

社員食堂の利用ログの活用を目指して - グループ分析とメニュー分類 - Toward Utilization of Use Log of Employee Cafeteria - Group Analysis and Menu Categorization -

山下 達雄*¹ 笹谷 奈翁美*¹ 鍛冶 伸裕*¹ 石下 美保*¹ 沼田 瑞木*¹ 嶋 隆宏*¹ 清水 伸幸*¹
Tatsuo Yamashita Naomi Sasaya Nobuhiro Kaji Miho Ishige Mizuki Numata Takahiro Shima Nobuyuki Shimizu

*¹ ヤフー株式会社
Yahoo Japan Corporation

To improve employee satisfaction and engagement, we analyze dietary patterns in the usage log of Yahoo Japan Corporation employee cafeteria, which includes consumed menu items along with their time stamps. Employee cluster analysis and menu classification are conducted.

1. 序論

昨今、人々の働き方の改善に関して官民で施策がなされ、さまざまな調査も行われている[1]。

社員の働き方の改善に向けた分析対象として、我々はヤフー株式会社(以下ヤフー)の社員食堂の利用ログに着目した。

ヤフーの社員食堂では、社員 ID と飲食したメニューと日時のログが蓄積されている。これらを分析し、「食べたもの」による社員の健康やパフォーマンスへの影響が分かれば、社員食堂のメニュー企画やユーザへのレコメンド等さまざまな応用が可能になり、社員の働き方の質の向上につなげることができる。我々は、その流れの第一段階として、食堂利用ログ自体で完結する分析を行った。

本稿では、まず、対象となる社員食堂のデータの概要、および、集計によって見えてくる傾向について述べる。次に、今回我々が行ったグループ分析とメニュー分類の2つの分析についてそれぞれ説明する。最後に、社員食堂ログと他のデータを結びつけることで広がる活用の可能性について考察する。

2. 分析対象データ

本研究の分析対象であるヤフーの社員食堂とそのログデータについて述べる。

2.1 ヤフーの社員食堂

ヤフーの本社がある東京の紀尾井町オフィスはグループ会社もあわせて7,000名超の従業員が勤務している。そのオフィス内にある社員食堂「BASE11」は2016年10月の本社移転と同時にグランドオープンした(図1)。座席数822席、広さ3,300平米で、朝・昼・夜の3つの時間帯で食事を提供している。

ランチメニューは定食4種類、麺類3種類(ラーメン・うどん・そば)、丼、カレーのほか、量り売り「グラムビュッフェ」など10種類。有名店とのコラボや拠点がある地域の特産品を使ったメニュー等の特別メニューも定期的にある。1日約2,600食が出る。

会計はセルフサービスでフロアに8つあるオートレジで行う(図2)。食器をのせたトレーを置くと食器に貼り付けられたチップの情報が読み取られ合計金額がレジ画面に表示される。利用者は社員証または交通系 IC カードを専用端末にタッチし精算をする。社員証決済したものはイントラの専用ページで履歴が閲覧でき、金額以外にもメニュー名、カロリー、3大栄養素等が表示される。



図 1: BASE11



図 2: オートレジ

連絡先: 山下達雄, ヤフー株式会社,
tayamash@yahoo-corp.jp

2.2 社食ログ

BASE11 では、メニューの会計ごとに下記の要素を含むログが蓄積される。

- 会計日時
- 社員 ID (匿名化されている)
- 会計したオートレジ番号 (1~8)
- メニュー名

ログの例を下記に示す。

会計日時, 社員 ID, レジ番号, メニュー名

2017/02/22 13:08:06, ACC110BF, 1, カツオのたたきの漬け丼

2017/02/22 13:10:52, BF0E7899, 3, かけそば

2017/02/22 13:14:01, BADE7368, 2, 麻婆うどん

本研究での分析対象データは、BASE11 の昼食のみで、期間は 2016 年 9 月 26 日から 2017 年 3 月 15 日である。ログ数は約 40 万件、利用者は約 5000 人である。

簡単な集計により、社食利用の傾向を見ていく。図 3 は曜日ごとの利用者数のグラフである。金曜日が少なめな傾向があるのは、休日の前に在宅勤務を行う社員が多いためと思われる。図 4 は社員ごとの期間中の社食利用日数の分布である。週に 2,3 回利用する利用者が多く、定常的に利用されていることがわかる。

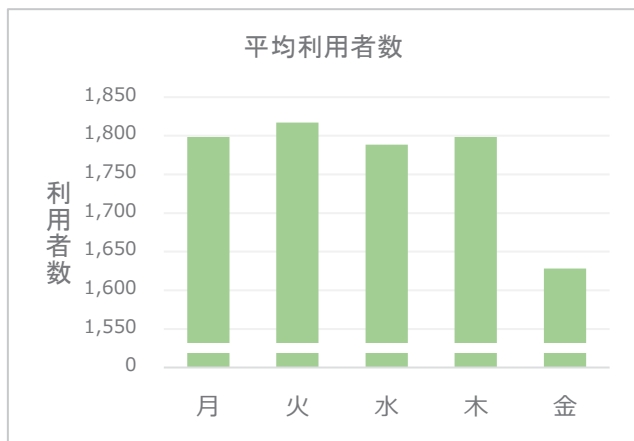


図 3



図 4

3. ログの分析

我々は最初のステップとして、食事ログのみを用いて、グループ分析とメニュー分類の 2 つの分析を行った。グループ分析では、何人のグループで食事をしているかという行動情報を食事ログから推定した。メニュー分類では、食事ログからメニューの分散表現を学習し、メニューのクラスタリングとその可視化を行った。

