

飲食店データを用いた 注文時間を考慮した追加オーダー推薦手法の提案

堀部 真^{1,a)} 武藤 敦子^{1,b)} 森山 甲一^{1,c)} 犬塚 信博^{1,d)}

概要: 近年、商品の推薦システムについて様々な研究が行われている。本研究では、特に飲食店での推薦を考え、飲食特有の追加オーダーという点に注目して、注文時間に沿った商品を推薦することを目的とする。そこで本稿では、従来の推薦手法の一つである協調フィルタリングに、時間的特徴を追加した商品推薦手法を提案する。協力企業からの注文データを用いた実験において、その有用性を示す。

キーワード: 推薦システム, 協調フィルタリング, 飲食店データ, 追加オーダー

A Method for Recommending Additional Orders Considering Order Time Using Restaurant Data

1. はじめに

新型コロナウイルスの感染拡大により、居酒屋やファミリーレストランなどの飲食店では、近距離で行う接客での感染を防ぐためタブレット端末などによる非対人の注文方法をとる店舗が増えてきている。また、近年、店舗やサービスの利便性もしくは店舗の売り上げ向上を目的とした、顧客が興味を持つ商品を推薦する商品情報推薦手法について広く研究されている [1][2]。そこで、本研究ではこのようなタブレット端末や店員のハンディ端末などの電子機器を利用した商品情報推薦手法を考える。

協調フィルタリングによる商品情報推薦手法は、顧客が購入した商品に関連のある商品を推定する手法としてよく知られている [1][3]。協調フィルタリングは、アイテムベース協調フィルタリングとユーザベース協調フィルタリングに大別され、いずれの手法も過去の購買履歴から、ユーザ間またはアイテム間の関連度を計算して推薦を行なっている。協調フィルタリングを用いた推薦システムとして、ソフトウェア機能を対象としたもの [4][5][6][7] や、店舗で購

入する食品を対象としたもの [8][9] など様々な研究があるが、飲食店における追加オーダーを対象としたものは著者の知る限り見当たらない。

飲食店における注文データに協調フィルタリングをそのまま用いて推薦を行う場合、追加オーダー時に適切な推薦ができないという問題点がある。例えば、ある顧客が食後に追加オーダーをする際、従来の協調フィルタリングシステムでは、食後にも関わらずメイン料理が推薦されてしまう場合がある。協調フィルタリングに時間的変化を考慮した研究としては、ユーザの好みの変化を考慮したものの [10][11] や、購買間隔を考慮したものの [8][9] などがあるが、飲食店データへそのまま利用することはできない。

そこで本研究では、飲食店特有の「追加オーダー」という点に着目し、協調フィルタリングの手法に基づく食前と食後の注文時間を考慮した商品推薦手法の提案をし、実験によりその効果を確認する。具体的には、食後の商品推薦を行う際に参照する過去のデータの内、追加オーダーされた時間によって商品の重みを変化させる。これにより、特定の時間に追加されやすい商品とその時間帯により強く推薦することを目指す。

2. 注文時間の傾向の調査

事前実験として、本研究での実験で利用するデータを使って主要なメニューに関して注文時間の傾向を調べる。

¹ 名古屋工業大学 〒466-8555 愛知県名古屋市中昭和区御器所町
Nagoya Institute of Technology Gokiso-cho, Showa-ku,
Nagoya, Aichi, 466-8555 Japan

