

対話から取得したコンテキスト情報に基づく商品推薦技術

小西 哲平¹ 佐野 博之¹ 太田 賢¹ 池田 大造¹ 片桐 雅二¹

概要：本研究では実店舗での日常購買品を対象として、消費者の属性情報と購買履歴に加えて、対話によって取得した消費者のコンテキストを合わせた購買行動モデルを提案し、購買予測性能を評価する。消費者の購買意思決定に関わると考えられる“移動手段”，“休日平日”，“所持金”，“体調”，“体感温度”，“購買場所”を対話に基づき取得し、購買行動モデルに組み込む。評価用アプリケーションを作成し、モニタ調査で取得したデータを用いて購買予測性能を評価したところ、コンテキストを用いなかった場合に比べコンテキストを用いた場合は、適合率が5.4%、再現率が24.7%上昇した。以上のことから、対話によって取得したコンテキストを用いることで購買予測性能が向上することを示し、商品推薦に本購買行動モデルが有効であることを確認した。

Item Recommendation with User Contexts Obtained through Chat Bot

TEPPEI KONISHI¹ HIROYUKI SANNO¹ KEN OHTA¹ DAIZO IKEDA¹ MASAJI KATAGIRI¹

1. はじめに

E-コマース（以下、ECと記す）の市場規模は年々増加しており、2015年度では13.8兆円（前年比7.6%増）まで拡大している[1]。ECの拡大に伴い、これまではあまりECで扱われてこなかった日用消費財や生鮮食品を扱うネットスーパーも約1000億円規模にまで成長すると予想される[2]。ECにおいては、売上向上のためにユーザの購買履歴やクリック履歴に基づいた商品推薦が活用されている。購買履歴を元に、あるユーザと似た履歴をしているユーザの購買商品を推薦するユーザベースの推薦や、あるユーザが買った商品の類似商品を推薦するアイテムベースの推薦が可能である[3]。一方、近年では実店舗での買い物においても、ID-POS（Point Of Sales system）データによって、あるユーザの購買商品情報を取得することで、ECと同様に商品推薦が行われている。例えば、レジ・クーポン^{*1}は、ユーザがレジで精算すると、その購買情報から導いた推薦商品のクーポンが発行される。

このように過去の購買履歴に基いた商品推薦はEC・実店舗を問わず行われているが、商品推薦精度を向上させるためには、購買履歴だけでなく商品購買時の曜日・時間・

気温・移動手段などのユーザが置かれている状況や体調・気分・所持金などのユーザ自身の状態も鑑みる必要がある。状況が購買行動に影響する例としては、いつもはアイスクリームを買わないユーザであっても、特別暑い日にはアイスクリームを購入することが挙げられる。また、状態が購買行動に影響する例としては、いつもは夜食として唐揚げを買うユーザであっても体調が悪い時には胃に優しいうどんを購入することが挙げられる。これらの例が示すように、ユーザは状況や状態によっていつもとは異なる行動をとることがある。購買履歴情報のみの商品推薦は、このようなユーザの状況や状態情報（以下、コンテキスト）が欠落しており、誤推薦の原因となり得る。

本研究では、商品推薦の性能向上を目的に、対話によって得られるコンテキスト情報に基づき、あるユーザが購買する可能性の高い商品を予測し、商品推薦を行う手法を提案する。提案手法の有効性を確認するために、モニタ調査を通じてユーザから取得したコンテキストに基づき購買行動モデルを構築し、本モデルの購買予測性能を評価することによって商品推薦への適用可能性を検討した。

