

独立成分分析を用いた移動物体の検出

山崎 雅起[†] 徐 剛[‡] 陳 延偉[‡]

[†] 立命館大学大学院理工学研究科

[‡] 立命館大学情報理工学部

あらまし 静止カメラで移動物体を検出する場合に、照明条件などで背景が変化してしまう。本論文では動画像におけるある画像は背景を含む画像と背景を含まず移動物体のみを含む画像との和で表すことができると考える。それらの画像は独立成分分析を用いることで、入力画像の独立成分として得られることを示す。独立成分分析により得られた画像をもとに移動物体の領域を特定する。実験では背景が変化しない場合と照明条件の変化による背景が変化する場合をためし、本手法が照明条件の変化にも効果的であることを示す。

キーワード 移動物体検出, 独立成分分析

Moving Object Detection using Independent Component Analysis

Masaki YAMAZAKI[†] Gang XU[‡] and Yen-Wei CHEN[‡]

[†] Graduate School of Science and Engineering, Ritsumeikan University

[‡] Faculty of Information Science and Engineering, Ritsumeikan University

Abstract Concerning the detection of moving objects by stationary cameras, the background looks different as the illumination changes. In this paper, we consider a particular image in an image sequence as the sum of a reference image containing the background and a difference image containing the moving objects but not the background. We show that a reference image and difference images can be obtained as the independent components of input images by Independent Component Analysis. Moving objects can then be located on the reference image and the difference images. Experimental results show that the proposed approach produces accurate detection of moving objects even if illumination changes.

Keyword Moving object detection, Independent Component Analysis

1. まえがき

移動物体の検出・追跡はさまざまな用途において重要である。静止カメラで移動物体を検出するには、あらかじめ記憶した背景画像あるいは近接フレーム間と現在の画像との差分により移動物体を検出する背景差分法やフレーム間差分法が最も基本的な方法である。

しかし、背景差分法は道路や人通りが多い場所などでは背景画像を撮ることが難しく、更に照明条件の変化や新たに物体が加わるなどの影響で、背景が徐々にまたは突然に変化することから安定して移動物体を検出することができない[1]。一方フレーム間差分法では物体が静止していると差分が表れないなどの欠点はあるが、背景画像を用意することなく移動物体を検出できる。しかし、差分をとるフレーム間において、照明条件の変化による全体的な変動がある場合はうまく差分をとることができない。

そこで本論文では、静止カメラで観測した画像は背景と移動物体から構成されるので、動画像におけるある画像は背景画像を含む画像(参照画像)と背景を含まず移動物体のみを含む画像(差分画像)との和で表すことができると考える。それらの画像は独立成分分析(Independent Component Analysis, ICA)を用いることで、入力画像の独立成分として得られることを示す。ICAにより得られた画像をもとに移動物体の領域を特定する。実験では背景が変化しない場合と照明条件の変化による背景が変化する場合をためし、本手法が照明条件の変化にも効果的であることを示す。

本論文ではまず2.で移動物体検出問題の定式化について述べる。3.でICAによる分離と移動物体検出について述べる。4.で実験結果について述べる。5.でまとめと今後の課題について述べる。

2. 移動物体検出問題の定式化

移動物体を検出するためには、移動物体領域と背景に区別する必要がある。移動物体検出の最も簡単な方法は、入力画像からその背景画像を引いた差分画像から特定する方法である。この場合、画像列 (I_1, I_2, \dots, I_n) は次式のように表せる。

$$\begin{cases} I_1 = I_{Background} + \Delta I_1 \\ I_2 = I_{Background} + \Delta I_2 \\ \vdots \\ I_n = I_{Background} + \Delta I_n \end{cases} \quad (1)$$

ここで $I_{Background}$ は背景画像であり、 ΔI_n は I_n と $I_{Background}$ の差分画像である。この n 個の入力画像は1つの背景画像と n 個の差分画像に分けられる。

この画像列を別の方法で表すと次式のようになる。

$$\begin{cases} I_1 = I_i + \Delta I_{1i} \\ I_2 = I_i + \Delta I_{2i} \\ \vdots \\ I_i = I_i \\ \vdots \\ I_n = I_i + \Delta I_{ni} \end{cases} \quad (2)$$

