

신경회로망을 이용한 로봇 추적 시스템 설계

정회원 백성현*, 박동선*, 조재완**, 이용범**

Design of a Robot-Tracking System using Neural Networks

Seonghyun Baek*, Dong-Sun Park*, Jaiwan Cho**, Yong-bum Lee** *Regular Members*

요약

본 논문에서는 신경회로망을 이용한 로봇 추적 시스템 설계 및 구현에 대해 설명한다. 로봇 endeffector의 병진, 비례 축소, 회전에 따른 환경의 변화를 극복하고 정확히 추적할 수 있는 신경회로망을 구성하였다. 신경회로망은 endeffector의 위치를 정확히 찾아내는 위치 검출 신경회로망과 다음의 위치를 예측하는 위치 예측 신경회로망으로 구성되었으며 역전파 알고리즘을 이용하여 실제 환경에 맞는 학습을 하였다. 신경회로망은 물체를 인식하는 능력이 뛰어나고 잡음에 민감하지 않은 능력을 가지고 있으며 학습이 이루어진 후에는 학습하지 않은 정보에 대해서도 적절한 결과를 보이는 일반화 능력을 가지고 있다. 설계된 신경회로망 추적시스템은 수시로 변하는 로봇의 endeffector의 위치를 정확히 검출하고 또한 다음의 위치 예측에도 비교적 정확한 결과를 보인다.

ABSTRACT

In this paper, a neural network robot tracking system is designed and partly implemented. The neural network approach is employed to recognize the robot endeffector covering the situation of three types of motion: translation, scaling and rotation. Features for the neural network to detect the position of the endeffector are extracted from preprocessed images. A feedforward neural network with the backpropagation learning is used to detect the position of the robot endeffector. Another neural network is used to estimate the motion from a sequence of images and to control movements of the robot endeffector. Inherent characteristics of neural networks include excellent object recognition capability, the robustness to noise and the generalization capability. Combining the two neural networks for recognizing the robot endeffector and estimating the motion with the preprocessing stage, the whole system keeps tracking of the robot endeffector effectively.

I. 서론

첨단의 디지털 영상 처리 기법을 이용하여, 비디오 또는 적외선 영상에서 이동하는 물체를 인식, 검출하여 추적하는 시스템은 여러 분야에서 이용이 증대되고 있다. 군사용 정찰, 도로상의 교통량 측정, 보안 장치에서의 무인 감시 시스템 그리고 각종의 산업용 로봇 감시등을 포함한다^{[1][2]}.

효율적인 물체 추적을 위한 조건으로는 추적의 정확성과 실시간 처리 그리고 비선형적인 예측이

필요하다. 기존의 추적 시스템은 이러한 조건을 만족시키기 위해 노력을 해왔으나 모든 조건을 다 충족시키지는 못했다. 단순히 물체를 인식하고 위치를 검출하거나 실시간 처리를 위해 알고리즘을 단순화하여 정확성이 결여되는 문제가 있었다. 또한 과거 물체의 움직임을 이용하여 다음 위치를 예측하는 알고리즘은 많이 사용되지 못하고 있다. 구현된 예를 보면 Nick Cutania는 움직이는 비행기를 추적하였는데 확률적 방법을 이용하여 추적을 수행하였으

* 전북대학교 정보통신공학과 멀티미디어 연구실(dspark@moak.chonbuk.ac.kr)

** 한국원자력연구소 (jwcho@nanum.kaeri.re.kr)

논문번호 : 97297-0826, 접수일자 : 1997년 8월 26일

※ 본 연구는 과학기술부의 원자력연구개발사업의 일환 및 전북대학교 정보통신연구소 관리로 수행되었습니다.

나 단순히 현재 위치만을 파악하였다^[11]. Lee 등이 제시한 물체 추적 시스템은 적외선 영상에서 느리게 움직이는 전함을 추적하는 시스템으로 이 시스템은 다중 프레임 검출 개념을 이용하였다. Lee 등이 제시한 시스템은 카메라의 추적 서보가 없으므로 능동적 의미의 추적 시스템의 범주에 들어가지 않으며 상관을 구하는데 추적량의 크기에 커지면 계산량이 많다는 단점이 있다^[12].

미 공군에서는 표적으로 지정된 물체의 모양에 기반을 둔 추적을 수행하는데 자기상관(autocorrelation)의 높이와 형태를 이용하였으며 예측은 하지 않았다^[13]. 일본의 신일본 제철에서는 2차원 비전 센서를 이용한 고속 표적 추적 시스템을 개발하였는데 병렬처리를 수행하여 빠른 속도로 다양한 비전 작업들을 수행하였다. 2차원 비전 센서의 구조를 단순화시키고 고배율화해 VLSI에 집적화 하여 병렬 처리 사이클(cycle) 시간을 670us 정도로 성취하였다. 계산 속도를 빠르게 하는데는 효과적이거나 물체를 정확히 인식하는 부분이 미흡하며 예측은 하지 않는다^[14].

본 논문에서는 정확성과 비선형적인 예측 조건을 만족시키기 위해 설계된 신경회로망 추적시스템은 신경회로망의 인식 능력을 이용하여 물체를 인식하고 위치를 검출하였으며 비선형적인 물체의 움직임 예측하기 위해서 비선형적인 출력을 보이는 신경회로망을 이용하였다. 병진, 비례 축소 그리고 회전등에 따라 변하는 물체의 인식을 위해 소수의 특징적인 모습에 대해 학습을 하였다. 신경회로망을 이용함으로써 정확한 위치 검출을 할 수 있으며 학습하지 않은 패턴들에 대해서도 적절한 반응을 나타냄으로써 정확성을 향상시켰고 예측을 통한 Pan/Tilt 제어를 함으로서 능동적인 추적을 달성하였다. 예측된 결과로 Pan/Tilt를 제어하여 물체를 영상의 중심부분에 위치시킴으로서 추적에 필요한 계산시간 또한 단축할 수 있었다^{[15][16]}.

이용이 증가되고 있는 물체의 추적 시스템을 설계하고 설계된 시스템을 실험을 통하여 성능을 분석, 평가한다. 추적시스템은 크게 네부분으로 나뉜다. 카메라로부터 입력받는 영상에 대해 잡음을 제거하고 찾고자 하는 정보를 정확하게 해주는 전처리과정, 전처리된 영상으로부터 endeffector의 위치를 검출하는 위치 검출신경회로망, 로봇의 endeffector가 다음에 어디로 움직일 것인가를 예측해주는 위치 예측신경회로망, 예측된 다음 위치를 기반으로 카메라의 영상 중심을 이동시켜 주는

Pan/Tilt부분으로 구성된다. 신경회로망은 역전파 알고리즘(backpropagation algorithm)으로 학습을 하였으며 학습에 이용된 패턴은 소수의 중요한 것만을 취하였다. 신경회로망은 소수의 패턴으로 학습된 후 학습되지 않은 입력 패턴에 대해서도 적절히 반응한다. 이러한 일반화 능력을 이용하여 추적 시스템의 성능을 좋게 하였다. 본논문에서는 다른 연구에서 도입하지 않은 예측 단계와 Pan/Tilt제어 단계를 추가 함으로서 시스템의 성능을 향상시키고 신경회로망의 학습을 통하여 일반화된 결과를 보이도록 하였다.

