

照明変化に対して頑健な背景差分法

波部 斉 和田 俊和 松山 隆司

京都大学大学院情報学研究科 知能情報学専攻

背景差分法は簡便な移動対象検出法として知られているが，観測画像の背景領域で明度変化が生じてはならないという条件が必要となるため，その適用可能範囲は限られている．本稿では照明変化によって背景領域の明度変化が起こる環境に着目し，それに対して頑健な背景差分法を提案する．提案手法では「テクスチャ」と「正規化明度」という照明に対して不変な特徴を画像から抽出し，その特徴の変化の有無から対象を検出する．これらの特徴は互いに独立なものであり，提案手法では二つの不変特徴による検出処理の結果を統合することで頑健な検出を実現する．

A Robust Background Subtraction Method under Varying Illumination

H. Habe T. Wada T. Matsuyama

Department of Intelligence Science and Technology
Graduate School of Informatics, Kyoto University

The background subtraction is a simple but effective method to detect moving objects in video images. However, since it assumes that image variations are caused only by moving objects, its applicability is limited. In this paper, we propose a robust background subtraction method under varying illumination. To augment the background subtraction under varying illumination, we focus on illumination-invariant features called as *texture* and *normalized intensity*. These illumination-invariant features are independent of each other. We integrate detection results using the features, and realize the robust background subtraction method under varying illumination.

1 はじめに

動画像からシーン内の移動対象の検出を行う際に用いられる手法の一つとして，背景差分法が挙げられる．この手法は観測画像と背景画像を比較することで，簡便に移動物体を検出する手法である．しかし，背景差分法では画像上に現れる明度の変化をすべて対象として検出するため，画像上の背景領域で明度変化が起こるような環境では誤検出が生じる．

このような，背景領域の明度変化の要因としては，照明，背景シーン中の物体，シーンを撮影するカメラの変化が考えられる．これらが変化する環境に対し，背景差分法による対象検出を

現するために，これまで，1) 背景シーン中の物体による画像の明度変化を確率分布でモデル化し，その分布に対する尤度を求めることで，移動対象に相当する画素を検出する手法 [1]–[3] や 2) 照明条件の変化や新たな背景物体の出現を検知し，適応的に背景を更新する手法 [4]–[6]，また，3) 視線方向やズームが変化してもシーンの見え方が変化しないカメラを用い，広範囲を移動する対象の検出・追跡を行う手法 [7] が提案されてきた．

それに対し，本稿では，照明の強度の変化（以下では照明変化と呼ぶ）に着目し，照明変化に対して頑健な背景差分法を提案する．照明変化が起こる環境では，観測画像上で照明による明度

変化と移動対象による明度変化が同時に観測されている．移動対象の検出問題は，これら明度変化の要因の識別問題に帰着される．

本稿では，この問題の解決手法として，照明変化に対して不変な特徴に着目した手法を提案する．観測画像と背景画像の間で不変特徴に変化が生じていれば，観測画像には照明以外の要因，つまり移動対象による明度変化が現れている．画像からの不変特徴の抽出は容易ではないが，照明変化の画像上での空間的特性を利用し，不変特徴を抽出する．その空間的特性とは，照明変化が画像上に現れたとき，その影響は画像上で大域的におよび，かつ照明変化による画像上の明度の変化は局所的にみたととき一定とみなすことができる性質である．提案手法では，具体的な不変特徴として「テクスチャ」と「正規化明度」を採用する．

ここでいう「テクスチャ」とは，一様な明度変化には不変な，画像上の明度の空間的分布形状を指す．観測画像と背景画像の間で，絶対的な明度に差があっても，明度の分布形状が等しければ，それらのテクスチャは等しいとみなすこととする．

「正規化明度」とは，様々な照明のもとでの画像の明度を，ある特定の照明条件のもとでの明度に交換（正規化）した値を指す．観測画像と背景画像をそれぞれ正規化した後の画像を比較することで，移動対象による明度変化の有無を知ることができる．

以下，2節では提案手法の概要について述べ，3節ではテクスチャを用いた移動対象検出手法について述べる．さらに，4節では正規化明度による移動対象検出手法について述べる．最後に5節で二つの検出結果の統合手法について述べ，6節では実画像を用いた検出実験を通じて本手法の有効性を明らかにする．

2 提案手法の概要

本節では図1に示す提案手法の概要について述べる．そこでは，前節でも述べたように「テクスチャ」および「正規化明度」と呼ぶ照明変化に不変な特徴に着目し，移動対象検出を行う．その結果得られる二つの検出結果（図中の(c),(e)）は，互いに相補的な関係にある．例えば，移動対象と背景の間にテクスチャの差がない場合，テクスチャによる検出では原理的にその識別は不可能であり，正規化明度による検出結果に頼らなければならない．提案手法では，これら二つの検出結果を統合し，頑健な移動対象検出を実現する．

