

1. はじめに

一枚の画像から対象となる領域をセグメンテーションする手法として、Yuri らは、Interactive GraphCuts Segmentation を提案している [1]。グラフカットセグメンテーションでは、ユーザが正解ラベル (シード) を与えることで物体と背景を分割する。しかし、複雑なエッジの画像に対しての正確なセグメンテーションは困難である。そこで、本研究では平滑化度合を変化させながらグラフカットを繰り返し行うことにより、正確なセグメンテーションを行う手法を提案し、その有効性を示す。

2. グラフカットによるセグメンテーション

セグメンテーションにおける物体と背景のラベル L の対応付けを行う問題の解法の一つとして以下のように定義するエネルギー関数 $E(L)$ の最小値を求める方法がある。

$$E(L) = \lambda \cdot \sum_{i \in \mathcal{V}} R(L_i) + \sum_{(i,j) \in \mathcal{E}} B(L_i, L_j) \cdot \delta(L_i, L_j) \quad (1)$$

$$\delta(L_i, L_j) = \begin{cases} 1 & \text{if } L_i \neq L_j \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

ここで、 \mathcal{V} はノード、 \mathcal{E} はエッジを示し、 $R(L_i)$ は $i \in \mathcal{V}$ の観測データに対してのペナルティ関数、 $B(L_i, L_j)$ は近傍ノード $(i, j) \in \mathcal{E}$ の相互関係を表した関数である。定義したエネルギー関数 E に基づきグラフを作成し、min-cut/max-flow algorithm より最適解を求める。この時、作成するグラフは、以下のように定義する。式 (1) のエネルギー関数 $E(L)$ に基づき、グラフのエッジコストを計算する。

$$R_p(\text{"obj"}) = -\ln \Pr(I_p | \mathcal{O}) \quad (3)$$

$$R_p(\text{"bkg"}) = -\ln \Pr(I_p | \mathcal{B}) \quad (4)$$

$$B_{\{p,q\}} \propto \exp\left(-\frac{(I_p - I_q)^2}{2\sigma^2}\right) \cdot \frac{1}{\text{dist}(p,q)} \quad (5)$$

$$K = 1 + \max_{p \in \mathcal{P}} \sum_{q: \{p,q\} \in \mathcal{N}} B_{\{p,q\}} \quad (6)$$

ここで、 \mathcal{O}, \mathcal{B} はそれぞれ物体と背景のシードを表し、画像 \mathcal{P} 内の注目ピクセル $p \in \mathcal{P}$ と、近傍ピクセル $q \in \mathcal{P}$ の輝度値をそれぞれ I_p, I_q とし、 $\text{dist}(p, q)$ をピクセル間の距離とする。従来のグラフカットセグメンテーションでは、図 1 に示すように、ユーザが与える正解ラベルを基に物体と背景のセグメンテーションを行う。

グラフを作成する際に、シード以外のピクセルに対応するノードからの t-link が 0 となると、ノード間の n-link への依存が高くなる。そのため、複雑なエッジを持つ画像に対しての正確なセグメンテーションが困難である。

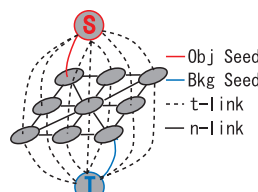


図 1：グラフ

3. 平滑化画像を用いた繰り返しセグメンテーション

本手法では、複数の平滑化画像を用いてセグメンテーションを行う。平滑化度合の大きな画像は、エッジ情報が減少することにより、n-link が反映されにくいため大きなセグメンテーションとなる。逆に、度合の小さな平滑化画像からは、エッジ情報が n-link に大きく反映され、細かなセグメンテーションとなる。セグメンテーション結果から得られる物体と背景の色の確率を求め、t-link に反映させ、平滑化度合を小さくした画像から n-link を決定し、再度グラフを作成し、グラフカットを行う。これを繰り返し行うことで、大域的情報を保持したまま局所的セグメンテーションを行う。図 2 に提案手法の流れを示す。

Step1. 平滑化 ガウシアンフィルタによる平滑化。

Step2. グラフカットセグメンテーション 平滑化画像を入力としてグラフを作成し、セグメンテーションを行う。

Step3. 繰り返し処理 σ の値を更新し、度合を変更した平滑化画像から n-link を決定する。また、Step2 で物体

と判定された領域内の色ヒストグラムから確率 $\Pr(I_p | \mathcal{O})$ と、背景と判定された領域内の色ヒストグラムから確率 $\Pr(I_p | \mathcal{B})$ を求め、t-link をアップデートする。

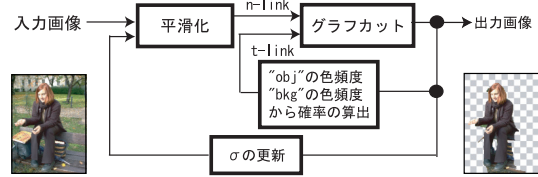


図 2：手法の流れ

図 3 に、平滑化度合を変化させた時のセグメンテーション例を示す。

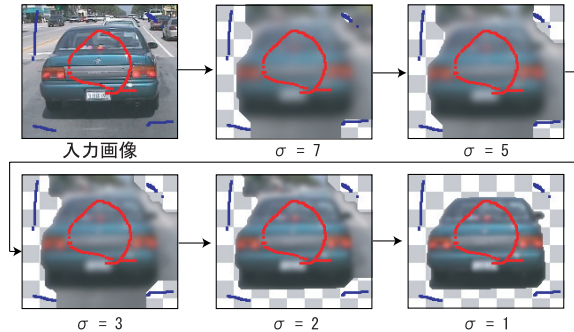


図 3：平滑化度合を変化させた時のセグメンテーション

4. 評価実験

飛行機、車、人、バイクの計 92 枚の画像を用意し、このうち従来法でうまく出来ない画像 18 枚を用いて提案手法の評価を行う。提案手法及び、従来法には同一のシードを与え、従来法と提案手法の出力と真値との差分をとり、比較を行う。セグメンテーション結果を表 1 に示す。

表 1：従来法と提案手法の比較 [%]

	誤検出率	未検出率	正解率
従来法	13.5	4.8	81.7
提案手法	4.6	1.8	93.6

表 1 から、提案手法では従来法より正解率を 11.9 % 向上させることができた。図 4 にセグメンテーション例を示す。単純なエッジの画像からは従来法と同様な結果、複雑なエッジの画像からは、精度のよいセグメンテーションを行うことができた。



図 4：従来法と提案手法の比較

5. おわりに

本研究では、複数の平滑化画像をグラフカットの繰り返し処理による画像セグメンテーション法を提案し、その有効性を示した。今後は、初期平滑化度合の自動決定、終了条件の検討を行っていく予定である。

参考文献

[1] Y.Boykov,M.Jolly, "Interactive Graph Cuts for Optimal Boundary & Region Segmentation of Object in N-D Images," ,ICCV,vol.1,pp.105-112,2001.