

評価値の予測タスクでの語の重要性に基づく 商品レビューの評価根拠の抽出

清瀬 太一朗¹ 湯本 高行¹ 新居 学¹ 小橋 昌司¹ 上浦 尚武¹

概要: 通販サイトの商品レビューは、商品に対する評判や使用感などが記載されており、商品購入を検討しているユーザの助けになる。しかし、商品によってはレビューの数が多く、有用な情報のみを効率よく見つけることは難しい。そこで、本研究では評価値付きレビューからその評価値の根拠となる語を抽出することを目的とする。根拠となる語は評価値との関係が深いと考えられる。そこで、根拠語の候補を素性として用いた評価値の予測タスクにおいて重要な素性を根拠語として抽出する。本研究では予測に Support Vector Machine を用いる。素性の重要性としては、線形カーネルを用いた場合における語に対応する重みの絶対値と、各素性を除外した場合における予測精度の低下の大きさの2つを提案する。また、根拠語の抽出精度を向上させるため、これらの2つの重要性和頻度を組み合わせる手法を検討する。

1. はじめに

近年、オンラインでの通販サービスが多く利用されており、それに加えて商品に対するユーザのレビューの投稿も盛んになっている。この商品レビューは、商品の購入者がその商品に対しての感想や使用感などを記載しており、商品の購入を検討しているユーザにとっては、商品の評判を知ることができる有用な情報源となっている。しかし、商品によっては投稿されたレビューは数百件以上存在する場合があります。多くの場合、その中からユーザの知りたい情報や有用な情報のみを見つけ出すのは困難となっている。

そこで、本研究では、評価値付きのレビューに対して、その評価値の根拠となる語の抽出を目的とする。評価値付きレビューとは、商品に対してのレビューだけでなく、その商品に対する評価を点数化したものが付与されたレビューである。評価値付きレビューにおける評価値は、1点~5点で表現される。たとえば、ユーザにとって最高の商品であった場合は星5、問題はないがやや不満な点がある場合は星3というように、商品に対する総合的な評価として付与されることが多く、その評価値とレビューの内容は大いに関係があると考えられる。

本研究では、通販サイトの Amazon.co.jp において取り扱われている商品に対する評価値付きレビューを使用する。評価値の根拠となる語には明確な教師データは存在しないが、評価値の根拠となる語と非常に関係が深いと考えられる評価値の予測タスクであれば教師データは大量に存

在している。また、評価値の予測タスクであれば、評価値の根拠となる語の候補を、素性として用いることが可能であるため、評価値の予測タスクにおいて重要な素性を評価値の根拠となる語であるとして抽出を行う。評価値の予測には Support Vector Machine (以下、SVM) [1] を用いる。

本研究に関連した研究として特徴選択がある。特徴選択は使用するデータのうち、不要と思われる特徴を除外することで分類器の改善を図る手法である。Brank らの研究 [2] では本研究と同様に SVM における素性の重みに注目し、重みが0に近い特徴を除外し学習し直すことで分類器の性能の向上を図っている。これに対して、本研究では、素性の抽出を目的としているため、分類器の性能自体についての検討は行わない。

2. 評価根拠の抽出方法

本研究では SVM を用いた評価値の予測タスクにおいて重要と思われる素性を、評価値の根拠であるとして抽出する。SVM には分離超平面によりクラスごとにデータを分離するクラス分類 (SVC) と、データから数値を予測する回帰分析 (SVR) がある。どちらも評価値の予測に用いることが可能ではあるが、性質が異なるため、重要な素性の抽出において、分類による予測を用いた場合と回帰による予測を用いた場合の双方を検討し、実験にて比較する。

根拠語の候補には MeCab[3] を用いてレビューを形態素解析した結果から得られる形態素を用いる。得られた形態素の中でも、「デザイン」「価格」「最高」などの名詞や「良い」「安い」などの形容詞は評価に関係があると思われるた

