

《主 題》

신경컴퓨터(Neural Network)를 이용한 로봇제어

오 세 영
(포항공과대학 전자전기공학과)

■ 차 례 ■

I. 신경회로 제어이론 및 구조

III. 산업공정 제어

II. 로봇트 운동제어

IV. 결론 및 향후 전망

요 약

제6세대 컴퓨터로 불리는 신경컴퓨터는 학습과 병렬처리에 의해 인간의 두뇌 기능을 모방한다. 인간의 두뇌는 시각 인식, 음성인식, 촉각 감지등 패턴인식뿐 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 자극히 광범위한 응용분야중 신경제어는 가장 먼저 실현될 가능성이 높다. 실제로 로봇트나 공정제어(process control)처럼 복잡한 비선형 시스템의 제어는 다량의 센서 정보에 기초한 실시간 제어를 필수로 하여 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 신선한 해결책을 마련해줄 뿐 아니라 산업자동화라는 막대한 시장을 뒤로 하고 있어 이론에서 실제에 걸쳐 가장 광범위한 파급효과를 가지는 최첨단 기술로 보여진다. 고부가가치 상품을 통한 국제 경쟁력 제고의 차원에서도 정부, 기업등의 과감한 연구 개발투자가 선행되어야 한다. 특히 이 분야의 연구는 선진국도 최근에 시작한 점으로 보아 정부, 기업이 이에 대한 연구 개발투자를 현명하게 할 경우에 세계적 기술 경쟁력도 확보할 수 있을 것이다.

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

I. 신경회로 제어이론 및 구조

1.1 서론

최근 국내외적으로 신경회로에 대한 관심은 소구

모 혁명이라 불릴 정도로 가히 폭발적이라 할 수 있다. 이는 신경회로가 인간의 지능을 가장 자연스럽게 효과적으로 모방하고 또한 실제적 응용이 가능할 것이라는 기대 때문이다. 필자의 전망으로는 향후 20년간 신경 회로는 인공지능(AI) 기술을 대체 또는 보상

하여 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 대치할 수 있다. 단지 계산하는 방식이 종래의 컴퓨터와 같이 정확한 알고리즘을 수행하는 것이 아니고 학습 기록된 점들을 기준으로 보간(Interpolation)하는 방식이다. 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 정보처리문제로 귀결되고 신경회로는 하나의 정보처리 모델이기 때문이다.

현재까지의 제어시스템은 그 주류가 지난 50년간에 걸쳐 연구한 자동제어 이론에 기초하고 있다. 간단한 시스템의 경우 수학적 모델에 의거하여 주로 선형 제어를 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. 신경컴퓨터는 이에 대해 신선한 해결책을 제시해 준다.

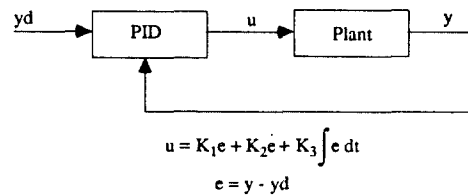
신경회로는 센서를 통해 들어오는 플랜트 상태나 환경에서 오는 Feedback을 본 후 과거의 경험에 비추어 제어 신호를 내보내는 지능제어를 한다. 즉, 종래의 제어가 단계적 프로그램 계산에 의거한다면 신경회로방식은 훈련(training)을 거친 직관, 즉 패턴 인식에 의거하며 이는 생물계에서 대자연이 택한 방식이기도 하다. 따라서 이를 패턴인식 제어(Pattern Recognizing Control)라 부를 수 있다. 이렇게 훈련된 지능제어 시스템은 실제 운용하며 그때 그때 불완전한 지식을 보강하기가 용이하고 프로그램을 거치지 않으므로 가격이 저렴하다. 더욱이 플랜트의 특성이

시간이 지남에 따라 바뀌어도 또 외부에서 교란이 들어와도 학습에 의해 적응하게 된다. 따라서 신경컴퓨터는 인간의 적응, 훈련, 학습기능을 모방하게 된다.

