

## 신경회로의 로봇 및 자동화 응용

吳世泳

浦項工科大学 電子電氣工學科

제6세대 컴퓨터로 불리는 신경컴퓨터는 학습과 병렬 처리에 의해 인간의 두뇌 기능을 모방한다. 인간의 두뇌는 시각 인식, 음성인식, 촉각 감지등 패턴 인식뿐 아니라 인간의 복잡한 신체구조를 시각, 촉각 같은 감각기관의 도움을 얻어 움직이는 중요한 역할도 한다. 바로 이 모터제어(motor control) 역시 신경회로가 담당하기 때문에 이를 기계적 신체에 해당하는 로봇트 또는 광범위하게 기계, 비행기, 산업공정에 응용하는 것은 매우 자연스럽게 보인다. 이처럼 신경회로가 제어에 응용되는 것을 신경제어(neurocontrol)라 하고 이를 이용한 기계를 지능기계(intelligent machinery)라 한다. 지능기계는 기본적으로 인간처럼 경험축적, 학습, 불확실한 환경에서의 적응, 자기진단 등의 장점을 가지고 있다.

신경회로의 지극히 광범위한 응용분야중 신경제어는 가장 먼저 실현될 가능성이 높다. 실제로 로봇트나 공정 제어(process control)처럼 복잡한 비선형 시스템의 제어는 다량의 센서 정보에 기초한 실시간 제어를 필수로 하며 이는 신경회로를 사용함으로써 가장 효율적, 경제적으로 구현할 수 있다. 실제로 신경제어는 전세계적으로 이미 시스템 제어에 응용되어 좋은 결과를 내고 있다. 신경회로의 로봇트나 자동화 응용은 학술적인 측면에서는 복잡한 비선형 시스템의 지능제어(intelligent control) 문제에 대한 신선탐 해결책을 마련해줄 뿐 아니라 산업자동화라는 막대한 시장을 뒤로 하고 있어 이론에서 실제에 걸쳐 가장 광범위한 과급효과를 가지는 최첨단 기술로 보여진다. 고부가가치 상품을 통한 국제 경쟁력 제고의 차원에서라도 정부, 기업등의 과감한 연구 개발투자가 선행되어야 한다. 특히 이 분야의 연구는 선진국도 최근에 시작한 점으로 보아 정부, 기업이 이에 대한 연구개발 투자를 현명하게 할 경우에 세계적 기술 경쟁력도 확보할 수 있을 것이다.

본 해설에서는 로봇트 및 시스템 제어에 관한 기초 이론과 신경회로 적용기술을 소개하고 기존방법과 비교했을 때의 우월성, 전세계적인 응용연구, 국내외 연구개발 현황, 상업화 가능성, 산업계 응용례, 기술상의 문제점, 향후 전망 등을 다루기로 한다.

### I. 서론

최근 국내외적으로 신경회로에 대한 관심은 소규모 혁명이라 불릴 정도로 가히 폭발적이라 할 수 있다.<sup>[1]</sup> 이는 신경회로가 인간의 지능을 가장 자연스럽게 효과적으로 모방하고 또한 실제적 응용이 가능할 것이라는 기대 때문이다. 필자의 전망으로는 향후 20년간 신경회로는 인공지능(AI)기술을 대체 또는 보강하여 패턴 인식과 신호처리, 최적화, 상업 및 공장 자동화등 실로 광범위하게 응용될 것이다.

신경회로는 병렬 분산처리(parallel distributed processing)원리에 의거하여 임의의 입출력 데이터 변환을 수행하므로 근본적으로 모든 계산을 대체할 수 있다. 단지 계산하는 방식이 종래의 컴퓨터와 같이 정확한 알고리즘을 수행하는 것이 아니고 학습 기록된 점들을 기준으로 보간(interpolation)하는 방식이 다를 뿐이다. 따라서 선형보다는 비선형 계산에서, 단순한 계산보다는 복잡한 계산에서 그 위력을 발휘한다.

신경회로의 응용분야중 제어 분야는 음성이나 영상인식 보다는 데이터량이 적고 접근하기가 용이하다. 그 이유는 대부분의 제어문제는 입출력이 명확히 정의되기 때문이다. 즉 제어목표와 플랜트(plant: 제어대상) 상태를 감지하는 센서값으로부터 actuator 명령을 발생하는 일종의 정보처리 문제로 귀결되고 신경회로는 하나의 정

보치리 모델이기 때문이다.

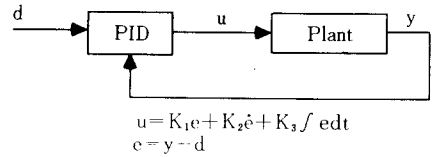
현재까지의 제어시스템은 그 주류가 지난 50년만에 걸쳐 연구한 자동제어 이론에 기초하고 있다. 간단한 시스템의 경우 수학적 모델에 의거하여 주로 선형제어를 이용한다. 그러나 복잡한 시스템의 경우 또는 기존 시스템을 미지의 다른 시스템과 연결하여 더 큰 시스템을 형성할 경우 종래의 제어 이론을 적용하기가 힘들게 된다. 산업 시스템에서는 여러 기기들이 유기적으로 연결되어 아주 복잡하다. 무수한 센서들로부터 시스템의 현재상태를 파악하고 시시각각 적합한 제어신호를 계산하는 것은 종래의 제어이론으로는 매우 힘든 일이다. 이론적으로 제어장치를 설계하는 것도 어렵지만 할 수 있더라도 실제로 잘 동작할지 의문이며 그 개발비 또한 엄청난 것이다. 신경회로는 이에 대해 신선한 해결책을 제시해 준다.

