

論文

情景画像からの文字抽出

芦田 和毅[†] 永井 弘樹[†] 岡本 正行[†] 宮尾 秀俊[†]
山本 博章[†]

Extraction of Characters from Scene Images

Kazuki ASHIDA[†], Hiroki NAGAI[†], Masayuki OKAMOTO[†], Hidetoshi MIYAO[†],
and Hiroaki YAMAMOTO[†]

あらまし 本論文では、カラー情景画像に現れる文字列を抽出する手法について提案する。ほとんどのカラー情景画像に現れる単語若しくは文字列は、同じ色とフォントで印刷されている。そこで本手法では、まずエッジに基づき画像を大まかなブロックに分割する。次にそれらのブロックをクラスタリング手法によって色の類似している領域に分割し、各領域中に存在する外接最小方形について縦横比、ピッチなどの特徴を用いてそれらを統合し文字列パターンの候補を得る。更にこれらの候補に対して幾何学的特徴を求めて SVM により文字列パターンを識別する。ICDAR 2003 Text Locating Competition で用いられた 251 枚のカラー情景画像について実験を行い、本手法の有効性を確認した。

キーワード SVM, OCR, クラスタリング

1. ま え が き

カラー情景画像の中に現れる文字パターンのための OCR システムは様々な応用が考えられる。最近の OCR は、複雑な文書レイアウトに対しても認識が行える報告がなされているが、文書画像は高解像度でデジタル化されていることが前提となっている。一方、情景画像は CCD カメラによってキャプチャリングされるため、画像の解像度は比較的低い。加えて多くの文字は、複雑な背景パターン上に現れることが多い。以上の理由から、情景画像中の文字を現在の OCR 技術で読み取ることは難しい。

関連する研究として、文書画像からの文字抽出 [1]~[5] と、ビデオ画像に現れる文字抽出 [6], [7] が挙げられる。情景画像からの文字抽出についてもいくつかの報告がなされている [8]~[10]。これらは、領域分割に基づく手法、テクスチャに基づく手法、エッジに基づく手法に大別できる。

領域分割に基づく手法は、それぞれの文字は類似した色で表されると想定し、色空間についてクラスタリ

ングをすることによって文字パターンと背景パターンに分割する。結果として、それぞれのクラスタごとにモノクロ画像が生成される。これらのモノクロ画像に存在する黒画素連結要素のサイズや縦横比などの単純な特徴量に基づき、文字パターンを抽出している。この手法ではクラスタリング処理が重要な役割を果たしており、複雑な背景のある画像では多くの背景パターンを生成することとなる。テクスチャに基づく手法は、多くの計算時間が必要な場合が多い。エッジに基づく手法は、水平若しくは垂直方向のエッジを検出して文字抽出を行う。しかしながら複雑な背景がある画像については過度のエッジが検出され、適切な文字パターンを抽出することが困難である。

本論文ではエッジと領域分割に基づく手法を提案する。エッジ情報により、ある程度領域を分割した上でクラスタリング処理を行う。これにより、限定された領域についてクラスタリングをすることが可能になり、領域分割の高精度化が見込める。クラスタリングによって情景画像を分割した場合、文字パターンに対応していない領域、つまり背景パターンを多く生成する。そこで各クラスタごとに 2 値化し、黒画素連結要素を得た上でこれらのピッチ、縦横比、角度から文字列パターンの候補を得る。更にこれらの領域に対

[†] 信州大学大学院工学系研究科, 長野市
Graduate School of Engineering, Shinshu University, 4-17-1
Wakasato, Nagano-shi, 380-8553 Japan

して幾何学的特徴量をもとに SVM (Support Vector Machine) [11],[12] を用いて文字パターンと背景の識別を行う。SVM を用いて情景画像から文字パターンを抽出する報告が既になされているが [13], 我々の手法は文字列パターンの候補を得る過程で, より精密なものとなっている。

2. では本手法の詳細を, 3. では実験条件と結果を示し, 本手法の有効性を検証する。そして 4. で結論とこれからの課題を述べる。

2. 文字抽出手法

まず本手法で対象とした情景画像は以下のとおりである。

- 2文字以上からなる英数文字列が同じ色で印刷されている。
- 横書きを対象としているがある程度 ($\pm 30^\circ$) の傾きがあってもよい。
- 文字パターンの大きさは問わないが, パターンが小さく, ぼやけている場合は対象としない。
- 文字パターンが類似した色の陰影と隣接していない。