各々の不変特徴を用いた検出処理を行う際には，照明による画像の明度変化の推定が重要な意味を持つ．仮に，推定の結果，観測画像と背景

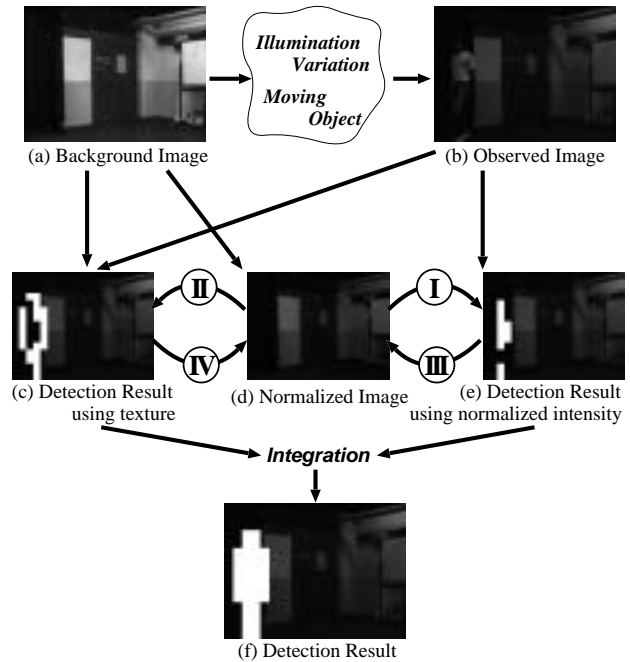


図1: 提案手法の概要

画像の間の照明による明度変化が得られていたとする．そうすれば，背景画像を観測時の照明条件での明度に正規化した画像（図中の(d)）を得ることができ，この画像と観測画像を比較すれば，正規化明度にもとづく移動対象検出結果（図中の(e)）が得られる（図中のIの関係）．一方，テクスチャを用いる移動対象検出に対しては，3節で述べるように，照明による明度変化を知ることができれば，テクスチャの評価に対する雑音の影響を知ることができる．これにより，雑音の影響に即した処理が可能になり，より頑健な検出が実現できる（図中のIIの関係）．

背景画像と観測画像の間での照明による明度変化を推定するときには，それらの明度の単純な比較では移動対象による明度変化の影響を受けてしまい，正しい結果が得られない．それに対し，不変特徴による検出結果（図中の(c),(e)）を利用すると，移動対象による明度変化を除くことが可能となるので，正確な推定結果を得ることができる（図中のIII, IVの関係）．

このように「テクスチャ」および「正規化明度」を用いた移動対象の頑健な検出と，照明変化による画像の明度変化の推定は，相互に依存する関係にある．提案手法では，それらの依存関係にもとづいて処理を行い，頑健な検出を実現する．

3 テクスチャを用いた対象検出法

照明による画像上の明度変化は局所的にみたととき一様とみなすこととができる．この性質を表現するため，以下のモデルを導入する．

「移動対象が存在しない観測画像の明度 i は，背

景画像の明度 b に、照明による明度変化 α が加わる形で得られ、

$$i = \alpha b, \quad (1)$$

の関係が成立する。かつ、 α は画像上の $N \times N$ のブロックにおいて一様である」

この性質を利用し、観測画像と背景画像の間のテクスチャの変化を検出する。

3.1 正規化距離

テクスチャ変化を検出するため $N \times N$ の画像ブロック内の画素を各要素にもつベクトルを考える。観測画像、背景画像に対するベクトルを $i_{(u,v)}$, $b_{(u,v)}$ とする。ただし (u, v) は画像上でのブロックの位置を表す。このように画像をベクトルとみなせば、一様な明度変化、すなわち照明による明度変化はベクトルの長さの変化となり、テクスチャの変化は角度の変化となる。

そこで、観測画像ベクトル $i_{(u,v)}$ と背景画像ベクトル $b_{(u,v)}$ の間の角度を評価する正規化距離 $ND(i_{(u,v)})$ [5] を以下のように定義し、観測画像と背景画像の間のテクスチャの相違を評価する (図 2)。

$$ND(i_{(u,v)}) = \left| \frac{i_{(u,v)}}{|i_{(u,v)}|} - \frac{b_{(u,v)}}{|b_{(u,v)}|} \right|. \quad (2)$$

ここで、 $|\cdot|$ 記号をベクトルに用いたとき、ベクトルの長さを表すものとする。以降では画像ブロックの明度はこのベクトルの長さを指すものとする。

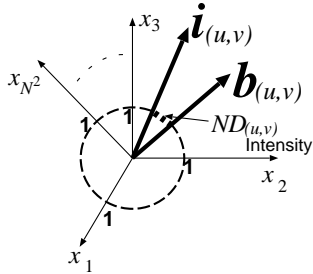


図 2: 正規化距離

この正規化距離 $ND(i_{(u,v)})$ は、理想的な状況では、照明変化のみが起こっている場合に $ND(i_{(u,v)}) = 0$ となる。しかし、実際に画像から $ND(i_{(u,v)})$ を計算した場合には、撮像系に由来する雑音の影響のため、移動対象が存在しない場合でも $ND(i_{(u,v)}) = 0$ とはならない。この性質に即し頑健な検出を実現するために、ここでは、

