

混合ガウス分布による動的背景モデルの分布数増減法

島田, 敬士
九州大学システム情報科学研究院知能システム学部門

有田, 大作
九州大学システム情報科学研究院知能システム学部門

谷口, 倫一郎
九州大学システム情報科学研究院知能システム学部門

<https://hdl.handle.net/2324/5948>

出版情報：画像の認識・理解シンポジウム, pp. 746-751, 2006-07
バージョン：
権利関係：



混合ガウス分布による動的背景モデルの分布数増減法

島田 敬士[†] 有田 大作[†] 谷口倫一郎[†]

[†] 九州大学大学院 システム情報科学府 〒 816-8580 福岡県春日市春日公園 6-1

E-mail: †{atsushi,arita,rin}@limu.is.kyushu-u.ac.jp

あらまし 本稿では、背景差分のための混合ガウス分布を用いた背景モデル構築法について述べる。我々が提案する手法では、背景の変化に応じて、画素毎にガウス分布の数を増減させることで柔軟かつ高速にモデルの更新を行うことが可能である。また、識別器からのフィードバックを利用することで、対象物体を背景モデルに登録することなく常に前景として検出可能な背景モデル更新法を提案する。実験では、ガウス分布の数を固定したときよりも精度良く背景モデルの更新ならびに対象物体の抽出ができていたことが確認できた。また、従来の動的背景モデルでは検出が困難であった静止物体に対しても、識別器を組み合わせた背景モデル更新により適切に対象物体の抽出に成功した。

キーワード 背景差分, 物体抽出, 動的背景モデル, 背景変動, 照明変化, 混合ガウス分布

Increment and Decrement of Gaussians in Adaptive Mixture-of-Gaussian Background Models

Atsushi SHIMADA[†], Daisaku ARITA[†], and Rin-ichiro TANIGUCHI[†]

[†] Department of Intelligent Systems, Kyushu University Kasuga-koen 6-1, Kasuga, Fukuoka, 816-8580 Japan

E-mail: †{atsushi,arita,rin}@limu.is.kyushu-u.ac.jp

Abstract We propose a method for create a background model in non-stationary scenes. Each pixel has a Gaussian mixture model, and it is updated as a function of a variation of pixel values. Our approach can automatically change the number of Gaussians in each pixel. The number of Gaussians increases when pixel values often change because of Illumination change, object moving and so on. On the other hand, when pixel values are constant in a while, some Gaussians are eliminated or integrated. This process helps reduce computational time. We conducted experiments to investigate the effectiveness of our approach.

Key words Background subtraction, Object detection, Non-stationary scenes, Illumination change, Gaussian mixture

1. はじめに

近年、背景差分法を用いた物体検出の研究が数多く行われている。あらかじめ用意した背景画像と観測画像との差分を計算することにより、物体に関する事前知識を必要とせずに物体領域を簡単に抽出することができるという利点がある。しかし、屋外などを観察する場合には、単純に背景画像を用意しただけでは、木々や水面の揺らぎなどの微小な変化や、天候による照明条件の変化による影響を直に受けるために、対象物体以外に様々なノイズが前景として抽出されてしまう。このような背景の変化に柔軟に対応するための様々な背景のモデル化手法が提案されてる [1]~[12]。

背景モデルの構築手法は、事前に背景モデルを構築しておくタイプと背景モデルを背景の変化に応じて更新していくタイプの 2 種類に大別できる。前者について、例えば加藤らは最近

傍識別による色検出と背景差分を統合する手法を提案している [1]。事前に記録しておいた背景画像の各座標での 3 次元色と入力画像の同座標での 3 次元色を合わせた 6 次元ベクトルを作成し、6 次元空間において背景色群と対象物体の識別を行っている。また、浮田らはこの方法に対して、対象物体の色情報を自動学習させる方法を提案している [2]。しかし、これらの手法に共通する問題は、あらかじめ用意した背景画像を用いているため想定外の背景変動が起った場合に適応できないということである。

一方後者について、例えば古山らは画素毎に単一のガウス分布を用いて背景モデルを構築している [3]。照明条件の変化に対しても、動的にモデルのパラメータを更新することで柔軟に対処することができている。しかし、環境をサッカーフィールドに限定しており、日照変化による急激な背景画素の変化は起こらないことを前提としているため、他の環境でロバストに背景

