

質問回答サイトに投稿された回答文の客観的評価値の推定精度の向上

～質問文と回答文の共通名詞を用いて～

横山友也^{†1} 宝珍輝尚^{†1} 野宮浩揮^{†1}

これまでの研究で、質問回答サイトにおける質問者と回答者のミスマッチングの問題を解消するために、質問回答文の情報を明確化してきた。文章の印象は9個の因子により表され、因子得点を文章の特徴量から重回帰分析により推定可能であることを示してきた。ここで、国立情報学研究所から回答文の客観的評価値が提供されており、既に得られた重回帰式から推定された因子得点から、回答文の客観的評価値の推定を重回帰分析により試みてきた。しかし、因子得点に基づいた説明変数だけでは、回答文の客観的評価値の推定に限界がある。そこで、本論文では、質問文と回答文に共通する名詞の語彙数に着目し、新たに説明変数に加えた上で重回帰分析を行った。推定の結果、Yahoo!オークションとパソコンのいずれの回答文においても、回答文の客観的評価値の推定精度が向上することを示す。

Improving Estimation Accuracy of Objective Scores of Answer Statements Posted at Q&A Sites

～ With using nouns common in Q & A statements ～

YUYA YOKOYAMA^{†1} TERUHISA HOCHIN^{†1} HIROKI NOMIYA^{†1}

To eliminate mismatches between the intentions of questioners and respondents of Question and Answer (Q&A) sites, we have clarified the characteristics of the question and answer statements. It has been shown that the impression of the statements could be captured by nine factors, and the factor scores could be estimated from the feature values of the statements through multiple regression analysis. Here, the objective scores of answer statements are provided by National Institute of Informatics. We have so far tried to estimate objective scores of answer statements from the factor scores estimated by using multiple regression formulas already obtained. There is some limitation, however, to estimating objective scores from only explanatory variables based on factor scores. This paper tries to focus on the number of noun vocabularies common in both question and answer statements, and adds it to the conventional explanatory variables. As a result of multiple regression analysis, we have succeeded in improving objective scores of the both Yahoo! Auction statements and PC statements.

1. はじめに

インターネット上における質問回答サイトの利用者が近年急増している[1]。質問回答サイトとは、インターネット上でユーザ同士が互いに質問と回答を投稿しあうコミュニティの一形態であり、様々な悩み事・相談事を解決する場であると同時に、膨大な知識が蓄積されたデータベースとして活用されるようになってきている。あるユーザが質問を投稿すると、他のユーザがその質問に対して回答を投稿する。質問者は、質問文に対して最も適切と判断した回答文を「ベストアンサー」に選定し、その回答を行った回答者に謝礼として手持ちのポイントを贈与する。ここで、「ベストアンサー」とは、質問文に対する満足度が最も高いと質問者が主観的に判断した回答文である。

質問回答サイトの参加者が増え、また、投稿される質問数が膨大になると、回答者が自身の専門性や興味に合った適切な質問文を探し出すことが困難になるという問題が顕在化してくる。あるユーザが質問文を投稿しても、その質問文が必ずしも適切な回答者の目に留まり、回答を得られるわけではないという問題である。また、適切な回答者に

巡り会えないミスマッチから、質問者にも不利益も生じる。つまり、質問回答サイトの課題は、日々投稿され続けている幾多の質問と、様々な興味・関心や専門性を有する回答者とを適切にマッチングすることであるが、質問者や回答者の努力に任せているのが現状である。そこで、ある質問文に適切な回答ができるユーザをその質問文に引き合わせる必要がある。

これまでの研究において、筆者らは、質問者に適切な回答者を引き合わせるために、質問者と回答者の相性を判断する手段として質問者と回答者の文章の印象評価を行ってきた[2,3]。Yahoo!知恵袋[1]に投稿された質問文と回答文の計60個の文章に対して、50個の印象語を使用して、印象評価実験を行った。得られた評価値に対して因子分析を行った結果、文章内容に関する因子が9個得られた[2,3]。

しかし、ここで得られた因子得点は、評価実験を行った質問文と回答文の文章60個に対するもののみであって、他の多数の質問文と回答文に対する因子得点は得られていない。そこで、どのような質問文と回答文に対しても因子得点の推定を可能にすることを目的として、文章の特徴量からの文章の因子得点の推定を重回帰分析により試みてきた[2,3]。ここでは、名詞や動詞といった品詞や、英数字や漢字の語数ならびに出現率のような構文情報の特徴量を使用した。さらに、単語心像性、文末表現、単語親密度、表記