신경회로는 센서를 통해 들어오는 플랜트 상태나 환경에서 오는 feedback을 본 후 과거의 경험에 비추어 제어 신호를 내보내는 지능제어를 한다. 즉, 종래의 제어가 단계적 프로그램 계산에 의거한다면 신경 회로방식은 훈련(training)을 거친 직관, 즉 패턴 인식에 의거하며 이는 생물계에서 대자연이 택한 방식이기도 하다. 따라서 이를 패턴인식 제어(pattern recognizing control)라 부를 수 있다. 이렇게 훈련된 지능제어 시스템은 실제 운용하며 그때 그때 불완전한 지식을 보강하기가 용이하고 프로그램을 거치지 않으므로 가격이 저렴하다. 더우기 플랜트의 특성이 시간이 지남에 따라 바뀌어도 또 외부에서 교란이 들어와도 학습에 의해 적응하게 된다. 따라서 신경컴퓨터는 인간의 적응, 훈련, 학습기능을 모방하게 된다.

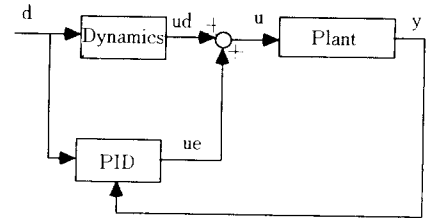
로봇을 하나의 복잡하고 비선형적인 플랜트로 보았을 때 로봇의 신경제어는 곧 산업공정의 신경제어에도 그대로 응용되리라 믿는다. 신경제어는 플랜트의 모델 없이도 학습에 의하여 고속 정확한 제어가 가능하고 또 플랜트 특성변화에 잘 적응하며 병렬성으로 인하여 실시간 제어도 가능하다. 또한 플랜트를 black box로 보고 제어하기 때문에 플랜트가 바뀌어도 입력력이 바뀔 뿐 동일한 제어방식을 사용하므로 범용제어기(universal controller) 역할을 하는 점에서 무한한 잠재력이 있다.

## II. 기존의 제어방식과 신경제어방식의 비교

현재까지 산업용 로봇이나 실험용 로봇에서 약 30년 간 연구한 제어 방식은 1) kinematic control, 2) dynamic



(a) 간단한 PID-kinematic 제어



(b) Dynamic 제어

그림 1. 고전적인 제어

control, 3) adaptive control 등으로 분류할 수 있다. 그림 1(a)는 가장 단순한 PID 제어방식으로 dynamics를 고려 안하고 로보트의 위치, 속도, 가속도등의 kinematic error에 의해 각 관절(joint)을 구동할 모터 토크(motor torque)가 결정된다. 그림 1 (b)는 dynamic control로서 질량, 관성등을 고려한 Newton 방식을 풀어 구한 dynamic torque를 모터에 바이어스 토크로서 가해준다. Dynamic control은 빠르고 정확한 운동에 필수적이다. 이 두 방식은 모두 로보트의 kinematic, dynamic 파라미터가 필요하나 adaptive control은 파라미터가 필요없다. 그러나 공식속도가 복잡하고 광범위한 uncertainty에 robust하지 않고 실시간(real-time) 제어에 부적합하다.

이에 반해 신경제어는 종래의 제어이론과 전혀 다른 방향에서 참신한 접근을 한다. 신경제어의 장점을 요약하면

- (1) 제어될 플랜트나 그 환경 모델의 불필요-복잡한 시스템에 효과적이고 범용 제어기 역할
- (2) Uncertainty나 플랜트 환경의 변화에 적응 가능-robustness and fault tolerance
- (3) 제어성능의 자체학습에 의한 항구적 개선
- (4) 신경회로의 병렬계산에 의한 고속 실시간 제어
- (5) 신경회로의 뉴턴 수에 무관한 steady-state로의 수렴속도 때문에 많은 수의 파라미터에 빨리 적응
- (6) 예시에 의해 배우므로 명확한 제어 공식이 불필요-heuristic rule 사용 가능
- (7) 신경 회로내 정보의 분산 표현으로 인한 fault

tolerance-일부 회로 소자가 고장나거나 불완전한 경우 또는 잡음섞인 센서 데이터에 대해서도 graceful degradation 가능

(8) 마찰, 비선형 토크 특성, 샘플링 효과, 센서잡음 등 unmodeled effect의 자연적 해결

(9) Sensor data fusion이 자연스럽게 처리됨

등이다. 실제의 산업용 로봇은 경제적 기술적 이유로 인해 복잡한 dynamic 계산을 하지 않고 단순히 kinematic 계산과 경로보간 계산을 한다. Servo 제어로는 간단한 PID 제어가 주종을 이룬다.

### III. 신경제어 방식의 분류

신경회로를 이용한 제어구조는 제어기내의 신경회로의 위치, 기능, 갯수에 따라 다양하나 다음에는 그중 주요한 것만 분류하기로 한다.

#### 1. 신경회로만으로 제어하는 경우

##### 1) 간접 학습방법<sup>[2]</sup>

그림 2와 같이 원하는 출력을 바꿔가며 플랜트를 움직이는 동안 신경 회로를 역 플랜트(inverse plant)의 전달 함수로서 훈련시킨다. 이와 같이 훈련되는 신경 회로와 동일한 구조의 신경 회로를 플랜트 앞에 간접 제어기(controller)로 사용한다. 원하는 동작 범위에서 훈련시킬 수 있는 장점이 있는 대신  $|u-t|$ 값을 극소화한다고 해서  $|d-y|$ 값이 극소가 되는 것이 아닌 단점이 있다.

