

感性表現と単語意味属性を用いた感性情報定量化手法

高橋いづみ, 浅野久子, 小林のぞみ, 松尾義博, 菊井玄一郎

日本電信電話株式会社 NTTサイバースペース研究所

{takahashi.izumi, asano.hisako, kobayashi.nozomi, matsuo.yoshihiro, kikui.genichiro}@lab.ntt.co.jp

1. はじめに

現在 Web 上で商品などの事物を検索する際には, 対象の名前やカテゴリなど定量的な特徴による検索が主流である. 車を例にとると, 「T社」の「セダン」, 「4ドア」, 色は「白」...などが検索クエリとなる. しかし, 欲しいものはあるが具体的な特徴として記述できず, 「かわいい」「上品な」などのイメージや, それを使った際の気分といった「感性」でしか対象を特徴付けられない場合, そうした感性を直接検索クエリとして検索できると便利である. この「感性検索」は実際にサービスとして展開されており, 例えばBIGLOBEの感性検索の温泉版では「つつる めるめる」「濁った 無色透明」等のスライダーの値を自由に動かすことで好みの温泉を直感的に検索できる. 他にも同様のサービスとして映画のレコメンドを行う goo のぐにゅナビ, 形容詞から画像検索を行うアマナイメージサービスのEVE^[1] などがある.

こうした感性検索を実現するためには, 検索クエリとなる表現や検索対象に対して我々が抱くイメージである「感性情報」をなんらかの形で定量化し, 距離計算を可能にする必要がある. そのアプローチ方法は主に下記の3つに分類できる.

- A) 人手で感性情報の定量化を行う^[1].
- B) 画像などの物理的特徴量とその主観評価結果の関係を, 主成分分析などを行ってモデル化する^[2]
- C) テキスト情報を利用して感性情報を定量化する^[3, 4]

既存のサービスでは A) の手法を取っているものが多い. 例えば前述の画像検索サービス^[1]では「WARM COOL」「SOFT HARD」等からなる空間を定義し, その空間のどこに検索対象の画像を配置するか人手で設定している. これは人の直感に合う結果が提示できる反面, 非常にコストがかかる. B), C) はその人手の部分部分を半自動にすることでコスト削減を目指したもののだが, B) ではモデル作成のコストが高い上に, 次元圧縮後の軸が必ずしもわかりやすい特徴を表しているとは限らない. C) ではドメインに特化した知識ベースを人手で作成する必要があったり, 小規模な実験に留まっている. そこでわれわれは汎用的で低コストな手法の確立を目指し, C) のアプローチで大量のテキストデータを用いて大規模に感性情報の定量化を行う手法の検討を行ってきた^[5]. これは「かわいい」等のイメージを表す表現である感性表現を利用し, 任意の対象の感性情報を「美しい 醜い」「動的 静的」等を軸とするイメージの空間「感性空間」の座標として定量化するものである. イメージの近さを空間内での距離の近さとして表現することで, 前

述のような感性検索や, イメージが類似する対象のクラスタリング等が可能となる.

イメージの類似度を測る際に問題となるのは, 対象同士が似ているか否かは捉え方に依存することである. 例えば「A君とB君は見た目は違うが性格が似ている」というように, 同一の対象同士であっても見た目と性格という捉え方で似ているか否かが変化してしまう. しかし逆に言えば見方を同じにすることで, 似ているか否かが測れる可能性がある. 本研究ではこの点に着目して対象の持つ様々な側面ごとに感性情報の定量化を行い, 検索タスクにおいて評価してその有効性を確認した. この際側面として日本語語彙大系^[6]における一般名詞意味属性*をそのまま利用した. 例えば「かわいい」なら[観], 「上品」なら[人柄]および[品質]の意味属性を持つことになる. [観]は外見的特長から受けるイメージを意味し, 他に「ゴージャス」「物静かな」などが同じ意味属性を持つ. この意味属性を導入することで, 前例のA君の容姿と性格のイメージを分離できる. しかし意味属性の中には[人柄(奥ゆかしい, 素朴など)], [気質(大胆, 世話好きなど)]のようにイメージを分離する目的のためには細分化されすぎているものがある. 側面が細分化されすぎると一側面あたりの感性表現が減り, 定量化に不十分であったり感性情報が付与できない場合が出てくる. 本稿ではこれを統合することでイメージが過剰に分離されることを防ぎ, 多くの対象に精度良く感性情報を定量化できるよう手法の改良を行う.

