

로봇시스템의 지능제어기법에 대한 연구동향

鄭 宰 旭, 李 宅 鍾, 鞠 兌 龍,
金 潤 植*, 鄭 東 根**

成均館大學校 電子工學科
國防科學研究所*

서울保健專門大學 電算情報處理科**

I. 서 론

로봇이란 용어를 처음 사용한 사람은 1920년대 체코의 극작가 Karel Capek으로서 이 사람이 쓴 Rossum's Universal Robots에 처음 등장한 것으로 알려져 있다. 2차 세계대전후 로봇은 군사용 뿐만 아니라 산업용으로 개발되기 시작하였는데, 최초로 Unimate 로봇을 General Motors 사의 다이캐스팅용으로 설치한 것을 비롯하여 점차 여러 부문에서 적용되기 시작하였다.^[1] 이후 나타난 대표적인 로봇으로는 Stanford 대학의 Stanford Arm, Cincinnati Milacron의 T3 로봇, Unimation 사의 PUMA 로봇, Gernal Motors 사의 P5 등이 소개되었다. 그리고 70~80년대를 거치면서 자동차공업을 중심으로 용접용 및 조립용 로봇들이 공정에 설치되어 점차 그 사용이 확대되었다. 특히 서보전동기(servo motor)와 마이크로 프로세서(micro-processor)를 이용하여 제어되는 로봇들이 등장한 이후 여러 산업 공정에서 로봇시스템을 도입한 자동화는 제품의 정밀화, 표준화, 저가화, 생산성 향상과 같은 요인들로 인하여 그 중요성이 널리 인식되고 있고, 로봇시스템 등 자동화 기기의 도입이 필수로 여겨지고 있는 추세다. 그런데 점차 공정이 복잡해짐에 따라 자동화 기기의 운용 및 적용도 그 기능적 측면이 이제 단순한 자동조립의 수준을 벗어나 달라지는 공정에 대하여 새로운 기기로 대체하지 않고도 기존의 기기로 원하는 작업을 수행하려는 유연 자동화(flexible automation)에 대한 필요성과 관심도 증가하고 있다. 이러한 요구에 부응하는 보다 발전되고 정밀한 작업 또는 극한 작업을 할 수 있는 로봇에 대한 연구가 새로운 형태의 구동기(actuator), 직접구동방식 등 새로운 구동방식, 새로운 센서의 개발 및 응용, 새로운 제어방식의 연구 등 각 부문에 걸쳐 활발히 진행되고 있는 반면 직류전동기와 감속기, PID 제어기 등으로 특징지어지는 고전적 메카니즘과 제어기법을 가진 로봇 머니플레이터들이 산업현장에서 널리 사용되고 있는 실정이기도 하다. 그러나 PID제어기법은 로봇시스템의 파라미터 변화와 같은 동적특성의

변화와 작업환경의 변화에 대한 적응능력이 떨어지고 작업조건이나 제어환경이 크게 바뀔 때는 제어를 다시 설계하거나 파라미터를 재조정해야 하는 등 단점이 있다.^[12] 이러한 고전적 제어방식이 갖는 문제점을 해결하고 제어환경 변화에 적극적으로 대처할 수 있는 적응제어기법을 로봇시스템에 적용하려는 연구가 본격적으로 시작되었고, 그에 상응하는 많은 연구결과들이 발표되었다.^[13, 14, 15] 이들 중 특히 computed torque 방식에 기초한 적응제어기법들은 상태궤환에 의한 비선형 시스템의 선형화 이론, 로봇시스템이 갖는 관성행렬의 positiveness, passivity, 파라미터의 선형화 특성을 이용한 것으로 토크제어(전류제어)가 가능한 구조의 구동기와 감속기에 의한 backlash 등이 없는 로봇시스템(direct drive arm : DD arm)에 적용 가능하리라 보나, 현재 대부분의 상용 로봇이 감속기와 전압구동형 직류전동기를 사용하는 구조임에 비추어 직접적용이 쉽지 않다.

