퍼지 전문가 시스템

金 宣 廷, 李 銓 榮
浦項工科大學 電子計算學科

I. 서 론

전문가 시스템(expert system)은, 컴퓨터가 좀 더 지능적인 행동을 하기를 기대하는 인공지능 분야에서 가장 만족할 만한 성과를 거두고 있는 지능형 시스템이다. 즉, 특정분야의 관련된 지식을 적절히 획득하여 컴퓨터에서 처리될 수 있도록 표현 및 저장하고 저장된 지식을 바탕으로 새로운 지식을 발견하는 추론 과정을 반복함으로써 인간 전문가를 대신하여 전문적인 문제를 해결하는 기능을 수행하는 시스템이다.

대체로 이러한 전문가 시스템은, 문제 해결에 필요한 방대한 지식을 인간 전문가로부터 수집하는 단계, 인간 전문로부터 획득한 지식을 컴퓨터가 받아들일 수 있는 형태로 표현하고 저장하는 단계, 현재 가지고 있는 지식을 이용하여 새로운 지식을 유추하는 단계로 구성되며 이 과정에서 사용자로부터 질의를 받아들이고 적절한 해답을 제시해 주는 사용자 인터페이스 기능이 첨가된다. 이때 이들 시스템에서 이용되는 지식은 보통 "규칙(rule)"과 "사실(fact)"로 구분된다. 그림 1은 전문가 시스템의 구성을 나타낸다.

이용가격이 저렴하고, 일관성 있는 해답을 제공하는등, 인간 전문가에 비해 많은 장점을 가지고 있기 때문에 1970년대 중반 의학 분야에서의 이용을 목적으로 개발된 MYCIN을 필두로, 지질학 분야에서의 PROSPECTOR, 수학 분야에서의 MACSYMA, 화학 분석에 이용되는 DENDRAL등 많은 전문가 시스템과 전문가 시스템 개발 도구가 개발되고 있는 추세이다.

그런데 이러한 시스템에서 이용되고 있는 지식은 우리가 이용하고 있는 지식처럼 의미와 개념을 가진 것이 아니라 단순한 심볼로서의 지식이다. 다시 말해서 시스템에서 이용되는 "young"이라는 지식은 "젊다"의 의미를 가지는 것이 아니라 단순히 y.o.u.n.g의 다섯개의 알파벳으로 이루어진 심볼이다.

그러나 전문가 시스템은 인간 전문가로부터 지식을 얻어내고 일반 사용자로부터 질의를 받아들이는 등, 인간과 밀접한 관련이 있는 시스템이므로 인간 세계에서 통용되는 모호하고 불확실한 지식 역시 처리할 수 있어야 한다. 예를 들어 "젊다"는 사실로부터 "젊다"의 의미와 범위를 예측할 수 있어야 한다. "젊으면 힘이 세다"라는 규칙이 있다고 가정하자. 기존의 전문가 시스템에서는 "갑은 젊다"라는 사실을 알고 있을 때 "갑은 힘이 세다"라는 사실을 추론할 수 있지만, "갑은 매우 젊다"라는 사실이 있을 때에는 아무런 추론도 할 수 없다. 그렇지만 인간은 "갑은 매우 젊다"라는 사실이 있을 때에도 "갑은 힘이 세다"라든지 "갑은 힘이 매우 세다"라는 사실을 생각해 낼 수 있다. 기존의 전문가 시스템이 이러한 기능을 수행할 수 있도록 하는 것이 바로 퍼지 전문가 시스템의 연구 목표이다.

다음에서는 전문가 시스템에서 퍼지 개념이 어떻게 이용되고 있는지를 살펴보고 이를 이용한 퍼지 전문가 시스템의 개발 사례를 알아 본다.

