

映像解析による群衆の危険度評価システム

齊藤 洋輔^{†1} 岩井 儀雄^{†1}

本研究では、固定カメラの映像を解析することにより群衆の混雑時の危険度を評価するシステムを提案する。提案手法では、群衆の人数と群衆の動きの情報から危険度を評価する。群衆の人数は人物領域の抽出を行うことで推定を行い、群衆の動きはオプティカルフローを計算することで推定する。評価用映像を用いて群衆の人数と動きの情報をもとに危険度を評価することで提案手法の有効性を確認した。

Crowd Risk Evaluation System by Video Analysis

SAITO YOSUKE^{†1} and IWAI YOSHIO^{†1}

In this paper, we propose a system for evaluating the degree of risk for people in crowded situation by analysing a video taken by a fixed camera. In our method, we evaluate the degree of risk by number and movement of people. We estimate the number of people by human region extraction, and estimate the movement of people by computing optical flow. We show the effectiveness of our method by experimental result in real images.

1. はじめに

駅や大型ショッピングセンターなど、人の混雑する場所においては、将棋倒しといった事故が発生する危険性が高い。このような事故は、人が密集し、なおかつ人の流れが滞っている所で起こることが多い。従って群衆の人数と動きの双方を把握すればこのような事故の防止につながると考えられる。それらを把握する手段としては、監視カメラによるモニタリングが一般的である。しかし、長時間の監視作業により集中力が低下し、見落としなどの人的

ミスが発生する恐れがある。また、広範囲のモニタリングを行う場合、モニタの数の増加に伴い人的コストが増加してしまう。そこで、近年、モニタリング作業を自動化するシステムの精度が求められている。このようなシステムの実現のため、監視カメラの映像を解析することで群衆の人数や動きを推定するアルゴリズムが提案されている。

人数推定アルゴリズムには、代表的なものとして検出器を用いる手法とテキストチャ解析による手法の2つが挙げられる。まず、検出器を用いる手法では、映像中から人物の特徴的な部位を検出することで、映像中の人数を計数する。例えば人物の頭部を検出する手法¹⁾などが提案されている。検出器を用いる手法では、映像中に人数が少ない場合には高い推定精度を得ることができる。しかし、人数が多くなると、オクルージョンにより、特徴的な部位を検出することが困難になるため、推定精度が低下してしまう。また、高い推定精度を得るためには高精度な検出器が必要となり、計算コストが膨大となる。もう一方のテキストチャ解析による手法では、カメラ映像に対してテキストチャ解析を行い、得られた特徴量から人数を推定する。従来手法では、特徴量として、人物領域の大きさ²⁾、エッジの画素数³⁾や方向⁴⁾などが用いられている。テキストチャ解析による手法を用いた場合、正確な人数を求めることは困難であるが、検出器を用いる手法と比べ、オクルージョンに強く、また計算コストも低い。中でも人物領域の大きさを特徴量とした Yin らの手法²⁾は、実装が容易であるため広く利用されている。

動き推定アルゴリズムには、オプティカルフローを用いる手法が一般的である。オプティカルフローの推定法は、ブロックマッチング法と勾配法が代表的である。ブロックマッチング法は前フレーム中のある大きさの領域をテンプレートとして次フレームを全探索し、得られた対応点から推定を行う手法である。この手法では、全探索を行うため、高精度な推定を実現できるが、計算コストが高い。一方、勾配法は、画像の時空間微分の拘束式を用いることにより、画素単位で移動量を推定できる手法である。移動量が多い場合には精度が低下するという問題があるが、全探索を行う必要がないため計算コストは低い。中でも Lucas-Kanade 法⁵⁾は実装が容易で精度が高いといった特徴を持つため汎用性が高い。

本研究では、人数推定と動き推定の2つの手法を組み合わせた群衆の危険度評価システムの構築を目的とする。ここでいう危険度とは、人物の密集による事故発生の可能性を示す尺度である。群衆の人数が多く、かつ動きが小さいほど、将棋倒しなどの事故が発生する可能性が高いため、危険度が高いと判定する。人数推定には、Yin らの手法を用い、動き推定には Lucas-Kanade 法を用いる。そして、得られた2つの情報より、群衆の危険度を評価する。

^{†1} 大阪大学大学院基礎工学研究科システム創成専攻
Graduate School of Engineering Science, Osaka University

