

口コミサイトにおける評価文からの任意属性に関する評価値算出手法

細川 悟[†] 井上 悦子[‡] 吉廣 卓哉^{†,*} 中川 優[‡]

[†] 和歌山大学大学院システム工学研究科 〒640-8510 和歌山県和歌山市栄谷 930

[‡] 和歌山大学システム工学部 〒640-8510 和歌山県和歌山市栄谷 930

E-mail: [†] s121050@sys.wakayama-u.ac.jp, ^{*} tac@sys.wakayama-u.ac.jp

あらまし 近年、レストランや商品、店等に対して、インターネット上で口コミ評価を行うサイトが増加している。これらのサイトでは、ユーザが評価者としてそれらの評価対象に対する評価文を入力し、一方で閲覧者として評価文を参照することで、ユーザ間で対象の評判情報を共有する。しかし、閲覧者が対象の評判を把握するためには、登録された多くの評価文に目を通す必要があり、多大な労力がかかる。本研究ではこの問題を軽減するために、評価文から、設定した任意の評価属性に対する評価値を数値化する手法を提案する。これにより、様々な観点（属性）からの評価を数値化することができ、閲覧者は自分が基準とする観点で評価値の高い対象に予め絞り込んでから評価文を閲覧することにより、対象の評判を把握する労力を低減することが可能となる。

キーワード 評判分析, 口コミ評価

1. はじめに

インターネットの急速な普及に伴い、掲示板やブログ等において誰もが容易に情報を発信することが可能になった。個人による情報発信の一例として、レストランや商品、店等に対して、インターネット上で口コミ評価を行うサイトが増加している。

これらのサイトでは、ユーザが評価者としてそれらの評価対象に対する評価文を入力し、一方で閲覧者として評価文を参照することで、ユーザ間で対象の評判情報を共有する。それらは、商品を購入する際の意思決定や企業のマーケティングにおいて有益であるため、重要視されている。

しかしながら、閲覧者が対象の評判を把握するためには、登録された多くの評価文に目を通す必要があり、多大な労力がかかる。この問題を軽減するために、評判情報を自動的に要約、あるいは分析する技術の研究が盛んに行われている。

平山ら[1]は、評価属性を自動的に抽出し、その属性の評価に関連する部分を抽出・表示することで評価を要約する手法を提案している。重松ら[2]は、文章に潜在しているトピックを抽出し、その割合を用いて文章を要約する手法を提案している。これらは評判情報を要約することによって、口コミ情報を読む労力を削減することが可能であるが、評価対象が多い場合には、多量の要約情報を読むことになり、労力を十分に低減するには至らない。

一方、小倉ら[3]は、評判情報の数値化を試みている。評判情報を数値化することで、評価対象である商品や

店等を序列化でき、その上位のみを閲覧することで、評判情報の閲覧にかかる労力を削減することができる。しかし、この手法では評価属性ごとに評判情報を計算することができず、ユーザ毎の観点や好みの違いに対応することができない。通常、評価対象となる商品や店はユーザによって評価の観点が異なることが多いため、この手法では幅広いユーザの要求に応えることが困難である。

本研究では、ユーザの多様な観点に対応して評判情報を閲覧する労力を削減することを目的として、入力された任意の評価属性に基づいて評価対象の評判を数値化する手法を提案する。提案手法により、口コミ評価の文章から、任意の評価属性に基づいた評価対象の序列化が可能であり、ユーザの観点や好みに合わせて閲覧する評価対象を絞ることができる。例えば、レストランの検索であれば、「味」「雰囲気」「店員の対応」等、複数の属性（観点）からの評価を数値化し、絞り込むことができる。

また、本研究により、例えば、1つのサイトに掲載されている評価情報の量が少なかったときに、他の複数のサイトに分散した評価文を集約・分析し、情報量を増やすことも可能である。これにより、対象の評判を把握する労力を低減することが可能となる。

本稿の構成は以下の通りである。2章では関連研究を紹介し、3章では評価文からの任意属性に関する評価値算出手法について述べる。4章では提案手法の有効性の評価を行い、5章で結びとする。

