

# 詳細成分の非等方閾値処理による画像の NPR 多値化

郭 冠華<sup>†</sup> 原 健二<sup>†</sup> 井上 光平<sup>†</sup> 小野 直樹<sup>†</sup> 浦浜喜一<sup>†</sup>

<sup>†</sup>九州大学芸術工学研究院 〒 815-8540 福岡市南区塩原 4-9-1

E-mail: <sup>†</sup>{hara,k-inoue,ono,urahama}@design.kyushu-u.ac.jp

あらまし 濃淡構造を保持して画像を非写実的 2 値化する手法として、非等方フィルタと閾値処理だけによる単純なノンフォトリアリスティックレンダリング (NPR) 法を提案する。入力画像の詳細成分を非等方フィルタで平滑化してから適応的閾値処理で 2 値化する。この手法は処理が単純で、従来の複雑な NPR 2 値化法よりも雑音が少なく滑らかな 2 値化が行える。この 2 値化法を 3 値以上の多値化に拡張し、カラー画像にも応用する。

キーワード ノンフォトリアリスティックレンダリング, NPR 多値化, 非等方平滑化フィルタ, 勾配テンソル

## 1. まえがき

本稿の目的は濃淡画像の非写実的 (non-photorealistic: NPR) 2 値化である。基本的な 2 値化法は閾値処理であるが、例えば図 1 のように閾値をどのような値にしても良好な 2 値化が得られない場合が多い。

このように濃淡画像を単純に閾値処理して量子化すると、模様が潰れて判別できなくなることが多く、写実的なハーフトニング法としてディザや誤差拡散法などが使われるが、非写実的な NPR では図 2 の白黒 2 色の絵画のような表現として閾値処理による量子化も利用され、画像の構造を保持して雑音を除去する 2 値化法 [1], [2] が提案されている。それらの NPR 2 値化法ではグラフカッ

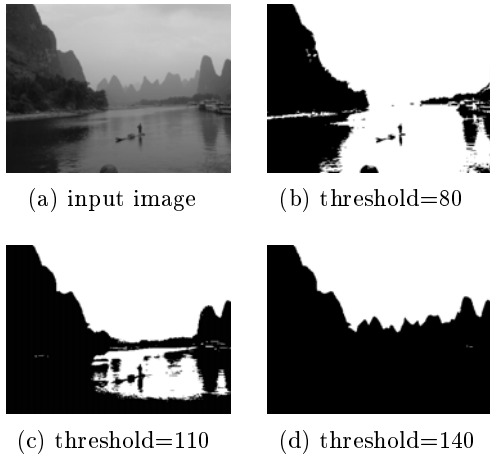


図 1 大域的閾値処理



図 2 白黒 2 色の絵画

ト法や確率伝搬法などの複雑な最適化法が使われているが、本稿では単純な平滑化フィルタと閾値処理だけでそれらと同等な 2 値画像を得る NPR 法を提案する。

図 1 のように閾値を画像全体で固定すると濃淡構造が部分的に失われるので、画素ごとに閾値を変える適応的閾値処理 [3] では、局所平均や局所メジアンなどが閾値として用いられるが、本稿ではガウスフィルタの出力を閾値とする。しかし適応的閾値処理だけでは雑音が残る、NPR には好ましくない。そこで本稿では非等方フィルタで雑音を除去し、領域境界を滑らかにする。重要な濃淡情報は影のなかにも存在するので、照明による陰影によらないように、画素値そのものではなく、濃淡変化の詳細成分を 2 値化する。このとき、詳細成分だけでは輪郭線だけの線画に近くなるので、詳細成分を修正して濃淡変化の領域表現も取入れる。

以下本稿では、次の第 2 節でフィルタによる NPR 2 値化法を概説し、3 節ではその 2 値化法で用いられるフィルタの非等方性を強め、続く 4 節では濃淡の表現性を高めるために 2 値化を 3 値に拡張し、カラー画像にも応用する。