以降、第2章では本研究の群衆の危険度評価システムの概要について述べ、第3章では実験結果をもとに、本研究のシステムの有効性について検証する。また第4章では結論と今後の課題について述べる。

2. 群衆の危険度評価システム

本章では、提案する群衆の危険度評価システムの主要なモジュールについて詳細に述べる。まず、2.1節で提案する群衆の危険度評価システムの概要を述べ、2.2節では幾何補正の方法、2.3節では群衆の人数を推定する方法、2.4節では群衆の動きを推定する方法、2.5節では危険度を評価する方法について説明を行う。

2.1 システムの概要

本節では本研究で提案する群衆の危険度評価システムの概要について説明する。図1に提案システムの概念図を示す。まず、固定カメラにより撮影された画像に対して幾何補正を行う。次に、補正された映像に対して人物領域抽出を行う。ここでは背景差分より得られた前景領域の大きさから群衆の人数を推定する。また、それと同時に補正された映像に対してオプティカルフローを推定する。この推定結果をもとに群衆の動きを推定する。最後に、推定された群衆の人数と動きの情報から、群衆の危険度を評価する。

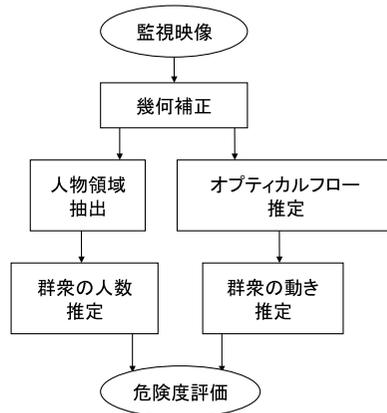


図1 提案システム概念図
 Fig.1 Outline of proposed method

2.2 幾何補正

本節では、幾何補正の手法について述べる。本研究では渡邊らの手法⁵⁾を用いて幾何補正を行う。

監視カメラは広範囲をモニタリングできるように、一般的には天井など監視エリア上方から撮影するように設置されている。しかし、このようにエリア上方から撮られた映像は、カメラに対して奥にいる人と手前にいる人が異なった大きさに投影されてしまっている。このような映像を直接用いて、人物領域を抽出した場合、群衆の人数や動きを正確に推定できない可能性がある。こういった誤差をなくすために、監視画像に対して幾何補正を行う必要がある。ここでの幾何補正の目的は、同じ体格の人であればカメラ手前と奥どちらに写っていても同じ大きさになるように画像を変換することである。

図2に幾何補正の適用例を示す。図2の左側の画像に市松模様の床面に同じ大きさの人が立っているのをカメラによって撮影された様子を示す。この画像では同じ大きさの人がカメラ手前と奥では異なった大きさに写っている。そこで $M \times N$ の矩形画像に対して、下辺のみが r 倍された台形への射影変換を行う。これにより、高さが同じ人物が画面の手前と奥でも同じ大きさに写るように変換される。

幾何補正の係数 r は以下ようになる。

$$r = \frac{\sin(\alpha - \frac{\beta}{2})}{\sin(\alpha + \frac{\beta}{2})} \quad (1)$$

ただし、 α, β は図3に示すように画像水平面とカメラ光軸のなす角を $90 - \alpha[deg]$ 、カメラの垂直画角を $\beta[deg]$ とする。

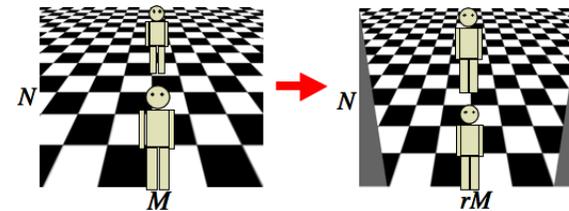


図2 幾何補正の例
 Fig.2 Example images of geometric correction

2.3 群衆の人数推定

本節では、本研究で用いる群衆の人数推定の手法について述べる。

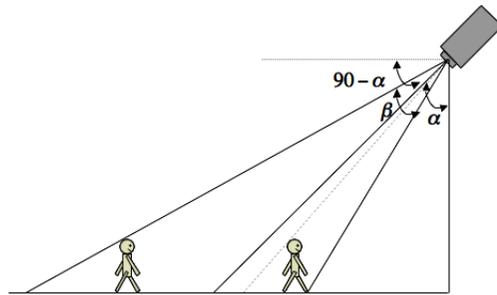


図 3 幾何補正
Fig. 3 Geometric correction

2.3.1 人物領域抽出

画像中の移動対象を検出する有効な手法として背景差分を利用する。背景差分とは、あらかじめ移動物体の存在しない背景画像を取得しておき、入力画像 I と背景画像 I_b との差分処理結果に応じた 2 値化を行うことによって移動物体領域を抽出する手法である。

