

신경 회로망을 사용한 역운동학 해
(A solution to the Inverse Kinematic by using neural network)

*안 덕환 * 이 종용 * 양 태규 * 이 상효 *
(D. H. Ahn C.Y.Lee T.K. Yang S.H. Lee)

*: 광운 대학교 전자공학과 (KWANG WOON University ELECTRONICS ENG.)
*: 광운 대학교 제어계측공학과 (KWANG WOON University CONTROL & INSTRUMENTATION ENG.)

ABSTRACT

Inverse kinematic problem is a crucial point for robot manipulator control. In this paper, to implement the Jacobian control technique we used the Hopfield(Tank)'s neural network. The states of neurons represent joint velocities, and the connection weights are determined from the current value of the Jacobian matrix.

The network energy function is constructed so that its minimum corresponds to the minimum least square error. At each sampling time, connection weights and neuron states are updated according to current joint position. Inverse kinematic solution to the planar redundant manipulator is solved by computer simulation.

1. 서 론

매니퓰레이터 운동학 문제는 매니퓰레이터 제어에 있어서 근본적인 요구조건이다.

$n \times 1$ 의 관절벡터 q 와 $m \times 1$ 의 Cartesian 벡터 x 와의 관계는 (1)식으로 주어진다.

$$x = f(q) \text{ --- (1)}$$

여기서 f 는 비선형 함수이다.

(1)식의 역사상(mapping) 관계는 (2)식으로 주어진다.

$$q = f^{-1}(x) \text{ --- (2)}$$

일반적으로 역운동학 해를 구하는 방법은 닫힌형(Closed form)의 해 및 수치적인 해 두가지가 있다.

닫힌형의 해는 매니퓰레이터 공간 기하학 또는 대수 방정식으로 구할 수 있다. (1)식의 복잡성 때문에 닫힌형의 해가 존재하지 않는 경우도 있다.

수치적인 방법은 반복적인 성질 때문에 계산량이 많이 요구된다. 이러한 문제를 해결하기 위하여 (3)식과 같이 관절 속도와 Cartesian 속도간의 관계를 나타내는 Jacobi 행렬을 사용한다.

$$\dot{x} = J(q)\dot{q} \text{ --- (3)}$$

(3)식에서 다음의 (4)을 얻을 수 있다.

$$\dot{q} = J^{-1}\dot{x} \text{ --- (4)}$$

여유 자유도를 가지는 매니퓰레이터에 대해서는 다음의 관계식을 사용하여 해를 구한다.

$$\dot{q} = J^+(q)\dot{x} \text{ --- (5)}$$

여기서 $J^+ = J^T(JJ^T)^{-1}$ 이다.

이러한 방법 이외에도 여유 자유도를 가지는 매니퓰레이터에 대한 역운동학 해를 구하는 여러가지 방법들이 제안 되었다.

최근 Guez[1988]는 역운동학 문제를 back-error-propagation 알고리즘을 이용한 입력, 중간, 출력 층으로 구성되는 3개 계층을 사용하여 학습을 통하여 이 문제를 해결 하였다.

이러한 방법은 주어진 예제에 의해서 회로망을 훈련 시키므로 프로그래밍이 필요없고 또 계산 시간이 자유도에 관계없다.

그러나 해의 정확성이 떨어지고 작업 환경이 바뀌면 회로망을 다시 훈련시켜야 한다.

본 논문에서는 Hopfield의 신경회로망을 사용하여 역운동학 해를 구한다.

이러한 회로망을 빠른 수렴성을 가지고 계산 시간도 매니퓰레이터의 자유도에 무관하다.

2. 역운동학 문제 해

(3)식에 대한 에너지 함수는 다음식으로 표현 된다.

$$E = (1/2) \sum_{i=1}^m (\dot{x}_i^d - \dot{x}_i)^2 \quad \dots (6)$$

여기서, \dot{x}_i^d 는 원하는 Cartesian 속도이다.

