

## 焦点ボケを利用した二視点画像からの前景マット自動抽出

坂東 洋介<sup>†,‡</sup>  
<sup>‡</sup>(株)東芝

西田 友是<sup>†</sup>  
<sup>†</sup>東京大学

画像から前景物体を切り出すマット抽出は、物体を異なる背景に重ねて合成するという、画像合成の基礎的な処理において欠かせない技術である。背景の色の既知でない画像からマットを抽出するには、一般にユーザが前背景の領域の一部を指定しなければならない。本論文は、背景が前景に対し十分に遠いという仮定のもとで、前景物体に焦点を合わせ、背景をぼかして撮影した二視点画像から前景マットを自動抽出する手法を提案する。二画像間の前景と背景の視差の違いに加え、各画像内での前景と背景のボケ方の差を利用することによって、手持ちカメラで撮った二視点画像から、毛のように複雑で不明確な輪郭を持つ物体に対してもマットを自動抽出できることを示す。

## Automatic Foreground Matte Extraction from Defocused Binocular Image Pairs

Yosuke Bando<sup>†,‡</sup>  
<sup>‡</sup>TOSHIBA Corporation

Tomoyuki Nishita<sup>†</sup>  
<sup>†</sup>The University of Tokyo

Matte extraction is an essential technique for image compositing operations, which extracts foreground objects in an image that can be subsequently superimposed onto different backgrounds. In general, in order to extract a matte from an image with an unknown background color, users must manually specify parts of the foreground and background regions. This paper presents a method for automatically extracting a foreground matte from binocular image pairs by assuming that the background is sufficiently distant, and that the foreground objects are in focus whereas the background is blurred. By utilizing defocus difference between the foreground and background within each image as well as parallax difference in the two images, we show our method can automatically extract mattes of foreground objects with intricate and unclear silhouettes such as hair, from binocular image pairs taken with a hand-held camera.

### 1. はじめに

画像から注目する物体を切り出して別の画像に貼り付ける画像合成は、被写体の背景を別のものに置き換える特殊効果として映画をはじめとする映像産業で頻繁に使用される。注目する物体（これを前景と呼ぶ）を背景に合成するモデルとして通常使用されるのは以下の式である[2]。

$$I(x) = \alpha(x)F(x) + (1 - \alpha(x))B(x) \quad (1)$$

すなわち、合成画像 $I$ は、前景色 $F$ と背景色 $B$ の、 $\alpha$ をパラメータとする線形混合によって生成された結果であるとする。ここで $x$ は画像上の座標を表す二次元ベクトルであり、 $I(x)$ などの表記は、画像 $I$ の点 $x$ における値を表し、グレースケール

であれば $I(x)$ はスカラー値、RGB画像であれば $I(x)$ は三次元ベクトルとなる。 $F$ と $B$ についても同様である。 $\alpha(x)$ は座標 $x$ における前景色 $F$ と背景色 $B$ との混合割合を示し、 $[0, 1]$ の範囲の値をとるスカラー値である。この $\alpha(x)$ をマットと呼ぶ。 $\alpha$ が0と1の間の連続的な値をとることで、毛で覆われた物体のように輪郭が複雑で不明確な場合でも自然な合成結果を得ることができる。

一方で、合成する素材となる前景物体を得るためには、与えられた入力画像 $I(x)$ から、マット $\alpha(x)$ と前景色 $F(x)$ を求める必要があるが、式(1)のみからのマットの抽出は、求めたい値の数に対して制約が過少である。RGB画像の場合、各画素 $x$ について制約式の本数は式(1)の3本（三次元ベクトルなので）に対し、未知数は $\alpha, F, B$ の7つで

ある (F, B はそれぞれ三次元ベクトル)。このままでは解が無数に存在するので、何らかの条件/情報を追加する必要がある。

従来のマット抽出法が追加する条件/情報は大きく三通りに分けることができる。

- 分類1. 背景色  $B(x)$  が既知
- 分類2. 複数の較正済みカメラを使用
- 分類3. ユーザが前背景領域の一部を指定

いずれも解空間を制限する有効な付加情報であるが、分類 1, 2 に属す手法はスタジオなど制御可能な撮影環境が仮定される。また、分類 3 に属す手法は多くの画像を処理するには手間がかかる。