2. 従来手法の改良

2.1 感性情報定量化の流れ

これまでの研究^[5]における定量化手法の概要を図1に示す. まずあらかじめ感性表現の感性情報を定量化して感性表現データベースに登録しておく. その上で任意の対象について書かれたテキストを入力すると, そこから感性表現を抽出し, 感性表現データベースを用いて対象の感性情報の定量化を行う. 以下ではまず従来手法の概要の説明として2.2節で感性表現データベースの作り方および対象の感性情報を定量化する方法を説明したあと, その課題の整理を2.3節で行い, 最後に2.4節で改良点を説明する.

2.2 従来手法の概要

[感性表現の感性情報] まず「明るい 暗い」「美しい 醜い」などを軸とする感性空間に, テキストから得られる

* 一般名詞意味属性とは: 単語が意味的にどんな使われ方をするかという単語の意味的用法を整理し, 12段, 約2700ノードからなる木構造に体系化したもの.

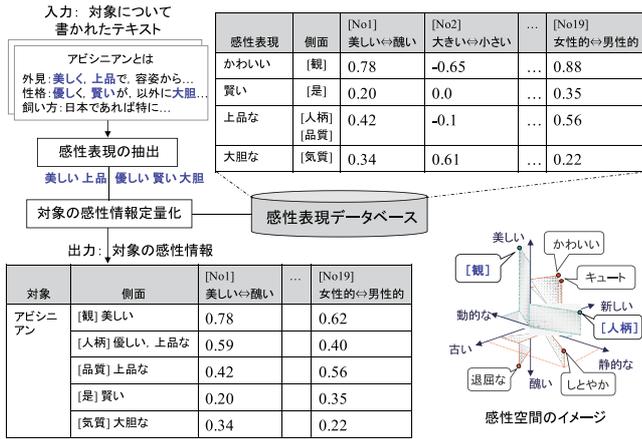


図 1: 従来手法の概要

情報を元に「かわいい」「ふわふわ」等の感性表現の位置を決定する。軸は先行研究^[7]等を参考に表1の19次元に定めた。以降では感性空間中に位置づけた感性情報を「感性ベクトル」と呼ぶ。

表 1: 感性空間の軸

	(+) 極表現 (-)	(+) 極表現 (-)
1	美しい⇔醜い	11 シンプルな⇔複雑な
2	親しみにくい⇔親しみやすい	12 動的な⇔静的な
3	静かな⇔うるさい	13 不安定な⇔安定な
4	新しい⇔古い	14 やわらかい⇔かたい
5	人工的な⇔自然な	15 厚い⇔薄い
6	開放的な⇔閉鎖的な	16 女性的な⇔男性的な
7	危険な⇔安全な	17 あたためたい⇔つめたい
8	強い⇔弱い	18 軽い⇔重い
9	大きい⇔小さい	19 明るい⇔暗い
10	派手な⇔地味な	

まず大量の Web テキスト (Blog 記事) を用いて軸の両端の感性表現と統計的に並列の関係にある感性表現を集め、感性ベクトルを作成する。例えば「かわいい」の「美しい醜い」軸での値を求める場合、「美しくてかわいい」「醜くてかわいい」の出現数と「美しくて」、「醜くて」の関係にあるすべての感性表現の出現数を元に決定する。

また日本語語彙大系を参照し、作成した感性ベクトルの側面としてその感性表現の意味属性を付与する。「かわいい」の側面は [観] となる。以上の手順で全 1,415 語の感性ベクトルを感性表現データベースに登録した。

[対象の感性情報] 上記の処理をあらかじめ行っておいた上で対象の感性ベクトルを作成する。まず入力されたテキストから対象を特徴付ける感性表現を抽出する。次にその感性表現の感性ベクトルを感性表現データベースから得て、その出現頻度で重み付けして平均を取ることで、対象の感性ベクトルを作成する。この際対象の側面ごとに感性ベクトルを作成するために日本語語彙大系の意味属性を用いる。例えば「かわいい」なら [観]、「冷たい」なら [冷却] と [人柄] となる。ある対象と共に起る感性表現が「美しい」「上品な」「優しい」「賢い」「大胆な」であった場合、側面ごとにまとめると図1の出力のようになり、この5つの側面ごとの感性ベクトルを対象の感性情報とする。対象の側面として用いられた意味属性は全 2700 ノード中の約 250 ノードであった。

[イメージの近さ] 対象同士のイメージの近さを求める際には、対象同士が共通に持つ側面において感性ベクトルの距離計算を行うことで、対象の捉え方をそろえて近さを測ることができる。感性表現と対象のイメージの近さを求める際も同様で、感性表現と対象が共通に持つ側面において距離計算を行う。こうして比較対象同士の側面をそろえることで、対象を特徴付ける感性表現としてふさわしくないものが排除できる効果が見込める。

