□ 特 輯 □

퍼지 데이타의 통계적 고찰

전북대학교 통 계 학 과 김 순 기*
전북대학교 전자계산학과 장 옥 배*

목 차

1. 서 론

불확실성의 두가지 주류는 "우연성"과 "퍼지성"으로 퍼지집합이 제안되기 이전에는 확률 이론으로 표현되었다. Zadeh가 불확실성을 표현하기 위하여 퍼지집합을 제안하였을 때 이것은 일종의 주관적 확률에 불과한 것이라고 생각하는 사람들도 있었다. 이에 대하여 Zadeh는 퍼지이론은 근본적으로 통계적이 아닌 불확실성을 취급하는데 목적이 있다고 주장하였다. 실제적으로, 주관적인 확률은 수리적인 합리성을 가지고 있어 수학적 확률로 다룰 수 있으나 퍼지이론에서의 주관성은 그러하지 못하다는 점이 차이라고 볼 수 있다.

먼저 가능성 이론과 확률 이론에 대하여 비교하여 보기로 하자[11].

"John은 아침식사에 달걀을 V개 먹는다"라는 명제를 생각할 때 전체집합을 X={1, 2, 3, 4, 5, 6}라 하고 $\Pi_v(x)$는 John이 x개를 먹을 수 있는 가능성을 나타내고 $P_v(x)$는 John이 100일 동안 매일 아침식사 때 먹는 달걀의 갯수를 관찰하여 얻은 결과라면 다음과 같은 가능성 분포와 확률 분포를 얻을 수 있다.

x	1	2	3	4	5	6
$\Pi_v(x)$	1	1	1	0.8	0.6	0.2
$P_v(x)$	0.4	0.5	0.1	0	0	0

다음으로 확률론에서 사상이 표본 공간의 부분집합으로 되는 것과 마찬가지로 퍼지집합을 퍼지사상으로 생각할 수 있다[9]. 예를 들면, 주사위를 1회 던지는 실험에서 4, 5, 6의 어느 눈이 나오는 사상을 E={4, 5, 6}라 하자. 또한 "큰 눈이다"라는 사상을 전체집합 X={1, 2, 3, 4, 5, 6}에서 "큰 수"는 퍼지집합으로 생각해 보자. 이 퍼지집합을 A라고 하면 소속함수는 다음과 같이 생각할 수 있다.

큰 수의 눈

주사위의 눈	1	2	3	4	5	6
소 속 함 수	0	0	0	0.4	0.7	1
확 률	P_1	P_2	P_3	P_4	P_5	P_6

위와 같은 표현을 사용하면 E={4, 5, 6}의 경우는 다음과 같이 표현할 수 있다.

*종신회원

E={4, 5, 6}

주사위의 눈	1	2	3	4	5	6
소 속 함 수	0	0	0	1	1	1
확 률	P_1	P_2	P_3	P_4	P_5	P_6

$$P(E)=0\times P_1+0\times P_2+0\times P_3+1\times P_4+1\times P_5+1\times P_6$$
$$=P_4+P_5+P_6$$

이므로 퍼지사상 A의 확률은 다음과 같이 말할 수 있다.

$$P(A)=0\times P_1+0\times P_2+0\times P_3+0.4\times P_4+0.7\times P_5+1\times P_6$$
$$=0.4P_4+0.5P_5+P_6$$

위에서 주사위의 눈이 등확률로 나타난다면 P(E)=0.5, P(A)=0.35가 된다.

Zadeh는 이와 같은 생각을 확장하여 확률공간에서의 퍼지사상을 정의하고 퍼지사건의 평균과 분산에 대하여 다음과 같은 이론을 전개하였다[11].

