

機械学習によるナンバープレート数字画像認識精度の向上

辻広生^{†1‡} 福水洋平^{†2} 道関隆国^{†2} 山内寛紀^{†2} 山崎史紘^{†2} 吉川歩^{†3}

概要: 防犯カメラ画像に映ったナンバープレートの数字情報は、犯罪捜査において有用な情報となるため、ナンバープレート数字情報を読み取るための画像認識技術が提案されてきた。しかし、犯罪捜査の対象画像において、画質の劣化が顕著な場合が多く、高い認識精度を得ることが困難である。劣化画像では、特に数字領域の切り出し精度が低下することや光量の偏りが問題となる。また、画像処理パラメータの最適化が課題となっており、処理実施者の主観によらない手法が必要である。そこで、本稿で劣化画像における認識精度向上と、客観的手法によるパラメータ最適化を目的として、機械学習によるナンバープレート数字画像認識精度の向上手法を提案する。提案手法は第一に、混合正規分布モデルに基づく輝度値クラスタリングを対象ブロック内で行い、対象ブロックをラスタスキャンしてナンバープレート画像全体をクラスタリングする手法を用い、数字領域の切り出しを高精度に行う。そして第二に、クラスタリングにより得られた領域分割画像に対して画像認識を行うことにより光量の偏りが認識精度に及ぼす影響を低減する。また、クラスタリング処理パラメータを、機械学習アルゴリズムにより設定することで、認識結果の客観性を高める。本稿では実写画像を用いて提案法の有効性と妥当性を確認するための実験を行った。実験の結果、提案手法により認識を行った場合、従来手法のクラスタリングで数字領域を切り出して認識を行った場合よりも、認識の正答率が平均約 50.4 パーセント向上し、提案手法に有効性を認めた。また、提案手法で設定したパラメータにおいて、認識の正答率が最大となり、提案手法に妥当性を認めた。

キーワード: 画像認識, 領域分割, クラスタリング, 混合正規分布, 輝度補正, 劣化画像, 機械学習

A Machine Learning Approach to Improve Image Recognition Accuracy for License Plate Numbers

HIROO TSUJI^{†1‡} YOHEI FUKUMIZU^{†2} TAKAKUNI DOUSEKI^{†2}
HIRONORI YAMAUCHI^{†2} FUMIHIRO YAMASAKI^{†2}
and AYUMI YOSHIKAWA^{†3}

Abstract: Various image recognition methods are proposed for reading the numbers of the license plate in security cameras because its numbers are useful for criminal investigations. However, it is difficult to obtain high recognition accuracy in the target criminal image which quality is deteriorated remarkably. In deteriorated images, cutouts accuracy degradation of the numbers area and light intensity bias becomes a problem. The optimization of image processing parameters also becomes a problem, so that the approach that does not depend on the subjectivity of the process practitioner is required. In order to solve these problems, we propose a machine learning approach to improve image recognition accuracy for license plate numbers. Firstly, the proposed method cuts out numbers area accurately using image intensity clustering based on Gaussian mixture model in the target block with a raster scan technique. And secondly, the proposed method reduces the effect of the light intensity bias on the recognition accuracy using the segmented image. In addition, the proposed method adopt a machine learning approach for setting the clustering parameters to increase the objectivity of the recognition result. In order to confirm the effectiveness and the validity of the proposed method, we have experimented with real images. From the experimental results, the recognition rate has increased by about 50.4% on average using the proposed method, and the effectiveness of the proposed method was confirmed. Furthermore, the recognition rate was maximized in the parameters of the proposed method, and the proposed method was validated.

