国際研究論叢 17（1）：95～112，2003

気象データを用いる需要予測ファジィ推論モデル

古 殿 幸 雄* 西 本 正 博**

Demand Forecasting Fuzzy Reasoning Models Using Meteorological Data

Yukio Kodono* and Masahiro Nishimoto**

Abstract

A consumer behavior model is proposed to explain the action by which consumers buy commodities and services. In this model, purchase of goods by the consumer is stimulated by marketing, advertisement, etc. However it is reported that consumer behavior is also influenced by meteorological factors.

This article suggests demand forecasting fuzzy reasoning models using meteorological data noting that this influences daily sales of goods and services. The effectiveness of these models is examined by comparing the results of regression analysis with those of the models.

キーワード
気象データ、ファジィ推論、回帰分析、需要予測

1．まえがき

本論文では、消費者の需要予測モデル構築のために、日々の売上高や来客数に影響を与える気象要因について検討を行っている。通常、日々の売上高に影響を与える要因としては、新聞、ラジオ、雑誌、TV、インターネットやDMなどによる広告、友人や知人などによる評判、立地条件、競合店、接客サービスおよび店の雰囲気などの要因が考えられる。しかしながら、柳原によって、食品の売れ行き、スーパーマーケット、ファミリーレストランの客足など人間活動に対する気象の影響の解析および地上気温と500mb高度偏差と

＊こどの　ゆきお：大阪国際大学経営情報学部助教授
＊＊にしもと　まさひろ：株式会社ソフトウェアエンジニアリング
〈「投稿者の資格基準」⑪により承認〉〈2003.5.28 受理〉

の関係の解析が報告され[1]、また、著者らによって、ファーストフード店およびファミリーレストランの売上が、気温に影響されていることが報告され[2]～[4]、そのファジィ推論モデルの構築について報告されている[5], [6]。

本論文では、これまでに報告された気象データ以外の要因も含めて、日々の来客数を予測するファジィ推論モデルを構築し、従来からの予測手法である回帰分析と比較することで、本ファジィ推論モデルの有用性について検討している[7]。

2．ファジィ推論

一般に、「x は P である」という形式のものを命題といい、x を主語、P を述語という。ここで、述語 P をファジィ集合 A とした「x は A である」をファジィ命題という。例えば、「最高気温は 30.7 ℃である」、「来客数は 332 人である」などは、二値論理における命題であり、「最高気温は 31 ℃位である」、「来客数はおよそ 330 人である」などは、ファジィ論理におけるファジィ命題である。

また、ある事実をもとにして他のことを推し量ることを推論という。特に、

規則：A ならば、B である
事実：A である
結論：　　　　　B である

のような推論を、二値論理に基づく推論と呼ぶ。

一方、A、A'、B、B' を全体集合 X のファジィ集合とすると、

規則：x が A ならば、y は B である
事実：x は A' である
結論：　　　　　　　y は B' である

は、ファジィ論理に基づくファジィ推論と呼ぶ。それぞれのファジィ集合で表されるファジィ命題をそのまま同じ文字で書くことにすると、

規則：$A \Rightarrow B$
事実：A'
結論：　　B'

となる。ファジィ推論では、A と A' が一致している必要はない。また、A' = A、B' = B ならば、

規則：$A \Rightarrow B$
事実：A
結論：　　B

となる。これを modus pones という。

特に、$A \Rightarrow B$ はファジィ規則（ファジィルール）と呼ばれ、$x \in X$ の A におけるグレードに、$y \in Y$ の B におけるグレードに対応させる規則である。ファジィ規則の A は前件部、B は後件部と呼ばれる。そこで、$A \Rightarrow B$ は $X \times Y$ における 1 つのファジィ関係、すなわち、全体集合 $X \times Y$ におけるファジィ集合と考えられる。メンバーシップ関数は、

任意の（x，y）$\in X \times Y$に対して、

$$\mu_{A\Rightarrow B}(x, y) = \mu_A(x) \rightarrow \mu_B(y)$$

で、演算「→」を含意と呼ぶ。

ファジィ集合 A' を 1 つのファジィ関係とみると、結論 B' は 2 つのファジィ関係 A' と A ⇒ B を合成して得ることができる。すなわち、

$$\mu_B(y) = \bigvee_x [\mu_A(x) \wedge \{\mu_A(x) \rightarrow \mu_B(y)\}]$$

となる。なお、$a \vee b = \max\{a, b\}$、$a \wedge b = \min\{a, b\}$ を意味する。

世界で最初にファジィ制御を手がけたロンドン大学の Mamdani は、含意の定義に、

$$(a \rightarrow b) = a \wedge b$$

を用いた[8]。これは、2 つファジィ集合 A と A' との交わりの高さ（適合度）で、ファジィ集合 B の頭をカットするため、頭切り法と呼ばれている。

さて、A_1, A_2, ・・・, A_n は全体集合 X におけるファジィ集合、B_1, B_2, ・・・, B_n は、全体集合 Y におけるファジィ集合、C_1, C_2, ・・・, C_n は、全体集合 Z におけるファジィ集合とし、$x_0 \in X$, $y_0 \in Y$ とする。

規則 1：A_1 かつ $B_1 \Rightarrow C_1$
規則 2：A_2 かつ $B_2 \Rightarrow C_2$
・・・・・・・・・・・
規則 n：A_n かつ $B_n \Rightarrow C_n$
事実　：x_0 かつ y_0

結論　：　　　　　C'