확률공간 (Ω, Σ, P)가 있을 때 Ω에서의 퍼지집합 A의 소속함수 $\mu_A : \Omega \to [0, 1]$가 Borel-가측일 때 A를 퍼지사건이라 하고 퍼지사건 A의 확률을 다음과 같이 정의하였다.

$$P(A)=\int_{\Omega} U_A(x)dP=E(\mu_A)$$

또한, 퍼지사건 A의 평균 $M_P(A)$와 분산 $G_P^2(A)$는

$$M_P(A)=1/P(A)\int_{\Omega} x\mu_A(x)dP$$

$$G_P^2(A)=1/P(A)\int_{\Omega}(x-M_P(A))^2\mu_A(x)dP$$

로 정의하였다. 위의 주사위 문제에서 등확률을 적용하면

$$M_P(A)=1/0.35(4\times0.4+5\times0.7+6\times1)\times1/6=5.29$$
$$G_P^2(A)=1/0.35\{(4-M_P(A))^2\times0.4+(5-M_P(A))^2$$
$$\times0.7+(6-M_P(A))^2\}\times1/6$$
$$=28.52-10.57M_P(A)+M^2_P(A)=0.59$$

이다.

확률공간에서의 퍼지 관측치를 분석하는 방법으로는 퍼지 선형 회귀모형, 퍼지 수리계획법, 퍼지 판별분석, 퍼지 집락분석 등의 다변량 해석법이 있으나, 본 연구에서는 퍼지 관측치를 이용한 1변량, 2변량에서의 추정과 퍼지 수량화 이론에서의 기본적인 추정량을 간단히 소개하고 퍼지 통계적 결정에 대하여 논하고자 한다.

2. 퍼지 관측치를 이용한 추정

통계학의 여러 분야에서 시간과 비용의 제약으로 인하여 정확하게 관측할 수 없는 경우가 있다. 이를 해결하기 위한 방법으로는 데이타를 그룹화시켜 어떤 구간에 속하는 사상이 몇번 발생했는가를 생각하는 것이다. 그러나 구간의 경계가 애매 모호한 경우에는 인간의 주관적인 애매성이 따르는 데이타가 관측되어진다. 그러면 애매한 경계를 갖는 구간을 퍼지집합으로 표현하고 소속함수의 형태를 고려하여 통계적으로 분석하여 보자. 먼저 1변량 퍼지 관측치에 대하여 살펴보기로 한다. 한 점 x_j 근방의 구간 $[x_j-h/2.\ x_j+h/2]$의 영역을 가진 소속함수 $\chi_j(x)$로 표현된 퍼지 관측치를 생각하자. 여기에서 연속 확률 밀도함수 f(x)는 주어진 것으로 가정한다.

다음 함수들은 영역 $[-h/2, h/2]$를 가진 소속함수들의 3가지 기본적인 형태들이다.

(1) 삼각형 형태

$$\chi(x)=-2|x|/h+1$$

(2) 2차 곡선 형태

$$\chi(x)=(8/h^2)(|x|-h/2)^2[(2/h)(|x|+h/4)]$$
$$+(1-8x^2/h^2)\{1-[2/h)(|x|+h/4)]\}$$

(3) 사다리꼴 형태

$$\chi(x)=\mathrm{Max}\{0, 1\wedge(-|x|/(2e)+h/(8e)+1/2)\}$$

여기에서 [A]는 A의 정수부분을 나타내고 e의 영역은 (0, h/4)이다. 위의 소속함수 $\chi(x)$ 각각은 중심 x=0 근방 구간 $[-h/2, h/2]$에서 퍼지 형태로 나타난다. 따라서 이 구간을 "퍼지구간"이라고 부른다. 퍼지 관측점의 대표값으로 퍼지구간의 중간점을 취하면 대표값 x_j의 확률은 다음과 같다.

$$P_j=\int_{x_j-h/2}^{x_j+h/2}\chi_j(x)f(x)dx$$

여기에서 $\chi_j(x)=\chi(x-x_j)$, $\sum P_j=1(x_{j+1}=x_j+h/2,\ j=\cdots,-1,0,1,\cdots)$이다. 따라서 퍼지 데이타로부터 계산된 r차 적률은 다음과 같다.

$$M_r=\sum_{j=-\infty}^{\infty}x_j^r\int_{-h/2}^{h/2}\chi_j(x)f(x_j+v)dv$$

Euler-Marclaurin 합공식으로부터 다음을 유도할 수 있다.