¹ 兵庫県立大学大学院工学研究科

め、本研究においては、名詞と形容詞を素性として用いる。ただし、名詞や形容詞であっても、代名詞や接尾などの素性は意味を持たないと考えられるため、語を単体で見たとときに意味を得られない語はあらかじめ除外する。得られた語に対して (1) 式で表される TF-IDF を用いて重み付けを行い、SVM の素性ベクトルを構築する。(1) 式の $tf(t, d)$ はレビュー d 中の単語 t の出現頻度、 S はレビュー d 中に出現する全ての単語の出現頻度の和、 N はレビューの総数 $df(t)$ は単語 t が出現するレビュー数である。

$$\frac{tf(t, d)}{S} \times \log \frac{N}{df(t)} \quad (1)$$

SVM では評価値の予測に (2) 式に示すような識別関数を用いる。(2) 式の y に教師データとしてレビューの評価値を、 \mathbf{x} にレビューから得られた素性ベクトルを入力することで SVM は最適なパラメータ \mathbf{w} および b を求める。SVM を用いた評価値予測では、この求めたパラメータの \mathbf{w} と b を用いて、未知の入力 \mathbf{x} に対する評価値 y の予測を行う。

$$y = \mathbf{w}^T \mathbf{x} + b \quad (2)$$

評価根拠の抽出には、この評価値の予測タスクから得られる素性の重要性を指標とする。本研究における素性の重要性とは、評価値の予測に対して素性が与える影響の強さであり、重要性を測る指標として、以下の 2 つを用いる。

- 素性の重み
- 予測精度の変動の大きさ

これらの指標の大きさに基づいてランキングを行い、ランキング上位の素性を評価値の根拠であるとして抽出する。

2.1 素性の重みに基づく語の抽出

素性の重要性を測る指標として語に対応付けられた素性の重みを用いる。素性の重みとは (2) 式における \mathbf{w} にあたる。この重みは、(3) 式の制約条件のもとで求められる。

$$y_i((\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i) + b) \geq 1 \quad (3)$$

(3) 式は、この制約条件を満たす限り y_i は $(\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i) + b \geq 1$ のときに 1、 $(\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i) + b \leq -1$ のとき -1 となることを表しているため、SVM は $-1 > y > 1$ におけるマージン $2/|\mathbf{w}|$ を最大化するようにパラメータを推定する。このマージンについての最大化問題は $|\mathbf{w}|^2/2$ の最小化問題と等価となるため、ラグランジュ未定乗数法を用いて解くことが可能となる。また、このときラグランジュ乗数 a_i は \mathbf{x}_i がサポートベクトルではないときに 0 になることから、 \mathbf{w} はサポートベクトル \mathbf{x}_i^* により決定されるため、SVM において分離超平面は (4) 式により求めることが可能となる。

$$\mathbf{w}^T \mathbf{x} + b = \sum_{i=1}^N a_i y_i \mathbf{x}_i^* \cdot \mathbf{x} + b \quad (4)$$

通常は (4) 式の右辺を使って分類するが、線形カーネル

を用いる時は、 \mathbf{w} は (5) 式で表せる。

$$\mathbf{w} = \sum_{i=1}^N a_i y_i \mathbf{x}_i^* \quad (5)$$

この \mathbf{w} が素性として用いた語に対応した、その影響の強さに応じた重みである。この素性の重みの大きさを重要性の大きさとして用いる。また、この重みの大きさは符号が正であれば好評、符号が負であれば不評への影響が強いことを表しているため、素性の重みの絶対値が大きい語を抽出対象とする。

なお、それぞれの素性に対応した重みを得る必要があるため、高次元空間にデータを写像するため素性と重みの対応関係を知ることが不可能な非線形カーネルは使用できない。

2.2 予測精度の変動に基づく語の抽出

素性の重みとは別に、素性の重要性を測る指標の 1 つとして、各素性を除外した場合における予測精度の変動の大きさを測る。評価値の予測において、重要な素性を除外した場合、その時の予測精度は素性を除外する前の予測精度よりも低下すると考えられる。よって、素性を 1 つ除外した場合における予測精度の変動の大きさを除外した素性の重要性の大きさであるとし、もともとの予測精度よりも悪化した素性ほど重要であるとする。

