国際研究論叢　19（2）：31～52，2006

重回帰分析を用いる気象データからの
ファジィ推論モデルの構築

中　村　俊　輔[*1]　古　殿　幸　雄[*2]

A Fuzzy Reasoning Model from Meteorological Data using Multiple Linear Regression Analysis

Shunsuke Nakamura[*1]　Yukio Kodono[*2]

Abstract

This article seeks to determine demand forecast factors by constructing a fuzzy reasoning model combining meteorological and management data.

Analysis of the relationship between daily sales, the number of customers and weather factors was performed using analysis of variance and the resulting data examined using linear regression analysis.

The above method of creating a consumer demand forecasting model using fuzzy inference is recommended due to its straightforward nature and effectiveness with rough meteorological data.

キーワード

気象データ、需要予測、相関、重回帰分析、ファジィ推論

1．まえがき

本論文では、ファジィ推論を用いた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している。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、インターネットやダイレクトメールなどによる広告、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高度偏差との解析が報告[1]され、また、著者らによって、ファースト

＊1なかむら　しゅんすけ：大阪国際大学大学院経営情報学部博士課程
＊2こどの　ゆきお：大阪国際大学経営情報学部教授〈2005.10.14受理〉

フード店およびファミリーレストランの売り上げが、気温に影響されていることが報告[2]され、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[3]。その後、日照時間と日々の来客数との関係が明らかにされている[4]。

本論文では、西本による調査データ[4]を用いて、年間のデータから有効な要因を導き出しこれらの要因からファジィ推論モデルの構築を行う方法について検討している。具体的には、まず、来客数と気象要因の互いの相関関係を求め、多重共線性が見られる場合はその要因を排除し、より確実で有用な要因を見つけ出す事としている。次に、そこで抽出された要因から、重回帰分析によっていろいろな組み合わせを試みて、有用性のある要因の組み合わせについて検討している。そして、気象データからのファジィ推論モデルの構築のための方法を提案している。

２．データ調査

ファジィ推論を用いた消費者の需要予測モデル構築のために、西本によって調査された[4]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年間の日々の売上高や来客数などを用い、枚方測候所の気温や日照時間などの気象データに加えて、今回新たに調査した大阪管区気象台からの湿度と気圧などの2001年１月から2002年12月までの気象データを用いる[5]。そして、ファジィ推論による消費者の需要予測モデルの構築を考慮して、気象データをファジィ推論モデルを構築しやすいように、おおよその気温などで層別して解析を行う。例えば、26.7℃などの気象データに対して、おおよそ27℃などを用いる。これらの調査データに対し、分散分析を適用する事で日々の売上高や来客数と気象要因との関係について解析を試みる。ここで得られた日々の売上高や来客数と気象要因の関係から、ファジィ推論モデルを構築する。このファジィ推論では、おおまかな分類をする事により、基本的なルールを作成し、このルールから、実際のデータがおおまかな分類データに完全に合致しなくとも、推論が可能で、推論結果から非ファジィ化により結論を導く事が出来る。例えば、気温が来客数に影響を与えるのであれば、気温が高い日は、来客数が伸びるとか、気温が低い日は、来客数が下がるなどの傾向が見つかれば、次のようなファジイ推論ルールを作成する事が出来る。

ルール１：IF気温は高いTHEN来客数は伸びる
ルール２：IF気温は低いTHEN来客数は下がる　etc

そして、実際の気温として、27.5℃などのデータが入力され、ルール１とルール２の適合度から、来客数に関する出力を推論する。このときの調査データの一部を表２－１、表２－２に示す。

表2-1　営業管理データ

日付	曜日	売上高（円）	男性人数（人）	女性人数（人）	来客数（人）	客単価（円）
1日	特別火	23962	38	49	87	275
2日	特別水	42067	30	47	77	546
3日	祝木	58860	62	73	135	436
4日	祝金	34722	51	60	111	313
5日	祝土	54400	62	64	126	432
6日	日	26923	61	56	117	230
7日	月	196550	81	233	314	626
8日	火	210319	84	176	260	1021
9日	水	105431	76	228	304	347
10日	木	134174	79	199	278	483
11日	金	22341	84	218	302	74
12日	土	34005	74	123	197	173

（　）内は単位

表2-2　気象データ

日付	曜日	平均気温（℃）	最高気温（℃）	最低気温（℃）	日照時間（時間）	平均気圧（hPa）	平均湿度（%）
1日	特別火	4.8	7.4	0.7	4.2	1002.6	66
2日	特別水	5.6	10.9	0.6	0.7	998.8	76
3日	祝木	5.2	9.2	2	6.3	1003	71
4日	祝金	2.9	6.1	-0.1	5.9	1008.6	58
5日	祝土	3.7	7	1.2	0.7	1010.3	66
6日	日	3.8	6.7	1.8	5	1009.7	63
7日	月	3.4	6.7	0.7	0	1003.6	61
8日	火	7.4	11.1	3.9	3.2	993.3	77
9日	水	5.9	8.9	1.8	1.4	993.1	67
10日	木	8.6	11.4	2.6	2.6	999.6	56
11日	金	5.2	9.7	0.1	4.9	1003.1	45
12日	土	4.2	7.4	1.9	7.4	1005.7	47

（　）内は単位

3．分散分析

ここでは、調査データの要因間の関係を分析するために分散分析を試みる。分散分析[6]は、すべてのデータの変動（平方和）を、偶然原因による誤差変動（残差平方和）の部分と条件が異なることによる変動（処理平方和）の部分とに分解することで、統計的な判断を下す手法である。最初に分散分析の概要を説明し、次にこの分散分析を調査データに用いる。

いま、条件A_1, A_2, ・・・, A_aで、次の表3-1のようなデータが得られたとする。

表３-１　１因子ａ水準のデータ

	データ	計	平均値
A_1	x_{11}　x_{12}　・・・　x_{1n}	T_{A1}	$\bar{A}_1$
A_2	x_{21}　x_{22}　・・・　x_{2n}	T_{A2}	$\bar{A}_2$
・・・	・　・　・	・・・	・・・
A_a	x_{a1}　x_{a2}　・・・　x_{an}	T_{Aa}	$\bar{A}_a$
		T	$\bar{T}$

