

CGM 画像に対する関連キーワード抽出手法に関する一検討

上條 哲也[†] 豊田 正史^{††}

[†] 東京大学大学院 情報理工学系研究科 〒 113-0033 東京都文京区本郷 7-3-1

^{††} 東京大学生産技術研究所 〒 153-8504 東京都目黒区駒場 4-6-1

E-mail: †{kamijo,toyoda}@tkl.iis.u-tokyo.ac.jp

あらまし ブログなどの CGM 上にはその時々話題が多く取り上げられており、商品、イベント、CM 等に関する記事が多数記述されていることから、マーケティング調査のための情報源として注目を集めている。ブログ上の画像は、ブロガーが愛着を持つものを撮影したものであることが多く、読者に対する訴求効果が高いことから、商品の普及や、広報の効果などを測定する際に重要な情報となりうる。本論文ではこうした調査を可能にするための第一歩として、与えられた話題に関連した記事と画像を抽出した上で、画像周辺の文から関連するキーワードを抽出する手法を提案する。抽出したキーワードは特定の話題に適合した画像の抽出および分類を行う際に有用な情報となる。本手法は、Flickr 上の画像に関するタグのランキングを行う Liu らの Tag Ranking 手法に基づいている。Tag Ranking 手法は、入力画像における個々のタグの重要度を、そのタグが付与された画像の集合と入力画像との類似度を用いて算出する。画像類似度としては大域特徴量を用いているが、CGM 上には多くのユーザーが商品などを異なる角度や大きさで撮った画像が多数存在しており、そのような画像に対して類似度が正確に測れないという問題がある。本論文では回転や拡大縮小に強い局所特徴量を導入して大域特徴量と比較する。また、tf-idf と画像特徴を混合した関連度に対しても検討を行う。本手法の有効性を示すため、テレビ CM に関連するクエリおよび、4 年間にわたって収集されたブログアーカイブを用いた実験を行い NDCG による評価を行う。

キーワード 画像類似度, キーワード抽出, CGM

A study on relevant keyword extraction for CGM images

Tetsuya KAMIJO[†] and Masashi TOYODA^{††}

[†] Graduate school of Information Science and Technology, University of Tokyo Hongo, 7-3-1, Bunkyo-ku, Tokyo, 113-0133 Japan

^{††} Institute of Industrial Science, University of Tokyo Komaba, 4-6-1, Meguro-ku, Tokyo, 153-8504 Japan
E-mail: †{kamijo,toyoda}@tkl.iis.u-tokyo.ac.jp

Abstract There are a lot of articles on timely topics on CGM. By investigating CGM, we can obtain useful information for marketing and risk management, such as the influence of advertisement, public relations, and campaigns. Most of previous CGM studies are based on text analysis such as trends of keywords and campaigns, while images on CGM have rich information and attractiveness. To enable the investigation of CGM images, we propose a method for extracting and ranking keywords for images on blogs from surrounding texts. Extracted keyword is important information to cluster and extract of the image that apply specific topic. Our method is based on the tag ranking method proposed by Liu. The tag ranking method calculate relevance of each tag using the similarity between input image and the set of images including the tag. Tag ranking uses global image features for calculating similarities of images. We found that local image features are suitable for blog images, because many bloggers take photos of the same object in many cases, and local feature descriptor is invariant to scale, orientation, and affine distortion. Moreover, we improve the accuracy by combining the tf-idf features with image similarities. We perform experiments with our blog archive collected for four years, and queries related to TV CFs, and evaluate the accuracy using NDCG.

Key words image similarity, keyword extraction, CGM

1. はじめに

ブログなどのCGM(Consumer Generated Media)が登場したことで、Web上では誰もが手軽に商品やサービスに対する本音や意見について書き込みが可能となった。ユーザーが記述するブログの記事にはCMや商品、イベントなどその時々話題が多数取り上げられ、マーケティング調査のための情報源として注目を集めている。特にブログにアップロードされた画像はユーザーが愛着を持って撮影したものが多く、読者に対する訴求効果が高いことから、商品やCMなどの宣伝やキャンペーン、広報などの効果を測定する際の重要なデータとなりうる。