^{†1} 京都工芸繊維大学
Kyoto Institute of Technology

妥当性も特徴量として使用した[4-7]。結果として、全般的に良好な推定精度が得られた。また、主要な特徴量を獲得することで、因子得点の推定の妥当性を確認した[4-7]。

ここで、国立情報学研究所[8]が回答文に対して客観的な評価を行い、グッドアンサーの選出を試みている[9]。「グッドアンサー」とは、良回答であると多くの人に同意される回答文である。この評価は、回答文が質問文に対してどの程度良好または適切であるかを示している。評価の度合いは、4人の評価者により9段階で決定される。4人の評価者が評価を行うので、これらの評価は客観的であると考えられる。この客観的評価値を質問文と回答文の因子得点から推定する事ができると、質問文と回答文の関係を評価できていることになり、質問者と回答者の相性の判断に向けての前進になると考えられる。

これまで、回答文の客観的評価値の推定を重回帰分析により試みてきた[10,11]。既に獲得している重回帰式を使用することにより推定された因子得点から、これらの値を推定した。その結果、Yahoo!オークションとパソコンの文章の客観的評価値に関しては、やや良好な推定結果が得られ、恋愛相談・人間関係の客観的評価値に関しては、因子得点の自然対数を適用することにより、良好な推定精度が得られることを示している[10,11]。また、因子得点に対してステイヴンスの法則とフェヒナーの法則を適用し、多重共線性を考慮するにあたり、説明変数になるべく多く残るように削減を行った[12]。その結果、パソコンの文章に関しては推定精度を向上させることができた[12]。しかしながら、Yahoo!オークションとパソコンの文章とも、依然として客観的評価値の推定精度の向上の余地がまだある。

そこで、本論文では、さらなる回答文の客観的評価値の推定精度の向上を図る。ここでは、質問文と回答文に共通する名詞の数を調べ、説明変数に加える。推定の結果、Yahoo!オークション・パソコンとも推定精度を向上させることができることを示す。

本論文の構成は次の通りである。2.では関連研究について述べる。3.では、これまでの研究として、文章の因子得点の推定精度の結果を概説する。4.では、国立情報学研究所が選出を試みているグッドアンサーについて説明し、5.でこれまで行った回答文の客観的評価値の推定結果を示す。6.では新たに行った推定法とその結果を示す。最後に、7.で論文をまとめる。

2. 関連研究

これまで、「ベストアンサー」を推定する研究が行われてきている[13-17]。Bloomerらは、非テキスト特徴量とテキスト特徴量を用いて、「ベストアンサー」の推定を試みている[13]。Agichteinらは、内容や語法の特徴量を使用することによって、質問文と回答文の質の評価を試みている[14]。

また、類推による手法も提案されている[15]。この手法では、過去の知見における質問文と回答文のリンクを使用することによって、「ベストアンサー」を探索する。Kimらは、「ベストアンサー」の選択基準を提案している[16]。Jurczykらは、特定の質問カテゴリに対する権威的なユーザを探索するために、コミュニティのリンク構造を分析することにより回答の質の向上を図っている[17]。情報型の質問は、文章内容の特徴量が重要であり、提案型の質問には有用性が重要であり、選択型の質問には社会的な感情が重要であるとしている。西原らは、ある1つの質問文に対する回答文群より、「ベストアンサー」になりやすいものを検出する手法を提案している[18]。

これらの研究は「ベストアンサー」の推定に重点が置かれた研究である。これに対し、本研究では、「グッドアンサー」を考慮することで、質問文に適切な回答を施すことができる回答者を質問者に引き合わせることを図っている。

3. 文章の因子得点の推定

3.1 文章の因子

2005年9月にYahoo!知恵袋[1]に投稿された12組60個の4大ジャンル（Yahoo!オークション、パソコン、恋愛相談・人間関係、政治・社会問題）の質問回答文に対して、印象評価実験を実施した。実験結果に対して因子分析を施したところ、文章に関する因子が9個得られた[2,3]。因子とは、複数の印象語により説明された文章の性質を意味する。的確性、不快性、独創性、容易性、執拗性、曖昧性、感動性、努力性、熱烈性の9因子が得られた。因子に対応する印象語を表1に示す。また、因子得点も得られている。これらの得点は、文章の特徴を表すのに使用される。