このような推論法を多重ファジィ推論と呼ぶ。規則 k：A_k かつ $B_k \Rightarrow C_k$ と事実：x_0 かつ y_0 から得られる推論結果 C'_k は、規則 k の前件部より $\mu_{A_k}(x_0)$ と $\mu_{B_k}(y_0)$ との小さい方をとって、頭切り法を用いると、$z \in Z$ に対して、

$$\mu_{C'_k}(z) = \mu_{A_k}(x_0) \wedge \mu_{B_k}(y_0) \wedge \mu_{C_k}(z)$$

となる（$k = 1, 2, \cdots, n$）。

この推論の結論：C' は、規則 1 から規則 n までのいずれかが成り立っていればよいので、これらの和をとって、

$$C_1' \cup C_2' \cup \cdots \cup C_n' = C'$$

とすればよい。メンバーシップ関数は、

$$\mu_{C}(z) = \mu_{C_1}(z) \vee \mu_{C_2}(z) \vee \cdots \vee \mu_{C_n}(z)$$

である。

多重ファジィ推論を、具体的な事象に応用した場合、結論として確定した値が必要となることがある（非ファジィ化と呼ぶ)。このような場合には、C' の重心

$$z_0 = \frac{\int z \cdot \mu_{C'}(z)dz}{\int \mu_{C'}(z)dz}$$

を利用することが多い。このような推論法を、min-max 重心法と呼ぶ。また、min の代わりに積算を max の代わりに加算を用いる推論法を、積加算重心法と呼ぶ。

なお、ファジィ推論法には、通常の多値論理にファジィネスを導入したファジィ論理に基づく推論法や後件部に線形式を用いるものがある[9]が、ここでは、通常良く用いられている上述の推論法を用いる。

3．データ調査と分散分析結果

本研究では、枚方市内のあるフィットネスクラブの 2001 年 1 月から 2002 年 12 月までの 2 年間の営業管理データを調査し、同時に、大阪管区気象台、枚方測候所の 2001 年 1 月から 2002 年 12 月までの 2 年間の気象データを調査した。調査したデータの一部を表 1，2 に示しておく。

表 1 では、2001 年 5 月の日々の売上高、男性来客数、女性来客数、合計来客数、客単価を示したものである。表中の売上高のデータの単位は円、客数の単位は人、客単価の単位は円／人であり、曜日に特別とあるのは特別営業日で営業時間が異なっている。

表 2 は、枚方測候所による 2001 年 5 月の気象データで、降水量の単位は mm、気温は℃、風速は m/s、日照時間は時間（以下 h と記す）である。なお、これらの他に平均雲量 10 分比、最深積雪、降雪深さ合計、最大風速、最大瞬間風速、風向、大気現象等の項目とそのデータなどを調査している。本論文では、2 年間の全てのデータを用いて分析することは、紙面の都合上不可能であるので、ここに掲載したデータを用いて、需要予測のモデルを構築する方法について報告する。

表 1 のデータから、日や曜日ごとによって売上高や来客数に差が見られるのは、平日、土曜日、日曜日、祝日、特別営業日で営業時間が異なるためであった。また、今回調査したフィットネスクラブは、会員費を毎月支払って施設利用するので、毎月末にカード決済によって会員費が支払われている。そのため、毎日の実際の売上高が不明であることが判明した。来客数と売上は、比例関係にあると考えられるので、本研究では、合計来客数に的を絞ることにする。また、土曜日、日曜日、祝日、特別営業日と平日とでは、日の特性によって明らかに差が見られる。したがって、モデルの構築は、平日の来客数について検討する。

表 2 のデータから、最高気温、平均気温、気温差（最高気温－最低気温)、日照時間のデータを取り上げる。これは、最高気温や日照時間に関する情報は、インターネットや気象予報で比較的容易に入手することができるため、これらのデータからモデルが構築されれば、需要予測を容易に行うことができると考えたためである。

このような観点の下で、分散分析法を用いて分析を行った結果を示しておく。

①日々の売上高や客数は、平日（月～金曜日）の曜日間で差が見られなかった。

②最高気温の要因は、日々の客数に影響を与えている。

③平均気温の要因は、日々の客数に影響を与えており、特に高度に有意であった。

④気温差（最高気温－最低気温）は、日々の客数に影響を与えており、特に高度に有意で

表１　2001年５月の営業管理データ

日 付	曜 日	売上高	男性人数	女性人数	来客数	客単価
1	特別火	23962	38	49	87	275
2	特別水	42067	30	47	77	546
3	祝木	58860	62	73	135	436
4	祝金	34722	51	60	111	313
5	祝土	54400	62	64	126	432
6	日	26923	61	56	117	230
7	月	196550	81	233	314	626
8	火	210319	84	176	206	1021
9	水	105431	76	228	304	347
10	木	134174	79	199	278	483
11	金	22341	84	218	302	74
12	土	34005	74	123	197	173
13	日	77804	47	55	102	763
14	月	32052	89	231	320	100
15	火	28952	89	174	263	110
16	水	87572	66	214	280	313
17	木	52830	94	190	284	186
18	金	43078	68	202	270	160
19	土	44731	67	119	186	240
20	日	35747	54	46	100	357
21	月	90095	75	220	295	305
22	火	107656	73	143	216	498
23	水	45817	61	172	233	197
24	木	89992	78	182	260	346
25	金	76618	76	210	286	268
26	土	58311	69	113	182	320
27	日	129177	59	48	107	1207
28	月	121813	86	224	310	393
29	火	138072	88	182	270	511
30	水	103425	62	182	244	424
31	木	190476	73	177	250	762

