

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

中島 聖志[†]

山梨大学大学院医学工学総合教育部[†]

服部 元信[‡]

山梨大学大学院医学工学総合研究部[‡]

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莫大なものとなっている。そのため、画像が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) システムが必要とされており、現在盛んに研究が行われている。

CBIR システムが高い検索精度を示すためには、ユーザの検索要求に見合った検索結果を提示する必要がある。そこで、従来から、ユーザの検索要求を CBIR システムにフィードバックするために Relevance Feedback (RF) が採用されてきた。

この RF を迅速かつ効率的に行う手法として、Tong らにより能動学習型サポートベクターマシン (SVM_{Active}: Support Vector Machine Active learning) を用いた CBIR が提案されている [1]。SVM_{Active} は学習効率の良い学習データを動的に得ることにより、高い識別能力を持つ分類器を獲得する手法である。獲得した分類器は、ある時点におけるユーザの検索要求に対して特化したものとなるが、ユーザの検索が終了した時点で使い捨てられる。しかし、この獲得した分類器をその後の検索に活かすことができれば、既知の検索要求に対しての迅速な応答が可能になり、また、追加学習を行うことによって分類器の分類精度が向上し、システムの検索精度が向上すると期待できる。

本研究では、SVM_{Active} 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。分類器を再利用して検索を行うことにより、迅速かつ効率的に RF を行う従来法の検索性能をさらに高めることができることを実験により示す。

2. Relevance Feedback

RF とは、システムが提示する画像に対して、ユーザが「正事例」、「負事例」という情報をシステムにフィードバックすることである。この RF は、システムにとってはユーザに対して適切な検索結果を提示するための優れた手段となるが、ユーザにとっては手間となるものである。そのため、少ない回数の RF によりユーザの検索要求に対応することが必要不可欠となる。なお、ユーザがシステムに対して入力を行い、システムから検索結果を得るまでの過程を Round と呼ぶ。

Reusing Classifiers in Support Vector Machine Active Learning for Content Based Image Retrieval

[†]Interdisciplinary Graduate School of Medicine and Engineering, University of Yamanashi

[‡]Interdisciplinary Graduate School of Medicine and Engineering, University of Yamanashi

3. SVM_{Active} を用いた CBIR

本節では、まず、2 クラスの分類を行う SVM の概要を述べ、SVM_{Active} を用いた CBIR について述べる。

3.1 SVM

いま、 $\{\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_n | \mathbf{x}_i = (x_1, \dots, x_d)^T\}$ に対して、 $\{y_1, \dots, y_n | y_i \in (-1, +1)\}$ のラベルを持つ学習データが与えられた d 次元の特徴空間について考える。SVM は識別関数 $f(\mathbf{x})$ の形で表され、次式からなる線形識別関数である。

$$f(\mathbf{x}) = \mathbf{w}^T \mathbf{x} \quad (1)$$

ここで、 \mathbf{w} は学習により定まる重みベクトルである。

この識別関数 $f(\mathbf{x}) = 0$ を満たす点の集合は、 $d-1$ 次元の超平面となる。学習により得られる重みは特徴空間上では、2 クラスの学習データを分類する識別超平面の位置で表される。このとき、識別超平面にもっとも近い学習データをサポートベクトルと呼び、サポートベクトルと識別超平面の距離をマージンと呼ぶ。SVM は、このマージンが最大になるように \mathbf{w} を決定することで、識別超平面 $f(\mathbf{x}) = 0$ が 2 クラスの中心を通るように決定する。

3.2 SVM_{Active}

SVM_{Active} は、学習効率の良い学習データを動的に取得し学習を行う。ここで、学習効率の良い学習データとは、SVM の識別超平面の近くに存在し、まだ、学習データとなっていないデータのことを指す。SVM において誤分類しやすいデータは識別超平面の近くのため、これらを学習データとすることにより、SVM は理想的な識別超平面を決定することができる。

3.3 CBIR への SVM_{Active} の適用

Tong らは、CBIR システムがユーザに提示する画像群を以下の 2 つに分けることにより、SVM_{Active} を用いた CBIR を実現した。

- Label Set: RF を受け取るために提示する画像群。
- Return Set: 検索結果として提示する画像群。

Label Set は SVM の学習データとなる。この 2 つの画像群を用いた検索手順は以下の通りである。

初期入力 ユーザは問い合わせとして、「正事例」の画像 1 枚、「負事例」の画像 1 枚をシステムに与える。この 2 枚の画像は Label Set に追加される。

SVM の学習 Label Set を用いて SVM の学習を行う。

Return Set の提示 SVMの識別超平面から、正事例側に離れている順に r 枚をユーザに提示する。ユーザが望む検索結果が得られなかったとき、次の手順に進む。