$$M_r \doteqdot (2/h)\int_{-\infty}^{\infty} x^r \int_{-h/2}^{h/2} \chi_i(x) f(x+v)\,dv\,dx$$

이제 1변량에서의 이론을 2변량 표본공간의 경우로 확장하여 보자. 2차원 실수공간 (X, Y)에 2변량 확률분포가 f(x, y)로 주어졌을 때 관측치가 확정값 (x_i, y_j) 주위에 어떤 폭을 가진 주관적 애매함이 따르는 경우를 생각하자. 이러한 관측값을 퍼지 관측이라 하고 x_i에 관하여 $H_i=[x_i-h/2, x_i+h/2]$에서 정의된 퍼지사상을 X_i라 하자. 퍼지사상 X_i의 소속함수 $\chi_i : H_i \rightarrow [0.1]$로 $\chi_i(x_i)=1$이라 하자. 여기에서 퍼지관측에 의하여 얻어진 퍼지사상 X_i를 퍼지 관측치로 보고 이것을 퍼지 데이타라 부르자. 똑같은 방법으로 y_j에 관해서는 구간 $H_j=[y_j-k/2, y_j+k/2]$에서 정의된 퍼지사상을 Y_j라 하고, 소속함수 $\chi_j'(y)$라 하자. 퍼지사상과 소속함수는 1:1 대응이므로 X_i와 χ_i, Y_j와 χ'_j를 동일시하고 복잡성을 피하기 위하여 χ_i와 χ'_j로 쓰기로 한다. 퍼지 관측치를 통계적으로 처리하기 위해서는 2변량 퍼지 데이타 (χ_i, χ'_j)의 출현 확률을 계산할 필요가 있다[8].

Zaheh의 정의를 이용하여

$$P_{ij}=\int_{x_i-h/2}^{x_i+h/2}\int_{y_j-k/2}^{y_j+k/2} \chi_i(x)\chi'_j(y) f(x, y)\,dx\,dy$$

로 계산된다.

여기서 f(x, y)는 모집단의 확률 밀도함수이고 퍼지 데이타 (χ_i, χ'_j)의 소속함수는 2차원 공간에서 $\chi_i(x)\chi'_j(y)$로 정의되어 있다고 하자. 퍼지관측의 기본형으로서 $-h/2 \le x \le h/2$, $-k/2 \le y \le k/2$에서 3종류의 소속함수를 1변량과 같이 정의할 수 있으나 삼각형 형태인 경우만을 기술하겠다.

$$\begin{cases} \chi(x) = -2\,|\,x\,|\,/h+1 \\ \chi'(y) = -2\,|\,y\,|\,/k+1 \end{cases}$$

2변량 퍼지 데이타 (χ_i, χ'_j)를 얻을 때 구간 H_i, H_j의 각각의 중심값 x_i, y_j를 (χ_i, χ'_j)의 대표값으로 생각하고 통계적 계산방법을 도입하자. 2변량 퍼지 데이타에서 계산된 m, n차의 적률은

$$\mu_{m,n}=\sum_{i=-\infty}^{\infty}\sum_{j=-\infty}^{\infty} x_i^m y_j^n P_{ij}$$

$$=\sum_{i=-\infty}^{\infty}\sum_{j=-\infty}^{\infty} x_i^m y_j^n \int_{-h/2}^{h/2}\int_{-k/2}^{k/2} \chi(u)\chi'(v) f(x_i+u, y_j+v)\,du\,dv$$

$$\doteqdot 4/(hk)\int_{-\infty}^{\infty}\int_{-\infty}^{\infty} x^m y^n\,dx\,dy \int_{-h/2}^{h/2}\int_{-k/2}^{k/2} \chi(u)\chi'(v) f(x+u, y+v)\,du\,dv$$

이다.