本論文ではブログ上の画像を用いた宣伝効果や話題の遷移を調査可能にするために、与えられたクエリに関連した記事と画像を収集した上で、画像周辺の文から関連するキーワードを抽出する手法を提案する。抽出したキーワードは特定の話題に適合した画像の抽出および分類を行う際に有用な情報となりうる。例えば抽出した画像をキーワードを用いて図1のように種類ごとに画像を分類することができれば、商品やイベントなどの画像を把握し、話題の遷移や宣伝効果を測る一つの指標とすることができる。

提案手法は、Liuらが提案したFlickr [3]上の画像に関するタグのランキングを行うTag Ranking手法 [2]に基づいている。タグとはFlickr上において誰もが自由に画像に付与することができるキーワードである。Tag Ranking手法は、入力画像における個々のタグの関連度を、そのタグが付加された画像の集合と入力画像との類似度を用いて算出する。画像類似度としては大域特徴量 [5]を用いている。また、個々のタグ間の類似度に基づくタググラフを用いてタグ間のランダムウォークを行い関連度を改善する。

本手法は、このTag Ranking手法をブログ上の画像に適用し、ブログ画像の関連キーワードを抽出する手法を提案する。画像周辺の文からキーワードを抽出しランキングを行う。またCGM上には多くのユーザーが商品などを異なる角度や大きさで撮った画像が多数存在しており、そのような画像に対して大域特徴量では類似度が正確に測れないという問題がある。そこで画像類似度として拡大縮小や回転などに頑強な局所特徴量を用いる。さらにtf-idfを用いたキーワードの関連度と、画像類似度を用いた関連度とを混合した関連度を提案する。本手法の有効性を示すため、テレビCMに関連するクエリおよび、4年間にわたって収集されたブログアーカイブを用いた実験を行い、NDCGによる評価を行う。

以降の章では2章でTag Ranking手法の詳細を確認する。3章で我々が提案する関連キーワードの抽出手法、4章で評価実験及び実験結果、5章で関連研究、6章でまとめと今後の課題について述べる。

2. Tag Ranking 手法

Tag Ranking手法 [2]はFlickr上のある画像を入力とし、その画像に付与されたタグを関連度の高い順にランキングする手法である。この章では提案手法の基礎となるTag Ranking手

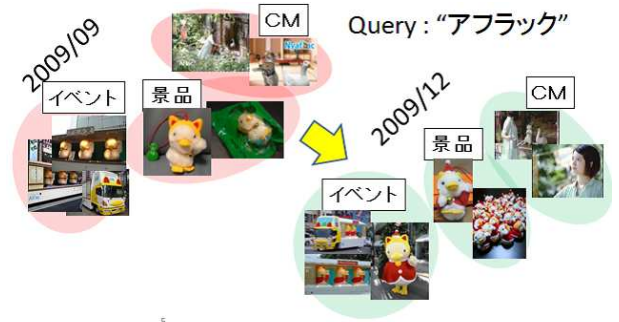


図1 CGM画像の遷移

法の概要を説明する。

2.1 画像類似度を用いたタグの関連度推定

入力画像に付与されたタグをランキングするため、各タグの画像に対する関連度を定義する。入力画像における個々のタグの関連度は、そのタグが付与された画像の集合と入力画像との類似度を用いて算出する。

画像 x におけるタグ t_i の関連度を以下のように定義する。

$$S_i(t_i, x) = \frac{1}{|X_i|} \sum_{x_k \in X_i} \text{similarity}(x, x_k) \quad (1)$$

X_i はタグ t_i を含む画像集合である。また、画像間の類似度は画像特徴間の距離に関するガウスカーネルを用いて算出する。

$$\text{similarity}(x, y) = \exp\left(-\frac{|x - y|^2}{\sigma^2}\right) \quad (2)$$

Tag Ranking では画像特徴として大域特徴量を用いている。大域特徴量は画像を 5×5 に分割した領域における色モーメントを計算し、合計 225 次元の色モーメント [5, 16] を用いる。また、形状を比較するための 96 次元の Wavelet texture [7, 10] を用い、合計 321 次元の大域特徴量を用いる。