本手法は, 図 1 のように大別して四つのステップから成り立つ。最初に情景画像からエッジの強度を求めて, 強度の強い画素を黒, 弱い画素を白とするモノクロ画像を作成する。そしてモノクロ画像中にある

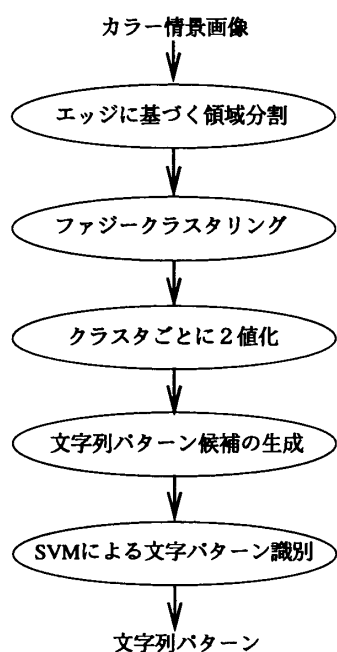


図 1 本アルゴリズムの概要
Fig. 1 Overview of the algorithm.

黒画素連結最小方形を求めて, それらのピッチ, 縦横比, 角度を用いて連結し, これをブロックとする。次に各ブロックごとに色空間上でファジークラスタリングにより類似した画素をまとめて, いくつかのクラスタを作成し, 帰属度の強い画素を黒, 弱い画素を白とするモノクロ画像を作成する。本論文では, このモノクロ画像を色分解画像と呼ぶ。次に色分解画像の黒画素連結要素を得た上で, それらのピッチ, 縦横比, 角度により連結したものを, 本論文では文字列パターン候補と呼ぶ。したがって, 文字列パターン候補は同じ色, フォントで印刷された 2文字以上の文字列となる。最後に文字列パターン候補の幾何学的特徴量を求め, SVM による文字パターンの識別を行う。以降の節で, 各処理について詳説する。

2.1 エッジに基づくブロック化

カラー画像の色空間は通常 RGB で表されることが多いが, 目的に応じて色空間の選択をすることが望ましい。本手法のエッジ検出とクラスタリング処理を行う際, 知覚的な色差を考慮したため均等知覚色空間である CIE 1976 $L^*a^*b^*$ 色空間を使用した。

本研究では情景画像に対してクラスタリング処理を行い, 2値化したときに得られる黒画素連結要素を文字列パターンと背景パターンに識別するため, 文字列パターンは同じクラスタに属することが望ましい。このためクラスタリングの高精度化が必要である。我々はエッジに基づくブロック化を行い, ある程度色の分布を抑えた上でクラスタリング処理を行った。ブロック化では, 情景画像中の各画素について Sobel フィルタによりエッジの強度を求めた。そしてエッジ強度の平均より大きな画素について黒, それ以外を白とするモノクロ画像を作成した。このモノクロ画像に存在する黒画素連結要素を次のような条件のもとで連結し, ブロックを作成した。この連結の条件を図 2, 図 3 で示す。ただし図 2, 図 3 で太線の方角は黒画素連結要素の外接最小方形を表している。

(1) 図 2 の $\theta_1, \theta_2, \theta_3$ が θ_0 より小さい。ここで $\theta_1, \theta_2, \theta_3$ は方形の左上と中心間の角度を表している。

(2) 図 3 でそれぞれの薄い網かけ領域は, 幅を $h_1 \times t_n, h_2 \times t_n$ だけ拡大し, 高さを $h_1 \leq h_2$ の場合 $h_1, h_1 > h_2$ の場合 h_2 としたものである。この領域が重なっている領域 (濃い網かけ領域) が存在する場合, 隣接していると看做す。ここで t_n は水平方向の拡大係数である。

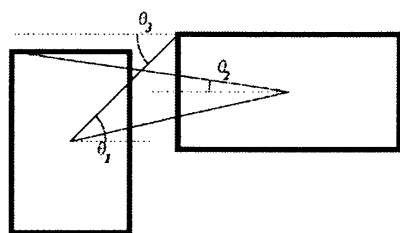


図2 配置条件
Fig.2 Alignment condition.

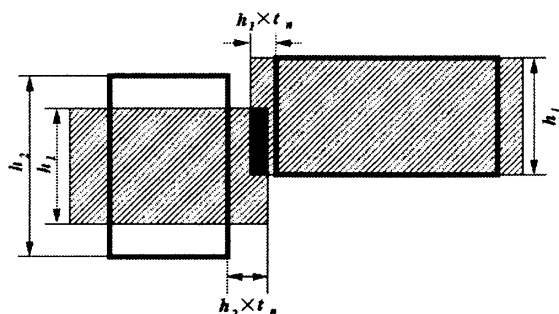


図3 黒画素連結要素の隣接条件
Fig.3 Adjacency condition.

