

# 帰納学習システム C4.5 を用いた線画顔画像検索に関する考察\*

3Q-9

遠藤 聡志 高良 義伸 山田 孝治 大内 東 尾田 政臣†

琉大工 琉大工 琉大工 北大工 立命館大文‡

## 1 はじめに

ネットワーク, マルチメディア技術の普及により, 大規模データベースに対する有効な画像検索手法の重要性が指摘されている. 顔画像検索問題 [1, 2] は, 検索対象の曖昧性や, 有効な検索キーの非決定性などの問題を含みながら, 検索時に重要な役割を果たす比較的明確な属性 (目, 鼻, 顔の輪郭等) を持つ画像検索の典型例である. 顔画像検索では, 検索者の対象イメージが曖昧であり, 検索過程は目的顔画像のモデル形成過程と考えられる. この問題は, 人工知能の分野においては認知モデル形成として扱われ, 種々の帰納学習法が適応可能であると考えられる. 本稿では, 帰納学習システム C4.5 [3] を顔画像検索に適用し, その有効性を示す. また, 従属度の概念を導入した訓練事例数削減法を提案し, 検索効率の向上を示す.

## 2 顔画像検索問題

顔画像検索問題は, 顔画像データベースの顔画像集合  $U$  の中から, 検索者が検索を希望する画像部分集合  $\{x_i\}$  ( $x_i \in U$ ) を検索する問題である. 文献 [1, 2] によれば, 顔画像データベースの顔モデルは, [輪郭 (F.S), 眉位置 (M.P), 眉形状 (M.S), 目位置 (E.P), 目形状 (E.S), 鼻位置 (N.P), 鼻形状 (N.S), 口位置 (M.P), 口形状 (M.S), 耳位置 (R.P)] の 10 属性を取り, その属性値は -1, 0, 1 の 3 値で定義される. 例えば, 鼻の位置 (N.P) の属性値 (-1, 0, 1) はそれぞれ (下, 中, 上) に対応する. これにより約 6 万個の線画顔画像データベースが構成される. 属性データ [0,0,1,0,1,-1,0,-1,0,1] は, 図 2 に示すような顔画像を生成する. 検索ルールの

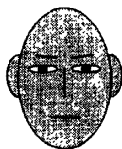


図 1: サンプル顔画像

獲得は, 顔画像データベースから提示された複数個のサンプルに対して, 必要または不要のクラス判別作業を繰り返して行なうことにより実行される. これは, 帰納推論における学習プロセスに対応する.

## 3 帰納学習システム:C4.5

J.Quinlan によって開発された C4.5 は, 教師データに対するパターン解析を期待情報量最大化原理に基づいて行なうことにより, 帰納的に決定木を作るシステムである [3].

### 3.1 逐次アルゴリズム

C4.5 は教師データ提示一括型の学習システムであるが, 顔画像検索問題の性質に対応するために, 逐次的に事例集合を追加する事例提示方式を導入する.

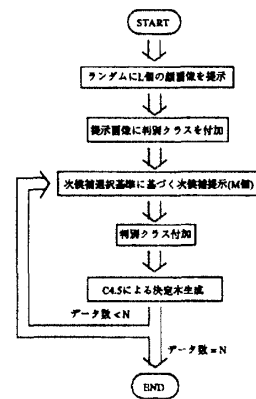


図 2: 逐次型 C4.5 アルゴリズム

A を検索に必要なクラス, B を検索に不要なクラスとする. ランダムに提示された  $L$  個の顔画像に対して各々クラス A あるいは B を付加する. 次に, 次候補選択基準に基づき提示すべき顔画像候補を構成する. 提示された候補集合に対して再びクラス付加を行ない, C4.5 による決定木を生成する. これを, 総データ数が  $N$  になるまで逐次的に繰り返す.

### 3.2 従属度に基づく事例提示

効率的画像検索の実行において, 適切な提示画像選択は重要である. 本稿では, 次候補選択基準構成のため, 従属度  $\alpha$  を導入する. 従属度とは, 認知構造を構成する各属性値が, その認知構造においてどれだけ重要であるかを表す指標である. 属性  $i$  の属性値  $v$  に対する従属度  $\alpha_i^v$  は, (1) 式によって計算される.

$$\alpha_i^v = \frac{x_i^v}{|A|} \quad (1)$$

\*Facial image retrieval based on C4.5

†S. ENDO, Y. TAKARA, K. YAMADA, A. OHUCHI and M. ODA

‡Univ. of the Ryukyus, Hokkaido Univ., Ritsumeikan Univ.

