

신경회로망 자동 표적 인식 기술

김 은 수
(광운대학교 전자공학과)

■ 차	■ 레 ■
I. 서 론	III. 신경회로망 자동 표적 인식 시스템
II. 자동 표적 인식 기술 현황	IV. 결 론

I. 서 론

자연 환경에서 임의의 형태로 움직이는 이동 표적을 실시간으로 식별하고 추적하기 위한 알고리즘 및 시스템에 대한 연구는 미사일 유도, 항공기 추적, 레이다 등과 같은 전략 방위 분야에서 뿐만 아니라 로봇 비전, 자동 감시, 항공 관제등 산업 분야에서 첨단 기술로서 그 연구개발이 절실히 요구되고 있다.

특히, 전략 방위 분야에서 미사일 등 급속한 무기 체계의 발전에 의해 적의 공격에 효율적으로 대처할 수 있는 시간이 수분 이내로 제한되고, 최근의 고도화된 전자전의 경우 그 시간은 더욱 짧아질 수밖에 없다.

따라서, 인간을 대신하여 많은 정보를 엄밀히 분석하여 정확한 판단 및 대응책을 강구할 수 있는 지능형 자동 제어 체계가 절실히 요구되며, 고도의 전자 장비를 보유한 초음속 전투기끼리의 대결에서도 인간의 신체적 반응 시간 보다 빠르고 정확한 자동 표적 인식 및 추적 시스템의 활용이 필수적이다.

이러한 자동 무기 체계는 보다 정확한 판단을 위해서 마이크로파 레이다, SAR 등 여러 센서로부터 탐지된 표적 영상 정보를 복합적으로 사용하게 되며, 이들 방대한 데이터를 신속처리하기 위해서는 막대한 양의 계산 및 무기체계의 속성상 실시간 처리가 절대

요구되므로, 초고속의 정보처리 시스템이 요구된다.

또한, 오동작이 치명적인 결과를 초래할 수 있으므로 fault-tolerance가 부가되어야 하며, 동일한 표적이라도 보는 각도, 광선의 방향에 따라 다르게 보이며 배경에 따라 목표물의 상대적 명암이 바뀔 수 있고 다른 물체나 다른 표적에 의해 가려질 수 있는 등의 주위 환경에 적용할 수 있는 것이 또한 중요하다.

지난 30여년 동안 상기의 환경 조건을 만족하는 자동 무기 체계에 대한 많은 연구가 진행되어 왔으며, 컴퓨터 및 반도체 기술등의 발달에 힘입어 많은 진전이 있었으나, 기존의 접근 방법은 근본적으로 순차적인 프로그램에 의한 알고리즘적 접근방법으로 자연 환경의 여러 잡음속에서 방대한 3차원 표적 영상 정보의 실시간 처리가 요구되는 실제의 이동 표적 인식 및 추적 시스템에서는 여러가지 제약성 등으로 그 실현이 극히 제한적으로 이루어지고 있다. 특히, 환경적응은 기존의 von Neumann 계산 방식으로는 효율적으로 수행하기가 어려운 반면 파리등 아주 원초적인 동물들도 시청각 자료를 실시간으로 분석, 인식, 판단하여 날개를 움직여 목표를 적응적으로 추적하고 있으므로 이러한 생물학적 두뇌 컴퓨터 작용을 모방하는 신경회로망(Neural network) 접근방식이 새로이 제시됨에 따라 인간 두뇌에 근거한 신경 회로망 표적 인식 및 추적 시스템의 연구 개발과 이들의 구현 방법으로 고속 및 병렬처리의 장점을 지니고 있는 광 정

보 처리 기술을 통한 새로운 실시간 표적 인식 및 추적 시스템 구성이 활발히 연구되고 있다.

신경회로망과 광정보 처리 기술은 자동 표적 인식 등과 같은 랜덤한 지능적 문제 해결의 새로운 접근 방법으로 각광을 받고 있는 극히 최선의 연구 분야로서, 미국 등 선진 국가에서는 미래의 방위 전략인 SDI(Strategic Defence Initiative), 국방 및 우주항공 분야에서 첨단 기술로서 집중적인 투자와 활발한 연구가 진행되고 있다.

따라서, 본 고에서는 기존의 표적 인식 및 추적 시스템의 문제점을 분석하고 이를 해결할 수 있는 새로운 접근방법으로 신경회로망 표적 인식 및 추적 시스템의 최근 연구 동향을 살펴보고자 한다.

II. 자동 표적 인식 기술 현황

II-1. 개 요

“자동 표적 인식(ATR: Automatic Target Recognition)”이란 말의 어원은 1970년대 중반 의료 영상 처리 기술로 부터 시작되어 1980년대 초 미 국방성의 LANTIRN(Low Altitude Navigation & Targeting InfraRed for Night) 프로그램의 주요 부분으로 발전되어 왔다. LANTIRN 프로그램의 한가지 목적은 비행기에 탑재된 FLIR(Forward-Looking Infrared) 시스템을 이용하여 나쁜 기상 조건이나, 야간중에도 저공 비행을 하는 비행기가 물체에 충돌하지 않으며, 지상으로부터 찾고자 하는 표적을 자동적으로 탐지하고 그 위치를 파악하는 능력을 갖도록 하는 것이었다. 즉, LANTIRN 자동 표적인식 시스템은 지상의 탱크를 트럭, 지프등 그밖의 다른 물체들과 구별하는 것이며, 이와같은 경우 다중 표적 식별 기능이 요구되고, 이러한 기능은 아직도 자동표적인식의 가장 어려운 분야 중의 하나가 되고 있다.

최근에는 Weapon Vision이라 불리는 자동 표적 인

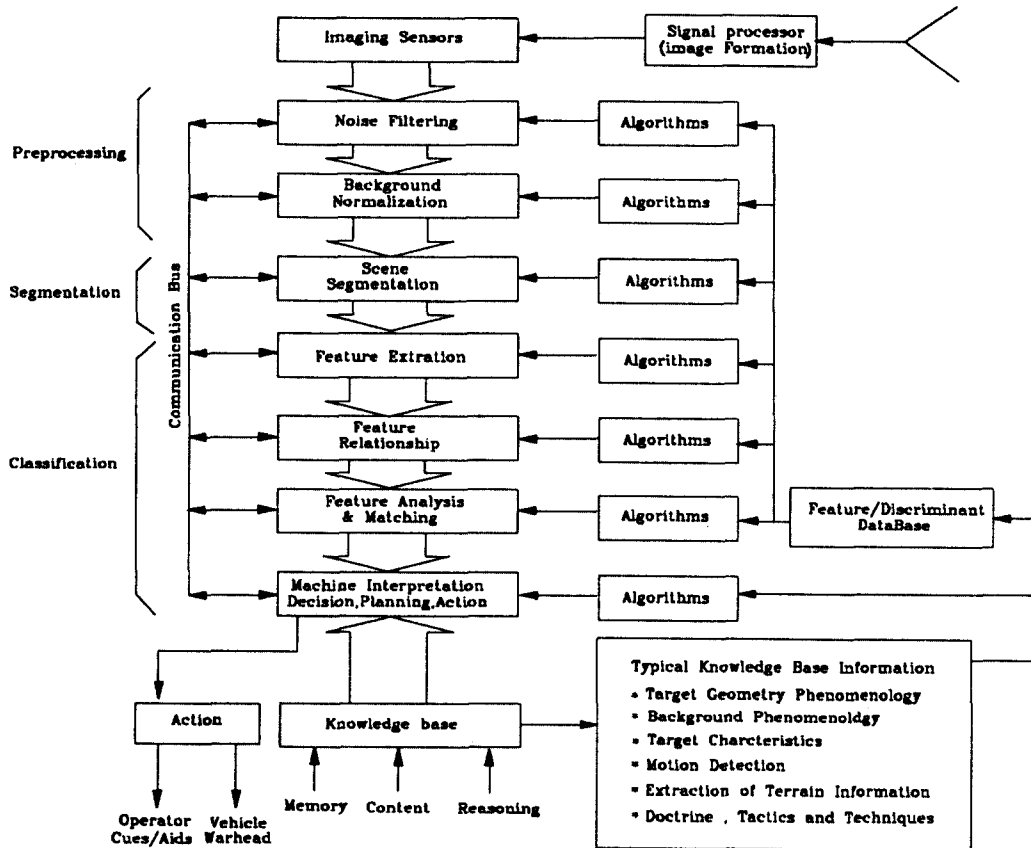


그림 1. Intelligent Seeker의 구성도

식 기술에 대한 연구가 활발하여, 자동 표적 인식 기능을 갖는 Smart Weapon이 전략적 응용에서 매우 중요시 되고 있다. 즉, 탄두를 표적에 정확히 맞추기 위해서는 배경으로부터 표적의 식별이 실시간으로 이루어져야 한다. 이러한 실시간 처리는 단위 시간당 처리도가, 표적 영역과 요구되는 표적 인식 및 위치 결정의 update율이 곱해진 값으로, 탄두 비행 동안 일정하게 유지되기 때문에 매우 전략적이 될 수 있다.

