色・温度画像を用いたベイズ推定に基づく 人物領域抽出の基礎検討

Human Region Segmentation Based on Bayesian Estimation Using Chroma and Thermal Video

澤田 耕 司[†], 高橋 桂 太[†], 正会員 苗 村 健[†]

Kohji Sawada[†], Keita Takahashi[†] and Takeshi Naemura[†]

Abstract We have been developing a thermo-key system that segments human regions from video in real-time using thermal information. We developed a new segmentation method for this system based on Bayesian estimation, which uses both chroma and thermal information integratively. Segmentation algorithms were previously based on a simple threshold processing of thermal images, which often results in wrong segmentation of objects/environments whose temperatures are close to body temperature. Trained with only a few sets of chroma and thermal images, our algorithm can extract human regions from video with much higher accuracy compared to previous algorithms.

キーワード: Thermo-key, 人物領域抽出, ベイズ推定, 統計的手法

1. ま え が き

画像中からの人物領域抽出は、人の領域に選択的にフィルタをかけたり、人物を切り出して別の背景に重畳するなど、豊かな映像効果を実現する上で重要な基盤技術の一つである。そのため、これらは放送・通信やエンタテインメントアプリケーション、メディアアートなど様々な分野で利用されている。

具体的な抽出手法としては、まず chroma-key が挙げられる。放送業界で長く利用されている手法であるが、単一色の背景が必要であるため、専用のスタジオでしか利用できない。より一般的な背景を許容する手法としては背景差分¹⁾がある。微小な背景変化や照明変化に対応する方法が提案されているものの、背景に大域的な変化が起こらないという条件が必要である。動きの情報をもとに抽出を行う手法として、オプティカルフロー²⁾が挙げられる。カメラのパン・チルトが施された場合でも、動物体の抽出が可能である反面、計算コストが高いという欠点がある。簡易的な動き情報を用い、コントラストを考慮したエネルギー最適化に基づいて抽出を行う手法³⁾も提案されている。高精度な

抽出を実時間で行うことが可能とされているが、この方法ではカメラが固定されていることが前提となっている。一方で、単眼のビデオ画像以外の情報として、距離情報に基づく手法がある。ステレオ視を利用した手法⁴⁾では、視差情報を得るために画像間のマッチングを取る必要があり、計算コストが高い。Axi-Vision カメラ⁵⁾のような特殊な装置によって得られる距離画像を用いる方法もある。

一方、我々は温度情報をキーにした人物領域抽出手法である thermo-key 方式の研究開発を行ってきた⁶⁾⁷⁾。このシステムは、図 1 に示すように光軸を一致させたカラーカメラと温度カメラで構成されており、被写体の色画像と温度画像を同時に撮影することができる。この方式の特徴は、人物・背景の色分布や背景変化に依存しないロバストな人物領域抽出が可能なことである。これまで我々は thermo-key を用いた抽出手法として、温度画像に対する単純な閾値処理（人物の体温に近い温度を持つ画素を人物領域と判定）を基本とした処理を採用してきた。このため、例えば肌の露出している顔面に自動的にモザイクを施すような処理では比較的良好な結果が得られてきたが、温度の低い衣服も含めた抽出には難があった。これに対し、温度画像に対する背景差分をとる方法（熱背景差分）を提案したが、撮像系の移動やパン・チルトができないという欠点があった。また、色・温度情報を統合的に利用する手法⁸⁾⁹⁾もいくつか提案してきたが、いずれも限定された状況への対応策に止まっていた。

本稿では、これらの問題を改善するため、色と温度の統

2007 年 10 月 31 日受付, 2007 年 11 月 30 日再受付, 2007 年 12 月 4 日採録

[†] 東京大学 大学院 情報理工学系研究科

(〒 113-8656 東京都文京区本郷 7-3-1, TEL 03-5841-6761)

[†] Graduate School of Information Science and Technology, The University of Tokyo

(7-3-1 Hongo, Bunkyo-ku, Tokyo, 113-8656 Japan)

図 1 thermo-key の構成
Thermo-key system.