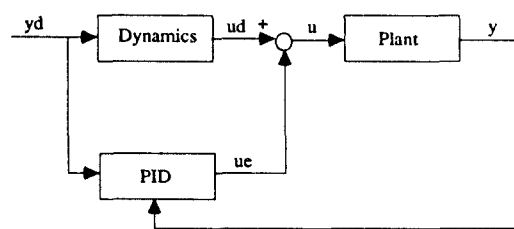
로봇트를 하나의 복잡하고 비선형적 플랜트로 보았을때 로봇트의 신경제어는 곧 산업공정의 신경제어에도 그대로 응용되리라 믿는다. 신경제어는 플랜트의 모델 없이도 학습에 의하여 고속 정확한 제어가 가능하고 또 플랜트의 특성변화에 잘 적응하며 병렬성으로 인하여 실시간 제어도 가능하다. 또 한 플랜트를 black box로 보고 제어하기 때문에 플랜트가 바뀌어도 입출력이 바뀔 뿐 동일한 제어방식을 사용하므로 범용제어기(universal controller) 역할을 하는 점에서 무한한 잠재력이 있다.

1.2 기존의 제어방식과 신경제어방식의 비교

현재까지 산업용 로봇트나 실험용 로봇트에서 약 30년간 연구한 제어 방식은 크게 1) Kinematic Control 2) Dynamic Control 3) Adaptive Control 등으로 분류할 수 있다. 그림 1(a)는 가장 단순한 PID 제어방식으로 dynamics를 고려 안하고 로봇트의 위치, 속도, 가속도등의 kinematic error에 의해 각 joint를 구동할 motor torque가 결정된다. 그림 1(b)는 dynamic control로서 질량, 관성등을 고려한 Neuton 방정식을 풀



(a) 간단한 PID-Kinematic 제어



(b) Dynamic 제어

그림 1. 고전적인 제어

어 구한 dynamic torque를 모터에 바이어스 토크로서 가해준다. Dynamic control은 빠르고 정확한 운동에 필수적이다. 이 두 방식은 모두 로봇의 kinematic, dynamic 파라미터가 필요하나 Adaptive Control은 파라미터가 필요없다. 그러나 공식유도가 복잡하고 광범위한 uncertainty에 robust하지 않고 실시간(real-time)제어에 부적합하다.

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

- 1) 제어될 플랜트나 그 환경 모델의 불필요 복잡한 시스템에 효과적임
- 2) Uncertainty나 플랜트 환경의 변화에 적응 가능 robustness and fault tolernace
- 3) 제어성능의 자체학습에 의한 항구적 개선
- 4) 신경회로의 병렬계산에 의한 고속 실시간 제어
- 5) 신경회로의 뉴런 수에 무관한 steady-state로의 수렴속도 때문에 많은 수의 파라미터에 빨리 작용
- 6) 예시에 의해 배우므로 명확한 제어 공식이 불필요 heuristic rule 사용 가능
- 7) 신경회로내 정보의 분산 표현으로 인한 fault tolerance 일부 회로 소자가 고장나거나 불완전한 경우 또는 noisy sensor data에 대해서도 graceful degradation 가능
- 8) 마찰, 비선형 토크 특성, 샘플링 효과, 센서삼음 등 unmodeled effect의 자연적 해결
- 9) Sensor data fusion이 자연스럽게 처리됨

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

1.3 신경제어 방식의 분류

1.3.1 신경회로만으로 제어하는 경우

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

1) 일반 학습방법

그림 2에서는 플랜트의 제어 입력을 광범위하게 바꿔가며 그에 상응하는 출력을 신경회로의 입력으로

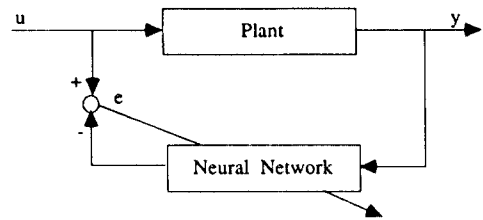


그림 2. 일반학습구조

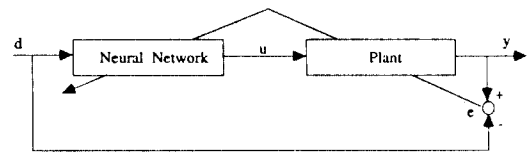


그림 3. 특정학습구조

하여 훈련시킨 후 이 신경회로를 제어기로 사용한다. 그러나 원하는 동작 범위에 국한되는 훈련이나 on line 훈련을 시킬 수 없다는 단점이 있다.

2) 특정 학습방법

그림 3과 같이 원하는 입력을 바꿔가며, 신경회로 제어기와 플랜트를 기친 후 나오는 출력을 원하는 입력에 근접하도록 신경회로 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 범위에서 훈련이 가능하고 On-line 훈련도 가능하다. 실제로는 전항의 일반 학습방법으로 광범위한 지역에서 훈련시킨후 특정 학습방법으로 fine-tuning하는 방법을 사용하는 것이 좋다.

