

2021年 NTTデータ数理システム学生奨励賞

ヘアサロンにおける来店間隔と店販商品購買の同時分析

中央大学大学院 理工学研究科 経営システム工学専攻
片桐 優帆

目次

1. 研究背景・目的
2. データ概要
3. 分析
 - 3-1. 基礎集計
 - 3-2. 来店間隔・購買生起の同時モデル
4. 結果・考察
5. まとめと今後の展望
6. 参考文献

1.研究背景・目的

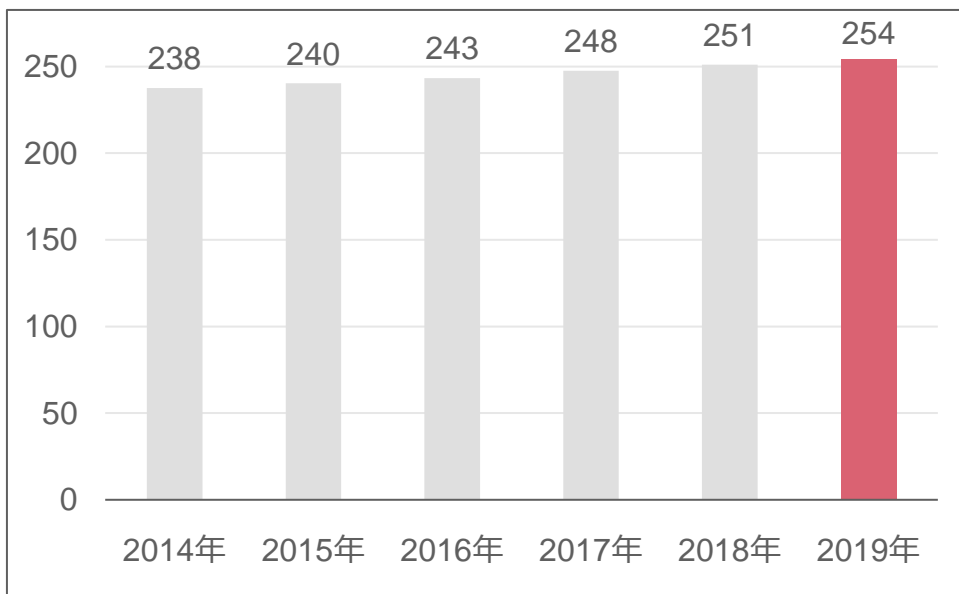


図1. 美容所の店舗数(千店舗)
美容室の店舗数は**増加傾向**[1].

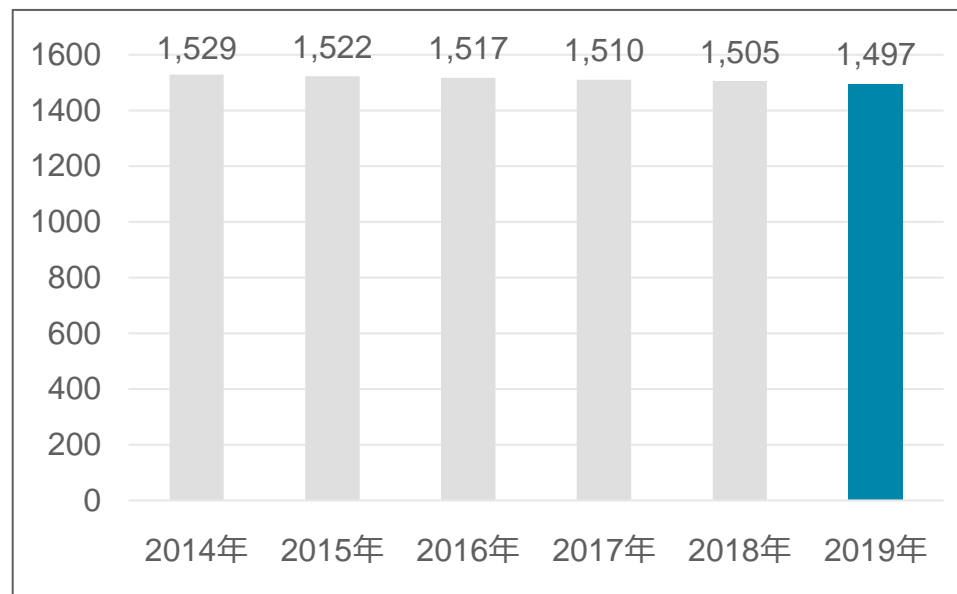


図2.美容市場規模の推移(百万円)
市場規模は**減少**[2].

各店舗の経営状況は厳しく、集客や売上向上のための工夫が必要.

厚生労働省, 統計情報白書「令和元年度衛生行政報告例の概況」 https://www.mhlw.go.jp/toukei/saikin/hw/eisei_houkoku/18/ (2021)
矢野経済研究所「2019年版 理美容マーケティング総鑑 プレスリリース」 https://www.yano.co.jp/press-release/show/press_id/2148 (2019)

1.研究背景・目的

- ヘアサロンは、カットやカラーといった施術提供が主な商材.
- 施術は時間を伴うサービス.
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.



本研究では、**時間を伴わず売上に繋げることができる「店販商品」**に注目。
施術サービス以外に店販商品の購入を促すことは、売上拡大を目指す上で重要。

※店販商品：ヘアサロンで販売されているシャンプーやトリートメントなど

1.研究背景・目的

➤ ヘアサロン・美容院の顧客行動に関する先行研究

- Iwata (2019)
顧客の最終来店時とその1回前の来店時行動から離反を予測するモデルを構築し、
離反となる顧客の特徴を分析。
- Konishi (2017)
ゼロ過剰ポアソン回帰モデルと負の二項回帰モデル、ダブルハードルモデルを用いて
顧客属性、顧客行動、サロン環境などから再来店回数、購入金額を予測。
結果より、顧客の再来店・購買行動への影響要因を明らかにした。

課題

ヘアサロンにおける顧客離反に関する研究はされているが、
店販商品に注目した売上維持施策は検討されていない。

1.研究背景・目的

➤ ヘアサロン・美容院の顧客行動に関する先行研究

- 小西 (2006)

顧客属性, 顧客行動を用いてCox比例ハザードモデルにより来店間隔を分析.
最終来店後100日間以内での来店確率, 来店人数の予測を行った.

- 片桐他 (2020)

購買回数, 前回来店時の購買有無, 累積使用金額から店販商品の購買間隔をモデル化.
結果より, 購買意欲が高まるタイミングを予測.

課題

店販商品の購買は, 施術のための来店が起こらないと発生しないが,
来店と店販商品購買を同時に捉えられていない.

1.研究背景・目的

目的

ヘアサロンチェーンを対象に、来店間隔と店販商品購買の同時モデルを構築。
店販商品カテゴリごとに、**来店間隔**、**店販商品購買への影響要因を明らかにする**。



店販商品カテゴリごとに、来店間隔を考慮した購買予測を行うことで、

- 来店間隔に合わせたレコメンドが可能。
- 顧客のニーズに合ったレコメンドが可能。
- 売上数の見積もりが可能となり、商品の在庫管理に応用できる。

2.データ概要

本研究では、関東圏内のヘアサロンチェーンのID付きPOSデータを使用した。

- データ期間：2015年7月～2017年6月（学習），2017年8月～2018年12月（検証）

※2017年7月はシステム移行期間のためなし

- データ内容：顧客の個人属性データ，顧客IDで紐づけられた会計履歴データ

表1. 使用データの概要

データ名称	内容
顧客情報データ	顧客ID, 初回来店年, 初回来店店舗ID, 郵便番号, DM送信可否, 性別, 年代
顧客情報付き会計履歴データ	顧客ID, 会計日時, 会計金額, 選択した施術メニュー, 購買商品などの会計情報

2.データ概要

チェーン全体の店販商品売上向上のためには、**フラッグシップ**となっている店舗から**取り組む必要がある**と考え、大型店舗（3店舗）の顧客を分析対象とした。

- 分析対象顧客（全体）：541人
 - 男女30代～60代
 - 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。
 - 30週間以上来店が確認できない顧客は離反とみなし，対象から除外。

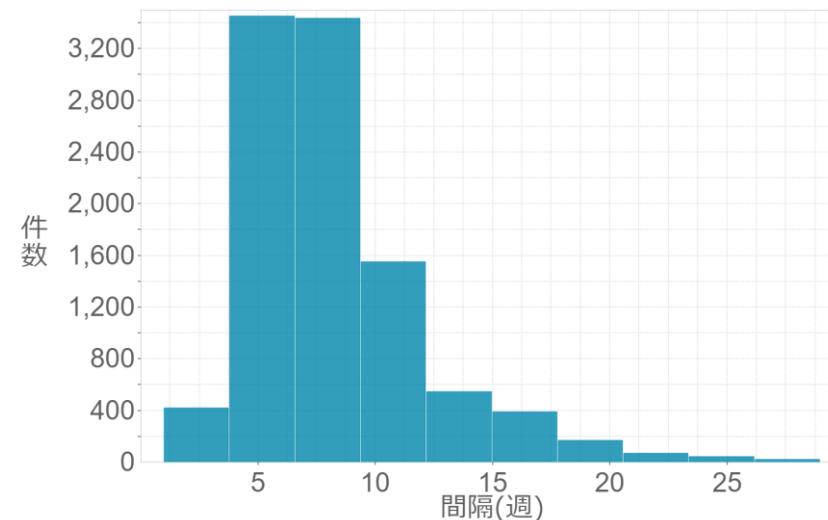


図3. 全対象顧客の来店間隔の分布

2.データ概要

また、本研究では店販商品カテゴリごとに購買有無を分析する。

- 対象カテゴリ：アウトバストリートメント（洗い流さないトリートメント）、シャンプー、スタイリング、トリートメント
- 各カテゴリの分析対象：そのカテゴリを学習データ期間に1回以上購買した顧客。

表2. カテゴリ別の対象顧客

商品カテゴリ	対象顧客（人）
アウトバストリートメント	212
シャンプー	210
スタイリング	323
トリートメント	190

3.分析

基礎集計
(VMS)

- データ全体の傾向の把握.
- 来店間隔, 店販商品購買の傾向を把握.

