

# 質問記事の印象評価に基づく 回答の優先順位推定手法の提案

熊田 大雅<sup>1</sup> 野澤 優佳<sup>2</sup> 佐藤 哲司<sup>3</sup>

**概要：**近年、スマートデバイス利用者の増加等に伴い、オンライン形式で質問を受け付ける企業が増えている。そこには早期の解決を図りたい質問だけでなく、愚痴や怒りのはけ口なども混在して投稿されることから、企業など質問を受ける側は、投稿された雑多な質問記事に対して回答を行う順番を優先順位として決める必要がある。本論文では、質問記事を読んだときに感じる代表的な印象として、困り、怒り、切迫の3つの印象指標に着目し、回答の優先順位を推定する手法を提案する。日常的に質問に答えている専門家に優先順位および印象評価を依頼することはコスト高であることから、本論文では、クラウドソーシングを用いて一般の生活者に評価を依頼し、重回帰分析を用いて印象指標と優先順位との相関を求めている。また、少数の質問記事は専門家にも優先順位付けを依頼し、ワーカーの評価との違いも検討した。この結果、専門家と一般の生活者の双方において、切迫が優先度を決定づける重要な指標であることを明らかにしている。

## Estimation of Response Priorities Based on Impression of Inquiry Articles

Taiga Kumada<sup>1</sup> Yuka Nozawa<sup>2</sup> Tetsuji Satoh<sup>3</sup>

### 1. はじめに

近年、インターネットの普及やスマートデバイスの利用拡大に伴い、製品やサービスに対する質問や要望をチャットやメールなどの形式で受け付ける企業が増加している。これらの形式で質問や要望を受け付けるメリットの一つとして、顧客が時間を気にすることなく質問記事を投稿できることが挙げられる。一方で、質問や要望に応える企業側は、逐次登録される質問記事に対して回答を行う順番を決める必要が生じている。本論文では、このように登録された複数の質問記事に対する回答の順番を回答の優先順位と称する。

質問記事には、早期の解決を図りたい質問だけではなく、

愚痴や怒りのはけ口なども含んだ苦情も混在しているが、登録されているテキスト情報（文字列）のみから、回答の優先順位を決定することは、日常的に顧客対応をしている専門家にとっても容易なことでは無いといえる。

本研究では、質問記事を読んだときに感じる印象を明らかにすることで、回答の優先順位の推定を試みる。本論文では、質問記事に特有の印象評価として、困り、怒り、切迫の3つの指標に着目し、回答の優先順位の決定に与える影響の度合いを分析する。また、専門家が優先して回答すべきと順位付けを行った質問記事から、専門家と一般の人が行う印象評価の違いの有無についても分析している。

### 2. 関連研究

本研究では、多数の質問記事に対する印象評価に基づいて、回答の優先順位を推定する。このことから、以下では、感情表現および質問記事の評価・分類に関する先行研究を概観し、本研究の位置づけを明らかにする。

感情表現に関する研究では、中村 [1] の感情表現辞典に

<sup>1</sup> 筑波大学大学院情報学学位プログラム  
Master's Program in Informatics, Tsukuba University

<sup>2</sup> 筑波大学情報学群  
School of Informatics, Tsukuba University

<sup>3</sup> 筑波大学図書館情報メディア系  
Faculty of Library, Information and Media Science, Tsukuba University

示された「喜」、「好」、「安」、「哀」、「厭」、「怖」、「怒」、「恥」、「昂」、「驚」の10軸、Plutchikモデル[2]の「嫌悪」⇔「信頼」、「悲しみ」⇔「喜び」、「驚き」⇔「予測」、「恐れ」⇔「怒り」の8属性、4軸が広く知られており、それらをベースに応用依存で様々な感情表現辞書が作成されている。

牧原[3]は、質問記事に表出されるような不満表明を1) 不利益の告知、2) 相手の行為を指摘、3) 期待を反実仮想として告知、4) 相手の行為を忠告、5) 不満感情の表明、に分類し、不満表明を監査する手法を提案している。同様の研究として、大家ら[4]は、Webコンテンツを対象にネガティブ感情表現の緩和を目的とするインタフェースを提案している。