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

그림 4와 같이 플랜트와 병렬로 연결된 근사화용 신경회로가 주어진 플랜트의 dynamics를 학습한 후, 이 회로를 가지고 플랜트의 현재 상태에서부터 원하는 상태로 가기위한 토크변화량을 구하여 제어하는 방식이다. 이러한 방식은 플랜트를 모델하기 위한 신경회로 학습단계와 이 신경회로모델을 이용하여 플랜

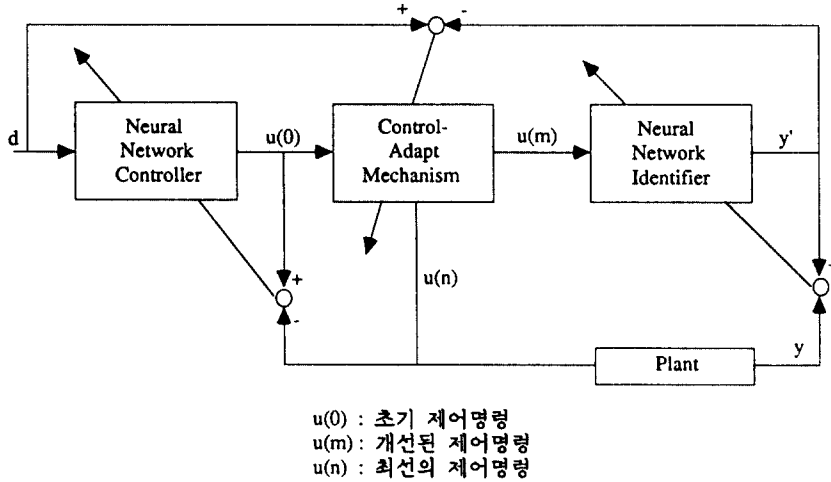


그림 4. Plant identifier 신경회로를 사용한 신경제어

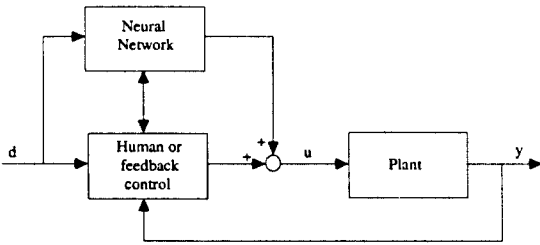


그림 5. 종래의 제어 방식으로 훈련시키는 신경제어구조

트의 제어 신호를 학습하는 두단계로 나누어 진다. 일반적인 다이나믹 시스템의 제어에 적용하기 적합하나 현재까지 나온 논문의 대부분이 간단한 시스템(주로 1축 로봇)에만 적용되었다는 단점이 있다.

1.3.2 종래의 간단한 선형제어와 병렬로 신경회로를 쓰는 경우(Feedback-Feedforward 제어)

그림 5와 같이 신경회로가 종래의 제어 또는 사람이 직접 제어하는 것을 보며 이를 학습한 후 이를 feedforward 제어기로 사용한다. 훈련 후의 실제제어에 있어 feedback loop는 계속 작용할 수도 혹은 제거할 수도 있다. Guez는 사람이 눈으로 보며 직관적으로 제어시키는 방법을 Guez가 설명하였다. Cart-Pole 문제를 사람이 직접 푸는 것을 신경회로가 옆에서 보고 배운 후에는 신경회로가 자발적으로 제어하는 방식을 보였다. 이는 산업 현장에서 사람이 하는 일을 신경회로로 대체하는 데도 쓰일 수 있으리라 본다.

II. 로봇의 운동 제어

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. 동력학은 로봇 관절의 운동과 이를 발생시키는

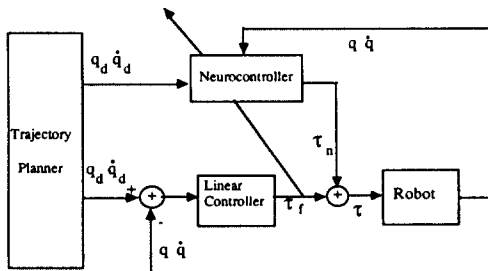


그림 6. 신경제어의 구조

데 필요한 구동 토크와의 관계를 다루는 학문이다. 로봇 제어에 필요한 계산은 역기구학(팔의 운동→관절 운동), 역동력학(관절 운동→필요한 구동 토크) 계산이다. 로봇의 운동을 그래픽스등으로 시뮬레이션하기 위해서는 제어때와 반대 방향의 계산이 필요하다. 이상의 역학적 계산은, 1) 로봇트가 복잡하여 기구학적/동력학적 모델을 구하기 힘들고 2) 구할 수 있다 하더라도 방정식이 워낙 복잡하여 실시간 제어가 힘들다. 더구나 여유 자유도가 있거나 협력 또는 보행 로봇처럼 폐쇄 체인(Closed Chain)을 가질 경우에는 기구학적 계산은 시간이 많이 걸리고 동력학적 계산은 실질적으로 불가능해진다. 따라서 모델없이 학습에 의해 간접적으로 모델을 배우며 이를 제어에 응용하는 신경제어는 거의 필수적으로 보인다.

