

態度に着目した潜在学習による 顧客満足度と他者推奨の関係解析

北島 良三, 谷口 唯成, 坂本 真仁, 小泉 真人, 酒井 浩之

1. はじめに

本論文は顧客満足と他者推奨の関係について、消費者の態度に着目して学習を行う知的情報処理手法を用いて調査したものである。

近年、たとえば「顧客満足度調査 ○年連続第1位」など、「顧客満足」という言葉を企業の Web ページや広告などで目にする機会が多い。高い顧客満足度は、企業のサービス・製品に対する顧客の支持を意味するため、広告コピーとして重要な訴求ポイントの一つであることが理解できる。しかし、訴求ポイントとしての側面もあるものの、顧客満足度調査では、顧客のロイヤルティを高めることが、大きなゴールの一つとされる [1]。

公益財団法人日本生産性本部による、日本版顧客満足度指数 (Japanese Customer Satisfaction Index, JCSI) の JCSI 顧客満足モデル [2, 3] において、顧客満足からロイヤルティ (継続利用意向) へ至るパスが確認できる。高ロイヤルティ顧客は自社のファンともいえる顧客であり、継続した購買行動へと繋がる、企業にとって重要な顧客である。顧客満足度を調査することは企業にとって重要事項であることがこのモデルからも見て取れる。

ところで JCSI 顧客満足モデルを確認すると顧客満足からクチコミ (他者推奨) へ至るパスも確認でき、

このパスについて小野 [2] は、「他人に当該企業やブランドのことを勧める意思じたいが、自らの再購買・利用への意思を強化すると考えられる」と報告している。たしかに満足した顧客が友人などに直接、あるいは不特定多数にソーシャル・ネットワーキング・サービス (Social networking service, SNS) などを通して製品レビューを発信する一連の過程は、改めてのサービス・製品の評価へと繋がり、それが自身のロイヤルティ強化へ向かうことは大いに考えられることである。またこの満足顧客による製品レビュー発信により新規顧客の獲得へ繋がるのが考えられるため、顧客満足から他者推奨へと至るこのパスも企業にとって重要であろうと推測する。

ではこの他者推奨であるが、どのような事柄に対する満足が他者推奨に影響を及ぼしているのだろうか。本論文ではこれを調査することとし、またこの際、「態度」に着目して学習を行う知的情報処理手法を提案、使用することとした。

「態度」は社会心理学の言葉で、意思決定をする際にもっている意思決定を左右する何か [4]、であるとされており、消費者行動研究で重要な概念である [5]。また「顧客満足」についてであるがこれは、消費者の中にブランドや製品に対する態度が形成され購買・消費など意思決定がされた後のその製品に対する評価 [6]、であるとされている。そこで本研究では消費者行動研究で論じられる「態度」を解析に取り入れて解析を実施することを試みた。本研究においてはこの態度の形成を、後述する多属性態度モデル的に捉え、態度を加味した解析モデルを提案する。

本研究では、経営科学系研究部会連合協議会主催の令和2年度データ解析コンペティションで提供された大規模消費者調査アンケートより、ビジネスホテルに関するデータを対象に解析を実施した。ホテルを解析対象としたのは、ホテルが提供するサービス (おもてなし) が消費者にわかりやすく、またそれが満足度として明確にデータに表れているのではないかと判断からである。

きたじま りょうぞう
東京工芸大学工学部
r.kitajima@eng.t-kougei.ac.jp
たにぐち ただなり
東海大学理系教育センター
taniguchi@tokai-u.jp
さかもと しんじ
金沢工業大学工学部
shinji.sakamoto@ieee.org
こいずみ まさと
東海大学文化社会学部
mkoi3@hotmail.com
さかい ひろゆき
成蹊大学理工学部
h-sakai@st.seikei.ac.jp

2. 提案手法

2.1 本研究における態度の定義

本研究では態度に着目して解析を行う知的情報処理手法を提案し、これを用いて他者推奨に影響を与える顧客満足属性について調査を行っていく。

ブランドや製品がもつ各側面から、そのブランドや製品に対する全体的な態度を表すモデルに多属性態度モデルがあり、代表的なモデルとして「Fishbein モデル」や「適切一重要度モデル」がある [7]。たとえば適切一重要度モデル (Bass & Talarzyk のモデル [8]) は、

$$A_b = \sum_{i=1}^N W_i B_{ib} \quad (1)$$

により表されるモデルである。ここで A_b はブランド b に対する態度、 W_i は属性 i の重要度、 B_{ib} はブランド b が属性 i を有することについての信念の強さ (Bass らは満足度を用いた)、 N は属性の数を示している。本研究ではこの適切一重要度モデルを解析で用いる態度のコンセプトとして用いることとした。

