

cQA に登場するアイテムの特徴に注目した 使用目的をクエリとするアイテム検索

杉谷 圭太[†] 莊司 慶行^{††} Martin J. Dürst^{††}

^{††} 青山学院大学 理工学部 情報テクノロジー学科 〒252-5258 神奈川県 相模原市 中央区 淵野辺

[†] 青山学院大学 理工学部 機械創造工学科 〒252-5258 神奈川県 相模原市 中央区 淵野辺

E-mail: [†]sugitani@sw.it.aoyama.ac.jp, ^{††}{shoji,duerst}@it.aoyama.ac.jp

あらまし 本稿では、利用目的をクエリとして、その目的に適したアイテムをランキングする手法を提案する。そのために、cQA サイトの質問回答文、製品比較サイトの製品スペック情報を横断的に用いる。はじめに、カメラを検索する際であれば「運動会」から「航空ショー」など、意味的に類似した目的を含む質問を発見する。次に、これらの目的を含む質問への回答に登場した製品の持つスペック上の特徴に注目し、似たスペックを持つ製品を製品比較サイトから発見する。この際、類似した目的によるクエリ拡張と、スペックの類似による検索結果の拡張を行うことで、cQA サイト上で直接言及されない製品や目的についても、検索の対象とする。Yahoo!知恵袋と価格.com の実データを用いた被験者実験の結果から、提案手法は有効であり、特に目的のみを拡張した際に高精度であることが明らかになった。キーワード アイテム検索, 経験的属性, 目的による検索, cQA, QA データ処理

1 はじめに

近年では、ウェブ上の電子商取引サイトや製品比較サービスの充実により、世界中で販売される数多の製品や製品スペックなどの情報を、オンライン上で容易に獲得可能になりつつある。そのため、「シャッタースピードの速いカメラが欲しい」、「防滴性能の高いイヤホンが欲しい」といったように、あるスペックを持つ製品をウェブ情報から探すことは、一般的に可能である。

一方で、すべての人が、ある製品の持つスペックの意味を理解できているとは限らない。例えば、ある高齢のユーザが「孫の運動会で写真を撮りたい」という意図をもってカメラを検索する場合を考える。運動会でカメラを使用する場合、遠方の撮影や、動く対象の撮影が想定される。そのため、「ズーム倍率」や「シャッター速度」に注目すると、目的に合った製品を発見できる。しかし、このような検索を行うためには、スペックの持つ意味をあらかじめユーザが深く理解している必要がある。つまり、ズーム倍率やシャッター速度が、カメラの用途にどのような影響を与えるかを知っている必要がある。このように、十分な性能を持つ製品があったとしても、スペックに注目して目的に適したアイテムを検索することは困難である。

使用目的に基づく情報検索は、従来の検索アルゴリズムでは十分な結果を返せない。原因の一つに、製品の持つ属性が探索的属性、経験的属性 [1, 2] に分かれることが挙げられる。例として、同じように「運動会」というキーワードでカメラを検索する場合を考える。多くの場合、カメラの公式サイトには、主に「軽い」、「手振れが少ない」など、そのカメラの持つ探索的属性に関する製品特徴が書かれている。一方でこれらのサイトには、「運動会に使える」などの経験的属性に関する情報が書かれることは比較的少ない。これは、無数に存在するその製品

のすべての用途を網羅的に製品説明に含めることが不可能なためである。そのため、現状の検索システムを用いて使用目的に基づく情報検索を行うためには、様々な個人ブログやキュレーションサイトで下調べし、そのあとで複数のカメラの公式サイトにアクセスするなど、検索者がいくつものページを横断して情報比較する必要がある。

また、現在一般に用いられている情報検索システムは、文書中に登場する語をクエリとして入力する。そのため、文書中に登場するであろう語をあらかじめ知っている必要がある。「運動会に使用できるカメラを探す」というような、未知の情報を目的とする探索的検索 [3] では、そもそも検索クエリを思いつくことすらできず、適切な語を入力できない。

そこで本論文では、使用目的と探したい製品のカテゴリをクエリとして入力すると、そのカテゴリ内の製品を、入力された目的に適している度合いでランキングする手法を提案する。そのために、cQA (community Question-Answering) サイトと、製品比較サイトの情報を横断的に利用する。図 1 に手法の全体像を示す。この提案手法は、「cQA サイト上の、製品名が含まれる回答文は、使用目的に適した製品名を尋ねている質問に付く」および「目的に適した製品群には共通するスペック上の特徴がある」という仮説に基づく。

cQA サイトには、「子供の運動会の撮影におすすめのカメラは何ですか?」というように、「こういう目的に適した製品はどれか」という質問が数多く投稿されている。そこで、本研究では回答文に製品名が含まれる質問・回答ペアに注目した。はじめに、cQA サイトから、具体的な製品名を含む回答を収集する。その回答に対応する質問には、質問者がなぜそういった製品を必要とするかという、用途や使用目的が書かれている可能性が高い。

一方で、cQA サイトには、あらゆる目的やすべての製品が

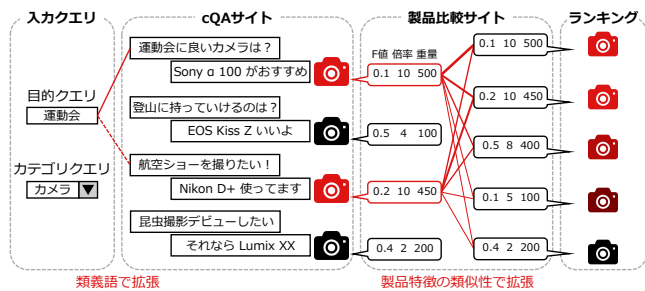


図1 提案手法の概要。入力クエリから、類似した目的を持つ製品群をcQAサイトで発見し、それらと類似したスペックを持つ製品を検索結果としてランキングする。

登場するわけではない。例えば、「魚を撮影できるカメラはどれか」という一般的な質問はあっても、「チンアナゴを撮影できるカメラはどれか」という、対象が一般的でなく細かい質問は存在しない可能性が高い。また、回答の時期や回答者の知識、製品の話題性などから、一度もcQAサイト内で言及されない製品も多い。

