

店舗環境内の停留位置系列から推定した顧客の興味に基づく誘導の実現

城所 宏行^{†1,†2} 亀井 剛次^{†2} 篠沢 一彦^{†2}
宮下 敬宏^{†1,†2} 萩田 紀博^{†1,†2}

商業施設の店舗内に設置するセンサ群により、顧客の位置や行動、視線の動き、商品の位置など、購買行動に繋がるデータを計測・蓄積・解析し、ネットワークロボットやデジタルサイネージによる顧客への適切な情報提供を可能にするユビキタスマーケットプラットフォームの研究を進めている。レーザ距離センサにより計測した店舗内の顧客の停留位置系列を用いて顧客の興味を推定し、店舗内に設置されたネットワークロボットとデジタルサイネージが、その推定に基づいて顧客誘導を行う事で、購買行動の支援や、従来店員が行っている顧客の興味に応じた商品推薦が実現できると考えられる。本報告では、顧客の購買行動に基づいたネットワークロボットやデジタルサイネージによる顧客への誘導を実現する誘導モデルの検討と、実験用店舗で行なった実証実験について報告する。

Recommendation based on Customers' Interests estimated from Sequences of Stop Points in a Retail Shop

HIROYUKI KIDOKORO,^{†1,†2} KOJI KAMEI,^{†2}
KAZUHIKO SHINOZAWA,^{†2} TAKAHIRO MIYASHITA^{†1,†2}
and NORIHIRO HAGITA^{†1,†2}

We have been developing a network robot system named "Ubiquitous Market Platform." With the proposed platform, shopping malls are equipped with various kinds of sensors to understand the purchasing behaviors of customers from observation of customers' trajectories and eye movements, etc. This paper proposes a recommendation method represented with network robot and digital signage based on customers' interests estimated from sequences of stop points measured by LRFs in store environment. It also reports a user study in the experimental environment to evaluate the proposed method.

1. はじめに

ユビキタスマーケットプラットフォーム社会実現のために、人、物、それらの周辺環境の行動、状態を複数のセンサによって認識する「ユビキタスマーケットプラットフォーム」技術と、それらを用いて人々の行動や状態を把握し、最適な環境を人々に提供する「環境知能」技術の研究が進められている。さらに環境に「ユビキタスマーケットプラットフォームロボット」を配することによって、人の行動、状態に応じてロボットが人とインタラクションする「ユビキタスマーケットプラットフォーム社会」の実現に向けて研究が進められている。我々はその一端として、ユビキタスマーケットプラットフォームの研究を進めている。ユビキタスマーケットプラットフォームは、ネットワークに接続されたセンサによって人の状態、行動を推定し、それに応じて実世界のショッピングモールに導入されたコミュニケーションロボットが顧客に対してモール内の案内や、商品や店舗の推薦を行なう状況を実現することを目指したプラットフォームである。

ユビキタスマーケットプラットフォームでは買い物中の購買行動を取得する必要があるが、顧客が計測のために自ら行動をとることは煩わしく、ユーザインタフェースの観点からシステム普及の障壁となり得る。そこで顧客が気づかないうちに購買行動を取得し、煩わしさを感じさせない、さりげない情報提示が要求される。従来技術ではシステムによって買い物途中の顧客の購買行動の取得や情報提示を実現するのが困難であり、顧客側から携帯端末などで積極的に情報にアクセスする必要があった。また、システムを実現したとしても実現コストに加えて情報提示方法やプライバシーの問題が普及の障壁となる。ユビキタスマーケットプラットフォームを実現するためにはそのような問題を考慮しつつ、複数のセンサ群によって人の行動の意図を抽出する必要がある。

人の行動の意図抽出は、マーケティングやリコメンデーション技術分野においても研究されている。従来から行われてきた実店舗での商品売買に加え、近年のEコマースサイトの普及によって商品の売買形態が多様になり、それぞれの売買形態に合わせた販売方法やその改善方法が提案されている。特にEコマースでの商品販売では、商品推薦手法が盛んに取り入れられていると同時に数多くの研究がなされており、その効果が示されている。Eコマースの利点として、適切な情報を与えるための情報収集が容易であることが挙げられる。

†1 大阪大学 大学院情報科学研究科

Graduate School of Information Science and Technology, Osaka University

†2 ATR 知能ロボティクス研究所

ATR Intelligent Robotics Laboratories

Eコマースでは、推薦情報を適切なタイミングで、適切な商品を、適切な注目場所に提示する事で実際に売り上げ効果を上げている。また、その顧客行動情報が明確に記号化されていることから研究対象となりやすい。

従来実店舗で取得可能なデータとしてマーケティングやコンサルティングに活用されているものに POS 情報がある。しかし商品推薦に関しては、買い物の決済時に取得される POS 情報では買い物中の顧客の購買行動を抽出することができないため、その場の顧客の購買行動に基づいた適切な情報提示が行えない。実店舗での買い物が EC サイトの買い物と異なる点は、購入を迷っている商品に対して実際に商品を手にとったり、細部まで確かめたりして購入を検討する購買行動を取得できることである。そのような購買行動の非言語情報には顧客の商品に対する興味を反映した有益な情報が含まれており、それらを適切に取得し活用することで顧客誘導を実現可能であると考えられる。

