

副テーマ研究

顧客行動パターンに基づく
コホート・コサイン類似度指標モデル
の提案と応用

指導教官 林 幸雄 教授

北陸先端科学技術大学院大学
先端科学技術研究科
知識科学専攻
竹永 靖 s2440001
令和 7年 6 月

目次

第1章 序論.....	5
1.1 背景：位置情報と行動ベクトルの時代	
1.2 課題と動機：従来手法（RFM、属性セグメンテーション等）の限界	
1.3 研究目的：新たな指標「コホート・コサイン類似度指標モデル」の提案	
1.4 本研究の構成	
第2章 先行研究と理論的背景	7
2.1 顧客分類手法の変遷と現状	
2.2 コホート分析と社会科学的基盤	
2.3 ベクトル空間モデルとコサイン類似度指標の応用	
2.4 類似度ベースのクラスタリング手法とその限界	
2.5 本研究の貢献と理論的立脚点	
第3章 コホート・コサイン類似度指標モデルの提案	10
3.1 モデル提案の背景と目的	
3.2 モデルの全体構成と前提	
3.3 コホートの定義と構築方法	
3.4 行動ベクトルとコサイン類似度指標の算出	
3.5 モデルの実装と応用可能性	
第4章 実証研究：行動ベクトルに基づく空間的コホート分析	12
4.1 データと分析対象エリアの概要	
4.2 コホート構築と行動ベクトル生成方法	
4.3 類似度算出と分析手法	

4.4 分析結果とその解釈

4.5 ケーススタディ：行動類似性に基づく実務的応用の検討

第5章 考察 24

5.1 提案モデルの有効性と限界

5.2 実務への応用可能性

5.3 今後の課題と展望

第6章 結論 25

本研究のまとめ

参考文献 26

- Manning, C. D., Raghavan, P., & Schütze, H. (2008). Introduction to Information Retrieval. Cambridge University Press.

Turney, P. D., & Pantel, P. (2010). From frequency to meaning: Vector space models of semantics. Journal of Artificial Intelligence Research.

Fader, P. S., & Hardie, B. G. (2009). Probability Models for Customer-Base Analysis. Journal of Interactive Marketing.

Kumar, V., & Reinartz, W. (2016). Customer Relationship Management: Concept, Strategy, and Tools. Springer.

Newman, M. (2010). Networks: An Introduction. Oxford University Press.

Wasserman, S., & Faust, K. (1994). Social Network Analysis: Methods and Applications. Cambridge University Press.

三浦麻子・吉田光男（2015）『ネットワーク分析入門：人間関係・社会構造の統計科学』東京大学出版会

田中洋・佐藤健一（2021）『パンデミックにおける人流データの社会的活用』地理情報システム学会誌.

中山浩太郎（2020）『位置情報データ活用入門』日経BP社.

木村達也（2022）『AIによる購買行動分析』講談社現代新書.

博報堂生活総合研究所（2021）『コロナ世代の価値観と生活行動調査報告書』
<https://www.hakuhodo.co.jp/news/newsrelease/92849/>（※コロナ禍における学生・若年層の価値観

変化に関するレポート)

アドインテ社 特許番号：特許7584057 回遊推定システム及び回遊推定方法.

要旨 (abstract)

都市空間における人流の構造とその意味づけを把握するための手法として、行動ベクトルを基礎とした類似度分析の重要性が近年高まっている。これまでの顧客分析や都市分析においては、RFMモデルや属性によるクラスタリングといった静的な手法が主流であったが、これらは行動の変化や傾向を捉えるには不十分であり、特に時空間的な共同行動の定量的把握には限界があった。

本研究では、同時期・同一空間に出現した個体(端末ID)群を「コホート」として定義し、各個人の行動ログをベクトル化したうえで、コサイン類似度指標を指標とする「コホート・コサイン類似度指標モデル」を提案する。本モデルは、ベクトル空間モデルに基づいて個体(端末ID)間の傾向的類似性を抽出し、クラスタリングやネットワーク構造を通じてコホート内部の構造を明示するものである。

今回、名古屋市桜通沿道エリアの人流データを用いた実証分析では、平日・休日における行動構造の違いや、回遊スタイルのクラスタリング、行動パターンの中心性や孤立性といったネットワーク的特性を抽出することができた。これにより、属性に依存せずとも、都市空間における滞在者の構造的行動特徴を可視化することが可能であることが示された。

本モデルは、都市政策や商業施設の配置計画、広告配信戦略などに応用可能であり、空間的・行動的データを活用した新たな顧客分類および行動分析の枠組みとして、社会科学および実務双方において貢献するものである。

なお、分析にはアドインテ社の保有するデータを用いている。

以上

第1章 序論

1.1 背景:位置情報と行動ベクトルの時代

近年、スマートフォンやIoT端末の普及により、個人の位置情報や行動履歴といった高頻度・高解像度のデータがリアルタイムで取得可能となっている。これらの行動データは、従来の人口統計属性や購買履歴といった静的データに比して、個人の生活文脈や関心、意思決定の動態をより詳細に反映しており、マーケティング、都市計画、公共政策、交通工学など、幅広い分野で活用が進んでいる。特に、都市空間における人流データは、従来の定点観測的手法では捉えきれなかった「移動」「滞在」「回遊」といった動的行動の把握を可能にし、個人や集団の行動パターンを空間的・時間的にモデル化するための基礎データとなっている。こうした状況下においては、従来の「属性による顧客分類」から、「行動に基づく顧客類型化」へのパラダイムシフトが求められている。

1.2 課題と動機:従来手法(RFM, 属性セグメンテーション等)の限界

マーケティング分野では、最終購入日(Recency)、購入頻度(Frequency)、購入金額(Monetary)の3つの指標でグループ分けするRFMモデル(Recency, Frequency, Monetary)や属性ベースのセグメンテーションが、顧客の価値評価や施策ターゲットングのための標準的な手法として用いられてきた。小売業やサービス業で用いられる、これらの手法はシンプルかつ即時的な意思決定に寄与するものの、以下のような限界を有している。第一に、文脈の欠如である。従来手法は「いつ・どこで・なにをしたか」という行動の背景や流れを扱うことができず、静的な断面情報に依存している。第二に、個体(端末ID)間の類似性の定量化が困難である。RFMは顧客を評価はできるが、顧客同士の関係性や共通性を数学的に比較する枠組みを持たない。第三に、施策への応用可能性の制限である。単純な属性マッチングに基づく施策は、個人の興味関心や生活スタイルの多様性に応えるには限界がある。このような課題に対して、行動データをベクトル空間にマッピングし、その類似性を定量的に評価するという手法が新たに注目されている。特に、空間行動や施設訪問履歴を多次元ベクトルとして表現し、顧客同士の「行動的距離」を評価するモデルは、より現実的かつ応用性の高い顧客理解の枠組みを提供する可能性がある。

1.3 研究目的:新たな指標「コホート・コサイン類似度指標モデル」の提案

本研究の目的は、行動履歴ベースの顧客分類において、時間・空間・目的を共有する個体(端末ID)群(コホート)を定義し、その内部における行動類似性をベクトル空間モデルとコサイン類似度指標により定量化する新たな手法を提案・検証することである。

このモデルは、「類似性」と「文脈性」という2つの概念を同時に扱うことを可能とする。すなわち、同じ施設を訪れた顧客群をコホートとして設定し、その後の行動ベクトルを比較することで、「同じ場所に来たが、その後どのように異なる行動をとったか」「あるいはどれだけ同じ傾向を示したか」といった深層的な理解が可能になる。

また、実証分析として、都市空間における人流データ(愛知県名古屋市桜通エリア)を用いてモデルを適用し、コホート内部の行動パターンの収束・発散傾向、ネットワーク構造、分類精度などを可視化・評価する。

