

## オプティカルフローの無相関化によるエゴモーション解析

高田 亮<sup>†</sup> 吳 海元<sup>†</sup> 和田 俊和<sup>†</sup>

<sup>†</sup>和歌山大学大学院システム工学研究科

あらまし 能動カメラを用いた移動物体検出は、広範囲でかつ対象を詳細に調べる場合において、必要な技術である。本論文では能動カメラから得られるオプティカルフローに対し、白色化計算を行うことで移動物体を検出するアルゴリズムを提案する。能動カメラから得られるオプティカルフローには背景のフローと移動物体のフローが混合していると考え、これらのフローを分離する。提案手法では任意の平行フローパターンを一つ準備しておくだけで、カメラのパン・チルト回転に依存せず、移動物体を検出することができる。実験によりその有効性を確認した。

キ - ワ - ド : 移動物体検出、エゴモ - ション解析、白色化

## Egomotion Analysis with Uncorrelated Optical Flow

Ryo TAKADA<sup>†</sup>, Halyuan WU<sup>†</sup>, and Toshikazu WADA<sup>†</sup>

<sup>†</sup> Graduate School of System Engineering, Wakayama University

**Abstract** In the case of wide area video surveillance, it is useful to detect moving objects from image sequences taken by a pan-tilt active camera. We consider this optical flow is separable because it is mixed by the background flow and moving object flow. In this paper, we propose an algorithm, which detects moving objects by whitening the optical flow obtained from the image sequences. Our method can detect the moving objects independent on the rotation of pan/tilt, by preparing only one arbitrary uniform flow. Through various experiments, we confirm the effectiveness of proposed algorithm.

**Keyword:** Detection Moving Object, Egomotion Analysis, Whitening

### 1 はじめに

本研究では、オプティカルフローの白色化によってエゴモーション解析を行う問題について取り扱う。

移動物体の検出や追跡は様々な分野において重要である。静止カメラで移動物体を検出する方法は背景差分法やフレーム間差分法が基本的な方法であり、これまでに様々な手法が提案されている [1][4]。静止カメラ 1 台の観測範囲は限定されているため、より広範囲を監視するためには

- 全方位カメラ
- 複数台の静止カメラ
- 一台の能動カメラ (首振りカメラ)

を用いる三通りの方式が考えられる。全方位カメラでは解像度が低いため対象についての詳細な情報が得られない。また、静止カメラを複数台用いる方式はコストがかかるという問題がある。これに対し、能動カメラを用いた場合には、広範囲を撮影するこ

とができ、しかも特定の対象にカメラの方位を向ければ対象の詳細な部分も観測できるという利点がある。唯一の問題点は、広範囲を観測する際に、カメラの回転と停止を繰り返しながら画像を撮影すると時間がかかりすぎるということである。もし、カメラを回転させながら撮影した画像から運動物体を検出することができれば、広域監視に適した画像撮影が実現できることになる。

近年、能動カメラで撮影された画像からの物体検出と追跡が盛んに研究されている [1][2][3]。

白井ら [1] は動き情報 (オプティカルフロー) と他の情報 (距離や明度一様領域など) を組み合わせた人の追跡システムを構築している。

J.Kang ら [2] は "Plane+Parallax" 法に基づき、epipolar 制約と structure consistency 制約という二つの幾何制約を用いて、ステレオ視からの移動物体を検出・追跡する方法を提案している。

井宮ら [3] は移動ロボットの上に乗せているカメラから得られるオプティカルフローに対して独立成分分析を行い、画像の最大領域を占める平面を検出

するアルゴリズムを提案している。彼らは、障害物が含まれないようなシーンから得られるオプティカルフローと、障害物を含むシーンから得られるオプティカルフローを独立成分分析の入力値として用いている。

本論文ではより一般的なケース、つまり、パン・チルトを自由に回転させることができる能動カメラで撮影された画像系列からの移動物体の検出法について述べる。

本論文のこれ以降の構成として、第2章で提案手法についての考え方、第3章で提案手法のアルゴリズムの流れについて述べる。そして、第4章で本手法による実験結果を示し、第5章でまとめる。

## 2 オプティカルフローの白色化によるエゴモーション解析

本論文では、任意の平行フローパターンを一つ作成しておき、画像系列から求めたオプティカルフローとあわせて白色化計算を行うことで、入力フローの角度に依存しないエゴモーション解析の方法を提案する。

### 2.1 基本アイデア

本研究で用いるカメラは、自由にパン・チルトを回転させることができる能動カメラであり、カメラの回転速度と回転面がそれぞれ未知であることを前提としている。このような場合、有限個の既知背景の情報を用意してエゴモーション解析を行うことは一般的に困難である。