2.2 ランダムウォークを用いた関連度の改良

前節で個々のタグの関連度を示したが、タグ間の関連性を考慮していない。例えばソフトバンクのCMをクエリとした画像に「カイ君」、「お父さん」、「犬」がキーワードとして付与されていた場合、「カイ君」、「お父さん」はソフトバンクのCMに出てくる柴犬のことであり、これらのキーワードは相互に関連性があり、より重要であると考えられる。しかし、この画像に「ドコモ」というキーワードが付与されていた場合、他のタグとは関連性が低く孤立しているため、関連度は低いと考えられる。このためタグ間の類似度を考慮し、ランダムウォークを用いた関連度の改善を行う。

2.2.1 タグ間の類似度

Tag Ranking手法ではタグ間の類似度はExemplar similarityおよびgoogle distanceの2つの手法を用いる。

Exemplar similarityを用いたタグ間の類似度は、あるタグが付与されている画像集合と別のタグが付与されている画像集合との類似度の平均で定義される。画像 x のタグ t_i およびタグ t_j の類似度は以下のように定義する。まず、タグが付与されている画像集合から、入力画像との類似度が高い上位 N 枚を取

得する。 Γt_i はタグ t_i を含む画像集合を画像 x と類似度の高い N 枚を収集した画像集合である。 Γt_j はタグ t_j を含む画像集合を画像 x と類似度の高い N 枚を収集した画像集合である。

$$\phi_e(t_i, t_j) = \exp\left(-\frac{1}{N * N} \sum_{x \in \Gamma t_i, y \in \Gamma t_j} \frac{\|x - y\|^2}{\sigma^2}\right) \quad (3)$$

Google Distance はある画像に含まれるタグ間の類似度を、タグを含む画像集合間における共通の画像の数を用いて定義される。Google Distance は以下のような式で表される。

$$d(t_i, t_j) = \frac{\max(\log f(t_i), \log f(t_j)) - \log f(t_i, t_j)}{\log G - \min(\log f(t_i), \log f(t_j))} \quad (4)$$

ここで G はあるクエリから集められた画像の総数である。 $f(t_i)$ はタグ t_i を含む画像の総数であり、 $f(t_i, t_j)$ はタグ t_i およびタグ t_j を含む画像の総数である。

Google Distance を用いたタグ t_i およびタグ t_j の類似度は以下のように定義する。

$$s(t_i, t_j) = \exp(-d(t_i, t_j)) \quad (5)$$

Exemplar similarity および google distance で算出した類似度を線形結合してタグ間の類似度とする。

Tag Ranking 手法では画像集合を用いた場合と、google distance を用いた場合では精度に大きな差異はなかった。そのため本研究では計算時間の少ない google distance のみを実装し実験を行った。

2.2.2 タググラフを用いたランダムウォーク

ランダムウォーク [9, 11] はタグ間の類似度グラフを用いてタグの関連度を改善する手法である。タググラフのノードをタグ、タグ間の類似度を 2.2.1 節で定義した類似度とする。ノード i の関連度を $r_k(i)$ とする。ここで k は更新回数とし、 $r_k(i)$ が収束するまで更新を繰り返す。 p_{ij} とはノード i からノード j への遷移確率である。

$$p_{ij} = \frac{s_{ij}}{\sum_k s_{ik}} \quad (6)$$

$$r_k(j) = \lambda \sum_i r_{k-1}(i) p_{ij} + (1 - \lambda) S(j, x) \quad (7)$$

ここで λ は $(0, 1)$ の値をとるパラメータである。このランキングは類似度の高いタグが多く存在するタグが有利になる。

3. CGM 画像に対する関連キーワードの抽出手法

本手法はある話題に関するクエリを入力とし、ブログ上から画像と記事を取得し、それらの画像に関するキーワードを関連度の高い順にランキングをする手法である。本手法ではブログ上の画像の周辺の文から、画像のキーワードを抽出しランキングを行う。本節では Tag Ranking 手法をブログ上に適用するため 4 つの提案手法を述べる。一つ目に画像に付与するキーワードの抽出およびノイズを減らすための単語の重み付けを述べる。二つ目は収集されたキーワード及びブログ記事の文を利

用した tf-idf によるキーワードの関連度推定を述べる。三つ目に画像類似度として回転や拡大縮小に頑強な局所特徴量を用いた類似度について述べる。四つ目にテキスト及び画像類似度を混合した関連度の改善手法を紹介する。

