

二次元濃度ヒストグラムを用いた画像間変化抽出

喜多 泰代^{†a)}

Change Detection Using Joint Intensity Histogram

Yasuyo KITA^{†a)}

あらまし 本論文では、異なる時間に撮影された同一シーン画像間の変化抽出を二次元濃度ヒストグラムを利用して行う手法の提案を行う。2枚の画像の同一座標値の濃度値(0~255)ペア、 $(I_1(x), I_2(x))$ の二次元ヒストグラムにおいて、環境光変化など同一要因による濃度値変化が $I_2 = CI_1$ ($C > 0$)の尾根線をもつクラスタを形成する傾向を利用し、背景領域に対応すると思われるクラスタを推定する。この背景クラスタに覆われる (I_1, I_2) のペアを無視すべき変化、それ以外を抽出すべき変化とすることにより、 (I_1, I_2) のペアごとに検出する、しないを決定する二次元テーブルを作成する。各座標値の濃度値ペアをこの識別テーブルと照会することにより、変化候補画素を抽出する。これにより、通常の差分しきい値法のようなしきい値決めが難しくなく、適応的に変化候補画素を抽出することが可能となる。得られた変化候補画素の連結領域において2画像間のグラディエント相関値を調べることによって、物体の出現や消失に起因する変化のみを検出する応用例も示した。屋外環境光の変動の大きい実画像を用いた実験により、その有効性を確認した。

キーワード 変化抽出, 二次元濃度ヒストグラム, ジョイントヒストグラム, 屋外シーン解析

1. ま え が き

異なる時間に撮影された同一シーン画像間の変化抽出は、監視画像からのイベント検出、医用、マシンビジョンにおける異常検出、航空・衛星画像からの変化抽出など、様々な応用において重要性を増している[1]。比較する2画像が異なる視点から撮影された場合には、まず、両画像を位置合せする処理が必要である[2]が、この論文においては、観測画像が同一視点から撮影、若しくは、既に位置合わせ前処理が行われていることを前提とする。

入力画像がフレームレートのように非常に短い間隔で撮影される場合には、前後何枚かの時系列画像を用いた適応背景差分[3]~[5]や時間軸方向の濃度値の変化のパターンを利用するアプローチ[6]~[8]が有効である。しかし、撮影間隔のあく場合には、背景の濃度値変化も大きくなり、新しい物体の出現など真に抽出したい変化との識別が難しくなる。とりわけ、太陽光

の影響が大きく異なる屋外シンの場合にはこのことが大きな問題となる。背景とすべき情景が決定しており、その様々な照明状況の画像をあらかじめ多数準備できる場合には、学習を行い、より適切な背景画像を自動選択して背景差分を行う手法も有効である[9]~[11]。しかし、すべての起こり得る照明状況の取得には手間がかかり、新しい場所にカメラを設置してすぐに利用できる、2枚の入力画像だけを用いる簡易な手法も望まれる。佐藤ら[12]は、周辺画素の濃度に対する増分符号を各画素の特徴量とすることにより、この目的にあった明度変化に頑健な変化抽出手法を提案している。しかし、濃度情報を増分符号の2値へと大きく情報を落としており、テクスチャ性が少なく増分変化が単調となる状況では見落としの可能性が高くなると思われる。

照明変動への頑健性を増すために、長屋ら[6]や松山ら[9]は、画像をブロックに分割し、観測画像と参照画像間の対応ブロック間の濃度値ベクトルの正規化距離を用いて、その差分を算出している。これにより、ブロック内で様な照明変動の影響は受けませんが、一般的なシーンでは局所ごとに異なる照明変動を受けることが多く、1ブロック内に複数種の照明変動が含まれる場合にはうまく機能しない。複数の照明変動を受け

[†] 産業技術総合研究所情報技術研究部門, つくば市
Intelligent Systems Research Institute, National Institute of
Advanced Industrial Science and Technology (AIST), AIST
Tsukuba Central 2, 1-1-1 Umezono, Tsukuba-shi, 305-8568
Japan

a) E-mail: y.kita@aist.go.jp

る可能性を低くするためには、ブロックサイズを小さくすればよいが、反面、ブロックサイズは大きい方が統計的信頼性は増すため、課題ごとにその適切なサイズを決定する必要がある。このように、ブロック分割を行うアプローチでは、適切なブロックサイズの決定という課題が生じる。一方、画素単位の処理を用いる手法としては、Stauffer [7] が、画素ごとに濃度値（若しくはカラー値など）の時系列データのヒストグラムを算出し、この分布を混合ガウス分布モデルで表すことにより、画素ごとに背景濃度モデルを作成している。このアプローチは、照明変動のみならず、木々の揺れなど対象の周期的な移動による画素の濃度変化まで背景モデルとして扱え、その結果、屋外画像においても頑健な移動対象抽出を実現している。ただし、時系列画像から得られる同一画素の濃度値変動に関する多数観測データの存在の上に成り立つ原理であり、本論文が目指す 2 枚の画像のみからの変化抽出には適用できない。

本論文では、二次元濃度ヒストグラムを用いることにより、入力が 2 枚の画像のみの場合にも、照明変動に由来する濃度値変化を多数データの分布から推定する手法を提案する。二次元濃度ヒストグラムとは、両画像の濃度値 I_1, I_2 を 2 軸とする、両画像の同じ座標における濃度値ペア $(I_1(x), I_2(x))$ の二次元ヒストグラムで、近年は、相互情報量最大化による 2 枚の画像の位置合せ処理によく用いられる [13]。このヒストグラム上で、環境光変化など同一要因による背景画素の濃度値変化は、 $I_2 = CI_1$ ($C > 0$) の尾根線をもつクラスタを形成する傾向があることを利用し、背景領域に対応するクラスタを推定する。このクラスタがカバーする (I_1, I_2) の組合せを背景領域の環境光の変動などによる無視すべき変化、残りの組合せを抽出すべき変化として、各画素の (I_1, I_2) の組合せによって、画素ごとに変化であるかどうかを識別し、変化候補画素を抽出する。抽出された変化候補画素を活用し、最終的に変化検出を行う手法例も併せて示す。次章で、提案手法の説明を行い、3. では、実画像を用いて行った実験結果を示す。

