

一般発表 | Track 3: 情報検索・情報推薦・ソーシャルメディア

2026年3月2日(月) 15:30 ~ 17:40 | 5F会場

[9F] 産業応用・ビジネス分析

座長: 別所 祐太郎(NTT株式会社) コメントータ: 肖 川(大阪大学)

15:30 ~ 15:55

[9F-01] ステークホルダーの目的に応じた多面的企業価値評価方式の提案とその応用システムの実現

*高寄 稜太¹、佐々木 史織¹ (1. 武蔵野大学)

15:55 ~ 16:15

[9F-02] テレビ広告出稿の意思決定フレームワークの提案

*ZAINAL ZAEM¹、橋詰 青弥¹ (1. ライフネット生命保険株式会社)

16:15 ~ 16:35

[9F-03] 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¹、齊藤 史哲¹ (1. 青山学院大学)

16:35 ~ 17:00

[9F-05] [技術報告] ビズリーチにおける検索・推薦の取り組み

*廣田 佳祐¹、山本 凌平¹ (1. 株式会社ビズリーチ)

[9F-04] (発表取下) 多次元選好を用いたマッチングにおける選好の拡張

*本田 健人¹、鈴木 伸崇² (1. 筑波大学大学院 人間総合科学学術院 人間総合科学研究群 情報学学位プログラム、2. 筑波大学 図書館情報メディア系)

ステークホルダーの目的に応じた多角的企業価値評価方式の提案とその応用システムの実現

高崎 稜太[†] 佐々木 史織[‡]

[†] 武蔵野大学データサイエンス学部 〒135-8181 東京都江東区有明 3-3-3

E-mail: [†] s2222022@stu.musashino-u.ac.jp, [‡] ssasaki@musashino-u.ac.jp

あらまし 近年、地球環境や人権問題への取り組みなど、経営・財務情報には直接的に関係のない企業活動に注目が集まっている。これらの活動は企業価値の構成要素として広く認識されているものの、企業価値を適切に評価する手法は確立しておらず、また従来の研究では企業価値を評価する主体への理解が充分ではない。本研究はそのギャップを埋めることを目指している。本研究では企業価値に影響を与える指標及び企業評価を行う主体を特定・再定義し、それらの指標に基づいたデータについて企業ごとに収集・分析・可視化を行うシステムを実現する。企業価値の評価プロセスは複雑であり、汎用的・標準的メソッドは確立されていない。本研究の成果が、企業に関わるあらゆるステークホルダー個人による企業価値の算出を支援し、社会における多様な視点による評価が実現されることが期待される。

キーワード 企業評価, ステークホルダー, 主成分分析, 情報可視化

1. はじめに

日本の雇用市場では、構造的な労働力不足に起因する売り手市場が続いている。厚生労働省の報告（令和7年8月分）によれば、直近の有効求人倍率は1.2倍であり、求人数が求職者数を上回る傾向は平成26年度から継続している[1]。dodaの調査ではIT・通信関連業種の求人倍率が6.54倍に達し[2]、2026年卒の大卒求人倍率も1.66倍と高水準にある[3]。しかし、このような求職者優位の環境下であっても、「就職先を安易に決めてしまった」と感じる学生が4割を超え[4]、新規大卒就職者の3年以内離職率が34.9%に達するなど[5]、深刻なミスマッチが生じている。早期離職の要因が労働条件や給与水準への不満に集約されている事実は[6]、求職者が自らに適した企業を適切に評価・選択することの困難さを示唆している。

企業評価の困難さは、近年の株式市場の盛り上がりにおいても顕在化している。新NISA制度の導入により個人投資家の関心は高まっているが[7]、依然として「資産の減少」に対する不安から投資を躊躇する層も多い[8]。これは投資家が株価の決定要因を十分に把握できず、企業価値を正確に評価する術を持っていないことに起因すると解釈できる。

そもそも企業評価の本質的な目的は、働く場所の選択や投資利益の獲得、あるいは優良な取引先の選定など、評価者が企業から享受する利益の最大化にある。しかし、企業の価値が利益という単一指標から、ESG(Environment-Social-Governance)や倫理的側面を含む多角的なものへと変貌を遂げた現代において、明確な評価手法が存在しないまま適切に企業を評価することは極めて困難である。

本研究では、こうした個人による企業評価の課題を解決するため、ステークホルダー理論を用いた企業価値の決定要因

の定義、及び主成分分析を用いた多角的・多角的な価値可視化システムの提案を行う。評価者の特性に応じて企業の多様な価値を一目で認識可能にすることは、従来の画一的な評価では見落とされてきた企業の真の価値を再発見する一助となり、大きな社会的意義を有するものである。

本稿の構成は以下のとおりである。第2章では企業価値に関連する先行研究を概観し、第3章においては企業価値の評価主体及び本システムで用いる指標を定義する。第4章ではシステムの具体的な設計と実装について述べ、第5章及び第6章では実験結果とその考察を通じてシステムの有用性を検証する。最後に第7章において、本研究の結論と今後の展望を述べる。

2. 関連研究

2.1. 企業価値と財務情報

企業の価値は、財務的側面のみでは網羅できない。Tobinは企業の市場価値を資産の再取得費用で除した「q理論」を提唱し[9]、Ohlsonは純資産の簿価や当期純利益に基づき企業価値を算定するモデルを提示した[10]。これらの研究は財務情報による価値評価に大きく貢献したが、近年の市場情勢は変容している。Blair & Kochanは、市場が評価する企業価値の大部分が、もはや財務諸表には十分に反映されない無形資産によって構成されていると指摘した[11]。日本における産業公害の歴史や世界的な地球環境保全の潮流を鑑みれば、現代の企業価値評価において財務的側面のみには依拠することは不十分であるといえる。

2.2. 企業価値と非財務情報

非財務情報の重要性は高まる一方であるが、企業価値がそれのみで構成されるわけではない。青木は、企業価値の概念を「企業の品格や競争力などの非計数的要素を含めて総合的

に判断する立場」と「金額測定可能なものに限定する立場」の二つに分類した[12]. 実際, 社会的責任投資 (SRI) においても, 持続可能性への貢献と同時に投資利益の源泉となる財務情報の双方が考慮される. 櫻井は, 企業価値を「企業もしくは経営者の根本的目標」と定義した上で, 現代のそれは多様なステークホルダーが抱く広範な期待・価値を反映するものであるべきだと論じている[13]. したがって, 財務と非財務情報の双方向からのアプローチが不可欠である.

2.3. 企業価値とステークホルダー

企業価値は評価者の状況や選好により変動する動的なものである. Freeman のステークホルダー理論によれば, ステークホルダーとは組織の存続と成功に不可欠なグループである[14]. ステークホルダー理論は各ステークホルダーが異なる視点から企業を捉えていることを示唆している. この視点の相違について, Jeffery & Andrew は「価値 (Value)」と「効用 (Utility)」の概念を用いて説明した. 価値とは「ステークホルダーにとって価値となる可能性を秘めたあらゆるもの」であり, 効用とは「特定の選好に基づき, 実際にメリットがある価値を反映するもの」と定義される[15]. このように, 企業を評価する主体はステークホルダーであり, 享受する価値は各々で異なる. しかし, 従来の主要な企業ランキング指標の多くは, 評価項目に対して一律的な重み付けを行う硬直的なシステムに留まっているのが実状である. こうした課題に対し, Ito は評価者の「コンテキスト」に応じて多次元意味空間から部分空間を選択し, ステークホルダーの個別的な評価基準に合わせた動的な企業評価を可能とする計算手法を提案している[16]. 本研究もこの問題意識を共有するものであるが, 本研究では主成分分析を用いて多角的な価値指標を少数の主成分に縮約し, 評価者の選好に応じた重みを直感的に反映・可視化するアプローチを採る点に特徴がある. 次章では, これらの理論的背景を踏まえ, 本研究が提案する評価手法の根幹となる指標の定義を行う.

