

# Vision System 을 이용한 다관절 로봇팔의 장애물 우회에 관한 연구

송경수(울산대 대학원 기계공학과), 이병룡(울산대 기계공학과)

A Study on the Obstacle Avoidance of a Multi-Link Robot System using Vision System

K. S. Song (Mech. Eng. Grad., Univ. Of Ulsan), B. R. Lee (Mech. Eng., Univ. of Ulsan)

## ABSTRACT

In this paper, a motion control algorithm is proposed by using neural network system, which makes a robot arm successfully avoid unexpected obstacle when the robot is moving from the start to the goal position. During the motion, if there is an obstacle the vision system recognizes it. And in every time the optimization-algorithm quickly chooses a motion among the possible motions of robot. The proposed algorithm has a good avoidance characteristic in simulation.

**Key Words :** Vision System(비전 시스템), Obstacle Avoidance(장애물 회피), Neural Network (신경 회로망)

### 1. 서론

현재 산업현장에서 사용되고 있는 로봇의 대부분은 조립공정의 일부분을 수행하기 위해 사용되고 있다. 이러한 로봇 시스템이 완벽한 자동화를 이루기 위해서는, 예측하지 못한 장애물에 대해 우회성을 갖는 것이 필요하다. 이를 위해 여러 가지 센서들을 조합하여 사용하는 것 보다 Vision System 을 사용하여 보다 간편하게 구성할 수 있다.

로봇이 작업영역을 이동할 때 발생하는 장애물을 우회하는데 사용되는 경로 계획법은 크게 2 가지로 구분할 수 있다. 그 첫번째가 상태 공간법(Configuration Space)<sup>1</sup>이며, 다른 한가지 방법은 인공 전위장법(Artificial Potential Field)<sup>2</sup>이다. 상태 공간법은 로봇의 관절 운동이 n-차원의 상태공간에서 점의 운동으로 변환되며, 장애물 또한 상태공간에서 장애물 영역으로 치환된다. 따라서 장애물과 충돌이 발생하지 않는 안전한 경로를 구할 수 있게 되며, 이 경로로부터 각 관절의 회전각을 산출하는 방법이다. 이 방법은 계산시간이 많이 소모되어 아직까지 적용에 한계가 있다. 인공 전위장법은 인공적인 전위장 함수를 이용하는 방법인데 장애물이 있는 위치는 전위장값을 높게 할당하며, 로봇이 도달해야 하는 목표 위치는 전위장값을 최소값으로

할당해서 로봇이 목표위치에 도달하게 하는 방법이다. 그러나 이 방법은 이동용 로봇에서는 쉽게 적용이 가능하나 관절형 로봇에 적용하기는 매우 어렵다. 또한, 로봇이 목표를 찾아가는 도중에 국소최소점(Local Minimum)에 빠지는 경우가 발생할 가능성이 있다.

본 논문에서는 다관절 로봇팔의 끝단이 정해진 시작 위치에서 역시 정해진 최종위치를 향하는 끝단의 경로를 정한 후, 그 끝단의 경로에 의해 여러 가지 가능한 관절의 각도를 계산하여, 이를 최적화 알고리즘에 적용시켜 최적 모션을 찾아내어 로봇을 움직이게 된다. 로봇의 이동경로에 장애물이 발생하면, 이 장애물을 우회하여 목표 지점으로 향하는 로봇팔 끝단의 최단 거리를 계산한다. 이 때에는 로봇팔이 장애물을 우회하기 위하여, 끝단을 제외한 나머지 링크들은 장애물을 우회할 수 있도록 미리 학습되어 있는 신경 회로망 필드(Neural Network Field)<sup>3,4</sup>에 의하여 각 관절의 각도를 계산하게 된다. 이러한 신경 회로망 필드에 의한 출력값 역시 최적화를 통하여 로봇팔의 각 링크에 선택되기 때문에 로봇팔은 부드러운 경로를 그리며 움직이게 된다.

## 2. 신경 회로망(Neural Network)

### 2.1 이론

신경 회로망은 뇌의 작동원리와 구조를 모방한 복잡한 분산 처리 시스템이다. 이러한 신경 회로망은 폐단 인식, 빠른 정보 처리, 새로운 지식의 학습과 학습되지 못한 상황에 대한 적응 등을 수행할 수 있는, 새로운 정보처리 방법으로 발전되어 왔다. 신경 회로망은 기본적으로 뇌의 구조와 동작 방식을 따르고 있지만, 신경 회로망의 구조나 동작 방식은 뇌에 비해 매우 단순화 되어 있다. 그렇지만 신경 회로망은 놀랄 만큼 많은 부분에서 뇌가 가지는 다음과 같은 독특한 특성을 보여주고 있다.