本研究ではエゴモーション解析用の特徴をオプティカルフローとする。能動カメラで撮影された移動物体を含む画像系列から求めたオプティカルフローには、移動物体のフローとカメラ回転に伴う背景領域のフローが含まれている。移動物体と背景領域の差によって移動物体を抽出する方法が考えられるが、その場合には画像毎に適切な閾値を設定する必要があり、このことが大きな問題となる。

そのような方法に対して、我々はカメラの回転と移動物体の動きはそれぞれ独立であることに着目し、それらに基づくフローも独立であると考え。このため、画像系列から求めたオプティカルフローは、背景と移動物体のそれぞれ独立なフローパターンが混合したものであると仮定する(図1)。このような、背景と移動物体のそれぞれのフロー成分が混合しているオプティカルフローに対して独立成分分析(ICA)を行うことで、それぞれのフロー成分に分離でき、エゴモーション解析を行うことができると考えられる。

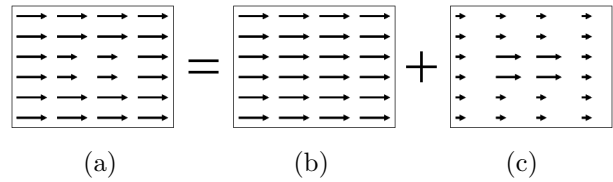


図1: オプティカルフローの混合  
(a) 能動カメラで観測されるフロー、(b) 背景のフロー、(c) 移動物体のフロー

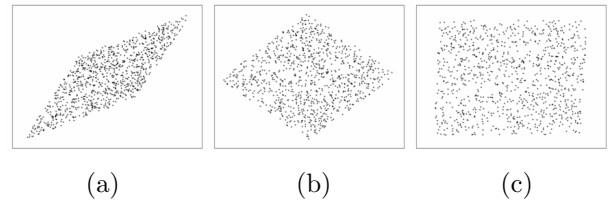


図2: 無相関と独立の結合分布の違い  
(a) 入力データ(2つの一様乱数)の結合分布、(b) 白色化により無相関にしたデータの結合分布、(c) 軸回転により独立にしたデータの結合分布

### 2.2 白色化とICA

白色化は入力特徴ベクトルの各要素が無相関でかつ、分散が1となるような変換である。そのため、白色化された特徴ベクトルの結合分布はどの軸に対しても均一な分布となっている。

一方、独立成分分析(ICA)は $n$ 個の独立な成分が混合したものを $n$ 個観測し、その観測データから独立性のみを手がかりとして元の独立な成分を復元する統計的手法である。白色化はICAの前処理として有用であることが知られている。最も良く用いられるICAアルゴリズムとしてFastICAがあり、FastICAアルゴリズムは入力データを白色化した後、軸の回転操作を行うものである。従って、入力データをまず無相関化した後、軸回転により独立にするということである。

無相関と独立の違いを図2に示す。図2(a)(b)(c)はそれぞれ、入力データの結合分布、白色化後の結合分布、軸回転後の結合分布である。図2(b)を見ると、観測データを白色化したものの結合分布は、確かに無相関になっている。また、図2(c)は明らかに図2(b)を回転した形となっており、白色化したデータに対して軸回転を行うことで、結合分布に対する軸が垂直になっている。このことから、無相関と独立の違いは図的に説明すると、例えば2つの確率変数に対して、その結合分布が $xy$ 平面(2次元の場合)において傾きがなければ、それら2つの確率変数は無相関という。そして、無相関でかつ、結合分布に対する軸が垂直になっていれば、独立であるという。

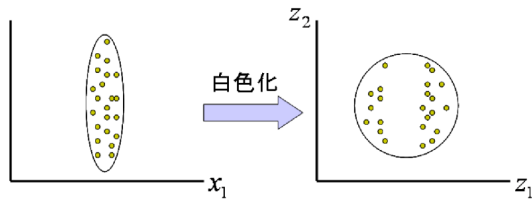


図 3: オプティカルフローに対する白色化の効果  
白色化によってデータの分布を広げ、二つのデータの違いを強調する

### 2.3 フローの白色化とエゴモーション解析

先に述べたように、画像系列から求められるオプティカルフローは移動物体と背景のそれぞれのフローの混合である。このようなオプティカルフローに対して、ICA を適用することを考える。FastICA では入力データの「白色化 (無相関化)」と「軸回転」の二段階の処理に分けることができる。

白色化はデータを無相関にし、その結合分布を均一な形にする変換である。オプティカルフローのような偏りのある分布に対しては、分布を均一にすることで、分布幅が狭いものを広げる効果が期待できる。そのため、白色化は背景と移動物体のフローの違いを強調でき、エゴモーション解析に有効であると考えられる (図 3)。