3. 本多元的企業価値評価方式における価値算出指標の定義

本章では, 本研究の目的である企業価値評価システムの構築において, 評価者が認識する企業価値に影響を与える指標の定義を行う. 以下, そのような指標の総称を企業価値指標と定義する. また, 本研究においては企業価値を「評価主体が自身の目的や属性に応じて享受する相対的な効用の総和」と定義する. 3.1 節では, 企業価値の評価主体を明らかにする. 3.2 節では, どのような指標が企業価値に影響を与えるのか, その判断基準を明らかにする. 3.3 節では, 各ステークホルダーが持つ異なる価値観を整理し, 指標を定義する.

3.1. ステークホルダー

本節では企業価値を評価する主体を明らかにする. その理

由は, 本研究が提案するシステムはこうしたグループを評価者だと位置付けているためである. 企業が活動を続けるためには多様なグループと関係を持つ必要がある. 例えば, 商品を製造するためには仕入れ先やそれを作る労働者が必要になり, 企業が利益を上げるプロセスには多くの関係者が携わっている. このような組織体の存続及び成功にとって必要不可欠なグループをステークホルダーと呼ぶ (Freeman,2004). その中でも, 企業と密接に関わるステークホルダーを一次ステークホルダーと呼び, 図1にその構成を示す. それぞれのステークホルダーが認識する価値は様々であり, 本研究では一次ステークホルダーの視点を基に「企業価値指標」の定義を行う. また, 本研究が扱うデータ構造を図2に示す. 企業が有する特徴量はステークホルダーが持つ価値観により決定され, 次節で価値観を構成する要素を明らかにする.

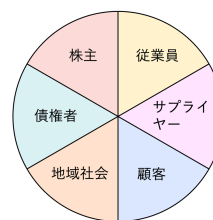


図1 一次ステークホルダーの構成

ステークホルダー	株主(s_1)				従業員(s_2)				顧客(s_3)...	
企業/特徴量	fs_{1-1}	fs_{1-2}	...	fs_{1-n}	fs_{2-1}	fs_{2-2}	...	fs_{2-p}	fs_{3-1}	...
企業1										
企業2										
:										
企業m										

図2 データ構造: 各ステークホルダーの企業特徴

3.2. 価値と効用

本節ではステークホルダーがどのようにして企業の価値を算出しているのかを, 価値と効用の観点から説明する. 2章にて述べたとおり, 価値 (Value) とは「ステークホルダーにとって価値となる可能性を秘めたあらゆるもの」であり, 効用 (Utility) とは「ステークホルダーが受け取り, かつそのステークホルダーの目から見て実際にメリットがある価値を反映するもの」である[15]. 例えば, ある企業は年間の休日数を増やしたが, 従業員は休日数よりも給料の増加を望んでいるとする. この場合, 従業員にとって休日数こそが大切だと考えている企業と, 給料の増加を望む従業員との間にすれ違いが生じており, 結果として従業員の受け取る効用は低くなってしまふ. このように, 効用はステークホルダーが受け取る価値認識の度合いを表している. Jeffery & Andryw は, ステークホルダーが認識する価値は有形価値のみならず, 価値の創出プロセスや分配も含まれ, それらの要素が効用に影響を与えると論じている. この要素は, ①実際の商品・サービスに関連するステークホルダー効用②組織的公正に関連するステークホルダー効用③所属関係から生じるステークホルダー効用④認識された機会費用に関連するステーク

ホルダー効用の4つに分類される[15]。本研究においても、企業価値指標を選定する際の判断基準としてこれらの理論的枠組みを採用する。また、ステークホルダーが享受する価値は4つの効用から構成されており、その内容も多種多様である。これらの内容を踏まえ、本研究においては企業価値を「評価主体が自身の目的や属性に応じて享受する相対的な効用の総和」と定義する。本研究では企業価値を唯一絶対の正解がある数値として扱わない代わりに、特定のステークホルダー視点に基づいた価値の算出や可視化により多面的な企業の実態を浮き彫りにすることを目指す。

3.3. 企業価値指標

前節までの議論を踏まえ、各ステークホルダーが認識す

表1 本システムにおける5種類のステークホルダー指標

指標				
従業員指標	サプライヤー指標	顧客指標	地域社会指標	株主・債権者指標
<ul style="list-style-type: none"> 平均年間給与 自己資本比率 創業年数 売上高成長率 一人当たり法定外福利厚生費 従業員数 勤務地限定制度の有無 自宅からオフィスまでの通勤時間 年間休日数 月平均所定外労働時間 リモートワーク制度の有無 副業許可制度の有無 フレックス制度の有無 平均勤続年数 評価基準が公開されているか 副業や兼業制度の有無 専門職コースの有無 海外売上高比率 昇給率 有名企業ランキング 精神的・肉体的疲労度 挑戦機会がありそうか キャリアパスが明確か 職場内の心理的安全性 自社製品・サービスへの愛着 仕事の社会的意義の実感 経営者のカリスマ性・ビジョンへの共感 	<ul style="list-style-type: none"> パートナーシップ構築宣言の有無 	<ul style="list-style-type: none"> 価格指数 機能性の段階評価 不良品率 納期 リコール件数 有害物質含有の有無 顧客には見えない手数料の有無 顧客情報流出事件などの有無 リコール件数 有害物質含有の有無 顧客には見えない手数料の有無 顧客情報流出事件などの有無 	<ul style="list-style-type: none"> 地域内生産高構成比の高さ(=当社単体売上高÷当該地域の製造業の製造品出荷額) 地域内生産高構成比の上昇度合い 道府県内従業員数構成比の高さ(=当社単体従業員数÷当該道府県の製造業従業員数) 道府県内従業員数構成比の上昇度合い 同規模・同業種の平均累計純利益率を当該企業が上回っている度合い 当社の主要仕入先5社のうち、本社や工場が当社と同じ道府県にある非グループ会社数 産業連関表における当該業種の影響力係数(ただし、係数が1以上かつ地域内生産シェアが一定基準(例:10%)を超える場合に評価する) 	<ul style="list-style-type: none"> FCF ROIC 時価総額 PER PBR 配当利回り

4. 提案モデル

4.1. システム基本構成

本システムは、多種多様な企業データの収集及び標準化、主成分分析を用いた各ステークホルダーの企業価値指標の総合、そして総合スコアの多元的可視化とそれを基にした企業順位の提供からなる、3つのサブシステムで構成される。その構成を図3に表す。

まず、(1)本研究で定義した企業の財務指標及び非財務指標を収集し、それらを各ステークホルダーの関心領域に基づいて分類する。(2)各指標は単位やスケールが異なるため、それらを等価に扱うためにデータの標準化処理を行う。そして、(3)分類された各グループの変数群に対して、ユーザーの特性に応じた主成分分析を実行する。分析においては、変数間の相関関係を集約することで、各ステークホルダーにとっての「総合的な価値」や「企業の特長」を表す潜在的な主成分を抽出する。(4)以上のプロセスにおいて算出された主成分得

る価値を測定可能な「企業価値指標」の例を提示する。表1には、主要なステークホルダーが享受する効用を定量化するための価値指標例を示す。なお、これらの指標は網羅性を意図したものではなく、本研究の分析目的において入手可能なデータ、あるいは一次調査によって取得可能な項目を中心に選定した例である。例えば、従業員指標はマイナビによる「転職動向調査2025年版(2024年実績)」を参照しており[17]、その他の指標についても関連研究やアンケート調査を参考に選定している。本研究ではこれらの指標を基に、応用システムの実装と実験を行う。