## 2. NPR 2 値化法

モノクロ入力画像の画素値を  $d_{ij}$ 、それをガウスフィルタで平滑化したものを  $f_{ij}$  とする。NPR 2 値化の基本は詳細成分  $d_{ij} - f_{ij}$  の閾値処理

$$h_{ij} = 255 \text{step}(d_{ij} - f_{ij}) \quad (1)$$

である。ここで  $\text{step}$  は  $x < 0$  のとき  $\text{step}(x) = 0$ 、 $x \geq 0$  のとき  $\text{step}(x) = 1$  となるステップ関数である。しかし、詳細成分は雑音を含むので、雑音を減らすために閾値を減らして

$$h_{ij} = 255 \text{step}(d_{ij} - \mu f_{ij}) \quad (2)$$

とする ( $0 < \mu < 1$ )。この詳細成分 2 値化法とアンシャープマスキングや自己商画像 [4] との関係について付録 1

に簡単に触れる。

また、詳細成分は主にエッジであり、このままではエッジ検出に近いので、入力画像  $d_{ij}$  の濃淡を反映させるために  $f_{ij}$  の値域を  $[0, 255]$  から  $[\delta, 255 - \delta]$  に狭める。すなわち  $f'_{ij} = (1 - 2\delta/255)f_{ij} + \delta$  として、式 (2) を

$$h_{ij} = 255 \text{step}(d_{ij} - \mu f'_{ij}) \quad (3)$$

に変える。 $d_{ij} - \mu f'_{ij}$  は修正詳細成分である。式 (2) の閾値は 0 であるが、式 (3) では  $f'_{ij}$  が  $+\delta$  を含むことにより閾値は正である。

しかし、このような閾値の調整だけでは雑音は十分に除去できないので、修正詳細成分を平滑化してから式 (3) で 2 値化する。その平滑化フィルタについて次節で検討する。

### 3. 非等方平滑化フィルタ

フィルタへの入力を  $a_{ij}$  とすると出力  $b_{ij}$  は一般に

$$b_{ij} = \sum_{l=-p}^p \sum_{m=-p}^p w_{ijlm} a_{i+l, j+m} / \sum_{l=-p}^p \sum_{m=-p}^p w_{ijlm} \quad (4)$$

である。

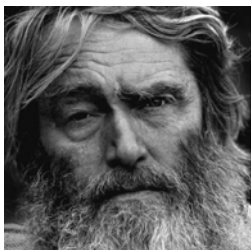
#### 3.1 バイラテラルフィルタ (BF)

BF では  $w_{ijlm} = e^{-\alpha(l^2+m^2) - \beta(a_{ij} - a_{i+l, j+m})^2}$  である。図 3(a) の画像の出力を (b) に示す。雑音状の細かな模様が均されているが、髭なども少し平滑化されている。

#### 3.2 勾配テンソルフィルタ (GTF)

基本的な非等方フィルタでは  $w_{ijlm} = e^{-\alpha[l, m] \tilde{G}_{ij} [l, m]^T}$  である。ここで  $\tilde{G}_{ij}$  は勾配テンソル

$$G_{ij} = \begin{pmatrix} g_{xij}^2 & g_{xij}g_{yij} \\ g_{xij}g_{yij} & g_{yij}^2 \end{pmatrix} \quad (5)$$



(a) input image



(b) BF



(c) GTF



(d) EVF

図 3 画像の平滑化

をガウスフィルタで平滑化したものである。 $g_{xij}, g_{yij}$  は画素  $(i, j)$  での水平方向勾配と垂直方向勾配でありソーベルフィルタで求める。この勾配テンソル (gradient tensor: GT) フィルタの出力を図 3(c) に示す。図 3(b) よりも線状模様が見やすいが全体的に少しぼけている。なお、BF の線形化としての GTF の解釈を付録 2 に示す。

#### 3.3 固有ベクトルフィルタ (EVF)

平滑化勾配テンソル  $\tilde{G}_{ij}$  の第 1 固有値を  $\lambda_{ij}$ 、第 1 固有ベクトルを  $[u_{1ij}, u_{2ij}]^T$  とすると、 $w_{ijlm} = e^{-\alpha \lambda_{ij} (u_{1ij}l + u_{2ij}m)^2}$  とする非等方フィルタを本稿では用いる。勾配テンソルは  $2 \times 2$  なので、付録 3 に記すように固有値と固有ベクトルは簡単に求まる。このフィルタの出力を図 3(d) に示す。図 3(c) よりも線状模様が明瞭である。

ちなみに図 3(d) を単純に閾値処理 (閾値=90) して 2 値化すると図 4(a) のようになり、髪や髭の構造が分かり難い。

#### 4. 固有ベクトルフィルタによる NPR2 値化

本稿で提案する NPR2 値化法は、修正詳細成分  $d_{ij} - \mu f'_{ij}$  を EVF で平滑化してから式 (3) で 2 値化する以下の手順である：

