

進化計算を用いたレイアウト生成

奥田 司^{†1} 米元 聡^{†1}

概要：本報告では、進化計算を用いたレイアウト生成手法を提案する。レイアウト生成とは、ユーザの指定した入力情報をてがかりに複数のコンテンツを用いて任意のレイアウトを自動生成する技術である。提案手法では、画像コンテンツがいくつかの部分画像から成り立っていることに着目し、それらを組み合わせる問題をレイアウト推定問題ととらえ、遺伝的アルゴリズムをベースにした進化的生成を実現する。具体的には、ユーザの手書きスケッチを入力として与え、これをてがかりに予め用意した部分画像コンテンツの集合から自動的に1枚のレイアウト画像を生成する手法である。実験結果として、フォトコラージュへの適用結果を示す。

キーワード：進化的計算，レイアウト生成，フォトコラージュ

A Layout Generation Method Using Evolutionary Computation

TSUKASA OKUDA^{†1} SATOSHI YONEMOTO^{†1}

Abstract: This paper describes a GA-based layout generation method. A layout generation method allows users to easily obtain a favorite layout with a simple user operation. Our method realizes an evolutionary layout generation based on genetic algorithm. First, the target image is given as user strokes. Then, a layout image is generated by selecting from pre-registered image sets. In our approach, the layout image is composed of a base image and the appendant images. A base image type is probabilistically selected based on roulette wheel selection. The selected base image and the appendant images are automatically arranged by the evolutionary process. We have implemented a picture collage application.

Keywords: Evolutionary Computation, Layout Generation, Picture Collage

1. はじめに

近年、画像やテキストを用いて合成画像や Web ページなどのコンテンツ制作を行うことが容易になりつつある。これまで、コンテンツ制作の支援を行うために、さまざまなツールが開発され利用されてきた。従来の研究においては、写真の合成や、ポスター、Web ページなどの制作支援ツールが提案されている[1][2][3]。これらの研究では、ユーザがコンテンツを作成するにあたり、明確な完成イメージを持っている場合を想定し、その支援を行うことを目的としている。

一方、進化計算を用いたデザイン支援手法も数多く提案されている[4][5]。これらの研究の1つである対話型進化計算では、コンテンツを対話形式で作成していくことにより、好みのコンテンツを作成できるメリットがある。ただし、この種の方法では、ユーザがコンテンツに与える情報の「良さ」を与える必要があり、若干手間がかかる。

特に、合成画像をコンテンツとして制作する手法が数多く提案されている。代表的なものは、デジタルカメラで撮影した複数の写真を1枚の矩形内にきれいにおさめる技術であるフォトコラージュである[6][7]。この手法では、大き

さ、比率の異なる複数の画像を、1枚の矩形内におさめることができ、Web ページの画像表示にも活用されている。フォトコラージュには、このように画像を重ねる矩形内におさめる方法以外にも、任意に画像を配置する方法がある。例えば、ハート型のレイアウト内に画像を埋め込む方法や画像間の重なりを許してランダムにちりばめる方法などがある。最近の手法では、画像の顕著度をもとに、人物領域や建物領域など必要な部分のみを自動的に切り出す試みもなされている[8]。

フォトコラージュで実現されている技術はより大きな枠組みで考えるとレイアウト推定の一環であるといえる。レイアウト推定は、画像とテキストの両方を考慮して記事や Web ページのレイアウトを自動生成する方法[9]や、矩形内に複数の部品を敷き詰める問題の解法に用いられている。これらのレイアウト推定の研究では、同種のコンテンツを矩形や任意の図形内に敷き詰める問題が扱われている。一方、2次元の画像コンテンツがいくつかの部品から成り立っていることに着目すると、それらを組み合わせ1枚の画像を生成する問題はレイアウト推定の一環ととらえることもできる。

そこで本研究では、プロシージャル技術に代表される、コンテンツの自動的な生成の実現を目指し、次のようなシステムの実現を目指す。

^{†1} 九州産業大学 情報科学部
Kyushu Sangyo Univ.

