

E コマースにおける
商品探索支援技術に関する研究

2020年 3月

大河原 一輝

E コマースにおける
商品探索支援技術に関する研究

大河原 一輝

システム情報工学研究科

筑波大学

2020年 3月

概要

E コマースは国内だけでも数十兆円の市場規模を持ち、誰もが E コマースを通して欲しい物を探せる時代となった。E コマースでは、欲しい物のイメージを検索キーワードとして表現することができれば、そのキーワードに紐づいた商品空間の中で、自由に商品探索を行うことが可能である。しかし、商品探索において、欲しい物は商品を見てまわった結果として見つかるものであり、その探索過程では欲しい物のイメージが具体化されていない状況が多く発生することが知られている。E コマースでは、商品を見てまわるために具体的な検索キーワードが必要であり、欲しい物のイメージが具体化されていない商品探索は容易ではない。

一方で、ショッピングモールでは、我々は商品探索を無意識に行うことが可能である。これは、具体的に欲しい物を思い浮かべることなく、店舗の単位で商品を見てまわることができるためである。店舗は、対象顧客、商品用途、雰囲気などが揃った商品空間を提供するため、顧客は店舗の単位で商品空間を整理し、自身の嗜好に合う店舗の中で商品探索を行うことが可能である。

ショッピングモールの店舗(実店舗)は、商品探索を促す役割を持つ商品空間である。E コマースにおいても、商品を出品する事業者として店舗 (E コマース店舗) が存在しており、その商品空間に実店舗が持つ役割を見いだせば、ショッピングモールのよう商品探索を促せることが期待される。そこで、本論文では、E コマース店舗の役割や活用法について検証および議論を行うため、E コマース店舗に着目した三つの商品探索支援技術を提案する。①店舗回遊支援インターフェース：店舗の単位で商品探索を行うためのインターフェースを提案し、商品探索における E コマース店舗の活用効果について検証を行う。②類似店舗の推薦技術：店舗の商品情報を活用した店舗推薦技術を提案し、E コマース店舗に含まれる商品情報の意味合いについて検証を行う。③視覚情報を用いた店員発話技術：商品空間の視覚情報を用いて発話文を生成する技術を提案し、E コマース店舗のナビゲーションに向けた発話生成の表現能力について検証を行う。

本論文の検証結果では、E コマース店舗の役割について、次のようなことを示した。E コマース店舗の商品空間には、商品単位の情報とは異なる「ユーザの嗜好情報」が含まれるため、E コマース店舗の単位で「商品空間の嗜好判断や取捨選択」が可能である。また、E コマース店舗の情報を活用することにより、「商品空間の情報整理」を促し、「商品空間の回遊速度を高めること」が可能である。

E コマース店舗は、商品を探るための手がかりとなる情報を提供しており、本論文の検証範囲で、実店舗と同様の役割を持つ。本研究の知見は、ショッピングモールでの商品探索のような買物体験を、E コマースで再現できる可能性を示唆する。本研究の知見を応用することにより、E コマースで Window Shopping のような商品探索を可能とする仕組み「E-Window Shopping」の実現が期待される。

目次

概要	1
目次	2
図目次.....	5
第 1 章 序論.....	6
1.1 研究背景.....	6
1.2 研究意義と新規性.....	8
1.3 用語定義.....	9
1.4 本稿の構成.....	10
第 2 章 関連研究.....	11
2.1 情報探索プロセスに関する研究.....	11
2.2 情報要求の認識と形式化.....	12
2.3 情報探索の支援方略と個人特性.....	14
2.4 個人に合わせた情報探索支援.....	15
第 3 章 店舗回遊支援インターフェース.....	18
3.1 インターフェース設計.....	18
3.1.1 要件定義.....	18
3.1.2 システムアーキテクチャ.....	20
3.1.3 店舗コンセプトの構築.....	21
3.1.4 店舗コンセプトの視覚化.....	22
3.2 評価実験.....	24
3.2.1 実験環境.....	24
3.2.2 実験内容.....	24
3.2.3 アンケート結果.....	25

3.2.4	自由記述内容.....	27
3.2.5	商品ページへのアクセス数とアクセス時間.....	27
3.3	考察.....	29
3.3.1	情報把握のしやすさ.....	29
3.3.2	商品探索のしやすさ.....	29
3.3.3	視覚情報を用いた商品探索の有効性.....	31
第4章	探索範囲を広域化させる類似店舗.....	32
4.1	類似店舗の推薦技術.....	32
4.1.1	要件定義.....	32
4.1.2	システムアーキテクチャ.....	33
4.1.3	商品情報の取得.....	33
4.1.4	店舗コンセプトの抽出.....	35
4.1.5	店舗類似度の採点.....	36
4.2	評価実験.....	38
4.2.1	実験環境.....	38
4.2.2	評価基準の測定実験.....	39
4.2.3	評価基準の測定結果.....	40
4.2.4	類似店舗推薦技術の評価実験.....	41
4.2.5	類似店舗推薦技術の評価実験.....	42
4.3	考察.....	43
4.3.1	店舗の嗜好が商品探索へ及ぼす影響.....	43
4.3.2	類似店舗の提示による商品探索への有効性.....	43
第5章	商品空間の案内する店員発話技術.....	44
5.1	要件定義.....	44
5.2	アーキテクチャ.....	45
5.2.1	全体のフレームワーク.....	45
5.2.2	視覚情報の特徴抽出.....	46
5.2.3	視覚情報に基づく発話文生成.....	50

5.3	発話技術の適用事例	53
5.3.1	データセットと学習方法	53
5.3.2	適用結果	54
5.3.3	発話技術の表現能力と応用可能性	55
5.3.4	店員発話に関する技術的展望	57
第6章	結論	59
6.1	商品探索支援に向けた本研究の役割	59
6.2	今後の課題と展望	60
付録 A	類似店舗抽出における詳細実験	61
A.1	実験内容	61
A.2	実験結果	62
A.3	考察	64
	謝辞	65
	参考文献	66
	研究業績	73

目次

図 1.1：本研究における商品探索支援のイメージ。	7
図 3.1：店舗回遊支援インターフェースの操作方法。	19
図 3.2：店舗回遊支援インターフェースのシステム構成。	21
図 3.3：クラスタリングによる階層的な店舗属性の分類。	22
図 3.4：店舗回遊支援インターフェースの視覚化情報。	23
図 3.5：アンケート結果。	26
図 3.6：店舗の商品ページへのアクセス数。	28
図 3.7：店舗の商品ページへのアクセス時間 (** $p < 0.01$)。	28
図 4.1：類似店舗の抽出手法の概要図。	34
図 4.2：類似店舗抽出の適用事例。	37
図 4.3：評価実験システム。	39
図 4.4：嗜好店舗と嗜好商品の関係 (** $p < 0.01$)。	40
図 4.5：乱数的に店舗を見てまわる場合の店舗の発見率 (* $p < 0.05$)。	41
図 4.6：嗜好店舗の発見率。	42
図 5.1：発話技術のアーキテクチャ。	45
図 5.2：発話技術の適用事例。	55

第1章 序論

1.1 研究背景

E コマース (E-Commerce) の市場は国内だけでも数十兆円の規模[1]にまで成長しており、多くの人々がオンライン上で自由に欲しい物を探せる時代となった。E コマースは、物理的な場所に依存せず、キーワードに依存して可変の商品空間を提供する、実世界のショッピングモールとは異なる強みを持つマーケットプレイスである。E コマースでは探したい物のイメージをキーワードに落として検索することができれば、目的に応じた商品空間の中で自由に商品探索を行うことが可能である。

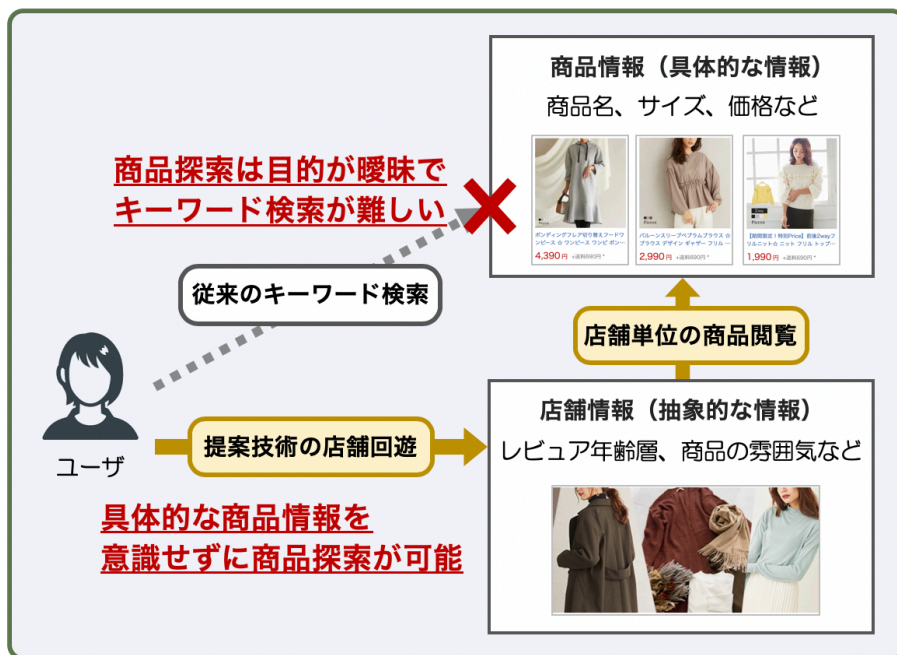
E コマース上での商品探索の質の良し悪しは、ユーザのキーワードの生成能力が大きく作用する。例えば、「今季に着る衣服が欲しい」という探索目的があるとき、「今季」や「衣服」といったキーワードで検索しても目的に合わない煩雑な商品空間が提示されることは容易に想像できることである。このような探索目的では、まず「今季の特徴は何か」や「どのような衣服が欲しいのか」といった探索条件を考え、「暖かい」や「ニットセーター」などの具体的なキーワードを選択して検索する必要がある。また、検索結果に満足できない場合は、キーワードを再び検討して検索することを繰り返す必要がある。E コマース上で商品探索を行うためには、探索目的に合う商品空間を提示するための商品情報や検索エンジンに対する十分な知識が求められる。

情報探索の研究分野の *leading person* である Marchionini によると、人の情報探索プロセスは、情報に関する問題の認識と解釈、探索プランの構築、探索の実行、探索結果の評価が含まれ、満足できる結果が得られるまで何回もこれらのプロセスが繰り返される[2]。Hertzum と Frokjaer は、情報探索では目的に到達するための情報が不完全であるため、正しい検索キーワードが生成困難であることを指摘している[3]。E コマースの検索システムはキーワードに依存しているため、曖昧な目的が含まれる商品探索を行うことは容易ではない。

商品探索は、実世界のショッピングモールでは多くの人々が無意識に行っていることである。ショッピングモールでは、欲しい物のイメージを具体化せずに商品を見てまわり欲しい物を探ることが可能である。商品探索における欲しい物のイメージは探索プロセスの中で生まれるものであり、ショッピングモールでは「見てまわる」ことを先行さ

せた買物体験が可能であるため、商品探索を無意識に行うことが可能であると考えられる。また、「店舗」は見てまわることを効率化させるための単位であり、店舗の単位で商品空間の取捨選択ができるため、ショッピングモールの全ての商品を見てまわることなく探索することが可能である。

E コマースは膨大な店舗が商品を販売するマーケットプレイスであり、店舗単位の商品空間を提示することが可能である。実世界のショッピングモールのような買物体験をE コマース上でも実現できれば、E コマース上での商品探索を促すことができると考えられる。本研究では、「商品空間を見てまわって欲しいものを発見する」といった商品探索プロセスをE コマース上で実現する仕組みとして、店舗単位の商品空間を活用した商品探索支援技術を提案する。本研究の商品探索支援のイメージ図を図 1.1 に示す。



商品画像：©楽天市場[51]

図 1.1：本研究における商品探索支援のイメージ。

本研究では、E コマースでのユーザの商品探索を支援するため、次の3つの技術を提案する。①店舗回遊支援インターフェース：店舗の単位で商品探索を行うためのインターフェースを提案し、商品探索における E コマース店舗の活用効果について検証を行う。②類似店舗の推薦技術：店舗の商品情報を活用した店舗推薦技術を提案し、E コマース店舗に含まれる商品情報の意味合いについて検証を行う。③視覚情報を用いた店員発話技術：商品空間の視覚情報を用いて発話文を生成する技術を提案し、E コマース店舗のナビゲーションに向けた発話生成の表現能力について検証を行う。

1.2 研究意義と新規性

本研究では、E コマースでの商品探索を支援する仕組みとして、店舗を媒介して商品を見てまわることを促す要素技術を提案する。従来の E コマースでは商品検索や商品推薦といった「ユーザと商品をマッチング」に焦点が当てられるのに対し、本研究では「ユーザと店舗をマッチング」に新しく焦点を当てた技術提案を行う。この焦点では、ユーザ、店舗、E コマースの3者に向けた次のような利益が考えられる。

- **ユーザに与える利益**

具体的な商品や検索キーワードを意識せず、店舗のターゲット層や商品用途などの情報を辿った、新しい商品探索の体験を提供する。

- **店舗に与える利益**

自社商品をまとめてユーザに提示することができ、複数の商品により表現されるブランドイメージを伝える機会が得られる。

- **E コマースに与える利益**

ユーザと店舗の両者に新しい体験や価値を提供する仕組みにより、E コマース全体の顧客満足度を高めることができる。

これまでの E コマースでは、ユーザが欲しい商品を見つけて購入することで、店舗に売上としての利益を与えていた。ユーザによって検索される商品空間は、キーワードに依存した商品空間であり、組み合わせ商品のようなキーワードを超えた関係性を商品空間上で表現することは困難であった。例えば、衣服はコーディネートといった情報も重要であるが、キーワード検索では「アウター」や「パンツ」といった単位の商品空間し

か表現することができない。他にも、キャンピング用品などの用途に関する組み合わせ商品も考えられるが、キーワード検索では「テント」や「デスク」といった単位で商品を見てまわる必要がある。

一方で、本研究の技術では、ユーザは店舗の単位で商品空間を閲覧することが可能であり、店舗に対してブランドイメージの宣伝という売上以外の利益を提供することができる。店舗は、人手によって厳選されたターゲット層や商品用途などが揃う商品空間を提供しているため、キーワードのつながりを越えた商品の意味レベルの情報を表現することが可能である。例えば、衣服のコーディネートを意識できる「アウター」や「パンツ」が含まれる商品空間や、特定場所でのキャンピングを想定した「テント」や「デスク」が含まれる商品空間を表現することができる。店舗の単位の商品探索では、商品空間を意味レベルで整理しながら、探索目的の精緻化や具体化、欲しい物との出会いを支援することが可能である。

1.3 用語定義

Eコマースの店舗は、ショッピングモールなどの実店舗とは異なり実態がなく、イメージすることが難しい概念である。本研究では、Eコマースの店舗に関連する概念を表1.1のように定義し、概念の範囲を明確化する。

店舗コンセプトは、商品の意味合いを表現する情報であり、複数の商品からなる商品空間を通して表現できる抽象情報（メタ情報）である。例えば、「店舗の価格帯」は複数商品の販売価格を通して把握することが可能であり、「ターゲット層」は複数商品のレビュー年齢を俯瞰することで知ることが可能である。本研究では、店舗コンセプトを活用した商品探索をユーザに促すことを目的としており、そのための具体的な情報として販売価格、レビュー年齢、商品ジャンルなどの店舗属性を扱う。

表 1.1：本研究における用語定義。

用語	説明
店舗	ひとつの販売業者が扱っている商品をまとめた商品空間。
店舗コンセプト	店舗の価格帯、ターゲット層、商品用途、雰囲気などに含まれる商品の文脈情報。
店舗属性	販売価格、レビュー年齢、商品ジャンルなどの、店舗コンセプトを表現する具体的な情報。

1.4 本稿の構成

本論文は6章で構成され、各章の内容は次のとおりである。

第2章では、本研究の関連研究について述べる。人の情報探索プロセスに関する研究知見をまとめ、情報探索プロセスにおける課題について整理する。また、情報探索プロセスを支援する諸研究を取り挙げ、本研究との差分や立ち位置の明確化を行う。

第3章では、店舗を媒介して商品を見てまわることができる、店舗回遊支援インターフェースを提案する。店舗の情報の取得方法および視覚化方法、商品探索の課題における提案インターフェースの評価結果について述べる。商品探索において店舗の情報がどのような役割を持つのか考察する。

第4章では、店舗に含まれる商品情報を利用した、類似店舗の推薦技術について説明する。商品情報から店舗の情報を取り出す方法、店舗を推薦する知識の構築方法と活用方法、店舗推薦の課題における提案技術の評価結果について述べる。店舗に含まれる商品情報がどのような意味合いを持つのか考察する。

第5章では、商品ページなどの視覚的情報から特定の文脈に注意を誘導する、店員発話技術について説明する。入力された視覚的情報に含まれる文脈を推論する方法、視覚的情報の文脈を用いて発話文を生成する方法、特定の視覚的情報に対する発話文の生成事例を述べる。その生成事例の事象から、実用的な店員発話技術への応用可能性について考察する。

第6章では、これまでの提案から得られた知見をまとめる。本研究の主題である店舗の価値について総合考察を行い、店舗の価値を活かした将来の展望を述べる。

第2章 関連研究

2.1 情報探索プロセスに関する研究

E コマースにおける商品探索支援技術について議論するためには、e コマースのユーザがどのような探索手続きで、どのように振る舞うのか、といった情報探索プロセスに関する理解が必要である。インターネット技術の発展に伴い、オンライン空間での情報探索に関する理論的な説明は数多く行われている。本節では、情報探索プロセスの理論に関する研究について触れ、既存の検索システムにおける問題点について説明する。

情報探索プロセスに関する理論やフレームワークは、探索活動が繰り返されることを説明したインタラクションサイクルと呼ばれる仮定を前提としている。このインタラクションサイクルについて、Marchionini は「情報に関する問題の認識と解釈、探索プランの確立、探索の実行、探索結果の評価が含まれ、必要に応じてこれらのプロセスを繰り返すことである」と述べている[4]。Sutcliffe と Ennis は、キーワードを用いた検索プロセスにインタラクションサイクルを適用し、問題の特定、情報要求の明確化、キーワードの作成、検索結果の評価といった 4 つのプロセスの繰り返すモデルを提案している[5]。類似のモデルとして Shneiderman らは、キーワードの作成、探索の実行、検索結果の再検討、キーワードの改善といった 4 つのプロセスを挙げている[6]。Marchionini と White は、詳細化した情報探索プロセスとして、情報要求の認識、要求達成に向けた行為の心構え、問題の形式化、問題の表現化、検索結果の検討、問題の修正と表現化、検索結果の利用といった 7 つのプロセスを説明している[7]。

