

신경회로망에 의한 로봇의 역 기구학구현

이 경 식, 남 광 희 (Kyeong Sik Lee and Kwanghee Nam)

포항공과대학 전자전기공학과 (Dept. Electrical Eng., POSTECH)

ABSTRACT

We solve the inverse kinematics problems in robotics by employing a neural network. In the practical situation, it is not easy to obtain the exact inverse kinematics solution, since there are many unforeseen errors such as the shift of a robot base, the link's bending, etc. Hence difficulties follow in the trajectory planning. With the neural network, it is possible to train the robot motion so that the robot follows the desired trajectory without errors even under the situation where the unexpected errors are involved. In this work, Back-Propagation rule is used as a learning method.

1. 서 론

실제 시스템의 제어 구조는 시스템의 현재상태와 목표표를 비교하고 시스템이 목표상태로 갈 수 있도록 명령을 주는 역할을 포함한다. 그러므로 제어기(controller)는 시스템을 정확하게 제어할 수 있도록 시스템의 특성을 알고 있어야 한다. 미리 시스템의 특성을 프로그램하여 제어기에 넣어주는 방법이 한가지가 될 수 있다. 그러나 일반적으로 위의 방법을 채용할 수 없는 경우가 많이 존재한다. 이용되는 시스템의 모델이 없을 수도 있고 모델이 너무 복잡하여 제어 목적으로는 적절하지 못하거나, 시스템이 시간에 따라 변할 수도 있고, 제어기 자체가 구성요소의 손상등으로 변할 수 있기 때문이다. 위의 어떤 경우에서나 작동 중에 시스템의 특성에 적응할 수 있는 학습가능제어기(trainable controller)가 필요하다. 이 학습가능제어기에 신경회로망을 채용함으로써 주어진 목표궤적을 불확실한 시스템이 제어기의 학습을 통해 따라갈 수 있도록 하는 것이 본 논문의 목적이다. 로봇의 엔드 이펙트(end effect)가 원하는 궤적(desired trajectory)을 따라 가도록 관절각의 변화를 계산하여 주는 것을 궤적 계획(trajctory planning)이라 하는 데 이때 기구학(kinematics)을 이용한다. 주어진 관절영역(joint space)에서의 값이 주어졌을때 작업영역에서 엔드이펙터(end effector)의 위치를 찾는 것을 다이렉트(direct) 또는 포워드(forward)기구학 이라하고 작업영역에서 엔드이펙트의 위치를 알고 있을 때 로봇팔의 각 관절값을 구하는 것을 역기구학(inverse kinematics)이라한다. 일반적으로 원하는 궤적이 글로벌(global) 좌표에서 표시되고 로봇을 움직이는 작동기(actuator)

는 원하는 관절값으로 명령이 주어지므로 역기구학을 풀 수 있어야한다. 역기구학을 문제를 푸는 많은 방법들이 고안 되어왔다. 보통 사용되는 방법에는 행렬 대수(matrices algebra), 순환(iterative), 기하(geometric) 등이 있다. 행렬 대수법은 로봇팔이 닫힌 형태(closed form)의 해를 가질때 이용되고, 순환법은 여유(redundancy)로보트나 닫힌 형태의 해를 가지지 않은 로봇팔에 이용된다. 여유 로봇은 엔드이펙터가 위치를 정하는 데 필요한 최소의 자유도(degree of freedom)보다 큰 로봇팔을 말한다. 위의 방법들에도 불구하고 신경회로망을 역기구학을 푸는 제어기로 이용하려고 하는 이유는 다음과 같은 특징이 있기 때문이다.

- 1) 주어지는 보기(example)에 의해 학습될 수 있으므로 프로그램작업이 생략될 수 있다.
- 2) 학습이 완전히 끝나고 나면 문제에 대한 해를 얻는 시간은 로봇의 자유도(degree of freedom)에 무관하다.
- 3) 일반화(generalization)특징으로 어느 한도 내에서는 혼란되지 않은 데이터에 대해서도 좋은 결과를 얻을 수 있다.
- 4) 자가 조직(self organization)특징은 환경이나 시스템의 변화에 신경회로망이 적응할 수 있도록 한다.
- 5) 신경회로망 내부의 어느 정도 손실에도 불구하고 정확한 결과를 있도록 고장 허용오차(fault tolerance)가 크다.

