

## 신경회로망을 이용한 산업 로봇의 제어

金聖祐, 趙泳宣  
現代電子産業(株) 生産技術研究所

### I. 서 론

신경회로망은 로봇 제어, 화학 공정 제어, 비행체 제어, 산업의 각 공정의 자동화 등 거의 모든 제어 분야에서 폭넓게 응용되어 왔다. 이러한 신경회로망을 이용한 제어는 제어 문제에 본격적으로 적용된지가 그리 오래되지 않음에도 불구하고, 기존의 고전적인 제어 기법이나 또는 모델에 근거한 제어기법들로는 쉽게 다를 수 없는 여러 가지 제어 대상들에 대하여 매우 성공적인 결과를 얻을 수 있었음이 계속 보고되고 있다<sup>[1, 2, 3]</sup>. 그 결과 많은 제어 엔지니어들은 이와 같이 신경회로망을 이용한 제어 기법을 앞으로의 ‘지능 제어’ 기법에 이르기 위한 유용한 제어 방식으로 이해하고 있으며, 아울러 이를 이용하면 복잡한 비선형 제어 대상들을 효율적으로 다룰 수 있게 되기를 기대하고 있다.

그러면, “어떤 이유로 인하여 이와 같이 신경회로망 제어 기법이 유용하고도 유망한 제어 기법이 될 수 있는 것인가?”라는 질문에 한 번 정도는 진지한 고찰을 할 필요성이 대두되어 진다. 이와 같은 질문에 대답하기 위해서 “신경회로망이란 무엇인가?” 또한 “신경회로망의 특성으로는 어떠한 것들이 있는가?”에 대하여 먼저 살펴보도록 하자.

“신경회로망이란 이것이다.”라고 한 마디로 정의하기는 매우 어렵다. 왜냐하면, 신경회로망이라고 불리는 것들에도 여러 가지가 있고, 연구하는 사람마다도 조금씩 다르게 정의하기도 하기 때문이다. 그럼에도 불구하고 소위 신경회로망이라고 불리는 것들의 공통점만을 모아 다음과 같이 신경회로망의 가장 중요한 정수를 기술한다면, 그로써 신경회로망의 정의를 대신 할 수 있을 것이다<sup>[1]</sup>.

A neural network is a massively parallel distributed processor that has a natural property for storing experiential knowledge and making it available for use. It resembles the brain in two respects :

1. Knowledge is acquired by the network through a learning process.

2. Inter-neuron connection strengths known as synaptic weights are used to store the knowledge.

위에 기술한 신경회로망의 정수들은 제어 분야에서 유용하게 쓰일 수 있는 다음의 주요한 특성들을 제공한다<sup>[2,5]</sup>.

- 비선형 시스템의 근사화: 이것은 신경회로망을 이용하면 어떠한 비선형 함수(또는 시스템)이라도 우리가 원하는 오차 범위 아래로 근사화 시킬 수 있다는 것으로 신경회로망이 비선형 시스템의 제어 문제에 있어서 매우 유용하게 쓰일 수 있는 이론적인 근거가 된다. 시스템의 근사화 문제는 주로 함수나 시스템의 입/출력 맵핑을 얼마나 유사하게 또는 오차가 최소화하도록 하느냐를 다루는 것으로 이에 대한 정리는 ‘universal approximation theorem<sup>[4,5]</sup>’ 등의 결과로 증명되어 있다.
- 병렬 분산 처리: 신경회로망은 자체 내에 이미 병렬 처리 구조를 갖고 있는데, 이는 인간의 뇌의 구조를 모사한 것에서 비롯된 것이다. 인간의 뇌는 뉴론이라는 단순한 구조들로 이루어져 있지만, 이들이 서로 무수히 연결됨으로써 뇌라는 유기체를 구성하여 복잡하고도 어려운 여러 가지 연산, 추론 등을 수행하고 있다. 이러한 연결 구조는 인공 신경회로망에도 그대로 계승되어 간단한 구조의 신경회로망을 병렬로 연결함으로써 연산을 분산하여 빠른 정보 처리를 할 수 있는 능력을 갖게 하고 있다.
- 하드웨어의 구현: 제어기를 현장에서 사용하는 데 가장 중요한 요소중의 하나가 실시간 하드웨어로 구성이 가능 하느냐는 것이다. 신경회로망의 병렬 분산 구조는 최근의 VLSI 기술을 이용하여 하드웨어로 구성하기에 적합하고, 더구나 정보가 분산되어 저장되므로 내고장성 (fault tolerance)를 높이기에도 알맞다.
- 학습과 적용: 이는 신경회로망의 특성 중 가장 중요한 것으로, 신경회로망이 학습의 과정