実店舗における情報提示として従来では POP 広告、サイネージ広告、音声広告が使われてきた。しかし、それらは顧客自らが興味を持った商品に対して能動的に注目する必要がある。それに対して実体を持ったロボットは、顧客からインタラクションエージェントとして認識されやすく、顧客は有用な情報(案内や推薦だけでなく詳細な商品情報も含む)が提供されることを期待する傾向があり、ロボット側から語りかけることによって、顧客が受動的に情報を提供してもらう立場となる購買行動支援が容易に可能となる。また従来の店舗内広告による情報は、あくまで店側が注目してほしい商品情報を固定して提示しているだけであり、買い物中の各顧客の興味対象を考慮していないため、人を惹き付ける効果が薄く注目される確率が低いと考えられる。そこで各顧客の興味に応じた情報提示をすることができれば注目される確率が高まり、より効果的な購買行動の支援や、従来店員が行っている顧客の興味に応じた商品推薦が実現できると考えられる。

本論文では、それらの点を考慮するために、レーザ距離センサにより計測した店舗内の顧客の停留位置系列を用いて顧客の興味を推定し、その推定に基づいて店舗内に設置されたネットワークロボットやデジタルサイネージにコンテンツを提示する事により顧客誘導を実現する誘導システムのモデルを提案し、実験用店舗で行なった実証実験について述べる。

以下 2 章では、ユビキタスマーケットプラットフォームを構成する顧客情報センシングシステムと、情報提示デバイスとしてのロボットについて説明し、本論文が対象とする店舗内での、購買行動の取得に関するプライバシー問題、購買行動意図の抽出を目的とした研究について概観する。3 章では本論文で想定する誘導システムのモデルの構築と評価について説明する。4 章で実験用店舗で行った顧客誘導実験について述べ、5 章でまとめる。

2. 実店舗内購買行動に基づいた商品推薦

インタラクション技術の視点から、システムが提供する役割は大きく 3 つに分けて考えることができる。1 つ目は実世界で生じるイベントを観測し理解する環境知能技術である。2 つ目は顧客に提示すべき情報選択としてのリコメンデーション技術である。3 つ目はヒューマンロボットインタラクションの観点で、ロボットの情報提示により顧客の行動変容を促す説得技術である。

本節では、まずユビキタスマーケットプラットフォームにおける顧客行動センシングシステムと、情報提示デバイスであるコミュニケーションロボットの役割について説明する。その後、実店舗内の購買行動取得に関する問題と関連研究について概観する。

2.1 ユビキタスマーケットプラットフォーム

複数のレーザ距離センサを測定対象とする空間内に配置することにより、対象空間中に存在する人の位置を検出し、その位置の時系列データから移動軌跡を追跡する技術が提案されている¹⁾。ユビキタスマーケットプラットフォームでは店舗内と店舗外の両方の環境にセンサを設置し、顧客の店舗外の廊下での移動から店舗内での購買の様子まで、一貫した移動軌跡を計測している。これにより、それぞれの顧客の店舗外の移動の様子から店舗内で足を止めた場所などの情報が蓄積され、顧客の興味や属性を時々刻々と絞り込むことができる。

本報告で用いた実験用店舗内では、棚の間の顧客の詳細な移動経路を取得するために、北陽電機製レーザーレンジファインダ UTM-30LX を 6 台、URG-04LX を 12 台設置した。UTM-30LX は観測周期が短く、高速に対象を追跡することができる。URG-04LX は観測周期が長いが小型軽量という利点がある。実験用店舗内では、顧客が速い速度で移動する場合に備えて、要所に高速な UTM-30LX を配置し、その他の領域は小型の URG-04LX を高い密度で配置し、棚で区切られた区間内での精度の良い追跡を行なった。

リコメンデーション技術は、Eコマースの発展を支えた基盤技術である。オンライン店舗の成功要因の一つは、そのスケーラビリティにあると考えられる。すなわち、店舗が商品を提示し、顧客がその商品を見るための時間と場所の制約が無く、そのような状況下での商品の発見をリコメンデーション技術が実現している。リコメンデーション技術は、顧客が商品を見つけたのを手助けすると同時に、店舗が販売したい商品を顧客に伝えるためのエージェントとして機能している²⁾。

実世界の店舗におかれたロボットによるリコメンデーションは、オンライン店舗とは異なり時間と空間の制約が生じる一方で、次のような特徴を持つ。まず、実体を持ったロボット

は、顧客にとってのインタラクションエージェントとして認識されやすく、顧客からは有用な情報(案内や推薦だけでなく詳細な商品情報も含む)を提供することが期待される傾向がある。また、実体を持つロボットは、実世界に置かれた対象物を直接的に指示することが容易である。

現在、顧客に対して情報を提示するデバイスとして、デジタルサイネージ技術が発展し普及しているが、デジタルサイネージの画面内に提示される情報と、画面の外に存在する実体とを結びつけるのは人の解釈に委ねられる。サイネージ上で有用な情報を提示することに加えて、提示された情報に対応する実体をロボットが指し示すことにより、購買行動の支援に向けてより大きな効果が得られることが期待できる。