そこで、技術的課題として、

- 入力された目的に対して、自然文で書かれたcQAサイトの質問回答文から目的に適した製品をより多く発見するための目的クエリの拡張、
- 発見した製品と類似したスペック特徴を持つ製品も、その目的に適しているという推論による製品の拡張に取り組む。

目的クエリの拡張では、ある観点に基づく類義語を用いることで、入力された目的と同じ性質を持つ別の目的を発見する。具体的には、「運動会」という目的クエリは、遠くにある動くものを撮影するという意味で、「野球」や「航空ショー」などと意味が近い。本研究では、Word2Vecを用いた手法により、このような類義語や表記ゆれを考慮することで、より多くの製品を発見可能にした。

製品の拡張では、cQAサイトに登場しないが同じ目的に適しているであろう製品を推論から発見する。cQAに「ある目的に適している」と回答で言及された製品が複数あったと仮定する。それらの製品と類似するスペックを持つ製品は、cQAに登場せずとも目的に適している可能性が高い。そのため、本研究では、各製品のスペック情報を製品比較サイトから収集し、製品スペックの類似性を測ることで、カテゴリ内のすべての製品をランキング可能にした。

これら2つの拡張を行うことで、多様なユーザからの多様な目的に対し、適した製品をランキングできると考えられる。それぞれの拡張の有効性を検証するため、Yahoo!知恵袋と価格.comの実データを用いて、有識者によりラベル付け評価した。実験では、あらかじめ用意した2つのカテゴリクエリと、カテゴリごとに3つの目的クエリを用いた。5つの比較手法を用いてランキングを生成し、各手法で上位10件に含まれるアイテムが目的に適しているか、被験者実験によってラベル付けし、提案手法の有用性を示した。

本論文の構成は以下の通りである。第2章では、本研究に関連する研究を紹介する。第3章では、検索における目的の語の拡張と製品スペックの特徴によるランキング手法を提案し、第4章で提案手法とベースライン手法を比較する被験者実験について述べ、その結果を第5章で考察する。

2 関連研究

本研究は、情報検索に関する研究である。また、類義語の判別や、検索結果の順序付け技術を用いている。本章では、本研究と関連する、探索的検索、ある観点における類義語の発見、および抽出した情報からオブジェクトの順序関係を決定する技術についての研究を紹介する。

2.1 探索的検索

目的から製品を探す検索行為は、検索目標となる製品名を入力としないため、探索的検索の一つである。検索タスクを分類し、その困難性や性質を分析する研究が数多く行われている。

Marchioniniら[3]は、Web上の情報検索の形態は、ルックアップ検索、探索的検索と大きく二つに分類できるとしている。ルックアップ検索は、既知の製品についての検索や事象の確認など、明確な検索目標を持つものである。対して探索的検索は、未知の知識の獲得、情報の比較や解釈、調査といった、検索目標が明確でないものである。本研究で対象とする、目的からの製品検索は、検索者が使用目的のために未知の製品を検索することから、探索的検索に関する研究であるといえる。

Athukoralaら[4]は、現状の情報検索システムを用いて探索的検索を行う上での問題点を指摘している。探索的検索を行う検索者は未知の情報の獲得が目的のため、検索クエリに適切な語を入力できない。その結果、クエリの再入力やクリック数の増加などにより、検索にかかる時間が増加する。そこで、クリック数やページ閲覧時の最大スクロール深度などに注目することで、ルックアップ検索と探索的検索を機械的に概ね判別可能であることを示した。また、Kimら[5]や、Athukoralaら[6]は、探索的検索において検索者はより多くのアイテムを調べることが好む現象を報告している。本研究の目的は提示する製品を従来より広げることであり、多くのアイテムの情報を整理して比較する機会を提供する。

2.2 ある観点における類義語の発見

本研究では、入力された目的をほかの語に拡張している。これは類義語などの、「常識」や「概念」をモデル化し、情報検索や知識処理、言語処理に利用する研究と強く関係する。中でも、言葉の持つ意味を考慮し単語同士を比較する類義語の発見は、注目される研究分野の一つである。

笠原ら[7]は、多観点による類義語を発見するための「多観点概念ベース」を提案した。「乗り物」や「動物」という文脈の違いで、「馬」の類義語が「車」や「豚」に変化することを考慮した類義語を発見可能にしている。加えて、類似性の判別方法として多観点概念ベースを用いた観点変調方式を提案し、シソーラス上の概念間距離から類似度を計算する従来手法より高い精

度で類似度判定できることを示した [8]. さらに、笠原らは国語辞書から概念ベースを自動的に構築する手法を提案した [9].

概念ベースは、日本語の類義語判別についての研究で広く用いられる [10–12] 古典的な統計に基づく手法である. 対して、本研究では Word2Vec [13] を用いた機械学習手法を用いることで、観点に基づく類義語の判別を行う.

2.3 オブジェクトの順序関係づけ

製品リストに対し目的に適している度合いを順位づけるように、オブジェクト同士の順序関係を関連するテキストや数値的信息から見出す研究が行われている.

Guo ら [14] は、オブジェクトのペアについて比較タスクを設定し、クラウドソーシングによってペアワイズな上下関係を集約し順序付けを行い、最上位を発見する手法を提案した. この手法は人手で比較情報を入力させるため、複雑な比較が可能である. 本研究でも運動会に適した順序でカメラを提示するといった、製品の複雑な比較に取り組む. 提案手法では、「目的に適する製品群には共通する製品特徴がある」という仮定のもと、cQA から発見された目的に適する製品スペックの共通特徴を手掛かりに順序付けを行う. 順位付けは機械的に行うという点で、本研究は前述の研究と異なる.

Uchida ら [2] は、オブジェクトのレビュー分中から、パターンマッチングで「持ち運びやすい」などの属性抽出および「SH-50 よりも軽い」などの順序関係抽出を行い、経験的属性によってオブジェクトをランキングする手法を提案している. 経験的属性は「動く被写体に強い」など、経験することで理解できる製品の特徴のことである. 本研究の「運動会に適する」順で並べるといった、目的に対して順序付けをすることは、前述の研究と同様に経験的属性に注目しているといえる. また、経験的属性に基づいた検索を実現するという点で、本研究と動機が類似する. 本研究では、商品を実際に購入した人が記述するレビュー文ではなく、製品知識に富む利用者が購入と関係なく幅広く商品を提示する cQA サービスの回答文に着目している点で前述の研究と異なる.