을 통해 자신의 가중치 (weight) 값을 변환 시켜가면서 시스템의 입/출력 관계를 모사하고, 또한 학습되지 않은 데이터에 대하여도 일반화 (generalization) 기능을 통하여 가장 적합한 값을 대응시킬 수 있다.

위와 같은 신경회로망만의 고유한 특성으로 인하여 신경회로망이 제어 분야에서 폭넓게 쓰여왔고, 제어 엔지니어들은 각자가 당면한 제어 문제에 대하여 신경회로망을 적당히 학습시킴으로써 효율적으로 자신들의 제어 문제에 대한 해결책을 얻을 수 있었다.

한편, 산업 현장에서 널리 쓰이고 있는 산업 로봇의 제어 분야에서도 신경회로망을 이용한 제어는 폭넓게 적용되어왔다. 기존의 제어 기법(예를 들어 PID제어, 적응 제어, 가변 구조 제어 등등)으로도 로봇 등이 제어될 수도 있지만, 이들은 모두 로봇 시스템에 내재되어 있는 불확실성에 대해 어느 정도 수학적인 가정이 필요하였다. 더욱이 실제 현장의 로봇 시스템에는 로봇의 다이내믹 모델링에는 포함되지 않은 비선형성이나 불확실성이 포함될 수 있으므로 수학적이거나 모델에 근거하는 제어 방식은 그 한계를 갖는다. 따라서 이러한 경우에 신경회로망을 이용하여 시스템을 학습하여 가면서 내재되어 있는 불확실성이나 비선형성 등을 모사하고 이를 제어에 이용하려는 것은 매우 자연스러운 시도라고 볼 수 있다.

## II. 지금까지의 연구 결과

### 1. 제어 분야에 있어서의 신경회로망

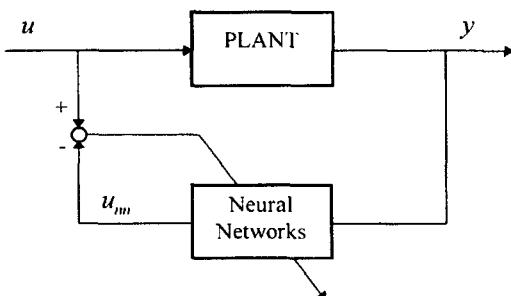
신경회로망을 이용한 제어 기법들은 지금까지 여러 가지 다양한 방식으로 학습과 제어를 수행하도록 제안되어 왔다. 여기서는 그 중에서도 주요한 몇 가지 기법들에 대하여 그들의 장단점을 간략하게 살펴보도록 하자.

#### 1) Direct Inverse Control

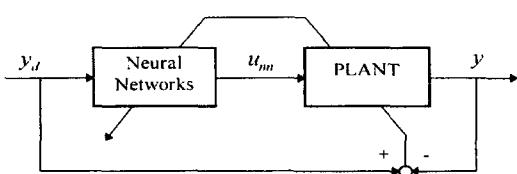
이러한 제어기법은 신경회로망을 제어기로 사용함에 있어서 시스템의 역변환 (inverse mapping)

를 구하도록 학습시킴으로써 결국 제어기에 가해지는 입력과 시스템의 출력과의 관계가 아이덴티티 맵핑 (identity mapping)이 되도록 하는 것이다. 일단 이러한 맵핑관계가 얻어지면, 제어기를 단순히 시스템 앞에 놓음으로써 원하는 제어 목적을 달성할 수 있게 된다. 하지만 이러한 제어기법은 신경회로망이 완벽하게 시스템의 역변환을 구현하였다는 것을 가정한다. 만약에 시스템의 역변환을 구하는 것이 불완전하다면 시스템이 조그마한 외란에도 심각한 문제를 야기시킬 수 있게된다.

