

# カラー成分を用いた画像の特徴線抽出に関する研究

四家 秀基\*<sup>1</sup>, 熱田 清明\*<sup>2</sup>

## A Study on Extracting the Feature Lines from Image using the Color Components

by

Hideki YOTSUYA \*<sup>1</sup> and Kiyooki ATSUTA \*<sup>2</sup>

( received on Sep.19, 2014 & accepted on Jan.15, 2015 )

### Abstract

In this paper, we propose a method for extracting feature lines such as contour lines in images. This method involves smoothing an image with a bilateral filter, and detecting edges in the smoothed image with Canny edge detector. And it involves detecting edges in multi-level smoothed images obtained by multiple use of the bilateral filter. Finally, feature lines are selected from these multi-level edges. Since the previous method involves converting a color image into a grayscale image, it cannot extract feature lines between regions of the same brightness. In order to improve accuracy in the extraction of feature lines, we use color information. We propose extraction methods for both RGB and YUV color systems, and show the effectiveness of these proposed methods with experiments.

**Keywords:** Feature lines, Edge detector, Contour line, Image retrieval

**キーワード:** 特徴線, エッジ検出, 輪郭線, 画像検索

## 1. はじめに

近年の情報技術の発展により、電子書籍などの新しい媒体が現れ、デジタル情報のやり取りは増え続けている。それと同時にインターネット上に公開される画像は膨大な数となっている。この膨大な数の画像群から目的の画像を検索することは多大な労力が必要となっている。画像のタイトルや解説の文章を対象とするキーワードによる検索も1つの方法ではあるが、適切なタイトル、説明の付与が必要であり、すべての画像に適切なタイトル、説明が付与されているとは限らない。特にある画像に似た画像すなわち類似画像を検索したい場合、キーとなる画像を例示して、検索する方法が望ましい。画像をキーとする画像検索の方法には画像中の物体の輪郭線などの特徴的な線(特徴線)に基づいた検索方法がある<sup>1)</sup>。特徴線に基づいた画像検索方法は、マウスやペンで実際に線画を描くことによって、例示する画像がない場合にも対応することが簡単にできる利点がある。これらの特徴線に基づく検索手法は2D-Walking Ant Histogram (2D-WAH)<sup>1)</sup>や各種フーリエ記述子<sup>2), 3)</sup>などの線の特徴量に基づいて検索を行っている。しかしながら、線の特徴量に基づく手法では、デジタル画像からの特徴線の抽出精度がそのまま検索精度に影響してしまう。そこで本研究では文献1)において提案された特徴線の抽出方法をRGB成

分およびYUV成分を利用する抽出方法に拡張し、抽出実験および2D-WAHを用いた検索実験によりその有効性を検証する。

## 2. 理論

画像中の物体の輪郭線や大きく明確な模様のエッジなどの特徴的な線を抽出するために Bilateral Filter と Canny エッジ検出器を使用する。Bilateral Filter は1回の平滑化の効果を強くするより、繰り返し適用することによって効果的にエッジを保ってノイズや細かな模様を除去できる。そのため、Bilateral Filter を適用するたびに Canny エッジ検出器を用いてエッジを検出し、それらを統合して、特徴線を抽出する。以下にこれらの理論を説明する。

### 2.1 Bilateral Filter

Bilateral Filter は画像中の物体などのエッジを保持しながら、ノイズ除去を行うことができる特性を持っている。このフィルタは空間領域と濃淡領域の2つのガウシアンから構成されている<sup>4)</sup>。処理前の画像を  $f(i, j)$ 、処理後の画像を  $g(i, j)$  とすると Bilateral Filter は式(1)で表される。

$$g(i, j) = \frac{\sum_{m=-w}^w \sum_{n=-w}^w f(i+m, j+n) \exp\left(-\frac{m^2+n^2}{2\sigma_1^2}\right) \exp\left(-\frac{(f(i, j)-f(i+m, j+n))^2}{2\sigma_2^2}\right)}{\sum_{m=-w}^w \sum_{n=-w}^w \exp\left(-\frac{m^2+n^2}{2\sigma_1^2}\right) \exp\left(-\frac{(f(i, j)-f(i+m, j+n))^2}{2\sigma_2^2}\right)} \quad (1)$$

ここで、 $w$  はフィルタの大きさを規定し、 $(2w+1) \times (2w+1)$  のフィルタサイズとなる。式(1)の分子の前

\*1 情報通信学研究科情報通信学専攻 修士課程  
Graduate School of Information and  
Telecommunication Engineering, Master's  
Program

\*2 情報通信学部情報メディア学科 教授  
School of Information and Telecommunication  
Engineering, Department of Information Media  
Technology, Professor

のガウシアンが空間領域に対する平滑化フィルタを示し、 $\sigma_1$ が大きいほど強い平滑化となる。後のガウシアンが濃度領域すなわち濃度差により、平滑化フィルタの重みを調整する。注目点 $(i,j)$ とフィルタの対象点 $(i+m,j+n)$ の濃度差が大きいと平滑化フィルタの重みを小さくし、濃度差が小さいと重みをそのままとする。 $\sigma_2$ が小さいと僅かな濃度差で空間領域のフィルタ係数が小さくなり、平滑化が行われず、エッジが保持されることになる。 $\sigma_2$ を大きくすると通常のガウスフィルタになる。 $\sigma_1$ と $\sigma_2$ を調整することにより、エッジを保って平滑化を行うことができる。式(1)の分母はフィルタ係数の合計となり、フィルタの正規化を行っている。

この Bilateral Filter は繰り返し適用することで、エッジを保ったまま平滑化する効果が強くなる性質を持っている。

## 2.2 Canny エッジ検出器

Canny エッジ検出器は Gaussian Filter のパラメータやエッジの閾値を適応的に設定することによって、強い雑音に対しても極めて効果的に輪郭を抽出するのである<sup>5)</sup>。以下に Canny エッジ検出器の大まかなアルゴリズムを示す。