3 提案手法

本章では、製品名ではなく使用する目的と製品カテゴリをクエリとして入力し、目的に適した製品を検索する手法について説明する. この検索の入力は、目的とカテゴリのペアである. 目的クエリは、検索者が使用する場面や目的を表し、任意の語を入力可能である. カテゴリクエリは、どのカテゴリに属す製品を探したいかを表し、あらかじめ用意されたいくつかのカテゴリから選択する. このような入力から製品をランキングするため、製品比較サイトに掲載されている製品を検索対象とし、cQA サイトの質問回答文の内容を用いて目的に対しての適切さを決定する. 検索システムの出力は、目的に適した製品のリストである. リスト中の各アイテムは、与えられたカテゴリに属す製品で、目的クエリへの適切さで順位付けされる. また、検索結果の網羅性を高めるため、目的クエリの拡張と、適合す

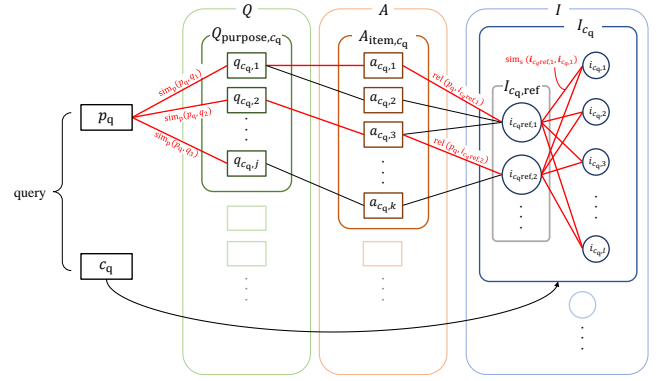


図2 入力クエリ (p_q, c_q) に対する製品 $i_{c_q,l}$ の適合度計算

る製品の拡張を行う. 目的クエリの拡張では、入力された目的と同じ性質を持つ別の目的を含めて検索を行うため、類義語の要領で語の拡張を行う. 語の拡張は Word2Vec による機械学習手法で行い、学習には製品比較サイト上のレビューデータを用いる. 適合する製品の拡張では、cQA サイト上で言及されない製品に対しても目的への適切さを計算するため、各製品のスペック上の類似性に基づき提示製品の拡張を行う. 提示製品の拡張における製品のスペックは、製品比較サイト上のスペックシートを用いる.

提案手法は、

- 目的を含む質問文と製品名を含む回答文の抽出、
- 単語レベルでの目的クエリの拡張、
- スペックの類似度による提示製品の拡張、および
- カテゴリ内全製品の適合度計算とランキング

の4つの手順から構成される. 図2にモデルの模式図を示す.

3.1 目的を含む質問文と製品名を含む回答文の抽出

cQA サイトの投稿では、使用目的に対して適した製品名を尋ねている質問文に対し、目的に適した製品名を回答する行為が、一般的に行われている. 例えば、「子供の運動会用にカメラの購入を考えています」という質問に対し、「OLYMPUS STYLUS 1をお勧めしておきます」という回答がされているとする. ここで、質問からは「運動会」という目的が読み取れ、回答からは、目的に対し「OLYMPUS STYLUS 1」が適しているということが分かる. そこで、使用目的に適した製品検索の手掛かりにするため、このような目的に適した製品の実例を示す文を、cQA サイトから発見する.

まず、製品比較サイト上の全製品集合 I から、カテゴリクエリに入力されたカテゴリ c_q に属す製品の集合 $I_{c_q} = \{i_{c_q,1}, i_{c_q,2}, \dots, i_{c_q,l}\}$ を抽出する. つまり、 I_{c_q} は

$$I_{c_q} = \{i \in I \mid i \text{ は } c_q \text{ に属す}\}$$

と表せる. ここで抽出された製品データ i_{c_q} を検索対象製品とする.

次に、cQA サイトの全回答文の集合 A から、 I_{c_q} 内のいずれかの製品名が登場する回答文の集合 $A_{\text{item},c_q} = \{a_{c_q,1}, a_{c_q,2}, \dots, a_{c_q,k}\}$ を抽出する. つまり、 A_{item,c_q} は

$$A_{\text{item},c_q} = \{a \in A \mid \exists i_{c_q} \in I_{c_q} : a \text{ 中に } i_{c_q} \text{ が登場する} \}$$

と表せる。ただし、 I_{c_q} のすべての製品が A_{item,c_q} に登場するわけではない。そこで、 I_{c_q} に属す製品のうち、 A_{item,c_q} に登場した製品の集合を $I_{c_q,\text{ref}}$ とする。

最後に、cQA サイトの全質問文の集合 Q から、 A_{item,c_q} のいずれかの回答と対応する質問文の集合 $Q_{\text{purpose},c_q} = \{q_{c_q,1}, q_{c_q,2}, \dots, q_{c_q,j}\}$ を抽出する。つまり、 Q_{purpose,c_q} は、

$$Q_{\text{purpose},c_q} = \{q \in Q \mid \exists a_{c_q} \in A_{\text{item},c_q} : \\ q \text{ に対し } a_{c_q} \text{ と回答される} \}$$

と表せる。なお、「cQA サイト上の、製品名が含まれる回答文は、使用目的に適した製品名を尋ねている質問に付く」という仮説に基づき、 Q_{purpose,c_q} 中の質問文には製品の使用目的が含まれるとみなす。以上の流れで、カテゴリクエリに属す製品が言及されている、目的を含む質問文と製品名を含む回答文を抽出する。

3.2 単語レベルでの目的クエリの拡張

本節では、目的クエリを類義語でクエリ拡張することで、cQA の質問文と目的クエリの類似度と、質問文と製品の関連度を算出する手法を説明する。製品検索において、似たシチュエーションを持ちつつ異なる目的を持った人が同じ製品にたどり着くことがある。例えば、「運動会」を目的クエリとしてデジタルカメラを検索することを考える。この時、検索者の目的は「離れた動くものを撮る」というシチュエーションが想定できる。また、「野球」や「航空ショー」を目的としてデジタルカメラを検索する時、検索者の目的は同様に「離れた動くものを撮る」というシチュエーションが想定できる。そこで、「運動会」に適するデジタルカメラは、「野球」や「航空ショー」に対しても比較的適していると考えられる。つまり、検索システムへの入力クエリとして「運動会」と「野球」、「航空ショー」は「デジタルカメラ」の観点で類義語の関係にあるといえる。以上の考えをもとに、カテゴリクエリの文脈における、目的クエリと抽出した質問文の類似度を計算する。そして、cQA サイトで言及された製品と目的との関連度を計算する。

