

ステレオカメラを用いた簡易な人流計測システムの構築 *

川下雄大 ** 柴田雅聰 *** 増山岳人 *** 梅田和昇 †

An Easily Applicable System for Measuring Flow of Pedestrians Using a Stereo Camera

Takehiro KAWASHITA, Masatoshi Shibata, Gakuto MASUYAMA and Kazunori UMEDA

In this paper, a system for measuring flow of pedestrians using a stereo camera is proposed. The system does not need adjustment after installation and its installation environment is not restricted. The proposed method consists of two stages, i.e., estimation process and measurement process. Estimation process automatically estimates parameters that are typically adjusted manually after installation by using images and distance information obtained from a stereo camera. Measurement process measures flow of pedestrians using one of the two methods, i.e., particle filter and a method using KLT and Voronoi. The selection is performed depending on the congestion level of the pedestrians. The proposed method is evaluated through experiments for four scenes that are typical in real operation.

Key words: instant sensor, stereo camera, human detection, human tracking, flow of pedestrians measurement, particle filter, KLT

1. 序 論

近年、駅などの公共施設での災害時における人の誘導やマーケティングなど様々な場面で人流計測のニーズが高まっている。災害時の避難誘導では、常時人流を計測し、施設内のどこに人が集中しているかを把握することで適切な避難ルートを算出することが可能である。また、スーパーマーケットやショッピングモールなどの商用施設での人流を調査することで、購買しやすい商品の配置や利用者の好みに合わせた店舗の入れ替えなど、マーケティングにも応用が可能である。しかし現状では、人が歩行者を観察して人数と移動方向をカウントしているため、人流計測には多大な人的コストが必要となる。また、人によってはカウント数に大きな誤差が乗ってしまうことも考えられる。以上より人流を自動で計測するシステムの開発が期待されている。

近年CPUやGPUの性能向上によりリアルタイムでの距離計測が可能となった距離計測センサを用いた、様々な人流計測手法が提案されている¹⁾²⁾。これらの手法の多くは、センサにより得られる三次元情報を用いて人物を検出し、フレーム間での人物の三次元位置座標の推移から人流を計測する。特に、輝度勾配ヒストグラム(HOG-Histograms of Oriented Gradients)³⁾を用いた学習器ベースの人物検出手法の有効性が多数報告されている⁴⁾⁵⁾。HOG特徴量を用いた人物検出では、部分的な人物同士の重なりが生じるシーンにおいても高い人物検出精度を実現している。しかし、人の大部分が隠れてしまうシーンが頻繁に生じる場合、各人物の全身の外形を取得することが困難なため、人が多数存在する混雑環境下ではパフォーマンスが低下する。また、学習データや特徴量を増やすことで精度は向上する反面、計算コストも増加するという課題が生じる。さらに、高

精度な人物検出を実現するためには、カメラ設置環境に合わせた学習が必要となり、設置後の専門的な調整が必要となる。

また、人物同士の重なりによる検出精度低下の問題に対して、カメラの設置条件を工夫するアプローチがある。例えば、天井から見下ろすようにカメラを設置する方法^{6)~8)}では、人物同士の重なりは発生することは無くなるが、設置環境が限られる。また、複数台のカメラをリンクさせて用いる方法では、重なりが発生する領域を減らすことが出来るが、こちらも設置場所の限定やカメラ設置箇所ごとにシステムの専門的な調整が必要となる。そのため、実用化を想定すると、設置環境に関する制約やシステム運用者の専門的な知識の必要性といった条件は可能な限り少ないことが望ましい。

人流計測を行う際には、集団間で領域を切り分けることが困難な程、人の密度が高いシーンでの計測も考えられる。このようなシーンに対して、画像全体の画素の移動情報を用いて人の密度や流れを計測する試みが行われている⁹⁾。Rodriguezら¹⁰⁾は、画像内で対象がどの方向に動く傾向があるかという環境モデルを作成し、このモデルを人物の次フレームでの位置を予測する際に用いることで安定したトラッキングを実現している。そのため、環境モデルをいかに正確に作成するかがトラッキング精度に影響するため、事前のモデル作成が重要となる。また、Chanら¹¹⁾は、まず進行方向毎にグループ分けを行い、各グループの特徴とグループ内の人数の関係を学習することで、高精度な人流計測を実現している。しかし、Chanらの手法も事前の学習が必要となる。

本論文では、設置環境を限定せず、設置後にシステムの調整を必要としない、ステレオカメラを用いた簡易な人流計測システムを提案する。また、カメラの外部パラメータ推定実験と人流計測実験を行い、提案手法の有効性を検証する。以後、提案するセンサシステムをインスタント人流センサと呼ぶ。本論文では、本システムの特徴である設置環境を選ばない、設置後にシステムの調整を必要としないという扱いの簡易さを指してインスタントという表現を用いる。人流の指標には、何人の人が(人数)どの方向に移動したか(方向)の2つの要素を用いる。人

