

メール型広告におけるタイトル が開封に与える影響

吉井健敏・城田晃希・市川匠・佐野雄一
(株式会社D2C)・持橋大地(統計数理研究所)

2022/09/10(土)

第148回情報基礎とアクセス技術研究会
(SIG-IFAT)

◆ 目次

- 背景

- メッセージS, 開封予測, 目的

- 提案手法

- メールタイトルのフレーズベクトル化
- 1. タイトルのスコアリング
- 2. NPMIを使ったフレーズの評価

- 実験データ

- データ概要, 前処理

- 結果・考察

- 1. タイトルのスコアリング
- 2. NPMIを使ったフレーズの評価

- まとめ

◆背景: メッセージS

- メッセージS(スペシャル)[®]
 - 株式会社D2Cが広告販売運用
 - 株式会社NTTドコモのスマートフォン向けメール型広告配信サービス
 - 登録者: 約3300万人 (2022年4月時点)
 - スマートフォン向けメール広告において日本最大級のメディア



◆背景: メッセージS

• ドコモのメッセージSにおける開封

Imp



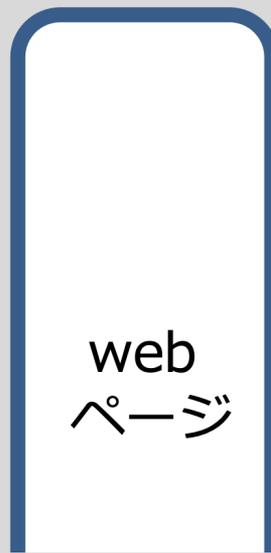
開封



クリック



CV



◆背景 開封予測

- メッセージSにおける開封

- 開封予測タスクはクリック、コンバージョン予測タスクに比べて難しい
 - メールを開封するまで広告内容を把握する手段が乏しい
 - 絶対に開封しないユーザ/絶対に開封するユーザが大半を占めていてノイズとなっている
 - ユーザ情報が開封に与える影響が小さいと言われている

◆背景 開封予測

• ユーザ情報

- OS (Android vs iOS)

- UIの都合Androidユーザの方がiOSユーザより開封率が高い

- 性別

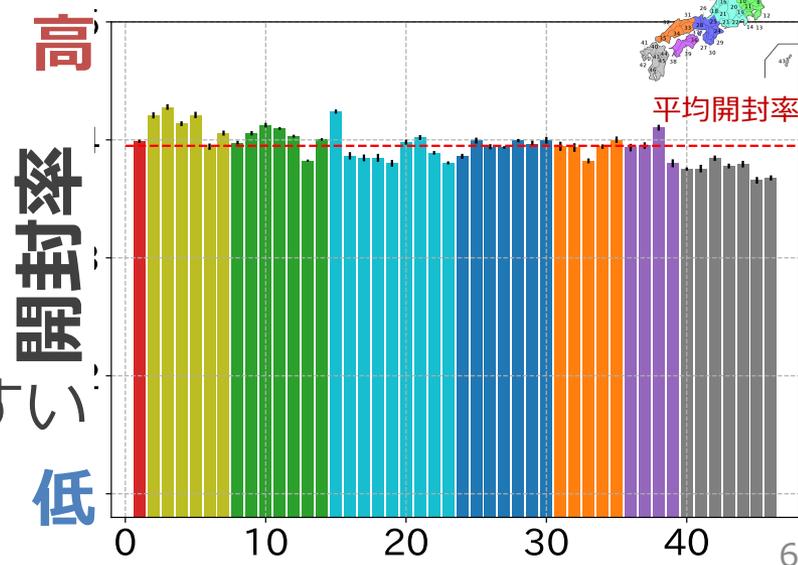
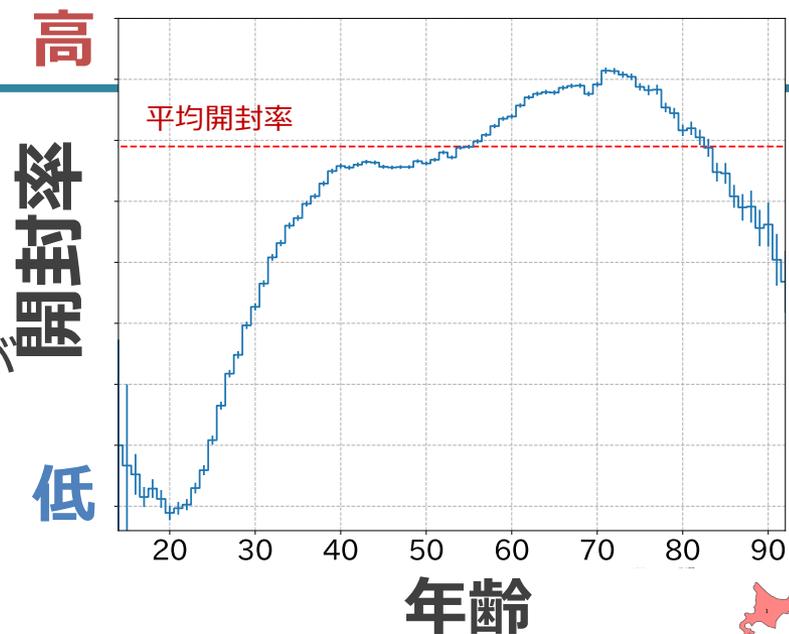
- 男女間でわずかに差がある