素性の重要性の大きさを求めるにあたり、予測精度の指標をそのまま使用せず、精度が悪化するほど値が正の方向に大きくなるように差を取ったものを語の重要性を測る指標とする。全ての素性を用いたときの評価値の予測精度を P 、素性 j を除外した場合の予測精度を P_j 、素性 j の重要性の大きさを A_j とする。SVC を用いた場合の予測精度の指標は、使用したデータのうち正しいクラスに分類されたデータの数を表す正解率を使用している。正解率は高いほど精度が良いため、重要性の大きさは (6) 式で表される。

$$A_j = P - P_j \quad (6)$$

一方、SVR では予測精度の指標に、レビューごとの実際の評価値と予測値の差の 2 乗和をレビュー数で割った平均二乗誤差を用いている。平均二乗誤差は低いほど精度が良いといえるため、重要性の大きさは (7) 式で表される。

$$A_j = P_j - P \quad (7)$$

(6) 式もしくは (7) 式で求めた A_j の大きさに基づいてランキングを行い、ランキング上位の語を抽出する。なお、 A_j が 0 以下の素性に関しては抽出対象外とする。

また、SVM のパラメータについては、処理時間の短縮と学習条件の均一化のため、全ての素性を用いたときにグリッドサーチを行うことで得られた最適なパラメータを素性の除外時にも適用する。

2.3 主成分分析による指標の合成

素性の重みと予測精度の変動といった2つの指標を提案したが、さらにこれらの指標に素性の出現頻度を加えた3つの指標を組み合わせることで抽出精度の向上を図る。これらの指標はいずれも大きい方が良い指標であると考えられる。そのため、これらの指標をまとめた総合的な指標を作成する手法として主成分分析を用いる。主成分分析により得られる素性ごとの第一主成分得点を新たな指標として用いる。なお、主成分分析に使用する際に、素性の重みについてはその値の絶対値 $|w_j|$ を、予測精度の変動の大きさについては A_j を用いる。語の抽出には得られた主成分得点によりランキングを行い、上位の語を抽出する。ランキングには、固有ベクトルの符号に注目し、正であれば降順に、負であれば昇順にランキングを行う。また、固有ベクトルの符号が統一されることを想定しているが、符号が統一されていない場合は固有ベクトルを足し合わせた結果が正であれば降順に負であれば昇順にランキングを行う。

3. 抽出実験

各指標を基に評価値の根拠となる語の抽出を行う。抽出された語の中で商品についての感想をあらわす「意見」と、商品についてのある側面を表す「属性」に分類される語を正解とする。「意見」とは「大きい」や「おすすめ」といった評価を表すような語であり、「属性」とは「価格」や「サイズ」といった商品についての特徴を表す語である。抽出対象の素性中に含まれる意見および属性数を基に適合率を算出し、それぞれの手法における適合率によりその精度を評価する。

また、語を抽出するだけならば、単にレビュー中の語の出現頻度を用いる方法もある。そこで、各商品のレビューに対して出現頻度のみを指標とした抽出を行い、その結果と提案した指標による抽出結果との比較も行う。

3.1 実験条件

実験に使用するデータは通販サイトの Amazon.co.jp において取り扱われている20ジャンルの商品を対象とする。評価の偏りによる抽出結果の違いを調査するため、各ジャンルごとに高評価中心の商品レビューと低評価中心の商品レビューの2種類を用意、合計で40件のデータを使用する。使用する商品のジャンルを表1に示す。また、高評価商品と低評価商品それぞれの評価値の内訳を割合として表したものを図1に示す。図1の棒グラフは評価値の平均値を、髭の上端は最大値を、下端は最小値を表す。根拠語の正解は著者のうち1名が、事前に候補語すべてを閲覧して決めた。

また、実験には LIBSVM[4] を使用し、SVM の分類器としては SVC および SVR を、カーネルには線形カーネルを用いる。学習の際にはグリッドサーチを用いて最適なパラ