来店間隔・購買生起の
同時モデル
(R, Stan)

- 商品カテゴリごとに, 来店間隔・購買生起への影響要因を分析.

精度評価, 考察
(VMS)

- 提案モデルの予測精度を検証.
- 商品カテゴリごとにレコメンド施策の検討.
- 提案モデルを使用した予測活用の提案.

3.分析

基礎集計
(VMS)

- データ全体の傾向の把握.
- 来店間隔, 店販商品購買の傾向を把握.

来店間隔・購買生起の
同時モデル
(R, Stan)

- 商品カテゴリごとに, 来店間隔・購買生起への影響要因を分析.

精度評価, 考察
(VMS)

- 提案モデルの予測精度を検証.
- 商品カテゴリごとに, レコメンド施策の検討.
- 提案モデルを使用した予測活用の提案.

3-1.基礎集計

株式会社NTTデータ数理システムから提供していただいた“Visual Mining Studio(VMS)”を使用し、基礎集計を行った。

➤ 店舗規模別 年間平均売上

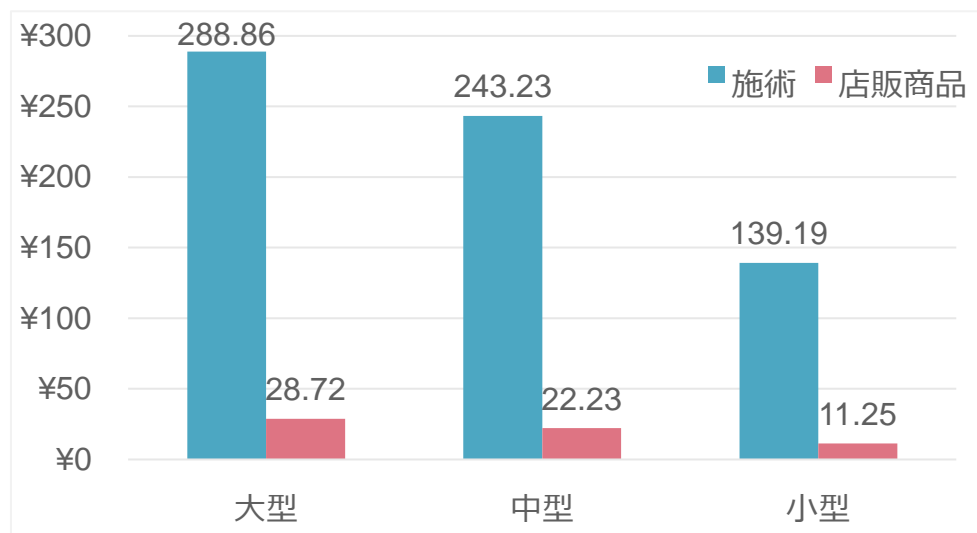


図4. 店舗規模別 年間平均売上(百万円)

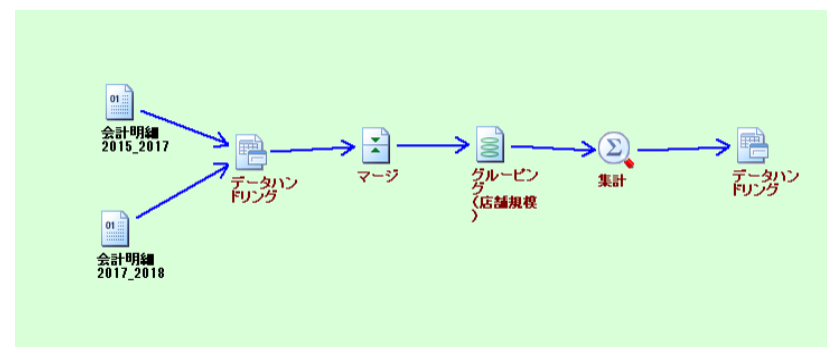


図5.店舗規模別集計 VMSの例

大型店舗でも、店販商品の売り上げは施術の1/10程度。

3-1.基礎集計

➤ 男女別 来店間隔

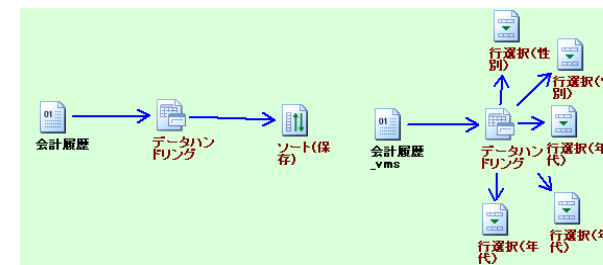


図8. 性年代別来店間隔集計 VMSの例

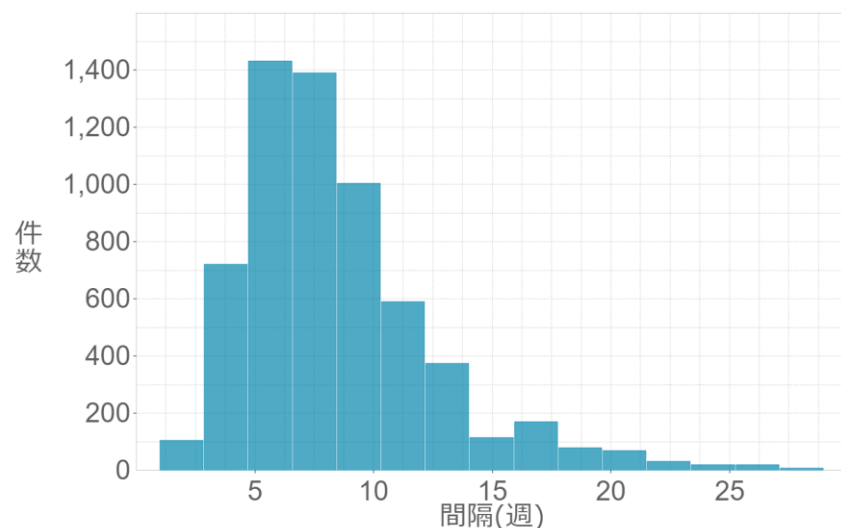


図6. 女性の来店間隔 (週単位)

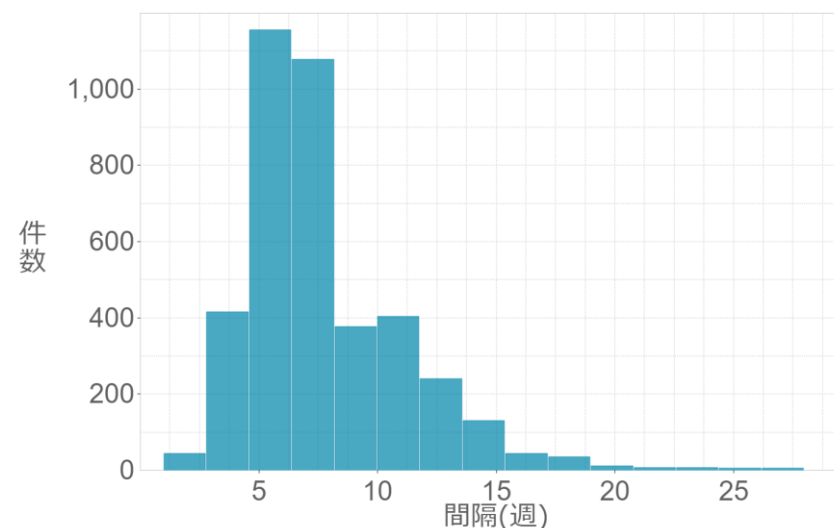


図7. 男性の来店間隔 (週単位)

- 女性：5～10週程度で来店する顧客が多い。
- 男性：5～8週程度で来店する顧客が多い。

3-1.基礎集計

▶ 年代別 来店間隔

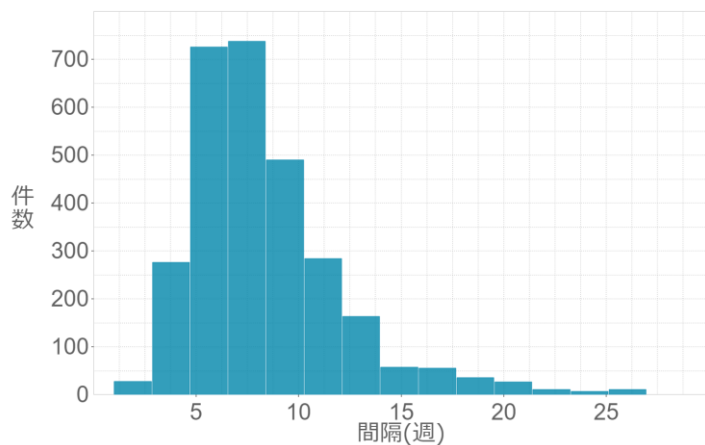


図9. 30代の来店間隔 (週単位)

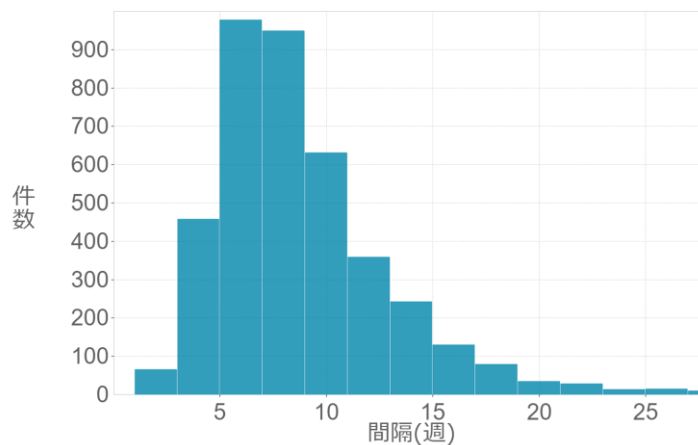


図10. 40代の来店間隔 (週単位)

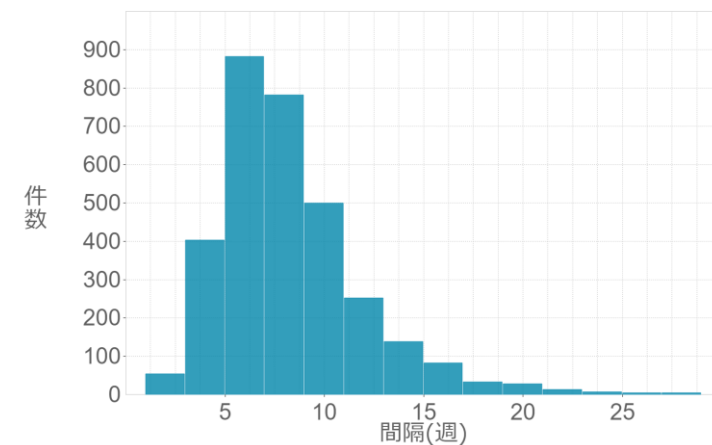


図11. 50・60代の来店間隔 (週単位)

どの年代も, 5~10週程度で来店する顧客が多い.