2.2 購買行動の取得に関する問題と関連研究

これまで E コマースでは顧客の購買行動履歴はその取得の容易性と相まって行動ターゲティング³⁾による広告露出に活用されてきたが、その反面、効果的な広告露出には個人毎の行動履歴を収集し分析する必要があるため、プライバシー保護を訴える人々との間でしばしば論争が起こってきた。

一方、実店舗においては、E コマース上の万全なセキュリティ対策や匿名性などとは異なり、セキュリティ対策が容易ではなく、購買時に身体を晒すために匿名性を保つ事は困難である。そのため実世界上で購買行動を取得するには、E コマース以上の多くの障壁があると言われている。例えば、近年では商品管理を容易にするなどの目的で商品に取り付けられる IC タグが徐々に普及し始めているが、顧客が IC タグの付いた商品を店舗外で持ち歩き、第三者からその IC タグを特定されると、居場所や行動を特定される恐れがある。このように、人に IC タグを持ち歩かせることによる想定外の情報漏洩が起こるなどプライバシー問題が必ず引き合いに出される。そこで、顧客の購買行動を計測する時にプライバシー情報もしくはその特定につながる情報を安易に取得しないことが望まれる。

POS 情報は、顧客の購買行動を長期的なパターンで分析でき⁴⁾、すべての人の購買行動から大局的な購買行動を分析するなど、店舗内の棚や商品配置改善などのマーケティングに有効である⁵⁾。買い物中の顧客に対する情報提示において、購買行動をセンシングしたデータから抽出した顧客の意図を考慮することは重要であるが、POS 情報では買い物をしているその場での購買行動情報は取得できないため、各顧客の購買行動の意図を取得できない。

店舗内の購買行動から意図を抽出する方法として、モバイル端末を使った方法、画像処理による方法、RFID を使った方法が提案されている。

モバイル端末を使った方法として、ショッピングモール内に各店舗共通のサーバを持ち、そのサーバで各顧客の購入履歴などの個人プロフィールを蓄積しておき、来店時には顧客がサーバにアクセスして、各顧客にあった情報を提供するシステムが提案されている⁶⁾。このシステムではモール内のある一定間隔ごとに Wi-Fi アンテナを配置しておき、複数の Wi-Fi アンテナ受信データから顧客の位置を特定してその場所に合った情報を顧客の端末アクセス時に提供する。サーバで管理している個人プロフィールの購入履歴の更新に関して、商品購入後の情報入力は各顧客の操作に委ねられている。この場合、まず位置特定に関しては、店舗単位程度のおよその位置しか把握できないため、顧客が店舗内で行っている購買行動を取得できない。また、システムを使用する時の顧客の負担が大きいことや、個人毎の情報を店舗が管理する事によるプライバシー問題が起こることによって、普及が難しいと考えられる。さらに、顧客側がアクセスした時のみしか有益な情報が提供されないため、従来定員が行っている店舗側からの商品推薦や有益な情報の提供が行えない。

そのため顧客にシステムを使用する負担を与えず、なおかつ適切な商品推薦や有益な情報の提供には、顧客が現在注視したり、手に取っている商品情報をセンサにより取得し、顧客のリアルタイムな購買行動を抽出する必要がある。そこで、画像処理を用いて商品への注視や商品を手にとっているかどうかを検知するシステムが提案されているが⁷⁾、精度の問題や、画像処理を行うことによって情報提示までにタイムラグが生じるため、商品推薦のタイミングを逃す問題がある。また、ビデオを用いる事によって、顧客に監視されている印象を与える問題もある。

それらの問題に関して Decker らは、画像処理を用いた方法、商品自体にセンサを付ける方法、RFID を用いた方法で比較した場合、コストや精度、タイムラグ、顧客への強要の面で RFID を使ったものが優れていると述べている⁸⁾。しかし、顧客の嗜好を推定するためには店舗内の顧客の一連の購買行動を追跡することが重要であり⁹⁾、RFID を使う場合、手に取られた商品の特定は出来るが顧客の特定が出来ないため、商品に基づいた情報提示を行えるが顧客の嗜好を考慮した商品推薦が行えない。そこで、E コマース上において、1M\$ Netflix Challenge における最も優れた推薦手法に協調フィルタリングが用いられていたように¹⁰⁾、顧客の購買履歴を使った各顧客の興味に合った商品推薦手法の有効性が示されており、実店舗でもそれらの情報を使用した推薦手法が提案されている¹¹⁾。また、その手法を実現するために、商品を特定する RFID アンテナと場所を特定する RFID アンテナを用いたシステムが提案されている¹²⁾。しかしこれらの手法では、各顧客の購買履歴を店舗側が管理したり、商品に IC タグを付けているため顧客の個人情報が漏洩する危険性がある。