(a) 温度画像 (b) 色画像

図 2 入力画像の例 (Frame No.107)
A pair of input images.

計的な分布を考慮した新しい人物領域抽出手法を提案する。提案手法はベイズ推定の原理に基づいており、各画素が人物領域である確率を、単純な仮定に基づく事前確率と、統計的データに基づく尤度の積によって推定する。この手法では、人間の体温に近い物体が配置された空間を対象とする場合や、撮像系の移動、パン・チルトを許容する場合でも人物領域の抽出が可能である。実験では、あらかじめ撮影した 240 フレームのビデオシーケンスのうち 3 フレームのみから尤度を学習し、ビデオシーケンス全体に対して高い精度で人物領域を抽出できることを示した。現段階で実装した手法は単純なものではあるが、統計的な人物領域抽出のキーとして、色と温度の両方を用いることの優位性を明らかにする点では十分な結果が得られた。

2. ベイズ推定に基づく人物領域抽出

システムへの入力は、光軸を一致させた状態で撮影された色画像と温度画像の組である (図 2)。

時刻 t に撮影された色画像を C^t 、温度画像を T^t とする。これらの画像において i 番目に位置する画素の値を C_i^t, T_i^t とすると、この画素がラベル x に属する事後確率 $P(x|C_i^t, T_i^t)$ は、ベイズの定理により次のように書ける。

$$P(x|C_i^t, T_i^t) = \frac{P(C_i^t, T_i^t|x)P(x)}{P(C_i^t, T_i^t)} \quad (1)$$

ここで $x \in \{h, b\}$ であり、 h は人物領域を、 b は背景領域を表す。ラベル h, b について、 $P(h|C_i^t, T_i^t) + P(b|C_i^t, T_i^t) = 1$ であることから、画素が人物領域に属する事後確率は

$$P(h|C_i^t, T_i^t) = \frac{P(C_i^t, T_i^t|x=h)P(x=h)}{\sum_{x \in \{h, b\}} P(C_i^t, T_i^t|x)P(x)} \quad (2)$$

と書くことができる。したがって、 $P(h|C_i^t, T_i^t)$ を求めるには、尤度 $P(C_i^t, T_i^t|x)$ と事前確率 $P(x)$ が必要である。

最終的な抽出結果は、入力画像の各画素に対して求められた $P(h|C_i^t, T_i^t)$ を配列した画像として与えられる。この画像は、各画素が人物領域に含まれる確からしさを表すものであり、画像全体を α^t と書く。

2.1 尤度

尤度は学習データから求める。撮影環境の色・温度の分

布を正解データを与えて事前に学習し、人間・背景それぞれについてヒストグラムを作成しておく。このヒストグラムを総面積が 1 になるように正規化することで、尤度を表す確率密度関数を求める。

色 C と温度 T に対するラベル x のヒストグラムを $H_x(C, T)$ とし、ヒストグラムの総面積を S_x とすると、尤度は次のように書くことができる。

$$P(C, T|x) = \frac{H_x(C, T)}{S_x} \quad (3)$$

ここで、 C は (R, G, B) の 3 値を含むので、ヒストグラム $H_x(C, T)$ は (R, G, B, T) の 4 値による 4 次元空間上で作成されることになる。

2.2 事前確率

事前確率 $P(x)$ はシンボル x の出現確率であり、何らかの仮定に基づいて任意に定める必要がある。本稿では以下の 2 通りの方法を考える。

(1) 面積比を用いる場合

人物領域が画面中に出現する位置について全く仮定を置かない場合、その出現確率は、人物領域が画面に占める割合であると解釈することができる。ここでは、学習により作成されたヒストグラムにおける、人物領域と背景領域の面積の比を用いる。すなわち、人間・背景それぞれのヒストグラムの総面積 S_h, S_b を用いて、

$$P(x) = \frac{S_x}{S_h + S_b} \quad (4)$$

とする。

(2) 時系列の相関を用いる場合

ある画素 i の時刻 t における事後確率 $P(x|C_i^t, T_i^t)$ は、同じ画素の時刻 $t-1$ における事後確率 $P(x|C_i^{t-1}, T_i^{t-1})$ と強い相関があると考えられる。そこで、時刻 $t-1$ における結果画像 α^{t-1} をもとに、何らかの方法によって時刻 t における事前確率マップ M^t を推定し、事前確率を以下のように定める。

$$P_i^t(x) = \begin{cases} M_i^t & x = h \\ 1 - M_i^t & x = b \end{cases} \quad (5)$$

このとき問題となるのは、 α^{t-1} から M^t をいかに推定

図3 事前確率マップの作成
Prior map.