2. 変化抽出手法

2.1 二次元濃度ヒストグラム上のクラスタ

図 1 (a), (b) はセンサネットワークの 1 ノードであるフィールドモニタリングサーバ (Field Monitoring Server, 以下 FMS と略記) [14], [15] のカメラによつ

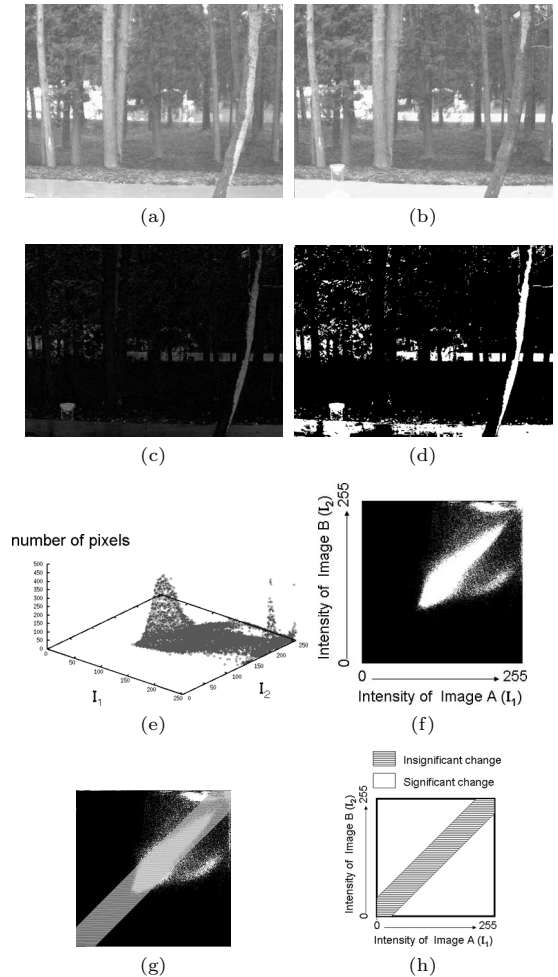


図 1 差分処理と濃度値ペアの関係
Fig. 1 Relation between subtraction processes and combinatorial intensity levels.

て、同一位置で、朝 7 時 6 分、昼 11 時 59 分に撮影された画像である。新しい物体の出現、若しくは存在した物体の消失の変化抽出を課題とするなら、この例では、画面手前にある道路上、向かって左側に新しく現れた物体 (全方位カメラ) のみが抽出対象であるが、背景となる道路や木、草などの照明環境の違いによる濃度変化、雨による木肌の濃度変化もあり、単純な背景変化ですまない一例である。

図 1 (c) は、2 枚の画像それぞれの平均明るさを考慮した絶対値差分画像で、具体的には、 $|I_1(x) - aI_2(x)|$ である。ただし、 $a = (\sum_{i=1}^n I_1(x)/n) / (\sum_{i=1}^n I_2(x)/n)$ で、 I_k, x と n は、それぞれ、 k 画像の濃度値 ($0 \sim 255$)、座標値と総画素数である。図 1 (d) の白い領域

は、この差分画像において 30 以上の値をもつ画素を
変化画素として抽出したものである。この 2 値化の結
果から、抽出すべき手前道路上のカメラの出現を検出
することは容易ではない。

図 1 (e) は、図 1 (a), (b) の二次元濃度ヒストグラム
で、図 1 (f) はこれを $I_1 I_2$ 平面に投影し頻度を明るさ
で表した図である。先に述べた差分処理後の 2 値化処
理は、 $I_1(x)$ が、 $(aI_2(x) - 30)$ 以上かつ $(aI_2(x) + 30)$
以下であれば、無視すべき変化とする処理であり、こ
れは、 $I_1 I_2$ 平面上で、図 1 (g) にグレーで記した領域
に含まれる (I_1, I_2) のペアは無視すべき変化としたこ
とと等しい。すなわち、 (I_1, I_2) のペアを図 1 (h) のよ
うな二次元テーブルを使って重要と重要でない変化に
分けたと考えることができる。見て明らかなように、
この分類は二次元濃度ヒストグラム上の頻度分布特性
を十分に考慮していない。そこで、本論文では、頻度
分布に基づき、より自由度を高く、適応的にこのテー
ブルを決定し、変化抽出を行うことを提案する。