また、顧客にシステムを能動的に使用してもらう必要があり、煩わしさを感じさせシステム普及の障壁となり得る。

3. 停留位置系列に基づいた顧客誘導モデル

本章では店舗内の顧客の購買行動から取得可能なデータのうち停留位置データからの顧客の興味を推定し、それに基づいた誘導を提示する手法について検討する。まず本稿で提案する手法の概要を述べ、その後、実験用店舗環境で取得した顧客行動データから誘導ルールを抽出し、同一の環境で顧客に対して誘導を提示した実験により提案手法を評価する。

3.1 顧客誘導モデルの概要

顧客の購買行動に応じたリアルタイムな誘導を実現するために、事前に顧客の購買行動を計測したデータから複数の誘導ルールを抽出し誘導ルールデータベースを作成しておき、運用時には顧客の購買行動から計測した停留位置系列に応じて誘導ルールを選択し、誘導するシステムを構築する。そこで、誘導ルール作成にあたり、いくつか考慮する点について述べる。

まずレーザー距離センサで取得できる顧客の購買行動はおおよそ 100ms 間隔ごとに取得できる 2次元平面の人毎の位置系列である。ここから顧客が立ち止まっていると判定される停留点を抽出し、停留位置系列を得る。この停留位置によって、どの棚の商品に注目しているかが推測可能となる。この棚の前の領域を「停留領域」と定義する(図4;後述)。本誘導モデルによるシステムでは棚単位での複数の商品を推薦することに相当する停留領域単位で誘導を行う。これによりある程度商品を絞るが複数の商品を提示する事で、商品選択のチャンスに顧客に与えることができると考えられる。

Eコマースでは、協調フィルタリングによるユーザプロファイルと、マルコフ連鎖による最近の興味が考慮された手法が提案されており、その有効性が示されている¹³⁾。しかし、本モデルはユーザの個人情報を蓄積しないために取得データが少なく、誘導に関してコールドスタート問題が生じるため、他に顧客の嗜好を抽出する方法が必要である。また、最近の停留情報はその時の顧客の興味を反映しているため重要である。マルコフ連鎖を用いた手法を実店舗に適用すると、最近の停留を考慮することになるが、買い物中の停留は近い場所からの遷移が多く、近い場所の遷移ばかりに影響を受けるためこの影響を軽減する必要がある。そこで、まず顧客の嗜好を抽出するために顧客の複数の停留領域に着目する。顧客は一度の買い物で顧客の来店目的に沿って複数の停留領域内で停留する。そのため停留領域間の移動には相関があると考えられる。この関係を取得するために、過去の顧客の停留領域系列を

用い、停留した停留領域間移動の相関から以後に顧客が停留する停留領域を推定し誘導を行う。停留領域の共起や時系列などを考慮することが考えられるが、ここでは停留領域同士の扱い方によって、時系列を考慮せず停留領域の組み合わせに着目したものを「停留領域の組」または「組」、停留領域の遷移として時系列を考慮したものを「停留領域の列」または「列」と定義する。この組や列を含む停留領域系列から顧客が以後に停留する停留領域を推定し、顧客の興味や購買の来店目的に沿った誘導を行う。以降、今までの停留領域系列から構成される組、列を「誘導条件」と呼び、誘導先の停留領域を「誘導先」と呼ぶ。また誘導条件と誘導先を合わせて、改めて「誘導ルール」と呼ぶ。また、その際、誘導条件の一部に最近の停留を考慮する事によって、その時の顧客の興味も同時に反映する。

誘導条件のうち発生頻度が少ないものに関しては、少ない事例から誘導先を決めることになり、信頼性が低くなる。そのため誘導条件が高い頻度で出現していた誘導ルールを選択する方法を検討する。また、誘導条件発生頻度は中程度であるが、その誘導条件の停留が起こった後に良く停留する停留領域は、関連性が高いが注目される機会が少ない停留領域であるため、誘導によってその停留領域への注目を促す機会を増やすことは販売者と顧客双方にとって有益であるため、この考えも考慮した方法を検討する。

図1に誘導ルール選択方法の概要を示す。誘導モデルは、計測データからの停留領域データ抽出、誘導ルールデータベースの検索、フィルタリング、誘導コンテンツ提示から構成される。このモデルによるシステムは計測データからの停留領域データ抽出から誘導コンテンツ提示まで自動で行われる。

3.2 計測データからの停留領域データ抽出

顧客は入店時に付与する一時的なIDを用いて観測領域内でのみ識別される¹⁾。その時に個人情報取得、参照することはない。その間、レーザー距離センサから取得した位置データから停留位置データ、および停留領域データを逐一取得し、リアルタイムに抽出し、系列として蓄積する。

レーザー距離センサからの停留位置データの抽出であるが、停留判定は、半径25cm以内に1秒以上停留していた場合停留したと見なす。停留判定距離範囲に関しては、店舗内環境ではある停留領域に停留していることを示す範囲が狭い領域であり、停留判定距離範囲を広げると隣接する停留領域での停留と誤認識しやすくなり、一方で狭くすると停留中の人のわずかな動きでも停留判定距離範囲から外れる場合が多くなり停留状態を誤認識しやすくなるため最適な距離として半径25cmと設定している。停留判定時間範囲に関しては、距離範囲半径25cmを考慮しつつ、買い物中のゆったりとした動きと停留を区別するために最適な時

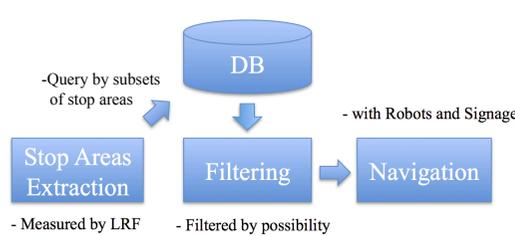


図 1 誘導ルール選択方法の概要
Fig. 1 Overview of navigation rule selection.