するかということである．特に，連続するフレーム間で人物の移動量が多い部分において，精度のよい推定は困難となる．本稿では， α^{t-1} をいったん低解像度化して処理することで，大きな移動量にも対応できると考え，以下のような手順を用いた．

$$M^t = G_{k_1}(\text{Resize}_{s_1}(G_{k_2}(\text{Resize}_{s_2}(\alpha^{t-1})))) \quad (6)$$

ここで， G はガウシアンフィルタによる平滑化を， Resize は画像の拡張処理を表す．ガウシアンフィルタのカーネルサイズ k_1 ， k_2 と拡張のスケール s_1 ， s_2 は実験的に定めることにし，ここでは $k_1 = 7 \times 7$ ， $k_2 = 3 \times 3$ ， $s_1 = 20$ ， $s_2 = 1/20$ とした．拡張処理の補間方法としていくつかの方法を試行錯誤した結果，縮小時には双線形補間を，拡大時には最近傍補間を採用した．この手順による処理結果の例を図3に示す．縮小拡大に平滑化を加えることで，人物領域および背景領域の時間的連続性だけでなく，空間的な連続性も同時に考慮したアルゴリズムとなっている．なお，推定の精度をさらに向上させるためには，ランダムウォークモデルやオプティカルフローなどに基づく方法も考えられ，今後の検討の課題としたい．

3. 実験

本実験では，素材として一連のビデオシーケンス（240フレーム，15 fps）を撮影した．このビデオは色画像のビデオと温度画像のビデオの組で成り立っており，色画像の解像度は 640×480 ，色深度は 24 bit フルカラーである．温度画像の解像度は 320×240 ，深度は 8 bit グレースケールであり，これを色画像に合わせて 640×480 に引き伸ばして使用している．このビデオでは背景にマネキンやポスターなどが配置してあるため，色によるキーイングは難しい．また，蛍光灯やモニタ，右奥の実験装置など，人の体温に近い温度を持つ物体が存在しており，従来の温度画像に対する閾値処理では抽出が困難である．さらに，途中でカメラがパンしている（No.70 ～ 190）ことで，背景差分が利用できない素材であるといえる．

2.1 で述べたように，尤度は学習によって作成したヒストグラムから求める．本実験では，実験用素材のビデオの中から図4に示す三つのフレーム（No.1, 133, 198）を選び，これらを用いて学習を行った．各フレームについて，筆者が人物・背景に対応する正解領域を与え，そこに含まれる画素の値 (C, T) を集計することで，人物のヒストグ

図4 学習に用いる3フレーム（No.1, 133, 198）
3 frames for learning.

図5 温度のヒストグラム
Thermal histogram.

ラム $H_h(C, T)$ と背景のヒストグラム $H_b(C, T)$ をそれぞれ作成した．その際，色 (R, G, B) はそれぞれ 4bit に，温度 T は 6bit に落とし，合わせて 18bit の空間を持つヒストグラムとした．ここで参考のため，温度 T のみを集計したヒストグラム（8bit）を図5に示す．人物領域の分布と背景領域の分布が大きく重複しており，従来のような閾値処理によって人物領域を抽出するのは困難であることがわかる．

入力ビデオのうち，図2に相当する画像の組（No.107）に対する抽出結果を図6に示す．これらの結果画像の輝度値は，その画素が人物領域に含まれる確からしさを表す．図6のうち，(a)(b) は比較のため画像・温度画像のみを用いて抽出を行った結果であり（color only, thermo only），(c)(d) は提案手法による結果である（color + thermo, color + thermo with temporal）．(a)(b) では，尤度をそれぞれ $P(C|x)$ ， $P(T|x)$ として，色または温度の値のみを集計したヒストグラムを用いた．ここで，色ヒストグラムの bit 数については，RGB 各チャネルを 4bit および 6bit とした場合を比較し，より精度の高かった 6bit を用いた．これは 3 チャネル合わせて 18bit であり，提案手法に用いたヒストグラムと平均密度が等しくなっている．温度についても 6bit および 8bit の場合を比較し，精度の高かった 8bit を用いた．

図 6 抽出結果 (No.107)
Result of segmentation.