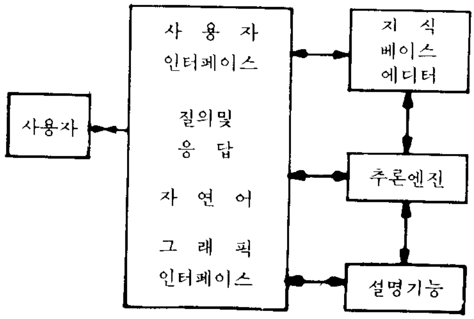

그림 1. 전문가 시스템의 구성

Ⅱ. 전문가 시스템에서의 퍼지 개념

1. 지식의 표현

"젊다"라는 표현은 어느 정도의 나이를 의미하는지 그 기준이 명확하지 않다. 이러한 경우 "젊은 사람들의 집합"을 퍼지 집합이라 한다. 이때 "젊다"라는 표현은, 소속함수(membership function)에 의하여 사람들의 나이를 0과 1사이의 실수로 대응함으로써 그 의미가 부여된다. 그림 2(a)에서 10세의 나이를 가진 사람은 '젊은 사람들의 집합 A에 대해 1의 정도로 소속되어 있는 반면, 25세의 사람은 0.5 정도로, 60세 나이의 사람은 0의 정도로 소속되어 있다. 이로부터, 10세의 사람은 확실히 젊은 사람이지만, 25세의 사람은 어느 정도 젊은 사람축에 들 수 있겠고, 60세의 사람은 젊은 사람이라고 말할 수 없음을 알 수 있다. 이때, 전체 집합 U의 원소인 u가 퍼지 집합인 F에 소속되는 정도(소속값 : membership value)를 $\mu_F(u)$라고 표현한다. 퍼지 논리의 기본이 되는 가능성 이론(possibility theory)에 의하면, 퍼지 집합 F에 대하여 "P : X is F"라는 모호 명제는 모호 변수 X의 가능성 분포가 F로 한정됨을 의미하며 이는 P가 담고 있는 의미를 나타낸다는 가능성 가정(possibility postulate)에 기초를 두고 있다. 이때 P는 가능성 가정에 의하여

$$\Pi_X=F \text{ 즉 } \forall u \in U,\ \pi_X(u)=\mu_F(u)$$

와 같은 가능성 할당식(possibility assignment equation)을 유도하게 된다. 이를 기본으로 P의 변형된 형태나 합성된 형태의 명제에 대해서는 다음의 변형 규칙(translation rule)으로 각 명제가 담고 있는 가능성 분포를 유도하여 그 의미를 표현한다.

(1) 규칙 1 : 수정 규칙(modifier rule)

주어진 명제 "p=X is F→$\Pi_X=F$"에 대하여 "p′=X is mF"의 의미를 표현하는 가능성 분포 $\Pi_X=F^+$을 유도해 내며, F^+는 F를 m에 의하여 수정한 값으로 예를들면 다음의 (a),(b),(c)와 같다.

(a) m이 not이면 F^+는 F의 여집합으로 표현한다.

(b) m이 very이면 F^+는 F^2으로 표현한다.

(c) m이 more or less이면 F^+는 $F^{0.5}$으로 표현한다.

(2) 규칙 2 : 합성 규칙(composition rule)

명제 "p=X is F→$\Pi_X=F$, q=Y is G→$\Pi_Y=G$"에 대하여 이들의 합성된 형태 (conjunctive, disjunctive, conditional)로 이루어진 명제의 가능성 분포는 다음과 같이 구할 수 있다.

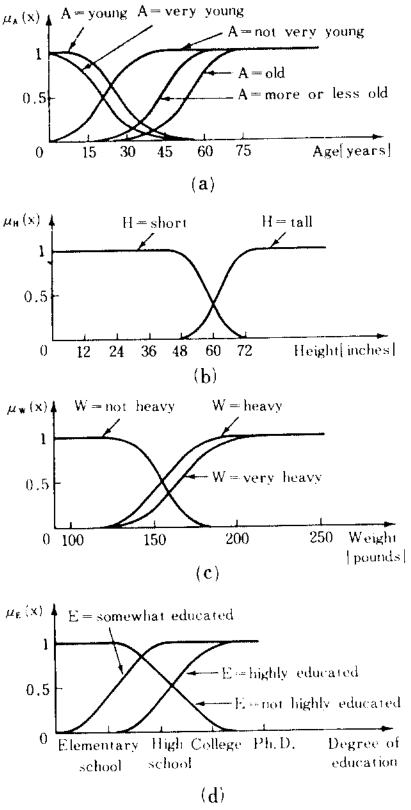

그림 2. 퍼지 집합과 그의 소속값의 분포

(a) Conjunctive 명제 : p and q→$\Pi_{(X,Y)}=\bar{F}\cap\bar{G}=F\times G$

(b) Disjunctive 명제 : p or q→$\Pi_{(X,Y)}=\bar{F}\cup\bar{G}$

(c) Condition 명제 : IF p THEN q→$\Pi_{(Y\ X)}=\bar{F}\oplus G$

(3) 규칙 3 : Quantification 규칙

Quantifier를 가진 명제 "p=QXs are F(Q:many, few, several, all, some, most)"에 대한 의미를 표현하는 가능성 분포는 다음과 같다.