まず、ある目的の語 p と、ある質問文 q との類似度である $\text{sim}_p(p, q)$ を定義する。 $\text{sim}_p(p, q)$ は、質問文 q 中の各単語と目的の語 p との類似度をそれぞれ計算し、最も高い値を返す。本研究では、 q 中の各単語と目的の語 p との類似度 $\text{sim}_p(p, q)$ を計算するにあたり、Word2Vec 手法を用いる。

ここで、文脈による類義語とみなせる語の変化を考慮するため、類似度の計算に使用する Word2Vec のモデル学習に、カテゴリごとの製品レビュー文章を用いる。話題が明確である製品レビューの文章を用いることで、「デジタルカメラ」の文脈における「野球」や「航空ショー」のように、辞書的な意味が遠くても、製品の話題として意味が近い語に、高い類似度を与えられる。学習に用いるコーパスは、製品比較サイトにある全レ

ビューをレビュー対象製品のカテゴリごとに分け、それぞれのカテゴリごとに一文書に結合したものである。カテゴリクエリに対応する、結合したレビュー文章で学習したモデルを用いて $\text{sim}_p(p, q)$ を計算する。

次に、ある目的 p と、ある製品 i との関連度である $\text{rel}(p, i)$ を定義する。 $\text{rel}(p, i)$ は、製品 i を含む回答文それぞれに付く質問文 q について $\text{sim}_p(p, q)$ の最大値を返す。つまり、

$$\text{rel}(p, i) = \max\{\text{sim}_p(p, q) \mid q \in Q_{\text{purpose},c} \\ \text{かつ } q \text{ への回答中に } i \text{ が登場する} \}$$

と表せる。これにより、単純に目的クエリが質問文中に登場するものを抽出するだけでなく、製品に紐づくすべての質問に対して目的クエリとの類似度を計算できる。また、質問と目的クエリとの類似度をもとに、cQA サイトで言及された製品と目的との関連度を計算できる。

3.3 スペックの類似度による提示製品の拡張

本節では、カテゴリ内全製品に対し、目的に適した製品とのスペックの類似度を計算し、cQA に登場しない製品も検索可能にする手法を説明する。質問応答から「ある目的に適している」と回答で言及された製品が複数あるとする。「目的に適した製品群には共通するスペック上の特徴がある」という仮説から、カテゴリ内の全製品において、目的に適していると回答で言及された製品に対するスペック類似度を計算する。これにより、目的に適した製品とのスペック類似度が高い製品は同様に目的に適していると推論し、cQA 内で言及されていない製品についても、目的への適切さを計算できる。

まず、製品間のスペック類似度を計算するため、製品のスペック情報をベクトルで表現する。あるカテゴリ c に属す製品 $i_c \in I_c$ の持つ属性 (すなわち、カメラなら「シャッター速度」や「重量」など、スペックの持つラベルを表す) の集合を $D_c = \{d_c^{(1)}, d_c^{(2)}, \dots, d_c^{(n)}\}$ とすると、ある製品 $i_{c,l}$ のスペック情報ベクトルは、 n 次元で

$$\mathbf{i}_{c,l} = (d_{c,l}^{(1)}, d_{c,l}^{(2)}, \dots, d_{c,l}^{(n)})^T$$

と表せる。ここで、 $d_{c,l}$ は $0 \leq d_{c,l} \leq 1$ を満たす実数である。製品のスペック情報は、製品比較サイトのスペック情報に記載される。記載されたスペックの値を $[0, 1]$ の実数値に線形に正規化したものを属性値とし、ベクトルの各要素とする。

次に、製品 $i_{c,x}$ と製品 $i_{c,y}$ のスペック情報ベクトル $\mathbf{i}_{c,x}$, $\mathbf{i}_{c,y}$ の類似度 $\text{sim}_s(\mathbf{i}_{c,x}, \mathbf{i}_{c,y})$ を定義する。 $\text{sim}_s(\mathbf{i}_{c,x}, \mathbf{i}_{c,y})$ は、それぞれのスペック情報ベクトルのコサイン類似度を返す。つまり、

$$\text{sim}_s(\mathbf{i}_{c,x}, \mathbf{i}_{c,y}) = \frac{d_{c,x}^{(1)}d_{c,y}^{(1)} + \dots + d_{c,x}^{(n)}d_{c,y}^{(n)}}{\sqrt{d_{c,x}^{(1)} + \dots + d_{c,x}^{(n)}} \sqrt{d_{c,y}^{(1)} + \dots + d_{c,y}^{(n)}}}$$

と表せる。これにより、目的に適した製品とのスペック類似度を計算することができる。

3.4 カテゴリ内全製品の適合度計算とランキング

本節では、3.1 節、3.2 節、および 3.3 節で定義された集合および式を用いて、カテゴリ内の全製品に対し適合度を算出し、製品を目的に適した順でランキングする手法を説明する。

初めに、製品への適合度計算のため、目的への適切さを決定づける要素を説明する。まず、「cQA サイト上の、製品名が含まれる回答文は、使用目的に適した製品名を尋ねている質問に付く」という仮説を考える。仮説より、ある製品に紐づく質問の意図が目的クエリの目的と同じであれば、その製品はその目的クエリに対し適していると考えられる。同様に、製品に紐づく質問の意図が目的クエリの目的に類似するほど、その製品はその目的クエリに対し適していると考えられる。そこで、3.2 節で説明した、目的と製品の関連度 $\text{rel}(p, i)$ を適合度計算に用いる。次に、「目的に適した製品群には共通するスペック上の特徴がある」という仮説を考える。仮説より、cQA サイトに登場する目的に適した製品に類似する商品は、同様に目的に適していると考えられる。そこで、3.3 節で説明した、製品間のスペック類似度 $\text{sim}_s(\mathbf{i}_{c,x}, \mathbf{i}_{c,y})$ を適合度計算に用いる。