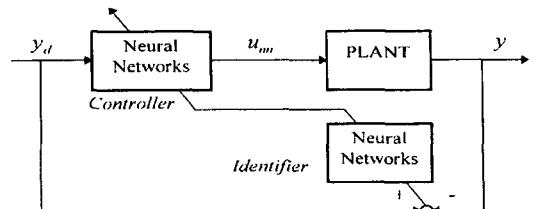
시스템의 역변환을 얻기 위한 신경회로망의 학습 방법으로는 다음의, 'general learning'과 'specialized learning'의 두 가지 방법이 있다<sup>[6]</sup>. General learning (그림 1)에서는 시스템 입력  $u$ 가 선택되어 출력으로  $y$ 를 얻었다면, 신경회로망은 반대로  $y$ 를 입력으로 하고  $u$ 를 출력으로 하여 자신의 가중치를 학습시킨다. 이러한 학습 방식의 문제점은 실제로 제어입력에는 사용되지 않는 범위에 대하여도 학습을 함으로써 필요이상으로 학습 영역이 증가한다는 단점이 있다. 이러한 단점을 극복하는 방식이 specialized learning (그림 2)이다.



〈그림 1〉 General learning architecture<sup>[6]</sup>.



〈그림 2〉 (a) 플랜트를 통한 오차 역전달 학습 방식<sup>[6]</sup>

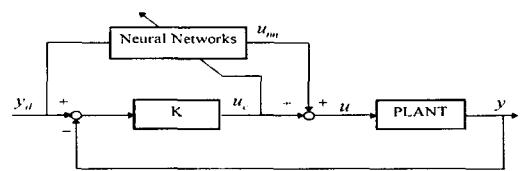


〈그림 2〉 (b) 플랜트의 모사기를 통한 오차 역전달 학습 방식<sup>[3]</sup>

이 방식에서는 신경회로망이 제어에 필요한 입력 범위만 학습하게 되므로 학습을 효과적으로 수행하게 된다. 그러나 그러기 위하여서는 시스템의 Jacobian 행렬이나 또는 시스템 모사기(system identifier)가 필요하게 된다. 전자를 이용한 제어 방식이 플랜트를 통한 오차 역전달 방식(그림 2a)이고, 후자를 이용한 것이 모사기를 통한 오차 역전달 방식(그림 2b)으로서 「3」등에서 여러 가지 다양한 비선형 시스템의 제어에 쓰여졌다.

## 2) Indirect Inverse Control

간접 역변환 제어 방식은 앞에서의 역변환 제어 방식과는 달리, Jacobian 행렬이나 플랜트의 모사기 등이 필요 없는 방식이다(그림 3). 되먹임 오차 학습법(feedback error learning)이 그러한 예 중의 하나로 신경회로망은 되먹임 제어기(예: PD 제어기) 등을 통하여 학습을 수행하고, 최종적으로 학습이 완료되면 전체 제어 입력은 신경회로망 제어기가 담당하고 되먹임 제어기는 거의 역할을 하지 않게 되므로 결과적으로 신경회로망이 시스템의 역변환을 학습하는 효과를 얻게 되는 것이다. Kawato 「8」등은 이 방식을 로봇 시스템의 경로 추적 제어에 사용하였다.



〈그림 3〉 되먹임 오차 학습법<sup>[7]</sup>.