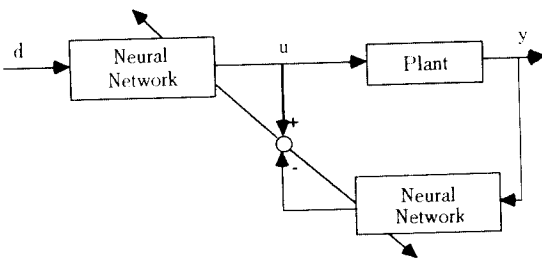


그림 2. 간접학습구조

##### 2) 일반 학습 방법<sup>[2]</sup>

그림 3에서는 플랜트의 제어 입력을 광범위하게 바꿔가며 그에 상응하는 출력을 신경회로의 입력으로 하여 훈련시킨 후 이 신경회로를 제어기로 사용한다. 그러나 원하는 동작 범위에 국한되는 훈련이나 on-line 훈련을

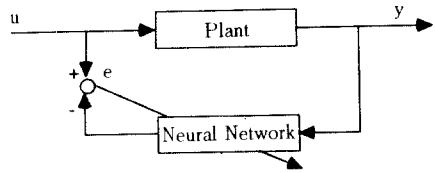


그림 3. 일반학습구조

시킬 수 없다는 단점이 있다.

##### 3) 특정 학습 방법<sup>[2]</sup>

그림 4와 같이 원하는 입력을 바꿔가며, 신경회로 제어기와 플랜트를 거친 후 나오는 출력을 원하는 입력에 근접하도록 신경 회로 제어기를 훈련시킨다. 훈련방법으로는 응답오차를 최소화하는 방향으로 신경회로 가중치를 조절할 수도 있고 최적제어의 경우는 보상함수(최소 시간이나 최소 에너지 제어같은)를 극대화하는 방향으로 조절하기도 한다. 원하는 범위에서만 훈련이 가능하고 on-line 훈련도 가능하다. 실제로는 전항의 일반 학습방법으로 광범위한 지역에서 훈련시킨 후 특정 학습방법으로 fine-tuning하는 방법을 사용하는 것이 좋다.

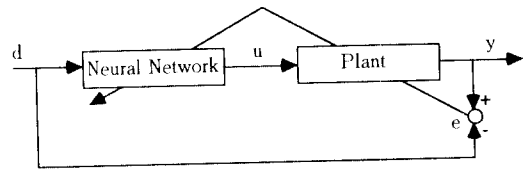


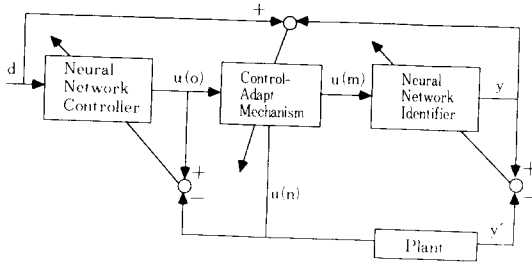
그림 4. 특정학습구조

##### 4) Plant identifier(플랜트 특성을 신경회로로 모델한 것)를 제어기에 이용하는 방법

그림 5와 같이 플랜트에 병렬로 연결된 근사화용 신경회로가 주어진 플랜트의 dynamics를 학습한 후, 이 회로를 가지고 플랜트의 현재 상태에서 원하는 상태로 가기 위한 토크변화량을 구하여 제어하는 방식이다. 이러한 방식은 플랜트를 모델하기 위한 신경회로 학습단계와 이 신경회로 모델을 이용하여 플랜트의 제어신호를 학습하는 두단계로 나누어진다. 일반적인 다이내믹 시스템의 제어에 적용하기 적합하나 현재까지 나온 논문의 대부분이 간단한 시스템(주로 1축 로봇)에만 적용되었다는 단점이 있다.

##### 5) Reinforcement 학습제어

Barto<sup>[6]</sup> 등은 Cart-Pole 시스템(그림 6)처럼 학습신호



$u(0)$  : 초기 제어명령,  $u(m)$  : 개선된 제어명령,  
 $u(n)$  : 최선의 제어명령

그림 5. Plant identifier 신경회로를 사용한 신경제어

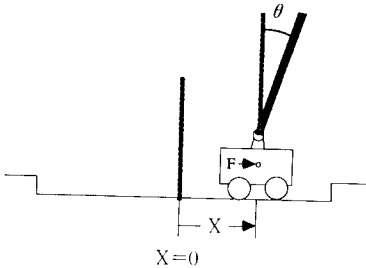


그림 6. Cart-Pole 시스템

가 간헐적으로만 얻어지는 경우(예를 들어 Pole 이 균형을 잃어 쓰러지거나 Cart가 원점을 많이 벗어나는 경우) 실패 신호가 얻어짐에 과거 데이터로부터 현재의 학습 신호를 예측하는 신경회로를 사용하여 제어에 사용하였다.

**2. 종래의 간단한 선형제어와 병렬로 신경회로를 쓰는 경우(feedback-feedforward 제어)**

그림 7과 같이 신경회로가 종래의 제어 또는 사람이 직접 제어하는 것을 보며 이를 모방 학습한 후 이를 feedforward 제어기로 사용한다. 훈련 후의 실제 제어에 있어 feedback loop은 계속 작용할 수도 혹은 제거할 수도 있다. Guez는 사람이 눈으로 보며 직관적으로 제어시키는 방법을 Guez가 설명하였다.<sup>[10]</sup> Cart-Pole 문제를 사람이 직접 푸는 것을 신경회로가 옆에서 보고 배운 후에는 신경회로가 자발적으로 제어하는 방식을 보였다. 이는 산업 현장에서 사람이 하는 일을 신경회로로 대체하는데도 쓰일 수 있으리라 본다.