差分を行うことができる方法とはいえない。また、Han らは画素毎で混合ガウス分布による背景モデルを構築している [4]。ガウス分布の数を可変にすることで、急激な背景変動に対しても対応することができるが、モデルの更新に時間がかかるため実時間性という点で問題がある。一方で、混合ガウス分布のパラメータを高速に推定、更新する方法が提案されている [5], [9] ~ [11]。混合分布で背景を表現しているため、一時的に背景が変化し、再びもとの状態に戻った場合にも柔軟に対処することができる。しかし、これらの手法に共通する問題点は、背景モデルを構築するための必要な分布数を決定することが困難であり、ヒューリスティックに決める必要があるということである。

また、背景モデルを動的に更新していく場合、一旦は前景として抽出された画素であっても、暫くその場を動かなければ背景モデルに埋め込まれてしまう。そのため、対象物体を常に検出することができなくなるといった問題が生じる。この問題に対して、Michael らは物体検出器などの高レベルモジュールからのポジティブフィードバックとネガティブフィードバックにより特定の物体に対しては背景モデルを作らない工夫をしている [12]。しかし、各フィードバック用の背景モデルを用意しており、それらを融合して背景モデルを構築しているため、処理時間、メモリ浪費などの問題がある。さらにガウス分布の数は固定されているため、上記と同様の問題がある。

このように、混合ガウス分布を用いた背景モデルは、一時的な背景変動や急激な背景変動に対してもロバストに対処することができるため、背景差分で非常に有効であると考えられる。しかしながら、実時間性の問題や、モデル設定の困難さの問題が残されている。さらに、抽出された対象物体がその後背景モデルに登録されてよいかどうかの取捨選択が必要であり、このような問題を全て解決するモデルは存在していない。そこで我々は、画素毎のガウス分布の数を動的に変化させ、かつ実時間処理可能な背景モデル構築法、ならびに識別器からのフィードバックを用いて、対象物体を背景学習するかどうかを決定し、背景モデルを再更新する手法を提案する。以下では、2 章で従来の混合ガウス分布による背景モデル推定法を紹介する。3 章では、我々が提案する高速なガウス分布数の増減法について述べる。また、4 章では、識別器からのフィードバックを利用して特定の対象物体については背景学習を行わない方法について述べる。提案手法を用いた実験結果については 5 章で報告する。

2. 混合ガウス分布による背景モデル推定

2.1 関連研究

画像中の各画素値が変化する要因のひとつに照明条件の変化が挙げられる。照明条件が滑らかに変化する場合は、単一のガウス分布で十分に背景モデルを作成することが可能である [3]。しかし、照明条件が一時的に変化する場合や、急激に変化する場合などには背景モデルの動的な更新が間に合わず対応することができない。そこで、混合ガウス分布を用いた背景モデルを推定する方法が提案されている。Han らは、画素毎に混合ガウス分布を用いて背景モデルを構築している [4]。画素毎にガウス分布の数を変動させることで、照明変化の大きい画素には適応的

に分布数を増やしているため、メモリの消費を抑えつつ背景の変化に柔軟に対応している。しかし、新たに追加する分布の推定や、背景モデルの更新には多くの計算が必要で実時間性という点で問題が残る。一方、Stauffer らは、分布数を固定して混合ガウス分布を高速に推定する方法を提案している [5]。この方法は、すべての画素について同数のガウス分布で背景モデルを構築しているため、照明変化が小さい画素などに対しては分布数が多すぎたり、また急激な照明変化に対してあらかじめ設定された分布数では少ない状況が起こった場合に、柔軟に対応することができない。

そこで我々は、画素毎に適応的にガウス分布の数を変動させ、かつ高速に背景モデルを推定する方法を提案する。次節では、Stauffer らが提案している混合ガウス分布による動的背景モデル推定法について紹介し、我々が提案する手法については次章で説明する。

2.2 背景モデル推定アルゴリズム

画素毎に背景モデルを構築するため、以下では特に断りがないう限りひとつの画素 $\{x, y\}$ に焦点を絞って述べることにする。ここで、時刻 t における画素 $\{x, y\}$ の画素値を X_t で表すことにすると、時刻 t までに得られた画素値 $\{X_1, \dots, X_t\}$ は K 個のガウス分布を用いてモデル化することができる。このとき、現在の画素 X_t が持つ確率は、

$$P(X_t) = \sum_{i=1}^K w_{i,t} * \eta(X_t, \mu_{i,t}, \Sigma_{i,t}) \quad (1)$$

となる。ここで、 $w_{i,t}$ は時刻 t において i 番目のガウス分布が持つ重み、 $\mu_{i,t}$ は時刻 t における i 番目のガウス分布の平均値、 $\Sigma_{i,t}$ は時刻 t における i 番目のガウス分布の分散共分散行列である。また η は式 (2) で表されるガウス分布の密度関数である。

$$\eta(X_t, \mu_t, \Sigma_t) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{n}{2}} |\Sigma|^{\frac{1}{2}}} e^{-\frac{1}{2}(X_t - \mu_t)^T \Sigma^{-1} (X_t - \mu_t)} \quad (2)$$

