

신경 회로망을 이용한 로봇의 동력학적 시각 서보 제어

⁰박 재 석 오 세 영
포항 공대 전자 전기 공학과

Dynamic Visual Servo Control of Robotic Manipulators Using Neural Networks

Jae-Seock Park and Se-Young Oh
Dept. of Electronic and Electrical Engineering
POSTECH

Abstract

An effective visual servo control system for robotic manipulators based on neural networks is proposed. For this control system, firstly, one neural network is used to learn the mapping relationship between the robot's joint space and the video image space. However, in the proposed control scheme, this network is not used in itself, but its first and second derivatives are used to generate servo commands for the robot. Secondly, an adaptive Adaline network is used to identify the dynamics of the robot and also to generate the proper torque commands.

Computer simulation has been performed indicating its superior performance. As far as the authors know, this is the first time attempt of the use of neural networks for a visual servo control of robots that compensates for their changing dynamics.

1. 서 론

산업체에서 사람이 해야 할 일을 대신하는 로봇릭 시스템(Robotic system)의 궁극적인 목표는 사람을 닮은 로봇을 구현하는 것이다. 이러한 관점에서 로봇릭 시스템에 사람의 눈에 해당하는 시각 센서(Sensor)를 이용하는 것은 지극히 당연한 일이라 할 수 있다. 로봇에 시각 센서를 사용함으로써 얻을 수 있는 장점으로는 물체(Object) 혹은 목표지점(Target Point)과 로봇의 실제 위치를 카메라(Camera)로부터 직접 받아들일 수 있으므로 화상(Image) 상에서 이들 위치의 차, 즉 화상오차(Id-1)값을 줄이도록

제어 할 수만 있으면 불확실한 환경 변화에 잘 적응할 수 있는 완전한 폐회로 제어(Closed Loop Control)를 이룰 수 있다는 것이다. 그러나, 이러한 작업을 위해 필수적인 3차원 시각 알고리즘과 로봇의 기구학(Kinematics), 또한 서보 명령(Servo Command)을 주기 위한 이 두 함수의 역 자코비안(Inverse Jacobian)을 구하기란 여간 어렵지 않으며 카메라와 로봇의 캘리브레이션(Calibration), 환경이 변화했을 때 적응할 수 없다는 점 등 여러가지 문제점을 가지고 있다.

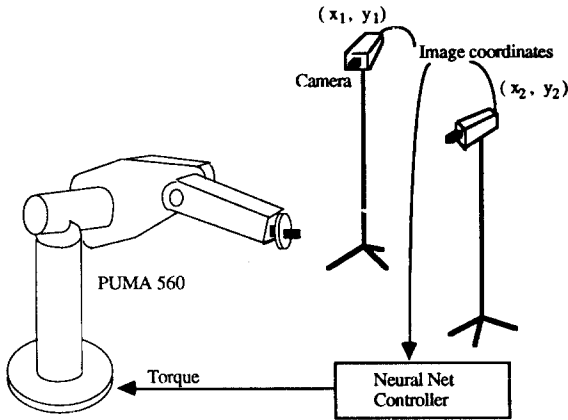
최근에 수학적인 묘사가 어려운 함수의 표현과 환경에의 적응 능력을 가지는 것으로 인식되어지는 신경 회로망(Neural Network)의 연구가 활발히 진행됨에 따라 신경 회로망을 이용하여 위의 문제점들을 해결 하려는 학자들이 늘고있다. 그 대표적인 예로 Kuperstein [1] 이 제안한 INFANT, Ritter [2] 가 제안한 Topology Conserving Map 그리고 Miller [3] 가 제안한 CMAC 을 이용한 Sensor - Based Control 등이 있다. 그러나 처음 두 연구들은 단순히 시각 좌표와 로봇의 관절(Joint) 좌표간의 함수 맵핑(Mapping), 즉 신경 회로망을 이용한 좌표변환이 주요 내용으로 로봇을 실제로 움직일 수 있는 서보 명령이나 로봇의 동력학적 특성(Dynamics)에 대한 언급이 없고, Miller의 논문에서는 간단한 속도 서보 제어(Velocity Servo control)를 보였으나 동작할 수 있는 환경이 매우 제한되어 있다.