このとき全部でａ×ｎ個のデータのばらつき具合は、総平方和と呼ばれ、

$$S_r = \sum_{i=1}^{a}\sum_{j=1}^{n}(x_{ij} - \bar{T})^2 \tag{3.1}$$

で定量的に示すことができる。ここでは、

$$\bar{T} = \frac{T}{an} = \frac{\sum_{i=1}^{a}\sum_{j=1}^{n} x_{ij}}{an} \tag{3.2}$$

で総平均である。また、水準ｉでの平均は、

$$\bar{A}_i = \frac{T_{Ai}}{n} = \frac{\sum_{i=1}^{n} x_{ij}}{n} \tag{3.3}$$

であるから、総平方和S_rは次のように分解される。

$$\begin{aligned} S_r &= \sum_{i=1}^{a}\sum_{j=1}^{n}(x_{ij} - \bar{T})^2 \\ &= \sum\sum\left\{\left(x_{ij} - \bar{A}_i\right) + \left(\bar{A}_i - \bar{T}\right)\right\}^2 \\ &= \sum\sum\left(x_{ij} - \bar{A}_i\right)^2 + \sum\sum\left(\bar{A}_i - \bar{T}\right)^2 + 2\sum\sum\left(x_{ij} - \bar{A}_i\right)\left(\bar{A}_i - \bar{T}\right) \\ &= \sum\sum\left(x_{ij} - \bar{A}_i\right)^2 + \sum\sum\left(\bar{A}_i - \bar{T}\right)^2 \\ &= S_e + S_a \end{aligned} \tag{3.4}$$

なお、

$$\begin{aligned} &\sum\sum\left(x_{ij} - \bar{A}_i\right)\left(\bar{A}_i - \bar{T}\right) = \sum\left(\bar{A}_i - \bar{T}\right)\left\{\sum x_{ij} - \bar{A}_i\right\} \\ &= \sum\left(\bar{A}_i - \bar{T}\right)\left(n\bar{A}_i - n\bar{A}_i\right) = 0 \end{aligned} \tag{3.5}$$

である。

　式(3.4)のS_eを残差平方和、S_aを処理平方和と呼ぶ。

　次に、分散分析の手順を示す。

手順１）データの総計を用いてCTを求める

$$CT = \frac{T^2}{an} \tag{3.6}$$

手順２）総平方和を求める

$$S_r = \sum_{i=1}^{a}\sum_{j=1}^{n} x_{ij}^{\ 2} - CT \tag{3.7}$$

手順３）要因の変動を求める

$$S_A = \frac{T_{A1}^{\ 2} + T_{A2}^{\ 2} + \ldots + T_{Aa}^{\ 2}}{n} - CT \tag{3.8}$$

手順４）残差変動を求める

$$S_e = S_r + S_A \tag{3.9}$$

手順５）分散分析表を作成する

表３-２　分散分析表

要因	平方和Ｓ	自由度ｆ	分散Ｖ	分散比F_0
水準間Ａ	S_A	f_A（$=a-1$）	V_A（$=S_A/f_A$）	V_A/V_e
残差ｅ	S_e	f_e（$=f_r-f_A=a$（$n-1$））	V_e（$=S_e/f_e$）	————
計Ｔ	S_T	f_r（$=an-1$）	————	————

手順６）有意性を判定する

$F_0 > F^{fA}_{fe}$（0.05）ならばAは有意であり、Aの水準を動かすと特性の母平均が変わることを意味する。また、１％の有意水準でも有意の場合は、高度に有意という。有意とならない場合には、ばらつきの大きさと比較するとAの効果はあるとはいえないことになる。

手順７）推定

（1）平均の推定

$$\bar{A}_i \pm t\left(f_e, 0.05\right)\sqrt{\frac{2V_e}{n}} \tag{3.10}$$

として推定する。

（2）平均の差の推定

$$\bar{A}_i - \bar{A}_j \pm t\left(f_e, 0.05\right)\sqrt{\frac{2V_e}{n}} \tag{3.11}$$

として推定する。

また、２つの平均値の差が

$$t\left(f_e, 0.05\right)\sqrt{\frac{2V_e}{n}} \tag{3.12}$$

よりも大きい水準間には差があるといえる。

この値を最小有意差という。

注　各水準において、データ数が異なる場合（表３-３参照）

表３-３　１因子aの水準データ（各水準のデータ数が異なる場合）

	データ数	計
A_1	n_1　個	T_{A1}
A_2	n_2　個	T_{A2}
・・・	・　・　・	
A_i	n_i　個	T_{Ai}
・・・	・　・　・	
A_a	n_a　個	T_{Aa}
		T

$$CT = \frac{T^2}{\sum n_i} \tag{3.13}$$

$$S_A = \frac{T_{A1}^{\ 2}}{n_1} + \frac{T_{A2}^{\ 2}}{n_2} + \cdots + \frac{T_{Aa}^{\ 2}}{n_a} - CT \tag{3.14}$$

$$f_T = \sum n_i - 1, \quad f_A = a - 1, \quad f_e = f_T - f_A \tag{3.15}$$

となり、他は全く同じである。

以上述べてきた分散分析を用いて、表２-１，２-２における調査データへ適用する。気温差と来客数との関係 [3] が、日照時間と来客数との関係についてはすでに明らかにされており、ここでは気圧の変化が来客数に影響を与えているかを検討する。まず、１年間のデータを用いる場合について検討する。ただし、来客数に関して78人～188人は、年間を通じて極端に小さいため、異常値としてこれを省き分析を試みる。

表２-１のデータより、平日の気圧は、979.6～1019.9hPaであった。これより、1000.5hPa未満、1000.6～1007.4hPa未満、1007.5hPa以上の３水準で分析を試みる。３水準に分けたのは、気圧を低い、中位、高いと想定したからである。このときの結果が表３-４である。

表３-４　来客数―気圧の分散分析－年間－

要　因	自由度	変動	分散	観測された分散比	F（0.05）	F（0.01）
水　準	2	10503.89	5251.945	3.796942909	3.0376696	4.704759
残　差	216	298772	1383.204			
合計	218	309275.9				