한편 기존의 고전제어기의 한계를 극복하기 위해 80년대 이후 시도되고 있는 또 다른 제어방식은 로봇시스템의 적응능력에 학습능력과 강인성을 함께 고려한 지능제어 방식들로서 신경제어기, 퍼지논리제어기, 학습제어기 등이 이 범주에 속한다.^[16] 지능제어는 인간이 지닌 환경에 대한 적응능력과 학습능력을 로봇시스템에 부여하려는 시도로서, 예를 들면 사람이 어떤 새로운 작업이 주어졌을 때 반복적인 연습과 학습을 계속하는 경우 점차 그 결과가 향상되는 점에 착안한 반복학습제어기, 두뇌의 정보처리 체계를 묘사하는 신경제어기, 전문가의 지식과 추론능력을 바탕으로 한 퍼지논리제어기가 있다. 이들 지능제어기들이 가지는 특징은 다음으로 요약할 수 있다.^[16]

- (1) 로봇시스템과 작업대상에 대한 정확한 수학적 모델의 불필요
- (2) 마찰 등의 비선형특성, 샘플링 효과나 센서 잡음에 둔감
- (3) 불확실성이나 환경변화에 적응가능
- (4) fault tolerance 특성
- (5) 학습에 의한 제어성능 개선
- (6) 병렬처리에 의한 실시간제어 가능

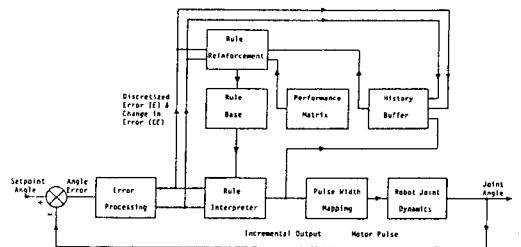
이 논문에서는 이러한 지능제어기법을 로봇시스템에 적용하고자 하는 최근의 연구동향을 소개하고 문제점과 향후 연구방향 등에 대하여 간략히 기술하고자 한다. 기술되는 순서는 회전형 관절(revololute joint)의 로봇 팔에 대한 퍼지 제어기, SCARA 로봇에 대한 역전과 학습의 신경망 제어기, 강화 학습에 의한 신경망 제어기, CMAC과 시각정보를 이용한 학습제어기, 우주공간로봇, 자율주행로봇, 수중로봇을 위한 퍼지 및 신경망 제어기 순이다.

II. 로봇시스템의 지능제어기법

1. Revolute형 로봇팔의 퍼지제어^[8]

Revolute형 로봇팔은 로봇시스템의 대부분을 차지할 만큼 그 응용분야가 광범위한 뿐만 아니라 여러 산업공정에서 적용되고 있는 실정이다. 그러나 제어방식에 있어서 종래의 PID 제어방법만으로 제어를 설계할 경우 전술한 바와 같이 여러 단점이 존재한다. 따라서 Scharf^[8]는 로봇팔을 위한 제어에 다음의 4가지 측면을 유의하여 퍼지 제어를 설계하였다(그림 1).

- (1) 제어기는 로봇구성과 부하의 변화에 적용할 수 있어야 한다.
- (2) 로봇 동력학은 훨씬 짧은 샘플링 시간을 요구한다.
- (3) 로봇 동력학의 변화에 대처하기 위해 각 전동기 루프의 경로에 각각의 알고리즘이 동작하도록 만든다.



〈그림 1〉 로봇의 자기구성형 퍼지제어기

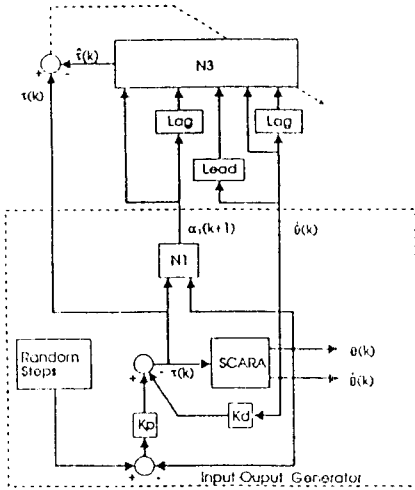
(4) 관절 동력학 자체에 적분효과가 있으므로 제어기 출력은 적분기로 입력시킬 필요가 없고, 단지 전동기의 구동펄스 쪽으로 해석한다.