### ・画像の平滑化

入力画像に対して、Gaussian Filter による画像の平滑化を行い、ノイズの影響を減らす。今回は前節の Bilateral Filter を行ってからエッジ検出を行うので、Gaussian Filter の分散 $\sigma_c$ は 1.0 などの小さな値とする。

### ・エッジ強度と方向の算出

式(2)、(3)に示す Sobel フィルタを用いて、画像の各画素 $(i,j)$ に対して x 方向の勾配  $G_x(i,j)$  と y 方向の勾配  $G_y(i,j)$  を求める。

$$S_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$S_y = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

式(4)により勾配の大きさ  $|G(i,j)|$  を、式(5)により勾配の方向  $\theta(i,j)$  を求める。

$$|G(i,j)| = \sqrt{G_x(i,j)^2 + G_y(i,j)^2} \quad (4)$$

$$\theta(i,j) = \tan^{-1} \left( \frac{|G_x(i,j)|}{|G_y(i,j)|} \right) \quad (5)$$

### ・非極大点の抑制 (Non-maximum suppression)

式(4)で求めた値では、ボケたエッジになるため、非極大点の削除を行う。対象がデジタル画像であるので、式(5)で求めた勾配の方向を 45 度間隔に丸め、勾配の

方向に対して垂直方向に隣接する 2 画素の勾配の大きさをチェックして、2 画素の値より勾配の大きさが大きい画素のみを残す。

### ・ヒステリシスしきい値処理

$t_{low}$  と  $t_{high}$  ( $t_{low} < t_{high}$ ) の 2 種類のしきい値を設定し、 $t_{high}$  以上の勾配の大きさをもつ画素は強いエッジ画素として判定し、 $t_{low}$  未満の勾配の大きさをもつ画素はエッジ画素ではないと判定する。 $t_{low}$  以上で  $t_{high}$  未満である画素は弱いエッジと判定する。弱いエッジ画素は隣接する弱いエッジ画素をたどって強いエッジ画素に至ることができる場合は、エッジ画素とし、至ることができない場合はエッジ画素ではないと判定する。次節に示すように Bilateral Filter と Canny エッジ検出器を組み合わせると大局的なエッジを抽出することができる。

## 2.3 スケール・マップの構成

画像に Bilateral Filter を適用し、その後 Canny エッジ検出器によりエッジを検出する。これにより細かいエッジが消える。この操作を 3 回行って得られた 3 枚のエッジ画像に対して、1 回 Bilateral Filter を適用した画像に対して検出されたエッジ画素には重み 1、2 回適用した画像のエッジ画素には重み 2、3 回適用した画像のエッジ画素には重み 3 を付加して重ね合わせる。このとき、各エッジ画素には 1 つ以上のスケールにおいて抽出された重みが重なる場合があり、その場合はそれらの値の最大値を選択する。このような重みを持つエッジ画素集合の画像をスケール・マップ (Scale-Map) と呼ぶ<sup>1)</sup>。

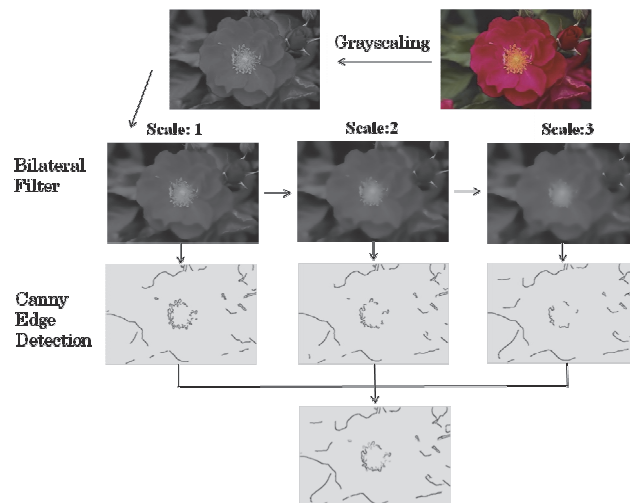


Fig.1 Creation of scale-map.

スケール・マップに対して、次の処理を行って特徴線の候補を抽出する。

- ① 1 画素幅への細線化
- ② 分岐点の分離

これらの前処理後に残った線分が特徴線の候補になる。まず、重みを無視して 2 値画像とする。この 2 値画像に対して、Hilditch の方法<sup>6)</sup>により細線

化を行う。細線化により線幅1のエッジ線が得られるが、特徴線を用いた画像検索などの応用を考えた場合、分岐点を分離し短い線を除去して各線分を抽出して線分を構成する画素の座標系列へ変換することが望ましい。そこで、線分の各画素の連結数などにより、端点、線上の点、分岐点、交差点を求める。端点を探索して、端点から線上の点を追跡することにより、特徴線の点を追跡することができる。交差点の場合、2本の特徴線が交差していると考え、そのまま直進方向に追跡する。分岐点の場合、特徴線が長くなるように短い線分を分離する必要がある。このようにして得られた線分を Sub-segment と呼ぶ。分岐点の分離については次節で説明する。

## 2.4 分岐点の分離

分岐点の分離はFig.2のように追跡する線分上に1つしか存在しない場合、分岐点から端点までの画素数を数えて、一番短い線を分離すればよい。2つ分岐点が存在する場合は、単純に端点までの画素数を数えることはできない。また、端点の代わりに隣の分岐点までの画素数で判断してしまうと長い線を分離してしまう場合がある。そのため、Fig.3のように、分岐点に至る線を優先して残すことにした。さらに3つ以上の分岐点がある場合、2本以上の線が分岐点に至る分岐点が存在することになり、その分岐点についてはすぐに処理できない。この場合、この分岐点の分離処理を保留にし、他の分岐点の処理が終わってから、分離処理を行うようにする。したがって、分岐点は下記のように処理される。

- ・分岐点からの線が3本とも端点の場合、一番短い線を切断する
- ・分岐点からの線の内、2本が端点で1本が分岐点の場合、端点に至る線2本の内、短い線を切断する
- ・Fig.4における中央の分岐点のように分岐点からの線の内、2本あるいは3本が分岐点に至る場合、分離処理を保留して、他の分岐点の分離処理後に、分離処理を行う。



Fig.2 An example of division for one branch.

