

퍼지추론을 이용한 도로경로선택 모델화 수법

Modelling Method of Road Route Choice using Fuzzy Reasoning

남 궁 문*, 성 수 련**, 김 경 태***, 서 승 환***

Gung Moon Nam*, Soo Lyeon Sung**, Kyoung Tea Kim***, Seung Hwan Suh***

ABSTRACT

Fuzzy reasoning has been applied to analysis of traffic problems on urban arterial road. As the analysis on factors of route choice has been already carried out, its result can be used for construction of the model. Route choice rate estimation by fuzzy reasoning was discussed from its structure and accuracy.

The major objective of the study is to introduce some kinds of methods with fuzzy reasoning and to make their feature obvious.

First, the production system model is introduced with consideration of reality to actual travel behavior. Second, overlapping areas of fuzzy language function are investigated. Finally, process of fuzzy reasoning was also considered. Five kinds of Fuzzy reasoning are compared to investigate in relation between shapes of membership function and estimation validity.

I. 서 론

교통경로선택 문제는 도로이용자가 어떠한 요인으로 어떠한 의사결정을 하여 경로를 선택하는가를 검토하여 최종적으로는 장래의 교통경로별 교통량을 예측하여 교통계획의 자료로 사용하자는 것이다. 이때문에 각종 조사 데이터를 이용해서 경로선택의 추계모델이 작성되고 있다.^{1), 2), 3)} 최근에는 비집계형태의 모델이 작성되고 있는 경우가 많지만 비집계모델이란 인간의 선택행동을 개개의 사람에게 주어진 조건과 그 선택결과를 결합하는 것이다. 이것은 사회경제적 속성 및 교통환경이 유사한 인간의 교통행동은 장소나 시각에 의하지 않고 일정한 범위 안에서 정해진다는 것을 전제로 하고 있다.

그런데 경로선택행동은 본래 인간의 판단에 바탕하는 것이므로 경로선택행동 추계모델에 의한 행동결정을 위해 각 요인이 막연한 인식하에 있고 또한 모델의 구조 결정요인으로부터 끄집어 나온 평가 등은 여러가지의 애매성을 포함하고 있으므로 이것을 고려할 필요가 있다.¹⁾ 또한 의사결정과정은 도로이용자의 그간의 경험과 지식을 바탕으로 이루어지는 복잡한 과정이다.

본 연구에서는 경로선택모델화를 도로이용자의 지식을 바탕으로 구축하여 지식의 표현인 언어표현에 의한 Production System 언어변수의 애매성을 고려하기 위해 퍼지이론중 퍼지추론법을 도입하여 모델화를 시도하였다.

본 연구에서는 구축된 모델을 검증하기 위해 종래의 2항로짓트모델을 사용하여 모델화의 검증을 시도하였다. 퍼지모델화에 있어서는 다양한 퍼지추론방법을 사용하여 경로선택거동에 적합한 추론과정을 제안한다.

*원광대학교 공과대학 토목환경공학과 조교수
**전남대학교 대학원 토목공학과 박사과정
***원광대학교 대학원 토목공학과 석사과정

II. 교통경로선택에서의 퍼지성

교통경로선택 행동은 운전자의 의사결정과정을 토대로 하는 것으로서 운전자가 가지는 의식척도에는 결정적인 요인과 애매한 요인이 포함되어 있다.^{1),3)} 경로선택문제에 포함된 애매성(퍼지성)을 정리하면 다음과 같다.

(1) 모델의 입력데이터의 애매성

통상, 모델작성을 위한 자료로 되는 person trip조사 등 교통조사데이터는 개인단위의 확정적인 수치로서 수집되고 모델에 따라서는 그대로 사용이 되지만 데이터에 따라서는 기억이 없다. 또는 애매하다 등의 이유로 상세한 검토가 충분히 이루어지지 않는 경우가 많다. 따라서 퍼지한 요인으로서 사용해야 한다.

