

## 背景差分法による物体検出を目的とした逐次モンテカルロ法による背景推定

土田 勝<sup>†\*a)</sup> 川西 隆仁<sup>†</sup> 村瀬 洋<sup>†\*\*</sup> 高木 茂<sup>†</sup>

Sequential Monte-Carlo Estimation of Background Image for Background Subtraction under Changing Illumination

Masaru TSUCHIDA<sup>†\*a)</sup>, Takahito KAWANISHI<sup>†</sup>, Hiroshi MURASE<sup>†\*\*</sup>, and Shigeru TAKAGI<sup>†</sup>

あらまし 本論文では、照明条件が変化する環境での背景差分法による物体検出を目的とした、背景画像の推定手法を提案する。本手法では入力画像に対する背景の推定画像を、あらかじめ用意された背景画像の重み付き線形和として生成する。照明が変化する環境では、各画像の重み係数は時間とともに緩やかに変化する。そこで、重み係数の変化の予測に逐次モンテカルロ法を適用し、複数の背景画像を背景候補画像として生成する。そして入力画像と各背景候補画像の差分を計算し、その値がしきい値以下になる画素の数を求め、その画素数が最大となる画像を1枚選び、背景画像の推定結果とする。実験では照明条件（光源の色と明るさ）が変化する状況において背景画像の推定と背景差分法による物体検出を行い、入力画像の50%以上が物体に占められている場合でも、提案手法により検出対象が良好に検出できることを確認した。

キーワード 背景差分法, 照明変化, 背景画像推定, 逐次モンテカルロ法

### 1. ま え が き

背景差分法は、物体の実時間検出における簡便かつ効果的な手法の一つであり、ビデオ監視システムなどの様々な用途に用いられている。この手法ではあらかじめ背景画像を用意しておく必要があり、システムのカメラ位置とその視野が固定されている場合に有効である。用意された背景画像と入力画像との差分を計算し、その値があるしきい値を超えた部分を物体として検出する。しかし、窓から差し込む日光や、電球の点灯・消灯など、照明条件が変化する状況においては、その影響により背景の色、明るさが変化してしまい、その結果、背景が物体と誤認識されてしまう。照明が変化する状況において背景差分法による物体検出を行うためには、あらゆる照明条件下における背景画像を

あらかじめ大量に蓄積しておけばよいが、これは非現実的である。そこで実際には主に、以下に示すような3通りのアプローチがとられている。

文献[1]~[5]では背景差分の結果をもとに、入力画像を用いた背景画像の更新を行っている。しかし、得られた背景画像が検出対象の影響を受ける、処理に複数枚の入力画像を要するために時間的な遅延が生じるなどの問題が指摘されており、急激な照明変化が起きた直後や、断続的な照明変動の最中においては、対象物体の抽出精度が低下する。

文献[6]では照明変化に不変な特徴量としてテクスチャに注目した物体の検出を行っている。画像を小領域に分割し、それぞれの領域で照明光強度を用いた正規化距離を求め、背景と物体との判別を行っている。この手法は、照明の種類が一つの場合には有効であるが、白熱灯と蛍光灯など光源色が異なる照明が混在する場合で、特に局所的な照明変化に対しては誤検出率が高くなることがある。

文献[7]では、各時刻での入力画像から背景画像を推定し、その結果を用いて背景差分を行っている。背景画像は、様々な照明条件下であらかじめ取得・蓄積

<sup>†</sup> 日本電信電話株式会社 NTT コミュニケーション科学基礎研究所, 厚木市

NTT Communication Science Laboratories, NTT Corporation, 3-1 Morinosato-Wakamiya, Atsugi-shi, 243-0198 Japan

\* 現在 (株) NTT データ

\*\* 現在, 名古屋大学大学院情報科学研究科

a) E-mail: tsuchidams@nttdata.co.jp

された背景画像（以下、蓄積背景画像と呼ぶ）から求めた 3 枚の固有画像の重み付き線形和として生成される。各固有画像の重み係数は、入力画像を固有画像に線形投影することで求められる。この手法では、画像中に複数の人物が写っている場合など検出対象が画像中で占める面積の割合が大きいと、その影響により正しい背景画像を求めることができない。文献 [7] ではこの問題を解決するために、手法 [6] と組み合わせた手法も提案されている。

以上で述べてきた従来技術は、照明光の明るさの変化や照明方向の変化に対してはある程度の有効性が示されているが、検出対象が画像上の大部分を占め、かつ照明光の色が変化する状況への対応は困難な状況である。本論文では背景差分法による高精度な物体検出を目標に、照明光の明るさ及び色が変化し、かつ、検出対象が画像上の大部分を占める場合にも対応可能な背景画像推定手法を提案する。

提案手法では文献 [7] とは次の 3 点において大きく異なる。1 点目は、蓄積背景画像の重み付き線形和として各時刻の背景画像を生成することであり、2 点目は、各時刻において複数の背景画像を候補画像として生成し、その中から最も確からしい画像を 1 枚選択することである。3 点目は、蓄積背景画像の重み係数の求め方である。本手法では、入力画像と背景候補画像とを比較してその差分値がしきい値以下である画素の数を求め、その値を用いて背景候補画像の確からしさを評価する。しかし、この評価法を用いる場合には最小 2 乗法のような解析的な解法が使えず、また重み係数のすべての組合せを調べると計算量が膨大となり現実的ではない。膨大な重み係数の組合せの中から最適解を高速に見つけるためには、統計情報などを用いて解の探索範囲を絞り込む必要がある。組合せ問題における最適解の探索技術の一つに、逐次モンテカルロ法 [8] がある。逐次モンテカルロ法では確率モデルに基づいたサンプリングにより、対象の状態推定を、高速かつ高精度に行うことが可能であることが知られており、運動物体の追跡にしばしば用いられてきた。本手法ではこの技術を、照明環境の状態予測に用いる。実験では、白熱灯及び蛍光灯照明下において人物の検出を行い、入力画像の 50% 以上が検出対象物体により占められている場合でも、提案手法により照明変化に対し頑健な物体検出が可能であることを示す。また照明変動の予測が困難な一例として、室内から屋外を撮影した連続画像に対しても提案手法が良好に動作することを

