DBpia


# 로봇 Endeffector 인식을 위한 다중 모듈 신경회로망 인식 시스템

정회원 신 진 욱*, 박 동 선*

# Modular Neural Network Recognition System for Robot Endeffector Recognition

Jin-wook Shin*, Dong-sun Park* ***Regular Members***

요 약

본 논문에서는 로봇의 endeffector를 인식하기 위하여 모듈라 신경회로망인식 시스템을 제안 및 구현하였다. 본 논문에서 제안한 로봇 endeffector 인식시스템은 영상을 획득하고 획득한 영상에서 전처리를 이용하여 로봇의 enddffector를 검색하기 위한 특징값들을 구한다. 3차원 공간에서 로봇의 endeffector는 움직임에 따라 다양한 형태로 변화하므로 빠르고 정확하게 endeffector를 인식하기 위하여 위치검출 신경회로망 모듈과 크기 검출 신경회로망 모듈로 이루어진 다중모듈신경회로망(MNN; Modular Neural Network)을 이용한다. 이렇게 함으로써 각각의 모듈들에 신경회로망의 인식 능력을 이용하여 로봇 endeffector를 인식하고 좀더 빠른 시간내에 위치 및 크기를 검출하도록 하는 로봇 endeffector 인식시스템을 구성하도록 하였다.

본 논문에서 제안한 인식 시스템은 잡음에 덜 민감하며 로봇의 endfeector를 인식하는데 좋은 성능을 보임을 알 수 있다. 다중 모듈 신경회로망을 이용한 방법은 기존의 단일 신경회로망보다 14% 향상된 94%의 인식률을 보이며 원격지에 있는 운영자의 편의를 위해 로봇의 endeffector를 인식하여 화면의 정 중앙에 정확히 위치시킬 수 있다.

ABSTRACT

In this paper, we describe a robot endeffector recognition system based on a Modular Neural Networks (MNN). The proposed recognition system can be used for vision system which track a given object using a sequence of images from a camera unit. The main objective to achieve with the designed MNN is to precisely recognize the given robot endeffector and to minimize the processing time.

Since the robot endeffector can be viewed in many different shapes in 3- D space, a MNN structure, which contains a set of feedforwared neural networks, can be more attractive in recognizing the given object. Each single neural network learns the endeffector with a cluster of training patterns. The training patterns for a neural network share the similar characteristics so that they can be easily trained.

The trained MNN is les s sensitive to noise and it shows the better performance in recognizing the endeffector. The recognition rate of MNN is enhanced by 14% over the single neural network. A vision system with the MNN can precisely recognize the endeffector and place it at the center of a display for a remote operator.

Key Words : Modular Neural Network(MNN), Endeffector, Recognition system

## . I . 서 론

사용자가 직접 접근하여 작업을 하지 못하는 극한의 작업환경에서 안전하고 신뢰성 있는 작업을 수행하기는 어려우며 이러한 문제점을 해결하기 위해서 로봇이 활용되고 있다[1][2][3]. 대부분의 단순

* 전북대학교 전자정보공학부 멀티미디어연구실(jwshin@chonbuk.ac.kr), 전북대학교 영상정보신기술연구센터
논문번호 : 030417-0917, 접수일자 : 2003년 9월 17일


Copyright (C) 2003 NuriMedia Co., Ltd.
www.dbpia.co.kr

한 반복작업의 경우에는 로봇을 간단한 자동 제어만으로도 충분히 사용이 가능하나 지능적인 제어가 필요한 복잡한 작업인 경우에는 자동화된 작업 시스템의 활용이 매우 어렵다. 따라서 이러한 지능적인 로봇제어를 위해서는 컴퓨터 비젼 시스템을 이용하여 로봇을 원격으로 조정하고 사용자의 화면에 작업환경을 정확히 추적하여 보여주는 연구가 필수적이다.

비젼 시스템을 이용한 인식시스템은 획득한 영상의 전처리에 소요되는 시간이 많은 비중을 차지한다. 또한 로봇영상은 비선형적인 특성을 가지고 있으며 관찰하는 시각에 따라서 그 모양 및 크기가 무수히 다양하다. 이와 같은 문제점을 극복하고 정확한 물체 인식을 위해서는 반복적인 형태의 학습을 통한 인식이 필요하다. 따라서 본 논문에서는 이러한 비선형적인 특징을 가지는 로봇영상을 인식하기 위해서 신경회로망[4]을 이용한 인식 시스템을 제안하며 그 성능을 분석한다.

복잡한 비선형적인 특징을 가지는 문제들을 신경회로망의 학습을 통한 결과에서는 일반화된 출력을 보이는 일반화 특성을 갖는다[5]. 그러나 단일신경회로망은 입력패턴이 많으면 학습하는데 많은 시간이 소요되며 학습 후에도 입력에 대한 민감한 특징을 가지고 있다. 본 논문에서 구현하고자 하는 로봇 endeffector인식 시스템은 관찰하는 시각에 따라 3차원공간에서 다양한 모양과 크기 패턴을 가지므로 하나의 신경회로망으로 구성하여 학습하는 것은 매우 어렵다.

