

ヘアサロンにおける 来店間隔と店販商品カテゴリ購買の同時分析

Joint Analysis of Visit Interval and Private Brand Items Category Purchase of Hair Salons

経営システム工学専攻 片桐 優帆

1 研究背景と目的

近年、ヘアサロンの店舗数は年々増加し、令和2年度末で25.8万店舗に上る[1]。一方で、サービス料金の低価格化や来店間隔の長期化が加速し、市場規模は減少傾向にある[2]。これらのことから、各店舗の経営環境は厳しく、集客や売上向上のための工夫が必要と考えられる。

ヘアサロンの主な商材である施術提供は、時間を伴うサービスである。そのため、人的資源が制約となり、一定以上の売上増加を見込むことは難しい。こうした状況から、施術に加えて、時間を伴わず売上に繋がる店販商品の購入を促すことは重要な施策である。ただし、ヘアサロンにおける店販商品の購買は、施術のための来店が起らないと発生しない。そこで、来店のタイミングに合わせてレコメンドすることが必要である。

本研究では、あるヘアサロンチェーンを対象に、顧客の来店間隔と店販商品カテゴリ購買の同時モデルを構築する。来店間隔を捉えるモデルには生存時間解析、カテゴリ購買を捉えるモデルには二項ロジットモデルを用いる。また、顧客の個人差を考慮するため、階層ベイズモデルを用いて定式化する。店販商品カテゴリごとに同時モデルを構築し、来店間隔およびカテゴリ購買への影響要因を明らかにする。

2 先行研究と本研究の位置づけ

ヘアサロンにおけるサービスは不可逆性が高く、髪型という見た目に影響する形で顧客自身に残る。そのため、顧客が満足するサービスを提供できなければ、他店舗にスイッチされる可能性が非常に高い。そこで、顧客の来店行動に注目したマーケティング施策に関する研究が多く行われている。

Iwata et al. [3]は顧客の最終来店時とその1回前の行動に着目し、離反顧客の特徴を明らかにした。また、Konishi [4]は、スタイリストの技術やサロン環境に注目して分析を行い、再来店の意思決定にはサロンの雰囲気や混雑度の影響が大きいことを示した。小西 [5]は、Cox比例ハザードモデルを用いて来店間隔をモデル化している。これらの研究では、顧客に再来店を促すためのマーケティング施策が多く検討されている。しかし、売上拡大を図る上で重要なリソースである店販商品は扱われて

おらず、研究の余地が残されている。

また、Katagiri et al. [6]は、ヘアサロンチェーンの顧客のロイヤルティや前回の購買状況から、店販商品の購買間隔を分析した。店販商品の購買を捉える点は本研究に近いが、ヘアサロンへの来店を考慮していない点で本研究とは目的が異なる。

3 分析手法

本研究では、生存時間解析を用いた来店間隔と二項ロジットモデルを用いたカテゴリ購買生起の同時モデルを構築する。また、来店および購買に関する個人差を考慮するため、階層ベイズモデルで表現する。

3.1 来店間隔モデル

当該ヘアサロンチェーンにおける来店行動が、観測開始時点から観測終了時点 T まで観測されているとする。観測期間中に顧客 i ($i = 1, 2, \dots, N$) が J_i 回来店したとき、 j ($j = 1, 2, \dots, J_i$) 回目と $j+1$ 回目の来店間隔 t_{ij} がパラメータ λ_{ij} の指数分布に従うと仮定すると、確率密度関数は式 (1) となる。

$$f(t_{ij}|\lambda_{ij}) = \lambda_{ij} \exp(-\lambda_{ij}t_{ij}) \quad (1)$$

さらに、影響要因を考慮するためパラメータ λ_{ij} を以下のように構造化する。

$$\lambda_{ij} = \exp(\alpha_{0i} + \mathbf{x}'_{ij}\boldsymbol{\alpha}) \quad (2)$$

ここで、 α_{0i} は切片、 \mathbf{x}'_{ij} は説明変数ベクトル、 $\boldsymbol{\alpha}$ は対応するパラメータベクトルである。切片 α_{0i} を顧客ごとに推定し、来店に関する個人差を考慮する。