- すでに完成した画像を部品として組み合わせ1枚のレイアウト画像として自動的に生成する。
- ユーザの与える入力にはスケッチ程度とし、後はシステムが自動的に候補を提示できる。
- システムの提示したコンテンツの部品の変更が可能で、単なる重ね合わせ以上の候補を進化的に生成できる。

2. 提案手法

2.1 概要

本研究において、レイアウト生成とは、ユーザの指定した入力をもとに、複数の画像コンテンツを用いて任意のレイアウトを自動生成する技術の意味する。図1に、提案手法の概要を示す。レイアウトの構成要素としては、ベースとなる画像コンテンツ（ベース画像）、それに付随する画像コンテンツ（ピース画像）があり、ユーザの入力したスケッチ情報をもとに、適切なものを自動的に選定し、適切に配置することを目的とする。実現に必要な情報として、ベース・コンテンツ集合、ピース・コンテンツ集合を予め用意しておく。この際、ベース・コンテンツとピース・コンテンツの関連付けを行っておく。コンテンツにはタグづけしており、ユーザは選択されるコンテンツのカテゴリを絞り込むことも可能である。

の重なり率の平均を用いる。

Step 2,3 は同時に行い、Step 3 の結果を Step 2 の適応度に反映させる。すなわち2つの遺伝的アルゴリズムが異なる遺伝子コードのもとで実行されることを意味する。これは、遺伝子コードが大きくなることを防ぐためであり、ベース画像が確実に推定された状況でそのベース画像に付随するピース画像を推定する効果がある。ベース画像のエリートが変更された場合は、再度ピース画像群の初期集団を作り推定を実施する。

Step 4: ユーザの意図したものが生成されなければ、カテゴリを絞り込み Step 2,3 を繰り返す。または Step 1 のスケッチを変更して再度実行する。

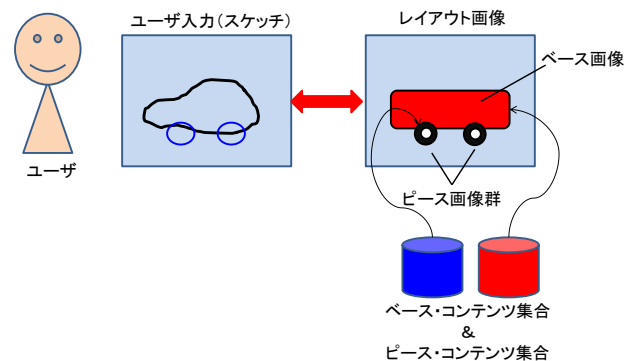


図1 提案手法の概要

2.2 本手法の流れ

本手法では、次の手順でレイアウト画像を生成する。

Step 1: ユーザがスケッチを描き、それをユーザ入力とする。このとき、ベースとなる部分、それに付随する部分に分けて描く。ユーザ入力が目標の画像となる。

Step 2: 遺伝的アルゴリズムにより、ベースとなるコンテンツ（以降、ベース画像と呼ぶ）を推定する。ベース画像はベース・コンテンツ集合に登録されたものの中から推定により選定する。どのベース画像が適しているかを選定する際、位置、スケール、回転角度についても求める。つまり、遺伝子コードとしてこれらのパラメータを定義し、基本となる適応度として、ユーザ入力である目標画像との重なり率を用いる。

Step 3: ベース画像のサブセットであるピース画像群についても同様に遺伝的アルゴリズムにより推定する。ベース画像はその性質を示す「ピン」を複数持っている（2.3 参照）。推定中に選定されたベース画像に配置されたピンに対応するピース画像をそれぞれ推定する。ピース画像はピース・コンテンツ集合に登録されたものの中から推定により決定する。どのピース画像が適しているかを推定する際、ベース画像に対する相対位置、スケール、回転角度についても求める。各ピース画像のパラメータを遺伝子コードとして定義し、適応度として、ユーザ入力である目標画像と

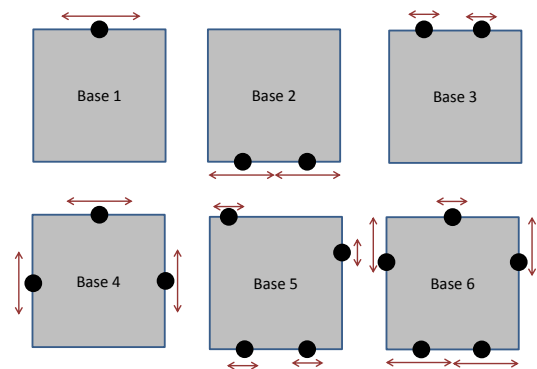


図2 ピンの例（リンク型）

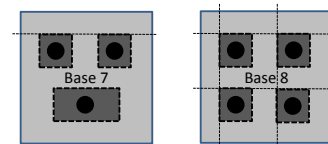


図3 ピンの例（ペイン型）

2.3 ベース画像とピンの定義

ベース画像はその性質を示す「ピン」を複数持っている。ピンはベース画像のどの位置にサブセットとなるピース画像を配置するかを定義するものである。さらに割り当てられるピース画像の相対位置（範囲）や回転角度の範囲、制