본 논문에서 제안한 로봇 endeffector 인식시스템은 영상을 획득하고 획득한 영상에서 전처리를 과정을 한 후 로봇의 enddffector를 검색하기 위한 특징값들을 구한다. 로봇의 endeffector는 움직임에 따라 다양한 크기와 위치로 변화하므로 빠르고 정확하게 endeffector를 인식하기 위하여 위치검출 신경회로망 모듈과 크기 검출 신경회로망 모듈로 구성된 다중모듈신경회로망(MNN; Modular Neural Network)을 이용하여 로봇 endeffector 인식시스템을 구성하였다. 또한 이를 이용하여 병진, 비례, 축소 그리고 회전 등의 효과에 의해 다양하게 변하는 로봇 endeffector의 정확한 위치와 크기를 찾으면 로봇의 인식 및 추적시스템에서 매우 유용하게 이용될 수 있을 것이다.

본 논문은 로봇의 endeffector를 항상 화면 중앙에 놓이도록 하기 위하여 능동형 인식 시스템 개발을 위한 알고리즘을 제안하며 본 논문에서 제안한 인식 시스템의 구성은 카메라로부터 입력받은 영상에 대해 잡음을 제거하고 다운 샘플링을 통하여 불필요한 연산시간을 줄여주는 전처리 과정, 전처리된 영상으로부터 endeffector의 위치를 검출하는 위치검출 신경회로망모듈, 검출된 위치 중 최적의 위치를 찾는 위치결합 신경회로망모듈, 검출된 로봇의 endeffector의 크기를 검출하는 크기 검출 신경회로망모듈의 세 부분으로 구성된다.

본 논문의 구성은 제2장에서는 모듈라 신경회로망을 이용한 로봇 인식 시스템의 구성에 대해서 서술하고, 위치검출 신경회로망모듈과 위치결합 신경회로망모듈, 크기검출 신경회로망모듈을 제안한다. 제3 장에서는 위치 검출 신경회로망과 크기 검출 신경회로망을 카메라를 이용하여 획득한 영상을 이용하여 모의 실험을 통한 성능을 평가한다. 마지막으로 4장에서 결론을 맺는다.

## Ⅱ. 모듈라 신경회로망 로봇 인식 시스템

본 논문에서 제안한 모듈라 신경회로망 로봇인식 시스템은 그림 1과 같다. 본 논문에서 제안한 시스템은 크게 카메라와 영상획득부분, 잡음제거 및 불필요한 연산시간을 단축하기 위한 전처리 부분, 로봇endeffector의 위치와 크기정보를 인식하기 위해서 모듈라 신경회로망을 구성한 위치·크기검출 모듈 부분으로 구성된다.

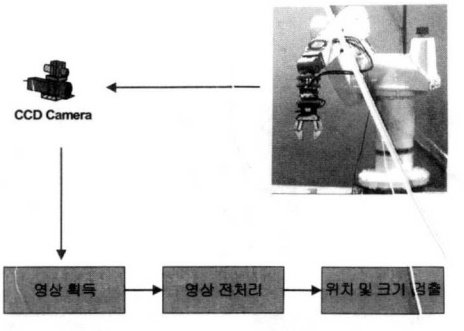



그림 5. 로봇 인식 및 추적 시스템의 구성도

### 2.1 영상 획득 및 전처리

로봇endeffector의 모습은 로봇의 움직임과 그리퍼의 상태에 따라 그림 2처럼 확대 및 축소된 모양, 왼쪽 및 오른쪽으로 회전한 모양 등 다양한 모양과 크기를 가지므로 이러한 endeffector의 정확한 구하기 위해서는 영상 전처리 과정이 요구된다[6][7].

Copyright (C) 2003 NuriMedia Co., Ltd.
www.dbpia.co.kr

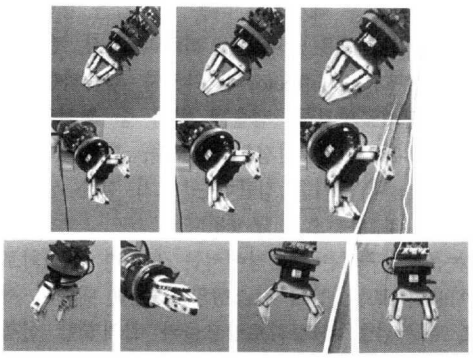


그림 6. 다양한 형태의 로봇 endeffectors

로봇 endeffector의 모습은 원거리에 있는 폐쇄회로 카메라를 이용하여 256범위를 가지는 그레이 영상을 획득한다. 획득된 480×480크기의 영상을 호스트 컴퓨터로 전송한 후 로봇의 endeffector를 명확히 인식하고 처리할 데이터의 양을 줄이기 위하여 Laplacian of Gaussian을 이용하여 배경등을 제거한 에지검출을 수행한다. 이러한 기본 연산과정을 통하여 시각에 따라 다양하게 변화하는 endeffector의 패턴을 정확히 묘사할 수 있으며 잡음에도 덜 민감한 영상을 얻을 수 있다[8]. 그러나 이러한 과정을 이용하여도 여전히 배경 등의 잡음이 섞여있으므로 그림 3과 같은 thresholding을 과정을 이용하여 손쉽게 제거할 수 있다.