따라서, 최근 고도의 표적 정보를 포함하는 고해상도 센서와 자동 표적 인식 시스템이 상호 결합 되므로써 Smart Weapon 시스템의 핵심인 지능적 Seeker가 구성되고 있다. 그림 1은 Smart Weapon을 위한 지능적 Seeker의 블록 구성도를 나타낸 것으로, Seeker는 센서와 신호 처리기(표적 영상), 그리고 자동 표적 인식 장치 등으로 구성된다. 시나리오와 전략에 따라 여러 가지 센서가 선택될 수 있으며, 센서 및 자동 표적 인식 시스템 구성은 시나리오, 표적 discriminant, 센서 이미지 화질, 자동 표적 인식 알고리즘의 구조 및 처리 능력 등에 의존하게 된다.

일반적으로, 자동화된 Smart Weapon 시스템을 효과적으로 구현하기 위해서는, 인간의 Eye / Brain 시스템을 기능적으로 모방하는 센서 / 자동 표적 인식 시스템이 요구 된다.

즉, 효율적 'Eye Function'을 수행하기 위해서는 넓은 스펙트럼에 걸쳐 있는 시나리오에서 보다 많은 표적 정보를 제공하고, 필요한 표적 정보의 추출이 보다 용이한 센서가 요구되며 또한, 자동 표적 인식 및 식별을 위해, 센서 정보를 보다 강건하고 고속이며, 효율적으로 처리할 수 있는 'Brain Function'이 요구되는데 이는 여러 형태로 주어질 수 있으나, 일반적으로 그림 2와 같이 여러가지 유연성 있는 하드웨어 및 강력한 알고리즘 등이 수반되게 된다.

그동안 자동 표적 인식을 위해 여러 접근 방식이 제안되었는데, 이러한 접근 방법들에는 고전적인 통계 패턴 인식, Syntactic 패턴 인식 및 규칙 기반 인공지능 접근 방식 등이 포함된다.

II-2. 통계 패턴 인식에 대한 자동 표적 인식 시스템

기존의 통계 패턴 인식 방법을 이용한 자동 표적 인식 시스템의 대략도는 그림 3과 같이 전처리, 검출 및 세그멘테이션 과정을 거친 후에 분리된 표적의 피처를 추출하고 이를 이용하여 표적 물체를 인식하게 된다. 그리고, 인식된 물체의 움직임을 감지, 해석을 통해 표적을 추적하게 된다.

먼저, 전처리 과정에서는 센서로 입력된 영상을 분

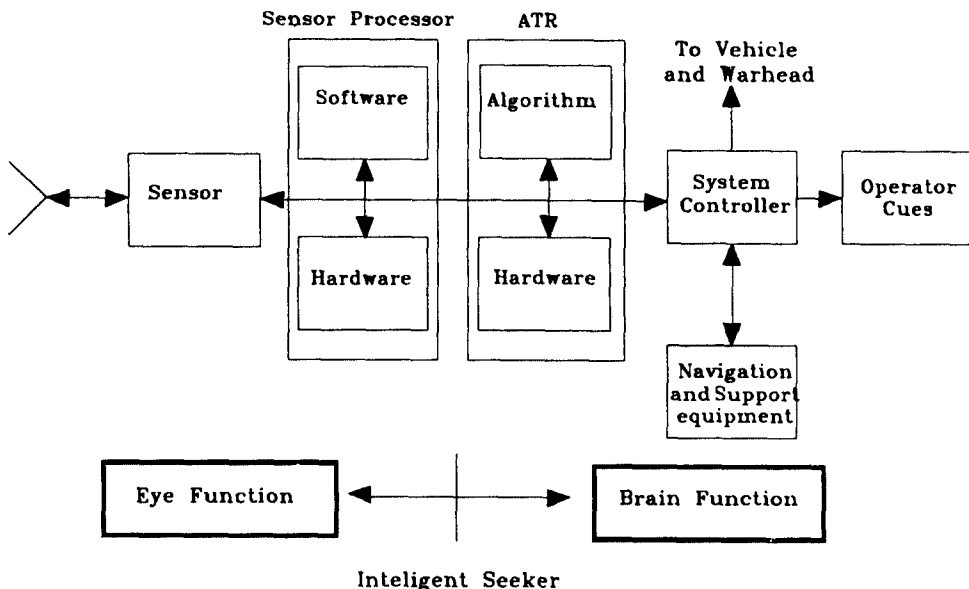


그림 2. 자동 표적 인식을 위한 기능적 요소

석하여 잠정적인 표적의 위치를 결정하게 되는데, 기본적인 알고리즘은 열 영상에서 표적 엔진과 연관되어 밝게 대비된 점들을 식별하는 것이다. 이 단계에서는 잡음 제거, DC 재현, 초점 제어, 적응적 컨트라스트 개선, 이득과 바이어스 조정 등의 방법을 사용하여 윈도우 영상에 나타나는 잡음과 clutter를 줄이고, 표적 컨트라스트를 향상시키도록 구성된다.

시작점으로 사용하는 반면에, Global 세그멘테이션은 전처리 결과에 관계 없이 물체 경계를 식별하기 위해 영상 전체를 분석한다. 이러한 프로세스는 보다 많은 화소가 고려되어야 하기 때문에 처리 시간이 많이 걸리게 되나 정확한 경계를 얻을 수 있는 장점이 있다. 이는 검출 포인트에서 시작하기 보다는 이웃 물체들과 연관해서 결정되는 각 물체 경계에 초점을 맞추기

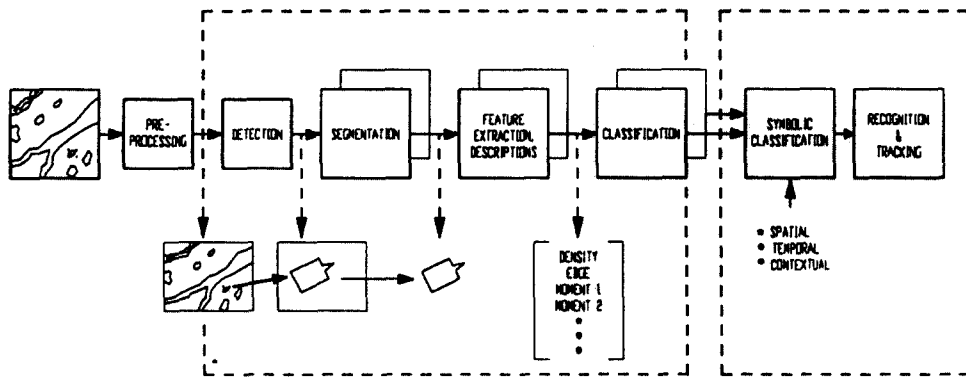


그림 3 통계 패턴 인식에 의한 자동 표적 인식 시스템

보다 발전된 시스템에서는 그 점이 잡음 혹은 clutter 인지를 결정하기 위해서 contrast gradient의 길이를 계산하게 되는데, 전처리 과정의 컨트라스트는 표적 위치만 찾는 것이 아니라 clutter라 불리우는 많은 수의 비표적도 찾게 되며, 컨트라스트와 크기 정보를 결합하여 사용함으로써 clutter의 양을 줄여 몇개의 가능한 표적 물체만을 만들게 된다.

그리고, 표적 검출 단계는 표적이 존재할 가능성이 있는 입력 영상의 영역을 국지화하는 과정으로 superslice, 국지화, 세그멘테이션 과정을 동시에 고려해야 하며, 밝고 어두운 경우의 표적 검출을 적응적으로 수행할 수 있어야 한다.

세그멘테이션(Segmentation)이란 일단 표적이 국지화 되면 가능한한 정확히 배경으로부터 표적을 추출하는 과정을 말한다(그림 4). 세그멘테이션 알고리즘은 하나의 영상내에 포함된 물체의 경계를 계산하는데, 자동 표적 인식 시스템에서 성공적으로 사용되는 2가지 접근 방법으로서 Local 세그멘테이션과 Global 세그멘테이션등이 있다.

