

消費者アンケートを活用した飲食店顧客の多面的理解

堀賢人[†] 鎌田麻衣子[†] 酒井翼[†] 早稲田風太[†] 坂田一郎[‡] 浅谷公威[‡]

[†] 東京大学工学部システム創成学科 〒 113-8654 東京都文京区本郷 7-3-1

[‡] 東京大学大学院工学系研究科

E-mail: [†] sakai-tsubasa787@g.ecc.u-tokyo.ac.jp

要約 ビッグデータの分析を通じた消費者の趣味嗜好の理解とそれによる効率的な顧客獲得が広く試みられている。顧客の年齢・職業といった基本情報や購買履歴の分析から得られる情報は効果的であるが、多様な消費者の嗜好を考慮すると、より多角的な視点からの消費者の購買心理の理解が必要である。本研究では、消費者の基本情報・内面・価値観・行動に関する計 2000 項目ほどの多角的なアンケートデータから「飲食店への来店頻度」を予測するタスクを通じて、各サービスを利用する消費者に特有の特徴量の集合の抽出を行った。結果、飲食店の購買データのみではできるはずのなかった新たな視点からの消費者嗜好の把握が可能となり、また飲食店ごとに特徴的な消費者層の把握が可能となった。本研究の結果は、マーケティングにおける消費者の情報収集を検討するうえでの重要な示唆となる。

キーワード マーケティング, ユーザー情報, 特徴量選択, 主成分分析, クラスタリング

1. はじめに

今日のマーケティングの分野において、データ分析は非常に重要となっている。例えば、店舗が蓄積した POS (Point of Sales) データの活用により、小売業者の注文予測をすることができ [1]、効率的な販売による企業のコスト削減につながっている [2]。

その一方で、消費者心理に焦点を当て、各消費者に関するデータの分析を通じて消費者心理を理解し、その分析結果を活かした施策を行うことで効率的な顧客獲得を目指すということが広く試みられている。

例えば、ポイントカードはそういった試みの一つである。ある顧客がポイントカードを使用すると、その顧客の購買履歴がデータベースに蓄積されていく仕組みになっているため、ポイントカードを保持する全顧客の年齢・職業といった基本情報と購買履歴をセットにしたシングルソースデータが構築される。このようなシングルソースデータは POS データとは異なり各消費者ごとの分析が可能なることから、購買行動の根本にある消費者心理の把握に非常に役立てられる。例えば、購買履歴として家計簿を使用した研究では、家計簿の分析をダイレクトマーケティングに利用することで収益性を非常に大きく向上させることができるという潜在的な可能性が示されている [3]。

しかし、多様な消費者の嗜好を考慮すると、より多角的な視点からの消費者の購買心理の理解が必要であると考えられる。消費者のブランドに対する態度が快樂および功利主義的要素に基づくことを示した研究 [4] や韓国における外食の消費者価値とファーストフード店の特質の重要性との関係を調査し、消費者は功利主義ではなく快樂の理由で外食の値を選ぶことを示した研究 [5] などから、効率性などの面だけではなく消

費者の多様な嗜好が、消費者の飲食における購買行動に関わっていることが分かる。つまり、購買履歴のみならず本人の内面や価値観といった情報の活用が、消費者心理を捉えたマーケティングに重要と考えられる。

ところが、従来ではそれらの多角的な情報は担当者の経験に基づき収集されており、何が重要な情報になりうるかに関して包括的な理解はあまり進んでいない。

本研究では、消費者の基本情報・内面・価値観・行動に関する計 2000 ほどの多角的なアンケート情報から特定の飲食店への来店頻度を予測することを通じて、消費者のどのような情報が購買行動に影響を与えうるかを分析し、マーケティングのための消費者に関する情報収集を検討するうえでの重要な示唆を行う。

2. 使用データと前処理

2.1. 使用データ概要

本研究では、株式会社アサツーディ・ケイ (以下 ADK) の保持するアンケートデータ「ADK 生活者総合調査」を使用した。これは、生活者の意識・価値観、消費行動、メディア接触などを総体的に捉える大規模な調査したものである。