본 논문의 II장에서는 본 논문에서 제안한 신경회로망을 이용한 로봇 추적 시스템에 대해 설명한다. III장에서는 위치 검출 신경회로망과 위치 예측 신경회로망의 성능을 평가하며 IV장에서 본 논문의 결론을 맺는다.

II. 로봇 추적 시스템 구성

본 장에서는 제안된 로봇 추적 시스템에 구성에 대해서 설명한다. 영상획득과 전처리부분에 대하여 설명하고 신경회로망을 이용한 위치 검출과 예측에 대하여 설명한다. 위치 예측 신경회로망의 출력을 이용하여 Pan/Tilt제어를 하는 부분에 대하여 설명한다.

1. 제안된 로봇 추적 시스템 구성

본 논문에서 제안된 신경회로망 로봇 추적시스템의 전체 구성도를 그림 1에 보이고 있다. 제안된 시스템은 크게 나누어서 영상을 획득하기 위한 카메라와 이를 조정하는 Pan/Tilt부분, 전처리 부분, 로봇 endeffector의 현재 위치를 검출하는 부분과 결과를 이용하여 다음 위치를 예측하는 부분으로 나눌 수 있고, 예측되어진 결과를 이용 Pan/Tilt를 조정함으로써 연속적인 추적을 행하는 부분으로 나눌 수 있다.

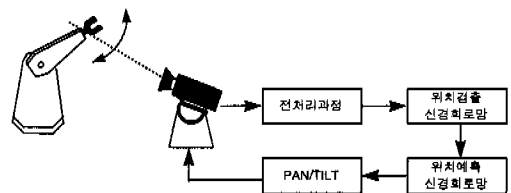


그림 1. 신경회로망 로봇 추적 시스템의 전체 구성도

2. 입력 영상과 전처리

일반적으로 로봇 endeffector의 영상을 구성하는 방법으로는 CCD카메라로부터 영상을 획득하여 이를 프레임 그래버(frame grabber)를 통하여 영상을 구성하는 방법과 CAD 소프트웨어를 사용하여 영상을 구성하는 방법이 있다^[7]. 최근에는 데이터 베이스 생성의 편이를 위해 후자의 방법을 사용하기도 하지만 본 논문에서는 전자의 구성방법을 사용하였다.

로봇의 endeffector는 PUMA 500 로봇을 대상으로 하였으며 입력영상은 256레벨의 그레이 값을 가진다. 로봇 endeffector의 영상은 바라보는 각도에 따라 상당히 다른 모습을 나타내게 되며, 이러한 특징을 갖고 있는 로봇 endeffector를 기술하기 위해서는 3차원 공간상에서 서로 다른 방향으로 회전하는 2차원 영상이 필요하게 된다^[4]. 따라서 서로 다른 각도에서 바라보는 로봇 endeffector의 3차원 모습은 그림 2와 같이 3차원 좌표계의 중심에 있다고 가정하고 X, Y 및 Z축 방향으로 회전시킨 후 Z축 방향으로 투영시켜 만들 수 있다. 이 때 로봇 endeffector의 무게 중심은 좌표계 중심에 관찰자의 방향은 Z축에 있다고 가정한다.

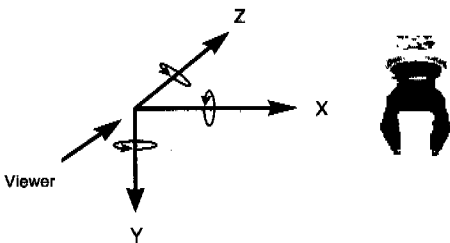


그림 2. 3차원 좌표계 시스템

이를 바탕으로 구성한 로봇 endeffector의 운동모형의 영상을 그림 3에 보이고 있다.

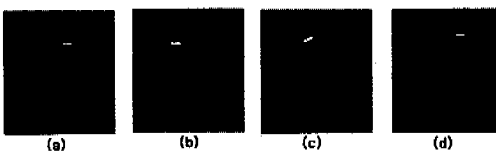


그림 3. 운동모형 : 병진, 회전, 축소 비례운동

그림 3의 (a)는 원영상이고 (b)는 X축 방향으로 이동한 영상이고, (c)는 X와 Y축 방향으로 각각 45

°회전한 영상이고 (d)는 Z축방향으로 원래의 영상보다 축소된 형태의 영상이다. 그림에서 보이듯이 배경을 제거한 후 이를 로봇 endeffector의 운동모형 영상으로 사용하였다.

신경회로망의 입력에 쓰이는 패턴은 다음과 같이 두가지 방법으로 구성이 가능하다. 첫째, 특징 추출 단계를 거치지 않고 입력 패턴을 직접 학습시키는 방법이고, 두 번째 방법은 입력패턴으로부터 서로 다른 부류에 속하는 패턴을 잘 구별해 줄 수 있는 특징 벡터(vector)를 구한 후 특징 벡터를 신경회로망의 입력으로 사용하는 것이다. 첫 번째 방법은 특징 자체가 신경회로망에서 구해질 수 있다고 보는 방법으로 이상적이기는 하지만 많은 입력 정보를 필요로 하기 때문에 전체적으로 시스템 구현이 어렵고 복잡해져서 실용성이 저하된다. 따라서 일반적으로 입력 패턴으로부터 그 패턴을 잘 기술할 수 있는 특징을 선택하여 이를 신경회로망의 입력으로 사용하는 두 번째 방법이 보편적으로 쓰이고 있다.

로봇 endeffector는 이동성 물체로서 정지 위치가 없고 그 구조가 3차원적으로 복잡하므로 2차원 투영의 광학영상은 바라보는 각도에 따라서 상당한 변화를 보이게 된다^[2]. 즉 3차원구조의 로봇 endeffector의 기술을 위해서는 필요한 학습용 영상 패턴의 수가 크게 된다. 영상 패턴의 수를 줄이기 위해서는 각 로봇 endeffector로부터 2차원 영상 면에서 이동, 회전, 그리고 비례 축소에 불변인 값을 가지는 2차원 불변특징 공간을 도입하여 로봇 endeffector 영상 기술 정보로 사용한다.

본 논문에서는 로봇 endeffector의 기술 정보로 도입한 2차원 불변 특징 공간은 그레이 영상 잡음 제거와 모서리(edge) 검출 과정을 거쳐서 이진 영상으로 바꾸어 주고, 이의 4방향 프로파일(profile)을 구함으로써 이루어진다.