表 1 使用した商品ジャンル

PC パーツ	ネット機器	照明器具	園芸用品
イヤホン	ベビー用品	美容器具	外付けメモリ
カメラ	メモリカード	菓子	家電用品
カー用品	健康器具	食品	携帯アクセ
キッチン用品	入力機器	飲料	洗剤

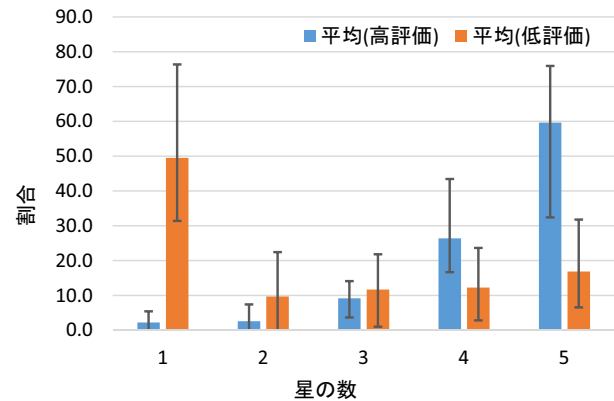


図 1 商品の評価値の内訳

メータを指定する。

SVC は二値分類であるため、5段階の評価値を好評と不評の2クラスに分けた上で評価値の予測を行う。好評と不評の2クラスに分類する方法としては、評価値ごとのレビュー数をもとにクラス間のレビュー数の差が最も少なくなるようにクラス分けを行う。例えば、評価値が5, 4を好評クラス、評価値3, 2, 1を不評クラスに分けたとき、好評クラスと不評クラスのレビュー数が同じならばそれを最良の分け方であるとする。

また、先行研究において抽出精度の向上を目的として提案したフィルタリングを用いる [5]。先行研究では商品ごとのレビュー中に出現する素性の出現頻度および出現頻度を出現したレビュー数で割った1レビューあたりの出現割合という2種類のフィルタリングを用いることで適合率の向上が確認されている。本研究でも同様のフィルタリングを用いて、出現頻度が1回の素性と出現割合が1.2を超える素性を除外する。

3.2 各指標を単独で用いた場合の抽出結果

まず、素性の重みを指標とした抽出方法について検討する。SVC および SVR を用いた評価値の予測タスクより得られた語に対応する重みを求める。使用した分類器における重みの上位20件と下位20件の適合率および全体の平均の適合率を表2に示す。表2より、素性の重みを指標とした抽出では SVC を用いた場合において適合率が0.694で最大となった。