Local 세그멘테이션은 전처리 과정에서 검출된 잠정적인 각 표적 포인트를 물체 경계를 트레이싱하는

때문이며, 계산 처리 속도와 물체경계의 정확도 사이에 trade off가 존재하게 된다.

세그멘테이션은 물체 경계를 식별하고 피쳐 추출을 통해 이상적인 표적의 피쳐 벡터와 비교하므로써, 구조적, 통계적, 혹은 공간적으로 하나의 표적 물체를 정확히 샘플할 수 있다. 따라서, 세그멘테이션과 피쳐 추출은 좀 더 세밀한 분석을 하므로써 false alarm 비를 1/100 혹은 그 이상으로 줄일 수 있게 된다.

패턴 인식에서 중요한 문제는 각각의 표적 class를 보다 잘 표현하면서, 서로 다른 class들과 쉽게 구별할 수 있는 피쳐를 선택하고, 그러한 피쳐들을 해당하는 class에 속한 물체들로부터 빠르고 정확하게 추출하는 과정이다. 즉, 서로 유사한 부류의 물체간은 최대의 유사성을, 서로 다른 부류의 물체 간에는 최대의 비유사성을 부여하기 위한 특징점들을 얻기위해 세그멘테이션 후에 일련의 특징들이 각 물체에 대해 계산되어지는 과정이며, 히스토그램, Bhattacharyya measure, Kolmogorov-Smirnov test, F-statistic, Linear regression technique 등의 방법이 사용된다.

분류 방식으로는 K-nearest neighbor(K-NN) algorithm, Linear and Quadratic classifiers, Structural

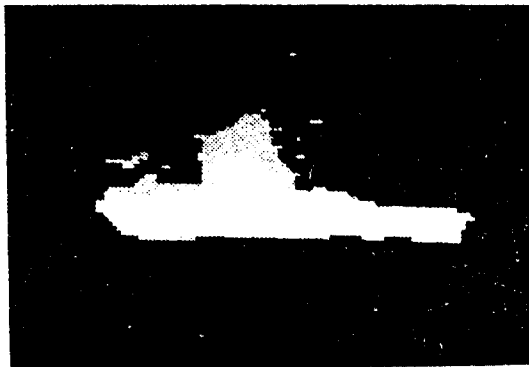


그림 4. 합정의 FRIR 영상과 세그멘테이션 결과

classifiers, Tree-based classifiers, Clustering 기술 등이 주로 사용된다.

높이, 폭, 면적 등과 같은 피쳐는 물체의 구조적 형태를 나타내며, 표준 편차, 메디안 화소값, 평균 화소값 등과 같은 통계적 피쳐는 적외선 스펙트럼에서 물체의 열적 특성을 나타낸다. 운동, 거리 등과 같은 공간적 피쳐는 물체의 3차원적 배경을 나타내며, 이상적인 피쳐 벡터(IFV)는 피쳐 공간에서 한 표적의 완전한 수치적 표시를 나타낸다. 이러한 피쳐들은 유일성, 독립성, 판별력, 신뢰성 등에 근거한 광범위한 조사와 평가를 통해 결정된다.

표적 인식 문제에서 가장 큰 쟁점은 표적을 정확히 분류하는데 요구되는 최소의 피쳐 갯수는 얼마이며, 그 피쳐는 어떠한 것이 되어야 하는 것인가 하는 문제이며, 분류란 표적의 이상적인 피쳐 벡터와 표적 영상으로부터 추출된 물체의 피쳐 벡터를 비교하여 그 물체가 어떤 표적 class 인지를 결정하는 것이다.

따라서, 대부분의 표적 인식 시스템에서는 어떠한

물체가 표적인지, clutter 인지를 결정하여 최종적으로, 가능한 표적들은 IFV와 비교하여 표적이 될 확률에 따라 순위가 주어지게 된다. 기하학적 분류기는 표적 IFV와 목표 피쳐 벡터로 묘사되는 피쳐 공간에서 동작되는데 일반적으로, 통계적 분류와 비통계적 분류 방식이 주로 사용되며, 통계적 분류에서 파라메타 분류기는 알려진 표적 피쳐 분포를 사용하는 반면, 비통계적 분류기에서는 분포에 무관하며, Euclidean distance와 같은 거리에 근거한 경험적 접근 방식이다. 구조적 분류기(Structural classifier)는 문법을 사용하여 목표 경계의 그래픽적인 구문론적 해석을 하기 때문에 기하학적 접근 방식과는 다르다.

마지막 단계는 FOV(field of view)에 있는 표적에 대한 우선 순위를 결정하는 과정이다. 일반적으로 표적의 형태 및 분류 확률에 근거하여 정보를 미리 저장하며, 일단 어떤 표적에 우선권이 부여되면 그 정보는 추적기로 넘겨지게 된다.

그러나, 초기의 추적기는 한번에 한 표적 이상 추적할 수 없었으며, 높은 clutter와 낮은 S/N비 조건에서 표적을 놓치는 경우가 종종 발생하였고, 일단 표적을 잃게 되면 다시 표적을 추적하는 데에 커다란 어려움이 있었다. 따라서, 최근 지능적 추적에 대한 개념이 제시되고, 표적 신호의 단서와 추적 방법을 결합하여 사용함으로써 거의 표적을 놓치지 않고 추적할 수 있는 표적 추적기가 보고되고 있다.

추적기는 상관, 피쳐, 영상세기, 표적 콘트라스트에 근거하여 상호 보완적으로 동작할 수 있도록 구성된다. 따라서, Centroid 추적기, Edge 추적기, Correlation 추적기 등이 상호 보완적으로 구성된 다중 추적 시스템에서는 높은 추적 성능과 loss-of-lock의 최소값을 가지고 추적이 가능하게 된다.

기본적인 자동표적인식 시스템은 인식하고자 하는 일련의 표적 영상을 자동적으로 탐지, 식별, 추적하는 것이며, 연구의 목표는 이러한 동작을 실시간으로 그리고 여러 가지 배경잡음 속에서, 표적이 불규칙하게 움직이는 상황에서도, 적응적으로 그 표적을 추적할 수 있는 자동 표적 인식 시스템을 구성하는 것이다.

그러나, 기존의 자동 표적 인식 시스템들은 제한된 표적 데이터에 대해서는 양호한 식별 수행 능력을 보여주지만, 실제 상황에 있어서는 높은 어려움을 나타내었다. 즉, 움직이지 않는 배경하에서의 고정된 표적 신호의 인식이나, 배경과 표적이 제한된 범위하에서 혹은 알고있는 방법으로 변화하는 표적에 대해서는 효과적인 인식과 추적 방법이 발표 되었지만, 표적 인

호나 배경이 제한범위 없이, 알 수 없는 요인 등으로 변화 할 때는 기존의 기술들은 적절한 해결책을 제공할 수 없었으며 따라서, 랜덤하게 변화하는 환경 조건 하에서도 표적의 인식 및 추적을 수행할 수 있는 새로운 접근 방법이 절실히 요구되고 있다.

Ⅲ. 신경회로망 자동표적인식 시스템

기존 방법에 근거한 많은 자동 표적 인식 시스템들은 매우 다양한 형태로 시험되고 발전되어 왔으나, 실제 이러한 노력들은 부분적인 성공만을 거두었으며, 아직도 높은 오류 발생율을 포함하고 있다. 이러한 부분적인 성공만을 거둔 몇가지 이유를 살펴보면 다음과 같다. 즉, 표적 신호의 비반복성, 다투어 일어나는 clutter가 실제 표적과 같은 형상을 하고 있다는 점, 매우 제한된 정보만으로 실험되었다는 점, 표적의 불명확성과 축적된 정보의 제한된 사용 등이며, 이러한 사항들이 현재 자동 표적 인식 문제에 대한 중요한 기술적 도전이 되고 있다.

자동 표적 인식 문제는 기존의 신호 처리, 패턴 인식 및 규칙 기반 인공 지능 기술등에 의해 적절히 해결될 수 없는 보다 복잡하고 불명확한 랜덤 정보들로부터 중요한 표적 정보를 추출해 내는 과정을 포함하게 된다. 불변하는 배경하에서 고정되어 있는 표적 인식 문제는 현재까지 개발되어 온 많은 효과적인 방식들에 의해 쉽게 해결될 수 있으며, 표적이나 배경이 한정적이고, 알고 있는 형태로 변한다면 규칙 기반 인공 지능 기술(이러면 전문가 시스템)등과 같은 보다 복잡한 기술이 효과적일 수 있다.