これらを用いて、目的クエリ p_q とカテゴリクエリ c_q を用いてカテゴリ内の製品 i_{c_q} の適合度を以下のように計算する：

$$s(p_q, c_q, i_{c_q, l}) = \sum_{i_{c_q \text{ref}} \in I_{c_q \text{ref}}} \text{rel}(p_q, i_{c_q \text{ref}}) \cdot \text{sim}_s(\mathbf{i}_{c_q \text{ref}}, \mathbf{i}_{c_q, l}).$$

この適合度を、入力されたカテゴリクエリ c_q に属す全製品に対して算出する。これにより、目的クエリとカテゴリクエリの入力から、製品を目的に適した順でランキングする。

4 評価実験

提案手法の有用性を確認するため、検索システムを実装し、被験者実験によるランキング評価を行った。本章では、実装に用いたデータセットと、実装の方法、設定した実験タスクおよび実験結果について述べる。

4.1 データセット

提案手法では、cQA サイトと、製品比較サイトに掲載されている製品スペックと製品レビューの情報を用いる。cQA サイトの情報として、国立情報学研究所の IDR データセット提供サービスによりヤフー株式会社から提供を受けた「Yahoo! 知恵袋データ（第 3 版）」（以下、知恵袋データ）を使用した。知恵袋データは、2014 年 4 月 1 日から 2017 年 3 月 31 日に Yahoo! 知恵袋に投稿された質問と回答からランダムに 10 パーセント抽出されたもので、解決済みの質問 2,641,155 件と、それらの各質問に対するすべての回答 6,115,494 件からなる。

製品比較サイトの情報として、価格.com に掲載されている情報を収集した。価格.com から抽出したデータのうち、デジタルカメラカテゴリに属する製品 2,028 件、それらに付くレビュー 15,420 件、また、デジタル一眼カメラカテゴリに属する製品 1,007 件、それらに付くレビュー 10,452 件を用いた。

4.2 実装

提案手法に基づき、実際に動作するシステムを実装した。このシステムの入力は、検索者が自由に単語を入力する目的クエリと、あらかじめ用意されたカテゴリから選択するカテゴリクエリである。ここで、カテゴリクエリとして「デジタルカメラ」や「イヤホン・ヘッドホン」などが存在する価格.com 上の製品サブカテゴリを用いた。この際、cQA には商品名を略称で記述している投稿も多く含まれたが、ここでは完全一致した製品名を含む投稿だけを対象にした。

目的の類似度計算には、Word2Vec を用いた。この時、学習に用いるコーパスとして、価格.com にある全レビューをレビュー対象製品のサブカテゴリごとに分け、それぞれのカテゴリごとに一文書に結合したものをを用いた。形態素解析には MeCab¹と、新語に強い辞書である mecab-ipadic-NEologd² を用いた。また、語の様々な変形を無視するため、分解された語はすべて基本形にした。Word2Vec の実装として、Python のトピックモデリングライブラリである gensim³を用いた。この際、次元数を 200 次元、ウィンドウ幅を 10 とした。また、登場回数 2 回未満の語を無視し、反復回数を 30 回とした。

計算量の都合から、目的と製品の関連度 $\text{rel}(p, i)$ について、閾値を決めて一部の計算を省略した。 $\text{rel}(p, i)$ の値が³ 0.4 を下回るものに関しては、適合度計算の時点で除外し、

$$\text{rel}'(p_q, i_{c_q \text{ref}}) = \begin{cases} \text{rel}(p_q, i_{c_q \text{ref}}) & (\text{rel}(p_q, i_{c_q \text{ref}}) \geq 0.4) \\ 0 & (\text{otherwise}) \end{cases}$$

$$s'(p_q, c_q, i_{c_q, l}) = \sum_{i_{c_q \text{ref}} \in I_{c_q \text{ref}}} \text{rel}'(p_q, i_{c_q \text{ref}}) \cdot \text{sim}_s(\mathbf{i}_{c_q \text{ref}}, \mathbf{i}_{c_q, l})$$

のように計算した。

4.3 比較手法

提案手法の有用性を調べるため、5 つの手法を比較した。比較対象となる各手法について説明する。

a) 提案手法

3 章で提案したアルゴリズムに則って、カテゴリクエリ内のすべての製品をランキングするものである。また、4.2 節で説明した計算の省略のため、適合度の計算には以下の式を用いた：

$$s'(p_q, c_q, i_{c_q, l}) = \sum_{i_{c_q \text{ref}} \in I_{c_q \text{ref}}} \text{rel}'(p_q, i_{c_q \text{ref}}) \cdot \text{sim}_s(\mathbf{i}_{c_q \text{ref}}, \mathbf{i}_{c_q, l}).$$

b) 目的拡張のみ

提案手法における、cQA で言及された製品とカテゴリ内製品の類似度の計算を省略した手法である。具体的には、cQA で言及された製品とカテゴリ内製品の類似度 $\text{sim}_s(\mathbf{i}_{c_q \text{ref}}, \mathbf{i}_{c_q, l})$ の計算を行わず、目的クエリと製品の関連度 $\text{rel}'(p_q, i_{c_q \text{ref}})$ のみを用いる。よって、cQA で言及されている製品のみを、関連度によりランキングする。つまり、ランキングに用いる目的と製

1 : <http://taku910.github.io/mecab/>

2 : <https://github.com/neologd/mecab-ipadic-neologd>

3 : <https://radimrehurek.com/gensim/>

品の適合度 $s_{\alpha}(p_q, c_q, i_{c_q \text{ref}, m})$ は、次のように表せる：

$$s_{\alpha}(p_q, c_q, i_{c_q \text{ref}, m}) = \text{rel}'(p_q, i_{c_q \text{ref}, m}) .$$

c) 製品拡張のみ

提案手法における、目的クエリと cQA の質問文の類似度の計算を省略した手法である．具体的には、目的クエリと cQA の質問文の類似度を無視し、目的クエリの語をそのまま質問文に含むもののみを計算に用いる．つまり、ランキングに用いる目的と製品の適合度 $s_{\beta}(p_q, c_q, i_{c_q, l})$ は、次のように表せる：