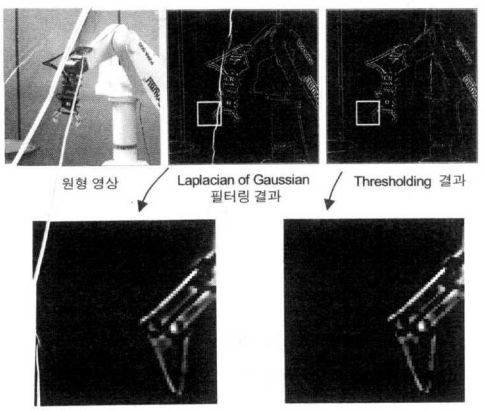
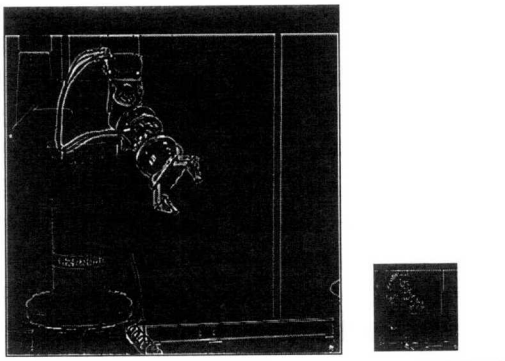



그림 3. 잡음등이 제거된 에지영상

잡음 및 배경이 제거된 480×480 크기의 영상은 처리시간 단축을 위하여 다운 샘플링을 수행한다. 이때 endeffector의 정보를 알아볼 수 있도록 최소한의 정보를 유지하도록 하며 본 본문에서는 80×80으로 다운 샘플링을 수행하였다. 6×6 픽셀 정보가 1×1 픽셀 정보로 매핑되므로 6×6 픽셀안의 에지 수를 세어 매핑 처리하여 전처리 과정을 수행한다.



(a) 480 x 480 원영상 (b) 80 x 80 다운샘플링 영상

그림 4. 480×480 영상 및 다운 샘플링 영상

그림 4의 (a)는 폐쇄회로로부터 획득한 480×480 영상이며 (b)는 다운샘플링 과정으로 얻은 영상으로 본 논문에서 제안한 신경회로망 구조의 입력패턴을 단순화하여 전체 처리시간을 단축하기 위하여 사용한다.

## 2.2 모듈라 신경 회로망

다운 샘플링의 전처리 과정이 끝난 영상 내부에서 endeffector의 위치정보와 크기 정보를 찾기 위하여 신경회로망을 이용한다. 신경회로망의 일반화 특성을 이용하여 모든 endeffector를 대표할 수 있는 특성값을 찾아 학습한다면 다양한 endeffector를

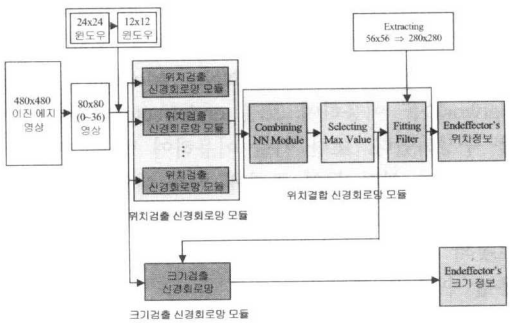



그림 5. 모듈라 신경회로망(MNN - Modular Neural Network)의 구조

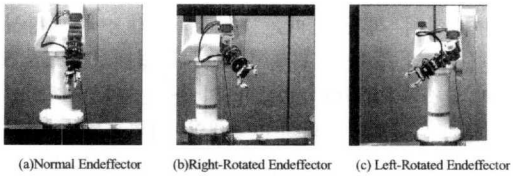

Copyright (C) 2003 NuriMedia Co., Ltd.
www.dbpia.co.kr

인식할 수 있다. 그러나 로봇의 endeffector는 그 다양성으로 인하여 하나의 특성값으로 모든 크기 및 위치 정보를 대표할 수 없다. 따라서 그림 5처럼 신경회로망을 여러 개로 모듈로 구성한 다중모듈 신경회로망을 구성한다.

본 논문에서 제안한 모듈라 신경회로망은 회전에 따른 좌·우 위치를 검출하여 통합하는 모듈과 크기에 따른 검출 모듈로 구성하여 로봇의 endeffector 인식 시스템을 구성하였다.

### 2.2.1 위치 검출 신경회로망 모듈

먼저 전처리 및 다운샘플링된 80×80영상 안에서 로봇 endeffector를 찾는 작업을 수행하기 위해서는 관찰 시각에 따라 모양이 다양한 endeffector들을 하나의 신경회로망으로 모두 학습할 수 없다. 따라서 모든 endeffector를 대표할 만한 패턴들을 상호 거리가 멀지 않도록 뽑아낸 후 이 패턴들을 비교적 학습이 쉬운 패턴들끼리 클러스터링 한다.



(a)Normal Endeffector (b)Right-Rotated Endeffector (c) Left-Rotated Endeffector

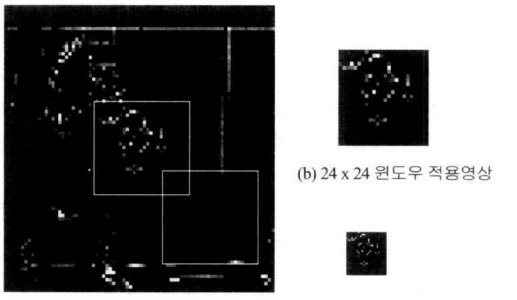
그림 6. 클러스터링된 3개의 모듈

본 논문에서는 그림 6처럼 정면을 향한 Normal endeffector 검출 신경회로망, 오른쪽으로 회전한 Right-rotated endeffector 검출 회로망 그리고 왼쪽으로 회전한 Left-rotated endeffector 검출 신경회로망 모듈로 각각 구성하여 클러스터링을 하였다. 이와같이 구성함으로써 학습 능력을 증대할 수 있다.