また、本研究では繰り返される来店行動を捉えるため、生存時間解析において一般的な左右の打ち切りの状況は考えないとする。

3.2 カテゴリ購買生起モデル

顧客 i が、 j 回目の来店時に当該カテゴリを購買した場合 1、購買しなかった場合 0 をとる確率変数を c_{ij} とする。このとき、顧客 i が j 回目の来店時に当該カテゴリを購買する確率は、式 (3) となる。

$$P(c_{ij} = 1|\beta_{0i} + \mathbf{w}'_{ij}\boldsymbol{\beta}) = P_{ij} = \frac{\exp(\beta_{0i} + \mathbf{w}'_{ij}\boldsymbol{\beta})}{1 + \exp(\beta_{0i} + \mathbf{w}'_{ij}\boldsymbol{\beta})} \quad (3)$$

ここで、 β_{0i} は切片、 w'_{ij} は説明変数ベクトル、 β は対応するパラメータベクトルである。切片 β_{0i} を顧客ごとに推定し、購買に関する個人差を考慮する。

3.3 同時モデルの尤度と推定方法

以上より、来店間隔モデル、カテゴリ購買生起モデルを組み合わせた同時モデル全体の尤度は式 (4) となる。

$$L = \prod_{i=1}^N \prod_{j=1}^{J_i} f(t_{ij} | \lambda_{ij}) P_{ij}^{c_{ij}} (1 - P_{ij})^{1 - c_{ij}} \quad (4)$$

パラメータ推定では、各サブモデルの係数パラメータを1つのベクトルにまとめ、 $\Delta = [\alpha', \beta']$ とする。その上で、ベクトル Δ が以下の多変量正規分布に従うと仮定する。

$$\Delta \sim MVN(\mu_{\Delta}, \Sigma_{\Delta}) \quad (5)$$

さらに、超事前分布としてそれぞれの係数の平均 μ_{Δ_m} には裾の広い正規分布 (無情報事前分布)、分散共分散行列 Σ_{Δ} には逆ウィシャート分布を仮定し、推定を行った。

3.4 比較モデル

本研究では、個人差の有無により4つの同時モデルを構築する。モデル1は上述の通りであり、モデル2~4は各サブモデルのランダム切片の有無が異なる。比較モデルの概要を表1に示す。

表 1: 比較モデルの概要

	来店間隔モデルの切片	カテゴリ購買生起モデルの切片
モデル 1	ランダム	ランダム
モデル 2	ランダム	固定
モデル 3	固定	ランダム
モデル 4	固定	固定

4モデルの予測精度を比較し、最も精度の高いモデルを選択する。

4 データ概要

関東圏内のヘアサロンチェーンから提供頂いたID-POSデータを使用する。データ期間は、2015年7月~2017年6月、2017年8月~2019年1月(2017年7月は欠損)である。このうち、2015年7月~2017年6月を学習データ、2017年8月以降を検証データとした。

分析対象カテゴリは、アウトバストリートメント(アウトバス)、コンディショナー、シャンプー、スタイリングとし、カテゴリごとに同時モデルを構築する。

各カテゴリの分析対象顧客は、大型3店舗に通う男女30代~60代の顧客のうち、学習データ期間に4回以上、検証データ期間に3回以上来店し、かつ当該カテゴリを学習データ期間に1回以上購買した顧客とした。対象顧客数は、アウトバス212人、コンディショナー190人、シャンプー210人、スタイリング323人である。

次に、各サブモデルに用いる説明変数を表2に示す。なお、説明変数はすべて標準化して用いる。また、ヘアサロンの利用頻度を考慮し、週単位のデータとした。来店間隔モデルは週単位の非来店期間、カテゴリ購買生起モデルは当該カテゴリ購買有無が目的変数となる。

また、施術に関する変数は基礎集計の結果をもとに作成し、注文数が少ないものはメニュー数で分類している。

カテゴリ購買生起モデルの前回施術変数については、多重共線性を考慮し、当日施術変数との相関係数高いものは除いて分析を行う。また、店販商品累積購買回数については、データ欠損のため2017年7月分の購買は集計できていない。

5 分析結果・考察

5.1 予測精度の比較

モデルの精度比較は、6週間以内の来店予測精度と来店かつ購買予測精度の2つの観点で行う。

来店予測は、式(6)より6週間以内の累積来店確率を計算し、50%を閾値として予測クラスを設定する。不均衡データのため、精度評価指標はF値を用いる。

来店かつ購買予測は、式(7)より来店かつ当該カテゴリの購買確率を求め、カットオフ値を閾値として予測クラスを設定する。

$$P(T \leq 6) = 1 - \exp(-6\lambda_{ij}) \quad (6)$$

$$P(T \leq t_{ij}, c_{ij} = 1) = \{1 - \exp(-\lambda_{ij}t_{ij})\} \times P(c_{ij} = 1) \quad (7)$$