ここで適切一重要度モデルを解析コンセプトとして取り入れることについて補足しておきたい。この適切一重要度モデルであるが、ベースとなっているモデルは、もう一つの代表的モデルである Fishbein モデルである。しかし、Fishbein モデルにはなかった重要度が使用されているなど相違があり、モデルの妥当性について議論を巻き起こした経緯がある [9]。しかし満足度と重要度を用いる点で調査対象者が回答しやすく、適切一重要度モデルが調査に採用されることもあり [7]、また、本研究では解析で使用するデータが満足度調査の結果ということもあるため、適切一重要度モデルの採用を決定した。

ただし本研究では Bass らのモデルとは異なり、ブランドや製品がもつ各側面の算出の際、満足度の代わりに期待度を使用することとした。これは、本研究では満足度が他者推奨に与える影響を調査するが、この解析に取り入れる「態度」に、既に満足度が取り入れられていた場合、結果解釈の困難が想定されたためである。またこれに加え、顧客満足は「期待-不一致モデル」によって事前の期待と実際の結果の差であるとされている [10] ことも、期待度を解析コンセプトとして取り入れた理由である。

これらの理由により、本研究ではブランド b における属性 k ($k = 1, 2, \dots, K$) の側面を $\varepsilon_{k,b}$ で表し、これを、

$$\varepsilon_{k,b} = W_k E_{k,b} \quad (2)$$

より算出することとした。ここで W_k は属性 k の重要度、 $E_{k,b}$ はブランド b が属性 k を有することについての期待度、を示している。なお属性について式 (1) では i で示されていたが、これ以降では k で示すこととした。この属性 k に対する事前の期待度と重視レベル (重要度) からなる $\varepsilon_{k,b}$ を本研究では各属性ごとの態度と定義し、またこれを多属性態度モデルの変数と命名し、次節で提案する知的情報処理手法で使用する。

2.2 態度に着目した潜在学習

前節で定義した態度であるが、本研究ではこれを潜在学習 [11] に取り入れて、「態度に着目した潜在学習」として解析に用いる。潜在学習は入力ニューロンの潜在性に着目して学習を行うニューラルネットワークである。潜在性とはニューロンの多様な状況に対応できる能力と定義されるもので「潜在性の高いニューロンは学習で重要な役割を果たすニューロンである」と捉えている。一般的にニューラルネットワークを解析に用いた場合、解析結果はブラックボックスと称されるほど解釈が困難であるが、潜在学習は潜在性を調べることにより、どの入力的重要視されてネットワークに取り込まれたかを把握することが可能な手法である。

潜在学習の概要は図 1 の左下に示す構造をしている。これは、知識獲得段階と称される自己組織化マップ (Self-organizing maps, SOM) が基となった、入力ニューロンの潜在性を算出し入力データから知識を獲得する段階、知識活用段階と称される多層パーセプトロン (Multilayer perceptron, MLP) が基となった、知識獲得段階で獲得した知識を使用して学習を行う段階の二段階から構成されている。

本研究ではこの潜在学習の潜在性算出の際に多属性態度モデルの変数を用いることで態度に着目して学習を実施する。提案手法は図 1 に示すように、知識獲得段階の前に、潜在性獲得段階を加えた三段階の構造をしたネットワークとなる。なお、この潜在性獲得段階の構造は従来の潜在学習の知識獲得段階と同じ構造をしており、潜在性算出も同様のロジックである。

本研究で使用する、態度に着目した潜在学習を用いた解析の流れは次のとおりである。このモデルへの入力であるが、これは「ブランド b の属性 k に対する態度 ($\varepsilon_{k,b}$)」と「満足度」の二つとなる。