- 雑音の影響に即した $ND(i_{(u,v)})$ に対する閾値の決定。
- テクスチャ変化の空間的一様性の評価による対象の検出。

を行うことで頑健な検出を実現する。

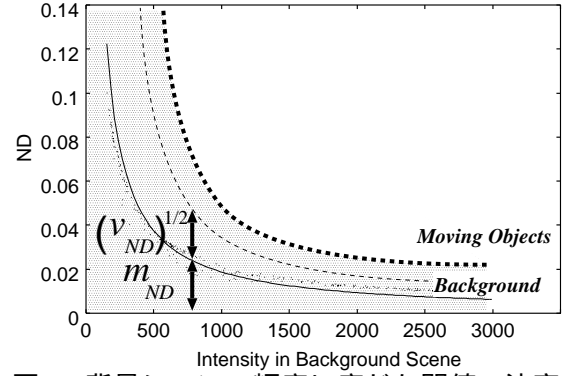


図 3: 背景シーンの輝度に応じた閾値の決定

3.2 雑音の影響に即した閾値の設定

観測画像ブロック中に移動対象が存在せずに、背景シーンのみで占められ、照明変化の影響のみが現れているものとする。そのような画像ブロックを $i_{(u,v)}^B$ と表す。その上で観測画像ブロック $i_{(u,v)}^B$ に含まれる雑音に対して、次のような仮定を導入する。

「同じ位置 (u, v) の画像ブロックに対して、いくつかの観測画像ブロック $\{i_{(u,v)}^B\}_i$ を考えたとき、その中に含まれる雑音 n_i は、

$$\{i_{(u,v)}^B\}_i = \widetilde{i_{(u,v)}^B} + n_i, \quad (3)$$

のように表される。ここで、 $\widetilde{i_{(u,v)}^B} = \alpha b_{(u,v)}$ は観測されるべき真の画像データを表す。さらに、雑音 n_i の各要素は互いに独立に平均 0、標準偏差 σ の正規分布に従うとする」

この仮定により、雑音の影響によって $ND(i_{(u,v)}^B)$ に現れる統計的性質について、以下の定理が証明できる (導出過程は省略)。

定理 1 (正規化距離に対する雑音の影響)

$ND(i_{(u,v)}^B)$ の平均値 m_{ND} と分散 v_{ND} は $i_{(u,v)}^B$ の関数として

$$\begin{cases} m_{ND}(i_{(u,v)}^B) = \frac{\Gamma(\frac{N^2}{2})}{\Gamma(\frac{N^2-1}{2})} \frac{\sqrt{2}\sigma}{|i_{(u,v)}^B|}, \\ v_{ND}(i_{(u,v)}^B) = \left[\frac{\Gamma(\frac{N^2+1}{2})}{\Gamma(\frac{N^2-1}{2})} - \frac{\Gamma(\frac{N^2}{2})^2}{\Gamma(\frac{N^2-1}{2})^2} \right] \frac{2\sigma^2}{|i_{(u,v)}^B|^2}, \end{cases} \quad (4)$$

となる。

この定理から、観測画像中の背景領域と背景画像の間で求めた正規化距離のばらつきの度合いは背景シーンの輝度によって変化することが分かる。したがって、図 3 に示すように、背景シーンの輝度 (横軸) の変化に応じて点線で示すように背景と対象の識別境界を変化させれば、背景の誤検出が低減できることが期待される。

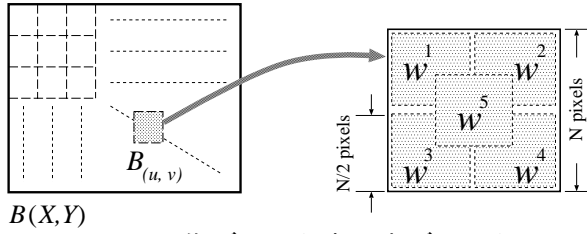


図 4: 画像ブロック中の小ブロック

3.3 空間的一様性の評価

前節に述べた処理を行うことで、背景領域の誤検出を低減させることができるが、この場合、背景の輝度が低い領域で検出の感度を下げていることに過ぎない。そこで、変化の空間的な一様性に着目することで頑健な検出を実現する [8]。

雑音による画素変化と、移動対象による画素変化をブロック内での一様性、集中度という観点から捉えると、次のような仮定が導入できる。「雑音が画素に及ぼす変化は、観測画像ブロック内で一様かつ独立である。一方、移動対象が及ぼす変化は、空間的に集中して現れる」

この仮定が成立するとし、変化の空間的な一様性や集中度を適切に評価することができれば、たとえ観測時の背景シーンの輝度が低く、雑音の影響が顕著になっていたとしても、雑音のみが存在する画像ブロックと、移動対象が存在する画像ブロックを識別することは可能であると期待される。提案手法では以下のようにテクスチャ変化の空間的な一様性を評価することとした。

図 4 のように各画像ブロック $B(u, v)$, $I(u, v)$ の中に m 個の小ブロックをおき、それぞれ $w_{B(u, v)}^j$, $w_{I(u, v)}^j$ とする (図 4 では $m = 5$ としている)。

雑音によって一様な変化が起こっている場合、各小ブロックで起こっているテクスチャの変化は互いに等しいと考えることができる。そこで、各小ブロックでのテクスチャ変化のばらつきを評価するため、以下のように、小ブロックの正規化距離相互の分散 VND を定義する。

$$VND(i_{(u, v)}) = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m \left(C_{(u, v)}^j - \overline{C_{(u, v)}} \right)^2, \quad (5)$$