3-1.基礎集計

➤ 施術別 来店間隔

カット以外で選択される頻度の高い3施術について集計。

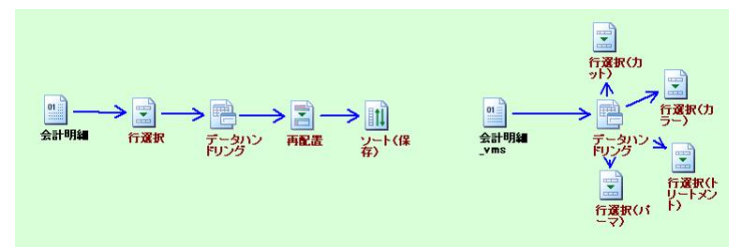


図15. 施術別来店間隔集計 VMSの例

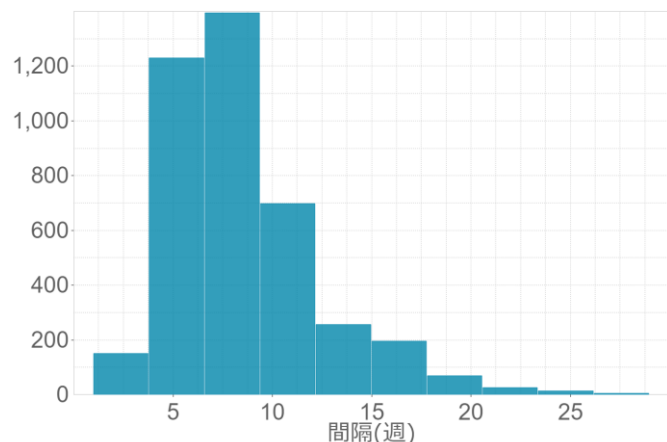


図12. カラーを選択した顧客の来店間隔 (週単位)

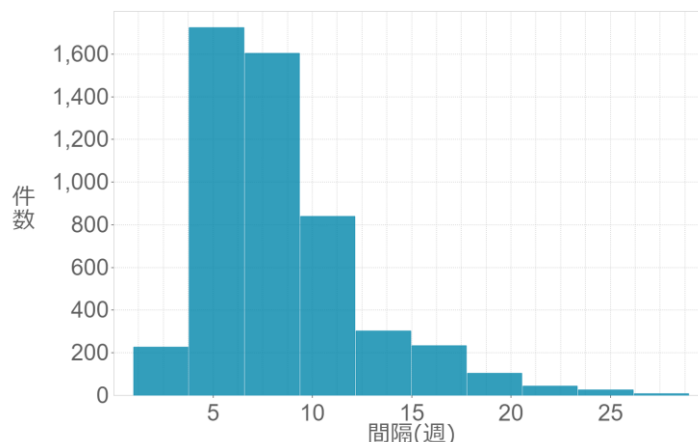


図13. トリートメントを選択した顧客の来店間隔 (週単位)

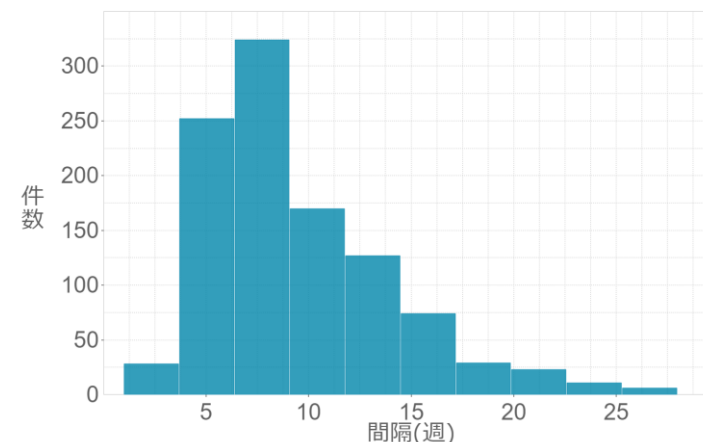


図14. パーマを選択した顧客の来店間隔 (週単位)

- どの施術も、4~8週程度で来店する顧客が多い。
- パーマを選択した顧客：15週以上来店がない顧客の割合が比較的高い。

3-1.基礎集計

➤ カテゴリ別 購買顧客性年代比

表3.カテゴリ別 購買顧客性年代比（割合）

	アウトバス トリートメント	シャンプー	スタイリング	トリートメント	対象顧客全体
男性	0.113	0.292	0.458	0.270	0.367
女性	0.887	0.708	0.542	0.730	0.633
30代	0.213	0.273	0.355	0.214	0.301
40代	0.434	0.407	0.404	0.393	0.402
50・60代	0.353	0.319	0.241	0.393	0.297

- スタイリング以外は女性の割合が高く、スタイリングは約半数が男性。
- スタイリング以外は40代以上、スタイリングは30代、40代が多い。

3-1.基礎集計

➤ 購買カテゴリ別 施術内容

各商品カテゴリを購買した来店で、どの施術を選択したか。

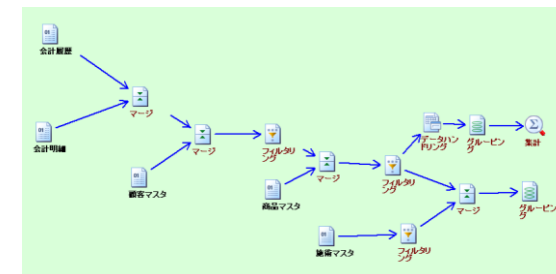


図16. カテゴリ別集計 VMSの例

表4. 購買カテゴリ別 選択施術 (割合)

	アウトバストリートメント	シャンプー	スタイリング	トリートメント
カット	0.913	0.918	0.946	0.904
カラー	0.573	0.512	0.289	0.505
トリートメント	0.681	0.661	0.407	0.651
パーマ	0.099	0.098	0.172	0.107

- スタイリング以外は、同日にカラー、トリートメントを選択した顧客が多い。
- スタイリングは、他カテゴリに比べ同日にパーマを選択した顧客が多い。

3.分析

基礎集計
(VMS)

- データ全体の傾向の把握.
- 来店間隔, 店販商品購買の傾向を把握.

来店間隔・購買生起の
同時モデル
(R, Stan)

- 商品カテゴリごとに, 来店間隔・購買生起への影響要因を分析.

精度評価, 考察
(VMS)

- 提案モデルの予測精度を検証.
- 商品カテゴリごとに, レコメンド施策の検討.
- 提案モデルを使用した予測活用の提案.

3-2.来店間隔・購買生起の同時モデル

本研究では、来店間隔と店販商品購買生起の同時モデルを構築する。

- ① 来店間隔モデル：生存時間解析
- ② 購買生起モデル：二項ロジットモデル

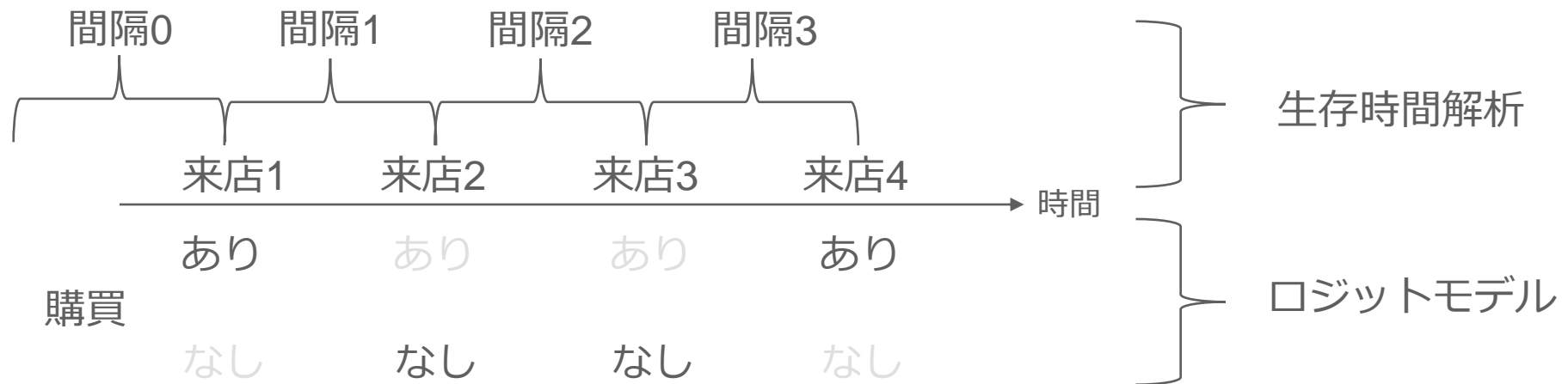


図17. モデルイメージ図

3-2.来店間隔・購買生起の同時モデル

▶ 来店間隔モデル

観測終了時点までに顧客*i*が*J_i*回来店するとき、各来店時点を $y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{iJ_i}$ とする。