示す。

## 2. 照明変化に頑健な背景差分法

本手法では各時刻における背景画像を、あらかじめ用意された様々な照明条件下での背景画像（以下、蓄積背景画像と呼ぶ）の重み付き線形和として生成する。蓄積背景画像の重み付き線形和による背景画像の生成を可能とするためには、(1) 蓄積背景画像と各時刻における入力画像の撮影領域が等しいこと、(2) 画像情報が欠損していないこと、(3) カメラへの入力と出力の関係が既知若しくは線形であること、が必要である。そこで本手法では、以下に示す 3 条件を仮定する。

- ・カメラ位置と視野が固定されている
- ・センサの飽和を避けるよう、露光条件が適切に調節されている
- ・カメラの自動補正機能（AGC や WB）は使用しない

各蓄積背景画像の重み係数は照明変化に合わせて、時間とともに変化する。この照明変化を予測することができれば、少ない計算コストで各蓄積背景画像の重み係数を求めることが可能である。そこで提案手法では、統計的な枠組みに基づいた逐次モンテカルロ法を、各蓄積背景画像の重み係数の変化予測に適用する。逐次モンテカルロ法については 2.1 で説明する。また各蓄積背景画像の重み係数の決定方法については 2.2 で述べる。以下の説明や実験では全方位画像が用いられるが、提案手法は他の種類の画像にも適用が可能である。

### 2.1 逐次モンテカルロ法

物体の状態に関する追跡問題は確率的な枠組みにおいて、状態確率密度の伝播過程の追跡として定式化することができる [8]。時刻  $t$  における物体の状態を  $\mathbf{X}_t$ 、時刻  $t$  におけるセンサによる観測結果を  $C_t$ 、時刻 1 から  $t$  にかけての一連の観測結果を  $C_t = \{C_1, \dots, C_t\}$  とする。また、 $C_{t-1}$  が得られた後の時刻  $t$  における事前確率を  $p(\mathbf{X}_t|C_{t-1})$ 、物体の状態が  $\mathbf{X}_t$  であるときに観察されたのゆえ度  $\pi_t$  を  $p(C_t|\mathbf{X}_t)$  とすると、時刻  $t$  において  $S_t$  が得られた後の事後確率はベイズ則に基づき以下のように計算される。

$$p(\mathbf{X}_t|C_t) = k_t p(C_t|\mathbf{X}_t) p(\mathbf{X}_t|C_{t-1}) \quad (1)$$

ここで  $k_t$  は正規化定数である。推移確率  $p(\mathbf{X}_t|\mathbf{X}_{t-1})$  が与えられており、またマルコフ性が仮定できる場合には、事前確率は式 (2) に示すように計算される。

$$p(\mathbf{X}_t | C_{t-1}) = \int p(\mathbf{X}_t | \mathbf{X}_{t-1}) p(\mathbf{X}_{t-1} | C_t) d\mathbf{X}_{t-1} \quad (2)$$

式 (1), (2) を用いて物体の状態変化を追跡するためには, あらゆる  $\mathbf{X}_t$  に関してゆう度をすべて計算する必要があるが, これは現実的ではない. そこで逐次モンテカルロ法では, 確率モデルに基づき状態空間上での離散的なサンプリングを行い, その結果のもとにベイズ推定を近似的に行う.

時刻  $t$  において状態空間上で  $N$  点のサンプリングを行い,  $S_t = \{s_{t,1}, \dots, s_{t,N}\}$  を得る. そして式 (1), (2) の関係に基づき確率密度  $p(\mathbf{X}_t | S_t)$  を近似的に計算する. 更に,  $S_t$  と推移確率を用いて, 時刻  $t-1$  における  $N$  点のサンプル  $S_{t+1} = \{s_{t+1,1}, \dots, s_{t+1,N}\}$  を新たに生成する. 以下にその手順を示す (図 1).

**Step. 1** 各サンプル  $S_t = \{s_{t,1}, \dots, s_{t,N}\}$  をそれぞれのゆう度  $\pi_t = \{\pi_{t,1}, \dots, \pi_{t,N}\}$  で重み付けする.  $n$  番目のゆう度  $\pi_{t,n}$  は,  $n$  番目の観測結果  $S_{t,n}$  と物体の観測モデルの比較から計算される. この重み付けされた各サンプルを用いて, 時刻  $t$  における事前確率を近似的に求めることができる.

**Step. 2**  $S_t$  の各サンプル  $s_{t,n}$  をそれぞれ  $N\pi_{t,n}$  回選択し, 新しいサンプル  $\tilde{S}_{t+1} = \{\tilde{s}_{t+1,1}, \dots, \tilde{s}_{t+1,N}\}$  を得る. ゆう度が相対的に小さなサンプルは, この時点で追跡が打ち切られる.