* 原稿受付 平成26年5月13日

掲載決定 平成26年9月30日

** 学生会員 中央大学(東京都文京区春日1-13-27)

*** 中央大学

† 正会員 中央大学

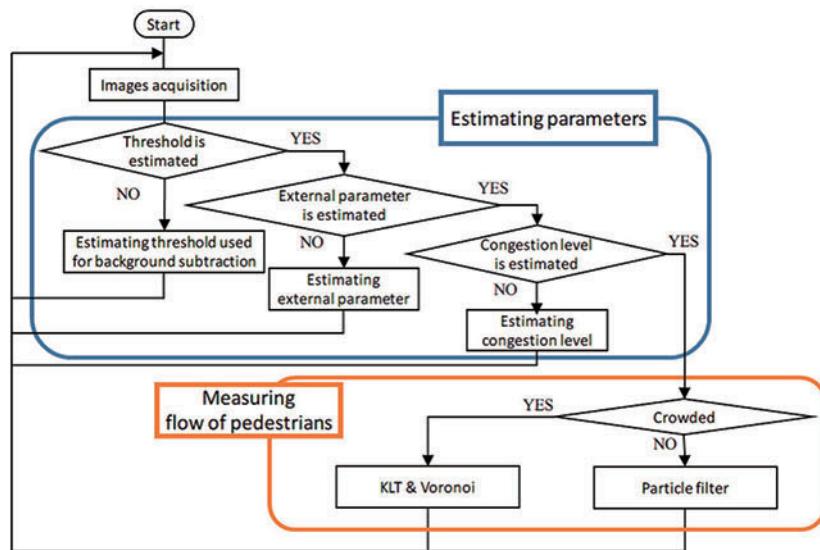


Fig.1 Flow of the instant sensor

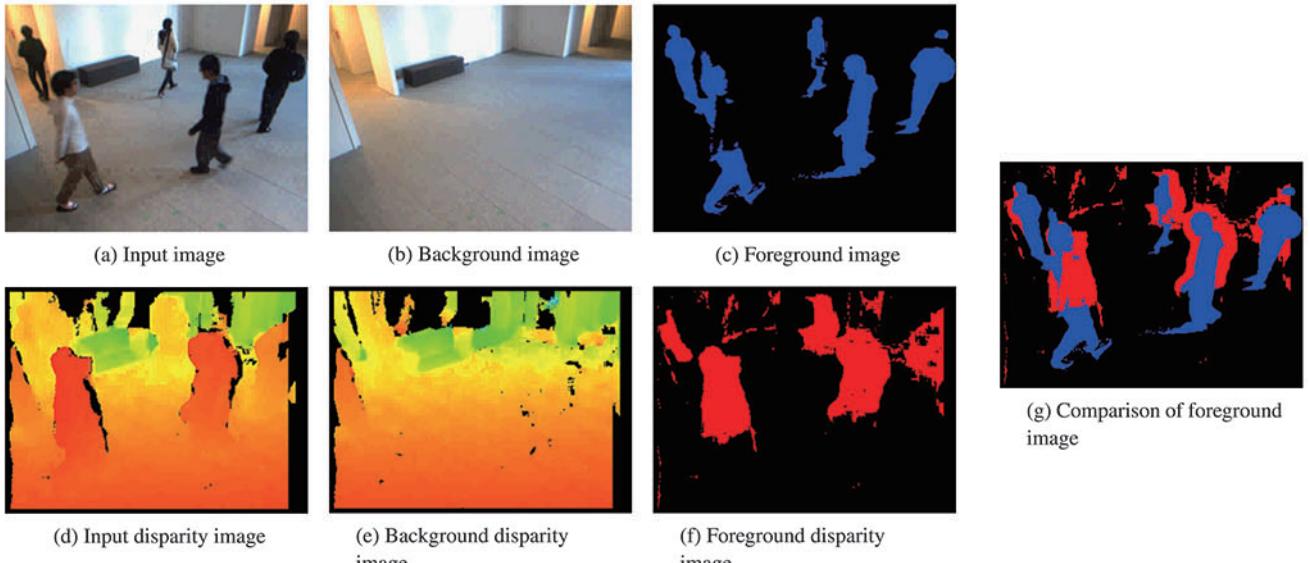


Fig.2 Estimation of a threshold used for background subtraction

物の正確な位置、歩いている方向を取得するためにはカメラの高さや姿勢、環境に合わせたシステムのパラメータなどを調整する必要がある。そこで、ステレオカメラから得られる視差画像などを用いて、設置後に調整が必要なパラメータを自動で推定する。その際、画像内の混雑度を求め、混雑度合に応じて適切な人流計測手法を選択し、高精度な人流計測を可能とする。