2. 関連研究

ユーザのコンテキストを情報推薦に活用した研究が存在する。Haririら[4]は、音楽再生サービスでユーザが聞いて

¹ (株)NTTドコモ 先進技術研究所

^{*1} <http://www.catmktg.co.jp/media-products/ragicoupon/>

ている楽曲のプレイリストをもとに、ユーザのコンテキストを推定し、そのコンテキストに基づいて新しい楽曲を推薦する手法を提案した。あるサービス内でのコンテキストだけでなく、実世界でのコンテキストを用いた研究として、松本ら [5] は GPS の位置情報と携帯端末利用履歴を用いてユーザのコンテキストに合ったアプリを推薦する仕組みを提案している。また、スーパーマーケット内のような比較的空間解像度が高い位置情報に基づいて、商品情報を提示する Shopping Assistant[6] も存在する。また、位置情報だけではなく、月、曜日、時刻、天気、気象、休日、予算、余裕時間、同伴者といったユーザの環境、金銭事情、時間のゆとりなど複数のコンテキストに基づき飲食店の推薦を行うシステムも提案されている [7]。これらの研究は対象サービス内で行動履歴情報や GPS から得られた位置情報のような、ユーザの行動をシステムがセンシングすることで取得できた情報のみに基づき情報推薦を行っている。

これらのコンテキストを用いた情報推薦システムに関する既存研究では、どのコンテキストがユーザの意思決定に影響したかを考慮していない。ユーザの行動はユーザを取り巻く様々なコンテキストから影響を受けるため、ある行動に対してどのコンテキストが影響を与えたかを推測することは困難である。例えば、“金曜日”の“晴れの日”に“職場”に居て“体調が良い”場合に“コーヒー”を買った時、どのコンテキストが影響して“コーヒー”を買ったかは不明である。ユーザの行動に対して影響を与えたコンテキストは、ユーザ自身が最も把握していると考えられる。

このようなユーザに関する情報を、システムがユーザへ質問することで取得する取り組みが存在する。伊藤らの研究では、WEB 上の質問文から学習を行い、能動的にユーザに質問することで知識の獲得・提供を行なっている [8]。また、平野らはパーソナライズ可能な対話システムのために、ユーザ発話からユーザ自身に関する情報を構造化された形で抽出する手法を提案した [9]。これらの対話による情報収集の既存研究では、質問の生成と情報収集に着眼しており、得た知識を商品推薦に活用するという観点では評価されていない。

ユーザへの質問を通して取得した情報を購買行動予測に活用する研究として、石垣ら [10] は、ライフスタイルに関するアンケートデータと ID-POS データの関係性をモデル化し行動予測に活用している。具体的には、“こだわり消費派”や“家庭生活充実派”などのライフスタイルカテゴリデータと“月上下旬”、“季節”、“午前/午後”、“平日休日”などの状況に関するデータ、ID-POS データを利用してモデル化を行なっている。アンケートによって取得したライフスタイルカテゴリはユーザの趣味嗜好を把握できるため行動予測性能の向上に寄与する。しかし、アンケートはユーザに対して一度しか行っておらず、コンテキストのような動的に変わる情報を随時質問によって収集しているわ

けではない。

3. ユーザとの対話から取得したコンテキストに基づく購買予測手法

本研究で提案する購買行動モデルについて説明する。

3.1 ユーザとの対話によるユーザ状況の把握

スマートフォン内蔵センサを用いてユーザの位置情報や移動手段、同伴者などのコンテキストの推定が可能となりつつある [11][12]。センサを用いることにより比較的長時間解像度を低くデータ収集できるため、そのデータから推定できるコンテキストの量も多くなる。しかし、センサ値に何らかの変換処理を施した推測結果となるため、得られたコンテキストが誤っている可能性がある。誤ったコンテキストはノイズの要因となり得るため、誤って推定したコンテキストに基づき構築した購買行動モデルは期待通りの性能を発揮しないことが懸念される。

一方、対話によるコンテキスト取得は、推定を行わずにユーザから直接情報を収集しているためデータの信頼度が高いと考えられる。しかし、システムからの質問に対してユーザが毎回手作業で回答する必要があり、ユーザの作業負荷が大きくなることから、得られるコンテキストの量が少なくなる可能性がある。

本研究が対象とする購買行動は頻繁に行われるものではないため、少量でもノイズの影響を受けやすいと考えられる。そこで本研究ではユーザが毎回手作業で入力する手間よりもデータの信頼性を重要視し、ユーザが毎回手作業で入力する手間は発生するものの、ユーザとの対話によるコンテキスト収集を選択した。