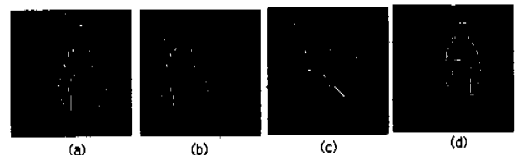


그림 4. 잡음 제거와 모서리 검출 후 영상 패턴

전처리 과정인 잡음 제거기를 통하여 얻어진 영상을 기울기(gradient) 연산자를 사용하여 모서리를 검출하게 된다. 경계 부분을 원하는 영역인

endeffector 부분만 남기고 나머지 영상은 제거한다. 그림 4는 잡음제거와 모서리 검출 단계를 거친 후의 영상들이다.

그림 5는 endeffector의 원하는 영역만 남기고 나머지는 제거한 영상이다. 어떤 형태의 영상이 입력되어도 프로파일을 구함으로서 그 중심점을 계산해 낼 수 있다. 즉, 입력된 영상의 전처리 과정을 거쳐서 모서리 영상을 구한 후 영상의 프로파일을 구함으로서 endeffector 영상의 중심점을 찾아낼 수 있다.

그림 6은 로봇 endeffector의 영상을 전처리 과정을 거친 후 모서리 검출을 행한 후의 영상이며, (b)는 0도, (c)는 45도, (d)는 90도 그리고 (e)는 135도 방향으로 구한 프로파일을 나타내고 있다.

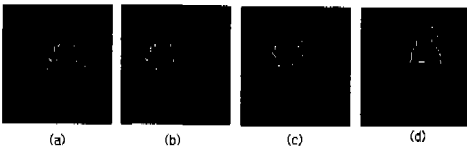


그림 5. 목표 부분의 영상 패턴

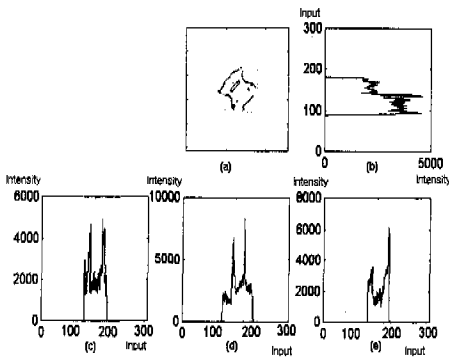


그림 6. 로봇 endeffector 영상의 4방향 프로파일의 예

3. 위치 검출 신경회로망 모델 및 학습 알고리즘

로봇 endeffector의 중심 위치를 찾기 위한 신경회로망은 구해진 4방향 프로파일을 입력으로 하여 로봇 endeffector가 위치한 형태에 관계치 않고 그 중심을 찾아내도록 학습시킨다. 위치 검출 신경회로망은 역전파 학습 알고리즘을 사용하여 영상 패턴들을 학습시킨다. 신경회로망에서 학습이란 주어진 문제 해결을 위하여 선택한 신경회로망의 N차원 입력 벡터 공간을 M차원 출력 벡터 공간으로 사상(mapping)시키는 조건, 즉 신경회로망을 구성하는

각 노드간의 시냅스 강도(weight)와 각 노드의 임계치(thresholding value)를 결정하는 과정이라고 할 수 있다. 역전파 학습 알고리즘은 다층 신경회로망 모델의 가장 대표적인 학습 알고리즘으로서 출력층 노드에서의 목표 출력과 실제 출력이 최소자승오차 (least mean square error)를 가지도록 다층 신경회로망 각 층 사이에 연결된 시냅스 강도를 반복적으로 조정해 주는 일종의 기울기 하강 알고리즘이다 [8][9].

본 논문은 역전파 알고리즘을 기반으로 하여 로봇 endeffector 중심의 정확한 위치를 찾기 위한 위치 검출 신경회로망을 제안하였다. 위치 검출 신경회로망은 4방향 프로파일을 입력으로 하여 중심이 될 가능성의 확률을 알려주게 된다. 제안한 위치 검출 신경회로망의 구조는 그림 7과 같다.

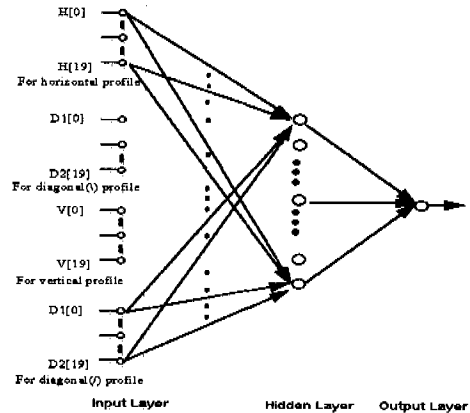


그림 7. 위치 검출 신경회로망의 구조

입력은 4방향에서 구해진 프로파일은 각 방향마다 20개의 입력으로 나뉘지며 총 80개의 입력을 갖게 된다. 은닉층은 20개, 출력은 1개로 구성되어 있다. 은닉층의 개수는 실험치에 의해 결정하였다. 은닉층의 개수가 20개 미만인 경우 endeffector 검출을 위한 학습시 주위 에지에 의해 잘못된 검출을 보였으며 또한 은닉층의 개수가 많을 경우 같은 결과를 보이니 학습에 소요되는 시간이 많아지는 결과를 보였다. 학습한 의 위치를 위치 검출 신경회로망의 출력은 0과 1사이의 값을 가지게 되며 출력값이 1에 가까울수록 로봇 endeffector가 있을 가능성이 높은 것이다.

영상 전영역에서 endeffector를 검출하기 위해서 80×80의 탐색 윈도우를 이동시키면서 프로파일을

구한 후 위치 검출 신경회로망을 이용하여 출력값을 얻게된다. 최대값이 산출되는 위치가 정확한 endeffector의 위치가 된다. 그러나 전영역에서 출력값을 구한 후 최대치를 구할 경우 정확한 위치는 구할 수 있으나 추적 시스템에서 중요한 탐색 시간이 길어지게 된다. 검출 시간을 줄이기 위해 한정된 영역을 설정하여 탐색을 하며 탐색의 처음위치는 전 단계에서 예측된 위치로 정함으로써 탐색에 소요되는 시간을 줄인다. 일정수준의 출력값이 나오면 그곳에 로봇의 endeffector가 있는 것으로 판단하고 예측단계로 넘어간다.

