

被写界深度に存在する主体物体の 自動検出法の提案

萩原 健太, 小枝正直^{†1}

本研究では被写界深度に存在する物体の自動検出法の提案を提案する。本手法を用いることにより、1枚の静止画像中にある主体物体と非主体物体の分別が可能になる。具体的には、まず2種類のエッジ抽出を組み合わせることで被写界深度に含まれる主体物体の特徴点群を検出する。その後、得られた特徴点群を包囲する領域を2種類の手法により動的に求める。幾つかの静止画に対して主体物体の検出実験を行い、本手法の有効性を確認した。

Subjective Object Detection in the Depth of Field

KENTA HAGIHARA AND MASANAO KOEDA^{†1}

In this paper, we propose the method of subjective object detection in the depth of field. The method can extract a subjective object in a still image by combining some edge information of the image. Some preliminary experiments were conducted and the feasibility of this method was examined.

1. はじめに

近年、急速にインターネット網が拡大し、誰もが簡単にインターネットを利用することができるようになってきた。そこでは画像検索も行われている。しかしそこでの検索方法は画像のキャプションや前後の文章からの単語を用いての検索であるため目的の画像が見つからないことがある。そこである画像から主体となる物体を検出することで、画像の特徴を抜き

出すことで画像検索システムにおける画像の分類等の性能向上を考えた。過去の類似した研究ではいずれも複数の画像を用いたり¹⁾ 動画を用いる²⁾ ものである。それゆえに、過去の一枚しかない写真などに対しては効果を発揮できない。本研究は一枚の画像を元に処理を行うためにカメラとそれを処理する計算機さえあれば実行できるために導入も容易なので有効性は高いと考える。本研究では静止画像から主体物体を検出するための方法を提案する。ここでは被写界深度に存在するものを主体物体として扱い、提案する自動検出法を用いて、自ら撮影した写真の主体物体を抽出できるかを検証した。

2. 被写界深度に存在する物体の抽出

被写界深度とは写真のピントが合っているように見える領域の広さのことである。理想的なピントが合っている状態とは対象物の一点の情報がフィルムもしくは映像素子の表面の一点のみに集中する状態のことである。しかし、実際の撮影ではレンズの収差が発生するので実現はできない。理想的なピントの合っている状態から対象物を動かすとフィルムや映像素子の表面での像は円形に拡散する。この拡散した情報の円を錯乱円と呼ぶ。錯乱円がフィルムや映像素子が感知できない、もしくは人間の目で錯乱円なのか点なのかを区別できないほど小さければピントが合っていると判断される。この錯乱円なのか点なのかを区別することができない範囲を被写界深度と呼ぶ。

3. 処理の流れ

提案手法のフローチャートを図1に記載する。

3.1 ラプラシアンエッジ抽出

OpenCV に用意されている関数 (*cvLaplace*) を用いた。

3.2 CANNY エッジ抽出

OpenCV に用意されている関数 (*cvCanny*) を用いた。

3.3 エッジ抽出をした二つの画像を統合する

上記の CANNY エッジ抽出はそれぞれの画素ごとに「エッジ」か「エッジでない」かの値が出力される。ラプラシアンエッジ抽出はエッジの画素ごとのエッジの強さが出力されるので、CANNY エッジ抽出の正確さとラプラシアンエッジ抽出のエッジの強さのデータを保持するために式 (1) を用いる。CANNY 輪郭抽出の値を I_C とし、ラプラシアンエッジ抽出の値を I_L としたときの結果 I_{\emptyset} とする。 $I_{\{MAX\}}$ は最大画素値である。

^{†1} 大阪電気通信大学 総合情報学部 メディアコンピュータシステム学科

Osaka Electro-Communication University, Faculty of Information Science and Arts

$$I_{\theta} = \frac{I_{\cdot C} \times (I_{\cdot \{MAX\}} - I_{\cdot L})}{I_{\cdot \{MAX\}}} \quad (1)$$

この計算式を適用した画像を図 8 に記載する。

3.4 特徴点を抜き出す

膨張と収縮を用いたノイズ除去処理を行い特徴点のみを残す処理を行う。膨張処理は有効な画素の要素を十字に広げ、収縮処理は一定以下の隣接画素が有効でなければ削除を行う。膨張と収縮を用いたノイズ除去処理には膨張を先に行うものと収縮を先に行うものがある。今回は散在するノイズを除去するために収縮の処理後に膨張の処理を行う。このノイズ除去処理後の画像を図 9 に記載する。