- 年齢

- 高齢者のほうが開封しやすい

- 居住区

- 東日本のユーザの方が西日本のユーザより開封しやすい



◆ 目的

- 開封に効く因子を見つけない
 - ユーザ情報だけでは限界がある
 - 運用フェーズでコントロール可能なクリエイティブ情報から開封に与える影響を評価したい
 - 特に開封までにユーザが広告内容を把握できるほぼ唯一の手段であるタイトルに注目

◆ メールタイトルの特徴ベクトル化

- メールタイトルを定量的に扱うため特徴ベクトルにする
- メールタイトルの性質
 - 広告主名や商品名などの固有名詞を多分に含む
 - 同一ジャンルの商品にまたがって登場するユニークなフレーズを含む
- 提案手法
 - メールタイトル独特のニュアンスを損なわないようタイトルに出現するフレーズを抽出
 - フレーズを含むか含まないかの二値で特徴ベクトル化
 - フレーズはタイトルに含まれるワードの共起度に注目して抽出

◆ フレーズ抽出(共起頻度の定義)

- 自己相互情報量 (PMI; Pointwise Mutual Information)
 - Church and Hanks (1990) で最初に提案
 - 周辺確率 $p(x), p(y)$ で定義される離散確率変数 X, Y のPMI
$$\text{PMI}(x, y) \equiv \log \frac{p(x, y)}{p(x)p(y)}$$
 - x, y が完全に独立なら0、共起しやすければ正、しづらければ負
 - x, y の出現頻度が非常に少ないとき値が大きく、 $p(x, y)$ が小さくなると無限に小さくなってしまう

◆ フレーズ抽出(共起頻度の定義)

- NPMI (Normalized Pointwise Mutual Information)

- G. Bouma et al. (2009)
- PMIの値の発散を規格化で解決
- NPMIの式

$$\text{NPMI}(x, y) \equiv \log \frac{p(x, y)}{p(x)p(y)} / (-\log p(x, y))$$

- x, y が独立なら0
完全に共起する場合1、しない場合 -1

◆ フレーズ抽出

• フレーズ認識

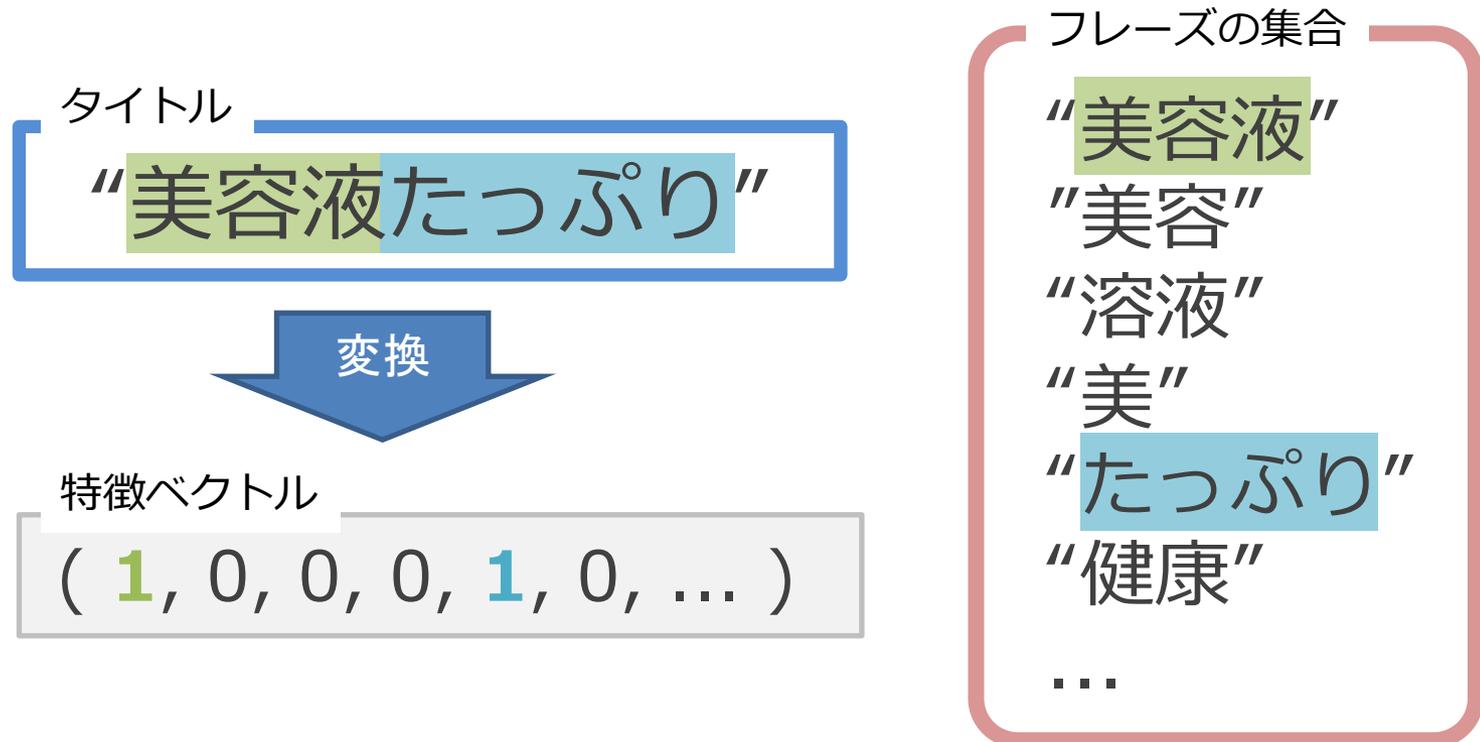
- T. Mikolov et al (2013) を参考
- 連続する単語 v, w のペアについて共起頻度を計算
- スコアはNPMI