3.2 購買行動のモデル化

本研究では、購買行動に影響を与える要因として“属性”と“コンテキスト”を取り上げ、“属性”と“コンテキスト”、“行動”の3要素から構成される購買行動モデルを提案する。ここで、属性は性別、年代、居住地、趣味嗜好などある一定期間変化のない情報のことを表し、コンテキストは、移動手段、体調、同伴者など時々刻々と変化するユーザを取り巻く状況や状態のことを表す。行動は、ユーザが起こした行動を表し、本研究においては購買行動を対象としているため、“パンを買った”や“牛乳を買った”のような行動になる。この“属性”と“コンテキスト”、“行動”の関係を図1に示す。S, K, M はそれぞれ属性、コンテキスト、行動の種類数を表す。ある要素が別の要素に影響している場合、線で結合している。属性は全ての行動を決める根幹となると考え、全ての属性 S が全ての行動 M に対して影響すると仮定した。また、コンテキストは、全てのコンテキスト K のうち、意思決定に影響を与えたとユーザ自身が考えたコンテキストだけをモデルに組み込む。例えば、行

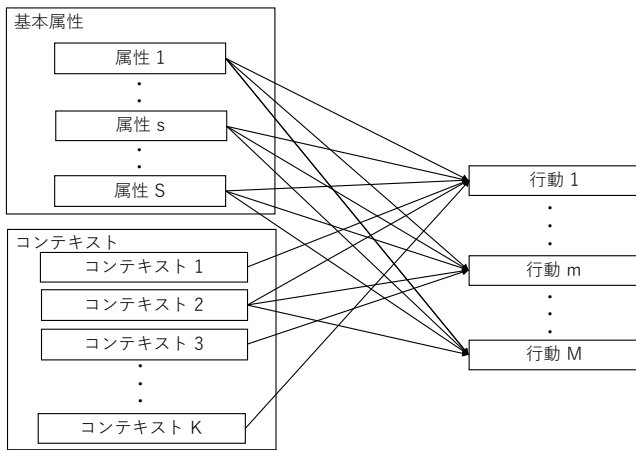


図 1 購買行動モデルの概念図

動 1 はコンテキスト 1, 2, K から影響を受けており、行動 2 はコンテキスト 2, 3 から影響を受けていることを表す。

図 1 に示した購買行動モデルを生成するために教師あり学習を用いる。購買行動モデルは商品毎に生成する。目的変数は各商品の購買有無であり、2 値クラス分類問題として購買予測する。説明変数はユーザ属性と商品購買時のコンテキストを質的変数としたものである。例えば属性の場合、性別を表す説明変数には、“男”、“女”が入り、年代を表す説明変数には、10 歳区切りでの年齢が入る。コンテキストの場合、移動手段を表す説明変数には、“車”、“公共交通機関”、“自転車”、“徒歩”、“その他”を表す質的変数が入り、買い物場所を表す説明変数には、“スーパー”、“コンビニ”、“ドラッグストア”、“ネットスーパー”、“その他”を表す質的変数が入る。具体的な教師あり学習手法については 4.2 節で説明する。

4. モニタ調査を通じた評価実験

3 章で提案した手法によって購買予測性能が向上することを確認するために、モニタ調査を通じて一般の被験者からデータ収集を行い、コンテキストに基づいた購買予測の性能評価実験を実施した。その結果、コンテキストを用いた方が、コンテキストを用いない場合に比べて購買予測性能が向上することが確認できた。本章では、実施したモニタ調査の概要と、モニタ調査を通じて得られたデータを用いた評価実験について述べる。

4.1 モニタ調査

4.1.1 調査概要

本モニタ調査の目的は、被験者（以下、調査員）から購買商品とその購買理由（購買意思決定の決め手となったコンテキスト）を取得すること、および調査員の日々のコンテキストを取得することである。調査期間は 2016 年 6 月 11 日～7 月 31 日であり、調査員は 682 人とした。