はじめにこの属性 k ごとの態度を用いて潜在性獲得段階にて潜在性を算出する。潜在性算出にあたり潜在性獲得段階における入力ニューロンに番号 k ($k =$

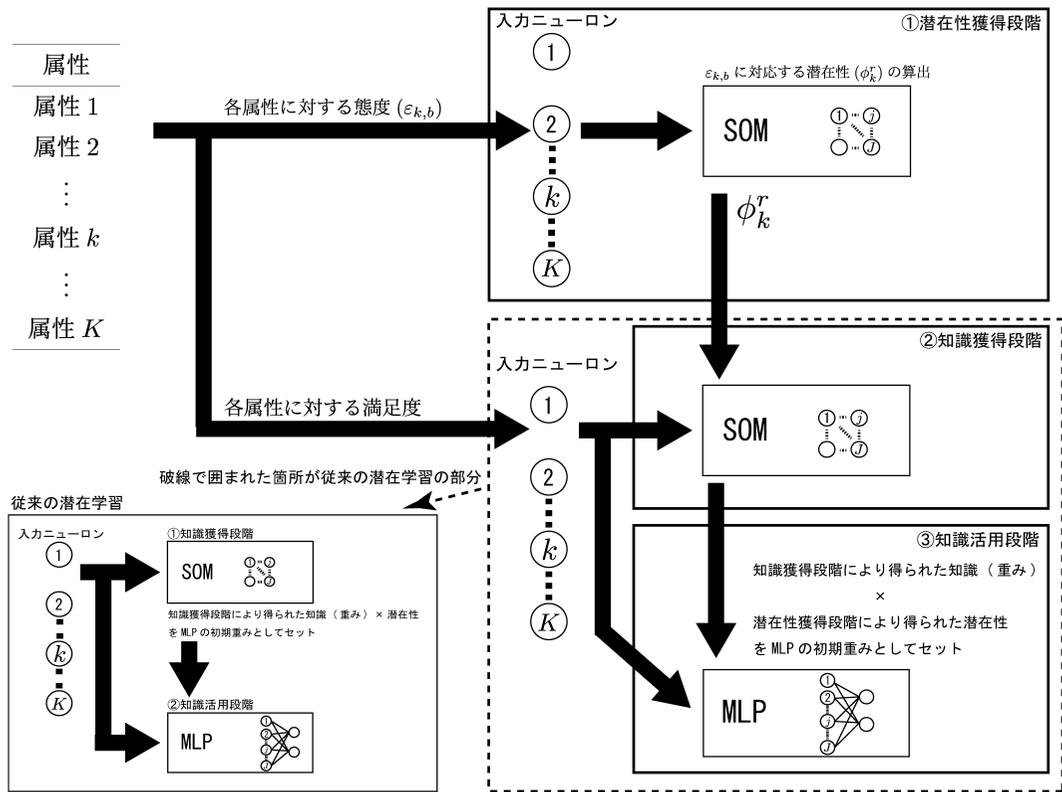


図 1 態度に着目した潜在学習の概要

$1, 2, \dots, K$) を割り当てて表すと、 k 番目の入力ニューロンの潜在性 ϕ_k^r は、

$$\phi_k^r = \left(\frac{V_k}{\max_{k=1, \dots, K} V_k} \right)^r \quad (3)$$

により定義される ($0 \leq \phi_k^r \leq 1$)。ここで V_k は k 番目の入力ニューロンの分散 (これは j 番目の出力ニューロン ($j = 1, 2, \dots, J$) から k 番目の入力ニューロンへ接続されている重み $w_{j,k}$ から求められる)、 r は算出される潜在性を制御するパラメータであり、パラメータ r が大きい値をもつ場合は大きな分散をもつ入力ニューロンが大きな潜在性をもつようになる。 V_k は 2 以上の J を用いて、

$$V_k = \frac{1}{J-1} \sum_{j=1}^J (w_{j,k} - w_k)^2 \quad (4)$$

により定義される。ここで w_k は k 番目の入力ニューロンへ接続されている重みの平均を意味しており、

$$w_k = \frac{1}{J} \sum_{j=1}^J w_{j,k} \quad (5)$$

により計算される。

潜在性獲得段階における k 番目の入力ニューロンの潜在性が得られたら、つづいて知識獲得段階での学習へと移行する。この段階での入力属性 k に対する満足度が使用される (知識獲得段階の入力ニューロンについても潜在性獲得段階と同様に番号 k ($k = 1, 2, \dots, K$) を用いて表す)。潜在性獲得段階で得られた潜在性の使用であるが、これは SOM の学習で実施される入力データ (k 番目の入力ニューロンからの入力を x_k で示す) と j 番目の出力ニューロンの距離 d_j を求める際に、

$$d_j = \sqrt{\sum_{k=1}^K \phi_k^r (x_k - w_{j,k})^2} \quad (6)$$

として利用される。距離を求めた後の学習は通常の SOM と同様である。

知識獲得段階での学習が終了すると、最後に知識活用段階での学習が行われる。この段階は MLP がベースになっており、学習も通常の MLP と同様である。ただし学習開始時の入力層-中間層間の重みの初期値に、知識獲得段階で得られた知識 (重み) と潜在性獲得