## 2. 로봇 제어 분야에 있어서의 신경회로망

앞에서 소개한 신경회로망을 이용한 제어 기법들은 모두 로봇 시스템의 제어에서도 적용될 수 있다. 그러나 이러한 방식들은 로봇이 어떠한 작업을 할 것인가에 따라 수정된 후에야 적용이 가능하다. 그러기 위해서는 먼저 로봇이 수행하는 작업이 어떠한 것들이 있는 가를 알아볼 필요가 있다.

일반적으로 로봇을 이용한 작업들로는 크게 두 가지를 들 수 있다. 하나는 자유 공간상에서 물건을 운반하거나, 주어진 경로를 따라가는 등 주로 위치 제어에만 관련된 것들이고, 다른 하나는 구속된 공간상에서 로봇이 grinding, assembly 작업 등을 하는 위치 및 힘 제어에 관련된 경우이다.

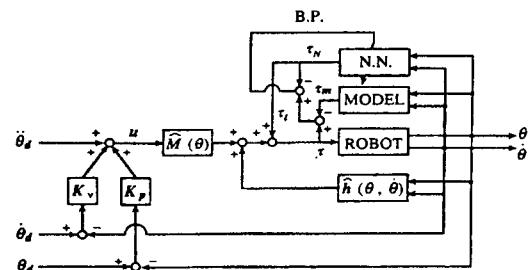
여기서는 이 두 가지 작업에 관계된 제어 방식들을 각각 ‘추적 제어 (tracking control)’과 ‘위치 및 힘 제어 (position and force control)’의 두 가지로 구별한다.

### 1) 추적 제어

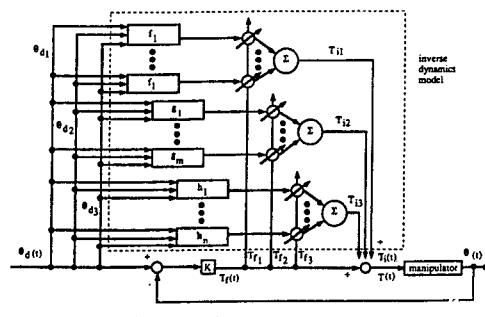
추적 제어는 로봇이 정해놓은 경로를 정확하게 따라갈 수 있도록 로봇의 각각의 관절에 적당한 토크를 주는 것을 말한다. 빠르고 정확한 추적 성능은 산업 현장에서 점점 더 많이 요구되고 있는 매우 중요한 로봇의 기능이다.

만약 로봇의 동역학적 모델이 완전하게 알려져 있다면, 이러한 추적 제어 성능을 만족시킬 수 있는 제어 방식으로는 ‘계산 토크 방법 (computed torque method)’가 있다. 그러나 이러한 방식은 로봇의 모델을 완전히 알고 있어야 하는 제약 조건이 있으므로 실제 산업 현장의 로봇을 제어하는 방식으로는 적합하지가 않다. 왜냐하면 실제 현장의 로봇에는 링크의 길이와 중량, 관성, 운반 중량 등 모델링은 할 수 있으나 파라미터가 변하는 ‘구조화된 모델링 오차’가 발생할 뿐만 아니라, 마찰력이나 외란 등의 ‘구조화되지 않은 모델링 오차’도 생겨날 수 있기 때문이다.

이러한 로봇의 불확실한 특성으로 인하여, 신경회로망을 이용한 로봇의 추적 제어 기법들이 소개되었다. Ishiguro 「8」 등은 신경회로망과 계산 토크 방식을 결합한 제어 방식을 제안하고, 계산 토크 방식으로 제어하지 못하는 불확실한 성분들에 대



〈그림 4〉 Ishiguro의 신경회로망 로봇 추적 제어 방식<sup>[8]</sup>



〈그림 5〉 Kawato의 신경회로망 로봇 추적 제어 방식<sup>[7]</sup>

하여는 신경회로망을 학습시켜 상쇄(cancel out)시키는 제어 방식을 도입하였다(그림 4). Kawato 「7」 등은 되먹임 오차 학습법을 제안하였다(그림 5). 이들 방식은 모두 로봇 시스템의 전체적인 동역학적 모델을 완전하게 알지 못하더라고 신경회로망을 덧붙임으로써 좋은 추적 제어 성능을 얻을 수 있었다.