4. 위치 예측 신경회로망

시간에 따라 위치를 달리하며 변하는 endeffector의 위치를 계속 추적하려면 현재의 위치를 정확히 찾아낸 후에 다음의 위치를 예측 할 수 있어야한다. endeffector가 위치를 바꾼 후에 단순히 따라가기만 한다면 정확히 영상의 중심에 올 수 있는 기회는 없어지고 만다⁵⁾. 그러므로 예측이 필요하게 된다. 측정된 현재위치와 과거 예측한 위치를 이용하여 다음의 위치를 예측하고 여기서 얻어진 정보를 이용하여 카메라 서보 시스템을 구동한다면 항상 로봇 endeffector를 추적 영상의 중심에 위치하게 할 수 있다.

추적 시스템에 칼만필터를 응용하려고 많이 연구를 하고 있다. 칼만 필터는 선형적인 움직임을 추적하기에는 적합하다고 보여지나 비선형적인 움직임은 수식으로 표현하기에 많은 어려움 있어 정확한 예측을 하기 어렵다. 이를 대신하기 위해 학습을 통하여 배우는 위치 예측 신경회로망을 제안, 설계하였다.

예측을 위해서는 현재 측정된 값과 전에 예측한 최적의 예측 값을 이용하게 된다⁶⁾. 이를 이차원으로 확장하여 고려해보면 식 1과 같이 표현할 수 있다.

$$\hat{x}(n+1) = f(\hat{x}(n), x(n))$$

$$\hat{y}(n+1) = f(\hat{y}(n), y(n)) \quad (1)$$

식 1에서 \hat{x} , \hat{y} 는 각각 예측된 위치 x , y 의 값이고 x , y 는 위치 검출 신경회로망에서 얻은 현재의 중심위치 값이다. 여기서 x , y 는 위치를 나타내는 실제값이다. 이를 위해서 가우시안 smearing 형태의 함수를 사용해서 실수값을 입력하고, 출력할 수 있도록 하였다¹⁰⁾.

위치 예측 신경회로망의 학습을 위해서는 학습 패턴을 생성해야한다. 로봇은 여러 가지 형태로 움직일 수 있다. 직선운동, 등가속도 운동 또는 불규칙하게 움직일 수 있다. 이러한 경우를 학습하기 위해 수식적인 계산으로 위의 운동들에 대한 학습 패턴을 생성하고 로봇을 직접 움직이면서 발생하는 운동 경로를 기억하여 학습 패턴을 생성하였다. 처음에 로봇은 항상 화면 중심에 위치해있고 또한 정지된 상태에서 움직임을 시작하게 된다. 그러므로 처음 단계에서의 현 위치와 과거의 예측값은 0의 값을 갖는다.

특정한 샘플로부터 현재 위치와 전 단계의 예측값과의 비선형적 관계를 학습할 수 있다. 역전파 알고리즘을 통해 학습된 후 예측 신경회로망은 학습시에 나타나지 않았던 패턴에 대해서도 응답을 보인다. 그림 8은 위치 예측 신경회로망의 구조를 보이고 있다. 각각 좌표의 입력은 11개의 값들로 표현되므로 예측 신경회로망은 총 44개의 입력을 갖게 되고 30개의 은닉층을 거쳐서 새로운 위치를 예측해 x 축과 y 축 각각 11개의 노드로 출력을 내보낸다.

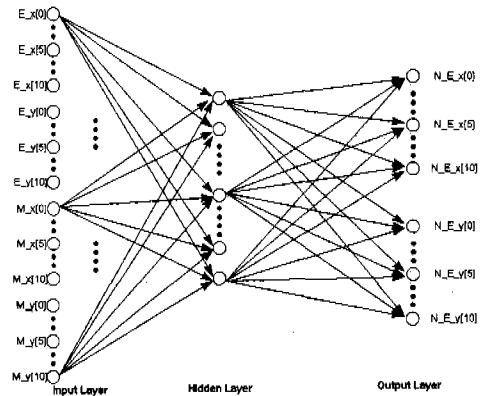


그림 8. 위치 예측 신경회로망의 구조

직교 좌표계로 표시되는 값을 예측 신경회로망에 직접 입력으로 할 경우 잡음의 영향을 많이 받기 때문에 정보를 분산된 형태로 변환하여 입력하는 방법을 사용하였다. 각각의 x , y 의 현재 좌표와 전 단계의 예측값들은 가우시안 형태의 smearing 함수를 사용하여 실제 값을 나타내었다. 가우시안 smearing 함수는 식 2로 나타낼 수 있다.

$$f_x(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left(-\frac{(x-m)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2)$$

예측 신경회로망은 위치 검출 신경회로망과 같이 역전파 알고리즘에 의해서 학습된다. 특정한 샘플들로부터 현재 위치와 전 단계의 예측값과의 비 선형적 관계를 학습할 수 있다. 역전파 알고리즘을 통해 학습된 후 예측 신경회로망은 학습 시에 나타나지 않았던 패턴에 대해서도 응답을 보인다. 하지만 예측 신경회로망은 입력이 가우시안 형태의 smearing 함수로 대응되기 때문에 예측 신경회로망의 출력은 정확한 실수 값이 아닌 실수 값에 가까운 근사값을 취하게 된다^[10]. 실수에 대한 가우시안 형태의 smearing 함수는 실수 값을 결정하기 위하여 사용된 출력의 최소 자승 오차 합에 의해 출력이 결정된다. 이것은 식 3과 같이 표현할 수 있다.

$$E = \min \sum (G_{x-i} - a_i)^2 \quad (3)$$

이 식에서 G 는 가우시안 smearing 함수를 a 는 예측 신경회로망의 실수 출력 값을 나타낸다. 그림 9는 가우시안 smearing 함수를 통과한 출력의 예를 보이고 있다.

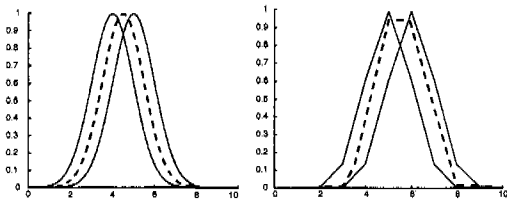


그림 9. 가우시안 smearing 함수의 예

이것은 각각 이상적인 경우와 실제 구현했을 경우이다. 이상적인 경우와 구현했을 경우의 모습이 약간 차이가 나타나는 것을 볼 수 있다. 이것은 연속 신호를 이산 신호로 바꾸는 과정에서 생겨나는 잡음으로 커다란 문제점이나 영향을 미치지 않는다. 실제 구현 시에도 5.5의 값을 거의 비슷하게 나타내고 있음을 알 수 있다. 11개의 입력으로 하나의 실제 값을 표현하는데 입력 값의 한계는 입력과 입력사이의 레벨을 결정함으로써 변하게 된다. 그러나 레벨을 높게 결정하면 할 수록 발생하는 에러의 값은 커지게 된다.

x 또는 y 좌표 값을 smearing 함수를 통하여 11개의 값으로 변환하는 것은 단순히 수식적인 계산으로 쉽게 처리 할 수 있다. 그러나 11개의 값으로

x 또는 y 값을 복원해 내는 일은 그리 쉽게 이루어지지 않는다. 계산식의 역을 구하기 어렵기 때문에 수식으로 계산하기는 힘들고 미리 계산된 값을 이용한다. 이는 에러합수를 직접 계산하기 어려우므로 미리 계산된 값을 이용하여 계산하는 것과 유사한 경우라 할 수 있다. 그래서 미리 11개의 결과로부터 계산된 x, y 값을 테이블로 만들어 좌표를 구하게 하였다. 원래 값과 복원된 값과의 차이를 비교한 결과를 나타내면 그림 10과 같다.