- ① 학습 능력 (Learning)
- ② 적응 능력 (Adaptation)
- ③ 추상화 능력 (Abstraction)
- ④ 연상 능력 (Association)
- ⑤ 분류 능력 (Classification)
- ⑥ 완만한 성능 저하 (Graceful Degradation)

등이 있으며, 이러한 기본적인 이론으로 인해 기존의 제어방식보다 뛰어난 장점으로서는

- ① 선형이나 비선형 또는 복잡한 모형이나 수학적 함수로 표현이 불가능한 시스템을 제어할 수 있다.
- ② 간단한 수식으로 동작하므로 어려운 제어이론이 필요 없다.
- ③ 연관과 분류능력에 의해 입력자료에 대한 빠른 결과를 얻을 수 있기 때문에 실시간 제어가 가능하다.
- ④ 입력자료에 생긴 잡음이나 파손등에 완만한 성능저하를 가진다.

등이 있다. 신경 회로망을 다관절 로봇팔 제어에 적용하면 복잡한 계산을 대체 하여 보다 빠르게 원하는 작업을 수행할 수 있으며, 장애물의 위치 변화에 쉽게 적응할 수 있다.

### 2.2 적용

본 논문에서는 위와 같은 신경 회로망(Neural Network)의 장점을 살려 Fig.1과 같은 신경 회로망 필드를 제안한다.

Fig.1에 제안된 신경 회로망 필드는 로봇의 끝 단을 제외한 나머지 링크의 움직임을 제어하기 위하여 사용된다. 이는 신경 회로망의 능력 중에서 수학적 함수로 표현이 불가능한 시스템을 제어한다는 특성을 이용한 것이다.

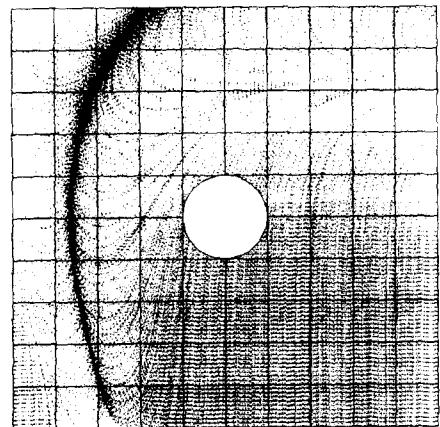


Fig. 1 Proposed Neural Network Field

## 3. 화상 처리(Vision System)

Vision System이란, CCD 카메라 등의 카메라로 화상을 획득한 후, 아날로그 영상의 경우 디지털 영상화 작업을 거친 다음, 획득된 화상을 목적에 맞게 변환한다. 이 화상 데이터를 화상 인식 작업 등을 통하여 원하는 결과를 얻어낸다. 이러한 일련의 작업을 행하는 하드웨어 및 소프트웨어를 Vision System이라 한다.

### 3.1 화상 보상 알고리즘

본 논문의 제어대상인 다관절 로봇팔의 크기가 다소 크기 때문에 이를 전부 화상에 담기 위하여 화각이 큰 CCD 카메라를 사용하였다. 이에 필연적으로 발생하는 화상의 왜곡을 보상하기 위하여 다음과 같은 영상 처리가 우선시 된다.

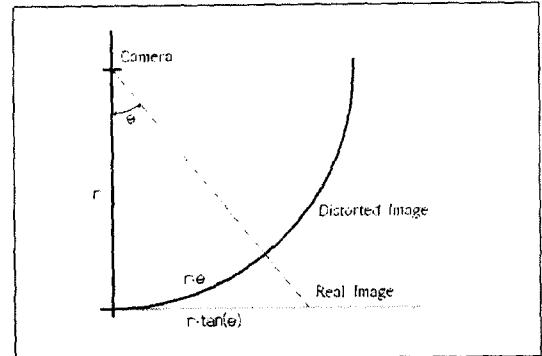


Fig.2 Distortion of Image

왜곡된 화상(Distorted Image)을  $f(x,y)$ 라 하고 원화상(Real Image)을  $g(u,v)$ 라 할 때 화상을 복원하기 위하여 다음과 같은 변환을 한다.

$$g(i,j) = f \left( \begin{array}{l} \frac{i}{\sqrt{i^2 + j^2}} \cdot r \cdot \tan^{-1} \frac{\sqrt{i^2 + j^2}}{r}, \\ \frac{j}{\sqrt{i^2 + j^2}} \cdot r \cdot \tan^{-1} \sqrt{i^2 + j^2} \end{array} \right)$$

위의 변환은 화소가 중심에서 멀어 질수록 거리에 따라 왜곡이 생기는 것을 보상하여 준다. 화상이 연속적이지 못한 것은 내삽법<sup>5</sup>을 사용하여 해결한다.