Keywords: image recognition, image segmentation, clustering, Gaussian mixture model, luminosity compensation, deteriorated image, machine learning

1. 序論

街頭や店頭における防犯カメラ設置台数は年々増加しており、現在、防犯カメラ画像は犯罪捜査に欠かせない存在となっている。防犯カメラ画像から得られる情報のうち、車両ナンバープレートの数字情報は、車両の特定につながるため、犯罪捜査において特に重要である。しかし、多く

の場合、防犯カメラ画像において、ぼけ、光量の偏り、画素数不足、ぶれ、レンズ歪み等の劣化要因が複合的に重畳するため、ナンバープレートの数字情報を視認することは困難である。

現在までに、視認困難なナンバープレートの数字情報を、各種画像認識技術で読み取る手法が提案されてきた[1][2]。しかし、既手法[1][2]を用いた場合でも、画質劣化の種類や程度によっては十分な認識精度を得られず、認識精度の向上が課題となっている。

既手法[1][2]はいずれも手動でナンバープレート画像の四角形における頂点位置を選択し、選択した頂点位置に基づき数字領域を切り出す。しかし、ぼけ等の画質劣化が顕

†1 滋賀県警察本部 科学捜査研究所

Forensic Science Laboratory, Shiga Prefectural Police Headquarters

†2 立命館大学大学院 理工学研究科

Graduate School of Science and Engineering, Ritsumeikan University

†3 甲南大学 共通教育センター

Center for Education in General Studies, Konan University

著な場合には、観測画像の視認性低下に伴い、選択した頂点位置に誤差が生じる。そして、頂点位置の誤差により、切り出した数字領域が本来の数字領域からずれてしまい、結果として認識精度が低下する。したがって、第一に、画質劣化が顕著な場合でも数字領域を正確に切り出す技術が認識精度の向上のために必要である。また、既手法[1][2]はいずれも光量に偏りのない画像を教師画像としているため、ナンバー灯等の影響により、テスト画像の光量に偏りが生じると、認識精度が低下する。よって、第二に、光量の偏りが認識精度に及ぼす影響を低減する技術が認識精度の向上のために必要である。また、画像認識のパラメータを客観的に最適化する手法が、認識結果の客観性を高めるために必要である。

以上の必要性を考慮し、機械学習によるナンバープレート数字画像認識の向上手法を提案する。本稿において、提案の領域分割画像を用いることにより、数字領域切り出し精度が向上し、光量の偏りが認識精度に与える影響を低減できることを、画像認識の正答率を指標として示す。また、提案手法では、領域分割のパラメータを機械学習により最適化することにより、認識結果の客観性を高める。

本稿の構成を以下に示す。まず、第2章で画像の領域分割に関する関連研究について説明する。次に、第3章で機械学習によるナンバープレート数字画像認識の向上手法を提案する。そして、第4章で提案手法の有効性、妥当性を確認することを目的として行った実験について述べる。最後に、第5章で本稿の結論を述べる。

2. 関連研究

画像の領域分割手法の1つに、画像特徴量の分布に混合正規分布を仮定して特徴量をクラスタリングし、クラスタリング結果に基づき領域分割する手法がある[3]。

クラスタリングは、特徴量を最も当てはまりの良いクラスタに分類する問題とすることができる。分類問題は、確率モデルを導入すると、混合正規分布のパラメータを推定する問題に帰着する。 M 次元の特徴量 N 個からなるデータ

$$D = \{\mathbf{x}^{(1)}, \mathbf{x}^{(2)}, \dots, \mathbf{x}^{(N)}\} \quad (1)$$

が与えられたとして、 k 番目のクラスタが、平均 $\boldsymbol{\mu}_k$ 、共分散行列 $\boldsymbol{\Sigma}_k$ の正規分布 $N(\mathbf{x}|\boldsymbol{\mu}_k, \boldsymbol{\Sigma}_k)$ で表されるとすると、混合正規分布密度関数は、 π_k を混合係数として、

$$p(\mathbf{x}|\{\pi_k, \boldsymbol{\mu}_k, \boldsymbol{\Sigma}_k\}) = \sum_k \pi_k N(\mathbf{x}|\boldsymbol{\mu}_k, \boldsymbol{\Sigma}_k) \quad (2)$$