来店間隔 $t_{ij} = y_{ij+1} - y_{ij}$ が**指数分布**_{※1}に従うと仮定すると、確率密度関数は式(1)。

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

また、パラメータ λ_{ij} を構造化し想定される影響要因との関係を考慮する。

$$\lambda_{ij} = \exp(\alpha_0 + x'_{ij} \alpha_i) \quad (2)$$

α_0 : 切片

x_{ij} : 説明変数ベクトル

α_i : パラメータベクトル

※1事前分析の結果より、最も高い分析精度となった指数分布を採用。

※2本研究では繰り返し来店を捉えるため、生存時間解析において一般的な打ち切りの状況はない。

3-2.来店間隔・購買生起の同時モデル

➤ 購買生起モデル

顧客*i*が*j*番目の来店時に、分析対象カテゴリの購買を行う確率は式(3).

$$P(c_{ij} = 1 | \beta_0 + z'_{ij}\beta_i) = P_{ij}^{c_{ij}} = \frac{\exp(\beta_0 + z'_{ij}\beta_i)}{1 + \exp(\beta_0 + z'_{ij}\beta_i)} \quad (3)$$

c_{ji} : 顧客*i*が*j*番目の来店時に分析対象カテゴリの購買を行うか否か

β_0 : 切片

z'_{ij} : 説明変数ベクトル

β_i : パラメータベクトル

3-2.来店間隔・購買生起の同時モデル

➤ 提案モデル全体の尤度

以上より，提案モデル全体の尤度，対数尤度は式(4), (5).

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

$$\log L = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^{J_i} \log f(t_{ij}|\lambda_{ij}) + \{c_{ij} \log P_{ij} + (1 - c_{ij}) \log(1 - P_{ij})\} \quad (5)$$

3-2.来店間隔・購買生起の同時モデル

▶ パラメータ推定

推定では来店間隔モデル, 購買生起モデルの係数パラメータを1つのベクトルにまとめ, $\Delta = [\alpha_1, \alpha_2 \dots, \alpha_k, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_l]$ とする. また, Δ は以下の多変量正規分布に従うと仮定する.

$$\Delta \sim MVN(\boldsymbol{\mu}_\Delta, \boldsymbol{\Sigma}_\Delta) \quad (6)$$

k, l : 各モデルの説明変数の数

さらに, $\boldsymbol{\mu}_\Delta, \boldsymbol{\Sigma}_\Delta$ の事前分布を以下のように仮定する.

$$\boldsymbol{\mu}_\Delta \sim N(0, 100) \quad (7)$$

$$\boldsymbol{\Sigma}_\Delta \sim IW(v_{\boldsymbol{\Sigma}_\Delta}, \mathbf{V}_{\boldsymbol{\Sigma}_\Delta}) \quad (8)$$

$$v_{\boldsymbol{\Sigma}_\Delta} = M, \mathbf{V}_{\boldsymbol{\Sigma}_\Delta} = (M + 3) * I$$

M : 説明変数の合計個数($k + l$)

3-2.来店間隔・購買生起の同時モデル

また、各モデルの切片を以下のように階層化し、顧客ごとに推定した。

➤ 来店間隔モデル

$$\alpha_{0i} = \alpha_{0all} + \alpha_{0raw,i} \times s_{\alpha} \quad (9)$$

$$\alpha_{0all} \sim U(-\infty, \infty), \alpha_{0raw,i} \sim N(0,1), s_{\alpha} \sim U(0, \infty) \quad (10)$$

➤ 購買生起モデル

$$\beta_{0i} = \beta_{0all} + \beta_{0raw,i} \times s_{\beta} \quad (11)$$

$$\beta_{0all} \sim U(-\infty, \infty), \beta_{0raw,i} \sim N(0,1), s_{\beta} \sim U(0, \infty) \quad (12)$$

3-2.来店間隔・購買生起の同時モデル

来店間隔モデルでは、**個人属性**、**前回来店時の情報**を説明変数として用いた。
多重共線性検定のVIF値は各モデルすべて3以下である。

表5. 来店間隔モデル 変数概要

		変数名	データ形式
目的変数		非来店期間（週）※	実数
説明変数	個人属性	性別（女性，男性（基準）） 年代（30代（基準），40代，50・60代） DM配信可否（許可，拒否（基準））	バイナリ
	前回会計	ln(会計金額)	実数
	前回施術	カット，カラー，パーマ，トリートメント	バイナリ
	前回担当者	スタイリスト・ディレクター，エグゼクティブ（基準）	バイナリ

※ヘアサロンは毎日来店する店舗ではない。また、お直しなど本来は1来店であるものをまとめるため週単位で集計。

3-2.来店間隔・購買生起の同時モデル

購買生起モデルでは、**個人属性**、**前回来店時の情報**、**当日の施術情報**、**来店・購買間隔**を説明変数として用いた。多重共線性検定のVIF値は各モデル全て3以下である。

表6. 購買生起モデル 変数概要

		変数名	データ形式
目的変数		購買有無	バイナリ
説明変数	個人属性	性別（女性, 男性（基準）） 年代（30代（基準）, 40代, 50・60代） DM配信可否（許可, 拒否（基準））	バイナリ
	当日・前回 施術	カット, カラー, パーマ, トリートメント	バイナリ
	当日担当者	スタイリスト・ディレクター（基準）, エグゼクティブ	バイナリ
	間隔	来店間隔 対象カテゴリの購買間隔	実数
	前回会計	$\ln(\text{会計金額})$	実数
	前回店販購買	アウトバストリートメント, シャンプー, スタイリング, トリートメント, その他（基準）	バイナリ

3.分析

基礎集計
(VMS)

- データ全体の傾向の把握.
- 来店間隔, 店販商品購買の傾向を把握.

来店間隔・購買生起の
同時モデル
(R, Stan)

- 商品カテゴリごとに, 来店間隔・購買生起への影響要因を分析.

精度評価, 考察
(VMS)

- 提案モデルの予測精度を検証.
- 商品カテゴリごとに, レコメンド施策の検討.
- 提案モデルを使用した予測活用の提案.

4.結果・考察：分析精度

来店_※かつ購買の予測確率を算出し、精度評価を行った。

- 来店かつ購買確率： $P(T \leq t_{ij}, c_{ij} = 1) = \int_{y_{ij-1}}^{y_{ij}} \lambda_{ij} \exp(-\lambda_{ij}t_{ij}) dt \times P(c_{ij} = 1)$
- カットオフ値を閾値として予測クラスを設定し、精度評価指標を算出。

表7. 学習データでの分析精度

	アウトバス トリートメント	シャンプー	スタイリング	トリートメント
正解率	0.673	0.694	0.743	0.690
適合率	0.681	0.709	0.735	0.710
再現率	0.650	0.659	0.760	0.644
F値	0.665	0.683	0.747	0.675

表8. 検証データでの分析精度

	アウトバス トリートメント	シャンプー	スタイリング	トリートメント
正解率	0.612	0.617	0.630	0.600
適合率	0.619	0.618	0.624	0.605
再現率	0.586	0.616	0.654	0.577
F値	0.602	0.617	0.639	0.591

検証データにおいても正解率、適合率は60%程度。
しかし再現率が下がる傾向にあり、改善の余地がある。

※ここでは、実際の来店間隔 t_{ij} 以内に来店する確率（累積来店確率）を来店確率として用いた。

4.結果・考察：分析精度

来店_※かつ購買の予測確率を算出し、精度評価を行った。

- 来店かつ購買確率： $P(T \leq t_{ij}, c_{ij} = 1) = \int_{y_{ij-1}}^{y_{ij}} \lambda_{ij} \exp(-\lambda_{ij} t_{ij}) dt \times P(c_{ij} = 1)$
- カットオフ値を閾値として予測クラスを設定し、精度評価指標を算出。

表7. 学習データでの分析精度

	アウトバス トリートメント	シャンプー	スタイリング	トリートメント
正解率	0.673	0.694	0.743	0.690
適合率	0.681	0.709	0.735	0.710
再現率	0.650	0.659	0.760	0.644
F値	0.665	0.683	0.747	0.675

表8. 検証データでの分析精度

	アウトバス トリートメント	シャンプー	スタイリング	トリートメント
正解率	0.612	0.617	0.630	0.600
適合率	0.619	0.618	0.624	0.605
再現率	0.586	0.616	0.654	0.577
F値	0.602	0.617	0.639	0.591

スタイリング：表13より、購買間隔が購買生起に与える影響が大きいですが、データ期間の関係上、検証データでの購買間隔の分布は学習データに比べ右裾が短い分布となる。
この差が精度に影響している可能性がある。