図 1 (e) の二次元ヒストグラムにはいくつかのクラ
スタが存在する。もし、2 枚の画像間で全く濃度変化
がなければ、すべての画素は、 $I_2 = I_1$ 上に並ぶ。画
素の濃度値が環境光の変化など同一の要因によって
変化する場合、元の濃度値に同じ係数 C を掛けた直
線 $I_2 = CI_1$ 上に分布し、クラスタを形成する。係
数 C は、照射光度の変化量や対象物の反射率などの
特性で変わるが、画像内にその要因に対して同様な
特性を有する対象物が多く存在する場合、それらの
平均的な係数 C_m 近傍に分散し、 I_1 に対応する I_2 は
 $N(C_m, \sigma) \cdot I_1$ のような分布を示し、その結果、直線
 $I_2 = C_m I_1$ 上に尾根線をもつクラスタが形成されると
考えられる。ただし、ここで $N(a, b)$ は平均 a 、分散
 b のガウス分布を表す。図 2 (a) は、図 1 (a), (b) の
画像における I_2/I_1 のヒストグラムであり、この例で
は、 $I_2/I_1 = 0.96$ を中心とするガウス関数状の分布が
観測される。クラスタ抽出手法に関しては次節で述べ
るが、尾根線が $I_2 = 0.96I_1$ と近い位置に存在するク
ラスタだけを選択し、そのクラスタがカバーする濃度
値ペア (I_1, I_2) 、すなわち、図 2 (b) にグレーで示した
領域に含まれる (I_1, I_2) を無視すべき (非重要) 変化、
それ以外を抽出すべき (重要) 変化とする。入力画像
の各座標値における濃度値ペアをこのように決定した
「重要」「非重要」濃度値ペアと照合し、変化候補画素
を決定すると図 2 (c) に示すようになる。図に見られ
るように、全体的な明るさ変化以外の濃度値変化を示

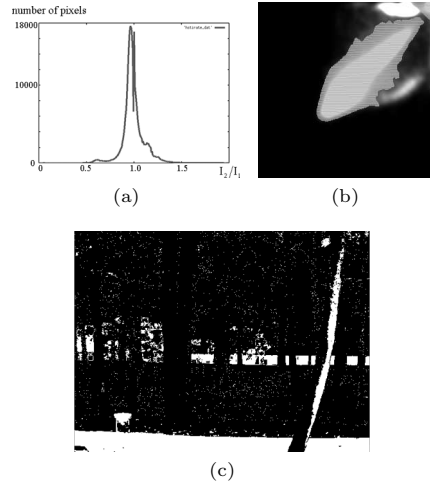


図 2 濃度値ペアテーブルを利用した変化抽出例
Fig.2 Example of changed area based on
combinatorial intensity levels.

す領域、すなわち、濡れた路面の鏡面反射、木の幹の
濡り具合の変化、新しいカメラの出現などがほぼ欠け
ずに抽出されている。

どのような変化を「重要」ととらえるかは目的に
よって変わるため、それに応じた背景クラスタ抽出手
法を検討する必要がある。しかし、多くの応用課題に
おいて、この例における路面や木の幹の濡れの変化な
ど同一物体の濃度値変化は無視したいことが一般的で
ある。次節では、そのような変化に対応するクラスタ
を背景クラスタとして識別することにより、シーン中
の物体の消失、出現だけを抽出する手法例を示す。

2.2 変化候補画素抽出

屋外シーンでは、影や鏡面反射の影響が、しばしば
同一物体の大きな濃度値変化を引き起こし、抽出した
い変化との識別が難しい。影や鏡面反射が非常に強力
である場合を除くと、これらの影響による I_1 に対す
る I_2 の分布も $N(C_m, \sigma) \cdot I_1$ の形で近似できると考
える。また、図 1 の例では、雨により木肌表面の色合い
が大きく暗くなった部分が、 $I_2 = 0.6I_1$ 上にピークを
もつクラスタを構成している。以上のように、同一要
因により画素の濃度値が変化した場合、要因、物体の
特質によりその係数 C は異なるが、図 3 (a) に示すよ
うに、 $I_2 = CI_1$ ($C > 0$) に尾根線をもち、その垂直
方向に広がりをもつクラスタを形成する確率が高いと
考えられる。

一方、2 画像間で物体の消失、出現があった場合の
濃度値ペアの分布を次のように考えてみる。2 画像の

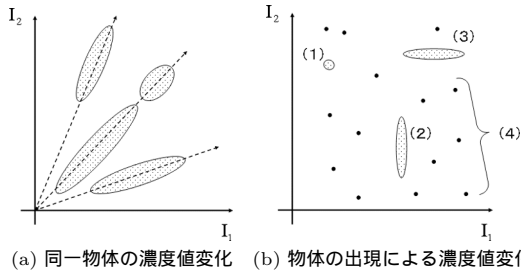


図 3 変化に対する濃度値ペアの分散模式図
Fig. 3 Diagram of distribution of various changes.

順序を入れ換えれば消失は出現となるので、出現のみを考える。問題を単純化して、(1) 単一輝度値背景に単一輝度値の新規物体、(2) 単一輝度値背景に複数輝度値の新規物体、(3) 複数輝度値背景に単一輝度値の新規物体、(4) 複数輝度値背景に複数輝度値の新規物体の四つの場合に分類すると、各場合の濃度値ペアの分布模式図は図 3 (b) に示すようになる。図 3 (a), (b) の観測から、(1) は背景クラスタと離れた位置にあれば分離可能、(2), (3) はクラスタの尾根線の傾きより分離可能、(4) は、大部分が背景クラスタと離れた位置にあれば分離可能、と考えられる。そこで、この考察に基づき、背景クラスタ推定を基本とする、次のような変化画素抽出アルゴリズムを提案する。

(I) 二次元濃度ヒストグラム上からクラスタとその尾根線を算出する。

(II) 尾根線に基づき背景クラスタを推定する。

(III) 背景クラスタが覆う (I_1, I_2) ペアを「重要でない変化」、それ以外のペアを「重要な変化」とするテーブルを作成し、それに基づき、各画素を判定、「重要な変化」を示す画素を抽出する。