ただし、 $C_{(u, v)}^j$ は小ブロック $w_{B(u, v)}^j$ と $w_{I(u, v)}^j$ での正規化距離を表し、 $\overline{C_{(u, v)}}$ はブロック内でのその平均 $\frac{1}{m} \sum_{j=1}^m C_{(u, v)}^j$ を表す。

図 5 に示すように、画像ブロック内の背景と移動対象の相互関係は次の 3 つに場合分けでき、各々の場合について $VND(i_{(u, v)})$ の値のふるまいが定性的に説明できる。

静止背景のみの場合 雑音の影響で各 $C_{(u, v)}^j$ の値は大きくなるが、影響は一様に及ぶために

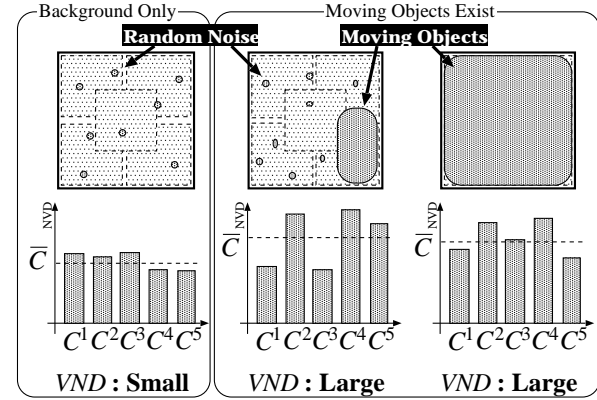


図 5: ブロック内のテクスチャ変化と VND

その値は互いにほぼ等しくなる。よって、分散 $VND(i_{(u, v)})$ は小さな値をとる。背景と移動対象が混在する場合 移動対象が存在する小ブロックでは $C_{(u, v)}^j$ の値が他のブロックに比べて際立って大きくなる。よって、 $VND(i_{(u, v)})$ は大きくなる。移動対象のみの場合 ブロック内の移動対象が背景と全く同じテクスチャを持っていない限り、各々の $C_{(u, v)}^j$ はランダムな値をとる。従って $VND(i_{(u, v)})$ は大きくなる。よって明度が低い場合でも $VND(i_{(u, v)})$ の大小によって侵入物体の有無が判定できることが期待される。

3.4 移動対象の存在の判定

照明変化に不変な特徴を抽出する評価尺度として、正規化距離 $ND(i_{(u, v)})$ と小ブロックでの正規化距離相互の分散 $VND(i_{(u, v)})$ が得られた。検出の際には、この 2 つの評価尺度を統合して移動対象の有無の判定を行う。

まず、評価尺度を用いて $i_{(u, v)}^B$ を評価した結果 $\{ND(i_{(u, v)}^B), VND(i_{(u, v)}^B)\}_i$ が従う確率分布について、以下のような仮定を導入する。「正規化距離 $ND(i_{(u, v)}^B)$ に関しては、平均および分散はそれぞれ式 (4) に示すように、 $|i_{(u, v)}^B|$ にしたがって変化し、正規分布に従う。 $VND(i_{(u, v)}^B)$ に関しては、平均 m_{VND} と分散 v_{VND} はある定数を取り、正規分布に従う」

この仮定から、2 つの評価値は図 6 (a) に示すような、 $|i_{(u, v)}^B|$ によって母数が変化する 2 次元の正規分布に従うことになる。これより、確率密度が一定の値 $T_{texture}$ 以上になる領域は図 6 (b) に実線で示す楕円の内部となる。さらに $ND(i_{(u, v)}), VND(i_{(u, v)})$ はともに 0 に近い程観測画像が背景画像に近いことを考え (b) に網掛けで示している領域 BR を $T_{texture}$ 以上の「背景らしさ」をもつ領域とする。

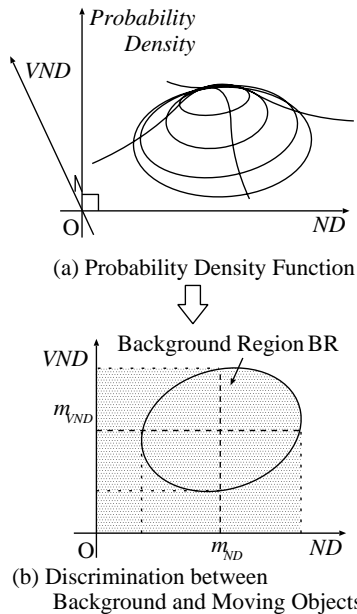


図 6: テクスチャによる移動対象の検出

これより，観測画像と背景画像の間で $T = (ND(i_{(u,v)}), VND(i_{(u,v)}))$ を計算したとき，そのデータが領域 BR の中にあるかどうかで移動対象の有無を判定できる．すなわち， $|i_{(u,v)}^B|$ を知ることで，検出結果 $R_{texture}^{(u,v)}$ は以下のように得られる．

$$R_{texture}^{(u,v)} = \begin{cases} MovingObject & (T \in BR) \\ Background & (otherwise) \end{cases} \quad (6)$$