カテゴリごとに4モデルの予測精度を比較した結果、全カテゴリでモデル1が最も高い精度となった。モデル1の予測精度を表3, 4に示す。

表 3: 学習データにおける予測精度

		アウトバス	コンディショナー	シャンプー	スタイリング
来店予測	F値	0.492	0.592	0.564	0.522
	正解率	0.634	0.668	0.681	0.677
来店かつ購買予測	適合率	0.637	0.707	0.713	0.641
	再現率	0.622	0.574	0.605	0.802
	F値	0.629	0.634	0.654	0.713

表 4: 検証データにおける予測精度

		アウトバス	コンディショナー	シャンプー	スタイリング
来店予測	F値	0.535	0.559	0.595	0.531
	正解率	0.629	0.622	0.653	0.655
来店かつ購買予測	適合率	0.629	0.643	0.665	0.623
	再現率	0.627	0.549	0.616	0.784
	F値	0.628	0.592	0.64	0.695

来店予測において、検証データでの予測精度が学習データでの予測精度より高い傾向がある。学習データでの予測では、6週間以内に来店と予測されているものの、実際には8~9週間で来店した顧客が多くなっていった。学習データの方が過去の期間であり、顧客のロイヤルティは高くないと考えられる。そのため、来店確率50%では来店が起こらず、正しく予測できなかった可能性がある。

表 2: 説明変数 概要

モデル	項目名	概要
共通	性別	男性 (基準), 女性
	年代	30代 (基準), 40代, 50・60代
	DM 送信可否	拒否 (基準), 許可
	前回会計情報	ln(前回の会計金額)
	前回施術情報 前回購買情報	カットのみ (基準), カット・トリートメント, カット・カラー・トリートメント, 2メニュー, 3メニュー アウトバス, コンディショナー, シャンプー, スタイリング
来店間隔モデルのみ	距離	自宅最寄駅と店舗間の距離 (km)
	前回担当者ランク	中級以下 (基準), 上級
カテゴリ購買生起モデルのみ	当日施術情報	カットのみ (基準), カット・トリートメント, カット・カラー・トリートメント, 2メニュー, 3メニュー
	当日担当者ランク	中級以下 (基準), 上級
	来店間隔	前回来店からの来店間隔 (週単位)
	カテゴリ購買間隔 ロイヤルティ	前回当該カテゴリ購買からの購買間隔 (週単位) データ期間内の店販商品累積購買回数 (カテゴリは考慮しない)

5.2 パラメータ推定結果

まず, 各サブモデルの切片の結果を取り上げる. 来店間隔モデルのベースライン $\exp(\alpha_{0i})$ の分布を図 1, カテゴリ購買生起モデルの切片 β_{0i} の分布を図 2 に示す.

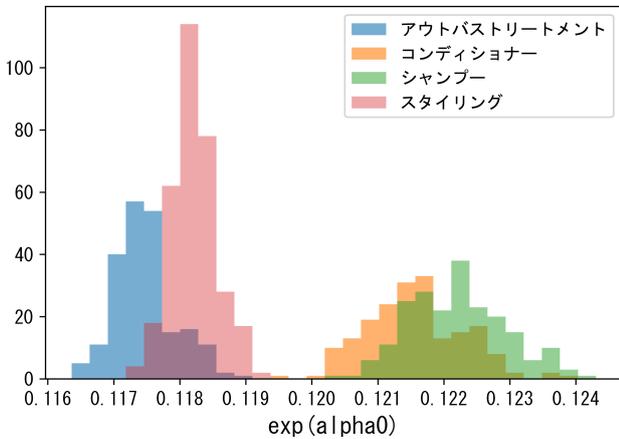


図 1: 来店間隔モデル ベースライン $\exp(\alpha_0)$ の分布

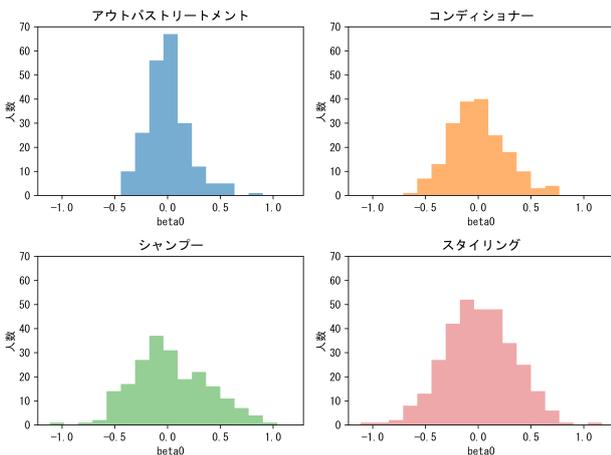


図 2: カテゴリ購買生起モデル 切片 β_0 の分布

図 1 より, 各カテゴリの対象顧客の基本的な来店傾向に, 大きな差はないといえる. これは, 各カテゴリの対象顧客に被りがあることが要因と考えられる.