点を基に、企業順位のマトリックス作成と、第1主成分得点と第2主成分得点を軸とした二次元散布図上に各企業の値をプロットし、企業の相対的な立ち位置を表示する。これにより、ユーザは企業価値の評価が可能となる。

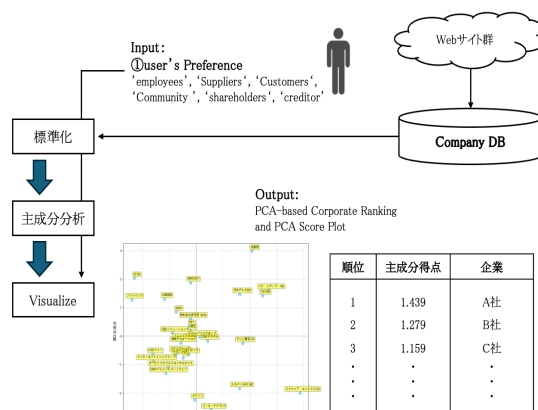


図3 提案システム基本構成

4.2. 実現方式

4.2.1. 実現プロセス

本プロトタイプシステムはユーザー（ステークホルダー）の特性や選好に基づいた企業の統合スコアを算出し、その結果をポジショニングマップや順位マトリックスとして可視化するものである。企業の相対的な立ち位置や特徴をグラフ等から認識することで、ユーザーは企業価値の評価が可能となる。はじめにその実現プロセスについて示す。本システムは以下の手順で実現される。

STEP 1：対象データの Web スクレイピング及び収集

STEP 2：欠損値処理とデータの標準化

STEP 3：選択された視点に基づく変数グループの抽出

STEP 4：主成分分析を用いた統合スコアの算出

STEP 5：企業順位と企業ポジショニングマップによる企業特性の視覚化

以下の項では、それぞれの STEP で行う詳細な計算・処理方式について述べる。

4.2.2. データ収集・成形成本方式

本システムは、企業の多面的な評価を行うため、特定の情報源のみならず企業が提供しているデータ等の定量データと定性データの双方を収集対象とする。データ収集プロセスにおいては、Python 等のスクレイピング技術を用い、各 Web サイトの HTML 構造を解析した上で必要な数値及びテキスト情報を抽出する。

収集されたデータには、財務指標等の連続変数に加え、ガバナンスの有無等を表すダミー変数が混在している。これらの変数は互いに単位や分散の尺度が異なるため、そのままの数値では分散を最大化する主成分分析において適切な重み付けがなされない。そこで、本システムでは各指標の変数に対し、以下の計算式を用いて平均 0、分散 1 に変換する標準化を行う。

$$z_{ij} = \frac{x_{ij} - \mu_j}{\sigma_j} \quad (1)$$

ここで z_{ij} は標準化後の値、 x_{ij} は元の値、 μ_j は変数 j の平均値、 σ_j は変数 j の標準偏差を表す。これにより、尺度の異なる変数を統一的な基準で比較可能な状態へ整形し、各指標が分析結果に対して公平に寄与するように調整を行う。また、各指標の極性を統一するため、値の増大が効用の減少を招く指標については、標準化の過程において符号を反転させる処理を施した。これにより、算出される主成分得点および総合スコアにおいて、一貫して正の値が大きいほど企業価値が高いという解釈を可能とした。

4.2.3. 主成分分析を用いた統合スコアの算出方式

企業価値を構成する要素は多岐に渡るため、本方式を用いて情報の集約を行う。具体的には主成分分析を用いることで、各指標におけるデータの情報をできるだけ損なうことなく主成分に集約することを目指す。主成分分析は相互に関係

を持った指標を互いに無相関な、より少数の変数に要約する役割を持つ。そのため、企業の特徴を少ない指標で客観的に表すことができ、固有値の高い主成分式から求められた各企業の主成分得点の散布図作成や総合得点をランキング表示することで、ユーザーは企業が持つ価値を直感的に評価できると考えた。システムのプロセスにおいては整形されたデータに対して主成分分析を適用することで、第 1 主成分得点と第 2 主成分得点を算出している。各企業の主成分式ごとの主成分得点は以下の線形結合式によって求めることができる。

$$Z_{ik} = \sum_{j=1}^p a_{kj} X_{ij} \quad (2)$$

ここで i は企業、 k は主成分の次数、 Z_{ik} は主成分得点、 X_{ij} と a_{kj} は観測変数とその固有ベクトルを表す。本算出方式を分析エンジンとして実装し、ユーザーが選択した視点に応じた統合スコアを算出することで、各企業の「順位」や「相対的な立ち位置」を定量的に導出する。

4.2.4. 主成分得点に基づく企業順位の算定方式

前項で算出された各企業的主成分得点は数値の羅列であり、一般ユーザーが直感的に企業の優位性や特性を把握することは困難である。そこで、本システムでは本方式及び次項の方法を用いて、分析結果を視覚的に提示する。本方式では第 1 主成分得点と第 2 主成分得点を合算して降順となるように企業順位を作成する。この際、それぞれの得点に寄与率の重みを付与すると同時に、評価主体が重視する特定の価値領域に対して任意の加重係数を付与することで、評価者の主観的選好を反映した総合順位の算定を試みた。これにより、複数の指標を統合した「総合的な企業優位性」を容易に把握することが可能となる。

4.2.5. 企業ポジショニングマップの構築

企業ポジショニングマップは第 1 主成分得点を x 軸、第 2 主成分得点を y 軸とした二次元散布図上に、各企業的主成分得点をプロットした結果である。構築プロセスにおいては Plotly 等の可視化ライブラリを用いることで、類似する特徴を持つ企業グループや、業界内での相対的な立ち位置を視覚的に把握可能とする。

5. 応用システムの実装と実験

5.1. 実験目的

実験の最終目的は企業の特徴を多角的な視点から相対的に算出し、その結果が企業価値の評価に有用であるのかを検証することである。そのため、第 3 章で定義した各指標データを用いて実証実験を行い、提案システムの実現可能性及び算出される結果の妥当性を検証する。

5.2. 実験環境

本実験において使用するデータセットは従業員、株主・債権者、ESG の三つに分かれている。各データセットにおける指

標の算出方法及びデータセットの一例を表 2 から表 5 に示す。これらのデータは、第 3 章で定義した「企業価値指標」体系を基礎としつつ、Web 上からのデータ収集が現実的に可能な項目に限定して構築されたものである。分析対象企業の選定にあたっては、「東証プライム市場上場」かつ「情報・通信業」に属することを条件として設定した。この選定基準を設けた理由は以下の 2 点である。第一に、非財務情報の開示の量や質は企業規模に大きく依存するため、一定規模以上の企業に限定してデータの網羅性を確保する必要があったためである。第二に、異なる業種を混在させた場合、業種固有の財務構造の差異が第 1 主成分として抽出され、本来分析すべき評価軸が埋没するのを防ぐためである。以上の基準によるスクリーニングを経た後、情報・通信業における時価総額の上位企業 30 社を本研究における最終的な分析対象として選定した。なお、サプライヤー指標である「パートナーシップ構築宣言の有無」は、企業のステークホルダーに対する包括的な責任遂行能力を示す変数群として ESG データに組み込んだ。

表 2 従業員データの算出方式

X_1 : 自己資本比率	= [自己資本 / 総資本] * 100
X_2 : 売上高成長率	= [当期の売上高 / 前期の売上高] * 100
X_3 : 平均年間給与	= 有価証券報告書に記載されている内容を参照
X_4 : 従業員数	= 有価証券報告書に記載されている内容を参照
X_5 : 平均勤続年数	= 有価証券報告書に記載されている内容を参照
X_6 : 平均年齢	= 有価証券報告書に記載されている内容を参照
X_7 : 創業年数	= 現在の年月日 - 有価証券報告書に記載されている設立年月日の年

