

## 인공신경망을 이용한 2진 로봇 매니플레이터의 역기구학적 해석

류길하\*, 정종대\*\*

### Inverse Kinematic Analysis of a Binary Robot Manipulator using Neural Network

Gil Ha Ryu\*, Jong Dae Jung\*\*

#### ABSTRACT

The traditional robot manipulators are actuated by continuous range of motion actuators such as motors or hydraulic cylinders. However, there are many applications of mechanisms and robotic manipulators where only a finite number of locations need to be reached, and the robot's trajectory is not important as long as it is bounded. Binary manipulator uses actuators which have only two stable states. As a result, binary manipulators have a finite number of states. The number of states of a binary manipulator grows exponentially with the number of actuators. This kind of robot manipulator has some advantage compared to a traditional one. Feedback control is not required, task repeatability can be very high, and finite state actuators are generally inexpensive. And this kind of robot manipulator has a fault tolerant mechanism because of kinematic redundancy.

In this paper, we solve the inverse kinematic problem of a binary parallel robot manipulator using neural network and test the validity of this structure using some arbitrary points in the workspace of the robot manipulator. As a result, we can show that the neural network can find the nearest feasible points and corresponding binary states of the joints of the robot manipulator

**Key Words** : binary robot manipulator(2진 로봇 매니플레이터), kinematic analysis(기구학적해석), variable geometry truss(가변 트러스 구조), neural network(인공신경망)

\* 한국기술교육대학교 제어기계공학과

\*\* 한국기술교육대학교 전기공학과

## 1. 서론

일반적으로 많이 사용되는 로봇 매니플레이터는 전기 모터나 유압실린더 등을 동력원으로 사용하고 있다. 이러한 동력원은 조인트의 변위를 연속적으로 변화시킬 수 있으므로 로봇 매니플레이터의 연속적인 위치변화에 유연하게 대응할 수 있어 그 사용범위가 광범위하다. 2진 로봇 매니플레이터는 전체적인 기하학적 형상이 그림 1에 나타난 바와 같이 가변 트러스 구조를 하고 있으며 조인트의 구동원으로 사용되는 액츄에이터는 2가지의 변위만을 지니고 있다. 따라서 모든 조인트 변위는 2진수로 표현할 수 있으며 최대 변위와 최소 변위만으로 나타나게 된다. 로봇 매니플레이터에 주어지는 작업의 형태는 여러 가지가 있으나 크게 분류하면 연속적인 경로(continuous path)를 따라 움직이는 경우와 주어진 위치(discrete position)를 따라 움직이는 경우로 구분할 수 있다. 2진 로봇 매니플레이터의 경우 조인트 변수가 연속적이지 않기 때문에 말단 조작자(end effector)의 위치 또한 불연속적으로 나타나게 된다. 즉 로봇 매니플레이터의 작업영역이 일반 로봇 매니플레이터와 달리 위치 벡터(position vector)의 집합 형태로 표현되며 액츄에이터의 개수가  $n$ 개인 경우 로봇 매니플레이터는  $2^n$ 개의 위치에 도달할 수 있다. 이러한 단점으로 인하여 연속적인 경로를 따라 이동하여야 하는 작업이나 높은 정밀도를 요구하는 작업에는 적합하지 않을 수도 있지만 다른 여러 가지 장점을 내포하고 있다. 조인트 변수가 연속적이지 않고 최대 변위값 및 최소 변위값만을 가지고 있으므로 조인트 변수에 대한 제어가 필요 없고 가변 트러스 구조의 수를 증가시키면 비교적 큰 작업영역을 가질 뿐만 아니라 높은 자유도를 지니고 있어 장애물이 있는 경우에도 쉽게 적용이 가능하고 액츄에이터의 값이 저렴하여 높은 경제성을 유지할 수 있다. 이와 더불어 가변 트러스 구조의 로봇 매니플레이터는 잉여 로봇 매니플레이터(redundant robot manipulator)이므로 고장으로 인하여 몇 개의 조인트가 구동하지 않는 상황에서도 로봇 시스템의 신뢰성을 확보할 수 있는 결함허용(fault tolerant) 구조를 지니고 있을 뿐 아니라 선형 액츄에이터 자체가 하나의 트러스 구조물 역할을