4 正規化明度を用いた対象検出法

本節では，正規化明度を用いた移動対象検出法について述べる．観測画像と背景画像から式 (1) に示す照明による明度変化 α を求めることができれば，背景画像の明度 b を観測時の照明条件に正規化した明度 αb が得られる． αb と観測画像の明度 i の間の相違は，移動対象による明度変化が現れたものである．したがって α が求まることによって移動対象の有無が判定できる．

観測画像と背景画像の間の明度変化には，移動対象による明度変化と照明による明度変化 α が含まれる．その中から α のみを抽出し，照明による明度変化を正確に推定する問題は，見方を変えれば移動対象による明度変化を抽出する問題といえる．つまり，正規化明度による移動対象検出は α の推定とほぼ同じ意味を持つといえる．

このように，照明による明度変化推定処理と，正規化明度にもとづく移動対象検出処理は密接な関係を持っている．本稿ではそれらを一体化することで，精度の高い推定と頑健な検出を実現する．

さらに， α が求まることによって，前節で述べたテクスチャにもとづく検出が行える．その結果，移動対象が存在するとされた領域は， α の推定に用いるデータから除外することで，推定の精度が向上することを明らかにする．

4.1 対象検出と明度変化推定の関係

ここでは，正規化明度による移動対象検出処理と照明による明度変化推定処理の間の密接な関係を明らかにする¹．

4.1.1 正規化明度による対象検出

先に述べたように，正規化明度による検出では，観測時の照明条件に正規化された背景画像の明度 $\alpha^{est}b$ と観測画像の明度 i^{obs} との差，

$$\alpha^{est}b - i^{obs} = (\alpha^{est} - \alpha^{obs})b, \quad (7)$$

を評価する．ここで $\alpha^{obs} = i^{obs}/b$ は観測画像と背景画像から求められる明度変化である．式 (7) をみると， $\alpha^{est}b - i^{obs}$ の評価は α^{obs} と明度変化の推定値 α^{est} との間の差の評価に帰着されることが分かる．

ここでは，画像ブロック (u, v) において

$$ID(i_{(u,v)}) = |\alpha_{(u,v)}^{est} - \alpha_{(u,v)}^{obs}| \quad (8)$$

を明度変化の差と定義する．ただし， $\alpha_{(u,v)}^{est}$ はブロック (u, v) に対して推定された明度変化， $\alpha_{(u,v)}^{obs}$ は観測画像から得られた明度変化 $|i_{(u,v)}|/|b_{(u,v)}|$ を表す，この ID が正規化明度による検出での，観測画像と背景の相違度を示す尺度となる．

実際の画像について $ID(i_{(u,v)})$ を求めると，正規化距離 ND と同様に，雑音の影響が及ぶことが分かる．ここでも正規化距離と同様に，雑音の影響について以下のように解析的なモデルが導出できる．

移動対象を含まない観測画像ブロック $i_{(u,v)}^B$ に対して，明度変化の推定結果から明度変化の差 $ID(i_{(u,v)}^B)$ を求める．このとき，3.2 節に導入した雑音モデルのもとで $ID(i_{(u,v)}^B)$ に現れる性質は以下ようになる（詳細な導出過程は省略）．

定理 2 (明度変化の差に対する雑音の影響)

$ID(i_{(u,v)}^B)$ の平均値 m_{ID} と分散 v_{ID} は $b_{(u,v)}$ の関数として以下のように表すことができる．

$$\begin{cases} m_{ID}(b_{(u,v)}) = \sqrt{\frac{2\sigma^2}{\pi}} \frac{1}{|b_{(u,v)}|}, \\ v_{ID}(b_{(u,v)}) = \frac{(\pi-2)\sigma^2}{\pi} \frac{1}{|b_{(u,v)}|^2}, \end{cases} \quad (9)$$

¹本節で述べる手法は画素毎の処理が可能である．しかし，最終的に前節で述べたブロック単位での検出結果と統合するため，本節での手法もブロックを処理の単位とする．

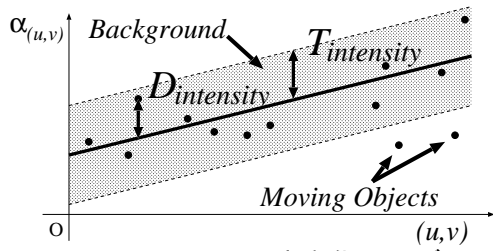


図 7: 照明による明度変化のモデル

この定理を用いることで、雑音の影響を考慮した観測画像と背景画像の相違度を評価する関数が以下のように定義できる。

$$D_{intensity}^{(u,v)} = \max \left(\frac{ID(i_{(u,v)}) - m_{ID}(b_{(u,v)})}{\sqrt{v_{ID}(b_{(u,v)})}}, 0 \right) \quad (10)$$

ただし、 $\max(x, y)$ は x と y のうち大きいものをとる関数である。

4.1.2 照明による画像の明度変化モデル

このように、正規化明度による検出には照明による明度変化の推定値 $\alpha_{(u,v)}^{est}$ が必要になる。観測画像から $\alpha_{(u,v)}^{est}$ を得るために、以下のようなモデルを導入する。

「画像ブロック (u, v) での照明変化による画像の明度変化 $\alpha_{(u,v)}$ は概ね

$$\alpha_{(u,v)}^{est} = a_1 u + a_2 v + a_3, \quad (11)$$

でモデル化でき、実際のデータは $\alpha_{(u,v)}^{est}$ に対して観測データの相違度 $D_{intensity}^{(u,v)}$ が閾値 $T_{intensity}$ 以下となる範囲に分布する」