自然言語処理的アプローチとして、乾ら[5]は、レビュー等の評価情報からの評判や感性の抽出に関する研究を網羅し研究動向を考察している。

質問記事の評価・分類に関する研究では、呉ら[6]による意味的知識を用いたWhy型質問応答システムの精度向上手法が知られている。Why型質問と呼ばれる「なぜ～ですか?」のような文体の回答として、回答検索による回答の絞り込みと教師あり機械学習手法を用いた回答のランキングとで、最適な回答を提示している。佐久間ら[7]は、「単語の意味する内容を心的イメージとして想い浮かべる際の想起のしやすさ」を人に評定させた値である心象性に着目し、日本語約5万語に対して心象性データベースを作成している。また横山ら[8]は、質問記事の構文情報、単語心像性、文末表現などの質問記事の特徴に着目し、コミュニティQAにおけるベストアンサーの推定手法を提案している。単語親密度や表記妥当性を特徴量として採用することで、推定精度の向上を試みている。

質問記事の感情表現に着目した先行研究として、輪島[9][10]らが知られている。質問記事内に含まれる顧客の要望と感情表現に着目し、アノテータの主観で最も重要(早急に対応すべき)から最も重要でないまでの10段階の評価で、質問記事を重要度の高い順に順位付けする手法[9]や、Word2Vecを用いて抽出した評価視点と、質問対象、感情表現とを用いて記事の重要度を算出する手法[10]を提案している。

本研究では、一般の人でも評価がしやすい、困り、怒り、切迫の3つの印象評価を用いて、クラウドソーシングによって一般の生活者に評価を依頼し、得られた評価指標から回答の優先順位を推定する手法を提案する。

### 3. 回答の優先順位推定手法

本論文では、クラウドソーシングのワーカー(一般の生活者)が質問記事に付与した、困り、怒り、切迫の3つの指標が、回答優先順位の決定に与える影響の度合いを分析する。本研究で取り扱う一般的な質問記事の例を図1に示す。感情表現とは、問い合わせの対象に対して質問者が表

- ・システムが突然再起動する。  
(感情表現)
- ・バックアップの方法が分からなくていらいらする。  
(感情表現)
- ・スマホが故障したのですぐに取り替えたい。  
(感情表現)

図1 典型的な質問記事の例

出する感情を表す要素である。本論文では、質問記事内に含まれる動詞、形容詞、副詞を感情表現の候補とする。

提案手法では、質問記事に対する代表的な印象として、困り、怒り、切迫の3つの指標に着目し、これらの指標から回答の優先順位を推定する。

#### 3.1 印象指標の決定

本研究では、コールセンター等への質問、苦情に頻出すると思われる「困り」、「怒り」、「切迫」の3つの指標に着目し、回答の優先順位に影響を与える表現を明らかにすることを目的とする。中村が示した10軸に対しては、困りは「厭」、切迫は「昂」の感情表現に対応する印象指標と考えられる。そのため本研究では、質問記事中に表明される「厭」「怒」「昂」に対応する困り、怒り、切迫に着目して分析を行うこととする。

本研究における「困り」の度合いは、質問記事の投稿者が抱える問題の根幹である。すなわち、困りの度合いが高ければ高いほど、質問記事の投稿者は早期の解決を望んでいると考えられることから、回答の優先順位を上げるべき指標と言える。一方で、「困り」は投稿者の主観的な判断で、客観的な判断とは基準が異なることにも注意しなければならない。投稿者が元来身に着けている知識や検索能力の高さによって、客観的観点から見た問題の深刻さは異なる。

本研究における「怒り」の度合いは、投稿者の意に反する動作や症状によって被る迷惑の度合いである。企業のコールセンターに寄せられた怒りの度合いが高い質問記事を放置すれば、質問記事の投稿者は負の感情を抱く可能性がある。これにより企業に対するマイナスのイメージを持ち、企業のサービスを敬遠してしまう可能性がある。更に、これらの件についてSNS等で状態を発信してしまい、企業への評価が著しく下がる可能性もあるため、企業は優先して回答すべき質問記事の一つであるといえる。