3.2 文章の特徴量

3.1で得られた因子得点は、実験で使用した60個の質問回答文から得られたものだけである。そこで、どのような文章の因子得点の推定も可能とするために、文章の特徴量に対し重回帰分析を適用した。表2に記載された77個の特徴量を使用している。以下、各特徴量を説明する。

3.2.1 構文情報

文章の数や長さ、名詞や動詞といった品詞の数や割合、といった構文情報を抽出した。感嘆符や疑問符等の具体的な記号も特徴量として使用している[3]。さらに、語数に対する語彙数の割合を意味するTTR (Type Token Ratio) も考慮している。これらの特徴量を表2のg1-g36に示す。

3.2.2 単語心像性

単語心像性も文章の特徴量として使用している[4-7]。単語心像性とは、単語から喚起される様々なイメージが、ど

表 1 9 因子と対応する印象語

因子	印象語			
第1因子(的確性)	説得力がある 巧みな 美しい 好ましい	流暢な 真実味がある 的確な	重要な 清々しい 丁寧な	素晴らしい 妥当な 充実した
第2因子(不快性)	不快な 呆れる	憤慨した 幻滅した	非常識な 怖い	残念な 不当な
第3因子(独創性)	独創的な 不思議な	予想外な	特殊な	斬新な
第4因子(容易性)	易しい	明瞭な	難しい	
第5因子(執拗性)	細かい	しつこい	長い	
第6因子(曖昧性)	曖昧な	不十分な		
第7因子(感動性)	心温まる	感動的な		
第8因子(努力性)	涙ぐましい			
第9因子(熱烈性)	熱い	力強い		

の程度思い浮かべやすいかを示す主観的特性である。例えば、「りんご」という言葉を聞くと、赤・黄・緑の丸い形の果物、甘くみずみずしい味・匂い、サクッとした音や歯ざわり、持った時の感触を思い浮かべることができるため、「りんご」の単語心像性の特徴値は高いといえる。単語心像性の特徴値は、1-7の7段階で評価されている[19]。これらの特徴量を表2のg37とg38に示す。

3.2.3 文末表現

文末表現として、「ぞ」「だ」「よ」「ね」「か」「な」「し」「です」「ます」「たい」「ない」といった語を使用している[4-7]。例えば、「ぞ」を例にすると、「ぞ(語数)」は文中に出現する「ぞ」の数であり、「ぞ(文末語数)」は文末に出現する「ぞ」の数である。また、「ぞ(%)」や「ぞ(文末%)」は、これらの含有率である。これらの特徴量を表2のg39-g64に示す。

3.2.4 単語親密度

単語親密度は、単語にどの程度なじみがあるかを表す指標である[13]。ここでは、単語は1-7の7段階で視覚的にも聴覚的にも評価されている。ここでは、視覚的に評価されたデータのみを使用する。例えば、「たんに」という単語を例にすると、「単に」を意味する場合は、単語親密度の特徴値が5.312となる。一方で、「乾電池の単二」を意味する場合は、特徴値が3.594となる。これらの値は、被験者の評価値を平均した値である。これらの特徴量を表2のg65-g71に示す。

3.2.5 表記妥当性

表記妥当性は、単語表記の妥当性を表すもので、1-5の5段階で評価されている[19]。単語には複数の意味や表記がある。例えば、「こしょう」という単語を例にすると、「故障」「呼称」「湖沼」等の意味が考えられる。また、漢字やひらがな、カタカナで表記される場合や、または漢字やひらがなを混ぜて表記される場合もある。表記妥当性のそれぞれの場合が記録されている。例えば、「ごらく」という単語の場合、ひらがなで書かれた場合は表記妥当性の特徴値が2.95であり、カタカナで書かれた場合は特徴値が1.95であり、漢字で書かれた場合は特徴値が4.90である。

