

鈴木 啓介† 館村 純一‡

東京大学生産技術研究所§

1 はじめに

インターネット上で流通している大量の情報から真に必要な情報のみを獲得する情報フィルタリング技術が開発されているが、画像などのマルチメディア情報に対してはキーワード検索ではなく例示による情報フィルタリングが重要である。その手法は内容に基づくフィルタリングと社会的フィルタリングの2つに分けられる。内容に基づくフィルタリングではアイテムから抽出された特徴量を基いて推薦を行う。一方社会的フィルタリングではアイテムに対する他ユーザの採点(評価)を基いて推薦を行う。

近年、画像の内容に基づく検索技術が数多く研究されており、色・形・テクスチャなどにより類似画像の検索が可能になっている。しかしながら情報フィルタリングではユーザの漠然とした興味・趣味を扱わなければならない、このような画像特徴量による検索では的確な推薦を行うことは難しい。

そこで、本稿では画像特徴量と社会的情報組織化を組み合わせるデザイン抽出手法を提案し推薦への利用を検討する。我々が開発した Web Graphics Navigator ではこの手法を利用して、Web ページデザイン用画像の推薦を行っている。このシステムで収集したデータによる予備評価をあわせて報告する。

2 社会的類似度と内容的類似度

ユーザデータによる社会的情報空間

社会的フィルタリングシステムではユーザの採点パターンと他人の採点パターンの類似度に基づいて、未採点のアイテムに対するユーザの採点を予想する[1]。我々は、類似度としてもっとも一般的に用いられる Pearson 相関係数を採用した。ユーザ i と j の類似度 s_{ij} は、以下の式で与えられる。

$$s_{ij} = \frac{\sum_k (r_{ik} - \bar{r}_i) \cdot (r_{jk} - \bar{r}_j)}{\sqrt{\sum_k (r_{ik} - \bar{r}_i)^2 \cdot \sum_k (r_{jk} - \bar{r}_j)^2}}$$

*Social Information Organization for Web Graphics Recommender System

†Keisuke Suzuki

‡Junichi Tatemura

§Institute of Industrial Science, University of Tokyo

ここで、 r_{ik} はユーザ i のアイテム k に対する採点、 \bar{r}_i はユーザ i の総採点の平均点である。我々のシステムでの採点は 1(好き)、-1(嫌い)の2つの値のみをとるので \bar{r} の代わりに 0 を用いる。

画像内容による情報空間

画像の内容検索として QBIC[2] などが開発されており、内容に基づく様々な類似度を導入している。我々のシステムでは色のヒストグラム・テクスチャ・形の類似度を採用している。今回の評価では形の類似度として輪郭情報を用いた。

透過型 GIF では画像のバックグラウンドとフォアグラウンドを分離できるので、形に関する特徴量は容易に抽出される。画像特徴として、画像を囲む最小矩形(bounding box)の幅と高さ、画像の面積(の平方根)、画像の周囲長、画像の水平/垂直投影(projection)をベクトルとし、その長さを 1 に調整したものを用いている。

3 社会的情報と内容情報によるクラスタリング

評価関数

内容に基づいて生成されたクラスタがユーザの趣味を判断するのに意味を持っているか、あるいは推薦に悪影響を与えるだけかを判断するための評価関数を導入する。

C を内容に基づくクラスタとし、 C 中のアイテム j に対するユーザ i の採点を r_{ij} とする。ユーザ i が C 中で採点済みのアイテムのみについて i の採点の平均 \bar{r}_i をもとめ、未採点のアイテム j についてはこの平均点を用いる。

C 中の各アイテム j について、特徴ベクトル \vec{r}_j を以下のように定義する。

$$\vec{r}_j = \langle r_{1j}, \dots, r_{mj} \rangle$$

C 中のアイテムの特徴ベクトルの分散を以下のように計算する。

$$V(C) = \sum_{j=1}^n |\vec{r}_j - \bar{m}|^2 = \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^m (r_{ij} - \bar{r}_i)^2$$