本研究における「切迫」の度合いは、時間的余裕のない状況下で解決しなければならない問題の度合いである。同一の問題が発生した場合でも、解決すべき期限が異なる場合、「切迫」の感じ方は変わってくる。

これらのことから、困り、怒り、切迫の3つの指標には質問記事の重要度を定める上で考慮すべき要素が多いと判断した。

上述したように、困り、怒り、切迫の3指標は、質問記事の投稿者が目の前の現象（多くは不具合）に直面したときに抱く主観的な判断に基づく感情表現であるが、本研究の目的に示したように、質問記事に回答する側が回答の優先順位を推定するための客観的な指標となることが望まれる。このため、目の前の現象を表す不具合の内容については考慮せず、文面（テキスト）として表出されている困り、怒り、切迫の度合いを判断の根拠とするようにワーカーに指示している。

### 3.2 クラウドワーカーによる評価方法

3.1で詳述した、困り、怒り、切迫の3つの指標に限らず、テキスト（質問記事）を読んで印象評価を絶対値でラベル付けすることは、日常的に質問記事に優先順位をつけている専門家にとっても容易なことではない。そこで、本研究では、同時に2つの質問記事を提示していずれが優れているかを判断するA/Bテストを準用して、相対的な比較によってラベル付けをすることを基本とした。

本研究で取り扱う質問記事は、Apple社が運営しているコミュニティQAである「Appleサポートコミュニティ<sup>\*1</sup>」からランダムに抽出した100件の記事である。ここから抽出した質問記事を、企業に寄せられた質問記事であることとみなして、クラウドソーシングプラットフォーム<sup>\*2</sup>のワーカーにラベル付けを依頼することとした。その際、多くの質問記事を対象にA/Bテストを実施することは、組合せ数が膨大になることから、以下の手順によって組合せを制限した統制実験となるように工夫した。

- (1) **事前準備** 評価対象とする100件の質問記事に対して、本論文の第2著者による予備評価として優先順位を付与する。その際に、100件全てを一度に順位付けするのは時間的な困難を伴うことから、予め質問記事を10件ごとに区分し、区分した中で1位から10位までの順位付けを行った後に、同一順位の10件ごとに順位付けをする、近似的なマージソートによって100件全体に順位を付与することとした。
- (2) **専門家に依る順位付け** 評価対象とする上記100件の質問記事からランダムに10件を抽出し、サポート業務の経験を有する20代～40代の専門家8名をアノテータとして、アノテータの主観で最も重要（早急に対応すべき）から最も重要でないまでの10段階で順位付けを行った。得られたスコアを集計して、正解となる優先順位を質問記事に付与した[10]。
- (3) **ワーカーに提示する質問記事の抽出** 上記(1)および(2)の手順で順位付けした100件の質問記事の内、文字数が多くクラウドソーシングでのラベル付けに負荷がかかりすぎる質問記事や、質問内容が明らかに適当

でないと判断できる質問記事を除外した。この結果、(2)の専門家に依って順位付けされた質問記事が7件、(1)の事前準備で順位付けされた質問記事45件をワーカーに提示する質問記事として抽出した。

- (4) **ワーカーに提示する質問ペアの作成** 専門家に依って順位付けされた7件の記事を複製し、その中の1件をさらに複製する。合計で60件(=45+7+8件)の質問記事を組み合わせるワーカーに提示する質問記事ペアを作成した。具体的には、質問記事を文字数が近く、事前につけた順位が離れているものを選び、4つごとに区切り15組に分けた。15組のうち7組には、専門家による順位付けがされた質問記事を2つ入れている。1組の質問記事における各4つの質問記事が、それぞれの質問記事とペアになるよう6つのペアを作成した。これが15組存在しているため全体で90組のペアを作成した。

