
자기조직화 신경망을 이용한 다중 표적 추적에 관한 연구

서창진*, 김광백**

A Study on Multiple Target Tracking Using Self-Organizing Neural Network

Chang-Jin Seo*, Gwang-Baek Kim**

요 약

실세계환경에서 물체를 추적하는 기술은 영상의 지속적인 변화 및 영상데이터 방대함과 처리속도의 문제로 인하여 해결하기 어려운 문제이다. 특히 해상과 같은 환경에서는 더욱 어려운 현실이다. 본 논문에서는 복잡한 환경에서 물체를 추적하고 탐지하기 위한 방법으로 자기조직화 신경망을 사용하여 구성하였다. 본 논문에서의 접근 방법은 코호넨의 자기 조직화 신경망 분석 기법과 영역확장 기법 및 에너지 최소화함수를 이용하여 물체 추적시스템을 구성하였다. 자기조직화 신경망은 하나의 프레임 내에서 이동하는 물체의 중심점을 탐지할 수 있다. 그리고 연속적인 영상에서 이전에 탐지되었던 뉴런의 위치를 이용하여 물체를 추적할 수 있다. 자기조직화 신경망을 이용한 물체 추적의 실험결과 다양한 환경의 변화에서도 물체의 추적이 가능함을 알 수 있었다.

ABSTRACT

Target tracking in a real world situation is difficult problem because of continuous variations in images, huge amounts of data, and high processing speed demands. The problem becomes even harder in the case of sea background. This paper presents an initial study of neural network based method for target detection and tracking in cluttering environment. The approach uses a combination of differential motion analysis, Kohonen self-organizing network and region growing method. The network is capable of detecting the mass-centers of moving objects within one frame. The history of neurons positions in the sequential frames approximates the traces of the targets. The experiments done with the network in simulated environment showed promising results.

keyword

Automatic Targer Tracking, Artificial Neural Network

I. 서 론

컴퓨터를 이용하여 인간의 시각기능을 구현하고자 하는 컴퓨터 시각에 관한 연구들이 각계에서 활발히 연구되어 지고 있다. 컴퓨터 시각은 어떤 장면에서의 영상을 분석하여 장면에 대한 정보를 추출해 내고자 하는 것에 주된 관심이 있다. 기존

의 computer vision에 관한 연구들은 주로 단일 화상만을 이용해서 객체를 탐지하고, 객체에 대한 여러 정보를 추출해내고자 하였지만, 최근 들어 움직임 분석 기법 및 컴퓨터 처리속도의 급속한 발전으로 연속적인 화상에서 움직이는 물체에 대한 정보를 추출하고자 하는 움직임 처리에 관한

* 성덕대학 컴퓨터정보계열

**신라대학교 컴퓨터공학과

접수일자 : 2003. 9. 17

관심이 고조되고 있다[1,4,5,7].

일반적으로 시각 시스템은 변화를 탐지하고 관찰자와 객체의 특성을 결정해야 하며, 다음으로 상위 수준 추상화를 사용하여 물체를 특성화해야 하며, 마지막으로 원하는 물체의 개체를 인식해야 한다. 이를 위한 카메라와 실세계의 설정은 다음 네 가지의 가능성을 가지고 있다. 이 네 가지 경우에 따라서 화상을 분석하는데 다른 기법들이 요구된다[6].

- (1) 고정된 카메라와 고정된 객체
(SCSO : stationary camera, stationary objects)
- (2) 고정된 카메라와 움직이는 객체
(SCMO : stationary camera, moving objects)
- (3) 움직이는 카메라와 고정된 객체
(MCSO : moving camera, stationary objects)
- (4) 움직이는 카메라와 움직이는 객체
(MCMO : moving camera, moving objects)

본 논문에서 다루고자하는 내용은 (2) SCMO의 경우이다. (2)의 경우 단지 움직이는 객체의 탐지(moving object detection)만이 요구된다면, 운동에 기반을 둔 탐지 방법(motion-based object detection)에 의해 해결될 수 있다. 그러나 여기서 운동탐지(motion detection)와 움직이는 객체의 탐지(moving object detection)는 다르며 움직이는 객체의 탐지는 경우에 따라서는 매우 복잡한 문제일 수도 있다.

장(motion field)이 형성됨을 볼 수 있다. 이러한 명백한 움직임은 3차원 움직임을 이해하는데 매우 유용하다. 그러므로 움직임 분석은 분명한 움직임을 추정하고 3차원적인 움직임을 구해내는 것이다[6].