また, 図 2 より, 基本的な購買傾向はカテゴリごとに差が見られた. よって, カテゴリごとの購買分析が妥当と考えられる.

次に, 来店間隔モデルの係数パラメータの推定結果を表 5 に示す. 太字は, 5%有意の変数である.

表 5: 来店間隔モデル パラメータ推定結果

	アウトバス	コンディショナー	シャンプー	スタイリング
女性	-0.013	-0.018	-0.003	-0.067
40代	0.035	0.045	0.034	0.003
50・60代	0.102	0.066	0.048	0.056
DM 許可	0.014	0.029	0.037	0.007
距離	-0.028	-0.035	-0.046	-0.018
ln(前回会計金額)	-0.030	-0.084	-0.101	-0.088
前回カット・トリートメント	0.028	0.047	0.034	0.032
前回 2メニュー	0.024	0.010	0.021	0.015
前回カット・カラー・トリートメント	0.024	0.037	-0.002	0.058
前回 3メニュー	0.062	0.049	0.031	0.018
前回担当者ランク・上級	-0.002	0.001	0.015	0.014
前回アウトバス購買	-0.014	0.018	0.015	0.000
前回コンディショナー購買	-0.002	-0.057	-0.018	0.014
前回シャンプー購買	0.003	0.005	-0.025	-0.004
前回スタイリング購買	-0.004	-0.031	-0.033	-0.031

表 5 より, 女性の係数は全カテゴリで負となり, 男性の方が来店間隔が短い傾向がある. また, 年代は上がるにつれて, 来店間隔が短縮するといえる. 美容への投資額が高く, 来店頻度が多いと考えられる.

前回来店時の会計金額が高額であった場合には, 来店間隔が長くなる傾向がある. 施術を組み合わせることで効果が長持ちし, 間隔が空く可能性がある.

次に, カテゴリ購買生起モデルの係数パラメータの推定結果を表 6 に示す. 表内の-は, 当日施術変数との相関が高く, 除いた変数である. ここでは, アウトバス, コンディショナーの結果を中心に挙げる.

表 6: カテゴリ購買生起モデル パラメータ推定結果

	アウトバス	コンディショナー	シャンプー	スタイリング
女性	0.024	0.074	0.059	-0.178
40代	0.020	-0.001	0.093	0.026
50・60代	-0.065	0.034	0.051	-0.152
DM 送信許可	-0.131	0.091	-0.043	0.039
当日カット・トリートメント	0.023	-0.105	0.096	-0.124
当日 2メニュー	-0.012	-0.005	0.060	-0.104
当日カット・カラー・トリートメント	0.192	-0.107	0.062	-0.295
当日 3メニュー	0.056	-0.021	0.006	-0.156
担当者ランク・上級	0.093	-0.022	0.022	-0.002
ln(前回会計金額)	0.006	-0.092	-0.044	0.099
前回カット・トリートメント	—	—	—	-0.041
前回 2メニュー	0.137	0.033	-0.011	-0.020
前回 3メニュー	0.006	0.131	-0.009	0.006
前回アウトバス購買	-0.188	-0.037	0.009	-0.017
前回コンディショナー購買	0.000	-0.033	0.148	-0.114
前回シャンプー購買	0.230	0.247	0.037	-0.106
前回スタイリング購買	-0.117	0.120	-0.004	-0.290
来店間隔	0.390	0.325	0.260	0.356
カテゴリ購買間隔	0.098	0.100	0.146	0.173
店販商品累積購買回数	0.316	0.445	0.595	0.791

表6より、アウトバス、コンディショナーは、どちらも女性から方が人気が高いと考えられる。また、アウトバスは40代以下、コンディショナーは50・60代の顧客から関心が高い。どちらもダメージケアに特化した商品だが、若年層は比較的手頃で、スタイリング剤としても代用できるアウトバス、50・60代は、髪の内側からダメージ補修する効果が高く、定価も高いコンディショナーを購入すると考えられる。