2. 関連研究

口コミサイトは、我々の生活を便利にするツールとなるが、閲覧者が対象の評判を把握するためには、登録された多くの評価文に目を通す必要があり、多大な労力がかかる。この問題を軽減するために、評判情報を自動的に要約、あるいは分析する技術の研究が盛んに行われている。

平山ら[1]は、評価属性を自動的に抽出し、その属性の評価に関連する部分を抽出・表示することで評価を要約する手法を提案している。重松ら[2]は、文章に潜在しているトピックを抽出し、その割合を用いて文章を要約する手法を提案している。これらは評判情報を要約することによって、口コミ情報を読む労力を削減することが可能であるが、評価対象が多い場合には、多量の要約情報を読むことになり、労力を十分に削減するには至らない。

一方、小倉ら[3]は、評判情報の数値化を試みている。評判情報を数値化することで、評価対象である商品や店等を序列化でき、その上位のみを閲覧することで、評判情報の閲覧にかかる労力を削減することができる。

しかし、この手法では評価属性ごとに評判情報を計算することができず、ユーザ毎の観点や好みの違いに対応することができない。通常、評価対象となる商品や店はユーザによって評価の観点が異なることが多いため、この手法では幅広いユーザの要求に応えることが困難である。

本研究では、評価文のそれぞれに対して、肯定か否定かを表す極性を付与し、これを集計することで評価値を算出する。単語や文に極性を付与する研究も、これまでに複数存在している。

文章中に出現する単語に対して、肯定・否定のどちら側の表現であるか分類するために辞書を作成する方法として、高村ら[4]の辞書では、「良い」や「素晴らしい」などの単語に肯定のラベル、「悪い」や「卑しい」等の単語に否定のラベルがそれぞれ付与されている。

また、評価表現辞書作成の手法は、那須川ら[5]が提案した文脈一貫性を利用した手法がある。文脈一貫性とは、文書中に好不評を評価する明示的な単語が存在すると、その周囲の文では、その評価の連続する傾向があることを指す。評価が既知である単語を含む評価文に対して、接続詞が逆接である場合、評価が反転する。それ以外は評価が等しくなるという仮定である。この仮定に基づき那須川らの手法では、少量の評価が既知である単語を基として、評価文が肯定か否定かを判定する。さらに、判定しなかった文に対しては、接続詞に着目して、仮定に従って判定を行う。そして、判定された文に含まれる単語を基に、肯定か否定かを判定し、好不評の評価をする単語の抽出を行う。これ

を繰り返すことで、好不評の評価に関わる単語とその肯定か否定のラベルを辞書に登録する。

3. 評価文からの任意属性に関する評価値算出手法

3.1. 提案手法の概要

本論文では、口コミサイトに投稿された口コミから、与えられた入力属性に関する、各評価対象の評価を数値化する。本提案手法は、以下の3つの手順から成る。

1. 評価語辞書の構築
2. 評価文の評価値の計算
3. 評価対象の評価値の計算

提案手法では、評価対象の評価値を計算するために、口コミ単位ではなく、評価文単位で評価を行い、それを集計することで評価対象の評価値を計算するアプローチをとる。評価文単位での評価を行うのは、評価を行う単位として概ね十分な長さを持つと同時に、一つの評価対象に対する評価文の数が多く、これを集計することで統計的な分析が可能なことである。本手法では、評価語辞書に基づいて、各評価文に対して「肯定」「否定」「中立」のいずれかの極性を与えていく。これらを集計し、各極性を持つ評価文の数から、評価対象の評価値を求める。

本手法では、任意の入力属性に関する評価を可能にするために、予め学習データを用意しておき、これに基づいて評価語辞書を構築する必要がある。ここで学習データとは、口コミサイトから採取した、入力属性に関する評価文の集合であり、各評価文に対して、その文の入力属性に関する極性を付与したものである。つまり、各評価文が入力属性に関して「肯定」「否定」「中立」のいずれの極性を持つかを予め人が判定しておく必要がある。なお、1つの評価文が「肯定」と「否定」の両方の意味を含む場合には、「中立」と判定することとする。