2. 신경회로망의 학습 구조 및 방법

본 논문에서 실험한 구조를 설명하기 전에 다음 그림 1과 같은 간접 학습구조(Indirect Learning Architecture)를 보자.

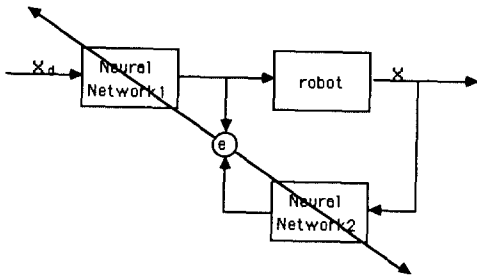


그림 1. 간접 학습구조

원하는 궤적 벡터 x_d 가 신경회로망 1을 통해 로봇의 입력을 만들어낸다. 로봇의 출력 벡터 x 는 신경회로망 2의 입력으로 들어가서 출력으로 나온 값이 신경회로망 1의 출력과 비교되어 오차를 만들고 이것이 신경회로망을 온-라인(on-line)방법으로 훈련시킨다. 이 구조의 기본적 관점(idea)은 신경회로망을 훈련시키는 오차를 0으로 만들므로써 전체오차 $e = x_d - x$ 가 0이 되도록 한다는 것이다. 그런데 위의 구조에 대한 실험 결과는 신경회로망의 훈련 오차가 0에 가깝게 줄어들어도 불구하고 로봇트 팔이 원하는 궤적을 따라가지 못하는 경우가 많음을 보여주고 있다. 이것은 훈련되지 않은 신경회로망이 초기상태가 임의로 시작되어 원하는 궤적과 다른 궤적을 따라가기 때문이다. 이렇게 훈련 오차와 전체 오차의 불일치에 대한 해결책으로써 보조적 기능을 수행하는 과정이 필요하게 된다. 다음의 구조에 대한 실험 결과는 훈련 오차가 줄어들고 동시에 전체 오차도 같이 감소함을 보여준다.

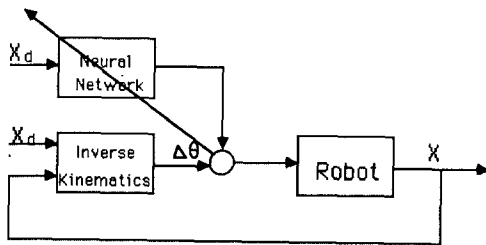


그림 2. 온-라인(on-line)방법을 이용한 시스템 구성도
실험에서는 전체 오차를 0으로 감소시켜 주는 역할을 수행하는 보조적인 제어기로는 그림 2에서 볼 수 있듯이 오차없이 정확히 계산된 역기구학 부분이 담당하게 된다. 이 부분은 초기상태에서 신경회로망이 원하는 궤적의 일정 범위내에서 훈련되도록 한다. 따라서 오차를 가지는 로봇트 팔이 정확히 원하는 궤적을 따라가는 경우에는, 즉 신경회로망이 원하는 궤적을 훈련한

경우에는 보조제어기로서 역할이 필요없게 된다. 실험에서 자유도가 2인 로봇트 팔을 실험(simulation)하였다. 다음의 그림 3을 보자.

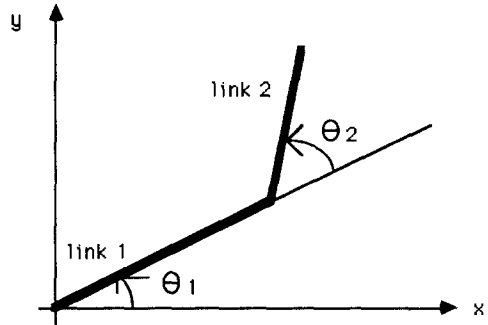


그림 3. 자유도 2인 로봇트

포워드 변환(forward transformation)에 대한 식은 다음과 같다.

$$x = \ell_1 \cos \theta_1 + \ell_2 \cos(\theta_1 + \theta_2) \quad (1)$$

$$y = \ell_1 \sin \theta_1 + \ell_2 \sin(\theta_1 + \theta_2) \quad (2)$$

θ_1 : 첫 번째 팔의 관절각

θ_2 : 두 번째 팔의 관절각

ℓ_1 : 첫 번째 팔의 길이

ℓ_2 : 두 번째 팔의 길이

관절각이 주어지면 엔드이펙터의 위치는 항상 1:1로 대응된다. 역 변환은 다음과 같다.