본 논문에서는 목표지점과 로봇간의 영상좌표 차이로부터 로봇의 서보 명령을 찾는 알고리즘과 영상 좌표계의 상태 변수(State Variable)를 바탕으로 한 새로운 동력학적 제어기(Dynamic Controller)를 제안 하고자 한다. 이는 실제 사람이 화상 데이터(Data)에 의존하여 제어하는 것과 매우 유사한 제어 방식이라 볼 수 있다.

2. 제안된 제어구조

이 장에서는 영상좌표를 기초로한 로봇 제어 시스템 (Image Based Robot Control System) 의 전체적인 구조에 대해 살펴 보기로 한다. 전체 제어 구조를 나타낸 <그림 2>의 각 블록 (Block) 의 세부 기능과 알고리즘은 다음 장에서 설명하기로 한다.

전체 시스템 <그림 1> 의 모의 실험을 위해 로봇 모델 (Model) 로 PUMA 560 3축 모의 실험기 (Simulator) 와 카메라 모델로 간단한 좌표 변환식 (Perspective Transformation) 을 이용하였다.

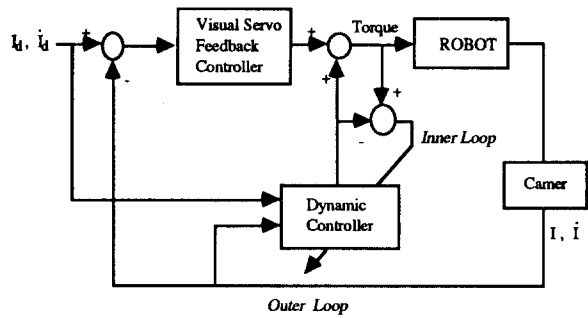


<그림 1> 영상 좌표에 기초한 제어 시스템

<Fig. 1> Vision based control system

<그림 2>에서 볼 수 있듯이 전체 시스템의 입력은 영상 좌표계 (I_d : 영상 좌표, \dot{I}_d : 영상 좌표 속도) 에서 주어지며 제어 루프 (Loop) 에서는 관절 (Joint) 센서는 쓰이지 않고 순수한 시각 센서만 이용된다. 전체 제어구조는 크게 영상 좌표계의 변수차 ($I_d - I$: 이하 ΔI 라고 한다. $\dot{I}_d - \dot{I}$: 이하 $\Delta \dot{I}$ 이라 한다.) 로부터 토크 (Torque) 를 발생하는 영상 서보 궤환 제어기 (Visual Servo Feedback Controller) 와 매 샘플링 시간 (Sampling Time) 마다 로봇의 동역학 특성 (Dynamics) 을 추정 (Estimate) 하여 예상된 토크 (Predicted Torque) 를 발생하는 동역학적 제어기 (Dynamic Controller) 두 부분으로 나눌 수 있는데 그중, 한 샘플링 시간안에 한번의 계산이 이루어지는 영상 서보 궤환 제어기의 회로를 외부 회로 (Outer Loop) 라 하고 매 샘플링 시간마다 여러번 반복적으로 (Iterative) 로봇의 동역학 특성의 추정이 이루어지는 동역학적 제어기의 회로를 내부회로 (Inner Loop) 라 명명한다. 로봇의 입력 (Torque) 은 이 두 제어기의 출력을 더한 값으로 주어진다.

다음 장에는 영상 서보 궤환 제어기 (Visual Servo Feedback Controller) 의 자세한 구조를 알아 보기로 한다.