約を細かく記述することができる。このため、同種のピンであっても様々なコンテンツが表現可能である。本研究で用いるピンの例を図2に黒色で示す。例えば、Base 2のピンは2つ定義されており、車のボディにタイヤが2つ、といったコンテンツの自動作成に利用できる。ピンの種類には、リンク型、ペイン型の2種類がある。図2の例はリンク型の例である。リンク型のピンは、ベースに連結する形で配置する。ペイン型のピンは、必ずベース内におさまるよう配置される(図3)。ピンは制約を持つことも可能であり、例えば図2のBase1のピンのような場合、ピース画像の相対位置や回転角度は推定値を用いずにベース画像に垂直になるよう連動させることもできる。また、ベース画像内のピン間に制約を持たせることもできる。例えば花のようなコンテンツ生成時には、花びらが放射状に並ぶようにピース画像の回転角度を固定することが可能である。また、ベース画像の裏側にくるのか、表側にくるのかといった細かな指定も可能である。

2.4 遺伝的アルゴリズムとその改良

まず、ベース画像および付随するピース画像群の推定に用いる遺伝的アルゴリズムについて説明する。遺伝的アルゴリズムとは、「遺伝子の選択、交叉、淘汰、突然変異を繰り返し、環境に適合した優秀な個体を残す」という生物の進化の過程を模倣して作られたアルゴリズムである。通常、パラメータ推定問題の解の候補となる遺伝子の個体を複数用意し、それぞれの個体に適応度を定義する。適応度とは、問題の解の良さを数値化したものであり、適応度が高い個体が残ることで、次世代の遺伝子をより優秀な個体へと変えていく。適応度が高い個体をエリートと呼ぶ。遺伝的アルゴリズムでは、最初に初期個体の集団の生成を行う。次に、遺伝子の淘汰、選択、交叉、突然変異を行うことで適応度を上げていく。終了条件を満たすまでこの処理を繰り返す。本手法では簡単に、最大世代数に達することを終了条件とする。

提案手法では、ベース画像の推定と、ピース画像群の推定それぞれに対し遺伝的アルゴリズムを用いる。ベース画像の推定では、ベース画像の選定(2.5参照)および位置、スケール、回転角度などのパラメータ推定を実行する。ただちに、選定されたベース画像に付随するピース画像群の相対位置、回転角度などのパラメータ推定を実行する。ただし、ピース画像の推定時に用いる適応度は、ベース画像のピン配置の正しさを評価するために必要となるため、ベース画像の推定時に用いる適応度に多少反映させる。これは式(1)のように適応度を総合評価することで実現する。

$$f = w_1 f_1 + w_2 f_2 \quad (1)$$

ここで f_1 はベース画像の重なり率を示す適応度、 f_2 はピー

ス画像群の平均重なり率を示す適応度、 w_1, w_2 は重みを表す。

2.5 ベース画像の選定

ベース画像の選定には、適応度比例戦略の1つであるルーレット選択を用いる。つまり、 m 個の個体(初期集団)には、 n 枚のベース画像からランダムにベース画像が割り当てられる。推定が進むにつれ、選定されたベース画像の良さを表す適応度(ユーザ入力との重なり率)をもとに n 枚のベース画像の選択確率を更新していく。これより、適応度の高いベース画像ほど選定される確率が高くなることを表現できる。このとき、候補となるベース画像の選択確率が0になるものがないようにしておく。

3. 実験と考察

3.1 真値画像を用いた基礎実験

まず、ユーザ入力として、選定するベース・コンテンツ集合の画像1枚を貼り付けた画像をユーザ入力である目標画像として選び、推定できるかを確認する。実験では、期待通りのベース画像が選定されるかどうか、パラメータ推定の精度はどの程度かについて検証する。ユーザ入力である目標画像に選ばれたベース画像が真値に相当し、付随するピース画像群は任意とする。