ここで I_i は背景を含む参照画像として機能し、 ΔI_{ni} は I_n と I_i の差分画像である。この n 個の入力画像は1つの参照画像と $n-1$ 個の差分画像に分けられる。

図1に2つの画像における例を示す。2つの画像のうち1つは参照画像であり、もう一方の画像は参照画像とその差分画像との和で表せる。背景が変わらない場合、静止領域は差分画像において強さは0となる。このような分離の表現方法は一意ではない。実際、多くの組み合わせが可能である。

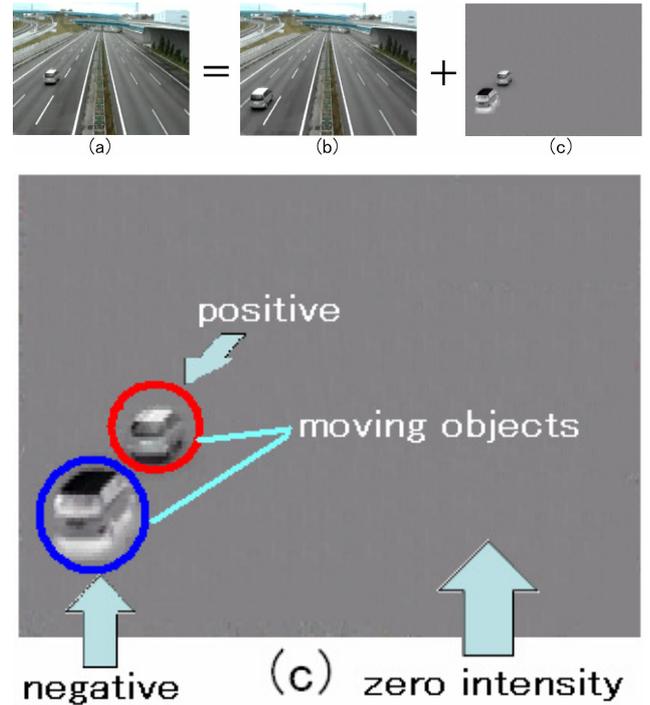


図 1: 2つの画像における画像の表現。(a)画像1。(b)参照画像(画像2)。(c)(a)から(b)を引いて得られる差分画像。

照明条件が変化すると仮定した場合、式(2)は次式のようにになる。

$$\begin{cases} I_1 = a_{11}I_i + a_{12}\Delta I_{1i} \\ I_2 = a_{21}I_i + a_{22}\Delta I_{2i} \\ \vdots \\ I_i = a_{i1}I_i \\ \vdots \\ I_n = a_{n1}I_i + a_{n2}\Delta I_{ni} \end{cases} \quad (3)$$

ここで $(a_{11}, a_{12}, \dots, a_{n1}, a_{n2})$ はその画像に対する重み係数であり、ICAで計算できる。

移動物体と背景は確率的に独立である。それゆえ、式(3)はICAによって分離できる。厳密に述べるとICAの仮定において、観測画像は背景と移動物体の重ね合わせではない。実際、移動物体画像が背景画像を上書きする。これがICAで純粋な背景と移動物体に分離できない理由である。ICAを使うメリットの1つとして背景が一定である必要がない。つまり、照明条件やコントラストによる背景が変化したとしても、ICAの分離に影響はない。

3. ICA による分離と移動物体検出

3.1. ICA とは

ICA は最近注目されている統計的データ解析手法であり [2 ~ 5], いくつかの統計的独立な信号が重なり合った混合信号をいくつかの異なる条件で観測し, それを基に独立な源信号を分離する問題として定式化される.

ある時系列で観測される M 個の信号を, ベクトル $\mathbf{X} = (\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_M)^T$ で観測したとき, この \mathbf{X} を統計的に独立な N 個の未知源信号 $\mathbf{S} = (\mathbf{s}_1, \mathbf{s}_2, \dots, \mathbf{s}_N)^T$ を混合行列 $\mathbf{A} (M \times N)$ で変換させたものとし,

$$\mathbf{X} = \mathbf{A}\mathbf{S} \quad (4)$$

と表すとする.