表 2 因子得点の推定に使用している特徴量

g	特徴量
g1	助動詞(語彙数)
g2	接頭詞
g3	記号(語彙数)
g4	文数
g5	文の長さ平均(字数)
g6	カタカナ(語数)
g7	全角記号(語数)
g8	全角英数字(語数)
g9	形容詞(語数)
g10	副詞(語数)
g11	連体詞(語数)
g12	接続詞(語数)
g13	感動詞(語数)
g14	ひらがな(%)
g15	漢字(%)
g16	カタカナ(%)
g17	記号(%)
g18	TTR
g19	全角記号(%)
g20	英数字(%)
g21	全角英数字(%)
g22	名詞(%)
g23	形容詞(%)
g24	副詞(%)
g25	連体詞(%)
g26	接続詞(%)
g27	感動詞(%)
g28	「!」の数
g29	「?」の数
g30	句点の数
g31	読点の数
g32	中点の数
g33	3点リーダの数
g34	鍵弧の数
g35	括弧の数
g36	「/」の数
g37	単語心像性4点台(語数)
g38	単語心像性6.5以上7.0未満(語数)
g39	か(語数)
g40	な(語数)
g41	し(語数)
g42	たい(語数)
g43	ない(語数)
g44	だ(文末語数)
g45	か(文末語数)
g46	な(文末語数)
g47	し(文末語数)
g48	です(文末語数)
g49	ます(文末語数)
g50	たい(文末語数)
g51	ない(文末語数)
g52	ぞ(%)
g53	だ(%)
g54	よ(%)
g55	ね(%)
g56	か(%)
g57	です(%)
g58	ます(%)
g59	ない(%)
g60	か(文末)
g61	ですか(語数)
g62	ないです(語数)
g63	ますか(語数)
g64	ました(語数)
g65	単語親密度該当単語率
g66	単語親密度6.5以上7.0未満(語彙数)
g67	単語親密度4点台(語数)
g68	単語親密度5点台(語数)
g69	単語親密度5.5以上6.0未満(語数)
g70	単語親密度6点台(語数)
g71	単語親密度6.0以上6.5未満(語数)
g72	表記妥当性該当単語率
g73	表記妥当性3点台(語数)
g74	表記妥当性3.5以上4.0未満(語数)
g75	表記妥当性4点台(語数)
g76	表記妥当性4.0以上4.5未満(語数)
g77	表記妥当性5点台(語数)

- DIS_MAX: ある回答文の因子得点とその組における回答文の最大値との差(回答文の因子得点そのものが最大値であるならば, DIS_MAX の値は 0.00)
- DIS_MIN: ある回答文の因子得点とその組における回答文の最小値との差(回答文の因子得点そのものが最小値であるならば, DIS_MIN の値は 0.00)

ここでは 3 大カテゴリー (Yahoo!オークション, パソコン, 恋愛相談・人間関係) に着目する. 説明変数の識別子は h_{AN} , h_{pN} , ならびに h_{lN} ($1 \leq N \leq 36$) であり, それぞれ Yahoo!オークション, パソコン, 恋愛相談・人間関係を表す. 例として, Yahoo!オークションを表す説明変数 $h_{A1} - h_{A36}$ を表 5 に示す. 添え字の "A" は, パソコンの場合は "P," 恋愛相談・人間関係の場合は "L" に置換される.

質問回答文の因子得点の推定を行った場合と同様に, 多重共線性と二次項を考慮している. 目的変数を国立情報学研究所が提供した GAWs の値とし, 説明変数を "VALUES," "DIS," "DIS_MAX," "DIS_MIN" に基づいたものとして, 重回帰分析を行った.

サンプル数や回答文の数, 説明変数の数, 重相関係数を表 6 に示す. 重相関係数は, 値が 0.9 以上であれば推定精度が良好であることを示し, 値が 0.7 以上 0.9 未満であれば推定精度がやや良好, 値が 0.7 未満であれば推定精度が不良であることを表す. この基準より, Yahoo!オークションとパソコンはやや良好な推定精度が得られたものの, 恋愛相談・人間関係は推定精度が不良であるといえる.

5.2 スティーヴンスの法則とフェヒナーの法則の利用

恋愛相談・人間関係の文章の客観的評価値の推定精度を向上するためにフェヒナーの法則[22]に基づいて, DIS の得点に自然対数を適用した. 刺激強度 S が変化するとき, S に対応する感覚量 E との関係は, 比例定数 k を用いて式 (2) で表される.

$$E = k \log S \quad (2)$$

心理的な感覚量は, 刺激量の強度の対数に比例して知覚されるという関係式を導出した形が, フェヒナーの法則である[22]. DIS に対して式(2)を適用し, 特徴量を $h_{A37}-h_{A45}$ 等とした. これらの特徴量を用いて分析を行った結果を表

表 5 Yahoo!オークションの場合の説明変数

変数	説明
$h_{A1} - h_{A9}$	第1因子～第9因子のVALUES
$h_{A10} - h_{A18}$	第1因子～第9因子のDISs
$h_{A19} - h_{A27}$	第1因子～第9因子のDIS_MAXs
$h_{A28} - h_{A36}$	第1因子～第9因子のDIS_MINs

表 6 分析結果 (自然対数を考慮する前)

カテゴリー	サンプル数	説明変数	重相関係数
Yahoo!オークション	13組91回答文	181	0.710
パソコン	15組80回答文	158	0.727
恋愛相談・人間関係	16組119回答文	168	0.478

7 に示す.