3.2. 評価語辞書の構築

3.2.1. 評価語辞書の概要

評価語辞書は、評価文の極性を計算するために用いられる辞書であり、単語の集合に属性固有度と極性固有度を付与したものである。属性固有度とは、その単語が入力属性に関する評価にどの程度頻繁に使われるかを表した実数値である。極性固有度とは、その単語が入力属性に対して、どの程度肯定的（あるいは否定的）は評価に用いられるかを表した実数値である。極性固有度は、肯定であるほど大きな正の値をとり、否定であるほど小さな負の値をとる。表1に、入力属性を「味」とした場合の評価語辞書の例を示す。

表 1 評価語辞書の例

評価語	属性固有度	極性固有度
味	50.3	-0.02
美味しい	38.1	0.7
好み	34.8	0.33
肉	30.5	0.22
普通	23.2	-0.01

3.2.2. 評価語の抽出

評価語辞書を構築するために、まず学習データに含まれる単語を評価語とそれ以外に分類する。このために、学習データに含まれる各文を形態素解析器により単語に分割し、品詞によって評価語に分類した。具体的には、「形容詞」「名詞」「動詞」「副詞」「感動詞」「記号」を評価語とし、「助詞」「助動詞」「接頭詞」「連体詞」は評価語から除外した。

ここで、提案手法では、極性を正しく判定するために、複合語処理を行った。例えば、「美味しくなく」という部分があった場合に、形態素解析器がこれを「美味しく」と「なく」に分割することにより、「美味しく」の極性が反転してしまう。これを防ぐために、以下のパターンに従って複合語処理を行った。

- ・ 「形容詞（連用テ接続）」「ない」を結合する。
例）「美味しく」+「ない」→「美味しくなく」
- ・ 「形容詞（連用テ接続）」「は（係助詞）」「ない」を「形容詞（連用テ接続）」「ない（なかった）」として結合する。
例）「美味しく」+「は」+「ない」→「美味しくなく」
- ・ 「形容詞（連用タ接続）」「ありません」を「形容詞（連用テ接続）」「ない（なかった）」として結合する。
例）「美味しく」+「ありません」→「美味しくなく」
- ・ 「形容詞（連用テ接続）」「は（係助詞）」「ありません」を「形容詞（連用テ接続）」「ない（なかった）」として結合する。
例）「美味しく」+「は」+「ありません」→「美味しくなく」

3.2.3. 属性固有度の計算

属性固有度とは、その単語が入力属性に関する評価にどの程度頻繁に使われるかを表した実数値である。各評価語に対して属性固有度を計算する方法を、 $tf \cdot idf$ を参考に設計した。 $tf \cdot idf$ とは、 tf （文書内の単語の出現頻度）と idf （逆文書頻度）の積により、その文書に特有な単語に高い値を与える評価指標である。つまり、ある文書には頻繁に出現するが、文書全体に出現する「ある」「言う」「思う」等のありふれた語の

評価を低くする性質がある。

提案手法では、 tf に対応する値として、ある評価対象のロコミにおける単語の出現回数を用いる。一方で、 idf に対応する値としては、母集団として文を用いる。つまり、 idf は、その評価語が学習データにふくまれるどれだけの文に含まれているかを表す。

具体的には、入力属性における評価語 w の属性固有度 P_w の計算式を以下に示す。ここで、 n_w は評価語 w の評価対象のロコミにおける出現頻度、 S は学習データに含まれる文の集合、 $\{|s|w \in s \text{ and } s \in S\}$ は評価語 w を含む文の数とする。なお、属性固有度がしきい値 P_{min} 以下である評価語は、以後の処理においてノイズになるため、評価語辞書からは削除しておく。

$$P_w = tf \cdot idf,$$

$$tf = \frac{n_w}{\sum_k n_k},$$

$$idf = \log \frac{|S|}{|\{s|w \in s \text{ and } s \in S\}|}.$$

3.2.4. 極性固有度の計算

極性固有度とは、その単語が入力属性に対して、どの程度肯定的（あるいは否定的）な評価に用いられるかを表した実数値である。正の値が肯定的であることを表し、負の値が否定的であることを示す。その絶対値が大きいほど、程度が大きいことを示す。

極性固有度は、学習データの中で、その単語が肯定極性の文と否定極性の文のどちらで出現する割合が高いかを基に算出する。肯定文での出現確率が高い場合には1、否定文での出現確率が高い場合には-1に近づくように計算式を設計した。