そこで本論文は、未較正の (すなわちカメラパラメータの不明な) カメラで撮影した背景色が未知な画像からユーザの指定なしにマットを抽出することを目的とする。提案手法が追加する条件は以下の 3 つである。

- 条件1. 二視点からの画像を使用
- 条件2. 背景が前景に対し十分に遠い
- 条件3. 前景に焦点を当て背景をぼかして撮影

条件 1, 2 により二画像間の前景と背景の視差の違いからマット抽出の制約式を得る。ただしカメラの移動量や向きが不明 (カメラが未較正) な分、制約条件としては弱くなるので、我々はこれに焦点情報を加え、条件 2, 3 により各画像内での前景と背景のボケ方の差を利用する。抽出したいのは前景なので、背景をぼかしても前景の画質に影響はない。また、背景の色分布がボケにより平均化されることでマット抽出が容易になるという利点もある。

提案法はカメラが較正されている仮定を置かないので、手持ちカメラで位置を変えて二度撮影した画像に適用可能である。ただし、背景をぼかすためにカメラのレンズには口径の大きなものを使用する必要がある。本手法により、口径の大きなレンズを装着した手持ちカメラで撮った二視点画像から、毛のように複雑で不明確な輪郭を持つ物体のマットを自動抽出できることを示す。

## 2. 関連研究

1 節で述べた 3 つの従来法分類についてそれぞれ述べ、最後にその他の関連研究を挙げる。

既知の背景を用いる手法として、Vlahos は[12]

を初めとする一連の特許で、青または緑のシートを背景として撮影した物体のマット抽出法を開示している。これらは物体が背景と同系統の色を含まないことを仮定している。Smith と Blinn [9] はそのような仮定を置かずにマットを抽出するには、2 枚の異なる既知の背景に対して撮影することが必要であることを示した。Wexler ら[14] は背景の前を動く物体を多数枚撮影し、この画像列を貼り合せて復元した背景を使用した。事前に背景が既知であるという制約はなくなるが、背景の各点が少なくともいずれかの画像で観測されている必要がある。

複数の較正済みカメラの例として、ハーフミラーを介して光軸を一致させた三台の焦点深度の異なるカメラ[8]、水平に円弧状に並べた 8 台のカメラ[15]、水平な直線に並べた 8 台のカメラ[4]、鉛直に円弧状に並べた 4 台のカメラ[7]を使用する方法が挙げられる。これらはカメラの設置に時間がかかり、使用前に既知のパターン画像を撮影するなどによる較正が必要である。使用中、カメラの位置は変えてはならない。

背景色の未知な一枚の画像からユーザの指定に基づいてマットを抽出する手法は数多く提案されており、その一部を挙げると[2, 6, 13]などがある。これらは全て、ストロークベースのインタフェースによりユーザが画像を「確実に前景」「確実に背景」「不明」の三領域に分割 (これをトライマップと呼ぶ) すると、「確実に前景」領域と「確実に背景」領域の色分布を利用して「不明」領域のマットを自動抽出するというものである。満足のいく結果を得るには、ある程度のユーザインタラクション/試行錯誤が必要になる。

上記 3 分類と異なる付加情報を用いる手法として、Sun ら[10]はフラッシュをたいて撮影した画像とたかずに撮影した画像を用いた。ただしこの手法は 2 枚の画像でカメラは静止していなければならない。彼らは後続研究で、マット抽出でなく二値領域分割に限定してこの制約を取り除いた[11]。後処理で二領域の境界に連続的な  $\alpha$  値を与えることはできるが (二視点画像でフラッシュを使わずにこれを行った研究もある[5])、複雑で不明確な輪郭には適用が難しい。

我々はフラッシュではなく焦点ボケを付加情報として用いる。カメラが固定であるという条件はない。また、フラッシュが使えない美術品や、フラッシュの届かない距離にある物体に適用することが可能である。

### 3. 提案法

#### 3.1. 概要

図1のように、前景に焦点を合わせ背景をぼかして二視点から撮影した入力画像  $I_i(x)$  ( $i=0, 1$ ) から、各画像のマット  $\alpha_i(x)$ 、前景色  $F_i(x)$ 、背景色  $B_i(x)$  を推定する。図では視点が左右にずれているが、上下などでも構わない。二視点の関係は概ね平行移動である必要があるが、多少の回転/傾きは含まれていてよい。