表 7 に示す結果では, $S = 0$ となる値が無いので, 式(2)を適用することができた. しかし, VALUE, DIS_MAX, ならびに DIS_MIN の値が 0.00 の場合, 式(2)で値をとることは不可能である. そこで, 一般性を保持するために, 値が 0.00 の場合に対応できるように, 刺激強度 S に対応する感覚量 E を, 対数関数の底 α を用いて, 式(3)で表す[23].

$$E = \begin{cases} k \log_{\alpha}(S+1) & (S \geq 0) \\ -k \log_{\alpha}(|S|+1) & (S < 0) \end{cases} \quad (3)$$

式(3)を $h_{A1} - h_{A9}$, $h_{p1} - h_{p9}$ (VALUE), $h_{A19} - h_{A36}$, $h_{p19} - h_{p36}$ (DIS_MAX, DIS_MIN) に適用している. なお, $h_{A10} - h_{A18}$, $h_{p10} - h_{p18}$ (DIS) には適用していない.

また, 新たな説明変数として, 表 5 に示す $h_{A1} - h_{A36}$, ならびに $h_{p1} - h_{p36}$ に対して, スティーヴンスの法則[24]を適用した. 刺激強度 S が変化するとき, S に対応する感覚量 E との関係は, べき関数の指数部 b を用いて, 式(4)で表される.

$$E = \begin{cases} S^b & (S \geq 0) \\ -|S|^b & (S < 0) \end{cases} \quad (4)$$

フェヒナーの法則における対数関数では, 対数の底は $\alpha = 4$, 比例定数は $k = 1$, スティーヴンスの法則におけるべき関数では $b = 0.3$ に実験的に設定し, $h_{A1} - h_{A36}$, ならびに $h_{p1} - h_{p36}$ に対して適用した (恋愛相談・人間関係は表 7 で示したように推定精度は既に良いので, $h_{l1} - h_{l36}$ には適用していない). 例として, Yahoo!オークションを表す説明変数 $h_{A1} - h_{A108}$ を表 8 に示す. $h_{p1} - h_{p108}$, $h_{l1} - h_{l108}$ についても同様である (添え字に関する説明は, 5.1 で示している).

表 7 分析結果 (自然対数を考慮した後)

カテゴリー	サンプル数	説明変数	重相関係数
Yahoo!オークション	19組198回答文	279	0.552
パソコン	19組140回答文	250	0.701
恋愛相談・人間関係	29組208回答文	163	0.927

表 8 Yahoo!オークションの場合の説明変数

変数	説明
$h_{A1} - h_{A9}$	第1因子～第9因子のVALUES
$h_{A10} - h_{A18}$	第1因子～第9因子のDISs
$h_{A19} - h_{A27}$	第1因子～第9因子のDIS_MAXs
$h_{A28} - h_{A36}$	第1因子～第9因子のDIS_MINs
$h_{A37} - h_{A45}$	DISsを自然対数化
$h_{A46} - h_{A54}$	VALUESにスティーヴンスの法則を適用
$h_{A55} - h_{A63}$	DISsにスティーヴンスの法則を適用
$h_{A64} - h_{A72}$	DIS_MAXsにスティーヴンスの法則を適用
$h_{A73} - h_{A81}$	DIS_MINsにスティーヴンスの法則を適用
$h_{A82} - h_{A90}$	VALUESにフェヒナーの法則を適用
$h_{A91} - h_{A99}$	DIS_MAXsにフェヒナーの法則を適用
$h_{A100} - h_{A108}$	DIS_MINsにフェヒナーの法則を適用

5.3 推定結果

ここでは、Yahoo! オークションとパソコンの文章に関する分析結果を示す。表 8 に示す説明変数の単項と二次項との計 5994 個の説明変数に対して、多重共線性を考慮した。ここでは 6 度の試行を行い、「試行 1」, 「試行 2」, …, 「試行 6」と称している。試行を重ねていく度に、1 度の試行で削減する説明変数の数を徐々に減らしていくことで、最終的に得られる説明変数の数を徐々に増やしている。6 度の試行における説明変数、重相関係数を、まとめて表 9 の (a)(b) に示す。「試行 1」から「試行 6」の順に説明変数の数が多くなっている。