白色化したデータに対して軸回転を行うことで独立なデータに分離することができるが、本手法で考えている入力データは、任意の平行フローパターンと画像系列から求めたオプティカルフローであり、これらのデータの軸は元々垂直になっているので、軸回転の操作は省略できると考えられる。

以上のことから、画像系列から求めたオプティカルフローから移動物体と背景のフローを分離するためには、完全な ICA を行う必要はなく、フローの白色化までの処理だけでエゴモーション解析が行えると考えられることができる。

最後に、本手法は画像系列から求めたオプティカルフローの背景領域が平行フローパターンで十分近似できる範囲内であれば適用可能であると考えられるが、カメラのジンバル機構の制限でパン軸方向が視線方向になっているときには、回転するフローパターンが現れるため、このようなフローパターンにより処理が不安定になってしまう問題点がある。

### 2.4 フローの混合モデル

本論文では、白色化計算に入力する特徴ベクトルを  $X_u = [u_1, u_2]^T$ ,  $X_v = [v_1, v_2]^T$  とし、それぞれ、準備フロー  $d_1 = [u_1, v_1]^T$ 、観測フロー  $d_2 = [u_2, v_2]^T$  から  $u$  成分、 $v$  成分同士をまとめたもので

ある。この  $X_u, X_v$  は次式のような背景のフローと移動物体のフローの混合で表すことができる。

$$X_u = \begin{bmatrix} u_1 \\ u_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & 0 \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{back} \\ u_{object} \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$X_v = \begin{bmatrix} v_1 \\ v_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b_{11} & 0 \\ b_{21} & b_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_{back} \\ v_{object} \end{bmatrix} \quad (2)$$

ここで、 $u_{back}, v_{back}$  は実際の背景のフローの  $u, v$  成分、 $u_{object}, v_{object}$  は移動物体のフローの  $u, v$  成分である。また、 $A = (a_{ij}), B = (b_{ij}) (i, j = 1, 2)$  は  $u, v$  それぞれの混合行列を表している。この混合行列の  $a_{12}, b_{12}$  が 0 となっているのは入力用に作成したフローは一様な平行フローであり、移動物体の成分を含んでいないからである。また、この混合はフローの  $u, v$  成分が画像上で別々に混合していることを表している。

式 (1),(2) から  $u_1, v_1$  はそれぞれ

$$u_1 = a_{11}u_{back} \quad (3)$$

$$v_1 = b_{11}v_{back} \quad (4)$$

となる。

以上のことから、白色化計算の入力用に作成したフロー成分  $u_1, v_1$  はそれぞれ、明らかに実際の背景のフロー成分  $u_{back}, v_{back}$  を定数倍したものととして表現できていることが分かる。

### 2.5 フローの角度問題

実際の背景フローの角度を  $\theta_{back}$  とし、白色化計算の入力用に作成したフローの角度を  $\theta_{back}^*$  とすると、 $\theta_{back}, \theta_{back}^*$  は以下のように書ける。

$$\tan \theta_{back}^* = \frac{v_1}{u_1} \quad (5)$$

$$\tan \theta_{back} = \frac{b_{11}v_{back}}{a_{11}u_{back}} \quad (6)$$

式 (5)、(6) から次の関係を導くことが出来る。

$$\therefore \frac{b_{11}}{a_{11}} = \frac{u_{back}v_1}{v_{back}u_1} \quad (7)$$

$$\therefore \tan \theta_{back}^* = \tan \theta_{back} \quad (8)$$

$$\therefore \theta_{back}^* = \theta_{back} \quad (9)$$

式 (9) の関係から実際の背景フローの角度と入力用に作成したフローの角度が異なる場合でも、式 (1),(2) の混合行列によって、背景フローの角度  $\theta_{back}$  と、入力用に作成したフローの角度  $\theta_{back}^*$  が一致するような回転が表現できていることが分かる。

これによって、任意の平行フローを一つ作成しておき、オプティカルフローを白色化することで、入力フローの角度に依存せずに、エゴモーション解析を行えることは理論的に立証できる。