움직임 장(motion field) 추정에 대한 본질적인 문제점으로 다음 3가지를 들 수 있는데 첫 번째로 노이즈에 의해 발생되는 움직임 장에서의 불연속성에 대한 문제이다. 이 문제는 2차원 및 3차원 Gaussian 평준화 연산자를 써서 해결이 가능하고, 두 번째로 움직이는 상이한 물체사이 또는 움직이는 물체와 정지해있는 배경사이에 폐색(occlusion)이 발생 할 수 있다는 것이다. 이 문제로 인해 잘못된 추정을 할 수 있는데 이 문제는 폐색(occlusion)이 일어날 수 있는 경계를 선(priori)또는 후(posteriori)추론을 통해 해결 할 수 있다. 마지막으로 소위 말하는 '틈새(aperture)'에 대한 문제인데 이 문제는 인간의 시각에서도 발생할 수 있는 문제이다.

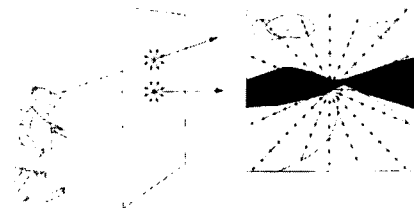


그림 1 움직임의 영상면에 대한 투영
Fig. 1. Projection for image plane of motion

II. 관련 연구

2.1 기존의 움직임 추정 기법

움직임 분석의 주된 주제는 움직이는 객체의 3차원적인 움직임 성분을 추정하는 것이다. 움직임 분석에 초점을 맞추고 있는 시각을 기반으로 한 시스템에서 얻을 수 있는 정보는 어떤 3차원 물체의 실제 속도를 영상면(image plane)에 투사한 것과 관련이 있다. 예를 들면 그림 1에서와 같이 관측자가 어느 한 방향을 향해 걸어가고 있을 때 관측자의 움직임에 따라 영상면에 각기 다른 움직임

2.2 차영상(differential image)에 의한 방법

이 방법은 연속되는 두 프레임 또는 다수의 프레임을 이용하여 차를 구함으로써 움직임을 추정하는 방법이다. 단, 카메라는 고정되어 있어야 하며 조명은 일정해야 한다. 차영상 $d(i, j)$ 는 이진화된 영상으로써 움직임이 일어난 영역에는 '0'이 아닌 값을 가진다. 즉, 연속되는 영상의 그레이 레벨의 차를 구하면 움직임이 일어나지 않은 경우는 이전 프레임의 밝기 값과 현재 프레임의 밝기 값이 동일하기 때문에 '0'의 값을 가지게 된다. 다음 식에 의해 표현되어질 수 있다[5].

$$d(i, j) = 0 \text{ if } |f_1(i, j) - f_2(i, j)| \leq \epsilon$$

$$= 1 \text{ otherwise}$$

f_1, f_2 : 연속 영상, ϵ : 임계치값

차영상에 의한 움직임 분석으로 구해진 물체의 궤적으로는 물체가 어느 방향으로 움직였는지에 관한 정보는 얻을 수 없다. 만약 방향에 대한 정보가 필요 할 경우 cumulative difference image에 의해 구해 낼 수 있다.

2.3 블록 정합에 의한 방법

블록 정합 방법은 정합 기반 기술로서 추적되어 져야 할 특징의 단위로 영상 세그먼트가 선택 되어져야 한다. 이 경우 움직임 장 추정은 시간(t) 상의 참조영상의 중심좌표 x, y를 가지는 세그먼트와 가장 유사한 t상의 영상의 세그먼트의 중심 좌표 x' y'를 찾음으로써 이루어진다. 두 블록간의 유사도 측정은 기본적으로 다음 식과 같다.

$$C(x, y, x', y') = \sum_{m=-M/2}^{M/2} \sum_{l=-L/2}^{L/2} (E_{(x+m, y+l, t-\Delta t)} - E_{(x'+m, y'+l, t)})^2$$

$E_{(x, y, t)}$: 시간 t 상의 좌표 x, y의 영상 밝기 값
 M, N: 영상 세그먼트의 x, y 크기.

블록 정합 기술은 일반적으로 인접 프레임간 특정 물체의 밝기 값이 유사하므로 효율적이긴 하나, 최적의 블록의 크기를 결정하기 어려우며 정합 과정에서 많은 계산이 요구된다.