本研究では、山本らの手法⁶⁾を用いて人物領域を抽出する。

図 4 に入力画像、図 5 に推定した背景画像、図 6 に人物抽出の結果を示す。

2.3.2 人数推定

前述のステップで紹介した背景差分の方法を用いて抽出した人物領域から群衆の人数を推定する。一般に、群衆の人数が多くなるほど画像中に含まれる人物領域の割合は高くなる。この性質を利用して本研究では、幾何補正された画像に対して背景差分を行い人物領域の画素数を求める。人物領域の画素数と群衆の人数の間に正の相関があると仮定し、人物領域の画素数 m から人数 N を次式で推定する。

$$N = \alpha m \quad (2)$$

ただし、 α はシーンにより異なるので実験的に求める。本研究で 3.2 章に示す予備実験では、人物領域の画素数と群衆の人数の相関について調べた結果を示す。

2.4 群衆の動き推定

本節では、本研究で用いる群衆の動き推定の手法について述べる。

2.4.1 オプティカルフローの推定

群衆の動きの大きさや方向といった情報を得るために、オプティカルフローの推定を行う。オプティカルフローを求めるには以下のような手法がある。



図 4 入力画像
Fig. 4 Input image



図 5 背景画像
Fig. 5 Background image



図 6 人物領域抽出結果
Fig. 6 Result of extracting the human regions

- ブロックマッチング法：前フレームの画像中のある大きさの領域をテンプレートとし、次のフレームの画像中を探索し、差分評価関数の値を最小とする領域を対応点とする手法。
- Horn-Schunck の手法⁷⁾：オプティカルフローは空間的に滑らかに変化するという条件を仮定し、明るさの勾配に対する誤差と滑らかさの評価値の全画像中の合計を最小化する手法。

• Lucas-Kanade の手法⁸⁾ : 同一物体の局所領域ではオプティカルフローは一定になるという条件を仮定し、注目画素近傍の拘束方程式から 2 乗誤差最小の解を求める手法。オプティカルフローを推定する手法が多数提案されている中で、Lucas-Kanade 法は最も優れた手法の一つであることが示されている⁹⁾。その理由は、処理が高速、実装が容易、精度が高いといった特徴を持つことである。そこで本研究では、この Lucas-Kanade 法を用いてオプティカルフローの推定を行う。以下に Lucas-Kanade 法の基本拘束式、及び第 2 の拘束条件について説明する。

時刻 t における、点 (x, y) の画像の明るさを $I(x, y, t)$ とする。ここで「移動する点の明るさは時刻 t と $t + \Delta t$ の間で不変である」と仮定すると、次式が得られる。

$$I(x, y, t) = I(x + \Delta x, y + \Delta y, t + \Delta t) \quad (3)$$

右辺を 1 次の Taylor 展開すると式 (3) は、

$$I(x, y, t) = I(x, y, t) + \frac{\partial I}{\partial x} \Delta x + \frac{\partial I}{\partial y} \Delta y + \frac{\partial I}{\partial t} \Delta t \quad (4)$$

となる。

式 (4) において両辺を Δt で割り、 $\Delta t \rightarrow 0$ とすると、 $\frac{\Delta x}{\Delta t}, \frac{\Delta y}{\Delta t}$ は速度ベクトル (u, v) を表す。 $I_x = \frac{\partial I}{\partial x}, I_y = \frac{\partial I}{\partial y}, I_t = \frac{\partial I}{\partial t}$ において式を整理すると、基本拘束式は式 5 のように表せる。

$$I_x u + I_y v + I_t = 0 \quad (5)$$

I_x, I_y は空間的な、 I_t は時間的な輝度勾配を示している。式 (5) には、オプティカルフローの x, y 成分である 2 つの未知変数 u, v が含まれているが、基本拘束式のみでは一意に求めることはできない。よって u, v を求めるために追加する第 2 の拘束条件が必要である。