3.5 特徴点を囲む枠を作る

ノイズ除去処理を行ったものに点列を包含する矩形を作成する処理を行う。さらに SNAKE を用いた動的輪郭追跡を用いて特徴点を囲む枠を作成する。特徴点を囲む枠を元画像にも適応して、枠の中の色の分布を調べる。SNAKE は画像に対応したパラメータの設定が必要なので、とり得るパラメータを実行する。SNAKE のパラメータのフローチャートを 2 に記載する。そして、HSV を用いた色座標を抜き出し色を囲む直方体を作成して体積を比較して差が小さくなった場合を最適な SNAKE のパラメータとする。矩形を生成する処理の結果を図 10 に、誤差が小さくなった処理の結果を図 11 に記載する。矩形の中の色の分布を調べたグラフを図 3 に記載する。

4. 実験

カメラで撮影した画像をプログラムに読み込み、人がピントが合っていると感じる領域と、プログラムの検出結果の比較を行った。いろいろな写真を入力して処理を行った。確かに被写界深度の領域は検出できている。画像 1,2,3,4,5 は検出に成功している。特に画像 4 が成功しているのは背景に色の変化が少ないのが影響していると考えられる。特徴点抽出で残った特徴点を囲むことが出来ているが、その特徴点が物体の端点では無い場合は物体としての検出はうまく出来ていない。今後、さらに精度が高くなるようなエッジ抽出の統合方法を構築しなければならない。画像 6 と画像 7 では解像度がことなるが、解像度が高いものが細か