$$\text{score}(v, w) \equiv \log \frac{p(v, w)}{p(v) \cdot p(w)} / (-\log p(v, w))$$

- スコアの値が閾値 $t (=0.5)$ 以上なら
バイグラムをフレーズとして扱う
- タイトルの集合からフレーズの集合が得られる

◆ メールタイトルの特徴ベクトル化

- フレーズを含む含まないの2値ベクトル化
 - タイトルベクトルをフレーズに分割
 - フレーズの有無を特徴量としてあつかう



◆ 提案手法1

• タイトルのスコアリング(1)

- 動機: 開封率が向上するタイトルを生成したい
- ユーザ情報、タイトル情報を使った開封予測モデル
- L_1 ロジスティック回帰

$$\hat{y}_i = \sigma\left(\sum_d w_d^{\text{demo}} \cdot x_{id}^{\text{demo}} + \sum_v w_v^{\text{sub}} \cdot x_{iv}^{\text{sub}} + \beta\right)$$

- フレーズごとの重みからタイトルスコアを定義

$$(\text{score})_i = \sum_v w_v^{\text{sub}} \cdot x_{iv}^{\text{sub}}$$

- スコアは高いほど開封されやすく、低いほどされづらい

◆ 提案手法1

• タイトルのスコアリング(2)

- 過学習を防ぐため 5 分割交差検証
 - 学習データにつき 5 つのモデル
 - フレーズごとに 5 つの重みが求まり
それらの平均: w , 分散: s が得られる
 - スコアと、誤差伝搬からスコアの標準偏差が得られる
(標準偏差式)

$$(\text{score})_i = \sum_v^V \bar{w}_v^{\text{sub}} \cdot x_{iv}^{\text{sub}} \quad \sigma_{\text{score},i} = \sqrt{\sum_v^V (\sigma_v^{\text{sub}})^2 \cdot x_{iv}^{\text{sub}}}$$

◆ 提案手法1

• 評価方法

- モデル: 5分割交差検証-開封予測のAUC
- スコア: タイトルごとにスコアと開封の実績値を比較(相関係数)
 - 相関係数が正であれば、スコアが開封率を見積もる良い指標であることを示せる

◆ 提案手法2

• NPMI を使ったフレーズ影響の評価

- 動機: フレーズが開封を促進しているユーザ特徴を明らかにしたい
- 開封された配信ログの中でフレーズとユーザ特徴の共起度に注目
- 共起しやすければ (NPMI > 0):
フレーズがその特徴を持つユーザ群の開封へ+の影響
- 共起しづらければ (NPMI < 0):
フレーズがその特徴を持つユーザ群の開封へ-の影響
- 共起度はNPMIを使って定義

$$\begin{aligned} \text{NPMI}(p, f) &= \log \frac{p(p, f)}{p(p) \cdot p(f)} \Big/ (-\log p(p, f)) & p: \text{フレーズ} \\ &= \log \frac{p(p|f)}{p(f)} \Big/ (-\log p(p, f)) & f: \text{ユーザ特徴} \end{aligned}$$

◆ 実験データ

• データ準備

- メッセージSの配信ログ
- 集計期間
 - 学習データ: 2021/09/01 ~ 2022/01/31
 - テストデータ: 2022/02/01 ~ 2022/05/31
- データ選別
 - Android-userのみ使用:
 - 極端なuserの除外:
学習期間で開封率が著しく高い/低いユーザを除外
 - ダウンサンプリング:
学習、テストデータともに配信数が膨大
⇒それぞれ500万件をランダムサンプリング

- 前処理

- 数値: 標準正規化、
- カテゴリ: One Hot Enc.
- タイトルはフレーズベクトルに変換
- フレーズの選定
 - 過学習抑制のため、学習データ内で1広告主にのみ使用されるフレーズを除外

	学習データ	テストデータ
集計期間	5ヶ月	4ヶ月
データサイズ (500万件)	419 MB	467 MB
クライアント 数	589社	804社 (内488社はテストデータのみ)
タイトル数	2176件	1540件 (内860件はテストデータのみ)

ユーザ情報

クリエイティブ情報 目的変数

No.	性	年	居	タイトル	開封
1	男	40	東京	あなたの不動産売ったら今いくら?	1
2	女	52	大阪	無料あなたの不動産は今いくら?	0
3	女	74	富山	完全無料登録不要のニュースアプリ	1