$$C_2 = \cos \theta_2 = (x^2 + y^2 - \ell_1^2 - \ell_2^2) / (2\ell_1\ell_2) \quad (3)$$

$$S_2 = \sin \theta_2 = \text{SQRT}(1 - C_2^2) \quad (4-a)$$

$$S_2 = -\sin \theta_2 = -\text{SQRT}(1 - C_2^2) \quad (4-b)$$

$$\theta_2 = \tan^{-1}(S_2/C_2) \quad (5)$$

$$k_1 = \ell_1 + \ell_2 \cos \theta_2 \quad (6)$$

$$k_2 = \ell_2 \sin \theta_2 \quad (7)$$

$$\theta_1 = \tan^{-1}(y/x) - \tan^{-1}(k_2/k_1) \quad (8)$$

식 (4-a)과 식 (4-b)은 팔꿈치(elbow)의 중심(orientation)에 해당하는 것으로서 직각 좌표계의 한 점에 있어서 적어도 2개 이상의 다른 관절각이 관계됨을 볼 수 있다. 훈련시에 보조제어기 역할을 하는 역기구학(inverse kinematics)부분은 오차(error)가 없이 수식적으로 계산되었다. 전체 구조의 훈련과정은 다음과 같다. 시스템의 입력에 대한 명령어(command)로서는 원하는 궤적의 표본화된 지점들이 들어가게 된다. 첫 번째 순환(iteration)의 시작점은 역기구학 부분에서 나오는 오차가 0이라고 가정한다. 그러므로 신경회로망의 출력이 훈련의 목표(target)이 된다. 이후의 표본지점(sampling point)에서의 훈련은 바로 전단계

에서 관측된 출력 및 원하는 궤적의 역기구학의 차이를 통한 $\Delta\theta$ 로 이루어진다. 다음 순환단계의 처음 지점은 처음의 순환 단계와 마찬가지로 시작한다. 이런 식으로 계속적인 순환단계를 반복하여 신경회로망을 훈련시키면 훈련되어감에 따라 여러가지 영향에 의해 오차를 가지고 있더라도 로봇트는 원하는 궤적을 잘 따라갈 수 있게된다. 위의 훈련과정을 흐름도(그림 4)와 함께 수식적으로 쓰면 다음과 같다.

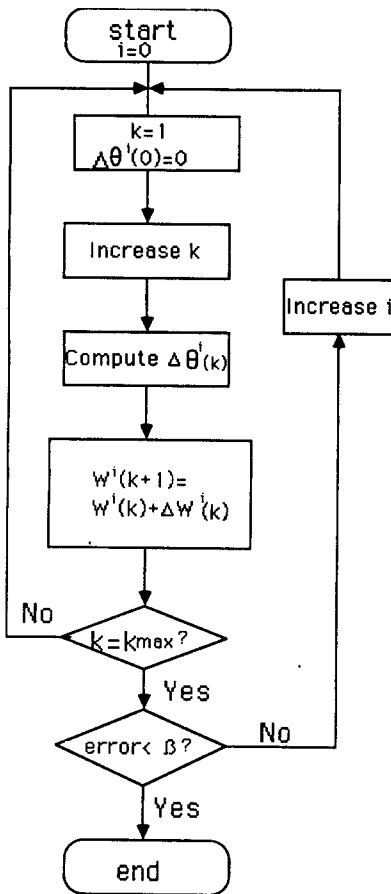


그림 4. 시스템의 훈련과정 흐름도(flow diagram)