この仮定は図 7 に示すように、 (u, v, α) 空間中の平面付近に照明による明度変化が分布することを示し、同時にそれ以外の明度変化は移動対象によるものであることを表している。

4.2 対象検出と明度変化推定アルゴリズム

このように、正規化明度による対象検出と照明による明度変化推定はほぼ等価な意味を持つ。また、対象検出のために導入した相違度 $D_{intensity}^{(u,v)}$ は、観測された明度変化 α^{obs} の照明による明度変化モデル（式 (11)）に対する適合度を表しているともいえる。

このことを利用し、正規化明度を用いた移動対象検出と照明による明度変化推定を以下のように行う。

1. 各画像ブロックにおいて、背景画像ブロックの明度 $|b_{(u,v)}|$ と観測画像ブロックの明度 $|i_{(u,v)}|$ から明度の変化を以下のように求める。

$$\alpha_{(u,v)}^{obs} = |i_{(u,v)}| / |b_{(u,v)}|, \quad (12)$$

2. $\alpha_{(u,v)}^{obs}$ の中からランダムに K 個のデータを抽出し、抽出したデータから最小二乗法を用いて係数 a_1, a_2, a_3 を定める。

3. こうして定まった $\alpha_{(u,v)}^{est}$ が全体のデータに対してどの程度妥当なのかを評価する。そのために、相違度 $D_{intensity}^{(u,v)}$ をすべてのブロックで計算する。求まった $\alpha_{(u,v)}^{est}$ が正しいとき、背景領域の

観測画像 $i_{(u,v)}^B$ で計算された $D_{intensity}^{(u,v)}$ は 0 に近くなる。観測画像内で対象の領域が背景領域に比べて十分小さいと仮定すると、小さい $D_{intensity}^{(u,v)}$ が多い程 $\alpha_{(u,v)}^{est}$ は妥当だといえる。ここでは妥当性の評価尺度として、 $D_{intensity}^{(u,v)}$ のメディアン $D_{intensity}^{med}$ を採用し、それが小さいほど $\alpha_{(u,v)}^{est}$ が妥当であるとする。

4. 2. でのランダムサンプリングによる $\alpha_{(u,v)}^{est}$ の決定と、3. での評価を F 回繰り返す、 $D_{intensity}^{med}$ を最小とする $\alpha_{(u,v)}^{est}$ を結果として採用する。

5. このようにして得られた $\alpha_{(u,v)}^{est}$ を用い $D_{intensity}^{(u,v)}$ に対する閾値処理で対象の有無を判定する。すなわち、検出結果は

$$R_{intensity}^{(u,v)} = \begin{cases} MovingObject & (D_{intensity}^{(u,v)} \geq T_{intensity}) \\ Background & (otherwise) \end{cases} \quad (13)$$

とする。照明による明度変化推定の結果としては、 $R_{intensity}^{(u,v)}$ で移動対象が存在すると判定された画像ブロックについては $\alpha_{(u,v)}^{est}$ を推定結果とし、背景領域であると判定された画像ブロックは $\alpha_{(u,v)}^{obs}$ をそのまま推定結果とする。

4.3 テクスチャによる対象検出結果の利用

このように、照明による明度変化 α を観測画像と背景画像から推定することができる。これより、 $i_{(u,v)}^B = \alpha b$ が得られるので、前節で述べたテクスチャによる移動対象検出が可能になる。この関係が図 1 中の II の関係である。

逆に、図 1 (c) で検出された移動対象領域を先のアルゴリズムの処理対象から除外することができる。これにより、移動対象が背景に対して十分小さいという仮定が成立しない場合でも、推定に用いる明度変化データの中の移動対象による明度変化の割合を小さくできる。したがって、アルゴリズムの妥当性が増し、推定の精度の向上が期待される。この関係が図 1 中の IV の関係である。この関係を検証するために、検出実験に用いた図 8 に示すシーンに対して明度変化の推定を行った。テクスチャによる検出結果を参照しなかった場合と、参照した場合について $\alpha_{(u,v)}^{est}$

を求めた $\alpha_{(u,v)}^{est}$ と実際の照明による明度変化 α との誤差 ε の画像上での平均値を求めたものを表 1 に示す．これから，検出結果を参照することで推定精度が向上していることが分かる．

表 1: テクスチャによる検出結果の参照による推定精度の変化

| | 参照なし | 参照あり |
|-------------------|-------|-------|
| ε の平均 | 0.170 | 0.068 |

5 不変特徴による検出結果の統合

このように提案手法では，テクスチャおよび正規化明度を用いた移動対象の検出結果 $R_{texture}$, $R_{intensity}$ が得られる．これらの結果からシステム全体としての検出結果を得る．

最終的な結果を得る際には，

$$R^{(u,v)} = \begin{cases} \text{MovingObject} \\ \left(\begin{array}{l} R_{texture}^{(u,v)} = \text{MovingObject} \\ \text{or } R_{intensity}^{(u,v)} = \text{MovingObject} \end{array} \right) \\ \text{Background (otherwise)} \end{cases} \quad (14)$$