段階で得られた潜在性から成る値（重み×潜在性）が使用される。これにより、解析対象データから得た知識に沿った学習がされることを期待している。

以上が態度に着目した潜在学習における学習の流れである。従来の潜在学習では入力データから直接潜在性を得て、また知識を獲得し、知識活用段階での学習が開始されるが、本研究で提案する態度に着目した潜在学習では共通の属性に対する態度と満足度という異なる二つの入力を使用して、態度より潜在性を得て、この潜在性によって重みをつけられた満足度によって知識獲得が行われる点で、従来の潜在学習と異なるものである。

2.3 解析データ

本研究では、データ解析コンペティションで提供された大規模消費者調査アンケートの回答結果を基に解析データを作成する。解析の関心事項は、「どのような満足度項目が他者推奨に影響を与えるのか」を調査することであるので、ターゲットデータには他者推奨の意向を使用した。これは、「仮に、あなたが友人や知人からホテルについて相談を受けたとき、どの程度そのホテルを薦めたいと思いますか」という設問に対する回答を基に変数化した。この設問は、薦める可能性が大きい場合は10、薦める可能性が小さい場合は0とする11段階の回答が得られるものであるが、今回は9から10を正例（推奨者）、0から6を負例（非推奨者）としてターゲットデータを作成した。正例・負例の基準であるが、これは顧客ロイヤリティ指標であるNet Promoter Score (NPS) [12] の「推奨者」、「批判者」の定義に沿ったものである。

つづいて入力変数であるが、これには属性 k に対する、態度に関する変数である多属性態度モデルの変数と、満足度に関する変数が必要となる。本研究では表1に示す属性を調査対象属性とするため、これらに関する変数を作成していく。なおデータ解析コンペティションで提供されたデータには、朝食に関する項目なども存在していたが、これらはホテル利用客によっては利用しないサービスであるため、これらについては調査対象属性から除くこととした。

ブランド b の属性 k についての態度 ($\varepsilon_{k,b}$) に関する変数であるが（ブランド b についてであるが、本研究ではビジネスホテル全般に対する調査であるので、ホテルブランドは問わず「ビジネスホテル」となる）、態度は式 (2) に示すように、重要視する事柄 (W_k) と期待する事柄 ($E_{k,b}$) より算出される。この際、 W_k については「ホテルを選ぶ際に重視した項目」を問う設問

表1 解析に使用した属性

No	属性
1	立地・アクセス
2	宿泊プランの豊富さ
3	スタッフの対応
4	ホテルの清潔度・雰囲気
5	客室の快適さ
6	バス・トイレの快適さ
7	ベッド・寝具の快適さ
8	金額の納得感

に対する回答内容を基に、最も重視した項目に3点、重視した項目に1点、それ以外に0点を割り当てて変数化した。また $E_{k,b}$ については「期待していた項目」を問う設問に対する回答内容を基に変数化した。この設問からは「非常に期待していた」を10、「全く期待していなかった」を1とする10段階評価が得られるが、「非常に期待していた」を4点、「全く期待していなかった」を-4点とし、これを10段階評価に対応させ、表2に示す対応関係で変数化した。全く期待していない場合を0点とせず負数としたのは、ある事柄について重要視して（3点あるいは1点）、全く期待していない（0点）場合に態度が0になってしまうことを避けるためである。

一方、属性 k についての満足度に関する変数であるが、これは表1に示す属性ごとの満足度を、「非常に満足」を10点、「非常に不満」を1点として10段階で変数化した。これは提供データの評価尺度と同じである。

