

## II-2-6

## 木簡画像データベース用の単色・カラー画像の判別法

## および木簡領域の検出法の検討

岡谷 陽平・白井 啓一郎・宮尾 秀俊・丸山 稔

## 概 要

古代木簡に記載された文字を、文書画像認識の際に認識しやすくするため、木簡画像の色変換やコントラスト補正を行いたいが、長年に渡って撮影・保存されてきた木簡画像データベースには、グレースケール画像やカラー画像、コントラストの低いものや高いもの、全体が写ったものと一部が写ったものが含まれ、画像補正を同一の設定で行うと、画質が悪化する可能性がある。本稿では、この問題に対処するために検討している白黒・カラー画像の自動分類法、及び、木簡の欠けた領域の検出法と補間法について述べる。これらの処理に利用する画像特徴として、多重露光合成や色補正に用いられる輝度飽和度や灰色度を用いた。簡単に計算可能であり、処理時間も短いため、画像認識前の前処理として有効であると考えている。

## 1、はじめに

遺跡から出土した古代木簡には、奈良時代の交易の要所や流通品が記載されており、その文字情報の読み取りは当時を知る上で重要である。奈良文化財研究所を中心として、木簡に書かれた文字の解読支援システムを開発しており [1, 2]、本研究は用いられる画像処理・認識手法の一部として検討したものである。

数十年に渡って撮影されてきた木簡画像のデータ [3] は様々であり、白黒二値画像、グレースケール画像、カラー画像、赤外線画像などを含む。また、木簡の状態や撮影状況により、コントラストの低いもの、木目の多いもの、一部が欠けて撮影台座が写り込んだものなどが含まれる (図 79 参照)。これらを画像認識するための準備として、文字を強調する目的でコントラスト補正や色変換を行うと、補正前よりも画質が悪化する画像が多々生じる問題がある。

この問題に対処するには、“画像の種類分類” 及び “木簡の欠けた領域の検出” が以下の理由から必要である。(i) カラー画像と判別できれば、カラー画像のほうが色のスペクトル情報が多いため、カラー画像専用の画像処理、例えば木目を低減する色変換 [4-6] などを適用可能である。(ii) 木簡の欠けにより画像に写った撮影台座は、木簡とは輝度や色が異

なる外れ値として補正処理に影響し、補正後の画質を悪化させる。

このような理由から、本稿では（木簡用の）“白黒・カラー画像の自動分類法”、及び、“木簡の欠けた領域の検出法・補間法”について述べる。これらの処理に用いる画像特徴として、多重露光合成 (exposure fusion) [7] や色補正 (color constancy) [8] など用いられる“輝度飽和度”と“灰色度（低彩度）”を利用する。簡単に計算・実装でき、画像認識での正解画像 (Grand Truth) 作成用に画像を分類する手間も削減できるため有用である。

以降、2 で白黒・カラー画像の分類法について述べ、3 で非木簡領域の検出法と補間法について述べる。4 に二つの手法の結果を示し、4.3 にて非木簡領域の検出法で用いたパラメータについて考察する。

## 2、白黒・カラー画像の分類法

図79に示した画像が、木簡データベース [3] に含まれる代表的なものであるが、カラー画像の形式で保存されたグレースケール画像 (a) や、グレースケールのように見えるが有色である画像 (b) (本稿では“単色画像”と呼ぶ) が含まれており、これらとカラー画像を分けることを目的とする。すなわち、図中 (a) ~ (f) を、それぞれ、(a) グレースケール画像、(b) 単色画像、(c) 低コントラスト画像、(d) ~ (f) のカラー画像に分類する。

### 2.1 処理対象とする木簡画像

木簡の画像は、簡単のため、単一文字ごとに人為的に切り出し済みの画像とする。R、G、B の色情報を持つ画像であり、各色の輝度値を  $[0,1]$  の範囲に正規化して用いる。画像の縦横のサイズは主に  $100h \times 100w$  から  $400h \times 400w$  であり、正方形に近いものが多い。