하기 때문에 별도의 로봇 본체가 필요 없어지므로 전체적으로 로봇 매니플레이터의 무게가 가벼워진다. 따라서 로봇 매니플레이터를 사용하는 작업 환경이 우주 공간이나 물 속 등이어서 로봇 매니플레이터에 고장이 발생하여도 쉽게 교체하거나 수리가 힘든 경우이거나 장애물이 존재하는 경우에 적용이 가능하며 로봇 매니플레이터의 정밀 위치 제어는 말단 조작자에 부가적인 장치, 예를 들면 병렬형 로봇 매니플레이터<sup>(1-2)</sup>등을 설치함으로써 극복할 수 있다. 일반적으로 로봇 매니플레이터가 수행하는 작업은 위치작업(point to point, PTP)이 대부분이므로 이 경우 값비싼 산업용 로봇을 대체할 수 있어 경제성이 뛰어나다 할 수 있다. 연속적인 조인트 변수값을 지닌 직렬형 잉여 로봇 매니플레이터의 기구학적 해석에 대하여 그동안 많은 연구가 이루어져 왔다<sup>(3-4)</sup>. Padmanabhan과 Subramaniam은 가변형 구조를 지닌 병렬형 3차원 형상의 로봇 매니플레이터의 기구학적 해석에 관한 연구를 수행하였다<sup>(5-6)</sup>. Chirikjian은 가변형 트러스 구조를 지닌 잉여 로봇 매니플레이터에 대한 기구학적 해석 및 제어에 관한 연구<sup>(7)</sup>를 등뼈곡선(backbone curve)을 이용하여 수행하였으며 기하학적 해석에 바탕을 둔 최적 형상에 관한 연구<sup>(8)</sup>도 수행한 바 있고 위치 제어에 사용되는 2진 로봇 매니플레이터의 조인트 변수 값(최대 변위값 및 최소 변위값) 결정에 관한 연구<sup>(9)</sup>를 수행하였다.

인공신경망은 간단한 단위 역할을 수행하는 뉴런(neuron)들이 여러 계층을 형성하면서 적절한 가중치를 갖는 연결선에 의해 대단위 병렬 연결된 구조로 되어 있으며 학습이라는 과정을 통해 이 연결 가중치들을 조절하여 줌으로써 임의의 입출력간의 사상(mapping)을 근사(approximation)할 수 있도록 한 것이다<sup>(10-11)</sup>. 이 기능은 인간의 뇌의 구조를 모방한 것으로서 대단위 병렬처리에 의한 고속 데이터 처리가 가능하고 습득된 지식이 신경망내의 가중치를 통해 분산저장 됨으로써 신경망의 일부 손상에 대한 결함허용 시스템의 구축이 가능하며 학습되지 않은 입력조건에 대해서도 기 학습된 사상으로부터 적절한 출력을 유도해 내는 일반화 능력을 갖는다. 인공신경망의 이런 입출력 사상기능은 많은 연구자들에 의해 실제 문제에 적용이 시도되었고 특히 신경망의 특징상 문자 인식, 신호처리 등과 같은 분야에서는 괄목할 만

한 성과가 보고되고 있는 실정이다<sup>(12)</sup>. 제어문제 역시 신호처리의 한 범주로 생각될 수 있으며 따라서 많은 연구자들이 제어문제에 신경망을 응용하고 좋은 결과를 발표하고 있다<sup>(13)</sup>. 특히 제어 대상 공정이 비선형성을 갖거나 전달함수가 미지인 경우 신경망의 학습기능과 일반화기능을 사용함으로써 간단한 구조로 좋은 결과를 얻을 수 있다. 본 논문에서는 가변형 트러스 구조를 지닌 평면 2진 로봇 매니플레이터에 대하여 기하학적 형상을 이용하여 순 기구학적 해석을 수행하였으며 순 기구학적 해석으로부터 얻어진 조인트 상태 변수 벡터들과 그에 해당하는 말단 조작자의 위치 벡터들을 사용하여 신경망을 학습시킴으로써 역으로 말단 조작자의 위치벡터가 주어졌을 때 그에 가장 가까운 위치로 이동하기 위한 2진 조인트 상태 변수 벡터를 알아내는 역 기구학적 해석을 수행하였다.