表2　2001年5月の気象データ

日 付	曜 日	降水量	平均気温	最高気温	最低気温	平均風速	日照時間
1	火	0	18.0	24.6	13.1	2.1	2.1
2	水	21	14.7	16.3	12.6	3.3	0.0
3	祝木	1	15.0	18.0	12.2	1.8	0.6
4	祝金	0	16.6	22.2	10.8	1.4	6.7
5	祝土	0	17.3	22.2	11.8	1.7	0.3
6	日	3	19.6	25.0	15.9	1.8	2.6
7	月	0	20.5	25.7	15.5	1.8	5.2
8	火	10	20.4	23.1	18.0	2.3	0.0
9	水	0	21.7	27.2	18.2	1.7	5.7
10	木	0	19.7	24.0	16.2	1.4	3.3
11	金	0	17.9	23.6	11.2	2.0	8.3
12	土	0	18.7	25.5	10.9	1.0	12.2
13	日	0	20.5	27.9	13.2	1.7	12.8
14	月	0	20.5	27.0	13.9	1.3	3.3
15	火	0	22.4	27.6	17.3	1.9	6.6
16	水	0	21.5	28.3	14.9	1.8	5.5
17	木	0	19.6	26.5	11.5	1.0	11.4
18	金	0	21.1	27.6	15.4	0.8	6.5
19	土	0	21.5	27.2	15.3	1.5	11.4
20	日	0	22.9	29.0	16.4	1.4	11.8
21	月	0	22.3	26.5	17.4	1.5	0.0
22	火	3	20.1	21.7	18.6	3.2	0.0
23	水	4	19.2	20.6	17.5	2.5	0.0
24	木	9	20.0	23.2	18.6	1.3	0.0
25	金	0	22.1	26.8	18.5	1.3	3.4
19	土	0	23.3	28.5	17.5	1.3	4.4
20	日	7	20.2	24.0	17.5	0.9	0.7
28	月	0	21.6	27.2	16.0	1.3	10.3
29	火	0	22.2	28.4	16.4	2.0	9.4
30	水	1	20.7	24.2	18.8	2.8	0.0
31	木	1	19.3	21.3	17.0	1.4	0.0

あった。

⑤日照時間は、日々の客数に影響を与えており、特に高度に有意であった。

4．ファジィ推論モデルの構築

ここでは、3 章で述べた内容を考慮して、特に高度に有意であった平均気温、気温差、日照時間の 3 要因のうちで、気温差と日照時間は突出していたので、気温と時間という独立性の高い 2 要因を中心に、次の 3 種類のファジィ推論モデルについて検討を試みる [7]。すなわち、

①気温差から客数をファジィ推論するモデル（以下、ファジィ推論モデル 1 と呼ぶ）

②日照時間から客数をファジィ推論するモデル（以下、ファジィ推論モデル 2 と呼ぶ）

③気温差と日照時間から客数をファジィ推論するモデル（以下、ファジィ推論モデル 3 と呼ぶ）

である。

4．1　ファジィ推論モデル 1

気温差から客数を予測する 1 入力 1 出力のファジィ推論モデルである。すなわち、

規則 1 ：IF　気温差が低い　THEN　客数は少ない

規則 2 ：IF　気温差が中位　THEN　客数は多い

規則 3 ：IF　気温差が高い　THEN　客数は普通

として、客数を予測する。

さて、この場合、問題となるのはメンバーシップ関数の同定である。前件部については、気温差が 0 ℃～ 11.2 ℃の気温の低いファジィ集合、気温差が 3.1 ℃～ 15 ℃の気温の中位のファジィ集合、気温差が 12 ℃～ 15.6 ℃の気温の高いファジィ集合と分類されているため、気温差が低いのは、0 ℃位、気温差が中位は、14.9 ℃位、気温差が高いは、15.6 ℃位と考えて、図 1 のようなメンバーシップ関数とした。

後件部は、気温差が、0 ℃～ 11.2 ℃の気温のとき、12 ℃～ 15.6 ℃の気温のとき、そして 3.1 ℃～ 15 ℃の気温のときの各々の来客数の平均値の点推定を中心値に、メンバーシップ関数をチューニングした値となる三角型のメンバーシップ関数とした（図 2）。

4．2　ファジィ推論モデル 2

日照時間から客数を予測する 1 入力 1 出力のファジィ推論モデルである。すなわち、

規則 1 ：IF　日照時間が短い　THEN　客数は少ない

規則 2 ：IF　日照時間が中位　THEN　客数は普通

規則 3 ：IF　日照時間が長い　THEN　客数は多い

である。

ファジィ推論 1 と同様の考え方のもとで、前件部については、日照時間が、0h ～ 4h の時間の短いファジィ集合、日照時間が 0.5h ～ 6.2h の時間の中位のファジィ集合、日照時

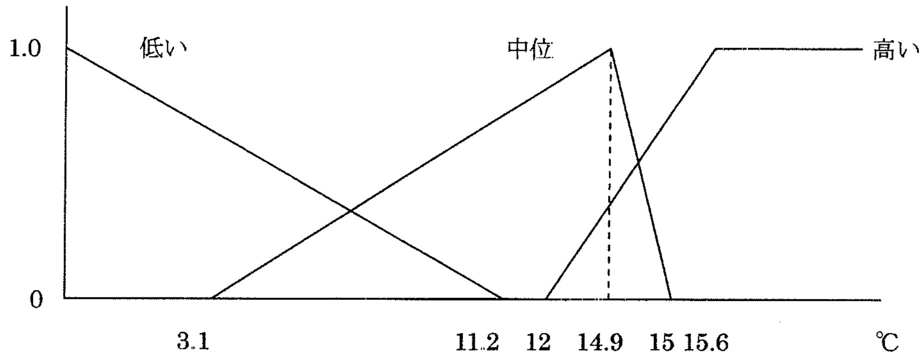


図１　前件部のメンバーシップ関数

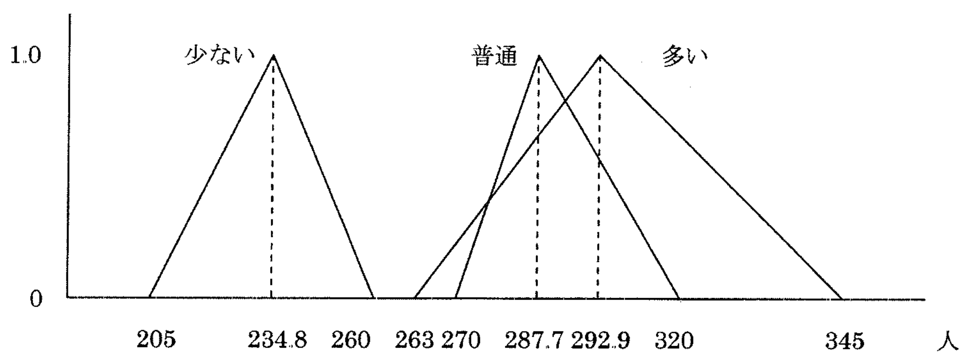


図２　後件部のメンバーシップ関数

間が 4h ～ 12.1h の時間の長いファジィ集合と分類し、日照時間が短いのは、0h 位、日照時間が中位は、1h 位、日照時間が長いは、12.1h 位と考えて、図３のようなメンバーシップ関数とした。