※ここでは、実際の来店間隔 t_{ij} 以内に来店する確率（累積来店確率）を来店確率として用いた。

4.結果・考察：来店間隔モデル

顧客ごとに推定した来店間隔モデルのベースライン $\exp(\alpha_0)$ の推定結果（事後平均）をVMSを用いて可視化した。

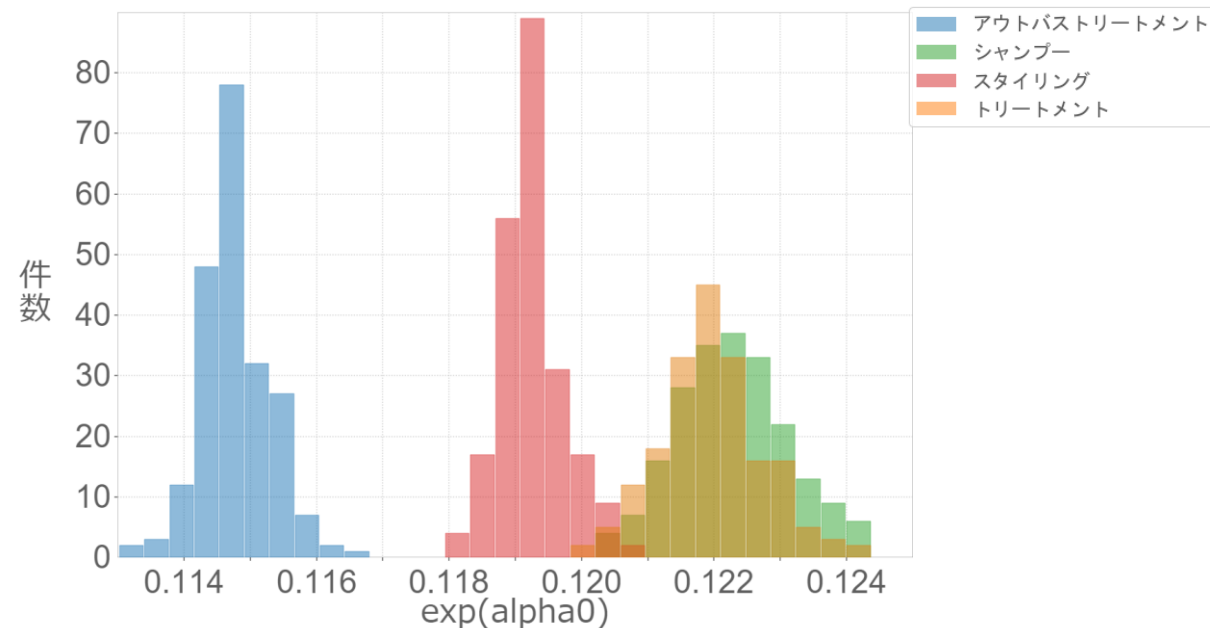


図18.来店間隔モデルのベースラインの分布

商品カテゴリによって対象顧客のベースラインの分布が僅かに異なる。

→ 店販商品のカテゴリ購買経験によって、基本的な来店間隔傾向に差がある。

シャンプー、トリートメントの対象顧客は、基本的な来店間隔傾向が類似している。

4.結果・考察：来店間隔モデル

来店間隔モデルのパラメータ推定結果を表9,10に、まとめをp.37に示す。

表9. 来店間隔モデルパラメータ推定結果（個人属性）

	アウトバストリートメント	シャンプー	スタイリング	トリートメント
女性	-0.005 (-0.077, 0.070)	-0.016 (-0.081, 0.050)	-0.078 (-0.137, -0.019)	-0.024 (-0.095, 0.046)
40代	0.025 (-0.067, 0.120)	0.034 (-0.039, 0.109)	0.002 (-0.058, 0.063)	0.054 (-0.032, 0.141)
50・60代	0.088 (-0.005, 0.184)	0.055 (-0.024, 0.134)	0.056 (-0.007, 0.118)	0.083 (-0.005, 0.174)
DM送信（許可）	0.009 (-0.060, 0.184)	0.036 (-0.024, 0.098)	0.019 (-0.031, 0.070)	0.013 (-0.049, 0.079)

太字：5%有意，()内：95%信用区間

女性：商品カテゴリに関わらず、平均的に来店間隔に負の影響。
 → 男性は髪を短く保つため、カットのための来店が多い分来店間隔が短くなる。

4.結果・考察：来店間隔モデル

表9. 来店間隔モデルパラメータ推定結果（個人属性）

	アウトバストリートメント	シャンプー	スタイリング	トリートメント
女性	-0.005 (-0.077, 0.070)	-0.016 (-0.081, 0.050)	-0.078 (-0.137, -0.019)	-0.024 (-0.095, 0.046)
40代	0.025 (-0.067, 0.120)	0.034 (-0.039, 0.109)	0.002 (-0.058, 0.063)	0.054 (-0.032, 0.141)
50・60代	0.088 (-0.005, 0.184)	0.055 (-0.024, 0.134)	0.056 (-0.007, 0.118)	0.083 (-0.005, 0.174)
DM送信（許可）	0.009 (-0.060, 0.184)	0.036 (-0.024, 0.098)	0.019 (-0.031, 0.070)	0.013 (-0.049, 0.079)

太字：5%有意，()内：95%信用区間

アウトバストリートメント・女性：来店間隔への影響は小さい。
 → 対象顧客の9割近くが女性のため，係数が0に近づいたと考えられる。

4.結果・考察：来店間隔モデル

表9. 来店間隔モデルパラメータ推定結果（個人属性）

	アウトバストリートメント	シャンプー	スタイリング	トリートメント
女性	-0.005 (-0.077, 0.070)	-0.016 (-0.081, 0.050)	-0.078 (-0.137, -0.019)	-0.024 (-0.095, 0.046)
40代	0.025 (-0.067, 0.120)	0.034 (-0.039, 0.109)	0.002 (-0.058, 0.063)	0.054 (-0.032, 0.141)
50・60代	0.088 (-0.005, 0.184)	0.055 (-0.024, 0.134)	0.056 (-0.007, 0.118)	0.083 (-0.005, 0.174)
DM送信（許可）	0.009 (-0.060, 0.184)	0.036 (-0.024, 0.098)	0.019 (-0.031, 0.070)	0.013 (-0.049, 0.079)

太字：5%有意，()内：95%信用区間

40代, 50・60代：商品カテゴリに関わらず，来店間隔に正の影響。
 → 髪のメンテナンスにかけられる金額が高い = **収入の代理変数**となっている可能性がある。

4.結果・考察：来店間隔モデル

表10. 来店間隔モデルパラメータ推定結果（前回来店時情報）

	アウトバストリートメント	シャンプー	スタイリング	トリートメント
前回会計金額	-0.004 (-0.096, 0.088)	-0.109 (-0.189, -0.026)	-0.091 (-0.169, -0.013)	-0.101 (-0.184, -0.015)
前回カット	-0.016 (-0.083, 0.055)	-0.024 (-0.083, 0.037)	-0.016 (-0.067, 0.036)	-0.030 (-0.095, 0.036)
前回カラー	-0.032 (-0.116, 0.053)	-0.048 (-0.122, 0.026)	-0.020 (-0.089, -0.049)	-0.064 (-0.142, 0.015)
前回トリートメント	0.022 (-0.066, 0.053)	0.052 (-0.026, 0.131)	0.046 (-0.023, 0.114)	0.081 (-0.005, 0.166)
前回パーマ	-0.050 (-0.125, 0.021)	-0.050 (-0.112, 0.011)	-0.052 (-0.108, 0.004)	-0.054 (-0.122, 0.010)
前回担当者ランク エグゼクティブ	0.001 (-0.067, 0.071)	0.025 (-0.036, 0.087)	0.042 (-0.008, 0.093)	0.003 (-0.061, 0.068)

太字：5%有意, ()内：95%信用区間

前回合計金額：商品カテゴリに関わらず、来店間隔に負の影響。

- ① 前回の会計金額が高額だと、**節約のため来店間隔が延びる**と考えられる。
- ② より効果の高い薬剤を使用でき、**施術効果が長持ちする**。

4.結果・考察：来店間隔モデル

表10. 来店間隔モデルパラメータ推定結果（前回来店時情報）

	アウトバストリートメント	シャンプー	スタイリング	トリートメント
前回会計金額	-0.004 (-0.096, 0.088)	-0.109 (-0.189, -0.026)	-0.091 (-0.169, -0.013)	-0.101 (-0.184, -0.015)
前回カット	-0.016 (-0.083, 0.055)	-0.024 (-0.083, 0.037)	-0.016 (-0.067, 0.036)	-0.030 (-0.095, 0.036)
前回カラー	-0.032 (-0.116, 0.053)	-0.048 (-0.122, 0.026)	-0.020 (-0.089, -0.049)	-0.064 (-0.142, 0.015)
前回トリートメント	0.022 (-0.066, 0.053)	0.052 (-0.026, 0.131)	0.046 (-0.023, 0.114)	0.081 (-0.005, 0.166)
前回パーマ	-0.050 (-0.125, 0.021)	-0.050 (-0.112, 0.011)	-0.052 (-0.108, 0.004)	-0.054 (-0.122, 0.010)
前回担当者ランク エグゼクティブ	0.001 (-0.067, 0.071)	0.025 (-0.036, 0.087)	0.042 (-0.008, 0.093)	0.003 (-0.061, 0.068)

太字：5%有意，()内：95%信用区間

前回カラー，前回パーマ：商品カテゴリに関わらず，来店間隔に負の影響。

→ ① 髪への負担が大きい施術のため，間隔を空けている可能性がある。

② 選択した顧客の約8割が女性のため，女性の来店間隔の長さが影響している可能性がある。

4.結果・考察：来店間隔モデルのまとめ

- シャンプー・トリートメントとその他のカテゴリでは、対象顧客のベースラインの分布に差がみられた。
- 性年代や前回来店時の行動の来店間隔への影響は、全カテゴリで同様の傾向がみられた。
 - 男性や40代以上の顧客は、来店間隔が短い傾向。
 - 前回の会計金額が高額の場合、来店間隔が延びる傾向。
 - 前回来店時にトリートメントを選択した顧客は、来店間隔が短い傾向。
前回来店時にカラーまたはパーマを選択した顧客は、来店間隔が延びる傾向。
→ 髪へのダメージに気を使っている顧客が多いと考えられる。