と表される。

未知の混合パラメータ $\theta = \{\pi_k, \boldsymbol{\mu}_k, \boldsymbol{\Sigma}_k\}$ を推定するため、EM アルゴリズム[4]では次の2ステップを反復する。

1 期待値計算ステップ (E ステップ)

特徴量 \mathbf{x}_i が k 番目の正規分布クラスタから生成される度合いの推定値である負担率

$$z_{ik} = \frac{1}{z_i} \pi_k N(\mathbf{x}_i|\boldsymbol{\mu}_k, \boldsymbol{\Sigma}_k), \quad (3)$$

$$\sum_k z_{ik} = 1. \quad (4)$$

を計算する。

2 最大化ステップ (M ステップ)

次式によりパラメータを更新する。

$$\boldsymbol{\mu}_k = \frac{1}{N_k} \sum_i z_{ik} \mathbf{x}_i. \quad (5)$$

$$\boldsymbol{\Sigma}_k = \frac{1}{N_k} \sum_i z_{ik} (\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu}_k) (\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu}_k)^T. \quad (6)$$

$$\pi_k = \frac{N_k}{N}, \quad (7)$$

$$N_k = \sum_i z_{ik}. \quad (8)$$

小澤らは、衛星画像の雲域を分類することを目的として上記領域分割を行っている[5]。小澤らの手法[5]では、画像を局所領域に分割してクラスタリングを行っており、局所領域では特徴量分布に混合正規分布を仮定することができるとしている。そして、局所領域中には、雲域、陸域、海域のうち、たかだか2つの領域しか含まれないと考え、クラスタ数を2に設定している。

また、局所領域の大きさを変化させながら、専門家が手動で分類した結果に対して、

$$matching_rate = \frac{matching_pixels}{image_pixels} \times 100 \quad (9)$$

で定義した $matching_rate$ を算出することにより、最適な局所領域の大きさを導いている。(9)式において、 $image_pixels$ は、局所領域の全画素数であり、 $matching_pixels$ は、局所領域中で手動による分類結果と同じカテゴリとなった画素数を示す。

3. 提案手法

提案手法は、次の2ステップに大別することができる。

- 1 数字領域の切り出しを高精度化するステップ
- 2 光量の偏りが認識に与える影響を低減するステップ

本稿では、ステップ1のみを適用した場合を提案手法1、ステップ1とステップ2の両方を適用した場合を提案手法2とする。提案手法の概要を図1に示す。

なお、図1の数字領域切り出しは、ナンバープレートの四角形における頂点位置に基づき抽出した数字領域候補と領域分割画像に基づき抽出した数字領域候補の共通部を抽出することにより行う。

図1のステップ1、ステップ2は、いずれも領域分割画像に基づいて行う。領域分割は、クラスタリングに基づいて行い、ナンバープレート画像の輝度値をクラスタリングの特徴量とし、特徴量分布に混合正規分布を仮定する。提