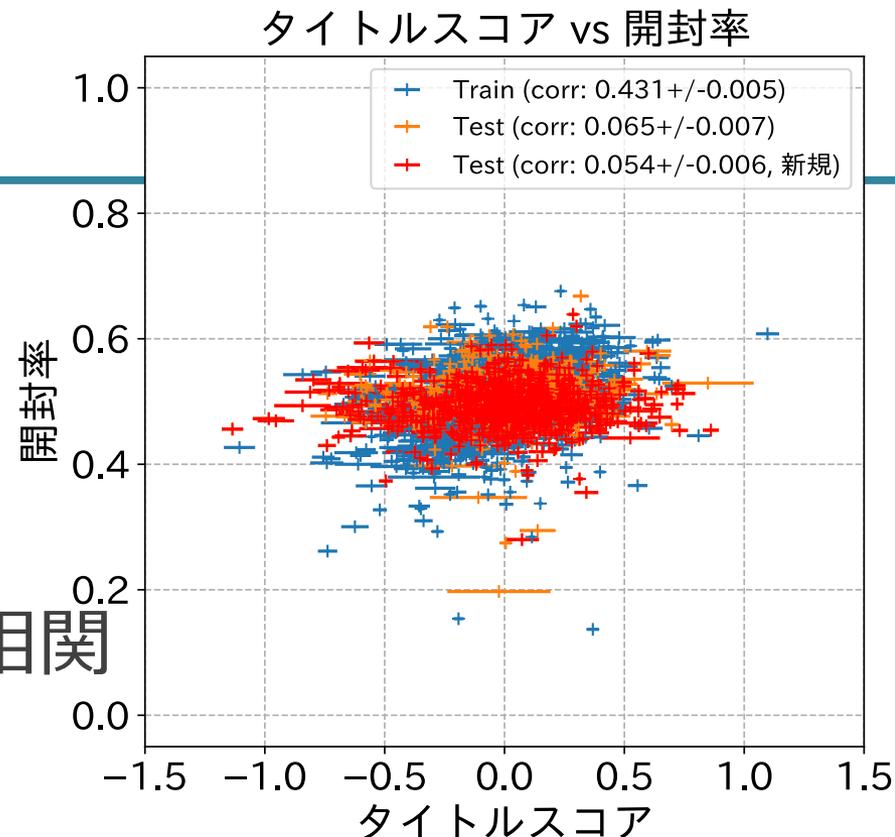
前処理

No.	女	男	年	北海道	...	沖縄県	あなたの不動産	今いくら	...	無料	開封
1	0	1	0.41	0	...	0	1	1	...	0	1
2	1	0	0.52	1	...	1	1	1	...	1	0
3	1	0	0.63	1	...	1	0	0	...	1	1

◆ 結果

• タイトルのスコアリング

- タイトル情報を使用し
モデル精度向上
- タイトルスコアと
実績開封率は優位に正の相関
⇒ 開封率を見積もる
指標として活用可能

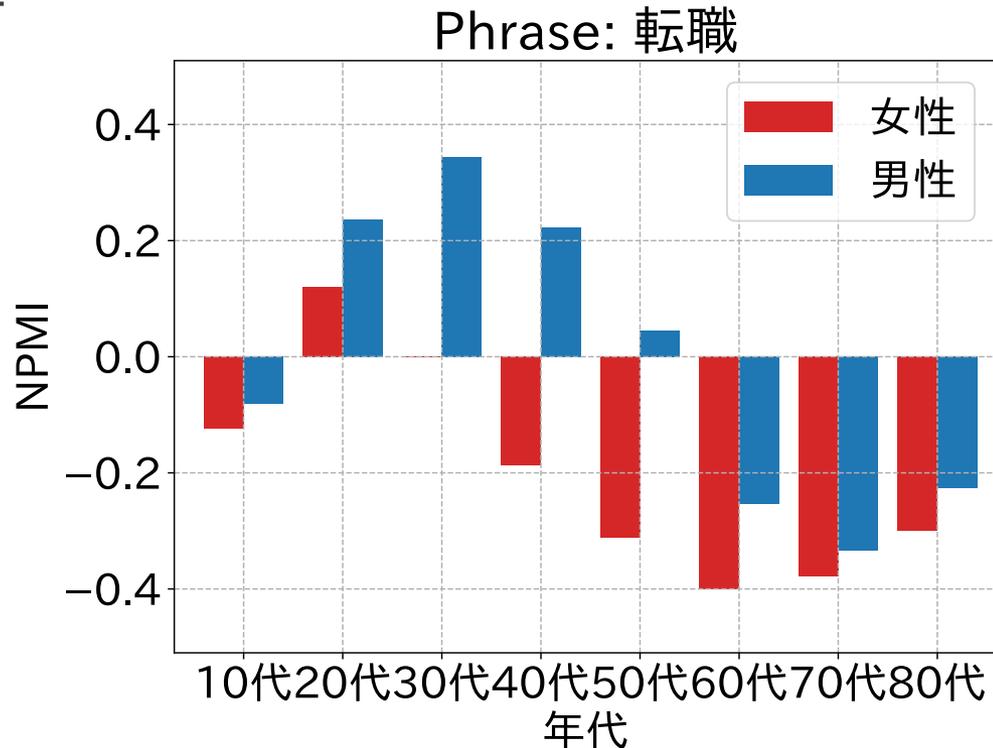


	モデル評価 [AUC]	タイトルスコア評価 [相関係数]
学習データ (デモグラフィ情報のみ)	0.5143	-
学習データ	0.5388	0.431±0.005
テストデータ (全体)	0.5027	0.065±0.007
テストデータ (新規のみ)	0.5023	0.054±0.006