上記の情報探索プロセスは、一般的なキーワード検索の利用することを想定している。キーワードを用いて検索をするためには、情報要求の認識や形式化といった複数のプロセスによる事前準備が必要である。情報探索プロセスを支援するためには、キーワード検索以前の情報要求に関する支援も重要と考えられる。しかし、一般的なキーワード検索では、キーワードの指定や修正、検索結果の情報整理といったキーワード検索以降のプロセスが支援対象であり、情報探索プロセスを十分に支援できていない。

2.2 情報要求の認識と形式化

情報要求に関する支援が情報探索プロセスにおいて重要であることは、Bates の研究結果から示唆される。Bates は情報探索プロセスに関する観察的研究を行い、探索者の情報要求が探索の中で得られた情報に依存して変化することを発見した [8]。この情報要求が動的に変化するモデルはベリーピッキング (Berry Picking) と名付けられ、以降の観察的研究 [9, 10] から妥当性が確認されている。ベリーピッキングによると、情報探索プロセスは時系列に並んだ検索結果が相互に関連しており、探索目標の文脈とそれまでの探索によって得られた結果に基づいて次の探索目標が生まれる。つまり、探索者の情報要求の認識や形式化は探索プロセスのあらゆるタイミングで発生するため、情報要求に関する支援は重要であり、情報探索プロセスの全体の支援につなげることができる。

Kuhlthau の研究 [11] では、情報探索プロセスの発達に関する大規模な調査を行い、情報探索プロセスが進むにつれて探索者の焦点が段階的に変化することが示されている。具体的には、情報探索者は探索活動が進むにつれて、開始、選択、探索、作成、収集、プレゼンテーションといった 6 つのステージを踏むことが観察されている。

開始のステージでは、自身が持つ情報要求を認識するための段階である。一般的な知識に関する探索が行われ、自身の知識不足を悟り、過去の経験に関連づけながら情報要求が理解される。選択のステージでは、探索対象のトピックや探索するアプローチを選択する段階である。情報要求や時間的制約、トピックの選定やアプローチの検討が行われる。探索のステージでは、一般的なトピックを調査して理解を深める段階である。この段階では必要とされる情報を表現する知識が不十分であり、検索結果の関連性の評価が難しく、検索結果と知識が矛盾することが多い。作成のステージでは、探索対象のトピックが焦点化される段階である。この段階では検索結果と知識の矛盾が解決され、情報を表現する知識が充足していく。収集のステージでは、焦点化されたトピックに関する情報を集める段階である。キーワードを用いた検索システムを生産的に扱えるようになり、効率的な情報探索が行われる。プレゼンテーションのステージでは、一連の探索プロセスの終了を判断できる段階である。探索される情報は既知のものか関係ないものである、という判断が行われる。

Kuhlthau の研究では、実際にプレゼンテーションのステージまで辿り着く探索者はごく一部であることも報告されており、これは情報要求の精緻や探索知識の収集が容易ではないことを示唆する結果である。同様の観察的研究 [12] でも同様の結果が得られており、この段階的なステージの妥当性が示されている。情報探索では、情報要求を認識するところから始まり、その情報要求を精緻しながら探索活動が進められる。情報要求の

認識と形式化は、情報探索プロセスで成果を得るために実行される重要な認知活動である。

一方で、Hertzum と Frokjaer は、設定された情報要求の修正が難しいことを指摘している[13]。探索者が新しく設定した情報要求が不完全である場合は、良い情報と出会うことができず、情報要求を修正する方向が定められないため、アンカーリングと呼ばれる初期値が調整できなくなる傾向が現れる。つまり、設定した情報要求に固執した情報探索を繰り返してしまい、そこから抜け出せなくなってしまうのである。実際に、Google 検索エンジンのログを解析した Russell の研究[14]では、似たクエリを繰り返し検索してしまう「もがき苦しむ行為 (thrashing behavior)」と呼ばれる現象が確認されている。これらの研究は、探索者に情報要求の形式化を任せてしまうと危険であることを示しており、正しい情報要求へのナビゲーション支援が情報探索において重要であることを説明する。

また、O' Day と Jeffries による研究[15]では情報探索の停止条件として、適切量の材料が見つかること、強い影響力を持つ要因がなくなること、抑制を与える要因があることを挙げている。情報要求を適切に形式化できない状況では、次の探索につながる情報発見が行えず、この「もがき苦しむ行為」は探索活動に抑制を与えてしまう可能性が考えられる。情報探索を正しい終了へ導くためにも、情報要求の認識や形式化の支援が重要であると考えられる。

この情報要求の認識や形式化のプロセスは、一部の研究において意味形成 (sensemaking) という概念で扱われる。Russell によると、意味形成は「膨大な情報から意味表現を形成するプロセスであり、検索された文書などに含まれる内容やその構造を知覚すること」として扱われる[16]。Pirolli と Card は、諜報分析者の業務プロセスの観点から意味形成を説明している[17]。Pirolli と Card によると、諜報分析者の業務プロセスは、情報の探索、精査、抽出の繰り返しであり、既知の情報と抽出した情報を適合して発展させていく意味形成プロセスである。Patterson は、諜報分析者にキーワード検索システムを利用して調査レポートを作成する、という意味形成プロセスの実験を行っている[18]。その実験結果では、調査レポートの品質と正確さは特定の文書を発見した人ほど高く、それは検索システムの機能とは関係のない要因であるため、キーワードを用いた検索システムが意味形成支援とは無関係であることが示されている。この結果の妥当性について、Jonker らの諜報分析者の調査実験においても同様の結果が確認されている[19]。

情報要求の認識や形式化といった意味形成プロセスでは、探索された情報に含まれる

内容や構造を知覚し、探索者のその時点での知識とすり合わせていくことにより、より焦点化された探索目的が作り上げられる。その探索目的は、ベリーピッキングのモデルで説明されるように、情報探索の中で連続的に得られた断片的な情報の文脈に基づいて決定される。つまり、意味形成は、情報探索のあらゆるタイミングで発生し、情報探索の成否に大きく影響する重要なプロセスである。しかし、情報探索で標準的に活用されるキーワード検索では、探索目的を焦点化するための意味形成プロセスを十分に支援できておらず、キーワード検索ではない別の方略から情報探索を支援する必要性が主張される。

2.3 情報探索の支援方略と個人特性

前節までに、情報探索が複数のプロセスの繰り返しによって成り立つことや、情報要求の認識や形式化といった意味形成プロセスが十分に支援されていないことに触れた。これまでの情報探索支援に関する研究では、この広範囲の情報探索プロセスを同時に支援するのではなく、特定のプロセスに焦点を当てた支援方略が採られている。本節では、情報探索の支援方略の観点から関連研究を説明する。

情報探索の支援方略を体系化した代表的な研究に、Bates の研究[20]がある。Bates は情報探索を支援する方略について、語の方略、クエリ修正の方略、情報構造の方略、モニタリングの方略といった 4 つの方略パターンを示している。語の方略とは、探索者が検索したキーワードを同じ意味を持つ語句に調整することであり、同じ意味合いを持つ効果的な検索結果を提示するために活用される。クエリ修正の方略とは、探索者が検索するキーワードに対して、追加可能なキーワードや論理演算子を提示することであり、検索を具体化したり限定したりするために活用される。情報構造の方略とは、情報構造や情報リンクを提示することであり、必要な情報へナビゲーションするために活用される。モニタリングの方略とは、探索者の行動を観察して評価をフィードバックすることであり、探索者に自身の状態を把握してもらうために活用される。

Bates の方略において、語の方略とクエリ修正の方略はキーワード検索で活用できる「検索方略」であり、情報構造の方略とモニタリングの方略はキーワード検索を活用しない「ナビゲーション方略」である。この検索とナビゲーションの間に大きな性質の違いがあることは、キーワードを用いた検索とブラウジングのようなナビゲーションを対比する研究[21, 22, 23]で議論されている。検索は、プランニング、クエリ実行、結果の評価、クエリの精緻など、複数のフェーズを含む分析的なプロセスであり、ブラウジン

グは単に好みのリンクの判断を含む選択的なプロセスである[21]。ブラウジングはリンクを辿ることでテキストの断片から断片へと動き回るプロセスであり、人の自身が求める情報を認識する能力や、大まかに情報に目を通したり一瞬で知覚したりする能力が、大量の情報を素早く評価して有用な情報を選択する、というブラウジングを可能とする[23]。また、Herzum と Frokjaer は、情報発見に関してブラウジングがキーワード検索より良い成績となることを示している[3]。

検索方略は、探索者の情報要求の形式化の支援を志向するものであるが、探索者が最初に何らかの情報要求を形式化しなければ支援できず、分析的で認知負荷の高いプロセスが用いられる方略であると考えられる。一方、ナビゲーション方略は、探索者の情報要求の認識の支援を志向するものであり、情報提示を先行させることで情報への気づきを促し、情報を評価して選択するといった認知負荷の低いプロセスが用いられる方略であると考えられる。ただし、ナビゲーション方略では探索者に提示する情報が重要な役割を持ち、提示するリンクの選択に貢献する手がかりが適切に提供できる場合に限り有効的に機能することが指摘されている[21]。

支援方略が異なると、探索者が扱う認知特性や事前知識が異なることは、これまでに述べた研究からも明らかである。Hembrooke らによると、情報の扱いが主題となる課題では、課題実施者の認知能力や事前知識がパフォーマンスに大きな影響を与える[24]。適切な支援方略を設計するための知見として、いくつかの研究では、情報探索における探索者の個人特性の影響について説明している。例えば、Tabatani と Shore は、情報検索プロセスでは、検索結果の適合性の評価の他に、自己の認識や監視の関するメタ認知が重要と述べている[25]。Allen は、情報探索の質について、探索者の論理推論、言語理解、空間把握に関する能力が大きく影響を与えること、情報認知の速度には影響されないことを示している[26]。Kelly と Cool は、情報探索では検索対象の事前知識が豊富であるほど探索効率が高くなることを示している[27]。Sihvonen と Vakkari は、探索対象に関する事前知識が概念の関係性の理解や拡張に大きく影響することを示している[28]。Machionini らは、探索の熟練者は意識的な計画性の高い行為を実施し、初心者は反動的な計画性の低い行為を実施する、と述べている[29]。

2.4 個人に合わせた情報探索支援

サービスやシステムを個人に適応させるための個人化技術 (Personalization) は、Eコマースでの商品探索や商品発見を支援するためのよく利用される。情報推薦技術はEコマースで最も活用される個人化技術の一つであり、これまで多くの推薦技術が提案さ

れている。本節では、E コマースに活用される推薦技術による個人化について触れる。

商品情報推薦技術は、扱う情報の観点から協調フィルタリングと内容ベースフィルタリングに分けられる[30]。

協調フィルタリングは、ユーザの行動履歴の関連性を用いて商品間の関連性を抽出する手法である[31]。協調フィルタリングでは、ユーザの行動履歴を用いて商品の関連性を抽出するため、商品ジャンルによる関連性を超えた幅広い商品の繋がりを抽出することができる[32]。また、コンテンツを解析せずに関連性を抽出できる手軽さから多くの手法が提案されている([34][35][36]など)。例えば、Hijikata らは、セレンディピティと呼ばれるユーザの知らないような商品の発見性を向上させる手法を提案している[34]。Murakami らは、意外性の高い商品の推薦を可能にした[37]。Ziegler らは推薦リストのトピックを多様化させ、ユーザの満足度を向上させている[38]。Amazon.com や Google News が提供するシステムにも協調フィルタリングが用いられている[39, 40]。協調フィルタリングは特徴量を抽出することが困難なアイテムに対しても、高い精度で商品を推薦できると言われている[41]。しかし、高い推薦精度が災いし、似たような商品ばかり推薦されてしまうといった問題が多く、商用システムで確認されている[42]。評価付けがされていないアイテムが推薦候補に入らない cold start 問題や、新規利用者の推薦の質が低くとどまる first rater 問題などの問題も存在する[34]。

一方、内容ベースのフィルタリングは、商品情報の解析を行うことで商品間の関連性を抽出する手法である[43]。内容ベースフィルタリングでは、ユーザの行動履歴を利用せずに商品間の関連性を抽出するため、評価付けされていない新商品も推薦することができる[34]。また、少数派の嗜好パターンをもつ利用者にも適切な情報を推薦することができる[44]。内容ベースフィルタリングを用いた例として、Mooney らは Amazon.com から取得した書籍情報の特徴を利用した推薦システムを提案している[42]。Cao らはコンテンツ間の類似する概念にファジィ理論を適用し、偏りの少ないコンテンツの揭示手法を提案している[44]。内容ベースフィルタリングでは、ユーザプロフィールとコンテンツモデル（商品情報から抽出した商品の関連性）を直接的に比較するため、新規性や意外性の高い商品を推薦することが難しいと言われている[41]。

同じ推薦技術でも、協調フィルタリングを扱うのか、内容ベースフィルタリングを扱うのかによって利点や欠点が大きく異なる。協調フィルタリングは個人の多様な嗜好情報を推薦するという目的で機能する手法であるのに対し、内容ベースフィルタリングは情報の関連性を辿った情報推薦をするという目的で機能する手法である。情報推薦技術は、支援する目的を考慮して扱う手法を吟味する必要がある。

ユーザの情報探索行動を支援するための推薦技術としては、キーワード検索に用いるクエリを推薦する研究が行われている。例えば、Parikh らは入力したクエリの Semantic な関係性を 3 種の類似指標により抽出し、関連したクエリを推薦している[45]。Wilson らはユーザが閲覧しているコンテンツから属性を抽出し、それをパネルとして掲示するシステムを提案した[46]。Cutrell らは検索結果に含まれるメタデータを掲示し、検索条件を容易に変更できるシステムを提案している[47]。キーワード検索結果の商品配列を変更することにより、商品探索を支援する研究も存在する。Bhattacharya らは検索クエリを特定属性と不特定属性という独自の指標で分類し、不特定属性の類似度が高いものから商品表示を行う手法を提案している[48]。これらの研究では、キーワード検索のクエリ生成を支援することができる。しかし、ユーザの情報要求が曖昧な場合の商品探索ではクエリとユーザの需要が一致せず、ユーザを満足させられるような商品を探ることが難しいと考えられる。

第3章 店舗回遊支援インターフェース

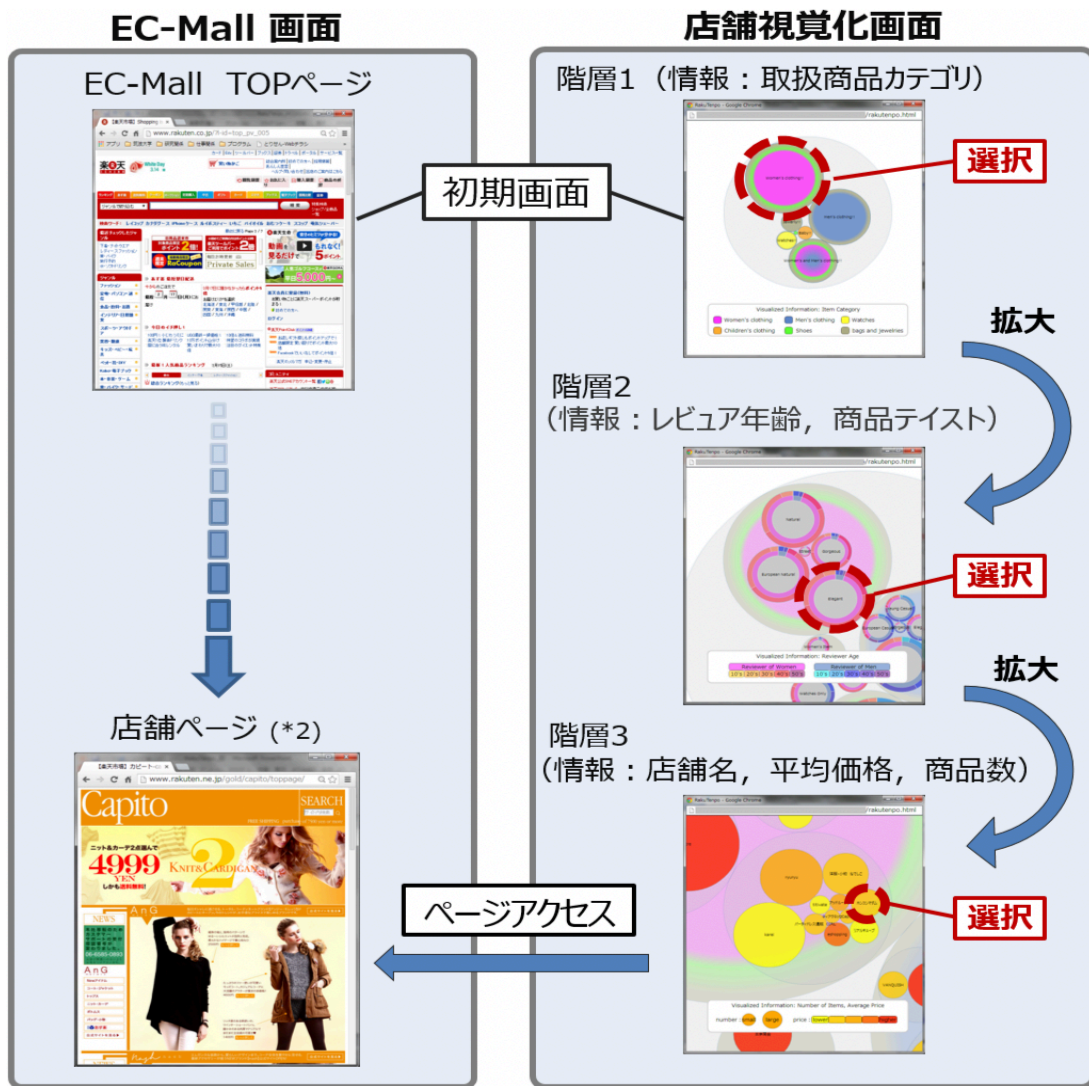
商品探索では、目的に到達するための情報が不完全であるため、目的を満たすキーワードを生成することが難しい[2]。E コマース上で商品探索を支援するためには、キーワードに依存せずに商品空間を見てまわることが可能なユーザインターフェースが必要である。本章では、ショッピングモールで実施する商品探索のように、店舗コンセプトを活用して商品空間を見てまわることができる店舗回遊支援インターフェースを提案する。