のように，いずれかで移動対象の存在が観測されたとき，その領域には移動対象が存在すると判断する．

この検出結果は $R_{texture}$, $R_{intensity}$ の誤検出の影響を強く受ける．しかしここでは，前節までで示したように，評価に対する雑音の影響の解析的なモデルを導いており，それにもとづく検出処理を行うことで誤検出が低減できるため，式 (14) による判定でも妥当性は欠かないといえる．

6 実験

本稿での提案手法の有効性を検証するため，実画像を用いて検出実験を行った．用いた画像は 320×240 画素の 256 階調の濃淡画像である．

まず，3 節で述べた，テクスチャを用いた検出について検証する．比較を行うのは，正規化距離 ND に対して一定の閾値で検出を行った R_{ND} と背景シーンの輝度に応じて閾値を変化させた場合 $R_{NDnoise}$ ，そして空間的一様性の評価を加えた $R_{texture}$ である．実験の結果を図 8 に示す．図中では (a) が背景画像 (b) が観測画像 (c) (d) (e) が順に R_{ND} , $R_{NDnoise}$, $R_{texture}$ である (f) は閾値を様々に変化させて描いた ROC 曲線である．横軸に背景領域を誤って検出する割合，縦軸に移動対象を正しく検出する割合を示している．

この結果をみると R_{ND} に比べて背景シーンの輝度に応じて閾値を変えた $R_{NDnoise}$ では誤検出が低減されていることが分かる．しかしこれでは対象の検出漏れも多くなっている．それに

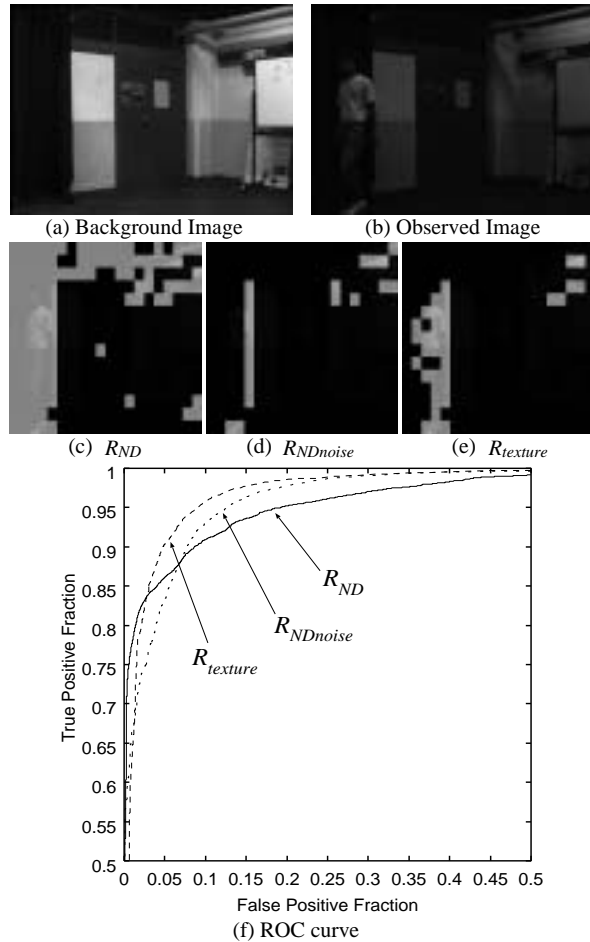


図 8: テクスチャによる検出実験

対し $R_{texture}$ では背景シーンの輝度が低く，雑音が顕著になっている場合でも安定に対象が検出できていることが分かる．ROC 曲線のみでも $R_{texture}$ がもっとも左上方に位置しており有効な検出手法であるといえる．

次に，4 節で述べた正規化明度を用いた検出法について検証する．比較の対象とするのは明度変化の差 ID に対して一定の閾値で検出を行った R_{ID} と背景画像の明度に応じて閾値を変化させた $R_{intensity}$ である．検出実験を行った結果を図 9 に示す．これをみると R_{ID} に比べて $R_{intensity}$ では雑音の影響による誤検出が低減されていることが分かる．

最後に，本稿で提案する検出手法である式 (14) によって $R_{texture}$ と $R_{intensity}$ を統合した R について検証する．実験を行ったシーンは図 9 と同じである．検出実験の結果を図 10 に示す．ここでは， $R_{texture}$, $R_{intensity}$, R を示している．テクスチャを用いた検出の場合，背景と対象がともにテクスチャをもたないような場合に，その識別が不可能になり，検出漏れが起こっている．一方，正規化明度を用いた検出も精度が十分高いとはいえない．それに対し，二つの結果を統合するこ

