

GA による画像認識

Image recognition by Genetic Algorithms

永松 秀人

Shuto NAGAMATSU

Abstract: We Database Group are developing a goods managing system without bar-code. This is the system for medium and small companies that are left behind the information revolution. Furthermore, differ to the conventional systems, we aim to build the inexpensive, easy to use, and useful system. This paper introduces one part of the system, which is an image recognition by Genetic Algorithms.

1 はじめに

我々データベース班では、IT 化戦略から見捨てられた中小企業のための IT ソフトウェア開発を目指しており、具体的には「バーコードが使えない状況での商品管理システム」の開発を目標としている。一般的なバーコードを用いた商品管理システムでは、

- 導入コストが高い
- 特殊な商品は扱えない

などの問題点が存在する。そのため、IT を導入できない中小企業が存在することも事実である。そのような企業のための商品管理を担うシステムの開発が望まれている。

我々の開発するシステムでは、商品の画像認識を用いて商品管理を行う。本報告では、全システム内の、商品の認識処理を実現している GA を用いた画像認識について述べる。

2 認識系のシステム

画像認識はパターン認識の一種と考えることができる。パターン認識とは、観測されたパターンをあらかじめ定められた複数の概念のうちの一つに対応させる処理のことである。計算機上でパターン認識系を構築する場合、一般に Fig. 1 の形をとる。

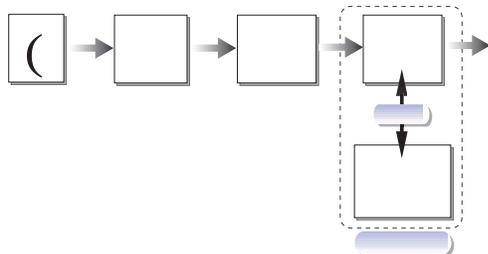


Fig. 1 認識系のシステム

まず、パターンが入力されると前処理部でノイズ除去、正規化などの処理を行う。続いて特徴抽出部では、膨大な情報を持つ原パターンから、識別に必要な本質的な特徴のみを抽出する。この特徴を元に識別部では識別処理を行う。識別処理は入力パターンに対して複数の候補のうちの一つを対応させることにより行われる。そのため、あらかじめ識別辞書¹を用意し、抽出された特徴をこの辞書と照合することにより入力パターンの候補を出力する。

入力パターンの特徴量と識別辞書とのマッチングに関する研究は様々なものが研究されており、本研究ではこのマッチング処理に GA を用いる。

3 GA による画像認識

一般的な画像認識の手法としては、テンプレートマッチング²や特徴量によるマッチングなど、様々なマッチング手法が提案されている。本研究は、その中でも特徴量によるマッチングに関するものである。

3.1 特徴量を用いた画像認識

特徴量を用いた画像認識を行う際、あらかじめ全ての商品の特徴量を抽出し、Table 1 のような商品と特徴量に関する特徴量データベースを作る。

Table 1 特徴量データベース

	特徴量 1	特徴量 2	特徴量 3	...	特徴量 j
商品 1	a(1,1)	a(1,2)	a(1,3)	...	a(1,j)
商品 2	a(2,1)	a(2,2)	a(2,3)	...	a(2,j)
商品 3	a(3,1)	a(3,2)	a(3,3)	...	a(3,j)
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
商品 i	a(i,1)	a(i,2)	a(i,3)	...	a(i,j)

¹特徴量データベース, オリジナル画像など

²基本となる画像を用意し, それとの重ねあわせによりマッチングを行う

テーブル上の特徴量の値は行列 $a(i,j)$ となる。ここで i は商品 ID を表し、 j は特徴量の種類 (面積や円形度など) を表す。次に、認識対象となる未知の商品 X が入力されたとする。この未知の商品 X から得ることのできるデータを次の Table 2 に示す。未知の商品とデータベース上のデータは同一の特徴量に関するデータである。