a) clp14124@nitech.jp

b) atsuko@nitech.ac.jp

c) moriyama.koichi@nitech.ac.jp

d) inuzuka@nitech.ac.jp

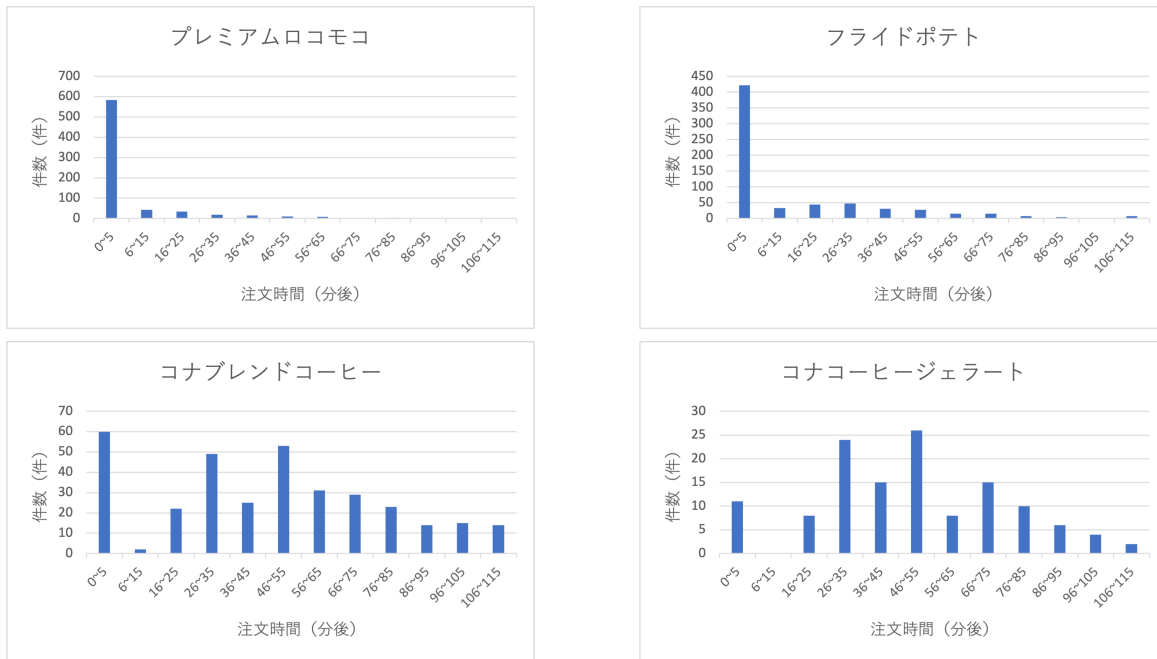


図 1 主要メニューの注文時間の傾向

2.1 対象データ

本研究では、株式会社ゼットン提供による、ハワイアンレストラン「アロハテーブル」の注文データを用いる。日本全国のアロハテーブル全 18 店舗の 2021 年 7 月以降の約 3 ヶ月分のデータを対象として実験を行う。

2.2 商品別の注文時間の傾向

追加オーダーがあった注文データ約 4,100 件の中で、メインメニュー、サイドメニュー、ドリンクメニュー、デザートメニュー毎にオーダー数が多いメニューについて、注文時間の傾向を調査した。結果を図 1 に示す。図 1 から分かるように、メインメニューやサイドメニューは殆どが初回にオーダーされているが、ドリンクメニューは初回に加えて追加オーダーも多く、デザートに関しては追加オーダーとして注文されることが多いことがわかる。よって商品推薦する際に注文時間を考慮することは重要であると言える。

3. 提案手法

実験データの商品の重みを注文時間によって変えることによって、ある特定の注文時間に頼まれやすい商品をより強く推薦する手法を提案する。

3.1 提案手法の流れ

提案手法での推薦アイテム決定までの流れを図 2 に示す。まず、入力行列（ユーザ毎の各アイテムに対する評価値である vote 値および注文時刻の差 t が格納された行列）から、対象ユーザ u_t と類似しているユーザ u' を k 名算出する。次にこの入力行列から類似ユーザ k 名を取り出したものに、次節で説明するユーザの購買履歴から算出する重

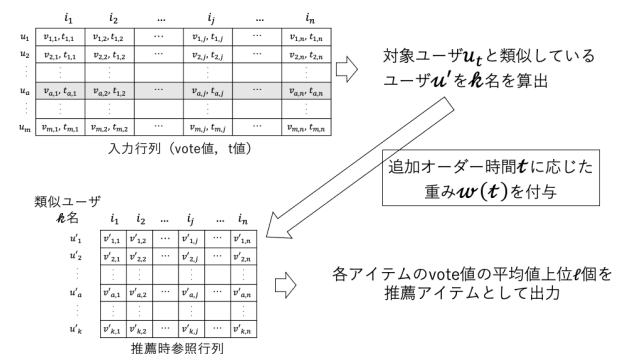


図 2 提案手法の流れ

み $w(t)$ をかけ、推薦時参照行列を作成する。最後に、類似ユーザ k 名の重み付けされた各アイテムの vote 値の平均値を求め、対象ユーザ未購入アイテムの中で、上位 l 個のアイテムを推薦するアイテムとして決定する。推薦するアイテムが l 個に満たなかった場合は、全てを推薦アイテムとして扱う。