2. インスタント人流センサ

インスタント人流センサでは、ステレオカメラを用いて計測を行う。図1に処理の流れを示す。本システムでは、2つのステージに分けて処理を行う。まず、ステレオカメラから得られる画像と距離情報を用いて、設置後に調整が必要なパラメータを自動で推定する。その後、混雑度合により、2種類の人流計測手法から1手法を選択し、人流計測を行う。

歩行者の検出には、計測対象を移動物体に制限する差分ステレオ¹²⁾と、3次元情報を用いて画像内で重なっている人物を

個々に切り分けて検出する距離画像セグメンテーション¹³⁾を組み合わせることで行う。これにより、人物の重なりが発生しやすい環境においても計測を可能にする。

3. パラメータの自動推定

3.1 背景差分に用いるしきい値の推定

差分ステレオでは、画像中で歩行者が存在する領域を限定するために、背景差分により前景領域を抽出する。この時、設置環境ごとに照明環境が異なるため、背景差分に用いるしきい値を環境に応じて設定する必要がある。そこで、まず照明環境の影響を受けにくい視差画像から人物領域を抽出する。しかし、前景視差画像では図2(f)に示すように、同図(c)の前景画像に比べ、ノイズが多く存在する。また視差画像では、計測対象とカメラの距離が大きくなればなるほど、視差から求まる距離値の不確かさが増加する。そのため、まず照明の影響を受けにくい視差画像から大まかに人物領域を抽出し、それを前景画像と

比較することで、各設置環境において適切なしきい値の推定を行う。

まず、入力画像(図2(a))と背景画像(図2(b))を用いて、しきい値を変化させながら背景差分を行い、複数枚の前景画像(図2(c))を抽出する。次に、視差画像(図2(d))と背景視差画像(図2(e))に対して、背景差分を行い、前景視差画像(図2(f))を抽出する。その後、前景視差画像と複数の前景画像の比較を行う(図2(g))。前景領域と前景視差領域が重なっている画素数を *TruePositive*、前景領域のみの画素数を *FalsePositive*、視差前景領域のみの画素数を *FalseNegative* とする。以上の値から算出した *Precision* と *Recall* の調和平均 *F* を評価値として以下の式より算出する。

$$\begin{aligned} Precision &= \frac{\text{TruePositive}}{\text{TruePositive} + \text{FalsePositive}} \\ Recall &= \frac{\text{TruePositive}}{\text{TruePositive} + \text{FalseNegative}} \\ F &= \frac{2\text{Recall} \cdot \text{Precision}}{\text{Recall} + \text{Precision}} \end{aligned} \quad (1)$$

この評価値 *F* が最も高くなる前景領域が抽出できるしきい値を複数フレームで求める。そして、各フレームで算出したしきい値の平均値を適切なしきい値として用いる。

3.2 外部パラメータ推定

カメラに映る歩行者の実環境での3次元位置等の情報を計測するためには、カメラの外部パラメータである姿勢 *R* と位置 *t* を求めなければならない。そこで、ステレオカメラから得られる視差画像に対して RANSAC¹⁸⁾ を用いることで床面を推定し、カメラの光学中心と推定された床面の幾何的関係より、カメラの外部パラメータを求める。その際、歩行者の中心位置を集積した点群と背景視差画像の点群のそれぞれから床面を推定する。画像内に床面の面積が多く含まれる場合、背景視差画像の点群から求めた床面の方が精度良く推定できるため、通常は背景視差画像の点群を用いて外部パラメータを推定する。しかし、設置環境によっては壁などを床面と推定してしまうため、それぞれの点群から推定された床面のなす角が大きい場合、歩行者中心の点群を用いて外部パラメータを推定する。