また、後件部は、日照時間が、0h ～ 4h のとき、4h ～ 12.1h のとき、そして 0.5h ～ 6.2h のときの各々の来客数の平均値の点推定を中心値に、メンバーシップ関数をチューニングした値となる三角型のメンバーシップ関数とした（図４）。

４．３　ファジィ推論モデル３

気温差と日照時間とから客数を予測する２入力１出力のファジィ推論モデルである。すなわち、

規則１：IF　気温差が低く　かつ　日照時間が短い　THEN　客数はとても少ない

・・・・・・・・・・・

規則５：IF　気温差が中位　かつ　日照時間が中位　THEN　客数は多い

・・・・・・・・・・・

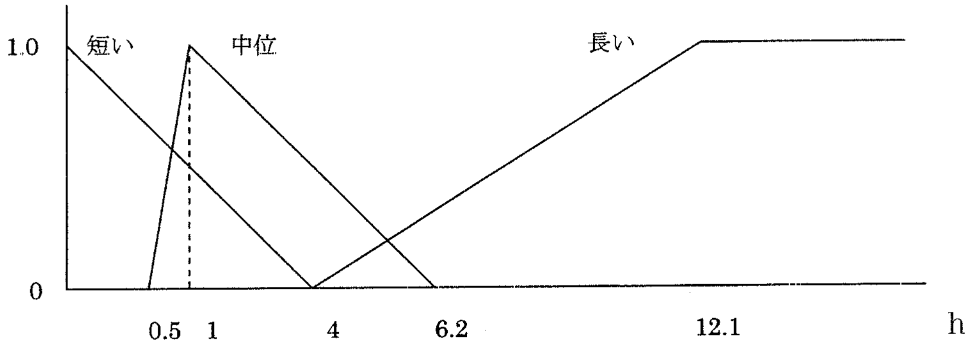


図３　前件部のメンバーシップ関数

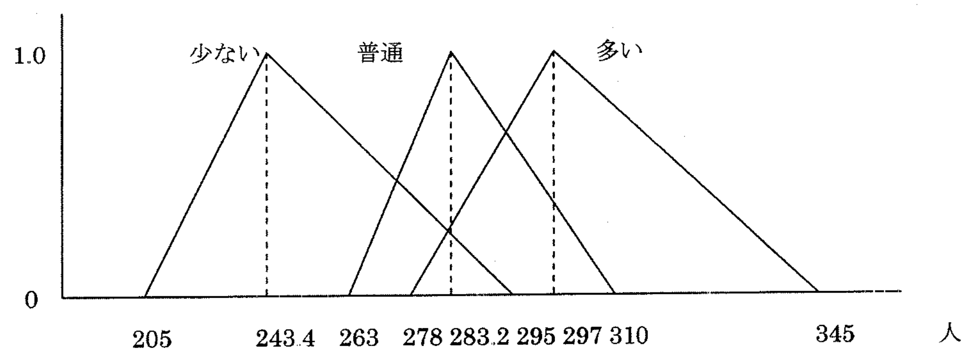


図４　後件部のメンバーシップ関数

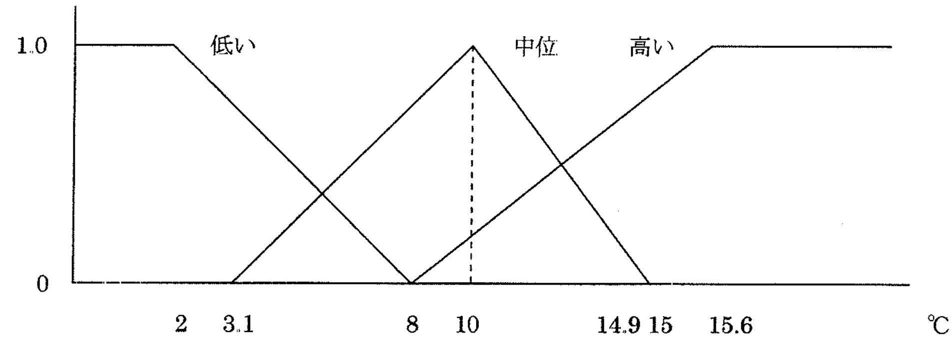
規則９：IF　気温差が高く　かつ　日照時間が長い　THEN　客数は普通である。

このときのファジィ規則を表３に示し、前件部を図５に、後件部を図６に示す。

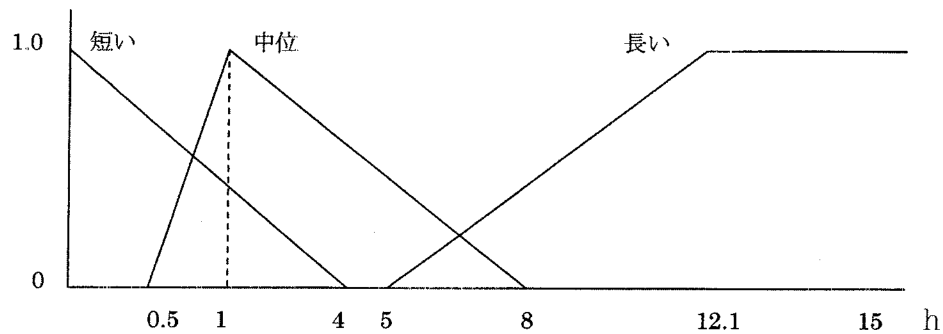
表３　ファジィ規則

		気温差		
		低い	中位	高い
日照時間	短い	235 位①	295 位⑦	265 位④
	中位	245 位②	300 位⑧	310 位⑨
	長い	255 位③	280 位⑥	270 位⑤