**Step. 3** 各  $\tilde{s}_{t+1,n}$  をそれぞれ推移確率  $p(S_{t+1,n} | S_{t,n}) = p(\mathbf{X}_t | \mathbf{X}_{t-1})$  に従って変化させ, 時刻  $t+1$  におけるサンプル  $S_{t+1} = \{s_{t+1,1}, \dots, s_{t+1,N}\}$  を得る.

### 2.2 逐次モンテカルロ法を用いた背景推定

図 2 に提案手法における背景画像の推定処理の流れを示す. 初めに, さまざまな照明条件下における背景画像 (蓄積背景画像) を撮影し, 蓄積する. ここで, 蓄積背景画像の集合を  $\mathbf{H} = \{\mathbf{H}^1, \dots, \mathbf{H}^L\}$  と表す. また, 時刻  $t$  における重みベクトルの集合を  $S_t = \{s_{t,1}, \dots, s_{t,N}\}$ , 各重みベクトルの要素を  $s_{t,n} = (s_{t,n}^1, \dots, s_{t,n}^L)$  とする. 各  $s_{t,n}$  は考えられるすべての組合せパターンの中から, もっともらしい  $N$  通りの組合せが逐次モンテカルロ法によりサンプリングされ, それぞれ更新される. そして得られた  $N$  通りの  $S_t$  と  $\mathbf{H}$  を用いて,  $N$  枚の背景画像の候補 (背景候補画像)  $\tilde{\mathbf{H}}_{t,n} (n = 1, \dots, N)$  が生成される. このとき, 時刻  $t$  において  $n$  番目に生成される背景候

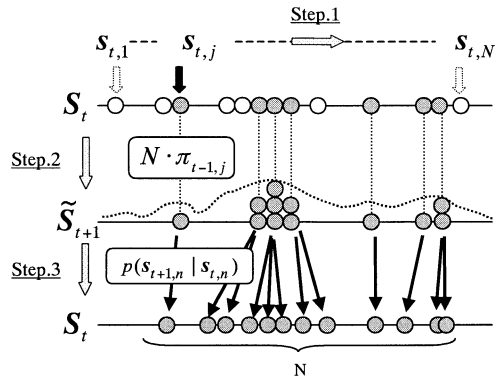


図 1 逐次モンテカルロ法における処理の流れ  
Fig. 1 Diagram of sequential Monte-Carlo method.

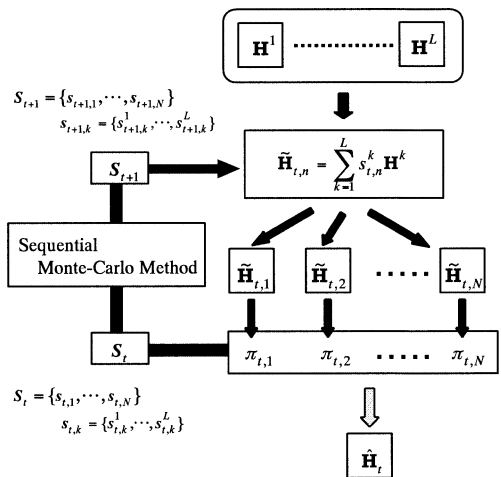


図 2 背景画像の推定処理の流れ  
Fig. 2 Diagram of background image estimation.

補画像は次式のように定義される.

$$\tilde{\mathbf{H}}_{t,n} = \sum_{k=1}^L s_{t,n}^k \mathbf{H}^k \quad (3)$$

正しい背景画像が得られたとき, 背景領域に関して, 入力画像と背景候補画像の同じ座標の画素値が一致するはずである. そこで我々は, 入力画像と背景候補画像の差分を計算し, その値がしきい値以下になる領域の面積 (画素数) が最大となる背景候補画像は正しい背景画像にほぼ等しいと考え, 背景候補画像  $\tilde{\mathbf{H}}_{t,n}$  のゆう度  $\pi_{t,n}$  を以下のように定義する.

$$\pi_{t,n} = k_n \sum_y \sum_x f(i_{x,y} - \tilde{h}_{x,y}) \quad (4)$$

$k_n$  は正規化定数であり, また  $i_{x,y}$  と  $\tilde{h}_{x,y}$  はそれぞれ,

座標  $(x, y)$  における入力画像と背景候補画像  $\tilde{H}_{t,n}$  の画素値を示す．ここでしきい値を  $\rho$  とし、式 (4) における関数  $f(i_{x,y} - \tilde{h}_{x,y})$  を次式のように定義する．

$$f(i_{x,y} - \tilde{h}_{x,y}) = (\rho - |i_{x,y} - \tilde{h}_{x,y}|)^2 \quad (5a)$$

when  $|i_{x,y} - \tilde{h}_{x,y}| \leq \rho$

$$f(i_{x,y} - \tilde{h}_{x,y}) = 0 \quad (5b)$$

when  $|i_{x,y} - \tilde{h}_{x,y}| > \rho$

そして、生成された背景候補画像の中からゆう度が最大となる画像を一枚選択し、それを時刻  $t$  における背景画像の推定結果とする．

時刻  $t + 1$  における重みベクトル  $S_{t+1}$  は、時刻  $t$  における重みベクトルから以下の手順により生成される．

- 1)  $s_{t,n}$  をそのゆう度  $\pi_{t,n}$  に比例して選択する．
- 2) 推移モデルに従い  $s_{t,n}$  を変化させ、その結果を時刻  $t + 1$  における重みベクトルとする．
- 3) 1) 及び 2) の処理を  $N$  回、繰り返す．