$$\omega^i(k+1) = \omega^i(k) + \Delta \omega^i(k)$$

$$\Delta \omega^i(k) = \eta \Delta \theta^i(k)$$

$$\Delta \theta(k) = f^{-1}(x_d(k), y_d(k)) - f^{-1}(x_1(k), y_1(k))$$

$$f : (\theta_1, \theta_2) \Rightarrow (x, y)$$

k : sample index

i : iteration index

kmax : sample number

x_d, y_d : desired trajectory

x_1, y_1 : robot arm's output

error : $1/k_{max} (\sum_k (x_d(k) - x_1(k)))$

β : tolerant error

3. 실험 결과(simulation results) 및 토의

실험은 2축 로봇으로 시행하였다. 팔의 길이는 링크 1(link1)이 10cm, 링크2(link2)를 5cm로 하였다. 그리고 신경회로망의 학습률(learning rate)은 0.1, 모멘텀(momentum)은 0.01로 주었다. 실험은 그림 5에서와 같이 훈련 오차(training error)뿐 아니라 전체 오차도 줄어듬을 보여준다. 로봇트의 팔이 관절각(joint angle), 관절각2(joint angle2) 모두 2.5도(degree)의 쉬프트(shift)오차를 가진다고 가정하였다. 원하는 궤적의 표본 수는 180개로 하였고 (x_d, y_d) 가 신경회로망의 입력으로 들어 간다. 그림 6는 단지 수식적으로 계산했을 때 나타난 궤적과 원하는 궤적과의 비교를 나타낸다. 두 궤적사이의 차이는 로봇트팔의 오차를 의미한다. 그림7에서부터 그림9까지는 훈련되어감 따라 오차를 수반한 궤적이 점점 원하는 궤적에 가까워짐을 보여주고 있다. 실험결과와 그림에서 볼 수 있듯이 처음 부분을 제외하고는 빠르게 원하는 궤적을 따라가고 있다. 처음의 몇 지점은 많은 훈련과정을 거쳐야 진동(oscillation)하면서 원하는 궤적을 따라가게 된다. 이것은 실험구조의 훈련방법에 기인한 것으로 보인다. 즉 신경회로망이 어느 표본지점(sampling point)에서 바로 전 표본지점의 오차에 영향을 받아 훈련되므로 빠르게 훈련되기 위해서는 표본의 수가 많고 그림으로써 각각의 표본지점의 데이터쌍(data pair)이 상관(correlation)관계가 커야한다. 그런데 실험에서 사용한 궤적의 경우 시작점과 끝점이 전혀 상관관계가 없기 때문에 처음 시작점에서 훈련시키는 데 많은 시간이 걸리게 되는 것으로 보이며 이것이 신경회로망을 채용하는 단점으로 지적될 수 있다. 실험구조상 신경회로망이 역 기구학문제를 해결하는데 보조적인 역할이 아닌 주된 역할을 수행하기 때문에 나타난 시간소비(time consuming)문제는 보조적인 역할로 신경회로망을 채용함으로써 해결될 수 있을 것으로 보이며 이 부분에 대해 많은 연구가 진행되고 있다.

4. 결론

본 논문에서는 로봇트의 역기구학문제를 해결하는 있어 온-라인(on-line)방법을 신경회로망에 채용한 결과를 보여주고 있다. 온-라인방법은 오프-라인(off-line)방법에 비해 예측할 수 없는 오차가 로봇트에 수반되어 훈련 목표(training target)을 얻기 힘든 경우에

유리하게 쓰일 수 있다. 실험에서는 가장 간단한 2축 로봇트에 대한 결과를 제시하고 있지만 실제문제에 적용할 수 있게하기 위해서는 로봇트의 차수(degree)를 증가시켜 문제를 해결하고 토의 부분에서 지적인 문제를 해결하기 위해 훈련시간을 줄여주는 알고리즘 및 구조(architecture)개발에 중점을 두어야겠다.

로봇트를 제어하는 데 있어 기존의 방법들이 지니고 있는 문제점들을 해결하는 방법으로 신경회로망을 채용하는 연구가 많이 진행되고 있다. 지금까지 개발된 구조(architecture)는 보조적인 역할을 수행하는데 있어 좋은결과를 나타내고 있다. 앞으로는 주된 역할을 수행하는 신경회로망의 구조 개발에 많은 연구가 있어야하겠다.