上記データを収集するための専用のスマートフォン用ア

プリケーションを作成し、本モニタ調査の協力に同意した調査員に対して配布しデータの収集を実施した。本アプリケーションはサーバと連携して動作する仕組みとなっている。サーバはコンテキストを聞く質問と購買理由を聞く質問を生成し、あるタイミングでスマートフォンへ配信する。調査員は購買商品や、システムから配信された質問への回答を入力する。入力結果はスマートフォンからサーバへと送信され、サーバ側でデータベースに格納される。

本モニタ調査参加者に対して依頼した購買行動記録の 1 日の流れを以下に記す。ただし、*S* はシステムによるアクションを、*I* は調査員のアクションを表す。なお、(1) と (2) は 1 日に 1 回のみ発生するアクションであり、1 日のうちに調査員が複数買い物をした際は、(3)～(5)を繰り返し実行することを想定している。

- (1) *S* : 現在のコンテキストを聞く質問を配信 (図 2 左)
- (2) *S* : 現在のコンテキストを聞く質問に対して回答 (図 2 左)
- (3) *I* : 購買した場合、購買データ品を入力 (図 2 中央)
- (4) *S* : 調査員により入力された各購買商品に対して購買品理由を質問 (図 2 右)
- (5) *I* : 各商品の購買理由を入力。選択肢にない場合は、自由記述で入力 (図 2 右)

4.1.2 調査対象とした購買商品とモニタ調査参加者の選定

本モニタ調査の実施期間は 2 ヶ月程度と短期間であり、頻度が低い商品を調査対象とすると、調査期間内に得られるデータ数が少なくなる可能性があるため、頻りに購入される商品を調査対象として選定する必要があった。購買頻度が低い商品を調査対象とすると、調査期間内に得られるデータ数が少なくなってしまうためである。そこで、株式会社インテージが提供する i-SSP® (インテージシングルソースパネル) データ*2を用いて購買周期が短い傾向にある商品を調査し、本モニタ調査の対象商品を決定した。具体的には、i-SSP データに含まれている全商品について平均購買周期に基づき昇順に並び替え、煙草やペット用品など購買有無が個人に強く依存する商品を除いた上で上位 20 商品を本モニタ調査の対象商品とした。その結果、本モニタ調査の調査対象には、“菓子パン・調理パン”、“ヨーグルト”、“冷凍食品”、“アイスクリーム”、“生麺・ゆで麺”、“コーヒー飲料”、“食パン・ロールパン”、“納豆”、“チョコレート”、“カップインスタント麺”、“牛乳”、“豆腐・油あげ・あつあげ”、“スナック”、“ミネラルウォーター”、“野菜ジュース”、“お茶飲料”、“ビール”、“チューハイ・梅酒”、“コーラ”、“乳酸菌飲料”が含まれる。

また、調査員の選定基準としては、女性であること、調査対象 20 商品を普段から定期的に購入していること、日常的にスマートフォンを活用していること、の全ての条件

*2 <http://www.intage.co.jp/service/issp>



図 2 購買行動記録の流れ

を満たすこととした。

4.1.3 取得対象としたコンテキスト

1日に1回、調査員のコンテキストを取得するための質問がスマートフォン用アプリケーションに対して配信される(図2左)。サーバは、調査員が最も購買をする時間の1時間前を推定し、その時間にコンテキストを取得するための質問をサーバから配信する。ここで調査員が最も購買する時間は、各個人、各曜日で過去の購買時間帯の最頻値とした。

実験に用いたコンテキストを取得するための質問とその回答選択肢を表1に示す。調査員は配信されたコンテキストに関する質問の選択肢から、配信された時点のコンテキストに最も合致するものを選択する。ここで複数の回答は許容しないこととした。

本調査では、日常購買行動の意思決定に影響を与えると考えられる下記7種類のコンテキストを取得対象とした。ただし、時間に関してはスマートフォンを用いて正しく取得可能であるため、調査員に対して質問はしていない。