「ADK 生活者総合調査」は、15 歳から 69 歳までの幅広い年齢層の約 1 万 5000 人に対して、計 2000 ほどにわたる項目についてのアンケート調査となっている。調査項目は、年齢や性別職業といったような基本的な属性から、消費行動 (どんなサービスやブランドを利用しているか)、生活行動、価値観といった個人の内面に関する事柄まで非常に多岐にわたる (表 1)。またこのアンケートはシングルソース調査であるため、

表 1：使用データの質問項目

種類	説明
基本属性	基本的な個人情報 (年齢・性別・職業・家族形態・ 収入など)
趣味・ スポーツ	日頃行っている趣味 観戦するスポーツ
消費意識	商品の嗜好 商品を購入する状況 商品購入手段 消費している具体的な商品
生活価値観	人生観 友人関係に関する価値観 仕事に関する価値観 その他生活に関する価値観
情報意識	情報についての大まかな意識 ネットやテレビなど各メディアに対す る意識
食意識・ 健康	美味しさ・価格・家族など食事におい て重視する事柄 具体的な食品購入場所 具体的な食品・飲料・飲酒嗜好 健康に対する意識・不安
美容	美容・化粧品の嗜好 美容に対する意識・不安 具体的な化粧品購入場所
住意識	居住住宅タイプ 住宅購入意向 利便性・自然・育児・家族・空間など 住において重視する事柄
生活行動・ 視聴行動	生活サイクル（時間帯と行為） テレビ番組の視聴状況（時間帯、番組 名）
路線・街・商 業施設	居住・通学通勤エリア 訪問したことのある商業施設 利用路線

それぞれの項目の関連性を分析にすることで購買行動につながる因子の分析が可能となった。

このように幅広い年齢層の調査対象者を多様な質問項目によって多角的に捉えることによって、特定の飲食店の購買履歴のみではできるはずのなかった新たな視点からの消費者嗜好の把握を行うことができると考えられる。

2.2. データの前処理

本アンケートデータ「ADK 生活者総合調査」の元のデータフレームのカラム数は約1万5000個にもわたる。

これは一つの質問に対して選択肢が複数用意されていた場合に、それぞれの選択肢について One-Hot ベクトル化されているため、選択肢の個数だけカラムが存在するからである。例えば「勤務業種」という質問項目については、「1. 農林漁業」「2. 金属・ゴム・ガラス・セメント」のような形で選択肢が用意されているが、これらの選択肢番号は順序尺度ではないため、ダミー変数として One-Hot ベクトル化してあるのである。今回利用した「ADK 生活者総合調査」は特に、具体的な利用商品や地域名を問うものなど非常に多数の選択肢が用意された質問項目が多かったため、このような膨大なカラム数となっている。

しかし、これら全てのカラムを分析対象にした場合、後述する主成分分析を実施した際の各主成分の解釈がわかりにくく複雑になってしまうと考えたため、以下の項目の削除を実施した（各主成分はその主成分における各特徴量の因子負荷量の大きさを見て手作業で解釈していくため、対象とする特徴量が多いと作業が煩雑になる）。

①ほぼ同質な項目の削除

本データには、ほぼ同質な質問であるために主成分分析を実施した場合同じ主成分に来ることが明らかであると考える項目が存在したため、削除を実施した。

②具体的な固有名詞が選択肢である項目の削除

本データはある特定の企業の経営改善のための分析を目的とした非常に具体的な固有名詞を選択肢とする質問項目が存在する。具体的な商品名や銘柄などの固有名詞が回答となっている質問項目は個人の内面性を解釈するには不適切であると判断し、削除した。ただし、分析の対象とした飲食店に関する固有名詞については残した。

③条件に合致した人のみが回答する項目

本データには、男性のみが回答する質問項目や20歳以上のみが回答する質問項目など、条件に合致した人のみが回答する項目が存在する。しかし、例えば男性のみが回答する質問項目は、主成分分析を実施した場合には「男女を分類する主成分」としてまとめられてしまい、性別で分類する以上の意味を持たなくなってしまう。したがって、このように全対象者が回答しない項目は削除した。