퍼지 수량화 이론에서의 표본의 퍼지집합을 퍼지군이라 한다[2]. 이제 퍼지사상 A에 관심이 있을 때 주어진 표본 $(x_1, \cdots, x_n)$의 통계량을 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$N(A)=\sum_{i=1}^{n}\mu_A(x_i)$$

를 퍼지집합의 크기라 하면 표본평균 M_A와 표본분산 σ_A^2은 다음과 같다.

$$M_A=1/N(A)\{\sum_{i=1}^{n} x_i\mu_A(x_i)\}$$

$$\sigma_A^2=1/N(A)\{\sum_{i=1}^{n}(x_i-M_A)^2\mu_A(x_i)\}$$

이들의 정의를 사용헤서 퍼지군의 군간변동, 군내변동과 총변동의 관계에 대하여 설명해 보자. 표본 $x_w(w=1, \cdots, n)$이 주어져 있고 퍼지군 $A_i(i=1, \cdots, k)$의 소속함수가 $\mu_{A_i}(x_w)$라 하자. 총평균 m과 퍼지군 A_i에서의 평균 m_{A_i}는 다음과 같다.

$$m=1/N\{\sum_{i=1}^{k}\sum_{w=1}^{n} x_w\mu_{A_i}(x_w)\}$$

$$m_{A_i}=1/N(A)\{\sum_{w=1}^{n} x_w\mu_{A_i}(x_w)\}$$

여기서 $N=\sum_{i=1}^{k}N(A_i)$이다.

총변동 T, 퍼지 구간변동 B 및 퍼지 군내변동 E는 각각

$$T=\sum_{w=1}^{n}\sum_{i=1}^{k}(x_w-m)^2\mu_{A_i}(x_w)$$

$$B=\sum_{w=1}^{n}\sum_{i=1}^{k}(m_{A_i}-m)^2\mu_{A_i}(x_w)$$

$$E=\sum_{w=1}^{n}\sum_{i=1}^{k}(x_w-m_{A_i})^2\mu_{A_i}(x_w)$$

로 정의할 수 있다. 이때 다음의 관계가 성립한다.

$$T=B+E$$

이와 같이 퍼지사상에서도 총변동이 퍼지 군간변동 B와 퍼지 군내변동 E로 분할할 수 있다는 것을 알 수 있다.

3. 퍼지 통계적 결정

본 장에서는 확률적인 사상의 문제가 애매한 상황일

때 대처방안으로서 퍼지 통계적 결정법을 알아보고자 한다. 통계적 결정 문제를 (Ω, D, P, U)라 하자. $\Omega=\{\theta, \cdots, \theta_n\}$은 자연상태의 집합이고, $D=\{d_1, \cdots, d_m\}$은 행동의 집합, P는 Ω상의 사전 확률이고 U는 $D\times\Omega$상의 효용함수이다.

이때 결정자가 어떠한 행동 d_j를 선택하고자 할 때 기대효용을 최대로 하는 것을 택하고자 한다[6].

$$U(d_j)=\sum_{k=1}^{n}U(d_j, \theta_k)P(\theta_k)=\sum_{k=1}^{n}U_{jk}P(\theta_k)$$

라면 max $U(d_j)$인 행동 d_j를 선택할 것이다. 만약 추가적 정보 x_i가 있을 경우 베이즈 법칙에 의해 $P(\theta_k \mid x_i)$인 사후 확률을 얻을 수 있으므로 정보 x_i를 얻은 후 행동 d_j의 기대효용은

$$U(d_j \mid x_i)=\sum_{k=1}^{n}U(d_i, \theta_k)P(\theta_k \mid x_i)=\sum_{k=1}^{n}U_{jk}P(\theta_k \mid x_i)$$

이고 최적행동 $d^0{}_{xi}$에서 max $U(d_i \mid x_i)$가 된다. 확률적 정보 X를 얻는 조건에서 최대 기대효용은 $U(d^0x)$은

$$U(d^0x)=\sum_i U(d^0x_i \mid x_i)f(x_i)$$

로 쓸 수 있다.

그러면, 이제 퍼지 통계적 결정 문제를 (F, A, ξ, U)에서 생각해 보기로 하자.