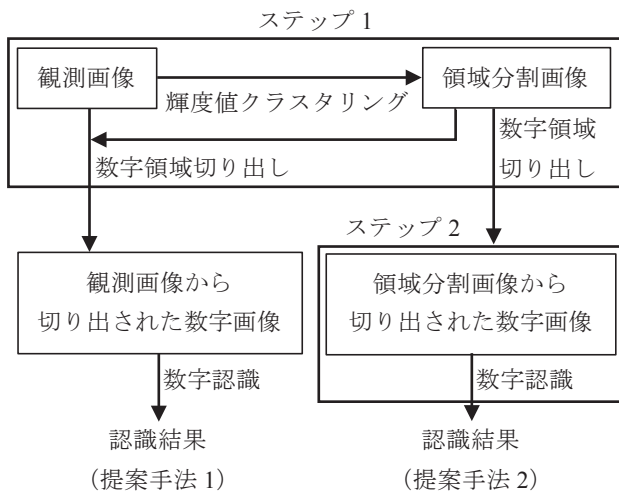


図1 提案手法の概要

案手法では、ナンバープレートにおける光量の偏りが領域分割に与える影響を低減するため、ナンバープレート画像に対して局所的にクラスタリング対象ブロックを設定する。対象ブロック内でクラスタリングを行い、対象ブロックをラスタスキャンした後、各クラスタリング結果の平均値を算出してナンバープレート画像全体のクラスタリング結果とする。ラスタスキャンを実行する際には、ナンバープレート画像端部で境界部を折り返して拡張する。

対象ブロックサイズの最適値は、領域分割対象部の大きさに依存する。領域分割対象部を説明するためのナンバープレート画像模式図を図2に示す。

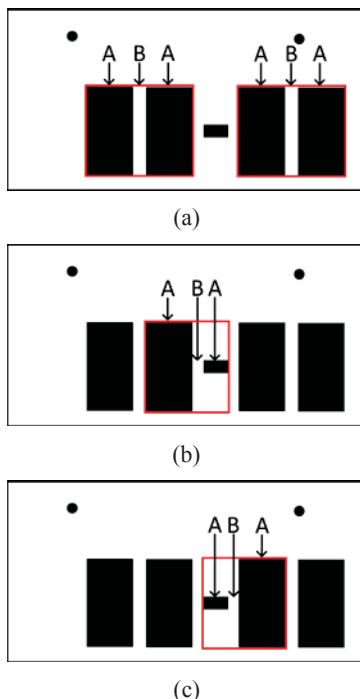


図2 ナンバープレート画像模式図

黒色四角形：数字，記号部

赤色四角形：領域分割対象部

本研究では、隣接する数字，記号部（図2(a),(b),(c)のA部）と境界部（図2(a),(b),(c)のB部）とを分割することを

目的とするが、B部の幅がA部より短いため、B部と隣接A部との分割が課題となる。B部と隣接A部とを最適に分割するためには、ラスタスキャンの全対象ブロックにおいて、B部と隣接A部とを最適に分割する必要があり、B部と隣接A部をともに内包する領域（図2(a),(b),(c)の赤色四角形で囲んだ領域を内包する領域）を対象ブロックとするのが適当と考えられる。

他方、一般的に、対象ブロックサイズが小さいほど、光量の偏りが領域分割に与える影響を低減できる。

以上を考慮すると、図2(a),(b),(c)の赤色四角形で囲んだ領域で定義する領域分割対象部を内包し、かつ、面積が最小となる正方形サイズが最適なブロックサイズに近似すると考えられる。ただし、最適なブロックサイズを提案手法のパラメータ最適化手法に適合させるため、領域分割対象部を四角形、最適なブロックサイズを正方形に限定した。

以上より、図2(a),(b),(c)の全領域分割対象部を内包し、かつ面積が最小となる正方形における辺の長さをブロックサイズ初期値 $L(0)$ とする。

提案手法のクラスタリングでは、最初に、ナンバープレート画像の四角形における頂点位置に基づき、上記のとおり定義した領域分割対象部を推定しブロックサイズ初期値を決定した後、次の2ステップを実行する。ステップAは、ブロックサイズ初期値を入力することにより開始する。

A パラメータ最適化ステップ

クラスタ数とブロックサイズを最適化する。

B 実行ステップ

ステップAで最適化したパラメータを用いてクラスタリングを実行する。

ステップAにおいて、ベイズ情報量基準（BIC）を導入する。クラスタ数 K に関するBICは、特徴量の分布に混合正規分布を仮定した場合、(2)式において、 π_k に K 個、 μ_k に KM 個、 Σ_k に $KM(M+1)/2$ 個のパラメータを使うので、 $L(\hat{\theta}|D)$ を未知パラメータの対数尤度として、

$$BIC_{\text{混合正規分布}} = -2L(\hat{\theta}|D) + \frac{K}{2}(M+1)(M+2)\ln N \quad (10)$$

となる[6].