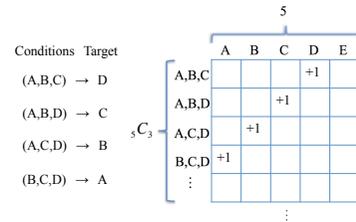


図 2 誘導ルールデータベース構築方法の概要
Fig. 2 Overview of navigation rule database construction.

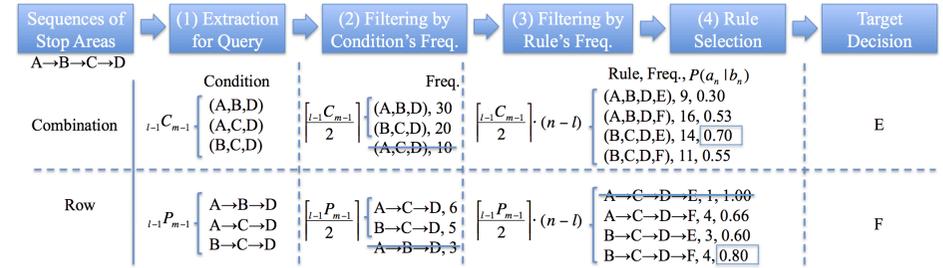


図 3 誘導ルール選択方法の詳細
Fig. 3 Detailed method of navigation rule selection.

間閾値として 1 秒と設定している。

3.3 誘導ルールの構築

誘導ルールの構築方法を、誘導条件を停留領域 3 つの組で表す例で説明する。顧客 P,Q と停留領域 A,B,C,D,E が存在し、P が $(A \rightarrow B \rightarrow C \rightarrow D)$ という経路で移動した場合、誘導条件 $(A,B,C) \rightarrow$ 誘導先 D, 誘導条件 $(A,B,D) \rightarrow$ 誘導先 C, …のように 3 領域の組の誘導条件とそれと共に起る停留領域を誘導先の停留領域としてカウントする。図 2 のように行列の行を 3 領域の組とし、列を誘導先の停留領域としてその頻度を数える。これによって、発生頻度が付与された誘導ルールが抽出される。また、別の顧客 Q が同様に $(A \rightarrow B \rightarrow C \rightarrow D \rightarrow E)$ の経路を移動した時、誘導条件は ${}_5C_3$ 通り、誘導先は ${}_5C_3$ 通りそれぞれに対して $(5-3)$ 通りをカウントする。一般に、誘導条件を m 個の組とすると、全停留領域数 n , 既停留領域数 l の場合、誘導ルールは ${}_nC_m \times n$ 行列を用いて数えることになる。一方、列の場合では、誘導ルールは ${}_nP_m \times n$ 行列を用いて数えることになる。

m を増やした場合、行列はスパースになるため誘導の精度は低下する。 m を増やし過ぎると、行数は減るが、 m の数だけの停留をする機会が減少する。

3.4 誘導の選択

顧客がロボットを配置した停留領域に停留した時、それまでの停留領域に基づいて誘導ルールを検索する。その際、現在停留している停留領域というのはその時点での顧客の興味に深く関連しているため特に重要である。

図 3 にフィルタリングによる誘導ルール選択の流れを示す。顧客が既に停留した l 個の停留領域に対し、その部分集合となる m 個の停留領域からなる組のうち、現在停留している停留領域を必ず含む誘導条件を抽出する (1)。続いて、得られた複数の誘導条件より、発生

頻度の多いものから上位 50 % を採用する (2)。次にまだ停留していない停留領域を誘導先の候補として、その誘導先と (2) で残った誘導条件で作られる全誘導ルールのうち発生頻度が 1 以下のものを除外する (3)。これらは、発生頻度が少ない誘導ルールを採用することにより少数の意見に左右され信頼性が低くなることを避けるためと、多様な誘導ルールを残すことで同じ誘導ばかりが行われるのを防ぐためである。最後に (3) の誘導ルールの中から、誘導条件を満たす顧客が、その後実際に誘導先を訪問した確率が最も高かったルールを選択する (4)。ある誘導条件 R_c が起きた上で、その誘導条件を含んだある誘導先への誘導ルール R_r が起こる条件付き確率 $P(R_r|R_c)$ は、誘導条件の発生頻度 $|R_c|$ と、誘導ルールの発生頻度 $|R_r|$ を用いて次のように定義できる。

$$P(R_r|R_c) = |R_r|/|R_c| \quad (1)$$

3.5 モデルの評価

式 1 は、選択された誘導ルールの誘導条件を満たす顧客が、その後実際に誘導先を訪問する確率として解釈できる。これは、ある誘導ルールを用いる際の「予測正答率」に相当する。このような予測正答率を推薦モデルに含まれる全ての誘導条件について誘導条件発生頻度で加重平均することで、モデル全体としての予測正答率 P_w を定義する (式 2)。ここで N は誘導ルールデータベース内に含まれるすべての誘導条件の場合の数、 A は誘導ルール発生頻度、 B は誘導条件発生頻度を表す。

$$P_w = \frac{\sum_{n=1}^N b_n P(a_n|b_n)}{\sum_{n=1}^N b_n} \quad (a_n \in A, b_n \in B) \quad (2)$$