4.結果・考察：購買生起モデル

顧客ごとに推定した購買生起モデルの切片 β_0 の推定結果（事後平均）をVMSを用いて可視化した。

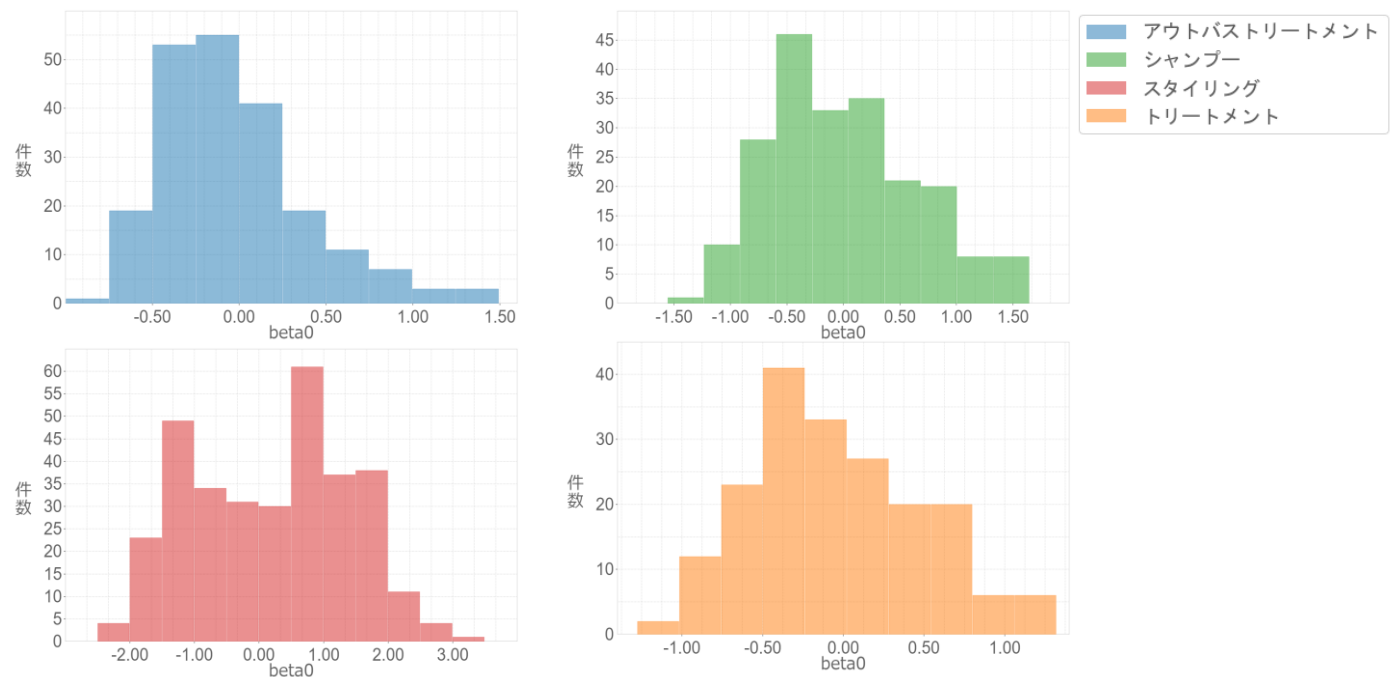


図19.購買生起モデルの切片 β_0 の分布

商品カテゴリによって、対象顧客の切片の分布に差がある。
→ 商品カテゴリによって、基本的な購買しやすさが異なる。
→ 商品カテゴリごとの分析が妥当と考えられる。

4.結果・考察：購買生起モデル

購買生起モデルのパラメータ推定結果を表11～14に示す。
また、p.51, 52にカテゴリごとの結果を簡単にまとめた。

表11. 購買生起モデルパラメータ推定結果（個人属性）

	アウトバストリートメント	シャンプー	スタイリング	トリートメント
女性	0.163 (-0.041, 0.374)	0.001 (-0.218, 0.219)	-0.157 (-0.425, 0.112)	0.067 (-0.145, 0.279)
40代	0.023 (-0.228, 0.278)	0.126 (-0.120, 0.374)	-0.203 (-0.469, 0.071)	0.111 (-0.149, 0.372)
50・60代	0.035 (-0.225, 0.293)	0.035 (-0.229, 0.308)	-0.224 (-0.509, 0.065)	0.194 (-0.080, 0.469)
DM送信（許可）	-0.119 (-0.311, 0.077)	-0.017 (-0.212, 0.179)	0.138 (-0.092, 0.364)	0.020 (-0.176, 0.214)

太字：5%有意, ()内：95%信用区間

女性：アウトバストリートメント購買には正，スタイリング購買には負の影響。
シャンプー購買，トリートメント購買への影響は小さい。

4.結果・考察：購買生起モデル

表11. 購買生起モデルパラメータ推定結果（個人属性）

	アウトバストリートメント	シャンプー	スタイリング	トリートメント
女性	0.163 (-0.041, 0.374)	0.001 (-0.218, 0.219)	-0.157 (-0.425, 0.112)	0.067 (-0.145, 0.279)
40代	0.023 (-0.228, 0.278)	0.126 (-0.120, 0.374)	-0.203 (-0.469, 0.071)	0.111 (-0.149, 0.372)
50・60代	0.035 (-0.225, 0.293)	0.035 (-0.229, 0.308)	-0.224 (-0.509, 0.065)	0.194 (-0.080, 0.469)
DM送信（許可）	-0.119 (-0.311, 0.077)	-0.017 (-0.212, 0.179)	0.138 (-0.092, 0.364)	0.020 (-0.176, 0.214)

太字：5%有意, ()内：95%信用区間

40代：シャンプー購買，トリートメント購買に正の影響。

50・60代：トリートメント購買に正の影響。

→ 年齢による髪の悩みが出始め，ヘアケアのために店販商品を購入すると考えられる。

4.結果・考察：購買生起モデル

表11. 購買生起モデルパラメータ推定結果（個人属性）

	アウトバストリートメント	シャンプー	スタイリング	トリートメント
女性	0.163 (-0.041, 0.374)	0.001 (-0.218, 0.219)	-0.157 (-0.425, 0.112)	0.067 (-0.145, 0.279)
40代	0.023 (-0.228, 0.278)	0.126 (-0.120, 0.374)	-0.203 (-0.469, 0.071)	0.111 (-0.149, 0.372)
50・60代	0.035 (-0.225, 0.293)	0.035 (-0.229, 0.308)	-0.224 (-0.509, 0.065)	0.194 (-0.080, 0.469)
DM送信（許可）	-0.119 (-0.311, 0.077)	-0.017 (-0.212, 0.179)	0.138 (-0.092, 0.364)	0.020 (-0.176, 0.214)

太字：5%有意, ()内：95%信用区間

40代, 50・60代：スタイリング購買には負の影響。
→ 若年層がヘアセットをより簡単にするために購買すると考えられる。

4.結果・考察：購買生起モデル

表12. 購買生起モデルパラメータ推定結果（当日の施術情報）

	アウトバストリートメント	シャンプー	スタイリング	トリートメント
カット	-0.070 (-0.242, 0.097)	-0.323 (-0.497, -0.154)	-0.047 (-0.192, 0.096)	-0.176 (-0.343, -0.012)
カラー	0.042 (-0.196, 0.275)	0.012 (-0.198, 0.225)	-0.118 (-0.340, 0.103)	-0.065 (-0.286, 0.153)
トリートメント	-0.050 (-0.268, 0.170)	0.025 (-0.177, 0.226)	0.012 (-0.203, 0.228)	0.031 (-0.175, 0.238)
パーマ	-0.029 (-0.214, 0.152)	-0.122 (-0.297, 0.052)	0.159 (-0.017, 0.335)	-0.077 (-0.261, 0.103)
担当者ランク エグゼクティブ	0.035 (-0.149, 0.219)	0.082 (-0.099, 0.261)	-0.153 (-0.333, 0.021)	0.138 (-0.048, 0.324)

太字：5%有意, ()内：95%信用区間

当日カット：商品カテゴリに関わらず、店販商品購買に負の影響。

→ カットの選択確率は90%以上であり、ほとんどの顧客が選択。

誰でも購買するわけではなく、顧客ロイヤルティを高めることが重要と考えられる。

4.結果・考察：購買生起モデル

表12. 購買生起モデルパラメータ推定結果（当日の施術情報）

	アウトバストリートメント	シャンプー	スタイリング	トリートメント
カット	-0.070 (-0.242, 0.097)	-0.323 (-0.497, -0.154)	-0.047 (-0.192, 0.096)	-0.176 (-0.343, -0.012)
カラー	0.042 (-0.196, 0.275)	0.012 (-0.198, 0.225)	-0.118 (-0.340, 0.103)	-0.065 (-0.286, 0.153)
トリートメント	-0.050 (-0.268, 0.170)	0.025 (-0.177, 0.226)	0.012 (-0.203, 0.228)	0.031 (-0.175, 0.238)
パーマ	-0.029 (-0.214, 0.152)	-0.122 (-0.297, 0.052)	0.159 (-0.017, 0.335)	-0.077 (-0.261, 0.103)
担当者ランク エグゼクティブ	0.035 (-0.149, 0.219)	0.082 (-0.099, 0.261)	-0.153 (-0.333, 0.021)	0.138 (-0.048, 0.324)

太字：5%有意, ()内：95%信用区間

当日パーマ：スタイリング購買には正の影響。
 → パーマを選択した顧客は、ダメージケアより
パーマを活かしたヘアスタイリングに関心があると考えられる。

4.結果・考察：購買生起モデル

表12. 購買生起モデルパラメータ推定結果（当日の施術情報）

	アウトバストリートメント	シャンプー	スタイリング	トリートメント
カット	-0.070 (-0.242, 0.097)	-0.323 (-0.497, -0.154)	-0.047 (-0.192, 0.096)	-0.176 (-0.343, -0.012)
カラー	0.042 (-0.196, 0.275)	0.012 (-0.198, 0.225)	-0.118 (-0.340, 0.103)	-0.065 (-0.286, 0.153)
トリートメント	-0.050 (-0.268, 0.170)	0.025 (-0.177, 0.226)	0.012 (-0.203, 0.228)	0.031 (-0.175, 0.238)
パーマ	-0.029 (-0.214, 0.152)	-0.122 (-0.297, 0.052)	0.159 (-0.017, 0.335)	-0.077 (-0.261, 0.103)
担当者ランク エグゼクティブ	0.035 (-0.149, 0.219)	0.082 (-0.099, 0.261)	-0.153 (-0.333, 0.021)	0.138 (-0.048, 0.324)