구성된 퍼지 제어기는 표참조(table look-up) 방식의 퍼지 제어기에 학습효과를 거두기 위해 Mamdani^[9] 등이 제안한 성능지표 행렬을 사용한다.

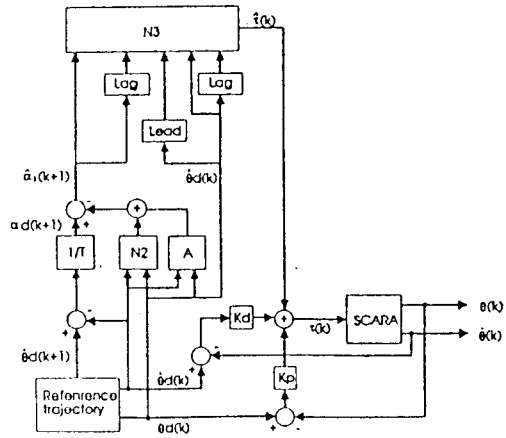
2. SCARA 로봇의 궤적추적^[3]

Saad 등은^[3] 직접구동형 SCARA 로봇의 비선형 동적모델을 제어하는 궤적추적 문제를 실험적

으로 다루었다(그림 2). 여기에 사용된 신경회로망은 다층 recurrent 회로망으로서 로봇시스템의 동력학 및 역동력학을 추정하며, 학습방법은 오차 역전파법을 이용하였다. 제안한 제어구조의 장점은 파라미터적인 모델에 기초한 동력학이 필요하지 않고 단지 입출력 데이터로 부터 신경망을 학습시켜 역동력학을 추정해내는데 있다. 또한 시스템의 파라미터를 추정할 필요가 전혀 없다. 그러나 이 제어구조의 경우 신경망의 구조(node와 layer의 갯수)에 대한 명확한 해가 없고 시행착오에 의해 구해야 하는 단점이 있다.



가. 역동력학용 신경망 구성



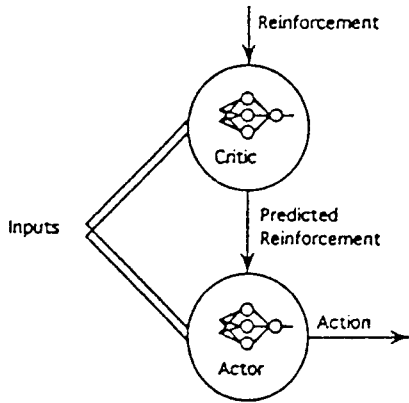
나. 제어용 신경망 구성

(그림 2) 적용형 신경 제어구조

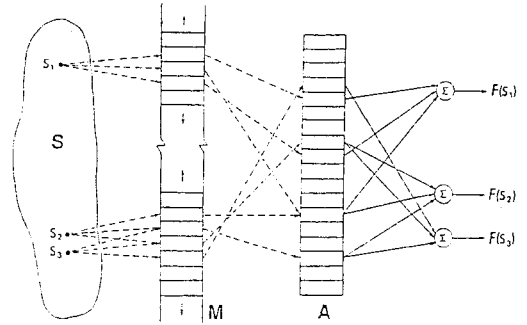
3. 강화학습법에 의한 로봇제어^[4]

신경망 제어의 감독학습법은 어떤 제어동작들이 제어성능을 개선시켰다는 것을 알 수 있다면 제어를 훈련시키는데 적용한 제어동작을 학습방법에 이용할 수 있다는 점에 착안하고 있다. 그러나 많은 제어문제에서 감독학습법처럼 훈련 정보를 얻기란 쉽지 않다. 이러한 상황에서는 적절한 제어동작을 관측된 성능지수로부터 추론해 내야만 하는데, 이것이 바로 강화학습법이다. 이 학습법에는 제어환경의 모델을 구한 뒤, 이 모델로부터 제어를

훈련시키는 간접법과 이러한 모델이 필요없는 직접법이 있는데, Gullapalli는 많은 경우 제어환경에 대한 정확한 모델을 구한다는 것이 불가능하다는 점에 착안하여 직접 강화학습법의 제어기 구조를 제안하였다(그림 3). 그리고 실제 로봇시스템의 성능척도로 많이 이용되는 peg-in-hole 삽입문제에 제안한 학습법을 가지는 제어를 적용하여 불확실성이 매우 강한 경우에도 성공적으로 제어 및 학습이 가능하다는 것을 보였다.