以下、上記アルゴリズムを実現する実装例を示す。

(i) 二次元濃度ヒストグラムのクラスタ検出

まず、二次元ヒストグラムを二次元ガウス関数によって平滑化する。図 4 (a) は、 $\sigma = 3.0$ の二次元ガウス関数によって平滑化した図 1 (a), (b) の入力画像の二次元ヒストグラムの $I_1 I_2$ 平面への投影図である。図 3 (a) に示した $I_2 = CI_1$ 上の尾根線を鋭敏に抽出するため、 $I_1 I_2$ 平面を極座標 (r, θ) で表し、 r 一定で $\theta: 0 \sim 90$ 度に走査した断面形状からピークを検出する。図 4 (a) に $r = 240$ の走査線の位置をグレーの線で、図 4 (b) にその断面図を示す。後者の図中、グレーの矢印と点線は、それぞれ抽出されたピークとその境界の位置を示す。ここで、境界位置は、隣のピークとの谷、若しくは、1.0 未満となる所として抽出してい

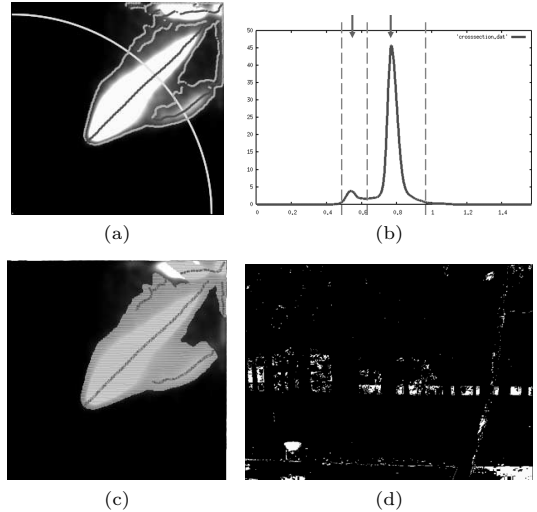


図 4 背景クラスタ抽出による変化候補画素
Fig. 4 Changed Pixels obtained based inference of background clusters.

るが、3. で述べるようにピーク近傍分布をガウス関数で近似して分散値を求め、その分散幅に基づいて決定する方法も考えられる。同様な処理を $r = 1 \sim 256\sqrt{2}$ のすべての断面で繰り返して得られたピークとその境界の $I_1 I_2$ 平面上での位置を、図 4 (a) にそれぞれ濃いグレーと薄いグレーの点で示す。 $I_1 I_2$ 平面上での、ラベリング処理など二次元画像処理を適用し、隣接するピーク群を抽出し、ピークが連続する尾根線を求める。同じ尾根線に属するピーク内の画素を一つのクラスタとし、クラスタの境界は、属するピークの境界点列で表す。

(ii) クラスタの選出

しきい値 $L1$ より長い尾根線をもつクラスタに対して、原点からクラスタ重心までのベクトルとその尾根線の平均傾きの角度差を算出し、これがしきい値 $D1$ 以下のクラスタを背景クラスタとする。ただし、濃度値 0, 255 における濃度値飽和の影響を考慮するため、(0, 0), (255, 255) 近傍では、水平、垂直な尾根線をもつクラスタも選択する。

(iii) 重要な変化を示す画素の抽出

(I_1, I_2) のペアを重要と重要でない変化に分けるテーブル $Sig(I_1, I_2)$ を次のように作成する。

$$\begin{cases} Sig(I_1, I_2) = 0 & \text{if } (I_1, I_2) \text{ is included} \\ & \text{in selected clusters.} \\ Sig(I_1, I_2) = 1 & \text{else} \end{cases}$$

入力画像上の各画素の $(I_1(x), I_2(x))$ の値をこの表と照会し、重要変化を示す画素を抽出する。

以上の処理で用いる三つのパラメータ $\sigma, L1, D1$ は、各応用における目的と入力画像画質に応じて調整が必要である。それぞれ、 σ は濃度値平滑化の度合、 $L1$ は背景クラスタの最低サイズ、 $D1$ は $I_2 = C_m I_1$ からのずれの許容幅、を調整する。ただし、それほど鋭敏なパラメータではなく、本論文で扱った三つの異なる屋外シーンの実験においては、これらパラメータを調整する必要はなく、すべてに同一のパラメータを用いた。

このアルゴリズムに従って、図 4(c) にグレーで示される領域が背景クラスタと選択され、これが $Sig(I_1, I_2) = 0$ の領域となる。図 4(d) に、このテーブルに従って抽出された変化画素を白く示す。ほとんどの望ましくない濃度変化は無視され、除かれている。結果として、新しく出現した全方位カメラに対応する画素が背景領域から切り出されて抽出できている。

2.3 局所後処理による識別

前節の処理では、小さな面積で起きている背景の濃度値変化は取り除かれない。しかし、いったん、図 4 のように、変化候補領域が背景から分離されれば、候補領域ごとの後処理により真に抽出したい変化を識別することが可能である。以下にグラディエント相関を用いる例を示す。

変化画素として抽出された 2 値画像に領域ラベリング処理を適用し、面積 $N1$ 画素以上の連結領域を候補領域とする。 $N1$ は、抽出したい変化の最小サイズに応じて決定するが、この論文の実験では、 $N1 = 300$ とした。グラディエント算出オペレータ（例えばソールオペレータ）を用いて、これらの領域における x, y 両方向のグラディエント画像を算出する。

グラディエントの類似性を

$$S_e = \min(E_x, E_y)$$

$$E_x = \frac{\sum_{i=1}^n (e_{1,x}(x) - \mu_{e_{1,x}})(e_{2,x}(x) - \mu_{e_{2,x}})}{n(\max(\sigma_{e_{1,x}}, \sigma_{e_{2,x}}))^2}$$

$$E_y = \frac{\sum_{i=1}^n (e_{1,y}(x) - \mu_{e_{1,y}})(e_{2,y}(x) - \mu_{e_{2,y}})}{n(\max(\sigma_{e_{1,y}}, \sigma_{e_{2,y}}))^2}$$