학습 패턴은 80×80 크기의 영상에 24×24 크기의 윈도우를 적용하여 만들며 신경회로망의 입력패턴의 수를 줄여 처리시간을 단축하기 위하여 윈도우의 크기를 다시 12×12로 다운 샘플링한다. 역시 2×2 안의 에지수를 세어서 1×1으로 매핑 처리한다.

그림 7은 로봇 endeffector의 위치를 검출하기 위하여 신경회로망의 입력패턴을 결정하는 방법으로 최종 12×12로 다운샘플링 된 영상으로부터 입력패턴을 만든다.

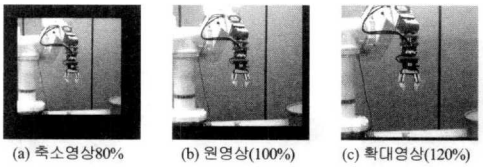
로봇의 endeffector는 보는 시각에 따라 모양뿐만 아니라 크기도 변화한다. 이러한 다양한 크기에 대



(a) 80 x 80 원영상 (b) 24 x 24 윈도우 적용영상 (c) 12 x 12 다운샘플링 영상

그림 7. 위치 검출 신경회로망 모듈의 학습패턴

해서도 올바로 동작하기 위해서는 그림 8처럼 endeffector들을 작은 이미지(80%), 중간 이미지(100%), 큰 이미지(120%)로 구분하여 학습시키면 좋은 결과를 얻을 수 있다.



(a) 축소영상80% (b) 원영상(100%) (c) 확대영상(120%)

그림 8. 크기에 따른 학습 영상

본 논문에서 제안한 신경회로망을 이용한 학습은 역전파 알고리즘을 이용하고 활성함수는 시그모이드를 사용한다. 목표출력은 12×12 윈도우 내에서 endeffector를 정확히 포함하는 경우에만 +1을 주며 그렇지 않은 나머지 경우는 0을 준다. 학습 알고리

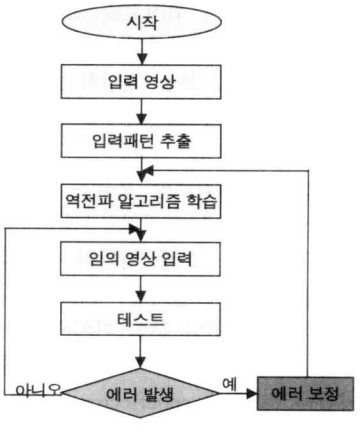



그림 9. 학습 알고리즘

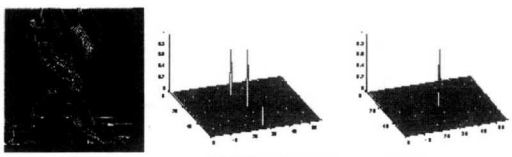


Copyright (C) 2003 NuriMedia Co., Ltd.
www.dbpia.co.kr

즘은 그림 9와 같이 각각의 모듈로 클러스터링된 영상들에서 입력 패턴들을 추출하고 학습을 수행한다. 학습이 끝난 후 학습 되지 않은 임의의 영상을 테스트하여 에러가 발생하면 에러를 보정한 후 다음 원래의 가중치에 새로운 패턴에 대하여 다시 학습을 수행한다.

위치검출 신경회로망의 가중치를 보정 해주기 위해서 여러 개의 임의 영상에 대해 테스트를 수행하고 이때 발생되는 에러를 제거하는 방향으로 재학습한다. 재학습은 각각의 위치검출 신경회로망 모듈들 모두에 대해 수행한다. 처음 학습한 신경회로망의 구조는 은닉층의 유닛이 12개이었으며 보정할 때는 2개를 더 추가한 총 14개의 은닉층을 사용하여 이를 다시 학습시킨다.

그림 10은 학습이 끝난 후 임의의 영상을 실험한 결과(그림 10. b)와 에러를 보정한 후 최종 결과(그림 10. c)이다.



(a) 원영상 (b) 학습 후 실험결과 (c) 에러보정 결과

그림 10. 학습 후 영상에 대한 결과

### 2.2.2 위치 결합 신경회로망 모듈

임의의 입력영상에 대하여 각각의 위치검출 신경회로망 모듈들은 독립된 동작을 수행하며 어떤 모듈은 올바른 결과값을 출력하는 반면 어느 모듈은 올바르지 못한 결과값으로 인하여 에러를 발생시킬 수 있다. 이렇게 각각의 위치검출 신경회로망 모듈을 통하여 나온 결과를 하나의 올바른 결과값으로 출력하도록 위치검출 모듈을 결합하는 것이 필요하며 위치결합 신경회로망 모듈이 그 역할을 하게 된다.

현재 위치검출 신경회로망 모듈은 그림 6처럼 3개로 구성되어 있으므로 위치결합 신경회로망의 입력도 3개로 구성한다. 그 중 임의의 위치검출 신경회로망이 양(positive)의 출력을 내면 그 위치에 검출된 값을 기록한다. 만일 동일 위치에서 여러 개의 값이 나오면 그 중 최대값을 기록하여 최종 결과값으로 결정한다. 로봇의 endeffector 위치정보는 한 개이기 때문에 최대값으로 결정한다.