ユーザの入力に、「車」を想定し、真値のベース画像に車のボディの輪郭、ピース画像として円(タイヤ)の輪郭を想定する。真値のベース画像は図2のBase 2に該当し、2つのピンをもつ。このピンには推定範囲以外の制約は特に定義していない。重なり率(ベース画像の適応度 f_1) の算出には輪郭を用いる。この実験では、簡単のため、10個程度から成るベース・コンテンツ集合、ピース・コンテンツ集合を用いた。ユーザの入力は、図5(a)に示すようにベース・コンテンツ部分(黒色)および付随させるピース・コンテンツ部分(青色)からなる。すなわち、最初のストロークをベース・コンテンツ部分に、以降のストロークをピース・コンテンツ部分として判断して用いる。図4にベース画像の重なり率算出の様子を示す。赤色が選定中のベース画像の状態、黒色が重なり率を計算するストロークである。

ベース画像の適応度にもとづくルーレット選択によりベース画像候補を確率的に選定する。選定されたベース画像に対し、位置、スケール、回転角度を遺伝的アルゴリズムにより推定する。図5(b)に示すように、期待通りエリートとしてピンが2つのベース画像が選定された。赤色がベース画像の輪郭、緑色がピース画像の輪郭を表している。ユーザの入力にほぼぴったりと重なっており、位置、スケールなどのパラメータ推定もうまくいっていることがわかる。ピース画像についても真値となるタイヤの選定および位置、

スケールが推定できた。

次に、 20° 回転を施したユーザ入力を用いた場合についての結果を図 6 に示す。この場合も同様に推定できることが確認できた。このようにピース画像の推定はベース画像を基準とする座標系にもとづいて行われる。

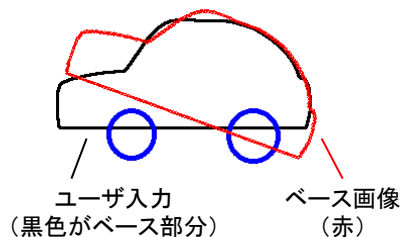
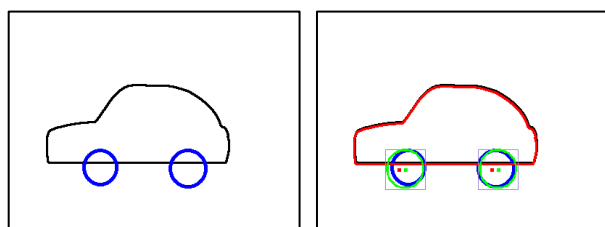
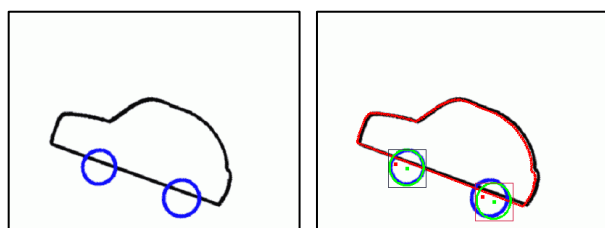


図 4 ベース画像の重なり率算出の様子



(a) ユーザ入力 (b) 推定結果

図 5 推定結果 (回転なし)



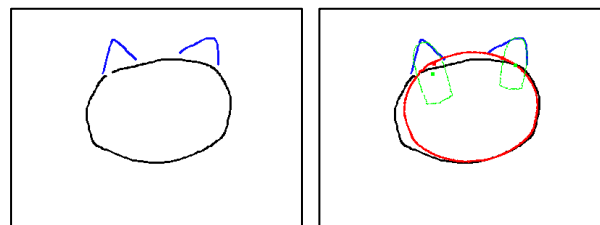
(a) ユーザ入力 (b) 推定結果

図 6 推定結果 (20° 回転)

