

A1-5 遺伝的アルゴリズムを用いた自動しきい値調整による色抽出手法

福井大学 工学部 知能システム工学科 進化ロボット研究室
石川 雅史 (指導教官: 前田 陽一郎)

1 緒言

画像処理の分野において適切なしきい値を求め2値化処理をすることは、物体認識等において極めて重要な処理である。これらの処理は、サッカーロボットを題材とした RoboCup におけるロボットビジョンなどでも重要なキーテクノロジーとなる。サッカーフィールドのような実環境では、場所や照明条件により2値化の際のしきい値が極端に変化する。こういった照明の影響を受けやすい環境において、適切なしきい値を正確にかつ高速に求めることは、容易ではない。

このような2値化処理の自動化に関する研究例として、対象画像の明度の平均と遺伝的アルゴリズムを用いて取得したしきい値の上限・下限の関係から関係式を導き最適なしきい値を決定する手法 [1]、照明の変化に対応するために色情報を輝度値で正規化して最適なしきい値を決定する手法 [2]、ニューラルネットワークによって最適なしきい値を学習する手法 [3] など数多く報告されている。

そこで本手法は、全方位カメラの画像から目標の対象物を人為的に選択して、その選択した領域内の色情報を基に遺伝的アルゴリズム (GA) を用いてしきい値情報を学習し、目標の対象物のみを抽出できるようなしきい値の自動調整手法を提案する。さらに本手法の有効性を検証するため実験シミュレータを作成し、YUV 表色系による色抽出実験を行ったので、その結果についても報告する。

2 自動しきい値調整による色抽出手法

目標の対象物から色情報を取得して2値化処理をする際に、その対象物のしきい値情報に類似した領域が存在すると周辺に複数のノイズを含んでしまう。そこで本手法では、まず始めに人為的に目標の対象物を選択し、その選択領域内の色情報を取得する。次にその色情報を基に GA を用いて対象物領域のみを抽出できるような最適なしきい値を探索し学習する。尚、本手法ではカメラから入力された RGB データを (1) 式を用いて人間が色抽出作業を行う際によく用いられる YUV 表色系に変換したものを GA の学習データとして用いた。

$$\begin{aligned} (\text{輝度}) Y &= 0.257R + 0.504G + 0.098B + 16 \\ (\text{青色差}) U &= -0.148R - 0.291G + 0.439B + 128 \\ (\text{赤色差}) V &= 0.439R - 0.368G - 0.071B + 128 \end{aligned} \quad (1)$$

2.1 コーディング

GA の遺伝子情報として、YUV のしきい値情報を表現するために、各個体に Y, U, V のそれぞれの幅と中心を図 1 のようにコーディングする。

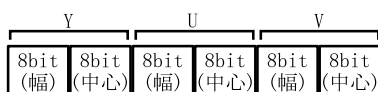


図 1. 各個体の構造

2.2 適応度関数

対象物のみを効率的に選択抽出するために (2) 式の適応度関数を用いる。この適応度関数は、選択領域内での抽出画素数と選択領域外での抽出画素数の差分を取り、この差分の増加が対象物周囲におけるノイズの減少を表している。さらに選択領域内で抽出した画素の割合を計算しこの割合が対象物の抽出量を評価している。

$$f = \frac{S}{S_{all}} \left\{ \sum_{i=1}^w \sum_{j=1}^h (kS - N) \right\} \quad (2)$$

f : 個体の適応度
 w : 画像の横方向の全画素数
 h : 画像の縦方向の全画素数
 S_{all} : 選択領域の全画素数
 k : 重み係数

- 選択度 S
個体のしきい値の範囲において、選択した領域内の画素が存在する場合の画素数。
- ノイズ N
個体のしきい値の範囲において、選択した領域外の画素が存在する場合の画素数。

2.3 本手法の処理手順

本手法における GA の自動しきい値調整を以下の手順で行う。(図 2 参照)

- Step1: 前処理
あらかじめ対象物の領域を人為的に選択し、その領域のしきい値の最大値と最小値を取得する。取得したしきい値情報から (2) 式の適応度を計算して、この適応度を基準適応度 f_s とする。
- Step2: 初期化
初期集団の個体をランダムに生成する。さらに、その生成された集団に Step1 で取得したしきい値情報をコード化しエリート個体として付加する。
- Step3: 色抽出処理
すべての個体の YUV のしきい値情報を基に実際に色抽出処理を行う。
- Step4: 個体評価、エリート保存
Step3 の色抽出結果より式 (2) の適応度関数を用いて各個体の適応度を求める。求めた適応度の中で最大適応度 f_{max} の個体をエリートとして保存する。このとき、適応度が等しい個体が存在する場合、選択領域内に抽出点がより多い個体をエリート個体とする。
- Step5: 選択、交叉、突然変異
適応度に従った確率で選択するルーレット選択を用いて個体を選択し、一点交叉を行う。さらに生成された個体に対して、突然変異を行う。この Step3 ~ 5 の処理を終了世代まで繰り返す。

- Step6: 終了判定
Step5 までの処理を終えて、最終世代でのエリート個体の適応度が Step1 で求めた基準適応度 f_s よりも評価が良くなった場合 ($f_{max} - f_s > 0$)、学習は成功したことになる。