提案法の流れは以下ようになっており、以降の節で各ステップの処理を説明する。

1. 各入力画像  $I_i(x)$  に対してボケ推定を行い、「確実に背景」領域を取得
2. 二画像間での前景の対応点と背景の対応点をそれぞれ計算
3. 上記情報を利用して  $\alpha_i(x)$ 、 $F_i(x)$ 、 $B_i(x)$  を推定
4. 収束するまでステップ2に戻って反復

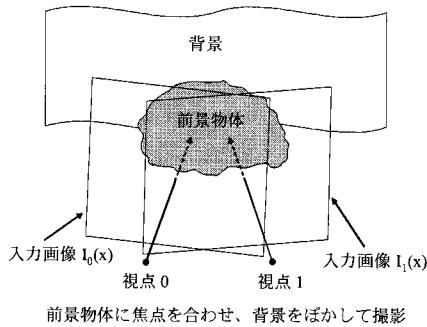


図1: 提案法における入力画像の撮影法

#### 3.2. ボケ推定

カメラのレンズによるボケは、カメラの開口部の形状に相似なボケ関数  $h_r(x)$  による畳み込みでモデル化できる。 $r$  はボケ関数のサイズを表し、ここではボケ量と呼ぶことにする。各入力画像  $I_i(x)$  はその背景部  $B_i(x)$  のみがボケているので、ボケを含まない背景色を  $C_i(x)$  と書くと、式(1)は下式のように書き換えられる。

$$I_i(x) = \alpha_i(x)F_i(x) + (1 - \alpha_i(x))(h_r(x) * C_i(x)) \quad (2)$$

ここで“\*”は畳み込みを表す。式(2)はボケ量が背景の全領域で一定であることを仮定した式であるが、ボケ量が変化していてもそれがスムーズであれば、局所的には式(2)でモデル化できる。

背景が十分遠い状態で撮影するので、ボケ量の変化はスムーズであると考えてよい。ただし画素一点だけではボケは判断できないので、各画素  $x$  の周りに適当なサイズの窓 (図2a 参照。我々は  $64 \times 64$  pixel の矩形を使用した) を設定し、その窓に対して一様なボケを仮定した推定[1]を行う。

式(2)を見れば分かるように、窓の中で一様なボケ  $h_r(x)$  が仮定できるためには、窓の中が全て  $\alpha_i(x) = 0$  (全て背景) でなければならない (図2a における窓1)。図2aの窓3のように前景の影響を含むとボケ関数の効果が隠蔽されてしまうため、窓2の全て前景部である領域と同様、ボケが無いと推定されることになる。

以上から、ボケ推定によりボケがあると推定された領域は「確実に背景」としてよいことが分かる。窓が前景に重なる点ではボケが無いと判断されるので、「確実に背景」領域は、前景物体から窓のサイズ分離れた控えめな見積もりとなる (図2b)。残りの領域は「不明」とする。この段階では「確実に前景」領域の存在しないトライマップとなる。マットの初期値は「確実に背景」領域を  $\alpha_i(x) = 0$  とし、「不明」領域を  $\alpha_i(x) = 0.5$  とする。

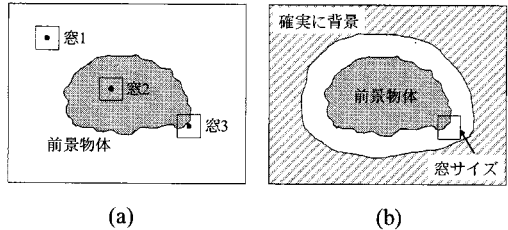


図2: ボケ推定の窓と「確実に背景」領域

#### 3.3. 対応点計算

二枚の入力画像は同じ前景物体を撮影しているので、前景色  $F_0$  と  $F_1$  について、画像  $I_0$  上の座標  $x$  が対応する画像  $I_1$  上の座標  $v_{0,1}(x)$  が存在する。背景についても同様に対応点  $w_{0,1}(x)$  が定義できる (図3)。また、 $I_1$  から  $I_0$  方向への対応点も同様に定義できる。