単位：人



（a）気温差



（b）日照時間

図5　前件部のメンバーシップ関数

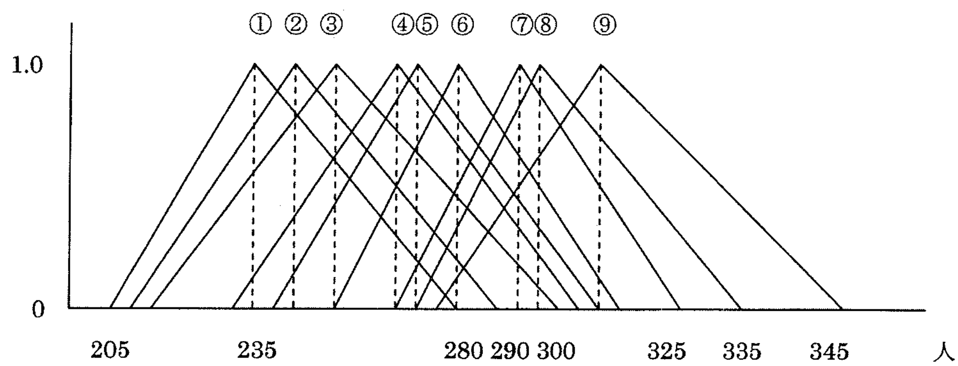


図6　後件部のメンバーシップ関数

5．ファジィ推論結果と回帰分析結果との比較

ここでは、4章で構築した3種類のファジィ推論モデルに、5月の実データを当てはめ、客数を予測し、実際の客数と比較することで、その予測精度を検討する。このとき、通常の予測手法として回帰分析を取り上げる。そして、両手法を比較することにより、ここで構築したファジィ推論モデルの有用性を検討する。

5．1　ファジィ推論モデル1

ファジィ推論モデル 1 に実際のデータを適用し、来客数を予測し、実際の来客数との誤差を比較した結果が、表 4 である。表 4 において、回帰分析の結果は、実際のデータより導いた、

$$y = 6.258918x + 217.0257 \tag{5.1}$$

を用いている。ここで、y は来客数、x は気温差である。

表中の誤差の表示は、（実際の来客数－予測来客数）とし、2 乗誤差の表示は（実際の来客数－予測来客数）を 2 乗したものである。また、誤差の最大値は、誤差の中で最大の値を、誤差の最小値は、誤差の中で最小の値を表している。

表 4 より、ファジィ推論モデルと回帰分析モデルとを比較した結果、まず、誤差の最大値はファジィ推論モデルの方の数値が小さく、誤差の最小値でも、ファジィ推論モデルの方が小さいので、ファジィ推論モデルの方が優れていると考えられる。特に、最小値では、ほとんど実際のデータと差がない結果が得られた。

次に、2 乗誤差の結果を比較してみると、最大値では、回帰分析の方の数値が小さかったが、最小値、合計、平均でファジィ推論モデルの方が予測の精度が優れている結果が得られた。特に、最小値では、誤差が 0 と実際のデータと一致している。

5．2　ファジィ推論モデル2

前節と同様にして、ファジィ推論モデル 2 に実際のデータを適用し、来客数を予測し、実際の来客数との誤差を比較した結果が、表 5 である。表 5 において、回帰分析の結果は、実際のデータより導いた、

$$y = 4.68341x + 253.4463 \tag{5.2}$$

を用いている。ここで、y は来客数、x は日照時間である。

表 5 より、ファジィ推論モデルと回帰分析モデルとを比較した結果、まず、誤差の最大値はファジィ推論モデルの方の数値が小さかったが、0.6 とほとんど差がなく、ほぼ同等と考えられる。誤差の最小値では、回帰分析モデルの方が小さい結果が得られている。

次に、2 乗誤差の結果を比較してみると、最小値では、回帰分析の方の数値が小さかったが、最大値、合計、平均でファジィ推論モデルの方が良い結果が得られている。

表4　実測値と予測値との誤差（2001年）

日付	実際の来客数	min-max 重心法			回帰分析		
		予測数	誤差	2乗誤差	予測値	誤差	2乗誤差
7	314	292.9	21.1	443.8	280.9	33.1	1097.8
8	206	258.9	-52.9	2794.1	248.9	-42.9	1844.4
9	304	285.0	19.0	361.9	273.4	30.6	939.1
10	278	277.7	0.3	0.1	265.8	12.2	147.7
11	302	300.6	1.4	2.0	294.6	7.4	54.2
14	320	300.4	19.6	382.2	299.0	21.0	440.3
15	263	293.7	-30.7	939.9	281.5	-18.5	342.0
16	280	300.4	-20.4	416.4	300.9	-20.9	436.6
17	284	292.7	-8.7	75.4	310.9	-26.9	724.0
18	270	300.6	-30.6	937.3	293.4	-23.4	546.8
21	295	285.6	9.4	88.3	274.0	21.0	441.8
22	216	233.2	-17.2	295.0	236.4	-20.4	417.3
23	233	233.2	-0.2	0.0	236.4	-3.4	11.8
24	260	254.1	5.9	34.9	245.8	14.2	201.2
25	286	280.7	5.3	28.1	269.0	17.0	289.9
28	310	300.9	9.1	83.7	287.1	22.9	523.2
29	270	300.7	-30.7	940.0	292.1	-22.1	489.9
30	244	261.4	-17.4	303.3	250.8	-6.8	46.6
31	250	250.9	-0.9	0.7	243.9	6.1	36.7
	誤差の合計		-118.4	8127.1		0.0	9031.2
	誤差の平均		-6.2	427.7		0.0	475.3
	誤差の最大値		21.1	2794.1		33.1	1844.4
	誤差の最小値		-0.2	0.0		-3.4	11.8