3. 分析手法

本稿では、まず主成分分析によって、計2000ほどにわたる項目を主成分分析によって同様の傾向を持つ項目同士をまとめ、次元圧縮を行った。次に、LightGBMを用いて各飲食店サービスの利用有無の予測モデルを

たて、その中の重要変数に着目することで、各サービスの特徴を比較した。また、k-means 法を用いて回答者のクラスタリングを行い、各飲食店のユーザー層の類似性について分析した。

ここでは、分析手法についての詳細を説明し、具体的な結果は次章で説明する。

3.1. 主成分分析による特徴量の次元削減

どのような因子が利用有無に聞いてきているかをより包括的に分析するため、主成分分析を用いて、次元圧縮を行い、互いの関連性の強い項目についてまとめた。

3.2. 勾配ブースティングによる予測モデル

上記で次元圧縮を行った変数を、LightGBM[6]という機械学習手法を用いて予測モデルを構築し、分析した。LightGBM とは、勾配ブースティングを用いた決定木のアンサンブル学習モデルである。ほかの勾配ブースティングに比べ、計算量が少なく、また使用メモリも少ない効率的な学習方法として知られている。

予測モデルを構築することにより、各主成分が目的変数である来店の有無について、どの程度影響を与えているか分析する。重要度が高いと判断された特徴量すなわち、上記の主成分分析で求められた主成分は来店行動に関連の強い主成分であると判断できる。以下の処理により重要度を算出した。

- ・アンダーサンプリング+ブースティング
- ・5 Fold

これらより 25(5x5)モデル学習させてそれぞれの特徴重要度の平均を最終的な重要度とした。

飲食店への来店行動を予測するための最適な主成分数の選択について、代表としてファストフード B の予測精度を基に行った。具体的には、精度と再現率の調和平均である F 値を基に、これが最大化する主成分数を求めた。結果として 45 が得られ、これをサービスごとの比較においても採用した。

3.3. クラスタリングによる可視化

次元削減により 45 次元に圧縮されたデータを k-means によりクラスタリングを行う。それぞれのクラスタの中心点からクラスタの特徴を探る。そして、クラスター毎にそれぞれのサービスをどの程度利用しているかをみる。ここでの目的はユーザー層を k 個のクラスタに分類してそれぞれのクラスタがどのような特徴を持つか分析することでマーケティングに役立てようというものである。

4. 分析結果と考察

本章では、具体的な分析結果とそれに対する我々の考察を述べる。

4.1. 基本属性データのみを使用した場合との比較

ここでは、基本属性以外のデータを使用することの有用性を比較するため、基本的属性のデータのみを使用した場合と比較を行う。基本属性データには、年齢・性別・職業・最終学歴・既婚有無・年収等の 19 項目を含む。また、全体のアンケートデータの処理方法と同じく主成分分析をかけたあとに、LightGBM を用いてファストフード B の来店予測精度を算出した。

その結果、F 値としては 0.5957 となり、後に示す全体の一でたを使った場合の最適な F 値の 0.6545 に劣る結果となった。このことにより、一般的に取得されるような基本属性データ以外にも、今回のような大規模データを利用することの有用性が示唆された。

Maximum F Value is 0.6545 (n_pca=45)

4.2. 主成分分析による特徴量の次元削減

前述の通り、抽出した主成分の数は、LightGBM による予測モデルが最適になった値、45 を採用した。

次に各主成分について、ウェイトの絶対値が高かった特徴量に基づいて、ラベル付けをした。各主成分のウェイト (=因子負荷量) の上位にはある程度似た項目が入っており、関連の強い項目同士をまとめられていた。

