

ヘアサロンに対する評価傾向の特徴量エンジニアリングによる 顧客プロファイリング

橋本 和果[†] 齊藤 史哲[†]

[†] 青山学院大学理工学部経営システム工学科 〒252-5258 神奈川県相模原市中央区淵野辺

あらまし 本研究では、評価者毎に異なる評価の厳しさやレビューの書き方といった評価の傾向を把握するための特徴量エンジニアリング方法を新たに提案し、さらにクラスタリング結果に対して事例ベース説明の XAI 手法である Proto Dash を適用することによって、顧客の評価の癖や個性といった感性的な情報に基づいた市場分析方法を新たに提案する。美容院予約サイトのレビューデータに対して提案法を適用することにより、マーケットセグメントの分析を実施し、評価傾向によって顧客の特性が異なることを確認した。

キーワード 顧客満足度, 特徴量エンジニアリング, マーケティング, 事例ベース XAI, クラスタリング

1 はじめに

国内の美容院市場は長期的に「オーバーストア状態」にあることが指摘されており、人口減少や需要の伸び悩みが進行する一方で店舗数は高水準を維持している。その結果として、都市部を中心に店舗が高密集化し、地域内での競争は極めて激化している。こうした環境下においては、単に新規顧客を獲得するだけでは不十分であり、限られた来店機会の中でいかに顧客満足度を維持・向上し継続利用へとつなげるかが店舗運営の持続性を左右する重要課題となっている。

近年におけるオンラインプラットフォームの普及により、美容院に対するクチコミや5段階評価が容易に取得することが可能となり、分析技術の発展も相まってサービスの改善などの意思決定においてレビューデータの有効活用が重要視されている。しかし、一般的な分析方法では評価値の平均値や分布に依拠することが多い一方で、評価の在り方は個人差が大きく、「評価方法の癖」や「評価の寛容さ」は十分に考慮されていない。実際、同じの評価スコアである顧客であったとしても、非常に厳格な評価基準を持つ顧客と比較的寛容な評価傾向を示す顧客では、その背後にある期待水準や体験の受け止め方が大きく異なる可能性がある。

したがって、オーバーストア環境における競争優位を目指す上では、単なる評価値の比較に留まらず寛容さや厳格さ、評価の傾向といった顧客毎の評価傾向を考慮したより詳細な顧客満足度の分析が求められる。評価傾向は、顧客の期待水準、寛容度、感性、サービスへの関与度といった心理的・行動的特徴を反映しているものであることから、特徴量エンジニアリングによって適切な情報をデータから求めることが、属性データや評価値を直接的に活用するだけでは得られない知識獲得において不可欠であると言える。

以上より、本研究では評価傾向を扱うための特徴量エンジニアリングの枠組みと、その特徴量に基づいた顧客セグメントの

分析方法を新たに提案する。提案法は特徴量エンジニアリングのみならず、獲得したセグメントに対して説明可能な人工知能 (eXplainable, Artificial intelligence, XAI) の技術のひとつである Prot Dash を有効活用することで解析者・意思決定者にとって学習結果の理解を支援するツールを構築するものである。提案法を美容院予約サイトにおけるクチコミデータに適用することにより、ヘアサロンの顧客の評価傾向に関する知見を獲得した。分析結果により、他社との差別化や自社サービスの改善、CRM を通じた顧客のロイヤル化など様々な施策の策定への貢献が期待できる。

本稿の構成は以下のとおりである。2. では準備として提案法を構成する手法について概説する。3. では提案法として分析の枠組みについて述べる。4. では提案法を実データに適用することによって提案法の挙動を確認するとともに、美容院のマーケットセグメントに関する知見を獲得する。5. は結論である。

次回の提出時と発表時に、結果と考察を追加する予定です

2 基礎事項の準備

ここでは、提案するデータ解析の枠組みの中核となる手法について簡単に整理する。

2.1 k-prototypes

k-prototypes とは、量的変数とカテゴリカル変数が混在するデータ集合に対して適用可能なクラスタリング手法である。この手法の特徴は、数値データのクラスタリングに広く用いられる k-means やカテゴリデータを対象とした k-modes を統合した枠組みをもつ点にある。k-prototypes では、クラスタ重心ベクトル (prototype) は数値属性については平均値により、カテゴリ属性については最頻値によって表現される。学習アルゴリズムは、数値属性に関する平方距離とカテゴリ属性に関する単純一致/不一致に基づく離散距離を両者の影響のバランスを調整するためのパラメータによって重みづけされた線形結合に