クラウドソーシングプラットフォームとして利用したランサーズでは、1タスクに2組のペアを使用し、2問の問題を作成する。そのため、45件のタスクが出来上がった。1件のタスクにつき5件の回答が得られるように、225件のタスクを依頼した。<sup>\*3</sup>

ランサーズでワーカーに尋ねるタスクでは、ワーカー一人に対して2つの質問記事を提示し、質問記事を読んでどちらが困り、怒り、切迫の度合いを強く感じたか、どちらを優先して回答すべきであると感じたかを2問ずつ質問した。本論文では、以上のランサーズで行ったタスクを印象評価タスクと称する。

印象評価タスクでは、94人から225件450問の回答が得られた。回答者ごとの回答数では、1件2問の回答をした人が75人だった。2件以上の回答を行った人は19人で、同一人物が回答した最大値は24件48問だった。累計回答数では、回答数の多いワーカー上位10人までで設問の52%、20人までで67%が回答されている。回答者の属性は、回答数の多い順に40代男性、40代女性、30代男性、50代男性となっている。

### 3.3 質問記事のスコア化

回答優先順位の決定に影響を与える印象を明らかにすることを目的に、3.2で示した評価方法をもとに、質問記事のペアのスコア化を行う。質問記事ペアのスコア化の例を図2に示す。

印象評価タスクでは、1組の質問記事のペアに対して、5人のワーカーが困り、怒り、切迫を強く感じる質問記事はどちらか、優先して回答すべき質問記事はどちらかを答えている。本研究では以下のように、質問記事のスコア付けを行った。

<sup>\*1</sup> <https://discussionsjapan.apple.com/>

<sup>\*2</sup> <https://www.lancers.jp/>

<sup>\*3</sup> 筑波大学図書館情報メディア系研究倫理審査委員会 承認番号第20-113号

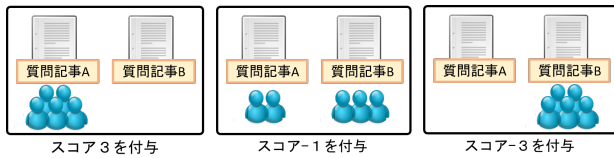


図 2 質問記事ペアのスコア化の例

表 1 質問記事の総抽出語数および異なり語数

総抽出語数	異なり語数
4,658	901

- 5人のワーカーが質問記事 B に比べて質問記事 A を困りの強い質問記事であると回答した場合、その質問記事のペアにスコアを 3 付与する。
- 4人のワーカーが質問記事 B に比べて質問記事 A を困りの強い質問記事であると回答し、1人のワーカーが質問記事 A に比べて質問記事 B を困りの強い質問記事であると回答した場合、その質問記事のペアにスコアを 2 付与する。
- 3人のワーカーが質問記事 B に比べて質問記事 A を困りの強い質問記事であると回答し、2人のワーカーが質問記事 A に比べて質問記事 B を困りの強い質問記事であると回答した場合、その質問記事のペアにスコアを 1 付与する。
- 5人のワーカーが質問記事 A に比べて質問記事 B を困りの強い質問記事であると回答した場合、その質問記事のペアにスコアを -3 付与する。

90組の質問記事のペアに対して、指標ごとの回答の一致度によって 3,2,1,-1,-2,-3 のスコアを付与する。

### 3.4 重回帰分析

質問記事ペアのスコアをもとに、どちらを優先して回答すべきかである回答の優先順位を従属変数に、困り、怒り、切迫を独立変数に設定し重回帰分析を行う。重回帰分析では SPSS Statistics 26 を用いた。有意水準を 0.05 とし、ステップワイズ法にて独立変数を投入した。

### 3.5 印象評価に関する語彙抽出

回答の優先順位の決定に影響を与える言語的特徴量を明らかにすることを目的に、質問記事から困り、怒り、切迫の度合いが高い質問記事と低い質問記事にそれぞれ分類し、印象評価に関する語を抽出する。本研究で利用した 52 件の質問記事の総抽出語数および異なり語数を表 1 に示す。また、質問記事から抽出された語のうち、出現回数が上位 20 位の語と出現回数を表 2 に示す。

