

人工智能技法의 電力電子 分野에 대한 適用

현대중공업(주)
중앙연구소
책임연구원 민병권

1. 序 論

人工智能(AI: Artificial Intelligence)은 비교적 새로운 학문 분야인 것 같으나 사실은 그 기원이 상당히 오래된 분야이다. AI가 오늘날과 같이 활발하게 연구 발전되기 시작한 것은 1950년대 무렵 현대적 컴퓨터가 등장하면서부터 인데, 그것은 인간의 능력 즉 지능적 행동을 모방할 수 있는 시스템을 구축하려면 방대한 양의 정보를 저장하고 빠른 속도로 처리하는 능력이 필요한데, 컴퓨터가 비로소 그러한 저장능력과 속도를 제공할 수 있었기 때문이다.

AI란 기계가 인간처럼 지능적으로 사고할 수 있도록 기계에 인간의 지능과 경험을 부여하여 인위적인 지능을 바탕으로 문제를 해결할 수 있도록 하는 것으로서, 이 용어는 1956년 Dartmouth 대학 학술대회에서 "AI란 지능을 필요로 하는 활동(activities)에 연관된 인간의 思考 과정을 모방하려고 시도하는 컴퓨터 프로세스"라고 정의된 이래 공식적으로 사용되고 있다. 이와 같은 시스템으로서, 새로운 개념과 과업을 배우는 시스템, 여러

가지 상황에 대하여 추론하고 유용한 결론을 내릴 수 있는 시스템, 자연언어를 이해할 수 있고 가시적인 광경을 인지하고 파악할 수 있는 시스템, 기타 인간적인 기능을 요구하는 시스템 등이 있다.

AI는 공학, 특히 전기공학, 기계공학과 많은 공통점을 가지고 있는데, 전기공학분야에서는 認識感覺과 관련된 계산 과정이나 시스템에 관심이 있고, 기계공학분야에서는 지능형 로봇을 만드는데 공통의 관심이 있다. 지능형 시스템은 시스템의 복잡, 고도화와 시스템의 자동화 요구에 따라 기존의 Algorithmic 방법으로는 한계가 있는 영역에 대해 인간의 경험, 지식 등을 적용하여 그 한계를 극복하기 위한 것으로 그 필요성이 증대되고 있으며, 기존의 수치적 또는 Algorithmic하게 해결이 어려운 분야, 전문가의 지식 및 경험이 요구되는 영역, 학습이 요구되는 영역, 모호성에 대한 처리가 요구되는 영역 등이 응용의 전제 조건이다.

AI의 영역에 포함되는 기법들에는 專門家 시스템(expert system), 퍼지 제어 시스템(fuzzy logic control system), 神經網(neural net-



work), 遺傳子 알고리즘(genetic algorithm), 混沌理論(chaos theory) 등이 있으며 그 외에 퍼지-전문가 시스템(fuzzy-expert system), 뉴로-퍼지시스템(neuro-fuzzy system) 등과 같이 각 방법을 결합하는 하이브리드형 기법들이 있다. 본 考察에서는 각 기법들 중 활발히 응용되고 있는 專門家 시스템, 퍼지 制御 시스템, 神經網의 原理와 概要에 대해 고찰하고, 電力電子 分野에 적용된 사례에 대해 기술한다.

2. 專門家 시스템(Expert System)

2.1 專門家 시스템의 概要 및 原理

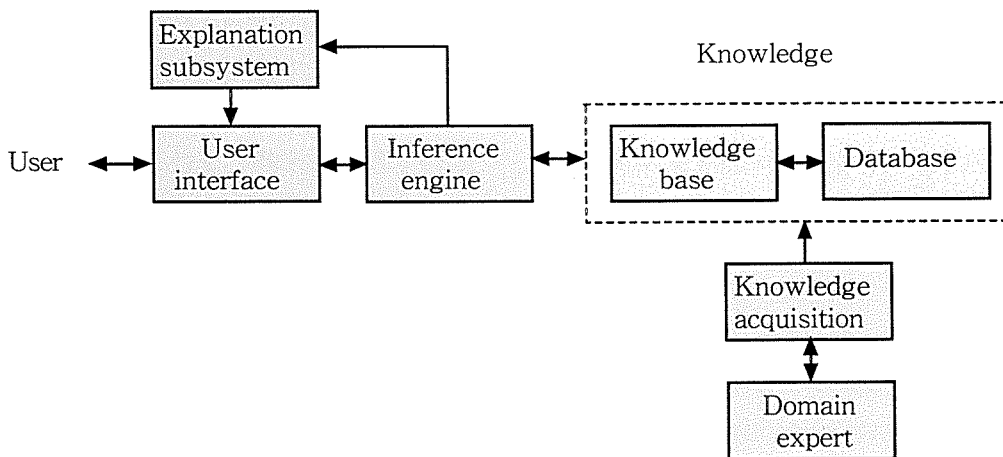
전문가 시스템은 AI의 가장 중요한 분야로서, 1960대부터 1980년대까지는 전문가 시스템과 AI는 같은 의미로 사용되어 왔다. 전문가 시스템은 일반적으로 전문가의 知識을 필요로 하는 특수한 영역의 문제들을 해결하기 위한 符號化된 지식들을 다루는 프로그램들의 집합이다. 전문가 시스템의 지식은 특정 분야의 전문가 또는 서적 및 데이

터베이스 등과 같은 專門的인 資料(expert sources)로부터 얻어지며 일단 충분한 양의 전문적 지식이 확보되면, 그것을 일정한 형태로 부호화하고 지식 베이스로 적재한 후 테스트를 거쳐 지속적으로 다듬어야 한다.

전문가 시스템은 최근 工程制御, 醫學, 地理學, 農業, 情報管理, 軍事科學, 航空宇宙 등 각 분야에서 폭넓게 응용되고 있으나, 전력전자 분야나 드라이브 분야에서는 상대적으로 적용이 거의 없었다.

(그림 1)은 전문가 시스템의 기본적인 구성 요소를 보여주고 있다. 전문가 시스템의 핵심은 지식베이스(knowledge base)이다. 이런 이유로 전문가 시스템을 지식기반 시스템(knowledge-based system)이라고도 한다. 전문 분야(domain)의 지식은 컴퓨터 프로그램에 입력되기(implanting)위하여 전문가로부터 얻어진다.

전문가 및 다른 종류의 지식베이스에서 사용되는 일반적인 형식의 구조는 규칙 기반 시스템(rule-based system)이라고 불리는 생성 시스템이다. 이런 유형의 시스템은 IF-THEN 규칙의



(그림 1) 전문가 시스템의 기본적인 구성 요소

형태로 부호화 된다. 즉

IF : Condition-1 and Condition-2 and
Condition-3
THEN : Take Action-4

예로서 Rule 1 :

IF : DC link voltage < 200V and
AC line voltage is zero and
machine speed > 50% rated speed
THEN : Reduce machine speed by 20%

각 규칙은 주어진 전문 영역에 관련된 지식의 한 기억 단위를 나타낸다. 관련된 여러 개의 규칙들이 일괄하여 처음부터 알려진 몇 가지 사실로부터 유용한 결론을 이끌어 낸다. 알려진 사실들이 규칙의 조건부를 만족시킬 때 규칙의 결론 또는 행동부가 알려진 것으로 인정된다.