混合行列 \mathbf{A} が既知の場合, 源信号 \mathbf{S} の最小二乗解は, \mathbf{A} の pseudo inverse \mathbf{A}^+ を用いて

$\mathbf{A}^+ \mathbf{X}$ と求めることができるが, 源信号 \mathbf{S} も, その混合行列 \mathbf{A} も未知の場合には, 観測信号 \mathbf{X} のみから源信号 \mathbf{S} または混合行列 \mathbf{A} を推定しなければならない. すなわち観測信号 \mathbf{X} のみから, ある $N \times M$ の分離行列 \mathbf{W} を用いて,

$$\mathbf{Y} = \mathbf{W}\mathbf{X} \quad (5)$$

で分離信号 \mathbf{Y} を計算する. ICA では, \mathbf{Y} の各成分が互いに統計的に独立となる \mathbf{W} を求めることが目的である. 理想的には

$$\mathbf{W} = \mathbf{A}^+ \quad (6)$$

となれば, \mathbf{Y} と \mathbf{S} は一致する. しかし, \mathbf{Y} の各成分の順序および大きさは独立性に影響しないことから,

$$\mathbf{W} = \mathbf{P}\mathbf{D}\mathbf{A}^+ \quad (7)$$

となる分離行列を求めることになる. ここで, \mathbf{D} は対角行列であり, \mathbf{P} は置換行列 (各行各列に 1 となる要素が 1 つだけある行列) である.

3.2. 主成分分析を用いた前処理

前述のように, ICA は分離信号が互いに独立になるよう, 分離行列 \mathbf{W} を求めるプロセスである. 信号が互いに独立であれば, 互いに無相関でもある. 分離行列 \mathbf{W} は信号を無相関化する行列でもある. ICA の前処理とし

て, 観測信号の無相関化を行うのが有効である. なお, このような前処理は白色化 (Whitening), または球状化 (Sphering) ともいう. 前処理の無相関化には主成分分析 (Principle Component Analysis, PCA) を用いて下記のように行う.

(1) 観測ベクトル \mathbf{X} の共分散行列 $\mathbf{C} = E(\mathbf{X} \cdot \mathbf{X}^T)$ を求める.

(2) 固有値分解を使って共分散行列 $\mathbf{C} = \mathbf{V} \cdot \mathbf{V}^T$ に分解し, 行列 \mathbf{V} を求める.

(3) 式 (8) の線形変換を行う.

$$\mathbf{Z} = \mathbf{V}^T \cdot \mathbf{X} = \mathbf{V}^T \mathbf{A}\mathbf{S} = \mathbf{B}\mathbf{S} \quad (8)$$

この場合, \mathbf{Z} の共分散行列は

$$E(\mathbf{Z} \cdot \mathbf{Z}^T) = \mathbf{B}E(\mathbf{S} \cdot \mathbf{S}^T)\mathbf{B}^T = \mathbf{B}\mathbf{B}^T = \mathbf{I} \quad (9)$$

となり, 変換後の変数は互いに無相関となっていることがわかる.

前処理後の復元信号 \mathbf{Y} を求める式は次式のようになる.

$$\mathbf{Y} = \mathbf{W}\mathbf{Z} \quad (10)$$

3.3. Kullback-Leibler divergence を用いた独立成分分析

これまで, 独立の評価基準として, 相互情報量 (Kullback-Leibler divergence) または高次統計量 (kurtosis) などを用いた方法が提案されている. 本研究では, Bell & Senjowsky が提案した, 相互情報量の最大化による手法を用いる [3]. \mathbf{W} の更新則は次式のように与えられる.

$$\mathbf{W}^{t+1} = \mathbf{W}^t + \mu(\mathbf{I} - g(\mathbf{Y})\mathbf{Y}^T)\mathbf{W}^t \quad (11)$$

ここで, $g(\mathbf{Y})$ はシグモイド関数であり, μ は学習率である. \mathbf{I} は単位行列である.

3.4. ICA を用いた移動物体領域の特定

ICA によって得られた差分画像に対してしきい値処理をすることにより, 移動物体領域を特定できる. そして, 入力画像の各画素は背景もしくは移動物体に分類できる. 移動物体に分類された画素を除くと, 入力画像はいくつかの穴ができるので, これらの穴を移動物体で隠れていない他の入力画像の背景画像で埋めることで, 移動物体を除いた背景画像を合成できる.