具体的には、評価語 w の、学習データ内の肯定極性が付与された文集合における出現頻度を f_w^p 、否定極性が付与された文集合における出現頻度を f_w^n としたとき、 w の極性固有度 V_w は以下の式で表される。評価語の極性固有度のしきい値 V_{min} 以下の評価語は、以後の評価文の極性固有度を計算する処理でノイズとなるため、 V_{min} よりも大きい評価語を評価文の極性固有度を計算する処理で扱う。

$$V_w = \frac{f_w^p}{f_w^p + f_w^n} - \frac{f_w^n}{f_w^p + f_w^n}$$

3.3. 評価文の評価値の計算

評価語辞書を用いて、評価文ごとに属性判定及び極性判定を行う。属性判定とは、ある評価文が、入力属性に関する評価にかかわる文であるかどうかを判定する処理である。極性判定とは、ある評価文が入力属性に

関する評価にかかわる文であった場合に、その評価が肯定であるか否定であるかを判定する処理である。

属性判定処理においては、評価文に含まれる全ての評価語に対して、評価語の属性固有値の平均がしきい値 T_p 以上であれば、その評価文を、入力属性に関する評価文であると判定する。

入力属性に関する判定された評価文に対しては、さらに極性判定処理が行われる。評価文に含まれる全ての評価語に対して、評価語の極性固有値の平均がしきい値 T_v ($T_v > 0$)以上であれば、その評価文を「肯定」と判定し、しきい値 $-T_v$ 以下であれば、「否定」と判定する。上記のどちらでもなければ「中立」と判定する。

正式には、評価文 s の属性固有度 P_s 、極性固有度 V_s が以下の式により計算され、各値をしきい値と比較することにより、評価文の属性判定と極性判定が行われる。ここで n は、評価文に含まれる評価語の数である

$$P_s = \frac{1}{n} \sum_{w \in s} P_w$$

$$V_s = \begin{cases} 1 & (\frac{1}{n} \sum_{w \in s} V_w > T_v \text{ の場合}) \\ -1 & (\frac{1}{n} \sum_{w \in s} V_w < -T_v \text{ の場合}) \\ 0 & (-T_v \leq \frac{1}{n} \sum_{w \in s} V_w \leq T_v \text{ の場合}) \end{cases}$$

ここで、評価文の属性判定と極性判定の例を示す。

図1は属性判定処理の例である。図1では、属性固有度の平均は1文に含まれる評価語を抽出し、「味」の属性固有度の平均を計算する。1文の属性別固有度の平均値 P_s としきい値 $T_p=20$ を比較し、 P_s の方が大きいので、この評価文は「味」に関する文であると判定することができる。

図2は極性判定処理の例である。図2では、図1で属性判定によって、「味」に関する文であると判定できた評価文を対象に、その評価文に含まれる評価語の極性固有度の平均を計算する。平均の計算対象にする評価語は、評価語の極性固有度 V_w がしきい値 V_{min} より大きい評価語だけに絞り、評価文に含まれる評価語の極性固有度の平均を計算する。そして、評価文の極性固有度の平均としきい値 $T_v=0.35$ を比較し、評価文の極性固有度平均が大きいので、この1文は「味」に関して肯定的な文であると判定できる。

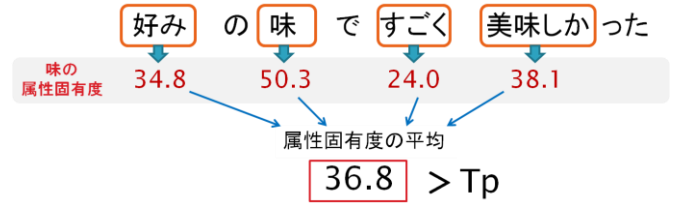


図1 評価文の属性判定

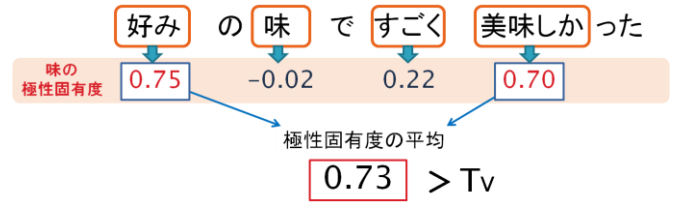


図2 評価文の極性判定

3.4. 評価対象の評価値の計算

入力属性に関する判定された評価文を用いて、評価対象に対する評価値を計算する。評価値は、口コミを読んだ人がこの評価対象に対してつける評価であると想定し、その評価は肯定と否定の評価文の割合に基づいて計算するように設計した。評価対象 i の評価値は、極性が肯定または否定である評価文の数に対する、肯定である評価文の数の比とする。