Lucas と Kanade は、「近傍の小領域の画素は同一のフローベクトルを持つ」と仮定した。この仮定のもとで、第 k 番目の画素について次式が成り立つ。

$$I_{xk} u + I_{yk} v = -I_{tk} \quad (6)$$

これを $n \times n$ 画素の近傍領域で連立すると式 (7) が得られる。

$$A \mathbf{f} = -\mathbf{b} \quad (7)$$

ここで、

$$A = \begin{bmatrix} I_{x1} & I_{y1} \\ I_{x2} & I_{y2} \\ \vdots & \vdots \\ I_{xn} & I_{yn} \end{bmatrix}, \mathbf{f} = \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix}, \mathbf{b} = \begin{bmatrix} I_{t1} \\ I_{t2} \\ \vdots \\ I_{tn} \end{bmatrix}$$

である。この連立方程式は最小二乗法によって以下の解を得る。ただし、行列 $A^T A$ の逆行列が存在すると仮定している。

$$\hat{\mathbf{f}} = -(A^T A)^{-1} A^T \mathbf{b} \quad (8)$$

以上の手法を用いることでオプティカルフローを求めることができる。

2.4.2 動き推定

前述のステップで説明したオプティカルフロー推定法を用いて群衆の動き推定を行う。まず、2 枚の連続した画像をそれぞれ I_1, I_2 とする。これらの 2 枚の画像を用いてオプティカルフローを推定する。計算コストを低減させるために、画像のすべての画素に対してオプティカルフローを求めるのではなく特徴点のみに対するオプティカルフローを求める。そこで、本研究では、Tomasi らの手法¹⁰⁾ を用いて特徴点の抽出を行う。この手法を用いて得られた画像 I_i 内での特徴点の集合を $F(I_i)$ とする。また、画像 I_i と画像 I_j 間のオプティカルフローを $\mathbf{v}(\mathbf{x}_i, I_i, I_j)$ と表す。ただし、 $\mathbf{x}_i \in F(I_i)$ である。

特徴点の集合 $F(I_1)$ のうち人物の特徴点のみに注目したいので、背景の特徴点を除去する必要がある。背景の特徴点の集合を F_b とすると、 F_b は次式で表すことができる。

$$F_b := \left\{ \mathbf{x}_i \mid \|\mathbf{v}(\mathbf{x}_i, I_1, I_b)\| < \varepsilon \right\} \quad (9)$$

ただし、 ε はある閾値とする。

$F(I_1)$ から F_b を除いた特徴点の集合 $F(I_1)/F_b$ を用いて I_1, I_2 間のオプティカルフローの大きさの平均 \bar{v} を次のように求める。

$$\bar{v} = \frac{1}{|F(I_1)/F_b|} \sum_{\mathbf{x}_i \in F(I_1)/F_b} \|\mathbf{v}(\mathbf{x}_i, I_1, I_2)\| \quad (10)$$

また、本手法では、群衆の中で動いている人の割合を群衆の動きと定義する。すると群衆の動き M は次のように表せる。

$$M := 1 - \frac{N_s}{N_a} \quad (11)$$

ただし N_a は画像に写っている全体の人数、 N_s は静止している人数を表す。

\bar{v} と M の間に正の相関があると仮定し、 \bar{v} から M を次式で推定する。

$$\bar{v} = \beta M \quad (12)$$

ただし、 β はシーンにより異なるので実験的に求める。本研究で 3.2 章に示す予備実験では、

フローの大きさの平均 \bar{v} と群衆の動き M の相関について調べた結果を示す。

図 7 に入力画像，図 8 に特徴点抽出結果，図 9 にオプティカルフローの推定結果を示す。

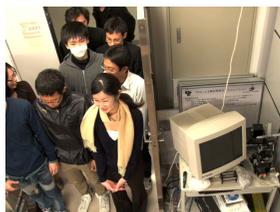


図 7 入力画像

Fig.7 Input images



図 8 特徴点抽出結果

Fig.8 Result of extracting the feature points



図 9 オプティカルフローの推定結果

Fig.9 Result of estimating the optical flow

2.5 危険度評価

本節では，群衆の人数と動きをもとに危険度を評価する手法について述べる．本研究で

は，群衆映像を人間が見た場合に感じる主観的な危険度と，群衆の人数と動きがどの程度対応しているかを検証することで危険度を評価する．その手法としては，まず，主観的な評価により画像を危険度毎に分類する．ここでは危険度の尺度を Lv.1 から Lv.3 までの 3 段階の尺度を用いることにする．そして，人物領域の大きさとフローの大きさを軸とするグラフに分類結果をプロットし，そのグラフから危険度を識別する境界線を求める．すべての点がどの危険度の領域に識別されたかを調べることで，群衆の危険度と群衆の人数と動きの関係についての評価を行う．図 10 に境界線の例を示す。