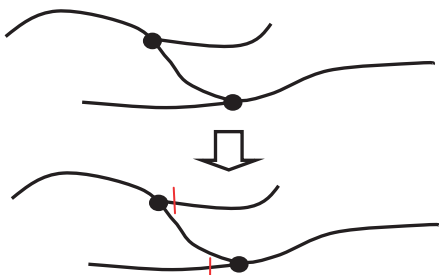


Fig.3 An example of division for two branches.

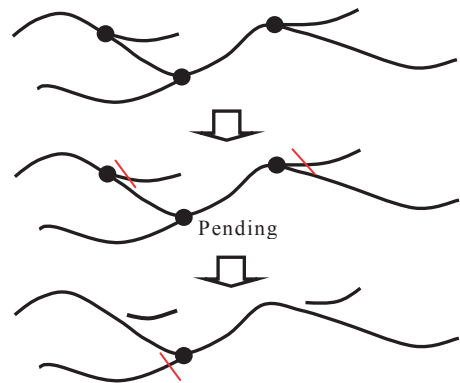


Fig.4 An example of division for three branches.

これらの処理を保留の分岐点がなくなるまで行う。なお、網目状のテクスチャなど、複雑に分岐点が存在する場合、保留状態のまま分離処理が進まず、無限ループに陥ることがある。この場合、処理が無限ループに陥ることを避けるため、保留になっている分岐点自体を削除する。分岐点を削除することにより端点が生じて分離処理が再開される。分岐点自体を削除した場合、線が分断されることはあっても、線自体が削除されることはないので、特徴線の情報は保持されている。

以上の処理後、線上の点のみで構成される線すなわち閉曲線が残る場合がある。最後に画像をラスタ走査して、未追跡の線上の点を探索する。もし未追跡の線上の点を検出した場合は、その点を始点として線を追跡し、始点に戻ったら追跡を終了する。

## 2.5 Sub-segment の選択

分岐点を分離して得られた Sub-segment に対して、Sub-segment を構成する画素の重みを合計して評価値とする。評価値の高い  $N_s$  本の Sub-segment を選択し、画像の特徴線とする。この処理により、分離された枝のように短い Sub-segment は除去されることになる。



Fig.5 Selection of Sub-segments

## 3. カラー成分を用いた特徴線の抽出

### 3.1 従来手法の問題点

2章で述べた従来手法を適応した例を再度 Fig.6 に示す。カラー画像をグレースケール画像に変換してから、スケール・マップを構成しているため、花と葉の輝度値がほぼ同じになる領域が生じ、従来手法では花の輪郭に対応する特徴線がすべて抽出されていないことがわかる。したがって、このスケール・マップを

基に特徴線を選出しても Fig.5 のように必要な特徴線が得られないことになる。

この問題点を解決する方法はグレースケール化を行わず、カラー画像のままスケール・マップを構成することである。まずカラー画像の RGB 成分をそのまま用いる方法を提案する。

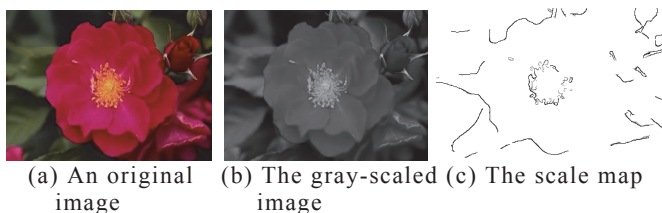


Fig.6 The scale map for a grayscale image.

### 3.2 RGB 成分を用いたスケール・マップの構成法

RGB 各成分に対して 2.3 節のように Bilateral Filter をかけてその後 Canny エッジ検出器をかける操作を 3 回繰り返すと、計 9 枚のエッジ画像を得られる。この 9 枚のエッジ画像を統合してスケール・マップを構成する。各成分のエッジ画素の重み付けはグレースケール画像に対するスケール・マップの構成と同様に 1 回 Bilateral Filter を適応した画像に対して検出されたエッジには重み 1, 2 回適応した画像のエッジには重み 2, 3 回適応した画像のエッジには重み 3 を付加する。9 枚のエッジ画像を重ね合わせる際には、重複するエッジ画素の値は重みの最大値をとることにする。Fig. 7 にスケール・マップ構成の流れを示す。

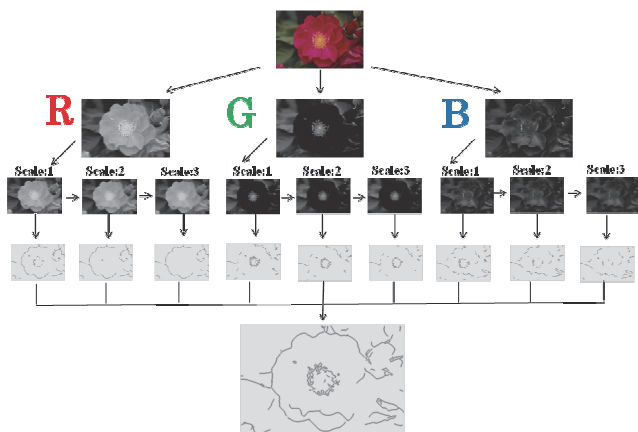


Fig.7 Creation of scale-map for RGB components.