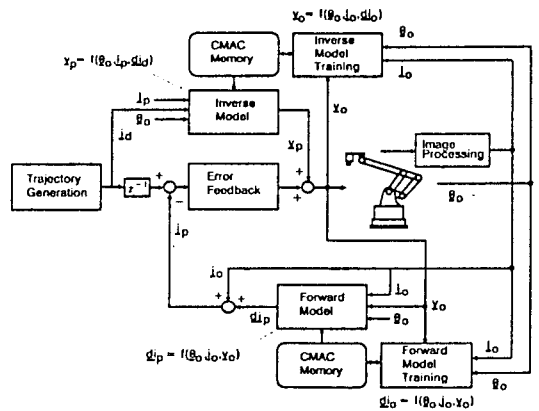
(그림 3) 강화학습 구조



(그림 4) CMAC의 연관사상

4. CMAC을 이용한 시각서보제어^[5]

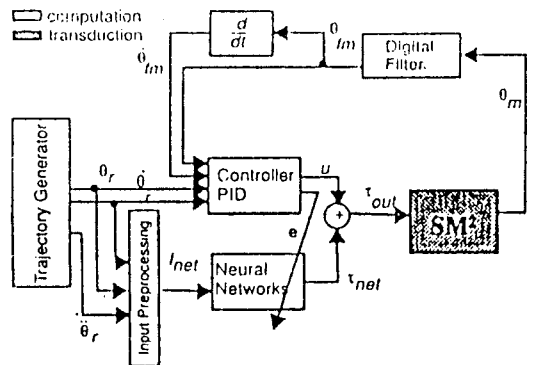
CMAC(Cerebellar Model Arithmetic Computer 혹은 Articulated Controller)은 Albus^[6]가 제안한 신경망 구조로서 여러 신경제어 방식에서 나타나는 실시간 학습 및 제어문제를 해결할 수 있는 방안으로 제시되고 있다(그림 4). Miller^[5]는 Albus의 CMAC과 monocular vision에 의한 시각 정보를 이용하여 학습제어기를 설계하였다(그림 5). Miller의 제어방식은 제어대상인 로봇에 들어가는 입력신호와 센서에서 나오는 출력신호와와의 비선형 관계를 학습하도록 CMAC을 두어 로봇의 역모델이 되게 하였고, 시각정보처리에 따른 지연 문제로 인한 제어성능 저하를 막기 위해 로봇의 입력과 시각센서인 카메라의 영상 파라미터 출력을 학습하는 또 하나의 CMAC으로 forward model을 구성하고 있다. 그런데 Miller의 제어기는 monocular vision을 사용하므로 대상물체와 로봇 도구(end-effector)와의 거리 또는 깊이 추정을 사전에 측정된 값을 근거로 얻고 있어서 입체적인 작업환경에 적용할 경우 물체와의 거리 또는 깊이에 대한 동적인 정보를 실시간으로 파악하지 못한다. 또한 전반적인 연구결과가 단순한 실험에만 의존한 결과로서 로봇시스템과 구동기의 동력학을 포함한 학습시스템의 안정성 및 수렴조건 등의 이론적 결과를 제시하지 못하고 있어서 제한한 학습제어방식의 실험조건과 실험환경의 일반화가 쉽지 않다.



(그림 5) Miller의 시각 서보제어기

5. 우주공간용 로봇제어^[2]

Newton과 Xu는 flexible space robot manipulator의 신경회로망을 이용한 on-line 학습제어와 실시간 구현방법을 제시하였다(그림 6). 여기에 사용된 신경회로망은 궤환제어 입력을 기초로 하