ステップAを、 $BIC_{\text{混合正規分布}}$ により算出される評価関数に関する勾配法で行う。本勾配法では、ブロックサイズ初期値 $L(0)$ において $BIC_{\text{混合正規分布}}$ を適用し、ナンバープレート画像全体の最適クラスタ数 $K_{\text{最適}}$ を求めた後、 i を整数として $i=0$ から昇順にブロックサイズ $L(i)$ を更新し、最適なブロックサイズを探索する。

ステップAにおいて下記表記法を用いる。

- i 回目の繰り返しにおける、 j 番目の対象ブロックに対する最適クラスタ数を $K_j(L(i))$ 、全スキャン回数を S 、最適クラスタ数の平均値を $A(i)$ とする。すなわち、

$$A(i) = \frac{\sum_{j=1}^S K_j(L(i))}{s} \quad (11)$$

となる。

- i 回目の繰り返しにおける、最適さの度合いを表す評価関数を、

$$J(i) = A(i) - K_{\text{最適}} \quad (12)$$

とする。

ステップ A のアルゴリズムを次に示す。

- 1 $i = 0$ に設定する。
- 2 $BIC_{\text{混合正規分布}}$ により $K_j(L(0))$ を計算する。
- 3 (11)式により、 $A(0)$ を計算する。
- 4 $K_{\text{最適}} = [A(0) + 0.5]$ (13) を求める。
- 5 (12)式により、評価関数 $J(i)$ の値を計算する。
- 6
 - (1) $J(0) < 0$ の場合、もしくは $i \neq 0$ の条件下で $|J(i)| < |J(i-1)|$ かつ $J(j) < 0$ の場合、 i を1繰り上げ、

$$L(i) = L(i-1) + 2 \quad (14)$$
 により $L(i)$ を更新し、5に戻る。
 - (2) $J(0) > 0$ の場合、もしくは $i \neq 0$ の条件下で $|J(i)| < |J(i-1)|$ かつ $J(j) > 0$ の場合、 i を1繰り上げ、

$$L(i) = L(i-1) - 2 \quad (15)$$
 により $L(i)$ を更新し、5に戻る。
 - (3) $J(0) = 0$ の場合、もしくは $i \neq 0$ の条件下で $|J(i)| \geq |J(i-1)|$ の場合、 $L(i-1)$ を最適ブロックサイズ、 $A(i-1)$ を最適クラスタ数として終了する。

4. 実験

本実験は、提案手法の有効性、妥当性を確認することを目的として行った。提案手法の有効性を確認する実験を実験1、妥当性を確認する実験を実験2とする。

実験1では、既手法との比較実験を行った。既手法の領域分割として、小澤らの手法[5]を用いた。小澤らの手法[5]に基づき、ナンバープレート画像の小領域中には、数字、文字領域と背景領域のたかだか2つの領域しか含まれないと考え、既手法のクラスタ数を2とした。ブロックサイズについて、小澤らの手法[5]では、専門家が手動で分類した結果との比較により最適化しているが、ナンバープレート画像の場合、領域分割の専門家が存在しない。したがって、既手法のブロックサイズについては、提案法の初期値で代用したものと、クラスタ数2の条件下でBICにより最適化した値で代用したものをを用いた。本稿では、ブロックサイズを提案法のブロックサイズ初期値で代用したものを既手法1、クラスタ数2の条件下でBICにより最適化した値で

代用したものを既手法2とする。

実験2では、提案手法のクラスタリングにおいて、クラスタ数とブロックサイズを変化させたときの正答率を測定した。

4.1 実験方法

実験1、実験2では、ナンバー灯を点灯した状態のナンバープレート撮影して無圧縮で保存した画像に、画像処理ソフトウェアを使用して縮小とぼけの画質劣化を加えた画像を対象画像とした。