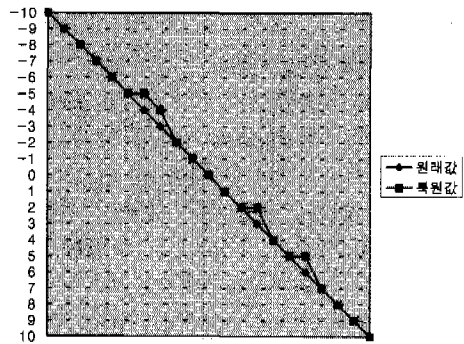


그림 10. 원래값과 복원한 값의 차이

완전하게 값을 복원하지 못하였으나 좌표 값 1의 차이는 무시 할 수 있는 정도의 에러이다.

5. Pan/Tilt 제어부

위치 예측 신경회로망에서 예측한 x, y 각각의 11개의 출력에서 하나의 좌표로 값을 복원한 다음 그 예측값으로 카메라의 다음 위치를 조정하게 한다. 그럼으로써 endeffector를 영상의 중심점에 위치하게 할 수 있는 것이다. 카메라의 위치는 고정되어 있으므로 상하 좌우의 각도의 움직임으로 다음에 획득할 영상의 위치를 바꾸는 것이다. Pan/Tilt의 제어는 전 좌표와 예측좌표와의 차이를 이용하여 카메라를 상하, 좌우로 기울기를 바꿔 조절한다. 모터를 이용한 제어를 위해 정확한 각도를 계산하고 이를 토대로 기울기를 조절한다.

그림 11은 카메라가 설치되어 있는 Pan/Tilt의 모습을 보여주고 있다. 예측 신경회로망의 출력을 이용하여 2개의 축에 각각 이동할 거리를 입력함으로서 Pan/Tilt는 작동을 하게 된다. Pan/Tilt의 움직임에 따라 카메라에 획득되는 영상은 바뀌게 된다. STEP모터를 이용하여 작동되므로 제어가 편리하고 정확한 결과를 얻을 수 있다.

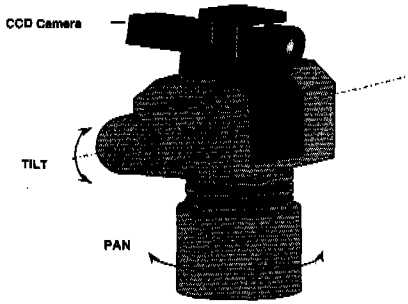


그림 11. Pan/Tilt의 구성

그림 13과 같다.

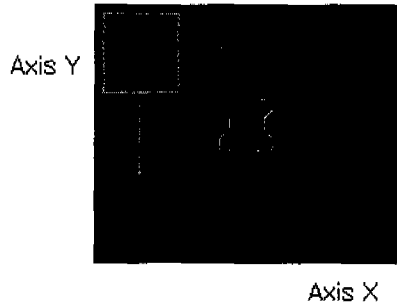


그림 12. 위치 검출 신경회로망의 탐색 방법

III. 추적 시스템의 성능

본 장은 로봇 endeffector를 연속적으로 추적하기 위해서 제안한 위치 검출 신경회로망과 위치 예측 신경회로망의 실험 결과를 성능을 평가한다. 영상전 처리는 일반적인 알고리즘을 사용하였으며 Pan/Tilt는 기계적인 부분이므로 이에 대한 평가는 생략한다.

1. 위치 검출 신경회로망

천천리가 끝난 영상에 대한 endeffector의 중심을 찾는 방법은 그림 12와 같이 행하여진다. 중심에 endeffector가 위치하도록 하여 일정한 크기의 원도 우를 탐색 영역 안에서 좌에서 우로, 위에서 아래로 움직이며 위치 검출 신경회로망을 통과시킨다. 원도 우가 움직일 때마다 4방향 프로파일들이 구해지며 그 프로파일 결과를 위치 검출 신경회로망의 80개 입력으로 삼아 한 개의 결과를 내보낸다. 이 방법은 결과를 평가해 보기 위한 방법이며 실제 시스템에서의 탐색 방향은 예측된 방향을 우선 탐색한 후 탐색 범위를 확장시킨다. 결과값이 그 위치에 로봇 endeffector가 있을 가능성이므로 0.9이상의 값이 나오면 로봇 endeffector가 있는 것으로 판단하고 예측 단계로 넘어가게 된다.

이러한 과정은 탐색 영역 전반에 대해 반복적으로 이루어진다. 그림 12와 같은 탐색 방법은 위치 검출 신경회로망의 성능을 평가하기 위한 탐색 방법이며 실제 시스템에 구현된 탐색 방법은 전단계에서 예측된 위치에서부터 탐색을 시작하여 위치 검출에 소요되는 시간을 줄일 수 있도록 하였다. 위치 검출 신경회로망의 성능을 평가하기 위해 중심에 endeffector가 있는 학습 패턴에 참여한 두 개의 영상을 가지고 위와 같은 방법으로 실험한 결과는

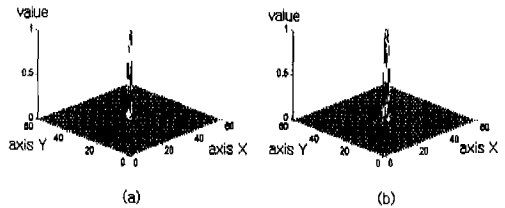


그림 13. 학습 패턴에 대한 위치 검출 신경회로망의 결과

위치 검출 신경회로망은 실험에 참여한 패턴의 경우 endeffector의 중심 위치를 아주 정확하게 찾고 있음을 알 수 있다. 그림 13에서 축은 영상의 X, Y축을 나타내고 있으며 value는 그 위치에 endeffector가 있을 가능성을 나타내주고 있다. (a)나 (b)모두 정확히 영상의 중심에서 endeffector가 존재할 가능성이 가장 높음을 보여주고 있다. 값이 1에 가까울수록 그 위치가 중심점일 가능성이 높다는 것을 의미한다. 높게 솟은 중심 막대의 위치는 각각 X, Y의 좌표로 나타낼 수 있으므로 위치 검출 신경회로망은 학습에 참여한 패턴에 대한 실험에서는 아주 좋은 성능을 보이고 있다. 다음은 위치 검출 신경회로망의 성능에 학습단계에서의 학습의 양이 미치는 영향을 실험하였다. 일반적으로 학습에 참여하는 패턴의 수가 증가할수록 학습에 필요한 시간이 증가한다. 그러나 학습에 참여한 패턴이 증가할수록 좋은 성능을 보일 수 있다. 그림 14의 (a)는 학습 패턴의 수가 10개, (b)는 30개, (c)는 60개 그리고 (d)는 100개 일 때의 결과를 보여주고 있다.