太字：5%有意, ()内：95%信用区間

担当者ランク エグゼクティブ：スタイリング購買には負の影響。

→ スタイリングは若年層が購買しやすい。

店販商品分の施術価格を抑えるため、ランクの低い担当者を指名している可能性がある。

4.結果・考察：購買生起モデル

表13. 購買生起モデルパラメータ推定結果（間隔，前回来店時の情報）

	アウトバストリートメント	シャンプー	スタイリング	トリートメント
来店間隔	0.207 (0.028, 0.389)	0.190 (0.022, 0.362)	0.145 (-0.024, 0.313)	0.290 (0.115, 0.466)
購買間隔	0.160 (-0.038, 0.370)	0.270 (0.098, 0.448)	0.522 (0.346, 0.706)	0.186 (-0.007, 0.383)
前回会計金額	0.142 (-0.116, 0.409)	-0.213 (-0.453, 0.026)	0.106 (-0.140, 0.353)	-0.195 (-0.438, 0.045)
前回カット	-0.129 (-0.302, 0.042)	0.085 (-0.081, 0.250)	-0.079 (-0.229, 0.072)	-0.045 (-0.220, 0.124)
前回カラー	0.035 (-0.204, 0.274)	0.159 (-0.062, 0.384)	0.030 (-0.208, 0.270)	0.080 (-0.142, 0.303)
前回トリートメント	-0.124 (-0.357, 0.108)	0.143 (-0.126, 0.362)	-0.074 (-0.291, 0.144)	0.124 (-0.103, 0.351)
前回パーマ	0.071 (-0.119, 0.263)	0.020 (-0.162, 0.200)	0.195 (0.015, 0.379)	-0.056 (-0.247, 0.142)

太字：5%有意，()内：95%信用区間

- 来店間隔，購買間隔：商品カテゴリに関わらず，店販商品購買に正の影響。
 → ①前回来店からの間隔が短いと，**節約を意識し購買しづらくなる**と考えられる。
 ②以前購入した商品を使い切らないと**購買しない**と考えられる。

4.結果・考察：購買生起モデル

表13. 購買生起モデルパラメータ推定結果（間隔，前回来店時の情報）

	アウトバストリートメント	シャンプー	スタイリング	トリートメント
来店間隔	0.207 (0.028, 0.389)	0.190 (0.022, 0.362)	0.145 (-0.024, 0.313)	0.290 (0.115, 0.466)
購買間隔	0.160 (-0.038, 0.370)	0.270 (0.098, 0.448)	0.522 (0.346, 0.706)	0.186 (-0.007, 0.383)
前回会計金額	0.142 (-0.116, 0.409)	-0.213 (-0.453, 0.026)	0.106 (-0.140, 0.353)	-0.195 (-0.438, 0.045)
前回カット	-0.129 (-0.302, 0.042)	0.085 (-0.081, 0.250)	-0.079 (-0.229, 0.072)	-0.045 (-0.220, 0.124)
前回カラー	0.035 (-0.204, 0.274)	0.159 (-0.062, 0.384)	0.030 (-0.208, 0.270)	0.080 (-0.142, 0.303)
前回トリートメント	-0.124 (-0.357, 0.108)	0.143 (-0.126, 0.362)	-0.074 (-0.291, 0.144)	0.124 (-0.103, 0.351)
前回パーマ	0.071 (-0.119, 0.263)	0.020 (-0.162, 0.200)	0.195 (0.015, 0.379)	-0.056 (-0.247, 0.142)

太字：5%有意，()内：95%信用区間

前回会計金額：アウトバストリートメント，スタイリングでは正，シャンプー，トリートメントでは負。
 アウトバストリートメント，スタイリングは+αのヘアケア，ヘアセットのための商品。
 → 髪へのこだわりがある顧客が多く，前回の会計金額に関わらず購買すると考えられる。

4.結果・考察：購買生起モデル

表13. 購買生起モデルパラメータ推定結果（間隔，前回来店時の情報）

	アウトバストリートメント	シャンプー	スタイリング	トリートメント
来店間隔	0.207 (0.028, 0.389)	0.190 (0.022, 0.362)	0.145 (-0.024, 0.313)	0.290 (0.115, 0.466)
購買間隔	0.160 (-0.038, 0.370)	0.270 (0.098, 0.448)	0.522 (0.346, 0.706)	0.186 (-0.007, 0.383)
前回会計金額	0.142 (-0.116, 0.409)	-0.213 (-0.453, 0.026)	0.106 (-0.140, 0.353)	-0.195 (-0.438, 0.045)
前回カット	-0.129 (-0.302, 0.042)	0.085 (-0.081, 0.250)	-0.079 (-0.229, 0.072)	-0.045 (-0.220, 0.124)
前回カラー	0.035 (-0.204, 0.274)	0.159 (-0.062, 0.384)	0.030 (-0.208, 0.270)	0.080 (-0.142, 0.303)
前回トリートメント	-0.124 (-0.357, 0.108)	0.143 (-0.126, 0.362)	-0.074 (-0.291, 0.144)	0.124 (-0.103, 0.351)
前回パーマ	0.071 (-0.119, 0.263)	0.020 (-0.162, 0.200)	0.195 (0.015, 0.379)	-0.056 (-0.247, 0.142)

太字：5%有意，()内：95%信用区間

前回カラー：シャンプー購買に正の影響。

→ 集計より，前回カラーを選択し今回シャンプーを購買した顧客のうち，8割が当日カラーも選択。

前回カラー選択が当日カラー選択に影響し，これらがシャンプー購買を促している可能性がある。

4.結果・考察：購買生起モデル

表14. 購買生起モデルパラメータ推定結果（前回来店時の情報）

	アウトバストリートメント	シャンプー	スタイリング	トリートメント
前回アウトバストリートメント 購買	-0.316 (-0.516, -0.121)	0.066 (-0.084, 0.216)	0.059 (-0.077, 0.194)	0.017 (-0.135, 0.168)
前回シャンプー購買	0.223 (0.033, 0.412)	0.113 (-0.067, 0.293)	-0.066 (-0.224, 0.089)	0.378 (0.203, 0.557)
前回スタイリング購買	0.043 (-0.120, 0.207)	0.074 (-0.072, 0.223)	-0.242 (-0.394, -0.090)	0.069 (-0.089, 0.228)
前回トリートメント購買	-0.150 (-0.348, 0.042)	0.239 (0.069, 0.409)	0.044 (-0.119, 0.206)	-0.114 (-0.317, 0.084)

太字：5%有意, ()内：95%信用区間

前回の同カテゴリ購買有無：シャンプー以外のカテゴリ購買に負の影響。
→ 使い切ってから新しいものを購買する顧客が多いと考えられる。

4.結果・考察：購買生起モデル

表14. 購買生起モデルパラメータ推定結果（前回来店時の情報）

	アウトバストリートメント	シャンプー	スタイリング	トリートメント
前回アウトバストリートメント 購買	-0.316 (-0.516, -0.121)	0.066 (-0.084, 0.216)	0.059 (-0.077, 0.194)	0.017 (-0.135, 0.168)
前回シャンプー購買	0.223 (0.033, 0.412)	0.113 (-0.067, 0.293)	-0.066 (-0.224, 0.089)	0.378 (0.203, 0.557)
前回スタイリング購買	0.043 (-0.120, 0.207)	0.074 (-0.072, 0.223)	-0.242 (-0.394, -0.090)	0.069 (-0.089, 0.228)
前回トリートメント購買	-0.150 (-0.348, 0.042)	0.239 (0.069, 0.409)	0.044 (-0.119, 0.206)	-0.114 (-0.317, 0.084)

太字：5%有意, ()内：95%信用区間

前回シャンプー購買有無：シャンプー購買に正の影響。
→ 他のカテゴリに比べ1回での使用料が多く、消費が早い可能性がある。

4.結果・考察：購買生起モデル

表14. 購買生起モデルパラメータ推定結果（前回来店時の情報）

	アウトバストリートメント	シャンプー	スタイリング	トリートメント
前回アウトバストリートメント 購買	-0.316 (-0.516, -0.121)	0.066 (-0.084, 0.216)	0.059 (-0.077, 0.194)	0.017 (-0.135, 0.168)
前回シャンプー購買	0.223 (0.033, 0.412)	0.113 (-0.067, 0.293)	-0.066 (-0.224, 0.089)	0.378 (0.203, 0.557)
前回スタイリング購買	0.043 (-0.120, 0.207)	0.074 (-0.072, 0.223)	-0.242 (-0.394, -0.090)	0.069 (-0.089, 0.228)
前回トリートメント購買	-0.150 (-0.348, 0.042)	0.239 (0.069, 0.409)	0.044 (-0.119, 0.206)	-0.114 (-0.317, 0.084)

太字：5%有意，()内：95%信用区間

- 前回シャンプー購買：アウトバストリートメント購買，トリートメント購買に正の影響。
 - 前回トリートメント購買：シャンプー購買に正の影響。
- 複数カテゴリを交互に購買し，**1来店あたりの支出を抑えている**と考えられる。