<그림 2> 전체 제어 구조

<Fig. 2> Control Architecture

3. 영상서보 궤환 제어기

(Visual Servo Feedback Controller)

로봇이 원하는 궤적을 따라 움직이도록 하기 위해서는 기본적으로 관절각 (Joint Angle) 의 변위 와 각속도 변위인 $\Delta\theta (= \theta_d - \theta)$, $\Delta\dot{\theta} (= \dot{\theta}_d - \dot{\theta})$ 의 값들이 필요하다. 관절 센서 (Joint Sensor) 를 이용한 로봇 시스템에서는 이 값들에 적당한 상수 K_p, K_d 를 곱한 값이 PD 제어기의 출력이 된다. 그러나 관절 센서가 없고 시각 센서만을 갖는 로봇 시스템에서는 $\Delta\theta, \Delta\dot{\theta}$ 의 값들을 직접 구할 수 없고 시각 센서를 통해 구할 수 있는 영상좌표계의 차이 $\Delta I, \Delta \dot{I}$ 만을 가지고 $\Delta\theta, \Delta\dot{\theta}$ 의 값들을 구해야 하므로 영상좌표 궤환 제어의 궁극적인 목표는 영상 좌표계의 변위 $\Delta I, \Delta \dot{I}$ 가 주어졌을 때 여기에 해당하는 각좌표계의 변위 $\Delta\theta, \Delta\dot{\theta}$ 를 구하는 문제로 귀착된다.

영상좌표계의 변위로부터 각좌표계의 변위를 계산하기 위해서는 우선 영상좌표계에서 각좌표계로의 함수 $\theta = f(I)$ (θ : 3×1 Vector, I : 4×1 Vector) 를 알아야 한다. 이 함수에는 로봇의 기구학과 카메라의 3차원 시각 알고리즘이 포함되어 있다고 볼 수 있다. 본 논문에서는 이 함수를 구현하기 위해 4개의 입력을 갖는 입력층, 활성화함수 (Activation Function) [4] 가 비선형이고 32 개의 뉴론 (Neuron) 을 갖는 1개의 은닉층 (Hidden Layer), 그리고 활성화함수가 선형이고 3 개의 뉴론 (Neuron) 을 갖는 출력층으로 구성된 신경 회로망을 이용하였다. (<그림 3> 참조) 이 신경 회로망의 학습은 랜덤 (Random) 하게 발생한 θ 와 이 각으로 움직인 로봇의 끝점을 카메라로부터 읽은 값 I 를 각각 원하는 입출력 데이터 패턴 (Data Pattern) 으로 하여 역전파 (Backpropagation) [4, 5] 학습방법으로 이루어 졌다.

신경 회로망의 학습이 끝나면 구하고자 하는 $\Delta\theta, \Delta\dot{\theta}$ 는 다음 식으로 주어진다

$$\Delta\theta = \frac{\partial f}{\partial I} \Delta I \quad (1)$$

$$\Delta\dot{\theta} = \frac{\partial^2 f}{\partial I \partial t} \Delta I + \frac{\partial f}{\partial I} \Delta \dot{I} \quad (2)$$

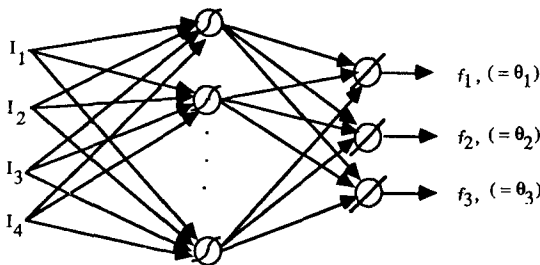
위 식에서 신경망으로 이루어진 함수 f 의 1차, 2차 미분은 4×3 행렬로 구성되어있고 각각의 원소 (Element) 는 다음과 같다.

$$ij \text{ element of } \frac{\partial f}{\partial I} = \frac{\partial f_j(I)}{\partial I_i} \quad (3)$$

$$ij \text{ element of } \frac{\partial^2 f}{\partial I \partial t} = \sum_k \frac{\partial^2 f_j(I)}{\partial I_i \partial I_k} \dot{I}_k \quad (4)$$

여기에서 $f_j(I)$ 는 신경회로망의 j 번째 출력이고, I_i 는 i 가 1, 2 일때 카메라 1의 수평, 수직 좌표이고 i 가 3, 4 일때 카메라 2의 수평, 수직 좌표이다.

위 식에서 구한 $\Delta\theta$, $\Delta\dot{\theta}$ 는 영상 서보 궤환 제어기 (Visual Servo Feedback Controller) 의 입력으로 주어지고 이것으로써 비전 (Vision) 을 기초로한 기본적인 로봇 제어가 가능하다.