1) ではゆう度が大きい  $s_{t,n}$  ほど重複して選択される回数が多く、逆にゆう度が小さい  $s_{t,n}$  は消失する．その結果、サンプル数は常に  $N$  個に保たれる．また 2) における推移モデルとして今回はランダムな変化を仮定し、その変化量  $r$  は正規分布である推移確率  $p(s_{t+1,n} | s_{t,n})$  に基づき決定した．

$$s_{t,n}^i = s_{t-1,n}^i + r \quad (6)$$

なお、時刻  $t = 0$  における重みベクトルはランダムに生成するが、数回のサンプリングと更新を経て、自動的にもっともらしい値へ収束する．

### 3. 実 験

#### 3.1 室内で撮影した全方位画像への適用

はじめに、照明の変化範囲の予測がある程度限定でき、また想定外の外乱がほとんどない状態で撮影された画像として、室内で撮影した全方位画像に対し提案手法を適用した．ここでは、異なる光源色をもつ複数の照明光源の明るさが変化する環境において、入力画像の多く領域が検出対象物体により占められている場合でも、提案手法により安定した物体検出が実現可能であることを確認する．

蓄積背景画像及び入力画像の撮影では、三つの光源 a, b, c (a: 蛍光灯, b, c: 白熱灯) を照明として使用

した．白熱灯 b, c はそれぞれ独立に明るさを連続的に変化させることができる．今回の実験で使用した全方位カメラはデジタルカラー CCD カメラ (SONY 製 DFW-SX900) と凸面の双曲面ミラー (アコウル製) で構成され、RGB 各 8 bit の階調をもつ画像が出力される．また、RGB のそれぞれについて入力・出力特性 ( $\gamma$  曲線) をあらかじめ計測しておき、その結果をもとに取得画像の階調補正を行った．なお、撮影中はカメラの絞り、シャッタ速度は変化させず、一定の露光条件下での画像を取得した．取得した画像はフレームレート 3.5frame/s の動画である．取得した画像を記憶装置に一度蓄積され、その画像に対し各処理を行った．

蓄積背景画像として、三つの光源中の一つ、若しくはすべてを最大の明るさで点灯させた状態で、計 4 枚の画像を収集した (図 3)．次に、蛍光灯のみを点灯させた状態から白熱灯の明るさを徐々に変化させ、150 枚の画像を撮影した．室内には 1 名の人物があり、入力画像は (1) 人物が移動、(2) 人物が静止し照明変化が開始、(3) 照明変化が終了し人物が移動再開、とい

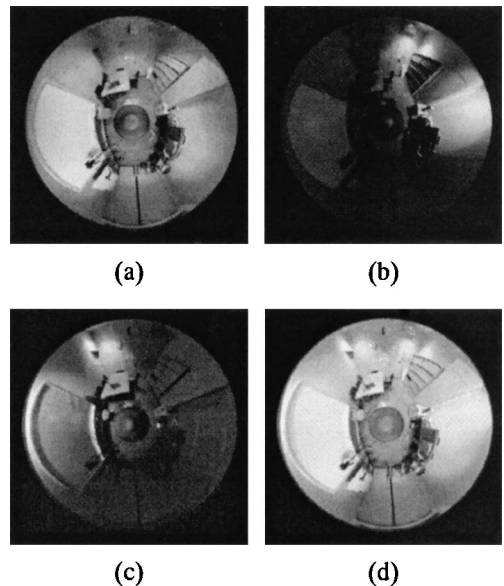


図 3 背景画像の生成に用いた 4 枚の蓄積背景画像 (a) 蛍光灯, (b) 白熱灯 (部屋の右側), (c) 白熱灯 (部屋の左側), (d) すべての照明を点灯

Fig. 3 Prepared background images. Four images captured under different illumination conditions are used for image synthesizing. (a) Fluorescent lamp, (b) incandescent lamp on the right wall, (c) incandescent lamp on the left wall, and (d) all lamps.

た三つの状況から構成される．本実験では前景物体が画像上で占める面積の割合を制御するために，画像の一部を白く塗りつぶした．図4に入力画像の例として3枚の画像を示す．前景物体が占める面積の割合は，それぞれ約20%，50%，80%である．

本実験では，照明の変化パターンは事前に分からないものとする．そこで，推移確率を正規分布  $p(s_{t+1,n}|s_{t,n}) = N(s_{t,n}, \sigma)$  と仮定し，またサンプル数  $N = 100$  とした．重み係数  $s_{t,n} = (s_{t,n}^1, \dots, s_{t,n}^L)$  の範囲を0.0~2.0とし，その範囲でゆが度  $\pi_{t,n}$  が最大となる重み係数の探索を行い，背景候補画像の生成を行った．その際の画像サイズは  $320 \times 240$  [pixel] とし，背景差分処理を含めた処理時間は Pentium IV 1.8 GHz (RAM:1GB) のPCを用いて約 330 ms/frame であった．

図4の入力画像に対し，提案手法により推定された背景画像を図5(a)に，そして背景差分画像を図5(b)に示す．図5(b)において，扇形の領域は人為的に塗りつぶした部分を，その上部に見られる小さな領域は室内の人物を示している．背景差分画像から，図4の

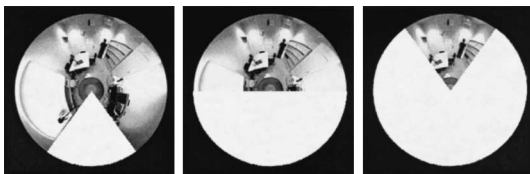


図4 入力画像の例  
画像上で扇形領域が占める面積の割合：(左)20%，(中央)50% (右)80%

Fig. 4 Examples of input images.  
The percentage of foreground area is 20% (left), 50% (center), and 80% (right).