◆ 結果

• 相互情報量を使ったタイトルの評価

- 学習データのうち開封がされたログについて、フレーズと特徴(年代×性別)の $NPMI(p,f)$ を計算



◆ 結果

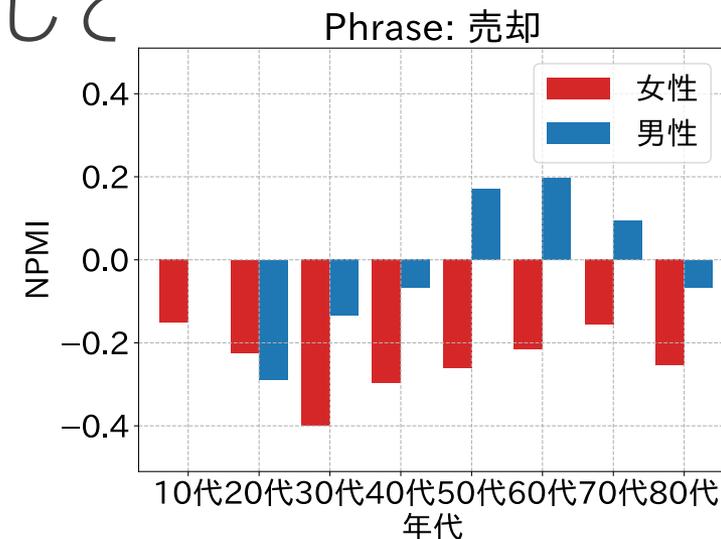
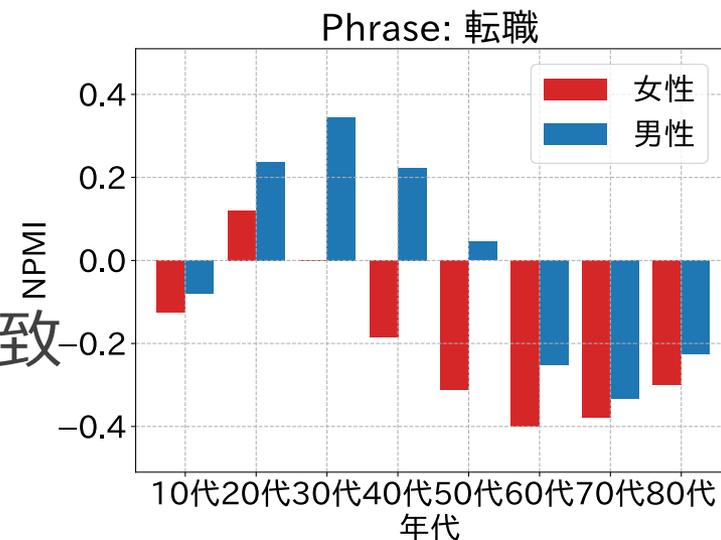
● 男性に効果的なフレーズ例

- “転職”

- 若年層のほうが高齢世代より転職活動に積極的という解釈に一致

- “売却”

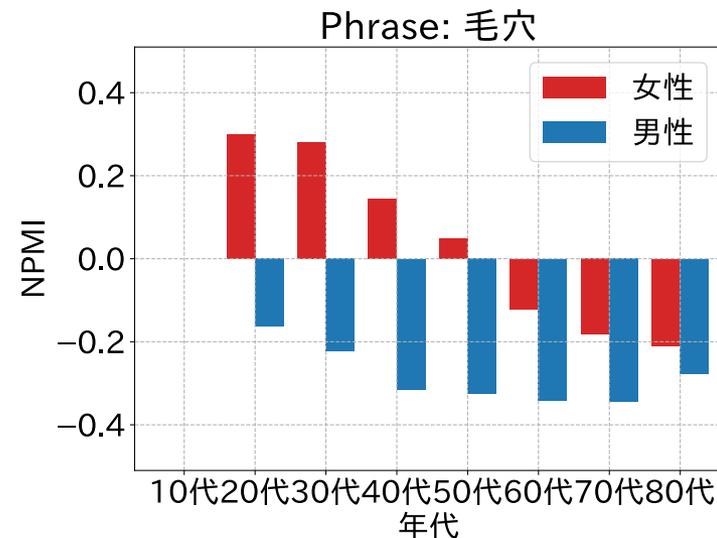
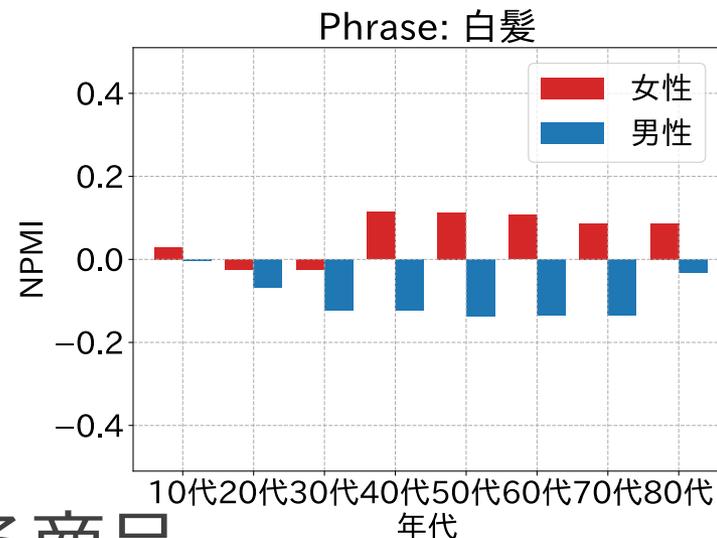
- 不動産や車の売却で使用されるフレーズで高齢男性が資産が成熟して管理する立場にあることを示唆
- フレーズと特徴の共起度から直感と矛盾のない知見が得られている