具体的には、評価対象 i の評価値 $Score(i)$ は、以下の式により計算される。ここで、 C_i は評価対象 i に対する評価文の集合、 s は評価文を表す。

$$Score(i) = \frac{| \{s | V_s = \text{肯定} \text{ and } s \in C_i\} |}{| \{s | (V_s = \text{肯定} \text{ or } V_s = \text{否定}) \text{ and } s \in C_i\} |}$$

4. 評価

4.1. 評価実験

本研究では、評判情報の任意属性に関して数値化する手法を提案する。これは、評価対象自体の評価ではなく、評判情報の閲覧者が評価対象に対して抱く評価を数値化した値を推定していることに他ならない。よって、評価実験として、評価対象に対する評判情報を読んで自分の評価を10段階に数値化してもらい、提案手法がその値を数値化できるかどうかを評価する。

しかし、一般的に、評価値は個人によってばらつくものであり、複数の対象を評価した場合の平均や標準偏差には個人差がある。そこで本評価では、複数の評価対象に対して複数の評価者が評価を行い、各評価対象に対する評価の平均をとり、その順位を、提案手法の評価値から得た順位と比較する。なお、各評価対象の評価値の計算にあたっては、個人の評価値のばらつ

きを吸収するために、評価者毎に評価値を標準化しておくこととする。評価者による評価値の順位と、提案手法による評価値の順位の順位相関係数を求め、相関が高ければ、提案手法は評価者の評価を推定できたことになる。

評価実験として、評価属性を変えて、以下の2回の実験を行った。

実験1：一般的な属性の場合

実験2：個人の観点を反映させた特殊な属性の場合

実験1では、既存の口コミサイトによく用いられる、一般的な属性「味」「値段」を入力属性とし、レストランを対象として実験を行った。実験2では、ユーザの様々な観点を反映して、ラーメン屋を評価対象として、味の中でもさらに細分化された属性である、「麺」「スープ」を評価属性に選んだ。

4.2. 実験方法

実験1は、評価対象として口コミサイト「食べログ」から飲食店6店を選定した。評判に明らかな差が出ないように、東京のレストランの中からランキング上位から、食べログ内の総合評価値には差がないレストランを選んだ。口コミは、各評価対象の評判情報から3件ずつを選定した。選定にあたっては、1件あたりの長さが50～60文程度であること、評価の日付が新しいこと、あからさまに点数の表記がないこと、文体が比較的整っていることを基準に選んだ。評価属性は「味」と「値段」の2種類であり、「味」は料理の味が良いこと、「値段」は料理のボリュームやコストパフォーマンスを評価の基準とした。

実験2は、評価対象として同じく「食べログ」から和歌山のラーメン店10店を選定した。これらは、地元のラーメン店として比較的高い評価を得ている店ばかりである。口コミは各7件であり、約30文の長さの口コミに統一した。選定にあたっての基準は実験1の場合と同様である。評価属性は「麺」と「スープ」であり、それぞれ、麺とスープの総合的な評価を意図した。

評価語辞書の学習データについては、入力属性別に、実験1では口コミ約1,500件から採取できた約6,000文の評価文を学習データ文とし、評価語は「味」で4,600語、「値段」で1,500語を得られた。実験2では、口コミ約1,200件から採取できた約3,000文の評価文で、評価語は「麺」で4,600語、「スープ」で1,800語を得られた。