학습 데이터는 입력노드 하나가 0.00, 0.01, ~, 0.09, 1.00의 값을 가지며 그 중에서 무작위로 125,000개의 패턴을 추출하여 학습에 참여시키며 이와 같은 방법으로 endeffector의 위치정보를 종합하였다. 그러나 찾고자 하는 로봇 endeffector의 위치정보는 하나뿐이므로 최대의 출력값을 가지는 것도 하나이어야 하며 일반적으로 적절히 반응한 신경회로망의 출력은 그렇지 못한 신경회로망의 출력보다 크다. 따라서 위치결합 신경회로망으로부터 출력된 값 중 endeffector일 가능성이 가장 큰 것은 임펄스의 값이 가장 큰 것이 된다. 따라서 Maximum 필터를 이용하여 가장 큰 임펄스 값을 선택하면 그것이 바로 endeffector의 위치정보가 된다.

원 영상의 크기는 480×480이고 입력 팬턴으로 사용한 영상의 크기는 80×80으로 다운 샘플링을 수행하였기 때문에 현재 검출된 위치정보 1×1픽셀은 원영상의 6×6 픽셀 중 하나로 역 매핑 되어야 한다. 그렇지 않으면 불확실성이 존재하게 되므로 Maximum 필터를 통해 나온 결과를 다시 6배로 확장해야 하며 확장할 때는 6×6의 중간점에 매핑시킨다. 6×6의 중간은 픽셀이 아니라 경계선이므로 5×5로 확장 매핑한다. 그림 11의 (b)는 위치결합 신경회로망 모듈의 결과이고 3개의 위치모듈로 인하여 출력값이 3개로 표시된다. 따라서 올바른 결과값을 얻기 위해서는 Maximum 필터를 통과시켜야 하며 그 결과는 (c)이며 (d)는 다시 (c)의 결과를 확장 역 매핑한 결과로 원 영상에서의 로봇 endeffector의 위치임을 알 수 있다.

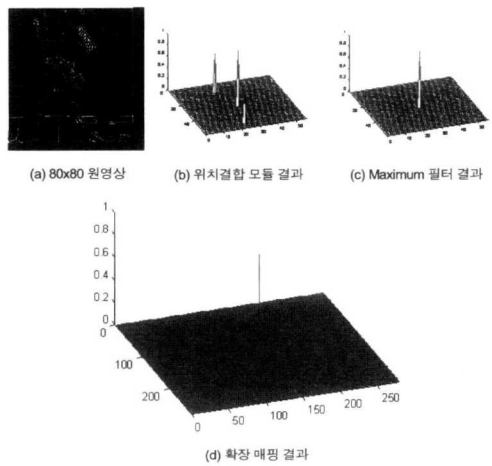



그림 11. 위치 결합 신경회로망 결과



Copyright (C) 2003 NuriMedia Co., Ltd.
www.dbpia.co.kr

2.2.3 크기 검출 신경회로망 모듈

로봇의 작업환경에는 작업위치 뿐만 아니라 로봇의 크기를 일정하게 보여줌으로써 관리자에게 편리함을 줄 수 있다. 그러나 로봇의 endefector는 로봇이 상하좌우 또는 앞뒤로 움직이면 카메라와 endeffector간의 거리가 변화하게 된다. 이 경우 폐쇄회로를 통해 모니터상에 전송된 endeffector의 크기가 변화하게 되어 로봇의 endeffector가 하는 작업에 대하여 일정하게 파악하기 어려운 점이 있다. 따라서 모니터상에 일정한 크기의 로봇 endeffector를 출력하기 위해서는 로봇 endeffector의 위치를 파악함과 동시에 endeffector의 크기를 알아내야 한다. 이러한 부분을 해결하기 위해서 본 논문에서는 위치 및 크기의 정보를 이용하여 카메라의 줌을 조정함으로써 endeffcter의 크기를 일정하게 출력할 수 있는 신경회로망 모듈을 설계하였다.

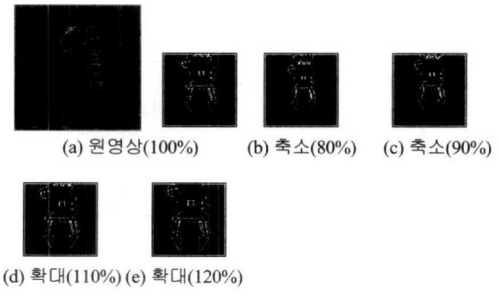



그림 12. 크기검출 신경회로망의 입력패턴과 출력

학습에 사용된 영상은 실제 로봇의 움직임을 촬영한 데이터를 토대로 하여 여러 가지 endeffector의 형태를 학습하도록 하였으며 크기정보를 사용하기 위해서 원영상을 80%(축소), 90%(축소), 100%(원영상), 110%(확대), 120%(확대) 크기의 영상들에 대하여 학습을 수행하도록 하였다. 그림 12는 크기에 따라 획득된 영상으로 (a)는 80% 축소된 영상으로 목표출력을 1, 0 (b)는 90%영상으로 목표출력은 0.5, 0 그리고 (c)는원영상으로 목표출력은 0, 0 (d)는 110% 확대된 영상으로 목표출력은 0, 0.5 (e)는 120%영상으로 목표출력은 0, 1로 설정하여 학습을 시킨다.

학습에 참여하는 데이터는 로봇 endeffector의 종류와 크기에 따라 구분하고 출력은 endeffector를 검출한 위치에서 endeffector의 크기정보를 출력하도록 하였다.