450 問ある印象評価タスクでは、個々のタスクにおいて困り、怒り、切迫のそれぞれに対して A/B2 つの質問記事

表 2 全質問記事から抽出された語と出現回数

抽出語	出現回数	抽出語	出現回数
教える	13	違う	4
思う	11	見る	4
出る	11	使える	4
ない	7	入る	4
消える	7	聞く	4
押す	6	立つ	4
使う	6	いい	3
よろしい	5	うまい	3
困る	5	化ける	3
出来る	5	開ける	3

のいずれかを選択していることから、選択された回数が多いほどそれぞれの属性の傾向が強くなる。そこで、ワーカーによって選択された回数の累計を、全回答数 450 で除すことで各属性の傾向割合を算出し、その値が上位 30% の質問記事群と下位 30% の質問記事群を抽出し、出現する語を分析することとした。語彙の抽出では KH Coder 3<sup>\*4</sup> を用いた。

質問記事を読んだときに感じる印象を明らかにするという点で、本研究では動詞、形容詞、副詞を抽出する。感情を表す品詞として大曾 [11] は、動詞および形容詞の主体に関する制限や意味的特徴などを取り上げ考察している。また、佐伯ら [12] は副詞および形容詞のイメージ値を定義し、感情表現を持つ副詞および形容詞の数を算出している。以上の研究より、本研究では、感情表現を表す品詞として動詞、形容詞、副詞の 3 品詞を抽出することとした。ただし、「する」や「ある」、「どう」などの単体の語として感情表現を持たないと推測される、本研究の趣旨にそぐわない動詞および副詞は抽出せず分析対象から除外した。

## 4. 結果と評価

### 4.1 重回帰分析

質問記事に対して感じた、困り、怒り、切迫の 3 つの指標が、回答の優先順位の決定に与える影響の度合いを検証するため重回帰分析を行う。

重回帰分析は、次の 2 つの影響を明らかにすることを狙いとしている。第 1 に、印象評価タスクにて、一般の人が選択した困り、怒り、切迫を独立変数として、回答の優先順位を従属変数として行った分析である。第 2 に、コールセンターの社員として日常的に質問や要望の対応に取り組んでいる専門家 8 名が 10 件の質問記事に対して順位付けを行った結果のうち、困り、怒り、切迫を独立変数として、回答の優先順位を従属変数として行った分析である。

#### 4.1.1 一般の人の回答優先順位に影響を与える印象評価

質問記事のスコア化をもとに、困り、怒り、切迫を独立

\*4 <https://kncoder.net/>

表 3 一般の人の回答優先順位に影響を与える印象評価

	困り	怒り	切迫	定数
<i>B</i>	0.301	0.08	0.631	0.015
<i>SE B</i>	0.07	0.073	0.073	0.069
$\beta$	0.319	0.035	0.631	
<i>t</i> 値	4.436	2.254	8.684	0.223
<i>p</i> 値	0	0.027	0	0.834
VIF	5.586	1.186	5.989	
調整済み $R^2$	.922			

表 4 専門家の回答優先順位に影響を与える印象評価

	困り	怒り	切迫	定数
<i>B</i>	0.036	0.033	0.246	-0.082
<i>SE B</i>			0.057	0.125
$\beta$			0.889	
<i>t</i> 値	0.101	0.11	4.347	-0.659
<i>p</i> 値	0.924	0.917	0.007	0.539
VIF	2.45	1.713	1	
調整済み $R^2$	.749			

変数に、一般の人が選択した回答の優先順位を従属変数に設定し、ステップワイズ法で重回帰分析を行った。自由度調整済み  $R^2$  は 0.922 であった。

一般の人が行った回答の優先順位に影響を与える印象評価モデルを表 3 に示す。3つの指標すべてが回帰式に投入されている。回答の優先順位に影響を与える印象について、標準化係数  $\beta$  から、切迫 ( $p < .05$ )、困り ( $p < .05$ )、怒り ( $p < .05$ ) の順で回答の優先順位に影響を与えていることがわかる。