また、抽出数による適合率の変化を確認するために、抽出数を2件から40件の間で変化させたときの、素性の重みを指標とした抽出結果と出現頻度のみに基づいた抽出結

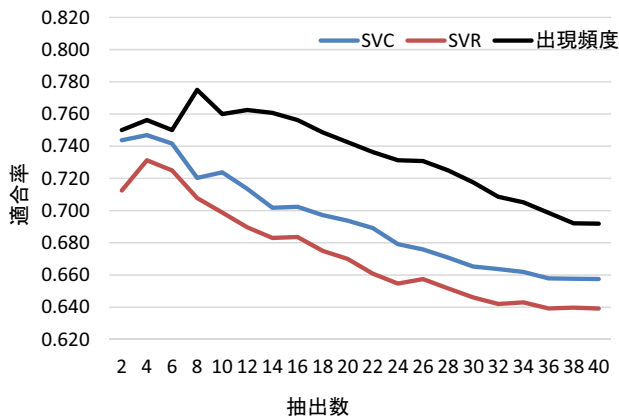


図 2 素性の重みを指標とした抽出数に対する精度

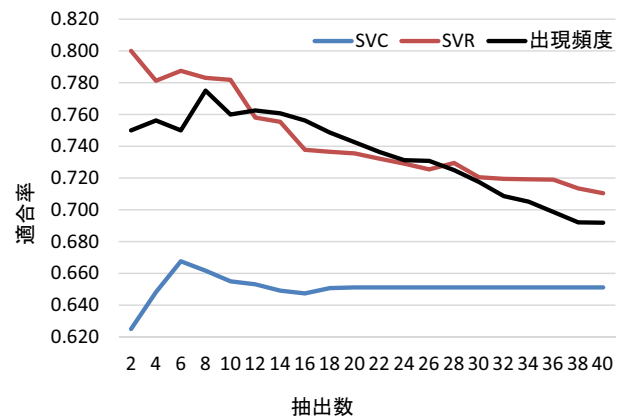


図 3 予測精度を指標とした抽出数に対する精度

表 2 素性の重みを指標とした抽出結果比較

		SVC	SVR
高評価	上位	0.693	0.680
	下位	0.650	0.628
	平均	0.671	0.654
低評価	上位	0.725	0.680
	下位	0.708	0.693
	平均	0.716	0.686
全体		0.694	0.670

表 3 予測精度を指標とした抽出結果比較

	SVC	SVR
高評価	0.606	0.731
低評価	0.718	0.740
平均	0.662	0.736

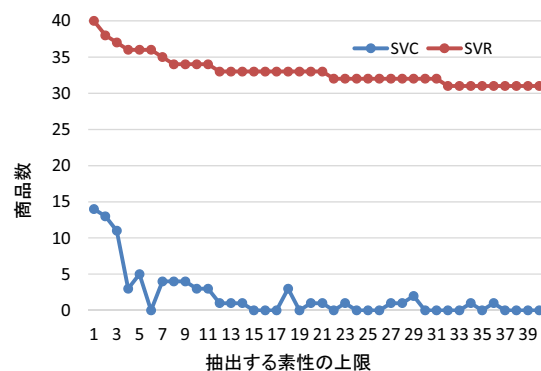


図 4 抽出数に応じた抽出可能な商品数

果から得られた適合率をそれぞれ図 2 に示す。図 2 より、抽出数が変化しても SVR を用いるよりも SVC を用いた方が適合率は高いことがわかる。また、単純な抽出精度では出現頻度に基づいた抽出方法に比べて低いことがわかる。しかし、提案手法では素性の重みの符号により、その素性が好評と不評のどちらに影響があるかを判別することが可能であるという、出現頻度にはない利点がある。

次に、予測精度の変動の大きさを指標とした抽出方法について検討する。使用した分類器ごとの抽出精度の結果を表 3 に示す。抽出対象は上位 20 件とする。

表 3 より、予測精度の変動の大きさを指標とした語の抽出では SVR を使用した場合において適合率が 0.736 で最大となることがわかる。

なお、予測精度の変動の大きさに基づくランキングにおいて、同順位の素性の影響で指定した数で区切ることが困難な場合には、指定数以下になるように同順位の素性群を除去した上で適合率の算出を行う。たとえば、抽出対象を 20 件とした場合において、上位から 17 件以降の素性の予測精度が全く同じであった場合、その商品に限り 17 件中に含まれる正解の数から適合率を算出している。

また、抽出数による適合率の変化を確認するために、抽

出数を 2 件から 40 件の間で変化させたときの、予測精度の変動の大きさを指標とした抽出結果と出現頻度のみに基づいた抽出結果から得られた適合率をそれぞれ図 3 に示す。図 3 より、抽出数が変化しても SVC を用いるよりも SVR を用いた方が適合率は高いことがわかる。出現頻度に基づいた抽出方法との比較では、部分的に SVR を用いた結果が上回っていることがわかる。

また、図 3 より SVC を用いた場合に精度が著しく悪いことがわかる。そこで、指定した数以上の素性を抽出可能な商品の数を調査する。抽出数を 2 件から 40 件の間で変化させたときに、SVC と SVR を用いた場合での抽出数の数だけ素性が抽出可能な商品数をそれぞれ図 4 に示す。図 4 より、SVC はほとんどの商品で指定数を満たしていないことが分かる。また、SVR でも素性数が指定数に満たない商品が 4 分の 1 程度存在していることがわかる。

これは、以下に述べる 3 つの問題のうちいずれかが多くの商品において発生しているためである。まず、1 つ目は全ての素性を用いた時の予測精度と比較した時に悪化するような素性が存在しない場合があることである。この場合には、抽出対象から商品ごと除外している。2 つ目は、1 つ目のように全く存在しないわけではないが、抽出できる素性数が非常に少ない場合である。この場合には、抽出可能な素性中に含まれる正解の数から適合率を算出している。