K はガウス分布の数で、利用可能なメモリ領域に応じてあらかじめ設定する必要がある。通常 3 ~ 5 程度が適当である。計算コストを削減するために、分散共分散行列を次式で置き換える。

$$\Sigma_{k,t} = \sigma_{k,t}^2 \mathbf{I} \quad (3)$$

この式は、例えば X_t が RGB 値で構成される場合、各色成分は独立で同じ大きさの分散を持つことを意味する。各軸の分散を同じにして、さらに共分散成分を無視しているため精密さには欠けるが、逆行列の計算などの複雑な計算を回避できるため高速にガウス分布の計算を行うことができる。

次に、背景モデルの推定方法について述べる。

Step1 新たに観測された画素値 X_t に対して、 K 個の分布の中からマッチする分布を探す。画素値 X_t が各分布の平均値から標準偏差 2.5 以内であれば、その分布にマッチしたとみなす。
Step2 Step1 でマッチする分布が見つかった場合、その分布が背景モデル（背景モデルの定義は後述の Step7 を参照）であればその画素を背景とし、そうでなければ前景とする。

Step3 K 個のガウス分布の重み $w_{i,t}$ を次式で更新する.

$$w_{k,t} = (1 - \alpha)w_{k,t-1} + \alpha(M_{k,t}) \quad (4)$$

ここで, α は学習率であり, この値が大きいと新たな観測画素値 X_t にマッチする分布の重みがすぐに大きくなるので新たな背景モデルが比較的早い段階で構築される. また, $M_{k,t}$ はマッチした分布については 1, それ以外の分布では 0 とする. 各分布の重みを更新した後に, 重みの総和が 1 になるように正規化する.

Step4 Step1 でマッチする分布が見つかった場合, その分布の平均値と分散値を式 (5) と (6) で更新する. また, マッチしない分布の平均値 μ および分散値 σ については更新を行わない.

$$\mu_t = (1 - \rho)\mu_{t-1} + \rho X_t \quad (5)$$

$$\sigma_t^2 = (1 - \rho)\sigma_{t-1}^2 + \rho(X_t - \mu_t)^T(X_t - \mu_t) \quad (6)$$

ここで, ρ は学習率であり, 次式で表される.

$$\rho = \alpha\eta(X_t | \mu_k, \sigma_k) \quad (7)$$

Step5 Step1 でマッチする分布がひとつも見つからなかった場合, 分散が大きく重みが小さい分布 (後述の Step6 において最も照合度の低い分布) を削除し, 新たに現在の画素値を平均値とした分布を作成する. このときの分散値と重みは, 削除した分布の値を用いる. このように, 現在の背景モデルを構成しているガウス分布中で最も背景として利用されていない分布を新たに観測された画素値を平均値とした分布に置き換えるので, その他の分布は暫くの間保持される. そのため, 物体が背景モデルに登録されてしまうまで静止していて, その後再びもとの背景が現れても以前の背景モデルが保持されているので, 画素値の変化に柔軟に対処できることになる.

Step6 ガウス分布を照合度 w/σ^2 の大きい順に並べ替える. 照合度が高いほど頻繁に背景モデルとして利用されていることになる.

Step7 次式を満足する B 個の分布を新たな背景モデルとする.

$$B = \arg \min_b \left(\sum_{k=1}^b w_k > T \right) \quad (8)$$

T が小さいと, 背景モデルは単一分布で表現されることになる. 一方, T が大きいと混合分布で背景モデルが表現されることになるので照明変化に対して柔軟な対処ができるようになる.

3. 背景変化に応じたガウス分布数の増減法

2.2 節で述べた背景モデル推定法では全画素においてガウス分布の数は一定値であった. そのため, 画素値にあまり変化が見られない場合であっても常に分布数は一定であるため重み更新などで無駄な計算を行う必要があった. さらに, 画素値が頻繁に変化する場合, あらかじめ用意しておいた分布数では背景モデルを適切に構築することができない. そこで, 画素値の変動が少ない画素では分布数を減らし, 逆に画素値の変動が大きい, あるいは頻繁に変化する画素では分布数を増加させるといった適応型混合ガウス分布による背景モデル推定法を提案する.