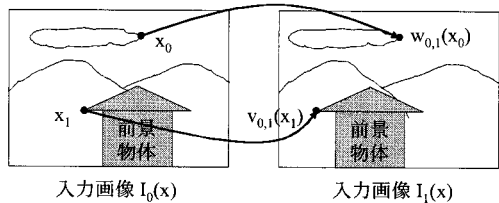


図3: 前景対応点と背景対応点

まず、対応点間の移動量が全画面一様な平行移動であるとして大きな動きをとる。その後、オプティカル・フロー法[3]により画素毎に異なる細かい移動量を計算し、少量の回転や視差を補償する。

背景の大まかな移動量は、ボケ推定で得た「確実に背景」領域の画像の色の差を最小にする移動量として計算できる。前景についてはボケ推定の段階では「確実に前景」領域が得られないが、入力画像  $I_0, I_1$  に低周波成分を除去するハイパス・フィルターをかけて、ボケた背景の影響を低減した画像  $I'_0, I'_1$  に対して移動量を計算することができる。我々の使用したハイパス・フィルターは、以下である。

$$I'_i(x) = I_i(x) - g(x) * I_i(x) \quad (3)$$

ただし  $g(x)$  は  $3 \times 3$  の窓内の平均値を返すフィルタである。

オプティカル・フローによる背景の対応点計算は下式  $E_o$  を最小化する  $w_{0,1}(x)$  を求めることによって行う。

$$E_o = E_{o,d} + \lambda E_{o,s} \quad (4)$$

$$E_{o,d} = \sum_x s_0(x) s_1(x) |I_0(x) - I_1(w_{0,1}(x))|^2 \quad (5)$$

$$E_{o,s} = \sum_x \sum_{y \in N(x)} |w_{0,1}(x) - w_{0,1}(y)|^2 \quad (6)$$

式(5)の  $E_{o,d}$  項は、対応点で画像の色が似ていることを表している。ただし、単純に画素値の差分をとっただけでは前景の影響により正しい対応点が計算できないので、我々は重み  $s_i(x)$  を導入し、背景の割合が高い ( $\alpha$  が小さい) 画素のみを考慮するようにした。

$$s_i(x) = \max \{0, 1 - 4\alpha_i^2(x)\} \quad (7)$$

式(5)の  $E_{o,d}$  項による色の一致情報だけでは対応点の候補が多くありうるので、式(6)の  $E_{o,s}$  項により  $w_{0,1}(x)$  がスムーズであるという制約を課す。ここで  $N(x)$  は画素  $x$  の近傍の画素の集合を表す。我々は上下左右の四近傍とした。式(4)の  $\lambda$  はスムーズさの制約の強さを調節するパラメータである。背景が十分遠いため、対応点関数  $w_{0,1}(x)$  は非常にスムーズであると考えられるので、 $\lambda$  は大きくとることができ、解を安定に求めることができる。背景の割合が小さく重み  $s_i(x)$  が 0 になる領域では、この  $E_{o,s}$  項により  $w_{0,1}(x)$  が周囲から補間されることになる。上述のように  $w_{0,1}(x)$  は非常にス

ムーズであることから、この補間値は質の高い推定値であると考えられる。

前景の対応点  $v_{0,1}(x)$  の計算も、式(4-6)と同様に行う。重み付け関数は  $s_i(x)$  の代わりに、前景の割合が高いほど重みの大きい関数  $t_i(x)$  を使用する。

$$t_i(x) = \max \{0, 1 - 4(1 - \alpha_i(x))^2\} \quad (8)$$

### 3.4. マット・前背景色推定

前景・背景の対応点情報が得られたので、二画像における、 $\alpha_i(x), F_i(x), B_i(x)$  を関連付ける式が得られる。すなわちマット  $\alpha_i(x)$  と前景色  $F_i(x)$  は前景対応点で値が似ていることが期待され、背景色  $B_i(x)$  は背景対応点で値が似ていることが期待される。それでも、色の変化が少ない領域では解が不安定になる可能性があるため、スムーズさの制約も考慮し、以下のようなコスト関数  $E_m$  の最小化問題としてマットと前背景色を推定する。