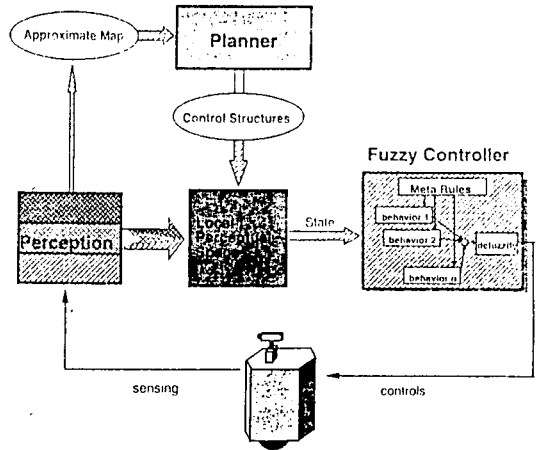


(그림 6) 오차궤환 학습을 통한 학습제어기법

여 feedforward dynamics를 수정해 가면서 제어 방법을 학습한다. 이들은 recurrent 신경망을 제안하였으며, 이 제어방식으로 기존의 PID 제어보다 오차를 85% 정도 감소시켰다.

6. 퍼지논리의 자율이동체 제어^[7]

실제환경에서 자율이동체의 동작에는 불확실하고 불완전한 근사정보를 실시간으로 처리해야 하는 능력이 필요하다. 구조화 되지 않은 환경에 대한 자율이동체의 강인한 자율주행 기법의 구현 예로는 퍼지논리를 이용한 SRI의 이동로봇 Flakey가 있다.^[7] 자율이동체의 제어에는 몇 가지 문제가 있는데, 우선 이동체가 주행할 환경에 대한 문제로 환경의 세부사항이나 순간적인 특징점 그리고 물체간의 공간적인 관계는 변할 수 있다. 그러므로 자율이동체는 이러한 환경적 요소들의 특성에 관계없이 가능한 정보를 효과적으로 사용해야 한다. 둘째로 감지기에서 획득한 정보에는 관측시 잡음이 유입되어 불확실성을 초래한다. 불확실성은 제한된 관측범위가 환경적 특징점의 효과와 결합하여 부정확한 데이터를 만들며, 관측한 데이터를 해석하는 과정에서 발생하는 오류로 획득한 정보에 대한 신뢰성이 떨어진다. 사전정보와 현재의 관측 데이터를 지능적으로 결합하므로써 이동체 제어시 관측 데이터와 이를 해석하는 과정에 포함되는 오차를 어느 정도 허용할 수 있어야 하고, 또한 강인해야 한다. SRI의 이동로봇인 Flakey는 LPS (local perceptual space)에서 감지한 정보와 planner에서 오는 정보를 통합하여 퍼지논리 제어기에 입력되는 상태를 만들고, 퍼지제어기에서는 "behavior"라 부르는 기본 제어동작의 실행을 조정하게 된다. Flakey에서 가지는 특징은 먼저 의도적인 동작과 반발적인 동작의 결합문제를 성공적으로 다루었다. 예를 들어 FOLLOW-WALL behavior의 경우 벽을 따라 가야 하는 의도적인 동작과 장애물 회피라는 반발동작이 공존할 수 있다. 이때 퍼지제어기는 모든 활성동작을 가장 잘 만족시키는 제어를 Meta-Rule(그림 7)을 통하여 선정하게 된다. 또 다른 특징으로는 즉각적인 환경의 중개 지식(agent's knowledge)을 나타내는



〈그림 7〉 Flakey의 퍼지논리 제어구성도

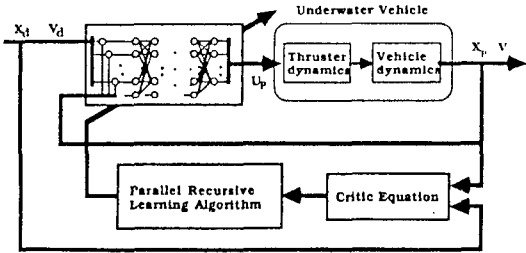
LPS 데이터 구조의 유용성을 들 수 있다.

7. 수중 로봇 이동체^[10]

수중 로봇 이동체(URVs : underwater robotic vehicles)는 대양이나 핵 공정(nuclear plant)과 같이 그 환경이 정립되지 않고 위험한 곳에서 작업을 해야 하는 경우 매우 유용한 장치이다. URV로 수행하는 작업으로는 pipe-lining, 탐사, 데이터 수집, 착암작업, 수위도 작성, 건설, 수중장비의 유지 및 보수 등이 있다. 지상 이동체 시스템용 개발기술을 수중 이동체 시스템에 직접 적용할 수 없는 데, 이것은 동적특성이 다르며, 높은 밀도에 균일하지 않고, 예측할 수 없는 동작환경 때문이다.