3.1 インターフェース設計

3.1.1 要件定義

提案インターフェースでは、探索する商品空間の取捨選択を促すため、店舗コンセプトの視覚化を行う。マーケティングの分野では、店舗選択や購買意思決定につながる主要因に関する研究[49, 50]の中で、店舗コンセプトを部分的に説明可能な要因が分析されている。提案インターフェースで視覚化する店舗コンセプトの具体的な情報は、これらの研究で有効とされる要因と E コマースで取得可能な情報を考慮し、店舗単位の平均商品価格、商品ジャンルの分布、レビュー年齢の分布、商品テイストとする。本研究では便宜上、店舗コンセプトを表現するために扱う具体的な情報を「店舗属性」と呼ぶ。

同時に多くの店舗属性を視覚化すると、店舗属性の優先順位の判断といった冗長な認知不可が発生する。E コマースでは膨大な店舗が混在しているため、類似した店舗属性を持つ商品空間はまとめて取捨選択できることが望ましい。提案インターフェースでは、商品探索における冗長な意思決定判断を減らす仕組みとして、似た店舗属性を持つ商品空間をまとめ、情報の優先順位の判断を減らすための仕組みとして、直行する店舗属性は複数の階層に分けて視覚化する。視覚化手法としては、集合情報と階層情報の両方を扱うことができる円形ツリーマップや、円形による情報表現と相性の良いドーナツチャートや放射グラデーションを採用する。



商品画像：©楽天市場[51]

図 3.1：店舗回遊支援インターフェースの操作方法。ユーザは探索目的に合う店舗属性を取捨選択していくことにより、店舗単位の商品空間が提示され、キーワードに依存しない商品探索を行うことができる。

上記の要件を満たす店舗回遊支援インターフェースでは、目的に合う店舗属性を取捨選択していくことで、店舗が扱う商品ページにアクセスすることが可能である(図 3.1)。ユーザは探索目的が曖昧な場合でもキーワードを生成する必要はなく、店舗コンセプトを活用して商品探索を行うことが可能である。

3.1.2 システムアーキテクチャ

図 3.2 に店舗回遊支援インターフェースのシステム構成を示す。本インターフェースは、事前処理と即時処理の 2 つのアーキテクチャを持つ。

事前処理では、E コマースから取得した店舗属性に対してカテゴリ化を施し、取得した店舗属性とそのカテゴリ情報を店舗コンセプト DB に格納する。具体的には、店舗取得モジュールの中で、店舗ごとの店舗属性を取得する。店舗群化モジュールの中で、店舗属性ごとにカテゴリ化を施し、類似の店舗をまとめたカテゴリ情報を作成する。それぞれのモジュールで得た店舗属性とそのカテゴリ情報を、店舗コンセプトとしてまとめて店舗コンセプト DB に格納する。E コマース上の膨大な店舗属性のカテゴリ情報を事前処理の中で作成しておくにより、即時処理での大規模な演算を避けることが可能である。具体的なカテゴリ化の方法については、3.1.3 項で詳しく述べる。

即時処理では、店舗属性の視覚化、ユーザ入力に対するフィードバック、店舗の商品ページの表示を行う。具体的には、店舗視覚化モジュールで、店舗コンセプトに格納された店舗属性やそのカテゴリ情報を階層的に視覚化する。入力理解モジュールでは、視覚化された情報に対するユーザの選択を入力として受け取り、選択された情報に応じて視覚化する情報を更新して、店舗視覚化モジュールの情報を伝える。また、ユーザが特定の店舗商品ページへアクセスすることを選択した場合は、該当する店舗の商品ページの情報を商品提示モジュールに渡す。商品提示モジュールでは、渡された店舗の商品ページを提示する。視覚化モジュールと商品提示モジュールはどちらも画面表示機能を備えており、商品提示モジュールの方が優先されるよう設定されている。視覚化画面を提示したい場合は、ブラウザに登録された URL を選択するか、または、ブラウザの表示画面を戻す操作を行うことで、視覚化画面で繰り返し商品探索を行うことができる。具体的な視覚化の方法については、3.1.4 項で詳しく述べる。

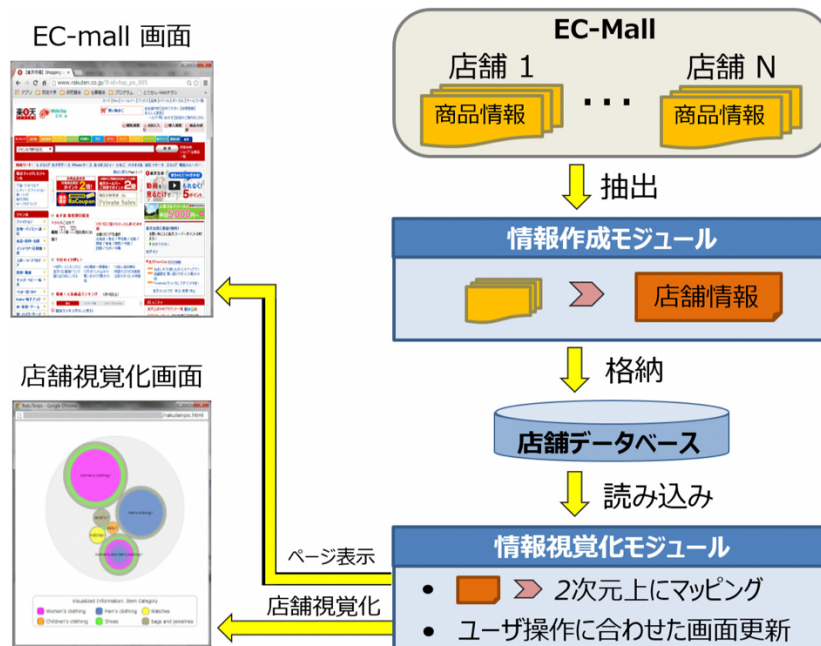


図 3.2：店舗回遊支援インターフェースのシステム構成。

3.1.3 店舗コンセプトの構築

提案インターフェースで扱う店舗属性は、E コマース上の店舗 i における商品価格 P_i 、商品ジャンルの分布 J_i 、レビュー年齢の分布 R_i 、商品テイスト T_i であり、次のような情報を表現するベクトルである。商品価格 P_i は、最大商品価格、最小商品価格を表現する。商品ジャンルの分布 J_i は、メンズファッション、レディースファッション、子供服、腕時計、靴、バック・小物といった商品ジャンルに含まれる商品数の割合を表現する。レビュー年齢の分布 R_i は 10 代男性、20 代男性、30 代男性、40 代男性、50 代以上男性、20 代女性、30 代女性、40 代女性、50 代以上女性の全商品に対するレビュー数の割合を表現する。商品テイスト T_i は、カジュアル、フォーマル、ナチュラル、ストリート、エレガント、ゴージャス、洋風、欧風といった商品テイストの有無を 1 と 0 の 2 値で表現する。

似た店舗属性を持つ商品空間をグループ化して提示するため、クラスタリングを用いて店舗属性を機械的に分類する。店舗属性を階層的に視覚化できるようにするため、クラスタリングを複数層に分けて行うことで階層的なグループ構造を構築する (図 3.3)。

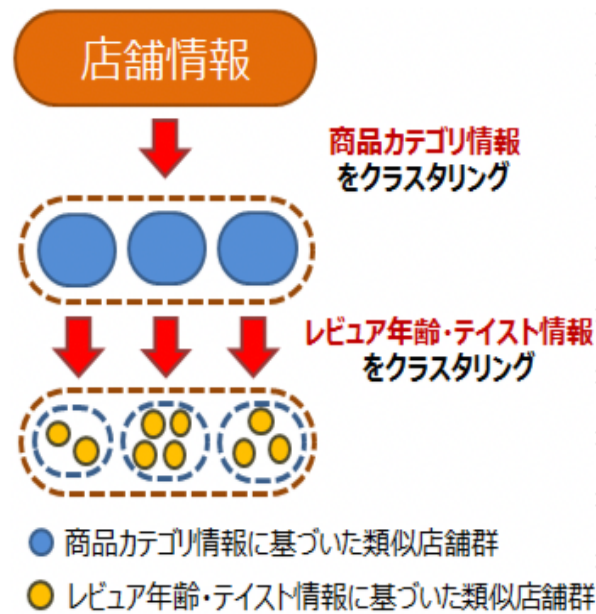
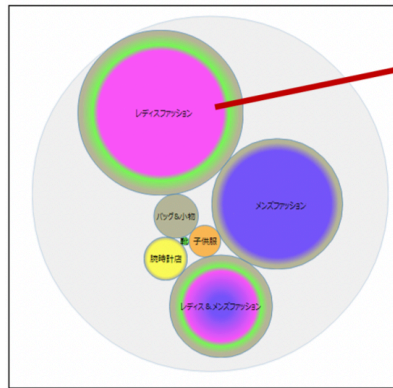


図 3.3：クラスタリングによる階層的な店舗属性の分類。

3.1.4 店舗コンセプトの視覚化

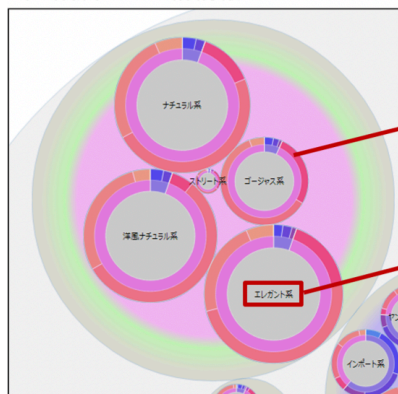
本インターフェースの視覚化情報を図 3.4 に示す。本インターフェースでは、円形ツリーマップを用いて店舗属性を視覚化する。円形ツリーマップは店舗属性を 3 階層に分けて表現している。第一階層では、商品ジャンルの分布に基づいて分類された店舗群をバブルチャートで表現しており、似た商品ジャンルの分布を持つ店舗群を 1 つの円で表している。商品ジャンルの分布は放射グラデーションを用いて視覚化しており、ユーザは色の割合によって商品ジャンルを判断することができる。第二階層では、レビュー年齢の分布と商品テイストに基づいた店舗群をバブルチャートで表現しており、レビュー年齢の年齢層が近く、似た商品テイストの品揃えを持つ店舗群を 1 つの円で表現している。レビュー年齢の分布はドーナツチャートで視覚化し、商品テイストはテキストで表示している。第三階層では、店舗名、店舗の商品数、店舗の平均商品価格といった店舗単位の情報をバブルチャートで視覚化している。店舗名はテキスト、店舗の商品数は円の大きさ、店舗の平均価格は円の色で表現している。

第1階層：店舗群情報



色：取扱商品カテゴリ

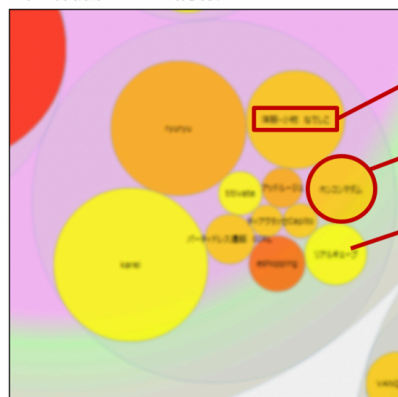
第2階層：店舗群情報



ドーナツチャート：
レビュー年齢層

テキスト：商品テキスト

第3階層：店舗情報



テキスト：店舗名

大きさ：商品数

色：商品平均価格

図 3.4：店舗回遊支援インターフェースの視覚化情報。

3.2 評価実験

3.2.1 実験環境

店舗コンセプトの視覚化による効果を検証するため、従来の店舗検索インターフェースとの比較実験を行う。今回の実験で利用する E コマースは、日本で最も多くのユーザを抱える楽天市場[51]とする。楽天市場の店舗検索インターフェースでは、店舗単位の情報が一覧形式で並べられており、店舗名、レビュー件数、取扱商品数、店舗ジャンルがテキストで表示されている。主な機能は「キーワードで店舗名を検索する機能」、「店舗リストをレビュー件数順、開店日順、50音順に並び替える機能」である。店舗名をクリックすることで店舗が扱う商品ページにアクセスすることができる。

本実験で扱う店舗は、情報取得にかかる時間を考慮し、ファッション商品を販売する 76 店舗（最大商品数は 29,225、最小商品数は 561、平均商品数は 5,292）を厳選した。実験の公平性を考慮し、従来の店舗検索システムもこの 76 店舗のみを検索できるように設定を施した。店舗が扱う商品情報は、楽天株式会社が提供している楽天 API[52]を用いることで取得した。商品テイストの情報は、実際の店舗ページを閲覧して適切な情報を抽出した。

実験参加者は、普段の生活で E コマースを利用している 20 代から 50 代の 30 名の男女である。その内訳は、E コマースの利用率が 30 代、20 代、40 代、50 代の順に高いこと[54]を考慮し、20 代 10 名（うち女性 6 名）、30 代 12 名（うち女性 7 名）、40 代 6 名（うち女性 2 名）、50 代 2 名（うち女性 0 名）とした。

3.2.2 実験内容

本実験では、実験参加者に対して「商品を買いたいと思う店舗を 3 店舗探す」という課題を課し、従来の店舗検索インターフェースと、提案する店舗回遊支援インターフェースの 2 つのシステムをそれぞれ操作してもらった。システムの操作順序による影響を防ぐため、両システムの操作順序は男女ともに毎回入れ替えて実験を行った。実験参加者が商品を買いたいと思う店舗を見つけた場合は、ブラウザのブックマーク機能によって店舗を記録してもらった。実験の様子はビデオ撮影し、両システムにおける店舗の商品ページへのアクセス時間とアクセス数を測定した。ここで、1 回あたりのアクセス時間は、店舗の商品ページを見終えてから他の店舗の商品ページへアクセスするまでの時間と定義する。アクセス数は、商品を買いたいと思う店舗を 1 件発見するまでに経由し

た店舗数と定義する。

各インターフェースの操作後、各インターフェースについて表 3.1 の項目でアンケート調査を行った。アンケート項目の選択肢は「よくあてはまる (4 点)」、「あてはまる (3 点)」、「あまりあてはまらない (2 点)」、「あてはまらない (1 点)」の 4 件法を採用し、曖昧な回答が選ばれないように中央値を外した。Q9 の自由記述では、インターフェースの良い点や悪い点、感想を記述してもらった。

3.2.3 アンケート結果

アンケート調査の結果を図 3.5 に示す。両インターフェースの各質問に対する評価値に有意差があるか分析するため、一对の標本による t 検定を実施し、両側検定における P 値を求めた。その結果、Q1 から Q8 の全ての質問項目に対して有意差があることが示された。以下、質問項目に対する評価結果について t 検討の結果を基に記述する。

Q1 では P 値が 1.21×10^{-9} ($p < 0.01$) であり、有意差があることが示され、提案インターフェースの方が店舗情報 (商品数、価格帯) を把握しながら店舗を探索できることが分かった。Q2 では P 値が 1.26×10^{-9} ($p < 0.01$) であり、有意差が示されたため、提案インターフェースの方が店舗間の関連性を把握しながら店舗を探索できることが分かった。Q3 では P 値が 2.96×10^{-8} ($p < 0.01$) であり、有意差があることが示されたため、提案インターフェースの方が嗜好に合った店舗を見つけやすいことが分かった。Q4 では P 値が 8.05×10^{-10} ($p < 0.01$) であり、有意差があることが示されたため、提案インターフェースの方が店舗情報 (商品数、価格帯) を参考にしながら店舗を探索できたことが分かった。Q5 では P 値が 2.88×10^{-6} ($p < 0.01$) であり、有意差があることが示されたため、従来システムのほうが店舗を探索するときにストレスを感じるということが分かった。Q6 では P 値が 7.71×10^{-7} ($p < 0.01$) であり、有意差があることが示されたため、従来システムを用いた店舗探索の方が飽きやすいことが分かった。Q7 では P 値が 1.59×10^{-9} ($p < 0.01$) であり、有意差があることが示されたため、提案インターフェースの方が素早く店舗を探索できると感じた人が多いことが分かった。Q8 では P 値が 2.05×10^{-7} ($p < 0.01$) であり、有意差があることが示されたため、提案インターフェースの方が再度使ってみたいと感じた人が多いことが分かった。

表 3.1：実験アンケート。

	質問項目
Q1	このシステムは、店舗情報（商品数、価格帯など）を把握しながら店舗を探索することができる。
Q2	このシステムは、店舗間の関連性を把握しながら店舗を探索することができる。
Q3	このシステムは、好みの店舗を見つけやすい。
Q4	このシステムは、店舗を情報（商品数、価格帯など）を参考にしながら店舗を探すことができる。
Q5	このシステムは、店舗を探す時にストレスを感じる。
Q6	このシステムによる店舗の探索は飽きる。
Q7	このシステムは、素早く店舗を探すことができる。
Q8	このシステムをまた使ったみたいと思う。
Q9	自由記述

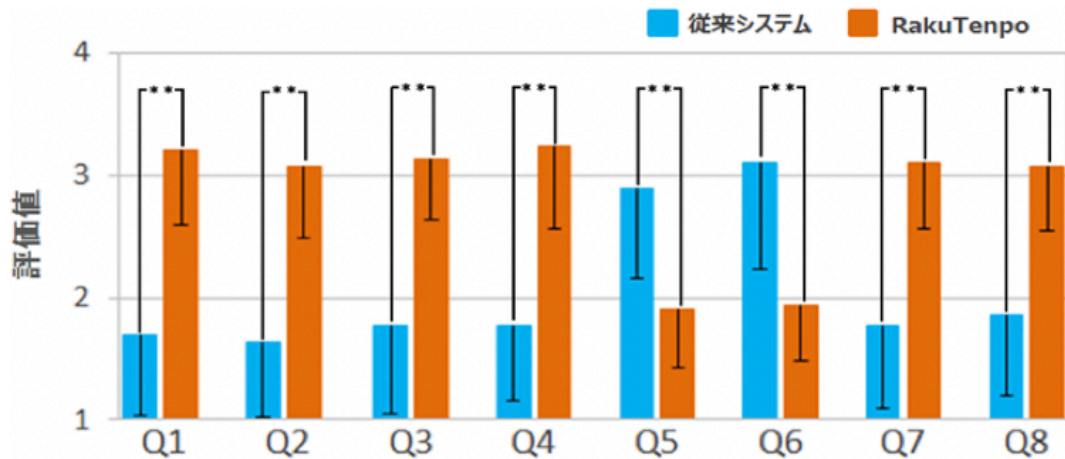


図 3.5：アンケート結果 (** $p < 0.01$)。縦軸は各質問に対する平均評価値、エラーバーの長さは標準偏差を示す。

3.2.4 自由記述内容

従来システムに関する自由記述では「レビュー件数順に店舗を並べ替えられる点が便利だった。(30代女性)」、「いつも購入する店舗が決まっている場合は扱いやすいと思った。(20代男性)」などの良い点に関する意見が見られたが、「テキストが多く、店舗の特徴が分かりにくい。(30代男性)」、「買い手が選ぶための店舗の情報がなかった。