3.1 分布数追加アルゴリズム

2.2 節の Step5 を以下の Step5' に置き換える.

Step5' Step1 でマッチする分布がひとつも見つからなかった場合, 新たにガウス分布 η_{k+1} を作成する. ここで,

$$w_{k+1,t} = W \quad (9)$$

$$\mu_{k+1,t} = X_t \quad (10)$$

$$\sigma_{k+1,t} = \sigma_{k,t} \quad (11)$$

とし, W は新たな分布に対してあらかじめ設定しておく重みである. W の値が大きいほど, その分布は長い間背景モデルとして登録されることになる. 最後に新たな分布の重みを含めた全ガウス分布の重みの総和が 1 になるように正規化する.

3.2 分布数削減アルゴリズム

2 つの方法でガウス分布の数を削減する. この処理は 2.2 節の Step5 と Step6 の間で行う. 以下では, 1 つ目の方法を Step5-1, 2 つ目の方法を Step5-2 として説明を行う.

Step5-1 照合度が最も小さいガウス分布の重みがある閾値以下である場合, その分布を削除する. 削除後, 残りの分布が持つ重みの総和が 1 になるように正規化する.

Step5-2 2 つのガウス分布 η_a と η_b の平均値の差が各成分において閾値以下であれば分布を統合する. 統合後のガウス分布を η_c とすると,

$$w_{c,t} = w_{a,t} + w_{b,t} \quad (12)$$

$$\mu_{c,t} = \frac{w_{a,t} * \mu_{a,t} + w_{b,t} * \mu_{b,t}}{w_{a,t} + w_{b,t}} \quad (13)$$

$$\sigma_{c,t} = \frac{w_{a,t} * \sigma_{a,t} + w_{b,t} * \sigma_{b,t}}{w_{a,t} + w_{b,t}} \quad (14)$$

によって, 重み, 平均値, 分散値をそれぞれ計算する.

4. 前景領域の取捨選択

前章および前々章で述べた背景モデルは, 暫く対象物体が移動しないときにはその物体は背景として扱われるようになり前景として抽出することができなくなる. もちろん, そのように背景に登録されてよい場合も考えられるため, 物体領域を背景モデルへ登録すべきかどうかを決定する必要がある. そこで, 前景領域を一旦識別器へフォワードし, その識別器からのフィードバックにより背景に登録すべきかどうかの決定を行う方法を提案する.

4.1 物体領域の抽出

2.2 節の Step2 で前景として抽出された画像は孤立した小さなノイズが含まれる. そのため, フィルタにより雑音除去後の画像に対して連結領域を計算し, その領域の外接矩形を物体領域として抽出する.

4.2 識別器からのフィードバックに基づいた背景モデルの更新アルゴリズム

時刻 t で抽出された全ての物体領域を一旦識別器へフォワードする. ここでの識別器は, 物体領域内の前景画素が背景に埋め込む対象であるかどうかを判定しその結果を出力することが

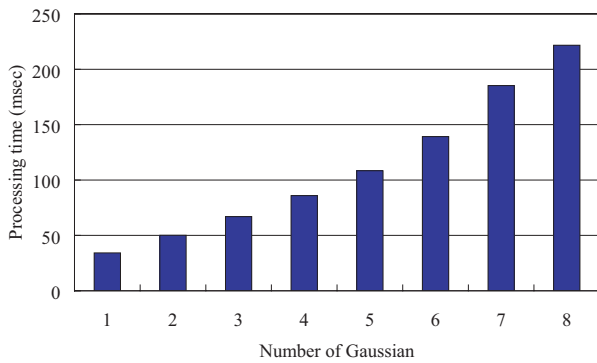


図1 ガウス分布の数と処理時間の関係

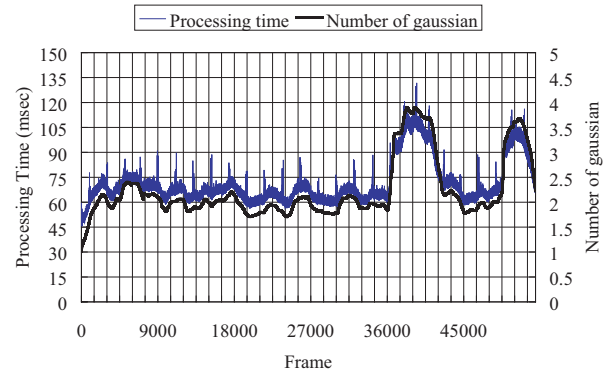


図2 分布数可変時の処理時間および1画素あたりの平均分布数

できる能力をもつものを指す。例えば、ニューラルネットワーク、線形識別器、テンプレートマッチングなどが挙げられる。以下では、識別器の出力が“真”であるときに物体を背景に埋め込まない、“偽”であるときに物体を背景に埋め込むものと定義する。