表 3 株主・債権者データの算出方式

X_1 : 時価総額(兆円)	= 株価 * 発行済株式数
X_2 : PER	= 時価総額 / 当期純利益
X_3 : PBR	= 時価総額 / 純資産
X_4 : 配当利回り	= 一株当たり配当金 / 株価
X_5 : FCF(億円)	= 営業CF + 投資CF
X_6 : ROIC	= [営業利益 * (1 - 実効税率)] / [有利子負債 + 自己資本]

表 4 ESG データの算出方式

X_1 : 売上高あたりのGHG排出量(t-co ₂)	= 各企業が開示している温室効果ガス排出量Scope1 / 当期の売上高
X_2 : 電気使用量開示有無	= 電気使用量が開示されている場合は1, それ以外は0
X_3 : 産業廃棄物排出量開示有無	= 産業廃棄物排出量が開示されている場合は1, それ以外は0
X_4 : 水使用量開示有無	= 水使用量が開示されている場合は1, それ以外は0
X_5 : 取締役女性比率	= 取締役に占める女性の人数 / 取締役の人数
X_6 : 顧客情報流出事件数	= 2020年以降に発生した顧客情報流出事件の件数
X_7 : パートナーシップ構築宣言の有無	= パートナーシップ構築宣言の登録企業リストに掲載されている場合は1, それ以外は0

表 5 本実験に用いた各企業の ESG データ (一部)

企業名	売上高あたりのGHG排出量 (t-CO ₂)	電気使用量開示有無	産業廃棄物排出量開示有無
ソフトバンクグループ	0.1632	1	1
NTT	0.9486	1	1
KDDI	0.4350	1	1
ソフトバンク	0.1309	1	1
野村総合研究所 (NRI)	0.1308	1	1
コナミグループ	8.1632	0	0
ネクソン	0.0329	0	0
LINEヤフー	0.1771	1	1
オービック	0.1898	1	1

※ESG データ X_1 の算出に際して、企業が情報を開示していない場合は他企業における売上高あたりの GHG 排出量(t-

co₂)の平均値を代入した

5.3. 実験方法

本実験においては、東証プライム市場に上場している情報・通信業の企業を対象として主成分分析を用いた統合スコアの算出及び結果の可視化を行う。具体的には、第 1 主成分得点と第 2 主成分得点を軸とした企業のポジショニンググラフとそれらの値を足し合わせて算出される企業の順位を基に企業を評価する。この際、結果の解釈を行うために各指標間の相関や因子負荷量が必要となる。そのため、プログラミング言語の Python を使用し、Google Colabratory の環境下で実験の解釈に必要な統計指標や各指標の主成分得点等を算出するための計算を実行した。主成分分析においては因子負荷量が絶対値で 0.5 を超えるものを主成分に寄与するものと解し、0.7 を超えるものは主成分に大きく寄与するものと解する。つまり、主成分式の意味を解釈するにはこれらの指標のみを問題とすれば良い。また、各指標の特徴については指標間の相関行列を基に推測を行う。これらのプロセスを経て、本システムの実現可能性及び有用性の検証を行う。

5.4. 実験

5.4.1. 実験 1: 従業員指標を用いた企業価値の算出

実験 1 では各企業から収集した従業員指標に対して主成分分析を適用し、算出された主成分得点を基に各企業のポジショニングの可視化及び順位マトリックスの生成を行う。実験に際しては、恣意性を排した標準化処理と主成分分析を適用することで、データの統計的な構造のみを反映した統合スコアの算出を実行した。

従業員指標の相関行列と各主成分と指標との相関係数を示した因子パターンを表 6 と表 7 に示す。因子パターンとは Z_i と X_i の因子負荷量を示すものである。相関行列から浮かび上がる指標間の特徴として、①平均年間給与と平均年齢は関連性を有する②自己資本比率と従業員数は関連性を有する等の関係が確認でき、従業員指標と一括りにしても関連性が低いものや高いものが混在していることが分かる。因子パターンから浮かび上がる主成分式の特徴として、 Z_1 では X_3 , X_6 がプラスの効果を持っているため、 Z_1 は「給与と社員の年齢層」を示す主成分式だと解釈できる。 Z_2 に関しては X_5 がプラスの効果を持っているため「働きやすい環境」を示す主成分式だと解釈できる。 Z_1 と Z_2 の累積寄与率は 58%であり、従業員指標の有する情報の約 6 割は Z_1 と Z_2 で説明される。

また、主成分式 Z_1 と Z_2 から算出された各企業の主成分得点の散布図を図 4 に、それぞれの式に重みを付与して得られた順位を表 8 に示す。順位 A の重みに関しては寄与率のみとし、順位 B に関しては寄与率に加え、「給与が高くて長く働ける企業」を評価者が求めていると仮定し、 Z_1 に 2, Z_2

に1の重みを与えることとする。図4の特徴として、左中央を中心に各企業が集中している。スクウェア・エニックスHDを例に挙げると第1主成分得点が高く、第2主成分得点は低いため、他企業に比べて給与と社員の年齢層は高く、平均勤続年数は低い企業だと判断できる。表8の企業順位に関しては評価者の選好を基に求められており、寄与率のみを重みとして付与した順位Aと比べると、順位を構成する企業に若干の違いが見受けられる。

表6 従業員指標の相関行列

	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	X ₆	X ₇
X ₁	1.00						
X ₂	-0.22	1.00					
X ₃	0.01	-0.37	1.00				
X ₄	-0.54	0.14	-0.35	1.00			
X ₅	-0.24	0.26	0.23	0.22	1.00		
X ₆	0.07	-0.38	0.68	-0.23	0.35	1.00	
X ₇	0.11	0.35	-0.00	-0.03	0.42	0.10	1.00

表7 従業員指標の因子パターン

	Z ₁	Z ₂	Z ₃
X ₁	.284	-.322	.548
X ₂	-.425	.250	.377
X ₃	.537	.241	-.167
X ₄	-.419	.224	-.445
X ₅	.017	.660	.037
X ₆	.522	.323	-.135
X ₇	-.039	.432	.559
固有値	2.235	1.823	1.365
寄与率	31.9%	26.1%	19.5%
累積寄与率	31.9%	58.0%	77.5%

表8 従業員指標における企業順位

順位A	企業	総合スコア	順位B	企業	総合スコア
1	光通信	1.439	1	フジ・メディア・HD	2.139
2	フジ・メディア・HD	1.279	2	光通信	2.101
3	TBS HD	1.159	3	TBS HD	1.948
4	日本テレビHD	0.899	4	スクウェア・エニックスHD	1.948
5	スクウェア・エニックスHD	0.714	5	日本テレビHD	1.415
6	テレビ東京HD	0.487	6	テレビ東京HD	1.039
7	BIPROGY	0.422	7	スカパーJSAT HD	0.551
8	日本オラクル	0.092	8	BIPROGY	0.356
9	野村総合研究所 (NRI)	0.090	9	日本オラクル	0.228
10	スカパーJSAT HD	0.037	10	ソフトバンクグループ	0.077