ナンバー灯は、左右に1つずつ、ナンバープレートに対して対称な位置に設置した。左側ナンバー灯について、設置箇所を図3の×印 d とし、端点からの距離を図3の距離 ab 、水平距離を図3の距離 bc 、垂直距離を図3の距離 cd と定義する。

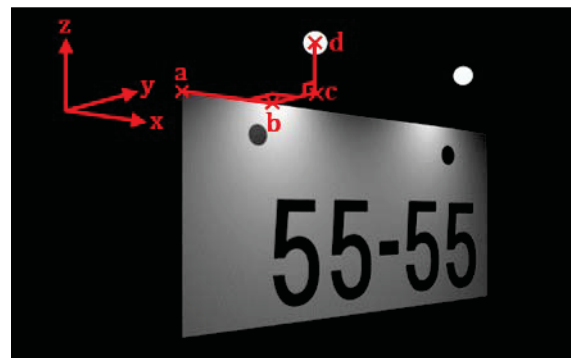


図3 左側ナンバー灯の位置
 d : ナンバー灯設置箇所
 距離 ab : 端点からの距離 (x方向)
 距離 bc : 水平距離 (y方向)
 距離 cd : 垂直距離 (z方向)

4.1.1 実験1

対象画像におけるナンバー灯の位置を表1、画像処理条件を表2、対象画像種別、枚数を表3に示す。実験1では、既手法と提案手法の性能を数字認識の正答率により評価した。数字認識では、横 M [画素] × 縦 N [画素] のテスト画像 $I(i, j)$ と M [画素] × 縦 N [画素] の教師画像 $T(i, j)$ に対して、次式で定義される正規化相互相関 R_{NCC} を算出し[7]、 R_{NCC} が最も大きくなる数字を認識結果とした。

$$R_{NCC} = \frac{\sum_{j=0}^{N-1} \sum_{i=0}^{M-1} I(i, j) T(i, j)}{\sqrt{\sum_{j=0}^{N-1} \sum_{i=0}^{M-1} I(i, j)^2 \times \sum_{j=0}^{N-1} \sum_{i=0}^{M-1} T(i, j)^2}} \quad (16)$$

4.1.2 実験2

実験2のサンプルについて、数字画像「5」、「6」は、ブロックサイズの初期値設定基準となる領域分割対象部に一樣に分布することから提案のモデルに対する適合が良好と考えられ、かつ、全数字との比較において平均的な輝度値でありサンプルとして適当と考えられるため、数字画像「5」、「6」をサンプルとした。

実験2は4枚の数字画像「5」と4枚の数字画像「6」を用いて行った。対象画像におけるナンバー灯の位置を表4、画像処理条件を表5に示す。

表1 実験1の対象画像におけるナンバー灯の位置

左側 ナンバー灯	端点からの 距離[cm] (図3 距離 ab)	8.5
	水平距離[cm] (図3 距離 bc)	・ 2.5 ・ 4.5
	垂直距離[cm] (図3 距離 cd)	1
右側 ナンバー灯		左側ナンバー灯と左右 対称となる位置

表2 実験1の画像処理条件

縮小方法		バイキュービック法
縮小後の対象画像サイズ[画素]		横 49×縦 23
ぼけ画像 生成用 フィルタ	種類	ガウシアンフィルタ
	サイズ [画素]	横 10×縦 10
	標準偏差 [画素]	・ 1.1 ・ 1.2 ・ 1.3

表3 実験1の対象画像種別, 枚数

	ナンバー灯 位置[cm] (図3 距離 bc)	ガウシアン フィルタの 標準偏差 [画素]	数字画像 「0」から 「9」の 各枚数
対象画像1	2.5	1.1	4
対象画像2		1.2	4
対象画像3		1.3	4
対象画像4	4.5	1.1	4
対象画像5		1.2	4
対象画像6		1.3	4