1.4 本研究の構成

本論文は、以下の章立てにより構成される。

第2章では、従来の顧客分類手法、コホート分析、ベクトル空間モデル、類似度指標に関する先行研究と理論的背景を整理し、本研究の位置づけと独自性を明確にする。

第3章では、本研究で提案する「コホート・コサイン類似度指標モデル」の理論構造、数理定義、実装プロセスについて詳細に記述する。

第4章では、愛知県名古屋市桜通における人流データを活用し、実証研究を通じて提案モデルの有効性と解釈可能性を検証する。

第5章では、実証結果の分析と考察を通じて、本モデルの理論的・実務的意義、他手法との比較、応用可能性を提示する。

第6章では、本研究の総括とともに、今後の研究課題と発展方向について展望する。

なお、今回は、株式会社アドインテが管理する月間約9000万IDのスマートフォンGPSデータを用いた。データ取得地点は、道路中央部の緯度経度を基準に半径30mの範囲を設定し、自動車・自転車の移動データを排除した。BIツールを活用し、地点別の来訪者数、居住地・勤務地、性別・年代、興味関心分野を解析した。推定来訪者数は線形回帰モデルに基づいて算出し、現地調査データと比較を行った。

アドインテ社は、すでに国土交通省や経済産業省の案件調査をすでに多数行っており、同様案件の実績も多数あり、データ解析上も信頼できる取引先として今回選定した。この9000万IDという数値は、日本人の持つ4G以上の携帯電話の総数の約8割にあたり十分に信頼できるデータ量であることも付け加えておく。データは、各地点の道路中央部の緯度経度を設定し、中心から約30mの範囲のGPSデータを補足している。なお、GPSの移動速度より自転車・自動車は排除するとともに、建物内のGPSは排除している。

第2章 先行研究と理論的背景

本章では、本研究の提案モデルを位置づけるために、顧客分類に関する従来手法とその課題、行動データを扱う最新手法、ならびにコホート分析およびベクトル空間モデルの理論的基盤について整理する。また、類似度に基づくクラスタリングの応用とその限界も概観し、本研究がどのような理論的・実践的ギャップを埋めようとしているのかを明らかにする。

2.1 顧客分類手法の変遷と現状

マーケティングにおける顧客分類 (Customer Segmentation) は、異質な市場を同質なグループに分割し、それぞれに対して適切な施策を設計するための基本的アプローチである (Kotler & Keller, 2016)。従来の分類基準として以下が挙げられる。

人口統計的分類 (Demographic Segmentation) : 年齢、性別、職業、所得など。

地理的分類 (Geographic Segmentation) : 地域、都市規模、気候条件など。

心理的分類 (Psychographic Segmentation) : 価値観、ライフスタイル、性格傾向など。

行動的分類 (Behavioral Segmentation) : 購買履歴、使用頻度、ブランドロイヤリティなど。

中でも、RFMモデル (Recency, Frequency, Monetary) に代表される購買履歴ベースの手法は、CRM (Customer Relationship Management) の現場において高い実用性を誇り、広く採用されてきた。RFMは、顧客をスコアリングし、優良顧客・離反予備軍・新規顧客などに分類することが可能である (Hughes, 1996)。最後の購買からの期間 (R)、購買頻度 (F)、購買金額 (M) という3つの指標に基づいて、顧客をスコアリングして分類からである。

しかしながら、これらの手法には、以下の限界がある。

■ 静的な分類に依存: RFMモデルは、購買履歴をベースとして顧客を評価するが、個人の行動の変化や時間的文脈を考慮しない。

■ 個体 (端末ID) 間の類似性の定量化が困難: 既存手法では、顧客同士の関係性や共通性を数学的に比較する枠組みがない。

■ データ活用の限界: IoTやスマートフォンの普及により、顧客の位置情報や行動ログが収集可能となったが、これらの動的データを活用する分析手法は未成熟である。

近年の研究では、これらの課題を克服するために「コホート分析」や「ベクトル空間モデル」の活用が注目されている。

2.2 コホート分析と社会科学的基盤

コホート (Cohort) とは、本来、同一の時間的・状況的経験を共有する個体 (端末ID) 群を意味する概念である。社会科学や疫学の領域において、コホート分析は世代変化や行動傾向の長期的影響を把握するために広く用いられてきた (Ryder, 1965)

マーケティングにおいてもコホート分析は活用されており、特定のキャンペーンの影響や購買行動

の変化を理解するために、時間軸を持つ分析単位として用いられている(Fader et al., 2005)。たとえば、以下のようなコホートが形成される。

- ・「2024年4月に初回購入した顧客」
- ・「特定のキャンペーンに反応した個体(端末ID)」
- ・「同じ時間帯・同じ施設を訪れた来街者」

これらは、単なる属性ベースの分類ではなく、共通の時間・文脈を持つ集団として行動を分析できる点で強みがある。本研究では、この考え方を発展させ、「空間・時間・目的を共有する個体(端末ID)群」という動的なコホート概念を提案する。

2.3 ベクトル空間モデルとコサイン類似度指標の応用

ベクトル空間モデル(Vector Space Model, VSM)は、情報検索や自然言語処理の分野で広く用いられる数学的フレームワークであり、文書間の類似度を定量化するために開発された(Salton et al., 1975)。このモデルでは、文書や語彙をn次元空間上のベクトルとして表現し、その距離関係から意味的な近さや相関を評価する。

本研究では、このベクトル空間の考え方を顧客行動分析へ応用し、行動ログを多次元ベクトル化することで、個体(端末ID)間の類似性を定量化する。具体的には、例えば、ある顧客が「午前10時に商業施設Aに滞在」「午後2時に飲食店Bに訪問」といった一連の行動履歴を、時刻や訪問施設カテゴリの組み合わせで、多次元ベクトル(例: 訪問カテゴリ×時間帯)として定義する。このようなベクトル化により、単なる訪問履歴の羅列ではなく、時系列的・空間的行動傾向を一貫した指標として取り扱えるようになるを考える。

コサイン類似度指標(Cosine Similarity)は、ベクトル間のなす角度の余弦値を用いて、その方向性の一致度を評価する指標であり、以下の式で定義される。

$$[\text{Cosine Similarity}](A, B) = \frac{A \cdot B}{|A| \times |B|}$$

この指標を用いることで、購買の有無や総消費額ではなく、「行動の傾向」がどの程度似ているかを測定することが可能となる。

2.4 類似度ベースのクラスタリング手法とその限界

コサイン類似度指標を用いたクラスタリング手法は、個体(端末ID)間の行動パターンを分類する際に有用である。しかし、既存のクラスタリング手法には以下のような課題がある。

- ・ クラスタ数の事前指定が必要(k-meansなど)
- ・ 時間的変動の考慮が難しい
- ・ クラスタの境界が固定的である

- ・文脈情報(時間・空間)を考慮していない

研究では、これらの課題を克服するため、「コホート」と「行動ベクトル」の組み合わせを活用し、時間・空間の文脈を踏まえた類似性分析を提案する。

2.5 本研究の理論的立脚点

本研究の提案手法は、以下の3点において理論的貢献を持つ。

- ・行動データに基づく新たなコホート定義
- ・空間・時間・目的を共有する個体(端末ID)群を新たなコホートとして定義。
- ・ベクトル空間モデルによる行動傾向の定量化
- ・ 個体(端末ID)の行動ログをベクトル化し、コサイン類似度指標により関係性を評価。
- ・ 構造的かつ関係的な顧客理解の枠組み
- ・ クラスタリングだけでなく、ネットワーク構造に基づいた関係性分析を導入。

これにより、本研究は従来の顧客分類手法とは異なる次元での洞察を提供し、都市空間における行動分析の新たな可能性を切り拓くものである。

第3章 コホート・コサイン類似度指標モデルの提案

本章では、行動ベクトルを用いた顧客の類似性分析を可能にする「コホート・コサイン類似度指標モデル」について説明する。第2章で述べた従来の顧客分類手法が持つ課題を克服し、動的データに基づく構造的な顧客理解を実現することを目的としている。