生成시스템에 있어서 推論은 하나의 결론에 도착하거나 실패했다는 것을 알 때까지 순환적인 전진(forward) 또는 후진(backward) 연결과정을 통하여 이루어진다. 연결과정에서 사용되는 규칙은 현재의 사실들을 해당 영역의 지식 또는 규칙에 있는 변수들과 比較一致(matching)처리를 하고 일치하는 候補規則들의 집합 중에서 주어진 기준을 만족하는 것들을 선택함으로써 결정된다. 일반적으로 추론과정은 사용자와의 대화를 통하여 규칙의 연결과정을 완성하기 위해 필요한 입력 파라미터들을 제공받으며 수행되고, 비교일치(match)-선택(select)-실행(execute)의 3단계 를 반복함으로써 수행된다.

2.2 專門家 시스템의 適用

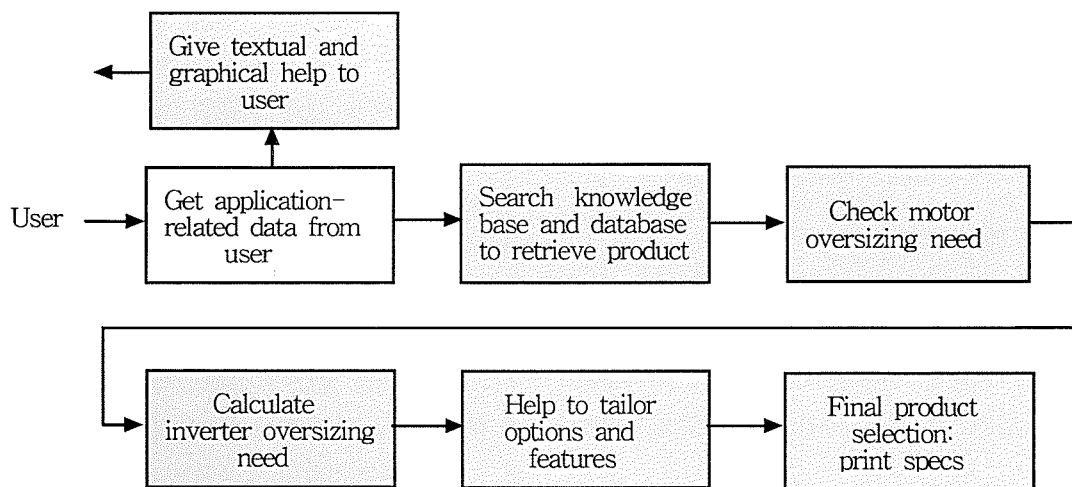
전문가 시스템은 전력 시스템 및 전력전자 분야에서 과도안정도 평가/개선, 고장구간 판단/복구, 장단기 전력수요 예측, 계통보호, 사고복구 지원 시스템, 실시간 감시 및 진단, 드라이브 시스템의 설계, 시뮬레이션, 제어 등에 적용될 수 있다. 여기서는 간단한 예로서 전문가 시스템을 통하여 AC 드라이브 제품을 선택하는 내용에 대해 기술한다.

AC 드라이브 製品의 選擇 : 적용 내용은 전문가 시스템의 도움을 받아서 未熟練 사용자가 자기의 용도에 가장 적합한 드라이브 제품을 선정하는 것이다.

專門家 시스템에는 應用(application) 엔지니어의 專門技術과 제품 카탈로그가 지식 베이스에 입력되어 있다. 사용자는 전문가 시스템과 대화를 하고 모든 적절한 응용 정보를 제공한다. 이 대화에 의해, 지식베이스와 데이터베이스를 검색하여 합당한 제품을 추천한다. 전형적인 규칙은 다음과 같이 주어진다.

IF : Motor = Cage - Rotor - Induction -
Motor and
Application = Fan and
Line Voltage = 220 - V and
Phase = Three and
Power = 20 - HP and
Speed Reversal = No
THEN : Product = HHI - HD3P20 - 220V

(그림 2)는 제품 선정 상담(consultation)에 대한 흐름도를 보여주고 있다.



(그림 2) 드라이브제품 선정을 위한 흐름도

3. 퍼지 制御(Fuzzy Logic Control)

3.1 퍼지 論理

퍼지 論理 制御는 AI의 한 분야로서 1965년 버클리대학의 L. A. Zadeh에 의해 제안된 퍼지 집합론을 토대로 한 제어 이론으로서, 제어대상 플랜트를 수학적으로 모델링하는 대신 언어적으론 애매한 변수를 이용하여 시스템을 기술하고, 시스템의 입력, 상태, 출력과의 관계를 퍼지 알고리즘 방식을 이용하여 기술함으로써 수학적 모델링이 필요 없고 外亂에 강인한 특성을 가지고 있다.

기존의 크리스프 집합(crispy sets)이 부울 논리(Boolean logic)에 근거하여 로직 1과 0만으로 표시되는데 반해 퍼지 집합에서는 0과 1 사이의 모든 실수 구간의 값을 가질 수 있다(구간 [0,1]로 표현). 따라서 퍼지 변수가 어떤 퍼지 집합에 속하는 정도를 나타내는 용어로서 所屬函數(mem-

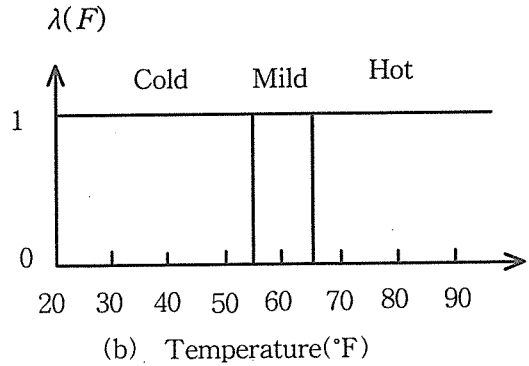
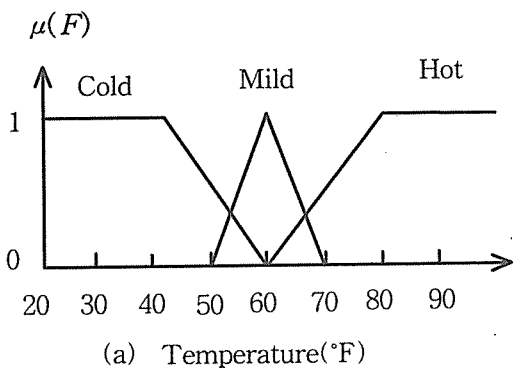
bership function : MF)를 정의한다. 소속함수는 보통 $\mu_A(x)$ 의 형태로 표현되고 $\mu_A(x)$ 는 퍼지 집합 A에 전체 집합 X의 요소 x 가 포함되는 정도를 나타낸다. 따라서 등급이 1에 가까울수록 x 가 A에 포함되는 정도가 크다는 것을 의미한다.