5．3　ファジィ推論モデル3

前節と同様にして、ファジィ推論モデル3に実際のデータを適用し、来客数を予測し、実際の来客数との誤差を比較した結果が、表6である。表6において、重回帰分析の結果は、実際のデータより導いた、

$$y = 7.248751x_1 - 1.13232x_2 + 217.0257 \tag{5.3}$$

を用いている。ここで、yは来客数、x_1は気温差であり、x_2は日照時間である。

表6より、ファジィ推論モデルと重回帰分析モデルとを比較した結果、まず、誤差の最大値は重回帰分析モデルの方の数値が小さい結果であった。誤差の最小値では、若干ではあるが、ファジィ推論モデルの方が誤差の最小値が、小さい結果が得られた。

次に、2乗誤差の結果を比較してみると、最小値では、重回帰分析の方の数値が小さか

表５　実測値と予測値との誤差（2001年）

日付	実際の来客数	min-max 重心法			回帰分析		
		予測値	誤差	２乗誤差	予測値	誤差	２乗誤差
7	314	304.1	9.9	98.7	277.8	36.2	1310.4
8	206	247.8	-41.8	1747.2	253.4	-47.4	2251.1
9	304	296.9	7.1	51.1	280.1	23.9	569.2
10	278	287.7	-9.7	94.6	268.9	9.1	82.8
11	302	285.7	16.3	264.7	292.3	9.7	93.7
14	320	287.7	32.3	1041.6	268.9	51.1	2611.1
15	263	286.0	-23.0	529.2	284.4	-21.4	456.1
16	280	300.3	-20.3	413.4	279.2	0.8	0.6
17	284	285.4	-1.4	2.0	306.8	-22.8	521.5
18	270	286.0	-16.0	256.7	283.9	-31.9	192.9
21	295	247.8	47.2	2227.8	253.4	41.6	1726.7
22	216	247.8	-31.8	1011.2	253.4	-37.4	1402.2
23	233	247.8	-14.8	219.0	253.4	-20.4	418.0
24	260	247.8	12.2	148.8	253.4	6.6	43.0
25	286	289.4	-3.4	11.8	269.4	16.6	276.6
28	310	285.5	24.5	600.8	301.7	8.3	69.1
29	270	285.6	-15.6	242.8	297.5	-27.5	754.6
30	244	247.8	-3.8	14.4	253.4	-9.4	89.2
31	250	247.8	2.2	4.8	253.4	-3.4	11.9
	誤差の合計		-30.0	8981.0		-18.0	12880.9
	誤差の平均		-1.6	472.7		-0.9	677.9
	誤差の最大値		47.2	2227.8		51.1	2611.1
	誤差の最小値		-1.4	2.0		0.8	0.6

ったが、最小値、合計、平均で若干ではあるが、ファジィ推論モデルの方が良い結果が得られた。

６．ファジィ推論モデルと回帰分析モデルによる予測結果の比較

ここでは、4 章で構築した、3 種類のファジィ推論モデルに、翌年の 5 月の実データを当てはめ、翌年の客数を予測し、実際の翌年の客数と比較することで、その精度を比較する。このとき、通常の予測手法として回帰分析を取り上げる。そして、両手法を比較することにより、ここで構築したファジィ推論モデルが有用であるかどうかを検討する。

６．１　ファジィ推論モデル１による予測

2001 年のデータから構築されたファジィ推論モデル 1 に対して、例えば、2002 年の 5 月 6 日の気温差が 11.1 ℃という情報が得られたとすれば、予測値は、300 人となった。

表6　実測値と予測値との誤差（2001年）

日付	実際の来客数	min-max 重心法 予測値	誤差	2乗誤差	重回帰分析 予測値	誤差	2乗誤差
7	314	304.3	9.7	93.8	280.9	33.1	1092.9
8	206	259.4	-53.4	2855.2	249.9	-43.9	1923.8
9	304	298.1	5.9	34.4	271.7	32.3	1044.8
10	278	296.8	-18.8	352.4	265.7	12.3	151.4
11	302	277.0	25.0	626.6	293.4	8.6	74.3
14	320	298.5	21.5	463.6	304.1	15.9	252.4
15	263	291.1	-28.1	791.8	280.1	-17.1	291.8
16	280	302.9	-22.9	525.4	303.8	-23.8	566.3
17	284	273.4	10.6	113.1	308.7	-24.7	610.8
18	270	292.4	-22.4	500.5	294.0	-24.0	574.4
21	295	288.4	6.6	43.1	278.9	16.1	260.6
22	216	240.1	-24.1	582.8	235.4	-19.4	374.9
23	233	240.1	-7.1	51.0	235.4	-2.4	5.6
24	260	255.1	4.9	24.4	246.2	13.8	189.4
25	286	299.1	-13.1	172.8	269.2	16.8	282.0
28	310	278.3	31.7	1008.0	282.4	27.6	760.9
29	270	277.2	-7.2	52.2	289.2	-19.2	369.9
30	244	262.0	-18.0	324.9	252.0	-8.0	64.6
31	250	252.3	-2.3	5.4	244.1	5.9	35.3
	誤差の合計		-101.6	8621.4		0.0	8926.1
	誤差の平均		-5.3	453.8		0.0	469.8
	誤差の最大値		31.7	2855.2		33.1	1923.8
	誤差の最小値		-2.3	5.4		-2.4	5.6

同様に、2002 年の 5 月 6 日の気温差が 11.1 ℃を回帰分析モデルで予測した結果が、286.5 人となった。表7は、このようにして得られた結果をまとめたものである。