$$\text{rel}_{\beta}(p_q, i_{c_q \text{ref}}) = \begin{cases} 1 & (\text{rel}(p_q, i_{c_q \text{ref}}) = 1) \\ 0 & (\text{otherwise}) \end{cases}$$

$$s_{\beta}(p_q, c_q, i_{c_q, l}) = \sum_{i_{c_q \text{ref}} \in I_{c_q \text{ref}}} \text{rel}_{\beta}(p_q, i_{c_q \text{ref}}) \cdot \text{sim}_s(i_{c_q \text{ref}}, i_{c_q, l}) .$$

d) 拡張なし

提案手法における、目的クエリと cQA の質問文の類似度の計算および cQA で言及された製品とカテゴリ内製品の類似度の計算を省略した手法である．つまり、cQA で言及されている製品のうち、質問文に目的クエリの語がそのまま含まれているもののみを提示する．そのため、ランキングに用いる目的と製品の適合度 $s_{\gamma}(p_q, c_q, i_{c_q \text{ref}, m})$ は、次のように表せる：

$$s_{\gamma}(p_q, c_q, i_{c_q \text{ref}, m}) = \text{rel}_{\beta}(p_q, i_{c_q \text{ref}}) .$$

e) レビュー内検索

価格.com における、カテゴリクエリに含まれる製品を対象とし、それらに付くレビューに目的クエリの語が含まれる製品を抽出する．抽出した製品を、製品につくレビュー全体のうち目的クエリの含まれる割合が多い順に並べ替え提示する．

4.4 評価タスク

計 6 種類のクエリをあらかじめ人手で選定し、その商品分野に詳しい被験者にランキングを見せ、各アイテムを評価させた．表 1 に表すように、カテゴリクエリは、被験者が専門知識を持つ分野である「デジタルカメラ」、および「デジタル一眼カメラ」を用い、目的クエリは被写体や使用局面を表すものを用いた．

評価対象の 4 手法それぞれに対して選定した 6 つのクエリを与え、適合度の高い製品を検索した．その結果の上位 10 件ずつを比較に用いた．また、レビュー内検索手法では、上位 10 件を比較に用いた．ここで注記する事項として、比較手法のうち「目的拡張のみ」、「拡張なし」、「レビュー内検索」は全製品をランキングできるとは限らないため、提示製品が 10 件未満になりうる．

被験者は、無作為に並び替えられたそれぞれの製品について、目的への適切さを 4 段階で付与した．

4.5 実験結果

被験者によるラベル付けをもとに、ランキング全体を評価した．各手法のクエリごとの検索結果ランキングから、適合率と nDCG を求めたものを表 1 に示す．評価実験で得られた各製品

の評価値を、nDCG を求める際の評点として用いた．適合率に注目すると、「デジタルカメラ」カテゴリの「運動会」を目的とするクエリでは、レビュー内検索に比べて提案手法の適合率が高くなった．一方、「デジタル一眼カメラ」カテゴリの「登山」を目的とするクエリでは、レビュー内検索に比べて提案手法の値が大幅に低くなった．また、各値の平均に注目すると、目的拡張のみの手法、および製品拡張のみの手法と比較して、提案手法の適合率と nDCG が低くなった．

また、それぞれの比較手法における、検索時の製品発見数について、注意すべき点として、提案手法と製品拡張のみの全製品を対象とするため、4.1 節で説明した製品の総数と等しい．レビュー内検索は、製品に付くレビュー中に目的クエリの語が含まれている製品数と言い換えられる．また、拡張なしの手法は、cQA に登場した製品のうち、関連する質問中に目的クエリの語が含まれていた製品の数と言い換えられる．目的拡張のみの手法は、cQA に登場した製品の数と言い換えられる．

5 考察

被験者によるラベル付けによる評価の結果、目的の拡張および製品の拡張のそれぞれは、より多くの目的と適した製品を正しく発見できることが分かった．一方で、2 つの拡張を同時に用いた場合、それぞれを単独で用いるよりも精度が下がることも分かった．

目的に適したアイテムを、cQA の質問応答から発見することの有効性について議論する．ここで、実験の結果の拡張なし手法が、発見数は少ないが、検索結果のほぼすべてが適合と判断されたことに注目する．このことから、多くの場合、cQA サイト上の製品名が含まれる回答文は、使用目的に適した製品名を尋ねている質問に付くことが示唆された．一方で、cQA で目的と製品名を含みながら不適合となった例の質問文と回答文を図 3 に示す．ここで、カメラに関する専門的な知識を有する被験者は、「D7100 18-105 VR レンズキット」と「運動会」の相性について、「ちょっと倍率がこころもとないかと．ボディ自体の性能はいいけど…」と記述している．これより、質問と回答がちぐはぐな会話になっているわけではなく、回答者は「(性能の良い) ボディに、高い倍率を持つレンズを組み合わせるとよい」という、有識者と同じ意図を持つ発言をしている．ここで、質問者はカメラ本体というより、カメラのレンズに関する質問をしている．そのため、「レンズ」のカテゴリで、「運動会」を目的として検索していれば、この質問回答文は適合度の向上につながったと考えられる．今回のような、目的クエリを質問に含むが、カテゴリクエリの製品の話とは離れている質問をうまく取り除くことで、精度の向上に繋がると考えられる．

次に、「目的に適した製品群には共通するスペック上の特徴がある」という仮説について論じる．表 2 に、スペックによる製品拡張に注目した場合の、「バードウォッチング」に適した「デジタルカメラ」の検索結果例を示す．拡張なしの手法で登場する製品は製品拡張のみの手法でも上位 10 件に含まれる．ここで、拡張なしの手法に登場せず、製品拡張のみの手法で上

表 1 クエリと各手法の検索結果上位 10 件における適合率, nDCG, 検索結果発見数

カテゴリクエリ	目的クエリ	提案手法		目的拡張のみ		製品拡張のみ		拡張なし		レビュー内検索	
		P@10	nDCG	P@10	nDCG	P@10	nDCG	P@10	nDCG	P@10	nDCG
デジタルカメラ	運動会	0.70	0.74	1.00	0.99	0.60	0.69	1.00	0.99	0.60	0.71
	バードウォッチング	0.40	0.69	0.50	0.72	0.80	0.92	0.50	0.72	0.30	0.65
	水族館	0.20	0.60	0.40	0.66	0.50	0.82	0.10	0.38	0.30	0.54
デジタル一眼カメラ	運動会	0.50	0.55	0.70	0.83	0.50	0.62	0.40	0.69	0.80	0.77
	花	1.00	0.90	1.00	0.95	1.00	0.90	0.80	0.87	0.70	0.80
	登山	0.00	0.51	0.60	0.76	0.90	0.78	0.20	0.49	0.70	0.77
平均		0.56	0.80	0.84	0.98	0.86	0.95	0.60	0.83	0.68	0.85

位 10 件にはじめて登場した適合製品は、「COOLPIX P610」, 「COOLPIX P600」, および「FinePix HS50EXR」の 3 つである. それぞれについて, 被験者は「バードウォッチング」との相性について以下のように記述している:

- COOLPIX P610: 「60 倍ズーム, 画素数も十分」,
- COOLPIX P600: 「60 倍ズームで画素数も十分」,
- FinePix HS50EXR: 「42 倍ズーム, 画素数も十分」.