誘導条件として用いる停留領域の数が増した場合、また停留領域の組み合わせではなく順

列を用いる場合には、観測データに現われる停留領域の組み合わせが不足し、信頼できる推定が行えなくなる可能性がある。この指標として、誘導条件として考えられる組み合わせの総数に対して、誘導ルールデータベース構築時に実際に出現した誘導ルールの割合を「誘導機会カバー率」 P_c と定義する。誘導条件に用いる停留領域数が増えるほど、予測正答率が高くなり、一方で誘導カバー率が低下する事が予想される。よって推定に用いる停留領域数を増やすほど推定精度が高まるが、誘導が行われない誘導ルールが増加するため、予測正答率 P_w と誘導機会カバー率 P_c はトレードオフの関係にあるといえる。

4. 実験用店舗における顧客誘導実験

4.1 実験用店舗での誘導ルールの抽出

実験用店舗における誘導ルール抽出に利用する、人の購買行動時の停留領域系列を計測するために、実験用店舗内にレーザ距離センサを設置して、取得した顧客の行動軌跡を利用した。このデータはデジタルサイネージとロボットを環境内に配置し、顧客案内をする時の情報提示の効果を検証するために取得したものである¹⁴⁾。計測の結果、ID数121、1IDあたりの停留領域数は全15領域中5.80領域であった。図4に店舗内の概観と停留領域を示す。また事前の予備実験により、誘導ルールに使用する停留領域数のパラメータとして、予測正答率と誘導機会カバー率の両方を考慮した結果、誘導機会カバー率が十分高くなかつ予測正答率も高い3領域の組が最良であったため、3つの組を誘導条件とする。

この計測データを使用し、誘導モデルのDBを作成した。誘導の例として、例えば、停留領域O(弁当、パン)→停留領域E(男性誌、青年漫画)→停留領域H(ソフトドリンク、健康補助食品)→停留領域M(ガム、飴)→停留領域A(お茶、スナック菓子)に停留した場合、DBから表1の誘導ルールを検索によって取得し、フィルタリングにより選別したのち、最終的に最も誘導スコア値が高い誘導条件E,H,Aに基づいたKへの誘導が実行される。

4.2 実験の設定

本報告の実証実験は、ビル内のコンビニエンスストアを想定した実験環境において、店舗内外でロボットと接触する機会のある買い物タスクを与えた50名25組の顧客により実施した。以下、実験参加者に提示したタスクと、小型ネットワークロボットとデジタルサイネージによる誘導、実験結果および分析とその考察について述べる。

実験参加者に提示したタスクとしては、50名の実験参加者を2名ずつ25組の実験グループに分け、各人が1回ずつ実験に参加することとした。各組の中では、1名が先行して入店しその後1分程度遅れてもう1名が入店することとし、それぞれに対して異なるタスク

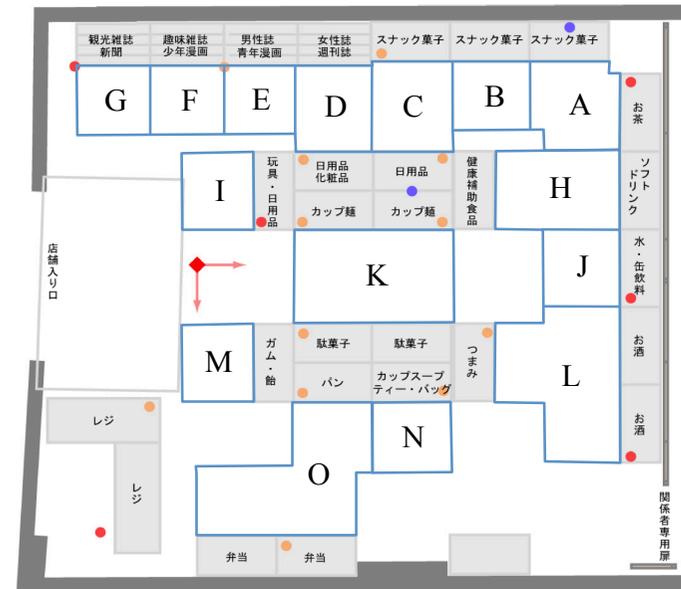


図4 実験用店舗内の棚配置と領域の定義

Fig. 4 Locations of shelves in the experimental shop and definition of zones.