- 1) 入力画像にガウスフィルタをかけて  $f_{ij}$  を得る。
- 2)  $f'_{ij} = (1 - 2\delta/255)f_{ij} + \delta$  を求める。
- 3) 入力画像にソーベルフィルタをかけて  $g_{xij}, g_{yij}$  を求める。
- 4) 式 (5) の勾配テンソルを求めて平滑化してから固有値分解して  $\lambda_{ij}, [u_{1ij}, u_{2ij}]^T$  を求める。
- 5)  $d_{ij} - \mu f'_{ij}$  に EVF をかけてから式 (3) に代入して  $h_{ij}$  を出力する。

なお、手順 5 の EVF は  $w_{ijlm}$  を  $d_{ij} - \mu f'_{ij}$  ではなく



(a) global



(b) GTF



(c) EVF



(d) Mould

図 4 図 3(a) の 2 値化

$d_{ij}$  から求めるので、正確にはクロス EVF と呼ぶべきである。図 3(a) をこの手法で 2 値化した結果を図 4(c) に示す。  $p = 10, \alpha = 0.0001, \delta = 15, \mu = 0.95$  とした。図 4(c) は図 4(a) よりも細かい構造が明瞭であり、GTF による 2 値化の図 4(b) よりも線状模様が滑らかである。ちなみに Mould らの 2 値化結果を図 4(d) に示す。本提案法 (図 4(c)) は Mould らの結果 (図 4(d)) よりも雑音が少なく髪や髭の線状構造が明瞭である。

## 5. 固有ベクトルフィルタによる NPR 多値化

以上の 2 値画像は簡潔であるが、入力画像の濃淡分布の表現性は低い。そこで本節では 2 値以上の多値に拡張し、カラー画像にも応用する。

### 5.1 モノクロ 3 値化

以上の 2 値化を 3 値に拡張するのは簡単であり、式 (3) を

$$h_{ij} = 127 \text{step}(d_{ij} - \mu_1 f'_{ij}) + 127 \text{step}(d_{ij} - \mu_2 f'_{ij}) \quad (6)$$

に変えるだけである。  $0 < \mu_1 < \mu_2 \leq 1$  とする。図 3(a) を 3 値化した結果を図 5 に示す。2 値の図 4(c) よりも図 3(a) の濃淡の表現性が高い。



図 5 図 3(a) の 3 値化

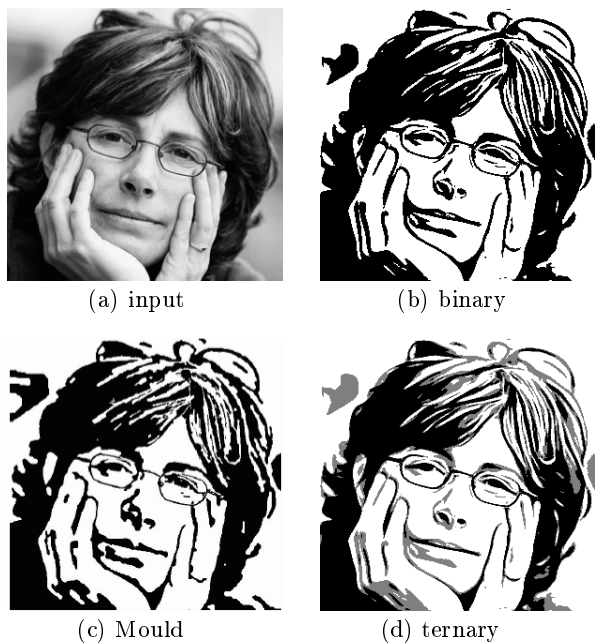


図 6 他の画像例 1

## 5.2 他の画像例での実験

他の画像での実験結果を図 6 から図 8 に示す。それぞれ (a) が入力画像、(b) が 2 値化、(c) は Mould らや Xu らの結果、(d) は 3 値化である。2 値化でも本提案法は Mould らや Xu らの方法よりも滑らかであり、3 値に増やすと濃淡の表現性が増して柔らかい感じの画像になっている。

## 6. カラー画像の多値化

以上の多値化法をカラー画像にも応用する。カラーは 3 次元ベクトルなのでそのままでは閾値処理は難しい。そこでここでは単純に RGB に分解して各成分を多値化する。そのほうが計算量も少ない。