#### 4.1.2 専門家の回答優先順位に影響を与える印象評価

質問記事のスコア化をもとに、困り、怒り、切迫を独立変数に、専門家が選択した回答の優先順位を従属変数に設定し、ステップワイズ法で重回帰分析を行った。自由度調整済み  $R^2$  は 0.749 であった。

専門家が行った回答の優先順位に影響を与える印象評価モデルを表 4 に示す。なお3つの指標のうち、困りおよび怒りの指標は除外されており、表 4 の値は、困りおよび怒りのパラメータが投入された（強制投入法）ときの値を示している。ステップワイズ法では切迫のみ回帰式に投入された。回答の優先順位に影響を与える印象について、標準化係数  $\beta$  から、切迫 ( $p < .05$ ) のみで回答の優先順位を決定することができるという。

#### 4.2 印象評価に関する語彙抽出

困り、怒り、切迫、回答の優先度の傾向割合によって分類された質問記事群から、出現した語を抽出した。KH Coder による分析の結果、困り、怒り、切迫、回答の優先度それぞれの総抽出語数および異なり語数を表 5 に示す。

また、困り、怒り、切迫、回答の優先度の傾向割合が上

表 5 困り、怒り、切迫、回答の優先度の総抽出語数および異なり語数

		総抽出語数	異なり語数
困り	上位 30%	1,388	397
	下位 30%	1,621	434
怒り	上位 30%	1,223	369
	下位 30%	1,109	344
切迫	上位 30%	1,465	406
	下位 30%	1,729	475
優先度	上位 30%	1,403	394
	下位 30%	1,729	471

位 30% を占める質問記事から抽出した語のうち、出現回数が上位 20 位の語を表 6 に示す。

同様に、困り、怒り、切迫、回答の優先度の傾向割合が下位 30% を占める質問記事から抽出した語のうち、出現回数が上位 20 位の語を表 7 に示す。

ここでは、感情表現を表す品詞として、動詞、形容詞、副詞を抽出した。印象評価の傾向割合が上位 30% を占める抽出語における語の最大出現回数は 4 回であり、下位 30% を占める抽出語における語の最大出現回数は 7 回であった。

### 5. 考察

一般の人の回答優先順位に影響を与える印象評価で行われた重回帰分析では、切迫、困り、怒りの順番で回答の優先順位に影響を与えることが示された。各指標の標準化係数  $\beta$  に着目すると、切迫は他の指標と比べて高い値が算出されている。また、困りの標準化係数  $\beta$  も回答の優先順位に影響を与える十分な値として算出されている。このことから、切迫は回答の優先順位を決定づける重要な指標であり、次点で困りが重要な指標であるといえる。一方で、怒りは他の指標と比べて標準化係数  $\beta$  が低く、回答の優先順位に大きな影響を与えないことが示された。3つの指標について VIF が 10 未満であるため、多重共線性が生じた可能性は低い。また、ダービン・ワトソン比が 1.786 より、それぞれの指標の残差は正規分布に従っている可能性が高いといえる。

専門家の回答優先順位に影響を与える印象評価で行われた重回帰分析では、回答の優先順位は切迫の指標のみで推定することができることが示された。自由度調整済み  $R^2$  の値および切迫の標準化係数  $\beta$  の値から、おおよその回答の優先順位は、切迫から推定することが可能であるといえる。一方で、困り、怒りの指標については、有意差が認められなかった。

専門家と一般の人が行う印象評価の違いについて、専門家と一般の人の双方において、切迫が回答の優先順位を決定づける重要な指標である結果が得られた。一方で、専門家における困りおよび怒りの指標が、回答の優先順位の決