(3) 隣接方形の面積比が t_a より小さい。

t_θ , t_n , t_a は、それぞれ 30° , 0.2 , 8 とした。これらのしきい値は、情景画像に現れる多様な文字列をできるだけ連結するように実験的に決定した。

2.2 クラスタリングによる領域分割

色空間上のクラスタリングを用いた領域分割手法はいくつか提案されている [15]~[17]。本手法では FCM (fuzzy c-means algorithm) [18] を用いた。FCM ではクラスタ数 c をあらかじめ決定しなければならない。そこで 2.2.2 で示すようにクラスタ数を動的に決定するアルゴリズムを採用した。また初期クラスタ数を 2.2.1 のように決定した。

2.2.1 初期クラスタ数の決定

情景画像中の色の分散が大きい場合、クラスタ数は大きくする必要がある。またクラスタリングを行う画像サイズが大きい場合にもクラスタ数を大きくする必要があると考えられる。この前提をもとに式 (1) を用いて初期クラスタ数 c_0 を決定した。

$$c_0 = \lceil [(z_l v_l + z_a v_a + z_b v_b) \log(z_s S)] \rceil \quad (1)$$

ここで z_l , z_a , z_b , z_s は係数であり、 v_l , v_a , v_b は $L^*a^*b^*$ 色空間の各次元の分散、 S は画像の面積を、また $\lceil x \rceil$ は x を超えない最大の整数を表す。これらの係数は文献 [20] で用いられた実験用情景画像^(注1) 258 枚の一部である 50 枚に対して、 c_0 を 2 から 8 までとして、

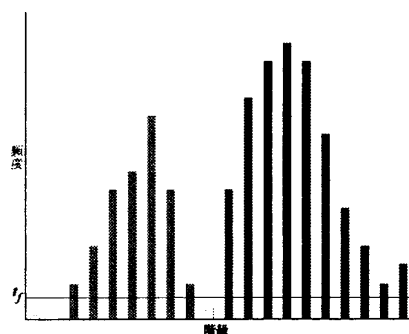


図4 分散の算出
Fig.4 Calculating variance.

それぞれクラスタリングを行い文字列パターンが現れる c_0 の範囲をあらかじめ求めた上で最も誤差が少なくなるように決定した。具体的な数値は $z_l = 5.33 \times 10^{-2}$, $z_a = 1.00 \times 10^{-5}$, $z_b = 6.02 \times 10^{-3}$, $z_s = 6.8 \times 10^{-4}$ である。ただしここで述べた分散は、次のように得た。

(1) $L^*a^*b^*$ の各次元について、階級数 N_c のヒストグラムを得る。

(2) t_f 以上の頻度がある階級のみ取り出す。

(3) 図4の淡い灰色と濃い灰色の階級のように頻度の低い階級が現れた階級で分布を分割する。

(4) 淡い灰色、濃い灰色の階級についてそれぞれ分散を求めて大きい方を本手法での分散とする。

N_c を 20 とし、 t_f は全体の頻度を 1 と正規化した場合の平均値である 0.05 とした。

2.2.2 クラスタ数の動的な決定

本手法ではクラスタの色空間上の分散に基づく分割と、各クラスタ中心間の色空間上の距離がある程度近い場合には統合を行う処理を付加してクラスタ数を動的に決定した。

(a) クラスタの分割 ソフトクラスタリングの一つである FCM では、ハードクラスタリングとは異なりクラスタの分散を単純に求めることができない。そこで次のように分散を求めた。

$$S_{a_i} = \sum_{j=0}^{N_e} a_{ij} \quad (2)$$

$$V_i = \sum_{j=0}^{N_e} \frac{(e_j - g_i)^2 a_{ij}}{S_{a_i}}$$

ここで S_{a_i} はクラスタ i の帰属度の合計、 V_i はクラスタ i の分散、 N_e は全サンプル数、 e_j はサンプル、

(注1) : <http://algoval.essex.ac.uk/icdar/datasets/TrialTrain/scene.zip>

g_i はクラスタ i の中心, a_{ij} は帰属度を表す. クラスタリング処理では各クラスタを収束させるためにクラスタ中心を変化させながら反復を行うが, V_i が前の反復で得られた分散より増加し, かつ全サンプルの分散より大きい場合にクラスタ i の分割を行った.