신경회로망이 일반화하는 능력을 가지고 있어 학

습에 참여하지 않은 임의의 패턴이 입력으로 들어올 경우에도 적절한 출력을 보인다.

그러나 위치 검출 신경회로망의 목적은 중심위치에서만 1에 가까운 값을 갖게 하려는 것이기 때문에 중심위치의 값만 남기고 다른곳의 값은 현저히 낮게 만들어야 한다. 그러기 위해 좀 더 많은 양의 패턴을 학습시켜 중심에서만 1을 만들어내도록 하였다.

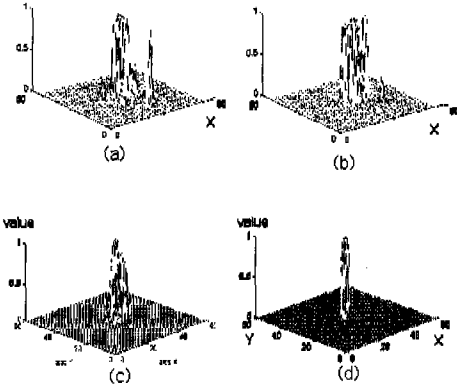


그림 14. 학습 패턴의 수에 따른 위치 검출 신경회로망의 결과

위치 검출 신경회로망은 병진, 회전, 비례 축소운동에 대해서도 좋은 성능을 나타낼 수 있도록 학습 단계에서부터 고려하였다. 학습된 위치 검출 신경회로망을 이용하여 학습에 참여하지 않은 입력에 대한 결과를 구해보았다.

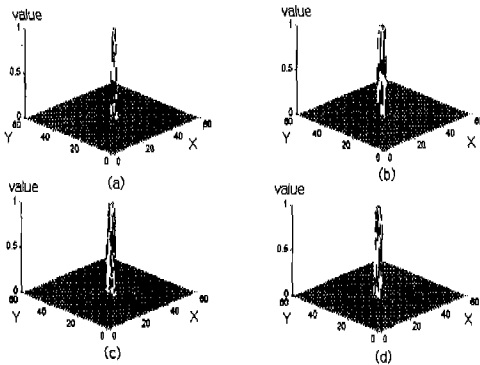


그림 15. 회전과 비례 축소를 행한 영상 패턴들에 대한 위치 검출 신경회로망의 결과

그림 15는 학습에 참여하지 않은 병진, 회전, 비

례 축소운동에 대한 결과를 보여주고 있다. (a)는 전처리된 원래 영상에 대한 결과이며, (b)는 축소된 영상에 대한 결과이다. (c)는 회전, (d)는 축스와 회전이 동시에 된 영상에 대한 결과를 보여주고 있다. (b),(c),(d)의 결과 모두 원래 영상에 대한 결과보다는 분포가 넓게 나타나며 끝이 뾰족하지 않음을 볼 수 있다. 그러나 중심을 찾는 데는 전혀 문제가 되지 않을 정도의 차이가 있을 뿐이다.

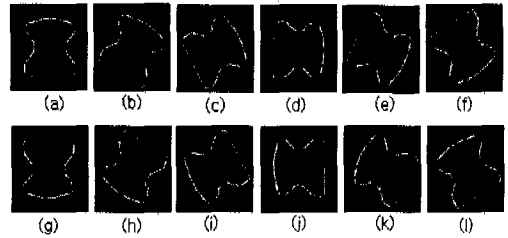


그림 16. 회전한 로봇 endeffector의 영상 패턴

위치 검출 신경회로망이 어느 정도의 축소와 회전에 적응하는지를 알아보기 위해서 축소의 정도와 회전의 정도에 차이를 두면서 실험을 해보았다. 로봇 endeffector의 회전된 영상에 대해 위치 검출 신경회로망 성능을 실험하기 위해서 사용한 영상 패턴은 그림 16과 같다. 이것은 하나의 전 처리된 영상을 0°에서 330°까지 30도 간격으로 회전시킴으로서 얻어진 영상 패턴들이다.

이 실험에 대한 결과로서 0°에서 330°까지 회전시킨 영상 패턴들에 대해 프로파일을 구하고 위치 검출 신경회로망에 통과시켜 실험한 결과는 그림 17과 같다. 실험 결과에서 알 수 있듯이 회전된 영상 패턴에 대해서는 거의 영향을 받지 않고 로봇 endeffector의 위치를 검출하고 있음을 알 수 있다.

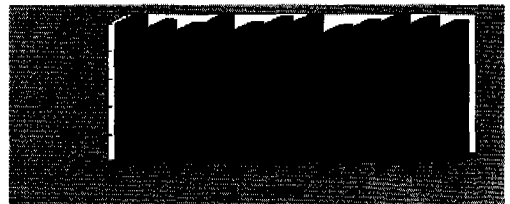


그림 17. 회전한 영상 패턴들에 대한 위치 검출 신경회로망의 결과

비례 축소의 정도를 달리하면서 위치 검출 신경

회로망에 통과를 시켜, 위치 검출 신경회로망이 입력 패턴의 비례 축소에 관계없이 확실한 출력을 보임을 알아본다. 그림 18은 비례 축소된 로봇 endeffector의 영상 패턴을 보이고 있다. 로봇 endeffector의 영상 패턴의 크기를 학습에 참여한 패턴을 X축과 Y축에 대해서 각각 55%에서 5%씩 증가시키면서 총 14개의 영상 패턴을 만들었다.

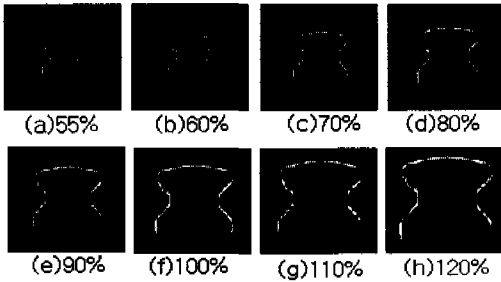


그림 18. 로봇 endeffector의 비례 축소된 영상 패턴

그림 19는 비례 축소된 14개의 패턴에 대해 위치 검출 신경회로망을 통과시킨 결과를 보여주고 있다. 로봇 endeffector의 영상 패턴의 크기에 대한 위치 검출 신경회로망은 70%~110%까지의 범위에서는 좋은 결과를 보이고 있다. 크기와도 별다른 관계없이 좋은 결과를 보이고 있다. 즉, 카메라에 잡힌 영상이 너무 크거나 너무 작지 않으면 정확히 중심을 찾아낼 수 있다.