(2) 인간의 인식 퍼지성

실제 선택행동에 있어서 의사결정요인이 되는 정보는 교통조사 데이터로서 얻어지는 세심한 부분까지 인식이 되어지는 것이 아니라 아주 막연하게 취급되어지고 있다고 생각하는 것이 자연적이고 이를 모델작성시 고려해야 할 필요가 있다.

(3) 인간의 판단구조의 애매성

인간의 판단과정은 무어라 해도 애매한 구조이고 비록 의사결정의 요인에 확정적인 정보가 주어져도 각요인에 대해서 애매하게 평가를 하고, 그것들을 집적하여 최종적으로 판단하는 것으로 생각한다.

이러한 경로선택의 모델화에 있어서의 애매성을 취급하는데 유용한 퍼지이론을 사용하여 모델화를 시도하고, 모델의 동정은 퍼지한 요인을 포함하는 정성적인 언어함수로 표현하는 지식형모델을 구축하여 보다 인간의 의사결정에 가까운 경로선택모델을 제안을 목적으로 한다.

III. 모델화 수법의 개요

(1) 모델화를 위한 예제

여기서는, 모델화의 각 방법의 비교를 시도하기 위해 간단한 예제를 이용한다. 일반적으로 경로선택의 문제는 광범위하게 정의되어진다. 즉, 도로망과 철도 시스템의 분담, 일반도로와 고속도로 등 성질이 다른 교통시스템 상호간 경로선택의 문제 등이 그것이다.

그림 1은 가장 단순한 OD(기종점)간 경로구성을 생각하는 예를 들었다. 일반화하기 위해, 각 경로의 구체적인 평가요인 결정문제가 있지만, 여기서는 시간비용으로 일반화된 교통비용 을 생각했다.

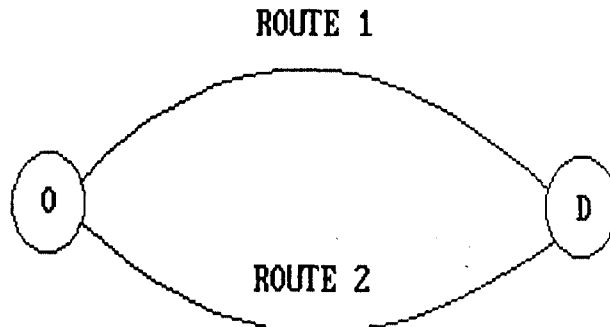


그림 1. 경로선택 예

여기서는 이러한 경로선택문제를 대상으로 한다. 이는 전형적인 2항로짓트모델이다. 따라서, 여기서는 대상을 운전자(이용자)로 생각했고 개인수준의 교통행동 표현이 어떻게 모델화 되는가에 주목하였다.

표 1은 기존에 연구된 BL모델을 추계용 Sample의 예를 나타내었다.

이러한 데이터의 형태는 각 경로모델 작성시 같은 형태로 쓰여지며 이에 따라 선택되는 결과 역시 같은 형태로 나타난다.

표 1. Logit Model의 예

No	Route	T1	T2	No	Route	T1	T2
1	2	52.9	4.4	12	1	18.5	84.0
2	2	4.1	28.5	13	1	82.0	38.0
3	1	4.1	86.9	14	2	8.6	1.6
4	2	56.2	31.6	15	1	22.5	74.1
5	2	51.8	20.2	16	1	51.4	83.8
6	1	0.2	91.2	17	2	81.0	19.2
7	1	27.6	79.7	18	1	51.0	85.0
8	2	89.9	2.2	19	1	62.2	90.1
9	2	41.5	24.5	20	2	95.1	22.2
10	2	95.0	43.5	21	1	41.6	91.5
11	2	99.1	8.4				

(2) 기존의 BL(Binary Logit)모델^{4),5)}

지식이용형을 모델화 방법(후술)과 통계적 처리를 바탕으로 하는 2항로짓트모델(BL모델)은 본질적으로 다르다. 이러한 모델화 방법은 우열을 문제로 할 필요는 없지만, 모델화상의 상위를 명확히 하기 위해, 개인행동의 모델화의 대표적 방법으로서 비집계모델을 들어서 각 모델의 추정순서와 추정결과를 비교한다.