- 時間(月・日・時刻)
- 購買場所(スーパー、コンビニ、ドラッグストア、ネットスーパー)
- 移動手段(車、公共交通機関、自転車、徒歩、その他)
- 休日平日(休日、休前日、平日)
- 所持金(無し、ゆとりなし、ゆとりあり)
- 体調(悪い、リラックスしたい、美容が気になる)
- 体感温度(通常、暑い、寒い)

時間：昼と夜では購買する商品に違いがあると考えられる。移動手段：重たい荷物の購買意思決定に影響すると考えられる。休日平日：休前日や休日はパーティーの開催など平常時とは異なる購買行動となる可能性がある。所持金：例えば、発泡酒ではなくビールを購買するなど購入商

品の価格に影響を与える可能性がある。体調：例えば、いつもラーメンを食べるユーザであっても体調が悪い時にはうどんを食べるなど、体に与える影響を考え購買商品の傾向が変化する可能性がある。体感温度：ウェザーマーチャンダイジング[13]で言われるように、アイスクリームや鍋物など体感温度によって売れ行きが変化する。購買場所：店舗によって販売している商品の傾向が異なるため、購買意思決定に影響を与えると考えられる。

4.1.4 購買商品と購買理由の取得

コンテキストは調査員の状況や状態を表すものであり、複数のコンテキストのうち、どのコンテキストが購買意思決定に影響を与えたかは不明瞭である。本研究では、実際に購買行動に影響の与えたコンテキストを購買理由と呼ぶ。購買理由を明らかにすることができれば、どのコンテキストが調査員の意思決定に影響を与えたかを推定できる可能性が高いと考えられる。購買理由はセンサなどから取得することができないものであるため、モニタ調査において、対話という形で調査員に直接質問するアプローチを取ることによって購買理由を取得することとした。以下、購買理由の取得手順を示す。

調査員は、4.1.2節に記載した商品を購入した場合、スマートフォン用アプリケーションに対して購入商品と購入場所を入力する(図2中央)。入力が完了すると、入力された購買商品の購買理由を取得するための質問がスマートフォンに配信される(図2右)。購買理由の回答も選択式であり、その選択肢一覧を表2に示す。なお、質問に対する適切な回答が表2に記載した選択肢の中に含まれていないことも考慮して、自由回答できるように仕組みも用意した。本実験を通じて調査員が自由回答をした割合は全体の約8.2%であり、約91.8%の回答は我々が予め用意した選択肢から選ばれていることを確認した。以上の結果から、本

表 1 コンテキスト質問一覧

コンテキスト	質問	選択肢
場所	次の買い物はどこに行きますか？	<ul style="list-style-type: none"> ●スーパー ●コンビニ ●ドラッグストア ●ネットスーパー ●その他
移動手段	次の買い物はどうやって行きますか？	<ul style="list-style-type: none"> ●車 ●公共交通手段 ●自転車 ●徒歩 ●その他
休日平日	家族（自分含む）は仕事お休み？	<ul style="list-style-type: none"> ●今日が休み ●明日が休み ●休みはまだ先
所持金	お財布にお金は入ってる？	<ul style="list-style-type: none"> ●次の給料日まで厳しいかな ●銀行から降ろさなきゃ ●十分あるよ
体調	今の体の体調はどう？	<ul style="list-style-type: none"> ●発熱・風邪など少し病気持ち ●病気持ちではないけど気分転換したい ●美容・健康が気になる
体感温度	今日は暑いね？	<ul style="list-style-type: none"> ●そうだね ●暑くも寒くもないよ ●いや、寒い

実験で用意した購買理由回答の選択肢は、購買理由回答の選択肢として妥当であると考えられる。

4.2 購買行動モデル構築のための機械学習手法の選択

4.1.1 節で述べたモニタ調査で収集した購買商品と購買理由の情報を用いて、教師あり機械学習によって購買行動モデル構築を行った。予備実験として、各種機械学習手法を適用して構築した購買行動モデルの性能比較を行うことによって、適切な機械学習手法の選択を試みた。購買行動モデルの学習用データとして、実験開始から1ヶ月の間に取得できた606トランザクションを利用した。評価用データとして、実験開始1ヶ月後から実験終了までの間に取得できた1779トランザクションを利用した。