と定義する。ただし、 $e_{i,k}, \mu_{e_{i,k}}$ と $\sigma_{e_{i,k}}$ は、それぞれ、各候補領域における i 画像の k 方向のグラディエント画像、及びその平均と標準偏差である。

各候補領域は、その領域の S_e に従って、「重要変化」($0.0 \leq S_e \leq 0.1$)、「重要変化の可能性あり」

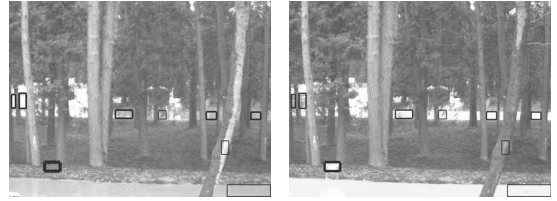


図 5 グラディエント相関後処理による変化識別
Fig.5 Discrimination using gradient correlation.

($0.1 < S_e \leq 0.3$)、「重要変化ではない」($0.3 < S_e \leq 1.0$) の三つに分類する。

風による枝の揺れなど、2 画像間でわずかに場所を変化させる領域が存在し、かつこれを変化として抽出したくない場合がしばしば存在する。このような場所では、同じ位置ではないが、その近傍に同様なグラディエント画像が存在する。したがって、対応する領域間で片方画像を近傍でずらしながら各位置上記類似度、 S_e を算出し、最大値をその領域間の類似性の指標とすることにより、このような領域の類似度指標を高め、抽出したい変化から識別することができる。ずれの許容量 ($T1$) は、無視したい部分移動の状況に応じて決定すべきで、本論文の実験では $T1$ を 5 画素とした。

前節で抽出された変化候補画素に適用した結果例を図 5 に示す。図中、「重要変化」、「重要変化の可能性あり」、「重要変化ではない」の三つのクラスはそれぞれグレー太線、グレー中線、グレー細線の四角で示されている。画像左下のグレー太線の四角のように、新しい物体の出現のみが識別されている。

3. 実験

FMS によって撮影された三つのシーン、計 100 枚強の画像を用いて変化候補画素抽出、及び変化検出の実験を行った。

3.1 変化候補画素抽出

各シーン、早朝から夜まで様々な環境光のシーンを含んでいるが、提案手法の 3 パラメータ、 $\sigma, L1, D1$ は、すべての実験に同じ値、3.0, 5 (pixels), 30 (deg) を用いた。

図 6 に変化候補画素抽出の実験結果例を示す。(a) は朝方日差しが急激に増す頃、(b) は午後の日差しのきつい頃、(c) は日没、日が陰っていく頃撮影されたもので、画像間で消失若しくは出現した物体に輸入画像上でグレー楕円の印を付けて示してある。各セットと