(b) クラスタの統合 各クラスタ中心間のユークリッド距離が d より小さい場合, 統合を行った. ここで d は 1 とした.

以上のクラスタリング処理をブロックごとに行い色分解画像を得る.

2.3 文字列パターン候補の選定

単独の文字パターンを情景画像から抽出するのは, 複数の文字パターンを抽出する場合と比べて困難である. これは背景パターンの中には文字パターンと判別が困難なパターンがあるからである. そこで色分解画像にある黒画素連結要素を位置情報で連結し, 文字列パターン候補とする. 白画素連結要素についても同様に文字列パターン候補を得る. 連結方法は, エッジに

基づくブロック化と同様とした. 図 5 に示す情景画像全体に対して, クラスタリング処理と文字列パターン候補の選定を行った結果 (黒画素連結要素のみを示す) を図 6 に示す.

2.4 SVM による文字列パターンの識別

本手法では文字列パターンと背景パターンの識別を行う際, SVM を用いる. SVM は近年注目されている 2 クラス識別器であり, いくつかの応用分野で用いら



図 5 原画像
Fig. 5 Original image.

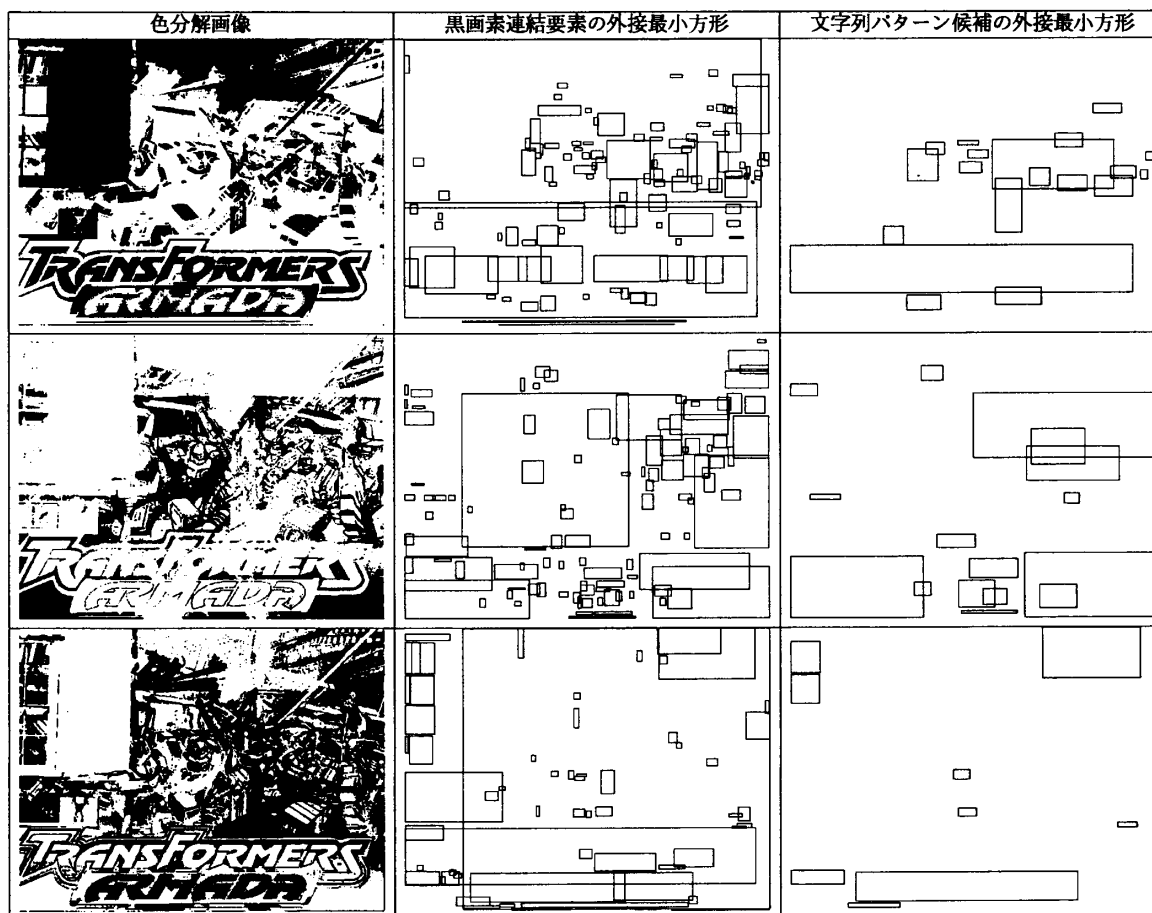


図 6 クラスタリング結果と文字列パターン候補
Fig. 6 Clustering results and character pattern candidates.