$$\Pi_{COUNT(F)}=Q \text{ where } Count(F)=\sum_{i=1}^{n}\mu_F(i)$$

(4) 규칙 4 : 진리치 한정 규칙(truth qualification rule)

진리값으로 한정된 (truth qualificated)명제 "P=X is F is τ (τ는 어휘적 진리치)"에 대한 의미를 표현하는 가능성 분포는 다음과 같다.

$$\Pi_x=F^+, \forall_u\in U \quad \mu_{F^+}=\mu_\tau(\mu_F(u))$$

그림 2에서는 퍼지 집합 A, H, W, E에 대한 각각의 전체 집합의 소속값과 이들이 규칙 1의 수정 규칙에 의하여 변화된 그래프를 예를 들어 제시한다.

2. 근사 추론 방식

전문가 시스템에서 기본적인 추론 방식은 퍼지 전문가 시스템에서 다음과 같이 변형되어 근사 추론된다.

규칙(Rule) : IF X is A Then Y is B 사실(Fact) : X is A
결론(Conclusion) : Y is B

(a) 전문가 시스템의 추론 방식

규칙(Rule) : IF X is A Then Y is B 사실(Fact) : X is A′
결론(Conclusion) : Y is B′

(b) 퍼지 전문가 시스템의 추론 방식

그림 3. 기존의 전문가 시스템과 퍼지 전문가 시스템의 추론 방식

이러한 근사 추론에는 다음의 두가지 방법이 이용된다.

1) 진리치 한정 방법(truth value restriction)

우선 이를 뒷받침하고 있는 두가지 개념을 다음과 같이 정의한다.

· 정의 1(truth functional modification)

TFM은 전체집합(universe of of discourse)U에서 정의된 모호 부분집합 P와 그의 진리치 한정 τ가 주어지면 U에서 정의된 새로운 모호 부분집합 Q를 다음과 같이 구한다. 진리치 한정 τ는 어휘형태의 진리치를 말하며 이의 전체집합은 [0,1]이다.

$$(X \text{ is } P) \text{is } \tau \leftrightarrow X \text{ is } Q \text{ where } \mu_Q(u)=\mu_\tau(\mu_P(u)),\ u\in U$$

· 정의 2(inverse truth functional modification)

ITFM은 전체집합 U에서의 명제 표현을 진리 공간(truth space)안의 값, 즉 진리치 한정으로 변환한다. 이에 의하여, X is P에 대한 X is Q의 진리치 한정은 다음과 같이 구한다.

$$V(X \text{ is } Q \mid X \text{ is } P)=\tau \text{ where } \mu_\tau(t)=\max_{\mu_P(u)=t}\{\mu_Q(u)\},\ A_u\in U$$

진리치는 한정 방법은, 우선 주어진 규칙 R("IF X is A THEN Y is B")과 입력 사실 F("X is A′")에 대하여 각각을 표현하고 있는 모호 부분집합을 고정된 진리 공간의 모호 부분집합으로 변환한 진리치 한정을 구하여 결론을 유도한 후, 그 결론을 Y의 전체집합 V에 대한 모호 부분집합으로 변환하는 과정으로 추론하며, 다음과 같이 3단계를 거쳐 수행된다.

· 단계 1 : ITFM을 이용하여, A에 대한 A의 진리치 한정 τ를 구한다.

$$\tau=V(A' \mid A)\ where\ \mu_\tau(t)=\bigvee_{\mu_A(a)=t}\{\mu_{A'}(a)\},\quad a\in U, \forall_t\in[0,1]$$

· 단계 2 : 조건 연산자의 정의에 의하여 규칙 R을 [0,1]×[0,1]에 대한 모호 릴레이션 I로 표현하여 단계 1에서 구한 τ와 다음과 같이 합성추론 규칙을 적용하여 규칙의 결론부(Y is B)에 대한 진리치 한정 σ를 유도한다.

$$\mu_\sigma(s)=\bigvee_t \mu_\tau(t)\wedge\mu_I(t,s),\quad t\in[0,1], \forall_s\in[0,1]$$

· 단계 3 : 다음과 같이 TFM을 이용하여, 단계 2에서의 결론 "Y is B is α와 같은 결론 "Y is B"를 유도한다.

$$\mu_{B'}(b)=\mu_\sigma(\mu_B(b))\quad \forall_b\in V$$

이러한 추론 과정을 일목요연하게 식으로 서술하면 다음과 같다.