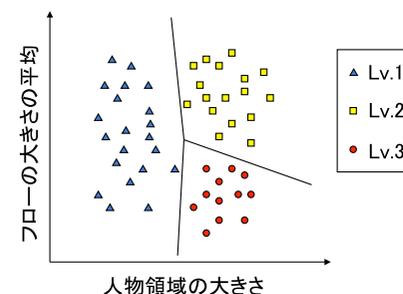


図 10 危険度を Lv 毎に分ける境界線の例

Fig.10 Example of boundaries

3. 実 験

本章では，提案手法の有効性を確認するため，評価用映像を用いて実験を行なった結果について述べる．3.1 節で実験環境について述べ，3.2 節で群衆の人数推定と動き推定の精度を示す予備実験の結果について述べ，3.3 節で危険度評価の実験結果について考察を行う。

3.1 実験環境

本研究では，2つのシーンで撮影した映像を用いて実験を行った．1つ目のシーンは，図 11 に示すように本研究室の実験室で撮影したもので，部屋の入り口での混雑時の状況が撮影されている（以降，シーン 1 と呼ぶ）．2つ目のシーンは，某社内の監視カメラで撮られたもので，エレベータ待ちによる混雑時の状況が撮影されている（以降，シーン 2 と呼ぶ）。

3.2 予備実験と考察

予備実験として群衆の人数推定と動き推定の精度をシーン 1 での映像を用いて検証した。



図 11 実験に用いた映像 (シーン 1) (左: 閑散時, 右: 混雑時)

Fig. 11 Footage used for experiment (Scene 1) (left: not crowded, right: crowded)

まず, 群衆の人数推定の精度を検証するために, 背景差分より得られた人物領域の大きさと人数の関係性を調べた. その方法としては, 評価用映像に対して 40 フレーム毎 (1.3 秒毎) に背景差分を行い, それらの各フレームで得られた人物領域の画素数を算出し, それらの各フレームに写っている人数を目視でカウントした. 図 12 は, 目視でカウントした人数と人物領域の画素数の関係について調べた散布図である. 図 12 から人物領域の画素数が増えるほど, 人数が増加していく傾向が見られ, 人物領域の大きさと人数の間に相関があることがわかる. よって, 人物領域の大きさから大まかな群衆の人数を推定できることが示された. また, このときの回帰パラメータ α は 0.00007 となった.

次に, 群衆の動き推定の精度を検証するために, オプティカルフローの大きさの平均と群衆の動きの関係性を調べた. その方法としては, 評価用映像に対して 40 フレーム毎 (1.3 秒毎) にオプティカルフローを推定する. そして, フローを推定したフレームのうち連続する 2 枚のフレームに対するオプティカルフローの大きさの平均を求め, それらの各フレームに写っている人数と動いている人数を目視でカウントし, 群衆の動きを計算する. 図 13 は, 目視で得られた群衆の動きとフローの大きさの平均の関係について調べた散布図である. 図 12 と同様の傾向が見られ, フローの大きさの平均が大きい場合には, 一般に群衆の動きの大きさも増加しており, フローの大きさの平均と群衆の動きの間には相関があると言える. よって, フローの大きさの平均から大まかに群衆の動きを推定できることが示された. また, このときの回帰パラメータ β は 0.0238 となった.

以上の予備実験から群衆の人数と動きは人物領域の抽出とオプティカルフローの推定を用いることで大まかに推定できることが示された.

また, 本手法により群衆をモニタリングすることを想定した場合, 群衆の人数が過小に推定されたり, 群衆の動きが過大に推定されると危険である. すなわち, 画像中の実際の人数が多いにもかかわらず検出される人物領域の画素数が少ない場合や, 実際の群衆の動きが小

さいにも関わらず検出されるフローの大きさの平均が大きい場合である. これは図 12 の左上, 図 13 の右下の領域に点が分布することに相当する. 図 12 および図 13 を見ると, そのような危険な場合は存在しない. よって, 本システムにより危険度を評価することが可能であると言える.

