

# 大域的なグラフマッチングに基づく教師なし Cosegmentation

玉那覇貴紀<sup>†</sup> 中山英樹<sup>†</sup>

<sup>†</sup> 東京大学 大学院情報理工学系研究科

## 1 はじめに

Cosegmentation は複数の画像から共通する前景（物体領域）を抽出するタスクであり、Web の画像から画像認識のための知識ベースを構築する際のノイズ除去の手法として注目されている [1]。本タスクに対する有望なアプローチとして知られるグラフマッチングを用いた手法では、画像をいくつかの領域に分割し、各領域を頂点としたグラフを用いる。従来のグラフマッチングに基づいた手法では、共通部分のみのマッチングを行う局所的なマッチングアルゴリズムを適用することによって前景を得ている。しかし、局所的なマッチングによって得られた前景の候補領域は、物体領域周辺の画像間で類似した背景も含む傾向にある。本研究で提案する手法では、共通部分のみではなくグラフ全体に対してマッチングを行う大域的なマッチングアルゴリズムを用いることで、背景である可能性の高い領域の除去を可能にし、より質の高い前景領域を得る。また、複数の入力グラフに対して同時にマッチングを行うために、最短経路問題として大域的なマッチングを解く新たなアルゴリズムを提案する。

## 2 提案手法

図 1 のように、提案手法は大きく分けて画像のグラフ化 (1)、グラフマッチング (2)、前景を表現する部分グラフの抽出 (3)、前景領域の精緻化 (4) の四つのステップで構成される。

### 2.1 画像のグラフ化

画像をグラフで表現する単純な手段として、画像のそれぞれの画素をグラフの頂点とし、隣接する頂点間を辺で接続するという方法が考えられるが、その方法だと各グラフの頂点数が膨大になってしまい、グラフマッチングに時間が掛かり過ぎるという問題がある。そ

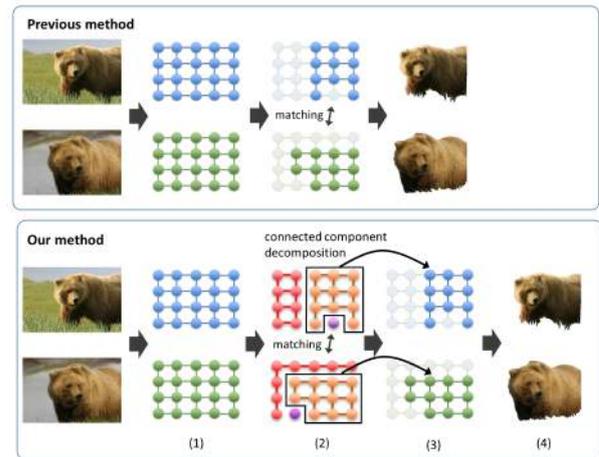


図 1: 提案手法のパイプライン

こで、グラフの頂点数を抑えるために画像をスーパーピクセル（小さな画素集合）によって表現する。提案手法では、頂点の特徴量として Dense SIFT を用いる。

### 2.2 グラフマッチング

グラフ化した画像のマッチングには SPINAL[2] を用いる。SPINAL は Aladağ らによって提案された、タンパク質間相互作用ネットワークのマッチングを目的としたアルゴリズムで、全ての頂点間について一対一の対応付けを行う大域的なマッチングアルゴリズムである。

### 2.3 前景を表現する部分グラフの抽出

SPINAL によるグラフマッチングで得られたアライメントネットワークから、入力された複数の画像間で共通する前景を表現するような部分グラフを抽出する。アライメントネットワークを深さ優先探索によって連結成分分解し、それぞれの連結成分の前景らしさを評価する。その結果得られた最もスコアの大きい連結成分を、前景を表現する部分グラフと見なす。

### 2.4 前景領域の精緻化

前景領域の抽出には Rother らの Grabcut[5] を用いる。前回のステップで得られた前景を表現する部分グラフに沿う領域をシードとして前景領域の精緻化を行う。

### Unsupervised Cosegmentation based on Global Graph Matching

Takanori TAMANAHA<sup>†</sup> and Hideki NAKAYAMA<sup>†</sup>

<sup>†</sup> Grad. School of IST, The University of Tokyo

113-8656, Tokyo, Japan

tamanaha@nlab.ci.i.u-tokyo.ac.jp

nakayama@ci.i.u-tokyo.ac.jp

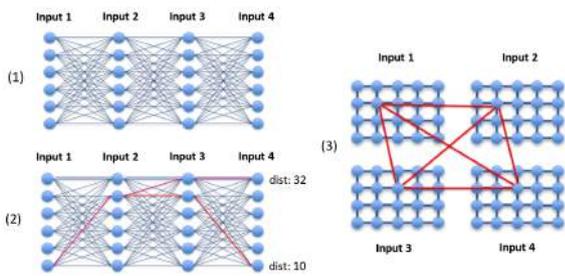


図 2: 動的計画法によるマッチング

### 3 多数のグラフのマッチング

SPINAL は二つのグラフ間のマッチングを求めるアルゴリズムであるため、多数のグラフのマッチングアルゴリズムへの拡張の余地がある。入力画像の枚数が増えるほど共通部分がより明確になるため、多数のグラフを扱えるように拡張することでさらなる性能の向上が期待できる。そこで、本研究では多数のグラフに対する大域的なグラフマッチングアルゴリズムを新たに提案する。提案するアルゴリズムは、動的計画法によるマッチングと、部分領域ごとのマッチングの集約の二つのステップに構成される。