$$\mu_{B'}(b)=\bigvee_t \mu_\tau(t)\wedge\mu_I(t,\mu_B(b))$$
$$=\bigvee_t\{\bigvee_{\mu_A(a)=t}\mu_{A'}(a)\}\wedge\mu_I(t,\mu_B(b))$$
(여기서 $\mu_A : U\to[0,1]$가 전사함수라고 가정하면)
$$=\bigvee_a \mu_{A'}(a)\wedge\mu_I(\mu_A(a),\mu_B(b))$$

그런데 진리치 한정 방법은 뒤에 설명할 합성 추론 규칙을 수행한 경우(직접적인 방법)와 같은 결과를 얻는다. 이때 조건부의 명제가 많은 규칙일 수록 ITFM의 계산이 복잡하여지고 오차의 범위가 커지기 때문에 진리 공간으로 변환하는 과정은 비효율적임을 알 수 있다.

2) 합성 추론 규칙(compositional rule of inference)

가능성 이론의 기본 정의에 의해, 부정확한 명제를 기반으로 추론하기 위한 근사 추론 방법에 적용할 수 있는 projection 규칙과 conjunction 규칙등을 유도해 낼 수 있다. Projection 규칙에 의하여 n-ary 변수 X의 가능성 분포 $\Pi_X=F$를 유도하는 명제 p가 주어진 경우 m-ary

$(m \leq n)$ 변수 $X_{(s)}$의 가능성 분포 $\Pi_{X(s)}=Proj_{X(s)}F$를 유도하는 명제 q를 추론할 수 있다. 또한 conjunction 규칙으로부터 가능성 분포 $\Pi_{(X,Y)}=F$를 유도하는 명제 p와 가능성 분포 $\Pi_{(Y,Z)}=G$를 유도하는 명제 q가 주어진 경우 가능성 분포$\Pi_{(X,Y,Z)}=\bar{F}\cap\bar{G}$을 유도하는 명제 r를 추론할 수 있다. 이러한 두가지 추론 기법을 이용하여 널리 사용되는 추론 규칙인 max-min 합성 방법을 사용하는 합성추론 규칙을 유도할 수 있다. 만일 "p=X is A′"와 "q=Y IF X is A THEN Y is B"가 주어진 경우 다음의 과정을 거쳐 Y에 대한 값을 유도할 수 있다. 이때 X의 전체집합은 U, Y의 전체집합을 V로 가정하고 명제 q를 표현한 릴레이션은 I라고 하자.

(1) p와 q의 가능성 분포를 유도한다.

$$p\rightarrow \Pi_X = A' = \int_U \mu_{A'}(u)/u$$
$$q\rightarrow \Pi_{X,Y} = I = \int_{U\times V} \mu_I(u,v)/(u,v)$$

(2) p와 q의 가능성 분포에 conjunction 규칙을 적용하여 두 명제를 통하여 추론할 수 있는 변수 (X, Y)의 가능성 분포를 유도한다.

$$\Pi_{X,Y} = \overline{A'} \cap \overline{I} = \int_{U\times X} \mu_{A'}(u) \wedge \mu_I(u,v)/(u,v)$$

(3) (2)에서 구한 변수 (X, Y)의 가능성 분포에 projection 규칙을 적용하여 Y에 대한 가능성 분포를 유도한다.

$$\Pi_Y = Proj_Y \int_{U\times V} \mu_{A'}(u) \wedge \mu_I(u,v)/(u,v)$$
$$= \int_V \bigvee_{u\in U} (\mu_{A'}(u) \wedge \mu_I(u,v))/v$$

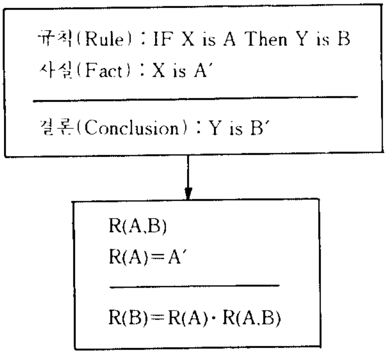

그림 4.

합성 추론 규칙의 기본 개념은 다음 그림 4에 잘 나타난다.

이러한 방법으로 추론하기 위해서는 규칙 R을 릴레이션 R(A, B)로 표현하는 방법과 두 모호 릴레이션의 합성 방법을 결정하여야 한다. 릴레이션 R(A, B)는 표 1에서 소개된 조건연산자의 정의에 의하여 표현되며, 두 모호 릴레이션의 합성방법은 대부분 표 2에 소개된 방법을 선택하여 사용한다.