表 6 印象評価の傾向割合が上位 30%を占める抽出語

困り		怒り		切迫		優先	
抽出語	出現回数	抽出語	出現回数	抽出語	出現回数	抽出語	出現回数
消える	4	押す	4	消える	4	消える	4
ない	3	違う	3	ない	3	ない	3
押す	3	使う	3	押す	3	押す	3
開ける	3	使える	3	開ける	3	開ける	3
明るい	3	消える	3	見つかる	3	明るい	3
うまい	2	明るい	3	出る	3	うまい	2
よろしい	2	ない	2	明るい	3	よろしい	2
暗い	2	暗い	2	うまい	2	暗い	2
何とか	2	減る	2	よろしい	2	何とか	2
教える	2	困る	2	暗い	2	見つかる	2
見つかる	2	思う	2	何とか	2	減る	2
減る	2	多い	2	減る	2	困る	2
困る	2	入れる	2	行う	2	思う	2
思う	2	立ち上がる	2	困る	2	出る	2
出る	2	まぶしい	1	思う	2	突然	2
多い	2	よろしい	1	突然	2	戻す	2
突然	2	扱う	1	戻す	2	立つ	2
聞ける	2	異なる	1	立つ	2	良い	2
戻す	2	円い	1	良い	2	まぶしい	1
立つ	2	何とか	1	まぶしい	1	異なる	1

表 7 印象評価の傾向割合が下位 30%を占める抽出語

困り		怒り		切迫		優先	
抽出語	出現回数	抽出語	出現回数	抽出語	出現回数	抽出語	出現回数
出る	6	教える	6	教える	6	教える	7
教える	4	いい	3	出る	6	出る	6
思う	4	思う	3	思う	4	思う	4
使う	3	出る	3	使う	3	使う	3
使える	3	聴く	3	新しい	3	使える	3
聞く	3	よろしい	2	聞く	3	新しい	3
戻る	3	移す	2	戻る	3	聞く	3
いい	2	間違う	2	いい	2	戻る	3
よろしい	2	幸い	2	ない	2	いい	2
移す	2	使う	2	よろしい	2	ない	2
化ける	2	新しい	2	扱う	2	よろしい	2
間違う	2	聴く	2	移す	2	移す	2
見る	2	戻る	2	間違う	2	間違う	2
新しい	2	ない	1	幸い	2	幸い	2
聴く	2	もう一度	1	書く	2	書く	2
入る	2	ハッキリ	1	聴く	2	聴く	2
入れる	2	悪い	1	頂ける	2	頂ける	2
来る	2	下さる	1	読める	2	読める	2
うまい	1	開く	1	入れる	2	入る	2
ない	1	気がつく	1	うまい	1	入れる	2

定に与える影響の度合いを明らかにし、一般の人と比較・検討することが今後の課題である。

本研究では、質問記事に対する回答の優先順位が切迫から推定可能であることが示唆された。これは、コールセンター等への質問、苦情を受けつける企業などが、切迫を感

じる質問、苦情を優先して回答することができれば、企業として円滑な顧客対応を行えることを示している。

印象評価に関する語の抽出では、感情表現を表す品詞として質問記事から動詞、形容詞、副詞を抽出した。印象評価の傾向割合が上位 30%である質問記事の抽出語に着目す

ると、困り、切迫、優先の指標から、類似した抽出語を確認することができる。まず優先であるが、これは印象評価タスクにおいて、優先して回答すべき質問記事とワーカーが判断した回答の優先順位を表す指標である。次に困りおよび怒りであるが、これは印象評価タスクにおいて、質問記事を読んだワーカーが感じた困り、怒りの度合いを表す指標である。また、4.1.1で行った重回帰分析を用いた印象評価では、切迫、困り、怒りの順番で回答の優先順位に影響を与えることが示された。以上より、優先で抽出された語と、困り、切迫で抽出された語が類似していることは、質問記事に対する回答の優先順位が言語的特徴によって推定可能であることを示唆している。

これに対して、印象評価の傾向割合が下位 30%である質問記事の抽出語に着目すると、すべての指標において出現頻度の高い語がそれぞれ類似している。このことから、困り、怒り、切迫の傾向割合が低い質問記事は、類似した感情表現を持つ語で構成されていると考えられる。また、優先の傾向割合が下位 30%である質問記事の抽出語に着目すると、出現回数の多い語に「教える」、「思う」や「出る」、「使う」などの語が存在している。これらの動詞は、多岐に渡って使用することができる動詞であるため、表 2 より、全質問記事の出現回数に準じて、多く出現したと考えられる。