2.1 로봇트의 동력학적 제어실험

1) 신경제어구조

신경회로를 로봇트 제어에 응용하기 위해 그림 6과 같은 신경제어 구조를 사용하였다.

이 구조는 PD 제어기의 도움으로 학습 초기의 신경회로의 불안정한 출력으로부터 로봇트를 안정하게 만든다. 학습 후에는 대부분의 출력은 신경제어기가 담당하고 순간적인 변화에서는 PD 제어기가 동작하게 되어 신경제어기가 학습하는 동안 제어를 담당하게 된다.

이 구조의 장점은 자율학습(Unsupervised Learning)이므로 학습에 필요한 토크 샘플을 제시할 필요가 없다. 또한 신경제어기의 학습 알고리즘과 구현이 간단하여 계산속도가 빠르게 된다. 또한 하나의 축의 오차가 신경회로의 내부연결에 의해 다른 축에 영향을 끼치게 되어 모든 축이 협동하여 오차를 줄이게 된다. 더구나 학습에 의해 부하에 대한 적응 능력이 있고 오차의 수렴속도가 빠르다. 가장 중요한 장점은 로봇트를 완전한 Black Box로 가정했기 때문에 동력학적 모델 없이 학습에 의해 수식적 모델이 불가능한 효과(마찰등)까지 자동으로 보상된다.

2) 제어 실험

앞에서 설명한 신경제어의 장점을 보이기 위해 PUMA 560로봇트 제어의 컴퓨터 시뮬레이션을 하였다. 신경회로의 구조는 2층의 중간층을 갖는 3층 다층 퍼셉트론을 사용하였고, 각 층은 서로 연결되어 있다.

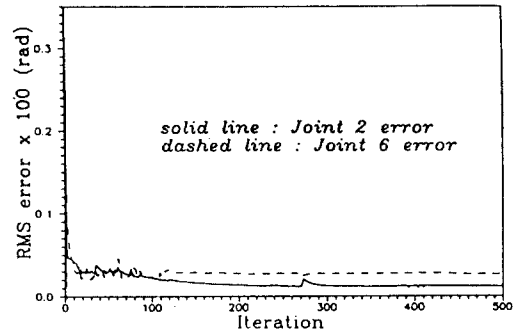


그림 7. 신경제어의 학습곡선

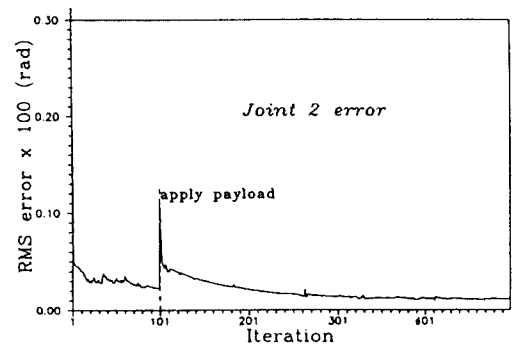


그림 8. 운동도중 갑자기 부하를 가하였을 때 신경제어 학습 곡선

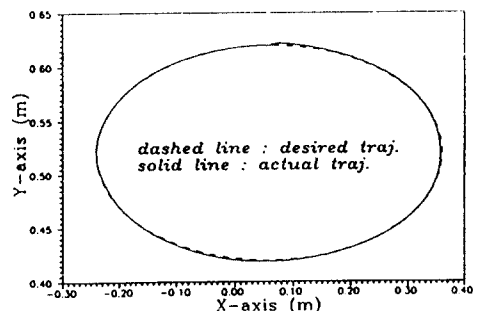
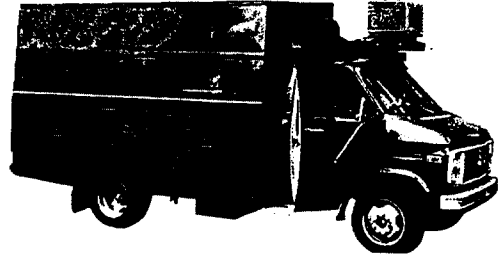


그림 9. 타원궤적에 대한 신경제어의 일반화 특성

가) 고속 운동 제어

동력학적 제어는 직접구동 및 고속제어에서 그 위력을 발휘한다. 두번째 실험은 최대 작업 영역내에서 평균속도 1m/sec의 고속도 움직임을 보인 것이다. 신경제어는 로봇의 고속 움직임으로 동력학적 특성이 급격히 변하여 초기의 학습이 어렵기는 하지만 500번 학습 이후 그림 7과 같이 모든 부분의 오차가 충분히 감소됨을 알 수 있다.