## 2. 기구학적 해석

### 2.1 기구학적 모델링

그림 1에 나타난 가변 트러스 구조를 지닌 2진 로봇 매니플레이터는 그림 2와 같은 기본 트러스 모듈을 적층하여 구성한다. 그림 2에 나타난 바와 같이 각각의 기본 모듈은 3개의 선형 액츄에이터로 구성되어 있으며 각 액츄에이터의 변위는 연속적이지 않고 최소 변위값과 최대 변위값으로만 동작한다. 따라서 조인트의 변위 상태는 2진수로 표현이 가능하며 0인 경우는 최소 변위 상태를 그리고 1인 경우는 최대 변위 상태를 나타낸다.

$m$ 개의 모듈로 구성된 2진 로봇 매니플레이터의 경우  $3m$  개의 선형 2진 구동 조인트를 가지게 되므로 로봇 매니플레이터의 말단 조작자는  $2^{3m}$  개의 위치에 도달 할 수 있다. 기구학적 해석을 위하여 그림 2에 나타난 바와 같이 각 모듈에 이동좌표계(moving coordinate system,  $x_i, y_i, z_i$ )를 부여하며 기준좌표계(reference coordinate system,  $x_0, y_0, z_0$ )는 첫 번째 모듈의 베이스에 위치하고 원점은 A점과 일치하며  $x$ 방향은 베이스를 따라 그리고  $y$  방향은 베이스에 수직인 방향을 향하도록 위치하고 있다. 각 모듈에 부여된 이동좌표계  $\{i\}$ 의 원점은 상판에 위치( $D$ 점)

하고  $x$ 방향은 상판을 따라 그리고  $y$ 방향은 상판에 수직인 방향을 향하도록 위치하고 있다. 그림 2는  $i$ 번째 모듈에 부여된 좌표계를 나타내며 두 좌표계 사이의 좌표변환은  $\{i\}$ 좌표계의 원점의 위치와 좌표축의 단위벡터를  $\{i-1\}$ 좌표계로 표현함으로써 구할 수 있다. 초기위치(home position)인 경우 각 모듈에 부여된 모든 이동좌표계와 기준좌표계의 좌표축 방향은 서로 일치한다.

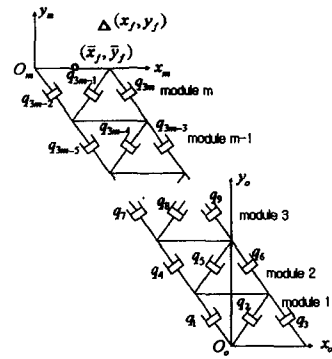


Fig. 1 Planar binary robot manipulator

### 2.2 순기구학적 해석

기구학적 해석은 순기구학적 해석과 역 기구학적 해석으로 나눌 수 있으며 그림 1에 나타난 2진 로봇 매니플레이터의 경우 구동 조인트의 조인트 변위 상태가 주어지는 경우 말단 조작자의 위치를 결정하는 것을 순기구학적 해석, 그리고 이와 반대로 말단 조작자의 위치가 주어지는 경우 구동 조인트의 조인트 상태를 구하는 것을 역기구학적 해석이라 한다. 두 좌표계 사이의 좌표변환은 두 좌표계의 원점에 대한 상대 위치 벡터와 좌표축 사이의 회전각의 함수로 표현할 수 있으며 식(1)로 나타낸다.

$$T_i^{i-1} = \begin{bmatrix} \cos(\phi) & -\sin(\phi) & x_0 \\ \sin(\phi) & \cos(\phi) & y_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

여기서,  $x_0, y_0$  는  $\{i\}$ 좌표계의 원점을

{i-1}좌표계로 나타낸 값이며  $\phi$  는 {i-1}좌표계에 대한 {i}좌표계의 회전 량을 나타낸다. 그림 2에 나타난 기본 모듈에서 트러스의 베이스 폭은  $b$ 이며 이때 A점 및 B점의 좌표를 좌표계{i-1}에 대하여 나타내면 다음과 같다.