4. 実験結果

この章では背景が変化しない場合と照明条件の変化による背景が変化する場合を示す。実験では 30 フレーム/秒のデジタルビデオカメラ(320×240 画素)を使用した。

4.1. 背景変化なし

動画像における 2 つの入力画像の場合、式 (4)は以下のようになる。

$$\mathbf{X} = \mathbf{A}\mathbf{S}$$

$$\begin{bmatrix} \mathbf{x}_1^T \\ \mathbf{x}_2^T \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{s}_1^T \\ \mathbf{s}_2^T \end{bmatrix} \quad (12)$$

図 2 に実際に 2 つの入力画像に対して ICA を適用した結果を示す。

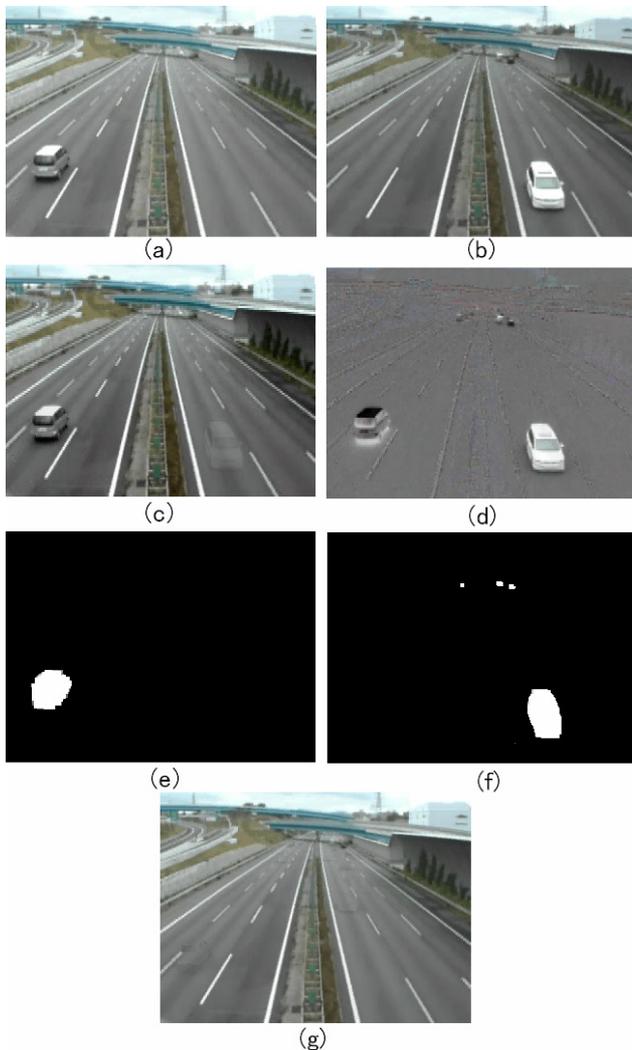


図 2: 2 つの画像を用いた結果. (a), (b)入力画像. (c), (d)ICA による分離画像. (e), (f)移動物体. (g)合成された背景画像.

推定された混合行列 \mathbf{A} は以下のようになる。

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 0.96 & -0.06 \\ 0.99 & 0.94 \end{bmatrix} \quad (13)$$

図 2 より図 2(c)は図 2(a)にととても似ている。そして参照画像としてみなせる。図 2(d)は図 2(b)と(a)との差分画像である。これは式(13)からも分かる。 a_{11} が 1 に近く、 a_{12} が 0 に近いということは、図 2(a)はほとんど参照画像と同じという意味である。 a_{21} と a_{22} が 1 に近いということは、図 2(b)はほぼ図 2(c)と(d)との和、つまり参照画像と差分画像との和で表せることを意味している。これらの分離画像から各入力画像の移動物体領域を特定できる(図 2(e),(f))。またその背景画像を合成できる(図 2(g))。

動画像における 3 つの入力画像の場合、式 (4)は以下のようになる。

$$\mathbf{X} = \mathbf{A}\mathbf{S}$$

$$\begin{bmatrix} \mathbf{x}_1^T \\ \mathbf{x}_2^T \\ \mathbf{x}_3^T \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{s}_1^T \\ \mathbf{s}_2^T \\ \mathbf{s}_3^T \end{bmatrix} \quad (14)$$

図 3 に実際に 3 つの入力画像に対して ICA を適用した結果を示す。推定された混合行列 \mathbf{A} は以下のようになる。

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1.04 & -0.03 & -0.06 \\ 0.95 & 1.02 & -0.04 \\ 0.97 & 0.09 & 0.96 \end{bmatrix} \quad (15)$$