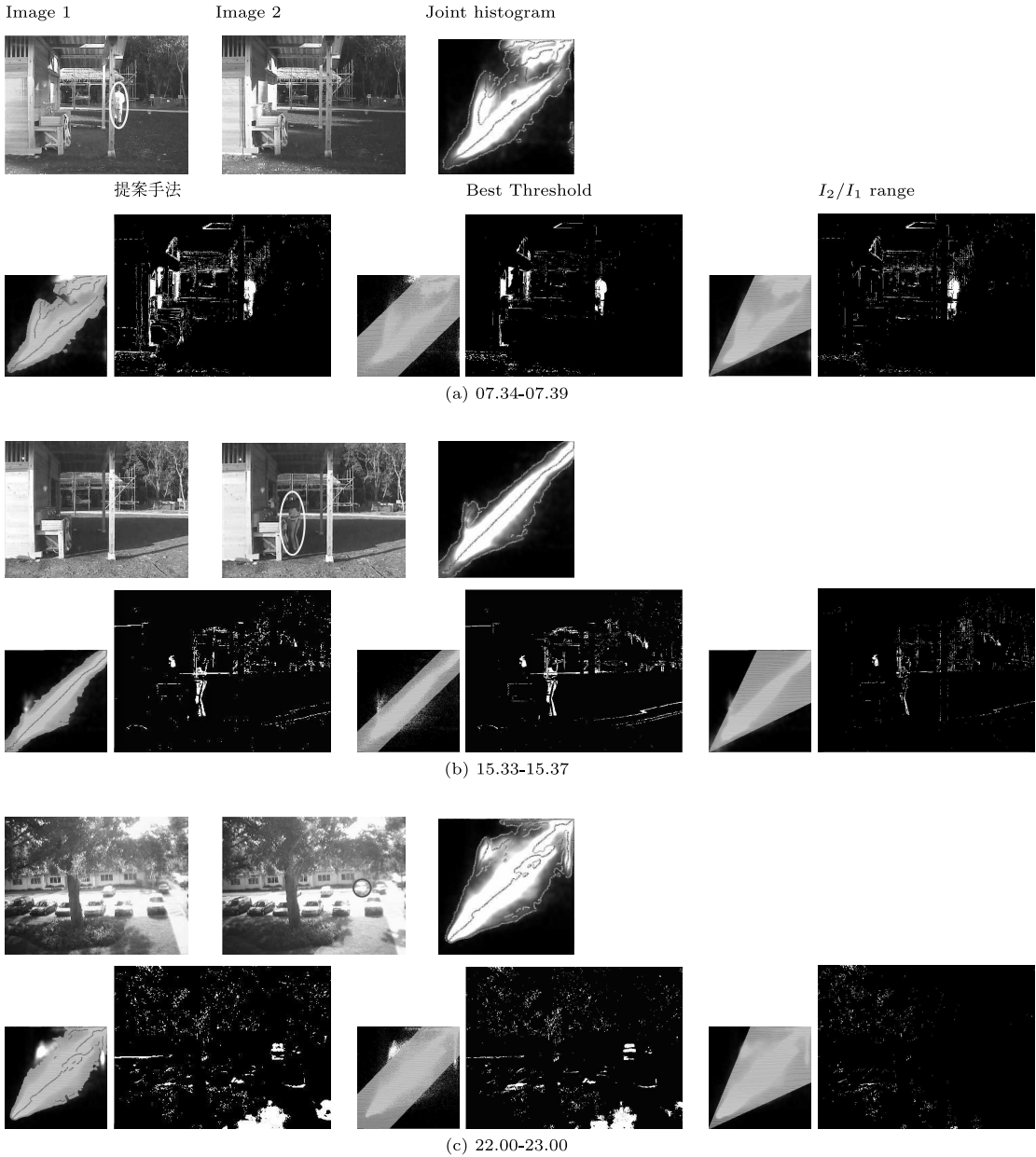


図 6 異なる環境光条件における処理結果例
 Fig.6 Results examples under various conditions.

ともに、1 行目左から 1, 2 列目が入力 2 画像、3 列目が二次元濃度ヒストグラム、2 行目に、左から提案手法、手動でベストなしきい値を与えた差分処理、 I_2/I_1 の大きな分布内を背景変化とする処理 (図 2(a) の例では、 $0.5 < I_2/I_1 < 1.4$) の各処理に対して、それぞれ $SIG(I_1, I_2)$ 及び変化候補画素が示されている。

差分処理における結果は、しきい値を 10 単位で変化させ、目視でベストな値を決定している。具体的には、上から、しきい値 100, 50, 80 を用いた。提案手法が、手動で選択したベストな差分しきい値処理とほぼ同様な結果を得ていることが分かる。提案手法では任意に無視すべき濃度変化ペアを設定できるため、理

論的には、差分しきい値法で最適な値を選んで、提案手法には及ばないケースが存在するはずだが、今回の実験内ではそれによる優位が顕著に現れた例はなかった。しかし、今回手動で行った差分処理のしきい値選択処理を自動化することは容易ではない。自動しきい値決定の一つの方法として、図 2(a) に示した I_2/I_1 の頻度分布の境界を利用することが考えられ、2 行目 3 列目はその結果であるが、提案手法と異なり、図 3(b) に示した (1), (3), (4) のクラスタを差別できないため、図 6(b), (c) のように変化を見逃す可能性が高い。提案手法は、同様にパラメータ調整を必要とすることなく、手動調整の結果と同等以上の結果を実現している。どのような状況でパラメータ変更が必要であるか、また、パラメータ調整でより良い結果が得られるかの検討はこれからだが、これだけ大きな背景濃度値変動に対して同一のパラメータで対応できる提案手法の特性は、実用的に大変有効と思われる。

実験中、出現した人の領域内画素を大きく見落としした例が一つ存在した。この例を図 7 に示す。この例では、出現による濃度値変化が背景に多く見られる濃度

値変化と近い上に、尾根線を形成するほどはっきりしたピークをもたないため、背景クラスタの裾野を広げる形で $Sig(I_1, I_2) = 0$ の領域に組み込まれたためである。現在、クラスタの境界は隣接するクラスタとの谷、若しくは、頻度が 1.0 未満となる位置としているが、対処法として、クラスタの境界抽出の際に、クラスタピーク近傍をガウス分布で近似し、その分散値に基づき境界を決定する方法が考えられる。実際にこの方法で処理を行い、そのクラスタのガウス分布近似分散値が $\pm 3\sigma$ を新しい境界値と設定し直すと、図 7(e) のようなクラスタ領域となり、その結果、人の出現部分の検出が可能となる。ただし、当然ではあるが、 $\pm 3\sigma$ 以上の背景変化も取り除けなくなるトレードオフが存在する。

3.2 変化検出

3.1 で抽出した変化候補画素に対して、2.3 で述べた後処理を用いて変化検出を行った例を図 8 に示す。この後処理を行うためには、抽出すべき領域サイズ限定のためのパラメータ $N1$ を 300 とした。図 8(a), (b) は、5 分間隔で撮影された画像であるが、日差しが

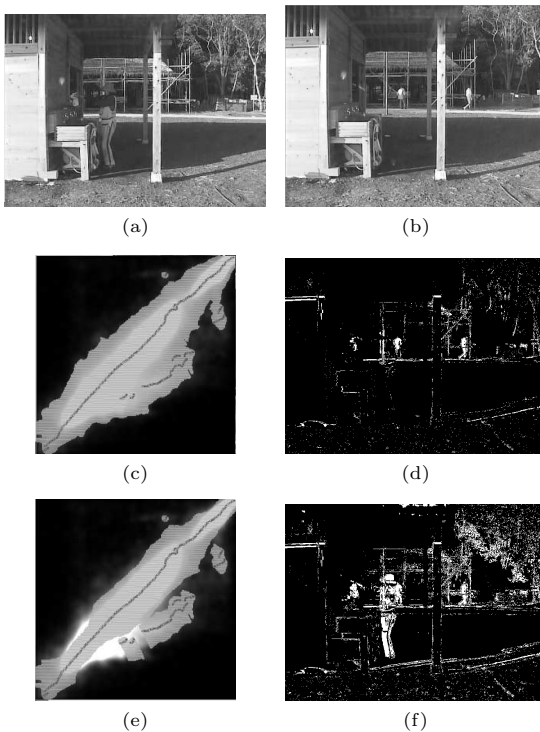


図 7 検出失敗例
Fig. 7 Example of failure.