$$A(A_x, A_y) = (0, 0) \quad (2)$$

$$B(B_x, B_y) = (b, 0)$$

{i-1} 좌표계에 대한 C점의 위치를  $(C_x, C_y)$ , D점의 위치를  $(D_x, D_y)$ 라 하면 다음 관계식을 유도할 수 있다.

$$D_x^2 + D_y^2 = a_{3i-2}^2 \quad (3)$$

$$C_x^2 + C_y^2 = a_{3i-1}^2 \quad (4)$$

$$(C_x - b)^2 + C_y^2 = a_{3i}^2 \quad (5)$$

$$(C_x - D_x)^2 + (C_y - D_y)^2 = b^2 \quad (6)$$

식(3)-(6)에 나타난 조인트 변위( $q_i$ )는 조인트의 상태에 따라 결정되며 조인트의 상태가 1 인 경우에는  $q_i = q_{\max}$ 가 되고 조인트 상태가 0 인 경우에는  $q_i = q_{\min}$ 이 된다. {i-1}좌표계에 대한 C점의 좌표는 다음과 같이 구한다. 식(4)와 식(5)로부터  $C_x$ 를 구할 수 있고  $C_x$ 를 식(4)에 대입하여  $C_y$ 를 구할 수 있다. 이 경우  $C_y$ 는 항상 양수이어야 하며 결과적으로 C점의 위치  $(C_x, C_y)$ 는 다음 식으로 나타난다.

$$C_x = \frac{b^2 - a_{3i}^2 + a_{3i-1}^2}{2b}, C_y = \sqrt{a_{3i-1}^2 - C_x^2} \quad (7)$$

식(3),(4) 그리고(7)을 식(6)에 대입하면  $2C_x D_x + 2C_y D_y = a_{3i-1}^2 + a_{3i-2}^2 - b^2$  이 되며 따라서  $D_x$ 는 다음과 같이 표현된다.

$$D_x = \frac{D_y - k_1}{k_2} \quad (8)$$

$$\text{여기서, } k_1 = \frac{a_{3i-1}^2 + a_{3i-2}^2 - b^2}{2C_y}$$

$$k_2 = -\frac{C_x}{C_y}$$

식(8)을 식(3)에 대입하면 다음 식을 얻을 수 있다.

$$l_1 D_y^2 - l_2 D_y + l_3 = 0 \quad (9)$$

$$\text{여기서, } l_1 = \frac{1}{k_2^2} + 1$$

$$l_2 = \frac{2k_1}{k_2^2}$$

$$l_3 = \frac{k_1^2}{k_2^2} - a_{3i-2}^2$$

식(8)과 (9)로부터 D점의 위치  $(D_x, D_y)$ 를 구하면 다음 식과 같다.

$$D_x = \frac{D_y - k_1}{k_2} \quad (10)$$

$$D_y = \frac{l_2 \pm \sqrt{l_2^2 - 4l_1 l_3}}{2l_1}$$

식(10)을 살펴보면 D점에 대하여 2개의 해가 존재하는데 기하학적 형상을 고려하면 C점의 위치 벡터와 D점의 위치 벡터가 다음 식을 만족하는 점만이 실제 해가됨을 알 수 있다.

$$\overline{C} \times \overline{D} > 0 \quad (11)$$

좌표계{i}와 좌표계{i-1}사이의 좌표변환은 좌표변환행렬을 이용하여 식(1)과 같이 표현 할 수 있으며 그림 2에 나타난 두 좌표계 사이의 좌표 변환행렬을 구하면 다음과 같다.

$$T_{i+1}^i = \begin{bmatrix} \cos(\theta) & -\sin(\theta) & x_0 \\ \sin(\theta) & \cos(\theta) & y_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (12)$$



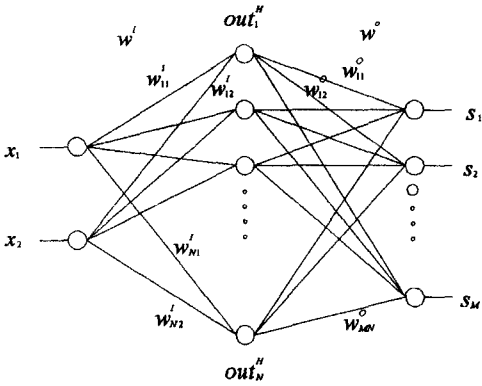


Fig. 3 The structure of neural network

여기서  $\|\cdot\|$ 는 유클리디안 놈으로서 두 벡터 간의 거리를 나타내며  $w_{Ri}^I$ 는 입력과 경쟁층 사이의 가중치 행렬  $w^I$ 의  $i$  번째 행 벡터이다.