즉, URV의 제어문제가 쉽지 않은 것은 다음과 같은 점들 때문이다.

- (1) 이동체가 갖는 비선형 동작과 수력학을 거의 알 수 없다.
- (2) 유체 움직임에 대해 이동체가 갖는 속도가 변할 수 있다.
- (3) 3축에 대해 유사한 속도를 가진다.
- (4) 높은 밀도의 유체 움직임으로 발생된 힘과 모멘트가 유효하다.
- (5) 고밀도 대양매체의 질량 증가로 인해 제어 응답이 시간지연 특성을 가진다.
- (6) 다방면의 흐름으로 인하여 관측할 수 없는 다양한 외란이 나타난다.



(그림 8) 수중 로봇 이동체의 학습제어 시스템

(7) 동작시 부하변동으로 인하여 무게중심과 부력중심이 변할 수 있다.

이러한 이유들 때문에 실제 적용시 이동체의 바람직한 움직임을 위해 추진력을 발생하는 추진기 제어가 쉽지 않으며, 특히 수중정거장 자세유지(station-keeping)와 항행(hovering)과 같은 미세 동작이 요구될 때는 제어가 더욱 어렵게 된다. 종래의 제어방식을 이용하게 되면 추진기 동력학과 이동체 동력학에서 나타나는 비선형성을 정밀하게 다루기가 어려우므로, Yuh^[10]는 이동체와 추진기 동력학에 대한 명시적인 정보가 필요하지 않는 신경제어기를 구현하였다(그림 8). 학습 알고리즘으로는 Chen^[11] 등이 제안한 critic 함수(강화학습법)를 가지는 병렬형 순환적응 알고리즘을 사용하였다.

III. 앞으로의 전망

위에서 로봇시스템의 제어에 지능제어방식을 적용하려는 몇 가지 응용예에 대하여 기술하였다. 이들의 공통된 특징은 비선형 시스템인 로봇시스템을 제어하는데 있어서 시스템의 선형화 및 선형 제어기에 의존하는 고전제어기법과는 달리 로봇시스템의 비선형 특성을 근사화하지 않고 지능제어기를 통하여 구현 또는 제어함으로써 더 나은 제어성을 얻고자하는 것이다. 그리고 Miller^[5]의 예에서도 보듯이, 지능제어기의 구현을 위한 센서 데이터의 종류와 적용방식이 encoder 등 시스템의 움

직임만을 파악하는 종래의 “blind”형에서 거리, 촉각, 시각정보 등을 이용한 “visual servoing”형 제어시스템으로 진행해감으로써 로봇시스템이 작업 환경에 보다 적극적으로 대처할 수 있게 된다. 지능제어기를 위한 이런 다양한 정보의 획득은 인간의 인지활동에서 가장 높은 의존도를 가지는 시각정보를 로봇시스템이 얻을 수 있게 하는 카메라 장치뿐만 아니라, 적용할 로봇시스템 및 작업환경에 따라 초음파나 적외선 센서, 힘센서, 촉각센서 등으로도 가능하다. 그러나 많은 종류의 센서 데이터를 이용함으로써 지능제어기가 동작환경에 대한 정보를 파악하기 용이한 반면 이들 센서 데이터간에 생길 수 있는 샘플링(sampling) 및 처리속도차의 문제 등을 고려한 센서 데이터의 융합(data fusion)방식의 연구가 해결되어야 할 과제중 하나이다. 아울러 지능제어 시스템의 안정성 및 수렴조건, 수렴특성 해석과 같은 이론적 결과의 제시도 앞으로 더욱 발전된 지능제어 로봇시스템의 개발을 위해서 필수적이라 할 수 있고, 실험결과에 따른 지능제어기 적용환경의 일반화 문제 역시 지능제어 로봇시스템의 실용화를 위해 많은 노력이 필요한 부분이다.