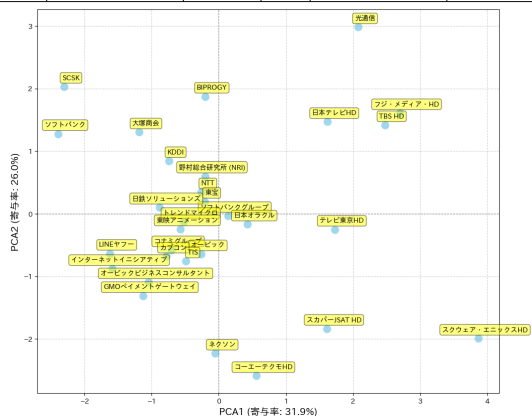


図4 従業員指標における企業ポジショニングマップ

5.4.2. 実験2: ESG指標を用いた企業価値の算出

実験2では各企業から収集したESG指標に対して主成分分析を適用し、実験1と同様に各企業のポジショニングの可視化及び順位マトリックスの生成を行う。

ESG指標の相関行列と各主成分と指標との相関係数を示した因子パターンを表9と表10に示す。ESG指標の相関行列の分析から、電気使用量と産業廃棄物排出量、水使用量の各開示有無の間に強い関連性が認められた。この結果は、環境情報の開示に積極的な企業は、単一の項目にとどまらず複数の項目を網羅的に公開する傾向があることを示唆している。因子パターンから浮かび上がる主成分式の特徴として、Z₁ではX₂, X₃, X₄がプラスの効果を持っていることが分かる。そのためZ₁は「ESG情報開示の積極性」を示す主成分式だと解釈できる。Z₂に関してはX₁がプラスの効果を持っているため「売上高あたりのGHG排出量」を示す主成分式だと解釈できる。Z₁とZ₂の累積寄与率は58.7%であり、ESG指標の有する情報の約6割はZ₁とZ₂で説明される。また、各企業の主成分得点の散布図を図5に、それぞれの式に重みを付与して得られた順位を表11に示す。この際、順位Aの重みに関しては寄与率を、順位Bに関しては寄与率に加え、「売上高あたりのGHG排出量が低い企業」を評価者が求めていると仮定し、Z₂に2の重みを与えることとする。散布図からは、企業の大半は第2主成分得点が1以下であるということが判明した。個別の企業に対する解釈として、例えばNTTは広範なESG情報の開示を行っているため表の右側に位置し、対照的な位置に属する企業群は情報の開示に対して消極的であると判断できる。表11の企業順位に関しては、主成分式2に対して重みを付与したことから順位Aと比較して企業群の構成に違いが見受けられる。

表9 ESG指標の相関行列

	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	X ₆	X ₇
X ₁	1.00						
X ₂	-0.23	1.00					
X ₃	-0.20	0.80	1.00				
X ₄	-0.13	0.62	0.81	1.00			
X ₅	0.04	0.01	0.21	0.14	1.00		
X ₆	0.00	0.36	0.16	0.23	0.28	1.00	
X ₇	0.22	0.30	0.26	0.30	0.02	0.18	1.00

表 10 ESG 指標の因子パターン

	Z ₁	Z ₂	Z ₃
X ₁	-.128	.682	-.317
X ₂	.521	-.137	-.093
X ₃	.544	-.143	-.045
X ₄	.512	-.065	-.096
X ₅	.142	.372	.689
X ₆	.260	.375	.418
X ₇	.259	.462	-.481
固有値	2.837	1.276	1.107
寄与率	40.5%	18.2%	15.8%
累積寄与率	40.5%	58.7%	74.5%

表 11 ESG 指標における企業順位

順位A	企業	総合スコア	順位B	企業	総合スコア
1	LINEヤフー	0.890	1	ソフトバンクグループ	1.009
2	NTT	0.857	2	オービック	0.994
3	SCSK	0.847	3	大塚商会	0.950
4	ソフトバンク	0.845	4	SCSK	0.932
5	オービック	0.824	5	野村総合研究所 (NRI)	0.923
6	大塚商会	0.821	6	KDDI	0.895
7	野村総合研究所 (NRI)	0.819	7	LINEヤフー	0.762
8	ソフトバンクグループ	0.811	8	ソフトバンク	0.759
9	KDDI	0.793	9	TBS HD	0.638
10	TBS HD	0.711	10	NTT	0.570

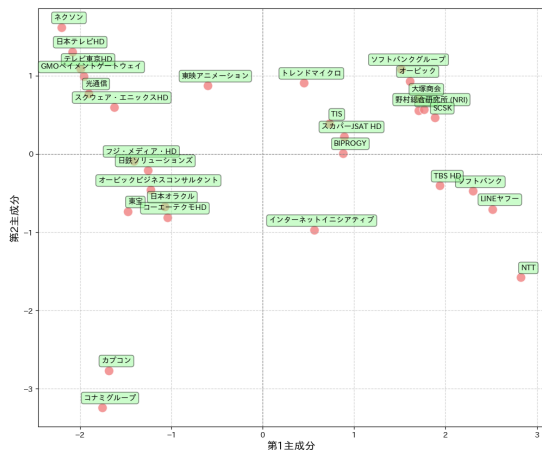


図 5 ESG 指標における企業ポジショニングマップ

5.4.3. 実験 3：各指標の主成分得点を基にした総合順位算出

実験 3 では、各主成分式に重みを付与して企業順位を算出する。この際、重みとして寄与率を付与した順位と寄与率に加えて評価者の選好を重みとして付与した順位と寄与率を実験結果として求めた。その理由は、評価者の選好が順位に与える影響を観測するためである。評価者は環境への配慮や人的資本の充実を特に重視していると仮定し、選好は従業員指標から求められた主成分得点に 2、ESG 指標から求められた主成分得点に 4 の重みを付与することで表す。また、順位を算出する際は株主・債権者指標から求められた主成分得点を含めないこととする。各企業の総合順位を表 12 及び表 13 に示す。両表の比較を通じて、評価者の価値観が総合評価に及ぼす影響が顕著に現れた。具体的には、統計的な寄与率に基づいた表 12 では、各指標において極端に低い順位を持つ企

業が少なく、諸指標のバランスが取れた企業群が上位を占める傾向にある。一方、評価者の選好を反映した表 13 では、株主・債権者指標の順位が極端に低いにもかかわらず、総合順位では上位に位置する企業が見受けられる。これは、評価者が重視する特定の指標に対して高い加重係数を付与した結果、評価主体の価値基準が直接的にランキングへ反映されたためであると考えられる。

表 12 各指標から算出された主成分得点に寄与率を重みとして付与した企業順位

総合順位	企業	株主・債権者指標順位	ESG指標順位	従業員指標順位	総合スコア
1	TBS HD	24	10	3	1.656
2	野村総合研究所 (NRI)	6	7	9	1.284
3	大塚商会	13	6	15	0.990
4	BIPROGY	16	13	7	0.945
5	オービック	9	5	19	0.855
6	フジ・メディア・HD	20	22	2	0.762
7	スクウェア・エニックスHD	3	18	5	0.721
8	トレンドマイクロ	2	14	16	0.714
9	スカパーJSAT HD	19	11	10	0.529
10	光通信	26	27	1	0.519

表 13 従業員指標・ESG 指標に対して寄与率と選好を重みとして付与した企業順位

総合順位	企業	株主・債権者指標順位	ESG指標順位	従業員指標順位	総合スコア
1	TBS HD	24	10	3	5.163
2	野村総合研究所 (NRI)	6	7	9	3.456
3	NTT	27	2	12	3.439
4	ソフトバンクグループ	30	8	11	3.313
5	大塚商会	13	6	15	3.205
6	KDDI	28	9	14	3.136
7	SCSK	22	3	17	2.976
8	オービック	9	5	19	2.790
9	ソフトバンク	21	4	24	2.517
10	BIPROGY	16	13	7	2.275

6. 考察

本実験では、従業員指標及び ESG 指標を対象とした個別実験と、各指標の主成分得点を統合して企業の総合順位を算出する統合実験を実施した。

実験 1, 2 では、主成分分析により企業が有する多変量データを少数の指標に縮約し、その特徴を二次元のポジショニングマップや順位マトリックスとして可視化した。企業価値の決定要因は極めて多岐にわたり、個々の数値を網羅的に評価することは困難であるが、本研究で構築した評価者の選好に応じて動的に企業の特徴を算出・可視化するシステムは、既存研究における一律的な評価手法と比較して独自の有用性を有するといえる。評価者の視点に応じた企業の相対的な立ち位置を視覚的に提示したことは、本研究の重要な成果である。