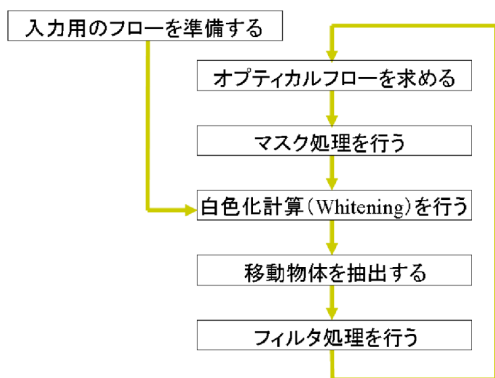


図 4: 提案手法の処理の流れ

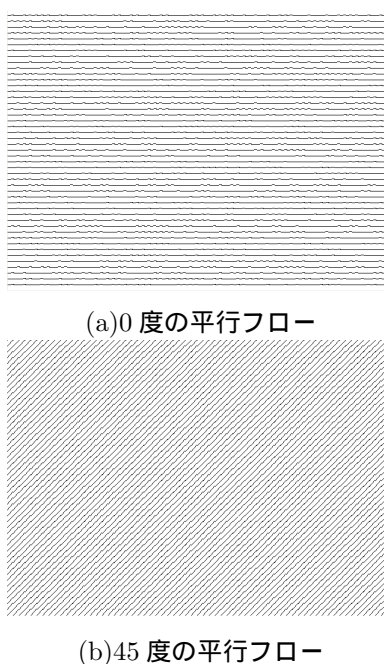


図 5: 入力用フローの例

### 3 提案手法のアルゴリズム

#### 3.1 提案手法の処理の流れ

提案手法の処理の流れを図 4 に示す。能動カメラで撮影された画像系列に処理を行う前に、予め白色化のための任意の平行フローを作成しておく。そして、この作成したフローと画像系列から求めたオプティカルフローを白色化し、移動物体と背景のフローに分離する。最後に移動物体のフローに雑音除去のためのフィルタ処理を施し、移動物体を検出する。

#### 3.2 入力用フローの準備

白色化計算を行い、背景と移動物体という混合しているフローを分離するためには、観測フローの他にもう一つ入力用のフローが必要となる。本論文では、式 (10) のような任意の平行なフローパターン  $d_1$  (図 5) を白色化計算の入力用として作成する。ただし、完全な平行フローパターンでは計算が行えないため、 $u_1, v_1$  に誤差として  $n_1, n_2$  ( $n_1, n_2$ : 一様乱数) をそれぞれ加える。

$$d_1 = \begin{bmatrix} u_1 + n_1 \\ v_1 + n_2 \end{bmatrix} \quad u_1, v_1: \text{任意の定数} \quad (10)$$

#### 3.3 マスク処理

能動カメラで撮影される画像系列  $I(x, y, t)$  の時刻  $t$  におけるオプティカルフロー  $v = [u, v]^T = [dx/dt, dy/dt]^T$  を求めるには式 (11) を計算すれば良い (計算の詳細は [7][8] を参照されたい)。本研究では OpenCV の Lucas & Kanade アルゴリズムを用いてオプティカルフローを計算している。ここで、 $\nabla I = [I_x, I_y]^T = [\partial x/\partial t, \partial y/\partial t]^T, I_t = dI/dt$  である。

$$\nabla I \cdot v + I_t = 0 \quad (11)$$

観測される画像系列から計算されたオプティカルフローは、一様な床面のような単純背景の場合は精度良くフローが求まるが、複雑な背景 (図 6(a)) において、輝度勾配がほとんど無い場所では誤ったフローが出ることがある (図 6(b))。この問題に対して、本研究では、入力画像にマスク処理を施し、誤ったフローを用いないようにする。具体的には、入力画像 (図 6(a)) に Sobel オペレータを適用してエッジを求め (図 6(c))、さらに、このエッジを膨張する処理を行う (図 6(d))。図 6(d) の画像の白色の部分のフローのみを用いることにする (図 6(e))。そのようにして得られたオプティカルフローには誤ったフローが除去されている。また、画像の両端数列のオプティカルフローと、フローが出ていない場所は信頼度が低いため、これらの部分も除去されている。

#### 3.4 白色化計算

白色化は入力ベクトル  $x = [x_1, \dots, x_n]^T$  に対して、次式のような変換により、 $z = [z_1, \dots, z_n]^T$  が無相関で分散が 1 となる行列  $P$  を見つけることである。

$$z = Px \quad (12)$$

この問題に対する解の一つは PCA で与えられる。ここで、 $E = (e_1, \dots, e_n)$  を共分散行列  $C_x = E[xx^T]$  の固有ベクトルを列にもつ直交行列とする。これらは、ベクトル  $x$  の標本から直接に計算する