$$E_m = E_{m,d} + \rho E_{m,p} + \kappa E_{m,s} + \gamma E_{m,c} \quad (9)$$

$$E_{m,d} = \sum_i \sum_x |I_i(x) - \alpha_i(x)F_i(x) - (1 - \alpha_i(x))B_i(x)|^2 \quad (10)$$

$$E_{m,p} = \sum_i \sum_x p_{f,i}(x) |\alpha_i(x) - 1|^2 + \sum_i \sum_x p_{b,i}(x) |\alpha_i(x)|^2 \quad (11)$$

$$E_{m,s} = \sum_i \sum_x \sum_{y \in N(x)} u_{\alpha,i}(x, y) |\alpha_i(x) - \alpha_i(y)|^2 + \sum_i \sum_x \sum_{y \in N(x)} u_{f,i}(x, y) |F_i(x) - F_i(y)|^2 + \sum_i \sum_x \sum_{y \in N(x)} u_{b,i}(x, y) |B_i(x) - B_i(y)|^2 \quad (12)$$

$$E_{m,c} = \sum_i \sum_x |\alpha_i(x) - \alpha_{i-1}(v_{i,1-i}(x))|^2 + \sum_i \sum_x |F_i(x) - F_{i-1}(v_{i,1-i}(x))|^2 + \sum_i \sum_x |B_i(x) - B_{i-1}(w_{i,1-i}(x))|^2 \quad (13)$$

式(10)の  $E_{m,d}$  項はマッピング式(1)が満たされるようにすることを意味する。

式(11)の  $E_{m,p}$  項は、 $\alpha$  の推定値を 1 または 0 に偏らせる役割を持つ。重み  $p_{f,i}(x)$  を大きく設定すると推定値を 1 に、重み  $p_{b,i}(x)$  を大きくすると推定値を 0 に近づく方向に偏らせることができる。前景対応点を囲むある一定範囲において両入力画像が似ていれば、そこは前景である可能性が高く、背景対応点周辺で似ていれば背景である可能性が高いと考えられるので、我々は重みとして以下のような式を用いた。

$$p_{f_i}(x) = \exp\{-\sigma \sum_{z \in L} |I_i(x+z) - I_{i-1}(v_{i,1-i}(x)+z)|^2\} \quad (14)$$

$$p_{b_i}(x) = \exp\{-\sigma \sum_{z \in L} |I_i(x+z) - I_{i-1}(w_{i,1-i}(x)+z)|^2\} \quad (15)$$

ただし  $\sigma$  はスケールパラメータ、 $L$  は適当なサイズの正方形に含まれる点の集合であり、我々はサイズを  $13 \times 13$  とした。

式(12)の  $E_{m,s}$  項は  $\alpha_i(x)$ ,  $F_i(x)$ ,  $B_i(x)$  それぞれについてのスムーズさの制約条件である。スムーズさは画像一様ではないので、局所的なスムーズさの重み付けをそれぞれ  $u_{\alpha_i}(x, y)$ ,  $u_{f_i}(x, y)$ ,  $u_{b_i}(x, y)$  によって行う。我々は Levin らの手法[6]を用いた。

式(13)の  $E_{m,c}$  項は、前景と背景がそれぞれ対応点間で色が似ているという条件を表す。

コスト関数  $E_m$  の最小化において求める変数(未知数)は、トライマップの「不明」領域における  $\alpha_i(x)$ ,  $F_i(x)$ ,  $B_i(x)$  である。「確実に前景」領域では  $\alpha_i(x) = 1$ ,  $F_i(x) = I_i(x)$  と固定し、 $B_i(x)$  は未定義とする。「確実に背景」領域では  $\alpha_i(x) = 0$ ,  $B_i(x) = I_i(x)$  と固定し、 $F_i(x)$  は未定義とする。式(13)において対応点が画像の領域外を参照してしまう場合と、未定義の前景・背景色を参照してしまう場合は、その項を式に含めないものとする。コスト関数  $E_m$  の最小化は非線形な問題となるので、我々は  $\alpha_i(x)$  を固定して  $F_i(x)$  と  $B_i(x)$  について最小化し、 $F_i(x)$  と  $B_i(x)$  を固定して  $\alpha_i(x)$  について最小化する処理を反復する。各反復でのコスト関数は未知数に関して二次となり、最小二乗法により線型方程式に帰着される。背景色の初期値は「確実に背景」領域の色から他の領域の色を補間する。前景色は入力画像そのもので初期化する。