그러나, 규칙에 근거한 인공 지능 시스템은 특정한 가정과 환경들에 매우 민감하므로 강건한 동작이 결여되므로, 실제 일반적인 경우인 표적과 배경이 무한정적이고 알지 못하는 형태로 변하는 경우, 기존의 방식들은 적절한 해결책을 찾아낼 수 없으므로 새로운 접근 방식이 절실히 요구되고 있다.

최근, 인간의 두뇌 구조에 근거한 새로운 컴퓨터 구조인 신경회로망 방식은 자동 표적 인식 문제에 보다 효과적인 근간을 이룰 수 있는 많은 가능성을 제시하고 있다. 자동 표적 인식에서는 신호와 환경적 변화에 대해 적응적이며, 충분히 표현 가능한 표적과 배경에 대한 정보가 필요한데, 신경회로망은 많은 수의 잠재적인 영상 연산과 다중 센서 융합 방식 등을 위한 고속의 최적화 시스템을 구현할 수 있는 특수한 목적의 하드웨어 설계를 가능케하는 강력한 collective 연산

기술을 제공할 수 있다(그림 5).

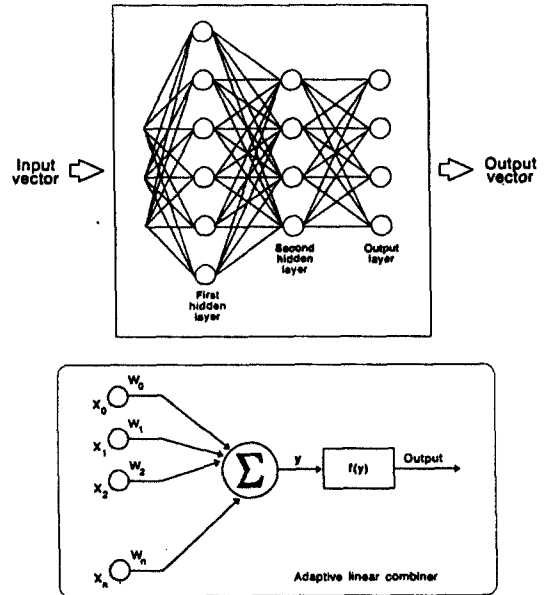


그림 5. 적응적 신경회로망 시스템 개요

그리고, 자동 표적 인식에서는 표적과 환경에 대한 적응력이 요구되는데, 매우 효율적인 학습 및 적응 알고리즘의 존재 자체가 신경회로망 접근 방식의 주된 강점이 되고 있다. 또한, 자동 표적 인식에서는 최대로 분류가 가능한 표적 영상에 대한 축약된 피쳐 형태의 설정이 필요하게 되는데, 많은 수의 신경회로망이 이러한 축약된 형태의 표적 피쳐 정보들의 효과적인 선택과 개발에 사용될 수 있다. 마지막으로, 표적 신호와 배경에 대한 사전 정보를 가능한 최대로 사용함으로써, 자동 표적 인식 시스템의 성능을 효과적으로 증진시킬 수 있다. 그러나, 여러가지 형태의 지식 정보를 직접시키는데 있어서 기존의 방식은 많은 제한점을 가지고 있으나, 신경회로망 방식은 여러 형태의 정보의 자동 집적을 위한 전문가 시스템 능력을 제공할 수도 있다.

Ⅲ-1. 자동 표적 인식 시스템의 요구 특성

높은 false-alarm과 같은 기존의 자동표적인식 시스템의 문제점을 해결하기 위해 특히, 고려되어야 할 중요한 사항을 살펴보면 다음과 같다. 먼저, 복잡하고 예측할 수 없는 특징을 갖는 3차원 표적과 clutter 문

제이다. 즉, 자동표적인식을 어렵게 만드는 여러 요인 중의 하나는 동일 표적이 빛의 세기, 관측 각도, 대기 효과, 그 밖의 다른 변수에 의해서 다양한 형태로 변화할 수 있다는 점이다.

따라서, 자동표적인식 시스템에서 가장 중요한 점은 이러한 가능한 변화들을 보다 간단하고 compact 한 하나의 형태로 주어져야 한다는 것이다.

두번째 문제점은 occlusion과 obscuration이다. 원도우 상에 여러가지 표적이 존재할 때, 표적들이 서로 겹치거나 서로 가까이 있게되면 개개의 표적 분류는 어려워지며, 더구나 표적이 연기, 구름, 그늘 등에 가려져 부분적으로 보인다면 애매한 경우에는 거의 분류가 불가능하다.

또 다른 문제점은 표적에 대한 결정적인 사전 지식을 사용해야 한다는 것이다. 많은 인식의 경우, 흑백 영상세기를 기준으로 하는 간단한 모델은 표적의 일부분의 배경에 비해 더 밝던지 혹은 더 어두우면 배경으로부터 표적을 추출하기가 매우 어려워진다. 이러한 상황은 FLIR 센서의 영상에서 종종 발생하는데, 이 경우는 표적에 대한 context와 형태 정보가 더 중요하게 된다.

시스템이 제시되고 있다. 그림 6은 기존의 자동표적인식 시스템의 문제점 및 신경회로망의 적용 가능성을 나타낸 것이다.

따라서, 신경회로망 기술을 자동 표적 인식에 응용할 경우 얻을 수 있는 주요 특성을 살펴보면 다음과 같다.

i) 표적 신호와 배경의 구별

표적을 충분히 묘사할 수 있고, 표적과 주위환경 변화에 민감하지 않는 표적 영상의 재구성이 바람직함에 따라 여러가지 기본적인 영상 재구성 기술이 제안되었지만, 이러한 기술들은 최적화 문제 및 아주 방대한 양의 계산이 요구됨에 따라 그 응용이 크게 제한되고 있다. 따라서, 신경회로망의 고밀도 인터커넥션 및 병렬 처리 능력은 이러한 방법을 사용할 경우, 빠른 최적화 및 비전 연산을 얻을 수 있는 하드웨어 설계의 장점을 제공할 수 있다.

ii) 표적과 주위 환경 변화에 대한 적응

기존의 표적인식 시스템은 표적과 그 배경에서 발생하는 동적인 환경 변화에 적응적이지 못하며, 정지해 있지 않은 변화에 능동적으로 대처하기 위해서는 자동표적인식 시스템은 적당한 수행 능력을 유지하면서 동적인 환경 변화에 적응할 수 있어야 한다. 따라서, 신경회로망의 주된 장점인 학습 기능은 환경 변화에 적응적으로 대처할 수 있는 능력과 시간 경과에 따른 시스템의 인식 수행 능력 향상과 같은 장점등을 가지고 있으므로, 이러한 자동표적인식 문제에 해결책을 제공할 수 있다.

iii) 표적 재구성을 위한 특징점 추출

각각의 표적을 보다 잘 표현하면서, 다른 부류의 패턴들과 쉽게 구별될 수 있는 특징을 추출하는 것은 패턴인식 분야에서 중요한 역할이 된다. 그러나, 분류 문제를 가능하게끔 유지하기 위해서는 특징지을 수 있는 피쳐 갯수가 합리적으로 제한 되어져야 한다. 따라서, 신경회로망 기술은 간단한 학습 기능을 통해 효과적인 표적 피쳐의 선정, 개발, clustering, 압축 등을 가장 합리적으로 구성할 수 있는 기술을 제공할 수 있다.

iv) 표적 신호와 배경에 대한 사전 지식 사용

다양한 형태의 사전 지식을 사용하는데 있어서 어려운 점은 각각의 지식을 상호 융합하는 일이다. 이전

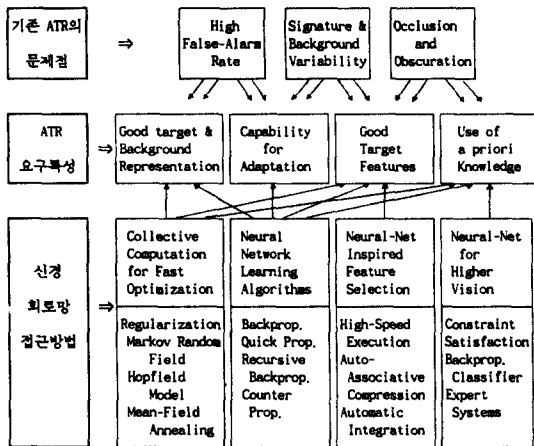


그림 6. 자동 표적 인식 시스템의 문제점 및 신경회로망적 접근

이와같이, 실질적인 자동표적인식 시스템 구성을 위한 많은 기술적인 문제점들이 제기되고 있는데 이러한 문제점을 해결할 수 있는 새로운 접근 방법으로써 고밀도 상호 연결 구조 및 병렬처리 특성을 지니며, 실시간 영상 처리가 가능한 신경회로망 표적인식

의 지식기반 기술은 다양한 형태의 지식을 집적하는 기술에 여러 제한이 따르지만, 신경회로망 학습 기술을 이용하므로써 전문가 시스템 구성과 같은 자동 지식 습득 및 이러한 지식의 집적화 기술을 쉽게 얻을 수 있다.