3.1 画像周辺のキーワード収集

ブログ上の画像はその周辺に内容を説明する文が書かれていることが多い。本手法は画像の関連キーワード候補として、前後 3 行の文を収集する。収集された文は形態素解析され、各形態素はその画像のキーワードとして付与される。

収集されたキーワード中の重要な単語のみを用いるため、tf-idf を用いて重み付けをする。クエリを q としたときのブログ記事の集合を $B(q)$ とする。記事集合 $B(q)$ に含まれる各単語 w の重み S_w は以下のように定義する。

$$S_w = tf(w, B(q)) \times idf(w) \quad (8)$$

ここで $tf(w, B(q))$ は記事集合 $B(q)$ における単語 w の出現頻度、 $idf(w)$ はブログアーカイブ全体における単語 w の idf である。tf-idf の値が M 以上のキーワードのみを本実験における画像に付加されたキーワードとして扱う。

3.2 テキスト情報を用いた関連度推定

ブログ上には膨大な文が蓄積されており、ブログアーカイブ全体のテキスト情報を用いてキーワードの関連度を定義する。テキスト情報を用いた個々のキーワードの関連度は tf-idf を用いて算出する。画像 x に付与されているキーワード t の重み $S_t(t, x)$ は以下のように定義する。

$$S_t(t, x) = tf(t, x) \times idf(t) \quad (9)$$

ここで $tf(t, x)$ は画像 x に付与されているキーワード t の数を表す。 $idf(t)$ はブログアーカイブ全体のキーワード t の idf を表し、どの記事にも出現するキーワードは idf 値が低くなる。

3.3 画像類似度

提案手法では画像類似度として局所特徴量を用いる。ブログ上にはユーザーが商品やキャラクターなどを異なる角度や大きさで撮った画像が多く存在しており、そのような画像に対して大域特徴量では正確に測れないという問題がある。そこで拡大縮小や回転などに頑強な局所特徴量を用いて実験を行う。局所特徴量としては SIFT [8] を用いた。SIFT を用いたときの画像類似度は以下のように定義する [9]。

$$\text{similarity}(A, B) = \frac{|A \cap B|}{(|A| + |B|)/2} \quad (10)$$

ここで A, B は画像 A 及び画像 B の SIFT 特徴点の集合を表し、 $A \cap B$ はマッチする特徴点の集合を表す。

3.4 テキスト情報および画像情報の結合

画像類似度に基づく関連度推定、また、前節でテキスト情報に基づく関連度推定を行った。ここでは画像情報およびテキスト情報を考慮し、キーワードの関連度を算出する。式 (9) から算出した tf-idf のスコアは以下のように規格化する。

$$V_i(t, x) = \frac{S_t(t, x)}{\sum_{t \in X} S_t(t, x)} \quad (11)$$

X は画像 x に付与されたキーワード集合である。キーワードの関連度は以下のように定義する。

$$S(t, x) = \alpha S_i(t, x) + (1 - \alpha) V_i(t, x) \quad (12)$$

ここで α は $(0,1)$ の値をとるパラメータである。

4. 実験

4.1 データセット

本手法の有効性を示すため、テレビCMに関するクエリを用いた実験を行った。評価に用いたクエリに対する記事数、画像数、出現期間を表 1 に示す。クエリはCM総合研究所 [17] の 2009 年における「銘柄別 CM 好感度 TOP10」を参考に特に話題になったものを選出した。ブログデータとしては我々が 4 年間にわたって収集したブログアーカイブを利用した。ブログ記事集合は 2006 年 2 月から約 100 万の RSS, ATOM フィールドを毎日収集したもので、その中から検索クエリに対応する記事を取得し、記事に含まれる画像を抽出した。また、本実験では 3.1 節で定義した M を 500 として実験を行った。

4.2 評価手法

本手法の評価方法としてランキングの精度を表す NDCG [6] を用いた。NDCG とはランキングの精度を算出するために用いられる手法である。まず、評価対象とする画像としてそれぞれ話題に関連した画像を 30 枚ずつ選択した。画像に付与された各キーワードに対して 5(非常に関連している)、4(関連している)、3(一部関連している)、2(関連していない)、1(まったく関連していない) の 5 段階評価を行った。評価は 3 名の評価者が評価を行い、NDCG の平均をとった。