評価者には、実験1、2ともに、全ての評価対象の口コミに目を通してもらい、各評価対象に対して10段階の評価値を記載してもらった。このとき、平均程

度であれば5とし、1に近いほど低評価、10に近いほど高評価とした。被験者は20歳代の男女であり、実験1は14名、実験2は28名である。

4.3. 実験結果

実験1、2における、評価者の評価値の平均と提案手法の評価値を図3～6に示す。横軸は評価対象を評価値の順に並べたものであり、縦軸は左軸が提案手法の評価値、右軸が評価者の評価である。では順位相関係数は、実験1の「味」が0.94、「値段」が0.92、実験2の「麺」が0.74、「スープ」が0.72であった。比較的高い相関係数を示しており、提案手法の有効性を示している。

また、実験1、2のそれぞれで各評価者が付けた評価値の間の順位相関係数を調べたのが図7～10である。各実験において、評価者が付けた評価の順位がどの程度類似しているかわかる。なお、実験1「味」と「値段」の順位相関係数の平均はそれぞれ0.60と0.67であり、それなりに大きな値であるのに対して、実験2の「麺」と「スープ」の平均はそれぞれ0.22と0.52であり、実験1より低い値となっている。

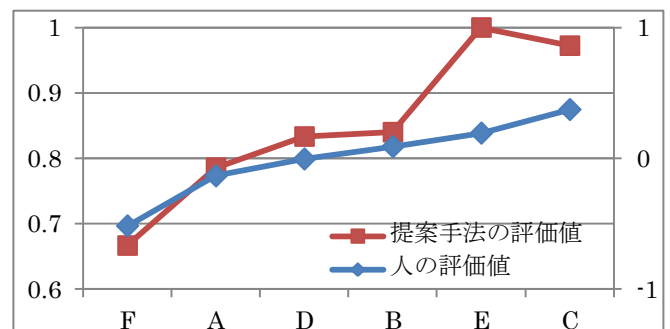


図3 「味」の評価値のグラフ

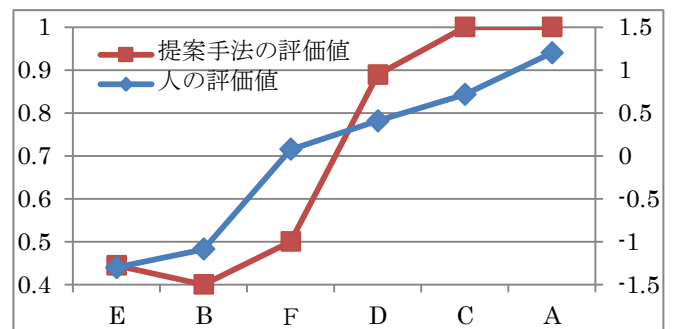
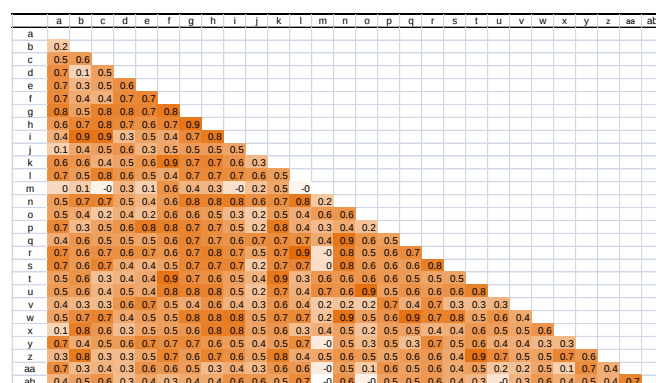
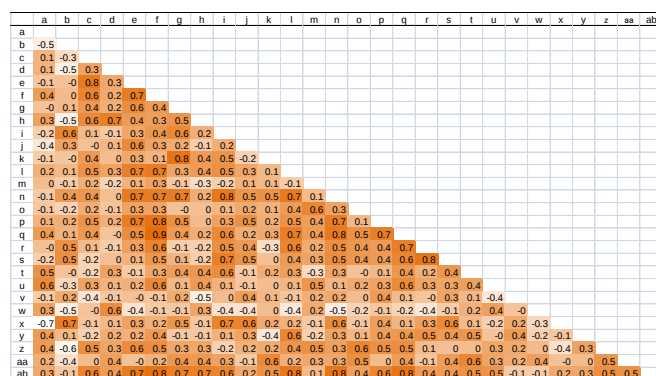