実験 3 においては、評価者の主観的な選好を反映させた総合順位算定の行った。具体的には、環境への配慮や人的資本の充実を特に重視する評価者を想定し、ESG 指標に基づく主成分得点に対して 4 倍、従業員指標に基づく主成分得点に対して 2 倍の加重係数をそれぞれ付与した上で合算を試みた。このような動的な重み付けの導入により、統計的な情報量のみで依拠した画一的な集約ではなく、評価主体が個別に抱く「効用」の重みを明示的にランキングへと反映させ

ることが可能となった。また、特定の価値領域を強調することで、財務的な規模の大きさのみでは看過されがちな非財務的側面における優位性が、総合順位に大きく寄与する結果となった。これは、第3章において定義した「評価主体が自身の目的や属性に応じて享受する相対的な効用の総和」としての企業価値を、定量的なプロセスとして具現化したものであるといえる。このように本実験では、各ステークホルダー項目の重みを柔軟に変更可能とすることで、多様な背景を持つ評価者に対し、各々の価値基準に合致した実効性の高い企業選択の指針を提示できることを確認した。

一方で、本システムの実用化に向けてはいくつかの課題が残された。第一に、ポジショニングマップの解釈性に関する課題である。各軸を構成する因子負荷量の理解には統計的な知識が不可欠であり、一般ユーザにとって主成分の意味付けを直感的に把握することは必ずしも容易ではない。第二に、外部データの制約である。例えば、平均勤続年数や平均年間給与の情報開示は上場企業のみで課された義務であり、他の企業に関してはその限りではない。また、ESG 関連情報の開示は現時点では企業の努力義務に留まる側面があり、非上場企業を含めた全方的かつ相対的な評価を行うためのデータ収集には依然として困難が伴う。

7. 結論と今後の展望

本研究では、企業価値に影響を与える指標の定義、及び従業員等の多様なステークホルダー指標に基づき、主成分分析を用いて企業の多面的な特徴を統合的に分析・可視化するシステムを実装した。本システムは、評価者が膨大な企業データの中から自らの選好に適した企業を、データに基づき客観的に抽出することを可能にする。また、複雑な企業価値の構造を直感的に把握する上で極めて有効である。

今後の展望としては、本研究において統計的な寄与率に基づく客観的な評価モデルを示したが、これらの分析・評価プロセスを評価者が自らの選好に基づいて動的に調整できるアプリケーションの構築を計画している。そのためには、ユーザの主観的な価値観を各主成分得点へ適切に反映させるアルゴリズムを策定し、ユーザが直感的に条件を指定できるインターフェースの実装が必要となる。しかし、このような多面的な評価手法が真価を発揮するためには、アルゴリズムの改善だけでなく、その根幹となるデータの充実が前提となる。本実験においても、一部の非財務情報に関しては、データの欠損や開示基準の不統一により、分析対象が限定される場面が見受けられた。企業価値が財務指標のみならず、環境や社会への貢献度によっても測られる現代において、データの透明性は極めて重要である。したがって、企業が今後より多くの非財務情報を積極的に公開することが強く望まれる。そのような情報開示の進展こそが、精度の高い企業評価を可能にし、ひいては企業とステークホルダーの相互理解を深め、企業価値のさらなる向上に寄与するだろう。

参考文献

- [1] 厚生労働省, "一般職業紹介状況(令和7年8月分)について", 2025. [Online]. Available: https://www.mhlw.go.jp/stf/newpage_64026.html. [Accessed 2025-11-25].
- [2] 転職サービス doda, "転職求人倍率レポート(2025年10月)", 2025. [Online]. Available: https://doda.jp/guide/kyujin_bairitsu/. [Accessed 2025-11-25].
- [3] リクルートワークス研究所, "第42回 ワークス大卒求人倍率調査(2026年卒)", 2025. [Online]. Available: https://www.works-i.com/surveys/item/250424_recruitment_saiyo_ratio.pdf. [Accessed 2025-11-25].
- [4] リクルート 就職みらい研究所, "『就職白書 2025』", 2025. [Online]. Available: <https://shushokumirai.recruit.co.jp/wp-content/uploads/2025/02/hakusho20250220-2.pdf>. [Accessed 2025-11-25].
- [5] 厚生労働省, "新規学卒就職者の離職状況(令和3年3月卒業者)を公表します", 2024. [Online]. Available: <https://www.mhlw.go.jp/content/11805001/001318959.pdf>. [Accessed 2025-11-25].
- [6] リクルートマネジメントソリューションズ, "「新人・若手の早期離職に関する実態調査」の結果を発表", 2023. [Online]. Available: <https://www.recruit-ms.co.jp/news/pressrelease/0000000417/>. [Accessed 2025-11-25].
- [7] 日本証券業協会, "個人投資家の証券投資に関する意識調査報告書", 2025. [Online]. Available: <https://www.jsda.or.jp/shiryoshitsu/toukei/2025ishikichousasyousai.pdf>. [Accessed 2025-11-25].
- [8] 三菱UFJ 信託銀行, "若年層の投資を阻む要因とは", 2025. [Online]. Available: https://www.tr.mufg.jp/shisan-ken/pdf/shisan_keisei_27.pdf. [Accessed 2025-11-25].
- [9] James, Tobin, "A General Equilibrium Approach to Monetary Theory," *Journal of Money, Credit and Banking*, Vol. 1, No. 1, pp. 15-29, 1969.
- [10] Ohlson, James A., "Earnings, Book Values, and Dividends in Equity Valuation," *Contemporary Accounting Research*, Vol. 11, No. 2, pp. 661-687, 1995.
- [11] Margaret M. Blair, Thomas A. Kochan (eds), *The new relationship : human capital in the American corporation*, Brookings Institution Press, 2000.
- [12] 青木 茂男, "企業価値が意味するもの," *日本管理会計学会誌*, vol. 17, no. 2, pp. 37-47, 2009.
- [13] 櫻井 克彦, "現代企業と企業価値," *日本経営学会*, vol. 78, no. 1, pp. 19-31, 2008.
- [14] Freeman, R. E., "A Stakeholder Theory of the Modern Corporation," in Beauchamp, T. L. and Bowie, N. E. (eds.), *Ethical Theory and Business*, 7th ed., Pearson Education, pp. 55-64, 2004.
- [15] Harrison, J. S., Wicks, A. C., "Stakeholder Theory, Value, and Firm Performance," *Business Ethics Quarterly*, Vol. 23, No. 1, pp. 97-124, 2013.
- [16] Shin Ito, Yasushi Kiyoki, "A Multidimensional Market Analysis Method Using Level-Velocity-Momentum Time-Series Vector Space", *Frontiers in Artificial Intelligence and Applications*, Volume 260: Information Modelling and Knowledge Bases XXV, pp. 158 - 173, 2014.
- [17] マイナビキャリアリサーチ Lab, "転職動向調査 2025年版(2024年実績)", 2025. [Online]. Available: https://career-research.mynavi.jp/research/20250312_92959/. [Accessed 2025-11-25].