また, 製品拡張のみの手法で上位 10 件に登場した適合とみなされない製品は「LUMIX DMC-FZ1000」と「LUMIX DMC-FZ200」の 2 つである. それぞれについて, 被験者は「バードウォッチング」との相性について以下のように記述している:

- LUMIX DMC-FZ1000: 「画素数は十分だが, 16 倍はちょっとたりないかも」,
- LUMIX DMC-FZ200: 「24 倍, 画素数がちょっと少な目」.

これらを考慮すると, このクエリでは目的に適した製品群には共通するスペック上の特徴があるという仮説は正しく見える.

今回は, 製品の類似度を, スペック表に基づくベクトル同士の単純なコサイン類似度により定義した. しかし, 被験者は「バードウォッチング」の観点でカメラを評価するとき, ズーム倍率や画素数に注目して製品を比較していることが分かる. この知見をアルゴリズムに組み込み, 「ズーム倍率に注目」, 「画素数に注目」というように, 目的に適した製品の特筆すべき特徴を発見し, 製品を評価することで精度が向上すると考えられる.

類義語による語の拡張について, cQA サイトの質問文と, 目的拡張のみの手法による結果をもとに考察する. まず, 目的クエリ「水族館」に類似していると判断された質問文の一部と,

実際に算出している類似度を表 3 に示す.

これらの質問文中に登場した語のうち, 「水族館」と類似する語として「夕日」や「イルミネーション」が意味的に近いと推定された. 「水族館」は全体的に薄暗く, 水槽が明るくなっていることが多い. 「夕日」や「イルミネーション」の撮影は, 周囲が比較的暗く, 光を撮影するという意味で場面的に類似している. そのため, デジタルカメラでの撮影という観点では, これらの語は比較的近いと考えられる. カテゴリごとの製品レビューを用いて学習した Word2Vec 手法による, 「水族館」と「夕日」の類似度は, 表 3 に示すように 0.51 となっている. 対して, 予備実験段階で使用した, 日本語 Wikipedia のテキストを用いて学習した Word2Vec 手法による, 「水族館」と「夕日」の類似度は, 0.21 となっていた. これより, カテゴリごとの製品レビューを用いて学習した Word2Vec では, カテゴリの製品についての観点における, 語の類似性評価ができていていると考えられる.

クエリごとの有用性の違いも重要である. まず, 「運動会」という目的クエリについて考える. 運動会でカメラを用いることは一般的なので, cQA での質問も盛んであり, 「デジタルカメラ」のカテゴリにおいては, 拡張なしの手法でも比較的多く製

表 2 「バードウォッチング」に適した「デジタルカメラ」の検索結果 (赤色は被験者が適合と判断した製品)

提案手法	製品拡張のみ	拡張なし
PowerShot SX60 HS	PowerShot SX60 HS	COOLPIX B700
FinePix HS50EXR	COOLPIX B700	LUMIX DMC-FZ300
LUMIX DMC-FZ200	FinePix S1	COOLPIX P900
FUJIFILM X-S1	COOLPIX P610	PowerShot SX60 HS
FinePix S1	COOLPIX P900	FinePix S1
LUMIX DMC-TZ70	COOLPIX P600	
COOLPIX P7800	LUMIX DMC-FZ1000	
PowerShot SX40 HS	FinePix HS50EXR	
COOLPIX P600	LUMIX DMC-FZ300	
FUJIFILM XF1	LUMIX DMC-FZ200	

表 3 目的クエリ「水族館」と関連する質問 (太字は類義語)

質問文	類似度
…室内での撮影や, プレに強いコンパクトなデジカメは, 何を買えばいいのでしょうか? 動物園や水族館や旅行に持っていくのに…	1.00
輪郭のはっきりした「真ん丸夕陽」を撮影したいのですが, 綺麗に輪郭が撮れません. 何かコツ or 特殊な機材が必要なのでしょう. 何度か海に沈む夕日を撮影しようと…	0.51
…バりにクリスマスイルミネーションを見に行く予定です. 車窓からの観光となる時もあるので, 操作に手間がかかると, シャッターチャンスを…	0.50
デジカメの購入を検討しています! 3 年前に購入したのですが, 夜景 (イルミネーション) を 今度見に行くので, 手持ちできれいに撮れるカメラを探しています…	0.50

質問文	カメラについて NikonD7200 を購入したいと思ってます。 レンズについて教えてください。子供の 運動会 で 300mm のレンズが後々 必要なんですが、140mm までのレンズキットを先に買い、後で 300mm のレンズを買い足すのと、300mm のレンズキットを買うのとどちらがいい と思いますか？ 300mm のレンズキットのレンズだと、写真はきれいで しょうか？ 買い足す場合は、オススメのレンズを教えてください。予算は 17 万位です。主に走り回る子供、飛行機を撮りたいです。
回答文	一つ前の機種種の D7100 18-105 VR レンズキット と、AF-S VR Zoom-Nikkor 70-300mm f/4.5-5.6G IF-ED の組み合わせもありかと思ひ ます？ それに、レンズフィルターと液晶保護フィルムを併せて購入して ください。

図 3 目的と製品名を含むが, 誤った推論の原因となった質問回答

品を発見できた。拡張なし手法で二番目に製品発見数が多いのは「デジタル一眼カメラ」カテゴリの「花」という目的である。拡張なし手法で製品発見数が多いこの二つのクエリでは、どの比較手法に関しても適合率、nDCG ともに高い傾向にある。