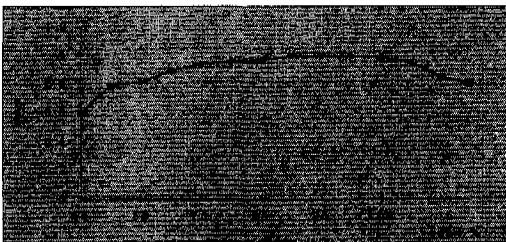


그림 19. 비례 축소된 영상 패턴들에 대한 위치 검출 신경회로망의 결과

영상에 잡음이 포함되었을 때도 정확한 위치를 파악할 수 있어야 하므로 잡음 정도에 따른 영향을 실험해 보았다. 그림 20은 원래 영상에 잡음이 포함된 영상이다. 전처리와 모서리 검출 후에 나타날 수 있는 잡음에 대한 실험으로 잡음 정도에 대한 위치 검출 신경회로망의 성능을 알아본다.

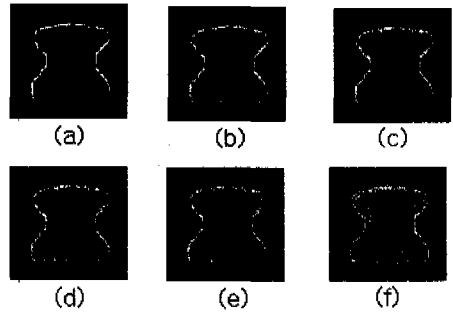


그림 20. 잡음을 포함시킨 영상 패턴

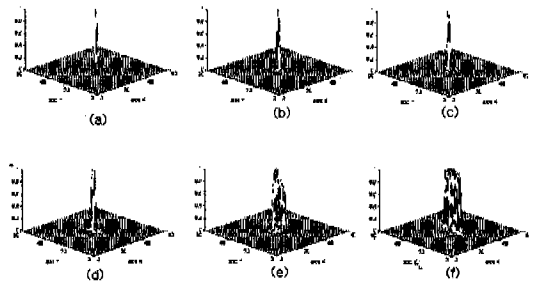


그림 21. 잡음을 포함시킨 영상들에 대한 위치 검출 신경회로망의 결과

잡음이 포함되어 있는 영상에 대해 위치 검출 신경회로망의 성능을 평가한 결과가 그림 21이다. (a), (b), (c)에서는 원 영상의 결과와 비슷하게 나타나고 있으나 (d), (e), (f)에서는 위치 검출 신경회로망의 결과 값이 꼭지점 부분의 분포가 넓게 나타나 잡음이 없는 영상보다는 결과가 뚜렷하게 나타나지 않음을 보여주고 있다. 그러나 잡음이 적은 경우에는 좋은 결과를 보여주고 있다. 잡음이 가우시안 분포로 전 영상에 걸쳐 골고루 분포하고 있다면 endeffector의 위치를 찾아내는 데에는 별다른 영향을 미치지 않는다.

그림 22는 잡음에 대한 위치 검출 신경회로망의 반응 정도를 그래프로 표현한 것이다.

실험 결과에서 보이듯이 약 5db까지는 거의 잡음에 영향을 받지 않음을 보여주고 있다. 그러나 잡음이 아주 심한 경우에는 전반적으로 오차가 커짐을 볼 수 있다. 수직축의 오차 거리는 학습에 참여시킨 잡음을 포함하지 않은 영상과의 유클리드 거리를 나타내며 수평축은 잡음의 정도를 나타낸다.

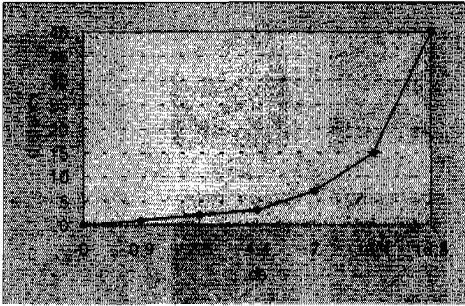
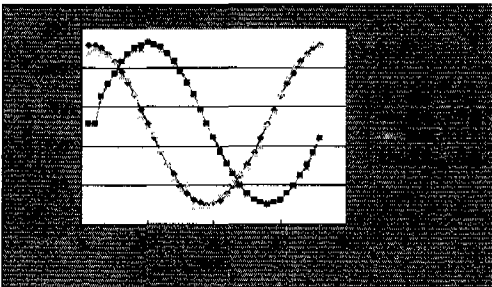
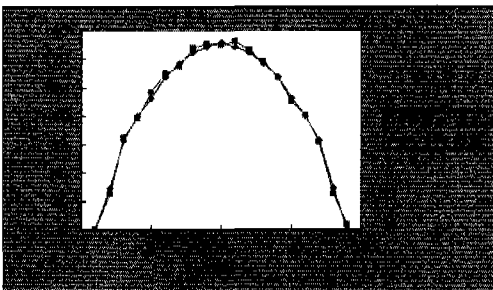


그림 22. 위치 검출 신경회로망의 잡음 정도에 따른 실험 결과

2. 위치 예측 신경회로망



a. 원운동에 대한 실험 결과



b. 포물선 운동에 대한 결과

그림 23. 신경회로망 예측기의 실험결과

원운동을 하는 물체에 대한 제안한 예측 신경회로망의 성능을 시험한 결과를 그림 23(a)에 보이고 있다. 예측 신경회로망은 물체의 다음 위치를 거의 정확히 예측하고 있다. 예측 오차는 endeffector의 위치를 실제 값으로 변환하는 과정에서 하나의 값을 11개의 값으로 나눠 표현하는 과정에서의 오차, 예측 신경회로망의 결과에 의한 오차 그리고 11개의 값에서 좌표로 변환하는 과정에서의 오차 등의

로 이루어진다. 가장 큰 비중을 차지하는 것은 예측 신경회로망에서의 오차이다. 예측 신경회로망에서의 오차를 줄이기 위해 보다 많은 경우에 대한 학습이 필요하다. 예측 신경회로망의 출력에서 좌표 값으로 변환하는 데에는 수식을 사용하지 않고 미리 계산된 테이블을 이용하여 빠르고 정확한 복원을 하도록 하였다.

그림 23(b)는 포물선 운동을 하는 물체에 대해 예측 신경회로망을 이용하여 시험한 결과로서 x 축의 값이 일정하게 증가하고 있는 동안 y 축의 값이 어떻게 변하는가를 측정된 것이다. x, y 의 값은 실제 좌표의 값으로 11개로 표현된 실제 값을 좌표 값으로 변환한 것이다. 원운동과 마찬가지로 정확한 값을 계속 예측하지는 못하지만 원만한 예측을 하고 있음을 알 수 있다.