퍼지 변수는 자연 언어로 표현된다. 예를 들면 (그림 3)에서 처럼 모터의 고정자 온도는 퍼지 집합 Cold, Mild, Hot 등과 같이 언어적 변수로 정의될 수 있다. 퍼지 집합은 변수의 정밀한 記述을 위하여 Zero, Very Cold, Medium Cold, Medium Hot, Very Hot 등으로 세분화한다. (그림 3) (a)에서 온도가 40°F 이하이면 완전히 집합 Cold에 소속되고 MF=1이 된다. 반면, 55°F에 대해서는 집합 Cold에 30%(MF=0.3)가 소속되고 집합 Mild에는 50%(MF=0.5)가 소속된다. 온도가 80°F 이상일 경우에는 집합 Hot에 100% 소속되어 MF=1이다.

퍼지 집합에 대하여 보통의 집합을 크리스프 (crisp) 집합이라고 하는데, (그림 3) (b)의 크리

스프 집합에서 55°F의 온도 범위에서는 Cold 집합에만 포함되고(MF=1), 55°F~65°F에서는 Mild 집합에만, 65°F 이상에서는 Hot 집합에만

포함되어 각각 MF=1이 된다. 그리고 정의된 범위 밖에서는 집합에 소속된 값이 없으므로 MF=0이다.



(그림 3) 퍼지 집합(a)과 크리스프 집합(b)을 사용한 온도 표시

퍼지 집합에서도 부울 논리의 기본적인 성질이 성립되어 교환 법칙, 결합 법칙, 분배 법칙, 2중 부정, 드 모르간 법칙이 성립된다. 그러나 배중(排中) 법칙(exclusion law)은 성립되지 않는다.

3.2 퍼지 制御

퍼지 論理에 기반을 둔 프로세스의 제어 알고리즘을 퍼지 제어라고 정의한다. 복잡한 프로세스를 제어할 경우, 제어시스템의 수학적 모델링, 線型化 과정이 매우 복잡하고 利得特性, 位相差, 許容 誤差 등의 가정과 近似化에 의한 오차 발생, 한정된 制御範圍 등으로 인하여 양질의 제어시스템을 구현하기가 매우 어렵다. 특히 그 구조 자체가 非線型 특성이거나 시스템을 모델링하기 어려운 대상, 制御變數가 대단히 많은 線型 時變形과 같은 대상, 또는 선형화된 제어모델일지라도 外亂으로 인하여 순간적으로 非線型으로 변하는 제어대상의

제어기 설계는 현실적으로 곤란하다.

이러한 복잡한 제어 대상의 경우, 인간의 경험과 노우하우(know-how)에 근거하여 제어를 설계하는 퍼지 제어는 적응력이 우수하고 실용화가 대단히 간편하여 학문적 이론보다는 실용화가 앞선 기술로서, 현재 여러 분야에 적용되어 우수한 성능을 보이고 있다.

퍼지 제어기는 (그림 4)와 같이, 현실적인 수치 또는 언어적 정보를 퍼지값으로 변환하는 퍼지화어(fuzzifier), 퍼지규칙 정보를 간직한 퍼지규칙 베이스(fuzzy rule base), 입력된 퍼지값과 해당되는 퍼지 규칙들로부터 추론 결과를 도출하는 퍼지추론엔진(fuzzy inference engine) 및 추론된 퍼지 집합을 크리스프값으로 변환하는 디퍼지화어(defuzzifier) 등으로 구성된다.

퍼지 제어는 전문가 시스템과 유사하게 IF-THEN 생성 규칙으로 기술된다. 예를 들면 프로세스 제어에서의 퍼지 규칙은 다음과 같다.

IF : Temperature is Low and Pressure is High

THEN : Set the Fuel valve to Medium

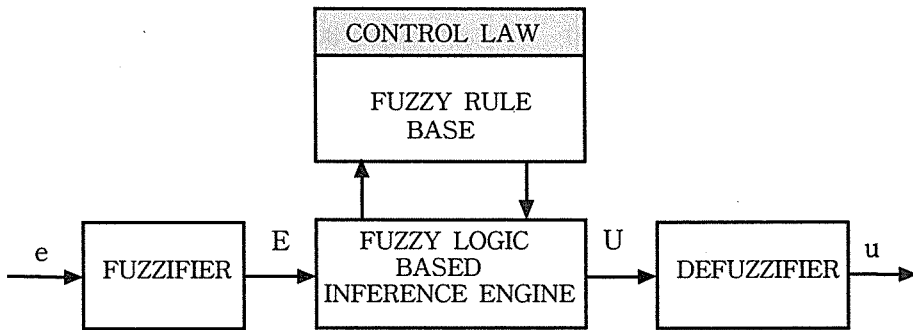
퍼지 제어기를 설계하기 위해서는 여러 개의 규칙으로 구성된 퍼지 규칙 베이스가 구축되어야 한다. 예를 들어 DC 모터를 위한 퍼지 속도제어 시스템에서, 제어의 변화율(DU)을 결정하기 위하여 속도루프 에러(E)와 에러의 변화율(CE)이 사용된다. 여기서 DU는 지령 아마츄어 전류 I_a^* 의 증

가분이다. (그림 5)에서 처럼 규칙 베이스의 일부는 다음과 같다.

Rule 1 :

IF : error (E) is zero (Z) AND change in error (CE) is negative small (NS)

THEN : change in control (DU) is negative small (NS)



E, U : Fuzzy Variables

(그림 4) 퍼지제어기의 구성

Rule 2 :

IF : error (E) is positive small (PS) AND change in error (CE) is negative small (NS)