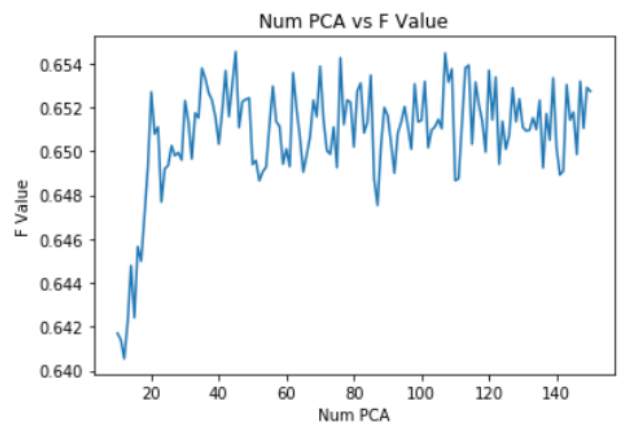


図 1: 主成分数を変えた時の F 値の推移

表 2 は主成分分析により得られた 45 の主成分について、それらの主成分を構成する特徴量の傾向に基づきラベル付けを行ったものである。「因子負荷量の高い特徴量の傾向」では、各主成分が正のときに、この傾向が強いということを表している。例えば、主成分 0 が正に大きい時に、健康意識が高く、食へのこだわりが強い、ということが言える。

表 2：それぞれの主成分と関連の強い項目の傾向

主成分	因子負荷量の高い特徴量の傾向（正のとき）
主成分 0	流行や健康への意識・食へのこだわり
主成分 1	流行ファッション等への非感受性・食へのこだわりのなさ
主成分 2	新聞の購読・未婚
主成分 3	男性・未婚
主成分 4	女性・教養への意識
主成分 5	加工食品等に対する抵抗感・食への健康意識
主成分 6	テレビメディアへの不信感・食事の消費の多さ
主成分 7	未婚・子供の無
主成分 8	既婚・子供有り
主成分 9	テレビCMに対する鈍感さ
主成分 10	未婚独身、ソーシャルメディアの利用
主成分 11	テレビCMに対する信頼・即席食品への抵抗のなさ
主成分 12	ステータスに関する意識
主成分 13	高級品の消費・暮らし向きの余裕・キュレーションサイトの閲覧
主成分 14	ラジオの利用無し
主成分 15	バナー広告の利用、健康的な食事への関心のなさ
主成分 16	駅・電車内広告へ感受性、自分のセンスの自信
主成分 17	テレビの録画視聴・独居
主成分 18	チャレンジ精神・高級志向
主成分 19	テレビCMへの感受性
主成分 20	雑誌広告・記事への鈍感性
主成分 21	ラジオの利用有り
主成分 22	テレビの視聴あり・ソーシャルメディアへの鈍感性

主成分	因子負荷量の高い特徴量の傾向（正のとき）
主成分 23	ラジオ視聴無し
主成分 24	テレビCMへの感受性・高級食品へのこだわり
主成分 25	自己啓発・成長意欲
主成分 26	周囲の口コミに鈍感
主成分 27	キュレーションサイトに批判的
主成分 28	DMに対して敏感
主成分 29	ポータルサイトに敏感・健康への無関心
主成分 30	家族（親）と暮らしている
主成分 31	ワークライフバランスの重視
主成分 32	権威への信頼・テレビを録画視聴
主成分 33	動画広告への感受性
主成分 34	スポーツへの興味のなさ・オフィシャルサイトの閲覧
主成分 35	オフィシャルサイトへの不信
主成分 36	動画広告への感受性
主成分 37	実店舗への信頼・テレビの録画視聴
主成分 38	実店舗よりもDMに敏感
主成分 39	オフィシャルサイトへの信頼
主成分 40	健康への自信・専門家への信頼
主成分 41	イベント（クリスマス等）消費の少なさ・安さへの思考
主成分 42	旅行好き
主成分 43	DMへの感受性・イベント（クリスマス等）への意識
主成分 44	家族と同居

4.3. 勾配ブースティング法による予測モデル

表 3 は各飲食店への来店頻度予測において重要と判断された主成分を、重要度順に示す。表中の数字は 4.1 に示した主成分の番号と対応する。

本稿では、今回 ADK から提供を受けたデータの秘匿性や飲食店各社の経営への影響を配慮し、サービスを匿名にした。「カフェ」とは主にコーヒーを提供する飲食店を表しており、「ファストフード」は、ハンバーガーやフライドチキンを提供する飲食店サービスを表している。