ここで、 \bar{m} は以下のアイテムの特徴ベクトルを平均したものである。

$$\vec{m} = \langle \bar{r}_1, \dots, \bar{r}_m \rangle$$

C に採点がない時には、 $V(C)$ は 0 である。その後、アイテムが似たユーザに似たように採点されている間は $V(C)$ は小さい値に保たれる。クラスタの評価には、クラスタとデータベース全体を比較する相対値を用いる。

$$f(C_i) = v(C_i) / v(\bigcup_j C_j)$$

ある閾値 t_{soc} をもとに、「社会的要件」 $f(C) < t_{soc}$ を定義する。

クラスタリング

評価関数による制御のもとに、内容に基づいた類似度によってクラスタが生成される。以下のように、agglomerative clustering アルゴリズムに基づいてボトムアップにクラスタリングを行う。

1. 最初に、各アイテムを別個のクラスタの一つづつ入れ、クラスタ集合をつくる。
2. 現在のクラスタ集合中から互いの距離がある閾値 t より小さいクラスタの組をつくり候補リストを作成する。
3. 候補リストに組がなければ終了する。
4. もっとも距離の近い組を選び、この二つを合成して一つの新しいクラスタを作る。
5. 新しくつられたクラスタが社会的要件を満たす場合は、もとの2つのクラスタをクラスタ集合中から取り除き、新しいクラスタに置き換え、ステップ2に行く。社会的要件を満たさない場合は、この組を候補リストから取り除き、ステップ3に行く。

ユーザの採点がない時には社会的要件はなにも制限しないので、純粹に内容に基づくクラスタリングを行う。採点データが集まるにしたがって、ユーザの趣味に関連しないような視覚的特徴を持つクラスタの生成を制限するようになる。

4 評価

現在 Web Graphics Navigator では 79 人のデザイナーから 4803 アイテムを衆力しており、ユーザ 311 人から 25176 件の採点が収集されている。ユーザの採点数が少なくシステム全体を本格評価できる段階ではないが、生成されるクラスタ単体での評価を行った。



図 1: Cluster

Web ページでボタンとして用いられる画像 1527 点に対し $f(C) < 0.2 (= t_{soc})$ という社会的要件下でクラスタ生成を行った (図 1)。そして生成されたクラスタについて被験者 16 人が画像の主観的統一度を 6 段階による評価を行った。各クラスタの社会的評価関数 $f(C)$ での閾値を 0.02 として統一度評価値との関係をまとめると次の表 1 のようになった。

$f(C)$	評価値の平均
0.02 未満	4.7
0.02 以上	3.7

表 1: 社会的評価関数と評価値

有意水準 1% で平均値には有意差があり、 $f(C)$ が小さなクラスタは画像の統一度が高いと言える。そして、このような統一度の高いデータを使用することにより的確な推薦を行うことができる。

6 おわりに

本稿では画像特徴量と社会的情報組織化を組み合わせるデザイン抽出手法を提案した。そして、予備評価により社会的情報を利用することによりクラスタ内の統一度が高まることを示した。我々が開発した Web Graphics Navigator¹ では、この手法を利用して Web ページデザイン用画像の推薦を行っている。

今後の課題としては、収録画像数・収集アイテム数を増やして本格的な評価を行う。また、社会的情報と内容情報をにもとづくフィルタリングを画像以外の多様なデータへ適用することが考えられる。

参考文献

- [1] Shardand, U. and Maes P., Social Information Filtering: Algorithms for Automating "Word of Mouth", *Proc ACM CHI'95*, pp210-217, 1995.
- [2] Filckner, M. et al., Query by Image and Video Content: QBIC system, *IEEE Computer*, pp23-41, 1995.

¹<http://graphics.media.iis.u-tokyo.ac.jp>