III-2. Early Vision과 Collective 연산

일반적으로, 자동 표적 인식 시스템에서는 신호와 환경 변화에 충분히 강건한 표적 및 배경에 대한 표현이 요구된다. 이것은 비전 연산 처리의 가장 중요한 부분으로 여겨져 왔다. 그러나, 영상으로부터 3차원적 정보를 추출하는 것은 근본적으로 ill-posed 문제로서, 이 문제를 해결하기 위해 비전 영상 분야에서 여러가지 기술이 개발되어 왔다.

해답이 존재하지 않거나, 유일하지 않을 때, 그리고 초기 데이터에 계속적으로 의존하지 않을 때 이러한 문제를 ill-posed 문제라고 한다. 초기 비전에서 여러 문제들인 스테레오 정합, 표적 운동으로부터 구조 결정, optical flow 계산, 경계 검출, 가리워진 형태의 계산 및 표면재구성등이 ill-posed 문제에 속한다. Regularization 이론은 ill-posed 문제를 해결하기 위한 하나의 접근 방식으로, 주된 아이디어는 가능한 해에 적절한 사전 제한조건을 도입하므로써 가능한 해답 범위를 제한하는 것이다.

Markov random field는 ill-posed 문제 해결의 또 다른 접근 방식의 하나로서, Markov random field의 주된 매력은 사전 확률 분포에 자연 세계에 대한 보다 정교한 가정들이 포함되도록 만들 수 있고, 또한 서로 다른 영상 정보를 집적하는데 사용될 수 있다는 것이다. 실제 영상에서 분리된 이미지는 대개 심각하게 왜곡되기 때문에 신뢰할만한 특성을 만들기 어렵고, 때때로 환경 조건 변화 및 잡음에 대해 불변인 피쳐가 세그멘테이션 과정에서 유실될 수도 있다. 따라서, 자연 환경으로부터의 표적영상 신호의 불확실성에 대처하기 위해서는 다양하고 충분한 표적 정보가 요구된다. 표적 영상 데이터의 용장성(redundancy)은 그림 7과 같이 하나의 영상을 많은 수의 서로 다른 특성을 갖는 독립적인 표현으로 변환하고, 하나의 목표로서 인식하기 위해 서로 다른 여러 형태의 피쳐 특성을 결합하는 알고리즘적 문제들에 대한 기술적 해결이 요구된다. 최근, 이러한 문제들을 해결하기 위해서 MAP 기술과 Markov Random Field의 사용에 관심이 집중되고 있다.

자동 표적 인식에 있어서 다중 센서 데이터 융합

(Multisensor Data Fusion)문제는 서로 다른 영상 정보를 집적하는 비전 연산 문제와 근본적으로 유사하기 때문에, 비전 연산을 위해 개발된 집적 기술들은 자동 표적 인식을 위한 다중 센서 데이터 융합 기술에 커다란 영향을 미칠 것으로 기대된다.

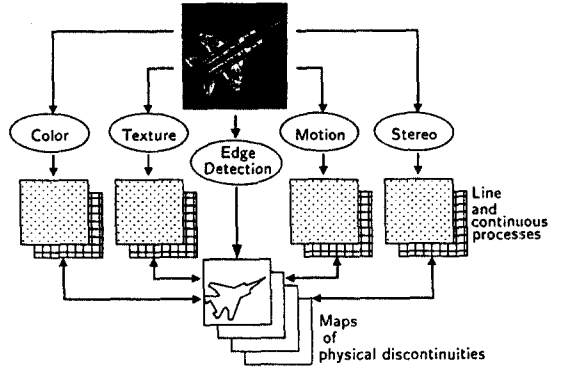


그림 7. 강건한 비전 연산을 위한 다중 센서 융합 방식

초기 비전의 접근 방식의 핵심적이고 공통의 특징은 비전 문제에 대한 에너지 혹은 cost 함수의 구성이며, 이러한 에너지 함수의 값이 최소화되었을 때 요구되는 해답이 얻어지게 된다는 것이다. 최소화되는 함수는 차원이 높거나 여러개의 국부적 최소치를 갖는 등 매우 복잡하기 때문에 simulated annealing과 같은 정교하고 연산적으로 강력한 최소화 기술이 요구되고 있다.

신경회로망의 collective 한 연산 능력은 이러한 복잡한 최소화 문제들을 보다 효과적으로 해결할 수 있는 강력한 최적화 기술을 제공할 수 있다. 1982년 Hopfield는 모든 뉴런들이 다른 뉴런들과 상호 연결되고, 각 뉴런들은 랜덤하고, 비동기적이며, 순환적으로 update되는 신경회로망 모델을 제시하고, 1984년에는 초기 Hopfield 모델을 크게 확장하여 발표한 바 있다.

신경회로망 기술의 초기 응용 중의 하나는 복잡한 최적화 문제의 해답을 찾는 일이었다. 서로 다른 종류의 문제들은 최적화 문제로 수식화될 수 있기 때문에 그러한 문제를 해결할 수 있는 신경회로망 기술의 잠재력은 그 당시 매우 중요한 발전으로 인식되었는데, 초기의 비전 최적화 문제 해결을 위해 많은 연구자들이 Hopfield 모델의 최적화 특성을 연구 하였으며, 이러한 연구 결과에는 shape from shading, optical flow,

image restoration, 그리고 image sementation 등이 포함되었으나, 이중 가장 많은 연구가 된 응용 분야는 stereopsis 였다. 예를 들면, Marr-Poggio 스테레오 알고리즘은 Hopfield와 같은 신경회로망에서 직접 구현될 수 있었으며, Motion 스테레오 알고리즘 뿐만이 아니라, 보다 복잡한 binocular 스테레오 알고리즘도 Hopfield 신경회로망과 유사한 형태로써 구현이 가능하였다. 또한, 확장된 Hopfield 모델의 기능적 최소화 특성은 simulated annealing과의 연관성으로 인해 한층 고양되었다.

즉, Bilbro 등은 mean field approximation이라 알려진 물리 모델에서 사용되는 근사 개념이 도입된다면, 고정된 annealing 온도에서 simulated annealing의 relaxation 과정이 확장된 Hopfield 모델과 유사하다는 것을 제시한 후, 계속해서 annealing 온도가 annealing 스케줄에 의해 점진적으로 감소한다면, 같은 상태의 simulated annealing 보다 빠른 수렴을 보인다는 개념을 보임으로써 그들의 연구 결과를 보다 확장하였다. Mean field annealing으로 알려진 이 기술은 잡음이 섞인 영상의 MAP 복원과 세그멘테이션에 성공적으로 적용된 바 있으며 결과적으로, 만일 Hopfield 모델이 찾아낸 해답이 global minimum에 적절히 이르지 못하는 경우, mean field annealing 기술의 도입으로 simulated annealing 방식과 유사한 해답을 찾을 수 있도록 Hopfield 모델의 능력을 효과적으로 고양시킬 수 있게 된다. 따라서, annealing 스케줄과 결합된 확

장된 Hopfield 모델의 하드웨어적 구현은 Early vision 등 ill-posed problem을 실시간으로 해결하는데 그 가능성을 제시하고 있다.

III-3. 자동 표적 인식을 위한 신경회로망 학습과 적응

기존의 자동 표적 인식 시스템은 표적 및 환경 조건 변화에 적용할 수 있는 능력이 크게 제한됨에 따라, 다이내믹한 시나리오에서 보다 효율적으로 대처할 수 있는 강건한 자동 표적 인식 시스템이 요구되고 있다.

일반적으로, 신경회로망의 학습 기능은 크게 두가지 면에서 자동 표적 인식의 성능 향상을 가져올 수 있는데, 첫째는 자동적인 표적 지식 취득이며, 둘째는 지속적이며 적응적인 시스템 개선 특성이다. 즉, 표적 인식 시스템 설계에 있어서 학습 알고리즘을 사용하는 경우, 표적과 환경에 대한 규칙 기반 데이터 베이스를 만드는데 요구되는 엄청난 시간이 절약될 수 있으며, 인식 시스템의 성능을 향상시키기 위해 필요한 적절한 변화가 적응적으로 이루어질 수 있다는 것이다. 따라서, 이들 두가지 특성에 의해 기존의 자동 표적 인식 시스템의 성능이 급격히 향상될 것으로 기대된다.