一方で、次に、「水族館」という目的について、各手法の nDCG が、製品拡張のみ以外の手法で他のクエリより低かった。実験後のヒアリングで、カメラに関する専門的な知識を有する被験者は、「そもそも、水族館にとっても適しているといえるカメラはない」と評した。全デジタルカメラにおける、「水族館」という目的に適合とみなせる製品が少ないため、そもそも困難なタスクであったといえる。

6 まとめと今後の課題

本研究では、利用目的をクエリとして、その目的に適したアイテムをランキングする手法を提案した。目的による製品検索のために、cQA サイトの質問回答文および製品比較サイトのユーザレビュー文を用いて、使用者の利用目的を達成可能な製品を発見する。はじめに、カメラを検索する際であれば「運動会」から「航空ショー」など、意味的に類似する目的を質問回答文から発見し、多様なクエリによる幅広い検索を可能にした。次に、これらの目的を含む質問への回答に登場した製品の持つ製品特徴を、同カテゴリ内製品と比較することで、全製品を目的への適切さをもとにランキングした。これにより、目的を達成可能な製品が検索可能になった。Yahoo! 知恵袋と価格.com の実データを用いた被験者実験により、提案手法の一部が有用であることを示した。また、「cQA サイト上の、製品名が含まれる回答文は、使用目的に適した製品名を尋ねている質問に付く」、および「目的に適した製品群には共通するスペック上の特徴がある」というアルゴリズム上の仮説は、今回の実験の範囲でおおむね正しいことが分かった。

クエリの類義語による拡張と、製品スペックの類似性による提示製品拡張を行う提案手法は、拡張を組み合わせない方法と比較して精度が低く、改善が必要であることが分かった。検索に用いる質問文について、目的クエリを質問に含むが、カテゴリクエリの製品の話題とは離れている質問を取り除く手順を取り入れることで、ランキングの精度を改善可能であると考えられる。また、製品間の類似度計算において、目的に適した製品の特筆すべき特徴を発見し、製品を評価することで精度が向上すると考えられる。また、より曖昧なクエリへの対応や、本質的にスペックシートには表れないであろう目的への対応が必要である。今後、製品比較サイトのユーザ掲示板や、SNS など、直接製品に関わらない投稿から目的を拡張することで、これらのニーズに対応した検索を可能にする必要がある。

謝 辞

本研究は JSPS 科研費 18K18161 (代表: 莊司慶行), 18H03243 (代表: 田中克己) の助成を受けたものです。また、本研究では、国立情報学研究所の IDR データセット提供サービスによりヤフー株式会社から提供を受けた「Yahoo! 知恵袋データ (第

3 版)」[15] を利用しました。ここに記して謝意を表します。

文 献

- [1] Phillip Nelson. Information and consumer behavior. *Journal of Political Economy*, Vol. 78, No. 2, pp. 311–329, 1970.
- [2] Shinryo Uchida, Takehiro Yamamoto, Makoto P. Kato, Hiroaki Ohshima, and Katsumi Tanaka. Entity ranking by learning and inferring pairwise preferences from user reviews. In *Asia Information Retrieval Symposium*, pp. 141–153. Springer, 2017.
- [3] Gary Marchionini. Exploratory search: from finding to understanding. *Communications of the ACM*, Vol. 49, No. 4, pp. 41–46, 2006.
- [4] Kumaripaba Athukorala, Dorota Glowacka, Giulio Jacucci, Antti Oulasvirta, and Jilles Vreeken. Is exploratory search different? A comparison of information search behavior for exploratory and lookup tasks. *Journal of the Association for Information Science and Technology*, Vol. 67, No. 11, pp. 2635–2651, 2016.
- [5] Jeonghyun Kim. Describing and predicting information-seeking behavior on the web. *Journal of the American Society for Information Science and Technology*, Vol. 60, No. 4, pp. 679–693, 2009.
- [6] Kumaripaba Athukorala, Antti Oulasvirta, Dorota Glowacka, Jilles Vreeken, and Giulio Jacucci. Narrow or broad?: Estimating subjective specificity in exploratory search. In *Proceedings of the 23rd ACM International Conference on Conference on Information and Knowledge Management*, pp. 819–828. ACM, 2014.
- [7] 笠原要, 松澤和光, 石川勉. アバウト推論における多観点概念ベース. 全国大会講演論文集, 第 45 回, pp. 25–26, Sep 1992.
- [8] 笠原要, 松澤和光, 石川勉, 河岡司. 観点に基づく概念間の類似性判別. 情報処理学会論文誌, Vol. 35, No. 3, pp. 505–509, Mar 1994.
- [9] 笠原要, 松澤和光, 石川勉. 国語辞書を利用した日常語の類似性判別. 情報処理学会論文誌, Vol. 38, No. 7, pp. 1272–1283, Jul 1997.
- [10] 小島一秀, 渡部広一, 河岡司. 連想システムのための概念ベース構成法. 自然言語処理, Vol. 11, No. 3, pp. 21–38, 2004.
- [11] 渡部広一, 河岡司. 常識的判断のための概念間の関連度評価モデル. 自然言語処理, Vol. 8, No. 2, pp. 39–54, 2001.
- [12] 別所克人, 内山俊郎, 内山匡, 片岡良治, 奥雅博. 単語・意味属性間共起に基づくコーパス概念ベースの生成方式. 情報処理学会論文誌, Vol. 49, No. 12, pp. 3997–4006, Dec 2008.
- [13] Tomas Mikolov, Ilya Sutskever, Kai Chen, Greg S. Corrado, and Jeff Dean. Distributed representations of words and phrases and their compositionality. In *Advances in Neural Information Processing Systems*, pp. 3111–3119, 2013.
- [14] Stephen Guo, Aditya Parameswaran, and Hector Garcia-Molina. So who won?: Dynamic max discovery with the crowd. In *Proceedings of the 2012 ACM SIGMOD International Conference on Management of Data*, pp. 385–396. ACM, 2012.
- [15] ヤフー株式会社 (2018): Yahoo! 知恵袋データ (第 3 版). 国立情報学研究所情報学研究データリポジトリ. (データセット). <https://doi.org/10.32130/idr.1.3>.