3.1 モデル提案の背景と目的

本研究で提案する「コホート・コサイン類似度指標モデル」は、以下の課題に対処するために開発された。

■ 行動パターンの変化を考慮

- ・従来のRFMモデルや属性ベースのセグメント化では、顧客の行動の変遷課程を反映することが難しい。
- ・本モデルでは、時間・空間を共有した顧客群を「コホート」と定義し、その内部の行動類似性を評価することで、より動的な分類を可能にする。

■ 類似性の定量化

- ・従来の顧客分類では、個体(端末ID)間の行動の類似性を明確に評価する枠組みが不足していた。
- ・ベクトル空間モデルを活用し、コサイン類似度指標を指標とすることで、顧客間の関係性を数値化する。

■ マーケティングと都市分析への応用

- ・本モデルは、商業施設の配置戦略や都市回遊の構造理解などに応用可能であり、実務的な意思決定を支援する。

3.2 モデルの全体構成と前提

本モデルは以下の要素から構成される。

■ データ収集: スマートフォン位置情報、訪問施設、滞在時間、時間帯、曜日、施設カテゴリなど 行動データ

■ コホート定義: 共通の時間・空間条件により構成された個体(端末ID)集合 (例: 2023年3月1日 午後、久屋大通に滞在したID群)

■ 行動ベクトル生成: 各個体(端末ID)について、訪問カテゴリ×時間帯×曜日の情報を ベクトル化

■ コサイン類似度指標計算: 個体(端末ID)間の行動類似度をコサイン類似度指標で算出し、 コホート内部の関係を評価

■ 可視化・分析解釈: クラスタリングやネットワーク分析などにより結果を可視化

本モデルは、単一顧客を評価するのではなく、集団構造の理解を目的とした比較モデルであることに特徴がある。

3.3 コホートの定義と構築方法

コホートの定義には、「時間」「空間」「行動カテゴリ」の3つの要素を用いる。

- ・時間条件: 同じ時間帯に特定のエリアに滞在した個体(端末ID)群
- ・空間条件: 商業施設、都市広場など、特定のゾーンに出現した個体(端末ID)群
- ・行動カテゴリ: 施設訪問履歴(飲食、小売、娯楽など)

数式による定義:

コホート(C)を以下のように定義する。

$$[C_{T,S} = \{i \in U \mid \text{Location}(i) \in S, \text{Time}(i) \in T\}]$$

ここで、

(U)は全個体(端末ID)の集合

(S)は空間条件

(T)は時間条件

(i)は個体(端末ID)である。

具体例:

2023年3月1日(水)15:00~18:00に「久屋大通」エリアに滞在した個体(端末ID)群

2023年5月の土曜午後に「高岳〜日銀前」の商業施設を訪れた個体(端末ID)群

このような時間・空間・行動カテゴリをもとに、行動的・文脈的コホートを設定する。

3.4 行動ベクトルとコサイン類似度指標の算出

各個体(端末ID)の行動パターンをベクトルとして表現し、類似度をコサイン類似度指標で評価する。

行動ベクトルの構成要素:

- 訪問施設のカテゴリ
- 時間帯(朝・昼・夕・夜)
- 曜日(平日・休日)

各個体(端末ID)(i)の行動ベクトルを(v_i)とすると、任意の個体(端末ID)(i, j)の類似度は以下の式で計算される。

$$[\text{Cosine Similarity}(i, j) = \frac{v_i \cdot v_j}{|v_i| \times |v_j|}]$$

分析指標:

- 平均類似度(コホート全体の傾向)
- 最大値・最小値(代表個体(端末ID)・離反個体(端末ID))
- 標準偏差(行動の多様性)

これにより、コホート内部の構造を定量的に理解できる。

3.5 モデルの実装と応用可能性

本モデルは、既存のBIダッシュボード(例: Tableau、Power BI)や、分析基盤(例: アドインテ社 NUDGE AI)上に実装可能である。実際の都市空間データや商業施設の来訪ログを用いて、

- ・コホート別の行動傾向の差異可視化
- ・高類似層に対するレコメンドやクーポン配信
- ・類似ベクトル個体(端末ID)の検出による施策反応予測

などのマーケティング応用が想定される。

また、ベクトル空間上での位置づけを用いれば、「異なる時間・異なる場所でも行動傾向が近い」個体(端末ID)の発見や、「従来セグメントでは一括できなかった」層の検出にもつながる。

第4章 実証研究: 行動ベクトルに基づく空間的コホート分析

本章では、提案した「コホート・コサイン類似度指標モデル」を都市空間における人流データへ適用し、その有効性を実証的に検証する。具体的には、愛知県名古屋市中心部の桜通り周辺におけるスマートフォン位置情報データを活用し、行動パターンの分析を行う。コホートの構築方法、行動ベクトルの生成手順、類似度の算出方法、クラスタリングおよびネットワーク分析の結果を詳述する。

4.1 データと分析対象エリアの概要

本章では、提案した「コホート・コサイン類似度指標モデル」を都市空間における人流データへ適用し、その有効性を実証的に検証する。対象とするのは、愛知県名古屋市中心部に位置する桜通り周辺の沿道エリアであり、ここには商業施設、オフィス、飲食店舗、公共空間などが集積し、平日と休日で明確な個体(端末ID)属性と行動傾向の違いが見られる。

■4.1.1 データ取得方法:

本研究で使用するデータは、匿名化されたスマートフォン位置情報ログを基にしている。これにより、特定の時間帯における個体(端末ID)の滞在パターンを分析できる。

- 取得期間: 2023年4月～2024年3月の特定平日・休日(晴天日)
- 対象地域: 名古屋市桜通沿道エリア(800m区間、地下鉄駅2区間分)
- データ粒度: 30分単位の滞在記録
- 匿名化処理: 一意の個体(端末ID)(端末ID)を使用し、個人を特定できない形で収集

■4.1.2 エリアとコホート条件の設定

分析対象エリアは、図4-1に示すように、桜通りを南北に貫く800mの区間を中心に設定した。地上空間の可視化においては、交差点、出入口、沿道施設の配置なども加味してゾーニングが行われた。

コホート定義例:

- 平日午後(13:00～16:00)にS通り西側エリアに滞在した個体(端末ID)群

– 休日昼間(11:00～14:00)にS通り中間部(公共空間付近)に滞在した個体(端末ID)群
このような時間×空間の条件でコホートを構成し、それぞれについて個体(端末ID)別の行動ベクトルを生成することで、後続分析に活用する。

■4.1.3 図示:対象エリアの地図

以下に、分析対象となる桜通り周辺エリアを示す。図中の名称はすべて本研究において便宜的に簡略化している。

(名古屋市内 桜通を中心として分析対象としたエリアを○で示す)



■4.1.4 分析対象エリアの特徴:

桜通り沿道は、商業施設、オフィス街、公共空間が混在するエリアであり、平日と休日で個体(端末ID)の特性が異なる。特に、休日はショッピングや娯楽目的の来訪が増加し、行動パターンに多様性が生じる。

4.2 コホート構築と行動ベクトル生成方法

本節では、本研究で採用する「コホート・コサイン類似度指標モデル」を実証的に適用するにあたり、実際の都市空間における個体(端末ID)データから、どのようにしてコホートを構築し、個人ごとの行動ベクトルを生成したかのプロセスを示していく。

特に、時間条件(分析対象時間帯の分割方法)、空間条件(分析対象エリアのゾーニングや施設カテゴリーの分類)、および分析単位の解像度(例:30分単位)といった設定が、分析結果に大きな影響を与えることが考えられる。これらのパラメータ設定は、対象とする施策(例:都市計画、商業戦略)やデータ特性(例:GPSの精度)に応じて適切に決定する必要があるため、本研究では試行的に複数の設定を検討し、最適な条件を選定していった。

■4.2.1 コホートの構成条件

本研究では、名古屋市中心部の桜通(久屋大通駅～高岳駅間)沿道エリアを対象とし、同一の時間帯かつ同一空間に存在していた個体(端末ID)群を、同一の「コホート」と定義する。コホートは、以下のような条件に基づいて構成される。

時間条件:2023年3～2024年2月の特定日(平日／休日)の11:00～14:00

空間条件:桜通沿い約800m区間(久屋大通交差点～日銀前交差点周辺)