### 3.2 이치화 방법

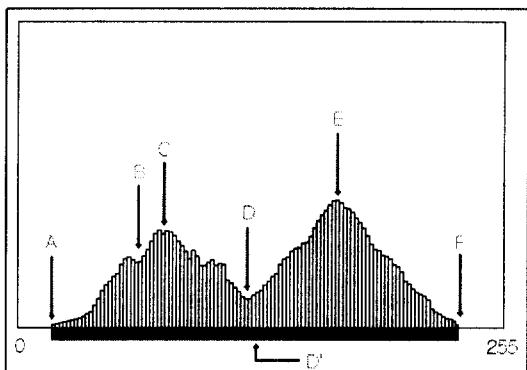


Fig.3 Image Histogram

Fig. 3 은 화상 히스토그램을 보여준다. “0”에 가까울수록 검은색, “255”에 가까울수록 흰색 화소의 누적치를 의미한다. 우리가 다루고자 하는 화상이 흑백임을 감안 할 때, 위의 히스토그램과 비슷한 형태일 것이라는 것을 알 수 있다. 여기서 우리는 정확히 “D”점을 선택하여야 배경과 장애물을 분리 할 수 있다. “D”점은 여러 가지 방법으로 결정할 수 있다. 우리는 속도가 빠른 방법이 필요하기 때문에, 계산이 간단한 면적비로 판단하는 방법을 택하기로 한다.

우리는 어느 정도 정확히 장애물과 로봇팔의 면적을 알 수 있다. 그러므로 검은색의 바닥과, 흰색 인 장애물과 로봇팔의 면적비를 예측할 수 있다. 따라서 “D”的 대략적인 위치인 “D’” 점은 알 수 있다. 그리고 정확한 “D”점을 결정하기 위하여 “D’”점에 인접한 영역을 설정하여, 그 영역 내에서 누적치값이 최소값을 갖는 점을 “D”점으로 택한다.

화소값이 “D”점보다 작은 구역은 모두 화소값을 “0”으로 큰 구역은 “255”로 이치화한다

이로서 이치화가 되었으면, 화소값이 “255”가 되는 지역을 설정하여 그영역을 포함하는 최소원을 구하여 장애물 영역으로 설정한다.

### 3.3 라벨링 알고리즘

라벨링이란 이치화된 화상을 서로 연결되어 있는 화소를 하나의 물체로서 번호를 부쳐주는 것을 말한다. 라벨링 알고리즘에는 두가지가 있는데 그 첫번째 방법이 라스터 주사 방식이며, 다른 하나는 점전파 알고리즘<sup>6</sup>이다. 라스터 주사방식<sup>6</sup>은 TV 화면을 구성하듯이 모든 점을 조사해 가는 방법으로서 알고리즘 구성이 복잡하다는 단점이 있다. 점전파 방식은 한점에서 파동이 전달 되듯이 라벨을 전파하는 알고리즘으로서 프로그램으로 제작되었을 시스템 자원을 고갈시켜 프로그램이 다운되는 경우가 빈번하였다.

본 논문에서는 다소 알고리즘은 복잡하지만 안정적인 라스터 주사방식의 라벨링 알고리즘을 취하였다.

그 방법은 다음과 같다.

① 주사 개시점(주사는 TV 라스터 주사 순서를 따른다)을 화면 좌상으로 한다.

② 주사를 계속하여 화소값이 “255”인 화소를 찾는다.

③ 그 점의 인접점을 조사한다.

❶ 모든 인접점에 아직 라벨이 붙여있지 않으면 새로운 라벨을 붙이고 ②로 돌아간다.

❷ 인접점중의 화소값이 “0”인 화소를 제외하고 모두 같게 붙여져 있으면 그라벨과 같은 라벨을 붙이고 ②로 돌아간다.

❸ 인접점중에서 2종류 이상의 다른 라벨이 붙여져 있으면 그 가운데에서 가장 먼저 붙여진 라벨을 붙인다. 이때 각 화소는 본래 동일한 라벨이 붙여져야만 했다는 것 이였으므로 이것들은 나중에 일괄 처리하기 위하여 기록하여두고 ②로 돌아간다.

❹ 주사가 화면 우하에서 종료한 후 앞의 ❸에서 원해 하나의 연결성분으로 동일한 라벨을 붙여야 할 라벨을 다시 붙이기 위하여 ❸의 기록에 의거하여 재차 주사를 행하여 라벨을 바꿔쓴다.