を提示した。先行する顧客には昼食を購入するためにコンビニエンスストアに来店する状況を想定した上で、昼食に限ることなく買い物を行なうよう教示した。一方、後から入店する顧客に対しては、ある商品を施設内の店舗で急いで調達する状況を想定して行動するよう教示した。本稿の誘導では、主に前者の25名が推薦の対象となることを想定した。

停留領域Aに隣接するお茶の棚、停留領域Kに隣接するカップ麺の棚、停留領域Oに隣接する弁当の棚上に各1体、計3体の小型コミュニケーションロボットとデジタルサイネージを設置し、誘導コンテンツを提示させる。これにより、停留領域A,K,Oに来た時にそれまでにその停留領域以外の2領域以上の停留領域に停留し、なおかつ誘導システムのDB検索時に誘導ルールが存在した場合、フィルタリング後の誘導ルールに基づいた誘導コンテンツが提示される。また、上記の条件が満たされない場合ランダムに誘導コンテンツを提示する。

停留領域A,K,Oにおいて停留したとシステムに判定された時、誘導ルールに基づいて作

停留領域の組	組の発生頻度 (%)	誘導スコア 値が高い停留領域 1 位	誘導スコア 値が高い停留領域 2 位	誘導スコア 値が高い停留領域 3 位
E,O,A	23 (0.568 %)	B,0.652	D,0.652	K,0.652
H,O,A	54 (1.33 %)	K,0.722	B,0.574	J,0.556
L,O,A	42 (1.04 %)	B,0.586	C,0.586	D,0.448
E,H,A	42 (1.04 %)	K,0.778	B,0.722	C,0.667
E,L,A	13 (0.321 %)	C,0.692	D,0.692	F,0.692
H,L,A	20 (0.494 %)	B,0.750	K,0.750	C,0.700

表 1 実験用店舗環境で抽出された推薦ルールの一部

Table 1 A part of navigation rules extracted in the experimental shop environment.



図 5 棚上の小型コミュニケーションロボットによる商品推薦

Fig. 5 Recommendation from a small communication robot on a shelf.

成した、以下のような案内コンテンツをロボットの音声と身振りで提示し、それと連動して対象となる商品の広告情報をデジタルサイネージにも提示することとした。図 5 に案内時の様子を示す。

ルールに基づいた誘導の場合

- (停留領域 K に停留)「お弁当」も見てたよね。
- それなら「お茶」もよく一緒に買われていてお勧めだよ。
- (身体と頭をその方向に回転し指を差しながら) あっちの棚にあるから見て行ってね。

ランダムな誘導の場合

- (停留領域 K に停留)「ソフトドリンク」もお勧めだよ。
- (身体と頭をその方向に回転し指を差しながら) あっちの棚にあるから見て行ってね。

	誘導の試 行回数	誘導に注目 した回数	誘導先の停留 領域に停留し た確率	誘導先の商品 手に取った確率	誘導先の停留領域 に隣接した棚の商 品を購入した確率
ルールに基づいた誘導	27	17	0.76 (13/17)	0.24 (4/17)	0.12 (2/17)
ランダムな誘導	7	6	0 (0/6)	0 (0/6)	0 (0/6)

表 2 誘導により生じた顧客行動の変容

Table 2 Changes in customers' behaviors with both types of navigation.

デジタルサイネージには、ルールに基づいた誘導とランダムな誘導に共通して、ロボットが顧客に話し始めるのと同時に、誘導先の商品広告を 1 秒毎に計 3 商品を提示する。

4.3 誘導の結果

誘導の試行回数と誘導に対して実験参加者が行動した結果を表 2 に示す。顧客が案内に注目していた事例を実験時に撮影していたカメラ映像から抽出し解析した。顧客が停留していた停留領域から離れようとするタイミングでロボットが話しかけ、誘導に注目されなかった場合の事例を除外すると、ルールに基づく誘導が 17 件、ルールに基づかないランダムな誘導が 6 件注視されていた。誘導先の停留領域に停留した、停留領域に隣接した棚の商品を手にとった、その商品を購入した確率は誘導コンテンツに注目していた事例のみのうち成功した確率を示している。誘導先の停留領域に停留した確率はルールに基づいた誘導では成功確率が高いが、ランダムな誘導では 1 度も成功しなかった。また、誘導先の商品を手にとったり、購入した事例はルールに基づいた誘導ではいくつか存在したが、ランダムな誘導では存在しなかった。誘導ルールに基づいた誘導後の停留が行われた確率は 0.76(13/17)であった。比較のために、4.1 節で使用したデータを用いて、式 2 により、誘導が行われない通常の買い物時の予測正解率を算出したところ $P_w = 0.48$ であった。誘導ルールに基づいた誘導後の停留が行われた確率は、もともと誘導をしなくても遷移が行われる確率 0.48 と比較して、高い確率が得られた。これにより顧客の興味に沿っているが見落とされがちな停留領域への誘導によって、興味のある商品を見つけさせる有効な買い物支援が行われていることが分かる。一方でランダムな誘導は、誘導をしない通常の顧客が取る来店目的に沿って自由に行っている購買行動と比べても、顧客の興味を反映していないため、その情報提示は有効には働いていないことが分かる。これにより誘導システムは推定した顧客の興味に基づいた効果的な誘導が行えていることが分かる。

4.4 誘導のタイミング

各顧客の滞在時間を等間隔の 3 つに分け、それぞれ買い物の序盤、中盤、終盤とし、それ

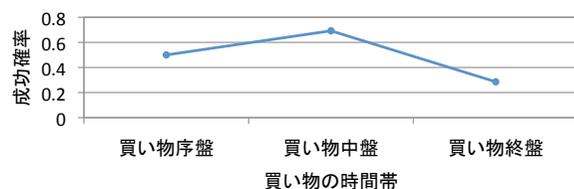


図6 買い物の時間帯別に見た誘導の成功確率

Fig.6 Success rates of navigation for each phase of shopping.