まず、識別器の出力が“偽”である場合は背景モデルへのフィードバックは行わない。従って、物体が徐々に背景モデルに埋め込まれていくことになる。一方、識別器の出力が“真”である場合、以下のルールで背景モデルの再更新を行う。

$$M_{\{x,y\} \in I_S, t} = M_{\{x,y\} \in I_S, t-1} \quad (15)$$

ここで、 I_S は物体領域中で前景であると判定されている画素の集合、 $M_{\{x,y\}, t}$ は時刻 t における画素 $\{x, y\}$ の背景モデルである。このように、時刻 t における背景モデルを時刻 $t-1$ でのモデルに戻すことで、次の時刻 $t+1$ でも同様に物体が前景として抽出され続けるようになる。単純な方法であるが、高速かつ高精度に対象を抽出することが可能となる。

5. 実験

5.1 実験1：分布数可変な背景モデルの検証

解像度 360×240 で撮影した30分の屋外映像を用いて実験を行った。映像は人通りが比較的多い時間帯に撮影したもので、建物前を行き交う人々や車の移動、空を流れる雲、池の水の揺らぎなどが含まれている。天候は晴れ時々曇りである。30分の映像内で何度か太陽が雲に隠れて全体的に暗くなる時間帯がある。実験に用いた計算機は、PentiumD 3.0GHz のCPU および1GB のメモリを搭載している。

まず、分布数を固定した場合に1フレームを処理するのに必要な計算時間の検証を行った。図1の横軸は、1画素あたりのガウス分布の数であり、縦軸は30分の映像を解析したときにかった1フレームあたりの平均の処理時間である。分布数が増加するにつれて処理時間も増えている。実時間処理を考えると分布の数は4以下であることが望ましい。

次に、我々が提案するガウス分布を可変にした場合の分布数と処理時間の関係を図2に示す。横軸が処理したフレーム番号で、左の縦軸がそのフレームを処理するのにかった時間、右の縦軸がそのフレームでの1画素あたりのガウス分布の平均の

数を表している。ガウス分布の数と処理時間は密接な関係があることがわかる。ほとんどの時間帯でガウス分布の数は 2 ± 0.5 程度で変動している。このことから、背景モデルが単一分布で構成されている画素と混合分布で構成されている画素が存在することがわかる。また、処理時間については、60～70msecの間で変動している。分布数を3に固定した場合の処理時間と同程度で処理ができていたため、十分に実時間での処理に対応できる。同図中の36000フレーム辺りからはガウス分布の数が急激に増えている。このときの映像を見ると、太陽が雲に隠れていく時間帯であった。照明条件の急な変化に対処するためにガウス分布の数を増やして背景モデルが構築されている。その後、照明条件の変化が落ち着いたためガウス分布の数が徐々に減少している。このときの背景モデルの変化の様子を図3に示す。図の上方から下方にかけて時間は経過している。図3(a)は、観測している画像である。図3(b)は、その時刻における背景モデルで、最も照合度が高い分布の平均値を表している。また、図3(c)は、その時刻での各画素におけるガウス分布の数を視覚的に表現したものである。輝度値が高い画素ほど分布の数が多いことを表している。最後に図3(d)は、背景差分により得られた前景画像である。太陽が雲に隠れて画像全体が暗くなったために、それまでの背景モデルでは対処できずに通りを歩く人以外に多くのノイズが検出されてしまっている。このとき、ガウス分布の数が急激に増えていることが確認できる。しかし、その後すぐに背景モデルが更新されることで再び通りを歩く人だけが検出されるようになった。この頃には、分布の数も徐々に減少してきている。再び太陽が照り始めたときには、以前の背景モデルが利用されるため、物体を誤検出することなく照明条件の変化に対処することができている。