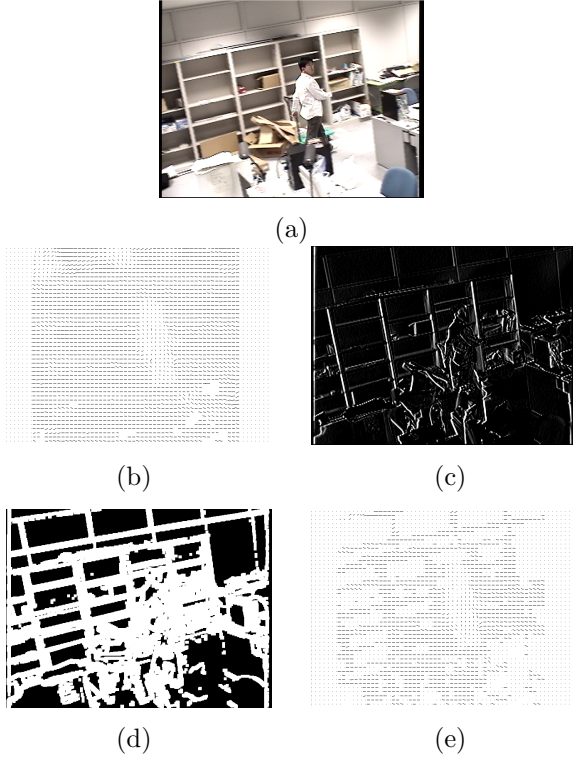


図 6: マスク処理の過程

(a) 入力画像例、(b) 入力画像系列から求められたフロー（画像の左上に誤ったフローが出ている）、(c) 求められたエッジ画像、(d) エッジに膨張処理を行った画像、(e) マスク処理した後のフロー

ことができる。 $D = \text{diag}(d_1, \dots, d_n)$  を  $C_x$  の固有値からなる対角行列とすると、

$$P = D^{-1/2} E^T \quad (13)$$

は一つの白色化行列になっている。ただし、 $D^{-1/2}$  は対角行列  $D$  の要素を平方根の逆数にした行列である。また、 $C_x = EDE^T$  と書く事ができ、式 (14) から  $z$  の共分散行列が単位行列になることが分かる。

$$\begin{aligned} E[zz^T] &= VC_x V^T \\ &= D^{-1/2} E^T E D E^T E D^{-1/2} \\ &= I \end{aligned} \quad (14)$$

上述の白色化を  $X_u, X_v$  それぞれに対して行う。

$$Z_u = P_u X_u \quad (15)$$

$$Z_v = P_v X_v \quad (16)$$

ここで、 $Z_u = [u_{z1}, u_{z2}]^T, Z_v = [v_{z1}, v_{z2}]^T$  は白色化によって得られるフロー成分  $u, v, P_u, P_v$  は  $X_u, X_v$  それぞれに対する白色化行列である。

### 3.5 移動物体の抽出

マスク処理後の背景のフローは一様に近いので、移動物体のフローに比べて分散が小さいと考えられる。そこで、白色化計算によって得られる  $Z_u, Z_v$  はその成分  $u_{z1}, u_{z2}$  と  $v_{z1}, v_{z2}$  のうちそれぞれ固有値の大きい方が移動物体のフロー  $d_{\text{object}} = [u_{\text{object}}^*, v_{\text{object}}^*]^T$  として抽出する。ただし、 $\lambda_{uz1}, \lambda_{uz2}$  は  $u_{z1}, u_{z2}$  に対応する固有値、 $\lambda_{vz1}, \lambda_{vz2}$  は  $v_{z1}, v_{z2}$  に対応する固有値を表している。

$$\begin{cases} \lambda_{uz1} > \lambda_{uz2} & u_{\text{object}}^* \leftarrow u_{z1} \\ \lambda_{uz1} < \lambda_{uz2} & u_{\text{object}}^* \leftarrow u_{z2} \end{cases} \quad (17)$$

$$\begin{cases} \lambda_{vz1} > \lambda_{vz2} & v_{\text{object}}^* \leftarrow v_{z1} \\ \lambda_{vz1} < \lambda_{vz2} & v_{\text{object}}^* \leftarrow v_{z2} \end{cases} \quad (18)$$

### 3.6 フィルタ処理

式 (17)、(18) によって抽出した移動物体のフロー  $d_{\text{object}}$  の大きさ  $l(x, y)$  を式 (19) のようにして求める。

$$l(x, y) = \sqrt{(u_{\text{object}}^*(x, y))^2 + (v_{\text{object}}^*(x, y))^2} \quad (19)$$

ここで、 $(x, y)$  は画像上の座標を表している。

式 (19) で求めた大きさ  $l(x, y)$  に対して雑音除去のため、式 (20) ( $3 \times 3$  画素の場合) のようなメディアンフィルタを掛ける。

$$g(x, y) = \text{median}\{l(x+m, y+n) \mid -1 \leq m, n \leq 1\} \quad (20)$$

ただし、median は中央値を表している。この  $g(x, y)$  に閾値処理をすることで移動物体を検出する。

## 4 実験

### 4.1 白色化と ICA による分離の比較実験

能動カメラで観測されるオプティカルフローに対して、提案手法と ICA によるエゴモーション解析の比較実験を行った。実験結果例は図 7 に示す。準備した平行フローパターン (図 7(c)) と入力画像 (図 7(a)(b)) から求めたオプティカルフロー (図 7(d)) に対して、白色化のみを行った結果は図 7(e)(f)(i) に示し、ICA を行った結果は図 7(g)(h)(j) に示す。比較すれば両者はほとんど同じ結果となることが分かった。