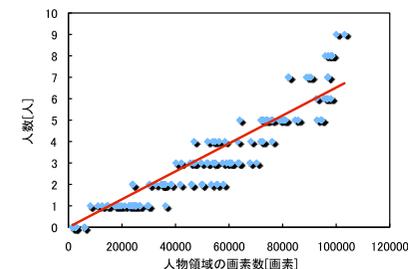


図 12 群衆の人数と人物領域の画素数の関係

Fig. 12 Relationship between the number of people in the crowd and the number of pixels of human regions

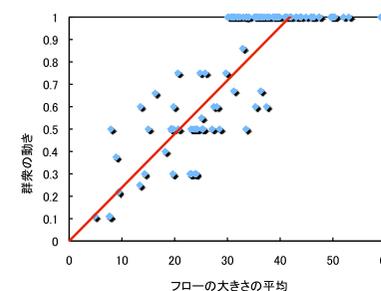


図 13 群衆の動きとフローの大きさの平均の関係

Fig. 13 Relationship between the movement of crowd and the average size of the optical flow

3.3 危険度評価実験

予備実験の結果をもとに危険度を評価する実験を行った. その方法としては, まず, シー

ン1での映像に対して40フレーム毎(1.3秒毎)に背景差分とオプティカルフローの推定を行い、得られた人物領域の大きさとオプティカルフローの大きさの平均の関係を調べた。その結果を図14に示す。そして、それらのフレームを主観的に5段階の危険度(とても安全, 安全, 少し危険, 危険, とても危険)に分けた。次に、とても安全, 安全に分けたフレームをLv.1, 少し危険, 危険に分けたフレームをLv.2, とても危険に分けたフレームをLv.3として図14の点を3段階の危険度のレベル毎に色分けした。その結果を図15に示す。そして危険度のレベル毎の点に対してk-meansを用いて代表点を抽出し、それらの重心を求めた。それぞれの重心の垂直二等分線を3段階の危険度に分類する境界線とした。その結果を図16に示す。すべての点がどの危険度に分類されたかを調べた結果を表1に示す。対角線上の値が危険度が正しく分類された割合を表す。

また、シーン2での映像に対しても同様な手順で危険度評価を行った。その結果を図17に、すべての点に対する分類結果を表2に示す。

表1よりシーン1での映像のLv.1の分類結果は67%と高い結果が得られたが、Lv.1からLv.3の平均では83%と高い割合で正しく危険度を評価できていることが示された。シーン2での映像は表2より平均で89%の割合で正しく危険度を評価できていることが示された。特に主観的にとても危険であると判断されたフレームは、シーン1とシーン2ともすべてLv.3の危険度に分類されていることがわかる。

以上の実験結果より群衆の危険度は群衆の人数と動きに影響することがわかり、監視画像に対して人物領域の大きさとオプティカルフローの大きさの平均を求めることで群衆の危険度を評価できることが示された。

4. おわりに

本論文では、固定カメラの映像を解析することにより群衆の人数と動きを検知し、危険度を評価するシステムを提案した。提案手法では、背景差分により群衆の人数を推定し、オプティカルフローの推定により群衆の動きを推定した。そして、群衆の人数と動きの情報から危険度を評価する。評価用映像を用いた実験により提案手法の有効性を検証し、群衆の人数や動きを大まかに推定することで危険度を評価できることを確認した。

今後の課題としては、別の危険度の評価方法の検討と、様々なシーンをを用いた実験などを行う必要がある。

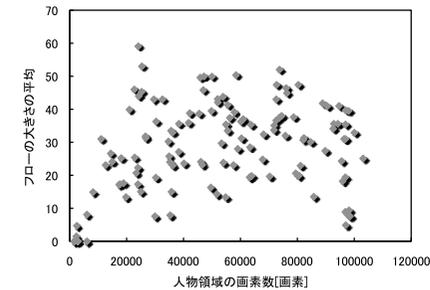


図14 人物領域の画素数とフローの大きさの平均の関係

Fig. 14 Relationship between the number of pixels of human regions and the average size of the optical flow

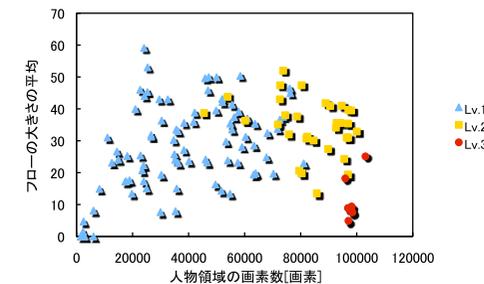


図15 危険度別に色分けした結果

Fig. 15 Color coded of Fig.14 according to the degree of risk

表1 分類結果(シーン1)
 Table 1 Classification result (Scene1)