전문가 시스템에서 다루는 규칙과 사실이 위와 같은 형태로 주어진다고 가정할 때, 입력 사실의 변화에 따른 타당성 있는 결론은 표 3에서와 같이 크게 5가지의 관계에 의해 얻을 수 있다. 이때 표 3에서는 표 2의 규칙 R들이 제시된 각각의 관계를 만족하고 있는지의 여부를 보여준다.

표 1. 조건 연산자(implication operator)의 종류

p와 q는 진리치 a=V(p), b=V(q)를 가진 명제라 하고 r=V(p→q)라 하자.

R_m : r=max{min(a, b), 1-a}
R_a : r=min(1-a+b, 1)
R_c : r=min(a, b)
R_s : r=1 if a≤b
 0 otherwise
R_g : r=1 if a≤b
 b otherwise
R_{sg}: r=min(R_s(a, b), R_g(1-a), 1-b))
R_{gg}: r=min(R_g(a, b), R_g(1-a), (1-b))

표 2. 모호릴레이션의 합성 방법

모호 릴레이션

$$R=\int_{U\times W} \mu_R(u,w)\ /\ (u,w)$$

$$S=\int_{W\times V} \mu_S(w,v)\ /\ (w,v)$$ 에서

(1) Max-Min 합성

$$R\cdot S=\int_{U\times V} \bigvee_{w\in W} [\mu_R(u,w) \wedge \mu_S(w,v)]/(u,v)$$

(2) Max-Product 합성

$$R\cdot S=\int_{U\times V} \bigvee_{w\in W} [\mu_R(u,w) \times \mu_S(w,v)]/(u,v)$$

(3) Max-T 합성

$$R\cdot S=\int_{U\times V} \bigvee_{w\in W} \mu_R(u,w)[\mu_S(w,v)]/(u,v)$$

where T(a, b)=max(0, a+b−1)

표 3. 5가지 관계에 대한 규칙들의 만족도

	사실	결론	R_m	R_a	R_c	R_s	R_g	R_{sg}	R_{gg}
관계 I	A	B	×	×	0	0	0	0	0
관계 II-1	very A	very B	×	×	×	0	×	0	×
관계 II-2	very A	B	×	×	0	×	0	×	0
관계 III	more or less A	more or less B	×	×	×	0	0	0	0
관계 IV-1	not A	unknown	0	0	×	0	0	×	×
관계 IV-2	not A	not B	×	×	×	×	×	0	0
관계 V	not B	not A	×	×	×	0	×	0	×

III. 퍼지 전문가 시스템의 예

1. FLOPS (fuzzy logic production system)

FLOPS는 널리 알려진 전문가 시스템 개발 도구인 OPS5에 퍼지 기능을 첨가한 것이다. 이때 각각의 규칙들은 주어진 사실에 따른 확신도(confidence factor)에 의해 선택적으로 점화(firing:규칙의 조건부가 만족된 상태를 의미)되며 이때 규칙의 결론부를 수정하는 방법은 제공되지 않는다.

2. Z-II

역시 규칙 베이스 시스템이며 VAX상에서 VAX-Lisp을 이용하여 구현한 것인데 합성추론 방식을 그대로 이용하였다. 특이한 점은 규칙에서, X가 퍼지 객체인 경우, X와 Y가 모두 퍼지 객체인 경우, X는 퍼지 객체이나 Y는 퍼지 객체가 아닌 경우등의 세가지 경우로 분리하여 각각의 경우에 확신도의 계산을 달리한다.

3. FESLOG (fuzzuy expert system in prolog)

FESLOG는 VAX-VMS에서 quintus-prolog를 이용하여 구현한 규칙 베이스 전문가 시스템 개발 도구이다. 기본 개념은 위의 Z-II와 유사한 점이 많으나, 보다 다양한 경우를 고려함으로써 더욱 융통성 있는 해답을 제공한다. 즉, 기존의 합성 추론 규칙의 단점으로 지적되어온 무조건적인 합성을 배제하기 위하여 규칙의 조건부와 어느 정도 유사한 사실이 들어왔을 때에만 합성 추론을 이용하며 규칙의 조건부와 주어진 사실간에 별다른 관련이 없을 경우 결론부를 유도할 수 없다. 뿐만 아니라 합성 추론 규칙을 적용할 수 없는 경우에는 기존의 추론 방법을 이용함으로써 보다 넓은 범위에서 정확한 추론이 되도록 하였다.