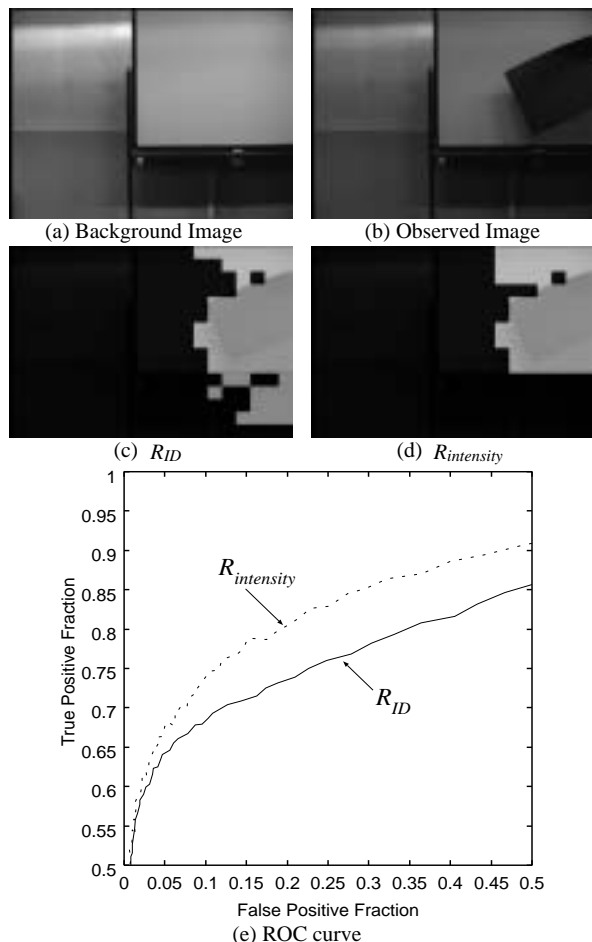


図 9: 正規化明度による検出実験

とで、互いが相補的に働き、非常に良好な結果が得られていることが分かる。ROC 曲線をもて R がもっとも優れていることが分かる。

7 おわりに

本稿では照明変化に対して頑健に動作する移動対象検出法を提案した。その際には、「テクスチャ」と「正規化明度」の二つの照明に不変な特徴を評価することで移動対象の検出を行う。これらの特徴を評価する際には、照明による画像の明度変化の推定が必要となる。提案手法においては、特徴評価による検出処理と明度変化の推定処理の相互依存関係を利用することで頑健な検出を実現した。

今後の課題としては、検出精度向上のための、より厳密な照明による明度変化モデルの導入や、対象の移動する軌跡やその形状等の情報の利用があげられる。また、現在までに提案されている様々な手法との統合によって、背景シーン中の物体の移動やカメラパラメータの変化等の多様な環境の変化に対して頑健な移動対象検出システムが確立できると期待される。

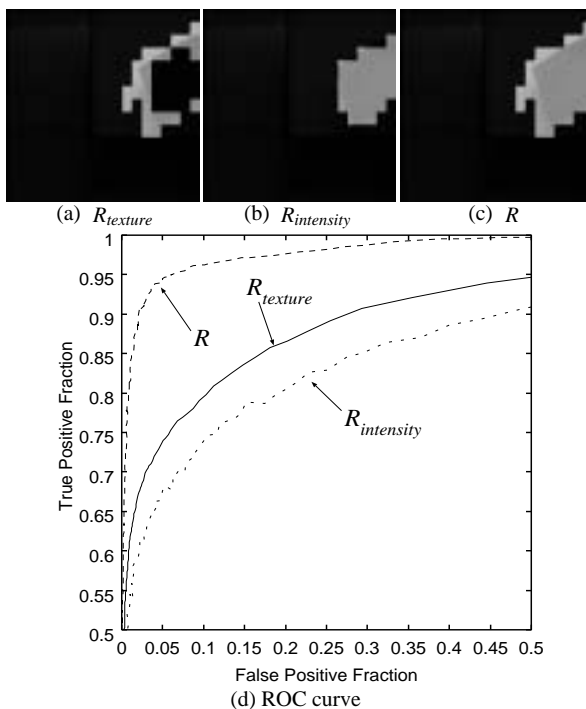


図 10: 二つの不変特徴を統合した検出実験

謝辞

本研究を行うにあたり、日本学術振興会未来開拓学術研究推進事業 (JSPS-RFTF 96P00501) の補助を受けた。

参考文献

- [1] 中井: “事後確率を用いた移動物体検出手法”, 情報研報, 94-CV-90, 1994
- [2] 和田, 松山: “動的背景モデルを用いた移動領域の抽出”, 情報処理学会第 49 回全国大会講演論文集 (2), pp.141-142, 1994
- [3] W.E.L. Grimson, C. Stauffer, R. Romano and L. Lee: “Using adaptive tracking to classify and monitor activities in site”, *Proc. CVPR*, 1998, pp. 22-29.
- [4] 影広, 大田: “動画像からの背景画像の自動生成と適応的更新”, 画像の認識・理解シンポジウム MIRU '94, Vol. II, pp. 263-270, 1994
- [5] 長屋, 宮武, 藤田, 伊藤, 上田: “時間相関型背景判定法による移動物体検出”, 信学論 D-II, Vol. J79-D-II, No. 4, pp. 568-576, 1996
- [6] 高藤, 北村, 小林: “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, 1997
- [7] 和田, 浮田, 松山: “視点固定型パンチルトズームカメラとその応用”, 信学論 D-II, Vol. J-81-D-II, No. 6, pp. 1182-1193, 1998
- [8] 波部, 大矢, 松山: “動的環境における頑健な背景差分の実現法”, 画像の認識・理解シンポジウム MIRU '98, Vol. I, pp. 467-472, 1998