### 3.3 YUV 成分を用いたスケール・マップの構成法

人間の視覚系において、輝度情報は色情報より解像度が高く、重要な情報である。そこで、RGB 成分の代わりに輝度信号と 2 つの色差信号からなる YUV 成分を用いることも有効である。そこで、式(6)により RGB 成分から YUV 成分に変換してから、Bilateral Filter をかけてその後 Canny エッジ検出器をかける操作を 3 回繰り返すと、計 9 枚のエッジ画像を得られる。この 9 枚のエッジ画像を統合してスケール・マップを構成する。

$$\begin{cases} Y = 0.299R + 0.587G + 0.114B \\ U = -0.169R - 0.3316G + 0.500B + 128 \\ V = 0.500R - 0.419G - 0.081B + 128 \end{cases} \quad (6)$$

ここで、Y は 0 から 255 の値をとり、U, V は本来 -128 から 127 の値をとるが、128 を足してその値を 0 から 255 としている。この変換により、そのまま RGB 成分の代わりに YUV 成分に置き換えることができる。Fig.8 に YUV 成分を用いたスケール・マップ構成の流れを示す。

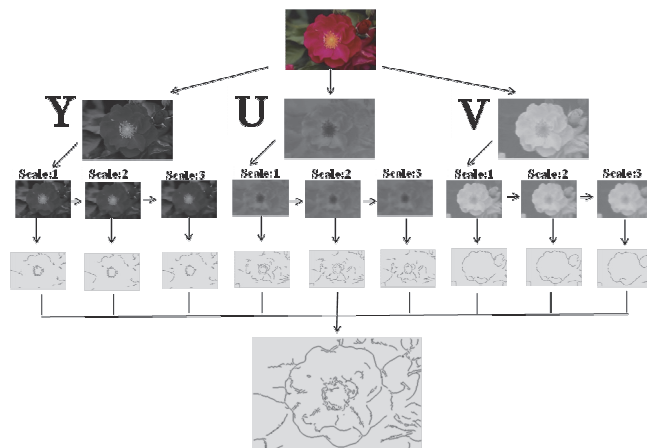


Fig.8 Creation of scale-map for YUV components.

### 3.4 スケール・マップの構成法 2

3.2, 3.3 節では、9 枚のエッジ画像を合わせて 1 つのスケール・マップを作成し、細線化、分岐点の分離を行って、Sub-segment を作成している。9 枚のエッジ画像を統合したためにエッジ画素の配置が複雑になり、分岐点が網目状になってしまうことがある。網目状になった分岐点は 2.4 節の分離処理により除去され、Sub-segment が細かく分割されてしまうことがある。この問題を解決するために、Fig.9 に示すように RGB 成分ごとにスケール・マップを構成する。3 つのスケール・マップに対して、細線化、分岐点の分離処理を行って Sub-segment を得る。

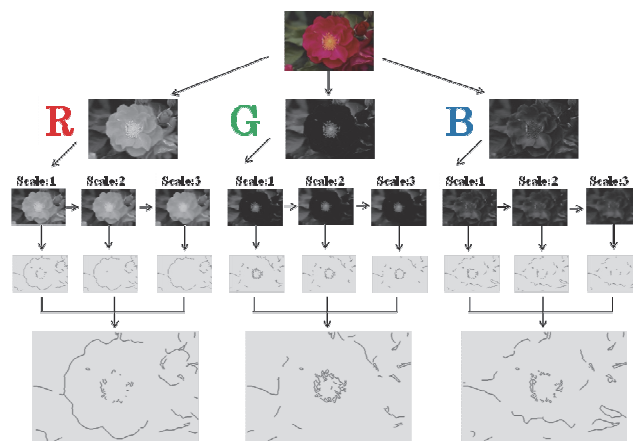


Fig.9 Creation of scale-map for each RGB components.

得られた各成分の Sub-segment から、スケールの重みを合計した評価値の良いものを  $N_s$  本選択する。これにより、各成分での強いエッジに対応する Sub-segment を選択することができ、画像検索に有効な特徴線を構成することができる。

YUV 成分を用いた方法についても、Fig.10 に示すように同様に成分ごとにスケール・マップを構成して Sub-segment を得る。

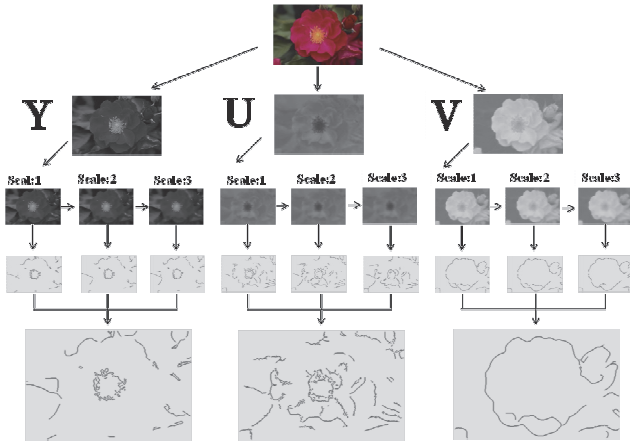


Fig.10 Creation of the scale-map for each YUV components.