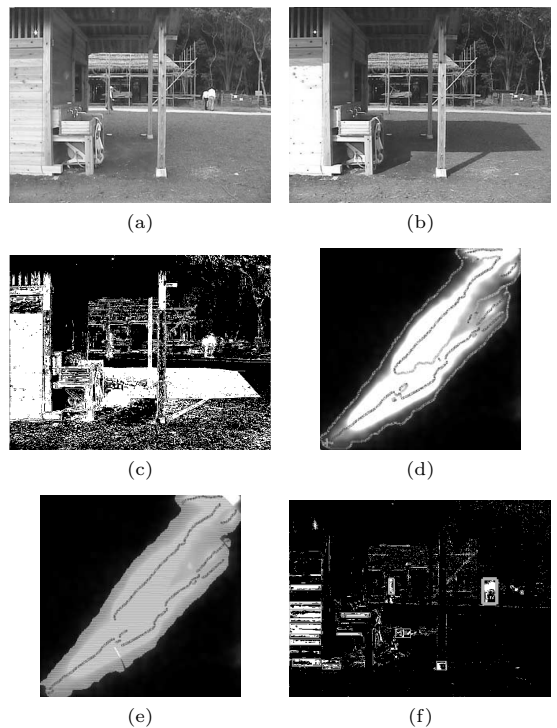


図 8 変化検出例 1
Fig. 8 Experimental results 1.

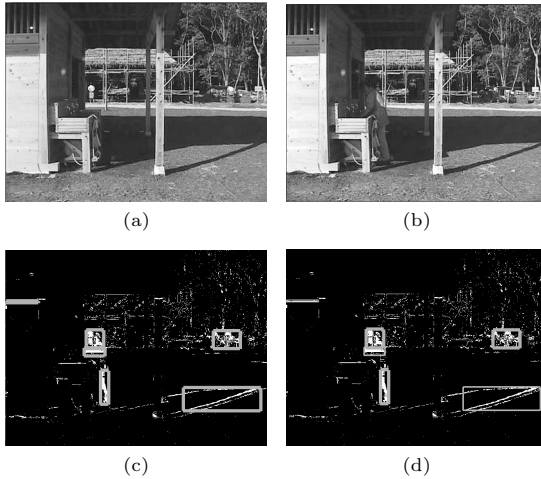


図 9 変化検出例 2
Fig. 9 Experimental results 2.

急激に強くなり、大部分でより明るく、陰のできた部分はより暗く変化している．図 8 (c) は、図 1 (d) と同様に絶対値差分後、30 のしきい値で 2 値化した結果である．図 8 (d) の二次元ヒストグラムでは、影や正反射による幾種類かの濃度値変化の存在を示す複数の尾根線が検出され、図 8 (e) に示すように $Sig(I_1, I_2)$ が決定される．大きな影領域が背景として排除されることにより、抽出したい人の退出を含む少ない候補領域だけが残り、各候補領域のグラディエント相関を調べることにより人の変化だけを重要変化（グレー太線）、重要変化の可能性あり（グレー中線）として抽出できている．

図 9 (a), (b) は 14 時 32 分と 14 時 42 分に撮影された画像である．両画像間では、太陽の位置の変化により影も移動している．これによる影領域の変化は少ない面積で二次元濃度ヒストグラム上で大きなクラスタとはならず、変化候補画素として抽出される．もし、部分ずれを許容しない、すなわち、 $T1 = 0$ とすると影を含む候補領域が図 9 (c) のようにすべて変化領域として抽出されてしまうが、部分ずれを許容することにより影による変化が取り除け、図 9 (d) のグレー太線で示すように、人の出現、退出の部分だけが重要な変化として検出される．

処理時間は、Intel/Xeon 2.4 GHz のマシン上で、二次元ヒストグラムを用いて変化候補画素を算出するまでが約 100 ms、グラディエント相関の部分は変化候補領域の大きさに応じて変化するが、約 200 ~ 1000 ms

であった．

4. む す び

本論文では、異なる時間に撮影された同一シーン画像間の变化抽出を二次元濃度ヒストグラムを利用して行う手法を提案した．Bromiley [16] は、医用画像処理において、差分前に両画像を適切に正規化する式を算出する目的に二次元ヒストグラム（散布図）を用いているが、本論文で提案したアプローチは二次元ヒストグラムをより詳細に活用し、直接的に (I_1, I_2) のペアを重要か重要でない濃度値変化に分類している． (I_1, I_2) のペアを自由に重要/非重要に切り分けられる柔軟性と、比較画像ペアごとへの適応性により、照明状況が大きく異なる屋外シーンに対して、手動最適しきい値を用いた差分結果と同等以上の良好な変化候補画素抽出が行えた．今回実験に用いた 3 シーンは林道、民家前、駐車場と異なる場所が対象で、時刻も朝から夕方まで含んでおり、大きな環境光変化があるが、3 パラメータ、 $\sigma, L1, D1$ は、一定値のまま、調整の必要がなかった．どのような状況でパラメータ変更が必要であるのか、またパラメータを調整すればより良い結果が得られるのかに関しては、今後の課題である．

得られた変化候補画素の連結領域に、2 画像間のグラディエント相関値を調べる後処理を適用することによって、物体の出現や消失に起因する変化のみを検出する応用例も示した．今回の実験では、この後処理で用いる、検出領域の最小サイズ $N1$ 、グラディエント類似性 S_e によるクラス分け判定基準に関しても調整せずに同一パラメータで実験を行ったが、これらの値は、先の 3 パラメータより課題依存性が高いと思われる．提案手法は、抽出すべき物体のすべての画素を抽出するわけではないが、抽出された変化領域を核として後処理を行うことでこの点は補えると考える．