입력층 은닉층 출력층

<그림 3> 궤환 제어기에 사용된 신경 회로망의 구조
< Fig. 3 > Neural Network Architecture for Feedback Controller

다음 장에는 동력학적 제어기 (Dynamic Controller) 에 대해 자세히 알아 보기로 한다.

4. 동력학적 제어기 (Dynamic Controller)

이 장에서는 선형 함수를 모델 (Model) 할 수 있는 Adaline 회로 [4],[5] 를 이용하여 부분 선형화 (Locally Linearized) 된 로봇의 동력학적 모델을 기초로한 제어기에 대해 설명한다.

로봇의 동력학적 특성 (Dynamics) 은 상태변수 (State variable) $s = (\theta, \dot{\theta})$ 에 대해서 일반적으로 다음과 같은 비선형 상태방정식으로 표현 될 수 있다.

$$\dot{s} = g_a(s, \tau) \quad (5)$$

τ 는 로봇에 가해지는 토크 입력이다.

위 식의 각좌표계 (Joint Space) 상태변수 s 는 영상 좌표계 (Image Space) 와 대응 관계가 있으므로 로봇의 동력학적 특성을 영상 좌표계의 상태변수 $x (= I, \dot{I}$: 영상좌표, 영상좌표 속도) 로도 나타낼 수 있고 이것의 이산 상태방정식은 다음과 같다.

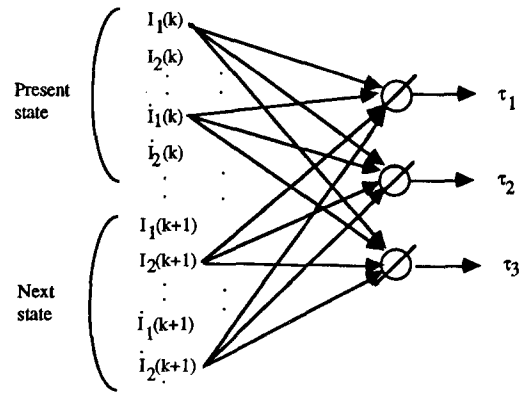
$$x(k+1) = g(x(k), \tau(k)) \quad (6)$$

위 방정식은 상태변수의 어떤 특정한 동작점 (Operating Point) 부근에서는 선형 방정식으로 근사시켜 나타낼 수 있고 동작점이 바뀔 때마다 매번 선형 방정식의 계수를 찾을 수 있으면 전 범위의 상태변수에 대해 위의 상태 방정식을 나타낼 수 있다.

$$x(k+1) = M1(k)x(k) + M2(k)\tau(k)$$

$$\text{or } \tau(k) = K1(k)x(k+1) + K2(k)x(k) \quad (7)$$

위 선형화된 상태 방정식을 나타내기위해 τ (3×1 Vector)를 출력으로 하고 $x(k+1)$ (8×1 Vector) 과 $x(k)$ (8×1 Vector) 를 입력으로 하는 16×3 Adaline 회로를 이용하였다. (< 그림 4 > 참조) Adaline 회로는 제어 루프 (loop)에서 매 샘플링 시간 마다 여러번의 반복을 거쳐 학습이 되므로 매번 동작점이 바뀔 때마다 선형화된 상태 방정식의 계수 행렬 (Matrix) $K1$, $K2$ 를 찾을 수 있다.



<그림 4> 동력학적 제어기에 사용된 Adaline Network 의 구조
< Fig. 4 > Adaline Network Architecture for Dynamic Controller

Adaline 회로의 학습은 현재 상태변수, 토크와 그전 몇개의 상태변수, 토크의 패턴으로 매 샘플링 시간 마다 20 번 정도의 반복으로 이루어진다. 매번 학습이 끝난 후에는 Adaline Network의 입력 $x(k+1)$ 에 원하는 상태변수 x_d 를 가해주면 원하는 상태로 갈 수 있는 토크를 계산할 수 있게 된다.