NDCG は以下のように定義される。ここで Z_n は NDCG の最大値が 1 となるように正規化した値である。 $r(i)$ は各々のキーワードに評価者が採点した 5 段階の i 番目のスコアである。また、画像に付与されたキーワードを全て NDCG で評価すると、上位に関連の高いキーワードを多く含む場合でも、下位の関連の低いキーワードを多く含むと NDCG が低下してしまう。そのため本検討では画像に付与されたキーワードの上位 10 個までのキーワードを用い、NDCG を用いて評価を行った。

$$N_n = Z_n \sum_{i=1}^n \frac{(2^{r(i)} - 1)}{\log(1 + i)} \quad (13)$$

4.3 実験結果

本検討ではソフトバンク、アフラック、オコナグリコの話題を用い、画像に付与されたキーワードの関連度のランキングを行った。ランキングの精度検証は式 (13) で定義した NDCG を用いる。

図 2 は式 (12) で定義した画像情報とテキスト情報の結合係数 α を 0 から 1 まで変化させたときの平均 NDCG のグラフである。 $\alpha = 0.3$ を用いたとき最適な結果が得られた。以降では $\alpha = 0.3$ を用いて実験を行う。

図 3 は式 (7) のランダムウォークのパラメータ λ を 0 から 1 まで変化させたときの平均 NDCG のグラフである。 λ が 0.3 から 0.7 までの間で精度が最大となった。以降では $\lambda = 0.5$ と

して実験を行う。

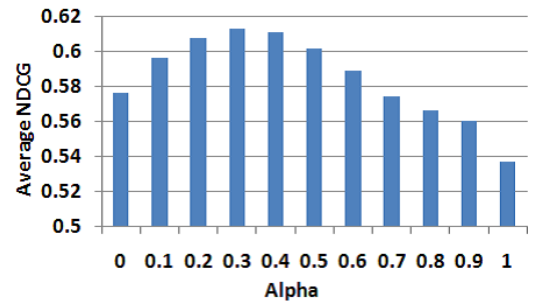


図 2 画像情報とテキスト情報を結合するときのパラメータ α の値。 $\alpha = 0.3$ のとき高い精度が得られた。

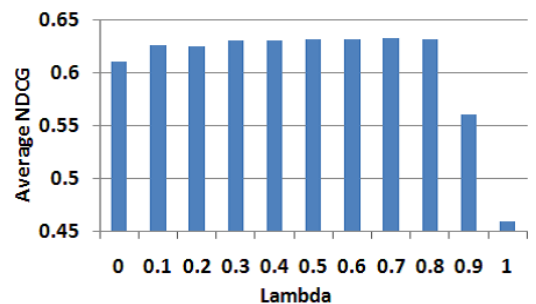


図 3 ランダムウォークを行うときのパラメータ λ の値

画像類似度として大域特徴量、局所特徴量を用いたときのランキング精度の結果を図 4 に示す。アフラックでは局所特徴量を用いた場合と大域特徴量を用いた場合では大差はなかった。しかし、ソフトバンクおよびオコナグリコでは局所特徴量を用いることで NDCG が 0.08 向上した。この結果から局所特徴量を用いた方が有効であることが確認できた。

図 5 はテキスト情報 (text)、画像情報 (image)、画像情報とテキスト情報の混合 (combine) およびランダムウォーク (random) による改善を行ったときの精度である。ここで画像類似度としては局所特徴量を用いた。画像情報とテキスト情報を比較したときの結果はオコナグリコとアフラックではテキスト情報を用いた場合に高い精度が得られた。しかしソフトバンクでは画像情報を用いた場合に高い精度が得られた。テキスト情報を用いたときの平均と画像情報を用いたときの NDCG の平均は 0.03 ほどテキスト情報を用いたときが高かった。テキスト情報、画像情報を用いた混合類似度の結果はテキスト情報のみ、画像情報をのみとしたランキング結果より高い精度が結果が得られた。混合類似度を用いたときの精度はテキスト情報を用いたときより 0.03 ほど上昇した。また、いずれの話題もランダムウォークを用いたときに最も高い精度が得られた。ランダムウォークを用いたときの精度は混合類似度を用いた時より 0.025 向上した。テキスト情報のみを用いたときと比較すると 0.055 の向上が見られた。