図 6(a) では色分布の情報のみを用いているため、肌や髪、衣服に色の近い領域で誤りが目立つ。また図 6(b) では、体温に温度に近いモニタや実験装置のほか、衣服のうち温度が低い領域などにおいて誤った結果が出ている。これは、温度画像のみによって抽出を行っているという点で、従来手法⁶⁾⁷⁾に近い結果であるといえる。これらに比べ、提案手法による結果（図 6(c)(d)）では、背景の誤検出率が抑えられ、抽出精度が高まっていることがわかる。(c)では、尤度として色と温度を合わせた $P(C, T|x)$ を用い、事前確率は面積比から求めている。(d)では、事前確率マップを用いた時空間推定によって事前確率を計算することで、さらに精度が向上している。

図 6(d) の方法による抽出結果を元に、色画像から人物領域を切り出した結果を図 7 に示す。一部背景が残ってしまっているものの、従来手法を上回る精度で人物が切り出されている。

最後に、図 8 に本手法による抽出の精度を定量的に計測した結果を示す。ここでは、入力ビデオ 240 フレームのうち 40 フレームを適当に選び、それらを入力として、図 6 に示した四つの方法を用いて人物領域を抽出したときの F 値（式 10）を求めた。評価には連続する 10 フレームを 4 区間取って用い（No.22 ~ 31, 102 ~ 111, 162 ~ 171, 202 ~ 211）、学習に用いたフレームが入らないようにし

た。各フレームに対する F 値の算出は以下のように行った。まず、人の手で切り抜いた正解画像 R （2 値）を用意しておく。これを抽出結果画像 α と比較することによって適合率と再現率を計算するが、 α は確率を表す多値画像（8 bit グレースケール）であるから、単純に論理積をとることができない。そこで、これら α と R の各画素について積をとった画像を P とする。

$$P_i = \alpha_i \times R_i \quad (7)$$

これを用いて、抽出結果の適合率 Precision と再現率 Recall を次のように定めた。

$$\text{Precision} = \sum_i P_i / \sum_i \alpha_i \quad (8)$$

$$\text{Recall} = \sum_i P_i / \sum_i R_i \quad (9)$$

これら二つの値から、F 値は次の式で与えられる。

$$F = \frac{2 \times \text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (10)$$

図 8 の結果を見ると、色・温度情報をそれぞれ単独で用いる（color only, thermo only）より、統合的に用いた（color + thermo）方が高い精度が得られている。また、事前確率の計算に時空間推定を用いる（color + thermo with temporal）ことで、さらに精度が向上していること

図 7 人物の切り出し結果
Cutout of human region.

図 8 精度評価
Accuracy evaluation.

がわかる。

4. む す び

本稿では，thermo-key システムを利用した人物領域抽出として，色と温度両方の統計的分布情報を用いたベイズ推定に基づく手法を提案した．この手法により，従来の温度情報のみを用いた抽出に比べ，精度を大きく向上させることができた．

本稿で報告した手法は，人物領域抽出の最新の研究と比較するとアルゴリズムの面では単純である．しかし，単純な手法でありながら比較的良好な精度を得られたことで，人物領域抽出に温度情報を取り入れることの有効性を示すことができたといえよう．今後は，動きの情報を用いたり²⁾，コントラストを考慮したエネルギー最適化³⁾¹⁰⁾¹¹⁾と組み合わせることで，抽出精度のさらなる向上が期待できる．現在，グラフカットによる領域分割との組み合わせについて，基礎的な検討を始めている¹²⁾．