次節より、これら作成したデータを使用して実施した解析結果について述べていくが、本節の最後に解析に使用するデータについて補足を行いたい。はじめに本研究で解析対象となったビジネスホテルであるが、これは「バジェット」と「エコノミー」のカテゴリに属するホテルのみとした。このカテゴリは客室単価によるホテルランクであり、1万円未満がバジェット、1万円以上2万円未満がエコノミーとして分類されるものである。つづいて解析データについてであるが、解析の際は解析対象データを三つに分けて使用した。この内訳であるが、全サンプルの70%が学習用途、15%が過学習防止用途（早期停止）、15%がモデルパフォーマンス試験用途となる。またこの分割比率はそのまま、各用途に使用されるサンプルがランダムに異なるものを10パターン作成し、これらを用いて解析を実施した。すなわち10個の解析モデルが作成されることになるが、次節以降で述べる分類結果などモデルの

表2 期待に関する設問から得られる評価と $E_{k,b}$ の対応関係

設問評価	10	9	8	7	6	5	4	3	2	1
					↓					
$E_{k,b}$	4	3	2	1	0	0	-1	-2	-3	-4

表3 ビジネスホテル利用顧客全般に対する解析結果 (モデルパフォーマンス)

	ロジスティック回帰分析	多層パーセプトロン	潜在学習 $r = 6$	提案手法 $r = 3$
正解率	0.9356	0.9339	0.9356	0.9374
精度	0.9240	0.9469	0.9488	0.9534
再現率	0.9508	0.9182	0.9196	0.9185
F 値	0.9371	0.9323	0.9339	0.9356

パフォーマンスはこの 10 個のモデルの平均値を示している。

3. 結果と考察

3.1 ビジネスホテル利用顧客 (全般的な利用) の解析

解析対象データには、さまざまな利用目的の顧客が含まれていたため、はじめに利用目的を特に絞らず、全般的な解析を実施する。この解析に使用したデータの総サンプルサイズは 7,695 件、データ中の正例は 50.49%、負例は 49.51%であった。

この解析の際、提案手法の潜在性獲得段階と知識獲得段階における出力ニューロン、ならびに知識活用段階における中間ニューロンの数は 110 個とした。この数であるが、これは解析に使用したソフトウェア (SOM Toolbox 2.0 [13]) の設定 (mapsize: small) によるものである。知識活用段階における出力ニューロンの数は 2 個とした。また知識活用段階において、中間ニューロンの伝達関数は双曲線正接関数、出力ニューロンの伝達関数はソフトマックス関数とした。パラメータ r については 1 から 10 まで 1 刻みで変化させ、最も正解率の良いパラメータ値を探索した。

表 3 はモデルパフォーマンスを示したものである。表には、提案手法に加え、比較のために実施した、ロジスティック回帰分析、多層パーセプトロン、潜在学習、の結果が示されている (潜在学習、多層パーセプトロンにおいてもニューロン数・伝達関数などネットワーク構成は提案手法と同じである)。解析の結果、正解率は提案手法が最も高く、つづいて同順位で潜在学習、ロジスティック回帰分析、そして多層パーセプトロンという結果であった。F 値についてはロジスティック回帰分析が最も高く、つづいて提案手法、潜在学習、多層パーセプトロンという結果であった。

図 2 は各手法における、入力層-中間層間の重み (図の上段に示す)、そして入力ニューロンの潜在性 (図の下段に示す) を示したものである。上段の図に示されている図形は重みを示しており、図形の大きさは重みの大きさを、色は重みの符号をそれぞれ示している (黒色: 正, 灰色: 負)。この図より、潜在学習では第 6・第 8 の入力ニューロンに大きな重みが集中しており、提案手法においては第 1 入力ニューロンに重みが集中していることが確認できた。一方、多層パーセプトロンでは、さまざまな重みが存在しており、重みが集中している入力ニューロンを確認することは困難な結果であった。つづいて下段に示す結果であるが、この図より、重みが集中している入力ニューロンが大きい潜在性をもっていることを確認できるため、潜在性の大きい入力ニューロンの値がネットワークに積極的に取り込まれていると判断できる。最も潜在性の大きい入力ニューロン (変数) について確認をすると、ロジスティック回帰分析 (オッズ比を示している) では「金額の納得感」、潜在学習では「バス・トイレの快適さ」、提案手法では「立地・アクセス」、に関する満足感が重要という結果をそれぞれ得た。

これら得られた重要変数についての妥当性であるが、ロジスティック回帰分析より得られた「金額の納得感」については、他者推奨に影響を及ぼす変数として妥当性の高い結果といえる。いわゆる「コストパフォーマンスが良い」ということになる変数であり、顧客がこの項目に満足することで他者に対してそのホテルを推奨することは十分考えられる。つづいて潜在学習より得られた「バス・トイレの快適さ」という変数であるが、これに対しては他者推奨への影響について想像が付かない結果である。個人の満足項目として重要な事柄であることは疑う余地がないが、これを理由とした他者推奨というのは想像が付かず、妥当性のない結果