一点、二次元濃度ヒストグラム上では、各画素の位置情報が欠落していることに注意すべきである．したがって、同様な変化が画像上で局所的に集中して起きているのか、分散して起きているのかは考慮されていない．こうした位置情報の効果的な利用は今後の課題である．しかし、一方、位置情報を除外したヒストグラムを用いることにより、画像全体に現れる類似した背景画素変動をまとめて検出できているわけであり、位置情報の利用に際してはこの特性との関係を考慮することが重要である．

本論文では、背景クラスタを積極的に抽出する目的

で、原点を中心とする円周上の断面走査を利用したが、バイアスをかけずにクラスタ抽出を行うアプローチもあるかと思う。また、本論文内では、屋外シーンからの物体の出現・消失検出の例題を扱ったが、これに限らず汎用的な手法であり、今後、様々な応用での性能評価を行っていきたい。

謝辞 実験データの提供とその背景に関する御教授を頂いた農業・生物系特定産業技術研究機構中央農業総合研究センター農業情報研究部二宮正士部長、平藤雅之氏をはじめとする皆さん、貴重な御意見を頂いた立命館大学白井良明教授に深謝致します。日ごろ、有益な助言を頂いている、坂上勝彦情報技術研究部門長、永見武司グループ長、増田健氏をはじめとするインタラクティブビジョングループの皆さん、栗田多喜夫氏、喜多伸之氏に感謝致します。

文 献

- [1] R.J. Radke, S. Andra, O. Al-Kofahi, and B. Roysam, "Image change detection algorithms: A systematic survey," *IEEE Trans. Image Process.*, vol.14, no.3, pp.294–307, 2005.
- [2] B. Zitová and J. Flusser, "Image registration methods: A survey," *Image Vis. Comput.*, vol.21, no.11, pp.977–1000, 2003.
- [3] K. Toyama, J. Krumm, B. Brumit, and B. Meyers, "Wallflower: Principles and practice of background maintenance," *Proc. International Conference on Computer Vision*, pp.255–261, 1999.
- [4] 島井博行, 栗田多喜夫, 梅山伸二, 田中 勝, 三島健稔, "ロバスト統計に基づいた適応的な背景推定法," *信学論 (D-II)*, vol.J86-D-II, no.6, pp.796–806, June 2003.
- [5] M. Pic, L. Berthouze, and T. KuritaB, "Adaptive background estimation: Computing a pixel-wise learning rate from local confidence and global correlation values," *IEICE Trans. Inf. & Syst.*, vol.E87-D, no.1, pp.50–57, Jan. 2004.
- [6] 長屋茂喜, 宮武孝文, 藤田武洋, 伊藤 渡, 上田博唯, "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, April 1996.
- [7] C. Stauffer and E. Grimson, "Adaptive background mixture models for real-time tracking," *Proc. of Comput Vision and Pattern Recognition 99*, pp.246–252, 1999.
- [8] 境田慎一, 苗村昌秀, 金次保明, "背景差分法と時空間 watershed による領域成長法を併用した動画像オブジェクトの抽出," *信学論 (D-II)*, vol.J84-D-II, no.12, pp.2541–2555, Dec. 2001.
- [9] 松山隆司, 和田俊和, 波部 育, 棚橋和也, "照明変化に頑健な背景差分," *信学論 (D-II)*, vol.J84-D-II, no.10, pp.2201–2211, Oct. 2001.
- [10] 関 真規人, 和田俊和, 藤原秀人, 鷲見和彦, "背景変化の共起性に基づく背景差分," *情報学論: コンピュータビジョンとイメージメディア*, vol.44, no.SIG 5 (CVIMn 6), pp.54–63, 2003.
- [11] 土田 勝, 川西隆仁, 村瀬 洋, 高木 茂, "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," *信学論 (D-II)*, vol.J87-D-II, no.5, pp.1062–1070, May 2004.
- [12] 佐藤雄隆, 金子俊一, 丹羽義典, 山本和彦, "Radial Reach Filter (RRF) によるロバストな物体検出," *信学論 (D-II)*, vol.J86-D-II, no.5, pp.616–624, May 2003.
- [13] F. Maes, A. Collignon, D. Vandermeulen, G. Marchal, and P. Suetens, "Multimodality image registration by maximization of mutual information," *IEEE Trans. Med. Imaging*, vol.16, no.2, pp.187–198, 1997.
- [14] <http://model.job.affrc.go.jp/FieldServer/FieldServerEn/default.htm>
- [15] T. Fukatsu and M. Hirafuji, "Field monitoring using sensor-nodes with a Web server," *J. Robotics and Mechatronics*, vol.17, no.2, pp.164–172, 2005.
- [16] P.A. Bromiley, N.A. Thacker, and P. Courtney, "Non-parametric image subtraction using grey level scattergrams," *Image Vis. Comput.*, vol.20, pp.609–617, 2002.

(平成 18 年 10 月 12 日受付, 19 年 1 月 19 日再受付)



喜多 泰代 (正員)

1982 筑波大・第三学群・基礎工学類卒。同年、電子技術総合研究所入所。1997～1998 Oxford 大学メディカルビジョングループ客員研究員。現在、産業技術総合研究所、情報技術研究部門主任研究員。工学。柔軟物を対象とする画像解析を中心に、医用及びロボット応用のコンピュータビジョン研究に従事。2005 本会論文賞受賞。IEEE CS, 情報処理学会, 日本医用画像学会各会員。