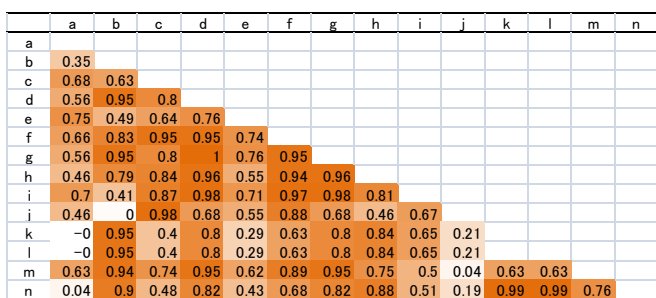
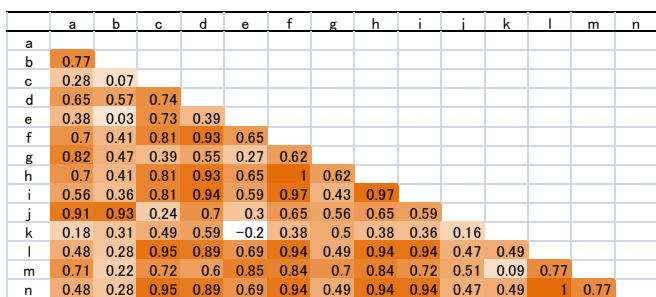
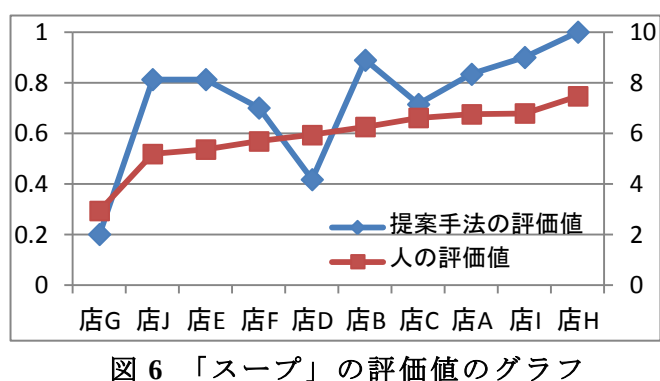
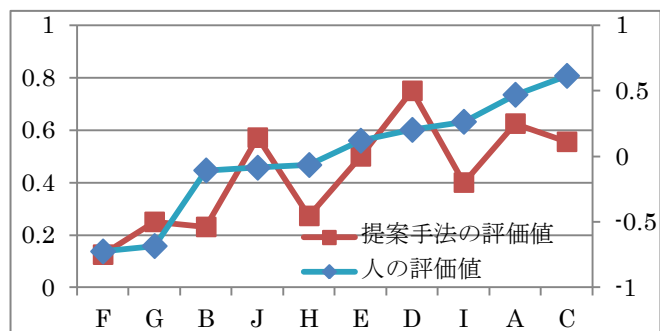


図4 「値段」の評価値のグラフ



4.4. 考察

一般的な評価値を用いた実験 1 では、順位相関係数は高い値であるのに対して、実験 2 ではどちらも、十分に高くはないという結果が得られた。この原因を考察する。

まず、図 7～10 に示された評価者間の順位相関係数を見ると、一般的に用いられる属性である「味」「値段」は全体の順位相関係数が比較的高いものに対して、特殊な属性である「麺」「スープ」は順位相関係数が低いことがわかる。特に「麺」は、相関係数の平均が 0.22 と非常に低い値である。これは、人によって好みが分かれる属性であることを示している。実際に評価語辞書の中を調べてみると、属性「麺」であれば評価語「かたい」「やわらかい」、属性「スープ」であれば「濃厚」「あっさり」の極性はおおよそ中立の値を持っているのに対して、アンケート後のヒアリングの結果、これらの語が口コミ内に存在するときには高い、或いは低い評価値をつけた評価者が存在した。

他の原因としては，学習データを構築した際の評価語辞書の精度が影響している可能性を指摘する．語数で比較すると，実験 1 では「味」が 4,600 語，「値段」1,500 語であるのに対し，実験 2 では「麺」が 800 語「スープ」は 1,800 語であった．「麺」は極端に評価語