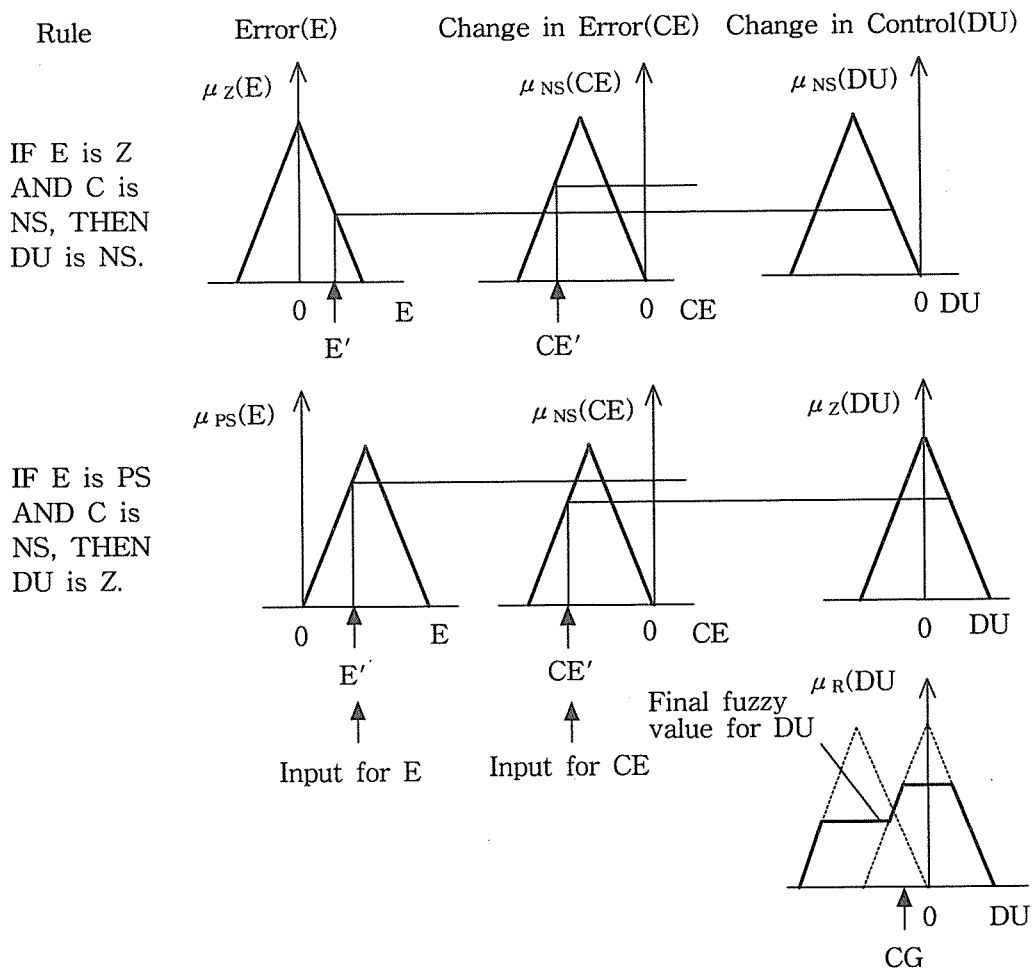
THEN : change in control (DU) is zero (Z)

계중심법 등이 있으며, 이들 중에서 무게중심법이 가장 많이 사용되는 방법으로 다음식과 같이 계산된다.

$$U_0 = \frac{\int \mu(u)u du}{\int \mu(u) du}$$

(그림 5)에서 최종 제어 퍼지수는 우측 하단 그림의 CG(center of gravity : 무게중심)점이고 이 퍼지 출력은 비퍼지화(defuzzifier operation)에 의해 플랜트에 필요한 크리스트 값으로 변환된다. 비퍼지화 방법에는 최대값법, 최대평균법, 무

퍼지 제어를 실행하는데는 다음과 같이 (1) 퍼지화, 제어 규칙값 결정(evaluation), 비퍼지화를 실시간으로 수학적인 계산을 하는 방법. (2) 입력에 따라 출력을 미리 계산하여 룩업 테이블(look-up table)의 형태로 컴퓨터에 기억시켜 놓는 룩



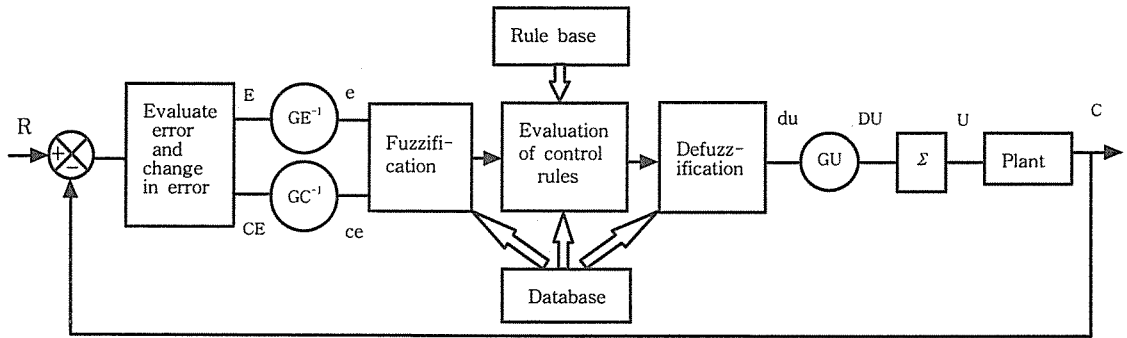
(그림 5) MAX-MIN 원리에 의한 제어와 합성의 퍼지규칙

업 테이블 방법이 있다.

퍼지 제어는 여러 가지 장점에도 불구하고 설계, 분석, 제어 시스템의 조정을 위한 체계적인 과정이 결여되어 있다는 한계가 있다. 따라서 규칙 베이스와 소속함수를 잘 튜닝하기 위해서는 시행 착오 방법으로 여러 번 반복과정을 거쳐 최적의 조건을 얻어야 하므로 많은 시간을 필요로 한다.

3.3 퍼지 制御機의 適用

퍼지 집합 이론을 제안한 Zadeh 교수가 1973년 이 이론이 자동제어에 응용될 수 있다는 의견을 제시하였으며 1974년 런던대학의 Mamdani 교수는 실험실에서 스팀엔진 제어에 처음으로 응용하여 실용화의 계기가 되었다. 1977년 덴마크

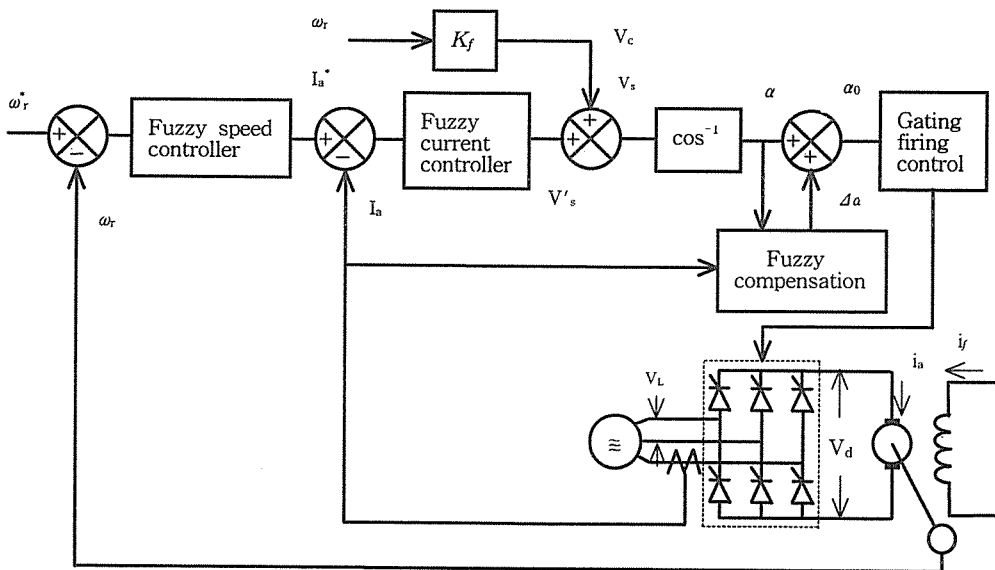


(그림 6) 퍼지 제어의 구조

공과대학의 Ostergaard는 熱交換機와 시멘트의 熔融爐(Kiln)에 대한 퍼지 제어의 연구 결과를 발표하였고, 이 결과를 발전시켜 1980년에 F. L. Smith사에 의해 전용의 퍼지 제어기가 만들어져 시멘트 용융로에 실장됨으로써 실용화가 시작되었다. 일본의 경우 1983년 淨水處理場에 퍼지 이론이 응용되었고, 1987년에는 샌다이시의 지하철 제어에 적용되어 에너지 절감과 승차감 향상을 이룬

것으로 보고되었다.