よる損失関数を最小化する問題として定式化されている。アルゴリズムは、各データ点のクラスタ割当てと prototype の更新を交互に繰り返す k-means に類似した反復最適化手順を採用しことで収束解を得るものである。

本研究では顧客の評価データや顧客属性を特徴量とすることから、量的変数とカテゴリカル変数が混在するデータを対象として分析がなされる。このような状況下において従来のクラスターリングを適用すると、one-hot 表現されたカテゴリカル変数の特徴量はクラスタの重心として解釈が難しいものになるばかりでなく、実際にはデータが存在し得ない領域に重心が配置されるなどの問題が生じる。以上の理由から、顧客セグメントの獲得においては k-prototypes を採用する。

2.2 ProtoDash

ProtoDash とはデータ集合の代表性を保持しつつ直感的な解釈を可能とする XAI 手法であり、事例ベース説明 (prototype-based explanation) の代表的手法のひとつである。XAI の手法として広く利用されている方法は特徴量重要度や局所的近似に基づいて予測モデルに対する説明を付与する方法であるのに対して、ProtoDash は実データそのものの中から説明的に有用な代表事例 (prototype) を選択する点に特徴がある。これにより、抽象的な数値的重要度ではなく、「どのデータがその集合（あるいはクラスタ）を最も代表しているか」を直接提示でき、非専門家を含む幅広い利用者に対しても理解が容易な説明を提供することが可能になる。

ProtoDash は、対象とするデータ分布と候補集合から構成されるサブセット分布との距離を最大平均差 (Maximum Mean Discrepancy: MMD) に基づき最小化する問題として定式化される。この過程において同手法は代表事例の選択に加え、選択されたそれぞれのプロトタイプに対して非負の重み (importance weight) を推定する。これにより、単なるサンプル抽出に留まらず「どのプロトタイプがどの程度その集合の説明に寄与しているか」を定量的に評価することができるため、クラスターリング結果の理解を支援するための説明が可能になる。

3 評価傾向に基づいた顧客プロファイリング

ここでは、提案するデータ解析の処理手続きの全体像について述べた後に各ステップの概要について詳述する。

解析のフロー

Step 1: 顧客に対して顧客の評価傾向の特徴量を構築する (特徴量エンジニアリング)

Step 2: Step 1 で獲得した特徴量に基づいて k-prototypes の学習によりクラスタ構造を推定する

Step 3: Step 2 のプロトタイプに基づいてセグメント毎に顧客を分類する

Step 4: 各セグメントに対して説明可能な人工知能 (XAI)ProtoDash を適用することにより顧客特性を検出する

Step 1 では特徴量エンジニアリングにより、顧客の評価傾向に関する特徴量をデータから計算する。一般にレビューの投稿者は投稿文と共に 5 スターに代表されるリッカート尺度に基づいて顧客満足度を評価する。店舗評価としては、サービス、テクニックなどの評価項目に対してレビュー毎に 5 段階評価が付与されている。評価対象の店舗によって評価の傾向が高い店舗と低い店舗があり、同じ評価値出会ったとしてもその評価値が異なる。例えば、評価値の平均が 4.5 点の店舗に対する 4 点と平均 3.5 点の店舗に対する 4 点では同じ 4 点であったとしても意味合いが大きく異なる。このように、評価者によって評価傾向の差異 (甘めと厳しめ) の差異によって評価者の特徴を表現できる。

また、美容院利用者の傾向として、一つの店舗に通い続けるタイプの顧客と、固定の店舗を持たず何種もの店舗に通うタイプの顧客もいる。レビュー投稿傾向にも違いがあり、投稿数 (評価回数) が少ない顧客がいる一方で、何度もレビューを投稿するタイプの顧客も一定数存在する。その中でも、長文レビューで詳細なコメントを残す評価者と必要最小限の短文レビューで多くを語らない評価者も存在する。

Step 2 では、Step 1 で構築された特徴量に基づいた教師なし学習により、クラスタ構造を推定する。前述の通り、特徴量は実数値であり、顧客のデモグラフィクスはダミー変数であることから特徴量には実数値とカテゴリカル変数が混在するものになる。このため、クラスターリングには k-prototypes を用いて学習器として採用する。