表３-４は分散比が有意水準１％で高度に有意ではなかったが、有意水準５％で有意であった為、来客数は気圧の変化によって差があると考えられる。
同様にして、月単位での分散分析を行った。そのときの結果が表３-５である

表３-５　来客数―気圧の分散分析－月間－

要　因	自由度	変動	分散	観測された分散比	F（0.05）	F（0.01）
水　準	2	7419.281	3709.641	5.168201145	3.6337155	6.2262870
残　差	16	11484.51	717.7818			
合計	18	18903.79				

表３-５は分散比が有意水準１％で高度に有意ではなかったが、有意水準５％で有意であった為、来客数は気圧の変化によって差があると考えられる。
また、同様にして湿度と来客数との関係に対して分散分析を試みた結果が表３-６である。

表３-６　来客数―湿度の分散分析－年間－

要　因	自由度	変動	分散	観測された分散比	F（0.05）	F（0.01）
水　準	2	25930.93	12965.46	9.883852706	3.0376696	4.704759
残　差	216	283345	1311.782			
合計	218	309275.9				

表３-６は分散比がF値よりも大きく、特に有意水準が１％でも有意である事から、高度に有意である。したがって、来客数は、湿度の変化によって差があると考えられる。
同様にして、月単位での分散分析を行った。そのときの結果が表３-７である。

表３-７　来客数―湿度の分散分析－月間－

要　因	自由度	変動	分散	観測された分散比	F（0.05）	F（0.01）
水　準	2	10802.96	5401.478	10.66848873	3.633715	6.2262870
残　差	16	8100.833	506.3021			
合計	18	18903.79				

表３-７は分散比がF値よりも大きく、特に有意水準が１％でも有意である事から、高度に有意である。したがって、来客数は、湿度の変化によって差があると考えられる。
また、同様にして日照時間と来客数との関係に対して分散分析を試みた結果が表３-８である。

表３-８　来客数—日照時間の分散分析－年間－

要　因	自由度	変動	分散	観測された分散比	F（0.05）	F（0.01）
水　準	2	15316.64	7658.32	5.627300536	3.0376696	4.704759249
残　差	216	293959.3	1360.922			
合計	218	309275.9				

表３-８は分散比がF値よりも大きく、特に有意水準が１％でも有意である事から、高度に有意である。したがって、来客数は、日照時間の変化によって、差があると考えられる。

なお月のデータに関しては、西本によって報告[4]されている。このときの結果は、有意水準１％で高度に有意であった。したがって、月のデータからも来客数は、日照時間の変化によって差があると考えられる。

また、同様にして最高気温と来客数との関係に対して分散分析を試みた結果が表３-９である。

表３-９　来客数－最高気温の分散分析－年間－

要　因	自由度	変動	分散	観測された分散比	F（0.05）	F（0.01）
水　準	2	73731.05	36865.53	33.80652948	3.037669671	4.704759249
残　差	216	235544.8	1090.485			
合計	218	309275.9				

表３-９は分散比がF値よりも大きく、特に有意水準が１％でも有意である事から、高度に有意である。したがって、来客数は、最高気温の変化によって、差があると考えられる。

なお月のデータに関しては、西本によって報告[4]されている。このときの結果は、有意水準１％では有意でなかった。だが、有意水準５％で有意であった。したがって、月のデータからも来客数は、最高気温の変化によって差があると考えられる。

また、同様にして最低気温と来客数との関係に対して分散分析を試みた結果が表３-10である。

表３-10　来客数－最低気温の分散分析－年間－

要　因	自由度	変動	分散	観測された分散比	F（0.05）	F（0.01）
水　準	2	65739.01	32869.5	29.15292545	3.037669671	4.704759249
残　差	216	243536.9	1127.486			
合計	218	309275.9				

表３-10は分散比がF値よりも大きく、特に有意水準が１％でも有意である事から、高度に有意である。したがって、来客数は、最低気温の変化によって、差があると考えられる。

なお月のデータに関しては、西本によって報告[4]されている。このときの結果は、有意水準１％では有意でなかった。だが、有意水準５％で有意であった。したがって、月のデータからも来客数は、最低気温の変化によって差があると考えられる。

また、同様にして気温差と来客数との関係に対して分散分析を試みた結果が表３-11である。

表３-11　来客数－気温差の分散分析－年間－

要　因	自由度	変動	分散	観測された分散比	F（0.05）	F（0.01）
水　準	2	28488.08	14244.04	10.95742796	3.03767	4.704759249
残　差	216	280787.8	1299.944			
合計	218	309275.9				

表３-11は分散比がF値よりも大きく、特に有意水準が１％でも有意である事から、高度に有意である。したがって、来客数は、気温差の変化によって、差があると考えられる。

なお月のデータに関しては、西本によって報告[4]されている。このときの結果は、有意水準１％で高度に有意であった。したがって、月のデータからも来客数は、気温差の変化によって差があると考えられる。

また、同様にして平均気温と来客数との関係に対して分散分析を試みた結果が表３-12である。

表３-12　来客数－平均気温の分散分析－年間－

要　因	自由度	変動	分散	観測された分散比	F（0.05）	F（0.01）
水　準	2	77431.0	38715.5	36.06958356	3.037669671	4.704759249
残　差	216	231844.9	1073.36			
合計	218	309275.9				

表３-12は分散比がF値よりも大きく、特に有意水準が１％でも有意である事から、高度に有意である。したがって、来客数は、気温差の変化によって、差があると考えられる。

なお月のデータに関しては、西本によって報告[4]されている。このときの結果は、有意水準１％で高度に有意であった。したがって、月のデータからも来客数は、気温差の変化によって差があると考えられる。

４．相関

ある原因によって結果が生じるときに、原因と結果の間には相関関係があるという。ただし、実際にはある測定値の連続的な変化に対して、他の測定値が連続して変化する場合、これらの間に相関関係があるという。これは計量値に対していえることであって、計数値に対してはいえないことである。