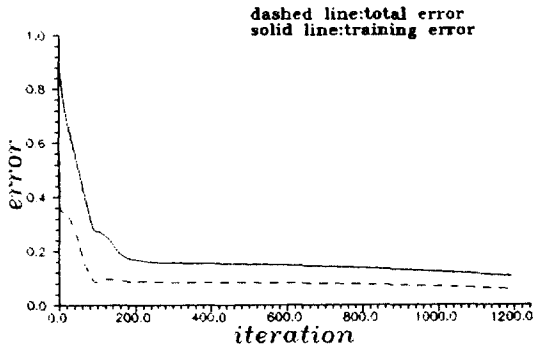


그림 5. 훈련오차(training error) 및 전체오차(total error)

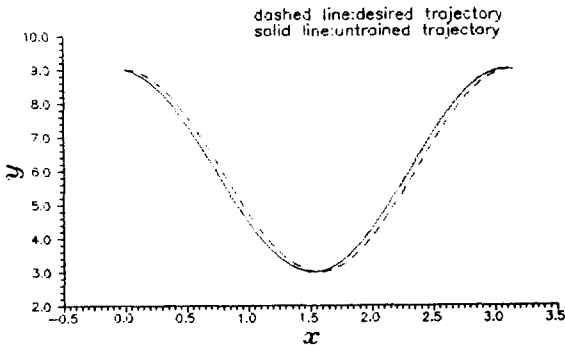


그림 6. 원하는 궤적 및 훈련되지 않은 궤적

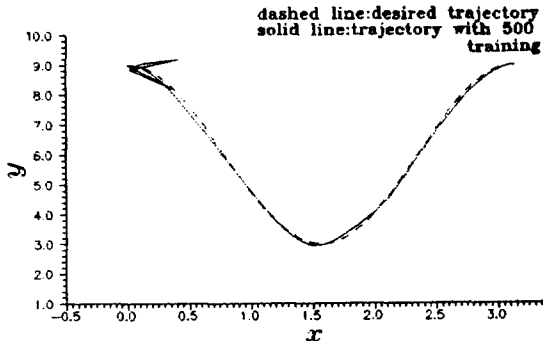


그림 7. 원하는 궤적 및 500번 순환 후의 궤적

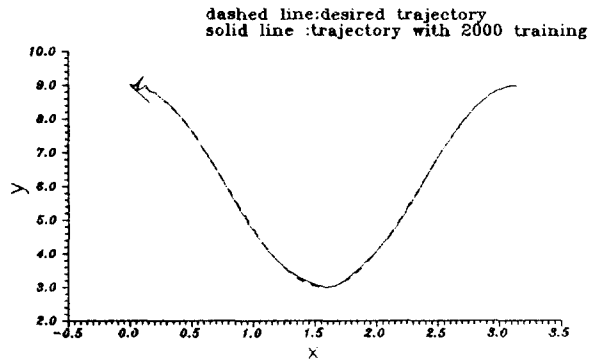


그림 8. 원하는 궤적 및 2000번 순환 후의 궤적

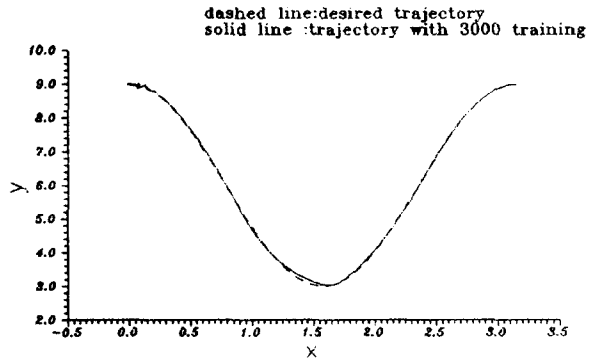


그림 9. 원하는 궤적 및 3000번 순환 후의 궤적

5. 참고 문헌

- [1] G.Josin,D.Charney and D.white,"Robot Control Using Neural Network",IEEE Internation Conference on Neural Network.Vol-2,625-630,July 1 988.
- [2] Allon Guez, and Ziauddin ahmad, "Solutin to the Inverse Kinematics Problems in Robotics by Neural Network",Vol-2,617-624,July 1988.
- [3] Richard P.Paul,Robot Manipulators: Mathematics ,Programming ,and Control.Cambridge MA:MIT Press,1981.
- [4] David E.Rumelhart,James L. McClelland,and t he PDP Reserach Group,Parallel Distributed processing : Explorations in the Microstrut ure of Cognition. Vol.1 and 2, Cambridge,

MA:MIT Press,1986.

- [5] Demetri Psaltis, Athanasios Sideris, and Alan Yamamura, "Neural Controller", IEEE First International Conference on Neural Networks. Vol -1, 551-558, June, 1987.
- [6] Yoh-Han Pao, "Adaptive Pattern Recognition and Neural Network", Addison-Wesley Company, Inc. 1989.