れている。

本論文では [20] で用いられた学習用情景画像 258 枚から得られた 29131 個の文字列と背景パターンを用いた。SVM のプログラムは SVM Torch [14] を利用し、カーネル関数は RBF (Radial Basis Function) を用いた。

効率的な識別を行うためには特徴量の組合せとカーネル関数のパラメータ σ が重要となる。そこでまず 2.1, 2.2, 2.3 で示した処理をすべての画像に対して行い、更に手で文字列パターンと背景パターンに分類し Ground Truth とした。次にその半分を SVM の学習データとして用いて、残りを最適化のためのデータとした。最後に下に示す 9 種類の幾何学的特徴を組み合わせて σ の値を変化させて SVM により学習を行い、Ground Truth により最も正しく識別した特徴量の組合せと σ を求めた。ただし σ は 0.3 から 2.0 の値について実験を行った。 σ の範囲は、あらかじめ SVM による学習をいくつか行った結果、この範囲内の σ が最適であったことによる。

2.4.1 相互相関に基づく特徴

2 値文書画像では、相互相関に基づく文字、写真、線画の識別手法の報告がある [19]。しかしこの手法は、情景画像が文書画像と性質が異なるため、そのまま本手法に適用することは困難である。我々は相互相関を次のように計算して特徴量 f_1 とした。具体的な手法を以下に示す。

(1) 図 7 のように最上部の走査ライン $l = l_0$ に注目する。

(2) l とそれ以外の走査ライン l_i との相互相関を距離 p まですべて求め、これらの分散を求める。

(3) $l = l_g$ として (2) と同じ処理を行う。

(4) 上記 (3) と同様の処理を、文字列パターン候補のすべての走査ラインについて行う。更にここで得られた各分散の平均を求めて特徴量とする。

ここで p は実験的に文字列パターン候補の高さの 10[%] とした。上記の方法と同様に、垂直方向についても走査を行い、特徴量 f_2 とした。文字列パターンの場合、ある程度離れた走査ラインまでの相互相関は、あまり変化しないことが考えられる。

2.4.2 黒ラン長を用いた特徴量

文字列パターンはほぼ同じ幅のストロークで表されていると考えられるので黒ラン長の分散は高くないと考えられる。そこで垂直と水平方向の黒ランの分散をそれぞれ求めて特徴量 f_3, f_4 とする。

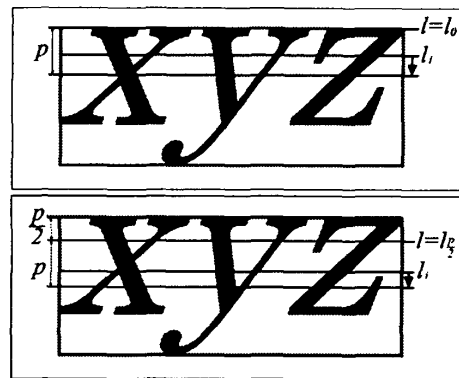


図 7 相互相関に基づく特徴
Fig. 7 Feature of based on a cross-correlation.

2.4.3 輪郭線の凹凸の変化点を用いた特徴量

文字列パターン候補を構成する黒画素連結要素の輪郭線は、背景パターンと比べて凹凸の変化点は少ないと考えられる。そこで次のような計算を行い特徴量 f_5 とした。

(1) パターン候補を垂直にいくつかの短冊状の領域に分割する。

(2) すべての短冊状の領域について、1 列ごとに下辺から走査して最初に黒画素が現れるまでの距離の平均 p_i を得る。

(3) 左右に隣接する短冊状の領域の p_i が、増加から減少、若しくは減少から増加に変化する短冊の数を m_l を得る。

(4) 上記 (2), (3) と同様の処理を上辺について行い m_u を得る。

(5) $m_l + m_u$ を文字列パターン候補の外接方形の幅で割り、特徴量とする。

2.4.4 黒白変化点を用いた特徴量

水平方向に走査したときに、黒画素から白画素または白画素から黒画素に変化する回数を数えて特徴量 f_6 とした。同様に垂直方向についても計算し特徴量 f_7 とした。

2.4.5 黒画素の密度を用いた特徴量

文字列パターン候補を構成する黒画素の個数を外接最小方形の面積で割り、これを密度として特徴量 f_8 とした。

2.4.6 外接最小方形の縦横比

文字列パターン候補の外接最小方形の縦横比を特徴量 f_9 とする。この特徴量のみでの文字列パターンの識別は困難であると考えられるが、他の特徴量と組み合わせることで効果が現れると考えた。

表 1 文字列パターンの抽出精度

Table 1 Accuracy of extracting character patterns.