Television Advertising Slot Purchase Decision-Making Framework

Zaem ZAINAL and Seiya HASHIZUME

Lifenet Insurance Company 8th floor, Nibancho Center Building, 5-25 Niban-cho, Chiyoda-ku, Tokyo 102-0084,
Japan

E-mail: {zaem.zainal, seiya.hashizume}@lifenet-seimei.co.jp

Abstract Television (TV) advertising generates immediate, measurable spikes in online consumer activity. However, selecting the most effective advertising slots prior to purchase remains a significant challenge for advertisers. This study proposes a decision-making framework designed to evaluate and compare potential TV advertising slots using empirical historical data. To integrate disparate datasets - specifically, agency quotation lists and internal web traffic logs- we applied the Jaro-Winkler similarity metric. This approach achieved a match rate of 89.9%, a substantial improvement over the 47.4% rate obtained through exact string matching. A LightGBM model was developed to predict web traffic spikes. The model achieved a 42.6% Mean Absolute Percentage Error (MAPE), significantly outperforming linear regression models. This framework enables advertisers to objectively compare potential slot investments based on predicted performance indicators and audience metrics.

Keyword Television Advertising, Web Traffic, Decision-Making Framework, E-commerce Performance, Jaro-Winkler Similarity, Generative AI

1. Introduction

There are many ways to influence consumer behavior through advertising; however, television (TV) advertising is particularly valuable for e-commerce business models due to its ability to generate immediate and measurable data. Previous studies reported a noticeable spike in online activity immediately following a broadcast [1,2]. Figure 1 illustrates the spike in web traffic to an e-commerce website following a TV commercial broadcast at 20:50.

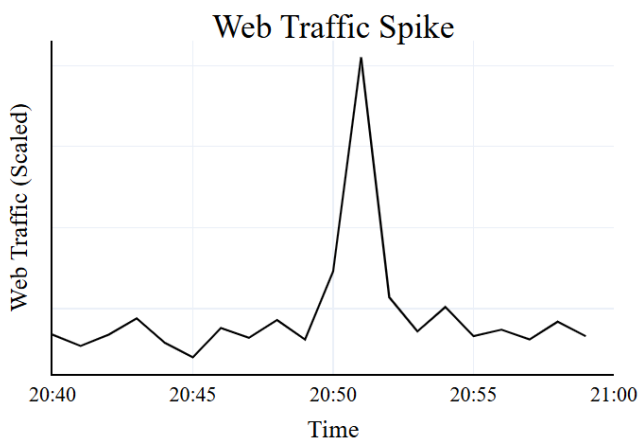


Figure 1. Example of a web traffic spike (scaled)

While existing studies evaluate the impact of TV advertising on online activity (or engagement) [1,2,3], their findings are not directly applicable to the practical decision-making process involved in purchasing specific advertising slots.

In general, the purchase of a TV advertising slot proceeds

as follows. The advertiser receives a quotation list of several slots from advertising agencies based on desired conditions such as price range, proposed Gross Rating Points (GRP), and preferred broadcasting time. Determining the superior return on investment is simple when comparing two slots, but the task becomes increasingly difficult when evaluating a multitude of competing options. We propose a framework that scales beyond simple comparisons to support complex, data-driven purchasing decisions.

Our approach addresses two primary challenges inherent in this real-world problem. First, we construct a specialized dataset by integrating slot information from advertising agencies with empirical web traffic data provided by Lifenet Insurance Company. Second, we develop a decision-support framework that utilizes machine learning to predict performance indicators. By providing actionable metrics based on these predictive models, the proposed framework assists decision-makers in evaluating the viability of each advertising slot, ultimately facilitating more efficient and effective investment strategies.

2. Framework for Data Integration

As outlined in the introduction, the primary challenge is to integrate two separate data sources: (a) monthly order lists submitted to advertisement agencies and (b) post-advertisement web traffic spike data (henceforth referred to as spike data) recorded internally from January 2023 to June 2025. In addition to spelling inconsistencies and notes due to manual data entry, when compared to slots in (a)

order list, some slots in (b) spike data had a change in TV program names, a change in broadcast time, or a combination of both. To illustrate the challenges in this paper, we present examples using imaginary program names. In (a) order list the program name might be “Action Animation”, but in (b) spike data it might be recorded as “Action Animation Alpha”. This makes it difficult to match the two datasets using TV program name strings as the key. Exact matching on {broadcast station, broadcast date, TV program name} only accounted for 48.4% of the data in (b). Similarly, using TV program broadcast time (e.g. 15:00~16:00) instead of name only accounts for 57.2% of the data. To overcome this, we propose cross matching using both TV program name and broadcast time, in addition to Jaro-Winkler similarity to find matching strings with the highest similarity.

2.1. Jaro-Winkler Similarity

The Jaro-Winkler similarity is a string metric designed to measure the edit distance between two sequences. It is an extension of the Jaro similarity metric, incorporating a prefix scale that gives more favorable ratings to strings with common prefixes. The Jaro similarity between two strings s_1 and s_2 is defined as:

$$sim_{Jaro}(s_1, s_2) = \begin{cases} 0 & \text{if } m = 0 \\ \left(\frac{1}{3}\right) \left(\frac{m}{|s_1|} + \frac{m}{|s_2|} + \frac{m-t}{m}\right) & \text{otherwise} \end{cases}$$

where:

- $|s_i|$ denotes the length of string s_i
- m is the number of matching characters
- t is half the number of matching characters that are out of order

Two characters from s_1 and s_2 are considered matching

if they are identical and not farther than $\left\lfloor \frac{\max(|s_1|, |s_2|)}{2} \right\rfloor - 1$

positions apart. Transpositions are defined as the number of matching characters that are in different sequence orders divided by two.

The Jaro-Winkler similarity incorporates a prefix scale p that gives additional weight to strings that match from the beginning:

$$sim_{JW}(s_1, s_2) = sim_{Jaro}(s_1, s_2) + l \cdot p \left(1 - sim_{Jaro}(s_1, s_2)\right)$$

where:

- l is the length of the common prefix (set as two characters in this study)
 - p is a scaling factor for how much the score is adjusted upward for having common prefixes.

The Jaro-Winkler similarity produces values in the range [0,1], where 1 indicates an exact match and 0 indicates no similarity. This metric has been widely adopted in record linkage and duplicate detection tasks due to its effectiveness in handling typographical errors and variations in name spellings. To increase the match rate, we reversed the string to apply Jaro-Winkler similarity on the suffix of the string as well, which has been adopted in a previous study [4]. The final score of a match is the higher of the two values. We used Jaro-Winkler similarity when matching on different keys resulted in a conflict between two records. The final flow of processing for matching data from (a) order list on (b) spike data:

2.2. Matching Procedure

We integrated the datasets using the following 5 steps:

- **Step 1:** Perform exact matching using a composite key of {broadcast station, date, program name}.
- **Step 2:** For unmatched records, perform matching based on {broadcast station, date, broadcast time}.
- **Step 3:** If multiple candidates emerge in Step 2, the record with the highest Jaro-Winkler similarity for the program name is selected.
- **Step 4:** For remaining unmatched records, match where the commercial's specific broadcast time in (a) falls within the start and end times of the program in (b).
- **Step 5:** If multiple candidates emerge in Step 4, the record with the highest Jaro-Winkler similarity is selected.

This resulted in a match rate of 47.4% at Step 1, 60.9% at Step 3, and a final match rate of 89.9% of the data at Step 5. On closer inspection, those which did not match were time slots whose programming was changed entirely.

3. Model Implementation

Using dataset created in the previous section, we proceed to create a prediction model for our decision-making framework. Since most of the TV advertisements guide the user to Lifenet Insurance Company’s insurance plan quotation page, this study will focus on the spike of unique users visiting the page as the key indicator of a TV advertisement slot’s performance. Other online activity was not included in this study. For simplicity we refer to this as “quotation spike”. Input data includes broadcasting time, proposed GRP, M1 proposed rating (viewer rating for males aged 20-34), F1 proposed rating (viewer rating for

females aged 20-34), broadcasting station and advertisement creative content.