2.3 従来手法における課題

対象の感性情報を側面ごとに分離する際、側面を詳細に分類した方がより精度良く感性情報を定量化できる反面、詳細化しすぎると定量化に利用できる感性表現が減り、感性ベクトルが作成できなくなってしまう弊害がある。2.2 節においては側面として日本語語彙大系の単語意味属性をそのまま利用した。これには前述のように [人柄]、[気質]、[性格] などイメージを分離する目的のためには細分化されすぎているものがあるため、対象の側面として統合して問題ない意味属性については統合する必要がある。

また、従来手法において入力テキストは事典や解説記事など対象にあらかじめ紐付いたテキストを利用し、そこに出現する感性表現を抽出することで特徴を対象付ける感性表現を得ていた。これは、対象について記述のある Web のブログ等に出現する感性表現を用いると、そこに含まれる対象とは無関係な感性表現によりイメージが鈍ってしまうためである。しかし、色々なドメインで多くの対象についての事典や解説記事を手にするのは難しく、利用できる感性表現数も少ない傾向にある。もしブログなどのテキストを用いることができれば、より多くの感性表現をもとに感性情報の定量化を行えることが期待できる。そこで入力テキストとしてブログを用いることが可能か、また側面を統合してもその制度が維持できるか検証する必要がある。

2.4 側面：単語意味属性の統合

単語意味属性を下記のルールにより人手で統合した。その結果、全感性表現の属する総側面数は約 250 ノードから 61 ノードとなった。

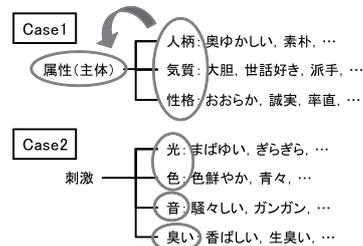


図 2: 側面の統合

- (1) 木構造の葉カテゴリから、処理を開始 (図 2)
- (2) 同じ階層の意味属性とそこに属する感性表現が「 $x \times$ 」は感性表現、 $x \times$ は同じ階層の他の意味属性」と言い換え可能か調べる。例えば「おおらかな人柄」は言い換え可能、「大胆な性格」も言い換え可能なため、[人柄][性格] は言い換え可能とする (図 2 Case1) このとき、言語表現的に少しおかしくても、意味的に理解できるものは許容した。例えば「ざらざら

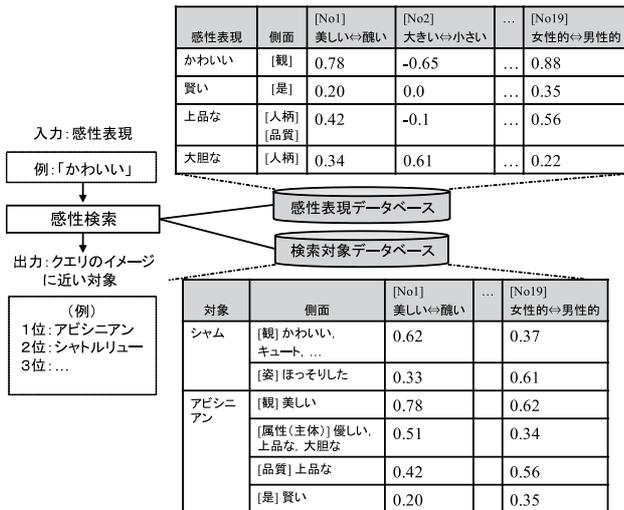


図 3: 感性検索概要

らした色」「青々とした光」は言い換え可能だが、「生臭い音」は言い換え不可能とした。

- (3) 同じ階層の全ての意味属性カテゴリ同士で上記のルールが当てはめ可能なら、一つ上の階層のカテゴリに統合する（図 2 Case1）。
- (4) ルールが当てはまるものと当てはまらないものがある場合は、その階層内で統合する（図 2 Case2）。

統合した側面を用いた場合の感性情報データベース及び対象の感性情報は図 3 の両データベースのようになる。

3. 実験・結果

3.1 実験概要

側面の統合を行った場合と従来手法を比較して、精度を落とさずにより多くの対象に感性情報の付与が行えるようになったかを検証するための評価実験を行なった。ペット（犬、猫）の感性検索システムを作成し、ランキングタスクとして感性情報の定量化の精度を測るとともに、どれだけ対象に感性情報を付与できるか調査を行う。この際入力テキストとして解説テキストと Blog を用い、側面を統合することによる精度と感性情報が付与できた対象数の比較を行う。検索の流れとシステム概要は図 3 で、前章で求めた感性表現の感性情報を感性表現データベース、対象の感性情報を検索対象データベースとして用いる。下記の 4 つの各手法で、20 種類の感性表現をクエリとして犬、猫各 50 種のランキング精度を求めた。