(50代男性)」、「評価が高い店舗は見つけやすいが、そこが欲しい物を購入するのにベストか分かりにくい。(40代女性)」といった悪い点に関する意見も多く見られた。また、「文字が多くストレスを感じた。(30代男性)」、「興味のないページを開くことが多く疲れる(20代女性)」といった従来システムの情報提示方法や店舗アクセス性が不快に感じるといった意見も見られた。

提案インターフェースの自由記述では「丸の大きさや色で表された情報が分かりやすく良かった。(20代女性)」、「店舗の品数を相対的に把握しやすく便利だった。(30代男性)」などの視覚化した情報の把握のしやすさに関する意見が多く見られた。また、「少ない手間で店舗を絞り込めた。(20代男性)」、「店舗どうしの関連性が分かって、次の候補を探しやすい。(30代女性)」、「店舗ページを閲覧する前に品数や価格帯が見られる点が良かった。(20代女性)」などの視覚化した情報を用いた店舗探索のしやすさに関する意見も見られた。「操作していて楽しかった。(30代女性、20代男性など)」といった意見も見られた。しかし、「テキスト表示されたジャンルと店舗の商品が一致しない場合がある。(30代女性)」、「もう少しカテゴリを細かく分けたほうが良い。(50代男性)」といったカテゴリの分け方に関する指摘や「色で見分けることに少し戸惑った。(30代女性)」、「ドラッグ操作で平行移動したい。(20代男性)」といった色使いや操作性に関する指摘も見られた。

3.2.5 商品ページへのアクセス数とアクセス時間

店舗の商品ページへのアクセス数とアクセス時間の測定結果を図 3.4、図 3.5 に示す。本実験では、男性向けの商品ページと女性向けの商品ページの品揃えの偏りによって、男性と女性の測定結果が大きく異なる可能性があるため、男性と女性のデータは分けて集計している。両インターフェースのアクセス数とアクセス時間に有意差があるか分析するため、一対の標本による t 検定を実施した。

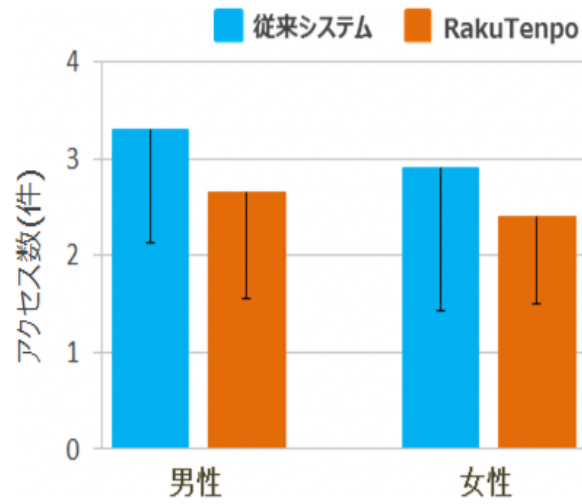


図 3.6：店舗の商品ページへのアクセス数。縦軸はアクセス数、エラーバーは標準偏差を示す。

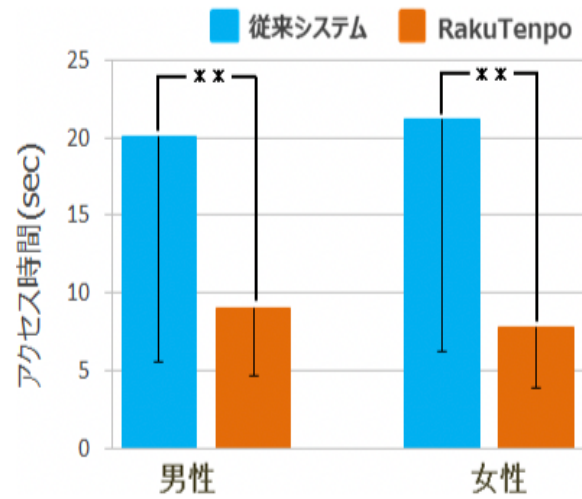


図 3.7：店舗の商品ページへのアクセス時間 (** $p < 0.01$)。縦軸はアクセス時間、エラーバーは標準偏差を示す。

商品ページへのアクセス数の測定結果では、両側検定における P 値は男性が 0.177 ($p > 0.05$)、女性が 0.253 ($p > 0.05$) であり男女ともに有意差があるとは言い切れないことが示された。本実験では平均アクセス数に関して有意差があるとはいえないがアクセス数の値は男女ともに提案インターフェースの方が少ないという結果は得られている。

商品ページへのアクセス時間の測定結果では、両側検定における P 値は男性が 3.24×10^{-3} ($p < 0.01$) 女性が 5.77×10^{-3} ($p < 0.01$) であり男女ともに有意差があることが示された。したがって男女ともに有意差が示され、提案インターフェースの方が短時間で店舗にアクセスできることがわかった。本実験における提案インターフェースのアクセス時間は、従来のインターフェースと比較すると男性が 11.1 秒、女性が 13.4 秒短くなっていた。

3.3 考察

3.3.1 情報把握のしやすさ

アンケート項目 Q1 と Q2 の結果より、提案インターフェースは従来のインターフェースより店舗の情報や店舗属性の関連性を把握しやすいことが分かった。図 3.3 における Q1 と Q2 の評価値を見てみると、従来のインターフェースではどちらも 2 以下でネガティブな評価が得られており、提案インターフェースではどちらも 3 以上でポジティブな評価が得られている。従来のインターフェースの自由記述では「テキストが多く、店舗の特徴が分かりにくい」という意見が見られており、テキストで表現された情報の多さが店舗情報の把握を妨げる 1 つの要因になっていると考えられる。一方、提案インターフェースでは「丸の大きさや色で表現された情報が分かりやすい」、「店舗の品数を相対的に把握しやすい」という意見が見られ、円形ツリーマップを用いた情報提示が視覚的に分かりやすく、店舗属性の把握に貢献していると考えられる。

3.3.2 商品探索のしやすさ

アンケート項目 Q4 の結果では RakuTenpo のほうが店舗情報を参考にしながら店舗を探索することが分かった。提案インターフェースへの自由記述では「店舗どうしの関連性が分かり次の候補を探しやすい」「店舗ページ閲覧する前に品数や価格帯が見られる点が良い」といった意見も見られた。この結果と 3.3.1 項の考察より提案インターフェ

ースの方が店舗の特徴や店舗間の関連性を把握できそれらの情報が店舗探索に効果的に利用できる情報であったと考えられる。

アンケート項目 Q7 の結果では提案インターフェースの方が素早く店舗を探索できると感じられることが分かった。実際に測定したアクセス時間の平均値を両システム間で比較するとその差は男性が 11.1 秒、女性が 13.4 秒であり男女ともに提案インターフェースの方の平均アクセス時間が 10 秒以上短いという結果が得られた。提案インターフェースでは似た特徴を持つ店舗が近くに配置された（カテゴリ化された）状態になっており店舗の情報を視覚的にとらえることができるため多くの店舗に素早くアクセスできたと考えられる。一方従来システムではテキスト表記されたカテゴリ情報を閲覧することによって似た特徴を持つ店舗を把握できるが 1 店舗ごとにその情報を読まなければならないためアクセス時間がかかったと考えられる。評価実験では被験者に「商品を買いたいと思う店舗（嗜好に合った店舗）を見つけてください」といった検索対象が曖昧な状態で店舗を探索してもらい提案インターフェースの方が素早く目的が達成できることが示された。提案インターフェースは「嗜好に合った商品を探したい」といった検索対象が曖昧な場合に短時間で店舗にアクセスすることができると考えられる。

アンケート Q3 の結果から提案インターフェースの方が嗜好 に合った店舗を見つけやすいことが分かった。これは提案インターフェースの方が店舗の特徴や店舗間の関連性を容易に把握でき店舗ページへより早くアクセスすることができるという上述したような店舗探索に対する利点があるためだと考えられる。しかし嗜好に合った店舗を見つけてもらう評価実験において店舗ページへのアクセス件数を測定した結果両システム間に有意差が見られなかった。提案インターフェースでは「テキスト表示されたジャンルと店舗の商品が一致しない場合がある」といったカテゴリ分けの不正確さを指摘する意見が複数人から見られたことから訪れた店舗に思っていた商品がない場合があり提案インターフェースの店舗ページへのアクセス件数が増えてしまったため有意差が現れなかったと考えられる。今回指摘された「テキスト表示されたジャンル」とは提案インターフェースの「商品テイスト情報」のことであり今回は著者らが適当だと判断した情報を適用した。そのため被験者と著者らの間で感じる商品テイストに差があり提案インターフェースのカテゴリ分けが被験者の思うカテゴリと一致しなかったと考えられる。この問題を改善するためには商品テイスト情報をさらに細かくし多くの人の意見が反映されるようなカテゴリ分けを実現する必要があると考えられる。

3.3.3 視覚情報を用いた商品探索の有効性

3.3.1 項と 3.3.2 項より、店舗属性を視覚化することにより情報の把握が促され、店舗属性を利用しながら商品ページを回遊できることが示された。また、検索にかかる時間コストが低下することも示された。アンケート項目 Q5 と Q6 の結果より、提案インターフェースの方が店舗を回遊することにストレスを感じにくく、商品探索に飽きにくいことが示された。これは、「操作していて楽しい」という提案インターフェースに関する意見や、「文字が多くてストレスを感じた」という従来のインターフェースに関する意見からも読み取れるように、従来の情報提示方法がネガティブな印象を与え、提案する情報視覚化がポジティブな印象を与えるためであると考えられる。

アンケート項目 Q8 の結果では、提案インターフェースの方がまた使ってみてみたいと思う人が多いことが示された。その評価値は、提案インターフェースでは 3 以上のポジティブな結果が得られており、従来のインターフェースでは 2 以下のネガティブな結果が得られている。これは、上述したような提案インターフェースの利便性や楽しさが有効的に働いた結果であると考えられ、商品探索のエンゲージメントの促進につながる有効な知見である。両インターフェースとも店舗の商品ページを回遊する点は同じであるにも関わらず、実験参加者が提案インターフェースに価値を見出したことから、店舗コンセプトの視覚化情報を用いた商品探索は有効であると考えられる。

第4章 探索範囲を広域化させる類似店舗

前章では、店舗コンセプトの視覚化が商品探索に有効に働くことが示された。しかし、1つの画面内で同時に提示できる店舗の数には限界があり、その探索範囲は有限であった。そこで本章では、ユーザの探索範囲を広げる仕組みとして、任意の店舗から類似した店舗への誘導を可能とする類似店舗の推薦技術を提案する。

4.1 類似店舗の推薦技術

4.1.1 要件定義

提案技術では、店舗の単位でまとめた商品情報から店舗コンセプトの抽出を行い、店舗コンセプトの類似度を採点することで類似店舗を特定する。

情報の関連性を抽出する手法としては、協調フィルタリングではなく、内容ベースフィルタリングを採用する。協調フィルタリングは、ユーザの行動履歴の関連性から情報の関連性を抽出するため、ユーザの興味や嗜好を考慮した関連性が抽出できるという強みを持つが、情報の意味合いの観点で関連性を抽出することができない。カジュアルなメンズファッションを扱う店舗の類似店舗は、カジュアルなメンズファッションを扱う店舗が抽出されることが望ましい。情報間の関連性をそのまま利用する内容ベースフィルタリングを用いて類似店舗の抽出を行う。

カジュアルなメンズファッションの専門店、リネン素材を重視したレディースファッションの専門店など、店舗コンセプトの違いは商品探索では重要な情報である。これらの店舗コンセプトの違いは「カジュアル」、「メンズ」、「レディース」、「リネン」などの言葉（形態素）で分類することができ、商品の説明文に含まれる語彙から抽出することができる。提案技術では、店舗コンセプトを表現する情報として、店舗単位の商品の説明文に含まれる語彙を利用する。

一方で、「カジュアル」などの言葉は男性向けの店舗でも女性向けの店舗でも利用することが可能であり、店舗コンセプトの違いを十分に表現することは難しい。商品の説明文に含める語彙は店舗によって量も質も異なるため、不適切な語彙集合によって異なる店舗コンセプトが強く類似してしまう可能性が考えられる。そこで、商品に必ず付与

される属性情報を用いて、語彙集合として表現される店舗コンセプトの補正する仕組みを導入する。提案技術では、「メンズファッション」、「レディースファッション」といった商品ジャンルの分布を活用し、品揃えの観点から店舗コンセプトの補正を行う。補完した店舗コンセプトの情報を用いて類似店舗の抽出を行う。

4.1.2 システムアーキテクチャ

提案する類似店舗の推薦技術は、店舗ごとに取得した商品情報から店舗属性を作成し、店舗属性の類似度を計算することで類似店舗を抽出する。図 4.1 に提案手法の概要図を示す。

提案手法は、商品情報の取得、店舗情報の作成、類似店舗の抽出の 3 つのフェーズから構成される。商品情報の取得を行うフェーズでは、E コマースから店舗ごとの商品説明文を商品ジャンル別に取得する。店舗が扱う商品のジャンルの偏りを考慮した類似店舗を抽出するため、店舗ごとの商品数も商品ジャンル別に取得する。店舗情報を作成するフェーズでは、店舗ごとの商品説明文に対して形態素解析を行い、名詞と形容詞を **Bag of Words** (単語と頻度を組み合わせた情報) として抽出する。抽出した品詞に **TF-IDF** 法を適用し、店舗の特徴語を表した形態素集合を作成する。店舗ごとの形態素集合から任意の特徴語を取り出して店舗情報を作成する。類似店舗を抽出するフェーズでは、店舗の特徴語を **Set of Words**(単語のみの情報)と考えるキーワードの照合を行い、店舗間の類似度を計算する。最後に、店舗が扱う商品のジャンルの偏りを利用して類似度の調整を行い、類似店舗を抽出する。

商品情報の取得についての詳細を 4.1.3 項、店舗情報の作成についての詳細を 4.1.4 項、類似店舗の抽出についての詳細を 4.1.5 項で述べる。

4.1.3 商品情報の取得

E コマースの店舗によって、扱う商品のジャンルが大きく異なる。商品説明文に含まれるキーワードによる関連性では、似た特徴語を持つ店舗を類似店舗として抽出することはできるが、商品ジャンルの違いまで考慮することは難しい。提案手法では、男性向けの商品を販売する店舗と女性向けの店舗が類似店舗として抽出されることは好ましくない。そこで、商品ジャンル別に店舗の類似度を計算することにより、ジャンルが大きく異なる店舗が類似店舗として抽出されないようにする。提案手法では、

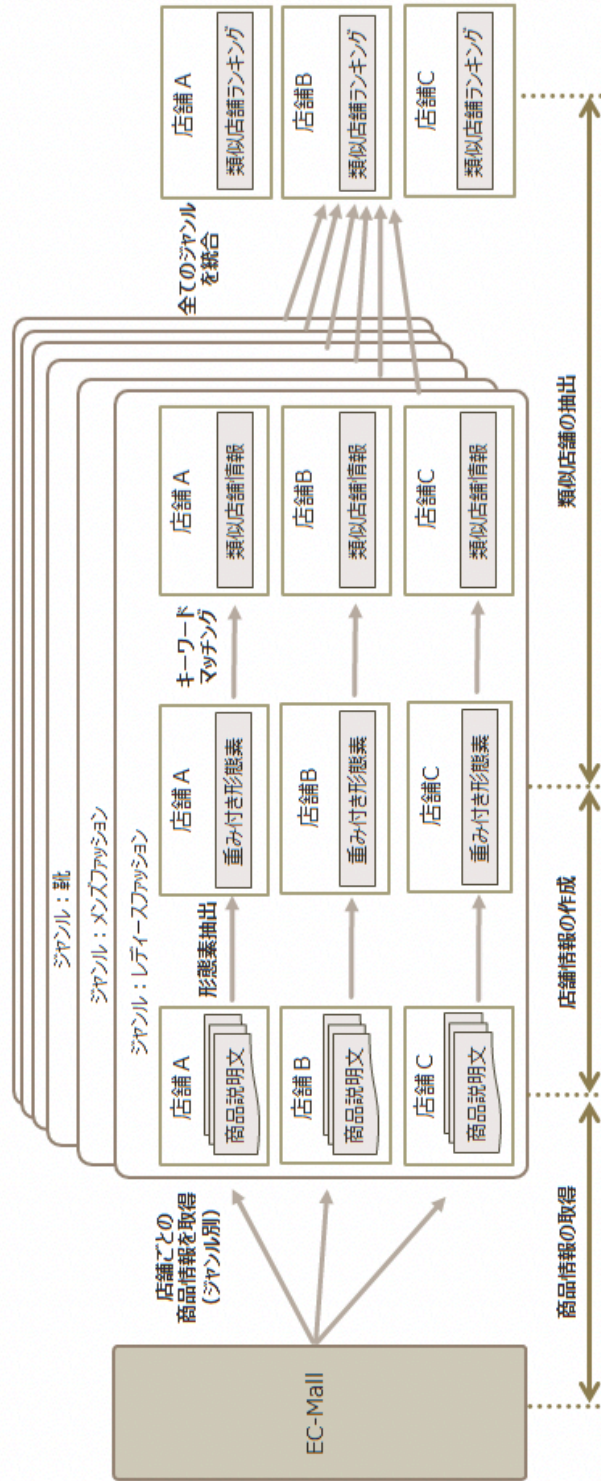


図 4.1：類似店舗の推薦技術の概要図。

店舗が扱う商品の商品説明文を商品ジャンル別に取得する。また、各店舗の商品ジャンルごとの商品数も取得する。

4.1.4 店舗コンセプトの抽出

店舗単位にまとめた商品の説明文から店舗コンセプトを表現する語彙を抽出する。店舗コンセプトを表現するための言葉には、商品名、対象ユーザ、素材などの情報を表現する名詞（固有名詞）、商品の質感や雰囲気などの情報を表現する形容詞などが考えられる。提案技術では、形態素解析を利用して商品説明文に含まれる名詞および形容詞を取り出し、言葉とその出現頻度を組み合わせた語彙辞書（Bag of Words）を店舗の単位で構築する。また、同じ言葉でも商品ジャンルによって意味合いが異なるため、店舗単位の語彙辞書は商品ジャンル別に分けて構築する。形容詞は、活用形を原形に変換してから語彙辞書に含める。