다층 신경회로망을 위해 개발된 back-propagation 알고리즘이 가장 널리 알려진 신경회로망 학습 알고리즘으로, 임의의 입출력 mapping 특성 외에 몇가지

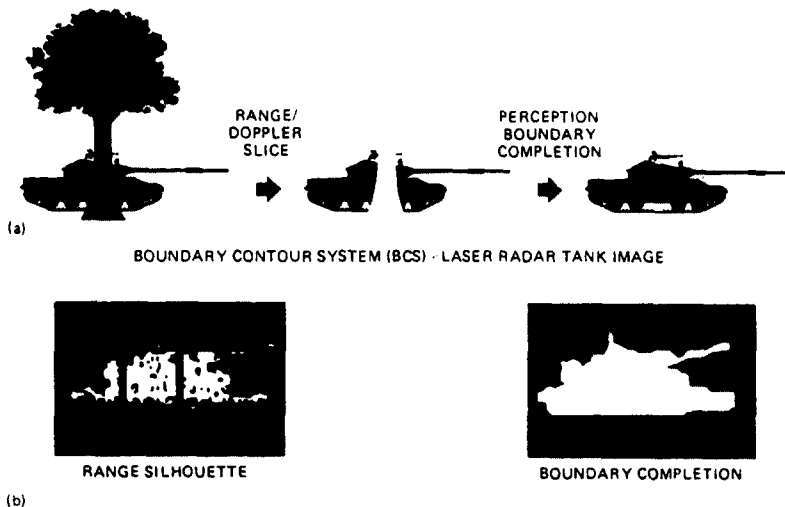


그림 8. 신경회로망에 의한 표적 경계 완성

장점을 더 가지고 있다. 예를 들면, back-propagation 알고리즘은 분산적 학습에 사용할 수 있어, 불확실한 입력에 대해서도 연결 강도는 그것에 관한 연관성을 자동적으로 보여줄 수 있다(그림 8).

다른 신경회로망은 변환된 Hebbian 학습이나 상호 억제 학습을 이용하여 구조적 mapping을 이루는데 반하여, back-propagation 알고리즘은 구조적 mapping을 발견하는데 사용되어질 수 있다. 즉, back-propagation 알고리즘은 오류가 아닌 log-likelihood 함수를 최소화하도록 변형될 수 있으며 따라서, 확률 분포 함수를 학습을 통해 얻을 수도 있다. 비록 back-propagation 알고리즘은 gradient descent 특성에 의해 늦은 수렴을 보이는 하지만, 최근 수렴 속도를 향상시키기 위해 여러 형태의 back-propagation 알고리즘들이 개발되고 있다.

신경회로망 학습 알고리즘의 유용성의 또 다른 예는 Markov random field의 매개 변수를 추정하는 문제이다. 이러한 매개 변수 값들은 시스템이 수렴하는 공간상의 분포와 수렴 속도를 결정하게 되므로, 이러한 매개 변수를 정확하게 추정할 수 있는 방법들은 실제적인 결과를 얻기 위해 필수적이라 할 수 있다. 따라서, 신경회로망 학습 알고리즘은 주어진 데이터로부터 파라메타를 학습하는 가장 강력한 도구가 될 수 있으며, 에너지 함수의 파라메타를 위한 신경회로망 학습 기술은 이미 Pineda의 학습 알고리즘과 random-dot stereogram의 예들을 이용한 Marr-Poggio 스테레오 알고리즘 파라메타를 구하는 경우에서 제시된 바 있다.

III-4. 신경회로망에 의한 피쳐 추출

적절한 표적 피쳐의 선택은 자동 표적 인식 시스템의 개발을 위해 가장 중요한 작업중의 하나가 되고 있다. 즉, 주어진 입력 영상을 가능한 모든 표적 영상 template와 그것들이 변화된 형태의 template와 정합한다는 것은 실질적으로 거의 불가능하기 때문에 필수적으로 피쳐는 표적을 결정적으로 표현할 수 있는 compact한 형태로 주어져야만 한다.

따라서, 피쳐의 선택은 표적 분류 과정과 밀접히 연관되고, 표적과 주위 환경 변화(회전, 크기, 변위 등)에 영향을 받지않는 왜곡 불변 피쳐들이 보다 더 중요하게 된다.

일반적으로, 신경회로망 기술이 표적 피쳐 선택에 기여할 수 있는 세가지 방법이 있는데, 이중 첫번째 방법은 고전적 피쳐 검출 알고리즘의 대규모 병렬 구

현을 위한 하드웨어 제공이 가능하다는 것이다. 현재, 그리고 앞으로 신경컴퓨터는 하드웨어 구조가 단순한 신호처리소자의 고밀도 병렬 구조로 구성되기 때문에 신경회로망 모델과 알고리즘을 넘어 여러 응용 분야를 가질 것으로 기대되며, 신경회로망은 임의의 부울대수를 계산하도록 구성될 수 있기 때문에, 어떠한 컴퓨팅 장치도 신경회로망을 사용하여 구현될 수 있으리라 기대되고 있다.

예를 들면, 신경회로망은 convolution 적분, 영상의 Gaussian 필터링, 윤곽이 강조된 화상, 그리고 Hough 변환등을 효과적으로 계산할 수 있다. 일반적으로 특수 목적으로 구성된 병렬 하드웨어는 그 응용이 크게 제한되나, 신경 컴퓨터 구조는 특정 문제를 해결하는 것 뿐만 아니라, 보다 넓고 다양한 기타 문제 해결이 동시에 가능한 일반성이 제시되고 있다.

신경회로망은 clutter가 많은 환경으로부터 미약한 피쳐들은 추출을 위한 최적의 피쳐 수신기를 구현하는데 사용될 수 있다. 일반적으로, 표적 검출 소자들은 적절한 false alarm율을 얻기 위해 높은 임계값을 설정하여야 하는데, 이 경우 작거나 중간 크기의 피쳐 값들이 제거될 수 있게 된다. 따라서, 이러한 문제를 다루는데 있어서 이전에 그 실현에 불가능하다고 생각하는 것은 모든 피쳐 변화를 커버할 수 있는 방대한 정합 필터를 구현하는 것이었으나 신경회로망 하드웨어는 학습에 의한 적응적 대규모 병렬 연산을 수행하도록 설계되기 때문에 이를 구현할 수 있는 새로운 가능성을 제시하고 있다. 특히, Hopfield 모델은 최적의 post-detection 표적 피쳐 수신기를 구현할 수 있는데, 시뮬레이션 결과에 의하면 12 dB 이상의 신호대 잡음비의 이득이 얻어 질 수 있는 것으로 보고된 바 있다.

또 다른 예로는 Hopfield 모델이 하나의 영상을 비직교 Gabor 군으로 압축하는데 사용되어질 수 있다는 것이다. 더우기, Gabor 필터군은 탁월한 재생 능력으로 3~8배의 압축 효과를 얻을 수 있을 뿐만 아니라, 영상의 경계 검출에도 사용될 수 있으며, 최근, 2차원 Gabor 필터는 포유류의 뇌에서 발견되는 시각 각장(visual receptive field)과 거의 일치한다는 것이 증명된 이후에 대단한 관심을 모으고 있다.

신경회로망 기술이 피쳐 선택 문제에 기여할 수 있는 두번째 방법은 신경회로망 학습 알고리즘을 이용함으로써 군집화된 표적 피쳐의 자동적인 발견이 가능하다는 것이다. 예를 들면, Kohonen의 Self-organizing feature map은 입력 신호의 특성을 적응적으로 표

현할 수 있는 방향으로 그들의 응답을 스스로 바꿀 수 있는 능력을 가진 신경회로망으로, 이 모델은 영상의 벡터 양자화에 효과적으로 이용될 수 있으며, 기존의 벡터 양자화 알고리즘에 필적할만한 성능을 가지고 있음이 제시된 바 있다(그림 9).