最後に、30分の映像を解析したときの適合率と再現率の関係を図4に示す。横軸がガウス分布を固定した時の分布数で、縦軸が適合率、再現率のパーセンテージである。全体的な特徴として、分布数が増加すると適合率は低下し、再現率は向上していることがわかる。適合率と再現率のバランスを考えると分布の数は2～3程度である。また、同図中に破線で示したラインは、ガウス分布を可変にしたときの適合率と再現率を表している。このときの適合率は84.40%、再現率は92.93%であった。ガウス分布の数を固定したときと比較しても非常に優れた結果

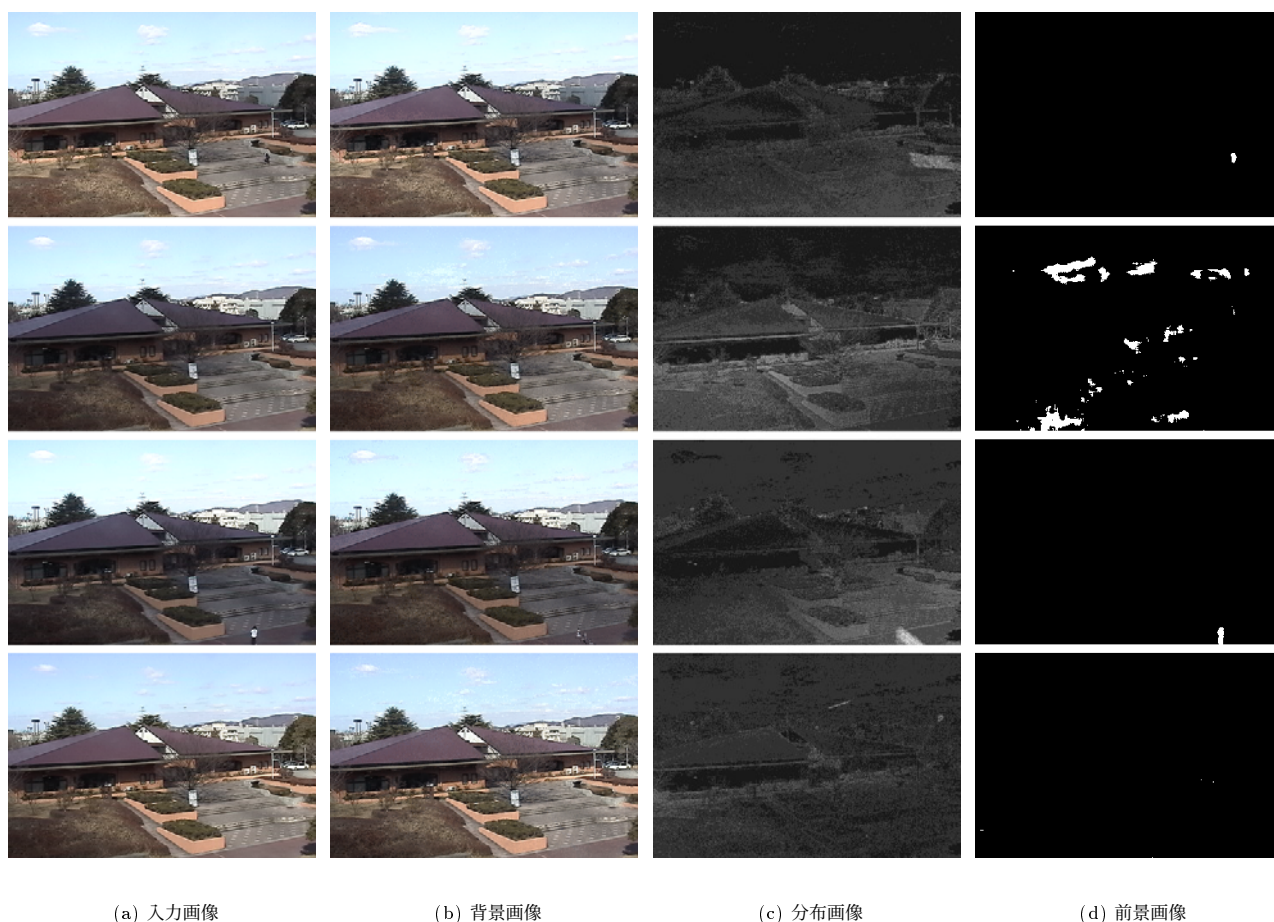


図 3 時間変化に伴う、背景モデル、ガウス分布数、前景領域の変動。(a) 入力画像。(b) 照光度が最も高い分布の平均値画像。(c) 画素あたりの分布数を可視化した画像。輝度値が大きい画素ほど分布数は多い。(d) 背景差分で前景として抽出された画像。