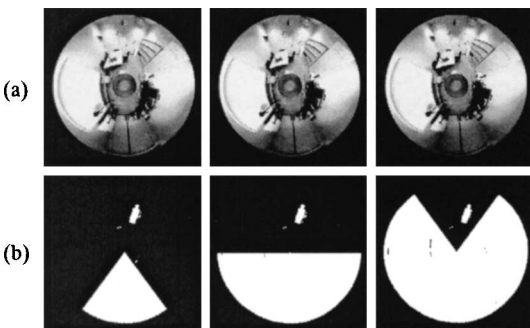


図5 提案手法による背景差分の結果  
(a) 推定された背景画像，(b) 背景差分画像

Fig. 5 Results of the proposed method.  
(a) Estimated background images, (b) detected image differences.

すべての場合について，背景の推定がほぼ正しく行われたと思われる．

同じ入力画像に対し，固有空間への線形投影 [7] (以下，従来手法とする) により推定した背景画像を図6(a)に，そして背景差分画像を図6(b)に示す．従来手法では，前景部分の面積の割合が大きい場合 (50%，80%) には，扇形領域の影響により，背景画像が全体的に明るすぎる画像となってしまう，また背景差分画像からも背景の推定に失敗したことが確認できる．

図7に，入力画像と推定された背景画像の間での，背景領域に関する平均2乗誤差 (RMSE) を求めた結果を示す．提案手法による結果のRMSEは全体的に小さく，その値はほぼ一定である．それに対し従来手法による結果のRMSEでは，前景物体の割合が40%を超えたあたりからその値が大きくなっている．これら

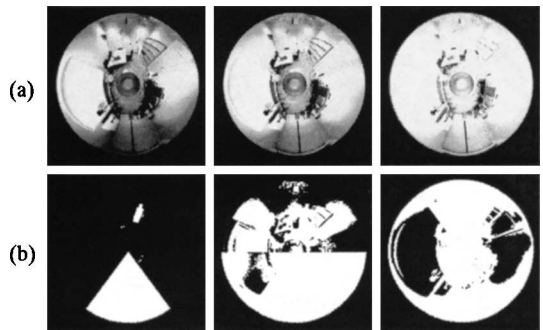


図6 従来手法による背景差分の結果  
(a) 推定された背景画像，(b) 背景差分画像

Fig. 6 Results of the conventional method.  
(a) Estimated background images, (b) detected image differences.

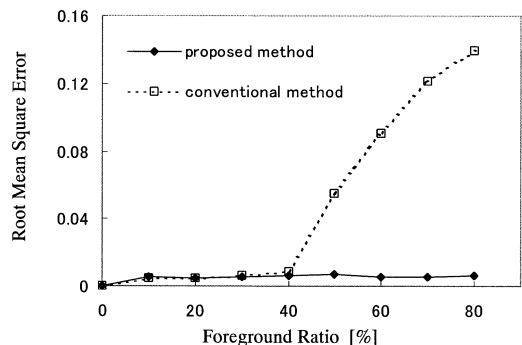


図7 推定された背景画像の評価  
入力画像と推定した背景画像間の背景領域での2乗誤差：提案手法 (直線)，従来手法 (点線)

Fig. 7 Evaluation of estimated background images.  
Straight line shows the proposed method, and dash line shows the conventional method.

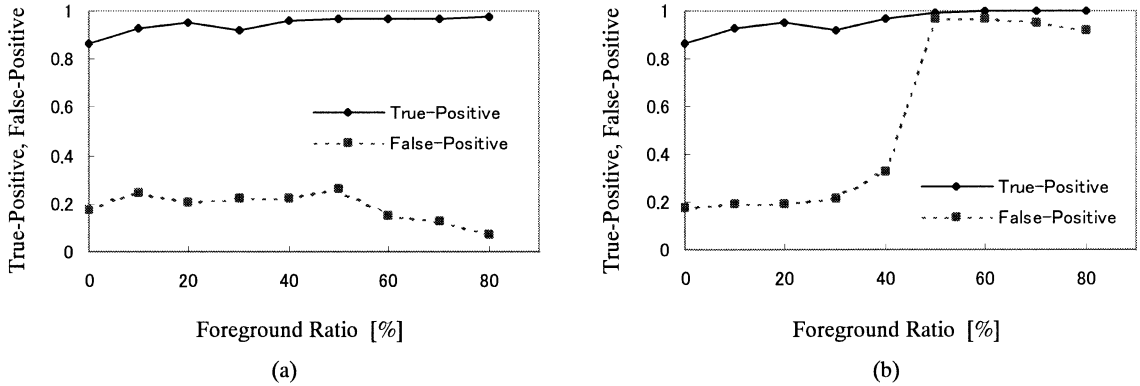


図 8 人物の検出精度の評価  
Fig. 8 Evaluation of target detection.



図 9 屋外を撮影した画像への適用  
(a)~(d) 蓄積背景画像, #11~#18: 入力画像  
Fig. 9 Experiments for outdoor images.  
(a)~(d) Prepared background images, #11~#18: input images.

