

OPF 分類器を用いた内容に基づく 画像検索における分類器の再利用

Reusing classifiers in CBIR systems based on optimum-path forest classification

清水 和美[†] 服部 元信[‡]
Kazumi Shimizu Motonobu Hattori

1 はじめに

近年の情報技術の進歩に伴い、我々が日常的に接する画像の数は膨大なものとなっている。そのため、画像を持つ内容によって自動的に分類・検索を行う、内容に基づく画像検索 (CBIR: Content-Based Image Retrieval) の研究が進められている。このシステムは、画像の内容の情報を特徴ベクトルで表現し、画像間の類似度を比較することにより、データベース内の画像からユーザの求める画像を検索結果として提示するシステムである。CBIR の目標は、ユーザの意図する画像の高次元意味概念をシステムが理解することである。そのため、多くの CBIR システムでは、Relevance Feedback (RF) が採用されている。

Tong らはこの RF を迅速かつ効率的に行う手法として、SVM を用いて能動学習を行う SVM_{Active} を提案した [1]。また近年、クラス分類において優れた性能を有する OPF (Optimum Path Forest) 分類器を導入した CBIR が Silva らにより提案 [2] され、 SVM_{Active} よりも効率的な RF が行えることが示されている。一方、中島らは SVM_{Active} を用いた CBIR において、獲得した分類器をその後の検索に再利用する手法を提案した [3]。通常の CBIR では学習を行なった分類器は検索毎に使い捨てるが、これを保存しておき再利用することで、既知の検索要求に対して迅速な応答が可能となり、検索精度が向上することが明らかになっている。

そこで本研究では、ユーザの負担を軽減しつつ分類精度及び検索性能を向上することを目的とし、OPF 分類器を用いた CBIR において、獲得した分類器を再利用するための手法を提案する。そして、OPF 分類器を再利用することで、従来の手法よりも迅速かつ効率的に検索結果を提示することが可能になることを示す。

2 OPF 分類器を用いた CBIR

OPF を用いた CBIR [2] において、ユーザは入力として、欲している画像の代表を正例クエリ、そうでない画像の代表を負例クエリとして 1 枚ずつシステムに入力する。その後、システムは表 1 に示すアルゴリズムによって検索を行う。ここで、使用する記号は以下の通りである。 N : ユーザに提示する画像の枚数, M : 反復回数, Z : 画像データベース, X : ユーザに提示される画像集合, R : ユーザが正例とラベル付けした画像集合, Y : OPF によって正例と判断された画像集合, T : 訓練画像集合, SR : 正例プロトタイプ集合, SI : 負例プロトタイプ集合。

表 1: OPF 分類器を用いた CBIR のアルゴリズム

1	データベース Z 内から、正例クエリと視覚特徴的に類似する画像を N 枚選び X を生成。2-7 を M 回繰り返す。
2	X を提示。RF を行い正例と判定された画像を R に追加。また、 X を T に追加。
3	T の最小全域木 (MST) を求め、正例と負例を結ぶ辺をカットしそれぞれプロトタイプ集合 SR, SI とする。
4	プロトタイプから $T \setminus (SR \cup SI)$ の画像に対してツリーを作成。
5	T の画像から未分類の画像に向かってパスを張りツリーを作成。これにより未分類画像の正負が OPF によって判断される。
6	5 で OPF が正例と判断した未分類画像のみで Y を生成。
7	Y の画像の曖昧度を計算し降順にソート。その上位 N 枚で X を生成。
8	$R \cup Y$ の画像の正例度を計算し昇順にソート。その上位 N 枚を検索結果として出力。

OPF の特徴的なところは、画像データベースを未分類画像、訓練画像、プロトタイプに分けて分類を行うところである。まず、ユーザに画像群 X を提示した後、全て訓練画像 T に追加する (2)。次に訓練画像 T の代表であるプロトタイプ SR, SI を決定し (3)、それを根として、プロトタイプまでの距離の重みを考慮したコストと呼ばれる尺度を使用し、訓練画像全体へツリーを張る (4)。次に未分類画像全体へツリーを張ることによって OPF を構成し、未知の画像の正負を判断していく (5)。

CBIR では、正例と負例の境界にある画像をユーザに提示し RF を行い、その結果を元に学習することで、正例と負例の境界を明らかにしていくという作業を行っている。そのため 7 では、次に提示する画像 X を選ぶため、正例だと判断された画像 Y のうち、より境界に近い画像、つまり負例プロトタイプ SI に近い画像順にソートしている。

M 回の学習が終わった後に提示される画像は検索結果なので、明らかに正例である画像を提示する必要がある。そのため 8 では、既にユーザが正例だと判断した画像 R と、最後の OPF で正例だと判断された画像 Y を合わせた全てのうち、より境界から遠い画像、つまり負例プロトタイプ SI から遠い画像順にソートして検索結果としている。

[†]山梨大学大学院医学工学総合教育部, 甲府市

[‡]山梨大学大学院医学工学総合研究部, 甲府市

3 OPF 分類器の再利用

提案手法では、分類器の再利用を行う。再利用とは、新しいクエリが入力された際、過去に類似するクエリが入力されたことがあった場合のみ、そのときの分類器を再利用して追加学習を行うものである。

まず、再利用を行うためには、分類器を保存する必要がある。分類器として保存される画像は、クエリに対して M 回目の RF の時点での正例、負例プロトタイプである (表 1, 3)。以下に再利用の手順を示す。なお、以下の記述での数字は表 1 の手順番号を表す。