전력전자 분야에 대한 퍼지 제어의 적용은 비교적 근래에 연구되었다. 1989년 Li와 Lau는 마이크로프로세서에 의한 서보 모터 제어기에 퍼지 로직을 적용하였다. 그들은 퍼지 제어 시스템의 성능을 PID 제어와 모델참조적응제어(MRAC: model referencing adaptive control)와 비교하여 퍼지 제어기의 우수성을 입증하였다. 최근의



(그림 7) 퍼지 제어를 적용한 위상제어 컨버터 DC 드라이브

연구결과 발표를 보면, DC-DC 컨버터, 정류기, 직류기 드라이브, 모터 속도제어, 토크제어 등 각 분야에 널리 응용되고 있다. 다음은 위상제어 컨버터 DC 모터 드라이브에 대한 퍼지 제어 적용예를 보여준다.

위상제어 컨버터 DC 모터 드라이브 : 피드백 제어 드라이브 시스템에서는 非線型性, 파라미터의 변화, 부하의 急變 영향 때문에 빠르고 강력한 제어를 위해 퍼지 로직을 적용할 수 있다. (그림 7)은 퍼지 제어를 적용한 DC 모터 속도제어 시스템으로서 전력회로는 DC 모터를 구동하기 위하여 位相角 制御 브리지 컨버터로 구성되어 있다. 이 그림에서 보는 바와 같이 속도 루프, 전류 루프 및 전달함수 선형화에 퍼지 제어를 적용하였다.

컨버터는 연속 동작 모드와 불연속 동작 모드로 동작한다. 즉 역기전력이 작은 저속에서는 연속모드로 동작하나, 고속에서는 불연속 모드로 동작하는 경향이 있다. (그림 8) (a)는 각각 다른 점호각 α 에 대하여 유니트당 아마추어전압 ($V_a(p.u.)$)과 전류($I_a(p.u.)$)를 보여주고 있다. 이 그림에서 알 수 있듯이 연속 모드에서는 컨버터의 이득(gain)이 일정하지만 불연속 모드에서는 각 동작점들에서 변화한다. 퍼지 보상의 목적은 컨버터의 전달 특성을 선형화하기 위하여, 점호각 α 와 아마추어전류 I_a 로서 보상각 $\Delta\alpha$ 를 발생시키는 것이다.

일반적인 규칙은 다음과 같고 <표 1>에 규칙 베이스를 매트릭스 형태로 나타내었다.

IF : I_a is negative small (NS) AND α is positive small (PS)
 THEN : $\Delta\alpha$ is negative small (NS)

<표 1> 비선형성 보상을 위한 규칙 베이스

$\alpha \backslash I_a$	NB	NS	Z	PS	PB
NVB	NVB	PB	PB	PB	PB
NB	NVB	Z	Z	Z	Z
NM	NVB	NS	NVS	NVS	NVS
NS	NVB	NM	NS	NS	NS
Z	NVB	NB	NM	NM	NS
PS	NVB	NVB	NB	NM	NM
PM	NVB	NVB	NB	NB	NB
PB	NVB	NVB	NVB	NB	NB
PVB	NVB	NVB	NVB	NVB	NB

NB=Negative Big NM=Negative Medium

NS=Negative Small NVB=Negative Very Big

NVS=Negative Very Small PB=Positive Big

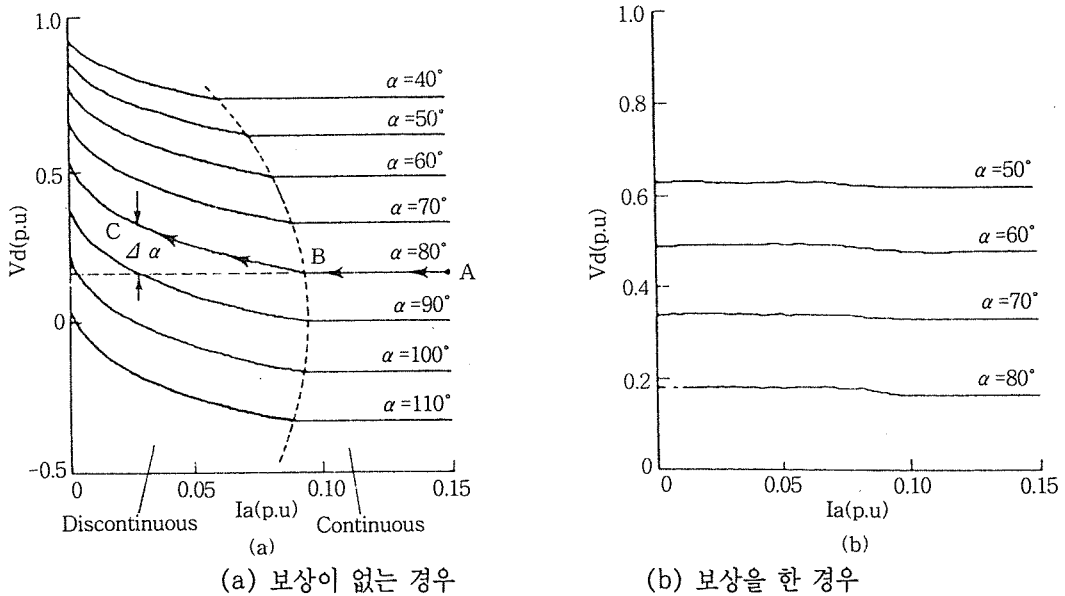
PM=Positive Medium PVB=Positive Very Big

Z=Zero

(그림 9)는 변수 α , $I_a(p.u.)$, $\Delta\alpha$ 의 소속함수를 보여주고 있다.

각 변수의 전체 집합(universe of discourse)은 不連續 動作 領域 전체를 포함한다. 5개의 퍼지 집합으로 α 의 전체 집합을 나타내고, $I_a(p.u.)$ 와 $\Delta\alpha$ 는 각각 9개, 11개의 집합으로 記述되고 있다. 삼각형 소속함수는 대칭이고, 50%가 중복되어 있기 때문에 전체 집합의 어느 지점에서든 적어도 2개의 퍼지 집합이 0이 아닌 소속함수 等級을 갖는다. (그림 8) (b)는 位相補償 후의 $V_a(p.u.)-I_a(p.u.)$ 특성을 보여주고 있다. 그림에서 알 수 있듯이 퍼지 제어를 적용함으로써 불연속 동작 영역에서도 훌륭한 線型 特性을 얻을 수 있다.