まず、全体的な結果について概観や考察を述べる。その後、個別のサービスに特徴的に見られた変数を取り上げ考察していく。

どのサービスについても、第 0 成分や第 8 成分、第 6 成分が上位に来る結果となった。また、第 5 成分はカフェにはあまり見られなかったが、ファストフード店に共通してみられ、第 13 成分はファストフード店で

はあまり見られなかったが、カフェに共通して見られた。

第 0 成分には、「流行や健康への意識、食へのこだわり」といった項目が入っていた。殆どのサービスにおいて、主成分が正のときに、予測値が正となる結果になった。すなわち、「流行や健康への意識、食へのこだわり」が強ければ強いほどこういった飲食店を利用するという結果になった。食へのこだわりを持つ人が様々な料理を提供する飲食店を利用するというのは直観的にも妥当だといえよう。

第 6 主成分「テレビメディアへの不信感・食事の消費の多さ」についても、利用と主成分におなじ正の関係があるといえる。カフェにおいては、第 6 主成分が上位に来る傾向があった。

第 8 成分は「既婚・子供有り」を代表していた。これもほとんどの店において、正の関係があった。

第 5 成分は、「加工食品に対する抵抗感・食への健康意識」を代表しており、カフェでは上位に現れず、ファストフード店に共通して現れている。ここから、消費者がファストフード店を利用するかどうかに対し、

表 3：各サービスにおける重要主成分とその順位

順位	カフェA	カフェB	カフェC	カフェD	カフェE	カフェF	カフェG
1	0	0	0	0	0	0	0
2	1	6	6	6	8	6	6
3	13	13	13	10	6	8	12
4	8	1	25	13	12	3	32
5	12	8	8	1	5	1	13
6	6	12	12	12	21	24	25
7	41	7	9	24	16	12	14
8	7	15	14	32	40	21	20
9	29	10	29	23	18	10	10
10	2	21	32	43	13	37	4
11	17	29	15	8	23	11	3
12	3	31	41	5	4	20	8
13	25	25	11	17	1	38	21
14	11	23	10	41	25	30	31
15	42	37	3	3	31	26	9
16	23	22	42	14	3	34	22
17	18	42	4	19	35	33	7
18	4	9	31	31	11	14	39
19	19	17	23	39	43	27	18
20	37	41	21	27	20	13	19

順位	ファストフードA	ファストフードB	ファストフードC	ドーナツ	ファストフードE	ファストフードF	アイスクリーム	ピザ
1	5	5	0	0	0	0	0	0
2	8	0	6	3	6	5	3	8
3	11	8	8	8	10	7	2	5
4	2	12	12	5	12	10	12	10
5	0	6	5	4	31	12	22	2
6	6	15	29	12	7	4	4	6
7	4	20	20	11	1	8	8	3
8	13	4	18	9	2	2	20	12
9	20	9	24	2	40	3	17	35
10	7	10	10	20	11	31	11	42
11	12	17	17	17	8	39	9	9
12	3	24	2	27	23	13	7	40
13	1	3	31	7	13	11	42	1
14	17	29	42	1	36	6	6	4
15	42	18	9	37	16	20	19	36
16	30	33	26	13	19	29	30	31
17	10	1	36	41	30	14	29	24
18	24	44	13	33	28	42	21	34
19	25	14	44	36	41	37	27	25
20	31	43	40	6	5	30	5	15

その消費者の食への健康意識が強く影響を与えていることが分かる。それは、ファストフードが健康に悪影響だという研究結果[7][8]や一般的な印象が関係していると考えられる。ただし、それぞれのファストフード店について第5成分の影響をみると、ファストフードAやB、Dにおいては、加工食品への抵抗感や健康への意識が低い人ほど利用確率が上がっていたのに対し、ファストフード店C、Eについては加工食品への抵抗感が強く健康への意識の高い人ほど利用確率が高いという結果が出ている。つまり一般に健康に悪いとされるファストフード店の中でも無添加であることや野菜の