3.2 フォトコラージュの適用実験

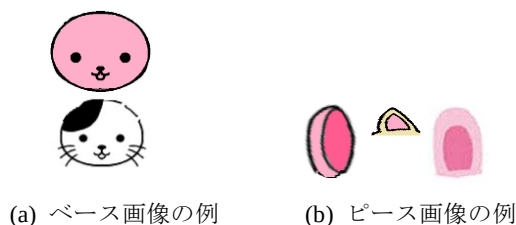
次に、ユーザのスケッチを入力として、様々なベース・コンテンツ、ピース・コンテンツを用いてフォトコラージュの生成実験を行った。まず、選定の目標とするベース画像に、図 2 の Base 2 のピン配置を想定した。ユーザ入力として、動物の顔を想定し、ベース部分に楕円、付随するベース部分として耳を 2 箇所追加したスケッチを用いた。ベース画像として、図 8(a) に示す動物の顔画像、ピース画像として、図 8(b) に示すような動物の耳画像をコンテンツ集合内にいくつか用意した。上述の基礎実験では、線画のコンテンツを用いたが、コンテンツは本来カラー画像として用意されており、適応度の計算時にあらかじめ計算し登録している輪郭画像が用いられる。輪郭は、まずグラブカット[10]を用いて領域を切り出した後、輪郭検出によって求

めた。図 7 にユーザ入力および推定結果を示す。ベース画像の選定は成功し、ピンが 2 個配置されたものが選定された。このように、ピース画像の形状が異なるものの、同じカテゴリ内のピース画像があてはめられていることがわかる。図 7(c) の推定結果にもとづきフォトコラージュを適用した結果を図 8 (c) に示す。



(a) ユーザ入力 (b) 推定結果

図 7 推定結果



(a) ベース画像の例

(b) ピース画像の例



(c) フォトコラージュ画像

図 8 フォトコラージュの適用結果

3.3 ピンの制約の効果

次に、ベース画像のピンの持つ制約の効果を検証する実験を行った。まず、ペイン型の事例について、図 9(a) にユーザ入力を、図 9(b) に推定結果を示す。図 3 の Base 8 のピンを対象としている。また、図 9(c) にフォトコラージュの適用結果を示す。このベース画像では、ペイン型の 4 つのピンを有するが、隣り合うピンが平行となるようにパラメータを固定する制約、同種のピース画像が 4 つ配置される制約を設けている。対応するピース画像は指定の範囲内でこの制約を満たしつつ自由にスケール、位置を変えることができる。ピース画像として正方形の形のものが選択され、ユーザ入力 (青色部分) をもとに適切なスケール、位置の推定ができていることがわかる。

また、ピン間の制約により割り当てるピース画像の回転角度を放射状に固定することが可能である。これにより、

花や時計などのレイアウトを表現できる。また、リンク型の事例として、図 10 に示す 4 つのピン、8 つのピンをもつベース画像の選定を目標として実験を行った。図 11 にユーザ入力およびフォトコラージュの適用結果を示す。図 11(b) は 8 つのピンをもつベース画像が選定された結果、図 11(c)(d) は 4 つのピンをもつベース画像が選定された結果を示す。このように、1 つのユーザ入力から様々なコンテンツを自動生成できることが提案手法の特徴である。