6 度の試行を通じた結果、Yahoo! オークションとパソコンの文章に関して、パソコンの場合は「試行 2」から「試行 6」までを通じて、やや良好な推定精度が得られている。推定精度が最も良くなったのは「試行 4」の時である。一方で、Yahoo! オークションは依然として推定精度が不良のままであった。

6. 共通名詞による GAWs の推定精度の向上

6.1 共通名詞の語彙数

これまで、文章の因子得点とそれに基づいた値を説明変数として使用してきた。しかしながら、因子得点に基づいた説明変数だけでは、GAWs の推定を試みることに限界があると考えられる。恋愛相談・人間関係の文章は、自然対数を適用したことにより、良好な推定精度が得られたため、主観的な価値判断に基づいた回答がグッドアンサーとして選択されると考えられる。一方で、Yahoo! オークションやパソコンは、客観的事実に基づいた回答がグッドアンサーとして選択されると考えられる。

そこで、質問文と回答文の両者に共通する名詞の語彙数に着目した。本論文では「共通名詞の語彙数」と称する。

表 9 分析結果 (スティーヴンスの法則・フェヒナーの法則を適用した場合)

(a) Yahoo! オークション		
試行	説明変数	重相関係数
試行1	204	0.444
試行2	487	0.577
試行3	590	0.565
試行4	656	0.588
試行5	694	0.559
試行6	711	0.621
(b) パソコン		
試行	説明変数	重相関係数
試行1	216	0.576
試行2	520	0.761
試行3	659	0.813
試行4	675	0.863
試行5	740	0.830
試行6	774	0.854

例えば、表 4 に示す質問回答文を例とすると、PQ04 と共通する名詞は、PA04-01 は「ウイルス」と「感染」の 2 語、PA04-07 は「パソコン」と「ウイルス」、「駆除」、「ソフト」、「感染」の 5 語となる。また、LQ06 と共通する名詞は、LA06-01 は「顔」と「美人」、「気」、「人」の 4 語となる。

これまでの推定手法と同様に、「共通名詞の語彙数」にスティーヴンスの法則 (べき関数は $b=0.3$) とフェヒナーの法則 (対数関数の底は $\alpha=4$, 比例定数は $k=1$) を適用した。それぞれの変数に対して、例として、Yahoo! オークションを表す説明変数 $h_A109 - h_A111$ を次に示す。 $h_p109 - h_p111$ も同様である (添え字に関する説明は 5.1 を参照のこと)。

- h_A109 : 共通名詞の語彙数
- h_A110 : 共通名詞の語彙数 (スティーヴンスの法則)
- h_A111 : 共通名詞の語彙数 (フェヒナーの法則)

6.2 推定結果

表 8 に示す 108 個の説明変数に加え、6.1 で説明した 3 個の説明変数の計 111 個を説明変数として、重回帰分析を行った。これまでの試行と同様に、多重共線性と二次項を考慮している。

サンプル数や回答文の数、説明変数の数、重相関係数を表 10 に示す。パソコンに関しては推定精度が良好、Yahoo! オークションに関してはやや良好な推定精度が得られた。5.3 までで得られていた推定結果では、パソコンはやや良好な推定精度、Yahoo! オークションは不良な推定精度しか得られていなかった。しかし、「共通名詞の語彙数」を説明変数に追加したことにより、推定精度が向上したものと考えられる。

6.3 考察

主要な特徴量に着目することで推定結果への考察を行う。ここでは、表 10 で得られた推定結果に対して、結果として選択された説明変数 (Yahoo! オークション: 38 組, パソコン: 57 組) のうち、主要な特徴量として、標準偏回帰係数が 0.2 以上のもの、または共通名詞の語彙数に関する変数 ($h_A109 - h_A111$, ならびに $h_p109 - h_p111$) の含まれたものを、表 11 に示す。「 $h_A * h_A$ 」のような表記は、表 8 で示す 2 つの説明変数の積を表している。例えば、「 $h_A36 * h_A52$ 」は 2 変数 h_A36 と h_A52 の積を意味している。また、共通名詞の語彙数が含まれた説明変数に網掛けを施している。

表 11 の結果より、Yahoo! オークションの文章に関しては、4 組が共通名詞の語彙数が含まれた変数となっている。一

表 10 分析結果 (共通名詞を適用した場合)

カテゴリー	サンプル数	説明変数	重相関係数
Yahoo! オークション	51組344回答文	801	0.707
パソコン	49組218回答文	823	0.979