우선 간단하게 유효성이 높은 종래 모델로서 Logit Model을 생각한다. Logit Model에서는 각경로의 효용함수를 다음과 같이 표현한다.

$$Z_{1n} = t_1 + t_2 x_{1n2} \tag{1}$$

$$Z_{2n} = t_2 x_{2n2} \tag{2}$$

이러한 효용함수로 부터 logit model에서는 지수함수를 포함한 형태의 함수로 경로선택율이 계산된다. 예를 들어 경로 1의 선택확율은 식(3)과 같다.

$$p_{1n} = 1 / [1 + \exp\{-\{t_1 + t_2(x_{1n2} - x_{2n2})\}\}] \tag{3}$$

이때, 통계적인 함수형을 결정하기 위해서는 최우추정법⁶⁾을 이용한 추계가 행해진다. 본 연구의 예인 표 1의 결과를 최우추정법으로 계수치를 추정하여 $t_1 = -0.237$, $t_2 = -0.053$ 가 된다. 구해진 계수치를 바탕으로 경로선택확률 추계치가 구해진다. 본 예에서는 적중률 계산에 이용되는 $p_1 \geq 0.5$ 를 경로 1의 선택기준으로하면, 전체 중에서 2표본(No.2 와 No.13)이 오판별인 것이 된다. 따라서, 적중률은 $19/21 = 0.905$ 이고, BL모델로서도 적합성이 높은 예라고 할 수 있다.

또한, 여기서는 다른 수법과의 비교를 위해, 경로선택실적치(선택의 유무 $R_i = 0$ or 1 , $i = 1 \sim n$)와의 적합성을 나타내는 식(4)의 형태의 지표로 하였다.

$$PI = \sum_i |R_i - P_i| \tag{4}$$

이 지표는 각 표본에 대한 추계오차가 최대 1의 크기로 누적된다. BL모델을 이용해서 추계한 결과에 대하여 PI을 계산하면 $PI = 5.452$ 이다. 이 결과를 계량적으로 이용하는 경우 $5.452/21 = 26\%$ 정도의 오차가 생길 가능성이 있다는 것을 나타낸다.

BL모델은, 통계적인 데이터 해석을 기준으로 하고 있고, 모델의 유이성에 대해서는 다양한 지표가 존재하고 모델의 유효성도 통계적으로 검토할 수 있다는 장점이 있다.

본 연구에서는 Logit모델의 유효성 지표인 적합도와 PI 값을 바탕으로 제안된 방법간을 비교하였다.

IV. 지식모델화 방법

지식베이스(Knowledge Base : KB)를 이용한 모델화는, 기본적으로 AI수법(인공지능, Expert System) 방법에 바탕한 것이다.^{7),8)} 그러므로, 현실의 연구분야에서는 기존의 Production System (PS), 퍼지공학 등의 방법론을 사용한다.

(1) Production System(PS모델)에 의한 모델화

일반적으로 Expert System이라고 칭하는 방법은 전문가의 지식을 획득·정리·보존하고, 또한 구축하는 기능을 계산기 상으로 실현하는 것으로 생각된다. 여기서는, 그 중에서도 구조적으로 rule base를 이용하고 이것을 Production System(PS)모델이라 부른다.

일반적으로 교통행동을 분석하기 위한 지식 Base작성에는 부가적인 정보에 관한 지식도 중요하다. 특히 상당히 복잡한 지식베이스를 작성하기 위해서는 의사결정구조를 파악하는 방법이 필요하다.

이 경우에는, 경로선택에 관한 지식으로서 일반화비용에 대한 간단한 추론(인간이 일상적으로 이용하고 있는 판단)을 이용했다. 즉 경로 1의 선택에 대해서 「교통비용 T₁이 다른 비용보다도 작으면, 경로 1을 선택한다」 또는 「교통비용이 그리 다르지 않으면 선택을 결정적으로 행하지 않는다」 등으로 생각한다.

지금 교통비용 및 경로 1의 선택에 대해 3종류의 인식언어(대·중·소)를 생각한다면, 이러한 지식 모두를 IF/THEN형의 rule군으로 표현할 수가 있다.