$x_i^v$ : 属性  $i$  中の値  $v$  の頻度数  
 $|A|$ : 教師データ中のクラス A の数

次候補集合構成アルゴリズムを図 3.2 に示す。はじめに、クラス A と判定された画像集合の各属性について -1, 0, 1 の 3 値の頻度をカウントする。各属性において従属度が閾値  $\beta$  以上の場合、その値を次候補生成テンプレートの属性値に固定する。また、3 値のすべての従属度が  $\beta$  より小さい場合、その属性値は未定とする。以上のように作成したテンプレートに対し、未定属性値をランダムに決定することによって、重要な属性値を固定した次候補の集団が構成される。

例えば、各属性において従属度最大の値を取る属性値  $v$  とその従属度の値  $\alpha^v$  を  $(v, \alpha^v)$  で表し、 $\beta=0.8$  とした時、10 属性の属性値および従属度が以下のように与えられた場合、

$[(1,1)(.6,0)(.8,0)(.5,0)(.5,0)(.9,1)(.3,0)(.7,-1)(1,-1)(.8,1)]$

次候補生成テンプレートは、

$[1, *, 0, *, *, *, 1, *, *, -, 1, 1]$

となる。ここで \* はワイルドカードである。

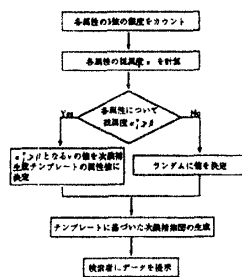


図 3: 次候補集合構成アルゴリズム

顔画像データベース中の顔画像群を A, B の 2 クラスに分類するには、どちらか一方の正確な判別ルールを持っていけばよい。また、効率よくクラスを判別する認知構造を獲得するには、要素の少ないクラス（一般的には検索すべきクラス）の判別ルールのみを獲得すればよい。このことから、初期にクラス A と判別された画像の近傍画像を集中して提示することにより、効率よい学習を行うことができると考えられる。

## 4 実験

### 4.1 実験の設計

実験 1: C4.5 に教師データを入力して得られた認知構造に対して、評価データを用いた精度評価を行なう。分類クラスを好みの画像クラス A, 好みでない画像クラス B の二つとする。教師データとしてクラス A, クラス B のデータを各 50 計 100 のデータを用意する。また、得られた認知構造の正確さをテストするためのデータ数を 100 とする。

実験 2: 従属度に基づく事例提示アルゴリズムと、ランダム事例提示によって得られた認知構造の精度収束に関する比較実験を行なう。教師データの提示数を 1 フェーズに 5 個として、C4.5 によって逐次的に認知構造の生成を行なう。これを総教師データ数 50 個になるまで繰り返す。

## 4.2 実験結果と考察

実験 1: 評価用テストデータの分類の結果を図 4 に示す。

Evaluation on test data (100 items):				
Before Prunning		After Prunning		
Size	Errors	Size	Errors	Estimate
16	2(2.0%)	13	1(1.0%)	(21.2%) <<

図 4: ルールの精度

図 4 は得られた検索ルールのテストデータによる精度を示している。ここで、Prunning とは、生成した決定木が複雑な場合必要に応じて単純化する機能であり、C4.5 が標準で持っている機能の一つである [3]。Before Prunning では、ノード数 (size) が 16 で誤り率 (Errors) が 2% の決定木が生成され、After Prunning では、ノード数 (size) 13, 誤り率 (Errors) 1% の決定木が生成されていることが示されている。この結果から、C4.5 が適切なルールを獲得していることがわかる。

実験 2: 実験 2 の結果を図 5 に示す。

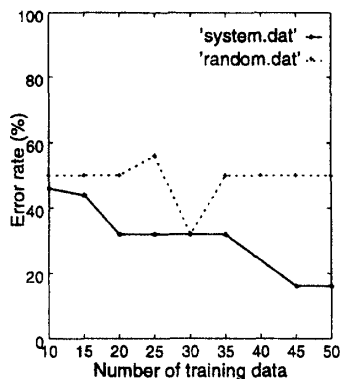


図 5: 実験 2 の結果

図 5 において、縦軸は決定木の誤り率を、横軸は教師データ数を示す。提案手法では、教師データ数の増加に伴って誤り率が 46% から 16% へ単調に減少し、低い誤り率に収束している。教師データ数 50 の時点では、84% の精度でクラスを分類できる認知構造が獲得できた。これに対してランダム提示法では、教師データ 50 までには十分な収束が見られない。

## 5 おわりに

顔画像検索問題に対する帰納学習手法の有効性を確認した。また、従属度に基づく選択基準を用いた教師データの提示法が学習の効率化に有効であることを示した。

## 参考文献

- [1] 尾田 "人間のイメージ形成過程の特性を利用した画像検索システム," 情報処理学会論文誌, Vol.35, No.7, pp1449-1456, 1994.
- [2] 尾田, 加藤 "顔画像検索システムの効率化法," 9th Symposium on Human Interface, pp 83-90, Oct. 1993.
- [3] J.R.Quinlan, C4.5 Programs for Machine Learning, Morgan Kaufmann, San Mateo, California, 1992.