表 7 より、ファジィ推論モデルと回帰分析モデルとを比較した結果、まず、誤差の最大値では、ファジィ推論モデルの方が小さいので、予測精度が良いという結果が得られた。誤差の最小値は回帰分析モデルの方の数値が小さかったが、差が 1 であった。

次に、2 乗誤差の結果を比較してみると、最小値では、回帰分析の方の数値が小さかったが、最大値、合計、平均でファジィ推論モデルの方が良い結果が得られた。特に、合計の結果では、5000 以上の差が見られ、ファジィ推論モデルの方が良い結果が得られた。

6．2　ファジィ推論モデル2による予測

2001 年のデータから構築されたファジィ推論モデル 2 に対して、例えば、2002 年の 5 月 6 日の日照時間が 8.1h という情報が得られたとすれば、予測値は、288.7 人となった。同様に、2002 年の 5 月 6 日の日照時間が 8.1h を回帰分析モデルで予測した結果が、

表7　実測値と予測値との誤差（2002年）

日付	実際の来客数	min-max 重心法			回帰分析		
		予測値	誤差	2乗誤差	予測値	誤差	2乗誤差
6	283	300.0	-17.0	288.4	286.5	-3.5	12.2
7	286	260.6	25.4	645.9	250.2	35.8	1281.8
8	319	285.6	33.4	1115.5	274.0	45.0	2026.6
9	304	284.4	19.6	385.9	272.7	31.3	977.8
10	253	233.2	19.8	391.2	230.2	22.8	521.2
13	344	292.6	51.4	2645.4	314.7	29.3	860.6
14	302	300.8	1.2	1.4	287.8	14.2	203.0
15	291	267.5	23.5	554.2	255.8	35.2	1236.9
16	311	254.1	56.9	3238.0	245.8	65.2	4248.9
17	262	233.2	28.8	828.9	232.0	30.0	897.2
20	341	291.5	49.5	2448.2	279.6	61.4	3768.1
21	310	300.7	9.3	86.8	291.5	18.5	342.0
22	302	300.6	1.4	2.0	294.0	8.0	63.8
23	302	277.1	24.9	621.0	265.2	36.8	1352.8
24	285	298.3	-13.3	176.9	285.2	-0.2	0.1
27	318	292.2	25.8	664.5	280.2	37.8	1425.8
28	284	300.4	-16.4	269.2	300.9	-16.9	285.4
29	287	294.4	-7.4	54.7	282.1	4.9	23.8
30	277	284.4	-7.4	54.1	272.7	4.3	18.2
31	296	277.7	18.3	335.4	265.8	30.2	909.3
	誤差の合計		327.9	14807.7		489.9	20455.6
	誤差の平均		16.4	740.4		24.5	1022.8
	誤差の最大値		56.9	3238.0		65.2	4248.9
	誤差の最小値		1.2	1.4		-0.2	0.1

291.4 人となった。表8は、このようにして得られた結果をまとめたものである。

表 8 より、ファジィ推論モデルと回帰分析モデルとを比較した結果、まず、誤差の最大値では、回帰分析モデルの方が小さく、最小値でも回帰分析モデルの方の数値が小さかったが、合計と平均では、ファジィ推論モデルの方が良い結果が得られている。

次に、2 乗誤差の結果を比較してみると、同じく最小値と最大値で、回帰分析モデルの方が良い結果だったが、合計と平均では、ファジィ推論モデルの方が良い結果が得られている。

6．3　ファジィ推論モデル3による予測

2001 年のデータから構築されたファジィ推論モデル 3 に対して、例えば、2002 年の 5 月 6 日の気温差が 11.1 ℃で、日照時間が 8.1h という情報が得られたとすれば、予測値は、277.2 人となった。同様に、2002 年の 5 月 6 日の気温差が 11.1 ℃で、日照時間が 8.1h を

表８　実測値と予測値との誤差（2002年）

日付	実際の来客数	min-max 重心法			回帰分析		
		予測値	誤差	２乗誤差	予測値	誤差	２乗誤差
6	283	288.7	-5.7	32.4	291.4	-8.4	70.3
7	286	248.3	37.7	1418.8	253.4	32.6	1059.7
8	319	248.3	70.7	4991.8	254.4	64.6	4175.4
9	304	275.3	28.7	826.5	258.1	45.9	2104.1
10	253	248.3	4.7	21.8	253.4	-0.4	0.2
13	344	287.7	56.3	3173.4	310.1	33.9	1148.2
14	302	306.1	-4.1	17.1	273.1	28.9	834.2
15	291	248.3	42.7	1820.4	253.4	37.6	1410.3
16	311	248.3	62.7	3927.1	253.4	57.6	3312.4
17	262	248.3	13.7	186.8	253.4	8.6	73.2
20	341	300.9	40.1	1608.4	277.8	63.2	3994.2
21	310	287.8	22.2	493.5	304.5	5.5	30.3
22	302	248.3	53.7	2880.1	253.4	48.6	2357.5
23	302	307.7	-5.7	32.3	269.8	32.2	1034.4
24	285	288.0	-3.0	9.0	300.3	-15.3	233.5
27	318	292.1	25.9	668.6	281.5	36.5	1328.8
28	284	287.7	-3.7	13.5	308.2	-24.2	587.7
29	287	296.8	-9.8	95.1	279.7	7.3	53.7
30	277	268.4	8.6	74.7	256.7	20.3	411.1
31	296	261.1	34.9	1218.0	256.3	39.7	1579.6
	誤差の合計		476.2	23477.0		522.7	25728.4
	誤差の平均		25.1	1235.6		27.5	1354.1
	誤差の最大値		70.7	4991.8		64.6	4175.4
	誤差の最小値		-3.0	9.0		-0.4	0.2