図 3 より図 3(d)は図 3(a)にととても似ている。そして参照画像としてみなせる。図 3(e)と(f)は図 3(a), (b)と(c)との差分画像である。これは式(15)からも分かる。 a_{11} が 1 に近く、 a_{12} と a_{13} が 0 に近いということは、図 3(a)はほとんど参照画像と同じという意味である。 a_{21} と a_{22} が 1 に近く、 a_{23} が 0 に近いということは、図 3(b)はほぼ図 3(d)と(e)との和で表せることを意味している。 a_{31} が 1 に近く、 a_{32} と a_{33} との和が 1 に近いということは、図 3(c)は図 3(d)

と、(e), (f)との和で表せることを意味している。

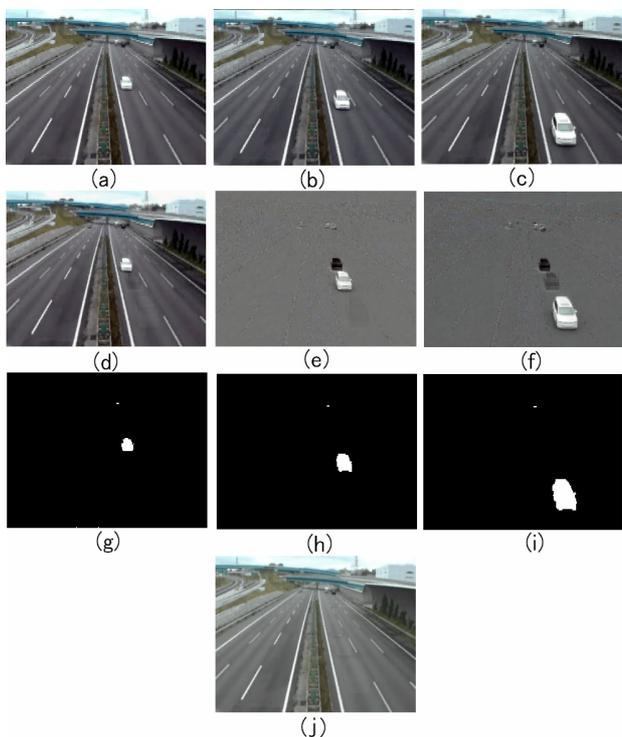


図 3: 3つの画像を用いた結果. (a), (b), (c)入力画像. (d), (e), (f)ICAによる分離画像. (g), (h), (i)移動物体. (j)合成された背景画像.

詳細な説明は省くが、動画像における5つの入力画像の例を図4に示す。

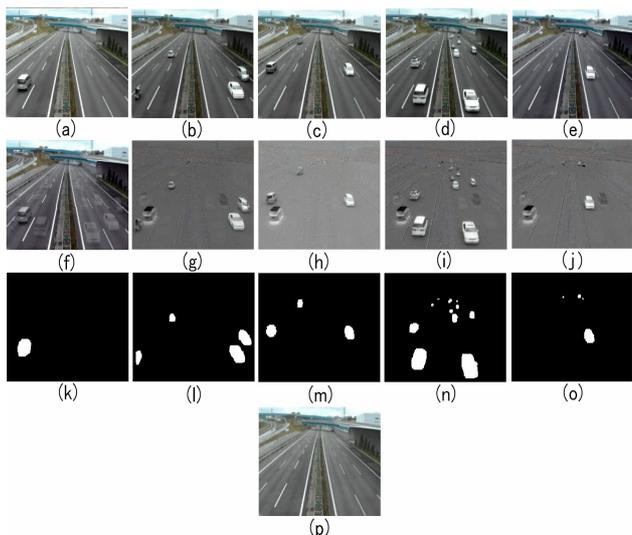


図 4: 5つの画像を用いた結果. (a), (b), (c), (d), (e)入力画像. (f), (g), (h), (i), (j)ICAによる分離画像. (k), (l), (m), (n), (o)移動物体. (p)合成された背景画像.