나) 돌연한 부하변화에 대한 적응 능력

신경제어기가 갑자기 생긴 부하에 대해 적응하는 능력을 시험하여 본다. 신경제어기로 100번째 학습중인 로봇에 중간 시점인 2초에 3Kg의 부하를 첨가하였다. 따라서, 갑작스런 부하로 오차가 증가한다. 중력의 영향을 가장 많이 받는 2축의 오차는 그림 8과 같이 일시 증가 하지만 다시 학습을 하게 되어 감소하게 된다.

다) 학습하지 않은 궤적으로의 일반화 (Generalization) 특성

신경제어기의 학습능력은 학습한 것만 기억하는 것이 아니라, 플랜트의 특성 자체를 학습으로 배우기 때문에 학습한 것과 다른 입력이 주어져도 일반화가 가능하다. 그림 9에 실험 가)의 직사각형 학습 모드에서 배운 Weight를 가지고 타원형 경로를 따라가는 성능을 보인다. 한번도 배운적이 없는 경로이지만, Weight가 로봇의 특성을 학습하였으므로 좋은 결과를 보인다.

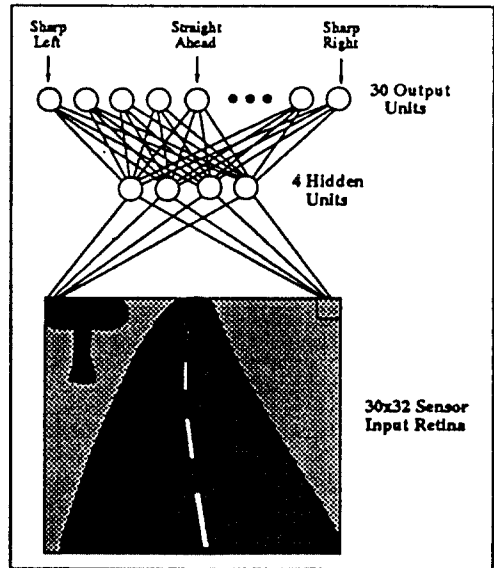


그림 10. 신경회로의 운전제어의 원리

2.2 Pomerleau의 무인 주행자동차 제어

미국 Carnegie-Mellon 대학(CMU)의 Pomerleau는 신경회로를 무인주행 자동차(Autonomous Land Vehicle: ALV)의 운전제어에 응용하였다. 이는 기본적으로 사람이 앞의 도로 패턴을 보며 운전대를 조향하는 것을 신경회로가 옆에서 학습한 후 학습이 끝나면 사람 대신에 신경회로가 운전하는 방식이다. 그림 10은 그들이 개발한 ALV인 NAVLAB과 그를 운전하는 신경회로의 동작원리를 보인 것이다. 종래의 컴퓨터 시각인식 알고리즘으로 10년간 해결 못한 것을 신경회로를 사용함으로써 간단히 해결한 한 예로 보여진다. 현재 고속도로에서 시속 90km로 주행하는 실험을 성공적으로 하고 있다.

2.3 보행기능의 우주 로봇 제어

역시 CMU의 Pomerleau는 무인 주행 자동차를 신경회로로 제어하는 것과 비슷한 원리로 우주 로봇(SM²: Self-Mobile Space manipulator)의 운동을 제어하였다. 그림 11은 우주 로봇의 동작 원리를 나타낸다. 이 로봇의 양끝에는 그림 12와 같이 나사가 달려 있고 이 나사를 돌려 현재의 접합점에 고정시킨 후 다른 끝 나사를 풀고 로봇을 180도 돌려 진행할 접점에 접근시킨 후 다시 고정하는 동작을 반복함으로써 우주 정거장의 외부 구조를 운동하며 작업하게