### 3.5. 収束判定と反復

3.4 節によるマット  $\alpha_i(x)$  の更新量が十分小さければ収束したと判断する。収束していない場合は、3.3 節の対応点計算に戻る。このときトライマップを次のようにして更新する。更新後の  $\alpha$  値が十分 1 に近いと推定された点、すなわち微小な  $\varepsilon$  (我々は 0.05 とした) に対して  $\alpha_i(x) > 1 - \varepsilon$  となった  $x$  を新たに「確実に前景」領域に含める。更新後の  $\alpha$  値が十分 0 に近いと推定された点、すなわち  $\alpha_i(x) < \varepsilon$  となった  $x$  を新たに「確実に背景」領域に含める。

## 4. 結果

図 4 に示す入力画像は、前景物体である急須を、片方はほぼ正面から、もう片方は下からあおるように手持ちカメラで撮影した写真である(左右に

も少しずれている)。これらの画像に対してボケ推定を行い、ボケがあると推定された「確実に背景」領域を黒、その他の「不明」領域を灰色に塗り分けた画像を図 5 に示す。前景物体を取り囲むように「確実に背景」領域が設定されたことが分かる。ボケ推定は背景のテクスチャに依存するので、必ずしも図 2b のように密に「確実に背景」領域が設定できるわけではないが、それでも解空間を大幅に制限できる。提案アルゴリズムの最終結果として得られたマットのうち、下視点に対応するものを図 6 左に示す。上視点についても同様な結果が得られた。急須の柄や注ぎ口を含む形状が抽出できているが、画像端と急須の下部に推定誤差が見られる。詳細な原因は今後究明したいが、画像端については対応点がないこと、急須の下部については背景色と似ていることが原因と考えられる。図 6 左に示したマットを用いて新たな背景に対して前景を合成した結果を図 6 右に示す。急須の下部の誤差により背景が一部透けているが、それ以外は良好な合成結果が得られた。

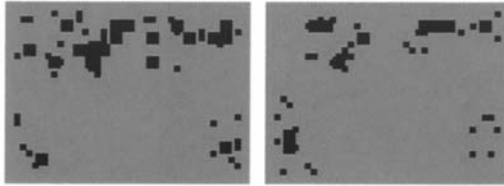
図 7 に示す入力画像は、毛足の長い犬のぬいぐるみを前景物体として、カメラを左右にずらして撮影した写真である。抽出したマット(右視点に対応)と新たな背景への合成結果を図 8 に示す。複雑な毛の構造を捉えたマットがユーザの介入なしに得られたことが分かる。概ね自然な合成結果を得たが、向かって右側に見える犬の胴体の一部背景に混合してしまっており、やはりこの例でも推定誤差が残っていることがわかる。

計算時間は、 $320 \times 240$  の RGB 画像に対して Pentium 4 3.2GHz CPU で 5 分程度を要した。パラメータ設定値は  $\lambda = 0.01$ ,  $\rho = 1.0$ ,  $\kappa = 1.0$ ,  $\gamma = 1.0$ ,  $\sigma = 100.0$  である。3.1 節に示した手順において、ステップ 2 の対応点計算は二回目の反復でほぼ収束したので、それ以上は反復していない。計算時間の大部分はステップ 3 の最適化処理で占められており、今後この部分を中心に計算の高速化をする必要がある。



上視点画像 下視点画像

図 4: 入力画像



上視点画像 下視点画像

図 5: ボケ推定による領域分割結果

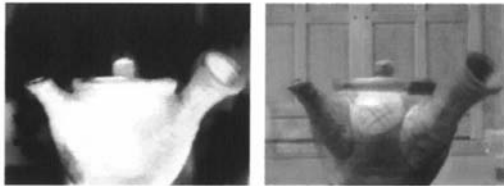
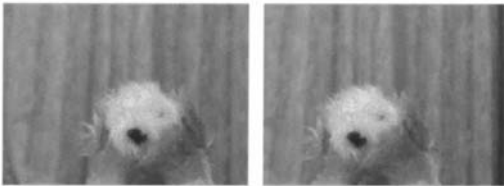