対象:上記時間帯において、該当地域に10分以上滞在した個体(端末ID)(端末ID)群(個体(端末ID))

このように、時間と空間の条件を交差させて生成した「文脈的コホート」は、施設属性や性別・年齢といった静的属性ではなく、都市空間上での“同時共在”という行動的な事実によって形成されている。

■4.2.2 行動ベクトルの生成

コホートを構成した後、各個体(端末ID)(端末ID)について「その後3時間の行動パターン」をベクトルとして定式化した。以下にベクトル生成の手順を示す。

(1) 時間スライスの定義

対象時間帯:コホート構成直後からの180分間

単位時間:30分(合計6スロット)

(2) 空間カテゴリーの分類

滞在地点を、POI(Point of Interest)ごとに施設カテゴリーに分類:

飲食店、小売(物販)、娯楽施設、公共空間、オフィスビル、駅周辺、その他

(3) ベクトルの構成要素

各個体(端末ID) i に対して、以下のような次元を持つベクトル v_i を構成した。

ベクトル次元:施設カテゴリー × 時間スロット(例:飲食 × 12:00～12:30)

要素値:該当カテゴリーにおける滞在回数 or 滞在時間(正規化)

(4) 正規化処理

個体(端末ID)差(移動量・滞在量)による影響を抑えるため、

ベクトルは単位ベクトルとして正規化:

$$v_i := v_i / \|v_i\|$$

これにより、絶対的な活動量ではなく、行動傾向(比率や比重)の比較が可能となる。

■4.2.3 例:ベクトル構成イメージ

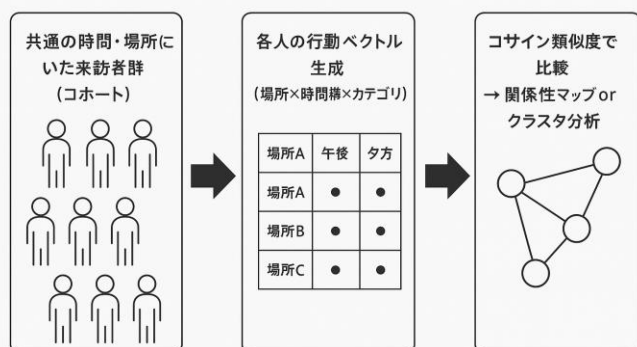
以下は、コホート内の1個体(端末ID)について生成されたベクトルの例である。

時間帯	レストラン	小売	駅周辺	その他
11:00-11:30	0.4	0.2	0.1	0.3
11:30-12:00	0.3	0.3	0.2	0.2
....				

(※実際はもっと多次元で、ベクトル全体は連続した時間×カテゴリマトリクスとして構成)

このように構成された行動ベクトルは、後続のコサイン類似度指標計算とネットワーク分析に用いられる。

コホート・コサイン類似度モデルの構成図



■4.2.4 BIツールイメージ

実際に分析につかったデータを読み込ませたのが、以下のツールである。

URL: <https://console.ai beacon.jp/bi/login>

ID: (マスク) PW: (マスク)

※一部機密情報もあり限定公開とする。

ID数計: (計測されたIDの数) 2023年3月～2024年2月

地点	個体(端末ID) 数推定
若宮大通_白川	233,840
若宮大通_久屋大通	145,758
若宮大通_丸田町	212,010
桜通_本町通	153,610
桜通_武平通	169,768
桜通_日銀前	236,419
桜通_長者町通	133,447
桜通_地下鉄高岳	101,204
桜通_大津通	179,346
桜通_小川	153,738
桜通_高岳	247,231
桜通_久屋大通	416,707
錦通_伏見	561,016
錦通_東新町	290,992
錦通_栄	654,812
錦通_葵町西	204,958
外堀通_東片端	197,100
外堀通_久屋大通北端	184,914
外堀通_丸の内	245,130
計	4,722,000

4.3 類似度算出と分析手法

前節で構成した行動ベクトルに基づき、本節では各個体(端末ID)間の類似度を計算し、コホート内部における行動傾向の構造を定量的に評価する。そのうえで、クラスタリングやネットワーク分析を通じて、どのような関係性が存在するかを分析する。

■4.3.1 コサイン類似度指標による行動傾向の比較

各コホート内において、任意の個体(端末ID) i, j に対し、次の式でコサイン類似度指標を算出した:

$$\text{sim}(i, j) = (\mathbf{v}_i \cdot \mathbf{v}_j) / (\|\mathbf{v}_i\| \times \|\mathbf{v}_j\|)$$

$\mathbf{v}_i, \mathbf{v}_j$: 個体(端末ID) i および j の行動ベクトル(単位ベクトル化済)

$\cdot$: 内積演算

$\|\mathbf{v}\|$: ベクトルのノルム(大きさ)

この指標は、ベクトルの「向きの一致度」を示すものであり、絶対的な滞在時間や移動量ではなく、行動の傾向(パターン)の近さを定量化する。値域は $[-1, 1]$ だが、本研究のベクトル構成上、 $0 \sim 1$ の範囲に収まる。

■4.3.2 類似度行列とその可視化

各コホートにおいて、全個体(端末ID)間の類似度を算出し、類似度行列(Similarity Matrix)を作成した。これは、以下の特徴を持つ対称行列である:

- ・対角要素(自己類似度)は常に1
- ・非対角要素が高いほど、行動傾向が近似
- ・行列をヒートマップ化し、全体の傾向を視覚的に把握

この行列は、後述するクラスタリングやネットワーク図の構成基盤として用いられる。

■4.3.3 クラスタリング分析

本研究では、コホート内の各個体(端末ID)の行動ベクトルをもとに、傾向が近い個体(端末ID)群を分類するため、複数のクラスタリング手法を検討・実装した。ここでは、代表的な3手法について概説し、それぞれの特性と本研究への適用可能性を明らかにする。

(1) k-meansクラスタリング

k-meansクラスタリングは、データをあらかじめ指定したクラス数 k に分割し、各クラスタのばらつきを最小化するように繰り返し割り当てを行う代表的な手法である。

手順は以下の通りである:

1. 初期クラスタ中心(重心)をランダムに設定
2. 各データ点を、最も近いクラスタ中心に割り当て
3. 各クラスタ内の平均(重心)を計算し、中心を更新
4. 再割当てと中心更新を繰り返し、収束時点で確定

この手法の利点は、計算効率が高く、大規模データに適用しやすい点にあるが、一方でクラス数 k を事前に設定する必要があり、初期値依存や局所最適解に陥るリスクもある。

本研究では、ユークリッド距離の代わりにコサイン距離($1 - \text{類似度}$)を用いた派生的なk-meansクラスタリングを採用し、行動傾向の「向き」に注目したクラスタリングを実施した。

クラスタ数の設定にあたっては、k-means法の特性上、事前にクラスタ数kを指定する必要がある。そこで本研究では、クラスタ数の妥当性を検証するために、エルボー法(Elbow Method)を用いた。具体的には、クラスタ数をk=1 からk=10 まで変化させ、それぞれのクラスティング結果に対してクラスタ内誤差平方和(Within-Cluster Sum of Squares, WCSS)を算出し、プロットを作成した。その結果、k=4 の時点で WCSS の減少傾向が鈍化し、いわゆる「肘(elbow)」に相当する屈曲点が確認された(図X参照)。このことから、本研究ではk=4 を最適なクラスタ数として採用し、以降の分析を実施した。このように、エルボー法を用いることで、主観的な判断に依存せず、データ構造に基づいた客観的なクラスタ数の設定が可能となる。

(2) 階層的クラスティング(Hierarchical Clustering)

階層的クラスティングは、データ間の類似度に基づいてクラスタを段階的に統合または分割していく手法である。本研究では、凝集型(agglomerative)の階層クラスティングを使用し、個々の個体(端末ID)を起点に最も類似度の高いもの同士を順に結合していった。この手法の特徴は、クラスタ数を事前に決定する必要がなく、デンドログラム(樹形図)によって全体構造を視覚的に確認できる点にある。また、類似度行列に基づく解析であるため、本研究で構築したコサイン類似度指標ベースの関係構造と親和性が高い。