語彙辞書に含まれる言葉の重みづけには TF-IDF 法[55]を採用する。TF-IDF 法では、特定の文書における言葉の出現頻度を表す tf 値（term frequency）と、全ての文書に対する言葉の網羅性を表 idf 値（Inverse Document Frequency）を利用して言葉の価値を式 4.1 で求める。提案技術において、TF-IDF 法の「文書」は「店舗」であり、一つの店舗内で何度も使われる言葉は店舗コンセプトを表す言葉として価値があり、多くの店舗で使われる言葉は店舗コンセプトを表す言葉として価値がない、と解釈された言葉の重みづけがなされる。重みづけがなされた言葉のうち、重み順で上位 N 件以内に位置する言葉のみを残し、価値のある言葉がより多くの割合を占めた語彙辞書を再構築する。

$$\left. \begin{aligned} w(m, s) &= tf(m, s) \cdot idf(m) \\ tf(m, s) &= \frac{n_{m,s}}{\sum_{d \in S} n_{d,s}} \\ idf(m) &= \log \frac{S}{df(m)} + 1 \end{aligned} \right\} 4.1$$

$w(m, s)$: 店舗 s における形態素 m の重み (TFIDF 値)、
 $tf(m, s)$: 店舗 s における形態素 m の tf 値、 $n_{m,s}$: 店舗 s における形態素 m の出現頻度、
 $idf(m)$: 形態素 m の idf 値、 S : 全店舗数、 $df(m)$: 形態素 m の出現する店舗の数

4.1.5 店舗類似度の採点

4.1.4 項では、店舗単位かつ商品ジャンル単位の語彙辞書の構築について述べた。この語彙辞書の関連性を用いて店舗間の類似度の計算を行う。提案技術では、店舗 i と店舗 j の語彙辞書の共通集合の割合を店舗間の類似度として計算を行う（式 4.2）。

$$sim(a, b, j) = \frac{n(\text{keyword}(a, j) \cap \text{keyword}(b, j))}{n(\text{keyword}(a, j) \cup \text{keyword}(b, j))} \quad 4.2$$

$sim(a, b, j)$: 商品ジャンル j における店舗 a と店舗 b の類似度、

$\text{keyword}(a, j)$: 商品ジャンル j における店舗 a の特徴語の集合、 $n(\mathbf{X})$: 集合 \mathbf{X} の要素数

また、商品ジャンル単位で構築した語彙辞書の価値は、店舗が扱う商品ジャンルの分布に依存するため、店舗 i から見た店舗 j の類似度は 店舗 i の商品ジャンルの分布による補正を施した値を採用する（式 4.3）。類似度が高い店舗を類似店舗として扱う。

$$\left. \begin{aligned} sim'(a, b) &= \sum_{j \in J} sim(a, b, j) \cdot per(a, j) \\ per(a, j) &= \frac{n_{j,a}}{\sum_{k \in J} n_{k,a}} \end{aligned} \right\} 4.3$$

$sim'(a, b)$: 店舗 a における店舗 b の類似度、

$per(a, j)$: 店舗 a における商品ジャンル j の商品数が占める割合、

$n_{j,a}$: 店舗 a における商品ジャンル j の商品数、 J : 対象とする商品ジャンルの集合

提案技術の適用事例として、女性向け店舗 2 件、男性向け店舗 1 件の類似店舗の抽出事例を図 4.2 に示す。図 4.2 では、ベース店舗の類似店舗を上位 2 件まで挙げ、ベース店舗と類似店舗の類似度を明記している。提案技術によって抽出された類似店舗はベース店舗に近い店舗コンセプト（性別、年齢、色味など）を持つ傾向が読み取れる。提案技術では、類似度が 30%前後になると上位の類似店舗として抽出されることがわかる。



(a) レディースファッションを主に扱う店舗の類似店舗①



(b) レディースファッションを主に扱う店舗の類似店舗②



(c) メンズファッションを主に扱う店舗の類似店舗③

図 4.2：類似店舗の抽出事例。

4.2 評価実験

4.2.1 実験環境

提案技術により抽出された類似店舗の提示が、ユーザの商品探索にどのような影響を与えるのか調査を行う。今回の実験で利用する E コマースは、日本で最も多くのユーザを抱える楽天市場[51]とする。本実験では、表 4.1 に示す商品ジャンルの商品を扱う。必要な商品情報は、楽天株式会社が提供している楽天 API[52]を用いることで取得する。対象とする店舗は、表 4.1 の各商品ジャンルのにおいて販売ランキング 1 位から 1020 位までに含まれる店舗とし、重複する店舗を整理して得られた 1033 店舗を対象とする。提案技術における形態素抽出には、形態素解析エンジンである Mecab[53]を利用する。

本実験では、店舗単位の商品を提示する評価用システム（図 4.3）を利用する。評価用システムでは、商品を提示する機能、欲しい商品を選択する機能、店舗を評価する機能が備わっている。スクロールなどの無駄な処理を減らすため、提示する商品は 15 商品とし、1 画面に収まるように配置している。店舗の評価値には「嫌い（1 点）」、「やや嫌い（2 点）」、「やや好き（3 点）」、「好き（4 点）」の 4 件法を採用し、曖昧な回答が選ばれないように中央値を外した。この評価用システムでは、「店舗の好み」と「欲しい商品」の関係性を分析でき、店舗単位で商品を提示した場合の「商品の発見性」に関する効果を測定することが可能である。

実験参加者は、E コマースの利用頻度が 2、3 ヶ月に 1 回以上である 20 代の男女 14 名（男性 6 名、女性 6 名）である。

表 4.1：対象とする商品ジャンル。

商品ジャンル名	商品ジャンル ID
キッズ・ベビー・マタニティ	100533
バッグ・小物・ブランド雑貨	216131
レディースファッション	100371
インナー・下着・ナイトウェア	100433
メンズファッション	551177
靴	558885



図 4.3：評価実験システム。

4.2.2 評価基準の測定実験

提案技術の効果を検証するための基準値を求めるため、評価用システムで店舗を乱数的に提示した場合の「好みの店舗の発見数」と「欲しいと思う商品の発見数」を測定する実験を行う。実験参加者には「欲しいと感じる商品を選択し、その店舗が好みかどうか評価する」という課題を課し、評価用システムを操作してもらった。好みの店舗の判断基準は、リピートしたい（また商品探索をしたい）と思う店舗を好みの店舗とするように指示した。評価用システムは、全ての店舗の評価値が最低3回選ばれるまで異なる店舗の提示を繰り返すように設定を施した。

4.2.3 評価基準の測定結果

図 4.4 に、店舗の評価値に対する欲しい商品の発見数を示す。この 2 つの要因に対してノンパラメトリック法によるスピアマンの順位相関係数を求めた結果、この 2 つの要因間に正の相関があることが示された。店舗に欲しいと感じる商品が多く提示されると、その店舗を好み（リピートしたい）と感じる傾向にあることがわかった。好みの店舗と感じるために必要な商品数は実験参加者によってばらつきがあることもわかった。

図 4.5 に、乱数的に店舗を提示した場合の好みの店舗の発見率を示す。店舗を乱数的に提示した結果、ポジティブに評価された割合（やや好き、好きの評価値が選ばれた割合）は 38.7% であり、提示された店舗の半数以上がネガティブに評価されていることがわかった。乱数的に店舗を訪れた場合では、多くの店舗が好みではなく、欲しい商品が発見されにくいことがわかった。店舗のポジティブな評価の割合は、店舗の商品空間を提示した場合の商品の発見性を示しており、商品探索への効果を説明可能であると考えられる。本実験では、店舗に対するポジティブな評価の割合を「嗜好店舗の発見率」と定義し、提案技術の評価指標として採用する。

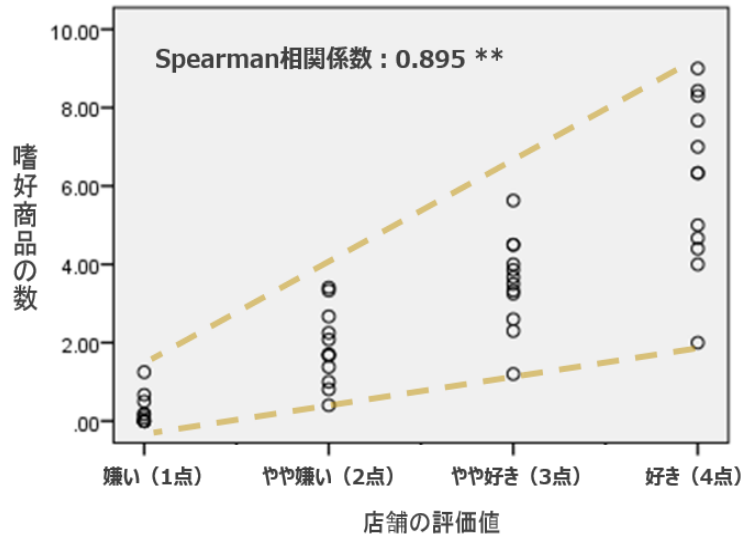


図 4.4：嗜好店舗と嗜好商品の関係 (** $p < 0.01$)。横軸は店舗の評価値、縦軸は好みと感じる商品の発見数を表す。

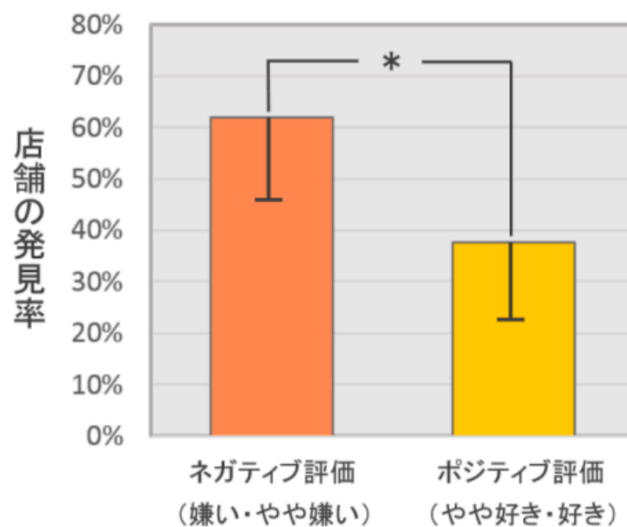


図 4.5：乱数的に店舗を見てまわる場合の店舗の発見率 (* $p < 0.05$)。縦軸はネガティブまたはポジティブに評価された店舗の割合、エラーバーは標準偏差を示す。

4.2.4 類似店舗推薦技術の評価実験

提案技術を導入した評価用システムを用いて、提案技術の商品探索に対する有効性を検証する。本実験では、まず実験参加者に「リピートしたいと感じる好みの店舗」を探してもらい、提案技術がその類似店舗を 5 件提示できるように設定を施した。4.2.2 項と同様に、実験参加者に対して「提示された商品の中で欲しいと感じる商品を選択し、その店舗が好みかどうか評価する」という課題を課し、評価用システムを操作してもらった。好みの店舗の判断基準は、リピートしたい（また商品探索をしたい）と思う店舗を好みの店舗とするように指示した。評価指標は、4.2.3 項の結果を踏まえ、嗜好店舗の発見率を採用した。提案技術が類似店舗の抽出に活用する語彙辞書の語彙数の影響も検討するため、語彙数 $N=100$ 、300、500、700、900 といった 5 パターンの条件を用意し、それぞれの条件下で本実験を行った。本実験では、上記の条件に加えて、異なる語彙の選択法による検証も行なっている。この実験結果については付録 A を参照されたい。

4.2.5 類似店舗推薦技術の評価実験

店舗を乱数的に提示した場合と、提案技術を用いて店舗を提示した場合の、嗜好店舗の発見率を図 4.6 に示す。嗜好店舗の発見率に有意差があるか分析するため、実験参加者内計画における 1 要因の反復測定による分散分析を行った結果、有意な主効果があることがわかった。Bonferroni の手法による多重比較を行った結果、店舗を乱数的に提示した場合と提案技術を用いた場合との間に有意差が認められた。乱数的に店舗を見てまわるよりも、提案技術が提示する店舗を見てまわる方がより嗜好店舗の発見率が高くなることがわかった。

提案技術を用いた場合、嗜好店舗の発見率が 60%を超えており、提示された店舗のうち過半数がリピートしたいと思う店舗となることがわかった。提案技術が類似店舗の抽出に活用する語彙辞書の語彙数 N は、今回の実験環境では $N=700$ が最も好ましく、その条件における嗜好店舗の発見率は 80%を超える値であった。

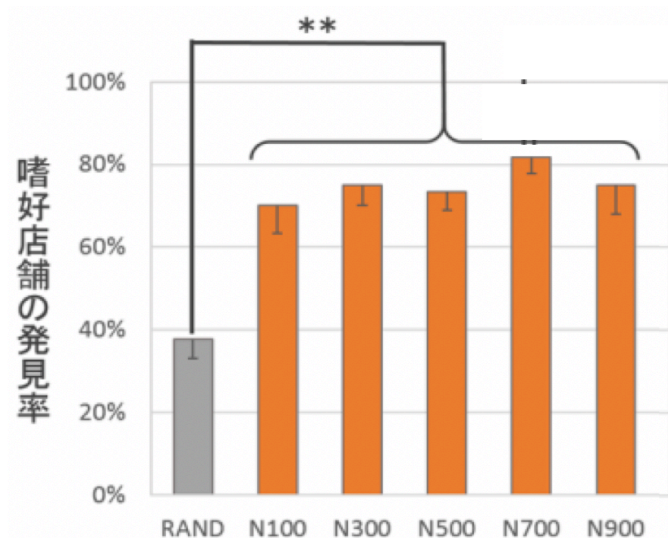


図 4.6：嗜好店舗の発見率。縦軸は嗜好店舗の発見率を表しており、エラーバーの長さは標準偏差を表す。横軸は店舗の商品を提示する際の条件である。RAND は乱数的に選択した店舗を提示した場合、N100～N900 は提案技術の語彙辞書が扱う語彙数を $N=100\sim 900$ とした場合を表す。

4.3 考察

4.3.1 店舗の嗜好が商品探索へ及ぼす影響

4.2.3 項の評価基準の測定結果より、店舗に欲しいと感じる商品が多く提示されると、その店舗を好み（リピートしたい）と感じる傾向にあることがわかった。商品発見の機会が多い商品空間では、商品検索などに活用できるキーワードなどの知識学習を促し、より具体的な知識に基づく商品探索を促すことが可能である。好みの店舗では欲しい商品が多く発見される可能性が高く、好みの店舗へ多く誘導することで商品探索における知識学習や目的精緻を促す効果があると考えられる。

4.3.2 類似店舗の提示による商品探索への有効性

4.2.5 項の類似店舗推薦技術の評価結果より、乱数的に店舗を見てまわるよりも、提案技術が提示する店舗を見てまわる方がより嗜好店舗の発見率が高くなることがわかった。提案技術を用いた場合の嗜好店舗の発見率は最大で 80%を超えていた。これらの結果は、提案技術が計算した店舗の類似度に「人の嗜好情報」が考慮されていること、店舗単位にまとめた商品説明文の語彙の中に「人の嗜好情報」が含まれていることを示唆する。

提案技術は、商品単位の情報に含まれる「人の嗜好情報」をうまく取り出す技術であり、その商品空間を店舗単位で提示するための技術である。提案技術では、ユーザが好みの店舗を一度発見することができれば、そこから好みの商品空間を広げることが可能である。提案技術による類似店舗の提示は、商品探索の探索範囲の広域化を促す効果があると考えられる。

第5章 商品空間の案内する店員発話技術

前章までに、店舗の商品空間は特定のユーザの嗜好が反映されていることや、店舗の商品空間の単位で嗜好判断を伴う商品探索が可能であることが示された。これらの知見は、店舗の商品空間が、商品探索を行うユーザの情報整理や効率的な探索を促せることを示唆する。しかし、商品探索を行うユーザの主要な目的は商品の発見である。前章までの技術では、ユーザの嗜好に合う商品空間の発見性を高めることは可能であるが、具体的な商品の発見性については考慮できていない。そこで、本章では、ユーザの嗜好に合う店舗に辿り着いた後の支援として、商品空間から特定の商品の案内を行う店員発話技術を提案する。

5.1 要件定義

店員発話技術は、これまでに示された店舗の商品空間の性質を利用した支援技術であり、店舗の役割の一つの活用法を示すものである。店舗は、特定のユーザの嗜好が反映された商品空間を提供していることから、店舗ごとの商品空間には一定の規則性が含まれていることが想定される。例えば、とある店舗の商品空間から、「20代向け、大人らしさ、秋服」といった規則性を視覚的に把握することができると考えられる。本章では、これらの店舗の規則性を扱い、商品への案内を行うための技術を提案する。

店員発話技術が商品空間を案内するためには、ユーザの閲覧情報に合わせた情報提示が可能であることが望ましい。膨大な商品情報が飛び交う商品探索では、認知負荷の低い情報提示は、ユーザの理解を促すために重要である。商品空間には多くの商品が並べられており、ユーザはそこから非言語的な情報を頼りに商品探索を行うことが可能である。ユーザのメンタルモデルは閲覧中の商品空間の情報を持つため、閲覧中の商品空間の特徴を活用した情報提示により、メンタルモデルに含まれる情報を扱った認知負荷の低い情報理解が促せると考えられる。提案手法では、ユーザのメンタルモデルに含まれていると想定される閲覧情報の視覚情報を活用し、その情報から特定の商品情報を案内できるようなアーキテクチャとする。

店舗の商品空間は多様であり、その視覚情報も複雑な特徴の組み合わせによって表現される。特定の特徴規則に対して発話文を提示してしまうと、店舗の多様性が考慮できない店員発話技術となってしまう。そこで、提案技術では、ニューラルネットワークを用いた機械学習によるアプローチを採用し、多様な店舗の商品空間の視覚的特徴に応じて、任意の発話文を提示できるようなアーキテクチャを採用する。アーキテクチャの詳細については 5.2 節で説明する。

5.2 アーキテクチャ

5.2.1 全体のフレームワーク

提案する発話技術では、入力として視覚情報を扱い、その視覚情報に含まれる特徴の文脈から発話文を生成して出力する。このアーキテクチャは、視覚情報から特徴ベクトルを抽出する技術と、抽出した特徴ベクトルから発話文を生成する技術といった、二つのニューラルネットワーク技術の組み合わせることによって実現する。アーキテクチャのフレームワークを図 5.1 に示す。



図 5.1：発話技術のアーキテクチャ。

入力された視覚情報から特徴ベクトルを抽出する技術には、物体検出に関するニューラルネットワーク技術である YOLO[57]を利用する。YOLO は、視覚情報に含まれる複数の物体を即時的に検出することが可能であり、その検出の過程で、物体やその状態に関する固定次元の特徴ベクトルを抽出する。抽出された特徴ベクトルには、学習した物体情報、その物体の色や姿勢、数や関係性などの情報が埋め込まれている。特徴ベクトルを利用することで、視覚情報に含まれる複数の物体の因果関係を考慮した発話文を生成することが可能となる。視覚情報の特徴抽出の詳細については、5.2.2 項で説明する。