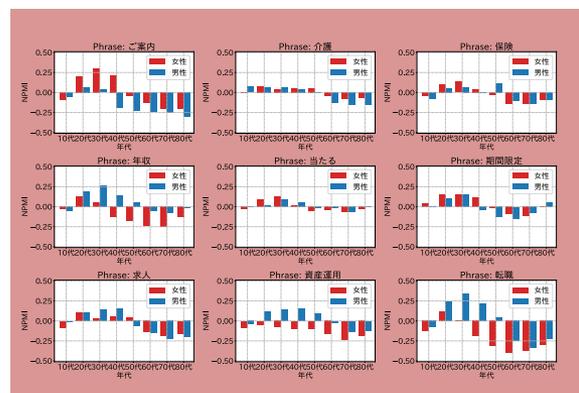
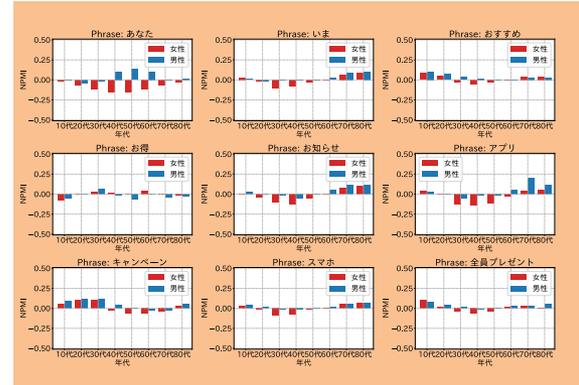
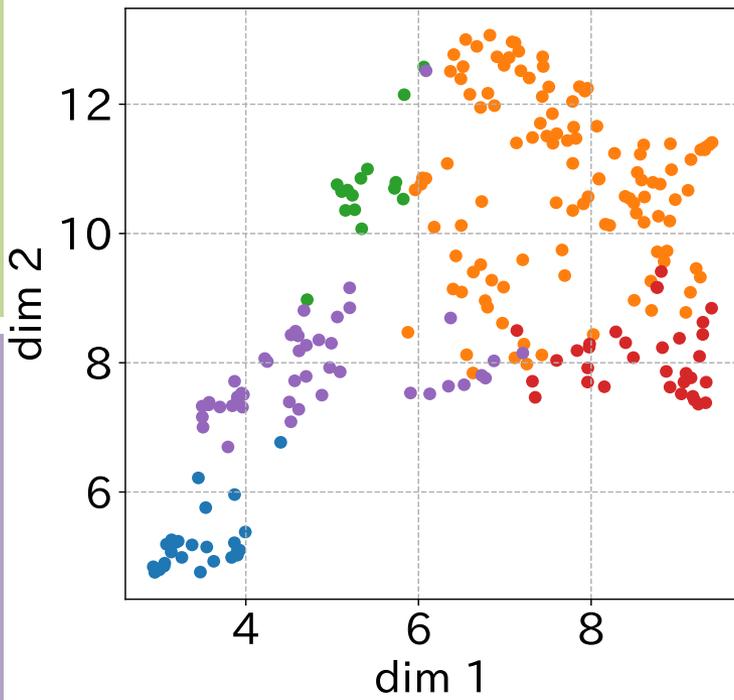
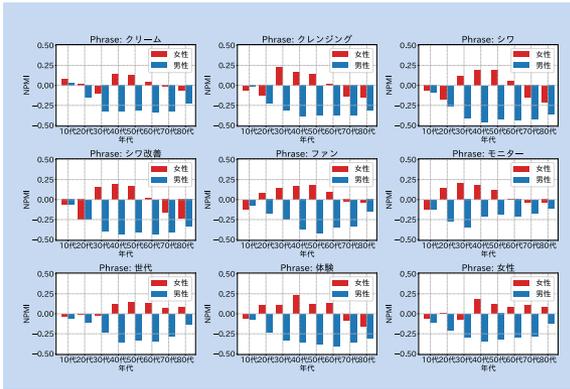
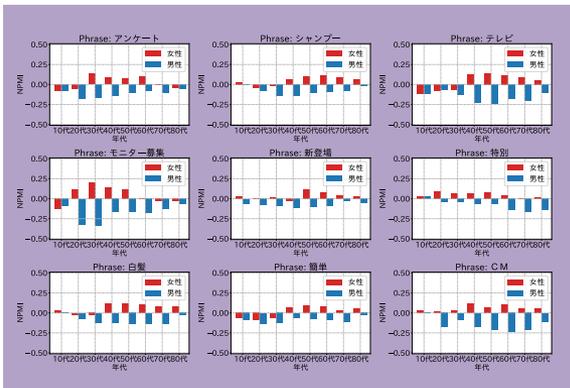
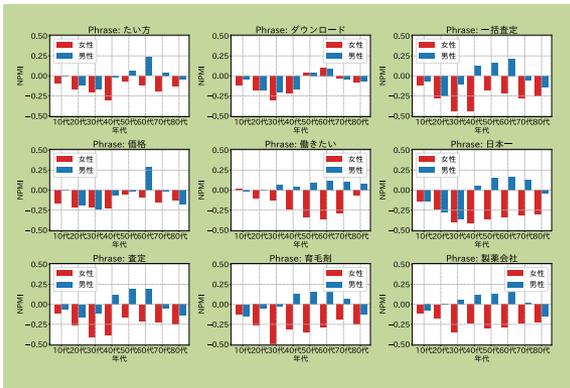
◆ 結果