の結果から、入力画像の 50%以上が前景物体に占められている場合でも、提案手法が良好に機能していることが分かる。

次に、図 5 及び図 6 に示した人物領域の検出精度を評価した。まず、画像中の人物領域を手作業により抽出した。次に、手作業による抽出結果と背景差分画像とを比較しながら、人物の検出結果に関して True-Positive (TP) 及び False-Positive (FP) を調べた。更に同様の処理を、扇形領域の面積を変化させながら、それぞれの場合について行った。提案手法と従来手法のそれぞれに関する計算結果を図 8 に示す。実線が TP を、点線が FP を表している。提案手法 (図 8(a)) では、TP は 0.9 前後、FP は 0.2 前後の値で、前景領域の割合によらず安定している。それに対し従来手法 (図 8(b)) では、前景領域の割合が 30%を超え

たあたりから FP が大きくなり、50%のときにはその値が 0.9 以上となった。これは背景画像の推定に失敗し、背景領域でも入力画像との差分が検出されたことを意味する。

これらの結果から、画像上で背景以外の物体が占める面積の割合が大きな画像においても物体の検出精度を落とすことなく、背景差分法による照明変化に頑健な物体検出が実現できたことが確認できる。

### 3.2 屋外を撮影した画像への適用

照明が変化する範囲が大きく、かつ様々な外乱要因が存在する状態で撮影された画像への適用例として、自動車が通過する道路の様子を部屋の窓際に設置したカメラで撮影し、得られた連続画像に対して提案手法を適用した。

はじめに蓄積背景画像として、背景のみの画像を 1

時間ごとに合計 10 枚撮影した。雲の状態や太陽の位置により明るさが大きく変化するため、自動露出機能 (AE) を ON にして撮影した。その中から 4 枚を選び (図 9 (a)~(d)), 背景画像の合成に利用する。その 4 日後、背景画像撮影時とは異なる時間に、カメラの前を自動車通過の様子を撮影し、得られた画像 (図 9 #11~#18) に対し背景の分離を行った。実験期間中、撮影用カメラは動かないよう三脚で固定してある。背景画像合成におけるパラメータ条件は、3.1 と同様である。なお、重み係数の初期値を適当な値に収束させた状態で自動車の検出を行うため、背景のみの画像を 10 フレーム用意した。

図 10 に、提案手法 (上段) と最小 2 乗法 (下段) による自動車領域の抽出結果の一例を示す。(a) が入力画像、(b) が背景画像の推定結果、(c) が 2 値化後の背景差分画像である。画像中の大部分を検出対象が占めるため、最小 2 乗法では背景よりも輝度が高い自動車領域の影響を受けて背景画像が全体的に明るくなり、背景との分離に失敗している。一方で提案手法では、このような場合でも検出対象領域がほぼ正しく得られていることが分かる。影と物体との分離は今後の検討課題である。

#### 4. 考 察

3.1 の実験では、画像中で背景以外の領域 (扇形領域) が占める割合が小さな場合でも FP が約 0.2 となっている。これは主に次の二つが原因と考えられる。

- ・ 壁や床にできた人物の影の誤検出 (図 11)
- ・ 背景画像を推定する際の、照明変化に対する追従性の不足

前者に関しては、背景領域の判別に用いるしきい値を適応的に変化させる手法 [6] は、色情報 (彩度と明度)

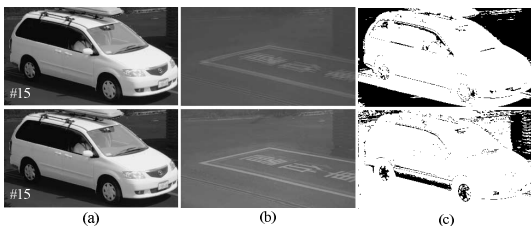


図 10 物体領域の抽出結果 (a) 入力画像, (b) 推定された背景画像, (c) 背景差分画像

Fig. 10 Results of background subtraction. (a) Input image, (b) estimated background, (c) subtraction image.

に注目して対象物と影を分離する手法 [9], 背景画像を直射太陽光下と間接光下の画像によりモデル化する手法 [10] などが提案されている。これらを提案手法と組み合わせることにより、影の誤検出は軽減されると期待できる。

後者に関しては、照明変化の速度と、逐次モンテカルル口法による解 (重み係数) の探索におけるサンプル数  $N$  と推移確率  $p(S_{t+1,n}|S_{t,n})$  が関係する。今回の実験では照明の変化パターンが未知であるとし、推移確率として正規分布を仮定した。照明が緩やかかつ連続的に変化する場合、探索空間での解の移動距離が少ないため、サンプル数が比較的少ない場合でも精度良く背景画像を推定することができる。提案手法の照明変化に対する追従性を確認するために行ったシミュレーションの結果を図 12 に示す。シミュレーション

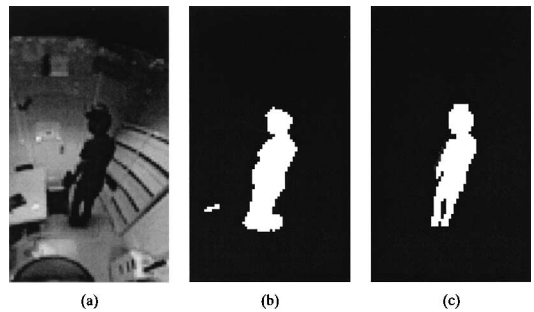


図 11 人物領域の抽出結果 (a) 入力画像, (b) 提案手法, (c) 手作業による結果手法

Fig. 11 Examples of human detection result. (a) Input image, (b) by the proposed method, and (c) by hand.