\dot{x}_i 는 (7)식으로 표현된다.

$$\dot{x}_i = \sum_{j=1}^n J_{ij} \dot{q}_j \quad \dots (7)$$

에너지 함수 E는 원하는 Cartesian 속도벡터 \dot{x}_d , 관절 변위 벡터 q, 및 관절 속도 벡터 \dot{q} 의 함수이다.

(6), (7)식으로 부터 에너지 함수 E는 다음과 같다.

$$E = -(1/2) \sum_{i,j=1}^m T_{ij} \dot{q}_i \dot{q}_j - \sum_{j=1}^n I_j \dot{q}_j + (1/2) \sum_{i=1}^m (\dot{x}_i^d)^2 \quad \dots (8)$$

여기서 $T_{ij} = -\sum_{l=1}^m J_{il} J_{lj}$

$$I_j = \sum_{i=1}^m J_{ij} \dot{x}_i^d \quad \text{이다.}$$

(8)식으로 부터

$$\frac{\partial E}{\partial q_i} = -\sum_{j=1}^n T_{ij} \dot{q}_j + I_i \quad \dots (9)$$

그러므로

$$\frac{dE}{dt} = -\sum_{i=1}^n \frac{d\dot{q}_i}{dt} \left(\sum_{j=1}^n T_{ij} \dot{q}_j + I_i \right) \quad \dots (10)$$

k_i 를 임의의 경계값으로 가정하면

$$\frac{d\dot{q}_i}{dt} = k_i \left(\sum_{j=1}^n T_{ij} \dot{q}_j + I_i \right) \quad \dots (11)$$

(10), (11)식으로 부터 에너지 함수는 항상 음의 값을 갖는다.

(11)식을 페루프 동적 계통으로 표현 하면 다음과 같다.

$$\frac{d\dot{q}}{dt} = KJT(\dot{x} - \dot{x}^d) \quad \dots (12)$$

(12)식을 사용하면 에너지 함수는 다음과 같다.

$$\frac{dE}{dt} = -(\dot{x} - \dot{x}^d)^T J K J^T (\dot{x} - \dot{x}^d) \quad \dots (13)$$

그림1은 페루프 계통에 대한 블록선도이다.

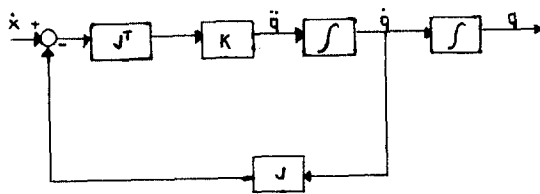


그림 1. 계통 블록선도

3. 수렴성

(13)식에서 JJ^T 의 최소 고유값(minimum eigenvalue)을 α 라 하고, K의 최소 고유값을 β 라고 하면

$$\frac{dE}{dt} \leq -\alpha\beta |\dot{x} - \dot{x}^d|^2 \quad \dots (14)$$

여기서 $|\cdot|$ 는 Euclidean norm 이다.

β 를 증가 시키므로서 에너지 함수에 대한 보다, 빠른 수렴성을 얻을 수 있다.

4. 시뮬레이션 및 결과 고찰

제안된 역운동학 문제 해를 구하는 방법을 4개의 자유도를 가지는 평면 매니퓰레이터에 적용하였다.

(x,y) 평면에서 위치와 속도를 선택하고, 계통의 입력으로는 속도를 사용하였다.

그림 2는 이때 얻어진 역운동학해 q_1, q_2, q_3 및 q_4 를 나타낸다. K 행렬은 정정(position definite) 대각 행렬로 에너지 함수의 수렴도에 관계한다.

그림 3은 속도 및 위치 오차를 나타내고 그림 4는 두 샘플링 구간 사이의 수렴도를 나타낸다.

5. 결 론

본 논문에서는 Jacobi 제어 기법에 기초한 Hopfield 신경 회로망을 사용한 역운동학 해를 구하는 방법을 제안하였다.