### 2.2 分類用の尺度

グレースケール画像や単色画像で用いられる色の特徴としては次があげられる。

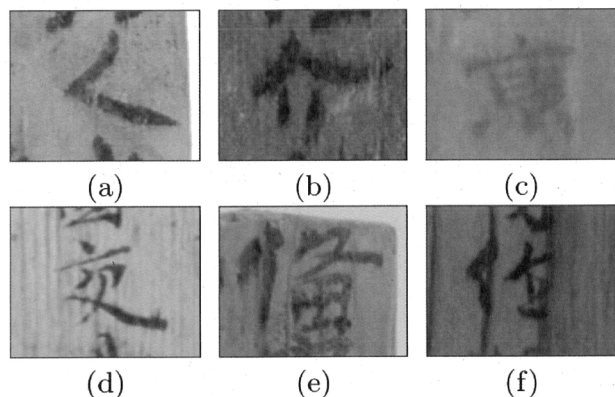


図79 木簡画像の種類

(a) グレー画像、(b) 単色画像、(c) 低コントラスト画像、(d) カラー画像、(e) 白色背景混入画像、(f) 木目画像

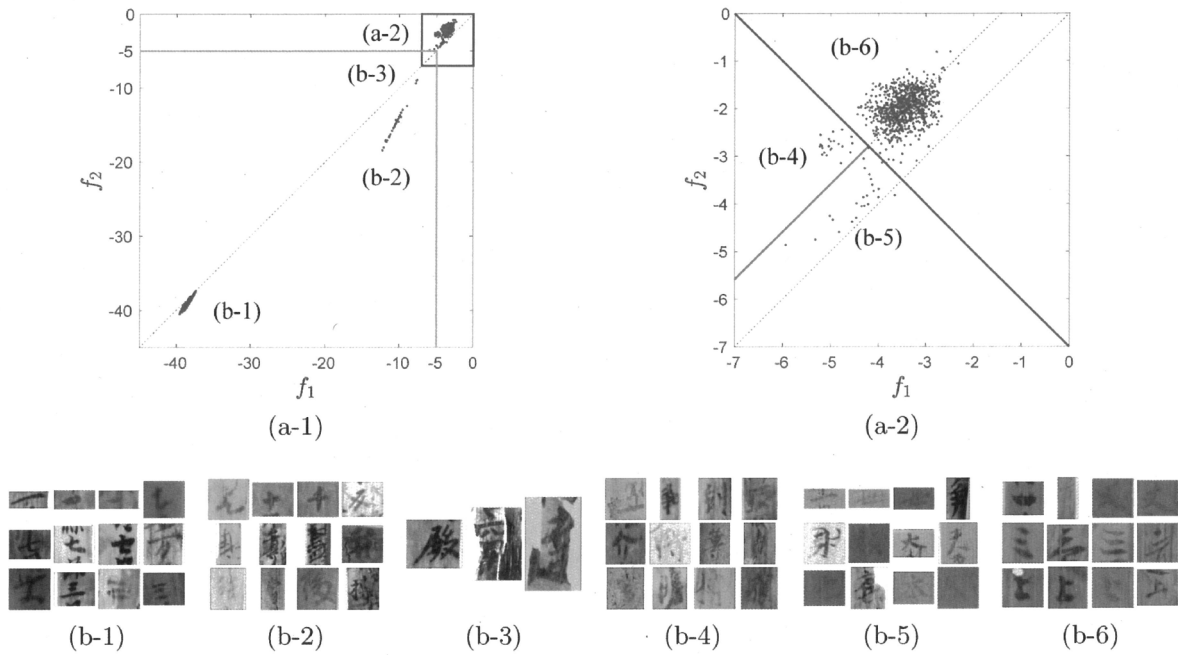


図80 二つの尺度からなる特徴点  $(f_1, f_2)$  の分布。(a-2) は(a-1) の右上のクラスタを拡大したものの。各クラスタに示した番号(b-1)~(b-6) に対応する画像の一部を下段に示す。

- ・グレースケール画像では、各画素において R、G、B が全て同じ値である。  
 $(R, G, B)$  座標空間において、色の分布は完全黒色  $(0,0,0)$  と完全白色  $(1,1,1)$  を結ぶ直線上に分布する。
- ・単色画像では、色の分布の軸が上述のグレースケールの軸からは少しズレ、主要な色の方向に少しの幅を持って分布する。数値的な特徴として、各画素の R、G、B の平均値からの差が小さい傾向がある。すなわち、各画素  $i$  の色を  $R_i, G_i, B_i$  として、その平均値を  $\mu_i = \frac{1}{3}(R_i + G_i + B_i)$  とすると、 $\Delta R_i = R_i - \mu_i$ ,  $\Delta G_i = G_i - \mu_i$ ,  $\Delta B_i = B_i - \mu_i$  の値が小さくなる。

これらやコントラストをはかる尺度として、次の二つを考える。

**尺度 1:** 各色ごとに全画素を用いて求めた輝度の標準偏差が小さい。すなわち、コントラストが大きく変化する特徴的な色を持たない。グレースケール画像のコントラストは色間で平均化される。各 R、G、B の色の標準偏差を  $\sigma_R := \text{std}(\{R_i\})$ ,  $\sigma_G := \text{std}(\{G_i\})$ ,  $\sigma_B := \text{std}(\{B_i\})$  と計算し、これを用いて次のように定義する。

$$f_1 := \log(\max(\sigma_R, \sigma_G, \sigma_B)) \quad (1)$$

ここで  $\log$  はスケール調整のために用いた。後述の次式でも同様の目的で用いる。

**尺度 2:** 画素ごとに求めた色の偏差について画像全体での平均値が小さい。すなわち、彩度が低く、灰色に近いか、輝度飽和を起こしており、黒色か白色に近い [7, 8]。各画素での R、G、B の色間の標準偏差を  $\sigma_i := \sqrt{\Delta R_i^2 + \Delta G_i^2 + \Delta B_i^2}$  と計算し、これを用いて次のように

定義する。

$$f_2 := \log(\text{mean}(\{\sigma_i\})) \quad (2)$$

図 80に、上述の計算をデータベースに含まれている多数の画像に対して行い、二次元の特徴点の座標  $(f_1, f_2)$  としてプロットした結果を示す。横軸と縦軸がそれぞれ  $f_1$  と  $f_2$  の値を表す。左側のプロット図 (a-1) の右上箇所を拡大したものが右側のプロット図 (a-2) である。画像の種類によって二つの数値の現れ方は似ており、かたまりとして分布するのが分かる。グレースケール画像は図中 (b-1) ~ (b-3) のクラスタ、単色画像は (b-4)、低コントラスト画像は (b-5)、カラー画像は (b-6) のクラスタに属する。