$out_i^H$ 는 경쟁층의  $i$  번째 뉴런 출력으로서, 즉 경쟁층은 주어진 입력좌표와 경쟁층에 있는 모든 뉴런들간의 거리를 구하여 가장 거리가 가까운 뉴런을 우승자(winner)로 취하고 그 출력을 1로 하며 나머지 모든 뉴런의 출력들은 0으로 하는 "winner takes all" 형태로 동작한다. 출력층에서는 다음 식(15)와 같은 계산에 의해 우승자로 선택된 뉴런에 해당하는 조인트 상태벡터를 출력한다.

$$out^O = S = [s_1 s_2 \dots s_{3m}]' = \omega^O out^H \quad (15)$$

여기서  $S$ 는 조인트의 상태를 나타내는 출력 벡터로서  $s_j$ 들은 0 아니면 1의 값을 갖는다.

$out^H (= [out_1^H \ out_2^H \ \dots \ out_N^H]')$ 는 경쟁층의 출력 벡터로서 우승자 뉴런의 출력만 1이고 나머지는 모두 0이 된다. 위의 식(14)와 (15)에서 사용된 입력과 경쟁층 사이의 가중치 행렬  $w^I$ 와 경쟁층과 출력층 사이의 가중치 행렬  $w^O$ 는 신경망의 학습과정을 통해 생성된다.

학습은 로봇 매니플레이터의 순기구학적 해석에 의해 얻어진  $2^{3m}$ 개의 말단 조작자의 위치와 이 위치를 발생시키기 위한 각 조인트 상태변수들의

집합을 학습 쌍으로 하여 수행되었다. 학습단계를 설명하기 위하여 다음과 같은 용어들을 정의한다.

- a. 학습쌍 :  $\{(X^i, S^i), i = 1, \dots, 2^{3m}\}$   
여기서  $X^i = [x_1^i \ x_2^i]'$ 는 말단 조작자의 위치 벡터로서 역 기구학 신경망의 학습 입력 벡터이고  $S^i = [s_1^i \ s_2^i \ \dots \ s_M^i]'$  ( $M=3m$ )는 조인트의 상태변수 벡터로서 학습 목표 출력 벡터이다.
- b. 신경망의 입력층 가중치 행렬 :  $\omega^I = [\omega_{ij}^I]$   
 $N \times 2$  ( $N$ 은 은닉층 뉴런의 개수)의 크기를 가지며 이 행렬은 학습시의 편의상 다음과 같이 행 벡터들로 구성된 행렬로 표현한다.

$$\omega^I = [\omega_{ij}^I] = \begin{pmatrix} \omega_{R1}^I \\ \vdots \\ \omega_{R2}^I \\ \vdots \\ \omega_{RN}^I \end{pmatrix}$$

여기서  $\omega_{Ri}^I = [\omega_{i1}^I \ \omega_{i2}^I]$ 로서 행렬  $\omega^I$ 의  $i$  번째 행 벡터이다.

- c. 신경망의 출력층 가중치 행렬 :  $\omega^O = [\omega_{ij}^O]$   
 $M \times N$ 의 크기를 가지며 이 행렬은 학습시의 편의상 다음과 같이 열 벡터들로 구성된 행렬로 표시한다.

$$\omega^O = [\omega_{ij}^O] = [\omega_{C1}^O : \omega_{C2}^O : \dots : \omega_{CN}^O]$$

여기서  $\omega_{Cj}^O = [\omega_{1j}^O \ \omega_{2j}^O \ \dots \ \omega_{Mj}^O]'$ 로서 행렬  $\omega^O$ 의  $j$  번째 열 벡터이다.

이제 학습단계를 다음과 같이 정리할 수 있다.