相関関係を調べるには、まず、２つの変量の測定値を対応させた組をグラフ上にプロットする。これを散布図という。散布図を描くと、２つの量の間の関係がどのようであるかが大まかにわかる。たとえば、xが大きくなるとy大きくなるような関係を正相関といい、反対にxが大きくなるとyが小さくなるような関係を負相関という。

２つの量の間に、正相関の関係があるか負相関の関係があるかどうかは、相関係数を計算すればわかる。散布図上で点がすべて右上がりの直線上にのるときは、相関係数は１であり、右下がりの直線上にのるときは、相関係数は－１である。またxとyとの間に全く関係のないときは相関係数は０となり、これを無相関という。このように常に$-1\leq$相関係数≤ 1の間の値を取る。

次に、相関係数の求め方として、いまxとyの関係を非常に多くのデータについて調べることにする。まず、xとyの関係の強さを示す目安として、つぎのような和を考える。

$$\sum(x_i-\bar{x})(y_i-\bar{y})$$

さらに、xとyの測定の単位に無相関とするために、xとyの標準偏差S_xとS_yで割ることにする。これが相関係数rである。

$$r=\frac{1}{n}\sum\left(\frac{x_i-\bar{x}}{S_x}\right)\left(\frac{y_i-\bar{y}}{S_y}\right)=\frac{\frac{1}{n}\sum(x_i-\bar{x})(y_i-\bar{y})}{S_xS_y}$$

ただし、S_xとS_yはnが非常に大きいので、つぎの式を使うことにする。

$$S_x=\sqrt{\frac{1}{n}\sum(x_i-\bar{x})^2}$$

$$S_y=\sqrt{\frac{1}{n}\sum(y_i-\bar{y})^2}$$

したがって、相関係数rはつぎのように書き直せる。

$$\therefore r=\frac{\frac{1}{n}\sum(x_i-\bar{x})(y_i-\bar{y})}{\sqrt{\frac{1}{n}\sum(x_i-\bar{x})^2}\sqrt{\frac{1}{n}\sum(y_i-\bar{y})^2}}$$

$$=\frac{\sum(x_i-\bar{x})(y_i-\bar{y})}{\sqrt{\sum(x_i-\bar{x})^2}\sqrt{\sum(y_i-\bar{y})^2}}$$

このようにして、調査データに対して導き出された相関係数が表４-１である。このとき、気温に関しては最高気温と、気温差、平均気温を取り上げることとした。

表４-１より、平均気温と最高気温の相関係数は0.985748となっている。これは、非常に強い正の相関関係があることを示している。重回帰分析を行う際、説明変数は独立であることが望ましい、この場合来客数を目的変数とし、気象要因が説明変数となるので平均気温と最高気温に強い相関が見られると多重共線性が存在することとなり、回帰式が求まらなかったり、求まっても偏回帰係数がデータを数個加えただけで大きく変化したり、偏回帰係数の符号が不合理となってしまうことが起こるので、来客数との相関を見た際、平均

表４-１　相関係数

	来客数	日照時間	気温差	湿度	平均気温	最高気温	気圧
来客数	1	0.208532	0.159482	−0.04349	0.479115	0.484765	−0.138
日照時間	0.208532	1	0.742166	−0.68194	0.056171	0.172434	0.226573
気温差	0.159482	0.742166	1	−0.58709	0.076804	0.232732	0.202958
湿度	−0.04349	−0.68194	−0.58709	1	0.181066	0.084336	−0.34826
平均気温	0.479115	0.056171	0.076804	0.181066	1	0.985748	−0.63652
最高気温	0.484765	0.172434	0.232732	0.084336	0.985748	1	−0.58087
気圧	−0.138	0.226573	0.202958	−0.34826	−0.63652	−0.58087	1

気温の方が、相関が低いのでこれを取り除くこととする。

５．重回帰モデルによる需要予測

ここでは、重回帰分析の概要について述べる [6]。説明変数が２つ以上ある場合を重回帰といい、それに対して説明変数が１つの場合を特に単回帰という。数理的には重回帰は説明変数が１つの場合をも含むので、単回帰は重回帰の特殊ケースにあたるといってよい。重回帰は応用範囲が広く、極めて重要な分析方法であるといえる。

いま、p 個の説明変数、$x_1, x_2, \cdots, x_p$からなる式

$$y = b_0 + b_1 x_1 + b_2 x_2 + \cdots + b_p x_p$$

をサイズ n の（$p+1$）変数データ

$$\begin{gathered}(x_{11}, x_{21}, \cdots, x_{p1}, y_1)\\(x_{12}, x_{22}, \cdots, x_{p2}, y_2)\\\vdots\\(x_{1i}, x_{2i}, \cdots, x_{pi}, y_i)\\\vdots\\(x_{1n}, x_{2n}, \cdots, x_{pn}, y_n)\end{gathered}$$

にあてはまることを考える。データのサイズ n が変数の個数（$p+1$）より十分に大きいと仮定する。

最小２乗法の原理によれば

$$Q = Q\left(b_0, b_1, b_2, \cdots, b_p\right) = \sum_{i=1}^{n}\left(y_i - b_0 - b_1 x_{1i} - b_2 x_{2i} - \cdots - b_p x_{pi}\right)^2$$

を最小にするように係数$b_0, b_1, \cdots, b_p$をきめればよい。Qが最小値となるための必要条件は

$$\begin{aligned}\partial Q/\partial b_0 &= \sum(-2)\left(y_i - b_0 - b_1 x_{1i} - b_2 x_{2i} - \cdots - b_p x_{pi}\right) = 0\\\partial Q/\partial b_1 &= \sum(-2)\left(y_i - b_0 - b_1 x_{1i} - b_2 x_{2i} - \cdots - b_p x_{pi}\right)x_{1i} = 0\\\partial Q/\partial b_2 &= \sum(-2)\left(y_i - b_0 - b_1 x_{1i} - b_2 x_{2i} - \cdots - b_p x_{pi}\right)x_{2i} = 0\\&\vdots\\\partial Q/\partial b_p &= \sum(-2)\left(y_i - b_0 - b_1 x_{1i} - b_2 x_{2i} - \cdots - b_p x_{pi}\right)x_{pi} = 0\end{aligned}$$