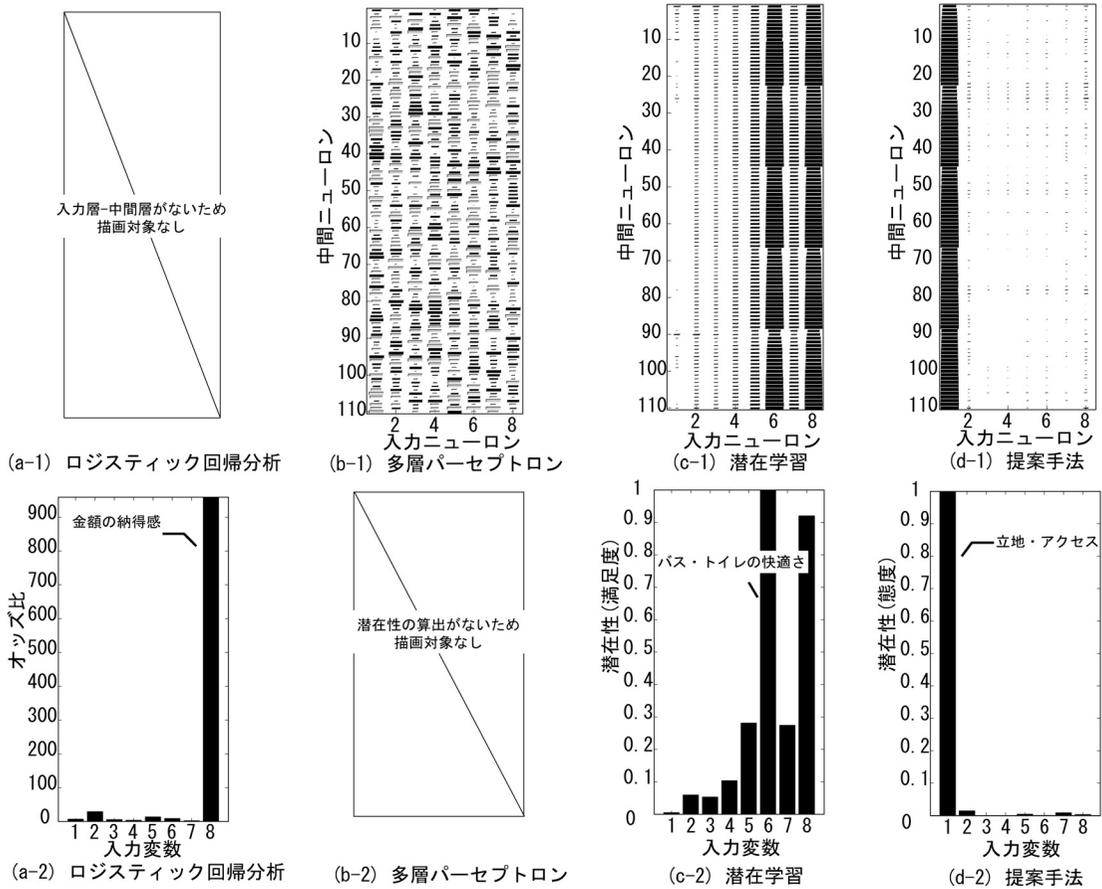


図2 ビジネスホテル利用顧客全般の解析結果 (上段：入力層-中間層間の重み, 下段：入力ニューロンの潜在性)

であると結論付けた。最後に提案手法により得られた「立地・アクセス」であるが、これは他者推奨に影響を及ぼす変数であると十分考えられる。

一般的に考えると、ホテル利用にはビジネスや旅行といった何らかの目的があり、その目的のために利用するものである。そこから推測すると立地については、「その目的ならこのホテルの立地が良くてお勧めである」などと他者推奨へ繋がると自然に考えられる。たしかに「出張・旅行に行く」と相談された場合に、「コストパフォーマンスが良い」という推奨も考えられるが、コストパフォーマンスが良ければ最終目的地にとって不便な場所に立地していても良いかと問われると、コストパフォーマンスは利便性と比較すると他者推奨として前面には出てこないのではないかと推測する。以上の結果より、提案手法により得られた結果が最も妥当性のある結果であると結論付けた。