Step 3 では、Step 2 の学習結果として得られたセントロイド (k-prototypes のプロトタイプ) に対して全ての顧客を割り当て、いずれかのクラスタに所属させる。**Step 4** では、各クラスタに所属する顧客集合それぞれに対して ProtoDash を適用することによって、クラスタの構造を分析する。従来のセントロイドベースのクラスターリングはセントロイドでのみでクラスタの特徴を判定していた。このため、実在しないデータによってクラスタ (セグメント) の特徴を説明することになっていた。また、クラスタ構造が非線形な場合においてはひとつのセントロイドでは構造の十分な理解ができないという課題があった。このため、本研究では Proto Dash を用いてクラスタを代表する特徴的な顧客を検出し、その顧客像と特定し、各顧客データに対して説明を付与する。

4 データ解析

4.1 解析設定

本研究では、国立情報学研究所の IDR データセット提供サービスにより株式会社リクルートから提供を受けた「リクルートデータセット」を利用している。対象データは美容院予約サイト HotPepperBeauty に投稿されているカスタマーレビューデータを利用している。レビューには性別や世代といった各評価者のデモグラフィクス、各店舗に対する 5 段階評価 (ムード、サービス、テクニック、メニュー、総合評価) などの情報と対応づいており投稿者毎に集計することによって顧客に対する特

微量を構築している。

顧客に対して構築された特徴量は以下のとおりである。

- 評価の寛容さ
 - － ムード,
 - － サービス,
 - － テクニック,
 - － メニュー,
 - － 総合評価,
- レビュー投稿の傾向
 - － 文字数
 - － 店舗数
 - － 投稿数
- デモグラフィクス
 - － 性別
 - － 年代

であり、実数値の特徴量は全てあらかじめ標準化したものを表している。

解析に用いたハイパーパラメータはあらかじめ複数試行実行した上で、区切りの良い値で妥当な分析結果が得られるものを以下の通り設定している。k-prototypes のクラスタ数を $k = 20$ としており、各クラスタ内における ProtoDash によるプロトタイプ数の上限を $P = 5$ と設定した。

4.2 解析結果

クラスタリング結果として得られた各クラスタのセントロイドベクトル一覧は図 1 に示すとおりである。ここでは、第 1 列から 5 列はそれぞれムード、サービス、テクニック、メニュー、総合評価に対する評価値に対する寛容度を表している。第 6 列から 8 列はレビューの投稿傾向に関する傾向であり、順にレビューの平均文字数、評価店舗数、投稿件数に対応している。第 9 列は性別、10 列は年代のインデクスである。

例えば、この結果から読み取れる内容として、この図におけ

	ムード	サービス	テク	メニュー	総合	文字数	店舗数	投稿数	性別	年代
セグメント1	-0.48	-0.46	-0.43	-0.43	-0.49	-0.26	-0.33	-0.35	F	3
セグメント2	0.51	0.52	0.74	0.4	0.66	-0.64	-0.27	-0.23	F	6
セグメント3	-0.6	-0.58	-0.52	-0.5	-0.59	-0.92	-0.51	-0.19	M	5
セグメント4	-0.36	-0.33	-0.33	-0.3	-0.35	-0.24	-0.28	2.91	F	8
セグメント5	2.17	2.93	3.22	2.33	3.32	0.41	0.37	-0.31	F	4
セグメント6	-0.3	-0.41	-0.4	-0.4	-0.43	-0.29	-0.47	-0.22	F	8
セグメント7	-0.36	-0.48	-0.4	-0.39	-0.51	-0.26	-0.12	-0.35	F	2
セグメント8	1.37	1.01	0.11	0.05	0.49	-0.22	-0.05	-0.38	F	4
セグメント9	-0.52	-0.5	-0.47	-0.61	-0.53	2.97	-0.26	-0.23	F	5
セグメント10	0.3	0.12	0.09	0.28	0.11	1.54	0	-0.27	F	3
セグメント11	0.26	0.14	0.28	1.65	0.48	-0.26	-0.29	-0.35	F	4
セグメント12	-0.42	-0.45	-0.46	-0.51	-0.49	-0.17	-0.44	-0.25	F	6
セグメント13	0.78	0.78	0.71	0.57	0.79	0	1.75	1.04	F	4
セグメント14	-0.09	-0.22	-0.27	-0.27	-0.28	-0.27	-0.27	-0.27	F	5
セグメント15	-0.43	-0.43	-0.42	-0.51	-0.48	-0.14	-0.34	-0.29	F	4
セグメント16	0.04	0.01	0	-0.03	0	0.03	4.13	3.42	F	4
セグメント17	-1.39	-1.31	-1.13	-0.93	-1.25	-0.42	-0.27	-0.25	F	5
セグメント18	1	1.42	1.61	1.06	1.63	1.94	0.22	-0.25	F	6
セグメント19	-0.38	-0.4	-0.4	-0.41	-0.44	-0.1	1.55	0.8	F	3
セグメント20	1.35	1.56	1.64	1.46	1.7	-0.47	0.08	-0.25	F	3