表 4 適合率比較

	高評価	低評価	平均
SVC	0.708	0.758	0.733
SVR	0.710	0.748	0.729
SVC×SVR	0.710	0.763	0.736

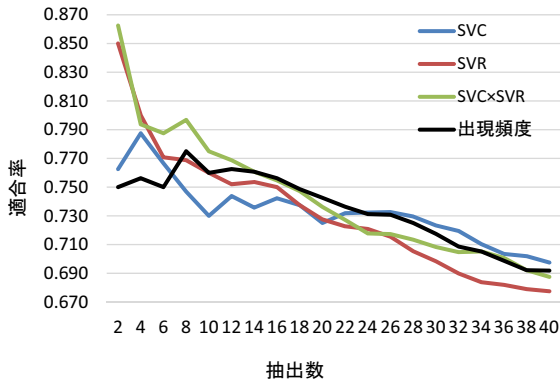


図 5 分類器の組み合わせ別の主成分得点に基づく精度比較

3つ目は、抽出可能な素性は存在するがランキングを行った際に、同じ順位の素性が複数存在し、指定した数で区切ることが困難な場合である。また、SVRを用いた場合においても先に挙げた問題のうち2つ目の問題が発生している商品が存在する。

抽出可能な数が少ない商品もまとめて適合率の平均を算出すると、抽出可能な素性が少ない商品の適合率に大きく影響されるため、予測精度の変動の大きさを指標とした抽出方法からは安定した結果が得られないと考えられる。

3.3 主成分分析を用いた指標の合成による抽出結果

主成分得点を指標とした抽出方法について検討する。なお、素性の重みを指標とした抽出では分類器にSVCを、予測精度の変動の大きさを指標とした抽出では分類器にSVRを用いた場合において最も良い適合率が得られたことを考慮し、特徴量の候補であるこれらの指標を測る際に用いる分類器の組み合わせは、両方ともSVC、両方ともSVR、素性の重みにSVCを予測精度の変動にSVRを用いた場合(以下、SVC×SVR)の3パターンを用いる。

抽出された素性に含まれる意見と属性に分類される素性から適合率を求め、その値により評価を行う。第一主成分の主成分得点によってランキングされた素性のうち、ランキング上位の20件の素性を抽出し、適合率を求める。高評価商品と低評価商品のそれぞれでのSVC, SVR, SVC×SVRの3パターンにおいて、ランキング上位の20件の素性を抽出したときの適合率を表4に示す。

また、抽出数による適合率の変化を確認するために、抽出数を2件から40件の間で変化させたときの適合率を図5に示す。

図5より、SVC×SVRを用いた場合において20件以下

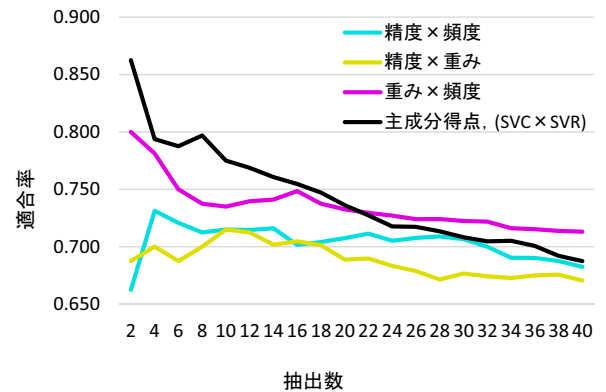


図 6 特徴量の組み合わせによる抽出精度比較 (SVC)