그림 13은 학습이 끝난 후 그림 12의 각 영상에 대한 실험 결과이다.

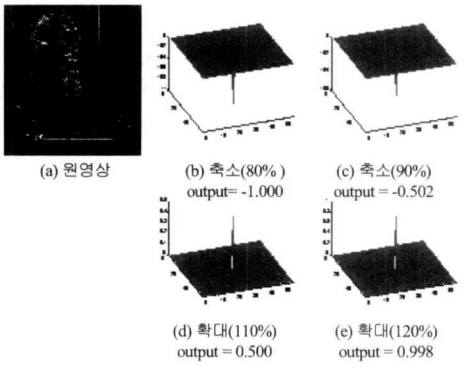



그림 13. 크기검출 신경회로망 모듈의 학습 후 실험 결과

## Ⅲ. 실험 및 결과

로봇 endeffector를 인식하고 추적하기 위하여 본 논문에서 제안한 다중모듈 신경회로망의 위치검출 모듈과 크기검출 모듈에 대한 성능을 실제 카메라로부터 입력받은 영상을 이용하여 모의 실험을 하며 그 결과에 대하여 분석한다.

### 3.1 위치검출 신경회로망에 대한 실험

카메라를 통하여 획득한 480×480영상을 호스트 컴퓨터로 전송하여 에지를 검출하고 thresholding 과정의 전처리를 수행 한 후 이를 연산처리 시간 단축을 위하여 80×80으로 다운 샘플링하여 로봇 endeffector의 정확한 위치를 검출하도록 하였다. 먼저 위치검출 신경회로망 모듈을 통하여 나온 결과들을 위치결합 신경회로망 모듈을 이용하여 종합하고 이중에서 가장 큰 값을 선택한 후 확장 매핑 기법을 이용하여 최종의 위치정보를 얻었다.

위치검출 신경회로망 모듈은 Normal endeffector 검출 모듈, Right - rotated endeffector 검출 모듈, Left - rotated endeffector 검출 모듈의 3개의 독립적인 모듈로 구성되며 이들 각각의 신경회로망 모듈을 학습시키기 위하여 각각의 모듈별로 입력패턴을 사용하였다.

위치검출 신경회로망 모듈의 Normal endeffector 검출 신경회로망 모듈은 100장의 영상에서 48,000개의 패턴을, Right-rotated endeffector 검출 모듈은 50장의 영상에서 32,000개의 패턴을, Left-rotated



Copyright (C) 2003 NuriMedia Co., Ltd.
www.dbpia.co.kr

endeffector검출 모듈은 30장의 영상에서 28,000개의 패턴을 추출하여 학습하였으며 목표 출력은 원도우가 정확히 endeffector패턴을 포함하는 경우만 +1을 부여하고 나머지는 0의 값을 할당하였다.

단일신경회로망을 이용하여 73,000개의 전체패턴을 이용하여 학습을 수행한 경우에는 최종 RMS 에러가 0.04일때 200,000의 에포크를 수행하였으며 다중모듈신경회로망 중 Normal endeffector 검출 모듈은 최종 RMS 에러가 0.028일때 에포크가 125,000이었다. 따라서 다중모듈 신경회로망 구조가 그림 14에서 보는 것 처럼 우수한 학습 능력과 낮은 에러율로 단일신경회로망보다 우수한 것을 알 수 있다.

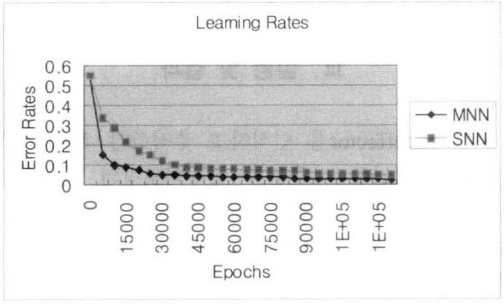



그림 14. 학습 소요 시간 비교

위치결합 신경회로망 모듈은 125,000개의 패턴을 이용하여 학습을 수행하였으며 학습이 끝난 후 임의의 입력영상에 대해 그 크기가 75, 80, 85, … , 125%로 변화시키며 위치정보를 검출하였다. 이 중에는 학습에 참여한 영상이 약 30%, 비 학습 영상이 70%였으며 이와 같은 방법으로 150개 영상에 대해 크기를 변화시켜 전체 1,650개의 영상에 대해 테스트를 수행했다. 원 영상을 80×80으로 다운 샘플링하고 다시 그 결과 영상을 5배로 확장매핑 하였기 때문에 실제의 endeffector의 위치로부터 상하좌우로 5픽셀 안에만 검출이 되면 위치정보는 정확하게 검출되었다고 볼 수 있다.

그림 15는 endeffector가 정확히 영상의 중앙에 위치하고 있을 때 실험한 결과이고 x축 전체 크기가 280일때 중심은 140이므로 135~145안에 위치하면 정확히 검출된 것으로 볼 수 있다. 표1은 정확한 endeffector의 위치로부터 상하좌우로 5픽셀씩 에러 반경을 넓혀가며 endeffector 검출 분포를 보여주며

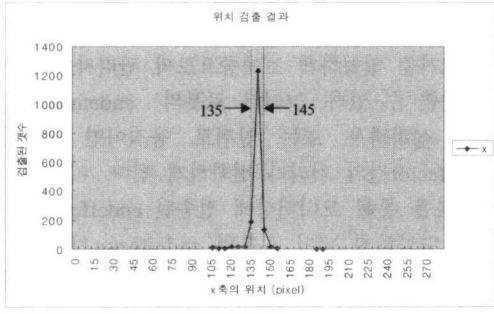



그림 15. 위치 변화에 대한 검출 결과

표 1은 정확한 endeffector의 위치로부터 상하좌우로 5픽셀씩 멀어져 가며 인식 정도의 분포를 표시한 것이다.