### 2) 위치 및 힘 제어

로봇이 단순히 자유 공간상에서만 움직이는 것 이 아니라 구속 공간상에서 환경에 의한 반작용을 받으면서 움직이는 작업도 산업 현장에서의 로봇이 수행하여야 하는 매우 중요한 작업이다. 이러한 작업에 적용할 수 있는 위치 및 힘 제어 기법으로는 아래와 같은 것들이 있다.

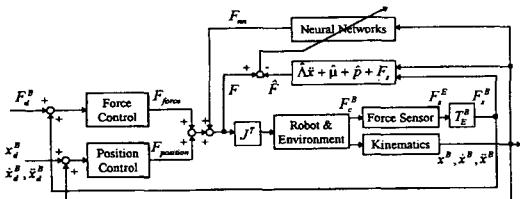
- 임피던스 제어 (impedance control) : 환경에서 작용되는 반작용 힘과 위치와의 관계를

임피던스를 이용하여 구한 후, 로봇의 위치를 제어함으로써 힘 제어의 효과를 얻는 기법이다.

- 하이브리드 위치/힘 제어 (hybrid position/force control) : 작업 선택 행렬 등의 방법을 이용하여 로봇이 움직일 수 있는 공간 중에서 힘 제어를 할 성분과 위치 제어를 할 성분을 분리하여, 힘 제어와 위치 제어를 서로 독립적으로 수행하는 것이다.
- 구속 움직임 제어 (constrained motion control) : 로봇이 구속 작업을 하기 위하여 필요한 구속력을 로봇의 다이내믹스에 포함 시킴으로써 힘과 위치를 제어하는 것이다.

이외에도 여러 가지 힘 제어 방식들이 있으나 여기서는 그 소개를 생략한다.

만약 로봇과 환경과의 반작용 등이 정확하게 모델링 될 수 있다면, 힘 제어 방식도 위치제어 방식과 동일하게 계산 토크 방식을 사용함으로써 제어 목적을 만족시킬 수 있을 것이다. 그러나 환경 자체에도 앞에서 기술한 것들과 같은 불확실성들이 존재하므로, 이 방식은 실제 산업 현장의 로봇의 제어에는 적합하지 않다. 이러한 경우에도 신경회로망을 이용하면 불확실성을 극복할 수 있을 것으로 여겨지나, 유감스럽게도 추적제어의 경우에는 달리 위치 및 힘 제어의 경우에는 신경회로망을 이용한 연구가 그렇게 많지 않다. 최근에 Jung 「10」과 Kim 「11」(그림 6)등에 의하여 각각 임피던스 제어와 하이브리드 위치 및 힘 제어에 신경회로망을 이용한 시도가 보고되었다.



〈그림 6〉 Kim에 의하여 제안된 신경회로망 하이브리드 위치 및 힘 제어<sup>[10]</sup>

### III. 앞으로의 연구 방향

지금까지 신경회로망은 산업 로봇 분야를 포함한 여러 가지 제어 분야에서 적용되어 왔으나, 대부분의 연구 결과가 어떠한 대상 시스템에 대하여 신경회로망을 적용하였더니 기존의 제어 방식보다 성능이 좋게 나왔다는 류의 응용 연구들이었다. 그러나 실제로 산업 현장에서 적용하기 위해서는 이러한 연구에 더하여 이론적으로도 제어 성능을 보장할 수 있는 연구들이 계속해서 진행되어져야 할 것이다. 예를 들어 과거의 적용 제어의 경우에는 Lyapunov 방식이나 hyperstability 등에 의하여 제어 성능을 분석하고 보장할 수 있었으나, 비선형 시스템을 다루고 있는 신경회로망을 이용한 제어 방식에서는 아직까지 제어 성능을 보장할 수 있는 분석적인 연구가 미약하였으므로, 따라서 앞으로는 시스템과 신경회로망의 두 관점에서 제어 성능을 이론적으로 뒷받침을 해줄 수 있는 연구들이 필요하다.