表4 実験2の対象画像におけるナンバー灯の位置

左側 ナンバー灯	端点からの 距離[cm] (図3 距離 ab)	8.5
	水平距離[cm] (図3 距離 bc)	2.5
	垂直距離[cm] (図3 距離 cd)	1
右側 ナンバー灯		左側ナンバー灯と左右 対称となる位置

表5 実験2の画像処理条件

ぼけ画像 生成用 フィルタ	種類	ガウシアンフィルタ
	サイズ [画素]	横 10×縦 10
	標準偏差 [画素]	1.2
領域分割 処理	クラスタ数	2, 3, 4
	ブロック サイズ[画素]	6, 10, 14, 18, 22

4.2 実験結果

4.2.1 実験1

既手法と提案手法における数字認識の正答率を図4, 全対象画像における平均正答率と平均正答率の差分を表6に示す。

対象画像と領域分割画像の一例を図5に示す。

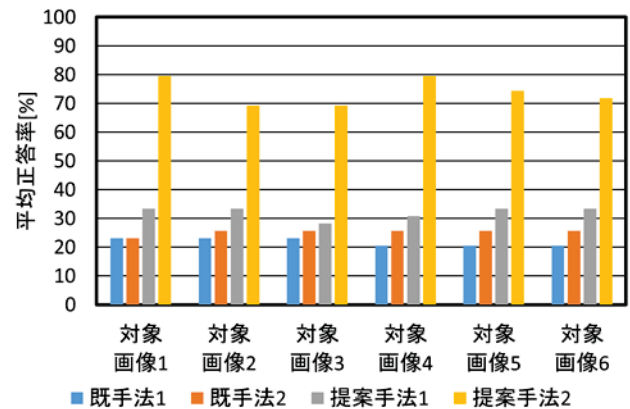


図4 既手法と提案手法における数字認識の平均正答率

表6 全対象画像における平均正答率と平均正答率の差分

既手法の平均正答率[%]	23.5
(既手法1 と 既手法2 との 平均値)	
提案手法2の平均正答率[%]	73.9
平均正答率の差分[%]	50.4

4.2.2 実験2

提案手法のクラスタリングにおいて, ブロックサイズ L [画素]とクラスタ数 K を変化させたときの正答率を図6, 表7に示す。

4.3 考察

4.3.1 実験1

提案手法の有効性について, 図4より全対象画像において提案手法1は既手法1, 2よりも平均正答率が向上しており, 提案手法2は提案手法1よりもさらに高い平均正答率となっている。また, 表6より, 全対象画像における平均正答率についても, 提案手法2の平均正答率が既手法の平均正答率を上回っている。



図5 対象画像と領域分割画像の一例

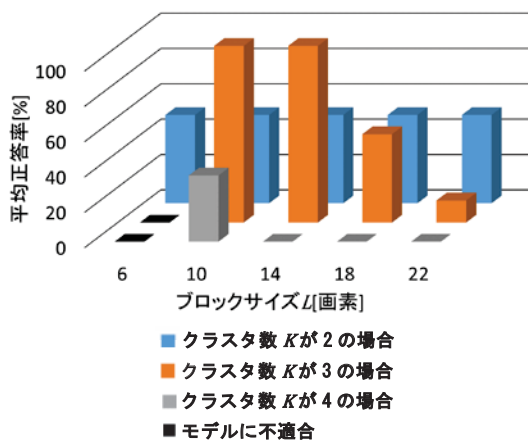


図6 ブロックサイズ L [画素]とクラスタ数 K を変化させたときの平均正答率[%]

表7 ブロックサイズ L [画素]とクラスタ数 K を変化させたときの平均正答率[%]

$K \backslash L$	6	10	14	18	22
2	50	50	50	50	50
3		100	100	50	12.5
4		37.5	0	0	0

以上より、本実験において、既手法を適用した場合と比較して、提案手法1を適用した場合、認識精度が改善し、提案手法2を適用した場合、提案手法1を適用した場合よりもさらに認識精度が改善すると言える。