### 2.3 分類用の閾値と分類アルゴリズム

図 80に示した画像の種類に対応したクラスタを分類するための閾値について述べる。各クラスタ同士は離れており、直線を引いて分布領域を分けできる。

**グレースケール画像** : (b-1) ~ (b-3) のクラスタ。

$$f_1 < -5 \cap f_2 < -5 \quad (3)$$

**単色画像** : (b-4) のクラスタ。(a-2) の図中、左上と右下の点  $(-7, 0)$  と  $(0, -7)$  を結ぶ直線よりも左側に存在し、傾き 1 の直線からの距離が 1 よりも離れる。この条件は以下のように書き表せる。

$$f_1 + f_2 < -7 \cap f_2 - f_1 > \sqrt{2} \quad (4)$$

**低コントラスト画像** : (b-5) のクラスタ。単色画像との違いは、傾き 1 の直線からの距離が 1 以内である。

$$f_2 - f_1 \leq \sqrt{2} \quad (5)$$

**カラー画像** : (b-6) のクラスタ。これ以前に述べた条件以外のものをカラー画像とみなす。以上をまとめた分類アルゴリズムを次のように表す。

---

#### Algorithm 1 グレースケール画像とカラー画像の分類

---

```

if  $f_1 < -5 \cap f_2 < -5$  then
  グレースケール画像に分類。(b-1)~(b-3) に相当
else if  $f_1 + f_2 < -7$  then
  if  $f_2 - f_1 > \sqrt{2}$  then
    単色画像 (b-4) に分類
  else
    低コントラスト画像 (b-5) に分類
end if

```



```
else
```

```
    カラー画像 (b-6) に分類
```

```
end if
```

### 3、非木簡領域の検出法と補間法

木簡の一部が欠けた場合、背景の撮影台座が映り、その輝度や色は木簡とは異なる。このような領域を以降は“非木簡領域”と呼ぶ。この領域の色はコントラスト補正や色変換に悪影響を及ぼすため、この領域を検出し、その色を置き換える。図81にその例を示す。木簡画像(a)の右側部分には撮影台座の白色が含まれる。この色は木簡の茶色の分布からは外れた色分布(外れ値)であるため、文字抽出用の色変換[6]を行うと外れ値の影響を受けて文字部分が目立たなくなる(d)。そこで、非木簡領域を検出し(b)(後述するアルゴリズムで検出した結果)、その領域の色を木簡領域の平均値で置き換える(c)。外れ値を取り除いたことで色変換が正しく機能し、補正後の画像(e)では、外れ値を含む場合(d)よりも画質が改善すると期待できる。

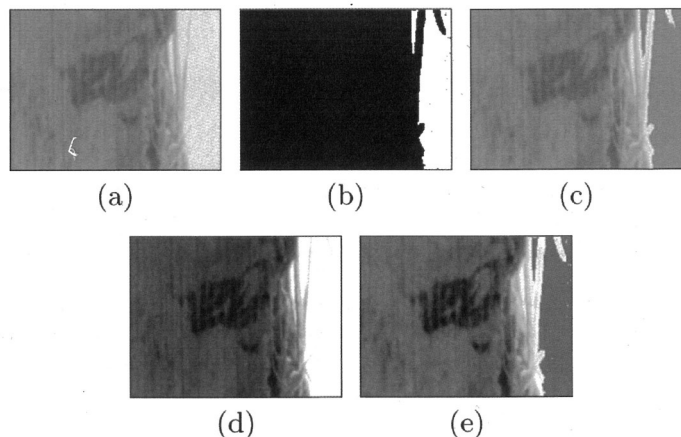
#### 3.1 非木簡領域の検出用の尺度

ここでは主にカラー画像を対象として、非木簡領域を検出するための尺度について述べる。撮影台座の色や輝度は木簡よりも明るく、輝度が飽和(白トビ)している場合が多い。また、木簡領域の色や輝度の変化に比べ、非木簡領域での変化は少なく平坦である。これらを踏まえ、輝度の飽和が起きた箇所の検出用の尺度として、以下を用いる。これらの尺度は多重露光合成法[7]で用いられる。

**明るさ：** 画像中の大部分の領域を占める木簡領域の輝度は、画像全体の平均輝度に近く、一方、非木簡領域の輝度は平均輝度から離れる。

**模様の量：** 非木簡領域では、注目画素とその周辺画素との輝度値の変化幅が小さい。一方、木簡領域も特徴的な輝度値の変化幅を持つ。

図81 非木簡領域の検出、及び、検出領域の色の置換が文字抽出用の色変換[6]に与える影響。  
(a)撮影台座の白色を含む画像、  
(b)検出された非木簡領域(白色)、  
(c)検出領域の色を木簡領域の平均色に置換したもの、  
(d)と(e)は、それぞれ、(a)と(c)の画像を色変換した結果。



**低彩度(カラー画像用)**: 白トビ画素では、各画素における  $R, G, B$  値の分散が小さい。前述の木筒の分類で使用した標準偏差を二乗した値(すなわち、分散)である:  $\sigma^2 := \Delta R_i^2 + \Delta G_i^2 + \Delta B_i^2$ 。