2.4 광류(optical flow)에 의한 방법

생물의 시각 시스템이 이산적이긴 하지만, 광강도(intensity)에 대한 정량화(quantization) 매우 세밀하기 때문에 거의 연속적인 광강도를 인식하는 것과 같다. 이러한 세밀한 광강도를 가진 두 개의 연속된 영상의 변화를 연속적 흐름으로 나타낼 수 있다. 그러한 연속 정보를 광류(optical flow)라 부른다. 광류는 시간 간격 dt 동안의 움직임에 의

해 생긴 변화를 의미하는데 3차원적인 움직임을 2차원 영상에 표현하는 속도장(velocity field)이라 할 수 있다. 순간적인 속도 장은 영상면의 모든 점 또는 픽셀에서 2차원의 속도 벡터를 결정한다. 광류계산은 다음 두 가정에 기반하고 있다[1,6].

1. 물체 표면의 광강도 값은 시간의 변화에 관계없이 일정하다.
2. 영상 표면상의 인접해 있는 점들은 같은 형태로 움직인다. - 속도 평활화 제약

광류에 의한 움직임 분석 기법은 프레임과 프레임사이의 간격이 넓거나, 조명이 변하거나, 노이즈에 의해 일정한 형태를 유지하지 않을 경우, 물체의 형태가 시간이 변함에 따라 변할 경우 등에서는 좋지 못한 결과를 얻을 수 있다.

III. 신경망을 이용한 다중 표적 추적 방법

실세계 환경에서의 표적 추적은 매우 어려운 작업이다. 왜냐하면 영상의 연속적인 변화와 방대한 양의 데이터 처리를 필요로 하며 또한 데이터 처리에 있어서 높은 속도가 요구되어지기 때문이다. 해상을 배경으로 가지는 경우에는 더욱 힘들다. 이장은 해상과 같은 복잡한 환경에 존재하는 표적을 탐지하고 추적하기 위한 신경망 적용 방안 에 대해 기술 하고자 한다. 본 논문에서는 차영상 분석 기법을 기반으로 해서 코호넨의 자기 조직화 신경망을 이용하여 표적을 탐지 및 추적한다. 전체 시스템의 흐름도는 그림 2와 같다.

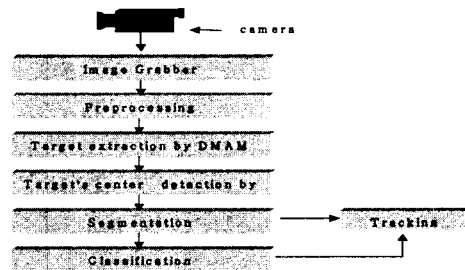


그림 2. 시스템 흐름도
 Fig. 2. System overview

3.1 배경으로부터 움직이는 표적 추출

움직임 분석에 의해 움직이는 표적의 위치, 크기, 형태 등의 중요한 정보들을 획득할 수 있다. 본 논문에서는 차영상 분석에 의한 방법을 기반으로 하고 있는데 그 이유는 다른 추정 기법보다 간단하며 특히 본 논문에서와 같이 배경이 프레임과 프레임 사이에서 심하게 변하고 복잡한(clutter) 경우에 효율적으로 적용되어 질 수 있다. 따라서 본 절에서는 연속된 3 프레임을 이용해서 움직이는 표적을 추출하고 이 영상에 노이즈 제거 필터를 적용함으로써 표적이 아닌 배경의 움직임이나 밝기의 변화에 의해 발생한 노이즈를 제거하는 방법에 대해 설명 하고자 한다. DMAM(Differential Motion Analysis Method)는 움직이는 표적의 위치, 크기, 모양을 추출하기 위하여 사용하였다.