それぞれの時間帯別に見た誘導の成功確率を図6に示す。買い物の中盤が最も誘導の成功確率が高く、買い物終盤では低いことが分かった。また図6に示したように、誘導が効果的に働くタイミングは買い物中の時間帯によって異なることが分かった。今回の誘導モデルにはタイミングを考慮していないが、AIDMAモデルで表されているように、顧客が商品購入を検討する際のどのフェーズにあるかを実験で得られた結果から識別し、誘導に最適なタイミングをフィードバックすることで、今後の誘導システムの効果向上が期待できる。また、買い物の時間帯、停留した後顧客がとった行動や停留領域毎の商品カテゴリの組み合わせによって異なる最適なタイミング、停留の共起頻度から算出した停留領域同士の類似度に基づいた2つの停留領域間の往復行動などの観測から抽出した商品の興味の度合いなどを考慮することで情報提示タイミングのシステムへのフィードバックも考えている。

5. おわりに

本研究では、複数のレーザー距離センサを用いて計測した店舗環境内の停留位置系列から顧客の興味を推定し、その推定に基づいてネットワークロボットやデジタルサイネージによる顧客への誘導を実現する誘導システムについて検討した。また、実験用店舗で実証実験を行い、誘導システムによって誘導の効果が向上していることを示した。

今後は、実験で得られたデータからタイミングをフィードバックした誘導システムを構築し、その有効性について検討する予定である。

謝辞 本研究の一部は総務省の委託により実施したものである。

参考文献

1) Glas, D. F., Miyashita, T., Ishiguro, H. and Hagita, N.: Laser-based tracking of hu-

man position and orientation using parametric shape modeling, *Advanced Robotics*, Vol.23, No.4, pp.405–428 (2000).

2) Häubl, G., Murray, K. B.: Double agents: assessing the role of electronic product recommendation systems, *MIT Sloan Management Review*, Vol.47, No.3, pp.8–12 (2006).

3) Yan, J., Liu, N., Wang, G., Zhang, W., Jiang, Y. and Chen, Z.: How much can behavioral targeting help online, *Proc. WWW 2009*, pp.261–270 (2009).

4) Nemati, R. H., Barko, D. C.: *Organizational data mining: leveraging enterprise data resources for optimal performance*, Idea Group Publishing, Pennsylvania, IN, USA (2003).

5) Cooper, G. L., Nakanishi, M.: *Market-share analysis: evaluating competitive marketing effectiveness*, Kluwer Academic Pub, New York, IN, USA (1988).

6) Anacleto, R., Luz, N., Almeida, A., Figueiredo, L. and Novais, P.: Shopping center tracking and recommendation systems, *Proc. SOCO 2011*, Springer-Verlag, pp. 299–308 (2011).

7) Higuchi, K., Sea-Ueng, S., Watanabe, Y., Saito, T., Kanamori, T., Sekihara, H., Hamatani, K. and Kato, T.: Modeling KANSEI through real world interaction with ubiquitous information environment - smart sphere and smart store -, *Proc. 6th Asian Design International Conference 2003* (2003).

8) Decker, C., Kubach, U. and Beigl, M.: Revealing the retail black box by interaction sensing, *Proc. Distributed Computing System 2003*, pp.328–333 (2003).

9) Larson, S. J., Bradlow, T. E. and Fad, S. P.: An exploratory look at supermarket shopping paths, *Research in Marketing*, Vol.22, No.4, pp.395–414 (2005).

10) Koren, Y.: Collaborative filtering with temporal dynamics, *Proc. KDD 2009*, pp. 447–456 (2009).

11) Cinicioglu, N. E., Shenoy, P. P. and Kocabasoglu, C.: Use of radio frequency identification for targeted advertising: a collaborative filtering approach using bayesian networks, *Proc. ECSQARU 2007*, Springer-Verlag, pp.889–900 (2007).

12) Spassova, L., Kahl, G. and Krüger, A.: User-adaptive advertisement in retail environments, *Proc. Pervasive Computing 2010* (2010).

13) Rendle, S., Freudenthaler, C. and Schmidt-Thieme, L.: Factorizing personalized markov chains for next-basket recommendation, *Proc. WWW 2010*, pp.811–820 (2010).

14) Kamei, K., Shinozawa, K., Ikeda, T., Utsumi, A., Miyashita, T., Hagita, N: Recommendation from robots in a real-world retail shop, *Proc. ICMI-MLMI 2010*, No.19, pp.1–8 (2010).