また、図 8 は図 7(a)(b) から計算されたフローの分布図になっており、白色化計算に入力するフロー  $X_u, X_v$  の分布は図 8(a)(e) のようにデータが狭い範囲に分布している。図 8(b)(f) は図 8(a)(e) をそ

それぞれ拡大表示したものであり、この図より移動物体と背景のフローの差があることが分かる。この  $X_u, X_v$  を白色化した  $Z_u, Z_v$  の分布は図 8(c)(g) に示し、ICA を行い分離したフローの分布は図 8(d)(h) に示す。これらの図を見ると横軸、縦軸が入れ替わっているが、 $X_u, X_v$  と比べてフローの分布幅が広がり、移動物体と背景のフローの違いが強調できていることが分かる。また、図 8(c)(d)(g)(h) において横軸の 0 付近の狭い範囲内に集中して分布しているものが背景のフローであり、それ以外の場所に散乱して分布しているものが移動物体のフローである。図 8 では、(a)(b)(e)(f) の横軸は作成した平行フローの成分であり、縦軸は画像系列から求めたフローである。また、(c)(d)(g)(h) の横軸は背景フローの成分であり、縦軸は移動物体フローの成分である。

この実験結果から、白色化したフローの分布と ICA により分離したフローの分布が、ほぼ同じような形をしていることが分かった。これより、オプティカルフローを用いる場合、ICA による軸回転の操作はされておらず、白色化のみで移動物体の検出が行えることが分かった。

## 4.2 混合モデルの確認

上記の実験において、白色化計算で得られる白色化行列  $P_u, P_v$  を以下に示す。

$$P_u = \begin{bmatrix} 1.294 & -0.006 \\ 0.081 & 17.61 \end{bmatrix} \quad (21)$$

$$P_v = \begin{bmatrix} 1.245 & -0.007 \\ 0.094 & 17.46 \end{bmatrix} \quad (22)$$

$P_u, P_v$  それぞれの右上の要素 ( $p_{12}$ ) は  $-0.006, -0.007$  であり、他の要素と比較すると 10 倍以上小さく、十分 0 に近い値であった。仮定した混合モデル(式 (1),(2)) 通りになっている。

## 4.3 準備した平行フローと背景のフローの角度が異なっていた実験

提案手法を確認するための移動物体の検出結果として、同じ準備した平行フローを用いて、チルト角が一定でパン角のみ回転させた結果例(図 9)と、チルト角・パン角共に回転させた結果例(図 10)を示す。それぞれ動いている人物を検出できていることが確認できた。

## 5 まとめ

本論文では、能動カメラで撮影された画像から得られるオプティカルフローは背景と移動物体の

フローより混合されたものであると仮定した。実験結果より、エゴモーション解析用の特徴としてオプティカルフローを用いる場合、フローを表現する  $u, v$  両成分の軸は元々垂直なので、ICA の軸の回転操作の部分は必要なく、白色化のみで ICA と同じような分離効果が得られることを確認した。つまり、完全な ICA が必要ではないことが分かった。以上のことから、オプティカルフローの白色化によるエゴモーション解析方法を提案した。

また、準備した平行フローパターンが実際の背景のフローの角度と異なっていた場合にも提案手法が有効であることを実験により確認できている。

## 参考文献

- [1] 白井 良明、三浦 純、複雑背景における人の追跡、情報処理学会論文誌、コンピュータビジョンとイメージメディア (CVIM 4), Vol.43,2002
- [2] Jinman Kang, Isaac Cohen, Gerard Medioni, Chang Yuan, Detection and Tracking of Moving Objects from a Moving Platform in Presence of Strong Parallax, Tenth IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), 2005
- [3] 大西 直哉、井宮 淳、オプティカルフローと独立成分分析によるドミナントプレーン検出、情処研報 CVIM-149, pp.1-6(2005)
- [4] 山崎 雅起、除 剛、陳 延偉、独立成分分析を用いた移動物体の検出、情処研報 CVIM-150, pp.139-144(2005)
- [5] 村瀬 健太郎、和田 俊和、松山 隆司、回転を伴うカメラによる移動物体の検出、画像の認識・理解シンポジウム (MIRU'98) 第 1 巻, pp.425-430(1998)
- [6] Aapo Hyvarinen, Juha Karhunen, Erkki Oja 著、根本 幾、川勝 真喜訳、独立成分分析 信号解析の新しい世界、東京電機大学出版局、(2005)
- [7] Lucas, B. and Kanade, T., An iterative image registration technique with an application to stereo vision, Int. Joint Conference on Artificial Intelligence, pp.674-679, 1981
- [8] Jean-Yves, B., Pyramidal Implementation of the Lucas Kanade Feature Tracker Description of the algorithm, Intel Corporation, OpenCV Documents, 1999

