M. I. Skolnik, *Introduction to Radar Systems*, McGraw-Hill, 1962.
- [8] D. Hush, N. Ahmed, and R. David, "Instantaneous Frequency Estimation Using Adaptive Linear Predictor Weights," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronics*, Vol. AES-22, No. 4, pp. 422-431, July 1986.
- [9] *Matrixx User's Guide*, Version 6, Integrated Systems Inc., 1986.
- [10] M. Bellanger, *Digital Processing of Signals*, John Wiley & Sons, 1986.
- [11] N. B. Jones (ed.), *Digital Signal Processing*, IEE Control Engineering Series 22, Peter Peregrinus, 1982.

- [12] A. H. Jazwinski, *Stochastic Processes and Filtering Theory*, Academic Press, 1970.
- [13] *Programs for Digital Signal Processing*, edited by the Digital Signal Processing Committee, IEEE Acoustics, Speech, and Signal Processing Society, IEEE Press, 1979.
- [14] D. P. Bertsekas, *Dynamic Programming and Stochastic Control*, Academic Press, 1976.
- [15] A. S. Wilksy, "A Survey of Design Methods for Failure Detection in Dynamic Systems," *Automatica*, Vol. 12, pp. 601-611, 1976.
- [16] T. Khanna, *Foundations of Neural Networks*, Addison-Wesley, 1990.
- [17] P. D. Wasserman, *Neural Computing: Theory and Practice*, Van Nostrand Reinhold, 1989.
- [18] *BrainMaker: User Guide and Reference Manual*, 3rd Edition, California Scientific Software, 1989.
- [19] B. Kosko, *Neural Networks and Fuzzy Systems*, Prentice Hall, 1992.
- [20] Y.-H. Pao, *Adaptive Pattern Recognition and Neural Networks*, Addison-Wesley, 1989.

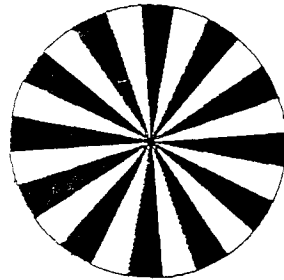


그림 1 단순한 레티클 형상의 예

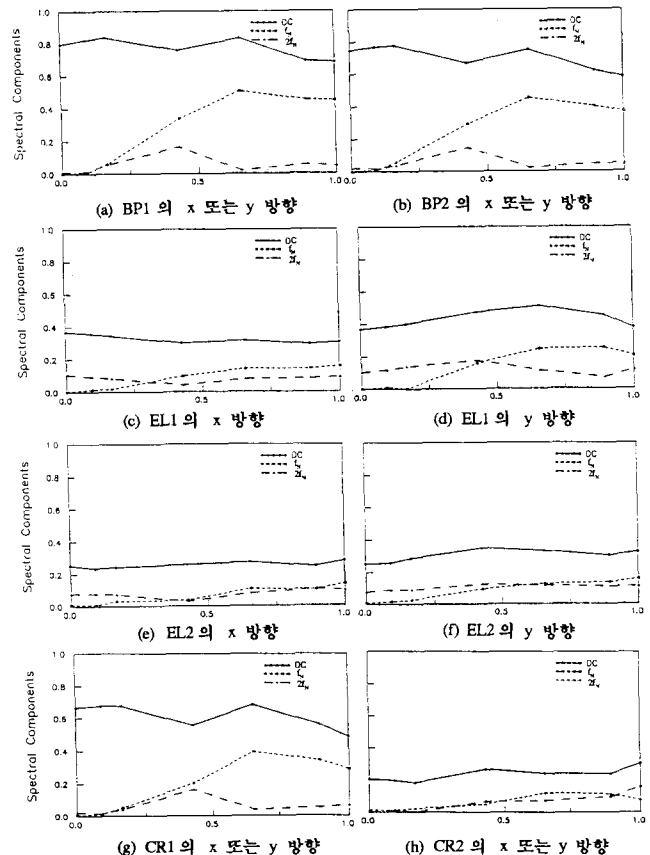


그림 2 방향오차에 대한 스펙트럼 성분 변화

x or y	BP1	BP2	CR1	EL1_x	EL1_y	EL2_x	EL2_y	CR2
0.0000	A	A	A	A	A	A	A	F
0.0900	A	A	A	A	A	A	A	F
0.1640	A	A	A	A	A	A	A	F
0.4265	A	A	A	A	A	A	A	F
0.6560	A	A	A	A	A	A	A	F
0.8935	A	A	A	A	A	A	A	F
1.0000	A	A	A	A	A	A	A	F