なお、図5より、提案手法の場合、4つの数字が分離できているのに対して、既手法の場合、4つの数字を分離できておらず、視覚的にも提案手法の領域分割画像は、既手法の領域分割画像よりも良好であり、視覚的な結果は、認

識精度の結果と一致している。

4.3.2 実験2

提案手法の妥当性について、本実験使用画像の場合、提案手法におけるブロックサイズの初期値は14画素、最適クラスタ数は3となる。図6、表7より平均正答率はブロックサイズ14画素、クラスタ数3のときに最大値となっており、提案手法の妥当性を確認できる。ただし、平均正答率は、ブロックサイズ10画素、クラスタ数3のときにも最大値となっており、提案手法よりも最適なブロックサイズ初期値が存在する可能性がある。

5. 結論

本稿で、機械学習によるナンバープレート数字認識精度の向上手法を提案した。

提案手法の有効性を確認することを目的とした実験の結果、提案手法を適用した場合、既手法を適用した場合よりも認識精度が向上し、提案手法に有効性を認めた。実験は実環境を想定した条件下で行っており、本稿の結果は、実環境における提案手法の有効性を示唆するものである。

提案手法の妥当性を確認することを目的とした実験の結果、提案手法のブロックサイズ初期値、最適クラスタ数において正答率が最大となっており提案手法に妥当性を認めた。しかし、実験結果において提案手法のブロックサイズ初期値、最適クラスタ数以外にも正答率が最大となるブロックサイズ、クラスタ数が存在しており、提案手法よりも最適な初期値が存在する可能性がある。今後の課題は、ブロックサイズ初期値の最適化について検討することである。

参考文献

- [1] 吉川歩, 吉川奈緒子, 藤田和弘, 記号識別装置, 記号識別方法, およびコンピュータプログラム. 特許第 4243941 号. 2004-05-13.
- [2] 福谷祐貴, 青木健太郎, 福水洋平, 山内寛紀, “機械学習による劣化ナンバープレート数字認識の方法と性能比較,” 電子情報通信学会技術研究報告, Vol.112, No.472, pp103-106, 2013.
- [3] Richard Szeliski, コンピュータビジョン, 共立出版, 東京, 2013.
- [4] A. P. Dempster, N. M. Laird and D. B. Rubin, “Maximum Likelihood from Incomplete Data via the EM Algorithm,” Journal of the Royal Statistical Society, Vol.39, No.1, pp1-38, 1977.
- [5] 小澤憲秋, 青木俊徳, 加藤寧, 根元義章, “局所領域でのクラスタリングによる衛星画像の雲域自動分類,” 電子情報通信学会論文誌, Vol.J84-D2, No.8, pp1608-1617, 2001.
- [6] 井出剛, 入門 機械学習による異常検知, コロナ社, 東京, 2015.
- [7] 奥富正敏 (編), デジタル画像処理, 画像情報教育振興協会, 東京, 2015.

正誤表

	誤	正
4 ページ左段 16 行目	$J(j) < 0$	$J(i) < 0$
4 ページ左段 21 行目	$J(j) > 0$	$J(i) > 0$
4 ページ左段 25 行目から 28 行目まで	(3) $J(0) = 0$ の場合, もしくは $i \neq 0$ の条件下で $ J(i) \geq J(i-1) $ の場合, $L(i-1)$ を最適ブロックサイズ, $A(i-1)$ を最適クラスタ数として 終了する.	(3) $J(i) = 0$ の場合, $L(i)$ を最適ブロックサイズ, $A(i)$ を最適クラスタ数として 終了する. (4) $i \neq 0$ の条件下で $ J(i) \geq J(i-1) $ の場合, $L(i-1)$ を最適ブロックサイズ, $A(i-1)$ を最適クラスタ数として 終了する.