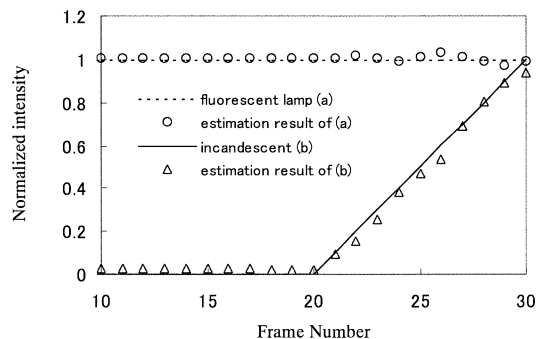


図 12 照明変化に対する追従性の評価 白熱灯 (b) の明るさを緩やかに変化させた場合

Fig. 12 Simulation result of illumination changing tracking. Brightness of incandescent lamp (b) is changing slowly.

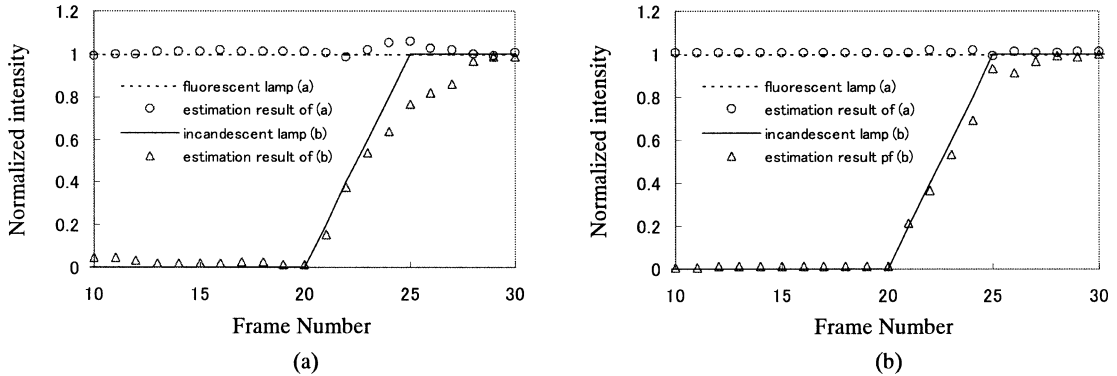


図 13 照明変化に対する追従性の評価  
 白熱灯 (b) の明るさを急激に変化させた場合 : (a)  $N = 100$ , (b)  $N = 400$   
 Fig. 13 Simulation results of illumination changing tracking.  
 Brightness of incandescent lamp is changed suddenly. (a) shows a case of  $N = 100$ , and (b) shows a case of  $N = 400$ .

ンに用いた入力画像は、図 3 に示した背景画像 (a) 及び (b) を用いて人為的に合成した画像を用いた。はじめに蛍光灯 (a) のみが点灯している状態から、白熱灯 (b) を徐々に明るくした状況の画像を合成した。図 12 のグラフ上の点線及び実線が、それぞれ設定した照明 (a), (b) の明るさの推移を示している。白熱灯 (b) の変化の速さは 4. の実験での状況に合わせ、約 3 秒で明るさ最大となるように線形的に変化させた。合成した画像に対して提案手法を適用し、照明条件を推定した結果 (式 (3) の重み  $s_{t,n}^1, s_{t,n}^2$ ) を 及び として図 12 上にプロットした。推定時の条件は 4. の実験と同じで、 $N = 100$  である。この結果より、シミュレーションで設定した程度の状況では多少の誤差は見られるが、照明変化に対してほぼ追従できていることが分かる。3. の実験結果と合わせて考えると、雲の動きにより窓からの入射光の明るさが変化するという状況においても、提案手法を適用することでその効果が得られると思われる。

照明が急激に変化する場合 (例えば、蛍光灯を ON/OFF したとき)、探索空間での解の移動距離は大きくなる。図 13 は図 12 の 2 倍の速さで照明が変化したときの状況を再現した結果である。サンプル数が少ないと追跡精度が低下してしまう場合がある (図 13 (a),  $N = 100$ )。カルマンフィルタなどを用いた場合には、解を一度見失ってしまうと追跡の継続が困難である。しかし、提案手法は逐次モンテカルロ法に基づき常に複数の解の候補を保持し、また解を見つけた場合には探索範囲が自動的に広げられるため、途中で

追跡に失敗しても、自動的に回復することができ (図 13 (a) の 20~30 フレーム)、継続的な追跡が可能である。高い追跡精度を維持するためには、推移確率の標準偏差を大きくし、またサンプル数を増やす必要がある (図 13 (b) は  $N = 400$  の場合)。解の追跡精度が低下した場合の回復性能、推移確率とサンプル数の最適化については、今後検討すべき課題である。

## 5. むすび

本論文では、背景差分法による照明変化に頑健な物体検出を目的とした、背景画像推定手法を提案した。各照明条件下における背景画像は、あらかじめ用意した様々な照明条件下の背景画像の重み付き線形和として生成する。同様のアプローチに基づく固有空間への線形投影による従来手法では、入力画像と背景画像の間での平均 2 乗誤差を評価値として用いるため、検出対象物体が入力画像上で占める面積の割合が大きい場合には、その影響により背景画像の推定精度が低下するという問題があった。それに対し提案手法では、入力画像と背景画像の同じ座標の画素に注目し、その値が一致した画素の数を評価値として導入し、前述の問題を解決した。しかしこの評価値を用いる場合には、各蓄積画像の重み係数の推定に最小 2 乗法のような解析的な手法が使えないため、すべての組合せについて調べる必要があり、計算コストが膨大となる問題が生じる。そこで、精度を維持しつつ計算量の削減を実現するため、確率モデルに基づくサンプリング及びその更新を行う逐次モンテカルロ法を導入し、各蓄積