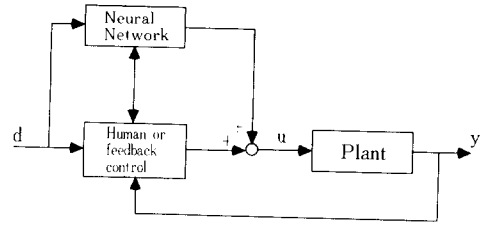


그림 7. 종래의 제어 방식으로 훈련시키는 신경제어구조

**3. 종래 제어구조의 일부를 신경회로로 훈련하는 방식**

Guez<sup>[11]</sup>는 종래의 PD (proportional derivative)제어의 gain을 Grossberg 신경회로를 써서 동적으로 조정하며 제어하는 방법을 소개했다. 이 방법은 1축 로봇의 제어에 응용했으나 선형제어의 틀을 벗어나지 못하는 단점이 있다.

한편 Elsley<sup>[12]</sup>는 종래의 inverse Jacobian 제어구조에서 신경회로로 inverse Jacobian을 계산하였다. Inverse Jacobian 제어는 cartesian 위치 오차에 inverse Jacobian을 곱하여 제어명령을 내린다. Elsley는 실제로 모로트를 움직이면서 backpropagation회로를 훈련시켜 이 inverse Jacobian mapping을 수행하도록 하였다. 이는 2축 로봇의 시각 제어 시뮬레이션에 이용되었다. 이 방식은 기존제어 방식을 최소로 교란시키며 신경제어의 장점을 가미하는 특징이 있다.

**IV. 신경회로의 제어 응용례**

로봇을 제어하는데는 기구학적(kinematic) 방정식과 동력학적(dynamic) 방정식을 풀어야 한다. 기구학은 로봇 팔 또는 발의 운동과 이를 구현하는 실제 관절의 운동과의 관계를 방정식으로 나타낸 것이다.<sup>[13]</sup> 동력학은 로봇 관절의 운동과 이를 발생시키는데 필요한 구동 토크와의 관계를 다루는 학문이다. 로봇 제어에 필요한 계산은 역기구학(팔의 운동→관절운동), 역동력학(관절운동→필요한 구동 토크)계산이다. 로봇의 운동을 그래픽스등으로 시뮬레이션하기 위해서는 제어때와 반대 방향의 계산이 필요하다. 이상의 역학적 계산은, 1) 로봇이 복잡하여 기구학적/동력학적 모델을 구하기 힘들고 2) 구할 수 있다고 하더라도 방정식이 워낙 복잡하여 실시간제어가 힘들다. 더구나 여유 자유도가 있다거나<sup>[14]</sup> 협력 또는 보행 로봇처럼 폐쇄 체인(closed chain)<sup>[15]</sup>을 가질 경우는 기구학적 계산은 시간이 많이

절리고 동력학적 계산은 실질적으로 불가능해진다. 따라서 모델없이 학습에 의해 간접적으로 모델을 배우며 이를 제어에 응용하는 신경제어는 거의 필수적으로 보인다.

필자가 신경 회로의 제어 응용에 관련하여 조사한 논문들을 거의 모두가 시뮬레이션이 용이한 간단한 선형 및 비선형 시스템과 Cart-Pole 문제, 로봇의 kinematic control, dynamic control, 시각 제어, obstacle avoidance 등에 응용되었다. 사용한 신경회로는 거의 대부분이 backpropagation 회로이고 그외에 Ritter가 Kohonen의 topology-conserving map을, Tsutsumi가 Hopfield 회로, Guez가 Grossberg 회로, Miller가 Albus의 CMAC을, Barto가 associative search network을, 최근에는 recurrent 회로도 사용하고 있다.

1. Miller의 CMAC 제어 방식

CMAC (cerebellar model articulation controller)은 Albus<sup>[10]</sup>가 1975년에 발표한 뇌의 모델로서 다른 신경회로구조와 판이한 구조를 가지고 있다. 그림 8에서 보듯이 CMAC은 S→A'→A→F의 mapping chain으로 되어 있다. 우선 입력 S가 A' 테이블의 몇개의 주소를 선택한 후, 테이블 크기를 줄이기 위해 random hash coding에 의해 축소된 테이블 A의 몇개의 weight를 선택한 후 이들을 합산하여 출력을 낸다.

CMAC의 훈련은 로봇트를 움직이며 그때그때 가해준 토크와 출력 응답의 관계를 보며 A 테이블의 weight를 조정함으로써 이루어진다. 이 방식은 실제로 카메라 데이터를 받아 General Electric의 5축 P-5 로봇으로 컨베이어상의 물체를 추적하는데<sup>[11,12]</sup> 응용되었다. 이는 신경 회로를 처음으로 현실적 문제에 적용한 좋은 예이다. 또 2축 로봇<sup>[13]</sup> 및 5축 로봇의 dynamic control<sup>[14]</sup>에도 사용되었다.

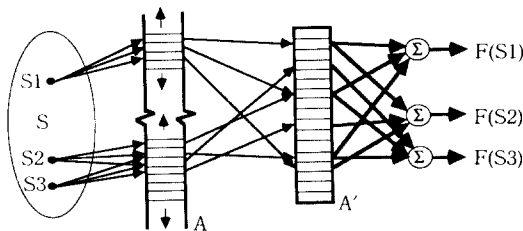


그림 8. CMAC의 구조

2. Widrow의 ADALINE 제어 방식

Widrow는 60년에 발표한 ADALINE (adaptive linear element)과 그것의 학습법칙인 Widrow-Hoff법칙으로 유명하다. 63년에는 ADALINE<sup>[15]</sup>으로 inverted pendulum을 제어했으며 87년에는 pendulum의 상태를 sensor 대신 시각 입력으로 대체하여 같은 문제를 풀었다<sup>[16]</sup>. 이와 비슷한 것으로 88년도 Boston에서 열린 INNS (International Neural Network Society)학회에서 HNC 회사가 ANZA plus와 자사의 독특한 신경제어 알고리즘으로 Cart-Pole 문제를 푸는 실험을 보였다.