表 4：各サービスに特徴的な主成分まとめ

カフェA	41「イベント（クリスマス等）消費の少なさ・安さへの思考」
カフェC	25「自己啓発や成長意欲」
カフェD	10「未婚独身、ソーシャルメディアの利用」
カフェE	16「駅・電車内広告へ感性、自分のセンスの自信」
カフェG	32「権威（専門家や経営者、開発者）にどれだけ信頼を寄せているか」
ファストフードA	11「テレビCMに対する信頼・即席食品への抵抗のなさ」
	2「新聞の閲読・独身」
	4「性別・教養への意識といった項目」
ファストフードB	15「バナー広告の利用・健康的な食事への関心のなさ」
ファストフードC	29「ポータルサイトへの感性・健康への無関心」
ファストフードE	31「ワークライフバランスの重視度」
専門店B	35「オフィシャルサイトへの不信」

多さなどを売り出すことにより健康志向の顧客を獲得している店があり、他社との差別化を図る要素の一つとなっていることが示唆される。

第13主成分は、「高級品への消費・暮らし向きの余裕・キュレーションサイトの閲覧」を代表していた。いずれのカフェにおいても、主成分が正に大きいとき利用確率が上がるという結果になっており、高級品をよく消費する等、可処分所得の多さとカフェの利用有無の相関を示唆する。

以下の表4は、個別のサービスについて、重要変数のトップ10位までを目安に、他のサービスにはなかった特徴的な主成分を取り上げたものである。なお、番号は表2の番号と対応している。

各サービスにおいて、ほかのサービスには見られないような主成分が重要度の上位に入ってきていることは、各サービスでユニークな顧客層を持つことを示唆している。また、特徴的に表れた主成分の具体的な中身を見たときに、単純に性別や未婚の有無といった項目だけでなく、「自己啓発や成長意欲」や「教養への意識といった項目」といったどちらかという内面的な傾向も重要変数としてでてきたことは、飲食店の顧客を考えるうえで、内面的な要素も重要であろうことを示唆している。すなわち、性別年齢や年収といっ

たデモグラフィックな属性だけでなく、消費者への心理的な傾向が特定のサービスの利用有無において重要な要素となってきたと言える。

4.4. クラスタリングによる可視化

図 2 のように、k-means のクラスター数はエルボー法を用いて 6 つの層に分類することが最適と判断した。それぞれのクラスターの特徴量ベクトルの中心点から、各クラスターの特徴を捉え、表 5 にまとめた。

表 6 はそれぞれのクラスターの各サービスの利用率を算出した後、サービス毎の利用率の合計が 1 となるように正規化したものである。各サービスでの利用率 Top2 と Worst2 を緑と赤に色付けした。表 6 から以下の 4 つのことが言える。

- ①クラスター 2, 4 はいずれのサービスでも利用率が高い。
- ②クラスター 3 はいずれのサービスでも利用率は低い。
- ③クラスター 5 はカフェの利用率は低い。
- ④クラスター 0 はファストフードの種類によっては利用率が低い。