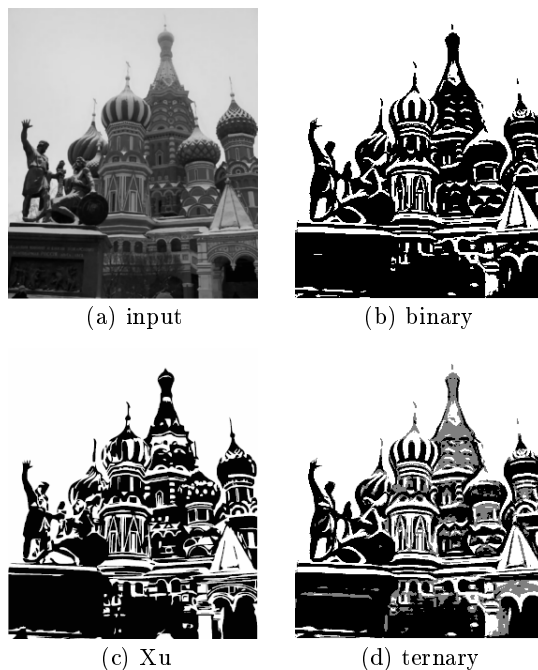


図 7 他の画像例 2

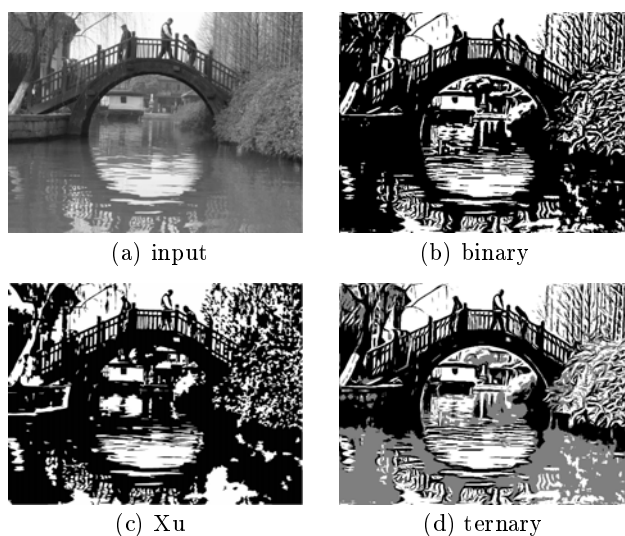


図 8 他の画像例 3

### 6.1 RGB 各成分を 2 値化

RGB 各成分を 2 値化すると  $2^3 = 8$  色の量子化画像になる。例を図 9 から図 11 に示す。

### 6.2 RGB 各成分を 3 値化

RGB 各成分を 3 値化すると  $3^3 = 27$  色の量子化画像になる。図 9 ~ 図 11 の例の実験結果を図 12 から図 14 に示す。いずれの画像例でも図 9 ~ 図 11 よりも入力画像の再現性が向上している。

## 7. むすび

入力画像の詳細成分を非等方フィルタで平滑化してから離散化する NPR 多値化法を提案し、カラー画像にも

応用した。カラー画像では RGB の各色成分を独立に離散化するので、色の再現性は低い。色の誤差を減らす改善が今後の課題である。

### 文 献

- [1] D. Mould and K. Grant, "Stylized black and white images from photographs", Proc.NPAR, pp.49-58, 2008.
- [2] J. Xu and C. S. Kaplan, "Artistic thresholding", Proc.NPAR, pp.39-47, 2008.
- [3] D. Bradley and G. Roth, "Adaptive thresholding using the integral image", J. Graph. Tools, 12, 2, pp.13-21, 2007.
- [4] H. Wang, S. Z. Li, Y. Wang and J. Zhang, "Self quotient image for face recognition", Proc.ICIP, pp.1397-1400, 2004.