3. Guez, Sobajic, Josin의 Backpropagation Feedforward Layer 제어방식

이들은 모두 inverse kinematic 함수의 샘플로서 backpropagation 회로를 훈련시켜 그것을 테스트 입력에 대하여 일반화하는 것을 보였다. Guez<sup>[17]</sup>와 Josin<sup>[18]</sup>은 2축 로봇 시뮬레이션으로, Sobajic은 실제로 INTEL-LEDEX 로봇의 3, 4축을 제어하였다.<sup>[19]</sup>

4. Ritter의 Topology-Conserving Map을 사용한 로봇의 Kinematic과 Dynamic 제어

Ritter<sup>[20]</sup>는 로봇의 state space를 작은 구역들로 나눈 후 각 구역을 2차원의 뉴런 배치로 mapping한 후 이들 뉴런들이 로봇트를 제어하는 알고리즘을 소개했다. 각 뉴런은 담당 구역내의 함수의 Taylor 전개계수를 계산한다. 이 방법이 카메라를 이용한 kinematic 제어와 dynamic 제어에 응용되었다.

5. Miyamoto의 Feedback Error Learning 제어<sup>[21]</sup>

이 방법은 세가지면에서 다른 방법과 특이하다. 우선 기존의 PD 제어와 신경회로가 병렬로 연결되어 제어를 한다. 제어의 주체는 처음에는 PD 제어이고 그 후 신경회로가 충분히 학습을 하면서 점차 신경회로쪽으로 넘어간다. 둘째로 dynamics의 비선형 항들이 미리 계산된 후 뉴런에 의해 결합된다는 것이다. 이로써 뉴런은 선형 계산만 하게 되므로 부담이 줄어든다. 셋째로 feedback torque가 오차 신호로 작용하여 backpropagation 회로를 훈련시킨다. Kawato는 3축 로봇트에 대해 시뮬레이션하였고 Miyamoto는 실제 PUMA 260 로봇트에 적용하였다.

로봇의 Newton-Euler dynamic 방정식을 전개하여 각 항의 계수를 로봇트를 움직이며 훈련시키는 dynamic 제어를 제안했다. 이로써 single layer 구조를 쓸 수 있어 훈련이 용이해진다. 3축 로봇트의 시뮬레이션 제어를 예시했다.

### 6. Sanner의 Backpropagation 회로를 이용한 최적 제어<sup>[22]</sup>

Sanner는 플랜트 앞의 신경회로 제어장치(neuromorphic controller)를 입력 에너지와 위치 오차를 동시에 극소화하도록 훈련시키는 방법을 제안했다. 즉, 신경회로를 써서 최적화 제어문제를 풀고자 한 것이다. 3층 회로구조를 몇개의 간단한 선형 시스템들과 2축 로봇의 조인트 토크제어에 사용했다.

### 7. Tsutsumi의 Hopfield 회로를 이용한 Obstacle Avoidance 제어<sup>[23]</sup>

Hopfield 회로는 constrained optimization 문제에 많이 이용되고 있다. Tsutsumi는 이를 8축 평면 로봇트가 장애물을 피해서 목표에 도달하도록 제어하는데 이용하였다. 각 link 위치의 함수로써 에너지를 정의하고 이 에너지를 극소화함으로써 여러 constraint를 만족하면서 목표 위치에 도달하게 된다.

### 8. Wang의 Self-Adaptive 신경제어<sup>[24]</sup>

그림 5와 같이 system identification을 위한 신경회로(플랜트 모델로서의 역할)와 제어용 신경회로를 이용, 1축 manipulator에 대해 적용하였다. 수용된 학습제어 방법은 먼저 로봇트에 random generator로 임의의 토크를 가하고 이때의 로봇트의 상태변화를 신경회로가 학습하도록 한다(오프라인 학습), 제어시 현재의 상태와 원하는 상태를 입력으로 받아 제어용 신경회로가 토크를 발생하면 이 토크를 직접 시스템에 인가하지 않고 먼저 플랜트 모델 신경회로에 입력한다. 이 신경회로의 출력과 원하는 출력사이의 오차를 근사화된 신경회로를 통해 역전달하고(이때 모델 신경회로의 weight는 변화시키지 않음) 역전달된 오차에 비례하여 입력 토크를 변화시켜 다시 모델 신경회로에 인가한다. 이러한 과정을 여러번 거친후 원하는 오차 범위내로 근사화된 신경회로 출력이 얻어지면 이때의 입력토크를 비로소 실제 시스템에 인가하고, 처음 제어용 신경회로가 발생한 토크와 현재 구한 토크의 차를 제어용 신경회로의 학습 신호로 사용한다. 이러한 방식은 미지의 플랜트를 아는 시스템(신경회로)으로 모델함으로써 플랜트의 출력오차를 제어의 출력 오차로 mapping하는 구조를 가지는 제어구조이다. 사용된 신경회로는 backpropagation 신경회로를 이용하였으며 학습방법은 오차 역전달학습 방법이 사용되었다.

### 9. Oh의 3축 및 6축 로봇트의 동력학적 제어(dynamic control)

Oh는 Kawato의 feedback error learning 개념을 이용하여 6축 로봇트의 시뮬레이션<sup>[25]</sup>, 실제의 3축 로봇트<sup>[26]</sup>의 실험을 통해 고속에서의 정확한 제어, 미지의 부하변화에 대한 적응성, 배우지 않은 궤적으로서의 일반화 성능 등을 실험적으로 입증하였다.