$F=\{F_1, \cdots, F_r\}$은 자연상태 $\Omega=\{\theta_1, \cdots, \theta_n\}$상의 퍼지집합이고, $A=\{A_1, \cdots, A_t\}$은 행동의 집합, $U(\cdot, \cdot)$는 $A\times F$상의 효용함수, $\xi(\cdot)$은 Ω상의 사전 확률분포이다. 여기에서

$$\sum_{i=1}^{r}U_{Fi}(\theta_k)=1(k=1, \cdots, n)$$

으로 퍼지상태 공간 F는 직교하고 있다고 가정한다. 따라서 기대효용이 최대가 되는 행동인 A_0를 구하면

$$U(A^0)=\max U(A_i)$$

$$U(A_i)=\sum_{j=1}^{r}U(A_i, F_j)P(F_j), \quad \text{단} \quad \sum_{i=1}^{r}P(F_i)=1$$

여기에서

$$P(F_k)=\sum_{i=1}^{n}U_{Fk}(\theta_i)\xi(\theta_i)$$

그러나 관측공간 $X=\{x_1, \cdots, x_m\}$으로부터 정보 x_j를 얻음으로써 조건부 확률 $f(x_j \mid \theta_i)$를 구할 수 있다면 θ_i의 사후확률은

$$\xi(\theta_i \mid x_j)=f(x_j \mid \theta_i)\xi(\theta_i)/f(x_j)$$

여기에서

$$f(x_j)=\sum_{i=1}^{m}f(x_j \mid \theta_i)\xi(\theta_i)\text{이다.}$$

관측공간 x로부터 퍼지 관측공간을 $U=\{M_1, \cdots, M_g\}$라 하면 퍼지 베이즈 법칙을 다음과 같이 이끌어 낼 수 있다.

$$\text{단,}\ \sum_{j=1}^{g}\mu_{Mj}(x_k)=1\ (k=1, \cdots, m)\text{이다.}$$

$$P(F_k \mid x_j)=\sum_{i=1}U_{Fk}(\theta_i)f(x_j \mid \theta_i)\xi(\theta_i)/f(x_j)$$

$$P(\theta_k \mid M_j)=\sum_{i=1}^{m}U_{Mj}(x_i)f(x_i \mid \theta_k)\xi(\theta_k)/P(M_j)$$

$$P(F_k \mid M_j)=\sum_{i=1}^{n}\sum_{P=1}^{n}U_{Fk}(\theta_i)U_{Mj}(x_p)f(x_p \mid \theta_i)\xi(\theta_i)/P(M_j)$$

여기에서

$$P(M_j)=\sum_{i=1}^{m}\mu_{Mj}(x_i)f(x_i)\text{이다.}$$

이러한 경우 기대효용이 최대가 되는 행동 $A^0{}_{xj}$와 $A^0{}_{Mj}$를 구하면

$$U(A^0{}_{xj} \mid x_j)\equiv\max_i U(A_i \mid x_j),$$

$$\text{단,}\ U(A_i \mid x_j)=\sum_k U(A_i, F_k)P(F_k \mid x_j)$$

$$U(A^0{}_{Mj} \mid M_j)\equiv\max_i U(A_j \mid M_j),$$

$$\text{단,}\ U(A_i \mid M_j)=\sum_k U(A_i, F_k)P(F_k \mid M_j)$$

이제 의사결정 모형 (Ω, D, P, U)에서 Ω에 대한 정보는 기본 확률로 주어진다[5]고 하자. Ω는 유한인 자연상태(states of nature)의 집합으로 $\Omega=\{w_1, \cdots, w_n\}$라 하고 모든 가능한 행위의 집합 D는 $D=\{d_1, \cdots, d_m\}$, P는 Ω상의 기본 확률이다. 효용함수 U는 $U: D\times\Omega\to R^n$로, 행위 d_j에 대한 의사결정자의 선호도를 효용백터 U_j로 표시하면

$$U_j=(U_{j1}, \cdots, U_{jn}) \in R^n\ (j=1, \cdots, m)$$

로 표시할 수 있다.