(3) DBSCAN(Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise)

DBSCANは、データ空間上の局所密度に基づいてクラスタを定義する手法であり、従来の距離ベースのクラスティングとは異なる視点を持つ。主な特徴は以下の通り:

1. 高密度な点群をクラスタとみなす
2. ノイズ点(孤立点)を自動的に除外できる
3. 非線形・非凸型のクラスタにも対応可能
4. クラスタ数の事前指定が不要

一方で、DBSCANは距離の絶対値に依存するため、方向性ベースのコサイン類似度指標を前提とする本研究には必ずしも適さない。そのため、実施は試みたものの、参考手法にとどめる判断を行った。

(4) 手法の選定と位置づけ

以上の手法を比較した結果、本研究では以下のような選定方針を採った:

主手法として採用:k-means(コサイン類似度指標対応)、階層的クラスティング

補助的に参照:DBSCAN(構造の確認目的)

クラスタの数を指定した分析と、自由な構造を確認する階層型分析を併用することで、柔軟かつ多面的な理解が可能となる。本研究の目的は、分類の正解を導くことではなく、「行動パターンとの関係構造」を把握することであり、これらのクラスティング手法は、あくまでコホート内部の傾向的多様性と構造の把握を支援する分析ツールとして活用されている。

4.3.4 ネットワーク分析による構造的把握

クラスティング分析により、行動傾向の近い個体(端末ID)群の存在を把握することは可能であるが、コホート内部における関係性の構造や中心性、孤立性といった特徴をより直感的かつ構造的に捉えるためには、ネットワーク分析が有効である。本研究では、各個体(端末ID)の行動ベクトル

間の類似度を基にネットワークを構築し、コホート内部の構造的特徴を可視化・分析した(Newman, 2010; Wasserman & Faust, 1994; 三浦・吉田, 2015)

(1) ネットワーク構築の方法

ネットワークは以下のように構成した

ノード(頂点): 各個体(端末ID) (個体(端末ID) (端末ID))

エッジ(辺): コサイン類似度指標が一定閾値を超える2個体(端末ID)間に接続

エッジの太さ: 類似度の値に比例(視覚的強調のため任意設定)

本研究では、エッジの生成条件としてコサイン類似度指標が0.8以上の個体(端末ID)間に接続を行った。この閾値は、過去の慣例やネットワークの視認性・構造的特徴の明瞭化を考慮して設定したものである。なお、閾値の選定に関する厳密な感度分析は本研究の範囲外であるが、今後の課題として、閾値の変化によるネットワーク構造の変動(密度、連結成分数、中心性分布など)を定量的に検証することが望まれる。

(2) 分析指標と観察点

構築したネットワークに対して、以下の指標を用いて構造的特徴を分析した(Newman, 2010; Wasserman & Faust, 1994; 三浦・吉田, 2015)

次数中心性(Degree Centrality): 多くの他者と類似関係を持つ個体(端末ID) (ハブ的存在)を特定
密度(Density): ネットワーク全体のつながりの濃さを評価

クラスタ係数(Clustering Coefficient): 局所的なまとまり(三角関係)の多さを測定

連結成分(Connected Components): ネットワークが複数の部分に分かれていないかを確認

これらの指標により、「多数と似た行動をとる個体(端末ID)」や「少数だが密接につながったグループ(行動スタイルの特化型)」の存在を把握することが可能となり、マーケティングや都市政策上の対象設定や施策差別化に資する知見が得られる。

(3) ネットワーク図の可視化とインサイト

ネットワーク図は、各ノードを円、エッジを線として視覚的に配置し、P21の図のような構造的インサイトを得ることができた。さらに、ネットワーク分析の主要指標である 次数中心性(Degree Centrality)、密度(Density)、クラスタ(リング)係数(Clustering Coefficient)を分析済みであるが、具体的な数値はデータ利用契約上公開できないため、本稿では省略する。ただし、P21の図に示したネットワーク構造から、ハブ的存在やネットワークの疎密、局所的まとまりの傾向を把握できる。本研究では、これらの指標を用いて「多数の他者とつながる個体(端末ID)」 「全体的なつながりの濃さ」 「局所的なグループ構造の特徴」を明らかにし、都市空間における人流構造の理解を深めることができた。

一部の個体(端末ID)が「ハブ」として多くの他者とつながっており、主流的な行動パターンを代表している。周縁部には、独立した小グループや孤立個体(端末ID)が存在し、特化型または非典型的な行動傾向を示している。大多数の個体(端末ID)は中程度のつながりの中に位置し、コホート内の「平均的」行動パターンを形成している。このように、ネットワーク分析を通じて、単なる類似性の有無を超えて、コホート内部の行動パターンの分布と関係構造を多面的に把握することが可能となった。

4.4 分析結果とその解釈

本節では、名古屋市中心部・桜通沿道エリアにおいて実施した人流分析をもとに、「コホート・コサイン類似度指標モデル」の適用結果を報告し、どのような構造的特徴や行動傾向が抽出されたかについて解釈を加える。特に、平日と休日の個体(端末ID)の違い、クラスタ構造の形成、類似性の分布、ネットワーク的特性に注目した。

■4.4.1 平日と休日の行動傾向の違い

まず、同一の空間(桜通沿道エリア)において、平日昼(11:00～14:00)と休日昼(同時間帯)に滞在したコホートを比較した。

・平日コホート(例:5月11日 木曜)

主に周辺オフィスに勤務するビジネスパーソンと見られるID群が多く、短時間の滞在(30分～60分)に集中

飲食店やコンビニ滞在のベクトル要素が高く、回遊は限定的

・休日コホート(例:5月13日 土曜)

商業施設、イベントエリアへの個体(端末ID)が中心

滞在時間が長く、複数カテゴリ(物販、娯楽、公共空間)にまたがる行動パターンが見られた。

このように、同一空間においても、時間的文脈の違いがコホート全体の行動傾向に大きく影響していることが確認された。

■4.4.2 クラスタリングによるパターン抽出

k-means(k=4)と階層クラスタリングの双方を適用した結果、休日のコホートにおいて以下のようなクラスタが識別された(例示)：

クラスタ1(短時間・単一目的型)：飲食施設に30分滞在後に退去

クラスタ2(家族型回遊)：公共空間 → 物販 → 飲食の順で長時間滞在

クラスタ3(観光・娯楽特化型)：娯楽施設中心に連続滞在

クラスタ4(駅周辺滞留型)：駅コンコース付近で断続的滞在(待ち合わせ等)

各クラスタに属する個体(端末ID)群の行動ベクトルには一貫した傾向が見られ、k-meansにより行動の主要な型を抽出できることが示された。また、階層的クラスタリングでは、クラスタ間の類似度構造をデンドログラムにより可視化し、主観的に意味づける手がかりが得られた。

■4.4.3 ネットワーク構造と行動の多様性

コサイン類似度指標が0.8以上の関係に基づいて構成されたネットワーク図から、以下のような構造的特徴が見られた。

・中心に大きな連結成分(主流的な回遊型)が存在

・周縁部には独立した小グループ(特化型行動)や孤立個体(端末ID)も存在

・一部のノードが「ハブ」として複数のクラスタにまたがる行動傾向を持つ

これらは、単なる「平均的傾向」の把握ではなく、行動パターンの分布と関係性の構造化により、コホート内部の多様性と構成バランスを視覚的に理解するのに有効であった。

■4.4.4 全体的な考察と知見

本章の実証結果から、以下の知見が導かれる：

行動ベースのコホート構成は、空間と時間の文脈を正確に反映できる

コサイン類似度指標とベクトル化により、回遊や複数目的行動の傾向を定量的に比較できる

クラスタリングとネットワーク分析の組合せにより、主流層と特殊層の構造的関係を把握できる

従来の「購買データ中心の分析」や「単一属性セグメンテーション」では捉えにくかった、都市空間における“行動的多様性”と“文脈的類似性”を、統計モデルと空間データを統合する形で可視化できた点に、提案手法の有効性があるといえる。