3.2 重みの設定方法

ある商品について、 t は最初に頼んだ時刻と追加オーダーを頼んだ時刻の差であり、 h は追加オーダー時の何分前後を考慮するかのパラメータである。これにより、 p 分後の推薦に前後 h 分付近に頼まれるアイテムが優先される。式 (1) に、 p 分後の追加オーダーを考える時の各商品の vote 値への重み $w(t)$ を示す。また、重みの変化を表したグラフを図 3 に示す。

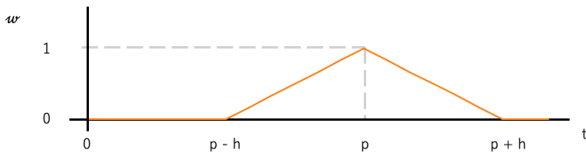


図3 提案手法：重みのグラフ

$$w(t) = \begin{cases} 0 & (t < p - h) \\ \frac{1}{h}(t - p) + 1 & (p - h \leq t \leq p) \\ -\frac{1}{h}(t - p) + 1 & (p \leq t \leq p + h) \\ 0 & (p + h < t) \end{cases} \quad (1)$$

4. 実験

実際の飲食店注文データを用いて、従来手法と提案手法の比較を行った実験（実験1）と、提案手法とは異なる重みの付与方法による比較手法との比較を行った実験（実験2）について説明する。

4.1 実験に用いたデータについて

推薦する際に参照する実験データは、2.1節のデータのうち追加オーダーがあった注文データ約7,100件を用いる。また本実験では、特に追加オーダーされる傾向が多かった30分後と60分後の追加オーダーでの商品推薦を考える。そのため、評価データをその前後10分間に追加オーダーがあったもの限定し、20~40分内に追加オーダーがあったデータ約1,500件、50~70分内に追加オーダーがあったデータ約750件をそれぞれの評価データとした。

4.2 実験方法

実験では類似ユーザを指定する際にコサイン類似度を用いる。また、何分後を考慮するかのパラメータは $h = 30$ とし、選出類似ユーザは $k = 10$ 、推薦アイテム数は $l = 10$ とした。

4.3 評価方法

本研究では提案手法の評価を再現率（Recall）、適合率（Precision）によって行う。再現率は、実際に顧客が頼まれた商品数のうち推薦された商品数の割合であり、推薦された商品の中で頼まれた商品数を T_p 、実際には頼まれたが推薦されなかった商品数を N_p として式(2)のように表される。

$$Recall = \frac{T_p}{T_p + N_p} \quad (2)$$

適合率は、推薦した商品数のうち実際に頼まれる商品数の割合であり、推薦された商品の中で頼まれた商品数を T_p 、頼まれなかった商品数を F_p として式(3)のように表される。

表1 再現率と適合率の比較

		再現率	適合率
20~40分内	従来手法	37.63%	6.21%
	提案手法	48.64%	11.48%
50~70分内	従来手法	31.60%	7.33%
	提案手法	41.31%	24.82%

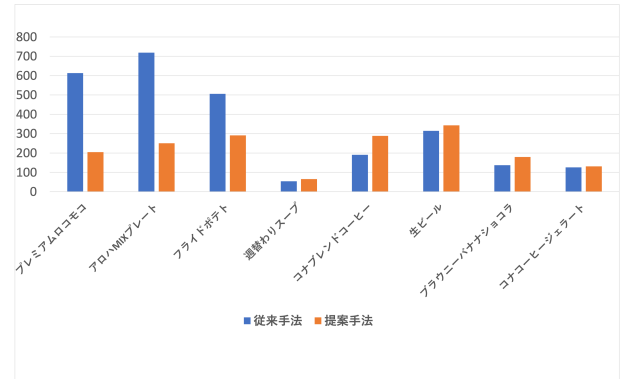


図4 30分後の商品推薦数

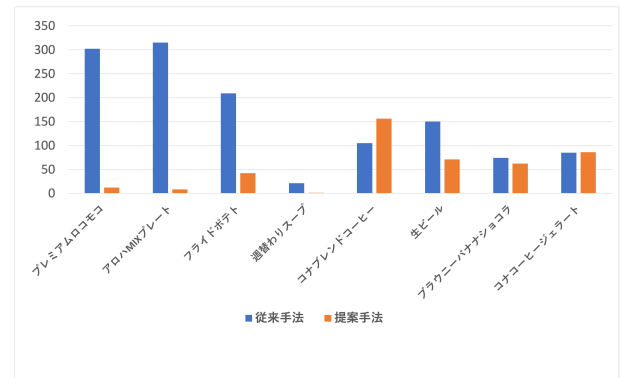


図5 60分後の商品推薦数

$$Precision = \frac{T_p}{T_p + F_p} \quad (3)$$

4.4 実験1

従来手法と提案手法で、再現率、適合率を求めてその比較を行った。提案手法では、30分後の推薦 ($t=30$) と60分後の推薦 ($t=60$) の2パターンを行った。