Label Set の提示 まだラベル付けされていない画像を、識別超平面に近い順から l 枚取り出し、ユーザに対して提示する。

Relevance Feedback ユーザは Label Set に対して「正事例」、「負事例」のラベル付けを行い、システムにフィードバックする。

SVMの学習に戻る。

4. 分類器の再利用

Tong らの CBIR システムでは、ユーザの検索要求が生じる度に SVM_{Active} の学習を行い、検索が終了した時点でそれを使い捨てていた。本研究では、これを有効に再利用することを考える。

いま、システムが複数の分類器を持ち、システムに対して、正事例の問い合わせ画像 x_R 、負事例の問い合わせ画像 x_{IR} が与えられたとき、再利用する分類器は入力 (x_R, x_{IR}) を正しく分類するもの、すなわち、

$$f(x_R) > 0 \text{ かつ } f(x_{IR}) < 0 \quad (2)$$

を出力する分類器とする。ここで、式 (2) を満たす分類器が複数存在するとき、

$$|f(x_R)| + |f(x_{IR})| \quad (3)$$

が最大となる分類器を選択する。

SVM は識別関数 $f(x)$ の値が正か負であるかにより分類を行う分類器であり、識別超平面からの距離 $|f(x)|$ は入力を分類する信頼度とみなすことができる。そこで、入力を正しく分類ことができ、その分類の信頼度が最も高い分類器を、再利用する分類器とした。

5. 実験

分類器の再利用を行うことによる性能の評価を行った。実験には、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」に収録された「蝶、花、犬、街、夜空、海、料理、木、山、空」の10種類のクラスから、各クラス100枚ずつ、計1000枚からなる画像群を用いた。なお、各画像からは、色に関して129次元 (Color Moment, Color Coherence Vector)、テクスチャに関して18次元 (Haar Wavelet) の、147次元の特徴量からなる特徴ベクトルを抽出した。

5.1 評価方法

各 Round において取得する Label Set の数を 20 枚とし、各 Round における提示画像 Return Set (RS) の上位 20 位までの適合率を算出して評価を行った。適合率は次式の通りである。

$$\text{適合率} = \frac{\text{RS 中の入力と同じクラスの画像数}}{\text{RS の数}} \quad (4)$$

式 (4) により、各入力の 6 Round までの適合率を Round 毎に算出し、全画像の適合率の平均を得た。なお、全画像を入力として与えたときを 1 試行とする。

5.2 結果

分類器の再利用を行わずに検索を行ったとき (再利用なし) と、再利用を行ったとき (再利用あり) における、全画像の適合率の平均を図 1 に示す。

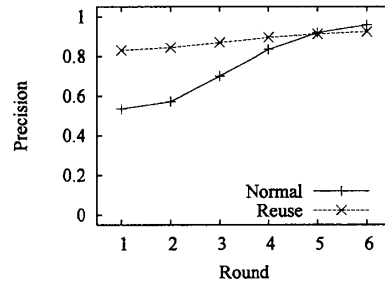


図 1: 「再利用なし (Normal)」、「再利用あり (Reuse)」の各 Round における全画像の適合率の平均。

分類器の再利用を行うことにより、少ない Round から適合率が高くなっていることがわかる。なお、分類器の再利用回数は 875 回 (10 試行の平均) であった。

5.3 各 Round における学習時間

1 入力あたりの各 Round に要する平均学習時間と、1 試行中において最も時間を要したときの最長学習時間を図 2 に示す。実行環境は、Pentium IV 3.4GHz の CPU、1GB のメモリを持つ PC である。

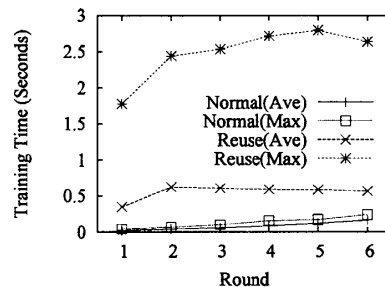


図 2: 「再利用なし (Normal)」、「再利用あり (Reuse)」の平均 (Ave)・最長 (Max) 学習時間。

分類器を再利用することにより学習データが増加するが、結果から、学習時間への影響は実用上問題の無いレベルであるといえる。なお、1 試行において最も分類器の探索に要した時間は 0.04 秒 (10 試行の平均) であった。

6. まとめ

本研究では、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いて分類器を再利用するための手法を提案した。実験により、提案手法がシステムの性能の向上に有効であることを示した。

参考文献

- [1] S. Tong, E. Chang, "Support Vector Machine Active Learning for Image Retrieval," Proc. of ACM International Multimedia Conference, 2001, pp.107-118.