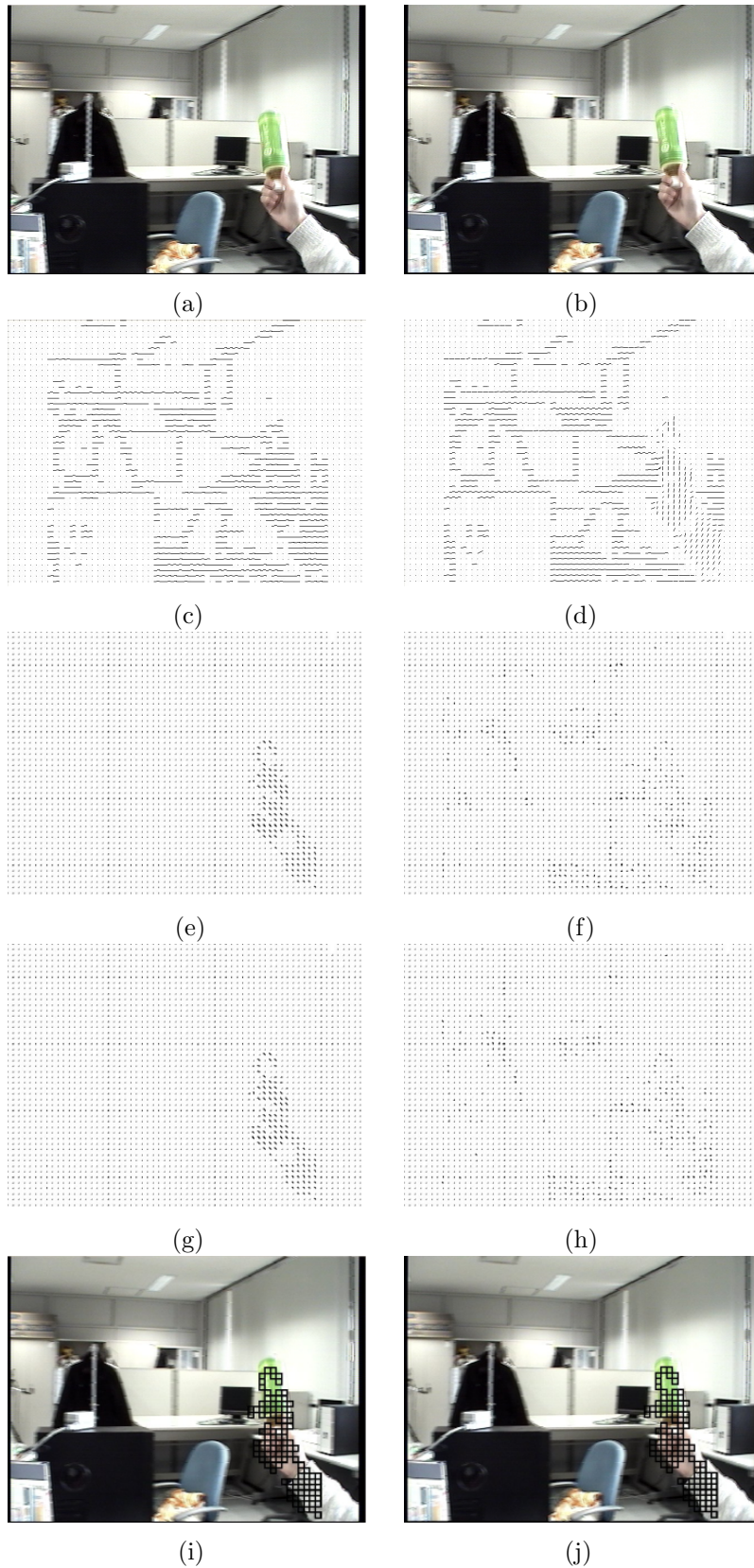


図 7: 実験結果

(a),(b) 入力画像、(c),(d) 白色化,ICA への入力フロー (準備した平行フロー、入力画像から求めたオプティカルフロー)、(e),(f) 白色化の結果 (移動物体のフロー、背景のフロー)、(g),(h)ICA の結果 (移動物体のフロー、背景のフロー)、(i),(j) 移動物体の検出結果 (白色化、ICA)