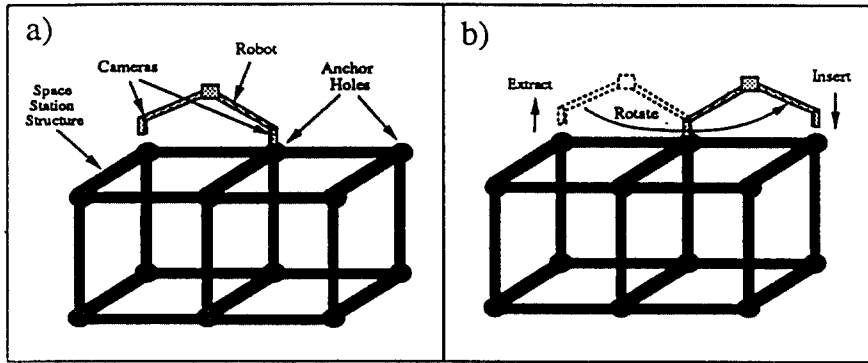


그림 11. a) 우주로봇과 우주정류장 구조
b) 로봇의 이동과정

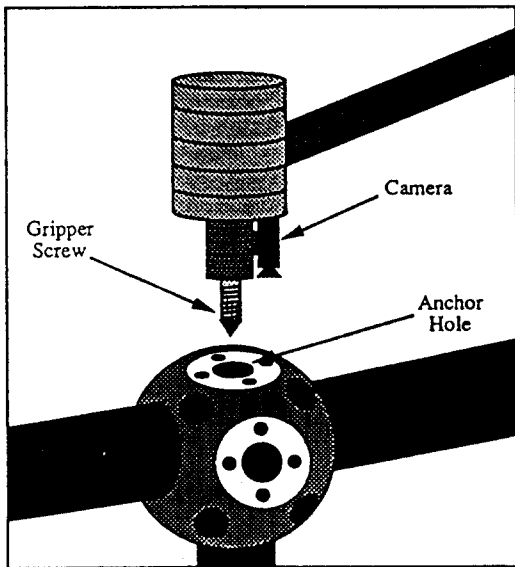


그림 12. 우주로봇의 손부분 확대도

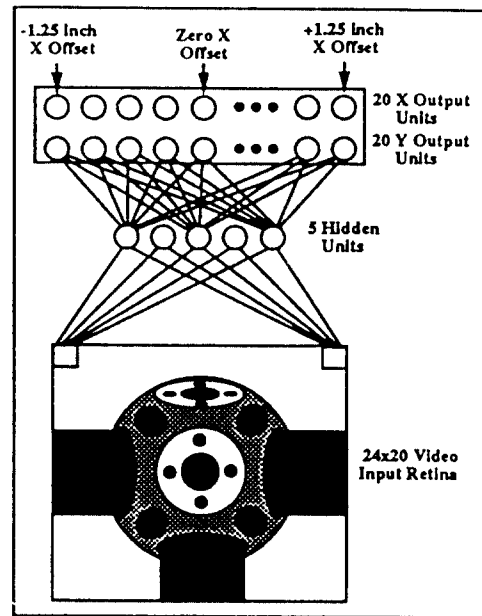


그림 13. 우주로봇의 신경제어 구조

된다. 여기서 신경회로는 그림 13과 같이 로봇 손에 달린 카메라의 영상을 보며 로봇 끝의 나사와 고정시킬 나사 구멍사이의 변위를 학습한후 이 변위 정보를 로봇 제어기에 제공한다.

2.4 신경제어 로봇의 상업화 가능성

로봇의 성능은 다음과 같은 양들로 판정된다. 즉,

- 1) 위치정확도
- 2) 반복도
- 3) 최대속도
- 4) 최대부하 / 중량비
- 5) Controller 설계 및 구현에 드는 시간과 가격 등이

그것이다. 신경회로를 사용하면 이러한 성능 파라미

터들이 얼마나 개선이 될 수 있는지 고찰해 보기로 한다. 신경회로는 실제의 시스템에서 데이터를 추출하여 훈련시키기 때문에 기타의 해석적 방법으로 모델하기 힘든 dynamics나 마찰, 잡음등의 효과까지 implicit하게 고려된다. 신경회로는 충분한 뉴런의 수와 layer를 쓰면 어떠한 mapping이라도 임의의 정확도를 가지고 나타낼 수 있으므로 정확도 및 반복도면에서 종래의 제어보다 우수하다. 최대속도 역시 dynamics를 고려해 주므로 개선할 수 있다. 최대부하/중량비는 요즈음 많이 연구되는 flexible manipulator로써 대폭 개선하는데 종래의 제어로는 flexible arm을 효과적으로 다룰 수가 없다. 지금 수준이 간신히 1축 로봇트를 제어하는데 머무르는 것으로 안다. 신경회로제어가 flexible arm같은 복잡한 multi-parameter 시스템을 효과적으로 제어할 수 있다는 것은 이미 밝힌 바 있다.