- (a) 提案手法（側面を統合）
- (b) 従来手法（側面を統合しない）
- (c) 側面を考慮せず、検索対象を特徴づける感性表現全てを用いて感性ベクトルを作成した場合
- (d) 検索対象を特徴づける感性表現の出現頻度のみを用いた場合

検索結果の正解データは、被験者による主観評価で作成した。ランキングの正確さを見るために平均逆順位 (Mean

Reciprocal Rank; MRR) を用いた。MRR は $N = \text{質問数}$ とすると、式は下記となる（本稿での N の数は後述）。

$$MRR = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \frac{1}{k \text{ 問目における初出正解の順位}} \quad (1)$$

3.2 実験詳細

[検索対象] 猫、犬それぞれ 50 種を検索対象とする。2 章の手法により対象の感性表現ベクトルを作成する。検索対象を特徴付ける感性表現の抽出は、下記の 2 通りのテキストを入力として行う。

解説テキスト： 検索対象にあらかじめ紐付いたテキストを利用し、テキスト内の全ての感性表現を検索対象に共起するものとして使用する。猫、犬それぞれの名前や性格、飼い方などの解説が書かれたテキストを Web から収集した。

Blog： Web のブログ中で検索対象と文共起する感性表現を使用する。各検索対象が出現するブログを 1 対象につき 1000 テキスト収集した。ただし対象によっては 1000 テキストに満たないものもある（表 3 の [集まったテキストの割合] を参照のこと）。

[検索クエリとした感性表現] 検索クエリとして実験に用いた感性表現は下記の全 20 表現で、1 度の検索で使用する感性表現は 1 語とした。ある程度の出現数があり、ペットを検索する表現として違和感の少ないものを選択した。側面の数は最小で 1、最大で 3 となっている。また、側面数は統合により 14 から 10 となった。

おとなしい、かっこいい、かわいい、強い、ぼっちゃり、エレガント、スレンダー、ユニーク、ワガママ、ふわふわ、優しい、高級、庶民的、女らしい、男らしい、地味、派手、美しい、保守的、安全

[正解データの作成方法] 上記の感性表現 20 種を用いて猫と犬の各 50 種を検索する場面を想定して、それぞれの感性表現に対して 50 種の猫が検索結果としてふさわしいか否か、3 段階での主観評価を 25 人の被験者により実施した（それぞれ 50 種 × 20 クエリで 1000 対象分）。ふさわしいと思った場合は ○、ふさわしくない場合は ×、どちらともいえない場合は △ をつけてもらった（記入例）

[query] ゴージャス
アビシニアン
ベルシャ猫
...

より確かなもののみを正解とするため、△のみを正解、及び × を不正解として κ 値の平均を求めたところ、0.26 であった。 κ 値とは、主観が入る判定が複数の観察者間で一致するか否かを見るための指標で、一致率から偶然に一致する確率を引いた値である。0.41 ~ 0.60 だと中程度の一致、0.61 ~ 0.80 であればかなりの一致といえる。 κ 値の平均が 0.26 であることと、その最大値と最小値に 2 倍の開きがあったことから検索結果をふさわしいと感じる尺度が被験者間でかなりばらついており、被験者間で感性が近い場合と遠い場合があることが伺える。検索結果として全員の納得するものを出すべきなのか、誰かひとりでも気に入る人がいればよいのかは技術の適用シーンによって異なると考え、以下では △ をつけた人数を閾値として 5 割 (13 人)、7 割 (17

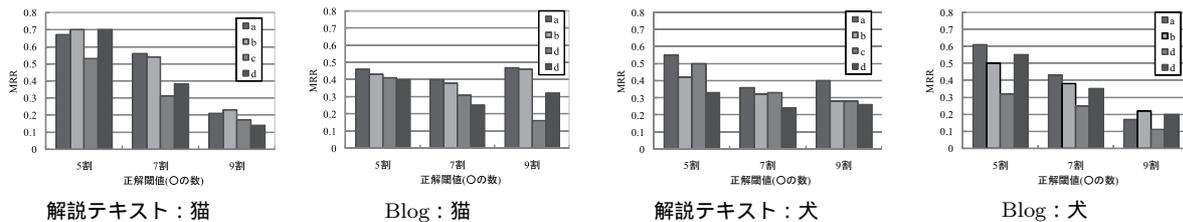


図 4: 利用テキスト, ドメインごとの MRR

人), 9割(22人)以上を正解とする3つの場合について評価を行った。また, 閾値の変化に伴い正解が存在しなくなるクエリが出現したため, 閾値ごとの使用クエリ数と正解の割合は表2のようになった。