연속된 3 프레임을 이용하여 표적을 추출해내는 기본적인 방법은 식 (1)과 같다.

$$a_{ij}(t) = f_{ij}(t) - f_{ij}(t-1), \quad b_{ij}(t) = f_{ij}(t+1) - f_{ij}(t) \quad (1)$$

$$f_{ij}(t) = a_{ij}(t) * b_{ij}(t)$$

그러나 위 경우는 배경이 고정되어 있고 표적의 형태도 환경이나 기타 영향에 의해 변하지 않기 때문에 잡영이 없는 양호한 결과를 얻을 수 있지만 해상에서와 같이 과도에 의해 배경이 변하거나 배의 속도에 따라 물살의 형태도 다양하여 프레임마다 다른 형태의 표적이 보이게 된다. 따라서 위 방법을 통해 나온 결과에는 많은 잡영(noise)을 포함하게 된다. 본 논문에서는 이러한 노이즈를 없애기 위해 크기(size) 필터를 이용하였는데 특정 크기의 윈도우가 포함하는 픽셀수를 검사하여 조밀도를 계산한 후 임계치 보다 크면 그대로 남겨 두고 적으면 제거한다. 필터를 통과한 후 얻어진 결과는 그림 3에서 볼 수 있다.

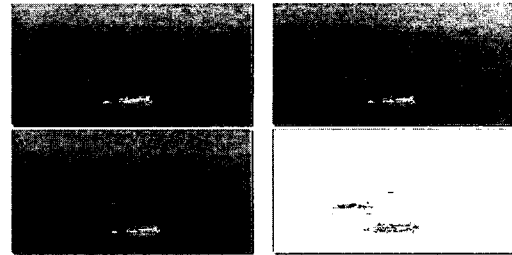


그림 3. 차연산에 의한 표적 추출
Fig. 3. Target extraction using DMAM

3.2 신경망을 이용한 표적의 탐지 및 추적

움직이는 표적의 중심을 탐지하는 것은 표적의 영역화(segmentation)와 추적 및 인식을 하는데 중요한 정보를 제공해 줄 수 있다. 따라서 이 장에서는 Kohonen의 자기조직화 신경망의 클러스터링 능력을 이용하여 움직이는 표적의 중심을 추정하고 표적 움직임의 완만한 특성을 이용하여 추적하는 알고리즘을 설명하고자 한다. 자기조직화(self-organizing)네트워크는 간단하면서도 정확한 통계적 모델로써 실시간 학습에 쓰일 수 있는 자율 학습 모델이다.

3.2.1 네트워크 구성

네트워크는 N개의 뉴런을 가지는 경쟁층과 전 단계에서 얻어진 표적을 구성하는 픽셀의 좌표(x1,y1)를 입력으로 하는 입력층으로 구성되고, 각 뉴런 들은 두 개(w1,w2)의 연결 강도 값을 가진다. 그 구조는 그림 4에 나타나 있다.

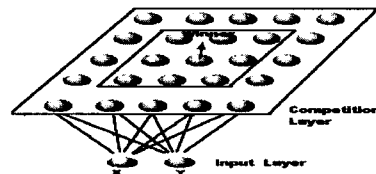


그림 4. Kohonen Network 구조
Fig. 4. Kohonen Network structure

기본적인 Kohonen 학습 모델의 알고리즘은 다음과 같다. $Y=(y1,y2,...,yn)$ 은 각 뉴런의 출력 값

이다[2]. 출력 값이 1인 뉴런을 승자 뉴런(winner neuron) 이라 한다. 승자 뉴런에 대해 학습 규칙 식(2)에 의해 연결 강도를 조정한다. α 는 학습율로써 0 과 1 사이의 실 수 값을 가지며 학습 횟수가 증가 할수록 학습율은 식(3)에 따라 감소한다.

$$W_{ij}^{(t+1)} = w_{ij}^{(t)} + \Delta w_{ij}^{(t+1)} \quad (2)$$

$$\Delta W_{ij} = \eta(t)(x_j - w_{ij}^{(t)})$$

$$\eta(t+1) = \eta(t) (\exp(-t * \beta)) \quad (3)$$

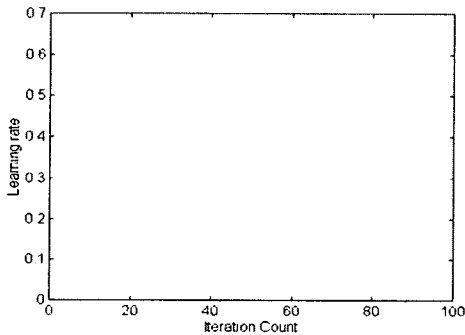


그림 5 반복횟수에 따른 학습율의 변화
Fig. 5. Change of the learning rate

반복 횟수에 따른 학습율의 변화 상태를 그림 5에서 볼 수 있다. 학습 수가 증가함에 따라 N개의 뉴런 중에서 한 개의 뉴런이 표적을 구성하고 있는 픽셀의 집합 중심으로 점차적으로 이동한다. 일반적으로 표적의 움직임은 특수한 경우(벽에 표적이 부딪혔을 경우 등)를 제외하고는 완만(velocity smoothness)하고 프레임과 프레임사이 는 조밀(dense)하다는 것을 가정한다면 이전 프레임에서 표적의 중심으로 이동한 뉴런은 다음 프레임에서도 동일한 뉴런이 이동한 표적의 중심으로 이동할 것이라는 개념이 표적의 궤적 추적을 가능하게 한다.