경로선택에 대한 PS모델의 규칙은 표 2와 같이 작성하였다.

표 2. 경로선택에 대한 PS규칙

Rule 1)	IF T ₁ is Small	and T ₂ is Small	THEN Choice is Medium
Rule 2)	IF T ₁ is Small	and T ₂ is Medium	THEN Choice is Large
Rule 3)	IF T ₁ is Small	and T ₂ is Large	THEN Choice is Large
Rule 4)	IF T ₁ is Medium	and T ₂ is Small	THEN Choice is Small
Rule 5)	IF T ₁ is Medium	and T ₂ is Medium	THEN Choice is Medium
Rule 6)	IF T ₁ is Medium	and T ₂ is Large	THEN Choice is Large
Rule 7)	IF T ₁ is Large	and T ₂ is Small	THEN Choice is Small
Rule 8)	IF T ₁ is Large	and T ₂ is Medium	THEN Choice is Small
Rule 9)	IF T ₁ is Large	and T ₂ is Large	THEN Choice is Medium

경로선택모델은 9개의 Rule으로 구성하였다. 이것은 각 변수가 crisp수이다. 이는 경로선택 이용자를 9개의 카테고리로 분류한 것과 일치한다.

모델의 추론결과로서 얻어진 Label인 SMALL, MEDIUM, LARGE는 경로선택을 값 1.0, 0.5, 0.0에 대응한

다. 여기서 MEDIUM부분은 선택확률이 0.5로 확실히 확정할 수 없는 것을 나타낸다. 이러한 구체적 계산 결과와 BL모델 그리고 다음에 설명하는 퍼지 추론법과 비교한다.

(2) 퍼지추론에 의한 모델화(FM모델)^{8),9)}

지식베이스형 모델에 있어 규칙형 기술이 이용되는 경우에는 용어변수에 의한 추론구성을 이용하는 것에 의해 퍼지추론모델을 작성할 수 있다.

퍼지모델은 IF/THEN 규칙을 이용해서 사용자 판단을 기술한다는 점에서 전술의 PS모델과 동일하다. 따라서 모델화 순서도 거의 같게 행해질 수 있다.

퍼지추론에서는 인간의 판단을 특정의 폭을 가진 언어변수로 표현하고 있다. 그러므로 PS모델에서 이용한 9개의 규칙표현을 그대로 이용할 수 있다. 다른점은 각 규칙의 용어변수가 특정의 폭과 변수를 가진 퍼지수인 것이다.

이 결과 통상의 PS결과에서 모든 경우를 설명하는데도 다수의 규칙을 필요로 하지만 FS모델에서는 규칙수의 간략화가 가능하다.

본 연구에서는 퍼지추론 방법중

- Case 1) Min - Max - 중심법
- Case 2) 한계적 - 가산 - 중심법
- Case 3) 한계적 - Max - 중심법
- Case 4) 대수적 - 가산 - 중심법
- Case 5) 대수적 - Max - 중심법

을 사용하여 선택률 결과를 비교하였다. 특히, 퍼지추론의 경우 언어함수 영역의 포함정도에 따라 모델의 설명력이 다르므로 최적의 포함정도의 동정을 시도하였다.

V. 결과분석

1) PS모델과 언어함수의 최적영역의 동정

경로선택에 대한 변수인 교통비용 및 선택률에 대한 이용자의 언어를 [Small], [Medium], [Large]로 설정하였다. 이때 각각의 영역에 대한 범위를 어떻게 정하는가에 따라 경로선택률 추정에 영향을 미친다. 그래서 본 연구에서는 PS모델을 사용하여 언어영역에 대한 감도분석을 실시하여 최적의 영역을 동정하였다. 감도의 척도는 실제데이터의 비적중율을 척도로 사용하였다. 경로 1에 대한 교통비용과 경로 2에 대한 교통비용의 영역차와 비적중도와와의 관계를 그림 2에 나타내었다.