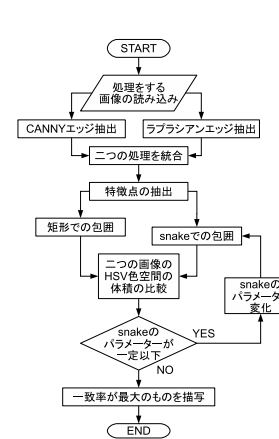


図 1 処理の流れのフローチャート
Fig.1 Flowchart of Algorithm

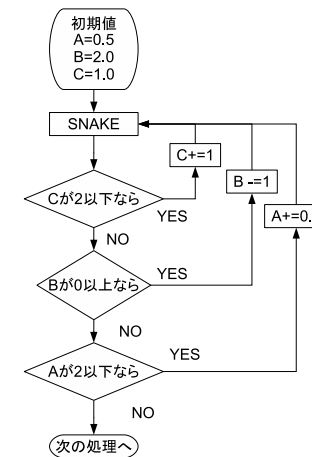


図 2 SNAKE のフローチャート
Fig.2 Flowchart of SNAKE algorithm

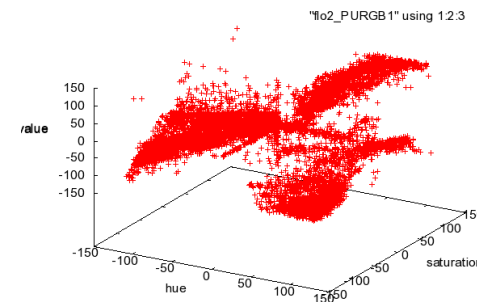


図 3 矩形の中の色の分布
Fig.3 Color map in the bounding box of feature points



図 4 元画像
Fig. 4 Source image



図 5 グレースケール画像
Fig. 5 Gray image

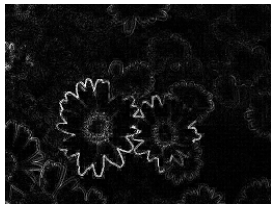


図 6 ラプラシアンエッジ抽出
Fig. 6 Laplacian image

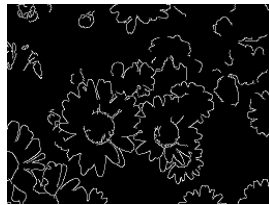


図 7 CANNY エッジ抽出
Fig. 7 CANNY image

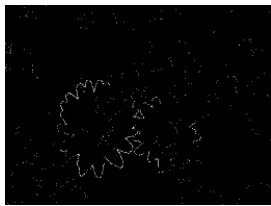


図 8 ラプラシアンと CANNY を統合
Fig. 8 CANNY and laplacian image

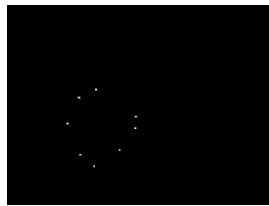


図 9 特徴点の抽出
Fig. 9 Extracted feature point

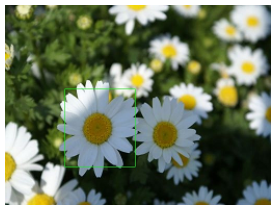


図 10 特徴点を包囲する矩形
Fig. 10 Bounding box of feature points

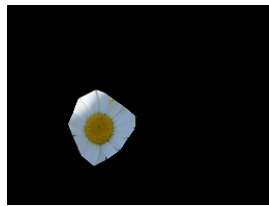


図 11 誤差が最小
Fig. 11 Minimum error image

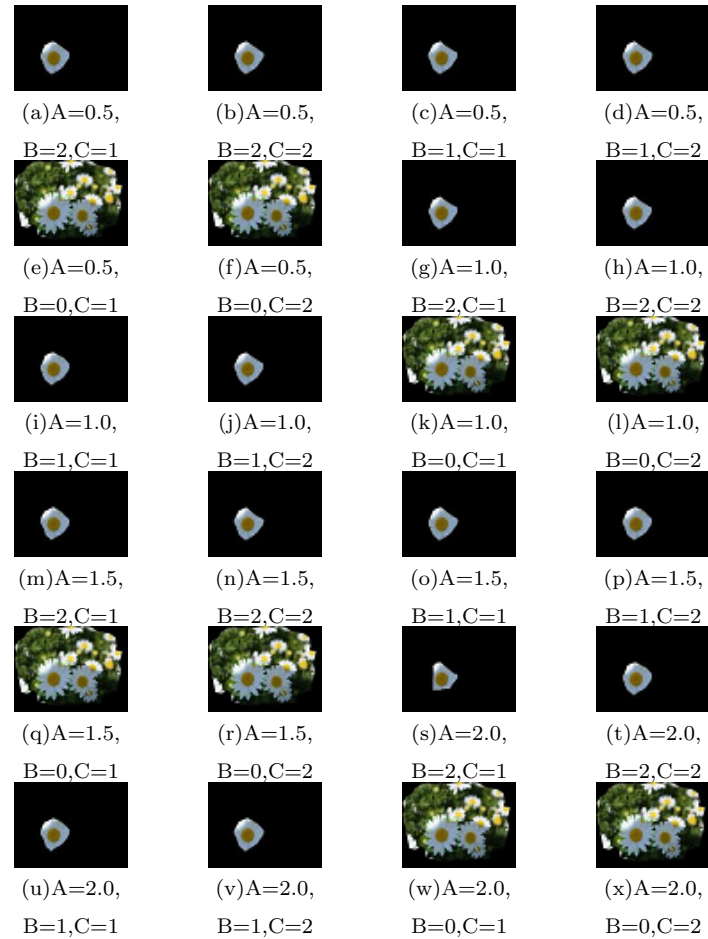


図 12 SNAKE のパラメーター変化による抽出領域の変化
Fig. 12 Selected area by changing SNAKE parameters



(a) 元画像
Source iamge
(b) 包囲矩形
Bounding box of
feature points
(c) 誤差が最小
Minimum error image

図 13 画像 1
Fig. 13 Image 1

な差を取ってしまい、主体物体を認識することが出来ていない。画像 8 のように、画面内に枠を生成できないものもあった。この写真は図 24 のように特徴点が細かすぎて、ノイズ除去で全ての特徴点が消えてしまうことが、検出できない原因である。なのでノイズ除去の改良が必要だ。画像 9 と画像 10 は被写界深度が異なる写真である。そして被写界深度が浅い写真のほうが正しく検出されている。画像 9 と画像 10 の特徴点画像の図 25 と図 26 を比較すると画像 9 が適切だが、HSV 色空間を用いた比較の際に体積で比較しているので図 27 と図 28 のように異なっても最適と判定される。この問題は、体積だけでなく密度も比較対象にすることで解決できると思われる。画像 11 は主体物体と背景の距離的な差が無いので適切な検出は難しいと思われる。

5. おわりに

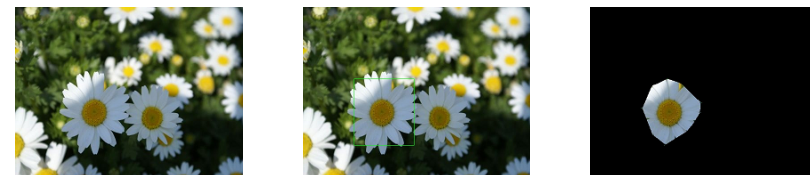
本研究では被写界深度に存在する物体の自動的な検出を提案し実装した。また、自分で撮影した画像に対して提案手法の検証を行い。ある条件下では被写界深度の領域検出が可能であることを確認した。しかし、確実に物体の形状の検出をするまでの精度を実装することが出来なかった。

今後の課題としては、他のレンズを使った場合での検証、特徴点を包囲するアルゴリズムの



(a) 元画像
Source iamge
(b) 包囲矩形
Bounding box of
feature points
(c) 誤差が最小
Minimum error image