20~40分内（約1,500件）、50~70分内（約750件）のそれぞれに対して従来手法、提案手法を使って商品推薦を行い、再現率、適合率で評価した。

4.4.1 結果

商品推薦の比較結果を表1に示す。また、メインメニュー、サイドメニュー、ドリンクメニュー、デザートメニュー毎にオーダー数の多いメニューについて、従来手法、提案手法での商品推薦数を図4（30分後）、図5（60分後）に示す。

4.4.2 考察

表1より、提案手法では、20-40分内の評価データに対する30分後の推薦、50-70分内の評価データに対する60

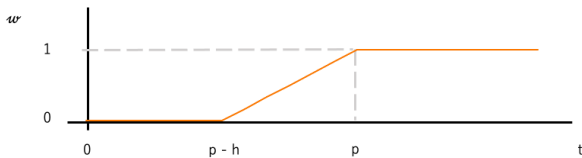


図 6 比較手法

表 2 再現率と適合率の比較

		再現率	適合率
20~40 分内	提案手法	48.64%	11.48%
	比較手法	48.89%	10.88%
50~70 分内	提案手法	41.31%	24.82%
	比較手法	41.29%	23.77%

分後の推薦の再現率，適合率は，従来手法と比べて高い値となった。

また，図 4，図 5 より，従来手法では 30 分後，60 分後の商品推薦において，プレミアムロコモコやアロハ MIX プレートといったメインメニューを多く推薦しているが，提案手法ではそれが激減し，ドリンクメニューやデザートメニューの推薦数が増えていることがわかる。一方で，図 5 において，60 分後のデザートメニューの推薦数に関して，提案手法の方が若干数増えているものの，従来手法と提案手法にあまり差がないことが挙げられる。原因として，図 1 からわかるようにデザートが頼まれる件数がメインやサイドなどに比べてかなり少ない事による実験データおよび評価データの不足が考えられる。

4.5 実験 2

比較手法として，式 (4) のように， p 分後の追加オーダーを考える時， p 分後以降の重みを全て高くする重みの設定方法を用いる。またこの手法について重みの変化を表したグラフを図 6 に示す。

データや実験方法，評価方法は実験 1 と同様のものを用いる。

$$w(t) = \begin{cases} 0 & (t < p - h) \\ \frac{1}{h}(t - p) + 1 & (p - h \leq t \leq p) \\ 1 & (p \leq t) \end{cases} \quad (4)$$

4.5.1 結果

商品推薦の比較結果を表 2 に示す。また，それぞれの結果について，実験 1 と同様にそれぞれの商品推薦数を比較した結果を図 7 (30 分後)，図 8 (60 分後) に示す。