### 10. Oh의 전력계통 안전도 분석 제어<sup>[27]</sup>

Oh는 Walsh 함수에 기초한 특이한 associative memory 신경회로<sup>[28]</sup>를 사용하여 전력 시스템(power system)의 안전도(security)를 실시간으로 추정하고 이를 전력 시스템 운용(operation) 제어에 사용하는 방법을 제시하였다. 종래의 해석적 방법은 복잡한 비선형 시스템의 전력 시스템을 수학적으로 모델하여 수백개의 연립 방정식을 풀어야 하므로 실시간 추정이 불가능하였다.

## V. 국내외 연구 개발 현황

신경제어의 무한한 잠재력과 응용 분야에도 불구하고 전세계적인 연구는 아직도 미흡한 편이며 더욱 많은 연구가 절실히 필요하다고 본다. 국외적으로는 미국, 일본, 독일등 선진국에서 매년 약 40편 정도의 로봇트의 신경제어 연구 논문이 나오고 있다. 논문의 유형을 보면 방정식이 주어진 간단한 선형 및 비선형 플랜트의 제어, Cart-Pole 문제, 로봇트의 kinematic 제어, dynamic 제어, 시각 서보 제어(visual servo control), 장애물 회피 제어<sup>[29]</sup>에 로봇트의 최적 경로 제어(최소의 시간, 에너지를 들이는 등의) 등이다. 이중 시각 서보 제어는 로봇트가 사람이 하듯이 카메라로 움직이는 물체를 보며 따라가는 제어를 말한다.

국내의 연구도 국외와 대체적으로 비슷하며 현재까지 Cart-Pole 제어, 로봇트의 kinematic 제어 및 dynamic 제어, 위치/힘 제어, 유연성 로봇트 제어, 궤적 계획, 최적화 신경회로를 이용한 어유 자유도 로봇트 제어, 다중 이동 로봇트(일반적으로 바퀴로 평면상을 움직임)의 장애물 회피 제어등이 수행되고 있으며 제어를 위한 효율적 신경회로 구조 개발도 하고 있다. 국가적으로는 범부처간 정책과제로서 뉴로망 컴퓨터 개발계획이 추진중이나 제어 응용에 대하여는 얼마나 투자할지 미지수이다. 필자의 소견으로는 신경컴퓨터나 chip도 중요하나 실제로 신경회로를 사용하여 돌아가는 응용시스템을 보이고 종래의 방법과 비교하여 장점을 보이는 것이 중요하다. 응용제품이 나오지 않는 한 신경회로 분야연구는

침체될 것이 분명하기 때문이다.

### VI. 신경제어 로봇의 상업화 가능성

로봇의 성능은 보통 고속/고부하/고잡음 환경에서의 위치 정확도에 좌우된다. 그리고 로봇의 가격은 성능, 개발 노력과 비용등의 함수이다. 특히 자세대 로봇인 지능 로봇에서는 시각, 힘, 촉각등의 여러 가지 감각 센서 입력을 제어에 사용하게 되는데 센서 정보 처리에 많은 소프트웨어, 제산능력과 비용이 소요된다. 신경제어는 2장에 열거한 장점들로 인하여 고성능 고지능의 로봇을 저렴한 가격으로 구현할 수 있다.

신경회로는 실제의 로봇 시스템에서 데이터를 추출하여 훈련시키기 때문에 기타의 해석적 방법으로 모델하기 힘든 dynamics나 마찰, 잡음등의 효과까지도 자동적으로 고려하여 제어한다. 신경회로는 충분한 갯수의 뉴론과 층수를 쓰면 어떠한 함수관계도 임의의 정확도를 가지고 나타낼 수 있으므로 정확도면에서 종래의 제어보다 우수하다. 최대속도 역시 로봇의 dynamics를 고려하므로 크게 개선할 수 있다.

마지막으로 신경제어기를 써서 산업용 로봇을 설계할 때의 경제적인 측면을 보겠다. 신경회로는 이미 하드웨어나 소프트웨어로 구현되어 있으므로 실제 로봇에 연결하여 훈련만 시키면 되므로 신경제어기 개발이 간편해진다. 또한 로봇이 바뀌어도 같은 제어기를 재훈련 시키면 되므로 범용제어기로 사용할 수 있다.

### VII. 산업계 응용례

국내외적으로 산업계에서 활발하게 신경제어 기술을 연구하고 있으리라 생각되나 아직까지 크게 보도된 바는 없다. 단지 가전업계에서 neuro-fuzzy 제어기술이라 하여 신경회로와 퍼지 시스템을 결합한 제품들이 나오고 있기는 하다. 그러나 미국에서는 자동화와 관련한 공정 제어 제품들이 AIWARE사(신경컴퓨터 및 산업 응용 제품 판매)에 의해 개발되었다. 즉 신경컴퓨터 소프트웨어를 이용하여

- (1) 롤러를 이용하여 종이나 필름을 감는 공정에서 일정한 장력과 속도를 유지하는 제어를 숙련공의 경험을 신경회로가 학습하여 쉽게 구현함을 보인다 (그림 9참조).