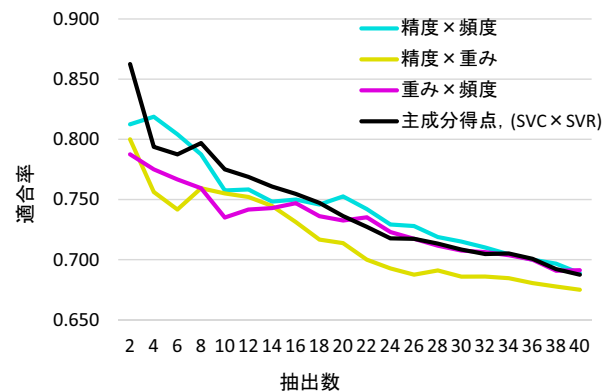


図 7 特徴量の組み合わせによる抽出精度比較 (SVR)

では適合率が高く、出現頻度のみを指標とした抽出方法よりも精度が良いといえる。

また、主成分分析に使用した3つの特徴量の組み合わせが最適であるとは限らないため、これら3つの特徴量のうち2つを組み合わせた場合での抽出精度の比較も行う。

特徴量の組み合わせ方として素性の重みと出現頻度(重み×頻度)、素性の重みと予測精度の変動の大きさ(重み×精度)、予測精度の変動の大きさと出現頻度(精度×頻度)の3パターンについて検討する。分類器の組み合わせとして、SVCを用いた場合の結果を図6に、SVRを用いた場合の結果を図7に、SVC×SVRを用いた場合の結果を図8に示す。また、比較対象としてSVC×SVRと3つの特徴量を組み合わせた結果をそれぞれの図に示している。

図6, 図7, 図8より、SVCを用いた場合との比較では、抽出数が20件以下と少ないときに、SVC×SVRと3つの特徴量を組み合わせた結果が適合率が高くなっている。また、SVRおよびSVC×SVRを用いた場合でも、SVC×SVRと3つの特徴量を組み合わせた結果が適合率が高くなっているが、抽出数がある程度増えると精度×頻度の組み合わせと同程度の適合率となっている。また、抽出数が30件以上の場合では、SVCを用いた場合での重み×頻度の組み合わせの適合率が高くなっている。

手法としては、抽出数が少ない時に高い適合率を示したSVC×SVRと3つの特徴量との組み合わせによる主成分得

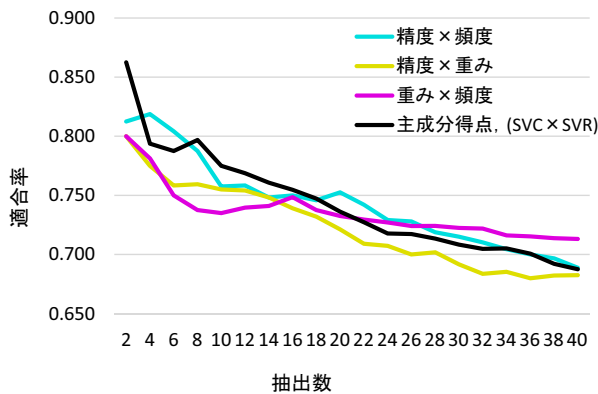


図 8 特徴量の組み合わせによる抽出精度比較 (SVC×SVR)

表 5 抽出された語の上位 10 件 (素性の重み)

高評価		低評価	
美容器具	園芸用品	キッチン用品	家電用品
顔 (-0.311)	仕方 (-0.004)	残念 (-0.257)	コンパクト (0.521)
安心 (-0.515)	性能 (0.005)	危ない (-0.154)	良い (0.551)
繊維 (-0.339)	悪い (-0.003)	よい (0.141)	煙 (-0.465)
色 (-0.367)	場所 (0.005)	小さい (-0.174)	よい (0.358)
パフ (0.287)	固い (-0.005)	値段 (-0.160)	うるさい (-0.356)
肌 (-0.194)	タイプ (-0.004)	状態 (-0.144)	いい (0.128)
安い (-0.310)	最高 (0.004)	間違い (-0.130)	残念 (-0.301)
いい (-0.174)	先端 (-0.002)	対応 (-0.138)	小さい (0.320)
漂白 (0.145)	評判 (0.004)	使い勝手 (0.165)	不安 (0.277)
よい (-0.226)	安価 (0.004)	すごい (-0.116)	期待 (-0.131)