4.2. 背景変化あり

ICAによる方法は、背景が変化しない時だけでなく、照明条件やコントラストによる背景の変化の場合でも有効である。図5, 6に実際に照明条件によって背景が変化した例を示す。これらは同じシーンであるが照明条件が異なる。

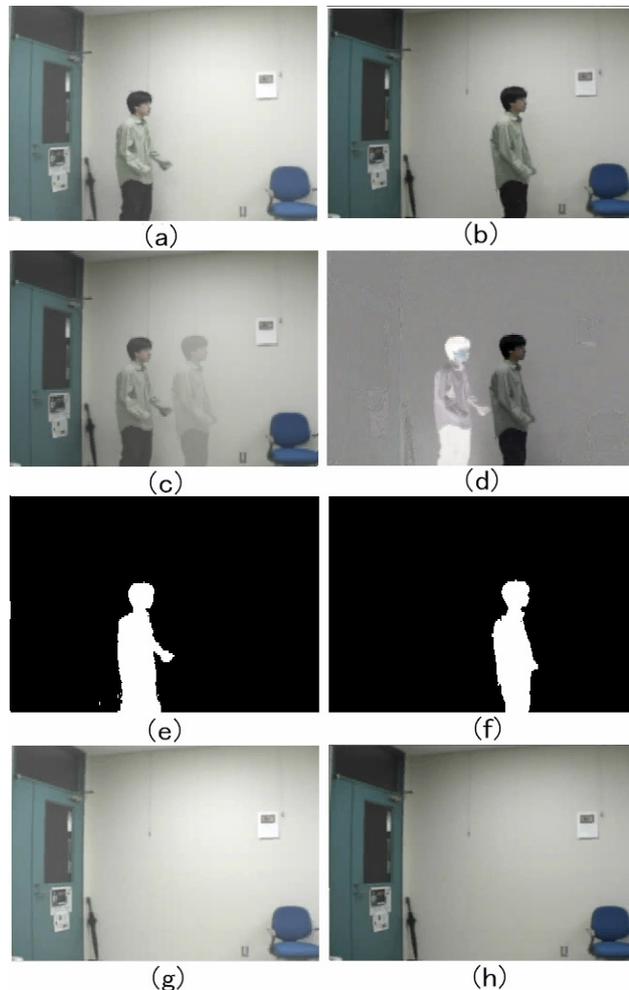


図 5: 2つの画像を用いた結果. (a), (b)入力画像. (c), (d)ICAによる分離画像. (e), (f)移動物体. (g), (h)合成された背景画像.

推定された混合行列 \mathbf{A} は以下のようになる。

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1.12 & -0.09 \\ 0.91 & 0.94 \end{bmatrix} \quad (16)$$

式(13)と比べると a_{11} と a_{21} が 1 より遠くなっている。なぜなら背景の変化は全体的な重みによって計算されるからである。式(16), (17)より背景が変化すればするほど、 a_{11} と a_{21} は 1 より遠くなっていく。これらの分離画像が

ら各入力画像の移動物体領域を特定できる(図 5, 6(e), (f)). また移動物体を取り除いてできる穴を埋めるための画像のスケールを, その画像の背景のスケールに合わせることで, その背景画像を合成できる(図 5, 6(g), (h)).