	適合率 [%]	再現率 [%]	F 尺度 [%]
本評価方法	60.51	60.18	55.05
[20] の評価方法	59.46	50.41	52.24

以上の特徴を組み合わせた結果、最も正しく識別を行った σ は 0.4 で、特徴の組合せは $f_1, f_2, f_4, f_5, f_7, f_8$ であった。

3. 実験結果

実験には [20] で使用された実験用情景画像^(注2) 251 枚を使用した。これらの画像サイズは 1280×960 から 307×93 までの様々であり、英数文字パターンが存在する。実験に用いた計算機の CPU は Pentium4 3.2GHz である。

[20] では、文字パターンを単語ごとに手動で抽出し、これの外接最小方形を Ground Truth としている。このため複数の単語からなる 1 行の文字列パターンにおいて、全体を抽出した場合には評価が低くなる。加えて外接最小方形のみを評価しているため、方形を塗りつぶすような文字パターンを抽出した場合でも、評価が高くなってしまふ。そこで我々は式 (3) のように文字パターンの画素をもとに評価を行った。

$$f = \frac{2pr}{p+r}$$

$$p = \frac{n_m}{n_e}$$

$$r = \frac{n_m}{n_g} \quad (3)$$

ここで f は F 尺度であり、 p, r はそれぞれ適合率、再現率である。 n_m は Ground Truth と同一座標において比較したときに、ともに文字列パターンである画素数を、 n_e は抽出された文字列パターンの画素数、 n_g は Ground Truth にある文字列パターンの画素数を表している。この方法で、画像ごとに評価を行い、その平均を求めた結果と、[20] での評価方法を用いた結果を表 1 に示す。また、表 2 に ICDAR 2003 Competition の結果を表す。他の参加者と我々の手法との大きな違いは、前者が画像ピラミッドを用いているのに対して、後者はこれを用いていないことであった。なお、本論文で使用した実験用情景画像は、ICDAR 2003 Competition で公開されたデータセットであり、[20] で評価を行った際に用いられたデータセットとは異なる。

表 2 ICDAR 2003 Competition の結果

Table 2 Result of ICDAR 2003 competition.

	適合率 [%]	再現率 [%]	F 尺度 [%]
本手法	55	46	50
HWDavid	44	46	45
Wolf	30	44	35
Todoran	19	18	18
Full	10	6	8

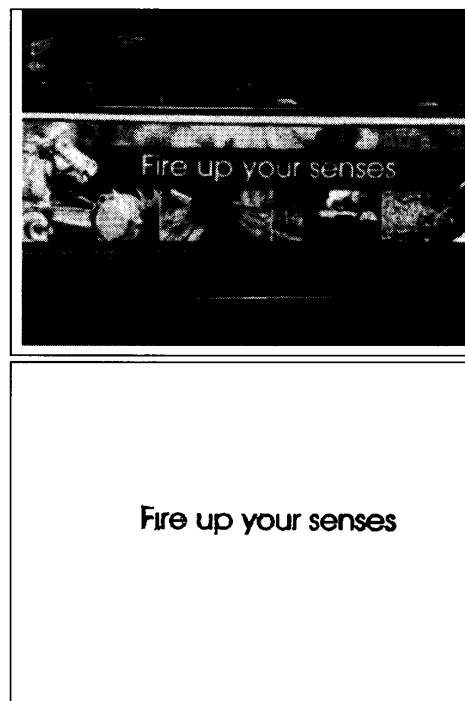


図 8 原画像と文字列パターン抽出結果 1

Fig. 8 Original pattern and result of extracting character pattern 1.

図 8, 図 9, 図 10, 図 11 に情景画像と抽出した文字列パターンを示す。実行時間は画像サイズにより異なるが、おおよそ 1 枚当たり 20 秒から 30 秒程度であった。図 8, 図 9 の画像についてはほぼ正しく抽出が行えている。図 10 の原画像の上部に現れる “9.-12.” が正しく抽出されていない。このような文字列パターンでは、途中に比較的大きな空白領域があり、文字列パターン候補が “9”, “12” として個別に生成され、その結果 SVM による識別を失敗した。また左側中央に背景パターンの一部が文字パターンとして現れている。同様に図 11 の画像にも背景パターンが現れている。これは、水平方向に規則的なパターンが現れ SVM が誤識別したためである。