3.3 표적(target) 영역 분할(segmentation)

이 절에서는 이전 단계에 의해 표적의 중심점이 구해지면 그 점을 seed point로 하여 영역 확장 기법을 이용하여 대략적인 표적의 영역을 결정하고.

표적 영역에 대한 정보에 이용하여 정확한 표적 영역을 분할해 내기 위해 스네이크를 이용하였다.

3.3.1 영역 확장 기법에 의한 표적 영역 결정

본 논문에서는 일정 크기의 블록을 단위로 하여 영역 확장(region growing)기법을 이용하여 표적의 영역을 결정하였다. 즉, 이웃하는 블록과 비교하면서 영역을 확장해 나간다. 그 방법은 식(4)와 같다.

$$Fimage(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{if } (\sum \sum I(x+i, y+j)) \geq BCNT \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

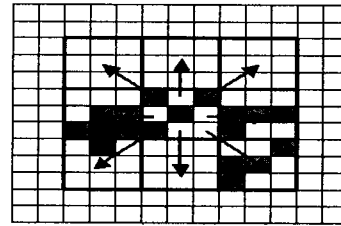


그림 6. 8-방향 영역확장 기법
Fig. 6. 8-neighborhood region growing method

영역확장시 블록단위로 비교함으로써 얻어질 수 있는 이점들을 살펴보면 첫째, 노이즈에 민감하게 반응하지 않는다는 것과 둘째, 처리속도를 증가시킬 수 있다는 것이다. 영역확장 기법은 그림 6과 같다.

3.4 기존의 Snake 모델

Snake 모델은 spline에 에너지 함수를 적용하여 정의되어진다. Snake의 에너지는 영상 내에서 그것의 모양과 위치에 의존하게 되고, 최소화하는 과정을 통해 Snake 모델이 윤곽선으로 수렴하도록 한다[6]. Snake의 에너지 함수는 내부 에너지와 외부 에너지로 이루어진다. 여기에서 내부 에너지는 Snake의 모양에 의해 결정되어지고 반면에 외부 에너지는 영상과의 관계에 의해 결정되어진다. Snake와 에너지 함수는 식 (5)와 같이 정의된다.

$$V(s) = (x(s), y(s)) \quad (5)$$

$x(s), y(s)$: 윤곽선 $(s, [0.1])$ 의 좌표점

Snake 모델에 의해 추출된 윤곽선은 초기 Snake의 위치와 모양에 매우 의존적이기 때문에 초기 Snake가 원하는 물체와 떨어진 곳에 위치하게 되거나, 표적의 형태와 전혀 관련성이 없는 초기 모양으로 설정되면 잘못된 윤곽을 찾아낸다는 단점이 있다. 따라서 본 논문에서는 전 단계에서 획득한 표적의 위치와 대략적인 영역을 Snake 모델의 초기 위치 정보로 이용함으로써 원하는 표적의 정확한 윤곽선을 추출하도록 하였다.

3.5 에너지 함수의 변형 적용

초기 Snake 모델의 위치가 설정되고 나면 에너지의 최소화 과정이 이루어지게 된다. 그러나 해상이라는 특수한 환경으로 인해 Snake의 에너지가 국부적인 최소값(local minima)에 수렴할 위험성이 매우 높다. 따라서 본 논문에서는 기존 Snake의 에너지 함수를 변형 적용하여 이러한 국부적인 최소값에 빠질 위험성을 줄이고자 하였다. 먼저, 초기 Snake는 다음과 같이 주어진다.

$$S = (v_1, v_2, v_3, \dots, v_n), v_i = (x_{i1}, y_i)$$

에너지를 구하기에 앞서 Snake가 위치한 영상 점과 영상위의 다른 점 사이의 밝기 값을 블록 단위로 비교해서 그 결과 값에 따라 δ 를 변화 시킨다. 에너지 함수는 다음 식 (6)과 같다.