視覚情報の特徴ベクトルを利用して発話文を生成する技術には、画像の説明文を自動生成するニューラルネットワーク技術である Google NIC[58]を利用する。Google NIC では、視覚情報の特徴ベクトルに基づいて、任意の単語長の構文を一つ生成する。生成される構文は、連続する単語や品詞の組み合わせ、視覚情報に含まれる複数物体の因果関係を考慮した、高い表現力を持つ。発話文生成の詳細については、5.2.3 項で説明する。

提案技術を用いることにより、例えば、E コマース上に表示される複数の商品画像の特徴を抽出して、特定のおすすめ商品に注意を促すような発話文を提示する、あるいは、特定の商品ジャンルの知識を広げるための発話文を提示する、といった応用が可能である。

5.2.2 視覚情報の特徴抽出

視覚情報の特徴抽出には、物体検出を行う深層学習器である YOLO[57]を活用する。YOLO では、複数層で構成された単一のニューラルネットワークにより、入力された視覚情報の特徴抽出、物体の検出、物体有無の検出、物体領域の検出を行う。表 5.1 に YOLO のニューラルネットワークの構造を示す。

視覚情報の特徴抽出は、2次元データから特徴を抽出するための24層の畳み込み層 (Convolutional layer) と、2次元データを圧縮するための4層の最大値プーリング層 (Max pooling layer) で行われ、入力した画像特徴の位置情報を保持した2次元の特徴マップを得ることができる。得られた特徴マップを全結合層 (Full connected layer) に入力することにより、固定次元の特徴ベクトルを抽出する。

各畳み込み層での2次元の出力データ $u'(x, y)$ 、2次元の入力データ $u(x, y)$ に対して、横縦幅 H で固定された K 種類の畳み込みフィルタ $h_k(x, y)$ を用いて、次のように計算される。

$$u'(x, y) = \sum_{k=0}^{K-1} \sum_{i=0}^{H-1} \sum_{j=0}^{H-1} u(x+i, y+j) h_k(i, j) \quad 5.1$$

また、畳み込み層の出力の値域を制限するための活性化関数に正規化線形関数 (Rectified Linear Unit : ReLU) を利用し、畳み込み層の最終的な出力データ $u''(x, y)$ は次のように計算される。

$$u''(x, y) = \max(0, u'(x, y)) \quad 5.2$$

最大値プーリング層では、近傍領域の有効的な特徴のみを取り出す形で、入力データの圧縮を行う。2次元の入力データ $u(x, y)$ に対して、近傍領域を横縦幅 H とした最大値プーリング層の出力データ $u'(x, y)$ は次のように計算される。

$$u'(x, y) = \max_{0 \leq i < H, 0 \leq j < H} u(x + i, y + j) \quad 5.3$$

全結合層では、 $S \times S$ の2次元の入力データ $u(x, y)$ に対して、 $S \times S$ の K 種類のフィルタ $w_k(x, y)$ を用いて、 K 次元の特徴ベクトル $u'(k)$ を出力する。全結合層で出力される特徴ベクトル $u'(k)$ は次のように計算される。

$$u'(k) = \sum_{i=0}^{S-1} \sum_{j=0}^{S-1} u(i, j) w_k(i, j) \quad 5.4$$

YOLO の最終層は、この K 次元の特徴ベクトルを用いて、入力した視覚情報を $S \times S$ に分割した領域ごとの、物体、物体有無、物体領域を検出する。つまり、最終層では、 K 次元の特徴ベクトルを用いて、推定したい情報の数に合わせた $S \times S$ の2次元データを出力する。

視覚情報の特徴ベクトルを用いた物体の検出は、 $S \times S$ の分割した各領域の物体 $c \in \text{classes}$ の推定確率 $p_c(x, y)$ は K 次元の特徴ベクトル $u(k)$ と $S \times S \times K$ のフィルタ $w_c(x, y, k)$ を用いて、次のように計算される。

$$p_c(x, y) = \sum_{k=0}^{K-1} u(k) w_c(x, y, k) \quad 5.5$$

視覚情報の特徴ベクトルを用いた物体有無と物体領域の検出は、 $S \times S$ の分割した領域ごとで、アンカーボックスと呼ばれる領域情報を推定することにより実現する。アンカーボックスは物体領域のスケールとアスペクト比を表現した情報であり、事前に定義した M 種類のアンカーボックスが定義される。推定されるアンカーボックス $m \in M$ のパラメータは、物体らしさ $t_o^m(x, y)$ 、横縦位置の修正量 $t_x^m(x, y)$ 、 $t_y^m(x, y)$ 、横縦幅の修正量 $t_w^m(x, y)$ 、 $t_h^m(x, y)$ であり、次のように計算される。

$$\left. \begin{aligned} t_o^m(x, y) &= \sum_{k=0}^{K-1} u(k) w_o^m(x, y, k) \\ t_x^m(x, y) &= \sum_{k=0}^{K-1} u(k) w_x^m(x, y, k) \\ t_y^m(x, y) &= \sum_{k=0}^{K-1} u(k) w_y^m(x, y, k) \\ t_w^m(x, y) &= \sum_{k=0}^{K-1} u(k) w_w^m(x, y, k) \\ t_h^m(x, y) &= \sum_{k=0}^{K-1} u(k) w_h^m(x, y, k) \end{aligned} \right\} 5.6$$

ここで、 $w_o^m(x, y, k)$ 、 $w_x^m(x, y, k)$ 、 $w_y^m(x, y, k)$ 、 $w_w^m(x, y, k)$ 、 $w_h^m(x, y, k)$ は $S \times S \times K$ のフィルタを表す。最終的に得られるアンカーボックス $m \in M$ の物体有無の信頼度 p_o^m 、横縦位置 b_x^m 、 b_y^m 、横縦幅 b_w^m 、 b_h^m は、分割した領域の横縦位置 C_x 、 C_y と横縦幅 C_w 、 C_h を用いて、次のように求められる。 $\sigma(\cdot)$ は値域を0から1の範囲に制限するためのシグモイド関数である。

$$\left. \begin{aligned}
p_o^m &= \sigma(t_o^m) \\
b_x^m &= \sigma(t_x^m) + C_x \\
b_y^m &= \sigma(t_y^m) + C_y \\
b_w^m &= C_w e^{t_w^m} \\
b_h^m &= C_h e^{t_h^m}
\end{aligned} \right\} 5.7$$

以上のように、YOLO では $S \times S$ の分割した各領域 (i, j) で、物体 $c \in \text{classes}$ が含まれる確率 p_c^{ij} と、アンカーボックス m の物体らしさ t_o^{ijm} 、横縦位置の修正量 t_x^{ijm} 、 t_y^{ijm} 、横縦幅の修正量 t_w^{ijm} 、 t_h^{ijm} を同時に推定する。そのため、ネットワークの重みを調整するための損失関数 loss は、二つのパラメータ λ_{coord} と λ_{noobj} を使って次のように定義される。

$$\left. \begin{aligned}
\text{loss} &= \lambda_{coord} \sum_{i=0}^{S-1} \sum_{j=0}^{S-1} \sum_{m \in M} \mathbb{I}_{ijm}^{obj} \left[(t_x^{ijm} - \hat{t}_x^{ijm})^2 + (t_y^{ijm} - \hat{t}_y^{ijm})^2 \right] \\
&+ \lambda_{coord} \sum_{i=0}^{S-1} \sum_{j=0}^{S-1} \sum_{m \in M} \mathbb{I}_{ijm}^{obj} \left[\left(\sqrt{t_w^{ijm}} - \sqrt{\hat{t}_w^{ijm}} \right)^2 + \left(\sqrt{t_h^{ijm}} - \sqrt{\hat{t}_h^{ijm}} \right)^2 \right] \\
&+ \sum_{j=0}^{S-1} \sum_{j=0}^{S-1} \sum_{m \in M} \mathbb{I}_{ijm}^{obj} (t_o^{ijm} - \hat{t}_o^{ijm})^2 \\
&+ \lambda_{noobj} \sum_{j=0}^{S-1} \sum_{j=0}^{S-1} \sum_{m \in M} \mathbb{I}_{ijm}^{noobj} (t_o^{ijm} - \hat{t}_i^{ijm})^2 \\
&+ \sum_{j=0}^{S-1} \sum_{j=0}^{S-1} \mathbb{I}_{ij}^{obj} \sum_{c \in \text{classes}} (p_c^{ij} - \hat{p}_c^{ij})^2
\end{aligned} \right\} 5.8$$

ここで、^付きの記号は学習に用いる教師データ、 \mathbb{I}_{ijm}^{obj} は物体が含まれる領域、 \mathbb{I}_{ijm}^{noobj} は物体が含まれない領域を示す。誤差関数 $loss$ の第一項は横縦位置の誤差、第二項は横縦サイズの誤差、第三項と第四項は物体ありと物体なしの信頼度の誤差、第五項は物体が含まれる確率の誤差を表す。

この誤差関数で調整されたネットワークを利用することにより、複数物体の位置や関係を含む情報が埋め込まれた特徴ベクトルを抽出することができる。

5.2.3 視覚情報に基づく発話文生成

視覚情報から発話文を生成する技術には Google NIC[58]を利用する。Google NIC は、5.2.2 項で説明したような畳み込みニューラルネットワーク (Convolutional neural network、CNN) と、単語列のような系列情報の入出力を扱う再帰型ニューラルネットワーク (Recurrent neural network、RNN) を接合させる技術であり、視覚情報に基づいた発話文を生成することが可能である。

視覚情報の発話文の橋渡しには、RNN の仕組みが重要な役割を担う。RNN は、固定次元の特徴ベクトルを内部状態に持ち、入力データから内部状態を更新し、内部状態から出力データの生成する、といった構造をとる。また、現在の内部状態は次の入力データに含められ、過去の内部状態と現在の外部入力に依存した、内部状態の更新や出力データの生成が行われる。RNN の内部状態に、固定次元の特徴ベクトルを初期値として与えることができれば、その特徴ベクトルに応じた単語列を出力することが可能となる。

Google NIC における、視覚情報の特徴ベクトルの抽出から発話文を生成するまでの手順は、次のとおりである。

- ① 2次元の視覚情報を CNN に入力して、視覚情報の特徴ベクトルを抽出する。
- ② 視覚情報の特徴ベクトルを RNN に入力して、RNN の内部状態を更新する。
- ③ 発話文の開始を表す特殊文字を RNN に入力して、RNN の内部状態を更新する。
また、生成された単語を取り出す。
- ④ 直前に生成された単語を RNN に入力して、RNN の内部状態を更新する。また、生成された単語を取り出す。
- ⑤ 発話文の終了を表す特殊文字が出力されるまで、手順④を繰り返す。
- ⑥ 開始から終了までに生成された単語を並べて、一つの発話文を生成する。

5.2.2 節で述べた畳み込みニューラルネットワークでは、入力した視覚情報から K 次元の特徴ベクトルを抽出した。この特徴ベクトルを用いて発話文を生成できるようにするため、提案技術では、再帰型ニューラルネットワークも K 次元の内部状態を持つように設計する。また、再帰型ニューラルネットワークには、過去の内部状態の情報が比較的長く保持される LSTM (Long short term memory) と呼ばれるアーキテクチャを採用する。

LSTM は、0 から 1 の値域を持つゲートと呼ばれる仕組みを利用して、入出力や内部状態を制御するアーキテクチャである。ゲートの演算には乗法が適用され、ゲートが 1 のときは値を保持し、ゲートが 0 のときは値を 0 にする。LSTM の内部には、入力ゲート、忘却ゲート、出力ゲート、といった 3 つのゲートが使用される。入力ゲートは、入力データをどのくらい内部状態に反映させるかを判断する役割を持つ。忘却ゲートは、どの程度の内部状態を保持させるかを判断する役割を持つ。出力ゲートは、どの程度の出力値を外部に伝えるかを判断する役割を持つ。ある時点 t での LSTM の入力ゲート i_t 、忘却ゲート f_t 、出力ゲート o_t 、内部状態 c_t 、出力データ m_t は、入力データ x_t を用いて、次のように計算する。

$$\left. \begin{aligned}
 i_t &= \sigma(W_{ix} x_t + W_{im} m_{t-1}) \\
 f_t &= \sigma(W_{fx} x_t + W_{fm} m_{t-1}) \\
 o_t &= \sigma(W_{ox} x_t + W_{om} m_{t-1}) \\
 c_t &= f_t \odot c_{t-1} + i_t \odot h(W_{cx} x_t + W_{cm} m_{t-1}) \\
 m_t &= o_t \odot c_t
 \end{aligned} \right\} 5.9$$

ここで、 $\sigma(\cdot)$ は値域を 0 から 1 の範囲に制限するためのシグモイド関数、 $h(\cdot)$ は値域を -1 から 1 の範囲に制限するためのハイパボリックタンジェント関数である。 W は学習するネットワーク行列、 \odot は乗法を示す。

LSTM の入力に用いられる単語には、ワンホット表現 (One-hot) と呼ばれるベクトル表現が用いられる。単語のワンホット表現では、扱う語彙数の次元を持つベクトルを用意し、表現したい単語に対応する要素を 1、それ以外の要素を全て 0 として表現する。LSTM の出力データは、扱う語彙数の次元を持つベクトルであり、ソフトマックス関数を用いて単語の生起確率を得ることができる。ある時点 t において推定される単語の生

起確率の分布 p_t は、入力する単語 s_t と学習するネットワーク行列 W_e を用いて、次のように計算する。便宜上、視覚情報 I をCNNに入力して抽出した特徴ベクトルを $CNN(I)$ と表し、入力データ x_t をLSTMに入力したときの出力データを $LSTM(x_t)$ と表している。

$$\left. \begin{aligned} x_{-1} &= CNN(I) \\ x_t &= W_e s_t \quad \text{ただし } t \geq 0 \\ p_{t+1} &= \text{softmax}(LSTM(x_t)) \end{aligned} \right\} 5.10$$

ある時点 t までに生成された単語列 $S = s_0, \dots, s_t$ の生起確率 $P(s | I)$ が高くなる、 k' 種類の単語 s_{t+1} を選択し、次の時点 $t + 1$ のときの入力として扱う。この上位 k' の単語列を保持する手法はビームサーチと呼ばれ、得られた単語列の中で生起確率が最も高いものが最終的な発話文として採用される。また、 k' はビームサイズと呼ばれるパラメータである。単語選択の基準値である単語列 S の生起確率 $P(s | I)$ は、各単語の生起確率 p_t を用いて、次のような関係式で表される。

$$\log p(s | I) = \sum_{t=0}^N \log p_t \quad 5.11$$

単語列の生起確率を高くするためには、各単語の生起確率の対数の和が大きくなるように単語を選択すれば良い。そのため、長さ N の単語列が最終的に得られたとき、このニューラルネットワークを用いて学習に用いる損失関数 $loss'$ は、次のように表される。

$$loss' = - \sum_{t=1}^N \log p_t \quad 5.12$$

この損失関数を最小化するように学習を行うことで、視覚情報の特徴ベクトルを用いた発話文生成を行うネットワークが構築される。

5.3 発話技術の適用事例

5.3.1 データセットと学習方法

提案する発話技術のネットワークを学習するためには、視覚情報である画像、画像に含まれる物体とその領域情報、画像に対して付与された発話文、を組み合わせたデータセットが必要である。例えば、画像から説明文を自動生成する Google NIC では、Microsoft COCO (MSCOCO) と呼ばれるデータセットを扱っており、20 万枚の画像、80 種類の物体とその領域情報、100 万文の説明文を学習している。

店員発話を行う技術としての適用事例を示すためには、これと同規模な商品画像、商品情報と領域情報、発話文を準備する必要があるが、この規模のデータセットは著者個人では構築困難である。本章では、大規模データを用いた定量的な評価は行わず、事例検証の結果を用いた定性的な評価を行う。店員発話を行う技術では、提示した商品空間に含まれる商品情報に関する発話文を生成できることが好ましい。そこで、定性的な評価では、視覚情報に含まれる文脈情報を用いた発話文を生成可能であるか、といった発話文生成の表現力について確認を行う。以下では、その定性的な評価を行うための学習方法について述べる。

提案する発話技術のアーキテクチャは、視覚情報の特徴抽出を行うニューラルネットワーク (5.2.2 項) と、発話文の生成を行うニューラルネットワーク (5.2.3 項) といった、2 種類のネットワークから構成される。各々のネットワークは異なる情報を推定するため、個別に学習を行うことが可能である。そこで、視覚情報の特徴抽出ネットワーク、発話文生成を行うネットワークの順番で学習を行うことにより、提案技術のネットワークを構築する。具体的には、次のような手順を取る。

- ① MSCOCO から、画像、物体情報、物体領域、説明文を組み合わせたデータセットを取得する。
- ② 画像、物体情報、物体領域を組み合わせたデータを用いて、視覚情報の特徴抽出を行うネットワークの学習を行う。
- ③ 画像、説明文を組み合わせたデータを用いて、発話文の生成を行うネットワークの学習を行う。
- ④ 発話文を生成するネットワークの表現力を調整するための、画像、発話文を組み合わせたデータセットを構築する。データセットの発話文は、MSCOCO の物体情報を用いた内容とする。

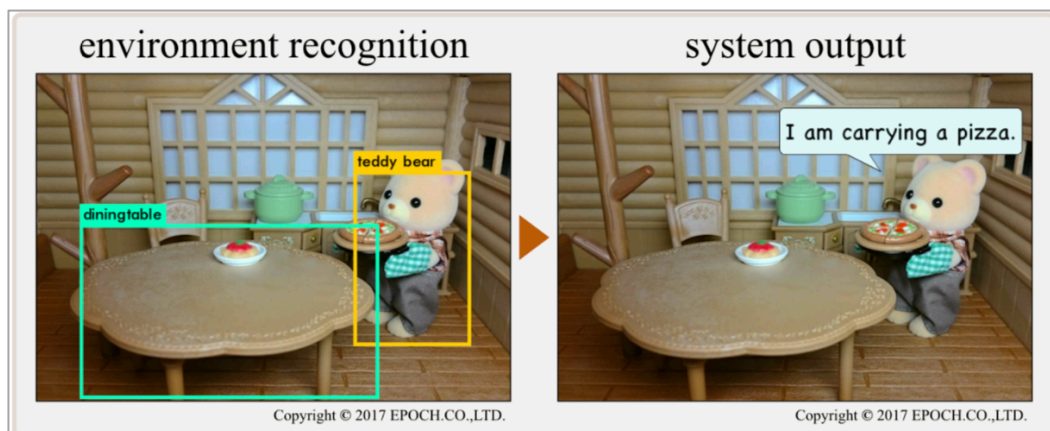
⑤ 画像、発話文を組み合わせたデータを用いて、発話文の生成を行うネットワークの転移学習を行う。