4.5 ケーススタディ：行動類似性に基づく実務的応用の検討

本節では、提案した「コホート・コサイン類似度指標モデル」の実務上の応用可能性を検討するため、名古屋市桜通沿道エリアにおける人流データを用いた具体的な事例を紹介する。

■4.5.1 商業施設回遊スタイルの検出と空間再配置案

背景：

休日の桜通周辺において、家族連れの個体(端末ID)と見られる個体(端末ID)群が、「公共空間 → 小売店 → 飲食店」という典型的な回遊ルートを形成していることが観測された。

分析：

類似度の高い個体(端末ID)群を可視化したところ、共通して公共空間を起点とし、2～3施設を経由して南方向に移動する傾向がある。クラスタ内のベクトル構成は、時間帯ごとの滞在カテゴリが段階的に推移している。駅周辺に一度立ち寄ってから戻る個体(端末ID)も多い。

解釈：

これは、休憩やイベント空間を起点とした多目的回遊型の消費行動であり、特に小さな子供連れなど、「滞在しやすさ」が回遊構造に大きく影響していると推測される。

実務的示唆：

公共空間と民間商業施設の連携によるゾーニング最適化。

ファミリー層向けの時間帯別イベント配置。

「回遊を止めない」導線設計やサイン計画の提案。

以上のように、行動パターン分析を活用することで、商業施設の誘致や出店計画において、より精度の高い意思決定が可能となる。これにより、地域の活性化や個体(端末ID)の満足度向上にも寄与することが期待される。

■4.5.2 事例 名古屋桜通りについての特性把握

行動パターン「興味・関心のある場所」の分類から、通行者を5パターンに分類し、可視化した。

0:特徴のあるカテゴリ;保育・教育・学問 | 旅行・宿泊

子供に高校生までの学生を含むことが多い家族世帯で、旅行を好む層であり、核家族でありながら世帯構成数は平均をやや上回ることが推測され、親戚等との交流もある世帯である。

1:特徴のあるカテゴリ;ショッピング | レジャー・スポーツ | 趣味・エンタメ

家電量販店・書籍・生活雑貨など、広いカテゴリでショッピングを楽しむ層であり、カラオケボックスやゲームセンター、ギャンブル等など一人でも楽しめる施設への関心が比較的高く、単身で、かつ比較的若者層が多く含まれる層と考えられる。

2:特徴あるカテゴリ;公共交通・自動車 | 公共施設 | 保育・教育・学問

自動車を利用する頻度が高く、未就学児を家族構成とする世帯が多く含まれる。また、公園等の施設の利用も多く、家族または子供との週末の過ごし方に特徴がある。

3:特徴のあるカテゴリ;レジャー・スポーツ | 医療・健康・介護,旅行・宿泊

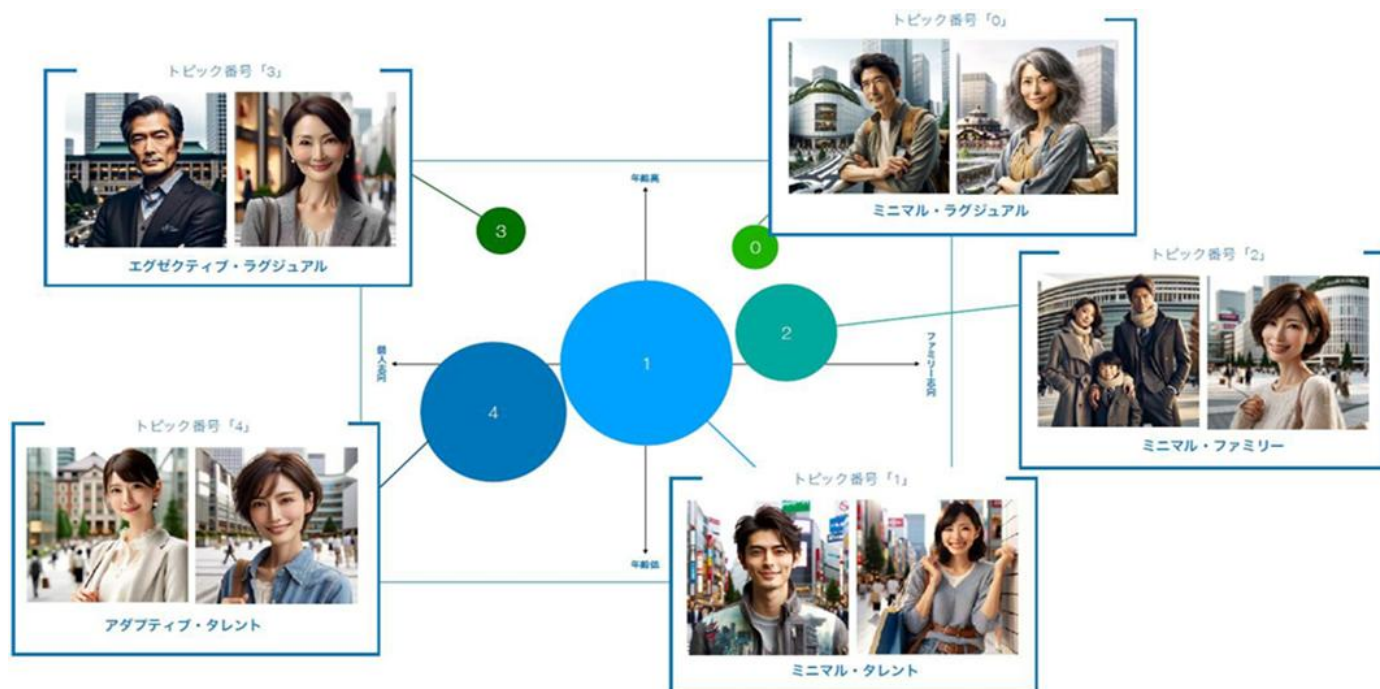
ゴルフに関する興味関心が特に高く、また、介護施設やマッサージ・整体への関心も極めて高い。比較的中高年齢層で出張等が多く、要介護の親がおられる家庭層と推察される。

4:特徴のあるカテゴリ;飲食 | 美容・ファッション

外食に関する指向性が高い層で、美容・ファッションに対し際立った興味関心を持ち、特に、エステ・理美容への関心が高い。半面、趣味・エンタメ関連施設への関心は低いいため、外形的表現かかる自分磨きへの時間消費が多い層といえる。



4のイメージ



上記は、人数を可視化して 個人志向かファミリー志向かを横軸に、縦軸に、年齢高、低をプロットして、計測された層を円の大きさとして、可視化したものである。画像は、そのトピックをAIにて可視化したものである。

これにより、具体的に訪問している個体IDのイメージをしやすくなり、商業施設の誘致や都市開発における施設の開発優先度などの指標になることが考えられる。

1. トピックのシェア比較（順位）

	早期整備対象エリア					将来整備対象エリア				
	休日		平日			休日		平日		
0	8.8%	2	10.3%	1		8.1%	4	8.4%	3	
1	39.3%	2	40.3%	1		31.7%	3	31.1%	4	
2	21.1%	3	18.6%	4		28.8%	2	29.0%	1	
3	3.1%	4	3.4%	1		3.2%	2	3.2%	3	
4	27.7%	3	27.3%	4		28.2%	2	28.3%	1	