마지막으로 신경제어기를 써서 산업용 로봇트를 설계할때의 경제적인 측면을 보겠다. 신경회로는 이미 하드웨어나 소프트웨어로 구현되어 있으므로 실제 로봇트에 연결하여 훈련만 시키면 되므로 신경제어기 개발이 간단해진다. 또한 로봇트가 바뀌어도 같은 제어기를 재훈련시키면 되므로 범용제어기로 사용할 수 있다.

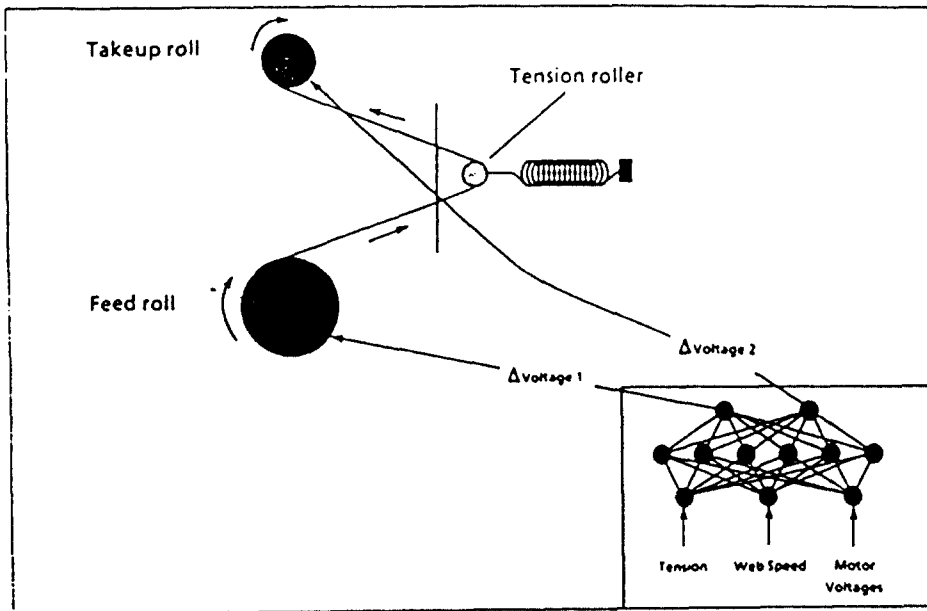
2.5 기술상의 문제점

신경제어는 1) 값싸고 고성능의 VLSI 신경회로 2) 빠르고 효율적인 학습제어 알고리즘 등이 개발되어야 로봇트나 산업 자동화에 널리 사용할 수 있다. 다행히 90년도부터 INTEL이나 Adaptive Solution들이 상업용 신경회로칩을 판매하고 있으며 머지않아 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 지능 제어 시스템을 구현하게 될 것으로 보며 이 또한 많은 연구가 필요할 것으로 본다.

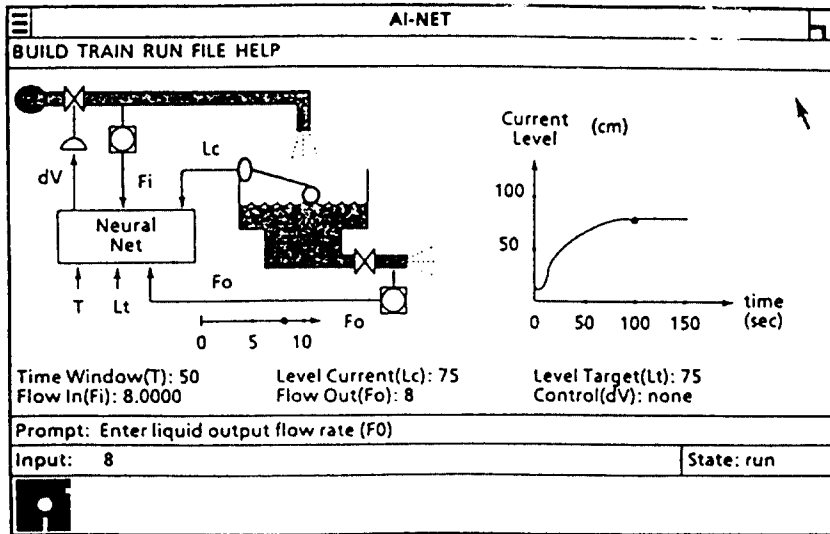
III. 산업공정제어

국내외적으로 산업계에서 활발하게 신경제어 기술을 연구하고 있으리라 생각되나 아직까지 크게 보드된 바는 없다. 단지 가전업계에서 Neuro-Fuzzy(신경-퍼지) 제어기술이라 하여 신경회로와 퍼지 시스템을