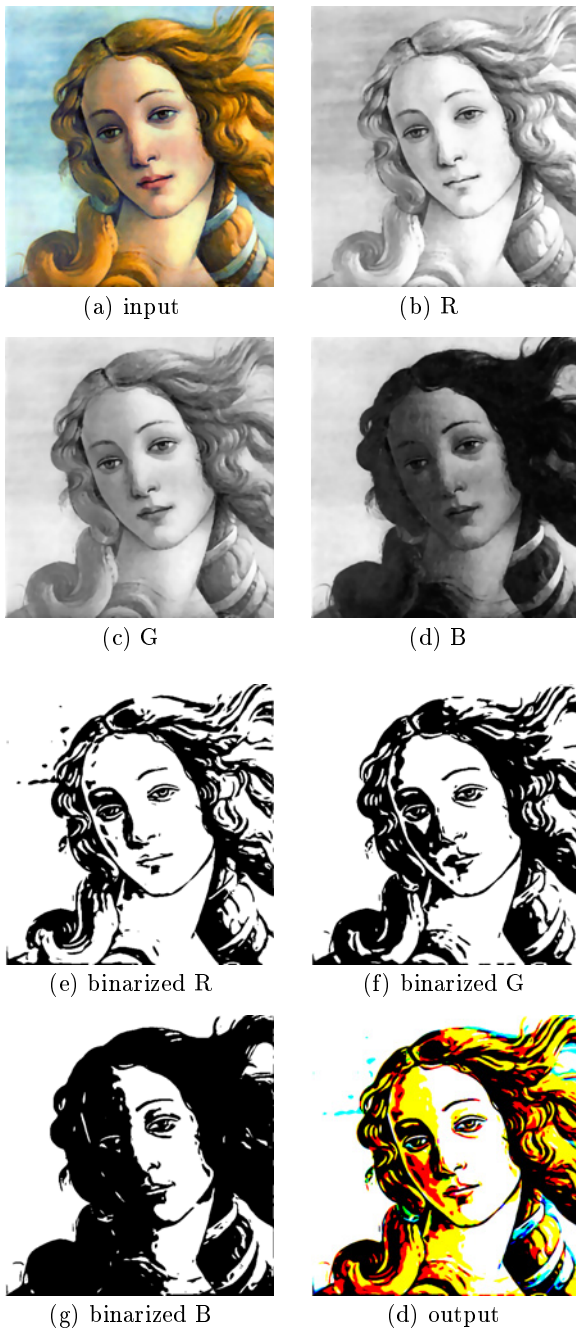


図 9 カラー画像の例 1( $8(= 2^3)$  色)

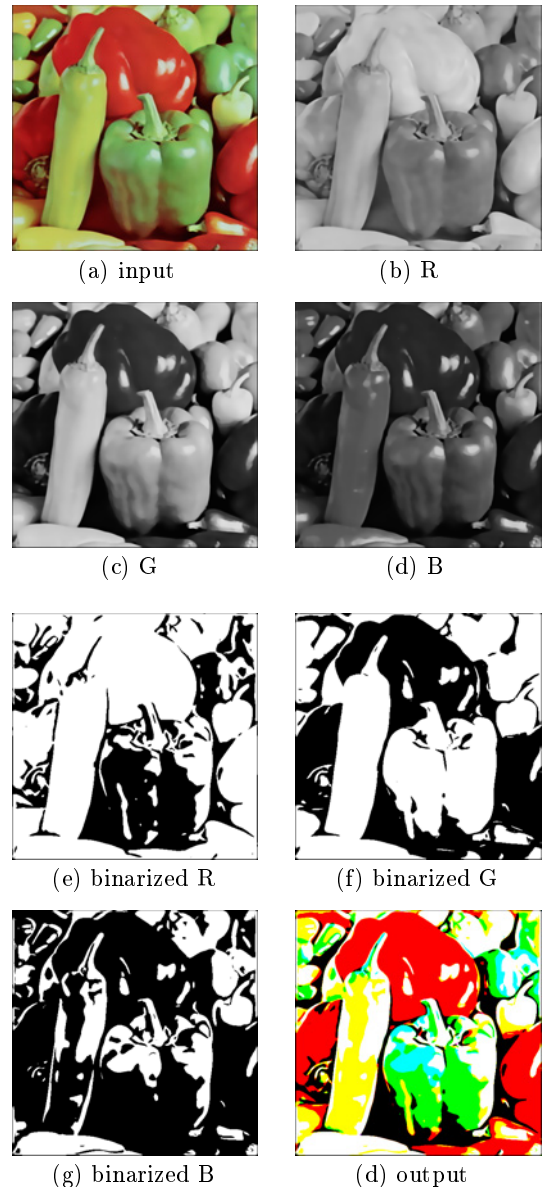


図 10 カラー画像の例 2( $8(= 2^3)$  色)