速度 制御와 電流 制御를 위한 퍼지 제어기는 축척 비율(scale factor)만 다를 뿐 위상 보상 제어기와 동일하다. (그림 10) (a)는 연속모드와



(그림 8) $V_d(p.u.)-I_a(p.u.)$ 특성

불연속모드에서의 속도와 전류응답을 보여주고 있고, (b)는 관성부하가 4배일 때에 대해 같은 응답을 보여주고 있다. 이 그림에서는 퍼지 제어기가 관성 변화와 부하토크 변화에 대해 강인한 데드비트(deadbeat) 성능을 나타내고 있음을 보여주고 있다.

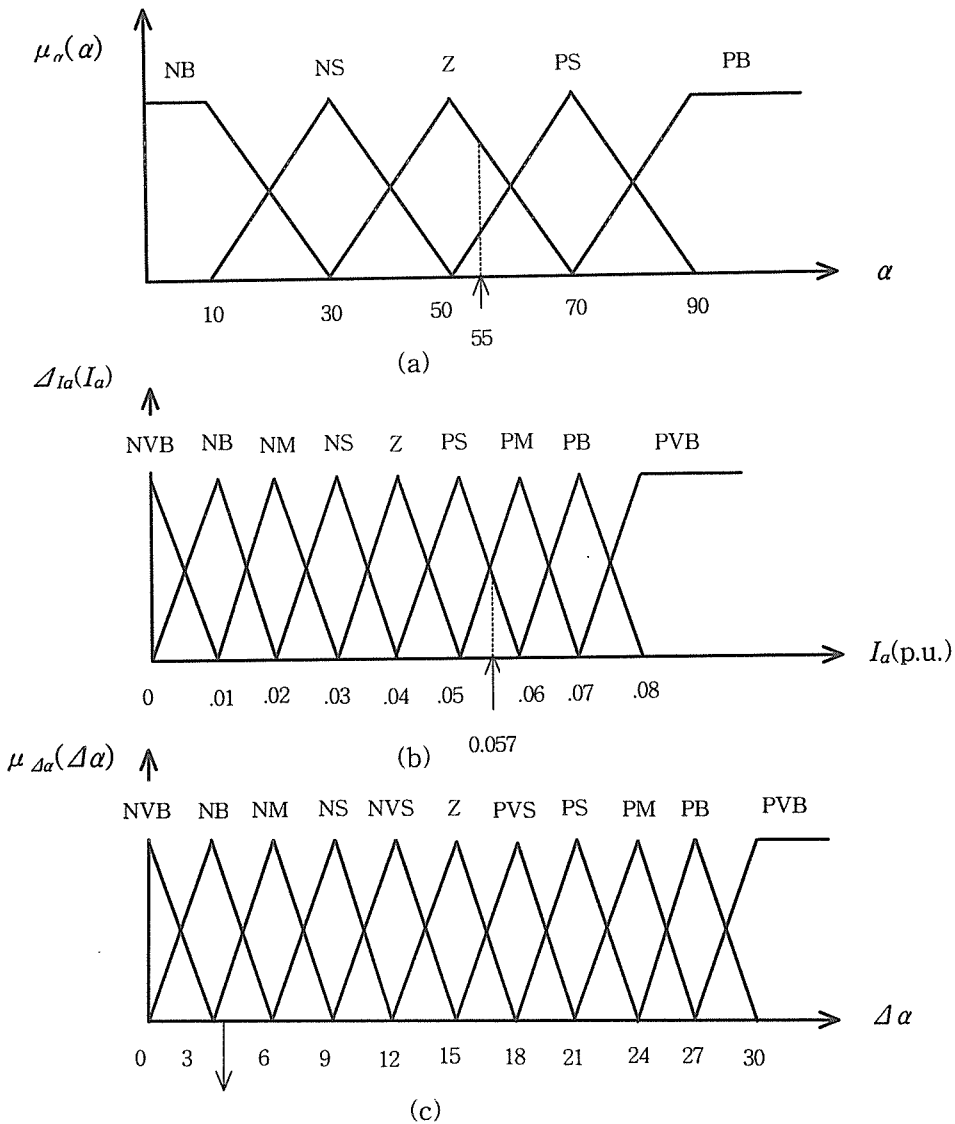
4. 神經網(Neural Network)

4.1 神經網의 概要

인간의 頭腦는 뉴런(neurons)이라고 하는 수십억개의 神經 세포로 이루어져 있고, 이러한 뉴런들은 生物學的 神經網을 형성하기 위하여 서로 연결되어 있다. 우리의 사고(思考) 처리는 이 신경망의 활동에 의해 이루어진다. 인공적인 신경망(artificial neural network : ANN)은 전자계산

회로나 컴퓨터 소프트웨어의 도움으로 생물학적 신경망을 모방(simulate)하려는 것이다. 컴퓨터의 발달과 더불어 인간과 같이 계산하고 판단하며, 인식할 수 있는 컴퓨터를 통한 人工知能의 구현을 위하여 많은 연구가 수행되고 있다. 최근에는 패턴인식, 의사결정 등에서 컴퓨터보다 우수한 인간의 두뇌를 모방한 신경망에 대한 연구가 가속되고 있다.

神經網 기술은 專門家 시스템이나 퍼지 論理 技術보다 먼저 출현하였다. 1943년 McCulloch과 Pitts가 단순한 논리적 업무를 수행하는 신경망 모델을 제안하였고, 1949년 Heb은 '헵의 규칙'(Heb's rule)이라고 하는 네트워크 學習規則을 제안하였다. 이 규칙은 두 뉴런 사이의 連結強度(weight)를 조정할 수 있는 최초의 규칙으로서, 학습에 관한 연구를 발전시켰으며 適應的인(adaptive) 신경망 연구에 많은 영향을 미쳤다.



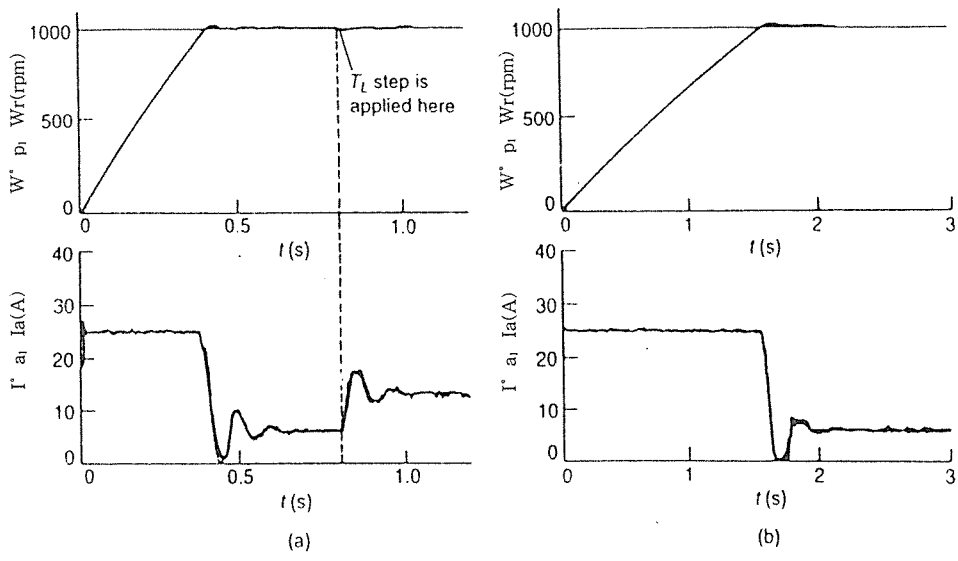
(a) 점호각, (b) 아마추어 전류, (c) 보상 각

(그림 9) 비선형 보상을 위한 소속함수

1957년 심리학자인 Rosenblatt이 퍼셉트론(perceptron)이란 최초의 신경망 모델을 발표하였다. 이 퍼셉트론 모델은 그 당시에는 매우 가능성이 큰 것으로 여겨졌으나, XOR(exclusive OR)

함수같이 단순한 비선형 분리 문제도 풀 수 없는 것으로 밝혀졌다.