• 女性に効果的なフレーズ例

- “白髪”: 高齢女性に効果的
- “毛穴”: 若年女性に効果的
 - 年代ごとに異なる女性の美容の悩みを顕著に表している
- どちらも美容カテゴリに属する商品に登場するフレーズ
- 効果的なユーザ層が異なり、より詳細なマーケティング指標として活用可能



結果



- 男性にやや肯定的、女性に否定的
- 男性にやや否定的、女性にやや肯定的
- 男性に否定的、女性にやや肯定的
- 開封への影響は弱い
- 若い世代に肯定的、高齢層に否定的

◆まとめ

• 背景

- ドコモのメッセージS(メール)における開封の予測

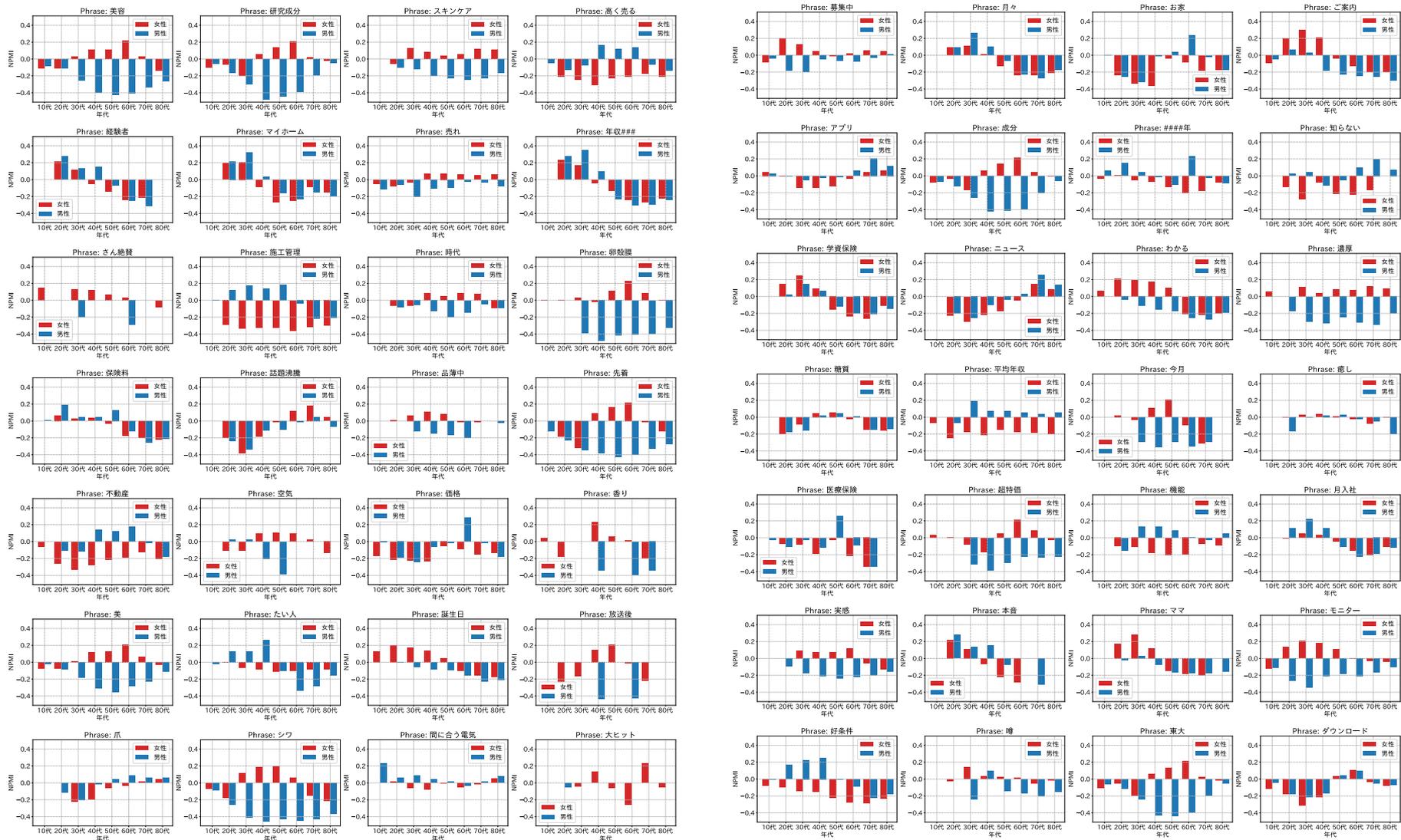