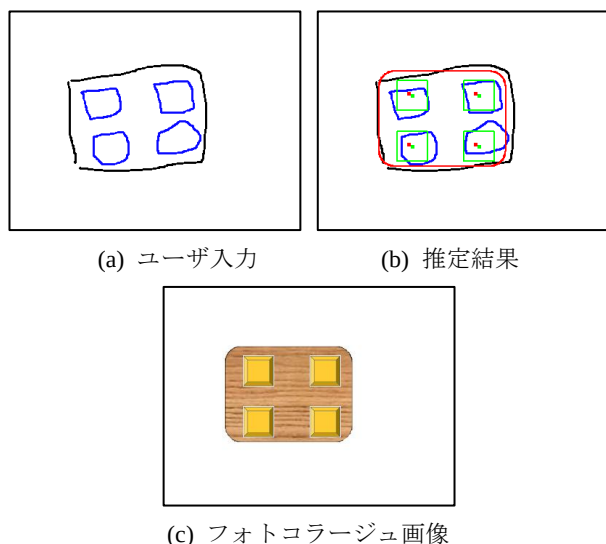


図 9 フォトコラージュの結果（平行制約）

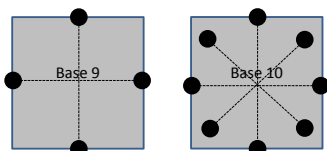


図 10 ピンの例（リンク型，放射状配置制約）

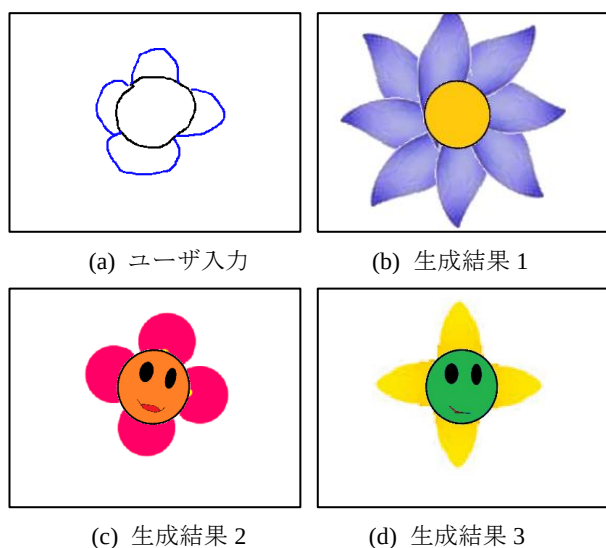


図 11 フォトコラージュの結果（放射状配置制約）

4. まとめ

本研究では、進化計算を用いたレイアウトの生成手法について提案した。画像コンテンツがいくつかの部品から成り立っていることに着目し、それらを組み合わせて1枚の画像を生成する問題をレイアウト推定問題ととらえ、遺伝的アルゴリズムをベースにした進化的手法を実現した。具体的には、ユーザの手書きスケッチを入力として与え、これをたよりに予め用意したベース・コンテンツ集合、ピース・コンテンツ集合から自動的にフォトコラージュ画像を生成することができる手法である。同じユーザ入力から、様々なフォトコラージュの生成結果を得ることができる点、ピンを用いることで様々な制約を導入できる点が提案手法の特徴である。実験では、小規模なコンテンツ集合の結果であるものの、良好な推定結果、フォトコラージュ生成結果が得られた。ただし、ユーザの入力がコンテンツ集合内に確実に存在する場合についての実験であり、様々なユーザの入力に対する推定結果の検証が今後必要である。また、本研究の目指す「システムの提示したコンテンツの部品の変更が可能で、単なる重ね合わせ以上の候補を進化的に生成できる」については改良の余地があり、例えばピン同志の突然変異を導入することで想定以上のコンテンツを進化的に作り出すことができるのではないかと考える。

参考文献

- 1) 石橋賢, 宮田一乗: 対話型グリッドレイアウト生成システム. 日本感性工学会論文誌, Vol. 13, No.1, pp.7-16 (2014).
- 2) 尾畑貴信, 萩原将文: 感性を反映できるカラーポスター作成支援システム, 情報処理学会論文誌 Vol.41, No.3, pp.701-710 (2000).
- 3) Oliver, A., Monmarché, N., & Venturini, G.: Interactive Design of Web Sites with a Genetic Algorithm, In Proceedings of the IADIS International Conference WWW Internet, pp. 355-362, (2002).
- 4) 中山恵太, 白川真一, 矢田紀子, 長尾智晴: 存の絵画画像を用いた絵画風画像の進化的生成, 進化計算学会論文誌, Vol.3, no.2, pp.12-21 (2012).
- 5) 北村苑美, 狩野均: 対話型進化計算によるポスター制作支援システムの開発, 情報処理学会研究報告 数理モデル化と問題解決 (MPS), pp. 1-6, 2010.
- 6) Atkins, C. B.: Blocked recursive image composition. In Proceedings of the 16th ACM international conference on Multimedia , pp. 821-824 (2008).
- 7) Rother, C., Bordeaux, L., Hamadi, Y., & Blake, A.: Autocollage. In ACM transactions on graphics, Vol. 25, No. 3, pp. 847-852 (2006).
- 8) Wang, J., Quan, L., Sun, J., Tang, X., & Shum, H. Y.: Picture collage. In Proceeding of Computer Vision and Pattern Recognition, Vol. 1, pp. 347-354 (2006).
- 9) Jacobs, C., Li, W., Schrier, E., Barger, D., & Salesin, D.: Adaptive grid-based document layout. In ACM transactions on graphics, Vol. 22, No. 3, pp. 838-847 (2003).
- 10) Rother, C., Kolmogorov, V., & Blake, A.: Grabcut: Interactive foreground extraction using iterated graph cuts. In ACM transactions on graphics, Vol. 23, No. 3, pp. 309-314 (2004).