학습단계 :

단계 1:

첫번째 학습쌍의 입출력 벡터들을 각각 입출력 가중치 행렬들의 첫 번째 행과 열로 취한다. 맨

처음 입출력 행렬은 공행렬(null matrix)이었으며 이는 첫 번째의 은닉층 뉴런이 생성된 것에 해당한다.

$$\omega_1^I = [\omega_{R_1}^I] = [(X^I)'], \quad \omega_1^O = [\omega_{C_1}^O] = [S^I]$$

여기서  $\omega_1^I$ 는  $1 \times 2$ ,  $\omega_1^O$ 는  $M \times 1$  행렬이며 아랫첨자 1은 맨 처음 생성된 행렬임을 의미한다.

단계 2:

$i$  ( $< 2^{3m}$ ) 번째 학습쌍까지 학습되었을 때  $J$  개의 경쟁층 뉴런이 생성 되었다고 가정한다. 이 때  $i+1$  번째 학습쌍  $X^{i+1} = [x_1^{i+1} \ x_2^{i+1}]'$  이 입력 되면 이 입력과  $J$  개의 경쟁층 뉴런과의 거리 벡터  $[d_1 \ d_2 \ \dots \ d_J]'$  를 구하여 다음과 같은 두가지 경우를 수행한다. 여기서 거리는  $X^{i+1}$  과 가중치 행렬  $\omega_j^I$  의 각 행벡터 사이의 거리를 의미한다. 즉  $d_i = \|X^{i+1} - (\omega_{R_{i+1}}^I)'\|$  이다.

- a.  $d_i$  중 하나라도 0이 있으면 단계 3으로 진행.
- b.  $\forall d_i \neq 0$  이면  $J \leftarrow J+1$  로 하고

$$\omega_{R_{J+1}}^I = [X^{i+1}]', \quad \omega_{C_{J+1}}^O = S^{i+1}$$

즉,  $J+1$  번째로 형성된 입출력 가중치 행렬  $\omega_{J+1}^I$  와  $\omega_{J+1}^O$  는 다음과 같이 구성된다.

$$\omega_{J+1}^I = \begin{pmatrix} \omega_{R_1}^I \\ \ddots \\ \omega_{R_2}^I \\ \vdots \\ \omega_{R_{J+1}}^I \end{pmatrix},$$

$$\omega^O = [\omega_{C_1}^O : \omega_{C_2}^O : \dots : \omega_{C_{J+1}}^O]$$

단계 3:

$i < 2^m$  이면 단계 2로, 아니면 학습 종료.

### 3. 예제

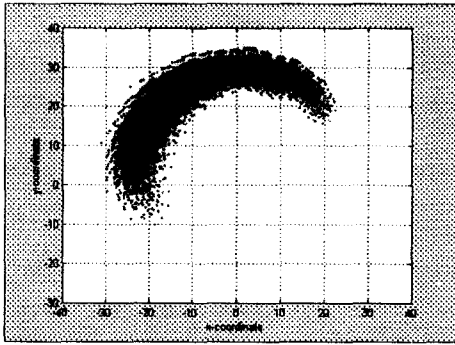
본 예제에 사용된 로봇 매니플레이터는 15 자유도를 지닌 평면 2진 로봇 매니플레이터이다. 기하학적 형상은 그림 1에 나타나 있으며 이 기하학적 형상을 이용하여 순 기구학적 해석을 수행하였으며 그림 3의 신경 회로망을 이용하여 역기구학적 해석을 수행하였다. 로봇 매니플레이터의 베이스 크기( $b$ )는 5이며 조인트의 최대( $q_{max}$ ) 및 최소변위( $q_{min}$ )는 각각 7과 5이다. 그림 4(a)는 주어진 2진 로봇 매니플레이터의 작업영역을 나타내며 그림 4(b)는 작업영역을 밀도로 표현한 것이다. 밀도가 높은 영역은 진하게 나타나고 밀도가 낮은 영역은 연하게 나타나 있으며 이때 작업밀도는 다음 식으로 주어진다.