$$E'_{snake} = \sum_k^n \delta_k (E_{image} + E_{int})$$

$$\delta_k = \begin{cases} 0 & \text{if } |E_{line}(v_k) - I(p)| \leq \theta \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$\text{where } I = \frac{1}{N} \sum_{i=-s}^s \sum_{j=-s}^s (x_{k+i}, y_{k+i}) \quad (6)$$

$N = 2*s + 1$, s : block size, p : 임의의 점

블록의 밝기 값을 비교한 결과가 주어진 임계

치 이하일 경우에는 에너지 최소화 과정에서 영상 에너지는 제외하고 외부 에너지만의 작용으로 영상의 임의의 점과의 거리를 줄여 나가게 된다. 탐지된 표적의 대략적인 중심점과의 거리를 줄여 나감으로써 Snake의 움직임을 제한한다. Snake의 움직임 방향은 그림 7과 같다.

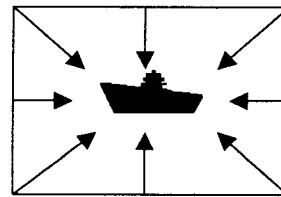


그림 7. snake의 움직임 방향
Fig. 7. Moving direction of snake

이와 같이 Snake 모델의 초기 위치에 대한 정보를 전 단계에 의해 얻음으로써 초기 위치 설정 문제를 해결하였다. 에너지 함수를 변형 적용하여 스네이크의 움직임 방향을 제한함으로써 수렴속도를 높일 수 있었으며 Snake가 표적의 윤곽선으로 보다 정확하게 접근할 수 있었다.

IV. 실험 및 결과 분석

본 논문에서는 Kohonen 학습모델과 논문에서 제안하는 알고리즘의 성능 측정을 위해 연속 프레임 생성할 수 있는 간단한 시뮬레이션 환경을 개발하였다. 연속적인 프레임을 생성하기 위해 배경은 실제 영상을 이용하였고 표적(배, 보트)은 영상에서 수작업으로 추출하였다. 먼저 표적의 궤적을 설정하고 나면 설정된 궤적을 따라 표적은 움직이게 된다. 그리고 과도로 인한 배경의 변화는 노이즈 첨가함으로써 실제 환경과 유사하게 만들었다. 시뮬레이션에 의해 실험한 이유는 표적의 정확한 위치를 지정할 수 있고, 사용자가 원하는 형태로 궤적 설정이 가능하기 때문에 논문에서 제안한 알고리즘의 정확성을 판단할 수 있게 하기 위해서이다.

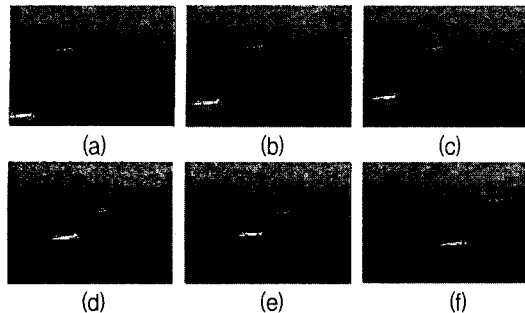


그림 8. 시뮬레이션에 의해 생성된 영상
Fig. 8. Reconstructed image by simulation

시스템에 의해 생성한 연속 영상은 그림 8에서 볼 수 있다. 본 논문에서는 표적의 이동적(translation)인 움직임에 대해서만 고려를 하였다. 그림 9는 3개의 연속된 프레임을 이용하여 차영상 기법에 의해 표적을 추출하고 사이즈 필터(size filter)를 적용하여 잡영을 제거한 결과이다. 그리고 그림 9는 Kohonen 학습 모델을 이용하여 표적의 중심을 탐지하여 그 궤도를 추적하는 상황을 나타낸다. 그림에서 실선은 사용자가 설정한 표적의 궤적을 나타내며 '+'는 실제 표적의 위치를 나타내고 '*'는 임의로 설정한 뉴런들을 나타내며 각각의 표적에 하나의 뉴런이 위치하게 된다.