(注2) : <http://algoval.essex.ac.uk/icdar/datasets/TrialTest/scene.zip>

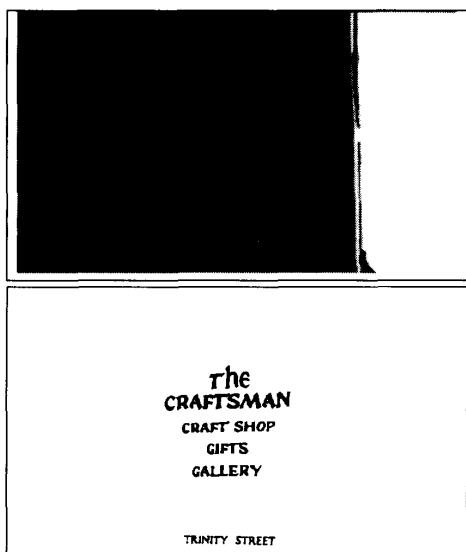


図 9 原画像と文字列パターン抽出結果 2
Fig.9 Original pattern and result of extracting character pattern 2.



図 10 原画像と文字列パターン抽出結果 3
Fig.10 Original pattern and result of extracting character pattern 3.

4. む す び

本論文では、エッジに基づくブロック化の後、ファジークラスタリングにより色空間上で類似した画素ごとに分割し、2値画像とした上で、それらの幾何学的特徴をもとに、SVMによる文字パターンの識別を行

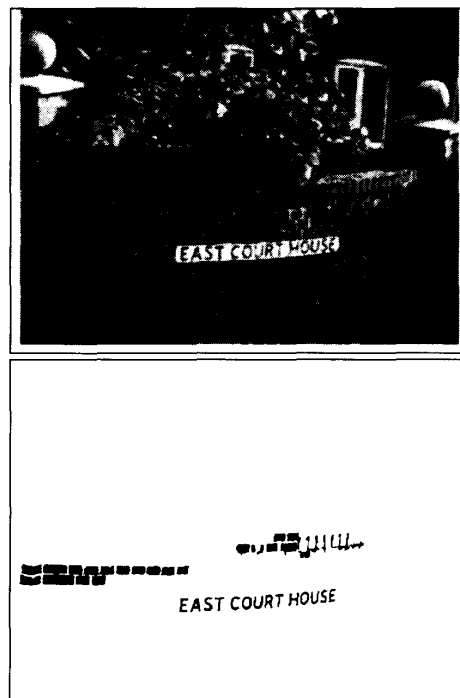


図 11 原画像と文字列パターン抽出結果 4
Fig.11 Original pattern and result of extracting character pattern 4.

う手法を提案した。この手法は、ICDAR 2003 Text Locating Competitionにおいて優勝を取ることができ、他の手法より優位性があることが確認できた。

我々の手法ではいくつかのしきい値を用いているが、3種類に大別できる。それらはブロック化、領域分割、文字列パターンの識別のそれぞれを行うときに用いるしきい値である。これらのしきい値を変化させて文字抽出の精度を調べた。その結果、ブロック化と文字列パターンの識別に用いるしきい値については、さほど精度に影響を及ぼさなかったが、領域分割に用いるしきい値は、比較的影響を及ぼしやすかった。

今後の課題として1文字のみからなる文字パターンの抽出が挙げられる。本手法では単独の文字パターンの抽出にほとんど失敗している。理由はSVMの学習を行う際、1文字のみからなるパターンがあまり存在しないためである。そこで情景画像から文字パターンを手動で抽出し、1文字ごとに切り分けて学習パターンとし識別を行ったが、あまり効果が認められなかった。また背景パターンの中には文字パターンと人間でも区別が付きにくい場合がある。このため1文字からなる文字パターンに対しては別の手法を開発する必要がある。また、日本語の文字パターンが現れる情景画像についても考慮していく予定である。