特に 4 点目について、食へのこだわりやステータスを気にするような層が、ファストフード店の利用が低いことがわかる。

また、クラスター毎のサービス利用率を見ることでサービスのファストフード店 A, B, D, G, H が似たような顧客層を持つということも読み取れる。

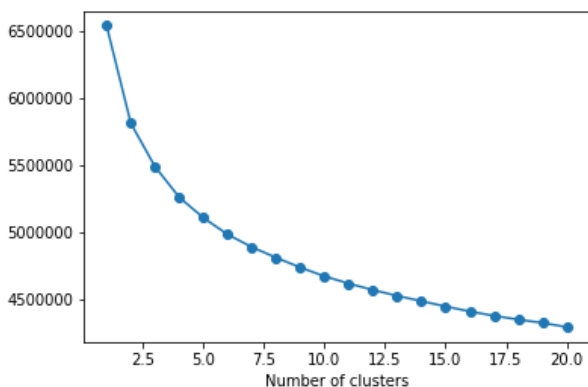


図 2：クラスター数と SSE 値

表 5：各クラスターの特徴

クラスター0	流行ファッションに敏感 食のこだわりがある 高級品への消費に関心が少ない ステータスに関する意識が強い
クラスター1	ソーシャルメディアの利用が少ない 新聞を読まない テレビを見ない 成長意欲が低い ワークライフバランスを軽視
クラスター2	チャレンジ精神が低い 高級志向が低い イベントに消費 安さへのこだわりがない 旅行をあまり好きじゃない
クラスター3	流行へのこだわりが低い 高級食品へのこだわりが低い 記事に敏感
クラスター4	ステータスに関する意識が低い 健康な食事への関心がある 口コミに敏感 権威への信頼が低い 即席商品に抵抗 高級品への消費が少ない
クラスター5	教養への意識が低い 加工商品に対する抵抗感が低い 食への健康意識が低い 食への消費が少ない ソーシャルメディアの利用が多い 成長意欲がある ポータルサイトに敏感

表 6：各クラスターと各サービスの利用率

	カフェA	カフェB	カフェC	カフェD	カフェE	カフェF	カフェG
0	0.18	0.14	0.13	0.11	0.12	0.11	0.09
1	0.15	0.12	0.16	0.1	0.16	0.14	0.14
2	0.3	0.42	0.35	0.51	0.38	0.44	0.47
3	0.06	0.04	0.05	0.05	0.05	0.03	0.05
4	0.22	0.22	0.2	0.17	0.2	0.21	0.17
5	0.09	0.07	0.11	0.06	0.1	0.07	0.09

	ファスト フードA	ファスト フードB	ファスト フードC	ファスト フードD	ファスト フードE	ファスト フードF	ファスト フードG	ファスト フードH
0	0.14	0.11	0.12	0.11	0.09	0.1	0.07	0.08
1	0.16	0.17	0.15	0.17	0.06	0.11	0.14	0.14
2	0.23	0.33	0.35	0.32	0.59	0.49	0.42	0.38
3	0.1	0.06	0.05	0.05	0.02	0.04	0.01	0.05
4	0.21	0.21	0.22	0.23	0.18	0.16	0.28	0.24
5	0.17	0.12	0.11	0.11	0.06	0.09	0.08	0.12

5. 先行研究

インターネットが普及し消費者自らも情報発信源となった現代においては、AISAS(Attention、Interest、Search、Action、Share)のプロセスで購買行動を理解する必要があり、顧客についてのデータを具体的に理解し、対応するマネジメントが重要となる[9]。近藤

(2009)は AISAS プロセスを SD モデルで考察し、消費者のライフサイクル全般の理解と企業とのあらゆる接点において顧客提供価値を改善する必要性を説いている[10]。

飲食店業界において消費者から得られたデータを分析した研究には、顧客へのインタビューから重要視する属性を導き満足度評価を行ったもの[11]やトルコのファストフード消費について消費者調査から議論した研究[12]、消費者が飲食店を選択する際にレストランのスタイルや雰囲気が重視され、消費者の年代や性別によって好むスタイルに違いがあることを示した研究[13]などがある。

また、本研究で用いた規模の大きいデータを次元削減し、それを元にクラスタリングを行うという手法は電力消費者の分類の研究に用いられている[14]。

6. 終わりに

本研究では、消費者の基本情報・内面・価値観・行動など多角的なアンケート情報を分析したことで消費者が重要視する属性をより網羅的に明らかにすることができた。アンケート項目を次元圧縮することで得られた45の各主成分はそれぞれ意味付けができ、それらを用いることで各カフェやファストフードチェーンの来店頻度の予測モデルが生成された。

予測モデルの重要変数の各サービス間での比較をすることで、各カフェやファストフードチェーンの間で、心理的な属性（流行に敏感・ステータス意識といった類）や消費傾向（高級志向といった類）における違いがあるといえる。さらに、全体データを使用した場合のほうが基本属性のみよりも予測精度があがることも明らかになった。これらのことから、単純に消費者の基本的な属性のみだけでなく、こういった心理的な属性や消費傾向といったものが飲食サービスにおける差別化要因となっていることが示唆された。