これらの数値を求める計算を次のように定義する。

**尺度 1(明るさ)**: 画像  $I = \{R, G, B\}$  の各画素  $i$  において、輝度値を  $Y_i := \frac{1}{3}(R_i + G_i + B_i)$  を計算し、その全画素での平均値  $\bar{Y} := \frac{1}{N} \sum_i Y_i$  を計算する。この平均値と画素値の差分  $Y_i - \bar{Y}$  を用いて以下の計算で表す。

$$P_1(I_i) := 1 - \exp\left(-\frac{\max(0, Y_i - \bar{Y})}{\sigma_1^2}\right) \quad (6)$$

ここで  $I_i := (R_i, G_i, B_i)$  は画素値を表す。 $\exp(\cdot)$  関数の出力は、木筒領域であれば 1 に近く、そうでなければ 0 に近い値となる。データベース中の木筒領域、及び、非木筒領域のそれぞれの平均色の分布は、単峰の形状であったため、ガウス関数を用いて非木筒領域の色と見なせる確率を表す(4.3にて後述)。非木筒領域の色は木筒の平均色より総じて明るいいため、暗い色をもつ画素については  $\max(\cdot)$  関数を用いて除外する。非木筒領域の場合に 1 に近い値としたいため、1 から差し引いて反転させた。この値に影響を及ぼすパラメータ  $\sigma_1$  については、 $\sigma_1 = 0.2$  と設定した(4.3 参照)。

**尺度 2(模様(の量))**: まず、各画素で周辺輝度の平均値  $\bar{Y}_i := \frac{1}{|w_i|} \sum_{j \in w_i} Y_j$  を求める。ここで  $w_i$  は画素  $i$  を中心とする正方形の窓を表し、画素  $j$  はその窓に含まれる画素を表す。 $|w_i|$  は窓に含まれる画素数を表す。以降は表記の簡略化のため、フィルタリング形式  $\bar{Y}_i := K_{\text{box}} * Y_i$  を用いて表す。 $K_{\text{box}}$  はボックスフィルタである。次に、窓に含まれる画素値についてこの平均値からの分散を求める。分散が小さければ輝度変化は平坦である。

$$P_2(I_i) := \exp\left(-\frac{(\log(K_{\text{box}} * (Y_i - \bar{Y}_i)^2) - \mu_2)^2}{\sigma_2^2}\right) \quad (7)$$

ここで、まず、 $\exp(\cdot)$  関数の出力は、輝度変化の平坦な領域では 1 に近くなる。次に、 $K_{\text{box}} * (Y_i - \bar{Y}_i)^2$  は、各画素で分散を計算した後、再度、周辺画素の平均値を求めることを表す。全画素においてこの値を計算してヒストグラムを計算すると、対数正規分布の形状に近かったため(4.3 参照)、 $\log(\cdot)$  を計算して正規分布に変換した。以上の計算に用いる窓サイズは  $5 \times 5$  とし、ガウス関数のパラメータは  $\mu_2 = -11.1$  と  $\sigma_2 = 1.3$  と設定した(4.3 参照)。なお、カラー画像以外では適切なパラメータが異なるが、本稿ではページの都合上その説明は省く。

**尺度 3(低彩度、カラー画像用)**: 非木筒領域では、各画素における  $R, G, B$  値の分散が小さい。前述の木筒の分類で使用した標準偏差を二乗した値(各画素における色の変化に

ついでに分散)である： $\sigma_i^2 := \Delta R_i^2 + \Delta G_i^2 + \Delta B_i^2$ 。これを用いて以下のように計算を行う。

$$P_3(I_i) := \exp\left(-\frac{\Delta R_i^2 + \Delta G_i^2 + \Delta B_i^2}{\sigma_3^2}\right) \quad (8)$$

この関数の出力は、灰色に近い(彩度が低い)ほど1に近づく。白色や黒色も(データの値域的に)輝度飽和が生じて彩度が低くなるため、白色の撮影台座の領域では1が得られる。パラメータは  $\sigma_3 = 0.03$  とした(4.3参照)。

**尺度の統合と二値化：**以上の尺度をまとめるため、乗算する。全ての尺度を満たすときに1に近い値が得られる。

$$P(I_i) := P_1(I_i) \times P_2(I_i) \times P_3(I_i) \quad (9)$$

次に、二値化することで非木簡領域を検出する。

$$\begin{cases} \text{非木簡領域の画素} & P(I_i) > \tau \\ \text{木簡領域の画素} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

閾値は経験的に  $\tau = 0.15$  とした。

参考までに、図82に、図81に示した画像を用いて、前述したそれぞれの尺度の式(6)～(8)を個別に計算して得られた結果と、尺度を乗算してまとめた式(9)の結果を示す。ここで用いた画像では、(a)の尺度1と(c)の尺度3が非木簡領域を綺麗に抽出しているが、画像によって異なるため、全ての尺度をまとめた(d)の結果が良好かどうか重要となる。(d)では(b)の結果の影響を受けて非木簡領域の色が灰色となっているが、同画像中の木簡領域は黒色であり、色の区別ができるため、非木簡領域を十分に抽出できる。(e)は二値化の結果である。木簡領域と非木簡領域の境界部分は綺麗に切り分けられていないが、概ね非木簡領域を検出できていることが分かる。