である。これを整理すると、$b_0, b_1, \cdots, b_p$に関する正規方程式

$$
\begin{aligned}
& nb_0 + b_1 \sum x_{1i} + b_2 \sum x_{2i} + \cdots + b_p \sum x_{pi} = \sum y_i \\
& b_0 \sum x_{1i} + b_1 \sum x_{1i}{}^2 + b_2 \sum x_{2i} x_{1i} + \cdots + b_p \sum x_{pi} x_{2i} = \sum y_i x_{1i} \\
& b_0 \sum x_{2i} + b_1 \sum x_{1i} x_{2i} + b_2 \sum x_{2i}{}^2 + \cdots + b_p \sum x_{pi} x_{2i} = \sum y_i x_{2i} \\
& \vdots \\
& b_0 \sum x_{pi} + b_1 \sum x_{1i} x_{pi} + b_2 \sum x_{2i} x_{pi} + \cdots + b_p \sum x_{pi}{}^2 = \sum y_i x_{pi}
\end{aligned}
\tag{4.1}
$$

が得られる。この正規方程式は単回帰の場合の正規方程式を一般化したものである。

式（4.1）は偏差形式で表現することもできる。式（4.1）の第１式の両辺を n で割り移項すると

$$b_0 = \overline{y} - b_1 \overline{x}_1 - b_2 \overline{x}_2 - \cdots - b_p \overline{x}_p$$

ただし、$\overline{y} = \sum y_1 / n, \overline{x}_1 = \sum x_{1i} / n, \cdots, \overline{x}_p = \sum x_{pi} / n$

となる。これを（4.1）第２式に代入して整理すれば

$$b_1 \left(\sum x_{1i}{}^2 - n\overline{x}_1{}^2 \right) + b_2 \left(\sum x_{2i} x_{1i} - n\overline{x}_2 \overline{x}_1 \right) + \cdots + b_p \left(\sum x_{pi} x_{1i} - n\overline{x}_p \overline{x}_1 \right) = \sum y_i x_{1i} - n\overline{y}\overline{x}_1 \tag{4.2}$$

が得られる。ここで式を簡略化するために共分散（分散）に対して記号

$$
\begin{aligned}
S_{11} &= \sum \left(x_{1i} - \overline{x}_1 \right)^2 = \sum x_{1i}{}^2 - n\overline{x}_1{}^2 \\
S_{12} &= \sum \left(x_{1i} - \overline{x}_1 \right) \left(x_{2i} - \overline{x}_2 \right) = \sum x_{1i} x_{2i} - n\overline{x}_1 \overline{x}_2 \\
& \vdots \\
S_{1p} &= \sum \left(x_{1i} - \overline{x}_1 \right) \left(x_{pi} - \overline{x}_p \right) = \sum x_{1i} x_{pi} - n\overline{x}_1 \overline{x}_p \\
S_{1y} &= \sum \left(x_{1i} - \overline{x}_1 \right) \left(y_i - \overline{y} \right) = \sum x_{1i} y_1 - n\overline{x}_1 \overline{y}
\end{aligned}
\tag{4.3}
$$

を導入すると式（4.2）は

$b_1 S_{11} + b_2 S_{12} + \cdots + b_p S_{1p} = S_{1y}$

と書き表すことができる。同様な操作を式（4.1）の第３式以降に対しても行うと、結局偏差形式の正規表現

$$
\begin{aligned}
& b_1 S_{11} + b_2 S_{12} + \cdots + b_p S_{1p} = S_{1y} \\
& b_1 S_{21} + b_2 S_{22} + \cdots + b_p S_{2p} = S_{2y} \\
& \quad \vdots \\
& b_1 S_{p1} + b_2 S_{2p} + \cdots b_p S_{pp} = S_{py} \\
& b_0 = \overline{y} - b_1 \overline{x}_1 - b_2 \overline{x}_2 - \cdots - b_p \overline{x}_p
\end{aligned}
\tag{4.4}
$$

ただし、$S_{ik} = \sum \left(x_{ji} - \overline{x}_j \right) \left(x_{ki} - \overline{x}_k \right)$　：x_j と x_kの共分散

$S_{iy} = \sum \left(x_{ji} - \overline{x}_j \right) \left(y_i - \overline{y} \right)$　：x_j と y の共分散

が得られる。

求める$b_0, b_1, \cdots, b_p$は、式（4.1）ないし式（4.4）の解として与えられるわけであるが、行

列記号を用いないと極めて込み入った式になる。ここでは式（4.4）の解が簡単に表現できる特別な場合について触れておく。それは

$$S_{jk} = \sum\left(x_{ji} - \overline{x}_k\right)\left(x_{ki} - \overline{x}_k\right) = 0, \quad j \neq k, \quad j,k = 1,2,\cdots,p$$

の場合、つまりすべての説明変数が互いに無相関となる場合である。このとき式（4.4）より

$$b_1 = S_{1y}/S_{11}, \qquad b_2 = S_{2y}/S_{22}, \quad \cdots, \quad b_p = S_{py}/S_{pp}$$

となる。この $b_1=S_{1y}/S_{11}$, $j=1,2,\cdots,n$ は、y の x_j への単回帰の回帰係数に等しい。ただし、このようなことは実際のデータでは起こらないのが普通である。

もし、正規方程式より $b_0,b_1,\cdots,b_p$ が求められたとすれば、回帰式

$$y = b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + \cdots + b_px_p \tag{4.5}$$

が定まる。

式（4.4）の最後の式を代入して b_0 を消去すると偏差形式の回帰式

$$y - \overline{y} = b_1\left(x_1 - \overline{x}_1\right) + b_2\left(x_2 - \overline{x}_2\right) + \cdots + b_p\left(x_p - \overline{x}_p\right)$$

になる。単回帰の場合と同様、重回帰の回帰式も重心の点（$\overline{x}_1,\overline{x}_2,\cdots,\overline{x}_p,\overline{y}$）を通る。説明変数 x_j の係数 b_j は、他の説明変数を固定しておいて x_j だけ 1 単位変化させたときの従属変数 y の変化する量を表す。そのため、この $b_j, j=1,2,\cdots,p$ を偏回帰係数と呼ぶ。