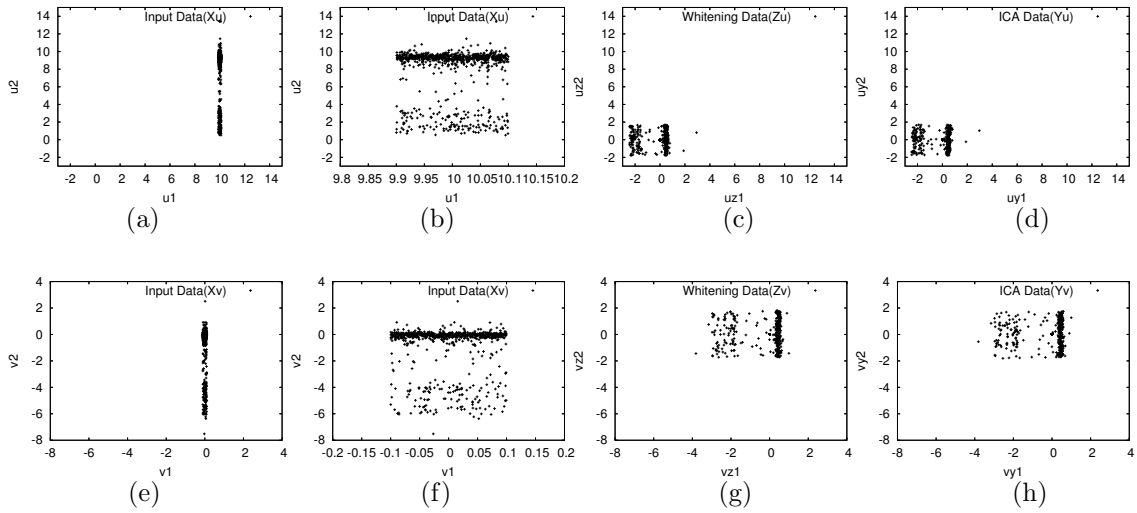


図 8: フローの分布図

(a)(e) 白色化計算に入力するフロー  $X_u, X_v$  の分布図 (横軸:作成した平行フローの成分、縦軸:画像系列から求めたフローの成分)、(b)(f),(a)(e) それぞれを拡大した図、(c)(g) 白色化したフロー  $Z_u, Z_v$  の分布図 (横軸:背景フロー成分、縦軸:移動物体のフロー成分)、(d)(h)ICA で分離したフローの分布図 (横軸:背景フロー成分、縦軸:移動物体のフロー成分)

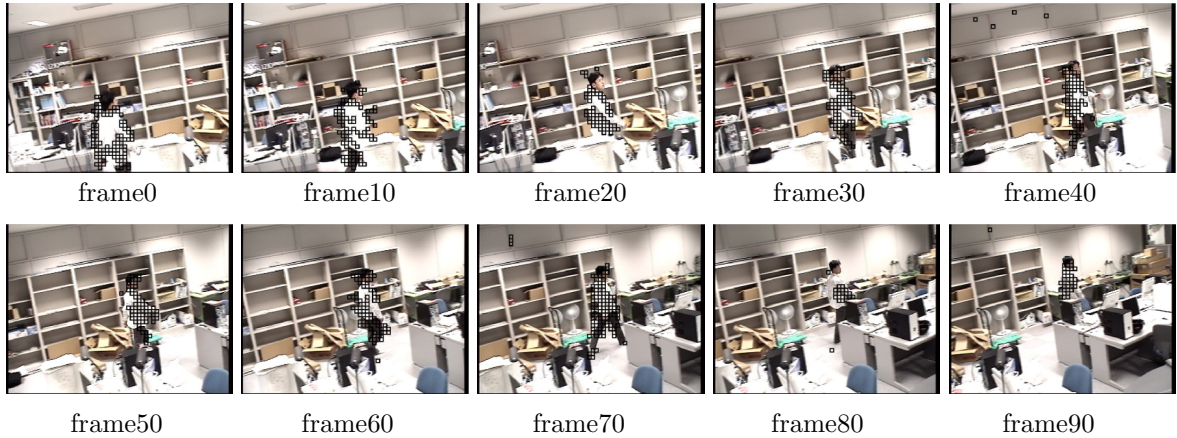


図 9: 移動物体の検出結果 (チルト角一定で、パン角のみ回転)

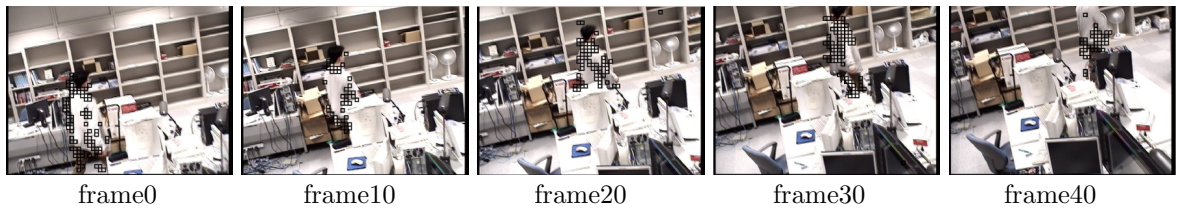


図 10: 移動物体の検出結果 (チルト角、パン角共に回転)