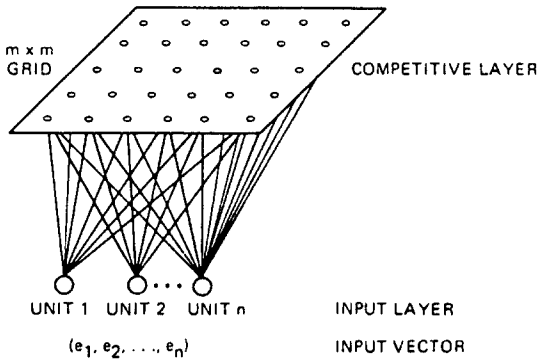


그림 9. Kohonen feature map의 기본 구성도

Cottrell은 피쳐 발견과 영상 압축에서 강력한 능력을 갖는 기술로써 back-propagation 알고리즘으로 학습되고, 연속적인 입력 값의 차원을 감소시키는 자기 연상적 다층 신경회로망을 제시한 바 있다. 이 회로는 같은 수의 입력력 노드를 가지고 있고, 한개 또는 그 이상의 은닉층으로 구성된다. 이 회로는 출력 노드에서 약간의 은닉층을 통해 입력값을 재현하도록 학습이 된다. 학습뒤에 은닉층의 출력은 후속 처리시 감소된 차원의 입력으로 사용될 수 있다. 이러한 기술은 항공기 적외선 데이터(변위나 회전)에 영향을 받지 않기 위해서 Fourier polar 변환된 데이터에 응용되었으며, 중간층에 의해 그러한 데이터는 군집화된 class로 구분된다는 것이 분석된 바 있다.

신경회로망이 피쳐 선택에 기여하는 세번째 특성은 다양한 종류의 피쳐 군을 자동적으로 집적시킬 수 있는 능력이다.

일반적으로, 다양한 표적 피쳐를 효과적으로 분류기에 결합시키는 것은 매우 중요한 문제이며, 특히, 적절한 수치적 피쳐가 주어지지않는 경우에는 더욱 그렇다. 적절한 학습 패턴과 결합된 back-propagation 알고리즘은 이와 같은 다양한 피쳐들을 자동적으로 집적하여 분류단으로 전달하는 효과적인 방법을 제공할 수 있다. 결과적인 신경회로망의 최종 연결 강도를 분석하면, 어떠한 특정 피쳐들이 분류 작업에서 효

과적으로 기여되는가와 어떠한 피쳐들이 분류 과정에서 제거되어도 전체적인 동작 특성에 영향을 주지 않는가를 결정할 수 있게 된다.

III-5. Higher Vision과 전문가 시스템

자동 표적 인식 시스템에서는 higher vision 처리 작업을 통해, 초기 비전 처리와 피쳐 추출 등으로부터 얻어진 표적 정보로부터, 최종적으로 목표물을 인식하게 된다. 신경회로망은 최적화가 요구되는 지식의 집적을 위한 Hopfield 모델의 확장, 분류기와 전문가 시스템의 개발을 위한 신경회로망 학습과 두가지의 주된 방법을 통해 higher-vision 작업에 응용될 수 있다.

한층 진보된 최적화 능력을 갖는 신경회로망 기술은 여러가지 higher vision 작업에 응용될 수 있다. 예를 들면, 윤곽 데이터가 이산 임계점들로 표현될 때, Hopfield 모델은 3차원 모양의 다양한 영상들 뿐만 아니라 2차원의 영상 인식에도 사용될 수 있으며, 또한, 대조되는 영상 피쳐를 위한 구조적 관계의 CS(constraint satisfaction) 문제로서 region label을 선정하고, 분할된 목표물 구조의 가장 간단하고 설득력 있는 표현 방법을 찾기 위한 가설의 최적화에 응용될 수 있다.

Back-propagation 알고리즘은 영상 분류를 위한 판별 함수의 파라메타를 표현하고 이를 계산하기 위한 방법에서 상당한 발전을 나타내고 있다.

비록 많은 경우에 있어서 back-propagation 분류기의 오차율이 Bayesian 분류기의 오차율과 비슷하지만, back-propagation 분류기는 강건하고 입력이 disjoint한 확률분포를 갖을 때 보다 넓은 범위에서 고전적인 기술을 훨씬 능가하고 있는데, Glover는 산업적인 지동 감시 장치를 위한 computational vision에 back-propagation을 적용한 괄목할 만한 결과를 발표한 바 있다.

Troxel은 back-propagation 분류기를 자동 표적 인식 문제에 적용 하였는데, 이 기술은 위치, 크기 및 회전 불변을 위한 Fourier-polar 변환을 이용하여 탱크와 트럭의 레이저 레이더 데이터에 적용하므로써, 탁월한 분류 성능이 보고된 바 있다.

한편, 신경회로망 기술은 전문가 시스템의 개발을 위한 새로운 도구로도 사용될 수 있는데, 전문가 시스템을 개발하는데 있어서 신경회로망 접근 방식의 주된 장점은 적절한 학습 데이터가 허용될 때 규칙 기반 접근 방식에 비해 필요한 지식 개발 시간을 현저하게 줄일 수 있다는 것이다. Back-propagation 알고

리즘과 같은 신경 회로망의 학습 알고리즘은 전문가 시스템 규칙의 자동적인 개발에 적용될 수 있고, 그것으로 인해서 규칙 기반 접근 방식의 단점인 지식 취득의 어려움을 감소시킬 수 있다. 의료 진단등에서 신경회로망에 근거한 전문가 시스템이 개발되었는데 신경 회로망에 기초한 시스템이 성능면에 있어서는 거의 비슷하거나 우수하였으며, 특히, 시스템 개발과 실행시간은 월등하게 감소된 것으로 나타났다.

신경회로망의 자동화된 학습 능력을 가지고도 지식 공학의 상당한 부분은 아직도 실제적이고 고성능의 신경회로망을 기초로한 전문가 시스템을 요구하고 있다. 예를 들면, Denker는 편지 봉투에 손으로 쓴 우편번호의 인식을 위한 신경 회로망의 설계 방법을 제시한 바 있는데, 분류를 하기 전에 고성능의 전처리 과정을 거친 후 대규모 학습 베이스가 더해져 back-propagation으로 학습된 신경회로망은 고전적인 방법에 의한 분류기를 크게 능가하는 성능이 주어지게 된다.

III-6. 신경회로망 표적 추적 알고리즘

이동하는 다중 표적을 실시간으로 추적하는 것은 현대의 전략 및 산업적인 측면에서 그 필요성이 특히 요구되고 있는데, 이에 가장 적절한 알고리즘이 Kalman 필터에 근거한 JPDA(Joint Probabilistic Data Association)로서, 다량의 clutter를 포함한 환경에서도 다중 표적의 효과적인 추적 수행 능력을 갖는다. 이 알고리즘은 측정 데이터가 표적 또는 clutter와 연관되어질 수 있는 모든 가능성에 대한 확률을 가중치로 사용해서 표적들의 다음 상태를 추정하는 방법으로, 단일 표적인 경우만 고려한 PDA와는 달리 측정 데이터에 대해 다중 표적들이 서로 결합되어 발생할 확률까지 감안하여 상태를 추정함으로써, 서로 교차 및 근접한 다중 표적의 추적에도 훌륭한 수행 능력을 가지게 된다.

그러나, 측정 데이터와 표적간의 모든 연관 가능성을 고려해 주어야 하므로 표적과 clutter를 포함한 측정 데이터가 증가하는 경우 엄청난 계산량이 요구되어, 특히 실시간 처리를 필요로 하는 다중 표적 추적 시스템을 구성하는데 있어 저해 요인이 된다.

따라서, 최근에는 기존의 JPDA 알고리즘에서 표적과 추정 데이터들 사이의 연관 확률을 계산할 때 소모되는 막대한 시간을 줄이고자 대규모 병렬 처리의 특성을 가진 신경회로망을 이용하여 연관 가능성을 결정하는, 실시간 구현이 가능한 시스템이 구성되고

있다.

연관 확률의 계산에 적용된 신경회로망 알고리즘은 최적화 문제로서 널리 알려진 TSP(Traveling Salesman Problem)의 제한적인 최적화 방법을 이용한 것인데, 표적과 측정 데이터 사이의 연관 가능성에 대한 제한적인 에너지 함수를 정의하여 그 제약식의 조건을 만족하는 함수의 최소값을 구하므로써 연관을 결정하게 된다. 즉, 문제를 해결하기 위해 필요한 제한적인 조건을 Hopfield 신경회로망의 에너지 식과 같은 형태로 설정하여 그 에너지의 상태를 최소화 되도록 학습을 시킴으로써 최적값에 매우 근접한 결과를 실시간으로 알아낼 수 있게 된다.