別の課題として，リアルタイム処理への応用が挙げられ

る．本稿では撮影済みのビデオに対するポスト処理としての実装を述べたが，学習方法を工夫することで，実時間での運用も可能になると考えている．また，現段階の実装では並列処理等の最適化を全く行っていないが，1フレーム当たりの処理時間は Core 2 Duo 2.1GHz の計算機上で 170ms であり，処理速度の観点からも実時間化は容易であると考えられる．

最後に，本研究を進めるに際し，熱心な議論をしていたいた東京大学 原島博教授，西貝吉晃氏，天野翔氏に感謝いたします．

〔文 献〕

- 1) M. Piccardi : "Background subtraction techniques: a review", Proc. of IEEE SMC 2004, **4**, pp.3099 – 3104 (2004)
- 2) J. L. Barron, D. J. Fleet, and S. S. Beauchemin : "Performance of optical flow techniques", Int. J. Computer Vision, **12**, 1, pp.43 – 77 (1994)
- 3) A. Criminisi, G. Cross, A. Blake and V. Kolmogorov : "Bilayer Segmentation of Live Video", Proc. of IEEE CVPR 2006, **1**, pp.53 – 60 (2006)
- 4) V. Kolmogorov, A. Criminisi, A. Blake, G. Cross, and C. Rother : "Bi-layer segmentation of binocular stereo video", Proc. of IEEE CVPR 2005, **2**, pp.1186 – 1193 (2005)
- 5) 河北 真宏，飯塚 啓吾，飯野 芳己，菊池 宏，藤掛 英夫，曾田 出人 : "実時間距離検出 3 次元テレビカメラ (Axi-Vision カメラ)"，信学論 D-II, **87**, 6, pp.1267 – 1278 (2004)
- 6) 川原 圭博，苗村 健，原島 博 : "サーマルビジョンカメラを用いた透過型ビデオアバタ"，信学総大, A-16-22 (2000).
- 7) 西貝 吉晃，飯田 誠，苗村 健 : "Thermosaic: 温度情報を利用した自動モザイク処理"，映像学誌, **59**, 3, pp.422 – 426 (2005)
- 8) 安田 和隆，飯田 誠，苗村 健 : "温度情報と色情報を併用した実画像からの人物領域抽出"，信学技報 PRMU2003-175, **103**, 515, pp.25 – 30 (2003)
- 9) 塚本 敏弘，西貝 吉晃，苗村 健 : "エッジ保存平滑化フィルタを用いた Thermo-key の抽出精度改善"，信学技報 PRMU2004-161, **104**, 572, pp.43 – 48 (2005)
- 10) Y. Boykov and M. P. Jollie : "Interactive graph cuts for optimal boundary and region segmentation of objects in N-D images", Proc. of ICCV 2001, **1**, pp.105 – 112 (2001)
- 11) J. Wang and M. F. Cohen : "An iterative optimization approach for unified image segmentation and matting", Proc. of ICCV 2005, **2**, pp.936 – 943 (2005)
- 12) ファンヴェクトク，高橋桂太，苗村健 : "グラフカットを用いた色・温度画像からの人物領域抽出の基礎検討"，IMPS 2007, I2-01 (2007)

さわだ こうじ
澤田 耕司 2007 年，東京大学工学部電子情報工
学科卒業。現在，同大学大学院情報理工学系研究科修士
課程在学中。画像認識や，無線通信を介した情報交換に
関する研究に従事。

たかはし けいた
高橋 桂太 2001 年，東京大学工学部電子情報工
学科卒業。2006 年，同大学大学院情報理工学系研究科博
士課程修了。現在，東京大学大学院情報理工学系研究科
特任助教。実写に基づく自由視点画像合成，画像認識に
関する研究に従事。博士（情報理工学）。

なえむら たけし
苗村 健 1997 年，東大・工・電子，博士課程
修了。米国スタンフォード大学客員助教授（日本学術振
興会海外特別研究員）を経て，現在，東大・情理・電情，
准教授（学際情報学府兼任）。メディア+コンテンツ，実
世界指向情報環境，空間共有通信などの研究に従事。博
士（工学）。正会員。