また、優先の傾向割合が上位 30%である質問記事の抽出語と優先の傾向割合が下位 30%である質問記事の抽出語を比較すると、「消える」や「開ける」などの語が優先の傾向割合が上位 30%である質問記事にのみ抽出されている。これらの語は、質問記事において「連絡先が突然消える」や「web ページが開けない」などの使われ方をしており、中村が示した「厭」や「昂」、すなわち困りや切迫の感情表現と捉えることができる。そのためこれらの語は、感情表現を持つ語であり、回答の優先順位に影響を与える語であると推測できる。よって、このような語の言語的特徴量を明らかにすることで、回答の優先順位を推定することができると思われる。

## 6. まとめ

本研究では、質問記事に対して感じた、困り、怒り、切迫の 3 つの指標が、回答の優先順位の決定に与える影響を分析した。また、専門家が優先して回答であると順位付けを行った質問記事から、専門家と一般の人が行う印象評価の違いについて分析した。その結果、専門家と一般の人の双方において、切迫が優先度を決定づける重要な指標であることを明らかにした。

今後の課題として、印象評価に基づく質問記事の出現語彙やその出現頻度、文末表現などの言語的特徴量から、質問記事の回答優先順位の決定に影響を与える特徴量を明らかにする分析を行う予定である。

## 参考文献

- [1] 中村明. 感情表現辞典. 東京堂出版, 1993.
- [2] Robert Plutchik. The nature of emotions: Human emotions have deep evolutionary roots, a fact that may explain their complexity and provide tools for clinical practice. *American Scientist*, Vol. 89, No. 4, pp. 344–350, 2001.
- [3] 牧原功. 不満表明・改善要求における配慮行動. 群馬大学留学生センター論集, No. 7, pp. 51–60, March 2008.
- [4] 大家眸美, 宮下芳明. ウェブコンテンツにおけるネガティブ感情表現の緩和手法. 情報処理学会研究報告, Vol. 2012-HCI-149, No. 12, July 2012.
- [5] 乾孝司, 奥村学. テキストを対象とした評価情報の分析に関する研究動向. 自然言語処理, Vol. 13, No. 3, pp. 201–241, 2006.
- [6] 呉鍾勲, 鳥澤健太郎, 橋本力, 川田拓也, デサーガステイン, 風間淳一, 王軼謳. 意味的極性と単語クラスを用いた why 型質問応答の改善. 情報処理学会論文誌, Vol. 54, No. 7, pp. 1951–1966, July 2013.
- [7] 佐久間尚子, 伊集院睦雄, 伏見貴夫, 辰巳格, 田中正之, 天野成昭, 近藤公久. 日本語約 5 万語の心像性データベースの作成. 第 5 回認知神経心理学研究会, 2002.
- [8] 横山友也, 宝珍輝尚, 野宮浩揮, 佐藤哲司. 文章の特徴量を用いた質問回答文の印象の因子得点の推定. 日本感性工学会論文誌, Vol. 12, No. 1, pp. 15–24, 2013.
- [9] 輪島幸治, 佐藤哲司. 評価視点と感情表現に基づく質問記事の重要度判定手法の提案. マルチメディア, 分散, 協調とモバイル (DICOMO2015) シンポジウム論文集, pp. 630–635. 情報処理学会, July 2015.
- [10] 輪島幸治, 佐藤哲司. 単語の類似度と感情表現を考慮した質問記事の判定手法. 第 8 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM2016) 論文集 B3-2, Feb. 2016.
- [11] 大曾美恵子. 感情を表わす動詞・形容詞に関する一考察. 言語文化論集, Vol. 22, No. 2, pp. 21–30, 2001.
- [12] 佐伯美香, 徳久雅人, 村上仁一, 池原悟. 副詞および形容詞による感情表現性の判定. *FIT2003*, No. 2, pp. 117–118, 2003.