表 2: 閾値ごとの使用クエリ数と正解の割合

正解閾値	猫			犬		
	5割	7割	9割	5割	7割	9割
使用クエリ数	15	13	6	16	14	8
正解の割合	196/750	110/650	21/300	184/800	87/700	27/400

3.3 実験結果

感性検索における各手法の各評価結果は図4のようになった。使用したテキストは解説テキストと Blog の2通りとなっている。ほぼどの場合においても提案手法が勝れていることが確認できた。

また, 感性情報が付与できた対象の割合は表3のようになった。入力テキストとして解説テキストと Blog のどちらを用いた場合においても, (b) 従来手法より (a) の提案手法の方が多くの対象に感性情報を付与できており, 側面を統合したことによって多くの対象に対して感性情報が付与できるようになったことが確認できた。また1対象の1側面あたりの感性表現数も解説テキストにおいて1.4表現から2.1表現へ, Blogでは2.0表現から4.5表現へと増加した。

表 3: 感性情報が付与できた対象の割合

		猫	犬
解説テキスト	(a)提案手法(側面を統合)	0.94	0.94
	(b)従来手法	0.73	0.76
	(c)側面考慮なし	1.00	1.00
	(d)共起頻度	0.09	0.07
	(参考)集まったテキストの割合	1.00	1.00
Blog	(a)提案手法(側面を統合)	0.35	0.69
	(b)従来手法	0.28	0.55
	(c)側面考慮なし	0.42	0.90
	(d)共起頻度	0.06	0.15
	(参考)集まったテキストの割合	0.48	0.96

3.4 考察

図4から側面を統合したことで, 統合しない場合と比較して多くの場合においてMRRを向上させられることがわかった。側面を統合することでより多くの対象に感性情報を

付与できるようになったことと併せると, 側面を適切に統合できたと考えられる。また, 解説テキストと Blog を用いたときを比較すると, ドメインが猫の場合は解説テキストを入力とした方が評価が高いが, ドメインが犬の場合は Blog を用いた方が評価がよかった。解説テキストを入力とした場合, 表2の感性情報が付与できた割合はドメイン間で差異があまりないため, 評価の差は表3の正解の割合が, 犬のドメインの方が低いことに原因があると思われる。Blogを入力とした場合では, 猫のドメインのテキストが5割ほどしか集まらなかったため, 感性情報の付与も半数弱の対象にしか行えなかった。これが犬のドメインより評価の低い原因と考えると, 対象について書かれたテキストさえ収集できるならば入力を Blog としたほうが精度よく感性情報を定量化できる可能性があると考えられる。ただ Blog では感性表現が特定の側面に偏ってしまうため, 解説テキストと併用するとよいのかもしれない。

4. おわりに

本稿では対象のもつ側面を日本語語彙大系の意味属性を用いて表す際, 感性情報の定量化に適した意味の単位に統合することで, より多くの対象に対して精度良く感性情報が定量化できることを示した。今後はほかのドメインでも実験を行うと共に, クエリを複数単語入力し, その両方のイメージを混ぜ合わせて検索を行う方法について検討していきたい。

参考文献

- [1] アマナイメージサービス: EVE.
<http://amanaimages.com/eve/>.
- [2] 室岡尚樹, 堀田裕弘, 本田和博, 村井忠邦. 感性情報を検索キーワードとした画像データベースの検討. 情報処理学会研究報告, CVIM, Vol. 6, pp. 1-8, 2004.
- [3] 中辻真, 吉田誠, 平野美貴. 話題対象のクラス知識を活用したCGMからの感性解析技術. DBSJ letters, Vol. 6(1), pp. 181-184, 2007.
- [4] 清水浩平, 萩原将文. 形容詞共起を用いた単語の印象推定法. 電子情報通信学会論文誌, D 86(11), pp. 2483-2490, 2006.
- [5] 高橋いづみ, 浅野久子, 小林のぞみ, 松尾義博, 菊井玄一郎. テキスト情報から作成した感性空間を用いた感性検索. 第11回感性工学会大会, pp. 2A1-4, 2009.
- [6] 池原悟, 宮崎正弘, 白井諭, 横尾昭男, 中岩浩巳, 小倉健太郎, 大山芳史, 林良彦. 日本語語彙大系. 岩波書店, 1997.
- [7] 熊本忠彦, 大田公子. 印象に基づく楽曲検索: 自由かつ自然な印象表現の意味理解. IPSJ SIG Notes, Vol. 121, pp. 81-86, 2002.