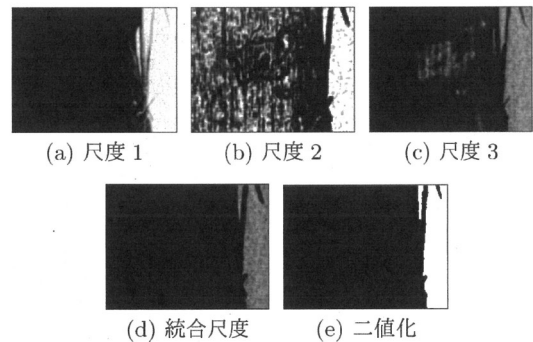


図82 非木簡領域の検出用に用いるそれぞれの尺度の計算結果

#### 4. 実験結果

これまでに述べた白黒・カラー画像の分類実験、及び、非木簡領域の検出実験の結果を示す。実験には木簡データベースの画像のうち、2,021枚の画像を用いた。数値的評価のため、まず前者の実験用に、予め画像を人為的に分類し、グレースケール画像、単色画像、低コントラスト画像、カラー画像の4種類のラベル付けを行った。次に後者の実験用に、全ての画像について正解画像を用意した。木簡領域の画素には0を、非木簡領域の画素には1をもつ二値画像である。



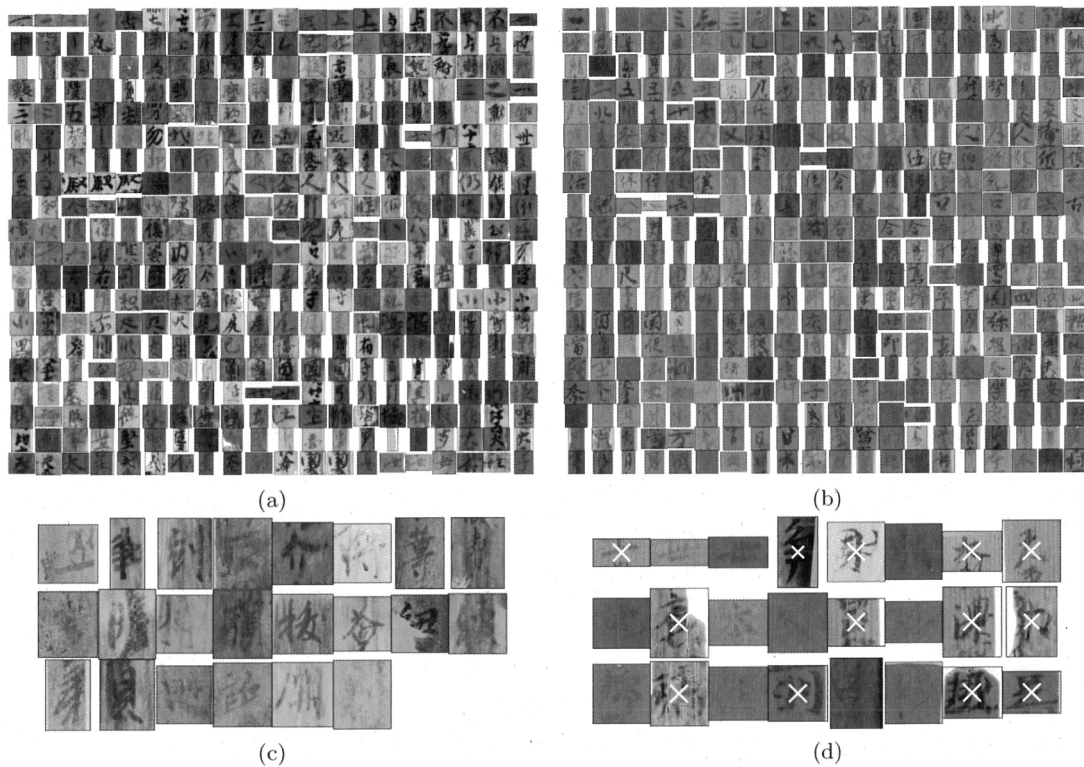


図83 グレースケール画像とカラー画像の分類結果 (2,021 枚)。(a)グレースケール画像 (1,068 枚の内、400 枚を表示)、(b)カラー画像 (907 枚、400 枚を表示)、(c)単色画像 (22 枚)、(d)低コントラスト画像 (24 枚)。低コントラスト画像の分類に失敗しており、グレースケール画像と単色画像が 13 枚混入している (白色の×印のついた画像)。

#### 4.1 白黒・カラー画像の分類実験の結果

図 83 に、分類アルゴリズムを用いて 2,021 枚の画像を分類した結果を示す。図中 (a) のグレースケール画像と (b) のカラー画像については良好に分類された。誤りが生じたのは (d) の低コントラスト画像であり、グレースケール画像と単色画像が混入する結果となった。2,012 枚中、13 枚を失敗したため、成功率は 99.3%であった。

誤りの生じた同図 (d) の低コントラスト画像について、図 84 に特徴点の座標を示す。青色の点の周りに赤い丸がついた点が誤って分類された画像のものである。座標  $(f_1, f_2) = (-4, -4)$  付近の特徴点を分類するのは難しいと言える。低コントラスト画像のもつ赤みを青みに変えると、単色画像と同様に見えたため、尺度 1 と尺度 2 では区別できず、分ける必要があるならば、他にも尺度が必要である。もしくは、コントラストの低下によって色情報を十分に持たず、R、G、B の色間に差が生じないため、グレースケ