4.5.2 考察

表 2 より，再現率，適合率に関して提案手法と比較手法では大きな差は見られなかった。

一方で，図 7，図 8 より，コナブレンドコーヒーやコナコーヒーゼラートについて，提案手法より比較手法の方

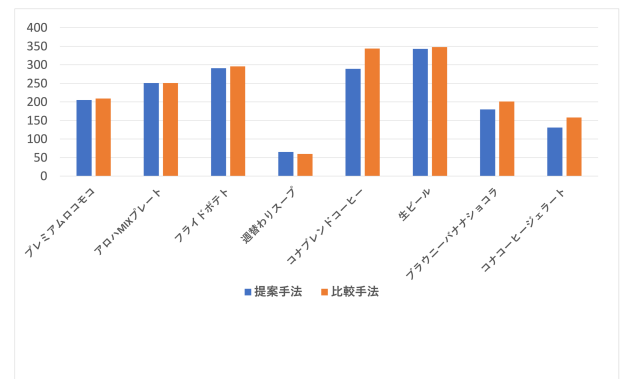


図 7 30 分後の商品推薦数

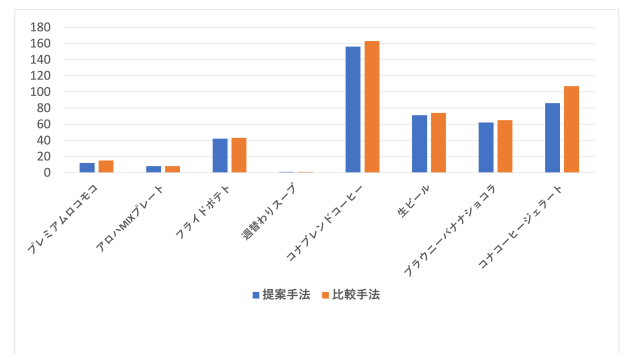


図 8 60 分後の商品推薦数

が推薦数が多いことがわかる。これは事前実験 (図 1) より，コーヒーやゼラートなどは初回の注文から時間が経ってもよく頼まれる傾向があることがわかっており，その傾向が比較手法では強く現れたのではないかと考えられる。

この結果より， t 分後の 1 回のみのおすすめを行う場合は， t 分後以降の全ての商品を考えている比較手法の方が適切な推薦ができるのではないかと推測する。

以上より， t 分後のみのおすすめか，それ以降も何度か推薦をするかの状況に応じて重みの付与方法を変化させていく必要があると考えられる。

5. おわりに

本論文では，飲食店特有の「追加オーダー」という点に着目し，従来の協調フィルタリングをベースに注文時間を考慮した重みを導入することで，注文時間に沿った商品推薦を行う手法を提案し，その効果を検証した。

実験より，推薦する際に用いる実験データの中で追加オーダーがあった時間帯付近に頼まれていた商品，またはその時間帯以降に頼まれていた商品の重みを高くすることで，再現率，適合率において従来手法と比べて精度が高くなっており，本研究の目的である注文時間に沿った商品の推薦が実現できた。

しかしその反面，推薦される商品の割合において，デザートなどの推薦数が従来手法とあまり変わらないという

問題点も見えてきた。これは扱うデータの偏りやデータの不足が原因なのではないかと考える。また、実験2より、推薦する状況に応じて重みの付与方法を変化させていく必要があると考えられる。

今後の課題として、より多くのデータで実験を行い、推薦する状況やパラメータを考慮してより精度の高い商品推薦を行えるように提案手法を改善していくことが挙げられる。

謝辞 本研究で用いたデータの提供元である株式会社ゼットンに感謝する。

参考文献

- [1] 神島敏弘：推薦システムのアルゴリズム (1)～(3), 人工知能学会誌, 22(6), pp.826-837, 2007, 23(1), pp.89-103, 2008, 23(2), pp.248-263 (2008) .
- [2] 市川裕介：協調フィルタリングを用いたレコメンドサービスの導入事例と課題, 情報処理, 48, pp.972-978 (2007) .
- [3] 森田昌弘, 速水治夫：情報フィルタリングシステム, 情報処理, Vol.37, No.8, pp.751-758 (1996) .
- [4] 大杉直樹, 門田暁人, 森崎修司, 松本健一：協調フィルタリングに基づくソフトウェア機能推薦システム, 情報処理学会論文誌, Vol.45, No.1, pp.267-278 (2004).
- [5] Balabanovic,M. and Shoham,Y : Fab:Content-based Collaborative Recommendation, Comm.ACM, Vol.40, No.3, pp.66-72 (1997).
- [6] Balabanovic, M : An Adaptive Web Page Recommendation Service, Proc, 1st International Conference on Autonomous Agents (Agents' 97), pp.378-385 (1997).
- [7] Pletschner,A. and Gauch,S : OntologyBased Personalized Search, Proc.11th IEEE Intl. Conf. on Tools with Artificial Intelligence, pp.391-398 (1999).
- [8] 田端佑介, 堤田恭太, 生田目崇：協調フィルタリングと商品の購買間隔を考慮した補正手法による商品推薦システムの提案, オペレーションズリサーチ, Vol.2, pp.97-106 (2016).
- [9] J.L.Herlocker, J.A.Konstan, L.G.Terveen and J.T.Riedl: Evaluating collaborative filtering recommender systems, ACM Transactions on Information Systems, 22, pp.5-53 (2004).
- [10] 犬塚健太, 高木友博：好みの時間的変化を考慮した推薦に関する研究, The 30th Annual Conference of the Japanese Society for Artificial Intelligence (2016).
- [11] 奥健太, 中島伸介, 宮崎純, 植村俊亮, 加藤博一：ユーザの時系列コンテキストを考慮した情報推薦方式の提案, 情報処理学会研究報告, 2008-DBS-146(21), pp.121-126 (2008).