3.2 ビジネス利用目的顧客に対する解析

つづいてホテルの利用目的をビジネス利用に限って

解析を実施する。この解析では総サンプルサイズは3,639件であり、データ中の正例は44.68%、負例は55.32%であった。潜在性獲得段階と知識獲得段階の出力ニューロン数、知識活用段階の中間ニューロン数は76とした(SOM Toolbox 2.0の設定(mapsize: small)による)。その他のネットワーク構成は一般的な利用顧客データの解析の際と同じである。

表4にモデルパフォーマンスを示す。解析の結果、正解率が最も高いモデルは提案手法であり、F値についても提案手法が最も高い結果であることがわかった。重みと潜在性について確認をしたところ、潜在学習では第6・第8入力ニューロンに、提案手法では第1入力ニューロンに、それぞれ重みが集中していることが確認できた。なお多層パーセプトロンではさまざまな重みが存在しており、重みが集中している入力ニューロンの判断は困難であった。この重みが集中している入力ニューロンと大きい潜在性をもつ入力ニューロンは一致しており、重要変数は、ロジスティック回帰分

表4 ビジネス目的利用顧客に対する解析結果（モデルパフォーマンス）

	ロジスティック回帰分析	多層パーセプトロン	潜在学習 $r = 6$	提案手法 $r = 9$
正解率	0.9313	0.9291	0.9306	0.9317
精度	0.9143	0.9420	0.9443	0.9492
再現率	0.9340	0.9291	0.9298	0.9262
F 値	0.9240	0.9355	0.9368	0.9375

表5 観光目的利用顧客に対する解析結果（モデルパフォーマンス）

	ロジスティック回帰分析	多層パーセプトロン	潜在学習 $r = 9$	提案手法 $r = 6$
正解率	0.9335	0.9349	0.9366	0.9351
精度	0.9272	0.9505	0.9555	0.9494
再現率	0.9559	0.9000	0.8986	0.9014
F 値	0.9413	0.9244	0.9261	0.9247

析では「金額の納得感」、潜在学習では「バス・トイレの快適さ」、提案手法では「立地・アクセス」、に関する満足感がそれぞれ重要という結果を得た。この結果は前節のホテル利用者全般に対する解析と同じ結果であり、立地に関する満足が他者推奨に影響を及ぼしている可能性について妥当性があり、提案手法による解析が有効であると本節でも結論付けた。

3.3 観光利用目的顧客に対する解析

つづいてホテル利用目的を観光に絞って解析を実施する。解析データの総サンプルサイズは3,227件、データ中の正例は55.72%、負例は44.28%であった。潜在性獲得段階と知識獲得段階の出力ニューロン数、知識活用段階の中間ニューロン数は72とした(SOM Toolbox 2.0の設定(mapsize: small)による)。その他のネットワーク構成は全般的利用顧客データの解析の際と同じである。

モデルパフォーマンスについて確認すると、正解率が最も高いモデルは潜在学習であり、F値についてはロジスティック回帰分析が最も高い結果であった(表5に結果を示す)。重みと潜在性であるが、潜在学習では第8入力ニューロンに、提案手法においては第2入力ニューロンに、それぞれ重みが集中していることが確認できた。この際の潜在性であるが、重みが集中していた入力ニューロンの潜在性が大きいことが確認できた。一方多層パーセプトロンではさまざまな重みが存在しており、重みが集中している入力ニューロンの判断は困難であった。重要変数を確認したところ、ロジスティック回帰分析と潜在学習では「金額の納得感」、そして提案手法では「宿泊プランの豊富さ」、に関する満足感が重要という結果をそれぞれ得た。この結果は、全般的な利用者に対する解析、また、ビジネス目的利