퍼셉트론 같이 하나의 調整層(adjustable layer)으로 구성된 모델의 한계점 때문에 은닉층(hidden



(a) nominal inertia, (b) nominal inertia의 4배

(그림 10) 스텝 속도와 부하에 대한 퍼지 속도제어 루프 응답

layer)을 사용하는 새로운 모델이 1980년대 중반에 제안되었는데 이 모델은 은닉층(隱匿層)과 逆傳播(back-propagation) 學習 알고리즘을 사용함으로써 선형분리 문제뿐만 아니라 여러 가지 문제점들을 해결할 수 있는 계기를 마련하였다. 이 알고리즘은 오차를 정정하는 규칙으로서, 입력에 대해 원하는 반응과 실제로 얻어진 것들에 대한 차이를 줄여 나가는 것이다.

1990년대 초 이래로 AI 톨로서 신경망은 과학의 많은 분야에서 관심을 집중시키고 있고 앞으로 우리 사회에 큰 영향을 미치리라 예상된다.

4.2 神經網의 原理

신경망에 관한 연구는 인간의 두뇌와 신경세포 모델에 대한 연구에서 시작되었다. 신경 시스템에

서 가장 기본적인 단위는 뉴런(neuron)이라는 세포이다. 각각의 뉴런은 신경 시스템에서 여러 가지 기능적인 역할을 담당한다. 신경망은 기계에 지능을 부여하는 방법의 하나로서, 목표로 하는 인간의 두뇌 등 生物學的 頭腦 作用을 모방함으로써 適應 學習을 통하여 스스로 지능을 축적하는 기법이다.

(그림 11)은 단일 뉴런의 구조이다. 입력신호 $X_1, X_2, X_3, \dots, X_n$ 는 보통 연속 변수들이나, 뇌에서 발생하는 이산(離散) 펄스일 수도 있다. 각 입력 신호는 계인 또는 連結強度(weight)를 통해 전달되고, 연결강도와 곱해진 입력신호들은 합산노드(summing node)에 모인 다음, 보통 비선형인 轉移函數(transfer function)를 통해 출력된다. 전이함수는 계단함수(hard limiter), 임계논리

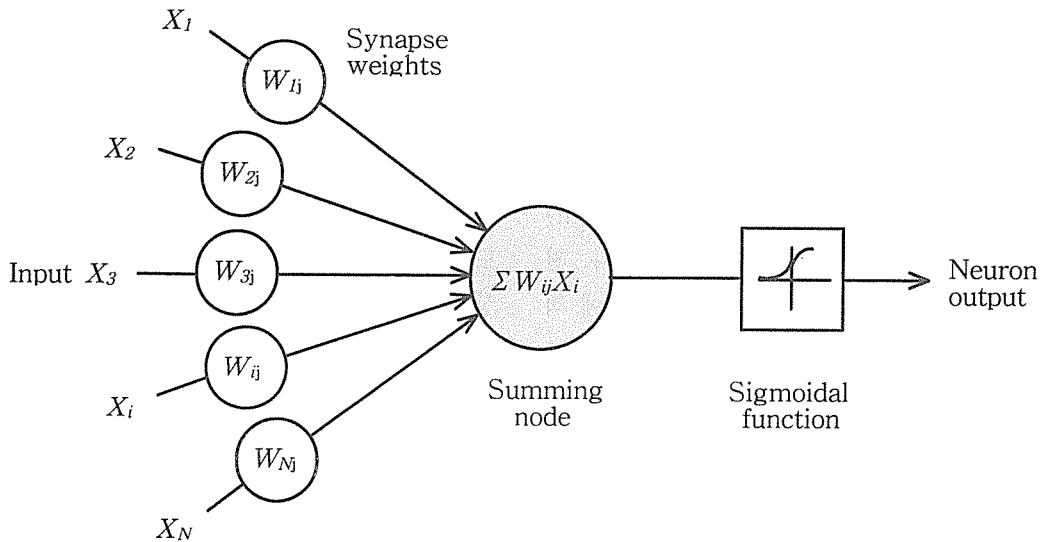
(threshold logic) 등 여러 가지 종류가 있지만 다음 식과 같은 시그모이드(sigmoid)함수가 가장 많이 사용된다.

$$Y = \frac{1}{1+e^{-\alpha x}}$$

여기서, α 는 함수의 기울기를 결정하는 係數로

서 0과 1 사이의 값을 가진다.

생물학적 뉴런의 실제 상호 연결은 잘 알려지지 않았지만, 과학자들은 많은 수의 신경망 모델을 제안하였고, 이 모델들은 과학, 엔지니어링 및 그 밖에 많은 실질적인 문제를 해결하는 데 큰 도움을 주고 있다.



(그림 11) 단일 뉴런의 구조

신경망은 뉴런의 상호 연결에 따라 전방향형(feedforward)과 궤환형(feedback)으로 분류할 수 있는데, 현재 대부분(약 90%) 전방향 구조를 응용에 사용하고 특히 전력전자 분야에 적용할 때는 더욱 그러하다. 역전파 학습 神經網은 入力層, 隱匿層, 出力層 등 3개의 층을 가지고 있다. 은닉층은 입력층과 출력층을 연결시키는 기능을 하고, 입력층과 출력층은 신호의 수와 같은 수의 뉴런을 갖는다. 입력층 뉴런은 전이함수를 가지고 있지 않으나 각 입력을 정규화하기 위한 축척 비율(scale factor)이 있다. 은닉층의 수와 뉴런의 수

는 해결할 문제의 복잡성에 따라 달라진다. 역전파 알고리즘의 기본 원리는 다음과 같다. 입력층의 각 유니트에 입력 패턴을 주면, 이 신호는 각 유니트에서 변환되어 중간층(은닉층)에 전송되고, 최후에 출력층에서 신호를 출력하게 된다. 이 출력값과 기대값을 비교하여 차이를 줄여 나가는 방향으로 연결강도를 조절하고, 상위층에서 역전파하여 하위층에서는 이를 근거로 다시 자기층의 연결강도를 조정해나간다. 역전파 학습 알고리즘은 기울기를 따라가는 방법의 하나인데 이 알고리즘의 단점중의 하나는 지역 최소값(local minima)

