

製品画像への感性キーワード自動付与

2 U-4

秋元俊昭^{*}、岡夏樹^{**}^{*}松下電器産業 東京通信システム研究所 ^{**}松下技研 情報・ネットワーク研究所

1. はじめに

デザイナーの発想支援を目的とした画像データベース（デザイナー支援システム）に登録する画像数は1000枚を超える膨大な数である。このため、登録時に人が画像を見て感性キーワードを付与する手間が問題となっている。また、登録する画像は主として過去の製品画像であるが、様々なデザイナーが従来から発想支援用に貯えてきた画像であるので、画像特性を予測することは難しい。

従来、画像から抽出した特微量と感性や印象を表現する言葉との対応付けを行う研究において、多変量解析手法を用いた栗田ら⁽¹⁾の研究や、田中ら⁽²⁾のように意匠知識を用いて画像に適応した画像処理を行う研究が知られている。

しかしながら、多変量解析手法を適用するには、画像特性を反映した学習データ選びが必要であり、未知の特性をもつ画像データへの対応が難しい。また、意匠知識のような固定した知識を利用するシステムでは感性の多様性、変動性への対応が難しい。

本研究の目的は、未知の特性をもつ画像に感性キーワードを自動的に付与することと、固定した知識を用いず、学習データからキーワード間類似度や、キーワードに適した画像特微量重みという知識をダイナミックに獲得することである。

2. 本研究で扱う画像データ及び感性キーワード

本研究で扱う画像データは、デザイナー支援システムに登録済みの2940枚（登録は2名で分担）、主として製品画像である。画像のサイズは80x60画素（ただし、縦横比が異なる場合は、長辺が80になるように変換）、RGB各8bitのフルカラー画像である。画像に付与する感性キーワードは全部で96種類あり、1つの画像には最大4つの感性キーワードを付与できる。（紙面の制限により、全キーワードの紹介を省略）

"A study of adding KANSEI keywords to the products images" ;Toshiaki Akimoto (Matsushita Electric Industrial Co., Ltd.), Natsuki Oka (Matsushita Research Institute Tokyo Co., Ltd.)

96種類のキーワードの中から最大4つまでしかキーワードを選択できないので、キーワードによって使用頻度に大きな差が出た。使用頻度上位4つと下位4つのキーワードを表2.1に示す。2940枚の画像に延べ11760のキーワードが付与されたので、上位4つのキーワードだけで約15%を占めることになる。このように、使用できるキーワード数(96)に対して、付与されるキーワード数(4)が少ないことと、キーワードの使用頻度に最大約50倍の違いがあることが本研究で扱う訓練データの大きな特徴である。

表2.1 使用頻度上位4つ、下位4つのキーワード

順位	キーワード	頻度	順位	キーワード	頻度
1	シンプルな	581	96	斬新な	9
2	都会的な	416	95	深みのある	10
3	軽やかな	393	94	フォーマルな	10
4	実用的な	389	93	伝統的な	10

3. 画像からの特微量の抽出

人が画像のどの部分に注目しているかを区別できるよう、八村ら⁽³⁾の方法を参考に対象物と背景とを分離した。これは似た色の領域を小さい領域から統合し、統合した領域の位置によって背景かどうかの判定を行うという方法である。

色に関する特微量として、対象物の特微量と画像全体の特微量の両方を利用した。RGB画像をマンセル表色系に変換し、H（色相）を12段階、C（彩度）を4段階、V（明度）を5段階に量子化している。有彩色(C=1~3)と無彩色(C=4)に分け、それぞれVの値によって派手な色(V=1,2)、明るい色(V=1~3)、地味な色(V=3,4)、暗い色(V=4,5)の割合を特微量とした。さらに、H,C,Vの組み合わせにより、暖かい色(H=1,2,11,12;C=1,2,3;V=1~5)、寒い色(H=7,8,9;C=1,2,3;V=1~4)、緑色(H=4,5,6;C=1,2,3;V=1~4)、黄色(H=3;C=1,2,3;V=1~4)、オレンジ色(H=2;C=1,2,3;V=1,2)の割合も特微量として加えた。色以外の特微量として、画像の上下左右対角のコントラスト比、エッジ画素数比を用いた。特微量はいずれも正規化している。