참 고 문 헌

- [1] Mark W. Spong and M Vidyasagar, Robot Dynamics and Control, John Wiley & Sons, New York, 1989.
- [2] R. Todd Newton and Yangsheng Xu, “Neural Network Control of a Space Manipulator,” IEEE Control Systems Mag., Vol.13, No.12, pp.14~22, Dec. 1993.
- [3] M. Saad et al., “Adaptive versus Neural Adaptive Control : Application to Robotics,” Int. J. Adaptive Control & Signal Processing, Vol.8, pp.223~236, Aug. 1994.
- [4] Vijaykumar Gullapalli, “Reinforcement

- Learning and Its Application to Control," Ph.D. Dissertation, Univ. Massachusetts, Amherst, MA, 1992.
- [5] W. Thomas Miller III, "Real-Time Application of Neural Networks for Sensor-Based Control of Robots with Vision," *IEEE Trans. System Man & Cyber.*, Vol. 19, No.4, pp.825~831, July/Aug. 1989.
- [6] James S. Albus, *Brain, Behavior, and Robotics*, BYTE Book, Peterborough, NH, pp.139~179, 1981.
- [7] Enrique H. Ruspini et al., "Progress in Research on Autonomous Vehicle Motion Planning," *Industrial Applications of Fuzzy Logic and Intelligent Systems*, L.A. Zadeh Ed., IEEE Press, New York, pp.157~174, 1995.
- [8] E.M. Scharf and N.J. Mandic, "The Application of a Fuzzy Controller to the Control of a Multi-Degree-of-Freedom Robot Arm," *Industrial Applications of Fuzzy Control*, M. Sugeno Ed., Elsevier Science Pub. New York, pp.41~61, 1985.
- [9] T.J. Procyk and E.H. Mamdani, "A Linguistic Self-Organising Process Controller," *Automatica*, Vol.15, No.1, pp.15~30, Jan. 1979.
- [10] J. Yuh, "Learning Control for Underwater Robotic Vehicles," *IEEE Control Systems Mag.*, Vol.14, No.2, pp.39~46, Apr. 1994.
- [11] S. Chen et al., "Parallel Recursive Prediction Error Algorithm for Training Layered Neural Networks," *Int. J. Control*, Vol.5, No.6, pp.1215~1228, June 1990.
- [12] A.H. Levis et al., "Challenges to Control: A Collective View," *IEEE Trans. Automatic Control*, Vol.32, No.4, pp.275~285, Apr. 1987.
- [13] M. Takegaky and S. Arimoto, "An Adaptive Trajectory Control of Manipulators," *Int. J. Control*, Vol.34, pp.201~207, 1981.
- [14] Mark W. Spong and R. Ortega, "On Adaptive Inverse Dynamics Control of Rigid Robots," *IEEE Trans. Automatic Control*, Vol.35, No.1, pp.92~95, 1990.
- [15] S. Dubosky and D.T. DesForges, "The Application of Model Reference Adaptive Control to Robot Manipulator," *ASME J. Dynamic Systems, Measurement and Control*, Vol.101, pp.193~200, 1979.
- [16] D.A. White and D.A. Sofge Ed., *Handbook of Intelligent Control: Neural, Fuzzy and Adaptive Approach*, Van Nostrand Reinhold, 1992.

저자 소개



鄭 宰 旭

1966年 11月 17日生

1989年 2月 성균관대학교 전자공학과 졸업(학사)

1991年 2月 성균관대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사)

1993年 3月~현재 성균관대학교 대학원 전자공학과 박사과정

1991年 2月~1993年 2月 삼성종합기술원 연구원

주관심분야: 적응제어, 지능제어, 로봇틱스 등임

李 宅 鍾 전자공학회 논문지 第29卷 B編 第5號 參照

현재 성균관 대학교 전자공학과 교수

鞠 兌 龍 전자공학회 논문지 第32卷 B編 第2號 參照

현재 성균관대학교 전자공학과 조교수



金 潤 植

1961年 1月 1日生

1984年 2月 성균관대학교 전자공학과 졸업(학사)

1986年 2月 성균관대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사)

1995年 3月~현재 성균관대학교 대학원 전자공학과 박사과정

1986年 3月~현재 국방과학 연구소 선임연구원

주관심분야: 비행체 Dynamics, Autopilot 설계, 지능제어 등임

鄭 東 根 전자공학회 논문지 第29卷 B編 第5號 參照

현재 서울보건전문대학 전산정보처리과 조교수