画像の重み係数の追跡問題として扱った。その結果、100通りの重み係数の組合せのみを評価したのにもかかわらず、探索範囲内の全組合せ(21<sup>4</sup>通り)を考えるとほぼ同じ推定精度が得られ、計算時間も約1/2000に短縮された。また照明変化が急激なために途中で追跡に失敗した場合でも、自動的に回復できるため、継続的な追跡が可能となった。実験では、室内環境において光源色が異なる2種類の照明を使用し、その明るさを変化させながら人物の検出を行った。更に、照明変化の予測が困難な一例として、屋外を撮影した画像に対しても提案手法を適用した。その結果、入力画像の面積の50%以上が背景以外の物体に占められている場合でも、提案手法により人物や物体が精度良く検出されたことを確認した。また画像サイズ320×240[pixel]の画像に対し、一般的に用いられているスペックのPCで毎秒3フレーム程度の処理が可能であることを確認した。

本技術は、ダイニングルームなどの大きな窓がある空間での人物追跡や、大勢の人々が集まる展示会場や繁華街での監視システムやロボットなどによる案内システムへの応用が期待される。

#### 文 献

- [1] 長谷部淳, 加藤良平, 伊藤徳一, 菊池 敦, “マルチプロセッサ型ビデオ画像処理システム SIPS,” 情処学研報, CV39-5, 1985.
- [2] 高藤政雄, 北村忠明, 小林芳樹, “空間微分および差分処理を用いた車両抽出法,” 信学論 (D-II), vol. J80-D-II, no.11, pp.2976-2985, Nov. 1997.
- [3] 天本直弘, 藤井明宏, “画像処理技術による障害物検出と移動物体追跡法,” 信学論 (A), vol. J81-A, no.4, pp.527-535, April 1998.
- [4] 特開 2000-276602, 物体検出装置, 物体検出方法及び物体検出プログラムを記録した記録媒体, 2000.
- [5] 特開 2000-324477, 画像監視方法および装置, 2000.
- [6] 波部 斉, 和田俊和, 松山隆司, “照明変化に対して頑健な背景差分法,” 情処学研報, CVIM115-3, 1999.
- [7] 松山隆司, 和田俊和, 波部 斉, 棚橋和也, “照明変化に頑健な背景差分法,” 信学論 (D-II), vol. J84-D-II, no.10, pp.2201-2211, Oct. 2001.
- [8] M. Isard and A. Blake, “Condensation-conditional density propagation for visual tracking,” Int. J. Comput. Vis., vol.29, no.1, pp.5-28, 1998.
- [9] 園田頼信, 緒方敏博, 松野洋輔, “監視画像における対象物と影の分離—カラー情報の利用,” 信学技報, PRMU99-19, 1999.
- [10] 奥村晃弘, 岩井儀雄, 谷内田正彦, “屋外における移動物体の検出—照明変動と影への対策,” MIRU2000 画像の認識・理解シンポジウム講演論文集 II, pp.307-312, 2000.

(平成 15 年 3 月 24 日受付, 8 月 28 日再受付)



土田 勝 (正員)

平 9 東工大・工卒。平 14 同大大学院総合理工学研究所博士課程了。同年, 日本電信電話(株)入社。平 15 年 9 月より(株)NTT データ, 現在に至る。博士(工学)。3 次元及びカラー画像工学, 物体探索の研究に従事。平 11 応用物理学会講演奨励賞, 平 11 3 次元画像コンファレンス優秀論文賞各受賞。画像電子学会, 日本光学会各会員。



川西 隆仁 (正員)

平 8 京大・工・情報卒。平 10 奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科博士課程前期課程了。同年, 日本電信電話(株)入社。物体探索, アクティブビジョンの研究に従事。



村瀬 洋 (正員)

昭 53 名大・工・電子卒。昭 55 同大大学院修士課程了。同年, 日本電信電話公社(現 NTT)入社。以来, 文字・図形認識, コンピュータビジョン, マルチメディア認識の研究に従事。平 4 から 1 年間米国ロシア大客員研究員。日本電信電話(株)NTT コミュニケーション科学基礎研究所メディア情報研究部長を経て, 平 15 年 3 月より名古屋大学大学院情報科学研究科教授, 現在に至る。工博。昭 60 本会学術奨励賞, 平 4 電気通信普及財団テレコムシステム技術賞, 平 6 IEEE-CVPR 国際会議最優秀論文賞, 平 7 情報処理学会山下記念研究賞, 平 8 IEEE-ICRA 国際会議最優秀ビデオ賞, 平 13 高柳記念電子科学技術振興財団高柳記念奨励賞, 平 13 本会ソサイエティ論文賞, 平 14 本会業績賞, 平 15 文部科学大臣賞各受賞。情報処理学会, IEEE 各会員。



高木 茂 (正員)

昭 48 東大・工・物理工学修士課程了。同年, NTT 電気通信研究所に入所。工博。電子交換機の実用化, VLSICAD, 人工知能, エキスパートシステム, 遺伝子工学, 画像処理の研究に従事。