Step1. 1 を行う前に、再利用を行うか判断する。過去に作成された分類器の正例・負例プロトタイプを元に、5 を実行し、データベース内のプロトタイプ以外の画像にツリーを張る。その結果、正例クエリの画像を正例だと分類でき、かつ負例クエリを負例だと分類することができた分類器のみを再利用候補とする。この作業を全ての分類器に対して行う。また、候補となる分類器が 1 つも存在しなかった場合、再利用は行わず、1 に戻り、新しい分類器を作成して検索を行っていく。

Step2. 候補の中から、正例クエリに一番近い正例プロトタイプを持つ分類器を選択する。選ばれた分類器の持つプロトタイプ全てについて、曖昧度を計算し、曖昧度が高い正例プロトタイプを N 枚選び Y を生成する。 Y が N 枚に満たなかった場合、曖昧度が高い負例プロトタイプ画像で補充を行う。

Step3. Y の上位 N 枚をユーザに提示し RF を行い、その結果を元に T に追加し、フラグを T_r とする。 Y の $N + 1$ 枚目以降は、分類器の持つ正負をそのまま維持して T に追加し、フラグを T_e とする。

Step4. 5 に戻り、CBIR のアルゴリズムを続ける。ただし、6 の Y の上位に Step3 でフラグが T_e の画像が存在した場合、 X を生成する際に採用し、2 でユーザに提示をし RF を行う。RF の結果に基づきフラグを T_r に訂正する。

再利用された分類器では、全てのプロトタイプの正負がユーザの意図と合っているとは限らない。そのため、Step3 のように、RF の結果から確実に正負がわかる画像のフラグを T_r とし、RF に提示されなかったため正負が間違っている可能性がある画像のフラグを T_e としている。フラグが T_r となった画像は、従来の T の画像と同様に二度と提示されることはないが、フラグが T_e となった画像は、正負が確実ではないため X としてユーザに提示されることがある。

4 計算機実験

提案手法の性能を評価するための実験を行なった。画像データベースには、データクラフト社の著作権フリー画像集フォトバイブル 20000 より抽出した 5000 枚の画像を用いた。使用したクラスは 25 クラス (空, 花, 蝶, 雪景色, 手, 機械, 海, 男性, 女性, 住空間, 金銭, 日本, ハワイ, 夜空, 料理, ニューヨーク, 木, 道, 山, クラフト人形, 果物, 鳥, 働く人, アフリカの動物, 東南アジア) であり、各クラスについて 200 枚を使用した。なお各画像からは、Color Moment (9 次元), Color Coherence Vector (120 次元), Haar Wavelet

変換 (18 次元) の全 147 次元の特徴ベクトルを抽出した。また、比較対象として、 $SVM_{Active}(SVM)[1]$, SVM_{Active} の再利用手法 [3] ($SVM-Re$), OPF による CBIR [2] (OPF) を用いた。

実験では、あらかじめ画像データに付加されたクラス情報を利用し RF を行った。データベースの 5000 枚の画像に対し、それぞれ 1 回ずつ検索及び OPF による学習を行った。この試行を 5 回行い、合計 25000 回の検索における平均適合率を計算し比較を行った。

図 1 は、RF 回数に対する検索結果上位 20 位の適合率の変化を示している。この図から、全ての RF において提案法が最も優れていることがわかる。また、提案法の適合率が初期の段階で OPF の適合率を上回っていることから、適切な分類器の選択が行われているといえる。なお、分類器の再利用回数は、5000 回の検索に対して、 $SVM-Re$ では 3940.4 回、提案法では 4544.7 回であった。このことから、OPF 分類器を再利用する提案法の方が再利用率が高く、分類器が適切に再利用できていることがわかった。

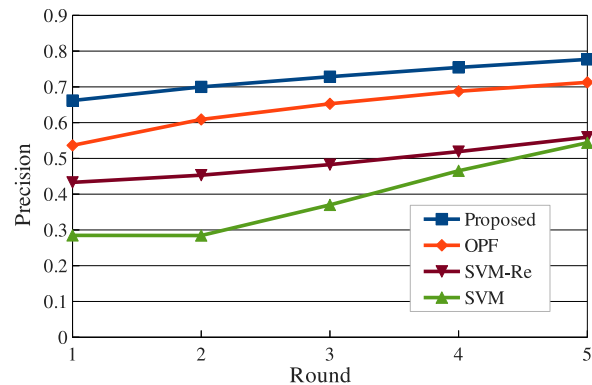


図 1: 各ラウンドに対する適合率の推移

5 結論

本研究では、ユーザへの負荷を低減しつつ分類精度、検索性能を高めることを目的とし、OPF 分類器を導入した CBIR において獲得した分類器を再利用して追加学習を行う手法を提案した。計算機実験により従来法との検索精度の比較を行ったところ、提案手法により検索性能の大幅な改善が行われ、分類器の再利用の有効性を示すことができた。

参考文献

- [1] S. Tong, E. Chang, "Support vector machine active learning for image retrieval," Proceedings of ACM International Multimedia Conference, pp.107-118, 2001.
- [2] A.T. Silva, A.X. Falcao, L.P. Magalhaes, "Active learning paradigms for CBIR systems based on optimum-path forest classification," Journal of WSCG 18 (1-3) pp.73-80, 2010.
- [3] 中島 聖志, 服部 元信, "能動学習型サポートベクターマシンを用いた内容に基づく画像検索における分類器の再利用," 情報処理学会第 70 回全国大会講演論文集, 1R-5, 1, pp.477-478, 2008.