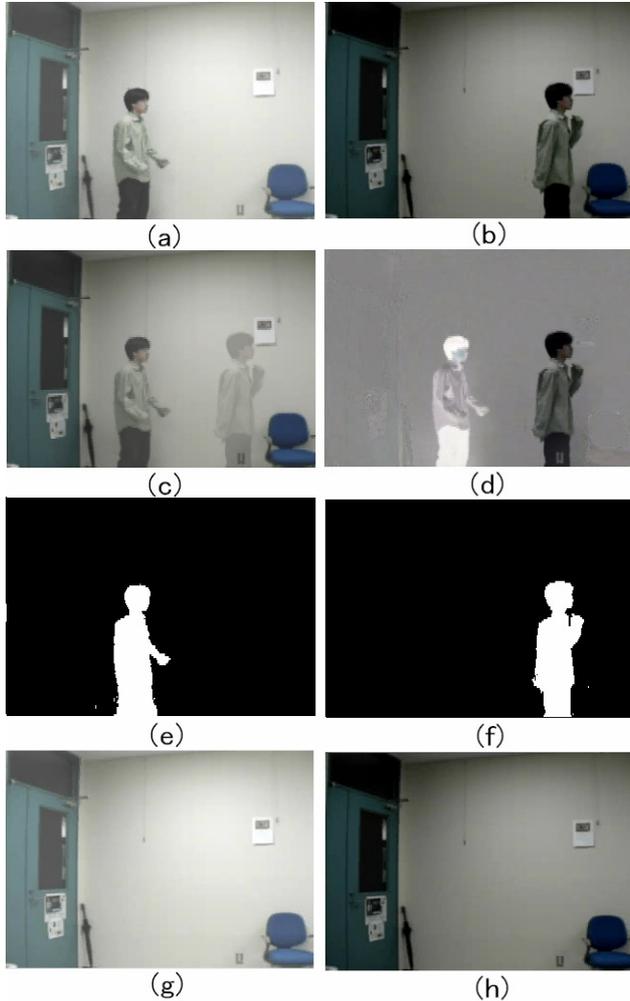


図 6: 2つの画像を用いた結果. (a), (b)入力画像. (c), (d)ICAによる分離画像. (e), (f)移動物体. (g), (h)合成された背景画像.

推定された混合行列 \mathbf{A} は以下のようになる.

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1.19 & -0.11 \\ 0.82 & 0.96 \end{bmatrix} \quad (17)$$

背景が変化した3つの入力画像の場合も, 同じ傾向がみられる(図 7). 推定された混合行列 \mathbf{A} は以下のようになる.

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1.21 & -0.11 & -0.13 \\ 0.92 & 0.93 & -0.09 \\ 0.81 & 0.06 & 0.91 \end{bmatrix} \quad (18)$$

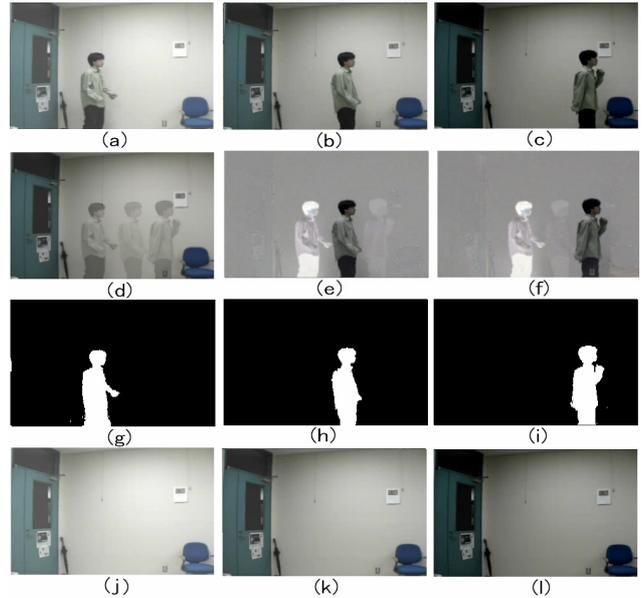


図 7: 3つの画像を用いた結果. (a), (b), (c)入力画像. (d), (e), (f)ICAによる分離画像. (g), (h), (i)移動物体. (j), (k), (l)合成された背景画像.

5. まとめ

本論文では, 動画像におけるある画像は背景を含む参照画像と移動物体からなる差分画像との線形和でモデル化し, ICAを適用することで移動物体領域を特定する新手法を提案した. 実験結果では入力画像がモデル化したとおりに分離し, 照明条件により背景の変化がある場合でも本手法の有効性を確認した. 今後の予定としては, このアルゴリズムをトラッキングの分野に応用していきたい.

参考文献

- [1] J. Ren, P. Astheimer, and D. Feng, "Real-time Moving Object Detection Under Complex Background," 3rd IEEE Int Symposium on Image and Signal Processing and Analysis, Roma (Italia), pp.662-667, September 2003.
- [2] P. Cannon, "Independent component analysis, a new concept?," Signal Processing 36: 287-314, 1994
- [3] A. Bell, and T. Sejnowski, "An information-maximization approach to blind separation and blind deconvolution," Neural Computation 7:1129-1159, 1995.
- [4] J. Kauhunen, E. Oja, Wang L et al, "A class of neural networks for independent component analysis," IEEE Trans. Neural Networks 8:486-504, 1997.
- [5] A. Hyvarinen, and E. Oja, "A fast fixed-point algorithm for independent component analysis," Neural Computation 9:1483-1492, 1997.