표적과 측정 데이터 사이의 연관 확률을 구하는 문제는 TSP에서와 유사한 제한 조건을 갖는다. 즉, 각 표적에 대해 측정되어진 신호의 확률값의 합은 '1'이어야 하고, 같은 표적으로부터 동시에 두 측정 데이터가 수신될 수는 없으며, 한 측정 데이터가 두 표적으로부터 나올 수는 없다. 그러므로, 표적과 측정 데이터 사이의 가능성의 조합으로 이루어 지는 연관 확률은 아래식과 같이 에너지 함수를 최소화하므로써 얻어질 수 있다.

$$E = A/2 \sum_i \sum_j \sum_k V_i^j V_i^k + B/2 \sum_i \sum_j \sum_k V_i^j V_i^k + C/2 \sum_i (V_i^i - 1)^2 + D/2 \sum_i \sum_j (V_i^j - \rho_i^j)^2 + E/2 \sum_i \sum_j \sum_k (V_i^j - \sum_k \rho_i^k)^2$$

윗 식에서 처음 두 항은 inhibition을 나타내고, 세번째 항은 bias를 나타내며, 네번째 항은 높은 가능성을 갖는 연관을 나타낸다. 그리고, 다섯번째 항은 나머지 표적과 측정 데이터들의 조합을 나타낸다. 여기서, ρ 는 결합 가능도 함수를 규준화한 것으로 표적과 데이터들 사이의 Mahalanobis 거리의 개념으로 나타낸다. i, r 와 j, l 은 각각 표적과 측정 데이터를 나타내며, A, B, C, D, E는 상수값으로 적절히 선택하게 된다.

결국, 기존의 JPDA 알고리즘에서는 clutter 및 표적 측정 데이터의 수가 증가함에 따라 모든 가능성을 고려해 주어야하므로 엄청난 계산량을 필요로 하지만 최적화 신경회로망을 이용하여 연관 확률을 구하게 되면 표적이 증가함에도 불구하고 소프트웨어적인 계산 load는 증가하지 않고, 대신에 내부 연결 뉴우런만 증가시키면 됨을 알 수 있다. 따라서, 최근에는 최

적화를 위한 Hopfield 신경회로망을 이용하여 데이터 연관 시스템을 구성함으로써 기존의 JPDA 추적 알고리즘에서 대두된 실시간 처리의 문제점의 해결 가능성이 제시되고 있다.

IV. 결 론

최근 새로운 인공지능 접근 방법으로 인간 두뇌 구조에 근거한 신경회로망의 출현은 자동 표적인식 있어서 기존 문제의 해결 가능성을 제시하고 있다. 즉, 컴팩트한 대규모 병렬 컴퓨터 하드웨어에 대한 가능성, 복잡한 최적화 문제의 실시간 구현 가능성 및 강력한 적응적 학습 알고리즘등을 사용한 증진된 programmability에 대한 잠재력등이다.

특히, Hopfield 모델과 같은 신경회로망 모델의 collective한 계산 특성과 Mean-field annealing과 같은 최적화 기술들은 매우 빠른 최적화를 달성할 수 있는 가능성을 제시하고 있다. 이러한 방법들은 Optical flow, Stereopsis, 영상 복원과 세그멘테이션등 직렬 컴퓨터를 사용하거나 더 나아가서는 고전적인 대규모 병렬 컴퓨터를 사용한다 해도 계산적으로 매우 방대한 분야에서 효과적으로 사용될 수 있다. 따라서, 이러한 신경 회로망 비전 연산 기술은 자동표적인식 시스템에서 표적 신호와 배경에 대해 보다 증진된 실질적인 영상 식별 가능성을 제시하고 있다.

또한, 강력한 학습 알고리즘은 신경회로망 접근 방식의 주된 강점이므로, 적절한 입출력 데이터 베이스가 주어지면 신경회로망 학습 알고리즘은 최적의 mapping 함수를 근사화하는 연결 강도 값을 계산하는데 사용될 수 있으며, 이러한 학습 기능은 자동표적인식을 위한 지식습득과 시스템 성능 개선에도 직접 사용될 수 있다.

궁극적으로, 신경회로망 학습은 목표물과 환경 변화에 적응, 강건한 목표물 피쳐의 선택 및 표적과 배경에 관한 사전 지식의 집적화 등에 대한 자동표적인식의 일반적인 요구 사항을 적절히 해결할 수 있는 가능성을 제시할 것으로 분석된다.

결론적으로, 랜덤한 자동 표적 인식 문제에서 단일 알고리즘을 이용하는 방법은 모든 시나리오 조건 상황에서 최적의 수행능력을 얻을 수 없으므로, 자동 표적 인식 시스템의 사용 목적에 따라, 그에 적합한 서로 다른 최적의 알고리즘을 상호 보완적으로 설계, 구현하는 것이 바람직하다. 시스템의 요구 조건에 따라 시스템 설계가 선택되어야, 최대의 수행능력을 얻을

수 있게 되는 것이다.

앞으로, 이러한 궁극적인 실시간 자동 표적 인식 기술은 기존의 디지털, 인공지능적 표적 인식 기술과 최근의 다중 센서 데이터 융합 기술, 신경회로망 및 광 정보 처리 기술이 상호 보완적으로 구성되므로서 그 실현이 가능하리라 전망된다.

본 연구는 국방과학연구소의 장기기초연구비 지원에 의해 이루어진 연구결과(기술현황보고서)의 일부입니다.

참 고 문 헌

1. B.Bhanu, "Automatic Target Recognition: State of the Art Survey," IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems, vol.AES-22, No.4, pp.364-379, 1986.
2. M.Roth, "Survey of Neural Network Technology for Automatic Target Recognition," IEEE Trans. on Neural Networks vol.1, No.1, pp.28-43, 1990.
3. J.Gilmore, et al., "Automatic Target Recognition," J. of Electronic Defense, pp.31-43, 1990.
4. Y.Bar-Shalom, and T.E.Fortmann, *Tracking and Data Association*, Academic Press, 1988.
5. DARPA *Neural Network Study*, AFCEA International Press, 1988.
6. J.J.Hopfield and D.W.Tank, "Neural' computation of decisions in optimization problems," Biol. Cybern., vol.52, pp.141-152, 1985.
7. G.Bilbro, R.Mann, T.K.Miller, W.E.Snyder, D.E.Vanden Bout, and M.White, "Optimization by mean field annealing," in *Advances in Neural Information Processing Systems 1*, D. S. Touretzky, E. San Mateo, CA : Morgan Kaufmann, pp.91-98, 1989.
8. G.L.Bilbro and W.E.Snyder, "Range image restoration using mean field annealing," in *Advances in Neural Information Processing Systems 1*, D. S. Touretzky, Ed. San Mateo, CA : Morgan Kaufmann, pp.594-601, 1989.
9. F. J. Pineda, "Generalization of back propagation to recurrent neural networks," Phys. Rev. Lett., vol.59, pp.2229-2232, 1987.
10. S. E. Troxel, S. K. Rogers, and M. Kabrisky, "The

- use of neural networks in PSRI target recognition," in IEEE Int. Conf. Neural Networks, vol.I. Piscataway, pp.593-600, 1988.
11. J. S. Denker et al., "Neural network recognizer for handwritten zip code digits," in Advances in Neural Information Processing systems I, D. S. Touretzky, Ed. San Mateo, CA :Morgan Kaufmann, pp. 323-331, 1989.
 12. J. Dayhoff, *Neural Network Architectures*, Van Nostrand Reinhold, 1990.
 13. David Hall, *Mathematical Techniques in MultiSensor Data Fusion*, Artech House, 1992.
 14. Eun-Soo Kim, *A Study on Real-Time Target Recognition*, Technical Report No. OPAN-117-91273, ADD, 1991.
 15. M. Masten & L. Stockum, *Acquisition, Tracking and Pointing V*, SPIE vol.1482, 1991.
 16. M. Weatherby, *Infrared Image Processing and Enhancement*, SPIE vol.781, 1987.
 17. P. M. Narendra, *Infrared Technology for Target Detection and Classification*, SPIE vol.302, 1981.
 18. DARPA, *Processings of Image Understanding Workshop*, 1989.
 19. Eun-Soo Kim, Seung-Hyun Lee, "Implementation of OptoNeural Multi-Target Tracking System," IEEE / IJCNN'92, Baltimore, USA, vol.3, pp. 185-190.
 20. Eun-Soo Kim, Jin-Ho Lee, "Real-Time Tracking System Based on Joint Transform Correlator and Neural Network," Proc. SPIE, vol.1812, Dec., 1992.



김 은 수

- 1978년 : 연세대학교 공과대학 전자공학과(학사)
- 1984년 : 연세대학교 대학원 전자공학과(박사)
- 1987년 2월 ~ 1988년 8월 : 미국 Caltech 전자공학과 객원교수
- 1981년 ~ 현재 : 광운대학교 전자공학과, 현재 교수
- 1991년 ~ 현재 : 한국통신학회 신경회로망 분과위원장
- 연구분야 : 신경회로망, 광정보처리, 자동표적인식, 레이다 등