予測値$\hat{y}_i$と残差e_iは回帰式の式（4.5）より

$$\hat{y}_i = b_0 + b_1x_{1i} + b_2x_{2i} + \cdots + b_px_{pi}, \qquad i = 1,2,\cdots,n$$

$$e_i = y_i - \hat{y}_i = y_i - b_0 - b_1x_{1i} - \cdots - b_px_{pi}, \qquad i = 1,2,\cdots,n$$

で定義される。

$$\hat{y} = \sum \hat{y}_i/n = \sum\left(b_0 + b_1x_{1i} + \cdots + b_px_{pi}\right)/n = b_0 + b_1\overline{x}_{1i} + \cdots + b_p\overline{x}_p = \overline{y}$$

$$e_i = \sum\left(y_i - \hat{y}_i\right)/n = \overline{y} - \overline{\hat{y}} = 0$$

となるから、単回帰の場合と同様、予測値の平均 $\overline{\hat{y}}$ は従属変数の平均 $\overline{y}$ に一致し、そして残差の平均 $\overline{e}$ は 0 である。このほか、単回帰と同様に残差の性質は重回帰の場合にも成り立つ。また、重回帰の場合でも式

$$\sum\left(y_i - \overline{y}\right)^2 = \sum\left(\hat{y}_1 - \hat{y}\right)^2 + \sum e_i^2 \tag{4.6}$$

が成り立つ。したがって、回帰式のあてはまりのよさの指標である決定係数は

$$R^2 = \frac{\sum\left(\hat{y}_i - \hat{y}\right)^2}{\sum\left(y_i - \overline{y}\right)^2} = 1 - \frac{\sum e_i^2}{\sum\left(y_i - \overline{y}\right)^2} \tag{4.7}$$

で定義される。R^2の正の平方根

$$R = \sqrt{R^2} = \sqrt{\frac{\sum\left(\hat{y}_i - \hat{y}\right)^2}{\sum\left(y_i - \overline{y}\right)^2}} = \frac{\sum\left(\hat{y}_i - \overline{\hat{y}}\right)\left(y_i - \overline{y}\right)}{\sqrt{\sum\left(\hat{y}_i - \hat{y}\right)^2 \sum\left(y_i - \overline{y}\right)^2}}$$

が重相関係数である。

決定係数を求めるには

$$R^2 = \frac{1}{S_{yy}}\left(b_i S_{1y} + b_2 S_{2y} + \cdots + b_p S_{py}\right) \tag{4.8}$$

を用いる方が簡単である。この式では、$\hat{y}_i$ を計算する必要はない。

５.１　重回帰分析結果

ここでは、調査データによる重回帰分析について検討する。３章で検討した、平均気温を除く気圧、湿度、日照時間、最高気温、気温差の気象要因について、これらの要因すべてにおいて検討する。

まず、年間の実際のデータを用いて、来客数と気圧、湿度、日照時間、最高気温、気温差による重回帰式を求めると、

$$y = (-1014.96) + (-1.9562)x_1 + 2.5975x_2 + 0.0304x + 1.80001x_4 + 1.24526x_5$$

となり、重回帰分析結果は表５-１となる。

表５-１　来客数と気圧、湿度、日照時間、最高気温、気温差の重回帰分析

相関	来客数	気温差	最高気温	湿度	日照時間	気圧
来客数	1	0.15948	0.48476	−0.04349	0.208532	−0.138
気温差	0.15948	1	0.23273	−0.58709	0.742166	0.202958
最高気温	0.48476	0.23273	1	0.084336	0.172434	−0.58087
湿度	−0.0435	−0.5871	0.08434	1	−0.68194	−0.34826
日照時間	0.20853	0.74217	0.17243	−0.68194	1	0.226573
気圧	−0.138	0.20296	−0.5809	−0.34826	0.226573	1

回帰統計	
重相関	0.52826
重決定	0.27906
補正	0.26148
標準誤差	32.5273
観測数	211

分散分析表

	自由度	変動	分散	分散比	有意F
回帰	5	83956.1	16791.2	15.87035	3.31E-13
残差	205	216895	1058.02		
合計	210	300851			

	係数	標準誤差	t	P−値
切片	−1014.96	487.746	−2.0809	0.038683
気温差	−1.9562	1.24249	−1.5744	0.11693
最高気温	2.59753	0.35251	7.36866	4.15E−12
湿度	0.0304	0.33488	0.09078	0.927759
日照時間	1.80001	1.07043	1.68159	0.094172
気圧	1.24526	0.48117	2.588	0.010344

この結果、まず相関係数と偏回帰係数を比べると、気温差、湿度、気圧に符号の不一致が見られたので、これを除き、残った日照時間と最高気温で、もう一度重回帰式を求める。

すなわち、来客数と日照時間、最高気温による重回帰式は、

$$y = 235.8546 + 1.366186x_1 + 1.962927x_2$$

となり、重回帰分析を行うと表5-2となる。

表5-2　来客数と日照時間、最高気温の重回帰分析

回帰統計	
重相関	0.501085
重決定	0.251086
補正	0.243885
標準誤差	32.91245
観測数	211

相関	来客数	日照時間	最高気温
来客数	1	0.208532	0.484765
日照時間	0.208532	1	0.172434
最高気温	0.484765	0.172434	1

分散分析表

	自由度	変動	分散	分散比	有意F
回帰	2	75539.5	37769.75	34.86773	8.73E－14
残差	208	225311.7	1083.229		
合計	210	300851.2			

	係数	標準誤差	t	P－値
切片	235.8546	6.312292	37.36434	3.21E-94
日照時間	1.366186	0.646294	2.113877	0.035717
最高気温	1.962927	0.258508	7.593282	1.04E－12