Web Winding controlled by AI-NET

그림 14. 신경회로를 이용한 Web Winding 제어



Tank Filling Controlled by AI-NET

그림 15. 신경회로를 이용한 Tank Filling 제어

결합한 제품들이 나오고 있기는 하다. 그러나 미국에서는 자동화와 관련한 공정제어 제품들이 AIWARE사(신경컴퓨터 및 산업 응용제품 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 14 참조).
- 2) 단면이 불규칙한 물탱크에 입출력 밸브를 개폐하여 수위를 일정하게 유지하는 제어를 역시 사람의 동작을 신경회로가 학습하여 제어한다(그림 15 참조).
- 3) 절삭공정(grinding)에 이용하여 60%의 생산성 향상과 스크랩(버리는 재료)을 제거하여 연간 50만 불을 절약한다.
- 4) 규형 제조공정에서 불량품을 없애고 연간 30만 불을 절약한다.
- 5) 화학제품 설계(CAD / Chem)에서 최적의 원료배합률을 훈련학습하여 설계비용을 절감한다.

등의 성과를 얻었다. 또한 MCC(Microelectronics and Computer Technology Corporation)는 Kodak사의 화학공정에 신경회로 최적화 기법을 이용하여 불순물 제거용의 값비싼 첨가제를 1/3절약하게 되었다. 이러한 지능제어의 효과는 경비절감뿐 아니라 더 중요한 품질향상을 하고, 재료의 낭비를 감소화하여 생산성

을 높인다. 이외에도 연구가 진행되고 있는 것으로서 미국의 GTE사가 형광등 생산공정에서 신경회로를 이용하여 형광등의 수율 및 기타 성능지수를 100-200개의 센서 측정결과로부터 예측하여 경비절약 / 품질향상을 도모하고 있다.

IV. 결론 및 향후전망

신경 회로의 실로 광범위한 응용중에 시스템 제어가 차지하는 중요도는 산업공정 제어 시스템이라는 막대한 시장으로 보아 가장 크다고 본다. 간단한 시스템의 제어는 신경회로 소프트웨어 만으로도 가능하여 거의 추가비용 없이 구현할 수도 있으며 좀더 복잡한 시스템은 신경회로 하드웨어나 VLSI Chip이 필요한 것이다. 현재까지 얻은 결과들은 종래의 제어 방식에서 볼 수 없는 너무도 중요한 장점들을 가지고 있다. 종래의 방식으로 풀 수 있는 문제들은 더 효과적이며 효율적으로, 종래의 방식으로 풀 수 없는 문제들은 풀 수 있게 할지도 모른다.

신경제어는 기계에 지능을 부여하는 가장 효과적인 방법이 될 것이다. 그 파급효과는, 컴퓨터의 계산력보다 컴퓨터의 지능에 대한 요구가 훨씬 첨예해지고 있는 오늘의 추세를 볼때, 가히 지능혁명이라 부를 정도로 클 것이다. 따라서 앞으로 20년간 현존하는 산업 제어 시스템은 차차 신경제어방식으로 부분적 또

는 전체적으로 서서히 대체해야 할 것이다. 물론 그를 위해서 기존의 시스템과 신경제어 방식을 어떻게 하면 효율적, 경제적으로 결합하는 연구가 필수적이다.

참 고 문 헌

1. J. Freeman and D. Skapura, "Neural Networks," Addison-Wesley, 1991.
2. 오세영, "신경회로의 로봇트 및 자동화 응용," 전자 공학회지, 제18권 제10호, pp. 29-38, 1991.
3. 오세영, 조문증, 문영주, "신경회로를 이용한 6축 로봇트의 역동력학적 토크제어," 전기학회 논문지, 제40권 제8호, pp. 816-824, 1991.



오 세 영

- 1970-1974 : 서울대 공대 전자공학과 졸업.
- 1976-1978 : Case Western Reserve University 공학석사
- 1978-1981 : Case Western Reserve University 공학박사
- 1974-1976 : 한국원자력 연구소 연구원
- 1981-1984 : University of Illinois 조교수
- 1985-1988 : University of Florida 조교수
- 1988-현재 : 포항공대 전자전기공학과 부교수