表 1 評価に用いたクエリの詳細

クエリ	記事数	画像数	期間
ソフトバンク AND お父さん AND CM	3504	2591	2007/6~ 2009/12
アフラック AND CM OR まねきねこダック	1909	1324	2009/8~ 2009/12
おとなグリコ OR オトナグリコ OR "otona grico"	862	487	2008/9~ 2009/10

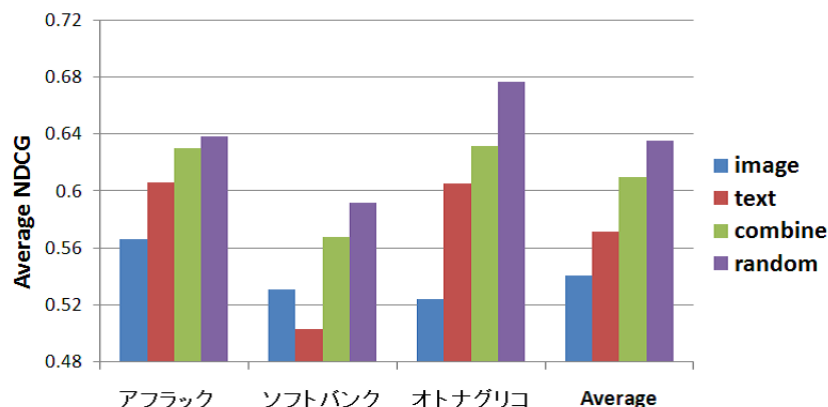


図 5 各特徴量を利用した時の精度結果

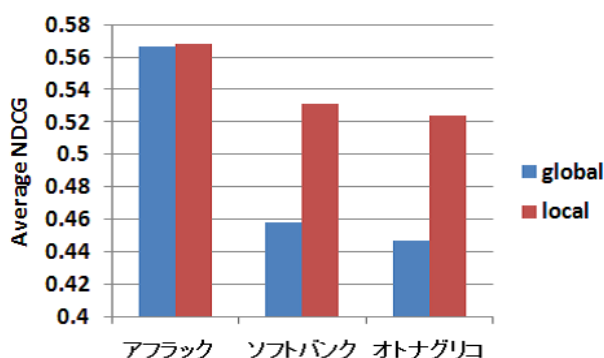


図 4 大域特徴量と局所特徴量の比較。

5. 関連研究

我々は Flickr 上で行われているメタデータや視覚特徴を利用した画像検索やリコメンデーションといった先行研究を基に CGM 画像の組織化を目指している。CGM は大量のテキストデータが存在しそれを用いた統計分析が行われている [1] が、画像データを扱った研究はあまりされていない。CGM はその時々話題が多く存在し、話題の遷移が激しいことから CGM 画像の組織化が難しくなっている。ここで画像を組織化の際に必要なメタデータや大域特徴量、局所特徴量などを利用した研究をいくつか紹介する。

画像データには位置情報や時間情報といったメタデータや画像自身に色、形状、キーポイントといった視覚特徴がある。Yahoo の画像共有サイトでは Flickr ではユーザーが誰もが自由に付与することができるタグが存在する。ユーザーが付与するタグを支援するための研究としてタグリコメンデーションがある。Wu [15] らや Sigurbjornsson [13] らによって提案されたタグリコメンデーションは予めユーザーによって付与された既存のタグから関連の高いタグを収集し、そのタグとの共通の出

現頻度をスコアで表し、スコアの高い順にタグを推薦するという手法である。

Liu ら [2] は Flickr 画像のタグをその画像と関連度の高い順に並べかえる Tag Ranking 手法を提案している。タグがランキングされている画像を用いた画像検索やタグリコメンデーションにおいて高い精度が確認されている。本研究では Liu らの研究を応用し、ブログ上のテキスト情報および局所特徴量を用いてキーワードの関連度を推定した。

Crandall ら [14] は位置情報 (ジオタグ) を使い、各地域ごとの代表画像および地名を抽出する研究を行っている。ジオタグから地域ごとの画像とタグを収集し、画像類似度として SIFT 特徴量を用い PageRank を行い代表画像を選出している。また各地域ごとで画像を収集する際、同時にそれらの画像のタグを収集しそのタグの中から最も数の多い地名のタグも抽出している。また、テキスト情報、画像類似度、時間情報を用い位置を推定する研究も行っている。