購買行動モデルの購買予測性能評価の指標として、各商品購買の適合率、再現率、F値を算出した。本評価における適合率とは、購買行動モデルによって買うと予測された商品が調査員によって実際に買われた割合を表す。再現率とは、調査員が実際に購買した商品の中に、購買行動モデルによって予測された商品が含まれていた割合を表す。F

表 2 取得する購買理由一覧

コンテキスト	選択肢
場所	<ul style="list-style-type: none"> ●スーパーだから ●コンビニだから ●ドラッグストアだから ●ネットスーパーだから
移動手段	<ul style="list-style-type: none"> ●車でいったから ●公共交通手段で行ったから ●自転車でいったから ●徒歩で行ったから
休日平日	<ul style="list-style-type: none"> ●休日だから ●休前日だから
所持金	<ul style="list-style-type: none"> ●次の給料日まで金欠なので節約したいから ●財布にお金が無かったから（一時的な金欠） ●お金に余裕はあるけど節約したいから
体調	<ul style="list-style-type: none"> ●発熱、風邪等、病気持ちだから ●病気持ちではないがリフレッシュしたいから（眠気冷まし、気分転換） ●美容・健康を意識したから
体感温度	<ul style="list-style-type: none"> ●暑かったから ●寒かったから
その他	<ul style="list-style-type: none"> ●定期的に購入する商品だから ●無くなったから ●新商品だから ●パッケージが気に入ったから

表 3 各機械学習手法によって構築された購買行動モデルの性能比較

手法	適合率	再現率	F 値
RF	0.0989	0.0417	0.0556
SVM	0.0954	0.0163	0.0268
<i>k</i> -NN	0.1010	0.0749	0.0837
NB	0.1037	0.0311	0.0468

値とは適合率と再現率の調和平均で求められ、適合率と再現率ともに考慮した指標となっている。本研究ではF値が最も高い手法を最良な手法と判断することとした。

Support Vector Machine（以下、SVM）、Random Forest（以下、RF）、*k*-Nearest Neighbor（以下、*k*-NN）、Naive Baise（以下、NB）の4つの教師あり学習手法のF値を比較した。比較結果から、性能は*k*-NN法が最も高かった（表3）。適合率が最も高い手法はNBであり、その値は0.103であった。*k*-NNの適合率0.101よりもわずかに高いが、再現率はNBが0.031、*k*-NNが0.074と*k*-NNの方が大幅に高い結果となった。F値については、*k*-NNが0.083と最も高い数値を示した。

4.3 コンテキスト情報を用いた購買予測性能評価

3章で提案した手法の有効性を確認するために、コンテ

キストの有無が購買予測性能へ与える影響を評価した。評価には4.2節と同じデータを用い、購買行動モデル構築用の機械学習手法には4.2節で示した最もF値が高いk-NNを採用した。

説明変数として調査員の属性のみを用いて学習した購買行動モデルと、調査員の属性に加えて購買理由回答から学習した購買行動モデルの2つを生成し、これら2つのモデルの性能比較を行った。後者のモデルに対しては調査員から取得したコンテキストを入力し、コンテキストが入力された“当日のみ”の購買商品を予測できるかどうかを評価している。これは、本研究で対象としたコンテキストの大半が長期間継続しない短期的なものであり、コンテキストが入力されてから n ($n > 1$) 日以内の購入を予測できた場合に正解とすることは、評価として不適切であると判断したためである。

モデル性能の評価指標として、各商品毎の適合率、再現率、F値を算出した。評価結果を図3に示す*3。この結果から、コンテキストが寄与する商品と寄与しない商品があることが分かった。図3に示した20商品全ての平均を計算したところ、コンテキストを用いなかった場合の適合率は0.098、再現率は0.026であった。しかしコンテキストを用いて購買予測を行ったところ、適合率は0.104、再現率は0.031まで上昇した。上昇率は適合率、再現率それぞれ5.4%、24.7%であり、特に再現率の上昇率が高い結果となった。