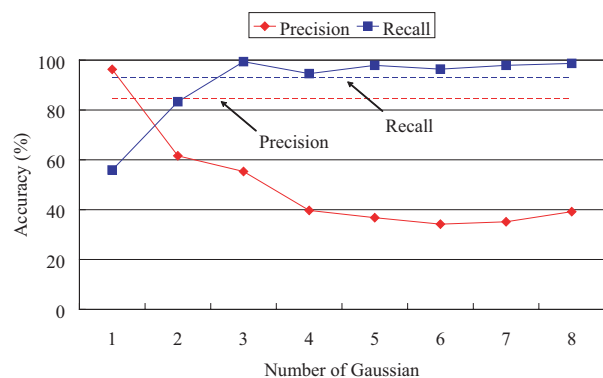


図 4 ガウス分布の数と適合率・再現率の関係



図 5 テンプレート画像

が得られている。

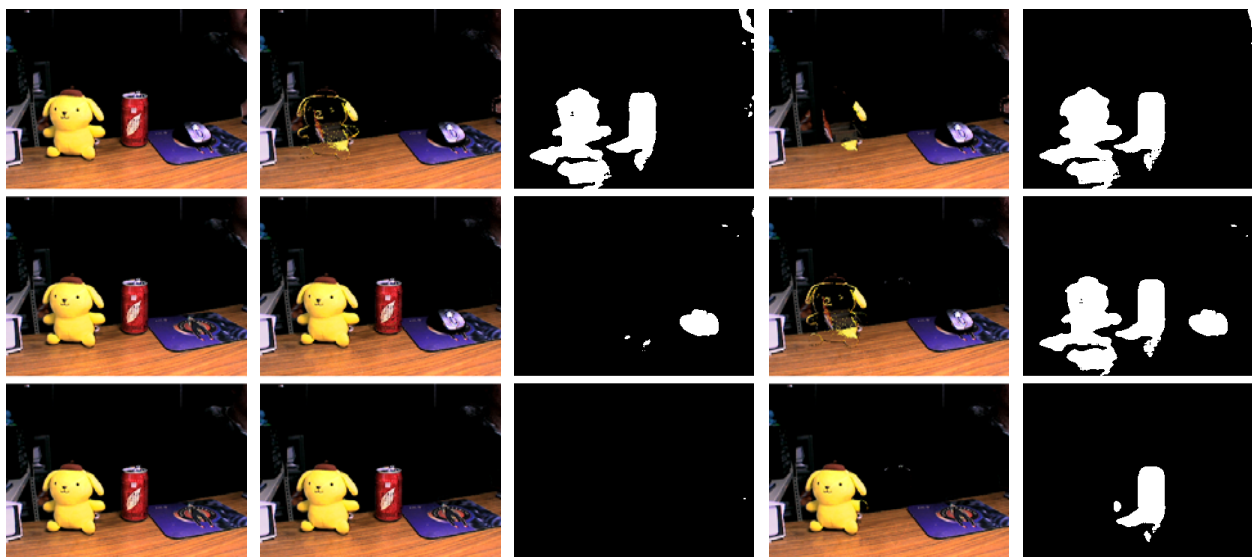
5.2 実験 2：識別器を利用した背景モデル更新の検証

解像度 320×240 で撮影した屋内画像を使用して実験を行った。机の上を撮影した映像で、ぬいぐるみしばらくするとぬいぐるみが置かれる。その後、缶が置かれ、最後に机の上にあったマウスが取り除かれる。フィードバック用の識別器にはテンプレートマッチングを用いた。図 5 に示す缶の画像をテンプレート画像として利用した。従って、我々が提案する手法を用いれば、缶が検出されたときには、背景に登録されることなく前景として抽出され続けることになる。

図 6 は、識別器からのフィードバックを利用しないときと利用したときの背景モデルおよび前景領域の変動を表している。図 6(a) が入力画像であり、図 6(b), 6(c) がフィードバックを利用しなかったとき、図 6(d), 6(e) がフィードバックを利用したときの背景モデルおよび前景画像である。提案手法では、缶が背景モデルに登録されることなく検出され続けていることが確認できる。

6. おわりに

本稿では、文献[5]で提案されている混合ガウス分布を用いた背景モデルを、画素毎に分布数を変化させる手法を提案した。



(a) 入力画像

(b) 背景画像 1

(c) 前景画像 1

(d) 背景画像 2

(e) 前景画像 2

図6 時間変化に伴う、背景モデル、前景領域の変動. (a) 入力画像. (b) 識別器からのフィードバックを利用しないときの背景画像. (c) 識別器からのフィードバックを利用しないときの前景画像. (d) 識別器からのフィードバックを利用したときの背景画像. (e) 識別器からのフィードバックを利用したときの前景画像.