4.結果・考察：購買生起モデルのまとめ

▶ アウトバストリートメント

- 女性や、前回の会計金額が高く髪のメンテナンスお金をかける顧客が購買しやすい。
- シャンプーと交互に購買される傾向がある。

→ 施術にお金をかける女性、シャンプーの購買経験がある女性にレコメンド。
シャンプーと併用するメリットを伝えるとより効果的と考えられる。

▶ シャンプー

- 40代の顧客が購買しやすい。

→ 髪の悩みを考慮し、**ヘアケアに特化したシャンプー**をレコメンド。

- カラーを選択することが多い顧客が購買しやすい。

→ **ヘアカラーの退色防止**、**ダメージを補修効果**があるシャンプーをレコメンド。

4.結果・考察：購買生起モデルのまとめ

➤ スタイリング

- 男性や、30代の顧客が購買しやすい。
- パーマを選択した顧客が購買しやすい。

→ 実際にスタイリング商品を使用し、具体的にヘアセットやパーマを活かす方法を提案すると効果的と考えられる。

➤ トリートメント

- 50・60代の顧客が購買しやすい。
- 前回来店時にシャンプーを購買している顧客が多い。

→ 年齢層が高い顧客を中心にレコメンド。
シャンプーと併用することで、よりダメージケア効果がある商品を提案すると効果的。

4.結果・考察：予測活用

本研究の提案モデルを用いることで、
来店から k 週後の来店確率、購買確率を顧客ごとに同時予測することが可能となる。

➤ 来店から k 週後の累積来店確率

$$F(k) = 1 - \exp(-\lambda_{ij}k) \quad (13)$$

$$\lambda_{ij} = \exp(\alpha_0 + x'_{ij}\alpha_i) \quad (14)$$

➤ 来店から k 週後の購買確率：

来店・購買間隔の変数の値を変化させることで、来店から k 週後の購買確率を算出。

$$P(c_{ij} = 1 | z'_{ij}\beta_i) = \frac{\exp(\beta_0 + z'_{ij}\beta_i)}{1 + \exp(\beta_0 + z'_{ij}\beta_i)} \quad (15)$$

表15. 予測データのイメージ

購買	顧客ID	女性	40代	50・60代	カット	カラー	...	来店間隔 (週)	購買間隔 (週)
1	25364	0	1	0	1	0	...	1	7

1~30まで変化させる。

来店間隔に合わせて
変化させる。

4.結果・考察：予測活用

累積来店確率，購買確率の算出に必要な情報は以下。
すべて次回来店前に取得可能である。

表16. 予測に必要な情報

必要な情報 求めたい確率	個人属性	前回来店時の行動	当日の施術情報	来店・購買間隔
来店確率	顧客情報より取得	会計履歴より取得		
購買確率	顧客情報より取得	会計履歴より取得	予約情報より取得※	変化させ，各間隔での購買確率を算出

※ 施術時間確保のため，予約時に当日の施術内容が確定する。
予約前の場合は，前回と同じ施術内容などの仮定を置くことで予測可能。

4.結果・考察：予測活用

例として、アウトバストリートメントでの予測結果を取り上げる。

➤ 顧客ごとの平均来店・購買確率

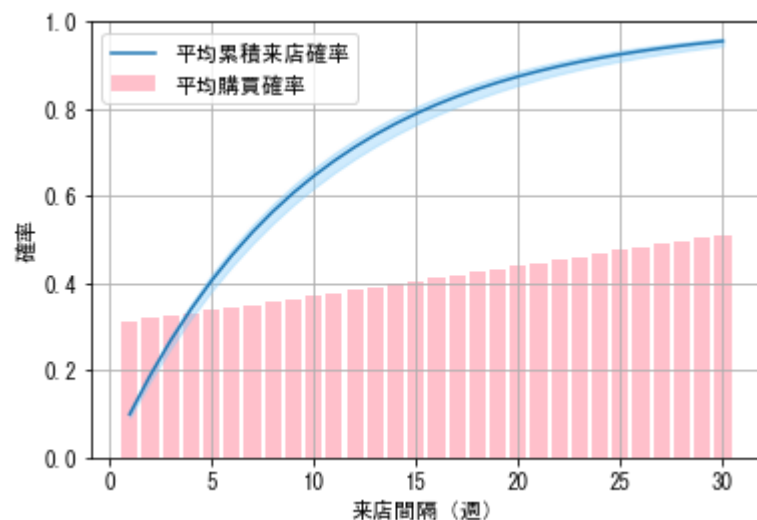


図20. 顧客ID:26116の予測結果

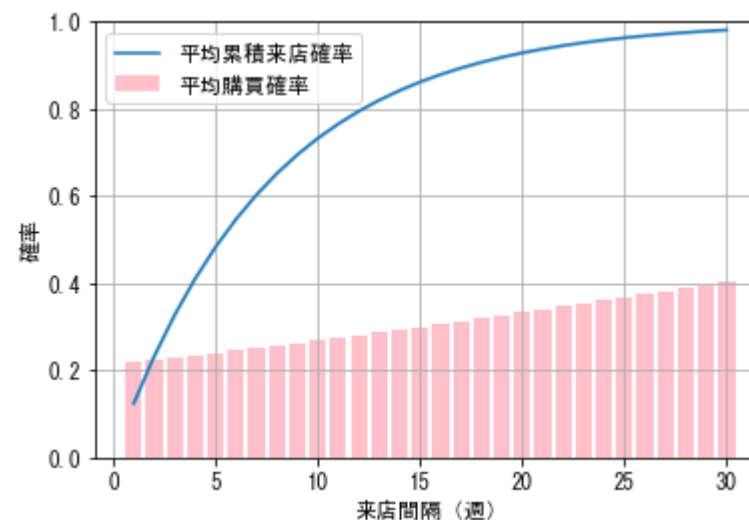


図21. 顧客ID:30602の予測結果

- 顧客ID26116：9週間～15週間程度で再来店し、40%程度の確率で購買。
- 顧客ID30602：7週間～12週間程度で再来店するが、購買確率は低い。

→ 来店間隔に合わせたDM・クーポン配信を行うことで、来店・購買意欲を高める。

5. まとめ・今後の展望

▶ まとめ

- ヘアサロンチェーンを対象に、来店間隔と店販商品購買の同時モデルを構築.
- 商品カテゴリごとに、来店間隔，店販商品購買への影響要因を分析.
- 来店間隔：男性や40代以上の顧客，前回トリートメントを選択した顧客は短い.
- 店販商品購買：商品カテゴリによって，購買顧客の特徴に差がみられた.
- 推定結果と予約情報などを用いて，ある期間での来店確率と購買確率の期待値を顧客ごとに予測できることを示した.

▶ 今後の展望

- 施術メニューの組み合わせを考慮：
組み合わせの違いによる来店間隔，店販商品購買への影響を明らかにする.
- 来店の不定期性を考慮：予測精度向上に繋がると考えられる.

6. 参考文献

- [1] 厚生労働省, 「統計情報白書 平成30年度衛生行政報告例の概況」 (2019)
https://www.mhlw.go.jp/toukei/saikin/hw/eisei_houkoku/18/
- [2] 矢野経済研究所, 「2019年版 理美容マーケティング総鑑 プレスリリース」 (2019)
https://www.yano.co.jp/press-release/show/press_id/2148
- [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, Vol. 11579, pp. 378-391, 2019
- [4] 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)
- [5] Y. Konishi, “On the role of skill, quality, and environmental factors on customer behavior of the beauty industry” RIETI Discussion Paper Series, Vol.17-E-035, 2017
- [6] 片桐 優帆, 大竹 恒平, 生田目 崇, “ヘアサロンチェーンにおける店販購入顧客の特徴分析”, 経営情報学会全国研究発表大会要旨集, 2019年秋季全国研究発表大会 (2019)
- [7] 猪狩 良介, 星野 崇宏, “Online–Offlineチャネルにおける消費者の購買間隔と購買金額の同時モデリング”, オペレーションズリサーチ学会, Vol.61, No.9, pp.589-599, 2016
- [8] 金明哲 (著), 「Rによるデータサイエンス–解析の基礎から最新手法まで–」, 森北出版株式会社 (2012)

6. 参考文献

- [9] 佐藤 栄作, “来店間隔とカテゴリ購買生起を考慮した購買行動の統合モデル”, 流通情報, Vol.52, No.6, pp.40-53, 2021年3月
- [10] 佐藤 翔太, 朝日 弓未, “消費者向け電子商取引サイトにおける顧客の来店有無を考慮した購買モデル”, オペレーションズリサーチ, Vol.58, No.2, pp.80-86, 2013年2月
- [11] 松浦 健太郎(著), 石田 基広(監修), 「StanとRでベイズ統計モデリング (Wonderful R)」, 共立出版 (2016)
- [12] 山口 景子, “頻度の時間変化を考慮した階層ベイズモデルによるウェブサイト訪問行動の分析”, マーケティング・サイエンスVol. 22, No.1, pp.13–29 (2014)
- [13] Robin T. Clarke, “Estimating trends in data from the Weibull and a generalized extreme value distribution”, *Water Resources Research*, Vol.38, No.6, pp.25-1-25-10

付録：VMSの例

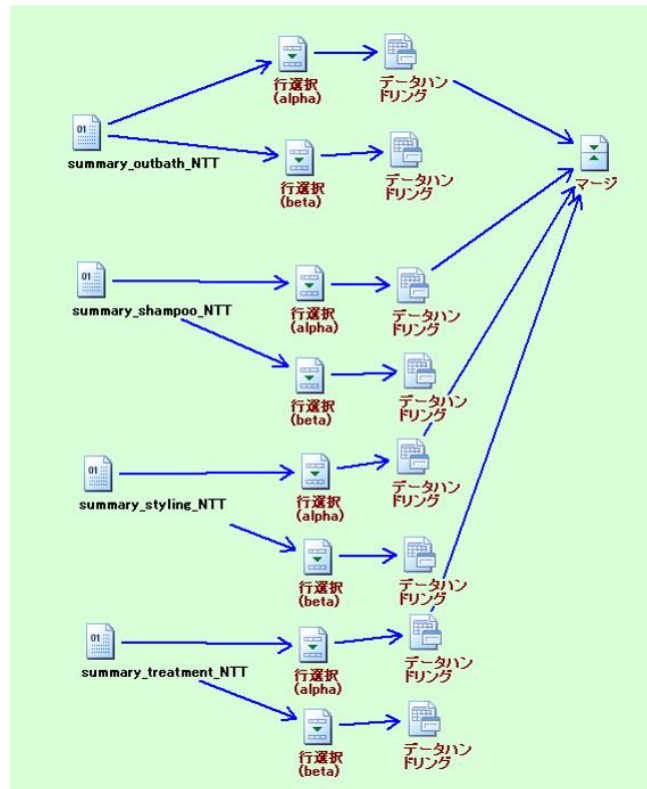


図22. パラメータ推定結果の可視化 VMSの例