U는 의사 결정자의 선호도에 따르는데, 여기서 $U_j \in R^n$을 2차원 벡터로 보내는 함수 $g(U_j \mid m)$를 생각하자.

$$g: R^n\to R^2,\ g(U_j \mid m)=(P_*(U_j \mid m), P^*(U_j \mid m))$$

여기서

$$P_*(U_j \mid m)=\sum_{A\subset\Omega}m(A)\inf_{wk\in A}U_j$$

$$P^*(U_j \mid m) = \sum_{A \subset \Omega} m(A) \sup_{w_k \in A} U_{ji}$$

$P_*(U_j \mid m)$은 모든 wi∈A에 대하여 U_{ji}의 최소값에 대한 수학적 기대값으로 하한 기대값이며 $P^*(U_j \mid m)$은 모든 wi∈A에 대하여 U_{ji}의 최대값에 대한 수학적 기대값으로 상한 기대값이다.

이제, 모든 가능한 의사 결정 가운데서 하나의 의사결정을 하기 위해 $h: R^2 \rightarrow R$를 이용하여 의사 결정의 순서를 만들어 보자. 이때 h는 의사 결정자의 태도를 반영하는 함수이다[3].

따라서, h는 g에 대하여 주어진 순서를 변형시키지 않는 비감소 함수라야만 된다. 가장 널리 쓰이고 있는 h는 다음의 3가지 종류가 있다.

(1) 낙관적 기준으로서의 max-max기준 : $\max P^*(U_j \mid m)$

(2) 비관적 기준으로서의 Wald의 방법 : $\max P_*(U_j \mid m)$

(3) Hurwitz의 α-낙관적 기준 : $\max[\alpha P_*(U_j \mid m) + (1-\alpha) P^*(U_j \mid m)]$

이때, α의 값은 의사 결정자의 최적값이 된다.

위에서 제안한 의사결정 모형은 많은 요소를 가지고 있다. 많은 상태와 가능한 행위, 그리고 정보들, 따라서, 이러한 상태와 행위를 완벽하게 설명할 수 있는 효용함수를 얻는 것은 자료의 부족. 시간 부족 또는 경제적 부담과 결정자들이 경영자일 때 이들의 정확치 못한 태도 등으로 인하여 지극히 어렵기 때문에 퍼지 환경 하에서의 퍼지 행위를 생각하는 것은 당연스럽다.

따라서 종래의 의사결정 모형을 다음과 같은 경우로 확장할 필요가 있다[13]. 퍼지 의사결정 모형을 (F, A, P, U)로 표시하고, $F = \{F_1, \cdots, F_r\}$은 모든 $\theta_k \in \Omega (k=1, \cdots, n)$에 대하여 $\sum \mu_{F_l}(\theta_k) = 1$인 직교 조건을 만족하는 Ω상의 퍼지 사건의 집합이고, $A = \{A_1, \cdots, A_l\}$은 행위 공간 D의 퍼지 행위 집합이며 U는 A×F 위에서의 정의된 효용 함수이고, P는 Ω상에 정의된 기본 확률이라 하자. 여기에서

$$(U_j \mid m) = \sum_{A \subset \Omega} m(A) \sum_{l=1}^{r} \sum_{\theta k \in A} U_{jk} \mu_{F_l}(\theta_k)$$

를 최대로 하는 행동을 선택할 수도 있다. 그러나 본 연구에서는 하한 퍼지 확률과 상한 퍼지 확률을 정의하여 하한 기대값과 상한 기대값을 유도하고 이를 이용하여 퍼지 의사결정 모형을 생각하고자 한다.

퍼지 상태 $F_l (j=1, 2, \cdots, r)$에 대한 하한확률과 상한확률을 다음과 같이 정의한다.

$$m_*(F_l) = \sum_{A \subset \Omega} m(A) \inf_{\theta k \in A} U_{Fl}(\theta_k)$$

$$m^*(F_l) = \sum_{A \subset \Omega} m(A) \sup_{\theta k \in A} U_{Fl}(\theta_k)$$

일반적인 의사결정 모형에서 설명한 함수 g와 같이 함수 G를 다음과 같이 정의하자.

$$G: R^r \rightarrow R^2, \quad G(U_j) = (\sum_l U_{jl}\, m_*(F_l), \sum_l U_{jl}\, m^*(F_l))$$

$$G(U_j) = (P_*(U_j \mid m), P^*(U_j \mid m))$$

이라 하면 퍼지 결정의 순서는 위에서 설명한 일반적인 경우와 똑같은 방법을 적용할 수 있다.