2. TOPIC毎の特報が最も現れるエリアと曜日区分

	特徴	代表的人物像	最も影響があったエリアと曜日区分
0	子どもに高校生を含むことが多い家族世帯で、旅行を好む層であり、核家族でありながら世帯構成数は平均をやや上回ることが推測され、親戚等との交流もある世帯であると言える。		早期整備対象エリア 平日
1	家電量販店・書店・生活雑貨など、広いカテゴリでショッピングを楽しむ層であり、カラオケボックスやゲームセンター、ギャンブル等の一人でも楽しめる施設への関心が比較的高く、単身で、かつ、比較的若年層が多く含まれる層と考えられる。		早期整備対象エリア 平日
2	自動車を利用する頻度が高く、未就学児童を家族構成とする世帯が多く含まれる。また、公園等の公共施設の利用も多く、家族またはお子さんとの週末の過ごし方に特徴がある。		将来整備対象エリア 平日
3	ゴルフに関する興味関心が特に高く、また、介護施設やマッサージ・整体への関心も極めて高い。比較的中高年齢層で出張等が多く、要介護の親がおられる家庭層と推察される。		早期整備対象エリア 平日
4	外食に関する指向性が高い層で、美容・ファッションに対し際立った興味関心を持ち、特に、エステ・理美容への関心が高い。反面、趣味・エンタメ関連施設への関心は低いため、外形的表現に係る自分磨きへの時間消費が多い層と言える。		将来整備対象エリア 平日

以下に、一例を以下に記載する。

桜通と久屋大通の交差点を選択(図1)

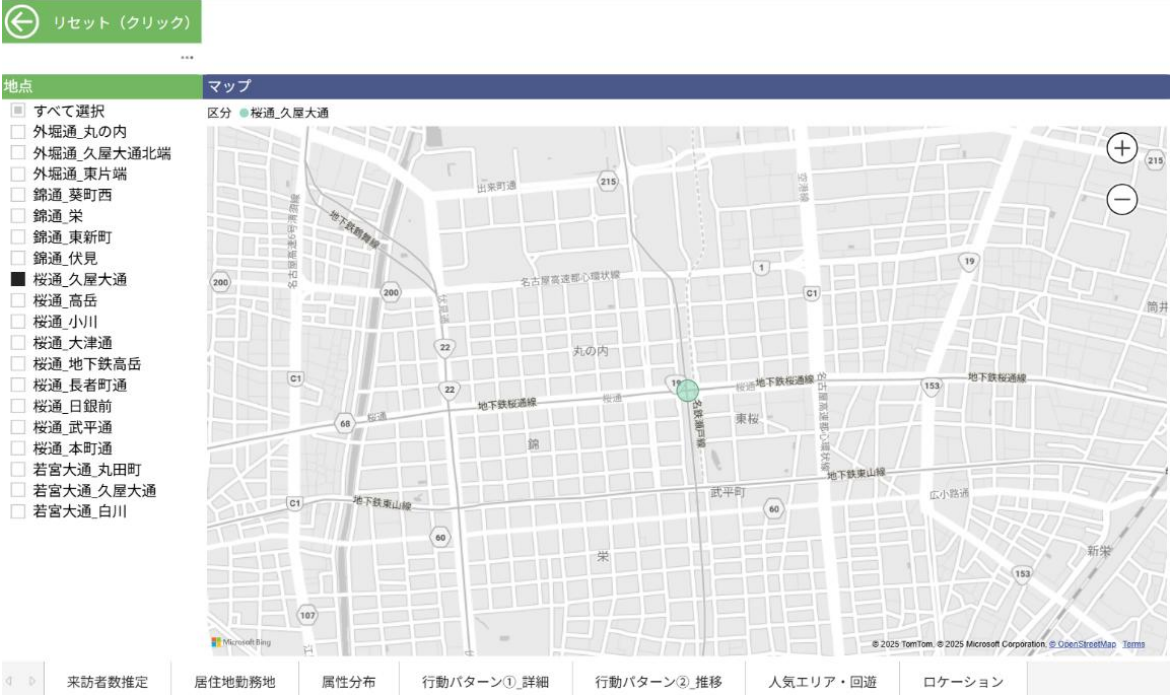
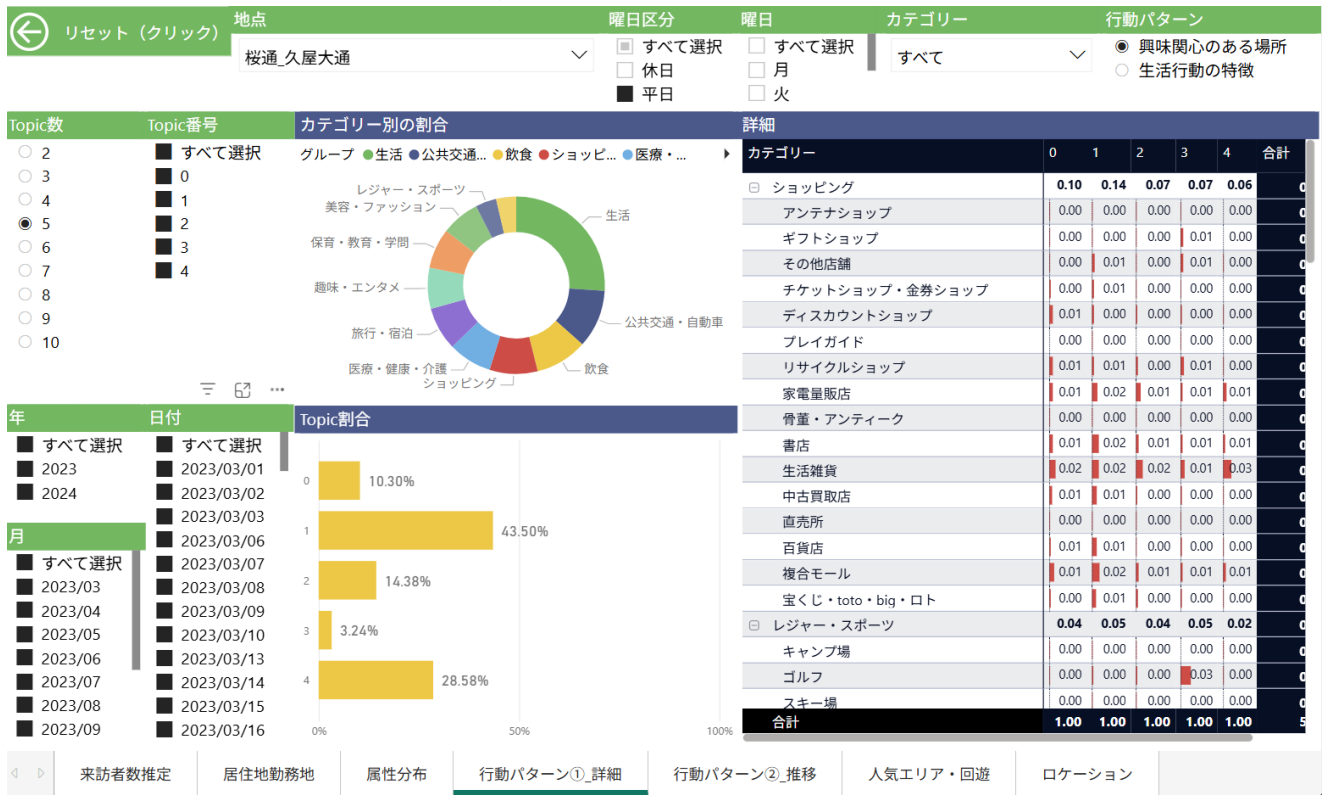
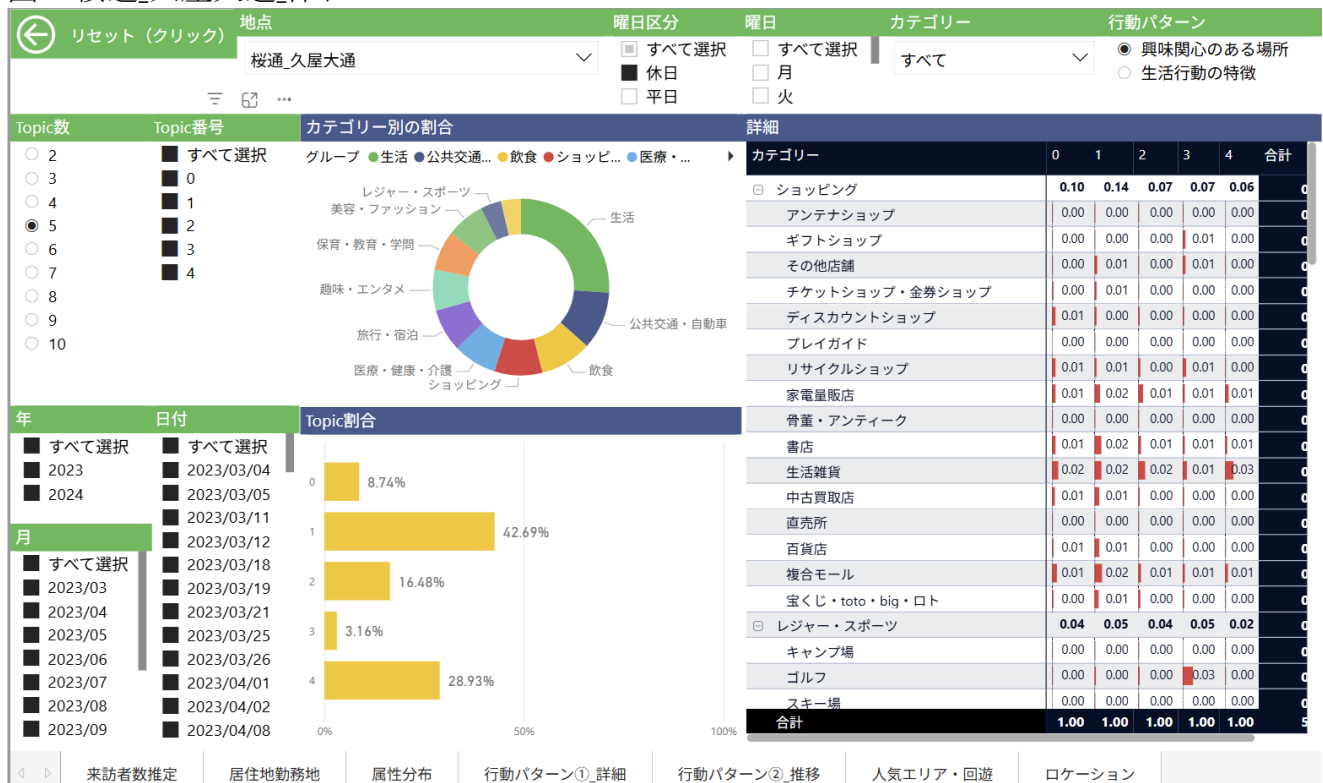