3.1 グループ分析

会社生活における食事(ランチ)には、一人で食べるか、誰かと食べるか、また、いつも同じ人と食べるか、といったコミュニケーションの側面がある。この切り口で、将来的には食べるものや食事以外の行動の差異の有無を分析したい。そのための前段階として、社食ログを用いて食事グループの分析を行った。

まず、食事行動の概念として「ひとり飯」「一緒飯」を定義する。ひとり飯は、社食でほぼ毎回一人で食事をする事、一緒飯は、社食でほぼ毎回複数人で一緒に食事をする事とする。

現在の BASE11 では複数の社員が一緒に食事をしたかどうかを直接知る方法はない。そこで、代替手段としてオートレジの会計時間を利用した。社食利用者は、グループでの食事を終わると一斉に会計に向かうことがほとんどである。つまり、ある短い時間内に会計を済ました人々と一緒に食事していた可能性が高いと言える。それが一度だけならば、たまたま会計時間が近い別のテーブルの人のこともあるが、頻度が大きければ確実性は増す。この考えをもとにして一緒飯・ひとり飯の判定方法を考えた。

1. 一定時間内(S 秒以内)にレジ会計を済ます集団(全組み合わせ)を検知
2. 1 のうち一定以上頻度(N 回以上)のある集団を一緒飯集団とする
3. その他をひとり飯とする

時間 S を 60、頻度 N を 5 として、利用者 5349 人に対して分析を行った結果、一緒飯該当者数(1 回でも一緒飯をしたことある人)は 2181 人(40.8%)、一人飯該当者数は 3168 人(59.2%)となった。

図 5 に一緒飯ネットワークの一部を示す。ノードは社食利用者を、エッジは一緒飯の関係にあることを表す。また、エッジの太さは一緒飯の頻度(一緒に食べた)回数を、ノードの色は濃いほど多くの人と一緒に飯をしたことを表す。例えば、右下の集団は高頻度で一緒飯をしており、同じチームのメンバーであると推

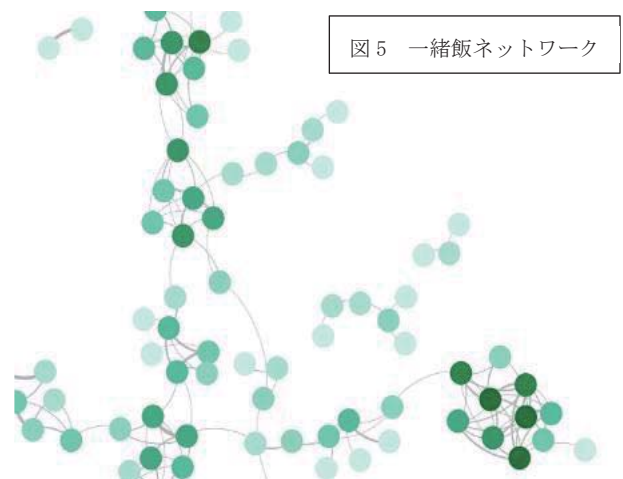


図 5 一緒飯ネットワーク

測される。また、左上の 2 人は一緒飯の頻度が高く、他の利用者とのエッジもないことから、ほぼ常に一緒に昼食をとっていると考えられる。

なお、現段階では、実際に一緒飯をしたかどうかの検証は行っていない。今後、アンケートなどでの評価する予定である。

3.2 メニュー分類

どのユーザ(利用者)がどのメニューを注文したかというログデータからメニューの分散表現を学習し、メニューのクラスタリングおよび可視化を行い、その有効性の検証を行った。

社食ログデータにおけるユーザのメニュー注文ログを、ユーザとメニューの共起データであるとみなし(あるユーザがあるメニューを注文したときそれらのユーザとメニューが 1 回共起したと考える)、skip-gram model with negative sampling [2] を用いてメニューの分散表現を求めた。学習処理には我々の独自実装のライブラリを用いた[3]。分散表現の次元数は 100 次元とした。その結果得られたメニュー分散表現に k-means を適用してクラスタリングを行い、t-SNE [4] による結果の可視化を行った。

図 6 に可視化の結果を示す。麺類、小鉢、デザートなど、直感的に妥当なメニューのクラスターが得られていることが確認できる。この結果より、今後のログ分析調査において、例えば類似したメニューを自動的に集約したのちに種々の統計情報を算出するなど、メニューの分散表現の活用の可能性を確認できた。