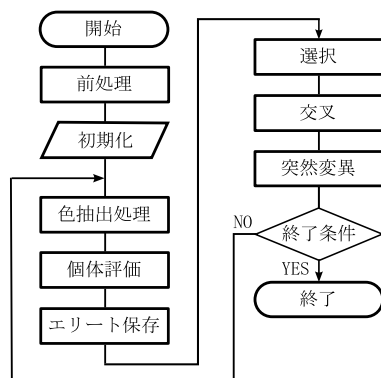


図 2. 自動しきい値調整のアルゴリズムフロー

結果からもわかるように学習前は、目標の対象物(ボール)の周囲に全周にわたる広範なノイズを含んでいたが学習後は、このノイズを一気に減少させ目標対象物であるボールのみを適切に抽出していることがわかる。

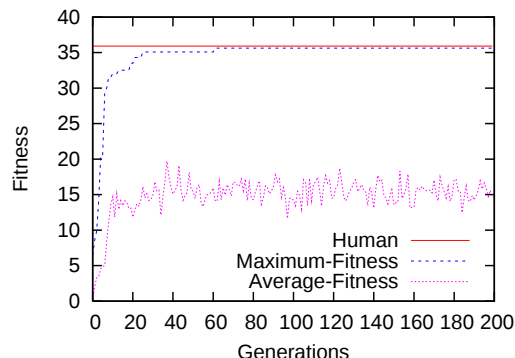


図 4. GA のしきい値探索結果

3 色抽出実験

本手法の有効性を検証するための色抽出シミュレータを作成し、RoboCup 中型ロボットリーグのミニチュアサッカーフィールドにてボールの抽出実験を行ったので、この結果について報告する。

3.1 実験シミュレータ

クロスプラットフォームの C++GUIアプリケーションフレームワークである Qt を利用して開発した。シミュレータの画面を図 3 に示す。

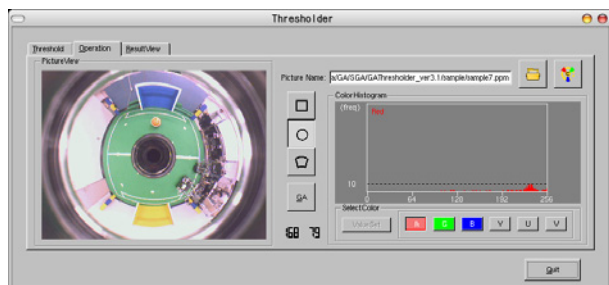
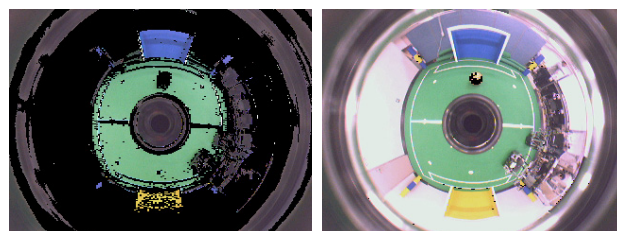


図 3. 自動しきい値調整シミュレータ

始めにオペレータが抽出を行う対象画像を楕円形状エリアとして選択する。さらにその選択領域内の色情報を基に前述のアルゴリズムにより GA を用いたしきい値探索を開始する。探索後、しきい値情報と共に抽出結果が画像で出力される。また、GA で探索した結果をグラフ化できるようになっている。

3.2 実験結果

実験では、全方位カメラで撮影したサッカーフィールドの全周画像を使用し、画像サイズは $W320 \times H240$ (pixel) で、カラーフォーマットは 24bitRGB である。今回の実験ではボール抽出を GA で学習した。図 4 は、GA(世代数 200, 個体数 100, 交叉率 70 %, 突然変異率 3 %) の探索結果であり、また図 5 は、学習前と学習後の抽出結果である。



(a) 学習前

(b) 学習後

図 5. 色抽出結果

4 結 言

本研究では、目標物体のみを効率よく色抽出するために GA を用いて最適なしきい値を抽出する手法を提案した。初期集団に選択領域内の色情報のエリート個体を含めることで探索スピードを高速化した。さらに、エリート保存による局所的な探索に陥る問題を突然変異率を上げることで回避した。これにより、比較的高速により良い抽出結果が得られるようになった。しかしながら今回、楕円形状エリアを用いたため、ボール以外の形状の物体は、色抽出をうまく行うことができなかった。今後は、これについての改良手法を検討していく必要があると考えられる。

参考文献

- [1] S.Yoshimori, Y.Mitsukura, M.Fukumi and N.Akamatsu, W.Pedrycz, "License Plate Detection System by Using Threshold Function and Improved Template Matching Method," NAFIPS2004, Vol.1, pp.357-362 (2004)
- [2] 中田康之, 安藤護俊, "色抽出法と固有空間法を用いた読唇処理," 電子情報通信学会論文誌, D-II Vol.J85-D-II, pp.1818-1822 (2002)
- [3] 福田善彦, 満倉靖恵, 福見稔, "ニューラルネット学習に基づいた閾値決定法による高速顔領域探索," 電子情報通信学会技術研究報告, Vol.101, No.615, pp.163-169 (2002)