この学習手順では、MSCOCOの大規模データセットを利用して、多様な視覚特徴の抽出や説明文の生成を行うための基礎的なネットワークを構築する。この基礎的なネットワークでは、視覚情報の特徴を直接参照した説明文が生成することができるが、物体の関係性などを説明する機能しか備わっていない。そこで、物体の関係性ではなく、その物体に紐づけられる特徴や文脈についての発話文を生成できるようにネットワークの転移学習を行う。この転移学習は、発話文を生成するネットワークのみに適応しており、発話文の表現力の調整を行っている。転移学習に用いるデータセットは、特定事例の発話表現を使い分けられることを確認できるように、100枚程度の画像に対して3パターンの発話文を組み合わせた情報を構築した。また、学習手順②について、本研究ではより高性能なネットワークを活用するため、YOLOの研究開発者が公開する、MSCOCOを学習済みのYOLOのネットワーク[59]を利用している。

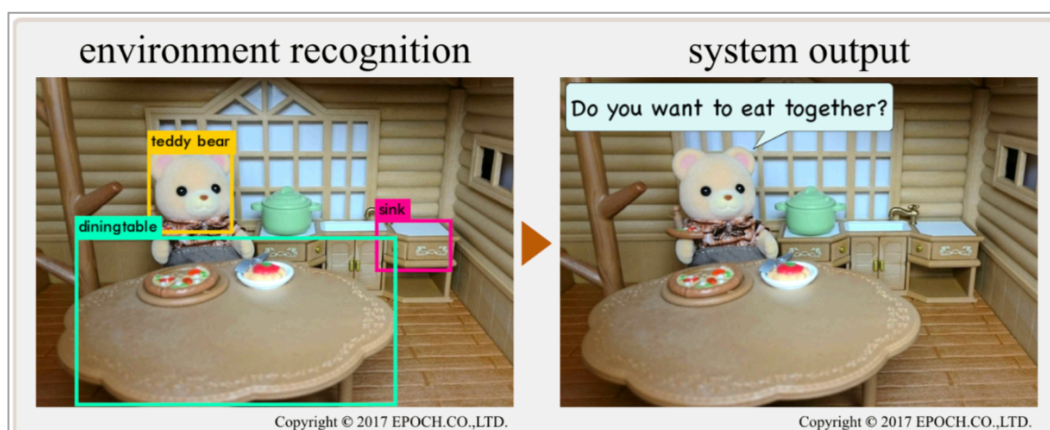
5.3.2 適用結果

図5.2に、提案する発話技術の適用事例を示す。この適用事例では、クマの人形がピザを運んでいる画像と、クマの人形が食べ物を前に座っている画像を、発話技術の入力として扱っている。これらの入力画像では、クマの人形、ピザを含む食べ物、椅子や机などの家具、といった共通の物体情報を含んでいる。両者の違いは、物理的な側面ではクマや食べ物の位置が異なり、状態の側面ではクマが食べ物を持つか持たないか、ピザが机の上に置いてあるか置いていないかが異なる。

提案する発話技術を適用した結果、両者の画像では異なる発話文が生成されることが確認された。クマの人形がピザを運んでいる画像では「I am carrying a pizza.」と出力されており、クマがピザを運んでいるという文脈を捉えながら、クマを一人称にした発話文を提示している。一方で、クマの人形が食べ物の前に座っている画像では「Do you want to eat together?」と出力されており、クマがこれから食べ物を食べるという文脈を捉え、クマの目線でユーザに語りかけを行う発話文を提示している。これらの結果から、この発話技術では、クマの状態や物体の位置関係の違いといった、視覚情報に含まれる文脈の違いを使い分けた発話文を生成できることがわかる。



(a) クマの人形がピザを運ぶ画像を入力した結果。



(b) クマの人形が食べ物の前に座っている画像を入力した結果。

図 5.2：発話技術の適用事例。

5.3.3 発話技術の表現能力と応用可能性

提案する発話技術の適用事例では、同様の物体情報を持つ2種類の画像に対して、異なる発話文が生成できることを確認した。その発話内容は、物体の状態や位置関係といった視覚情報の文脈の違いを使い分けることが可能であり、提案技術を一人称にした、語りかけ表現なども観察された。

これらの適用事例の結果では、提案する発話技術が持つ、二つの重要な表現能力を読み取ることができる。

一つ目の表現能力は、視覚情報に含まれる複数の情報の関係性に基づいて発話文を生成する能力である。適用事例では、同一の物体情報を持つ画像に対して、その状態や位置関係から異なる発話文を生成できることが示された。提案する発話技術では、視覚情報に含まれる情報の単純な組み合わせではなく、その配置や意味合いの関係性の判断までを含めた表現能力を持つと考えられる。この表現能力をEコマースへ応用できれば、例えば、提示した店舗の商品空間の中で部分的に共通する関係性を判断し、ユーザの興味や購買意欲を高める情報について発話する、といったことが可能になると考えられる。この応用例の場合、提案する発話技術が事前に学習すべき情報は、商品空間に含まれる商品情報の特徴と、その商品情報を利用して興味や購買意欲に高められるように設計された発話文である。

二つ目の表現能力は、発話技術を一人称にした発話文を生成する能力である。適用事例では、視覚情報に含まれるクマの目線での発話文を生成できることが示された。ここで着目すべきことは、特定の物体に紐づいた単語（例えば、「クマ」という言葉）を生成することなく、その物体の目線での一人称の発話文を生成できている点である。この結果から、提案する発話技術では、視覚情報に含まれる物体の状態や関係性を把握しながら、その物体に関する情報以外の情報を発話文として生成する表現能力を持つと考えられる。これは話し手を匿名化させて発話文を生成する能力であり、発話技術が特定の物体を話し手と判断しても聴き手に違和感を与えないことが可能である。例えば、Eコマースの商品空間の情報をを用いて発話文を生成するとき、提案する発話技術の内部では、特定の商品（物体）を参照して一人称の発話文を生成する。しかし、ユーザはどの商品が発話しているのかを紐づけることなく、発話文の情報を受けとることが可能である。店舗の商品空間では、店員が発話するようにデザインすることも可能である。

この発話技術の応用先の一つとして、ユーザが店舗の商品空間を閲覧している状況での発話文の提示を想定している。提案する発話技術では、ユーザが閲覧する商品空間の画面情報を入力として扱うことで、その商品空間に含まれる特定の文脈情報について発話することが可能である。一方で、この想定場面でのユーザは、閲覧している商品空間に含まれる情報に関するメンタルモデルを持っていると考えられる。ユーザは、メンタルモデルに含まれる特定の情報が提示されることで、全く新しい情報を理解することなく、メンタルモデルに含まれる情報を参照するだけの認知負荷の低い情報判断を行うことが可能である[21]。

対話に関する研究分野では、共通する知識を広げるように発話することが、言語コミュニケーションを行う上で重要とされる[60]。商品空間という共通知識に基づいた発話

表現は、言語コミュニケーションを促す効果があると考えられる。また、発話技術による一人称の発話表現は「擬人化表現」として考えることも可能であり、言語コミュニケーションを進めた結果として、擬人化の作用である「親近感」を促すことも期待される。親近感を高めた状態での発話表現は説得効果が高く、これはユーザの興味や購買意欲を高める機会を増やすことに繋がると考えられる。提案する発話技術の表現能力を E コマースに用いることにより、商品探索中のユーザに対して、店員のように商品空間をナビゲーションしたり、興味や購買意欲を高める情報を提供したり、といった機能の実現が期待される。

5.3.4 店員発話に関する技術的展望

提案する発話技術では、店員のように、ユーザが閲覧している商品空間に関わる情報をナビゲーションできることを志向している。この発話技術を実現するためには、E コマースの商品画像を用いた大規模なデータセットを構築し、発話技術のネットワークを学習させる必要がある。そのためには、E コマースの性質に紐づいた、次のような limitation を解決する必要がある。

- **商品画像の問題**

E コマースの店舗によって商品画像のレイアウトは大きく異なり、多様な色を背景に用いた画像や値段などの言語表現が埋め込まれた画像など、商品の特徴を抽出する際にノイズとなりうる情報が多く含まれている。これは、商品領域を指定するデータセットの構築や、その領域の推定に基づく特徴抽出を困難にする。

- **商品分類の問題**

E コマースの商品ジャンルには「レディースファッション」や「メンズファッション」などがあり、さらに細かいジャンルでは「アウター」や「パンツ」などがある。しかし、これらの分類は、商品に含まれる視覚情報を十分に表現したものではない。例えば、「20代向け、大人らしさ、秋服」などのような分類は難しい。これは、視覚情報の特徴分類やその関連性に紐づけた発話文の学習を困難にする。

- **商品情報の問題**

E コマースには「店員」という仕組みがなく、商品空間から商品を探す過程はユーザ依存である。商品を探す手がかりとされる商品情報は、商品単体の特徴を複数文

で説明したものであり、商品空間からその商品へナビゲーションするための情報ではない。例えば、他の商品との比較情報のような、提示された商品空間から特定商品へ注意を促す情報を取り出すことが難しい。これは、商品空間から特定の商品へ注意を促す発話文の作成を困難にする。

・ ユーザ観察の問題

E コマースのユーザは、インターネットを介して商品探索を行うため、実世界の店舗のようにユーザの状態を直接観察することが難しい。ユーザの商品探索をナビゲーションするためには、ユーザの商品探索の状態に合わせた、適切なタイミングでの情報提示が重要であると考えられる。しかし、現在の技術の範囲では、ユーザの嗜好や探索目的を獲得するためには、ユーザの閲覧履歴や視線情報などから推定する必要がある。これは、どのような商品空間を閲覧している時に、どのような発話文を生成すべきか、といったデータセット構築の判断基準の設計を困難にする。

E コマースの研究では、検索エンジンの改善やユーザ嗜好の獲得などを目的に、商品特徴やユーザ状態を抽出するための研究が進められている。一方で、近年の機械学習技術の発展により、より抽象化された非言語情報やユーザ嗜好を獲得するような試みも現実的に考えることが可能である。近い将来、多様な商品画像の特徴を抽出できるような機械学習技術が開発される可能性も十分に考えられる。そういった研究過程の中で、商品画像に含まれるノイズの除去や、商品分類の厳密生などは議論されるべき課題であり、上記に挙げたような **limitation** は解決されていくものであると考えられる。提案する発話技術の、大規模データセットの構築やその定量的な評価の困難性は、E コマース研究の技術的な発展の中で容易になることが期待される。本章の発話技術の実用実験については、今後の課題として取り組む。

第6章 結論

6.1 商品探索支援に向けた本研究の役割

本研究では、E コマースでのユーザの商品探索を支援するための技術として、3 章では店舗回遊支援インターフェース、4 章では類似店舗の推薦技術、5 章では視覚情報に基づく店員発話技術を提案した。

店舗回遊支援インターフェースでは、店舗の商品空間を説明する店舗コンセプトを視覚化することにより、商品空間の情報の把握と活用が容易になり、素早く商品空間を回遊できることを示した。これらの知見は、店舗情報が商品探索を行うための手がかりになる、という E コマースで店舗に着目する意義を示しており、本研究の焦点が妥当であることを説明する。類似店舗の推薦技術では、店舗単位にまとめた商品説明文の語彙には「人の嗜好情報」が反映されており、その関連性を利用した類似店舗を提示することにより、ユーザの嗜好を反映させた商品空間を提示できることを示した。類似店舗の推薦技術では、その抽出過程においてユーザの閲覧履歴や購買履歴といった直接的な嗜好情報は扱っている。これらの知見は、商品情報を店舗単位にまとめることでユーザの嗜好情報が見出される、といった店舗に含まれる価値を説明する。店員発話技術では、視覚情報に含まれる情報の関係性を発話できる能力や、一人称の発話を行う表現能力を持つことが示された。これは、店員のように、商品空間から特定の情報を発話するために必要な表現能力であり、商品探索中のユーザのナビゲーションなどにつながる価値を説明する。

E コマースでの商品探索支援という観点において、本研究の主要な価値は次の通りである。

- **商品空間の精緻**

商品空間の中から探索目的に合う商品を素早く見つけ出す仕組みとして、商品空間を店舗コンセプトの単位で整理しながら回遊することができる仕組みを提案した。

- **探索範囲の広域化**

好みの商品空間の中で商品探索を継続的に行える仕組みとして、探索者の嗜好を反映させた類似店舗（商品空間）を提示できる技術を提案した。

- ・ **買物体験の拡張**

「商品空間を見てまわって欲しいものを発見する」といった Window Shopping に似た新しい買物体験を実現する仕組みとして、店舗コンセプトを活用した商品探索支援技術を提案した。

6.2 今後の課題と展望

本研究では、店舗コンセプトが商品探索に利用可能な情報であり、商品説明文に含まれる語彙から表現できることが示された。しかし、店舗コンセプトを表現するための具体的な語彙の調査までは至っていない。店舗コンセプトを表現する語彙の分析を行い、店舗コンセプトの自動抽出や最適な視覚化に関する知見を収集することができれば、商品探索をより促す仕組みの提案に繋げることが可能であると考えられる。店舗コンセプトの概念を明らかにすることは、E コマースでの商品探索支援に向けて取り組むべき課題である。

本研究の全体を通して、E コマース上の商品空間を効果的に探索するための技術を提案した。しかし、ユーザの商品探索は商品を見つけ、吟味し、購入するまでが一つのプロセスであり、本研究では購入までの一連の商品探索プロセスは支援していない。ユーザが商品を買いたいと思うためには、ユーザの探索目的を「商品を見つける」から「商品を買う」に変えられる仕組みが重要であり、ユーザの状況に応じた説得コミュニケーションが必要であると考えられる。実世界のショッピングモールでは、これは店員による働きかけやセール情報の提供などによって実現している。商品探索を行うユーザの状況把握技術や、仮想店員の説得技術の提案など、ユーザの購買活動を促す仕組みの研究開発は容易に解決できない課題であると考えられる。今後は、Window Shopping のような商品探索を E コマース上で実現する仕組み「E-Window Shopping」の実現に向けて取り組んでいきたい。

付録A 類似店舗抽出における詳細実験

4章で提案した類似店舗の推薦技術では、Eコマースの店舗ごとの商品説明文の語彙をスコアリングし、その部分集合の関連度を計算することで類似店舗の抽出を行った。評価実験では、商品説明文に含まれる語彙のうち、スコアの高いN件の語彙の部分集合を取り出すという条件の下で、類似店舗の提示効果について測定した。語彙の部分集合を取り出す条件では、スコアに閾値を持たせるといった方法も考えられる。本付録では、その条件を含めた追加実験の結果を示し、結果を考察する。

A.1 実験内容

本実験で用いた語彙の部分集合を取り出す条件と略称は、表A.1の通りである。提案手法の語彙集合の選択条件には、スコア順で上位N件抽出するという条件、スコアの値に閾値Sを設ける条件、といった2パターンの条件を用意する。実験方法は、4.2.4項と同様であり、実験参加者が好みと感じる店舗の類似店舗を掲示し、類似店舗が好みかどうか調査を行った。

実験には、あらかじめ実験参加者設定した店舗の類似店舗を掲示する評価用システムを用いた。システムの外見は4.2.4項の実験で用いた実験評価システム(図4.3)を用いた。本実験を行う前に、被験者にはあらかじめ楽天市場から好み(再び訪れたい)と感じる店舗を選定してもらい、著者らが評価用システムにその店舗を設定した。実験は6.1節と同様、被験者には欲しいと感じる商品を選択してもらい、その店舗が好みかどうか評価してもらった。店舗名や商品価格などの影響をなくすため、店舗名の表記はせずに商品画像のみ表示した。再び訪れたい(リピートしたい)と思う店舗を好みの店舗とするように被験者に指示した。店舗の好みに関する評価値には、「嫌い(1点)」、「やや嫌い(2点)」、「やや好き(3点)」、「好き(4点)」の4件法を採用した。また、本実験では表A.1の各パラメータ条件で抽出される類似店舗を比較するため、各パラメータにおける類似店舗を上位5件ずつ表示し、好みの店舗の発見率を比較した。

実験参加者は、Eコマースの利用頻度が2、3ヶ月に1回以上である20代の男女14名(男性6名、女性6名)である。

表 A.1 : 類似店舗抽出における店舗の語彙集合の選択条件。

条件パターン	条件内容	略称
条件①	スコア順で上位 100 件までの語彙集合を扱う。	N100
	スコア順で上位 300 件までの語彙集合を扱う。	N300
	スコア順で上位 500 件までの語彙集合を扱う。	N500
	スコア順で上位 700 件までの語彙集合を扱う。	N700
	スコア順で上位 900 件までの語彙集合を扱う。	N900
条件②	スコア値が 0 より大きい語彙集合を扱う。	W00
	スコア値が 0.2 より大きい語彙集合を扱う。	W02
	スコア値が 0.4 より大きい語彙集合を扱う。	W04
	スコア値が 0.6 より大きい語彙集合を扱う。	W06
	スコア値が 0.8 より大きい語彙集合を扱う。	W10
条件なし	類似店舗の推薦技術を扱わず、乱数的に店舗を提示する。	RAND

A.2 実験結果

各パラメータ条件における好みの店舗の発見率を図 A.1 に示す。各パラメータにおける店舗の発見率に有意差があるか分析するため、実験参加者内計画における 1 要因の反復測定による分散分析を行った。

分散分析の結果、 $F(3.893, 42.825) = 11.272$ 、 $p < 0.01$ であり、有意な主効果があることが分かった。有意な主効果があるため Bonferroni の手法による多重比較を行い、表 A.2 の結果を得た。表 A.2 より、乱数的に店舗を提示した場合と N100、N300、N500、N700、N900 の条件で類似店舗を提示した場合の間に有意差が見られた。また、N700 は W08 と W10 とも有意差が見られた。表 A.1 における条件①と条件②の比較では、条件②の性能が優位に低いことが分かった。