4. キーワード間類似度の計算

画像-キーワード行列 X_o の自己相関行列 $X_o^T X_o$ を求めることによってキーワード間の相関を求める。自己相関を 1 とした時の相関値をキーワード間類似度とする。 X_o は t 行（学習データ画像に対応）と m 列（96 のキーワードに対応、付与されていれば 1、そうでなければ 0）から構成される。 X_o^T は X_o の転置行列を表す。これはキーワードの共起頻度を数えたものと同じ意味であるので、学習データの追加、削除には容易に対応可能である。

5. キーワード毎の特徴量重み計算

あるキーワードと画像との適合度をあるキーワードと画像に付与されているキーワードとの類似度の最大値とする。適合度の大きい画像を正例、適合度の小さい画像を負例とし、正例と負例の分散比が最大となる特徴量重みを計算する。特徴量重み計算方法は文献(4)を参照のこと。

6. キーワード自動付与方式

2つの方式を用いて実験を行った。

<方式1>: k-NN法

未知の画像と学習データとの距離（画像特徴量のユークリッド距離）を計算し、近傍 k 個を選ぶ。近傍 k 個の画像に付与されているキーワードの頻度の大きい順に未知の画像に 4 つのキーワードを付与する。

<方式2>キーワード毎の特徴量重みを考慮した k-NN 法

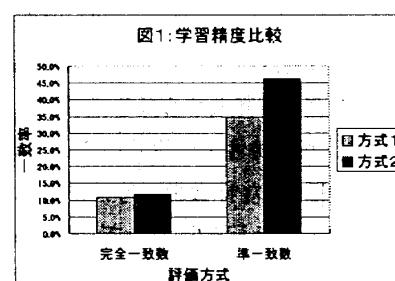
方式1における距離計算の際、全てのキーワードの特徴量重みを用いて、それぞれの近傍画像 k 個を選ぶ。延べ $96 \times k$ 個の画像に付与されているキーワードの頻度の大きい順に未知の画像に 4 つのキーワードを付与する。

7. 評価

2つの観点で評価を行った。1つは発想支援という観点で、偏ったキーワード付与にならないこと、1つはキーワードを自動付与するという観点での正確さである。

正確さの評価においては、完全一致数と準一致数の 2 つの評価を行った。完全一致数は、全 2940 データに対して、自動付与したキーワードと人が付与したキーワードとの一致数を表す。準一致数はキーワード候補として、上位 20 位以内となったキーワードと人が付与したキーワードとの一致数を表し、完全一致を含む。評価は同一登録者のデータ単位に、10 fold cross-validation を用い、テスト結果を合計した。評価結果を図 1 に示す。

さらに、偏ったキーワード付与になっているかどうかの評価において、キーワード毎の頻度数に対する完全一致数の割合と頻度との相関係数 Cr を評価した。方式1において、 $k=5$ の時 $Cr=-0.729$ であるのに対し、 $k=100$ の時 $Cr=-0.686$ であった。実際、 $k=100$ の時の完全一致数の割合は約 17% で最大となるが、頻度の大きいキーワードのみが上位の候補に上がり、偏ったキーワード付与になる。なお、図 1 において、いずれの方式も相関係数がベストとなる k の値（方式1 : $k=5$ 、方式2 : $k=2$ ）を用いた。



8. むすび

キーワードの使用頻度に大きく偏りが生じている場合、 k の値を十分小さくとれば、データ全体の偏りの影響を押さえ、特徴量の類似性やデータ数に比例した学習が可能である。この時、相関係数 Cr は偏りの影響の目安となることがわかった。

また、キーワード間類似度を用いて、キーワード毎の正例、負例を選択し、キーワード毎に特徴量重みを計算することによって、学習精度を向上できることがわかった。

謝辞

本研究にあたり、適切な助言をしていただきました横浜国立大の中川裕志先生、実験データを提供していただきました総合デザインセンターの田口氏、速水氏に感謝いたします。

参考文献

- (1)栗田、加藤、福田、板倉：「印象語による絵画データベースの検索」、情報処理学会論文誌, Vol.33, No.11, 1992
- (2)田中、石若、井上、井上：「自然画像への印象キーワード自動付加に関する一考察」、信学技法、HIP96-20, p19-24, 1996
- (3)八村、英保：「絵画における感性情報の抽出－背景色と主要色の抽出－」、情報処理研究会 人文科学とコンピュータ 24-2, 1994.11.18
- (4)秋元、岡：「動画像シーンクラスタリングにおける属性重み付け方法」、第 55 回情報処理全国大会、3-198-199