실험을 하는 동안 다음 두 가지의 중요 문제점이 발생하였다. Over Representation과 Under Representation이 발생되었다. 이런 문제점들은 growing/pruning 기법에 의해 해결 되어질 수 있다. 첫 번째 문제점은 pruning 기법에 의해 표적 내에 위치하는 뉴런들중 하나만을 남겨 두고 나머지는 삭제함으로써 해결 가능하고 두 번째 문제점은 growing 기법에 의해 하나의 뉴런을 두 개로 분리하여 각각의 표적에 위치하게 함으로써 해결할 수 있다.

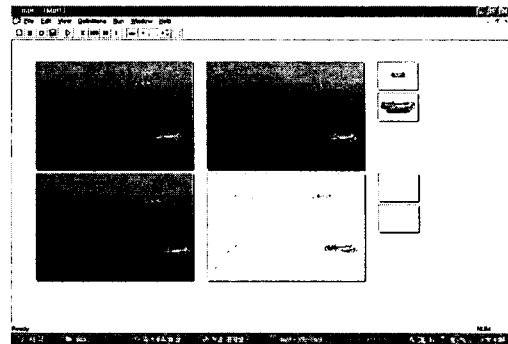


그림 9. 다중표적 추적을 위한 시스템 환경
Fig. 9. System environment for multi target tracking

본 연구를 통해서 해상과 같은 특수한 배경을 가진 환경에서 움직이는 표적을 탐지하고 그 궤적 추적의 가능성에 대해 알 수 있었다. 시뮬레이션 환경도 거의 실세계와 유사하게 만들어졌기 때문에 그 가능성은 더욱 크다고 할 수 있다.

V. 결론 및 향후 연구과제

본 논문에서는 차영상 분석에 의한 방법을 기반으로 하여 해상에서와 같이 배경이 심하게 변하고 복잡한 배경에서 움직이는 표적을 탐지하고 추적하는 기법을 제시 하였다. Kohonen의 자기조직화 신경망 모델을 이용한 새로운 표적 탐지와 추적 기법을 제시하였고 탐지된 표적의 영역 분할을 위해 블록 단위 영역 확장 기법에 대해서도 제시하였다.

향후 연구 과제로는 4장에서도 언급 하였듯이 여러 개의 표적이 교차하거나 가깝게 위치하여 이동할 경우, 하나의 표적이 다른 표적에 비해 많은 영역을 차지할 경우, 잡영이 특정 부분에 집중해 있을 경우 등의 문제점들에 대한 해결 방안을 모색 하며 실세계에 적용할 수 있도록 다양한 환경에서의 연구가 필요할 것이다.

참고 문헌

[1] Rafael C. Gonzalez, Richard E. Woods, Digital image processing, Second edition, Prentice

- Hall, 2001
- [2] S. Haykin, Neural Networks, Macmillan College Publishing Company, 1994.
 - [3] M. W. Roth, "Survey of Network Technology for Automatic Target Recognition," IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 1, no. 1, pp. 28-43, 1990.
 - [4] M. V. Shirvaikar , M. M. Trivedi, "A Neural Filter to Detect Small Targets in High Clutter Backgrounds," IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 6, no. 1, pp.252-257, 1995.
 - [5] P. A.. Laplante and A. D. Stoyenko, REAL-TIME IMAGING Theory, Techniques, and Applications. IEEE PRESS. 1996.
 - [6] R. M. Kuczewski, "Neural Network Approaches to Multitarget tracking," Proc. of IEEE ICNN, vol. 64, pp. 619-633, 1987.
 - [7] C. Alippi, V. Torri, "Real-Time Detection of Ships in Radar Images," Proc. of IJCNN'93, Vol. 2, pp1235-1238, Japan, 1993.

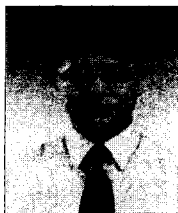
저자 소개



서창진(Chang-Jin Seo)

1997년 경성대학교 이학사
1999년 부산대학교 이학석사
2003년 부산대학교 공학박사
2000년~현재 성덕대학 전임강사

※ 신경망, 멀티미디어, 컴퓨터비전



김광백(Gwang-Baek Kim)

1993년 부산대학교 이학석사
1999년 부산대학교 이학박사
1996~1997년 동의공업대학 교수
1999년~2000년 Biomedical Fuzzy

Systems Association Associate Editors (Japan)

1997년~현재 신라대학교 컴퓨터공학과 부교수

2003년~현재 한국 퍼지 및 지능시스템학회 이사

※ Neural Networks, Image Processing, Fuzzy Logic,
Biological Signal Processing and Biomedical System