4. 결 론

본 연구에서는 2가지의 의사결정 모형을 제시하였으나 여러가지의 경우에 대하여 모의 실험을 실시한 후 효율에 대하여 논의하여야 될 것이다.

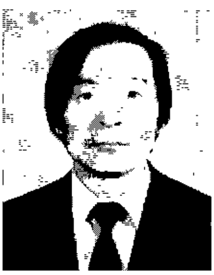
퍼지결정 모형에서 제안될 수 있는 하한 기대값과 상한 기대값은 여러가지 생각할 수 있으나 실제의 각 경우에 따라 평가함으로써 알맞는 결정 이론을 확립할 수 있을 것이다. 특히, 기본 확률과 퍼지성의 결합에 관한 이론적 고찰과 표본 정보가 이용 가능할 경우에 관한 연구가 필요하다고 본다.

참 고 문 헌

1. Asai, K., Tanaka, H., and Okuda, T., On Discrimination of Fuzzy States in a Probability Space, Kybernetes 6, 1977, pp. 185~192.
2. Asai, K., Ternano, T., Sugeno, M., 퍼지시스템 입문, 1987, pp. 1~255, オーム社.
3. Bolanos, M. J., Lamata, M. T., and Moralas, Decision Making Problems in a General Environment, Fuzzy Sets and Systems 25, 1988, pp. 135~144.
4. Li Bao-wen, Weight and Graded Fuzzy Clustering, Fuzzy Sets and Systems 36, 1990, pp. 37~43.
5. Mathiew-Nicot, B., Fuzzy Expected Utility, Fuzzy Sets and Systems 20, 1986, pp. 163~173.
6. Okuda, T., Tanaka, M., and Asai, K., A For-

mulation of Fuzzy Decision Problems with Fuzzy Information Using Probability Measures of Fuzzy Events Information and Control 38-2, 1978, pp. 135～147.

7. Okuda, T., A Statistical Treatment of Fuzzy Observations: Estimation Problems, Preprints of Second IFSA Congress, 1987, pp. 51～55.
8. Okuda, T., Kodono, Y., Asai, K., Moment Estimation by Fuzzy Observation Data the Bivariate Case, 日本 퍼지학회지 제1권 제3호, 1990, pp. 415～427.
9. Sugeno, M., 퍼지이론의 전개, 1980, pp. 1～247. サイエンス社.
10. Tanaka, H., Okada, T., and Asai, K., Fuzzy Information and Decision in Statistical Model, Advances in Fuzzy Sets Theory and Applications, 1977, pp. 303～320, North-Holland.
11. Zaheh, L. A., Fuzzy sets as a basis for a theory of possibility, Fuzzy Sets and Systems 1, 1978, pp. 3～28.
12. 이광형, 오길록, 퍼지이론 및 응용 Ⅰ, Ⅱ, 홍릉출판사.
13. 김순기, 장욱배, 퍼지정보와 최적의사 결정 13-1, 1990, 전북대학교 기초과학연구소, 1990. pp. 69～78.



김 순 기

1977년 서울대학교 계산통계학과에서 석사학위 취득
1986년 서울대학교 계산통계학과에서 이학박사 취득
1979년～현재 전북대학교 전산통계학과에서 수리통계학, 통계적 결정론, 퍼지이론 등을 강의하고 있음.
1988년～1990 전북대학교 전자계산소장
1990년～현재 전북대학교 정보산업연구소장
1991년～현재 한국통계학회 호남지부장, 한국통계학회 감사
관심분야 : 통계적 결정론, 퍼지통계 결정론

장 욱 배

1962년 고려대학교 졸업
1974년～1980년 죠지아 주립대, 오하이오 주립대 박사과정 수료
1988년 산타바바라대(Ph. D)
1980년～현재 전북대학교 전자계산학과 교수
관심분야 : 소프트웨어 공학. CAI, 인공지능, 수치해석