図 14 画像 2
Fig. 14 Image 2



(a) 元画像
Source iamge
(b) 包囲矩形
Bounding box of
feature points
(c) 誤差が最小
Minimum error image

図 15 画像 3
Fig. 15 Image 3

改良、ノイズ除去のアルゴリズムの改良が考えられる。そして結果の検証が人の感覚に頼るものなので、数値に出し難いので明確な検証方法の考案も考えられる。

参考文献

- 1) 榎本夏未ら, "合成開口撮影法によるデフォーカスコントロール" 情報処理学会研究報告, 2008-CVIM-163, pp.85-92(2008)
- 2) 竹田 慎平, "広域的な軌跡獲得のためのセンサ情報のメタ情報記述とその統合手法" 京都大学大学院情報学研究科, 2009/02/06

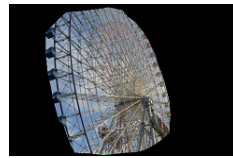


(a) 元画像
Source iamge



(b) 包囲矩形
Bounding box of
feature points

図 16 画像 4
Fig.16 Image 4



(c) 誤差が最小
Minimum error image



(a) 元画像
Source iamge



(b) 包囲矩形
Bounding box of
feature points

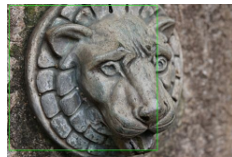
図 19 画像 7
Fig.19 Image 7



(c) 誤差が最小
Minimum error image



(a) 元画像
Source iamge



(b) 包囲矩形
Bounding box of
feature points

図 17 画像 5
Fig.17 Image 5



(c) 誤差が最小
Minimum error image

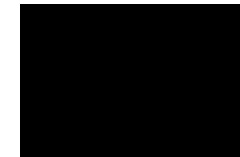


(a) 元画像
Source iamge



(b) 包囲矩形
Bounding box of
feature points

図 20 画像 8
Fig.20 Image 8



(c) 誤差が最小
Minimum error image



(a) 元画像
Source iamge



(b) 包囲矩形
Bounding box of
feature points

図 18 画像 6
Fig.18 Image 6



(c) 誤差が最小
Minimum error image

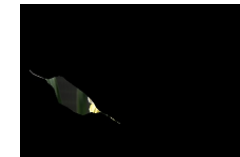


(a) 元画像
Source iamge



(b) 包囲矩形
Bounding box of
feature points

図 21 画像 9
Fig.21 Image 9



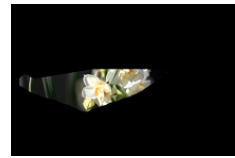
(c) 誤差が最小
Minimum error image



(a) 元画像
Source iamge



(b) 包围矩形
Bounding box of
feature points

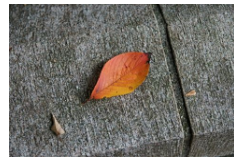


(c) 誤差が最小
Minimum error image

図 22 画像 10
Fig. 22 Image 10



(a) 元画像
Source iamge



(b) 包围矩形
Bounding box of
feature points



(c) 誤差が最小
Minimum error image

図 23 画像 11
Fig. 23 Image 11



図 24 画像 5 の特徴点抽出前の画像
Fig. 24 Feature points of Image 5 before noise reduction



図 25 画像 9 の特徴点画像
Fig. 25 Extracted feature points of
Image 9

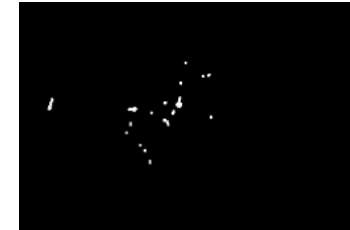


図 26 画像 10 の特徴点画像
Fig. 26 Extracted feature points of
Image 10

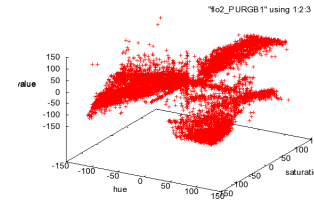


図 27 画像 7 の四角形で囲んだ内側の HSV
色空間の分布
Fig. 27 Color map of Image 7 in the
bounding box of feature points

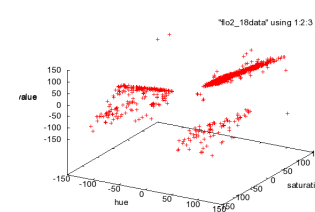


図 28 画像 7 で最適と出力された枠の内側の
HSV 色空間の分布
Fig. 28 Optimal color map of Image 7