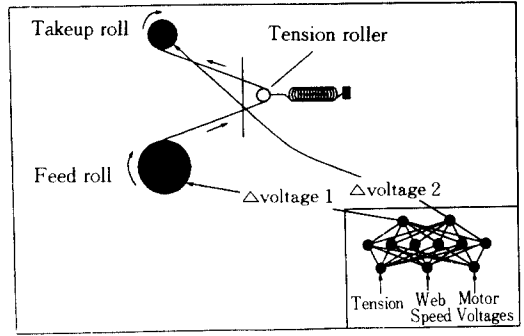


그림 9. 신경회로로 제어되는 종이감는 기계

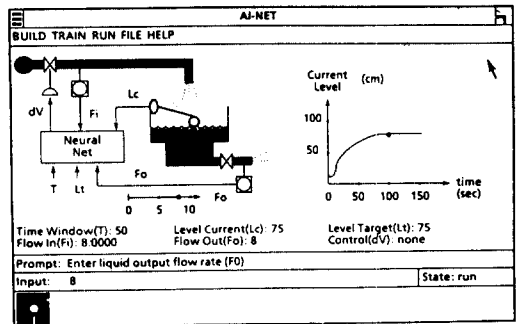


그림 10. 신경회로로 제어되는 물탱크 수위조절기

- (2) 단면이 불규칙한 물탱크에 입출력 밸브를 개폐하여 수위를 일정하게 유지하는 제어에 역시 사람의 동작을 신경회로가 학습하여 제어한다(그림 10 참조).
- (3) 절삭공정(grinding)에 이용하여 60%의 생산성 향상과 스크랩(버리는 재료)을 제거하여 연간 50만 불을 절약한다.
- (4) 금형제조공정에서 불량품을 없애고 연간 30만불을 절약한다.
- (5) 화학제품 설계에서 최적의 원료배합들을 훈련 학습하여 설계비용을 절감한다.

등의 성과를 얻었다. 이외에도 연구가 진행되고 있는 것으로서 미국의 GTE사가 형광등 생산공정에서 신경회로를 이용하여 형광등의 수율 및 기타 성능지수를 100-200개의 센서 측정결과로부터 예측하여 절비절약/품질향상을 도모하고 있으며 Martin Marietta사는 CMAC이라는 간단한 신경회로 모델을 사용하여 과거의 센서패턴 경험을 기억하여 움직이는 로봇 Forklift<sup>[30]</sup>를 연구하

고 있다. 그밖에도 용접기 제어, 산업용 로봇트 제어, 석유산업의 수요예측, SAIC 사의 자사 신경 컴퓨터를 이용한 vibration canceller 등이 알려졌고 그외에도 무수히 많은 연구가 진행되는 것으로 추측된다. 이러한 지능 제어의 효과는 경비절감뿐 아니라 더 중요한 품질향상을 하고, 재료의 낭비를 극소화하여 생산성을 높인다.

## VII. 기술상의 문제점

신경제어는 1) 값싸고 고성능의 VLSI 신경회로 chip 2) 빠르고 효율적인 학습제어 알고리즘 등이 개발되어야 로봇트나 산업 자동화에 널리 사용할 수 있다. 다행히 90년도부터 INTEL이나 Adaptive Solution들이 상업용 신경회로칩을 판매하고 있으며 머지 않아 값도 저렴해질 것이다. 그러나 아직은 개발초기라 고가이고 또 신경회로의 가중치 (weight) 학습도 analog 칩이나 digital 칩 모두 한정된 정확도를 가지고 있어 좀 더 값싸고 편리한 신경회로 개발 시스템이 나와야 할 것이다.

또한 요즈음 한참 인기를 모으고 있는 퍼지 제어 시스템과 신경제어가 결합된 neuro-fuzzy 제어를 이용한 기술은 애매한 데이터 처리 능력과 학습능력을 겸비하여 가장 이상적인 지능제어 시스템을 구현하게 될 것으로 보며 이 또한 많은 연구 개발이 필요할 것으로 본다.

## IX. 결론 및 향후 전망

신경 회로의 실로 광범위한 응용중에 시스템 제어가 차지하는 중요도는 산업 공정제어 시스템이라는 막대한 시장으로 보아 가장 크다고 본다. 간단한 시스템의 제어는 신경회로 소프트웨어 만으로도 가능하여 거의 추가 비용없이 구현할 수도 있으며 좀더 복잡한 시스템은 신경회로 하드웨어나 VLSI chip이 필요한 것이다. 현재 까지 얻은 결과들은 한결같이 2장에서 나열한 바와 같이 종래의 제어 방식에서 볼 수 없는 너무나도 중요한 장점들을 가지고 있다. 따라서 종래의 방식을 풀 수 있는 문제들은 더 효과적이며 효율적으로, 종래의 방식으로 풀 수 없는 문제들을 풀 수 있게 할지도 모른다.


신경 제어는 기계에 지능을 부여하는 가장 효과적인 방법이 될 것이다. 그 파급효과는, 컴퓨터의 계산력보다 컴퓨터의 지능에 대한 요구가 훨씬 더 첨예해지고 있는 오늘의 추세를 볼 때, 가히 지능혁명이라 부를 정도로 클 것이다. 따라서 앞으로 20년간 현존하는 산업 제어 시스

템은 차차 신경제어 방식으로 부분적 또는 전체적으로 서서히 대체해야 할 것이다. 물론 그를 위해서 기존의 시스템과 신경제어 방식을 어떻게 하면 효율적, 경제적으로 결합하는 연구가 필수적이다.