IV. 결론

인간의 접근이 어려운 극한 상황에 있는 물체에 대한 검색 및 작업에 있어서 무인 조종 로봇은 기본적으로 필수적인 시스템이다. 무인 조종 로봇을 통해서 물체를 검색 및 이동하기 위해서는 로봇이 주어진 표적(target)을 자동적으로 획득하고 추정할 수 있는 기반 기술이 필요하다. 이를 위해 기존의 로봇 제어 시스템은 CCD(charge coupled device) 카메라, 열영상(thermal) 카메라, 스테레오(stereo) 카메라 및 고배율(high-resolution) 라인 스캔(line-scan) 카메라 등의 영상 센서를 이용한 비전시스템과 연계가 이루어지고 있다.

로봇의 작업 행동을 관측하기 위해서 고정된 위치의 카메라를 이용하여 로봇 endeffector 부분을 연속하여 추적하는 시스템을 연구하였다. 문제 해결을 위해 기존의 방법이 아닌 역전파 알고리즘으로 학습된 두가지의 신경회로망을 이용하였다. 첫 번째 위치 검출 신경회로망을 이용하여 위치를 정확히 찾아내고, 두 번째 위치 예측 신경회로망을 이용하여 로봇 endeffector의 다음 중심 위치를 예측하고 있다. 예측된 결과로 카메라의 서보 시스템을 조정함으로써 추적하고자 하는 대상인 로봇 endeffector를 영상의 중심에 항상 위치시킬 수 있다. 신경회로망을 이용한 물체 위치 검출과 예측은 학습된 패턴에 대해서도 정확한 결과를 보였고 학습되지 않은 패턴에 대해서도 좋은 결과를 보여 로봇 추적 시스템의 성능을 향상시켰다.

참 고 문 헌

- [1] M. Kabuka, E. McVey and P. Shironoshita, "An adaptive approach to video tracking," IEEE Jour. of Robotics and Automation, Vol. 4, No. 2, pp. 228-236, 1988
- [2] H. J. Lee, L. F. Luang and Z. Cheng, "Multi-frame ship detection and tracking in an infrared image sequence," Pattern recognition, Vol. 23, pp. 785-798, 1990
- [3] D. A. Montera, S. K. Rogers, D. W. Ruck and M. E. Oxley, " Object Tracking Through Adaptive Correlation," Optical Eng., Vol. 33, No. 1 pp. 294-302, 1994
- [4] Y. Yamada and M. Ishikawa, "High Speed Target Tracking Using Massively Parallel Processing Vision," Proc. IEEE Int. Conf. on Int'l. Robots and Systems, July, pp. 267-272, 1993
- [5] J. O. Limb and J. A. Murphy, "Estimating the velocity of moving image in television signal," Comput. Graphics, Image Processing, Vol. 4, pp. 311-321, 1975.
- [6] R. Srinivasan and K. R. Rao, "Predictive coding on efficient motion estimation ", IEEE Trans. on Comm., Vol. COM-33, No. 9, Sept. 1985.
- [7] Rafael C. Gonzalez and Richard E. Woods, Digital Image Processing, Addison-Wesley Publishing Company, 1992.
- [8] J. M. Zurada, "Introduction to Artificial Neural Systems", West Publishing Company, 1992
- [9] F. Alexandre, F. Guyot, J. P. Haton , and Y. Burnod, A New Processing Unit for Multilayered Networks, Neural Networks, 1991
- [10] E. Saund, "Dimensional-Reduction Using Connectionist Networks", IEEE 1989
- [11] N. J. Cutaia and J. A. O'Sullivan, Identification of Maneuvering Aircraft Using Class Dependent Kinematic Models, Electronic Signals and Systems Research Laboratory Monograph ESSRL-95-13, St Louis, MO, May, 1995
- [12] H. J. Lee, L.F. Luang and Z. Cheng, "Multi-frame Ship Detection and Tracking in an Infrared Image Sequence", Pattern Recognition, Vol. 23, pp. 785-798, 1990
- [13] D. A. Montera, S. K. Rogers, D. W. Ruck and M. E. Oxley, "Object Tracking Through Adaptive Correlation", Optical Eng., Vol. 33, No. 1, pp. 294-302, 1994
- [14] Y. Yamada and M. Ishikawa, "High Speed Target Tracking Using Massively Parallel Processing Vision", Proc. IEEE Int. Conf. on Int'l. Robots and Systems, July, pp. 267-272, 1993
- [15] Gapchu Choi, Seonghyun Baek and Dong-sun Park, "A Neural Net Target-Tracking System using Structured Laser Patterns", SPIE Vol. 2739, pp. 375 - 383, April 1996.
- [16] 최갑주, 백성현, 박동선, "신경망을 이용한 물체 추적 시스템", 대한전자공학회 96 하계 종합학술대회 논문집 Vol 19. No 1, pp. 683 - 686, 1996

<p>백 성 현(Seonghyun Baek)</p> <p>1970년 : 대한민국 삼례출생</p> <p>1996년 : 전북대학교 정보통신공학과 공학사</p> <p>1998년 : 전북대학교 정보통신공학과 공학석사</p> <p><주관심 분야> Target Tracking based on Neucral network and Machine Vision for recognition</p>	<p>정회원</p>
<p>박 동 선(Dong-Sun Park)</p> <p>1979년 : 고려대학교 전기전자과 공학사</p> <p>1984년 : Missouri-Columiba 공학석사</p> <p>1991년 : Missouri-Columbia 공학석사</p> <p>1991년~현재 : 전북대학교 전자정보공학부 부교수</p> <p><주관심 분야> the image processing and the pattern recognition, and their hardware implementations.</p>	<p>정회원</p>
<p>조 재 원(Jaiwan Cho)</p> <p>1982년 : 경북대학교 전자공학과 공학사</p>	<p>정회원</p>

1984년 : 경북대학교 전자공학과 공학석사
1997년~현재 : 전북대학교 영상정보공학과 박사과정 재학중
현재 : 한국원자력연구소 로보틱스팀 선임 연구원
<주관심 분야> object recognition, robot vision, and infrared image processing

이 용 범(Young-bum Lee) 정회원

1962년 : 대구출생
1981년 : 경북대학교 전자공학과 공학사
1985년 : 경북대학교 전자공학과 공학석사
현재 : 한국원자력연구소 로보틱스팀 책임 연구원
1995년~현재 : 경북대학교 전자공학과 박사과정 재학중
<주관심 분야> Stereo Imaging and Tele-robot using vision for hazardous environments including Nuclear facility and Deep sea