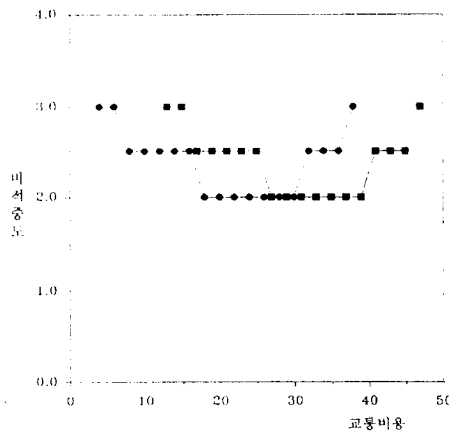


그림 2. 함수영역과 비적중도

그 결과 경로 1에 대한 중정도비용은 27~39로, 경로 2에 대한 중정도 비용은 18~30의 폭을 가지는 경우가 현상을 잘 추정하고 있음을 알았다.

그림 3에는 최적의 폭을 가지고 계산한 BL모델값과 PS모델값을 나타내었다. 그 결과 PS모델의 적중률은 85.7%로 BL모델의 90.47%보다는 낮으나 PI값은 PS모델이 0.101로 높게 나타나 지식모델의 적용가능성을 말해주고 있다.

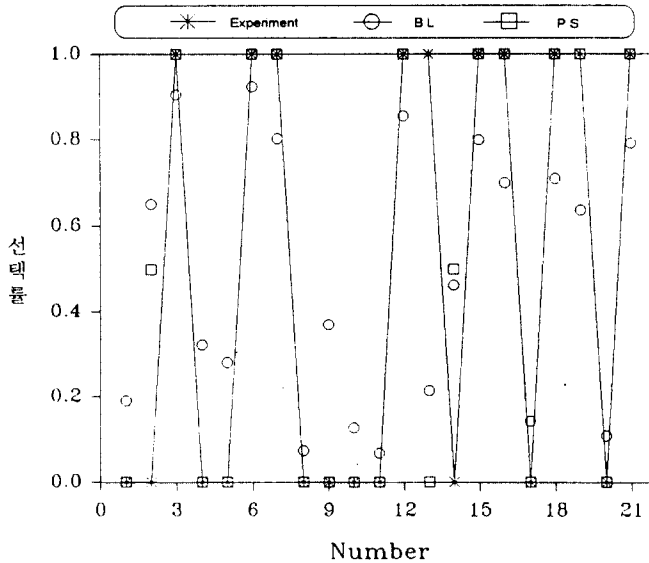


그림 3. BL모델과 PS모델의 비교

2) 퍼지추론모델

퍼지추론모델을 사용하는 경우 각 언어함수의 중복영역에 따라 값이 차이가 있어 최적의 Membership Function의 영역을 동정하는 것도 중요하다. 또한, 퍼지추론모델에서 사용한 Membership Function의 형태를 그림 4에 나타냈다. 여기서는 중복영역을 10%, 20%, 30%, 40%로 변화를 시키면서 결과를 Case1~Case5에 대해 산정하여 그림 5에 나타냈으며 표 3에는 각 경우에 대한 PI값과 적중률을 나타내었다. 그 결과를 보면 PI값이 퍼지추론모델이 모든 경우에 대해서 기존의 BL모델보다 적게 나타나 모델의 설명력을 말해 주고 있으나 적중률의 경우는 약간 적게 나타나는 경우도 있어 이에 대한 계속 연구가 필요하다.