この結果から、マーケティング戦略を考えるにあたって、カフェやファストフード業界といった枠組みではなく、各チェーン店が自身の顧客層の心理的な属性や消費傾向に合わせて各自の戦略を立てることの必要性が示唆され、年齢や性別などの基本調査に加え多角的な項目を調査することの意味が裏付けられた。

今回用いた手法は異なるデータベースにおいても適用可能であり、消費者に関する新しいデータが収集された場合には、同じ手法を用いてさらなる消費者の特徴を見つけ出すことができる。この手法を用いて得られる結果は、競争の激しい飲食店業界において各顧客のニーズにあったコンセプト設定や商品開発に有用なものとなるだろう。

一方で、現在の研究は探索段階にあり、理論構築及び手法に関して幾つかの課題が残る。今回の研究では年齢や性別などの基本調査に加え多角的な項目を調査することで顧客層を特定する新たな指標を見つけることができたが、その指標を使った場合と基本情報のみを使用した場合の定量的な比較が今後必要となるだろう。また、主成分分析では各カフェやファストフード店ごとに異なる消費者の嗜好の特徴が見られた一方で、クラスタ分析の結果では飲食店ごとの顧客の抽出ができなかった。今後より実用的な結果を得るために、消費者を分類する手法についてさらなる検討が必要だろう。

参 考 文 献

- [1] WILLIAMS, Brent D., et al. Predicting retailer orders with POS and order data: The inventory balance effect. *European Journal of Operational Research*, 2014, 232.3: 593-600..
- [2] CACHON, Gérard P.; FISHER, Marshall. Supply chain inventory management and the value of shared information. *Management science*, 2000, 46.8: 1032-1048.
- [3] ROSSI, Peter E.; MCCULLOCH, Robert E.; ALLENBY, Greg M. The value of purchase history data in target marketing. *Marketing Science*, 1996, 15.4: 321-340.
- [4] BATRA, Rajeev; AHTOLA, Olli T. Measuring the hedonic and utilitarian sources of consumer attitudes. *Marketing letters*, 1991, 2.2: 159-170.
- [5] PARK, Cheol. Efficient or enjoyable? Consumer values of eating-out and fast food restaurant consumption in Korea. *International Journal of Hospitality Management*, 2004, 23.1: 87-94.
- [6] KE, Guolin, et al. Lightgbm: A highly efficient gradient boosting decision tree. In: *Advances in Neural Information Processing Systems*. 2017. p. 3146-3154.
- [7] PEREIRA, Mark A., et al. Fast-food habits, weight gain, and insulin resistance (the CARDIA study): 15-year prospective analysis. *The lancet*, 2005, 365.9453: 36-42.
- [8] BOWMAN, Shanthy A.; VINYARD, Bryan T. Fast food consumption of US adults: impact on energy and nutrient intakes and overweight status. *Journal of the american college of nutrition*, 2004, 23.2: 163-168.
- [9] 岡本吉晴. インターネット新時代のイノベーションとマーケティング. *横幹*, 2008, 2.1: 9-15.
- [10] 近藤史人. AISAS マーケティング・プロセスのモデル化. *JSD 学会誌システムダイナミクス*, 2009, 8: 95-102.
- [11] PETTIJOHN, Linda S.; PETTIJOHN, Charles E.; LUKE, Robert H. An evaluation of fast food restaurant satisfaction: determinants, competitive comparisons and impact on future patronage. *Journal of Restaurant & Foodservice Marketing*, 1997, 2.3: 3-20.
- [12] AKBAY, Cuma; TIRYAKI, Gulgun Yildiz; GUL, Aykut. Consumer characteristics influencing

fast food consumption in Turkey. *Food control*, 2007, 18.8: 904-913.

[13] AUTY, Susan. Consumer choice and segmentation in the restaurant industry. *Service Industries Journal*, 1992, 12.3: 324-339.

[14] FIGUEIREDO, Vera, et al. An electric energy consumer characterization framework based on data mining techniques. *IEEE Transactions on power systems*, 2005, 20.2: 596-602.