Table 2 入力データ

	特徴量 1	特徴量 2	特徴量 3	...	特徴量 j
商品 X	$a(X,1)$	$a(X,2)$	$a(X,3)$...	$a(X,j)$

Table 2 で示したデータと、Table 1 の商品とのマッチングを行い、「どの商品がもっとも未知の商品 X と類似するか」を調べることにより、特徴量を用いた画像認識が行われる。

3.2 特徴量の種類

商品より得ることのできる特徴量は、次に示す 3 種類に分類することができる。

1. 撮り方を変化させた場合でも、値がほとんど変動せず、安定して抽出される特徴量
2. 撮り方を変化させると、値が大きく変動する特徴量
3. 撮り方を変化させると、特定の商品においてのみ変動する特徴量

つまり、特徴量データに関して信頼性の高いデータと低いデータが存在する。

入力商品の特徴量データと、データベース内に格納されている特徴量データとのマッチングを行うにあたって、特徴量の信頼性が重要になる。すなわち、特徴量の比較を行う際、マッチングに使用できるデータと使用できないデータがある。そこで、特徴量の信頼性を表す尺度として、重み w という係数を考える。マッチングの際には、重み係数である w を動的に決定しなければならない。

3.3 重み係数を用いたマッチング

重み係数 w は、商品、特徴量の組み合わせ、すなわち $w(i,j)$ と表すことができる。重み係数は 0 か 1 の値をとり、1 である特徴量のみがマッチングに用いられることになる。商品ごとに最適な重み係数が存在し、これを発見することにより、信頼性の高いマッチングが行えると考えられる。

ここでまず、全数探索的に重み係数を決定する方法を考える。特徴量データベースに格納されている商品数を A,B,C の 3 種類、特徴量の種類を 3 種類とする。重み係数は 0 か 1 の 2 通りであるため、1 つの商品に対する

重み係数の組み合わせは 8 通りである。さらに、この 8 通りの重み係数の組み合わせを全商品の特徴量データに適用することによってマッチングが行われる。

実際には、商品数も多く、特徴量の種類も多い。例えば、商品数が 1000 個で、特徴量の種類が 30 種類あったとする。このときの重み係数の組み合わせは 2 の 30 乗であり、加えて、商品数が 1000 個であるので、その組み合わせは 10 の 12 乗通りという膨大な組み合わせ数になってしまう。この膨大な探索空間に対して全数探索を行うのは現実的でない。そこで本研究では、最適な重み係数の決定に最適化手法の一つである遺伝的アルゴリズム (GA) を用いる。GA を用いたマッチングの概念図を Fig. 2 に示す。

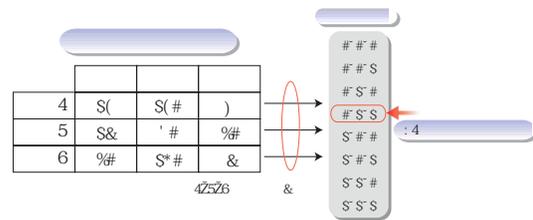


Fig. 2 GA を用いたマッチングの概念図

3.4 制約条件

実際に商品のマッチングを行う際、入力データに対して全体的に似通っている商品を良しとするのか、1 つ 2 つの特徴量が完全に一致している商品を良しとするのかということが問題となる。

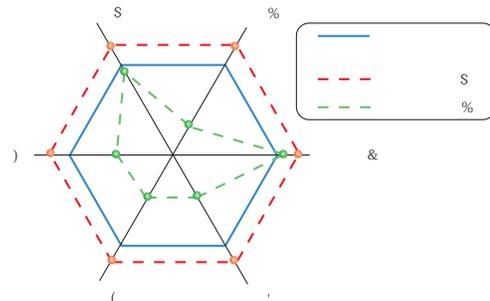


Fig. 3 特徴量の比較

すなわち、Fig. 3 において、特徴量 1 と 3 のみを用いてマッチングを行うと、入力データ 2 は入力データ 1 に比べてマッチング率が高くなる、逆にすべての特徴量でマッチングを行うと、入力データ 1 は入力データ 2 よりもマッチング率が高くなる。