표1. 거리변화에 따른 위치검출 분포표

| 에러 거리 (pixel) | 0 | 5 | 10 | 15 | 20 | 25 | 30 | 35 | 40 | 45 | 50~ |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 검출영상수 | 1229 | 322 | 32 | 24 | 16 | 8 | 8 | 9 | 0 | 1 | 1 |
| 누적영상수 | 1229 | 1551 | 1583 | 1607 | 1623 | 1631 | 1639 | 1648 | 1648 | 1649 | 1650 |
| 정확도(%) | 74.5 | 94.0 | 95.9 | 97.4 | 98.4 | 98.8 | 99.3 | 99.9 | 99.9 | 99.9 | 100 |

표 1에 나타난 것처럼 반경이 커질수록 로봇 endeffector 검출 영상수가 증가하며 정확도도 증가함을 알 수 있다. 이와 같이 하여 실험한 결과 그림 16에 나타난 것처럼 단일 신경회로망을 이용한 인식결과는 약 80%이며 회전 모양을 세분화하여 구성한 다중모듈 신경회로망은 약 94%로써 단일 신경회로망을 이용하였을 경우보다 14%이상의 정확도를 가지는 것을 알 수 있다.

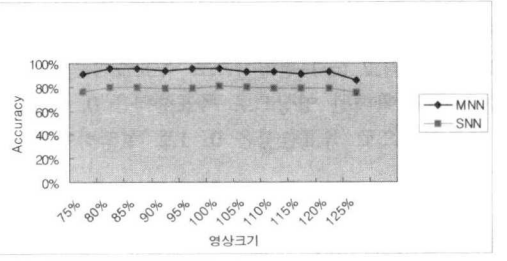



그림 16. 위치 검출을 위한 단일 신경망과 다중모듈 신경망의 비교


Copyright (C) 2003 NuriMedia Co., Ltd.
www.dbpia.co.kr

### 3.2 크기 검출 신경회로망

크기 검출 신경회로망 모듈은 로봇의 endeffector를 검출한 후 그 크기를 결정한다. 크기검출 신경회로망은 전처리가 끝난 영상에 12×12윈도우를 적용하며 입력패턴을 만들며 180개 영상에 대해 각각 80, 90, 100, 110, 120%크기로 변환하여 총 900개 영상에 대해서 학습을 수행한다.

학습이 끝난 후 역시 150개 영상에 대해 크기를 75, 80, 85, …, 125%로 변화시켜 총 1,650개의 영상에 대하여 실험을 수행하였으며 그 결과값은 그림 18과 같이 나타나며 출력값에 따라 영상의 크기를 표 2와 같이 정의하였다.

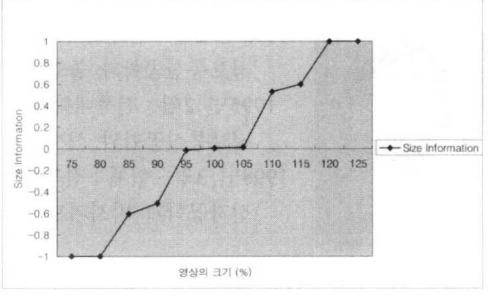



그림 17. 영상 크기에 따른 크기정보

표 2. 크기정보에 대한 정의

| 영상 크기 (%) | 80 | 90 | 100 | 110 | 120 |
|---|---|---|---|---|---|
| 기준 값 | -1.0 ~ -0.9 | -0.6 ~ -0.4 | -0.1 ~ 0.1 | 0.4 ~ 0.6 | 0.9 ~ 1.0 |

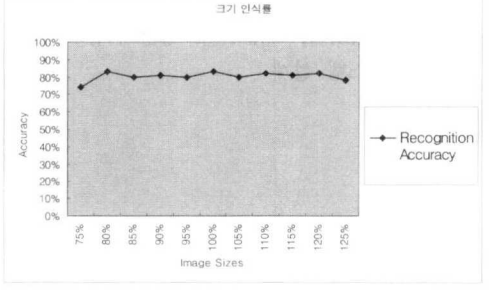



그림 18. 영상의 크기에 따른 검출 결과

이와 같이 크기에 대한 정보를 표 2와 같이 정의하여 각각의 영상에 대해 크기를 달리 하여 실험한 결과 그림 18과 같이 약 81 %의 인식의 정확도를 보였다. 모듈라 신경회로망을 이용하여 위치 검출과 크기 검출을 하는 로봇 endeffector 인식 시스템은 기존의 단일 신경회로망을 이용한 인식 시스템과 비교하여 성능이 우수함을 알 수 있다.