$$\rho = \frac{\text{말단조작자가 도달 할 수 있는 경우의 수}}{\text{단위 작업영역의 크기}} \quad (16)$$

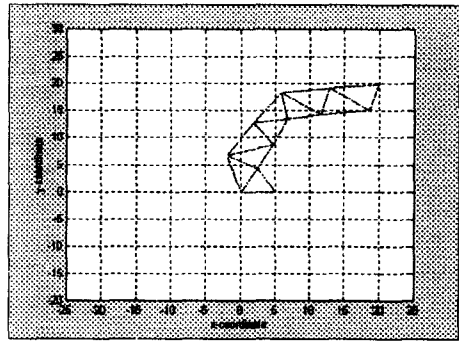
여기서 작업밀도가 높다는 것은 그 영역 내에 2진 로봇 매니플레이터가 도달 할 수 있는 경우가 많다는 것을 의미하며 즉 말단조작자의 위치가 임의로 주어지는 경우 최종위치의 정확성을 높일 수 있는 가능성이 크다는 것을 의미한다. 따라서 고밀도 영역에서 로봇 매니플레이터를 운용함으로써 위치 오차를 줄일 수 있다. 표 1은 3가지 경우에 대하여 인공 신경망을 이용하여 역 기구학적 해석을 수행한 결과를 나타내고 있으며 그림 5는 각 경우에 대한 로봇 매니플레이터의 형상(configuration)을 나타낸다.

Table 1. Input data for inverse kinematic analysis and result

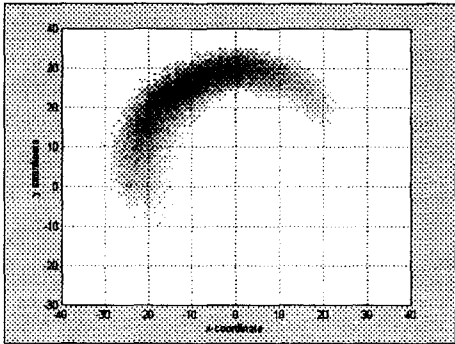
case	X1des.	X1result	distant error
	X2des.	X2result	joint states
(a)	10.0	9.89497	0.145688
	25.0	24.89904	100010110010000
(b)	20.0	19.88038	0.20197
	20.0	19.83726	100110100110111
(c)	-20.0	-20.04723	0.15141
	15.0	15.14385	000011000101001



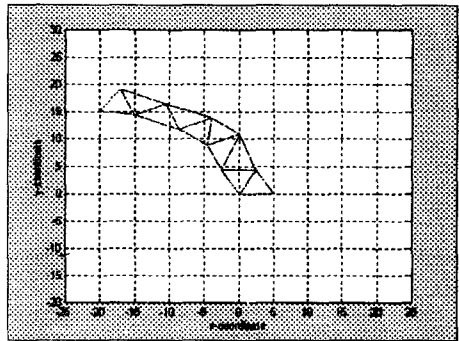
(a)



(b) case b



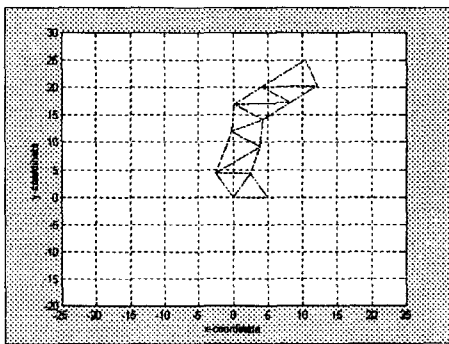
(b)



(c) case c

Fig.4 Workspace of binary robot manipulator

Fig.5 Configuration of binary robot manipulator



(a) case a

#### 4. 결론

2진 로봇 매니플레이터는 일반 산업용 로봇에

비하여 구동원의 가격이 저렴하고 제어가 필요 없으며 트러스 구조의 특성으로 말미암아 작업영역이 비교적 광범위하여 경제성이 우수하다. 뿐만 아니라 잉여 로봇 매니플레이터의 형태이므로 조인트의 고장에 능동적으로 대처할 수 있는 결합허용 성능이 우수하고 장애물 회피 능력이 뛰어난 등 여러 장점을 지니고 있어 그 활용도가 높다고 할 수 있다. 본 논문에서는 가변형 트러스 구조를 가진 2진 로봇 매니플레이터의 순기구조적 해석 및 인공 신경망을 이용한 역기구학적 해석을 수행하였다. 자유도가 높은 경우에도 인공 신경망을 이용한 역기구학적 해석은 좋은 결과를 얻을 수 있으며 실제 제안한 신경망 구조에 로봇 매니플레이터의 작업영역내의 몇몇 임의의 위치를 입력시켜 역기구학적 문제를 수행한 결과 최대 인접