一般的に、少ない特徴量でマッチングを行うと高いマッチング率を得やすいが、選ばれた商品の信頼性は低い。逆に用いる特徴量の個数を増やすと、信頼性は向上するがマッチング率自体は低くなる。

本研究では、最終的にマッチングに用いる特徴量の個数も GA で決定するが、選ばれた商品にある程度の信頼性を持たせるために、最低でも全特徴量のうち半分をマッチングに使用しなければならないという制約条件を設けた。

3.5 問題の定式化

GA をマッチング処理に適用するために、問題を以下の形に定式化する。

- 各重み $w(i, j)$ の値を並べて N ビットの 2 進記号列を遺伝子型とする。(N は特徴量数に等しい)
- 遺伝子型をそのまま表現型とする。(重さ 0, 重さ 1)
- 最大化問題であり、適合度は目的関数の評価値を用いる。

式 (1) に目的関数を定義する。

$$Fitness(i) = \sum_j \left\{ w(i, j) - \frac{w(i, j) |\Delta data|}{a(i, j)} \right\} \quad (1)$$

$$\left(\Delta data = \frac{a(X, j) - a(i, j)}{a(i, j)} \times 100 \right) \quad (2)$$

$$subject\ to\ \frac{\sum_j w(i, j)}{LENGTH} \geq b \quad (3)$$

式 (2) は特徴量の差をノーマライズするものであり、式 (3) は特徴量の数に関する制約条件である。また、は特徴量同士の誤差を何パーセントまで許すかというパラメータである。ここで、式 (1) の挙動について述べる。

1. 特徴量同士の誤差が指定パーセント以内
右辺の中括弧内は 0 から 1 の値をとることになる。また、誤差が小さいほどこの値は大きくなり、誤差が大きいかほど小さな値となる。
2. 特徴量同士の誤差が指定パーセント以上
右辺の中括弧内はマイナスの値をとることになる。また、誤差が大きくなるほど、この値はより小さくなっていく。

GA によるマッチング処理のフローチャートを Fig. 4 に示す。

提案する手法では、データベース上の商品と入力データとのマッチングに最適な重み係数の組み合わせを、商品ごとに一つずつ GA で決定する。

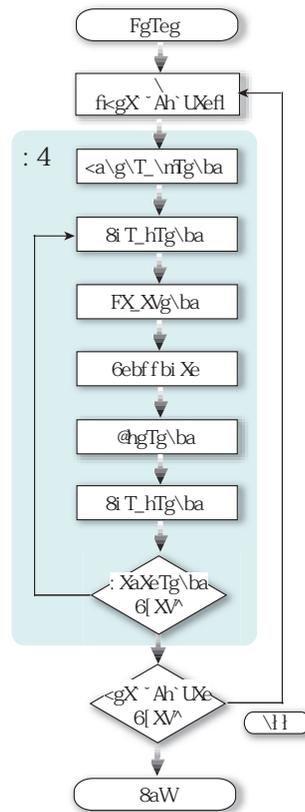


Fig. 4 GA によるマッチングのフローチャート

4 実験

商品を撮影した画像より特徴量を抽出し、GA によるマッチングを行う。対象とする商品は 45 商品であり、その内訳を Table 3 に示す。

分類	個数 (個)
指輪	10
イヤリング	14
ネックレス	6
ピン	9
その他	6
計	45

商品の画像は 2 種類用意し、一つは特徴量データベースに格納するデータを抽出するための写真、もう一つは入力となるデータを抽出するための画像である。このとき、データベース上の写真と入力用の写真は、商品の置き方以外の条件を同一にして撮影を行っている。

実験に用いた主なパラメータを Table 4 に示す。Table 4 の制約条件「0.5」とは、全特徴量のうち半分はマッチングに用いなくてはならないという条件である。