図 6: 得られたマット(左)と新背景への合成(右)



左視点画像 右視点画像

図 7: 入力画像

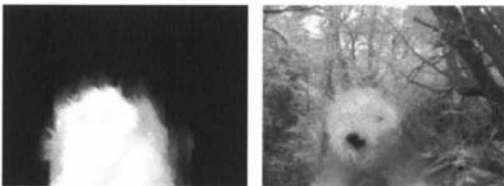


図 8: 得られたマット(左)と新背景への合成(右)

## 5. まとめ

焦点ボケを利用して自動的に二視点画像から前景マットを抽出する手法を提案した。背景をぼかすために口径の大きなレンズが必要ではあるが、容易に入手可能であり、特殊な装置の必要なく手持ちカメラでマットが自動抽出できる。

提案法の制限事項として、ボケ情報を利用するため、背景にテクスチャがないときには適用できない。また、前景に焦点を合わせたときに背景が十分にぼけるための、カメラから前景までの距離の上限は、レンズの口径に制限される。

本手法は、焦点ボケを利用することで不良設定問題であるマット抽出問題を安定化したが、それがマットの精度に与える効果の定量的な評価が

今後必要である。現時点ではまだマットの推定値に誤差が残る部分があり、今後改善したい。3枚以上画像を使うことや、3.4節のコスト関数にもボケ情報を反映することが考えられる。ボケ情報のよりよい活用次第では、単視点でもマットが抽出できる可能性がある。また、計算を高速化し、実用的な処理時間で動画からマットを自動抽出することも考えたい。

## 参考文献

- [1] M. Cannon. Blind deconvolution of spatially invariant image blurs with phase. *Trans. ASSP* 24(1):58-63, 1976.
- [2] Y.-Y. Chuang, B. Curless, D. H. Salesin, R. Szeliski. A Bayesian approach to digital matting. *Proc. CVPR*, 264-271, 2001.
- [3] B. K. P. Horn, B. G. Schunck. Determining optical flow. *Artif. Intell.* 17, 185-203, 1981.
- [4] N. Joshi, W. Matusik, S. Avidan. Natural video matting using camera arrays. *Trans. Graphics* 25(3):779-786, 2006.
- [5] V. Kolmogorov, A. Criminisi, A. Blake, G. Cross, C. Rother. Bi-layer segmentation of binocular stereo video. *Proc. CVPR*, 407-414, 2005.
- [6] A. Levin, D. Lischinski, Y. Weiss. A closed form solution to natural image matting. *Proc. CVPR*, 61-68, 2006.
- [7] W. Matusik, H. Pfister, A. Ngan, P. Beardsley, R. Ziegler, L. McMillan. Image-based 3D photography using opacity hulls. *Trans. Graphics* 21(3):427-437, 2002.
- [8] M. McGuire, M. Matusik, H. Pfister, F. Durand, J. Hughes. Defocus video matting. *Trans. Graphics* 24(3):567-576, 2005.
- [9] A. R. Smith, J. F. Blinn. Blue screen matting. *Proc. SIGGRAPH* 96, 259-268, 1996.
- [10] J. Sun, Y. Li, S.-B. Kang, H.-Y. Shum. Flash matting. *Trans. Graphics* 25(3):772-778, 2006.
- [11] J. Sun, J. Sun, S.-B. Kang, Z.-B. Xu, X. Tang, H.-Y. Shum. Flush cut: foreground extraction with flash and no-flash image pairs. *Proc. CVPR*, 1-8, 2007.
- [12] P. Vlahos. Electronic composite photography. U. S. Patent 3,595,987, 1971.
- [13] J. Wang, M. Agrawala, M. F. Cohen. Soft scissors: an interactive tool for realtime high quality matting. *Trans. Graphics* 26(3):Article 9, 2007.
- [14] Y. Wexler, A. Fitzgibbon, A. Zisserman. Bayesian estimation of layers from multiple images. *Proc. ECCV*, 487-501, 2002.
- [15] C. L. Zitnick, S.-B. Kang, M. Uyttendaele, S. Winder, R. Szeliski. High-quality video view interpolation using a layered representation. *Trans. Graphics* 23(3):600-608, 2004.