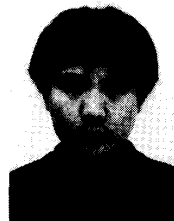
文 献

- [1] 仙田修司, 美濃導彦, 池田克夫, “文字列の単色性に着目したカラー画像からの文字ボタン抽出法,” 信学技報, PRU94-29, 1994.
- [2] K. Sobottka, H. Bunke, and H. Kronengerg, “Identification of test on colored book and journal covers,” Proc. ICDAR'99, pp.57-63, 1999.
- [3] H. Hase, T. Shinokawa, M. Yoneda, M. Sakai, and H. Maruyama, “Character string extraction from a color document,” Proc. ICDAR'99, pp.75-78, 1999.
- [4] H. Kasuga, M. Okamoto, and H. Yamamoto, “Extraction of characters from color documents,” Proc. SPIE, vol.3967, pp.278-285, 2000.
- [5] H. Hase, M. Yoneda, T. Shinokawa, and C.Y. Suen, “Alignment of free layout color texts for character recognition,” Proc. ICDAR'01, pp.932-936, 2001.
- [6] O. Hori, “A video text extraction method for character recognition,” Proc. ICDAR'99, pp.25-28, 1999.
- [7] D. Crandall, S. Antani, and R. Kasturi, “Extraction of special effects caption text from digital video,” IJ-DAR, vol.5, pp.138-157, 2003.
- [8] J. Ohya, A. Shio, and S. Akamatsu, “Recognition characters in scene images,” IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., vol.16, no.2, pp.214-220, 1994.
- [9] 松尾賢一, 梅田三千雄, “濃淡及び色情報による情景画像からの文字列抽出,” 信学技報, PRU92-121, 1992.
- [10] Y. Zhong, K. Karu, and A.K. Jain, “Locating text in complex color images,” Pattern Recognit., vol.28, no.10, pp.1523-1535, 1995.
- [11] V. Vapnik, Statistical learning theory, John Wiley & Sons, 1998.
- [12] C.J.C. Burges, “A tutorial on support vector machines for pattern recognition,” Data Mining and Knowledge Discovery, vol.2, no.2, pp.121-167, 1998.
- [13] 劉 詠梅, 山村 毅, 大西 昇, 杉江 昇, “シーン内の文字列領域の抽出について,” 信学論 (D-II), vol.J81-D-II, no.4, pp.641-650, April 1998.
- [14] R. Collobert and S. Bengio, “SVM-Torch: Support vector machines for large-scale regression problems,” J. Machine Learning Research, vol.1, pp.143-160, 2001.
- [15] M. Celenk, “A color clustering technique for image segmentation,” Comput. Vis. Graph. Image Process., vol.52, pp.145-170, 1990.
- [16] J. Liu and Y.H. Yang, “Multiresolution color image segmentation,” IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., vol.16, no.7, pp.689-700, 1994.
- [17] S.H. Park, I.D. Yun, and S.U. Lee, “Color image segmentation based on 3-D clustering: Morphological approach,” Pattern Recognit., vol.31, no.8, pp.1061-1076, 1998.
- [18] J.C. Bezdek, Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms, Plenum Press, 1981.
- [19] T. Pavlidis and J. Zhou, “Page segmentation and classification,” Graphical Models and Image Process-

ing, vol.54, no.6, pp.484-496, Nov., 1992.

- [20] S.M. Lucas, A. Panaretos, L. Sosa, A. Tang, S. Wong, and R. Young, “ICDAR 2003 robust reading competitions,” Proc. ICDAR'03, pp.682-687, 2003.

(平成 16 年 8 月 6 日受付, 12 月 6 日再受付)



芦田 和毅 (正員)

平 10 信州大・工・情報工卒。現在, 同大大学院工学系研究科博士後期課程在学中。主としてパターン認識に関する研究に従事。



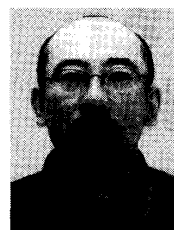
永井 弘樹

平 15 信州大・工・情報工卒。現在, 同大大学院工学系研究科博士前期課程在学中。主としてパターン認識に関する研究に従事。



岡本 正行 (正員)

昭 46 山梨大・工・電気卒。昭 51 東工大大学院博士課程了。工博。同年信州大・工・情報工学科講師。現在, 同大教授。画像処理, 特に文書画像処理, パターン認識の研究に従事。情報処理学会, ACM, IEEE 各会員。



宮尾 秀俊 (正員)

平 2 長岡技科大・電子機器工卒。平 4 同大大学院工学系研究科電気電子システム工学専攻了。同年信州大学工学部情報工学科助手。現在, 同大学助教授。平 10 から平 11 まで米国ワシントン大学・文部省在外研究員。博士 (工学)。パターン認識, 音楽情報処理分野の研究に従事。情報処理学会会員。



山本 博章 (正員)

昭 55 信州大・工・情報卒。昭 60 東北大大学院博士課程了。同年東北大電気通信研究所助手。現在, 信州大・工・教授。工博。主として, オートマトン, パターンマッチングアルゴリズム, 情報検索などの研究に従事。情報処理学会, 日本ソフトウェア科学会, EATCS 各会員。