図2:桜通_久屋大通交差点の平日の分析



平日のデータを参照すると、カテゴリ1(ショッピングを楽しむ若者層)が多く、次が、カテゴリ4(美容ファッションを楽しむ層)である。(図2)

図3:桜通_久屋大通_休日



休日でもほぼ構成は変わらないが、カテゴリ2(子育て層)が増えていることがわかる。(図3)

今回の桜通りの計測地点のほとんどが上記傾向であることも判明した。

そもそも、桜通周辺は、官庁や事務所オフィスが多くみられるが休日には家族連れも訪れていることが年間を通じてわかる。

第5章 考察

本章では、提案モデルの有効性と限界を整理し、都市計画やマーケティング領域への実務的応用の可能性を論じる。また、今後の研究課題と発展方向について展望することで、本研究の学術的・実践的貢献を明示する。

5.1 提案モデルの有効性と限界

本研究において提案した「コホート・コサイン類似度指標モデル」は、都市空間における個体(端末ID)の行動パターンを定量的に解析する手法として有効であることが示された。特に、名古屋市桜通沿道エリアにおける人流データを用いた分析により、個体(端末ID)の回遊行動や滞在傾向を明確に把握することが可能となった。

一方で、本モデルには以下の限界が存在する。

- データの精度と粒度: 人流データの取得方法や精度により、分析結果の信頼性が左右される可能性がある。
- 属性情報の不足: 匿名化されたデータでは、個体(端末ID)の年齢層や性別などの詳細な属性情報が得られず、より深い分析が難しい場合がある。
- 時間的変動の考慮: 季節や特別なイベントによる人流の変動を十分に考慮する必要がある。

これらの限界を踏まえ、今後の研究ではデータの精度向上や属性情報の補完、時間的変動の考慮を含めたモデルの改良が求められる。

5.2 実務への応用可能性

提案したモデルは、都市計画や商業施設の運営において、以下のような実務的な応用が期待される。

- ・商業施設の配置計画: 個体(端末ID)の回遊パターンを基に、効果的な店舗配置やゾーニングを検討する。
- ・導線設計の最適化: 人の流れをスムーズにするための導線やサイン計画の改善。
- ・イベント企画の立案: 特定の時間帯やエリアでの滞在傾向を踏まえたイベントの開催。

これらの応用により、個体(端末ID)の満足度向上や商業施設の売上増加が期待される。

特に、同一空間・時間帯におけるコホートを設定することで、文脈に応じた行動構造の違いをネットワーク上で視覚化することができた。

5.3 今後の課題と展望

今後の研究では、以下の課題に取り組むことで、モデルの精度向上と実用性の拡大を目指す。

- ・多様なデータの統合: 人流データに加え、購買履歴やSNSの投稿データなどを統合し、より多角的な分析を行う。
- ・リアルタイム分析の実現: リアルタイムでの人流分析により、即時の対応や施策の実施を可能にする。
- ・他地域での適用検証: 名古屋市以外の都市や地域でのモデル適用を検証し、汎用性を確認する。

これらの取り組みにより、「コホート・コサイン類似度指標モデル」の実用性を高め、都市の持続的な発展に貢献することが期待される。

第6章 結論

本研究は、都市空間における来訪者の行動パターンを構造的に理解する新たな分析手法として、「コホート・コサイン類似度指標モデル」を提案し、その有効性を名古屋市桜通エリアの人流データを通じて実証した。

従来の静的な属性ベースの分類では捉えきれなかった「同時共在による文脈的コホート」の形成と、「行動傾向の類似性」の定量的把握を組み合わせることで、都市空間における多様な行動パターンとその関係構造を明示することが可能となった。

本モデルは、都市政策や商業施設の戦略立案において、回遊性を高める空間設計や、対象者に応じたタイムリーな施策設計を支援する基盤として活用できる。属性情報に依存せず、行動データのみに基づく高精度な顧客理解を可能にする点で、マーケティングおよび都市計画に新たな視点を提供するものである。

今後は、より広範な地域・多様な文脈への適用を進めるとともに、リアルタイム分析や複合データとの統合により、さらに実用性の高い応用研究へと発展させることが期待される。

以上をもって、本研究の結論とする。

参考文献

- Manning, C. D., Raghavan, P., & Schütze, H. (2008). *Introduction to Information Retrieval*. Cambridge University Press.
- Turney, P. D., & Pantel, P. (2010). From frequency to meaning: Vector space models of semantics. *Journal of Artificial Intelligence Research*.
- Fader, P. S., & Hardie, B. G. (2009). Probability Models for Customer-Base Analysis. *Journal of Interactive Marketing*.
- Kumar, V., & Reinartz, W. (2016). *Customer Relationship Management: Concept, Strategy, and Tools*. Springer.
- Newman, M. (2010). *Networks: An Introduction*. Oxford University Press.
- Wasserman, S., & Faust, K. (1994). *Social Network Analysis: Methods and Applications*. Cambridge University Press.
- 三浦麻子・吉田光男 (2015)『ネットワーク分析入門: 人間関係・社会構造の統計科学』東京大学出版会
- 田中洋・佐藤健一 (2021)『パンデミックにおける人流データの社会的活用』地理情報システム学会誌.
- 中山浩太郎 (2020)『位置情報データ活用入門』日経BP社.
- 木村達也 (2022)『AIによる購買行動分析』講談社現代新書.
- 博報堂生活総合研究所 (2021)『コロナ世代の価値観と生活行動調査報告書』
<https://www.hakuhodo.co.jp/news/newsrelease/92849/> (※コロナ禍における学生・若年層の価値観変化に関するレポート)
- アドインテ社 特許番号:特許7584057 回遊推定システム及び回遊推定方法.