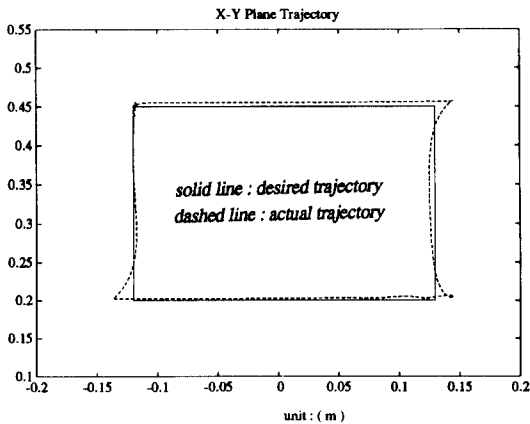
5. 모의실험 결과

앞에서 언급되었듯이 제안된 제어 시스템에서의 모든 입력 명령은 영상 좌표계에서 주어져야 한다. 이를 위해, 로봇트가 움직이고자 하는 실제 직교 좌표계의 도형이 카메라를 통해 영상 좌표계를 옮겨진 후 영상 좌표계에서 궤적 계획 (Path Planning)이 이루어졌다.

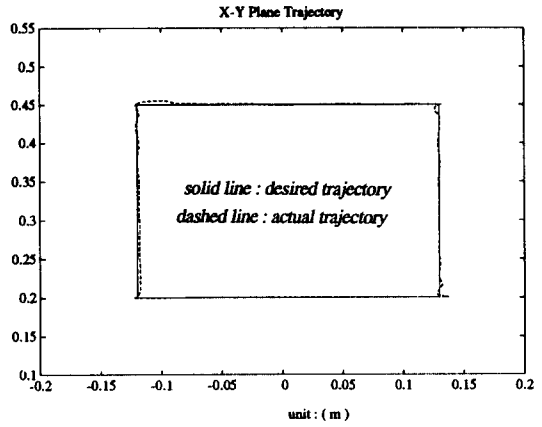
모의 실험은 제안된 제어 구조중 영상 서보 궤환 제어기만으로 제어했을 경우와 두 제어기 모두로 제어했을 경우에 대해 PUMA 560 로봇트가 XY 평면에 한 변이 25 (cm)인 정사각형 궤적을 그리도록 하였다. 이때 총 길이 1 (m)의 궤적을 움직이는 시간은 4초이며 제어 루프의 샘플링 시간은 10 msec로 하였다.

<그림 5>는 영상 서보 궤환 제어기만으로 제어된 PUMA 560의 XY 평면상의 궤적이며 이때의 RMS 오차는 0.012 (m)이다.

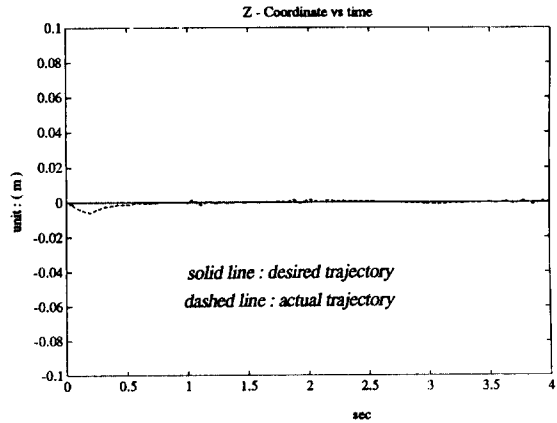
<그림 6>과 <그림 7>은 두 제어기 모두로 제어된 로봇트의 XY 평면상의 궤적과 Z축 궤적이며 RMS 오차는 0.004 (m)로 앞의 경우보다 성능이 좋아지는 것을 볼 수 있다.