다음의 표 4에서는 FLOPS와 Z-II, FESLOG를 비교, 분석하였다.

표 4. 퍼지 전문가 시스템의 비교

		FLOPS	ZII	FESLOG
Knowledge Representation		Rule Linguistic variable (No hedge)	Rule, Linguistic variable, Fuzzy number	Rule, Linguistic variable, Fuzzy quantifier
Inference method	Pattern-Evaluation	Pattern test(T($\bar{R}$))		SM(A, A′)
	Selection	T(R) > τ		SM(A, A′) > τ
	Deduction	⟨Y is B⟩ with CFT(R)	CRI	CRI or ARS
Rule processing form		Rule itself	decomposed rule	decomposed rule
Evidence Combination		*	Rules with Same Conclusion	Rules with Similar Conclusion
Uncertainty Measure		Confidence Factor	Certainty Factor(By FN) possibility, necessity	Certainty Factor, similarity, •possibility, necessity

IV. 결 론

퍼지 전문가 시스템은 기존의 전문가 시스템에서 문제점으로 지적되어 온 불확실성, 모호성의 처리 기능을 부가하여 표현의 영역을 좀 더 확장하고 추론 능력을 더욱 극대화하고자 한 시스템이다. 이로써 컴퓨터에서의 자연 언어 이용이 좀 더 용이해지고 지능적인 형태를 갖추긴 하였으나 아직까지는 지식의 표현 능력뿐만 아니라 그 적용 기준도 많이 제한되어 있는 것이 사실이다. 앞으로 추론 규칙과 합성 방법에 대한 보다 세심한 연구가 필요하리라 생각된다.

參 考 文 獻

[1] L.A.Zadeh, "Fuzzy Sets", Inform. Control 8, pp.338-353, 1965.

[2] L.A.Zadeh, "Fuzzy Sets as a Basis for a Theory of Possibility", Fuzzy Sets and Systems 1, pp.3-28, 1978.

[3] L.A.Zadeh, "PRUF-A Meaning Representation Language For Natural Language", Int. J. Man--machine Studies 10, pp. 395-460, 1978.

[4] L.A.Zadeh, "Knowledge representation in fuzzy logic", *IEEE Trans. on Knowledge and Data Engineering*, vol. 1, no. 1, March 1989.

[5] L.A.Zadeh, "Commonsense Knowledge Representationbased on Fuzzy Logic", IEEE Computer, October 1983.

[6] Fukami, Mizumoto, Tanaka, "Some Consideration on Fuzzy Conditional Inference", Fuzzy Sets and Systems 4, pp.243-273, 1980.

[7] Fukami, Mizumoto, Tanaka, "Some Methods of Fuzzy Reasoning", In Advances in Fuzzy Set Theory and Applications.

[8] K.S.Leung and W. Lam, "Fuzzy Concepts in Expert System", IEEE Computer, Sep. 1988.

[9] J.J.Buckley, W. Siler and D. Tucker, "A Fuzzy Espert System", Fuzzy Sets and Systems 20, pp. 1-16, 1986.

[10] J.J.Buckley and D. Tucker, "Second Generation Fuzzy Expert System", Fuzzy Sets and Systems 31, pp. 271-284, 1989.

[11] 이현숙, "확장된 모호 추론 방식을 이용한 전문가 시스템 개발 도구의 설계 및 구현", 포항공대 석사 학위 논문, 1991.

[12] 이현숙, 이전영, "퍼지 추론 방식을 이용한 전문가 시스템 개발 도구의 설계 및 구현",(정보 과학회 논문지 심사중)

筆 者 紹 介

李 銓 榮

1954年 2月 3日生

1976年 서울대학교 공학사 (전자공학과 전공)

1979年 한국과학기술원 공학석사 (전자계산학)

1983年 불란서 Compiegne대학 공학박사(전자계산학)

1985年 불란서 Compiegne대학 국가박사(전자계산학)

1980年～1985年 Honeywell-Philips Medical Group, Interactive Systems Co., Compiegne대학등 연구원

1986年～현재 포항공과대학 전자계산학과 부교수 전자계산소장, 정보통신연구소 소장

주관심분야 : Medical Data Base, Object-Oriented Data Base, Knowledge Based System, Neural Network, Fuzzy Concept Based Expert System, Parallel Architecture.

金 宣 廷

1968年 3月 11日生

1990年 한국과학기술원 과학기술대학 공학사(전자계산 전공)

1990年～현재 포항공과대학 전자계산학과(석사과정)