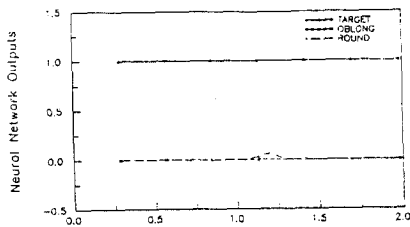
그림 3 학습 1의 학습 결과

x or y	BP1	BP2	CR1	EL1_x	EL1_y	EL2_x	EL2_y	CR2
0.0000	A	A	A	A	A	A	A	A
0.0900	A	A	A	A	A	A	A	A
0.1640	A	A	A	A	A	A	A	A
0.4265	A	A	A	A	A	B	A	A
0.6560	A	A	A	A	A	A	A	A
0.8935	A	A	A	A	A	A	A	A
1.0000	A	A	A	A	A	A	A	B

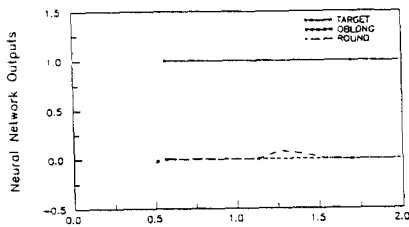
그림 4 학습 2의 학습 결과

x or y	EL3_x	EL3_y	CR3
0.0000	A	A	A
0.0900	A	A	A
0.1640	A	A	A
0.4265	A	A	A
0.6560	A	A	A
0.8935	A	A	A
1.0000	A	A	A

그림 5 대형 광원에 대한 표적 식별 결과

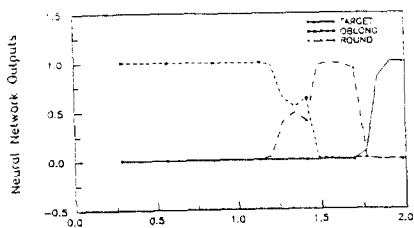


(a) BP1 : $V_x = V_y = 2.0$

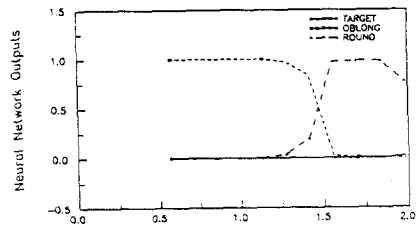


(b) BP1 : $V_x = V_y = 4.0$

그림 6 스캔 속도가 표적 식별에 주는 영향

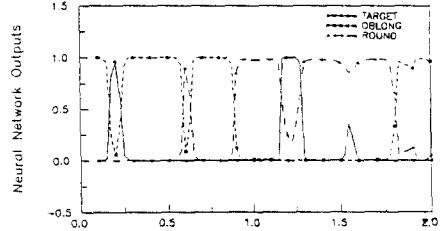


(a) EL2 : $V_x = V_y = 2.0$

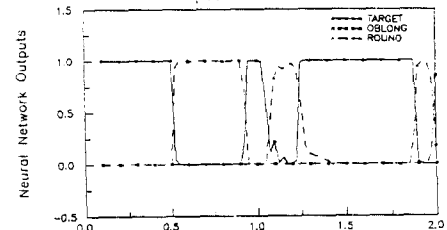


(b) EL2 : $V_x = V_y = 2.0$

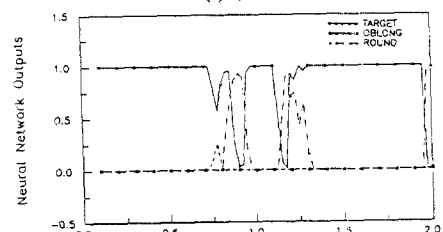
그림 7 스캔 방향이 표적 식별에 주는 영향



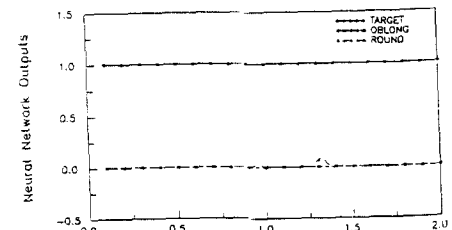
(a) S/N = 1.0



(b) S/N = 2.0



(c) S/N = 3.0



(d) S/N = 5.0

그림 8 신호대잡음비(S/N)가 표적 식별에 주는 영향

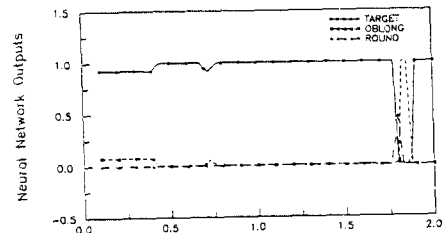


그림 9 재학습 후의 표적 식별 결과