3.1 Feature Creation with Generative Artificial Intelligence (AI)

We attempted to use generative AI to create additional features from existing data for machine learning. In a previous study, facial tracking software was used to examine how emotional context of a TV program impacts TV advertisement effectiveness [5]. Six extra features were created to reflect the emotional context of a TV program: healing, excitement, cognitive load, tempo, background viewing and co-viewing. Each was evaluated on a scale of 1 to 10 by using generative AI with TV program names as input, inferred from program genres and metadata. Examples of imaginary program name inputs and their respective emotional context output are shown in Table 1.

Table 1. Emotional context is inferred from imaginary TV program names by the generative AI.

Program Name	Healing	Excitement	Cognitive Load	Tempo	Background Viewing	Co-viewing
Action Animation	3	9	5	9	4	8
Cooking Hour	7	5	4	5	8	7
News Live	3	6	7	7	8	6

“Action Animation” has a high excitement and tempo score, whereas “News Live” has a higher cognitive load score.

3.2 Machine Learning

For machine learning, we used Light Gradient-Boosting Machine (LightGBM), an ensemble learning framework that uses gradient boosting method [6]. We compared results with a simple linear regression and multiple linear regression model. The last two months of the dataset (July and August 2025) were used as test data. Models were evaluated using Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

$$\text{MAPE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{A_i - F_i}{A_i} \right|$$

where:

- n is the number of observations (data points).
- \sum adds up the values for all i .
- A_i is the actual value.

- F_i is the predicted value.

On evaluation, LightGBM yielded a MAPE of 42.6% on test data, whereas simple and multiple linear regression models yielded 58.0% and 53.8% respectively. Top important features include proposed GRP, advertisement creative content (encoded to average spike per content type) and TV advertisement slot start time. Emotional context created using generative AI did not have a relatively high feature importance compared to the most important feature: proposed GRP.

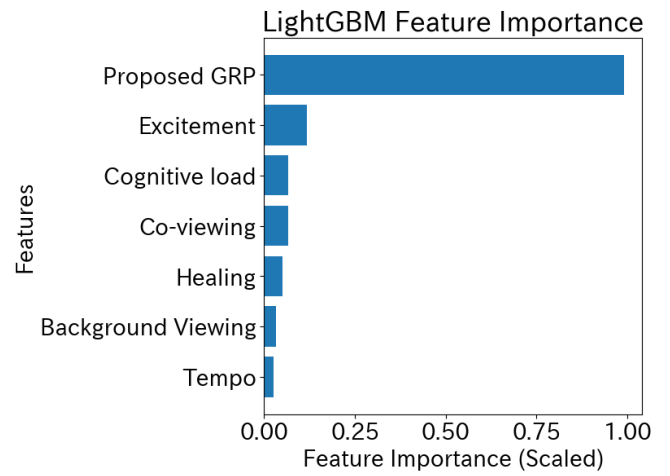


Figure 2: Feature importance of emotional context in comparison to proposed GRP

4. Discussion

In the process of creating the dataset, approximately 10% of data remained unmatched due to a change in programming, as purchasing often occurs a month in advance. In addition to TV program names for matching, which fails in this instance, matching the remaining 10% based on the date and time of the TV program slot is required.

The proposed decision-making framework based on LightGBM still has a high MAPE value which can be improved on. Nearly three years of data was used for the model. However, changes in trends and advertisement creative content presents a challenge when selecting a suitable data range, since there is a trade-off between having more relevant recent data and sample size. In order to provide a viable solution for this “real-world” problem, our future works will focus on deriving stable conclusions from limited data sets. The presence of distinct time-series trends is the direct cause of the limited usable dataset size. Therefore, retraining the model with the most recent data

possible will have a significant impact on accuracy.

Proposed GRP and creative content were the dominant predictors for the model. This also made the model prone to overfitting. To mitigate this, training error was adjusted by tuning parameters such as tree depth. In addition, feature-engineering these two dominant variables is important to enhance model performance. Specifically, converting creative content into numerical representations remains a perpetual challenge. For example, quantifying creative content in advance through monitor feedback or surveys before analysis may improve prediction accuracy.

For cases with low GRP (low impact), noise from organic traffic unrelated to TV advertisements is significant. While optimizing with Root Mean Squared Error (RMSE) is desirable to address this, the small sample size makes the model vulnerable to outliers—a known downside of RMSE. If more data becomes available, building separate models for low-GRP and high-GRP segments may be effective.

Although using generative AI on TV show names to create features did not result in high-importance features, of the six extra features, excitement came out on top. This may suggest that TV programs with higher engagement have a larger impact on TV advertisement effectiveness.

5. Conclusion

This study provides a TV advertising slot purchase decision-making framework based on a dataset created from two different data sources combined using Jaro-Winkler similarity, which yielded an 89.9% match rate compared to an exact matching method. LightGBM was used to predict spikes of TV advertisement slots with a MAPE of 42.6%. For actual implementation, there is still improvement required in accuracy. Specifically, we intend to reduce the effect of noise from traffic unrelated to TV advertisements, as outlined in the discussion section.

References

- [1] L. Veverka and V. Holý, "The Impact of TV Advertising on Website Traffic," *Appl. Stochastic Models Bus. Ind.*, 2024, Art. no. 1, Advance online publication.
- [2] R. Y. Du, M. Joo, and K. C. Wilbur, "Immediate Responses of Online Brand Search and Price Search to TV Ads," *J. Market.*, vol. 83, no. 4, pp. 81–100, 2019.
- [3] J. Liukonyte, T. Teixeira, and K. C. Wilbur, "Television Advertising and Online Shopping," *Market. Sci.*, vol. 34, no. 3, pp. 311–330, 2015.
- [4] K. B. K. Malaga, K. L. Verdillo, and E. S. Pascual, "An Enhancement of the Jaro-Winkler Fuzzy Searching Algorithm Applied in Library Search Engine," *J. Inf. Syst. Eng. Manage.*, vol. 10, no. 28s,

pp. 649–660, 2025.

- [5] .S. Bellman, B. Wooley, and D. Varan, "Program-Ad Matching and Television Ad Effectiveness: A Re inquiry Using Facial Tracking Software," *J. Advert.*, vol. 45, no. 1, pp. 72–77, 2016.
- [6] G. Ke *et al.*, "LightGBM: A Highly Efficient Gradient Boosting Decision Tree," in *Advances in Neural Information Processing Systems 30*, 2017, pp. 3146–3154.

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	-0.33	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	-0.23	F	5
セグメント18	1	1.42	1.61	1.06	1.63	1.94	0.22	-0.29	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	-0.29	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、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 では評価傾向の違いが確認できた。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.

一般発表 | Track 3: 情報検索・情報推薦・ソーシャルメディア

2026年3月2日(月) 15:30 ~ 17:40 | F会場

[9F] 産業応用・ビジネス分析

座長: 別所 祐太郎(NTT株式会社) コメントータ: 肖川(大阪大学)

16:35 ~ 17:00

[9F-05] [技術報告] ビズリーチにおける検索・推薦の取り組み

* 廣田 佳祐¹、山本 凌平¹ (1. 株式会社ビズリーチ)

発表者区分: スポンサー

種別: 技術報告

インタラクティブ発表: なし

キーワード: 検索モデル、推薦モデル、推薦タスク、検索クエリ、効率性・スケーラビリティ

ビズリーチにおける機械学習を用いた検索とレコメンドの取り組みを、具体的な事例を交えて紹介します。あわせて、検索と推薦のモデル開発を支えるMLOpsの実践も取り上げます。さらに、求職者と採用企業をより適切につなぐための最新の取り組みとして、現在進めているベクトル検索によるマッチング精度向上や、推薦モデルの刷新についても説明する予定です。