の数が少ない．ここで，値段は語数の割に相関が高いが，これは，値段の評価語として「高い」「安い」「コストパフォーマンスが良い」などの意見が分かれにくい評価語が大半を占めており，評価が明確であったためであると考えられる．このことを考慮すると，評価語辞書の精度が，順位相関係数に対して一定の影響を及ぼしている可能性は否定できない．

さらに，口コミに含まれる評価文の数の影響も考えられる．口コミ 1 件中に含まれていた評価文の数の平均は，実験 1 の「味」は約 7 文，「値段」は約 2 文，実験 2 の「麺」と「スープ」はともに約 1 文であった．評価文の量が精度に影響している可能性も示唆される．

なお，提案手法は各評価文の属性判定と極性判定を行い，その結果に基づいて評価値を算出している．従って，属性判定と極性判定の精度が最終的な相関係数に影響している可能性もある．これに関して，本評価で用いた 4 つの属性に対して，評価実験とは別のデータを用いて属性判定と極性判定を行った結果を表 2, 3 に示す．属性判定には，学習データとは別に，入力属性に関する 1200 文と入力属性とは関係のない 1200 文を用意し，提案手法の属性判定の精度を求めた．極性判定については，各属性に関する「肯定」「否定」「中立」の文を各 1200 文用意し，極性判定の精度を求めた．その結果，いずれも 9 割前後の精度を有していることを確認できた．従って，属性判定と極性判定の精度が最終結果を左右している可能性は低いと考えられる．

表 2 属性判定の精度

・「味」と「値段」 ・「麺」と「スープ」

	再現率	適合率	F値		再現率	適合率	F値
味	0.947	0.904	0.925	麺	0.87	0.873	0.871
値段	0.898	0.988	0.941	スープ	0.859	0.905	0.881

表 3 実験 1 の極性判定の精度

・「味」 ・「値段」

極性	再現率	適合率	F値	極性	再現率	適合率	F値
肯定	0.82	0.835	0.827	肯定	0.844	0.877	0.86
否定	0.833	0.898	0.864	否定	0.84	0.939	0.887
中立	0.788	0.725	0.755	中立	0.845	0.741	0.789

・「麺」 ・「スープ」

極性	再現率	適合率	F値	極性	再現率	適合率	F値
肯定	0.78	0.856	0.816	肯定	0.845	0.822	0.833
否定	0.76	0.868	0.81	否定	0.791	0.961	0.868
中立	0.829	0.701	0.76	中立	0.809	0.716	0.76

5. おわりに

本研究では，口コミから評価文に関する任意属性に関する評価値を算出する手法を提案した．評価の結果，一般的な属性に対して順位相関係数は高い値を示し，

特殊な属性に対しては，好みが分かれる要素があったにもかかわらず，比較的高い順位相関係数があることが示された．提案手法の有効性が示されたと言える．

今後の課題として，好みの差が分かれる属性に対してのより深い分析をし，その判定方法が挙げられる．学習データや入力された評判情報等の量や精度だけでなく，選択した属性によっても評価値の推定精度が変化することが，本稿によって示唆された．属性の選択に対する精度の変化についてのより深い評価が求められる．また，評価語辞書において，人手による評価文に対する極性の付与に大きなコストがかかるため，半自動化できる構築も挙げられる．

参 考 文 献

- [1] 平山拓央, 湯本高行, 新居学, 高橋豊. 属性評価モデルに基づく商品評価の抽出と提示, DEIM Forum 2011, F2-5, 2011.
- [2] 重松遥, 小林一郎, 潜在トピックの比率に基づく文書要約手法の提案, 人工知能学会全国大会, 2012
- [3] 小倉達矢, 宍戸開, 今藤紀子, 山口実靖, 浅谷耕一, レビューサイトにおける良質なレビューの特性とそれを考慮した評判情報の抽出に関する一考察. DEWS2008, B8-5. 2008.
- [4] 高村大也, 乾孝司, 奥村学, スピンモデルによる単語の感情極性抽出, 情報処理学会論文誌ジャーナル, Vol.47, No.02, pp.627-637, 2006
- [5] 那須川哲哉, 金山博, 文脈一貫性を利用した極性付評価表現の語彙獲得, 情報処理学会自然言語処理研究会(NL-162-16), pp.109-116, 2004