成分ごとにスケール・マップを構成する場合、同じエッジに対応する Sub-segment が 3 成分それぞれで作成され、選択されることになる。画像検索では特徴線が抽出された成分情報も特徴として捉えることもできるので、今回はそのまま重複して選択することにする。線画の生成に利用する場合は統合することになる。

従来のグレースケール化して抽出する場合は元々得られる Sub-segment が多くないため、選択本数  $N_s$  を大きくしても変化が少なく、選択本数  $N_s$  は 20 程度が適当であった。しかし前述のように、各成分でスケール・マップを構成する場合、それぞれの成分で同じ特徴線が選択されることもあり、1つの線画として表示すると、2重線、3重線になってしまう部分が出てしまい、実質的に 20 本の特徴線が得られないことになる。そのため、従来の 20 本を選択する場合に加え、3倍の 60 本を選択する場合について検証する。

#### 4. 実験

実験に用いた画像は画像データベース Corel-1K<sup>7)</sup>の恐竜(400番～499番)、象(500番～599番)、花(600番～699番)、馬(700番～799番)各 100 枚の計 400 枚である。400 枚に対して特徴線の抽出実験を行っているが、本論文では各カテゴリから 1 枚を選択して、実験例を示す。Fig.11 に使用した 4 枚の原画像を示す。

2 章のグレースケール化を行う従来手法および 3 章で提案した 4 種類のカラー成分を利用する手法の計 5 種類の手法について、構成されたスケール・マップから選択する Sub-segment の選択本数  $N_s$  を 20, 60 とする計 10 通りについて比較する。以下、5 種類の手法を次のように表記する。

- Gray : 従来手法, グレースケール化して作成したスケール・マップから Sub-segment を構成し,  $N_s$  本選択する.
- RGB : RGB 成分の 9 枚のエッジ画像から構成した 1 つのスケール・マップにおいて Sub-segment を構成し,  $N_s$  本選択する.
- RGB-Sep : RGB 成分の各スケール・マップから Sub-segment を構成し,  $N_s$  本選択する.
- YUV : YUV 成分の 9 枚のエッジ画から構成したスケール・マップから Sub-segment を構成し,  $N_s$  本選択する.
- YUV-Sep : YUV 成分の各スケール・マップから Sub-segment を構成し,  $N_s$  本選択する.

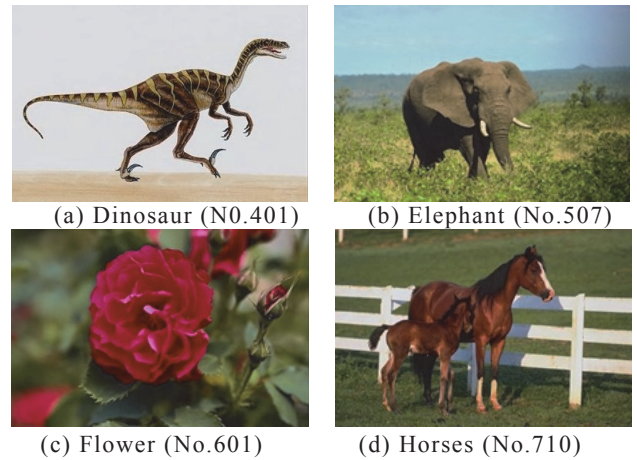


Fig.11 Original Images.

実験に使用したパラメータは Bilateral Filter については  $w$  を 15 (フィルタサイズ  $31 \times 31$ ), 空間領域の分散  $\sigma_1$  を 3.0, 濃度空間の分散  $\sigma_2$  を 30.0 としている。Canny エッジ検出器については Canny エッジ検出器の Gaussian Filter の分散  $\sigma_c$  を 1.0, しきい値処理のしきい値  $t_{low}$  を 0.7,  $t_{high}$  を 0.9 としている。これはグレースケール化する従来手法において、恐竜の画像 100 枚に対してパラメータを変えて実験を行った結果、主観的に良かったパラメータを選択している。4 つの提案手法についても比較のためすべて同じパラメータとした。

##### 4.1 恐竜(No. 401)に対する実験結果と考察

恐竜(No.401)に対して、選択本数  $N_s$  を 20 と 60 にした特徴線抽出実験の結果を Fig.12 に示す。この画像は自然画像ではなく、イラスト画像であるので抽出しやすい部類になる。Fig.12(a), (b) に示すグレースケール化を行う従来手法では尾の下側の線が検出できていない。これは色相が異なっても輝度値が近く、スケール・マップの段階で検出されていないためである。そのため  $N_s$  を 60 に増やしてもほとんど変化がなく、 $N_s$  は 20 程度で十分であることがわかる。

Fig.12(c), (d) に示す RGB 成分を用いた方法では  $N_s$  を 60 とした場合、枝状の短い線までが検出されるだけで、特徴線が増加しない。1 つのスケール・マップを使用する場合は、選択本数  $N_s$  を 20 程度とすることが適当であると思われる。Fig.12(e), (f) に示す RGB 成分毎にスケール・マップを構成する方法では  $N_s$  20

では 60 に対して選択されていない線があり，3つのスケール・マップから特徴線を選択するためには 20では不足していることがわかる．Fig.12(g), (h)に示すYUV 成分を用いた方法では，他の4つの方法に比較して短い特徴線が多くなっている．これは1つのスケール・マップに統合したため，線が多くなり分岐点の配置が複雑になり，分岐点の分離を行う際に，保留のままとなった分岐点が分離されず，削除される場合があるためである．Fig.12 (i), (j)に示す YUV 成分毎にスケール・マップを構成する方法が良好な結果を得ている．Ns を 60 とした場合，体の模様や地面との境界線も検出されているが，恐竜の体全体に対応する特徴線が検出されている．

#### 4.2 象 (No. 507) に対する実験結果と考察

象 (No.507) に対しての特徴線抽出実験の結果を Fig.13 に示す．これは草原の中にいる象の自然画像であり，象の画像 100 枚の中では比較的抽出しやすいものである．

Fig.13(a),(b)に示す従来手法では，象の左耳から鼻への特徴線が抽出されていないが，Fig.13(j)に示す

YUV 成分毎にスケール・マップを構成して 60 本選択した場合は，きれいに抽出できている．選択本数  $N_s$  を増やしているため，草原の模様に対応した特徴線も抽出されているが，これは他の4つの手法においても同様である．