世代数	100
個体数	100
遺伝子長	39
商品数	13
特徴量数	39
許容誤差量	10
制約条件	0.5

4.1 実験結果

全体の認識結果を Fig. 5 に、また、商品分類別の認識結果について Fig. 6 に示す。

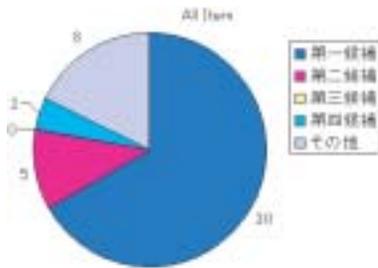


Fig. 5 認識結果

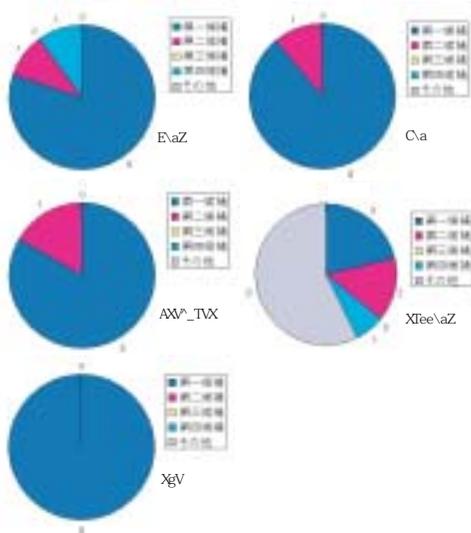


Fig. 6 カテゴリー別の認識結果

図中に示す、第一候補、第二候補といったものは、提示される候補の何番目に正しい候補が得られたかということを表す。

Fig. 5 より、45 商品中 30 商品が第一候補の認識結果となった。

5 結論

本報告では、画像認識を用いた商品管理システムの内、GA による画像認識の提案を行った。具体的には、GA をマッチング処理に適用するために問題の定式化を行い、各特徴量に対する重み係数を GA で決定する方法を考案した。

今回の実験により、提案する GA を用いた画像認識は 67% の確率で入力画像を第一候補として認識できることを確認した。しかし、本システムでは最終的に一つの商品候補に絞りこむ必要はなく、GA で最終的な判断が行えない部分は、人間に判断をゆだねる形になる。したがって、GA では第四候補にまで絞り込めれば十分である。本実験では、第四候補までの絞り込みには 82% の確率で成功している。イヤリングに関しては今後の課題であるが、イヤリングを除けば非常に高い認識率を得ることができた。これらのことから、GA による画像認識が有効であることが確認された。

6 今後の課題

Fig. 6 より、イヤリングに分類される商品の認識率が極端に悪い結果となった。これは、イヤリングの商品を撮影した画像から得られる特徴量が、他のイヤリングとほぼ同一であるためである。

イヤリングに分類される画像を 2 値化すると得られる画像は、すべて、Fig. 7 のような結果となる。

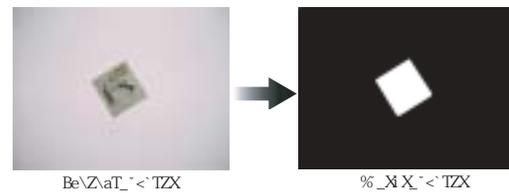


Fig. 7 2 値化画像

つまり、得られる特徴量はイヤリングの台紙の部分に関するものであり、イヤリング自体の特徴量が得られないためである。

台紙内で再び特徴量抽出を行い、イヤリング自体の特徴量を用いることによって、この問題は解決されると考えられる。

参考文献

- 1) 長尾 智晴. 進化的画像処理. 株式会社昭晃堂. 2002.
- 2) 三宮 信夫, 喜多 一, 玉置 久, 岩本 貴司. 遺伝アルゴリズムと最適化. 朝倉書店. 1998.