위치를 찾아가는 조인트 상태변수를 발생시킴을 확인하였다. 기구학적 해석은 로봇의 경로계획 등에 유용하게 활용 할 수 있으며 신경 회로망의 학습능력을 이용한 역기구학적 해석방법은 다른 형태의 병렬형 로봇 매니퓰레이터의 기구학적 해석에도 유용하게 이용될 수 있다. 앞으로의 과제는 모듈의 개수가 상당히 많은 경우 신경망에 의한 역기구학 해석시 계산시간이 많이 걸리는 단점을 개선하기 위해 신경망을 가변 트러스의 모듈화 구조에 맞게 모듈화 시켜 그 크기를 최적화 시키는 것과 최소 경비 이동 등과 같은 성능지표를 신경망 내에 포함 시켜 조인트의 최적 배열과 결합 허용을 동시에 달성할 수 있는 인공신경망 모델을 개발 하는 것으로 현재 이점에 대한 보완 알고리즘을 개발중에 있다.

### 참고문헌

1. Zhiming Ji, "Analysis of Design Parameters in Platform Manipulators," ASME Journal of Mechanical Design, Vol 118, pp. 526-531, 1996.
2. 김도익, 정완균, 염영일, "6자유도 병렬형 매니퓰레이터의 작업공간 결정을 위한 기하학적 접근," Proceeding of the 11<sup>th</sup> KACC. pp.217-220, 1996.
3. J.Angeles, F.Ranjaran, R.V.Patel, "On the Design of the Kinematic Structure of Seven-Axes Redundant Manipulators for maximum Conditioning," Preceeding of the IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp.494-499, 1992.
4. Pasquale Chiacchio, Stefano Chiaverini, Lorenzo Sciavicco, Bruno Siciliano, "Closed-Loop Inverse Kinematic Schemes for Constrained Redundant Manipulators with Task Space Augmentation and Task Priority Strategy," The International Journal of Robotics Research, Vol. 10, No.4, pp.410-425, 1991.
5. B.Padmanabhan, V.Arun,C. F.Reinholtz, "Closed-Form Inverse Kinematic Analysis of Variable-Geometry Truss Manipulators," Transactions of the ASME Journal of Mechanical Design, Vol. 114, September, pp. 438-443, 1992.
6. M.Subramaniam, S.N.Kramer, "The Inverse Kinematic Solution of the Tetrahedron Based Variable-Geometry Truss Manipulator," Transactions of the ASME Journal of Mechanical Design, Vol. 114, September, pp. 433-447, 1992.
7. G.S.Chirikjian, "Inverse Kinematics of Binary Manipulators Using a Continuum Model," Journal of Intelligent and Robotic System, Vol. 19, pp.5-22, 1997.
8. G.S.Chirikjian, Joel W. Burdick, "Kinematically Optimal Hyper-Redundant Manipulator Configurations," IEEE Transactions on Robotics and Automation., Vol 11., No.6, pp.794-806, 1995 .
9. G.S.Chirikjian, "Kinematic Synthesis of Mechanism and Robotic Manipulators with Binary Actuators," Transactions of the ASME Journal of Mechanical Design, Vol. 117, December, pp. 573-580, 1992.
10. Johan A.K. Snykens, et.al., Artificial Neural Networks for Modelling and Control of Non-Linear Systems, Kluwer Academic Publishers, 1996.
11. K.J.Hunt, G.R.Irwin and K.Warwick, Neural Network Engineering in Dynamic Control Systems, Springer-Verlag, 1995.
12. 정종대, "신경망에 의한 필기체 문자의 무제한 인식을 위한 특징의 자기 조직화," 한국과학기술원 Post-Doc.최종보고서, 1997.
13. 정종대, "인공신경망에 의한 PID 제어기 자동동조에 관한 연구,"한국 퍼지 및 지능시스템 학회 논문지, 제6권, 제2호, pp36-42, 1996.