• 手法

- 提案手法1: タイトル文字列からの L_1 回帰モデル
- 提案手法2: NPMIを使ったフレーズと開封の相関の調査

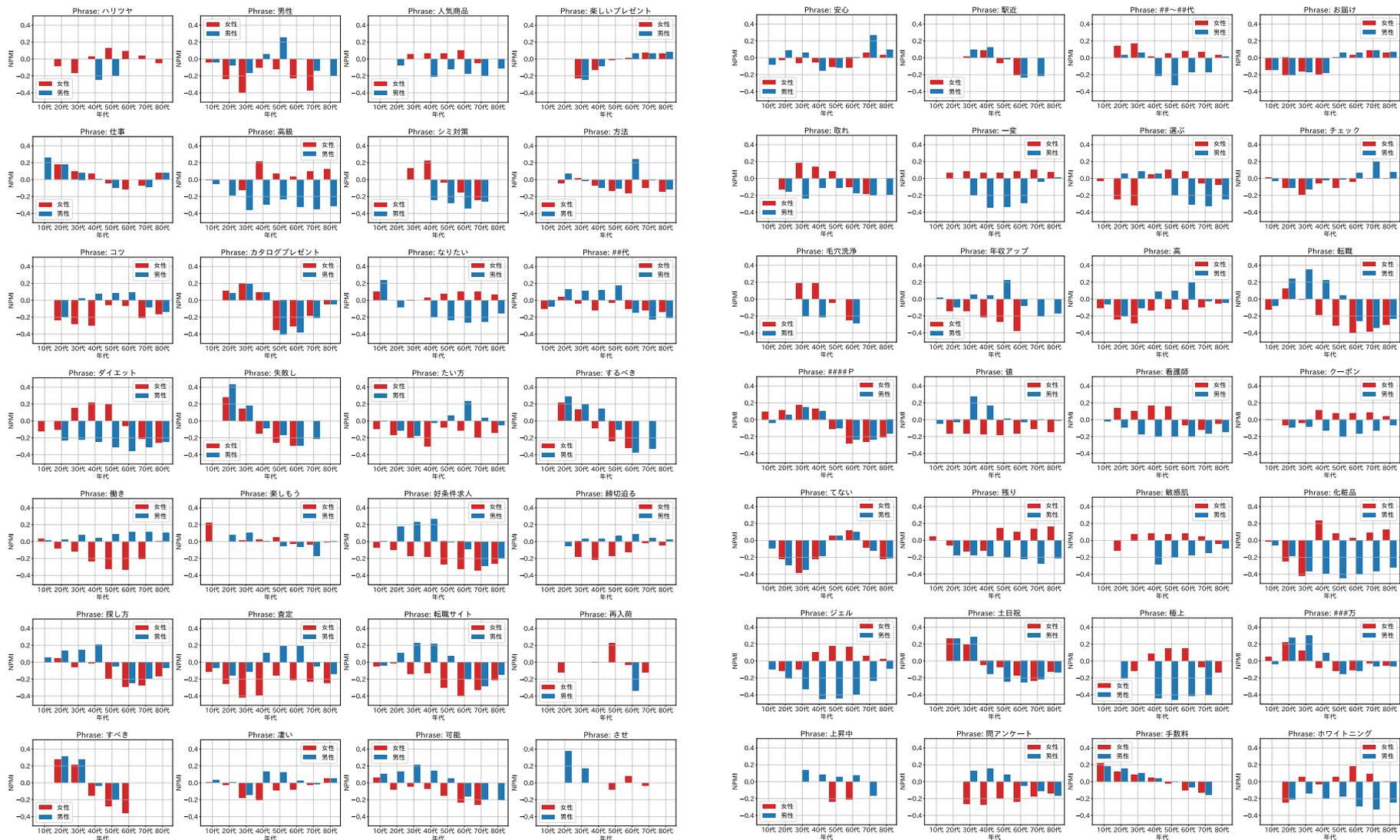
• 結果

- タイトルのスコアリング：
 - 学習データとテストデータでタイトルスコアと実績開封率に有意な正の相関が得られた→スコアを開封率を見積もる指標にできる
- NPMIを使ったフレーズの評価：
 - フレーズと特徴の共起度から直感と無矛盾な知見が得られた
 - 広告カテゴリ以上の粒度でユーザに効果的なフレーズを選定できる

◆ 付録 (1/3)



◆付録 (2/3)



◆ 付録 (3/3)