予測結果

実際の来客数	予測値	残差	標準残差
207	250.5514	－43.5514	－1.3296
303	255.2373	47.76266	1.458164
247	261.7841	－14.7841	－0.45135
238	261.5893	－23.5893	－0.72017
253	260.4901	－7.49006	－0.22867
249	260.2938	－11.2938	－0.34479
255	251.7731	3.22685	0.098514
273	256.8422	16.15778	0.493287
213	263.8773	－50.8773	－1.55325
252	250.8341	1.16591	0.035595
227	248.8099	－21.8099	－0.66584
234	252.9321	－18.9321	－0.57798
259	259.9766	－0.97658	－0.02981
300	261.4967	38.50334	1.175483
250	261.214	－11.214	－0.34236

この結果、来客数と日照時間、最高気温の重回帰分析には多重共線性は見られず、分散分析表の有意Ｆ値やＰ値、ｔ値もこの回帰式が有意である事を示している。また、予測値と残差の表を一部載せているが、平均的にこのような値をとっているので、はずれ値も見当たらず、年間での需要予測の構築に有用な気象要因として、日照時間と最高気温が考えられる。

しかし、ファジィ推論モデルを構築する際、今回得られた気象要因の最高気温に関しては、季節によって偏りが見られる、例えば、１月の最高気温は１℃や２℃等といった値であるのに対し８月の最高気温は30℃や35℃等といった値となっている。このことから、高い、中位、低いといったように度合いを分けて構築するのには適さないのではないかとも考えられる。したがって、最高気温を除いた要因においても重回帰分析を行ってみることとした。

まず、最高気温を除いた変数の来客数と気温差、日照時間、気圧、湿度による重回帰式を求めると、

$$y = 1239.623 + 0.6262x_1 + 3.1910x_2 + (-1.0025)x_3 + 0.5007x_4$$

となり、表５-３となる。

表５-３　来客数と気温差、日照時間、気圧、湿度の重回帰分析

回帰統計	
重相関	0.296836
重決定	0.088111
補正	0.070405
標準誤差	36.4933
観測数	211

相関	来客数	気温差	日照時間	気圧	湿度
来客数	1	0.159482	0.208532	−0.138	−0.04349
気温差	0.159482	1	0.742166	0.202958	−0.58709
日照時間	0.208532	0.742166	1	0.226573	−0.68194
気圧	−0.138	0.202958	0.226573	1	−0.34826
湿度	−0.04349	−0.58709	−0.68194	−0.34826	1

分散分析表

	自由度	変動	分散	分散比	有意F
回　帰	4	26508.44	6627.109	4.976201	0.000754
残　差	206	274342.7	1331.761		
合計	210	300851.2			

	係数	標準誤差	t	P－値
切片	1239.623	426.1534	2.908866	0.004025
気温差	0.626197	1.337389	0.468224	0.64012
日照時間	3.191072	1.182118	2.699452	0.007522
気圧	−1.0025	0.417486	−2.40129	0.017226
湿度	0.50066	0.368825	1.357446	0.176125

この結果、まず相関係数と偏回帰係数を比べると、湿度に符号の不一致が見られたので、これを除き、残った気温差と日照時間、気圧で、もう一度重回帰式を求める。

すなわち、来客数と気温差、日照時間、気圧による重回帰式は、

$$y = 1428.493 + 0.3415x_1 + 2.4817x_2 + (-1.1539)x_3$$

となり、重回帰分析結果は表５-４となる。

表５-４　来客数と気温差、日照時間、気圧も重回帰分析

回帰統計	
重相関	0.282763
重決定	0.079955
補正	0.066621
標準誤差	36.5675
観測数	211

	来客数	気温差	日照時間	気圧
来客数	1	0.159482	0.208532	−0.138
気温差	0.159482	1	0.742166	0.202958
日照時間	0.208532	0.742166	1	0.226573
気圧	−0.138	0.202958	0.226573	1

分散分析表

	自由度	変動	分散	分散比	有意F
回帰	3	24054.45	8018.151	5.996304	0.000616
残差	207	276796.7	1337.182		
合計	210	300851.2			

	係数	標準誤差	t	P−値
切片	1428.493	403.6189	3.539213	0.000496
気温差	0.341501	1.323527	0.258023	0.796645
日照時間	2.481681	1.062486	2.335729	0.020462
気圧	−1.15394	0.403122	−2.86251	0.004635

予測結果

実際の来客数	予測値	残差	標準残差
207	261.3078	−54.3078	−1.49586
303	272.0281	30.97192	0.853095
247	282.9719	−35.9719	−0.99081
238	287.222	−49.222	−1.35578
253	287.5257	−34.5257	−0.95098
249	278.5875	−29.5875	−0.81496
255	261.6851	−6.68511	−0.18414
273	269.5254	3.47461	0.095705
213	279.2037	−66.2037	−1.82352

　この結果、来客数と気温差、日照時間、気圧の重回帰分析には多重共線性は見られず、分散分析表の有意F値はこの回帰式が有意である事を示している。また、予測値と残差の表を一部載せてあるが、平均的にこのような値をとっているので、はずれ値も見当たらず、年間での需要予測の構築に有用な気象要因として、気温差、日照時間、気圧が考えられる。

６．ファジィ推論モデルへの展開

６.１　ファジィ推論モデル

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。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’を集合全体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⇒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⇒B
事実：A
結果：　B

となる。これをmodus. ponesという。

特に、A⇒Bはファジィ規則（ファジィルール）と呼ばれ、x ∈ XのAにおけるグレードに、y ∈ YのBにおけるグレードを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⇒BはX×Yにおける１つのファジィ関係、すなわち全体集合X×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）∈X×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、結論B’は２つのファジィ関係A’とA⇒Bを合成してえることができる。すなわち、

$$\mu_{B'}(y)=\bigvee_{x}\left[\mu_{A'}(x)\wedge\left\{\mu_A(x)\rightarrow\mu_B(y)\right\}\right]$$

となる。なお、a∨b＝max {a,b} 、a∧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マムダニは、含意の定義に、

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

を用いた[8]。これは、２つのファジィ集合AとA'との交わりの高さ（適合度）で、ファジィ集合Bをカットする。

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$B_2 \Rightarrow C_1$
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$\mu_{Ak}(x_0)$と$\mu_{Bk}(y_0)$との小さい方をとって、マムダニの方法を用いると、$z \in Z$に対して、

$$\mu_{c'k}(Z) = \mu_{Ak}(x_0) \wedge \mu_{Bk}(y_0) \wedge \mu_{ck}(Z)$$

となる（k＝1、2・・・、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、

$$\mu_c(z) = \mu_{c1'}(z) \vee \mu_{c2'}(z) \vee \cdots \vee \mu_{cn'}(z)$$

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。[9]