#### 1) 시스템 관점에서 필요한 연구

시스템 관점에서는 안정성(stability), 가제어성 및 가관측성(controllability and observability)등이 연구되어져야 한다.

- 안정성 : 제어 이론 분야에서 가장 중요한 이슈가 바로 시스템의 안정성을 보장하면서 제어 하는 것이다. 비선형 시스템의 안정성을 보장하는 방법으로는 Lyapunov 방식, hyperstability 등이 있고, 이들은 적용 제어 방식에서는 시스템이 '선형 파라미터화 (linear parameterization)' 되어야만 상기의 이론을 적용할 수 있었다. 따라서 신경회로망을 이용한 제어 기법에서도 Lyapunov 방식과 같은 분석 도구를 사용하기 위해서는 기존의 적용 제어 방식에서 사용하였던 것과는 달리, 이를 더욱 확장시켜서 적용할 수 있도록 하는 연구가 필요하다.

- Persistent excitation 및 수렴성 : 적용 제어에서는 시스템을 동정화하기 위해서는 반드

시 입력 신호가 persistent excitation되어야만 한다는 것이 증명되어 있다. 마찬가지로 신경회로망의 경우에는 시스템의 입/출력을 맵핑함에 있어서 어떠한 훈련 샘플(training sample)을 써야만 시스템을 정확하게 맵핑할 수 있을 것인가에 대한 연구가 필요하며, 이 경우 훈련되지 않는 샘플에 대하여는 어느 정도까지 일반화(generalization) 시킬 수 있는지가 고려되어야만 한다. 아울러 신경회로망을 이용하여 제어함에 있어서 이 시스템이 주어진 신경회로망으로 제어가 가능한지 (controllability)와 제어에 필요한 샘플을 어떻게 얻을 수 있는지(observability) 등에 대한 고려도 필요하다.

- **강인성(robustness)** : 앞에서도 언급하였지만, 신경회로망을 이용하여 시스템의 역변환을 학습하여 제어하는 경우에는 조그마한 외란에도 제어 성능이 나빠질 수 있는데, 이에 문제점을 해결하기 위해서는 강인성을 보장하는 연구도 빼놓을 수 없는 주제일 것이다.

## 2) 신경회로망 관점에서 필요한 연구

- **알맞은 적용 대상 선택** : 비록 신경회로망이 많은 제어문제에 있어서 효율적이기는 하지만, 무조건 모든 제어 대상에 대하여 이를 적용한다는 것은 문제가 있다. 따라서 어떠한 제어 대상이 신경회로망을 이용하기에 적합한 것인가를 미리 결정할 필요가 있다. 예를 들어 로봇 시스템의 경로 추적 제어는 신경회로망을 이용하기에 알맞은 특성을 가지고 있지만, 과연 로봇의 위치 및 힘 제어에도 동일하게 신경회로망을 적용할 수 있는가에 대해서는 좀 더 연구가 필요할 것이다.

- **신경회로망 구조** : 제어기로 쓰이는 신경회로망은 대부분 다층 신경회로망(multi-layered perceptron)이었으나, 다른 구조의 신경회로망도 제어 문제에 적용할 수 있는지도 앞으로의 연구 과제이다. 또한 다층 신경회로망을 사용한 경우에도 은닉층은 얼마나 할 것이며, 각 층의 노드의 수는 얼마나 하는 것이 구어진 시스템의 제어를 위하여 최적인가에 대한

연구는 아직까지 미미한 단계이므로 이에 대한 연구도 수행되어져야 할 것이다.