点を指標とした結果が最良であると考えられる。

また、SVC×SVR と 3 つの特徴量との組み合わせにおいて抽出された語の一部を素性の重みとともに表 5 に示す。表 5 より、正解として高評価商品からは「安心」「性能」「最高」、低評価商品からは「残念」「危ない」「うるさい」といった語が抽出できている。しかし、「美容器具」では、不正解の語として「顔」や「肌」といった美容器具として使う体の部位を表す語が見られた。また、「園芸用品」では抽出された語の一番上に「仕方」という語があるが、これは形態素解析により「仕方ない」という語が「仕方」と「ない」に分割されてしまったものである。「家電用品」では、「良い」「いい」「よい」というような意見ではあるが非常に良く似た語が集中している場合もあった。

また、素性の重みに注目した場合には、高評価の「園芸用品」の「悪い」という語は不評に影響のある語であることがわかり、低評価の「家電用品」では「うるさい」「残念」などの悪い評価がある一方で、「コンパクト」「小さい」など好評な部分もあることがわかる。しかし、「美容器具」に関してはそのほとんどが不評な語となっていることがわかる。これは、SVC を用いる場合には、5 段階の評価値を好評と不評の 2 クラスに均等になるように分割していることが原因だと考えられる。「美容器具」では星 5 のレビューが大半を占めており、星 1 から星 4 のレビューを不評クラスとした上で素性の重みを求めている。その結果、星 4 以

下のレビューで多く出現した「安心」「よい」などの好評に関係があると思われるような語までもが不評に影響のある語として分類されてしまっている。

4. おわりに

評価値の根拠となる語を、評価値の予測タスクにおける重要性をあらわす指標を用いて抽出を行った。指標としては、評価値予測の際に SVM により与えられる素性ごとの重みと、ある 1 つの素性を除外したときの予測精度とすべての素性を用いたときの予測精度との差の大きさの 2 つを用いた。また、これらの指標に加えて素性の出現頻度の 3 つの特徴量を基にした主成分分析を行うことで与えられる素性ごとの主成分得点についても検討した。その結果では、素性の重みは単純な出現頻度を指標とした抽出方法に及ばず、予測精度の変動の大きさについては出現頻度を上回る場合も存在したが抽出可能な素性の数が極端に少なくなる可能性があり、安定した結果が得られるとは限らないことがわかった。ただし、素性の重みを用いた抽出では重みの符号により、出現頻度だけでは判別できない、好評および不評に影響のある素性を区別して抽出できるという利点がある。

また、主成分得点を用いて素性の重み、予測精度の変動の大きさ、素性の出現頻度を合成したところ、それぞれを個別に用いた場合より高い適合率が得られた。また、抽出対象の数によっては、提案した 3 つの特徴量を全て用いるよりも 3 つの内の 2 つを組み合わせの方が適合率が高くなる場合もあったが、抽出数が少ない場合においては 3 つの特徴量を全て用いた結果が他のどの手法や組み合わせよりも高い適合率が得られることがわかった。

また、意見や属性にあたる語が抽出されていたが、抽出された語を確認したところ、評価値の根拠とは考えられない語も存在していた。また、本実験で用いた評価値を 2 クラスに分割する方法では、表 5 の「美容器具」のように好評な意見を表すような語の多くが不評な語として扱われている。よって、不要な語の排除と SVC を用いた場合のクラスの分割方法の見直しが今後の課題となる。

参考文献

- [1] V.N. Vapnik.: *Statistical Learning Theory*, Wiley, New York (1998)
- [2] Brank, J., Grobelnik, M., Milic-Frayling, N., Mladenic, D.: *Feature Selection Using Support Vector Machines*, WIT Press, 28 (2002)
- [3] MeCab, <http://mecab.googlecode.com/svn/trunk/mecab/doc/index.html>
- [4] LIBSVM, <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/>
- [5] 清瀬太一郎, 湯本高行, 新居学, 上浦尚武.: SVM による商品レビューの評価値の根拠となる語の抽出, 第 14 回情報科学技術フォーラム講演論文集, D-004, pp. 67-70(2015)