매 샘플링 마다 연결 강도값이 에너지함수들 최소값으로 수렴하도록 변화한다. 제안된 이 방법은 반복 수치 알고리즘에 대한 계산 시간이 자유도에 무관하다는 장점을 보였다.

컴퓨터 시뮬레이션을 통하여 이 방법의 유효성을 입증하였다.

6. 참고 문헌

1. A.Guez and Z. Ahmad, "Solution to the inverse kinematic problem in robotics by neural network", IEEE Int'l Conf. II-617-621, July, 1988.
2. J. Baillieul, "Kinematic programming alternatives for redundant manipulator", IEEE Int'l Conf. on Robotics and Automation, 722-728, 1985.
3. J.J. Hopfield and D.W Tank, "Neural computation of decision optimization problem" Biological Cybernetics, 52, 1-12, 1985.
4. L. Sciavicco, B. "A solution algorithm to the inverse kinematic problem for redundant manipulator", IEEE J. Robotic and Automation, vol.4, No.4, 403-410, August, 1988.
5. Demetri Psaltis, Alan Yamamura, "Neural Controllers", IEEE Int'l Conf. on Neural network IV, 1988.
6. G. Josin, D. Charney, "robot control using Neural Network", IEEE Int'l Conf. on Neural Networks II, 1988.

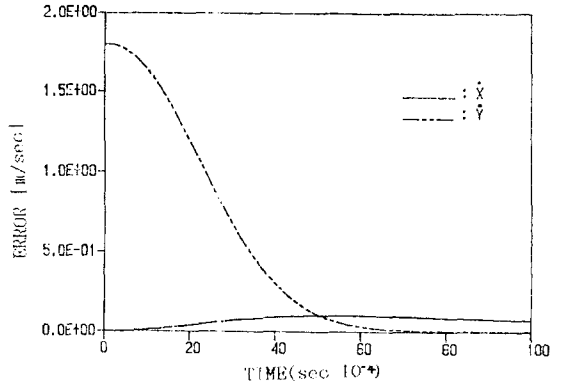


그림 4. 샘플링 구간 사이의 수렴도

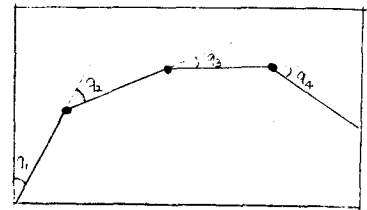


그림 5. 설정한 평면 매니퓰레이터

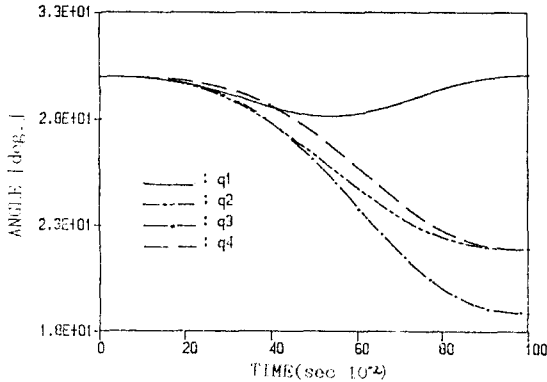


그림 2. 관절각 해

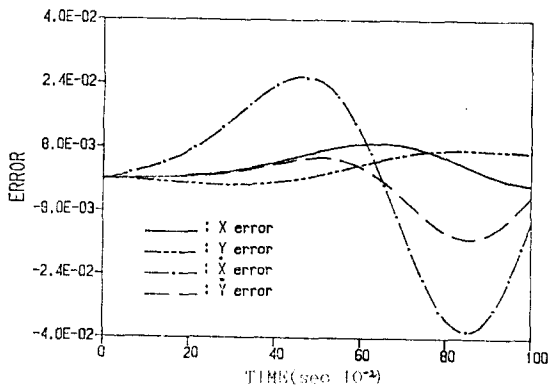


그림 3. 속도 및 위치 오차