また、アウトバスは当日カット・カラー・トリートメントを選択した場合、購買に繋がりがやすい。このことから、ヘアカラーによるダメージケアを目的に購買されることが多いと考えられる。さらに、集計の結果より、カット・カラー・トリートメントは、50・60代からの選択率が高くなっていった。よって、現時点で50・60代はアウトバスへの関心が低いが、潜在顧客となっている可能性がある。そこで、50・60代の顧客に対しレコメンドすることで、新規購買に繋がる可能性がある。

一方、コンディショナーでは、当日トリートメントを施術した場合、特に購買に繋がりがづらい傾向が見られた。サロントリートメントを施術した場合、自宅用コンディショナーは購買しないと考えられる。

さらに、アウトバス、コンディショナーはシャンプーと交互に購買される傾向がある。複数のカテゴリを併用している場合、交互に購買することで1来店あたりの支出を抑えると考えられる。また、実際にコンディショナーはシャンプーと併用されていることが多いが、シャンプーのみ購買する顧客も一定数存在する。このような顧客に対し、シャンプーの購買状況に合わせてコンディショナーと併用するメリットを伝えるレコメンドが有効と考えられる。

5.3 予測活用

本研究の同時モデルを用いることで、顧客の個人属性および前回来店時の情報、次回予約情報（当日施術情報）より、次回来店間隔と来店時のカテゴリ購買確率を顧客ごとに同時予測することができる。例として、アウトバスの対象顧客Aの予測結果を図3に示す。

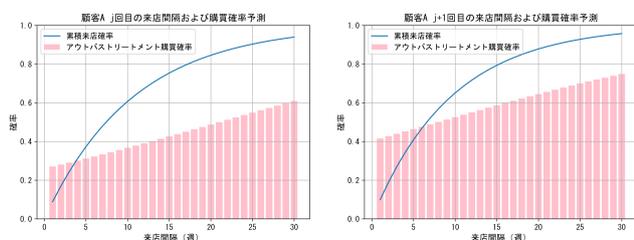


図3: 顧客Aの予測結果

図3より、顧客Aのj回目の来店は、前回来店から8~9週間で来店確率が高まり、購買は起こらないと考えられる。j+1回目の来店は、j回目の来店から7~8週

間で来店確率、購買確率ともに50%を超え、来店かつ購買が起こる可能性が高いと予測できる。

以上のような予測結果は、来店間隔に合わせたDM・クーポン配信や来店時の店販商品レコメンドに応用可能であり、来店・購買意欲を高めることができると考えられる。

6 まとめと今後の課題

本研究では、ヘアサロンチェーンを対象に、来店間隔と店販商品カテゴリ購買の同時モデルを構築した。商品カテゴリごとに分析し、来店間隔およびカテゴリ購買への影響要因を明らかにした。分析結果をもとに、商品カテゴリごとにレコメンド施策について検討した。

また、本モデルを用いることで、次回までの来店間隔と来店時のカテゴリ購買確率を顧客ごとに同時予測できることを示した。

今後の課題として、切片以外のパラメータについても個人差を許容したモデルへの拡張が挙げられる。顧客ごとにより詳細な来店・購買傾向を把握することができ、予測精度の向上に繋がると考えられる。

参考文献

- [1] 厚生労働省, 「統計情報白書 令和2年度衛生行政報告例の概況」, 2022-1-27
https://www.mhlw.go.jp/toukei/saikin/hw/eisei_houkoku/20/, (参照 2022-2-10)
- [2] 矢野経済研究所, 「理美容市場に関する調査を実施(2021年)」, 2021-4-15
https://www.yano.co.jp/press-release/show/press_id/2690, (参照 2022-2-10)
- [3] M. Iwata, K. Otake and T. Namatame,, “Analysis of the Characteristics of Customer Defection on a Hair Salon Considering Individual Differences”, *Social Computing and Social Media. Communication and Social Communities. HCII 2019*, Springer, LNCS Vol.11579, pp. 378–391, 2019
- [4] Y. Konishi , “On the Role of Skill, Quality, and Environmental Factors on Customer Behavior of the Beauty Industry”, *RIETI Discussion Paper Series*, Vol.17, E035, 2017
- [5] 小西 葉子, “存続時間分析による美容院顧客の来店確率予測”, *統計数理*, Vol.54, No.2, pp.445–459, 2006
- [6] Y .Katagiri, K. Otake and T. Namatame, “Prediction for Private Brand Items Purchase Behavior of Hair Salons Using Bayesian Survival Analysis”, *Social Computing and Social Media, Applications in Marketing, Learning, and Health. HCII 2021*, Springer, LNCS Vol. 12775, pp.98–109, 2021