- **신경회로망의 학습 방법** : 신경회로망의 구조와 마찬가지로 신경회로망의 학습 방법에 대한 연구도 매우 중요하다. 이는 적용 제어 방식에서의 적용 법칙(adaptation law)과도 비교되는 것으로 앞에서 지적한 시스템의 안정성과 강인성 등을 보장하면서도 신경회로망의 가중치들을 학습시킬 수 있는 학습 법칙들에 대한 연구가 매우 절실히 요구된다. 예를 들면 다층 신경회로망을 학습시키기 위해서는 일반적으로 오차 역전달 방식이라는 학습 법칙을 사용하였지만, 우리가 원하는 제어 목적에 맞도록 필요하다면, 이러한 학습 법칙을 바꾸어 제어기가 안정성을 갖도록 할 수도 있을 것이다.

## IV. 결 론

이상으로 신경회로망이 산업 현장, 특히 산업 로봇 분야에서 어떻게 적용되고 있는지에 대하여 알아보았다. 로봇의 추적 제어를 비롯하여 위치 및 힘 제어 분야에 있어서도 신경회로망이 다양하게 적용될 수 있었지만, 앞으로는 단순한 신경회로망의 로봇 분야에의 적용을 떠나서 3장에서 기술한 바와 같은 제목들의 연구를 수행하여야 할 필요가 있음을 기술하였다.

## 참 고 문 현

- [1] T. Fukuda, and T. Shibata, Theory and application of neural networks for industrial control systems, *IEEE Trans. Industrial Electronics*, vol. 39, no. 6, pp. 472-489, 1992.
- [2] K. J. Hunt, D. Sbarbaro, R. Zbikowski and

- P. J. Gawthrop, Neural networks for control systems - A survey, *Automatica*, vol. 28, no. 6, pp. 1083-1112, 1992.
- [3] K. S. Narendra and K. Parthasarathy, Identification and control of dynamic systems using neural networks, *IEEE Trans. Neural Networks*, vol. 1, no. 1, pp. 4-27, 1990.
- [4] S. Haykin, *Neural Networks - A Comprehensive Foundation*, Macmillan College Publishing Co., Inc., 1994.
- [5] K. Hornik, M. Stinchcombe and H. White, Multilayer feedforward networks are universal approximators, *Neural Networks*, vol. 2, pp. 359-366, 1989.
- [6] D. Psaltis, A. Sideris, and A. A. Yamamura, A multilayered neural network controller, *IEEE Control Systems Magazine*, pp. 17-21, 1988.
- [7] M. Kawato, Y. Uno, M. Isobe, and R. Suzuki, Hierarchical neural network model for voluntary movement with application to robotics, *IEEE Control Systems Magazine*, pp. 8-16, 1988.
- [8] A. Ishiguro, T. Furuhashi, S. Okuma, and Y. Uchikawa, A neural network compensator for uncertainties of robotics manipulators, *IEEE Trans. Industrial Electronics*, vol. 39, no. 6, pp. 565-570, 1992.
- [9] S. Jung and T. C. Hsia, On neural network application to robust impedance control of robot manipulators, in Proc. IEEE Int. Conf. Robotics and Automation, pp. 869-874, 1995.
- [10] 김성우, 불확실한 로봇 시스템의 안정성을 보장하는 신경회로망의 학습 및 제어, 박사학 위논문, 한국과학기술원 전기 및 전자공학과, 1996

## 저자소개



金 聖 祐

1967年 11月 26日生

1990年 2月 한국과학기술대학 전기 및 전자공학과(공학사)

1996年 2月 한국과학기술원 전기 및 전자공학과(공학박사)

1996年 5月~현재 현대전자산업(주) 생산기술연구소 선임연구원

관심 분야: 자동화 및 생산 기술, 신경회로망 제어, 로봇 제어, 자동화 소프트웨어



趙泳宣

1947年 4月 29日生

1971年 2月

서울대학교 공과대학 전기공학과(공학사)

1975年 4月~1990年 8月 현대건설(대리~부장)

1990年 8月~1995年 9月 현대전자(이사)

1995年 10月~현재 현대전자 생산기술연구소(소장)

관심 분야: 생산기술, 자동화 소프트웨어, 자동화 장비.