#### 4.3 花 (No. 601) に対する実験結果と考察

花 (No.601) に対しての特徴線抽出実験の結果を Fig.14 に示す．これは花と葉の輝度値はほぼ同じであるが，色相が全く異なる例である．

Fig.14(a),(b)に示すグレースケールを用いる従来手法では，花の輪郭に対応する特徴線をまったく抽出できていないことがわかる．Fig.14(c)に示す RGB 成分を用いた方法と Fig.14(i)の YUV 毎にスケール・マップを構成する方法が花の輪郭に対応する特徴線が抽出されている．60 本に増やした場合，(d), (j)に示すように画像の右側にある枝やつぼみの特徴線が多く抽出されている．

Fig.14(e), (f)に示す RGB 分離では輪郭線にまだ少し欠けがある．

Fig.14(g), (h)に示す YUV 成分を用いた方法では花の輪郭線の一部分が欠けている．選択本数  $N_s$  を 60

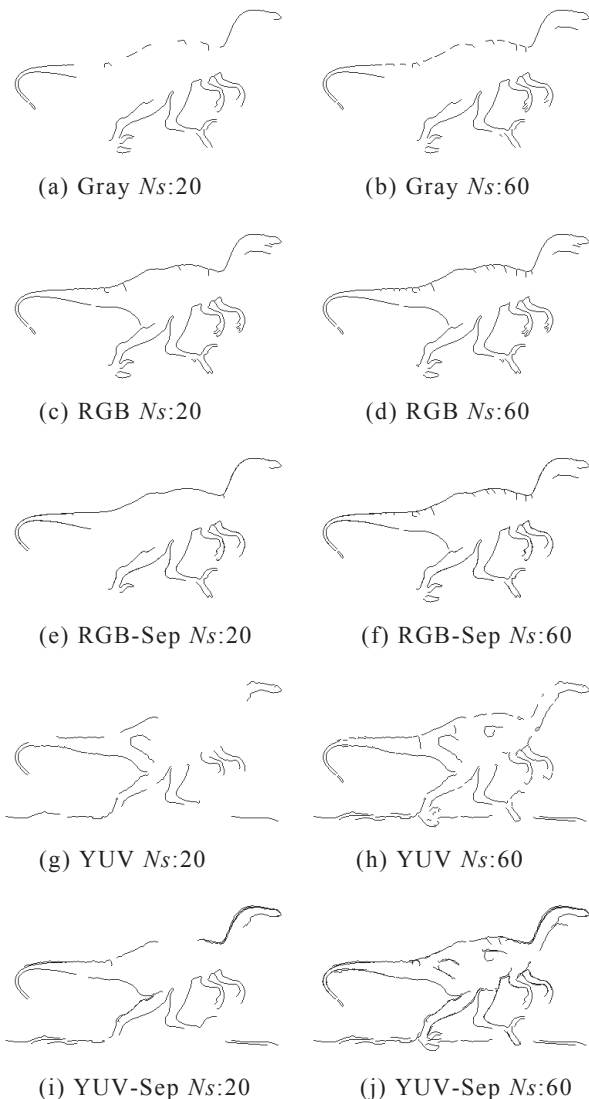


Fig.12 The extraction results for Dinosaur.

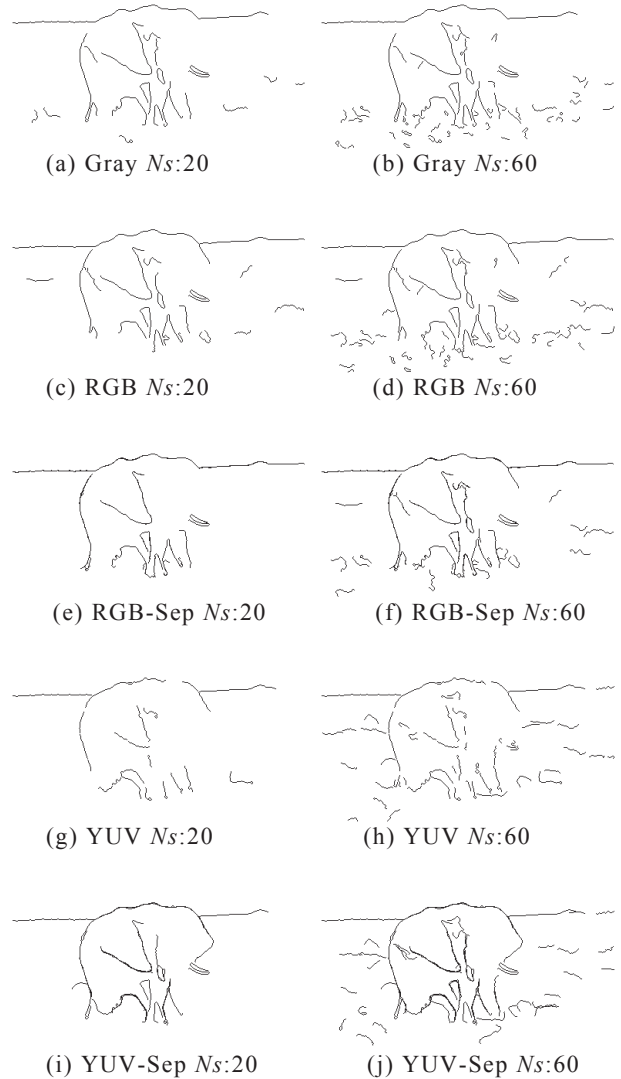


Fig. 13 The extraction results for Elephant.