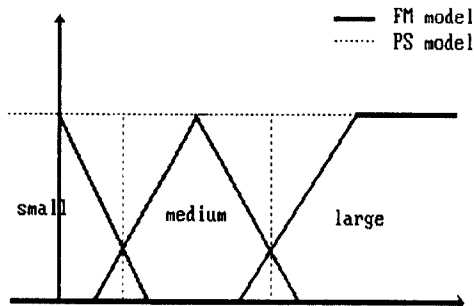


그림 4. PS모델과 FM모델에 대한 Membership Function

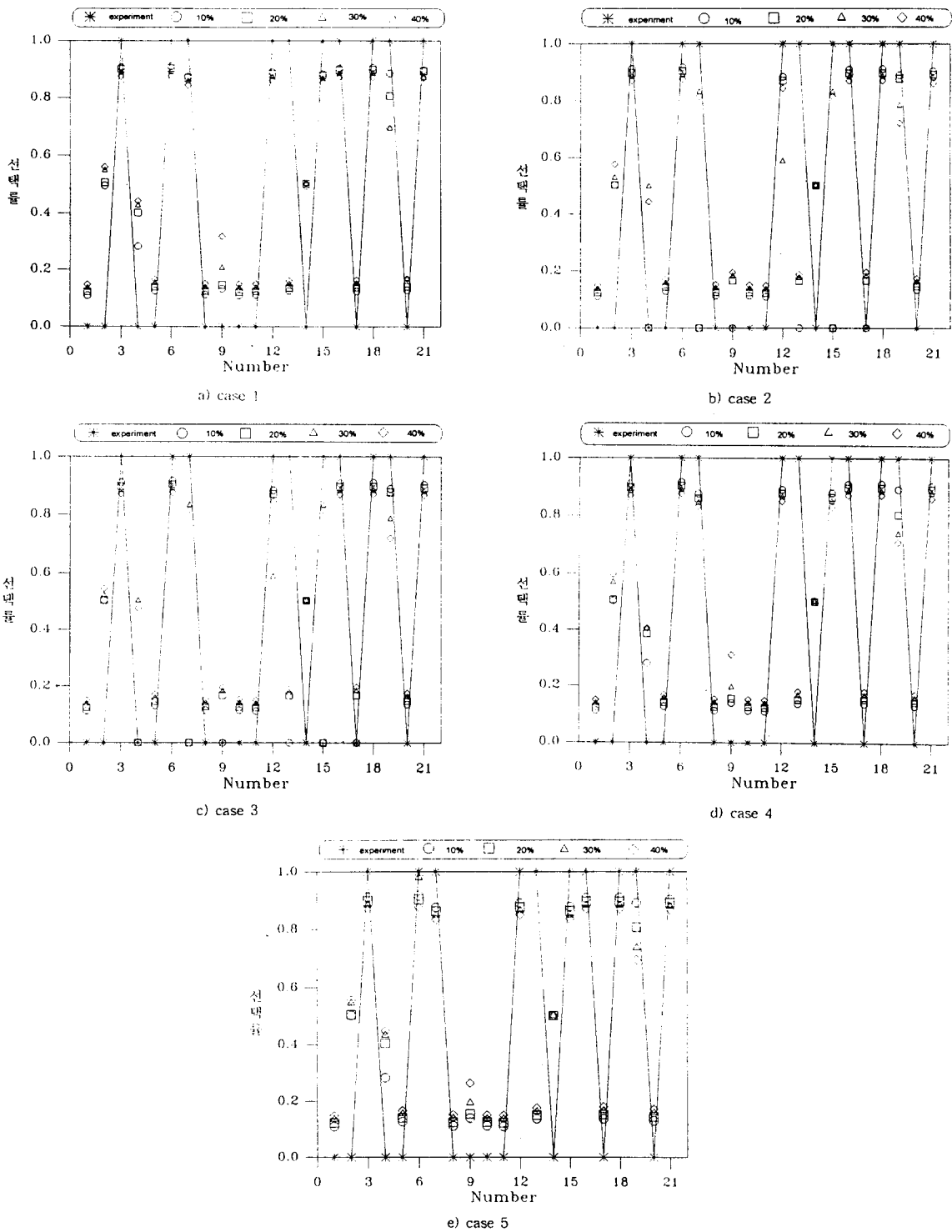


그림 5. Membership Function의 중부도에 따른 모델별 선택률 추정치

표 3. Membership Function의 중복도에 따른 PI 값과 적중률

모델	항목	PI	적중률(%)
	BL	5.452	90.47
	PS	2.0	85.7
CASE 1	10	0.101	95.2
	20	0.106	85.7
	30	0.118	85.7
	40	0.131	85.7
CASE 2	10	0.096	76.1
	20	0.108	76.2
	30	0.120	85.7
	40	0.139	85.7
CASE 3	10	0.097	76.2
	20	0.108	76.2
	30	0.120	81.0
	40	0.133	85.7
CASE 4	10	0.096	85.7
	20	0.108	85.7
	30	0.122	85.7
	40	0.140	85.7
CASE 5	10	0.096	85.7
	20	0.108	85.7
	30	0.120	85.7
	40	0.132	85.7