## Ⅳ. 결 론

본 논문에서는 로봇의 작업행동을 관측하기 위하여 고정된 위치의 카메라를 이용하여 로봇 endeffector를 인식하는 시스템을 제안하였다. 구현하고자 하는 로봇 endeffecter의 모습은 보는 시각에 따라 무수히 많은 형태의 모습을 가지므로 단일 모듈 신경회로망을 이용하여 설계하고자 하는 경우에는 학습 시간이 길고 잡음에 민감하여 정확한 인식이 어렵다. 그러나 본 논문에서 제안한 다중모듈 신경회로망은 위치 및 크기 검출 신경회로망을 모듈화 하여 학습 및 인식 능력을 증가시켰다.

신경회로망 모듈인 위치검출 신경회로망 모듈에서는 학습하기 쉬운 패턴들을 클러스터링하여 처리하므로 학습시간이 단일모듈 신경회로망에 비해 약 65%로 단축되었다. 이 결과들은 두번째 위치결합 신경회로망 모듈을 이용하여 종합하여 처리하였으며 크기검출 신경회로망 모듈에서는 크기에 대한 정보를 구분하여 학습하도록 함으로써 줌 기능이 가능하도록 하였다.

본 논문에서 제안한 로봇 endeffector 인식 및 추적 시스템은 실시간 처리가 가능하도록 하드웨어 및 소프트웨어의 처리 속도를 향상시켜야 하며 인식된 정보를 이용하여 다음 위치를 찾는 위치 예측 알고리즘에 대한 연구도 병행되어야 한다.

## 참 고 문 헌

[1] S. Yamamoto, "Development of Inspection Robot for Nuclear Power Plant", Proc. 1992. IEEE International Conference on Robotics and Automation, Nice, France, May, 1992.

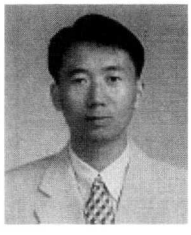
[2] M. M. Trivedi, C.Chen, and S. B. Marapane. " A Vision System for Robot Inspection and Manipulation", IEEE computer, Special Issue on Autonomous Intelligent Machines, Vol. 22,



Copyright (C) 2003 NuriMedia Co., Ltd.
www.dbpia.co.kr

No. 6, pp. 91-98, June, 1989.
[3] 최갑주, 백성현, 박동선, "신경망을 이용한 물체 추적 시스템", 대한전자공학회 96 하계 종합학술대회 논문집 Vol 19. No 1, pp. 683 - 686, 1996
[4] 백성현, 박동선, 조재완, 이용범, "효율적인 로봇 추적을 위한 신경회로망 구조", 대한 전자공학회 97 하계 종합학술대회 논문집 Vol 20, No 1, pp. 875 - 878, 1997
[5] Martin T. Hagan, Howard B. Demuth, Mark Beale, Neural Network Design, PWS Publishing Company, 1996,
[6] 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
[7] N. J. Cutaia and J. A. O'Sullivan. May, "Identification of Maneuvering Aircraft Using Class Dependent Kinematic Models", Electronic Signals and Systems Research Laboratory Monograph ESSRL-95-13, St Louis, MO. 1995.
[8] Ramesh Jain, Rangachar Kasturi, Brian G. Schunck. Machine Vision, pp. 149-172. 1995.
[9] Ming Zhang and John Fulcher. May. "Face Recognition Using Artificial Neural Network Group-Based Adaptive Tolerance (GAT) Trees", IEEE Vol 7, No 3. 1996.
[10] Dinesh Nair and J. K. Aggarwal. August 25-30. Hierarchical, "Modular Architectures for Object Recognition" by Parts, Proc. 13th Intl. Conference on Pattern Recognition, Vienna, Austria,pp. A:601-606. 1996.
[11] Stephen I. Gallant. Neural Network Learning. 1994.
[12] Y. Yamada and M. Ishikawa. July. "High Speed Target Tracking Using Massively Parallel Processing Vision", Proc. IEEE Int. Conf. on Int'l. Robots and Systems, pp. 267-272. 1993.
[13] Granlund, G. H., H. Knutsson, C-j. Westelius and J. Wiklund. Apr. "Issue in robot vision, Image and Vision Computing", Vol. 12, No. 3. 1994.
[14] SeongHyun Baek, DongSun Park, JaeWan Cho, YongBum Lee. "A Robot Endeffector Tracking System Based on Feedforward Neural Network", FLINS. pp. 324-331. 1998.
[15] 김영부, 박동선. "로봇 Endeffector 인식을 위한 모듈라 신경회로망", 대한전자공학회 하계 종합학술대회 논문집, Vol. 22, No. 1, pp. 496-499, 1999.
[16] Dong-Sun Park, Sook Yoon, Young-Bu Kim, "Robot End-Effector Recognition using Modular Neural Network for autonomous control", IJCNN'99, Washington, DC, July 10-16, 1999.

신 진 욱(Jin-Wook Shin) 정회원



1993년 2월 : 전북대학교 정보통신공학과 졸업
1995년 2월 : 전북대학교 정보통신공학과 석사
1998년 3월~현재 : 전북대학교 전자공학과 박사과정

<관심분야> 영상 처리, 패턴인식, 디지털 시스템 설계

박 동 선(Dong-Sun Park) 정회원

1979년 2월 : 고려대학교 전기전자공학과 졸업
1984년 : Missouri-Columbia 공학석사
1991년 : Missouri-Columbia 공학박사
1991년 3월 ~ 현재 : 전북대학교 전자정보공학부 교수

<관심분야> 신경망, 패턴인식, 영상처리, 디지털 시스템 설계



Copyright (C) 2003 NuriMedia Co., Ltd.
www.dbpia.co.kr