危険度	分類先		
	Lv.1	Lv.2	Lv.3
Lv.1	67 %	29 %	4%
Lv.2	3 %	81 %	16%
Lv.3	0%	0%	100 %

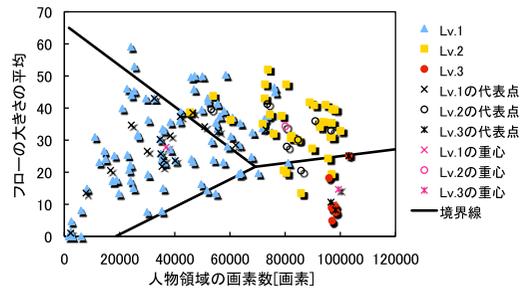


図 16 危険度毎の代表点, 重心, 境界線 (シーン 1)

Fig. 16 Representative point, center of mass, and boundary per degree of risk (Scene 1)

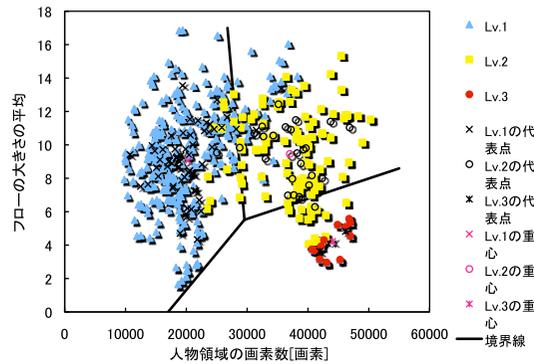


図 17 危険度毎の代表点, 重心, 境界線 (シーン 2)

Fig. 17 Representative point, center of mass, and boundary per degree of risk (Scene 2)

表 2 分類結果 (シーン 2)

Table 2 Classification result (Scene 2)

危険度 \ 分類先		分類先		
		Lv.1	Lv.2	Lv.3
危険度	Lv.1	90 %	10 %	0%
	Lv.2	10 %	76 %	14%
	Lv.3	0%	0%	100 %

- 2) J. H. Yin, S. A. Velastin and A. C. Davies, " Image processing techniques for crowd density estimation using a reference image", *ACCV95*, Vol. III, pp. 6-10, 1995.
- 3) S.-Y. Cho, T. W. S. Chow, and C.-T. Leung, " A neural based crowd estimation by hybrid global learning algorithm ", *IEEE Trans. Syst, Man, Cybern. B*, vol. 29, pp.535-541, 1999.
- 4) D. Kong, D. Gray and H. Tao, " A viewpoint invariant approach for crowd counting", In *Proc. Intl. Conf. Pattern Recognition*, Vol. 3, pp. 1187-1190, 2006.
- 5) 渡邊清高, 羽下哲司, " 映像解析による群衆監視システム", 第 14 回画像センシングシンポジウム (*SSII08*), No. IN-2-18, 2008.
- 6) 山本文香, 岩井儀雄, 谷内田正彦, " ABM と MSC による実時間移動物体検出 ", 電子情報通信学会論文誌, vol. 108, no. 327, *PRMU2008-136*, pp. 177-184, 2008.
- 7) Berthold K.P. Horn and Brian G. Schunck, " Determining Optical Flow ", *Artificial Intelligence*, vol. 17, pp. 185-203, 1981.
- 8) B. Lucas and T. Kanade, " An iterative image registration technique with an application to stereo vision", In *Seventh International Joint Conference on Artificial Intelligence(IJCAI-81)*, pp.674-679, 1981.
- 9) J. Baron, D. Fleet, and S. Beauchemin " Performance of optical flow techniques", *Int. J. Computer Vision*, vol. 12, no. 1, pp. 43-77, 1994.
- 10) Jianbo Shi and Carlo Tomasi, " Good features to track ", *Proc. IEEE Comput. Soc. Conf. Comput. Vision and Pattern Recogn.*, pp. 593-600, 1994.

参 考 文 献

- 1) S.-F. Lin, J.-Y. Chen and H.-X. Chao, " Estimation of number of people in crowded scenes using perspective transformation", *IEEE Trans. Syst. Man and Cybernetics Part A*, Vol. 31, No. 6, pp. 645-654, 2001.