とした場合、従来のグレースケールを用いた手法よりも花の輪郭線が抽出されてはいるが、他のカラー画像を用いた手法に比較すると、抽出されていない部分が多い。

#### 4.4 馬(No. 710)に対する実験結果と考察

馬(No.701)に対しての特徴線抽出実験の結果をFig.15に示す。これは白い柵があり、エッジ検出を行った場合、この部分のエッジが非常に強く検出されてしまう。そのため、従来手法のみならず、RGB成分を使用した2つの提案手法でも馬の輪郭に対応する特徴線が抽出できていない。それに対してYUV成分を用いた方法では、馬の輪郭に対応する特徴線が抽出されている。特にFig.15(j)に示すYUV成分毎にスケール・マップを構成する手法において、Nsを60とした場合に、馬の輪郭に対応する特徴線が抽出されていることがわかる。しかしながら、親馬と仔馬はほとんど同じ栗毛であるために、その境界に対応する特徴線は抽出できていない。これは、RGB成分、YUV成分でも同じ成分値となってしまう提案手法では原理的に抽出することはできない。

#### 4.5 2D-WAHを用いた検索実験

提案手法の有効性を確認するため、従来手法および提案手法を用いて抽出した特徴線に対して、2D-WAHを用いた検索手法により検索実験を行う。2D-WAHは特徴線を短いスパンたとえば10画素のスパンで線分形状を2次元ヒストグラムで集計するものである。その際に急激な曲り部分すなわちコーナー部分とそれ以外の部分に分けて集計を行い、CornerとBranchと呼ばれる2つのヒストグラムを作成する<sup>1)</sup>。

恐竜、象、花、馬の400枚を画像データベースとし、対象の一部しか写っていないなど、対象の形状が大きく異なる画像を除くため、各カテゴリから50枚の画像を選択し、計200枚をキー画像として検索実験を行う。キー画像のCornerとBranchの2つのヒストグラムとデータベース中の各画像のCornerとBranchのヒストグラムの二乗誤差を求める。2つの二乗誤差に対して重みを乗じた合計値を評価とする。正規化の違いによりCornerとBranchのヒストグラムの値は大きく異なるため、今回はCornerに0.5、Branchに $10^6$ の重みを与えている。合計値の小さい順にソートして上位

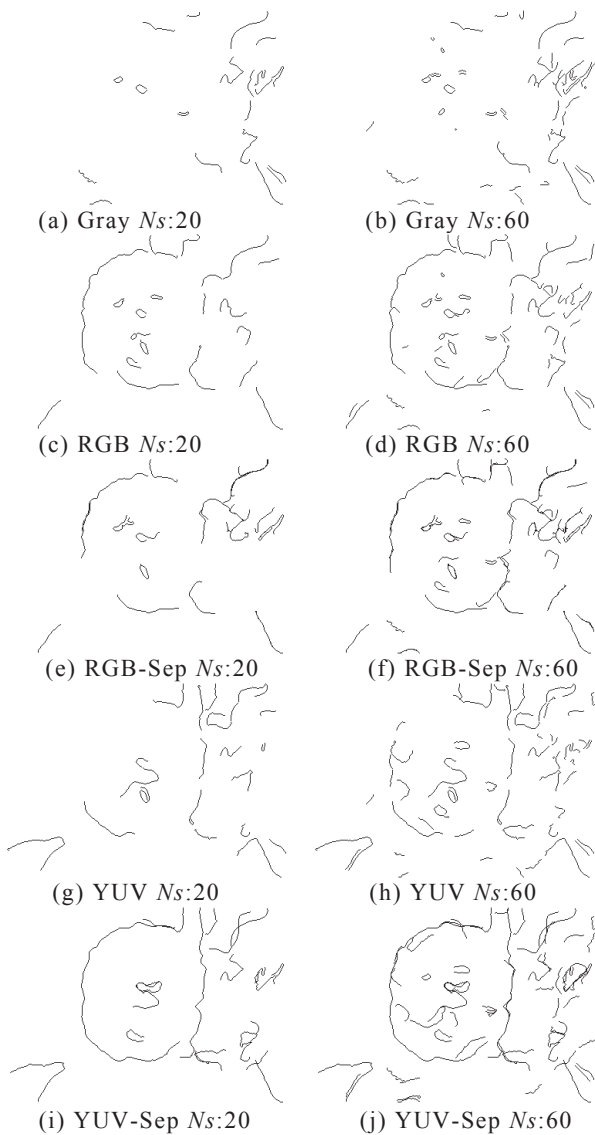


Fig. 14 The extraction results for Flower.

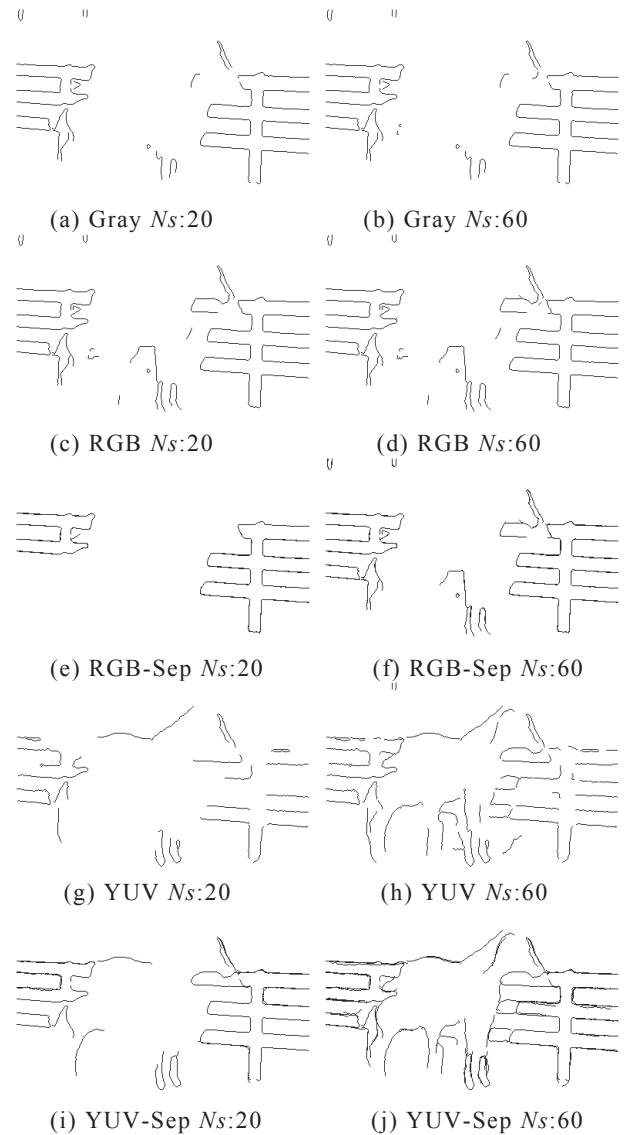


Fig. 15 The extraction results for Houses.