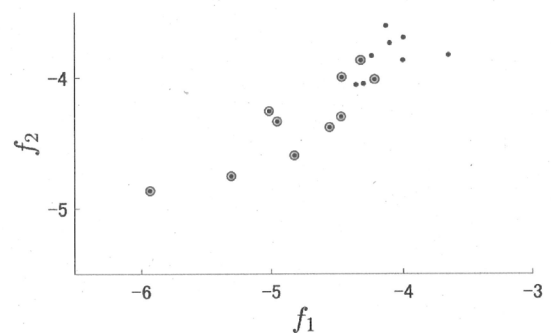


図84 低コントラスト画像 (図 2(b-5)参照) として誤って分類された画像の特徴点の座標 (赤丸で囲われた点)



本稿で述べた尺度は、統合して用いる際に乗算しているため、三つの尺度のうち一つでも非木簡領域を誤って木簡領域と見なしていると、誤検出が生じる。なお、尺度 3 が有色の非木簡領域を誤ることが多かった。そのため、尺度 3 については再度検討する必要がある。

#### 4.2.2 定量評価

検出率の定量評価用に、表 8 に、カラー画像 907 枚について、混同行列、及び、適合率、再現率、F 値などの情報を示す。なお、グレースケール画像については一部尺度のパラメータが異なるため、頁数の都合上、本稿では省く。混同行列の部分である TP (True Positive) と FP (False Positive) の数値はそれぞれ木簡領域と非木簡領域を正

表 8 カラー画像に分類された画像での木簡領域と非木簡領域の検出精度

		正解値	
		木簡	非木簡
予測値	木簡	TP: 0.9795	FP: 0.0081
	非木簡	FN: 0.0000	TN: 0.0124
		適合率	再現率
木簡領域		0.9918	1.0000
非木簡領域		0.9996	0.6052
		F 値	
木簡領域		0.9959	
非木簡領域		0.7540	

しく予測した回数を表し（ここでは割合として示した。理由は後述）、FN (False Negative) と TN (True Negative) はそれぞれ木簡領域と非木簡領域を誤って予測した回数を表す。FN と TN の値が低いほうが良い。割合として表した理由は、画像サイズに関して正規化するためであり、各画像でこれらを求めた後に画素数で割って正規化し、続いて全画像での平均を計算した。適合率 (Precision) については、木簡領域では  $\frac{TP}{(TP+FP)}$ 、非木簡領域では  $\frac{TN}{(TN+FN)}$  と計算する。再現率 (Recall) については、木簡領域では  $\frac{TP}{(TP+FN)}$ 、非木簡領域では  $\frac{TN}{(TN+FP)}$  と計算する。F 値はこれらの調和平均として  $F = (2 \cdot \text{Precision} \cdot \text{Recall}) / (\text{Precision} + \text{Recall})$  と計算する。これらが 1 に近いほど検出精度が高いことを一般的には意味する。

同表中、非木簡領域の“再現率”が高くなることが望ましい。本稿に示した尺度とパラメータでは 6 割程度の再現率となる。なお、尺度 2 の計算を  $1 - \exp(\cdot)$  に変更し、 $\mu_2 = -9$  と  $\sigma_2 = 1.0$  を用いれば（非木簡領域の分布を近似するのではなく、木簡領域の分布を近似し、1 から差し引くように変更）、8 割程度まで再現率は向上する（その場合の適合率：0.9411、再現率：0.8406、F 値：0.8880）。ただし、定性評価として結果画像を見た場合、尺度 2 は画像全体的に白色となり、機能しているかどうか疑わしくなる。

ール画像や単色画像として扱って差し支えないと考えられる。

## 4.2 非木簡領域の検出結果

### 4.2.1 定性評価

図85に、非木簡領域の検出と領域色の置換の成功例（1～5段目）と失敗例（6～7段目）を示す。左から順に、(a)カラー画像、(b)人為的に用意した正解画像、(c)～(e)尺度1～3の結果、(f)全ての尺度を合わせたもの、(g)は(f)の二値化結果、(h)検出領域を木簡の平均色に置換したもの、(i)と(j)はそれぞれ(a)と(h)の画像にそれぞれ文字抽出処理[6]を施したものである。尺度1（明るさの差）は多くの画像において有効に機能する（図中(c)参照）。ただし、画像によっては非木簡領域に近いと判断される場合があり、1段目、2段目、4段目には木簡領域において白色箇所が観察できる。次に、尺度2（模様の特徴）であるが、カメラのピントのあった鮮明な画像であれば、撮影時に生じるピンぼけやJPEG圧縮時に生じるノイズによる輝度変化が少なく、非木簡領域に対して機能する。一方、最下段から1段目、2段目のようなピンぼけした画像では、非木簡領域の輝度変化を誤って模様として検出する問題が生じた。最後に、尺度3（低彩度）は、白色や灰色の非木簡領域は正しく検出するが、有色の非木簡領域を木簡領域と誤る傾向があった（最下段から1段目、2段目）。また、黒色の文字部分も黒トビが生じており、低彩度であるため、非木簡領域として誤検出する傾向があった。