6. まとめと今後の課題

6.1 まとめ

与えられたクエリに関するブログ記事と画像を抽出した上で、画像に関連するキーワードのをランキングする手法を提案した。画像類似度として大域特徴量と局所特徴量を用いたときのランキングの精度を比較し、局所特徴量を用いた場合により高い精度が得られることが分かった。また局所特徴量を用いた画像情報と tf-idf を用いたテキスト情報の精度の比較を行った。また、画像情報と、テキスト情報を混合した時の精度比較、ランダムウォークを行ったときの精度の比較も行った。テキスト情報と画像情報を用いた場合、テキスト情報が有利な結果となった。しかし、テキスト情報と画像情報を結合するとランキングの精度が改善することを示した。さらにランダムウォークを用いることにより、ランキングの精度が改善されることを示した。

6.2 今後の課題

今後の課題として、抽出した画像との関連キーワードを用いてクラスタリングすることを考えている。CGM画像を種類ごとに効率よく分類することで、商品やイベントなどの画像を把握できれば、宣伝効果や話題の遷移を図る一つの指標となる。そのため画像類似度を用いたクラスタリング手法 [12]、本検討で抽出した関連キーワードを用いたクラスタリング手法を開発する予定である。

文 献

- [1] Kizasi. <http://kizasi.jp/>
- [2] D.Liu,X.Hua,L.Yang,M.Wang,H.Zhang, Tag Ranking, WWW 2009 MADRID!, Track: Rich Media / Session: Tagging and Clustering
- [3] Flickr. <http://www.flickr.com/>
- [4] R.Cilibrasi and P.M.B. Vitanyi. The Google Similarity Distance. in IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2007.
- [5] N.K.Al Abbadi, N.S.Dahir, M.A.AL- Dhalimi,H.Restom. Psoriasis Detection Using Skin Color and Texture Features. Journal of Computer Science 6 (6): 648-652, 2010 ISSN 1549-3636
- [6] K. Jarvelin and J. Kekalainen. Cumulated Gain-Based Evaluation of IR Techniques. In ACM Transactions on Information System, 2002.
- [7] B.S.Manjunath and W.Y.Ma. Texture Features for Browsing and Retrieval of Image Data. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., Vol. 18, No. 8. (06 August 1996), pp. 837-842.
- [8] D.G.Lowe: Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints, Accepted for publication in the International Journal of Computer Vision, 2004
- [9] Y.Jing, S.Baluja, PageRank for Product Image Search, WWW 2008 / Refereed Track: Rich Media, April 21-25, 2008, Beijing, China
- [10] J.Daugman: "Complete Discrete 2-D Gabor Transforms by Neural Networks for Image Analysis and Compression", IEEE Trans on Acoustics, Speech, and Signal Processing. Vol. 36. No. 7. July 1988, pp. 1169-1179
- [11] W.H.Hsu, L.S.Kennedy and S.F.Chang, Video Search Reranking through Random Walk over Document-Level Context Graph, In Proceeding of 14th ACM International Conference on Multimedia, 2007
- [12] R.H.Leuken, L.Garcia, X.Olivares, R.Zwol, Visual Diversification Image Search Results, WWW 2008 MADRID! Track: Rich Media / Session: Tagging and Clustering
- [13] B.Sigurbjornsson, R.Zwol, Flickr Tag Recommendation based on Collective Knowledge, WWW 2008 / Refereed Track: Rich Media, April 21-25, 2008, Geijing, China
- [14] D.Crandall, L.Backstrom, D.Hutteniocher, J.Kleinberg, Mapping the World's Photos, WWW 2009 MADRID!, Track: Social Networks and Web 2.0 / Session: Photos and Web 2.0
- [15] L.Wu, L.Yang, N.Yu, X.S.Hua, Learning to Tag, WWW 2009 MADRID!, Track: Rich Media / Session: Tagging and Clustering
- [16] M.S.M. Orenge, Similarity of color images, Proc. SPIE Storage and Retrieval for Image and Video Databases, 2420:381-392, 1995
- [17] CM 総合研究所, <http://www.cmdb.jp/>