4. 社食ログ分析の今後

本稿では社員食堂ログのみを使った分析として、グループ分析とメニュー分類を行った。グループ分析では食後の会計時間を用いて一緒に食事をする「一緒飯」を抽出し、メニュー分類では利用者とメニューの共起を元にメニューの分散表現を求めクラスタリングを行い、今後の分析においての利用可能性を確認した。

今後は、他のデータと結びつけることにより活用範囲を広げていく予定である。例えば、社員の健康診断データやパフォーマンスなどと食べたものの関係を調べることで、働く環境の快適化をサポートできる。また、飲食パターンによるクラスタリング(ラーメンクラスター、ローカーボクラスターなど)や状況や属性に応じた食事のレコメンデーションなどの応用も考えられる。

参考文献

- [1] 働き方改革の実現, 首相官邸ホームページ <https://www.kantei.go.jp/jp/headline/ichiokusoukatsuyaku/hatarakikata.html>
- [2] Tomas Mikolov, Ilya Sutskever, Kai Chen, Greg Corrado, and Jeffrey Dean. Distributed representations of words and phrases and their compositionality. In Proceedings of the 26th International Conference on Neural Information Processing Systems - Volume 2 (NIPS'13), 2013.
- [3] Nobuhiro Kaji, Hayato Kobayashi. Incremental Skip-gram Model with Negative Sampling. In Proceedings of EMNLP. 2017.
- [4] Laurens van der Maaten, Geoffrey Hinton. Visualizing High-Dimensional Data Using t-SNE. Journal of Machine Learning Research 9(Nov):2579-2605, 2008.

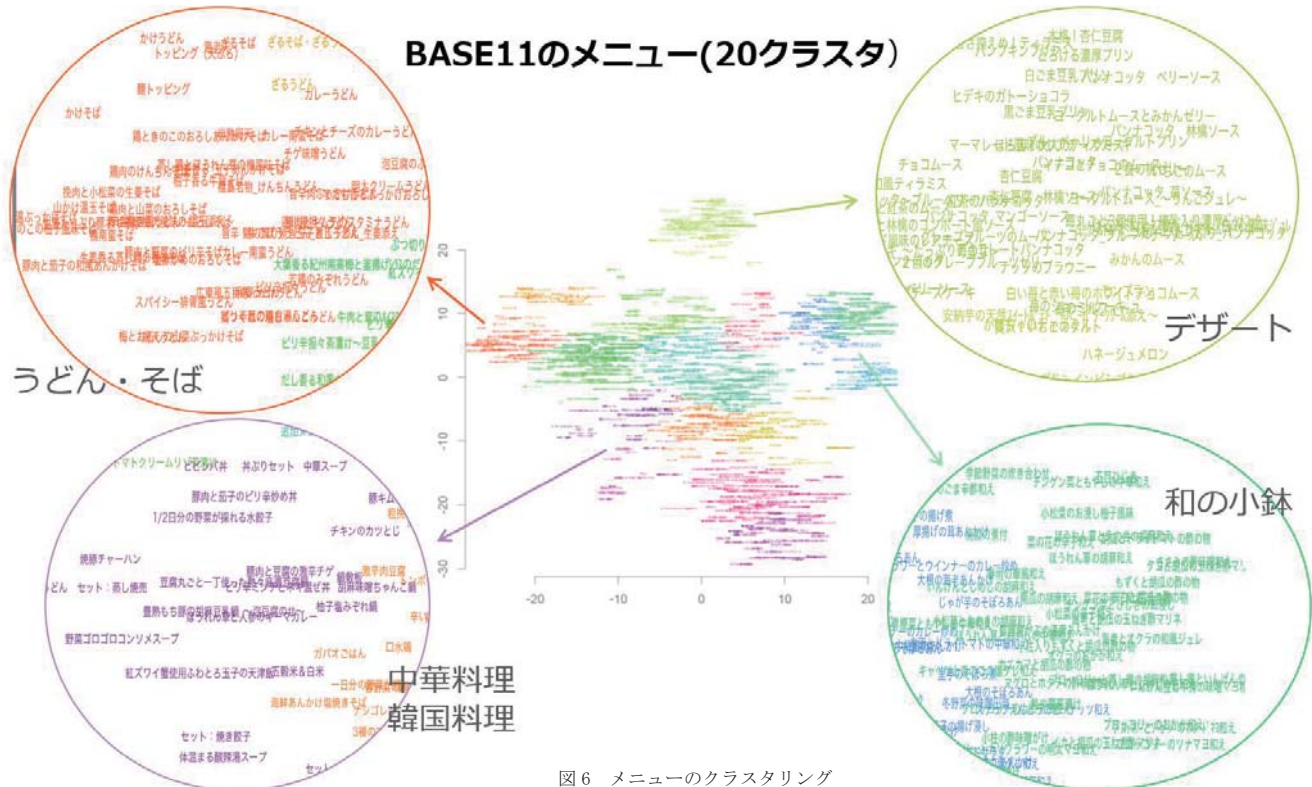


図6 メニューのクラスタリング