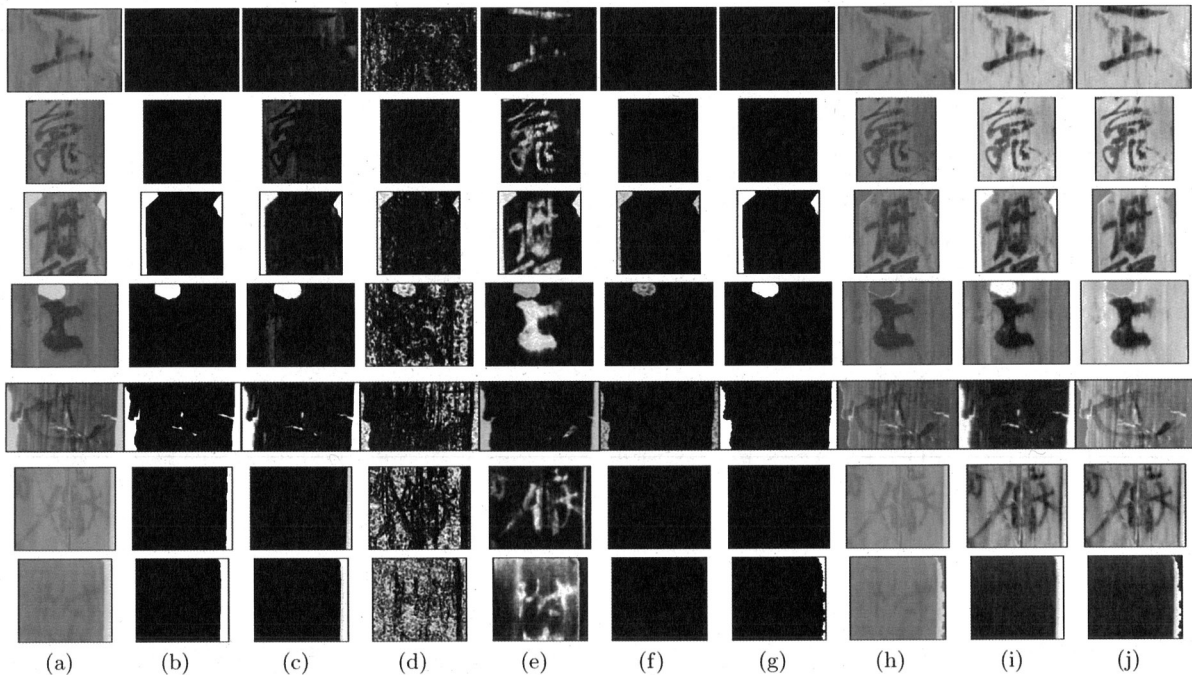


図85 非木簡領域の検出と領域色の置換の成功例（1～5段目）と失敗例（6・7段目）。左から順に、(a)カラー画像、(b)人為的に用意した正解画像、(c)～(e)尺度1～3の結果、(f)全ての尺度を合わせたもの、(g)は(f)の二値化結果、(h)検出領域を木簡の平均色に置換したもの、(i)と(j)はそれぞれ(a)と(h)の画像にそれぞれ文字抽出処理[6]を施したものである。

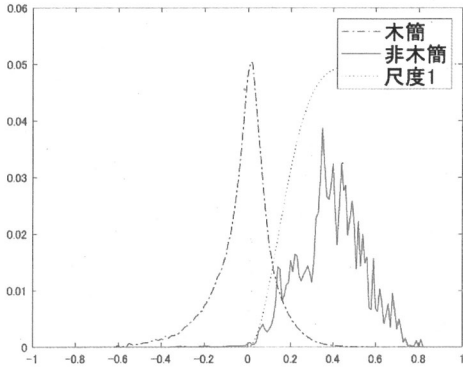


図86 尺度1の計算(式(6))で用いる  $Y_i - \bar{Y}$  の値の分布。縦軸の値は全画像での各領域の総画素数に対する割合を表す。尺度1の値(点線)は木筒領域の分布の高さにあわせて調整している。

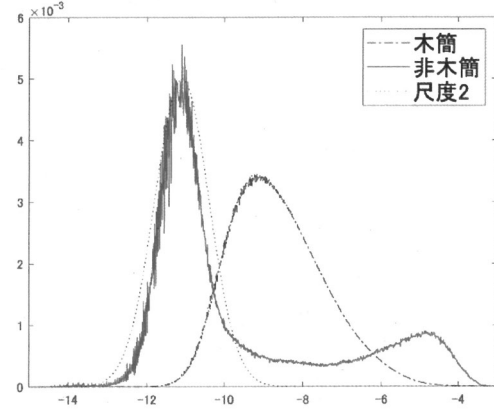


図87 尺度2の計算(式(7))で用いる  $\log(K_{box} * (Y_i - \bar{Y})^2)$  の値の分布。横軸は対数表示である。縦軸の値は全画像での各領域の総画素数に対する割合を表す。尺度2の値(点線)は非木筒領域の分布の高さにあわせて調整している。

### 4.3 非木筒領域の検出に用いるパラメータの検討

**尺度1について:** 図86に、本実験で用いた2,021枚の全ての画像について、木筒/非木筒領域のそれぞれで式(6)内の  $Y_i - \bar{Y}$  を計算し、ヒストグラムとして集計した結果を示す。

なお、木筒領域に比べて非木筒領域の持つ画素数は僅かであり、分布の峰の高さが極めて低くなるため、峰の高さを正規化するため、それぞれの領域に含まれる総画素数で割ったものを示した。木筒領域に由来する分布は、中央の分布であり、形状はラプラス分布に近い。一方、非木筒領域に由来する分布は0.4付近を中心として存在する。互いに離れており、明確に区別が可能である。ここで

は、木筒の分布を避けつつ非木筒の分布の裾の立ち上がりを捉える関数として、ガウス関数を1から差し引く形で用い、形状が近づくように標準偏差  $\sigma_1 = 0.2$  を決定した。