図 1 k-prototypes のセントロイドベクトル

ムード	サービス	テク	メニュー	総合	文字数	店舗数	投稿数	性別	年代
-0.73	-0.59	-0.54	-0.48	-0.75	-0.79	-0.9	-0.53	M	5
-0.78	-0.56	-0.44	-0.46	-0.43	-1.11	-0.9	-0.53	M	3

図 2 Proto Dash の結果の一部

るセグメント 3 は、30 代前半男性が代表的な構成要素であり、一定の店舗に通い、短文レビューで投稿する傾向が強く評価は全体的に厳しめである客層を表している。同様に、セグメント 4 は 40 代女性が代表的な構成要素であり、一部の店舗を対象として多数投稿しており、短文レビューで投稿する傾向が強く、評価はやや厳しめである客層を表している。

セグメント 5 に目を向けると、20 代後半女性を中心に構成されているセグメントであり、長文レビューで多数店舗を対象として投稿する傾向が強いユーザが多い。全体的にかなり甘めの傾向で、各項目の評価に対して寛容な態度をとっている。セグメント 5 のような多店舗に評価を下し、全体的に甘めな評価を下す若い女性は様々な店舗に対してレビューすることで役に立つ情報発信することを目指したオピニオンリーダー（あるいはインフルエンサー）のような働きをする客層であると考えられる。よって、このような客層を満足させることで、強力な宣伝力につながる可能性があると考えられる。多店舗訪問から、自身にあった店舗を模索している可能性もあるが、評価が寛容であることから、情報発信を重視している可能性が高い。

クラスタリング結果の全体像としては、一部セグメントを除いて、評価項目による厳しさの差は大きくないはないことと、長文レビューの評価傾向は甘めであることが確認できた。その一方で、デモグラフィクスに応じて寛容度（現確度）の傾向にめいっかうな差が確認できた。多店舗評価者の傾向としては、多店舗を訪問していることからか、評価傾向が平均的な傾向であることが確認できた。また自明ではあるが、多店舗投稿に伴い投稿数も増加していた。

Proto Dash によって得られた結果の一部は図 3 に示すとおりである。ここに示す通り、少数派のセグメントであった男性が構成するセグメントにおいても、年代が複数に分かれるなどの特徴が確認できた。このセグメントは世代 5 の顧客が多数派である一方で、さらに若い世代の顧客も構成要素に含まれていることが確認できる。

4.3 まとめと考察

本研究のアプローチにより、客層のタイプによって評価の傾向やレビュー投稿の意図に違いがあることが示唆された。単純に評価を目的としているレビュワーや来店者の傾向が異なることが浮き彫りになり、客層に応じて異なった対応が求められると考えられる。単に顧客満足度の向上を目指した対応のみならず、レビューによって他の顧客への情報拡散の可能性もあり顧客のタイプを見極めることの重要性を示唆する結果が得られた。

また、客層によっては評価項目によって寛容度に差が生まれることを予想して各項目に対する特徴量として採用している。その一方で、寛容度の差は同一セグメント内では近い値をとるものが多く評価項目によって寛容度が異なることは少なかった。ほとんどのセグメントでは、評価項目間の差が少ない中で、セグメント 8 と 11 では評価傾向に違いが確認できた。セグメント 8 は、ムードとサービスに対して寛容度が高く甘く評価している一方で、テクニック、メニュー、総合評価は寛容度が平均的であった。セグメント 11 ではメニューに対しては寛容であっ