表 11 主要な説明変数とその標準偏回帰係数

(a) Yahoo! オークション		(b) パソコン	
説明変数	標準偏回帰係数	説明変数	標準偏回帰係数
$h_A36 * h_A52$	0.313	$h_P13 * h_P109$	0.479
$h_A78 * h_A109$	0.296	$h_P76 * h_P109$	0.363
$h_A69 * h_A110$	0.274	$h_P33 * h_P77$	0.332
$h_A69 * h_A79$	0.264	$h_P67 * h_P109$	0.317
$h_A46 * h_A93$	0.241	$h_P32 * h_P40$	0.234
$h_A32 * h_A39$	0.216	$h_P72 * h_P109$	0.133
$h_A9 * h_A109$	0.147	$h_P14 * h_P109$	0.122
$h_A57 * h_A71$	-0.201	$h_P36 * h_P110$	-0.066
$h_A10 * h_A21$	-0.227	$h_P11 * h_P111$	-0.075
$h_A15 * h_A89$	-0.230	$h_P89 * h_P109$	-0.166
$h_A57 * h_A63$	-0.250	$h_P50 * h_P109$	-0.202
$h_A24 * h_A40$	-0.294	$h_P13 * h_P32$	-0.208
$h_A23 * h_A44$	-0.302	$h_P38 * h_P52$	-0.212
$h_A41 * h_A91$	-0.314	$h_P27 * h_P42$	-0.214
$h_A36 * h_A96$	-0.353	$h_P22 * h_P110$	-0.280
$h_A106 * h_A110$	-0.559	$h_P31 * h_P110$	-0.405
		$h_P40 * h_P109$	-0.425

方で、パソコンの文章に関しては、共通名詞の語彙数が含まれた説明変数は 12 組である。また、どちらの場合においても、標準偏回帰係数の絶対値が大きな説明変数の組に、共通名詞の語彙数の変数が含まれている。パソコンの文章の場合はこの傾向はより顕著となっていることがわかる。従って、共通名詞の語彙数を説明変数に追加したことが、回答文の客観的評価値の推定精度の向上に大きく寄与したといえる。

7. おわりに

本論文では、質問回答サイトに投稿された回答文の客観的評価値 GAWs[9]の推定精度の向上を試みた。ここでは、Yahoo!オークションとパソコンの 2 ジャンルの文章に関して、質問文と回答文に共通する名詞の語彙数を説明変数として適用した。その結果、パソコンは良好な推定精度が得られ、Yahoo! オークションもやや良好な推定精度となった。質問文と回答文に共通する名詞の語彙数を説明変数に加えたことが、推定精度の向上に大きく寄与したと考えられる。

Yahoo! オークションの文章に関しては、回答文の GAWs の推定精度を向上させることが今後の課題である。今回は質問文と回答文に共通する名詞のみに着目したが、今後、代名詞を除く名詞の数に限定したり、名詞だけではなく他品詞や記号についても、説明変数に加えて推定精度の向上を試みる予定である。

また、GAWs と質問者の特性を用いてベストアンサーを推定することも、今後の課題である。さらに、質問文に対して適切な回答が見込める利用者を選出するプロトタイプシステムの構築・評価を行う予定である。また、特徴量の大部分が日本語に特化しているため、他言語への対応も今後の課題である。

謝辞

本研究は、一部、科研費（25280110）の助成を受けて行われたものである。また、大学共同利用機関法人国立情報学研究所から提供を受けた、Yahoo!知恵袋のデータを利用している。