20 位までに入る同カテゴリの画像枚数および 20 枚に対する割合を求めて検索実験の評価を行った。その結果を Table 1 に示す。

Table 1 The results of image retrievals for five extraction method.

	$N_s:20$	$N_s:60$
Gray	15.40 (77.0%)	15.60 (78.0%)
RGB	14.63 (73.2%)	15.45 (77.3%)
RGB-Sep	13.78 (68.9%)	14.70 (73.5%)
YUV	12.20 (61.0%)	13.55 (67.8%)
YUV-Sep	14.96 (74.8%)	16.80 (84.0%)

Table 1 は 5 つの特徴線抽出方法に対して、 $N_s$  を 20, 60 として、200 枚のキー画像に対して検索された同カテゴリの画像の平均枚数とその割合を示している。この実験結果からわかるように選択本数  $N_s$  が 20 では、提案手法は従来のグレースケールのみの手法に劣っているが、 $N_s$  を 60 に増加させると、提案手法は 4% から 9% と大きく増加する。グレースケールではスケール・マップの段階で抽出されている線自体が少なく、選択本数  $N_s$  を増加させても、抽出される特徴線があまり増加しないのに対して、カラー成分を用いた方法では、各成分で線が抽出され、選択本数  $N_s$  を 60 に増加させると抽出される特徴線も増加するため、検索精度が向上する。特に YUV 分離では 84% の検索精度となり、従来のグレースケールを用いた手法より 6% 高い検索精度が得られた。これはグレースケールに相当する Y 成分における特徴線に加えて、U および Y 成分すなわち色の違いによる特徴線も抽出され、画像検索に利用することができるためである。

## 5. 結論

従来手法では、グレースケール化によって、色相が異なるが輝度値が同じ領域間の特徴線が途切れる、抽出できない等の問題点があった。本論文では、RGB 成分および YUV 成分を用いた 4 つの手法を提案し、実験例によってその有効性を検証した。YUV 成分毎にスケール・マップを構成する提案方法では、60 本選択する場合に、例示した 4 枚の画像に対して画像中の物体の輪郭に対応する特徴線をよく抽出している。しかし選択本数を多くしすぎると、人が注目しない地面の草など、他の物体の特徴線も抽出されるという問題も生じる。また、成分毎にスケール・マップを構成し特徴線を選択する場合、物体の輪郭に対応する特徴線が各成分から選択されているが、成分値の違いによって、それらの特徴線は位置や形が微妙に異なっている。そのため 1 枚の画像に特徴線を描画すると、実験

例に示すように 2 重、3 重の線となり、太く表示されることになる。ここでは抽出した特徴線の応用として画像検索を考えているため、あえて成分毎の特徴線のまま残している。成分毎の特徴線を用いることにより、画像中の物体形状のみならず、色の違いも検索時に含めることが可能である。

2D-WAH を用いた検索実験において、選択本数  $N_s$  20 では提案手法は従来のグレースケールを用いた手法に劣っているが、これは十分な特徴線が選択されていないためである。選択本数  $N_s$  を 20 から 60 に増加させた場合、グレースケールを用いた手法では検索精度が 1% しか増加しないのに対して、提案手法は 4% から 9% 増加し、特に YUV 分離ではグレースケールを用いた従来手法より 6% 高い 84% の検索精度が得られた。以上の主観的な評価および検索実験により、YUV 成分毎にスケール・マップを作成して特徴線を構成する提案手法 (YUV 分離) の有効性を示すことができた。

今後の課題としては、より優れた特徴線の抽出が得られるパラメータの値を実験的に検証することが考えられる。また 2D-WAH を用いた検索実験では YUV 分離の提案手法が優れていることを確認したが、検索精度としてはまだ不十分である。成分毎の特徴線に対して複数の 2D-WAH を構成するなど、カラー成分の特徴線を活かした検索手法の構築および開曲線にも適用できるフーリエ記述子<sup>2),3)</sup>などの 2D-WAH 以外の検索手法への応用が考えられる。

## 参考文献

- 1) M. Ferreira, S. Kiranyaz and M. Gabbouj, "A Novel Shape Descriptor over Multi-Scale Edge Field: 2D Walking Ant Histogram", in Proc. of IWSSIP 2006, pp. 475-378, Budapest, Hungary, Sep. 21-23, 2006
- 2) 上坂 吉則, 「開曲線にも適用できる新しいフーリエ記述子」, 電子通信学会論文誌, '84/3 Vol. J67-A No.3, 166-173, 1984
- 3) 長谷川哲平, 飯國 洋二, 「開曲線のための回転型フーリエ記述子」, 電子情報通信学会論文誌, 2009/12, Vol.92-D No.12, 2217-2224, 2009
- 4) Tomasi, C., Manduchi, R., "Bilateral filtering for gray and color images", Proceedings of the 1998 IEEE International Conference on Computer Vision, Bombay, India 1998.
- 5) Canny, J., "A Computational Approach To Edge Detection", IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 8:679-714, 1986
- 6) Hilditch, C. J., "Linear Skeletons From Square Cupboards", in Machine Intelligence IV (B. Meltzer and D. Mitchie eds), University Press, Edinburgh, 1969. 403-420. 17, 2, 1970. 339.
- 7) Corel\_1K Image Database  
<http://wang.ist.psu.edu/docs/related/>