### 4. 다관절 로봇팔의 장애물 우회 알고리즘

로봇팔의 끝위치가 주어질 때, 그 끝위치를 만족하는 로봇팔의 자세는 로봇팔의 여유자유도에 따라 무수히 많이 존재 할 수 있다. 따라서 이러한 여유자유도를 이용하여 원하는 로봇의 작동 요소를 최적화할 수 있다는 장점이 있다. 예를 들어 로봇

팔의 작동 중에 소요되는 에너지를 최소화 시킨다든지, 특이점(Singular Point)을 피한다든지, 원하는 궤적을 따라서 속도 및 힘의 전달율(Transmission Ratio)을 최대화 할 수 있는 등의 작업을 수행할 수 있다. 본 논문에서는 여유자유도를 가진 로봇팔이 움직일 때 돌발적으로 발생하는 장애물을 제 3 장의 Vision System으로 인지하고, 장애물을 적절한 자세를 유지하면서 우회할 수 있는 알고리즘을 제안하였다.

#### 4.1 장애물 우회 방법

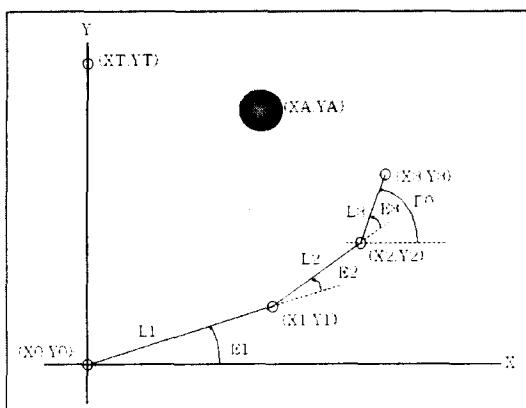


Fig.4 3 Axes Multi-Link Robot

Fig.4 는 3 축 다관절 로봇모델과 장애물을 보여준다. 로봇팔의 끝단이 장애물을 우회할 필요성이 판단되면, 로봇팔은 Fig.5 와 같은 경로를 생성하고 이동 한다.

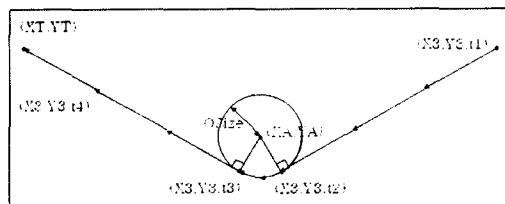


Fig.5 Obstacle Avoidance

여러 번의 사전 시뮬레이션 결과 장애물과 충돌문제를 일으키는 주 원인은 Fig.4 의  $(X_2, Y_2)$  점의 우회 성능이었다. 이를 해결하기 위하여 2 장에서 제안되었던 신경 회로망 필드에 L3 링크 즉, 선분  $(X_2, Y_2) \sim (X_3, Y_3)$ 을 회로망 필드의 선분들과 같은 각도를 이루도록 하여 장애물을 피하도록 하였다.

#### 4.2 최적화 방법

최적화 알고리즘은 가능한 간단히 구현하기 위하여 다음과 같은 규칙을 따른다.

첫째 : 각 관절의 각도 변화량을 최소화 한다.

(물론 거시적인 판단은 아님)

둘째 : 장애물과 거리가 가까워 졌을 때 마지막 링크 L3 는 Fig.1 의 필드선위에 놓여야 한다.

위의 두 가지 규칙을 가장 만족하는 자세를 선택하여 로봇은 움직인다.

#### 5. 결론

시뮬레이션 결과 Fig.6, Fig.7, Fig.8 과 같이 우수한 장애물 우회 성능을 보였다.

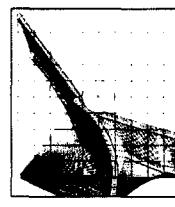


Fig.6

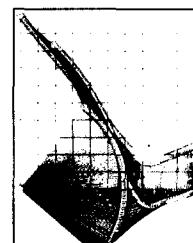


Fig.7

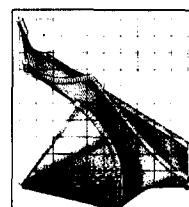


Fig.8

#### 참고문헌

1. T.Lozano-Perez, "Spatial Planning: a Configuration Space Approach", IEEE TRans. Comp,pp.108-120, 1983
2. Okhatib, "Real-Time Obstacle Avoidance for Manipulators and Mobile Robots", Int. J. of Robotic Research, Vol.5, No.1, pp.90-98, 1986
3. 이상원, "학습하는 기계 신경망", Ohm Company, 1995
4. M. Zurada "Introduction to Artificial Neural Systems", West Publishing Company, 1992.
5. 編輯剖譯, "컴퓨터 畫像處理入門", 日本工業技術センター, pp.30-35, 1993
6. 李門浩, "퍼스컴을 이용한 畫像處理", 技多利, pp.33-37, 1993
7. 장동역, "디지털 영상 처리의 구현", PC 어드밴스 1999