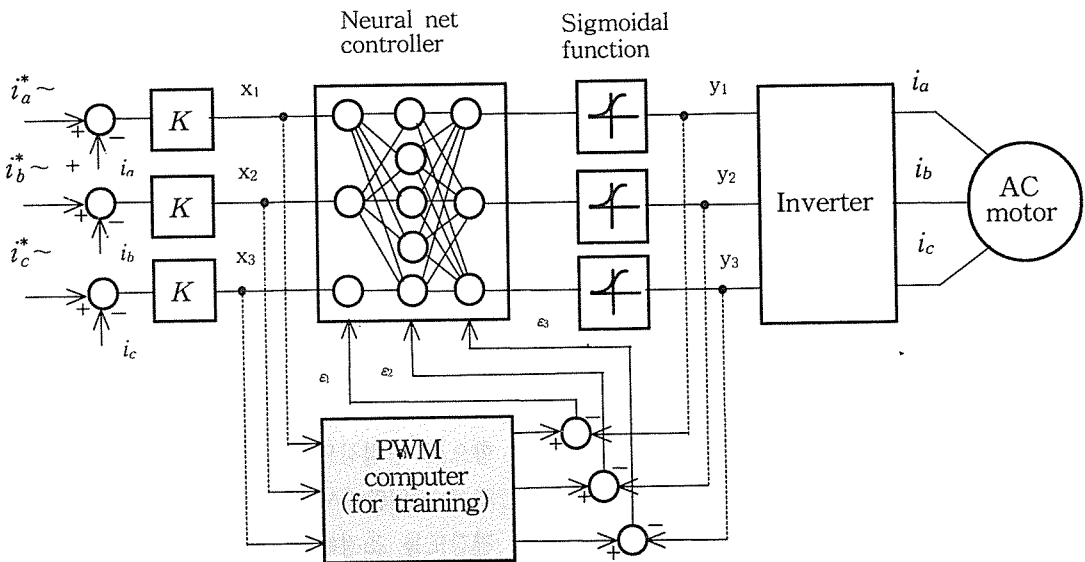
에 빠질 염려가 있다는 점이다. 이를 개선하기 위하여 은닉층 수의 증가, 계인의 조절 및 연결강도의 초기값을 여러 가지 임의의 수를 주어 학습시킴으로써 좋은 결과를 택하는 방법 등이 있으나 획기적인 방법은 없다.

4.3 神經網의 適用

신경망 모델은 최근에 여러 분야에 널리 이용되고 있는데, 視覺인 패턴인식, 光學, 音聲 打字機, 文字認識, 音聲分析, 아날로그 VLSI 디자인, 로봇 등에도 이용되고 신경망 기술을 사인(sign)의 진위 여부를 가리는데 이용하기도 하였다. 전력전자 분야에서는 각종 제어와 신호처리 등에 적용될 수 있다. 적용 예를 보면, 인버터 드라이브의 디지털 전류 레귤레이션, 유도전동기 速度 推定, 백터제어 드라이브에서 회전자 시정수 추정,

可變 선형 액츄에이터에 대한 位置 推定, 유도전동기에 대한 磁束 관측기 등에 적용한 논문들이 발표되었다. 다음의 예는 전류제어 PWM 스킴(scheme)에 신경망을 적용한 예이다.

펄스폭 變調(PWM) : (그림 12)는 신경망을 적용한 PWM 전류제어기를 보여주고 있다. 신경망은 스케일링 계인 K 를 통해 에러 신호를 수신하고 인버터 소자를 구동하기 위한 PWM 로직 신호를 발생시킨다. 시그모이드 함수는 임계값이 되면 0 또는 1로 클램프된다. 출력신호는 인버터의 8개 상태에 상응하는 8개의 가능한 상태를 갖는다. 예를 들어 한 상의 전류가 임계값 $+0.01$ 에 도달하면 기대 출력은 1이되고 상(相 : leg)의 상위 소자를 도통(turn-on)시킬 것이다. 한편, 에러가 -0.01 에 도달하면 출력은 0이 되고 하위 쪽 소자가 스위치 온 된다. 신경망은 이러한 8개의 입력-출력 예제 패턴을 學習한다.



(그림 12) 신경망 적용 PWM 제어기

5. 結語

人工知能이란 인간이 지능을 가지고 생각하며 행동하는 것과 같이 여러 가지 방법들을 이용하여 컴퓨터에 人爲的인 지능을 부여함으로써, 컴퓨터가 이러한 인위적인 지능을 바탕으로 문제를 해결할 수 있도록 하는 것이라고 정의할 수 있다.

본 고찰에서는 인공지능 기법 중 산업계에서 많이 응용되고 있는 專門家 시스템, 퍼지 制御 시스템, 神經網 시스템에 대해 개요와 원리를 살펴보고 전력전자 분야에 대한 適用事例를 記述하였다.

이러한 技法들은 전력전자 분야에 적용된 것은 근래의 일이나, 이러한 기법들을 적용한 시스템이 既存의 PI 制御機나 PID 제어기를 적용한 시스템에 비해 성능이 훨씬 우수함이 여러 논문들로부터 입증되고 있다. 최근에 국제 학술대회에서 발표되는 논문들의 경향을 보면 전력전자 분야에 대해 이러한 기법들을 적용한 사례가 많이 발표되고 있고 계속 증가추세에 있다.

이러한 기법들의 이론적인 배경은 西歐로부터 출발하였지만 응용면에서는 일본에서 가장 활발히 적용되고 있는 것으로 알려져 있다. 특히 퍼지 제어는 曖昧함(fuzziness)을 대상으로 하고 있기 때문에 우리 나라를 비롯한 동양적인 사고방식이나

정서에 적합하여 동양에서 더 발전의 여지가 많다고 생각된다.

본 고찰에서 詳述하지 않은 유전자 알고리즘은 생물체의 특징들이 유전자에 의해 다음 세대로 유전되는 특징을 이용한 방법으로 複製(reproduction), 交配(crossover), 突然變異(mutation) 등의 제어도구를 통하여 확률적 탐색이나 학습 그리고 최적화를 위한 기법으로, 동시 탐색이 가능하여 지역 최소점(local minima)에 빠지는 문제에 강한 특성을 가지고 있다. 유전자 알고리즘은 전력전자 분야에서 역률 제어, 파라미터 추정 등에 적용한 사례들이 발표되고 있고, 퍼지제어나 신경망을 적용한 사례에 버금가는 많은 수의 논문들이 발표되고 있다. 그리고 걸보기에 규칙이 없어 보이는 자연계의 현상에도 내재된 어떤 규칙이 있는데 착안한 혼돈 이론도 많이 연구되고 있고, 전력 조류 계산, 부하 예측, 전력의 경제 부하 배분 등 전력 시스템 분야에서 많이 적용되고 있다.

그러나 이러한 이론들은 정형화된 공식에 의하여 解를 구하기보다는 시행착오법에 의존하는 한계 때문에 구한 해답이 최적의 값이 아닐 수도 있다. 따라서 이러한 기법들이 더욱 常用化 되려면 이러한 문제를 해결하기 위한 계속적인 연구가 필요하다고 생각된다.