前半のステップである動的計画法によるマッチングの流れを図 2 に示す。まず、(1) のように二部グラフを連結させたようなグラフを構築する。ここで、図中の Input 1~4 はそれぞれ入力画像に対応している。続いて構築したグラフの端から端までの最短経路を動的計画法によって計算し (2)、求めた最短経路のうち最も距離が短い経路に含まれる頂点全てをマッチングに含める (3)。これをマッチング可能な頂点がなくなるまで繰り返す。後半のステップでは、各グラフごとにグラフカットを用いて部分領域ごとのマッチングの集約を行う。

従来の多数のグラフマッチングの手法に対する提案手法の大きな利点は、前半のステップにおけるグラフ構造にある。グラフの数が  $N$  の場合、グラフのペアが  $\binom{N}{2}$  通りあるため、マッチングに含める頂点集合の計算に膨大な時間が掛かってしまう。しかし、提案手法のグラフであれば隣接する独立集合間、即ち  $N-1$  通りのペアについてのみ計算すればよいため、高速にマッチングが求められる。

### 4 実験結果

本分野で広く用いられている iCoseg[3] と MSRC[4] のデータセットにおける提案手法の性能を評価し、グラフマッチングに基づく従来手法と比較する。表 1 に iCoseg における結果を、表 2 に MSRC における結果

を示す。表の提案手法 1 は SPINAL を用いた結果を、提案手法 2 は 3 章のマッチングアルゴリズムを用いた結果をそれぞれ表している。精度は各手法によって得られたマスクと Ground Truth の一致率（全画素に対する true positive 及び true negative の割合）によって評価している。

表 1: iCoseg における実験結果 (%)

Grabcut	Rubio+[7]	Yu+[6]	提案手法 1	提案手法 2
77.9	83.9	83.0	<b>88.9</b>	87.9

表 2: MSRC における実験結果 (%)

Grabcut	Rubio+[7]	提案手法 1	提案手法 2
76.3	70.2	84.0	<b>84.4</b>

iCoseg, MSRC のどちらのデータセットでも提案手法においてよい結果が得られている。従来手法で用いられている局所的なマッチングではグラフ間の共通部分のみマッチングするが、提案手法では全ての頂点についてマッチングを求める大域的なマッチングアルゴリズムを用いているため、各部分領域が個別にマッチングされ、前景領域に背景が含まれ難くなったと考えられる。また、SPINAL の時間計算量は入力グラフの数を  $n$ 、最大頂点数を  $m$ 、最大次数を  $\Delta$ 、アルゴリズムの反復回数を  $k$  とおいたとき  $O(knm^2\Delta^2 \log \Delta^2)$  だが、提案する多数のグラフに対するマッチングアルゴリズムは  $O(nm^2)$  であるため、SPINAL と並ぶ精度が得られ、かつ、より高速なアルゴリズムであることがわかる。

### 5 今後の課題

提案手法では入力画像の順番によって結果が変わるため、提案手法に適した画像の並べ方を新たに提案することが今後の課題として挙げられる。

### 参考文献

- [1] M. Rubinstein et al. Unsupervised joint object discovery and segmentation in internet images. In Proc. of IEEE CVPR, 2013.
- [2] A. E. Aladağ et al. SPINAL: scalable protein interaction network alignment. Bioinformatics, vol. 29, no. 7, pp. 917-924, 2013.
- [3] D. Batra et al. iCoseg: Interactive co-segmentation with intelligent scribble guidance. In Proc. of IEEE CVPR, 2010.
- [4] J. Winn et al. Object Categorization by Learned Universal Visual Dictionary. In Proc. of IEEE ICCV, 2005.
- [5] C. Rother et al. "GrabCut" - Interactive foreground extraction using iterated graph cuts. In ACM Trans. Graphics, vol. 23, no. 3, pp. 309-314, 2004.
- [6] H. Yu et al. Unsupervised cosegmentation based on superpixel matching and Fastgrabcut. In Proc. of IEEE ICME, 2014.
- [7] J. C. Rubio et al. Unsupervised co-segmentation through region matching. In Proc. of IEEE CVPR, 2012.