## 付 録

### 1. 式 (2) とアンシャープマスクングや自己商画像との関係

$d_{ij} - \mu f_{ij} = (1 - \mu)[d_{ij} + \mu(d_{ij} - f_{ij})]/(1 - \mu)$  で

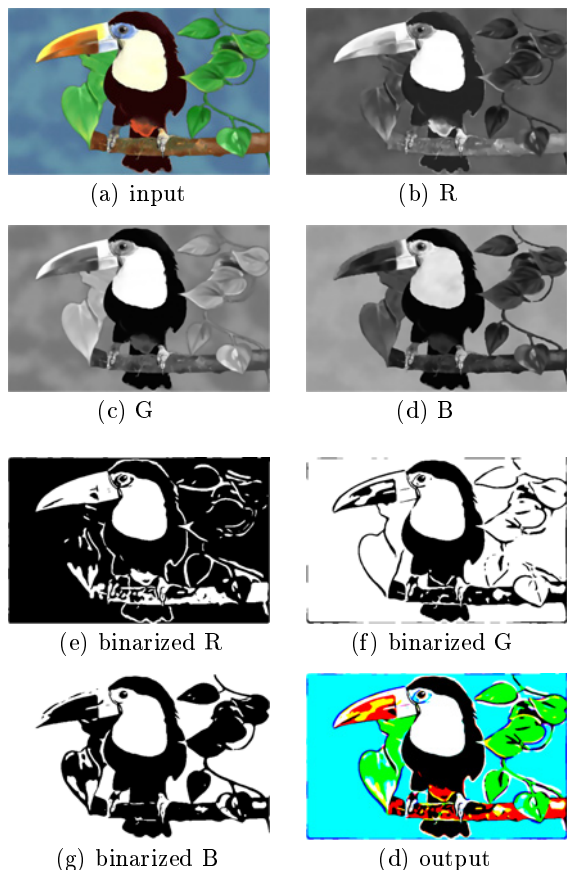


図 11 カラー画像の例 3(8(= 2<sup>3</sup>) 色)

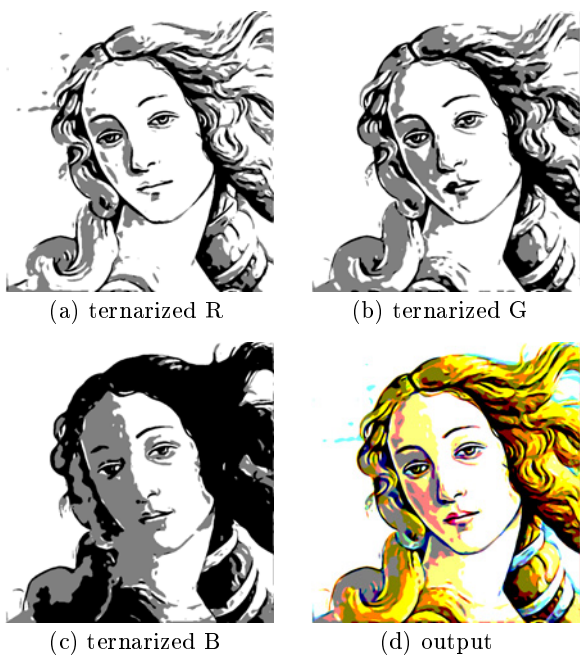


図 12 カラー画像の例 1(27(= 3<sup>3</sup>) 色)

あるから、式 (2) はアンシャープマスクングの出力を閾値処理するのと等価である。同様に  $d_{ij} - \mu f_{ij} = (1 - \mu)[f_{ij} + (d_{ij} - f_{ij})/(1 - \mu)]$  であるから基調成分を  $f_{ij}$  とするコントラスト強調出力(パイラテラルフィルタによる手法はこのタイプである)を閾値処理するのとも等価である。また自己商画像  $d_{ij}/f_{ij}$  [4] を閾値  $\mu$  で 2 値化するのとも等価である。