背景変動が大きい画素については多くの分布を割り当て、逆にあまり画素値の変化が小さい画素については分布を統合・削除することで、柔軟な背景モデルを構築することができる。また、識別器からのフィードバックを利用することで対象物体を背景モデルに登録することなく常に前景として検出可能な背景モデル更新法の提案を行った。実験では、ガウス分布数を固定した場合に比べて認識精度が高く、また処理時間も1フレームあたり60～70msecと実時間処理に十分対応できる結果を得ることができた。識別器を利用した実験では、対象物体のみを常に前景として検出することに成功した。

今後の課題としては、急激な背景変動への即時対応や計算時間の削減などが挙げられる。前者は、学習率と密接な関係がある。照明条件の変化で背景変動が起こったときに、背景モデルが現環境に適応できるまでにかかる時間は学習率に依存する。そのため、学習率を状況に応じて変化させることで、急な照明条件の変化に対しても即座に対応できるようになると思われる。また後者については、画素値に変化があった画素のみで背景モデルの更新を行うことで改善されると思われる。

謝 辞

本研究の一部は、文部科学省科学技術振興調整費「ロボットタウンの実証的研究」の補助を受けた。

文 献

- [1] 加藤丈和, 柴田智行, 和田俊和. “最近傍識別器を用いた背景差分と色検出の統合”. *CVIM-142-5*, Vol. 145, pp. 31-36, 2004.
- [2] 浮田宗伯, 加藤丈和. “背景差分と色検出の統合によるターゲット色の自動学習と背景変動に頑健な実時間対象検出”. 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU2004), Vol. II, pp. 24-29, 2004.
- [3] 古山孝好, 向川康博, 亀田能成, 大田友一. “屋外大規模空間にお

ける自由視点映像生成のための選手領域抽出法”. 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU2005), pp. 1412-1419, 2005.

- [4] Bohyung Han, Dorin Comaniciu, and Larry Davis. “Sequential Kernel Density Approximation through Mode Propagation: Applications to Background Modeling”. *Asian Conference on Computer Vision 2004*, pp. 818-823, 2004.
- [5] Chris Stauffer and W.E.L. Grimson. “Adaptive background mixture models for real-time tracking”. *Computer Vision and Pattern Recognition*, Vol. 2, pp. 246-252, 1999.
- [6] 島井博行, 三島健稔, 栗田多喜夫, 梅山伸二. “移動物体抽出のためのロバスト統計を用いた適応的な背景推定法”. 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU2000), Vol. 2, pp. 391-396, 2000.
- [7] Ahmed Elgammal, Ramani Duraiswami, David Harwood, and Larry Davis. “Background and Foreground Modeling Using Nonparametric Kernel Density Estimation for Visual Surveillance”. *Proceedings of the IEEE*, Vol. 90, No. 7, pp. 1151-1163, 2002.
- [8] Yasuyuki Matsushita, Ko Nishino, Katsushi Ikeuchi, and Masao Sakauchi. “Illumination Normalization with Time-Dependent Intrinsic Images for Video Surveillance”. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 26, pp. 1336-1347, 2004.
- [9] Dar-Shyang Lee, Jonathan J. Hull, and Berna Erol. “A Bayesian framework for Gaussian mixture background modeling”. *IEEE International Conference on Image Processing*, pp. 14-17, 2003.
- [10] Dar-Shyang Lee. “Online Adaptive Gaussian Mixture Learning for Video Applications”. *ECCV Workshop on Statistical Methods for Video Processing*, pp. 105-116, 2004.
- [11] Dar-Shyang Lee. “Effective Gaussian Mixture Learning for Video Background Subtraction”. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 27, No. 5, pp. 827-832, 2005.
- [12] Michael Harville. “A Framework for High-Level Feedback to Adaptive, Per-Pixel, Mixture-of-Gaussian Background Models”. *the 7th European Conference on Computer Vision*, No. III, pp. 543-560, 2002.