<그림 5> 영상 서보 궤환 제어기만 있을때 XY평면상 경로
< Fig. 5 > X-Y Trajectory (Visual servo feedback controller only)



<그림 6> 두 제어기가 모두 있을때 XY 평면상 경로
< Fig. 6 > X-Y Trajectory (feedback and feedforward controller)



<그림 7> 두 제어기가 모두 있을때 Z축 경로
< Fig. 7 > Z Trajectory (feedback and feedforward controller)

6. 결론

본 논문에서는 카메라로부터 얻을 수 있는 영상 좌표계 변수들을 기초로 하여 신경 회로망을 이용한 로봇트의 동력학적 시각 서보 제어를 보였다. 신경 회로망은 여러가지 복잡한 좌표 변환이 포함되어있는 함수를 입출력 관계만으로 근사시킬 수 있고 기존의 수학적인 모델로 여러번의 비선형 좌표 변환을 거친 함수를 표현할때 발생하는 누적 오

차를 줄일 수 있다는 장점이 있다. 또한 Sigmoid [4][5]로 이루어진 신경 회로망의 활성화함수는 좋은 일반화 특성으로 안정된 미분값을 취할 수 있으므로 본문에서 1,2차 미분 함수를 무리없이 사용할 수 있었다.

로봇의 시각 서보 제어는 정해진 궤적에 대한 목표 지점의 역 기구학 해에 의해 제어되는 관절각 서보 제어와는 달리 임의로 변화되는 궤적에 대해 그때마다 추종해 갈 수 있는 적응 능력이 있다. 이는 기술자의 행동이 카메라를 통해 로봇의 입력 명령으로 주어졌을때 이를 로봇이 모방하도록 하는 기술 습득 시스템 (Skill Acquisition System) 의 방법론을 제시해 주기도 한다. 그러나 이를 위해 필요한 실시간 영상처리와 실시간 학습을 위한 신경 회로망의 하드웨어 구현은 아직도 남아있는 과제이다.

7. 참고문헌

- [1]. Michael Kuperstein " INFANT Neural Controller for Adaptive Sensory - Motor Coordination " Neural Networks volume 4 , No 2 (1991)
- [2]. Helge J. Ritter , Thomas M. Martinez, Klaus J. Schulten " Topologie- Conserving Maps for Visuo-Motor-Coordination " Neural Networks volume 2 , No 3 (1989)
- [3]. W. T. Miller,III " Sensor - Based Control of Robotic Manipulators Using a General Learning Algorithm " Robotics And Automation Volume RA-3 No 2 (1987)
- [4]. Yoh-Han Pao " Adaptive Pattern Recognition and Neural Networks " Addison - Wesley Publishing, INC. 1989
- [5]. R. Batruni " A Multilayer Neural Network with Piecewise-Linear Structure and Back-Propagation Learning" Neural Networks volume 2 , No 3 (1991)
- [6]. Hiroyuki Miyamoto, Mitsuo Kawato, Tohru Setoyama, Ryoji Suzuki " Feedback-Error-Learning Neural Network for Trajectory Control of a Robotic Manipulator " Neural Networks volume 1 , No 3 (1988)
- [7]. K. S. Narendra , K. Parthasarathy " Identification and Control of Dynamical Systems Using Neural Network " Neural Networks volume 1 , No 1 (1990)
- [8]. T. M. Martinez, H. J. Ritter, K. J. Schulten " Three Dimensional Neural Net for Learning Visuomotor Coordination of Robot Arm " Neural Networks volume 1 , No 1 (1990)
- [9]. W. T. Miller " Real - Time Application of Neural Networks for Sensor Based Control of Robots with Vision " Systems, Man, And Cybernetics Volume 19, No 4 (1989)
- [10]. L. E. Weiss, A. C. Sanderson, C. P. Neuman " Dynamic Sensor Based Control of Robots with Visual Feedback " Robotics And Automation Volume RA-3 No 5 (1987)
- [11]. W. T. Miller,III, R. P. Hewes, F. H. Glanz, L. G. Kraft,III " Real-Time Dynamic Control of An Industrial Manipulator Using a Neural-Network-Based Learning Controller " Robotics And Automation Volume 6 No 1 (1990)
- [12]. 오세영, "신경회로의 로보틱스 및 산업 자동화 응용", 전자공학회지, vol. 17, no. 3, (1990), 6월, pp. 28- 36.
- [13]. 우운택, 정홍 "신경 회로망을 이용한 매니퓰레이터의 목표물 추적 " 하계종합 학술대회 vol. 13 no. 1 (1990)