参考文献

- 1) Yahoo!知恵袋(URL), <http://chiebukuro.yahoo.co.jp/>
- 2) 横山友也, 宝珍輝尚, 野宮浩揮, 佐藤哲司: 質問回答サイトの質問文と回答文の印象評価とベストアンサーの推定, 日本感性工学会論文誌, Vol.10, No.2, pp.221-230, 2011.
- 3) Yokoyama, Y., Hochin, T., Nomiya, H. and Satoh, T.: Obtaining Factors Describing Impression of Questions and Answers and Estimation of their Scores from Feature Values of Statements, Proc. of 1st ACIS International Symposium on Software and Network Engineering (SSNE2011), A4-2, 2011.
- 4) 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.1-10, 2013.
- 5) Yokoyama, Y., Hochin, T., Nomiya, H. and Satoh, T.: Improvement of Estimation Accuracy of Factor Scores from Feature Values of Statements, published in Proc. of IIAI/ACIS International Symposium on Innovative E-Services and Information Systems (IEIS 2012), pp. 300-305, 2012.
- 6) Yokoyama, Y., Hochin, T., Nomiya, H. and Satoh, T.: Explaining Estimation of Factor Scores of Question and Answer Statements, 13th ACIS Int'l Conference on Software, Engineering, Artificial Intelligence, Networking and Parallel/Distributed Computing (SNPD2012), pp. 779-784, 2012.
- 7) Yokoyama, Y., Hochin, T., Nomiya, H. and Satoh, T.: Using Feature Values of Statements to Improve the Estimation Accuracy of Factor Scores of Impressions of Question and Answer Statements, presentation in First International Symposium on Affective Engineering 2013 (ISAE 2013), 2013.
- 8) 国立情報学研究所(URL), http://www.nii.ac.jp/cscenter/idr/yahoo/chiebkr2/Y_chiebukuro.html, 2012.
- 9) Sakai et al.: Overview of the NTCIR-8 Community QA Pilot Task (Part II): System Evaluation, NTCIR-8 Proceedings, pp.433-457 (2010), <http://research.nii.ac.jp/ntcir/workshop/OnlineProceedings8/NTCIR/02-NTCIR-0V-CQA-SakaiT.pdf>
- 10) 横山友也, 宝珍輝尚, 野宮浩揮: 質問回答サイトに投稿された回答文の客観的評価値の推定, 第 15 回日本感性工学会大会, 2013.
- 11) Yokoyama, Y., Hochin, T. and Nomiya, H.: Estimation of Objective Scores of Answer Statements Posted at Q&A Sites, 14th IEEE/ACIS International Conference on Software Engineering, Artificial Intelligence, Networking and Parallel/Distributed Computing (SNPD 2013), pp.426-431, 2013.
- 12) 横山友也, 宝珍輝尚, 野宮浩揮: 質問回答サイトにおける回答文の客観的評価値の推定, 2013 年度情報処理学会関西支部 支部大会, 2013, G-05.
- 13) Blooma, M.J. and Chua, A.Y.K. and Goh, D.H.L.: A Predictive Framework for Retrieving the Best Answer, Proc. of 2008 ACM Symposium on Applied Computing (SAC08), pp.1107-1111, 2008.
- 14) Agichtein, E., Castillo, C., Donato, D., Gionis, A. and Mishne, G.: Finding High-Quality Content in Social Media, Proc. of the Int'l Conf. on Web Search and Web Data Mining (WSDM08), pp.183-194, 2008.
- 15) Wang, X. J., Tu, X., Feng, D. and Zhang, L.: Ranking Community Answers by Modeling Question-Answer Relationships via Analogical Reasoning, Proc. of 32nd Int'l ACM SIGIR Conf., pp.179-186, 2009.

- 16) Kim, S., Oh, J. S. and Oh, S.: Best-Answer Selection Criteria in a Social Q&A site from the User-Oriented Relevance Perspective, Proc. of American Society for Information Science and Technology (ASIS&T) 2007 Annual Meeting, 2007.
- 17) Jurczyk, P., Agichtein, E.: Discovering authorities in question answer communities by using link analysis. In: ACM International Conference on Information and Knowledge Management, CIKM, pp. 919-922 (2007)
- 18) 西原陽子, 松村真宏, 谷内田正彦: Q&A コミュニティでの質疑応答パターン理解, 第22回人工知能学会全国大会, 1H2-7, 2008.
- 19) 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: 単語心像性①, NTT データベースシリーズ日本語の語彙特性 第3期 (第8巻), (社)三省堂, 2005.
- 20) 解決済みのYahoo!知恵袋 (URL), http://detail.chiebukuro.yahoo.co.jp/qa/question_detail/q10850500
- 21) 解決済みのYahoo!知恵袋 (URL), http://detail.chiebukuro.yahoo.co.jp/qa/question_detail/q102608985
- 22) 大山正, 詫摩武俊, 中島力, "新版 心理学, "有斐閣双書, pp.137-142, 1993.
- 23) 北川高嗣, 中西崇文, 清木康: 静止画像メディアデータを対象としたメタデータ自動抽出方式の実現とその意味的画像検索への適用, 情報処理学会論文誌:データベース. Vol.43. No.SIG 12(TOD16), pp.38-51, 2002.
- 24) 田中良久: 心理学的測定法 第2版, (社)東京大学出版会, pp.143-144, 1985.