６.２　ファジィ推論モデルの提案１

ここでは、来客数と日照時間、最高気温からのファジィ推論モデルを提案する。
来客数と日照時間、最高気温のファジィ推論モデルは、

IF　日照時間が長い　かつ　最高気温が高い　THEN　来客数は非常に多い
IF　日照時間が長い　かつ　最高気温が中位　THEN　来客数は中位
IF　日照時間が長い　かつ　最高気温が低い　THEN　来客数は非常に少ない

IF　日照時間が中位　かつ　最高気温が高い　THEN　来客数は多い
IF　日照時間が中位　かつ　最高気温が中位　THEN　来客数はやや多い
IF　日照時間が中位　かつ　最高気温が低い　THEN　来客数はやや少ない
IF　日照時間が短い　かつ　最高気温が高い　THEN　来客数はやや多い
IF　日照時間が短い　かつ　最高気温が中位　THEN　来客数はやや中位
IF　日照時間が短い　かつ　最高気温が低い　THEN　来客数は少ない

という２入力１出力のファジィ推論モデルが考えられる。

6.3　ファジィ推論モデルの提案２

来客数と気温差、日照時間、気圧からのファジィ推論モデルを提案する。来客数と気温差、日照時間、気圧のファジィ推論モデルは、表6-1のようになると考えられる。表6-1は、３入力１出力のファジィ推論モデルであり、この表から、
IF　気圧が高い　かつ　日照時間が長い　かつ　気温差が高い　THEN　来客数は多いとして推論する。

表6-1　来客数と気温差、日照時間、気圧のファジィ推論モデル

入力			出力
気圧	日照時間	気温差	来客数
高い	長い	高い	多い
高い	長い	中位	非常に多い
高い	長い	低い	中位
高い	中位	高い	中位
高い	中位	中位	やや少ない
高い	中位	低い	やや多い
高い	短い	高い	少ない
高い	短い	中位	非常に少ない
高い	短い	低い	やや少ない
中位	長い	高い	やや中位
中位	長い	中位	やや中位
中位	長い	低い	少ない
中位	中位	高い	非常に多い
中位	中位	中位	やや多い
中位	中位	低い	中位
中位	短い	高い	少ない
中位	短い	中位	やや少ない
中位	短い	低い	やや中位
低い	長い	高い	やや中位
低い	長い	中位	やや中位
低い	長い	低い	少ない
低い	中位	高い	中位
低い	中位	中位	中位
低い	中位	低い	多い
低い	短い	高い	やや中位
低い	短い	中位	多い
低い	短い	低い	中位

７　結論

本論文では、ファジィ推論モデルの構築を前提に、年間の気象データと年間の営業管理データとを用いて需要予測のために有用になるであろう要因について分析を行った。

本論文で用いた西本によるフィットネスクラブの調査結果では、日や曜日ごとによって売上高や来客数に差が見られた。それは、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、その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ため、毎月末にカード決済によって会員費が支払われる。そのため、毎日の実際の売上高が不明であった。そこで、このとき調査データである営業管理データからは、来客数を取り上げ、また気象データからは、気圧、湿度、日照時間、最高気温、最低気温、平均気温、気温差（最高気温－最低気温）などの気象要因を取り上げた。これは、このような気象データは比較的容易に手に入るため、これらのデータからモデルが構築されれば予測が容易に出来ると考えたからである。

次に、相関について述べ、そして、気圧、湿度、日照時間、最高気温、最低気温、気温差、平均気温、来客数についての相関係数を求め、互いにどれくらいの相関があるかを求め、非常に強い相関が見られる気象要因については多重共線性の恐れがあるため、これを除くこととした。

そして、求められた気象要因の気圧、湿度、日照時間、最高気温、気温差から重回帰分析で予測を立て、その時に多重共線性の見られた気圧、湿度、気温差の気象要因を除くこととした。そして、残った日照時間と最高気温で、来客数との重回帰分析を行いファジィ推論モデルに適応できるであろう要因の抽出を行った。

しかし、ファジィ推論モデルを構築する際、今回得られた気象要因の最高気温に関しては、季節によって偏りが見られるので、例えば、１月の最高気温は１℃や２℃等といった値であるのに対して８月の最高気温は30℃や35℃等といった値となっている。このことから、高い、中位、低いといったように度合いを分けて構築するのには適さないのではないかとも考えられる。そこで、最高気温を除いた気象要因での分析も試みた。

そして、重回帰分析によって得られた気象要因を用いて、ファジィ推論モデルの提案を行った。ここでは、日照時間と最高気温から来客数を推論するモデルと、気温差と日照時間、気圧から来客数を推論するモデルの２つを提案した。

最後に、本研究によって、気象データが人間の消費行動に影響を与えていることが明らかとなったため、経営データのみならず、社会、経済データを用いて、気象データが人間の行動に及ぼす影響を解明することが可能ではないかと考えられる。例えば、株式市場における投資家の行動の分析などへの展開などが考えられる。

参考文献一覧

［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：気象データを用いる売上予測ファジィ推論、福山平成大学紀要第6号, pp.19-36, 2001
［4］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
［5］http://www.osaka-jma.go.jp、気象観測資料、大阪管区気象台
［6］中村隆英、新家健精、美添泰人、豊田敬、統計入門、東京大学出版会、pp89-95、1999
［7］中村俊輔、西本正博、古殿幸雄：ファジィ推論に基づく気象データによる需要予測、第20回ファジィシステムシンポジウム講演論文集、pp.461-462, 2004
［8］中村俊輔、古殿幸雄：需要予測のための気象要因の分析とファジィ推論モデルへの展開、第21回ファジィシステムシンポジウム講演論文集、pp.784-787, 2005
［9］菅野道夫、ファジィ制御、日刊工業新聞社、1988