또한, 포함영역의 변화에 대해서는 Case1~Case5 모두 중복도 10%정도가 가장 잘 현상을 설명하고 있음을 알 수 있었다.

경로선택모델에 퍼지추론 방법을 사용하는 경우 Max-Min-중심법이 현상을 잘 설명함도 알 수 있었다.

그림 6에는 BL모델과 PS모델 그리고 퍼지추론모델중 정도가 가장 높은 중첩도 10%에 대한 Max-Min-중심법(FM모델)으로 계산한 결과를 나타내었다.

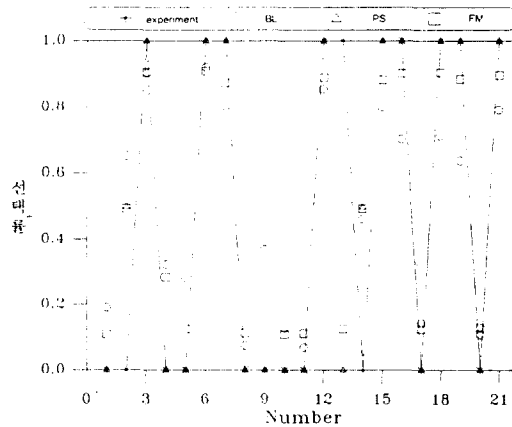


그림 6. BL, PS, FM모델의 비교

VI. 결 론

본 연구에서는 교통경로선택 문제에 대해서 기존의 확률론적인 BL모델이 아닌 이용자의 의식척도와 지식을 바탕으로 모델화를 퍼지추론을 사용하여 실시하였다. 그 결과 퍼지추론을 사용하여 모델화해도 경로선택 현상을 설명할 수 있음을 알 수 있었다. 또한 퍼지추론 방법으로는 Max-Min-중심법이 적합함을 알 수 있었고, 각 Membership Function의 중복도는 10%정도가 적합함을 알 수 있었다.

본 연구는 다양한 변화하는 다양한 교통속성의 변화에 대응하는 모델화를 가능하게 하며, 교통정보 그리고 제어기술 등에 활용할 수 있을 것으로 사료된다. 본 연구는 교통현상에 이용자의 지식과 애매성을 도입하는 기본연구로서의 위치를 점하고 있다. 이를 토대로 뉴럴이론과 GA와의 접목을 시도하고 있다.

참 고 문 헌

1. Moshe Ben-Akiva, Discret Choice Analysis, MIT, 1985.
2. Dobson, R., F. Dunber, C. Smith, D. Reibstein and C. Lovelock, Structural Models for the Analysis of Traveler Attitude-Behavior Relationships, Transportation, Vol. 7, No. 4, pp. 351~364, 1978.
3. Pas, E., Is Travel Demand Analysis and Modeling in the Doldrums?, In Developments in Dynamic and Activity-based Approach to Travel Analysis, edited by P. Jones, Avebury, pp. 3~27, 1990.
4. 第15回 土木學會講習會テキスト, 非集計行動モデルの理論と實際, 日本土木學會, 1984.
5. やさしい非集計分析, 交通工學研究會, 1994.
6. 飯田恭敬, 土木計劃システム分析, 森北出版, pp. 113~143, 1993.
7. 水本雅晴, わかりやすいファジイ理論II, ファジイ推論とファジイ制御コンピュータ, No. 28, pp. 32~45, 1989.
8. 坂和正敏, ファジイ理論の基礎と應用, 森北出版, pp. 44~57, 1992.
9. 菅野道夫, ファジイ制御, 日刊工業新聞社