用者に対する解析とも異なる結果となった。

今回ロジスティック回帰分析と潜在学習とともに「金額の納得感」が重要である結果を得た。観光目的利用であるので、コストパフォーマンス良く宿泊できることをもって他者推奨することは大いに考えられる結果であり妥当性がある。一方、提案手法では「宿泊プランの豊富さ」が重要であると結果を得た。宿泊プランによっては、ホテル近隣施設の優待利用券が付いてきたり、夕食にその土地の名物料理を食べることができたりとさまざまであり、観光客にとってプランが多いことは観光の選択肢が増えるため、観光客にとって重要な項目であると考えられる。ではこれが他者推奨にとって重要かどうかということを見ると、「プランが色々選べて特典があるのでお勧めする」ということは十分考えられるため、妥当性があると結論付けた。問題は「金額の納得感」と比較してどちらがより妥当性があるかということになるが、この判断は難しいものの、素泊まりプランや早期予約プランなど、宿泊プランによって宿泊価格が変わる面もあるため、「宿泊プランの豊富さ」については価格面についても含んだ項目であると捉えられるため、他者推奨の際に理由として宿泊プランがあげられることは、金額そのものが推奨理由としてあげられるよりも、より妥当性があるのではないかと結論付けた。

4. まとめ

本研究はビジネスホテル利用客の満足度と他者推奨の関係について調査を実施したものである。解析には態度に着目して学習を行う潜在学習を提案し、これを用いて解析を実施した。その結果、モデルパフォーマンスについては従来手法と大きく変わることはなかつ

たものの、解釈において最も妥当性のある結果を得ることができた。提案手法により得られた結果は消費者行動理論で重要な項目である態度に着目した結果得られたものであるため、消費者行動理論に沿った解析結果が得られたと結論付けた。

ホテル利用者全般に対する解析結果より、他者推奨には利用顧客の「立地・アクセス」に関する満足が重要である可能性を得た。立地はホテル創業後変更することはできないため、このことは、ホテル出店計画時に立地について十分に調査を行う必要があることを示唆している。

今回の調査により他者推奨に影響を強く及ぼしている可能性のある事柄を得たが、これは創業後に変更できないものであるため、今後は創業後のホテルにおいて活用できる属性に着目して調査し、ビジネスホテル業界における満足度と他者推奨についてより深く調査を実施して行きたい。また、本研究では解析コンセプトとして適切一重要度モデルを採用したものの、解析対象データとの兼ね合いにより解析で使用する態度変数についてはもとのモデルとは異なる定義となった。そのため態度変数については検討の余地が残されておりこの点も今後の課題としたい。

参考文献

[1] 小泉真人, “顧客満足とロイヤルティの関係再考—果たして不満足な顧客はテロリストか—,” 『現代マーケティング

の革新と課題—顧客満足・関係性マネジメント・経営戦略の新発想—, 柏木重秋(編), 東海大学出版会, pp. 51–70, 2005.

- [2] 小野譲司, “JCSIによる顧客満足モデルの構築,” マーケティングジャーナル, **30**(1), pp. 20–34, 2010.
- [3] 南知恵子, 小川孔輔, “日本版顧客満足度指数(JCSI)のモデル開発とその理論的な基礎,” マーケティングジャーナル, **30**(1), pp. 4–19, 2010.
- [4] 土田昭司, “消費者の態度構造—認知的アプローチによる態度のリンケージ・モデル—,” 消費者行動研究, **1**(2), pp. 1–12, 1994.
- [5] 杉本徹雄, “多属性態度モデルの妥当性研究,” 実験社会心理学研究, **22**, pp. 37–48, 1982.
- [6] 清水聰, 『新しい消費者行動』, 千倉書房, 1999.
- [7] 杉本徹雄, “多属性態度モデル,” 『新・消費者理解のための心理学』, 杉本徹雄(編), 福村出版, pp. 118–122, 2012.
- [8] F. Bass and W. Talarzyk, “An attitude model for the study of brand preference,” *Journal of Marketing Research*, **9**, pp. 93–96, 1972.
- [9] J. Cohen, M. Fishbein and O. Ahtola, “The nature and uses of expectancy-value models in consumer attitude research,” *Journal of Marketing Research*, **9**, pp. 456–460, 1972.
- [10] 小野譲司, 『顧客満足[CS]の知識』, 日本経済新聞出版社, 2010.
- [11] 北島良三, 遠藤啓太, 上村龍太郎, “入力ニューロンの潜在性に着目した小売店店舗の非継続来店顧客検知モデルの作成,” オペレーションズ・リサーチ: 経営の科学, **61**, pp. 88–96, 2016.
- [12] F. Reichheld, “The one number you need to grow,” *Harvard Business Review*, **81**, pp. 46–55, 2003.
- [13] Helsinki University of Technology, Laboratory of Computer and Information Science, SOM Toolbox 2.0, <http://www.cis.hut.fi/somtoolbox/> (2021年7月14日閲覧)