## 參 考 文 獻

- [1] Y.H Pao, *Adaptive Pattern Recognition and Neural Networks*, Addison-Wesley, 1989.
- [2] D. Psaltis, A. Sideris, and A.A. Yamamura, "A Multilayered Neural Network Controller", *IEEE Control Systems Magazine*, pp.17-21, April 1988.
- [3] A. G. Barto, R.S. Sutton, and, C.W. Anderson, "Neuronlike adaptive elements that can solve difficult learning control problems", *IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics*, vol. SMC-13, no. 5, September 1983.
- [4] A. Guez and J. Selinsky, "A Neuromorphic Controller with a Human Teacher", *Proc. of the IEEE International Conference on Neural Networks*, pp.595-602, July 1988.
- [5] A. Guez, J.L. Eilbert, and M. Kam, "Neural Network Architecture for control", *IEEE Control Systems Magazine*, pp.22-24, April 1988.
- [6] R.K. Elsley, "A Learning Architecture for Control Based on Back-Propagation Neural Networks", *Proc. of the IEEE Conference on Neural Networks*, pp.587-594, 1988.
- [7] D.E. Orin, S. Y. Oh, "Automated Motion Planning for Articulated Mechanisms", *Proc. of the National Electronics Conference*, vol. 32, pp.174-179, Chicago, IL, 1978.
- [8] Se-Young Oh, David Orin, and Michael Bach, "An Inverse Kinematic Solution to Kinematically Redundant Manipulators", *J. of Robotic Systems*, vol. 1, no.3, pp.235-249, 1984.
- [9] Se-Young Oh and David Orin, "Control of force distribution for robotic mechanisms containing closed kinematic chains", *ASME Trans. Dynamic Systems, Measurement, and Control*, vol.103, no. 2, pp.134-141, 1981.
- [10] J.S. Albus, "Mechanisms of Planning and Problem Solving in the Brain", *Mathematical Biosciences*, vol. 45, pp.247-293, 1979.



- [11] W. T. Miller, "Sensor-based control of robotic manipulators using a general learning algorithm", *IEEE Journal of Robotics and Automation*, vol.RA-3, no. 2, pp.157-165, 1987.
- [12] T. Miller, "Real-time application of neural networks for sensor-based control of robots with vision", *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 19, no. 4, 1989.
- [13] W.T. Miller, F. Glanz, and L.G. Kraft, "Application of General Learning Algorithm to the Control of Robotic Manipulators", *The International Journal of Robotics Research*, pp.84-98, Summer 1987.
- [14] T. Miller, R.P.Hews, F.H. Glanz, and L.G. Kraft, "Real-time dynamic control of an industrial manipulator using a neural-network-based learning controller", *IEEE Trans. on Robotics and Automation*, vol.6, no. 1, 1990.
- [15] B. Widrow, "The Original Adaptive Neural Net Broom-Balancer". *The IEEE International Symposium on Circuits and Systems*, pp.351-357, IEEE, May 1987.
- [16] V.V. Tolat and B. Widrow, "An Adaptive Broom Balancer" with Visual Inputs", *Proc. of the IEEE Conference on Neural Networks*, pp.641-647, 1988.
- [17] A. Guez and Z. Ahmad, "Solution to the Inverse Kinematic Problem in Robotics by Neural Networks". *Proc. of the IEEE Conference on Neural Networks*, pp.617-624, 1988.
- [18] G. Josin, D. Charney, and D. White, "Robot Control Using Neural Networks", *Proc. of the IEEE International Conference on Neural Networks*, pp.625-631, July 1988.
- [19] D.S. Sobajic, J.J.Lu, and Y.H. Pao, "Intelligent Control of the INTELLEDEX, 605T Robot Manipulator", *Proceedings of the IEEE Conference on Neural Networks*, pp.633-640, 1988.
- [20] H.J. Ritter, T.M. Martinz, and K.J. Schulten, "Topology-Conserving Maps for Learning Visuomotor Coordination." *The First INNS Meeting*, Boston, 1988.
- [21] H. Miyamoto, M. Kawato, T. Setoyama, and R. Suzuki, "Feedback-error-learning neural network for trajectory control of a robotic manipulator", *Neural Networks*, vol. 1, no. 3, 1988.
- [22] R.M. Sanner and D.L. Akin, "Neuromorphic Regulation of Dynamic Systems Using Back Propagation Networks", *First Annual INNS Meeting*, Boston, 1988."
- [23] K. Tsutsumi and H. Matsumoto, "Neural Computation and Learning Strategy for Manipulator Position Control", *Proc. of the IEEE International Conference on Neural Networks*, pp.525-534, 1987.
- [24] S.D. Wang, H. M. S. Yeh, "Self-Adaptive Neural Architecture for Control Applications", *Int. Joint Conf. on Neural Networks*, June 1990.
- [25] 조문중, 오세영, "신경회로를 이용한 6축 로봇트의 역동력학적 토크제어" *한국자동제어학술회의 논문집*, pp.1-6, 1990.
- [26] 오세영, 문영주, "신경회로를 이용한 로봇트 팔의 동력학적 제어", *제2차 신경회로연구회 학술대회 논문집*, pp. 77 - 82, 1991.
- [27] Se-Young Oh, "A pattern recognition and associative memory approach to power system security assessment", *IEEE Trans. System, Man, and Cybernetics*, vol.16, no.1, pp.62-72, 1986.
- [28] Special Issues on Neural Networks in Control Systems. *IEEE Control Systems Magazine*, April 1990.
- [29] C.C. Jorgensen, "Neural network representation of sensor graphs for autonomous robot navigation". *International Conference on Neural Networks*, June 1987.
- [30] V.A. Jennings, "Fork Lift Robot", pp.445-450, *DARPA Neural Network Study*, 1988. 

## 筆者紹介



吳世泳

1952年 9月 18日生

1974年 서울대 공대 전자공학과 졸업

1978年 Case Western Reserve University (공학석사)

1981年 Case Western Reserve University (공학박사)

1974年~1976年 한국원자력연구소 연구원

1981年~1984年 University of Illinois 조교수

1985年~1988年 University of Florida 조교수

1988年~현재 포항공대 전자전기공학과 부교수