**尺度2について:** 図87に、カラー画像と分類された907枚の画像において尺度2を計算し、そのヒストグラムを計算した結果である。横軸は対数表示である。なお、カラー画像とグレースケール画像で分布の峰の位置が異なっていたため、頁数の都合

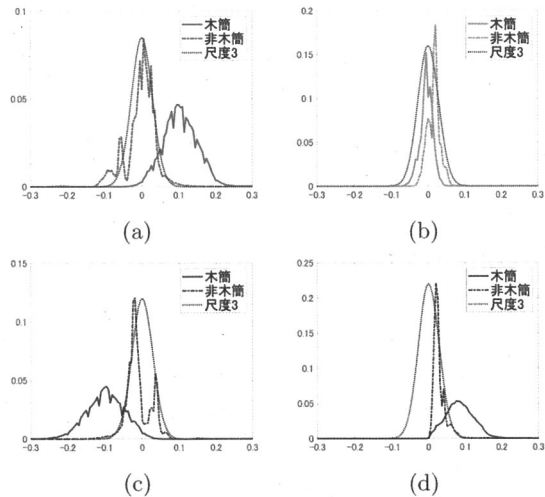


図88 尺度3の値の分布。それぞれ、(a)  $\Delta R_i$ 、(b)  $\Delta G_i$ 、(c)  $\Delta B_i$ 、(d)  $\sqrt{(\Delta R_i)^2 + (\Delta G_i)^2 + (\Delta B_i)^2}$  の分布を表す。尺度3の値(点線)は非木筒領域の分布の高さにあわせて調整している。



上、グレースケール画像を省く。木簡領域に由来する分布は単峰であり、非木簡領域に由来する分布は二つの峰を持つが、主な分布は左側の分布と考えられる（本稿では省くが、グレースケール画像の場合は単峰であった）。峰の位置はずれており、分離できる可能性があることが分った。非木簡の分布をガウス関数で近似することを考え、形状が近づくようにパラメータ  $\mu_2 = -9$  と  $\sigma_2 = 1.0$  を決定した。

**尺度 3 について：** 図 88 に、カラー画像と分類された 907 枚の画像において尺度 3 を計算し、色ごとにヒストグラムを計算した結果を示す。木簡は赤みを帯びており、木簡領域の  $\Delta R_i$  の分布は (a) に示すように正の方向に移動する。また青色は少なく、 $\Delta B_i$  の分布は (c) に示すように負の方向に移動する。一方、非木簡領域の分布は、各色とも 0 を中心として分布し、同様の分布幅を持つ。白色や灰色などの彩度の低い色が多いためである。これより、非木簡領域に由来する分布では、各色を足し合わせた場合も 0 を中心として分布する。非木簡の分布をガウス関数で近似することを考え、形状が近づくように標準偏差  $\sigma_3 = 0.04$  を決定した。

## 5. まとめ

本稿では、木簡画像に対する画像処理や画像認識を行う前処理として、白黒・カラー画像の分類方法、及び、非木簡領域の検出法と補間法について述べた。必ずしも全ての画像に対して機能するわけではないが、対話的に目視や描画によって行う必要のあった作業を低減できる。実際、実験で用意した正解画像の作成にも提案法を利用し、細部のみ人為的に画像処理ソフトウェアを用いて修正した。また、本稿にて用いた方法は単純な手法であるため、より適切な方法を検討することで精度を改善できる可能性は十分にある。例えば、正解画像、及び、三つの尺度を計算して得られた画像を用いて、サポートベクターマシン (SVM) などの識別器で学習し、木簡領域と非木簡領域を識別させることもできるであろう。SVM に関連して、本稿で用いた尺度の分布形状はガウス関数に関連した形が多かったため、SVM のカーネル関数にガウス関数 (RBF: Radial Basis Function) を選べば、良い分離平面が求まるのではないかとと思われる。

## 参考文献

- [1] 渡辺晃宏 (編)、“推論機能を有する木簡など出土文字資料の文字自動認識システムの開発、” 基盤研究(S) 成果報告書、2008。
- [2] 渡辺晃宏 (編)、“木簡など出土文字資料解読支援システムの高次化と総合的研究拠点データベースの構築、” 基盤研究(S) 成果報告書、2013。



- [3] 奈良文化財研究所、“木簡辞典：木簡画像データベース”  
<http://jiten.nabunken.go.jp/index.html>.
- [4] 齋藤恵、蜂谷大翼、耒代誠仁、中川正樹、馬場基、渡辺晃宏、“木簡画像から墨の部分を抽出するための画像処理手法、” 信学技法、第 104 巻、pp.163-168、2005。
- [5] J. Takakura, A. Kitadai, M. Nakagawa, H. Baba, and A. Watanabe, “Techniques to enhance images for mokkan interpretation,” in *Proc. Int. Conf. Frontiers Handwriting Recognit. (ICFHR)*, pp.358-362, 2010.
- [6] T. Sugimoto, K. Fujimori, K. Shirai, H. Miyao, and M. Maruyama, “Principal noiseless color component extraction by linear color composition with optimal coefficients,” in *Proc. IEEE Int. Conf. Image Process. (ICIP)*, pp.3495-3499, 2017.
- [7] T. Mertens, J. Kautz, and F.V. Reeth, “Exposure fusion,” in *Proc. Pacific Conf. Comput. Graph. Apps.*, pp.382-390, 2007.
- [8] M. Ebner, Color constancy, 6 edition, WILEY,2007.