### 2. BF の線形近似としての GTF

BF の  $w_{ijlm}$  の指数部  $\alpha(l^2 + m^2) + \beta(a_{ij} - a_{i+l,j+m})^2$  は、 $a_{i+l,j+m} \cong a_{ij} + g_{xij}l + g_{yij}m$  とテイラー展開すると  $\alpha(l^2 + m^2) + \beta(g_{xij}l + g_{yij}m)^2 = [l, m]\tilde{G}_{ij}[l, m]^T$  と近似される。ここで

$$\tilde{G}_{ij} = \alpha \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} + \beta \begin{pmatrix} g_{xij}^2 & g_{xij}g_{yij} \\ g_{xij}g_{yij} & g_{yij}^2 \end{pmatrix} \quad (\text{A.1})$$

である。この第 2 項は勾配テンソルであり、ランクは 1 であるが、第 1 項が加えられているので  $\tilde{G}_{ij}$  のランクは

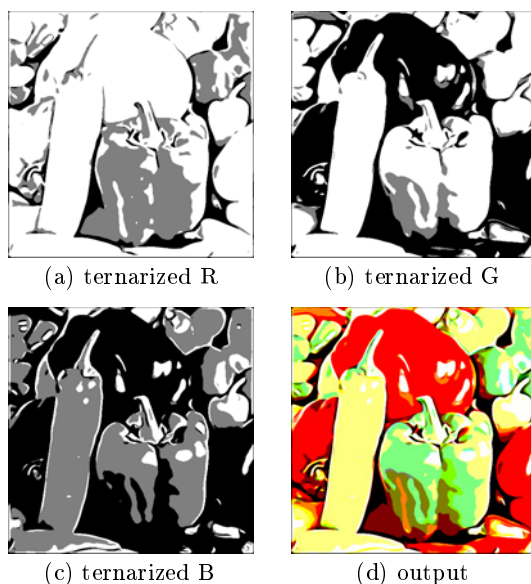


図 13 カラー画像の例 2(27(= 3<sup>3</sup>) 色)

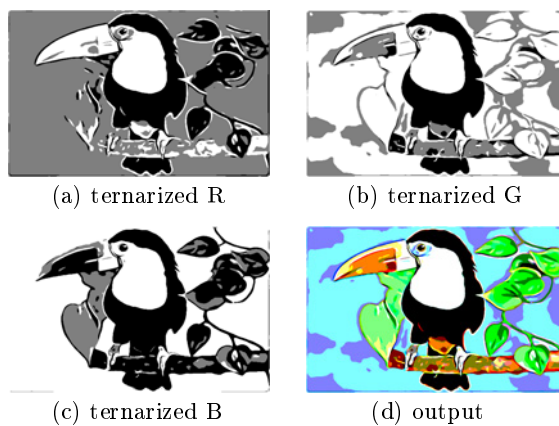


図 14 カラー画像の例 3(27(= 3<sup>3</sup>) 色)

2 である．この第 1 項は正則化項であるが，同様な効果は第 2 項をガウスフィルタでぼかせば得られるので，そのときは第 1 項は不要となる．勾配テンソルの平滑化も正則化 (regularization) と呼ばれる．これが 3.2 節の GTF である．

なお，3.3 節の EVF は  $\tilde{G}_{ij}$  を固有値分解して第 2 固有値を 0 として， $\tilde{G}_{ij}$  のランクを再び 1 にしたものである．

### 3. 平滑化勾配テンソルの固有値と固有ベクトル

平滑化勾配テンソルを

$$\tilde{G}_{ij} = \begin{pmatrix} a & b \\ b & c \end{pmatrix} \quad (\text{A}\cdot 2)$$

とすると第 1 固有値は

$$\lambda_1 = (a + c + \sqrt{(a - c)^2 + 4b^2})/2 \quad (\text{A}\cdot 3)$$

となる．第 1 固有ベクトルは，数値的安定性のため，

1) if  $a < c$ ,

$$\begin{aligned} u_1 &= \frac{b}{\lambda_1 - a} \frac{1}{\sqrt{b^2/(\lambda_1 - a)^2 + 1}} \\ u_2 &= \frac{1}{\sqrt{b^2/(\lambda_1 - a)^2 + 1}} \end{aligned} \quad (\text{A}\cdot 4)$$

2) if  $a \geq c$ ,

$$\begin{aligned} u_1 &= \frac{1}{\sqrt{b^2/(\lambda_1 - c)^2 + 1}} \\ u_2 &= \frac{b}{\lambda_1 - c} \frac{1}{\sqrt{b^2/(\lambda_1 - c)^2 + 1}} \end{aligned} \quad (\text{A}\cdot 5)$$

で計算した．