4.4 考察

本実験により、コンテキストを用いることで全体的な購買予測性能が向上できることが示された。また、購買予測性能は商品によって大きく異なることが分かった。例えばチョコレートやコーラのような気分転換時に購買されやすい商品に関しては、コンテキストを用いることによって適合率・再現率共に大きく改善された。また、金欠時や節約目的のために買われる菓子パン・調理パンやカップインスタント麺に関しては、適合率・再現率共に大きく改善された。

一方、納豆やビールのように、コンテキストを用いることによって適合率・再現率共に大きく低下した商品の存在が確認された。要因として、これらの商品の購買には、コンテキストよりも嗜好が大きく購買に影響したためであると考えられる。また乳酸菌飲料の結果にみられるように、コンテキストを用いたとしても全く購買予測性能が変化しない商品もあった。

上記の結果から、コンテキストを用いて全ての商品の購

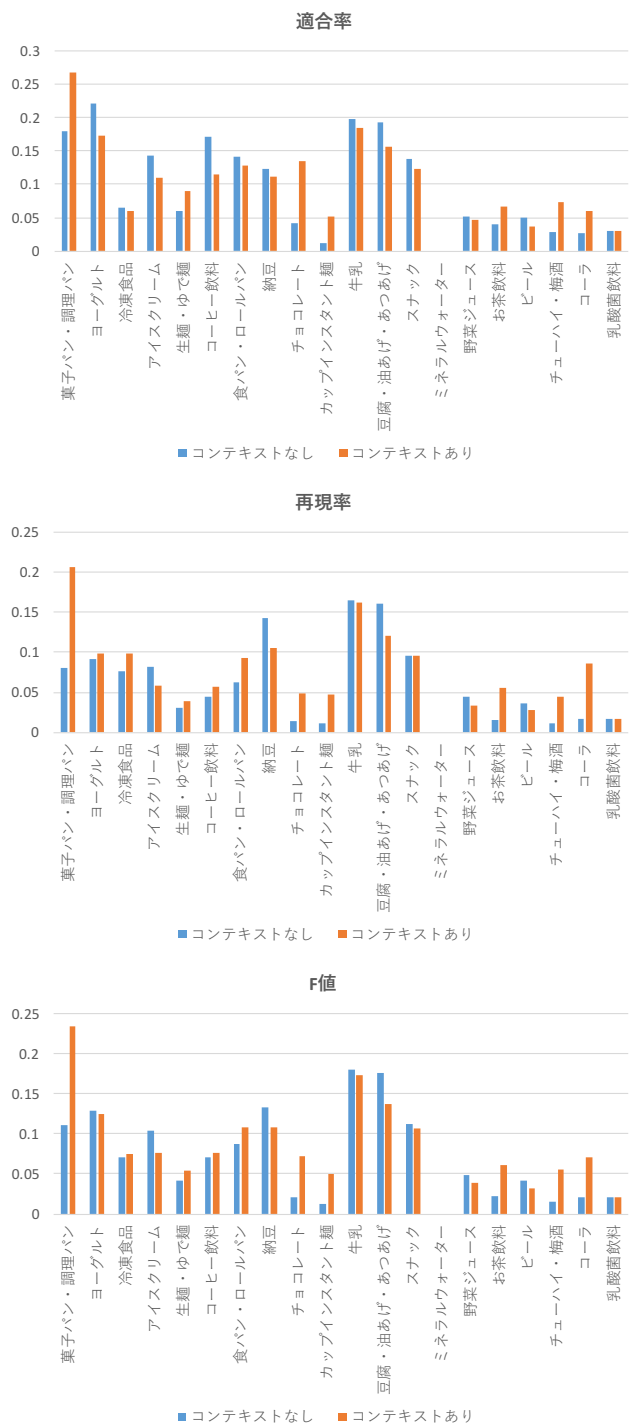


図3 購買予測性能の評価結果

買予測を行うのではなく、商品毎にコンテキストを用いたモデルとコンテキストを用いないモデルを適切に使い分けることが重要であると言える。

5. まとめ

本稿では、対話によって取得したコンテキスト情報を商品推薦に活用する手法を提案した。コンテキスト情報を利用した場合と利用しない場合における購買予測性能を比較した結果、コンテキスト情報を利用することで適合率が