たがそれ以外は平均的な反応であった。このように、必ずしもすべての項目に対する寛容度が均一になるとは限らないセグメントも存在することが確認できた。

方法論に目を向けると、本研究では k-prototypes を用いて顧客の評価傾向からセグメントを検出している。k-prototypes では、クラスタ数 k や、カテゴリカル変数に対する重み λ といったパラメータの設定が結果に影響することから、適切な設定が重要であるといえる。また、本研究において提案した枠組みでは、説明可能な人工知能手法のひとつである Proto Dash をクラスタ構造の説明に適用することによって、セントロイドのみでは表現しきれないセグメントの特徴を的確に表現できることが確認できた。これにより、クラスタリングによって埋もれた少数派のセグメントや複雑な構造のセグメントなどの構造をより理解しやすくすることが可能になったと考えられる。

今後の課題として、クラスタ構造をより深く理解する枠組みへの拡張が挙げられる。k-means と同様に球状な凸クラスタを想定しており、非線形形で複雑な構造を持つ客層のクラスタが存在した場合への対応が厳しい。このため、DBSCAN のような複雑な構造への対応が可能な手法の適用が今後求められる。

5 おわりに

本研究では、美容院予約サイトにおける評価者の傾向に着目し、評価の傾向に関する特徴量に基づいた顧客のクラスタリングを通じてマーケットセグメンテーションを行った。従来のクラスタリングのみでは、把握しきれない詳細な特徴の理解を目指して事例ベースの XAI 手法である Proto Dash を適用することによってクラスタの特徴に対する説明を付与することにより、顧客の特性の把握を容易にした。

今後は BERTopic に代表される分散表現に基づいてレビューの内容にも踏み込んだ解析を進めるとともに、店舗サービスの改善やスタイリストへの評価を分析することでスタイリスト推薦といった実用上の議論を深めていく予定である。また、学習器のハイパーパラメータに関するより詳細な議論が今後求められると考えている。

謝 辞

本研究では、国立情報学研究所の IDR データセット提供サービスにより株式会社リクルートから提供を受けた「リクルートデータセット」を利用いたしました。データのご提供に厚く御礼申し上げます。また、本研究は科学研究費（基盤 C）23K04275 による支援を受けたものです。ここに記して感謝いたします。

文 献

- [1] Z. Huang, “Extensions to the k-means algorithm for clustering large data sets with categorical values,” *Data Mining and Knowledge Discovery*, vol.2, no.3, pp. 283–304, 1998.
- [2] K. S. Gurumoorthy, A. Dhurandhar, G. Cecchi, C. Aggarwal, “Efficient Data Representation by Selecting Prototypes with Importance Weights,” 2019 IEEE International Conference on Data Mining (ICDM), pp. 260–269, 2019.

- [3] 野中 芽依, 生田目 崇, 大竹 恒平, “ヘアサロンチェーンにおけるリピート顧客を対象とした離反要因の特定,” 経営情報学会 2019 年全国研究発表大会要旨集, 2019.
- [4] 平尾 陸登, 生田目 崇, “クチコミレビューデータを用いたヘアサロンの満足度に対する特徴分析,” 経営情報学会 2024 年全国研究発表大会要旨集, 2024.
- [5] 片桐 優帆, 生田目 崇, 大竹 恒平, “ヘアサロンチェーンにおける店販購入顧客の特徴分析,” 経営情報学会 2019 年全国研究発表大会要旨集, 2019.
- [6] 株式会社リクルート, “ホットペッパービューティーデータ,” 国立情報学研究所情報学研究データリポジトリ, (データセット) 2014. <https://doi.org/10.32130/idr.4.1>
- [7] 岩崎 友秋, 永井 一平, 三浦 和也, 齊藤 史哲, “トピックグラフの中心性に基づいた顧客ニーズの地域差の可視化 —都心の美容院業界におけるクチコミ解析を例に—,” 電気学会論文誌 C (電子・情報・システム部門誌), Vol. 142, No. 6, pp. 660–669, 2022.
- [8] 日高加菜, 豊田哲也, 大原剛三, “レビュー投稿者の甘辛度を考慮した美容院評判情報と利用者情報の可視化,” 第 79 回情報処理学会全国大会講演論文集, pp. 521–522, 2017.