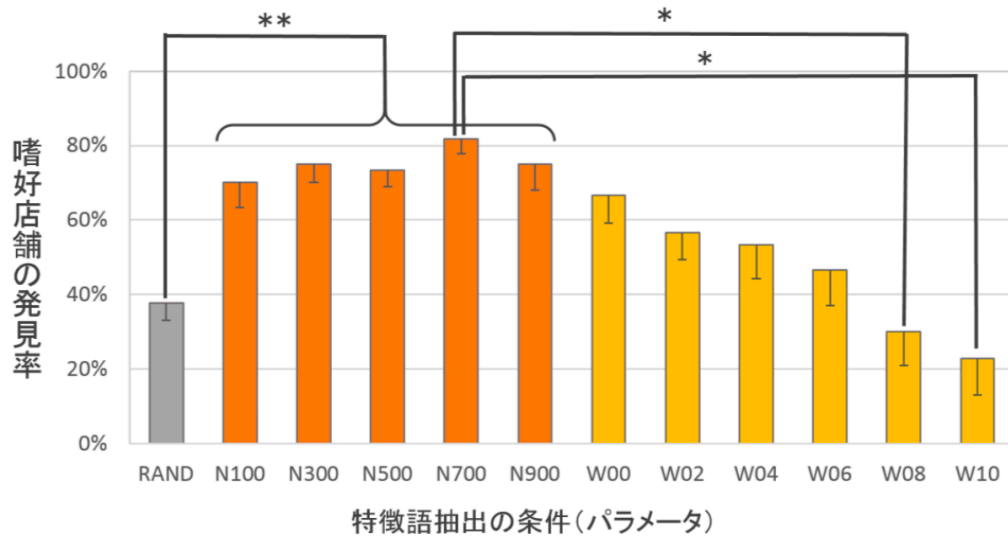


図 A.1：嗜好店舗の発見率 (* $p < 0.05$, ** $p < 0.01$)。縦軸は嗜好店舗の発見率を表しており、エラーバーの長さは標準偏差を表す。横軸は店舗の商品を提示する際の条件である。RAND は乱数的に選択した店舗を提示した場合、N100～N900 は提案技術の語彙辞書が扱う語彙数を $N=100\sim 900$ とした場合、W00～W10 は語彙辞書のスコア閾値を $S=0.00\sim 0.10$ とした場合を示す。

表 A.2：条件間における優位確率 (* $p < 0.05$, ** $p < 0.01$)。

	RAND	N100	N300	N500	N700	N900	W00	W02	W04	W06	W08	W10
RAND	1	.010	.002	.002	.000	.007	.162	1	1	1	1	1
N100	**	1	1	1	1	1	1	1	1	.263	.185	.132
N300	**		1	1	1	1	1	1	1	1	.143	.140
N500	**			1	1	1	1	1	1	1	.084	.105
N700	**				1	1	1	.419	.624	.157	.012	.013
N900	**					1	1	1	1	.760	.055	.051
W00							1	1	1	1	.105	.061
W02								1	1	1	.413	.473
W04									1	1	.989	.871
W06										1	1	1
W08					*						1	1
W10					*							1

A.3 考察

本実験の提案手法の語彙集合の選択条件として、スコア順で上位 N 件抽出するという条件、スコアの値に閾値 S を設ける条件、といった 2 パターンの条件を比較した。どちらもの語彙のスコアリング結果を利用した条件であるが、結果に大きな違いが見られた。具体的には、スコア順で上位 N 件抽出するという条件では好みの店舗を高い確率で提示できるが、スコアの値に閾値 S を設ける条件では好みの店舗を安定して提示できないという結果が得られた。

閾値を用いる場合の性能が低いことから、スコアの絶対値重要度が低く、語彙集合のスコアは順序尺度の意味合いを持つと考えられる。つまり、各々の店舗の語彙集合の中で高いスコアを持つ語彙に価値があり、それらにユーザの嗜好を表現する情報が含まれていると考えられる。この知見は、提案手法における店舗の語彙集合の抽出条件は、採点された語彙の上位 N 件を扱うといった条件が妥当である、ということを示唆する。

謝辞

本論文は、筆者が筑波大学大学院システム情報工学研究科知能機能システム専攻博士後期課程に到るまでの研究成果をまとめたものです。筑波大学システム情報系の星野准一准教授には、博士後期課程を含む5年間以上の期間に渡り、指導教員として多大なご指導とご支援を賜りました。心から感謝の意を表します。

筑波大学エンタテインメントコンピューティング研究室の皆様には、大学院生活と私生活の両面に渡り大変お世話になりました。特に、河田隼季氏には、本研究を遂行するにあたり、共同研究者として多大なご尽力をいただきました。深く感謝いたします。

本研究の提案手法を開発するにあたり、楽天技術研究所の益子宗氏、平野廣美氏、牟田将史氏には、eコマース事業に携わる研究者としての貴重なご意見やご助言を数多くいただきました。産業総合技術研究所の大山潤爾氏には、研究生活を送る上での貴重な考え方や展望などの、研究活動の原動力につながるご意見やご助言をいただきました。心より御礼申し上げます。

本学の宇津呂武仁教授、古賀弘樹教授、志築文太郎准教授、大澤博隆助教には、本論文の審査をしていただき、多くの貴重なご指摘やアドバイスをいただきました。深く感謝いたします。

最後になりますが、博士課程への進学に理解を示してくださり、大学院生活への温かい支援と激励をいただいた家族に心から感謝いたします。

参考文献

- [1] 経済産業省, 平成 30 年度我が国におけるデータ駆動型社会に係る基盤整備 (電子商取引に関する市場調査) , (2019).
- [2] Marchionini, G., "Exploratory search: from finding to understanding," *Communication of the Associating for Computing Machinery*, Vol.49, No.4, pp.41-46 (2006).
- [3] Hertzum, M., Frokjaer, E., *Browsing and Querying in Online Documentation: A Study of User Interface and the Interaction Process*, *Associating for Computing Machinery Transaction on Computer-Human Interaction*, Vol.3, No.2, pp.136-161 (1996).
- [4] Marchionini, G., "Information-seeking strategies of novices using a full-text electronic encyclopedia," *Journal of the American Society for Information Science*, Vol. 40, No.1, pp. 54-66 (1989).
- [5] Sutcliffe, A., and Ennis, M., "Towards a cognitive theory of information retrieval," *Interacting with computers*, Vol.10, No.3, pp.321-351 (1998).
- [6] Shneiderman, B., Byrd, D., and Croft, W. B., "Sorting out searching: A user-interface framework for text searches," *Communications of the Associating for Computing Machinery*, Vol.41, No.4, pp.95-98 (1998).
- [7] Marchionini, G., and White, R., "Find what you need, understand what you find," *International Journal of Human-Computer Interaction*, Vol.23, No.3, pp.205-237 (2007).
- [8] Bates, M. J., "The design of browsing and berrypicking techniques for the online search interface," *Online review*, Vol.13, No.5, pp.407-424 (1989).
- [9] Ellis, D., "A behavioural model for information retrieval system design," *Journal of information science*, Vol.15, No.4-5, pp.237-247 (1989).

- [10] Borgman, C. L., "Why are online catalogs still hard to use?," *Journal of the American society for information science*, No.47, Vol.7, pp.493-503 (1996).
- [11] Kuhlthau, C. C., "Inside the search process: Information seeking from the user's perspective," *Journal of the American society for information science*, Vol.42, No.5, pp.361-371 (1991).
- [12] Vakkari, P., "Relevance and contributing information types of searched documents in task performance," *Proceedings of the 23rd annual international Associating for Computing Machinery Special Interest Group on Information Retrieval conference on Research and development in information retrieval*, pp.2-9 (2000).
- [13] Hertzum, M., & rokjaer, E., "Browsing and querying in online documentation: a study of user interfaces and the interaction process. *Associating for Computing Machinery Transactions on Computer-Human Interaction*, Vol.3, No.2, pp.136-161 (1996).
- [14] Russell, D. M., Slaney, M., Qu, Y., & Houston, M., "Being literate with large document collections: Observational studies and cost structure tradeoffs," *Proceedings of the 39th Annual Hawaii International Conference on System Sciences, Institute of Electrical and Electronics Engineers*, Vol. 3, p.55 (2006).
- [15] O'Day, V. L., & Jeffries, R., "Orienting in an information landscape: how information seekers get from here to there," *Proceedings of the INTERACT'93 and CHI'93 conference on Human factors in computing systems*, pp.438-445 (1993).
- [16] Russell, D. M., Stefik, M. J., Pirolli, P., & Card, S. K., "The cost structure of sensemaking," *Proceedings of the INTERACT'93 and CHI'93 conference on Human factors in computing systems*, pp.269-276 (1993).
- [17] Pirolli, P., & Card, S., "The sensemaking process and leverage points for analyst technology as identified through cognitive task analysis," *Proceedings of international conference on intelligence analysis*, Vol. 5,

pp.2-4 (2005).

- [18] Patterson, E. S., Roth, E. M., & Woods, D. D., "Predicting vulnerabilities in computer-supported inferential analysis under data overload," *Cognition, Technology & Work*, Vol.3, Np.4, pp.224-237 (2001).
- [19] Jonker, D., Wright, W., Schroh, D., Proulx, P., & Cort, B., "Information triage with TRIST," In 2005 International Conference on Intelligence Analysis, pp.2-4 (2001).
- [20] Bates, M. J., "Information search tactics," *Journal of the American Society for information Science*, Vol.30, No.4, pp.205-214 (1979).
- [21] Aula, A., "Studying user strategies and characteristics for developing web search interfaces," Tampere University Press (2005).
- [22] Marchionini, G., "Information seeking in electronic environments," No.9, Cambridge university press (1997).
- [23] Belkin, N. J., Marchetti, P. G., & Cool, C., "BRAQUE: Design of an interface to support user interaction in information retrieval," *Information processing & management*, Vol.29, No.3, pp.325-344 (1993).
- [24] Hembrooke, H. A., Granka, L. A., Gay, G. K., & Liddy, E. D., "The effects of expertise and feedback on search term selection and subsequent learning," *Journal of the American Society for Information Science and Technology*, No.56, Vol.8, pp.861-871 (2005).
- [25] Tabatabai, D., & Shore, B. M., "How experts and novices search the Web," *Library & information science research*, Vol.27, No.2, pp.222-248 (2005).
- [26] Allen, B., "Cognitive differences in end user searching of a CD-ROM index," *Proceedings of the 15th annual international Associating for Computing Machinery Special Interest Group on Information Retrieval conference on Research and development in information retrieval*, pp.298-309 (1992).

- [27] Kelly, D., & Cool, C., "The effects of topic familiarity on information search behavior," Proceedings of the 2nd Associating for Computing Machinery / Institute of Electrical and Electronics Engineers-Computer Society joint conference on Digital libraries, pp.74-75 (2002).
- [28] Sihvonen, A., & Vakkari, P., "Subject Knowledge, Thesaurus-assisted Query Expansion and Search Success," RIAO, Vol. 2004, pp.393-404 (2004).
- [29] Marchionini, G., Geisler, G., & Brunk, B., "Agileviews: A human-centered framework for interfaces to information spaces," Proceedings of the Annual Conference of the American Society for Information Science (2000).
- [30] Riecken, D., "Personalized Views of Personalization," Communication of Associating for Computing Machinery, Vol.43, No.8, pp.26-158 (2000).
- [31] Su, X. and Khoshgoftaar, T. M., "A Survey of Collaborative Filtering Techniques," Advances in Artificial Intelligence, vol.2009, No.4, pp.1-19 (2009).
- [32] 神寫敏弘, "推薦システムのアルゴリズム(1)," 人工知能学会誌, Vol.22, No.6, pp.826-837 (2007).
- [33] 神寫敏弘, "推薦システムのアルゴリズム(2)," 人工知能学会誌, Vol.23, No.1, pp.89-103 (2008).
- [34] Hijikata, Y., Shimizu, T. and Nishida, S., "Discovery-oriented collaborative filtering for improving user satisfaction," Proceedings of the 14th international conference on intelligent user interfaces, Associating for Computing Machinery, pp.67-76 (2009).
- [35] Cho, J. Kwon, K. and Park, Y., "Collaborative filtering using dual information sources," Communication of the Associating for Computing Machinery, Vol.49, No.4, pp.41-46 (2006).
- [36] Hwang, S. Y. and Chen, L. S. "Using trust for collaborative filtering in

- eCommerce," Proceedings of the 11th International Conference on Electronic Commerce. Associating for Computing Machinery, pp.240-248 (2009).
- [37] Murakami, T. Mori, K. and Orihara, R., "Metrics for evaluating the serendipity of recommendation lists," New Frontiers in Artificial Intelligence, pp.40-46 (2008).
- [38] Ziegler, C. N. et al., "Improving recommendation lists through topic diversification," Proceedings of the 14th international conference on World Wide Web. Associating for Computing Machinery, pp.22-32 (2005).
- [39] Linden, G., Smith, B. and York, J., "Amazon.com recommendations: Item-to-item collaborative filtering," Institute of Electrical and Electronics Engineers Internet Computing, Vol.7, No.1, pp.76-80 (2003).
- [40] Das, A., Datar, M. and Garg, A., "Google news personalization: Scalable online collaborative filtering," Proceedings of the 16th International Conference on World Wide Web, pp.271-280 (2007).
- [41] 土方嘉徳, "嗜好抽出と情報推薦技術," 情報処理学会論文誌, Vol.48, No.9, pp.972-978 (2007).
- [42] Mooney, R. J. and Roy, L., "Content-based book recommending using learning for text categorization," Proceedings of the fifth Associating for Computing Machinery conference on Digital libraries, pp.195-204 (2000).
- [43] Burke, R., "Hybrid Recommender Systems: Survey and Experiments," Modeling and User-Adapted Interactions, Vol.12, No.4, pp.331-370 (2002).
- [44] Cao, Y. and Li, Y., "An intelligent fuzzy-based recommendation system for consumer electronic products," Expert Systems with Applications, Vol.33, No.1, pp.230-240 (2007).
- [45] Parikh, N. and Sundaresan, N., "Inferring Semantic Query Relations from Collective User Behavior," Proceedings of the 17th Associating for Computing Machinery conference on information and knowledge

- management, Associating for Computing Machinery, pp.349-358, (2008).
- [46] Wilson, M. L., and André, P. "Backward highlighting: Enhancing faceted search." Proceedings of the 21st annual Associating for Computing Machinery symposium on User interface software and technology. Associating for Computing Machinery, pp.235-238, (2008).
- [47] Cutrell, E., et al., "Fast, flexible filtering with phlat," Proceedings of the SIGCHI conference on Human Factors in computing systems, Associating for Computing Machinery, pp.261-270 (2006).
- [48] Bhattacharya, S., Gollapudi, S. and Munagala, K., "Consideration set generation in commerce search," Proceedings of the 20th international conference on World Wide Web, Associating for Computing Machinery, pp.317-126 (2011).
- [49] 長島直樹, "新堂精士:情報サーチと消費者行動—消費者はネット情報をどのように使っているか," 経営情報学会論文誌, Vol.11, No.3, pp.17-36 (2002).
- [50] Kim, H.W. and Darren, E.S.T., "Moderating the Price Sensitivity of Online Customers," Proceedings of the 8th Institute of Electrical and Electronics Engineers International Conference on E-Commerce Technology and the 3rd Institute of Electrical and Electronics Engineers International Conference on Enterprise Computing, E-Commerce, and E-Services, pp.90-96 (2006).
- [51] 楽天市場, "楽天市場," 楽天株式会社, 入手先 〈<http://www.rakuten.co.jp>〉 (最終閲覧 2015-01-10).
- [52] 楽天ウェブサービス, "楽天商品検索 API, " 楽天株式会社, 入手先 〈<http://webservice.rakuten.co.jp/api/itemsearch>〉 (最終閲覧 2015-01-10).
- [53] Kudo, T., Yamamoto, K., and Matsumoto, Y., "Applying Conditional Random Fields to Japanese Morphological Analysis," Proceedings of the 2004 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, pp.230-237 (2004).

- [54] 総務省, "平成 23 年度版情報通信白書," p.58 (2011).
- [55] Salton, G. "Automatic text processing: The transformation, analysis, and retrieval of," Reading: Addison-Wesley 169 (1989).
- [56] Cosley, D., et al., "Is seeing believing?: how recommender interfaces affect users' options," Proceedings of the Special Interest Group on Computer-Human Interaction Conference on Human Factors in Computing Systems, Associating for Computing Machinery, pp.585-592 (2003).
- [57] Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., & Farhadi, A., "You only look once: Unified, real-time object detection," Proceedings of the Institute of Electrical and Electronics Engineers conference on computer vision and pattern recognition, pp.779-788 (2016).
- [58] Vinyals, O., Toshev, A., Bengio, S., & Erhan, D., "Show and tell: A neural image caption generator," Proceedings of the Institute of Electrical and Electronics Engineers conference on computer vision and pattern recognition, pp.3156-3164 (2015).
- [59] Redmon, J., "YOLO: Real-Time Object Detection," <<https://pjreddie.com/darknet/yolov1/>>, (access 2015-01-10).
- [60] Clark, H. H., & Wilkes-Gibbs, D, "Referring as a collaborative process," Cognition, Vol.22, No.1, pp.1-39 (1986).

研究業績

査読付雑誌論文

1. 大河原 一輝, 平野 廣美, 益子 宗, 星野 准一, "ショッピングモール型 EC サイトにおける店舗情報視覚化システムの提案", 情報処理学会論文誌, Vol.56, No.3, pp.847-855, 2015.

査読付会議論文

1. Kazuki Ookawara, Hayaki Kawata, Masafumi Muta, Soh Masuko, Takehito Utsuro and Junichi Hoshino, "Deep Photo Rally: Let's Gather Conversational Pictures", In Proceedings of the International Conference on Entertainment Computing 2017 (ICEC2017), pp.387-391, 2017.
2. 大河原一輝, 平野廣美, 益子宗, 林靖之, 星野准一, "モール型 EC サイトにおける店舗の回遊性を考慮した店舗視覚化システム", インタラクシオン 2014, B4-7, pp.496-500, 2014.

その他の研究報告

1. 飯田宗一郎, 藤田智, 王東皓, 大河原一輝, 西崎博光, 宇津呂武仁, 星野准一, "接遇訓練のための対話型顧客エージェント設計の基礎検討", 信学技報, Vol.119, No.98, NLC2019-2, pp.7-12, 2019.
2. 大河原一輝, 大山潤爾, "言語解析を応用した映画におけるショット時間長の文脈構造解析", 日本認知科学会第 35 回大会, sP1-11, pp.438-447, 2018.
3. 高橋朔, 大河原一輝, 牟田将史, 益子宗, 星野准一, "EC モールにおける店舗単位での商品掲示の有効性", 情報処理学会研究報告. HCI, Vol.2016-HCI-167, No.7, pp.1-5, 2016.
4. 大河原一輝, 牟田将史, 平野廣美, 益子宗, 星野准一, "EC サイトにおける店舗

推薦システムに向けた類似店舗抽出手法”, 情報処理学会研究報告. HCI, Vol.2015-HCI-162, No.13, pp.1-8, 2015.

5. 大河原一輝, 平野廣美, 益子宗, 林靖之, 星野准一, ”RakuTenpo: ショッピングモール型 EC サイトにおける店舗視覚化システム”, 情報処理学会研究報告. HCI, Vol.2014-HCI-157, No.6, pp.1-6, 2014.

受賞・表彰等

1. Kazuki Ookawara, Hayaki Kawata, Masafumi Muta, Soh Masuko, Takehito Utsuro and Junichi Hoshino, The International Conference on Entertainment Computing 2017 (ICEC2017), The Best Poster Award.
2. 大河原一輝, 筑波大学情報学群長表彰.