*3 ミネラルウォーターに関しては適合率・再現率・F値が0となっているが、モデルによって購買すると予測された回数が0であったため、実際には再現率が0であり、適合率とF値が算出不能であることを示している。

5.4%, 再現率が24.7%上昇することが明らかになった。今後は購買予測性能を向上することを目的に, 取得するコンテキストの種類を拡張するとともに, コンテキストの予測を行うことで, ユーザの入力回数を減らしつつ購買意思決定に影響を与えるコンテキスト情報を収集する手法を検討していく。

参考文献

- [1] 経済産業省. 平成 27 年度我が国経済社会の情報化・サービス化に係る基盤整備 (電子商取引に関する市場調査). jun 2016.
- [2] 富士経済マネジメント. 通信販売 (物販) の国内市場を調査. <https://www.fuji-keizai.co.jp/market/15004.html>.
- [3] Joseph A Konstan, Bradley N Miller, David Maltz, Jonathan L Herlocker, Lee R Gordon, and John Riedl. Grouplens: applying collaborative filtering to usenet news. *Communications of the ACM*, Vol. 40, No. 3, pp. 77–87, 1997.
- [4] Negar Hariri, Bamshad Mobasher, and Robin Burke. Context-aware music recommendation based on latent topic sequential patterns. In *Proceedings of the sixth ACM conference on Recommender systems*, pp. 131–138. ACM, 2012.
- [5] 松本光弘, 清原良三, 沼尾正行, 栗原聡. 位置情報を含む携帯端末利用履歴からのコンテキストに基づく最適アプリケーション推定法の提案. 研究報告数理モデル化と問題解決 (MPS), Vol. 2010, No. 3, pp. 1–8, 2010.
- [6] Abhaya Asthana, Mark Cravatts, and Paul Krzyzanowski. An indoor wireless system for personalized shopping assistance. In *Mobile Computing Systems and Applications, 1994. Proceedings., Workshop on*, pp. 69–74. IEEE, 1994.
- [7] 奥健太, 中島伸介, 宮崎純, 植村俊亮. 状況依存型ユーザ嗜好モデリングに基づく context-aware 情報推薦システム. 情報処理学会論文誌データベース (TOD), Vol. 48, No. 11, pp. 162–176, jun 2007.
- [8] 伊藤慎吾, 荒木健治 s. 能動的質問生成を用いた対話メディアによる知識の獲得および提供. 情報処理学会研究報告自然言語処理 (NL), Vol. 2007, No. 94 (2007-NL-181), pp. 121–126, 2007.
- [9] 平野徹, 小林のぞみ, 東中竜一郎, 牧野俊朗, 松尾義博. パーソナライズ可能な対話システムのためのユーザ情報抽出. 人工知能学会論文誌, Vol. 31, No. 1, pp. DSF–B.1, 2016.
- [10] 石垣司, 竹中毅, 本村陽一. 日常購買行動に関する大規模データの融合による顧客行動予測システム. 人工知能学会論文誌, Vol. 26, No. 6, pp. 670–681, 2011.
- [11] Yusuke Fukazawa, Marko Luther, Matthias Wagner, Atsuki Tomioka, Takefumi Naganuma, Kunihiro Fujii, and Shoji Kurakake. Situation-aware task-based service recommendation. In *Proceedings of the Fourth International Conference on Mobile Systems, Applications and Services, mobisys*, 2006.
- [12] 青木政勝, 瀬古俊一, 西野正彬, 山田智広, 武藤伸洋, 阿部匡伸. Gps 未計測区間における移動手段判定手法の検討. 情報処理学会研究報告ユビキタスコンピューティングシステム (UBI), Vol. 2008, No. 110 (2008-UBI-020), pp. 39–44, 2008.
- [13] Fabian Linden. Merchandising weather. In *Conference Board Business Records*, Vol. 19, pp. 15–16, 1962.