重回帰分析モデルで予測した結果が、284.2 人となった。表９は、このようにして得られた結果をまとめている。

表９より、ファジィ推論モデルと重回帰分析モデルとを比較した結果、まず、誤差の最大値では、重回帰分析モデルの方が小さく、最小値でも重回帰分析モデルの方の数値が小さかったが、合計と平均では、ファジィ推論モデルの方が良い結果が得られている。

次に、２乗誤差の結果を比較してみると、同じく最小値と最大値で、重回帰分析モデルの方が良い結果だったが、合計と平均では、ファジィ推論モデルの方が良い結果が得られている。

表９　実測値と予測値との誤差（2002年）

日付	実際の来客数	min-max 重心法			重回帰分析		
		予測値	誤差	２乗誤差	予測値	誤差	２乗誤差
6	283	277.2	5.8	33.1	284.2	-1.2	1.4
7	286	261.2	24.8	617.1	251.3	34.7	1203.4
8	319	288.4	30.6	934.0	278.6	40.4	1629.8
9	304	295.4	8.6	74.6	276.3	27.7	768.7
10	253	240.0	13.0	169.0	228.1	24.9	619.3
13	344	273.3	70.7	4993.8	312.3	31.7	1006.7
14	302	306.3	-4.3	18.6	290.0	12.0	142.9
15	291	269.3	21.7	470.5	257.8	33.2	1100.0
16	311	255.1	55.9	3128.8	246.2	64.8	4194.3
17	262	240.0	22.0	483.1	230.3	31.7	1005.6
20	341	304.0	37.0	1366.5	279.5	61.5	3783.3
21	310	277.4	32.6	1065.0	286.8	23.2	537.8
22	302	240.0	62.0	3842.5	302.1	-0.1	0.0
23	302	295.0	7.0	49.1	264.7	37.3	1388.0
24	285	278.5	6.5	42.3	280.6	4.4	19.5
27	318	297.8	20.2	406.7	279.3	38.7	1496.9
28	284	275.3	8.7	75.0	296.8	-12.8	163.3
29	287	301.5	-14.5	210.9	281.9	5.1	25.6
30	277	294.1	-17.1	293.5	276.6	0.4	0.1
31	296	293.1	2.9	8.4	268.8	27.2	742.4
	誤差の合計		393.9	18282.3		484.7	19828.8
	誤差の平均		19.7	914.1		24.2	991.4
	誤差の最大値		70.7	4993.8		64.8	4194.3
	誤差の最小値		2.9	8.4		-0.1	0.0

７．むすび

本論文では、日々の来客数に影響を与える気象要因として、気温差や日照時間などの要因を明らかにし、これらの気象データを用いて、言葉により簡単に少ないファジィ規則で作成できるファジィ推論モデルを構築した。特に、日照時間という新たな要因は、これまでの研究では報告されていない要因であり、本研究がはじめてである。

また、通常予測を行う場合には、回帰分析などにより予測モデルを構築するが、３つ程度のメンバーシップ関数を作成することで、複雑な計算を必要としないファジィ推論モデルは、その応用範囲が広いものと考えることができる。

そして、本ファジィ推論モデルの有用性を、通常の予測に利用される回帰分析モデルと比較して、その予測の精度を検討した。その結果、本ファジィ推論モデルは、回帰分析モ

デルよりも精度の良い結果が得られた。特に、回帰分析モデルは、実際のデータを全て用いて回帰モデルを構築しており、ファジィ推論モデルは、だいたいの値を 3 カ所示すことで、ファジィ規則を構成している。3 つのおおまかなデータで構成されるファジィ推論モデルと、全ての実データを用いて分析する回帰分析モデルとでは、ファジィ推論モデルの方に不利な点は多いと考えられるが、実際の予測結果を比較する限りでは、ファジィ推論モデルの方が有用であることが明らかとなった。

また、ファジィ推論モデルを用いて、予測を行う場合の最大の利点は、メンバーシップ関数の形状や台集合を操作することで、様々な状況に柔軟に対応できる点である。例えば、翌年の予測を行う場合、この年のデータを用いた回帰分析モデルでは、翌年の気象の変化に対応できにくいであろう。しかしながら、ファジィ推論モデルでは、仮に翌年が、例年よりも暖かい日が続いている場合は、メンバーシップ関数の形状を変えることで対応できると考えられる。また、日本の景気が良くなり、前年度よりも来客数が大幅に伸びている場合、後件部のメンバーシップ関数を全体的に右にシフトさせれば良いであろう。このように、メンバーシップ関数の形状や台集合を操作することで、より柔軟な予測が行われるものと考えられる。

今後は、他の気象要因や、非ファジィ化の方法などの比較をすることによって、より実用性のある需要予測ファジィ推論モデルの検討を行いたい。

参考文献

[1] 柳原一夫：ファジィ測度による多変量解析とその気象への応用，天気，Vol.38，No.6，pp.381-388，1991

[2] 古殿幸雄：マーケティング・リサーチにおける感性的要因の考察，福山平成大学経営学部紀要，第 4 号，pp.17-27，1999

[3] 古殿幸雄，浅居喜代治：快適さと消費者行動，第 15 回ファジィシステムシンポジウム講演論文集，pp.149-150，1999

[4] 古殿幸雄：気温と消費者行動，第 4 回曖昧な気持ちに挑むワークショップ講演論文集，pp.61-62，1999

[5] 古殿幸雄：気象と消費者行動，福山平成大学経営学部紀要，第 5 号，pp.1-19，2000

[6] 古殿幸雄：気象データを用いる売上予測ファジィ推論，福山平成大学経営学部紀要，第 6 号，pp.19-36，2001

[7] 西本正博：気象データを用いる需要予測ファジィ推論モデルの構築に関する研究，大阪国際大学大学院経営情報学研究科修士学位論文，2002

[8] E. H. Mamdani: Applications of Fuzzy Algorithms for Control of Simple Dynamic Plant, Proc. IEEE, Vol.121, No.12, pp.1585-1588, 1974

[9] 菅野道夫：ファジィ制御，日刊工業新聞社，1988