まず、人物が歩行している面を平面と仮定し、歩行者の中心位置における点 (u, v, d) を取得し、点群として蓄える。図3の左に図2のシーンにおいて得られた人物中心の点群を示す。ここで、*d* は画像座標 (u, v) での視差である。また、背景視差画像からも点群を取得する。次に、それぞれの点群からランダムに3点選び、その3点を通る平面を求める。この平面上にある点群の数 *N* をカウントする。この時、点 $P_1(u_1, v_1, d_1)$, $P_2(u_2, v_2, d_2)$, $P_3(u_3, v_3, d_3)$ を通る平面の式は

$$a(u - u_1) + b(v - v_1) + c(d - d_1) = 0, \quad (2)$$

$$a = (v_2 - v_1)(d_3 - d_1) - (d_2 - d_1)(v_3 - v_1)$$

$$b = (d_2 - d_1)(u_3 - u_1) - (u_2 - u_1)(d_3 - d_1)$$

$$c = (u_2 - u_1)(v_3 - v_1) - (v_2 - v_1)(u_3 - u_1)$$

で与えられる。

それぞれの点群に対して、ランダムに選択した3点から平面を複数回作成し、*N* が最も大きいものをそれぞれの点群に対する最適モデル平面とする。次に、最適モデル平面をカメラ座標系 (x, y, z) に変換する。歩行者の中心位置座標の点群から求めた平面のパラメータ (a, b, c) を a'_h , b'_h , c'_h と、背景視差画像

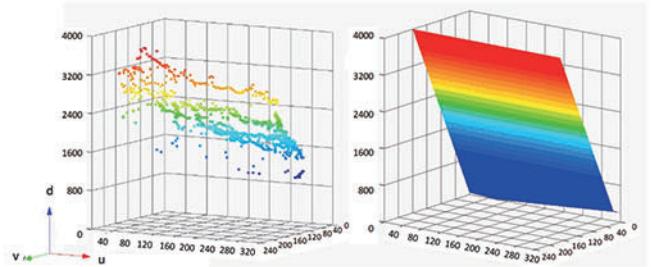


Fig.3 A plane estimated by human center points

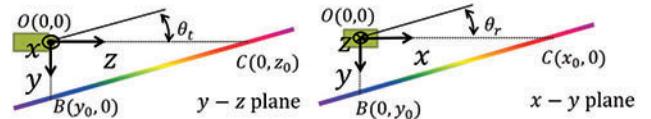


Fig.4 Geometric relation between the optical center of a camera and the estimated plane

の点群から求めた平面のパラメータを a'_h , b'_h , c'_h とおく。ここで、2つのカメラ座標系における平面のなす角 θ は、

$$\theta = \cos^{-1} \frac{a'_h a'_h + b'_h b'_h + c'_h c'_h}{\sqrt{a'^2_h + b'^2_h + c'^2_h} \sqrt{a'^2_h + b'^2_h + c'^2_h}} \quad (3)$$

で与えられる。このなす角 θ が 45° 以上の場合、背景視差画像の点群から求めた平面が床面ではないと判断し、歩行者重心の点群から外部パラメータを推定する。 θ が 45° 未満の場合、背景視差画像の点群から求めた平面から外部パラメータを推定する。

カメラの床面からの高さ t_3 、つまりカメラと床面の最短距離は

$$t_3 = \frac{|a'x_1 + b'y_1 + c'z_1|}{\sqrt{a'^2 + b'^2 + c'^2}} \quad (4)$$

より求まる。また、図4のようにカメラ座標系における各軸 X_c , Y_c , Z_c と最適モデル平面の交点をそれぞれ A , B , C 、カメラの光学中心を O とおくと、仰角 θ_t とロール角 θ_r はそれぞれ \overrightarrow{OC} と \overrightarrow{BC} , \overrightarrow{OA} と \overrightarrow{BA} の関係を使って以下のように求めることができる。

$$\theta_t = \cos^{-1} \frac{z_0}{\sqrt{y_0^2 + z_0^2}} \quad (5)$$

$$\theta_r = \cos^{-1} \frac{x_0}{\sqrt{x_0^2 + y_0^2}} \quad (6)$$

ただし、

$$\begin{cases} x_0 = \frac{1}{a}(by_1 + cz_1) + x_1 \\ y_0 = \frac{1}{b}(ax_1 + cz_1) + y_1 \\ z_0 = \frac{1}{c}(ax_1 + by_1) + z_1 \end{cases} \quad (7)$$

である。

3.3 混雑度合の計測

背景差分を用いた人物検出では、混雑度合に応じて、一つの前景領域内に含まれる人数が異なる。そこで、人物の混雑度合を計測し、計測シーンに適切な人流計測手法を選択する。

画像内において、混雑度合を計測する場合、カメラからの距離に応じて人物の大きさは変化するため、前景領域の面積だけでは判別できない。そこで、画像内における大きさが光軸方向

の距離の二乗に反比例して小さくなることを利用する。歩行者の前景領域の画素の合計を面積 S , 集団までの光軸方向の距離を z とすると、補正後の面積 A は、

$$A = Sz^2 \quad (8)$$

で与えられる。 A は、物体の大きさが一定であれば、距離によらず一定の値になる。人流計測手法の選択は、この A を指標として行う。

4. 人流計測

4.1 パーティクルフィルタによる人流計測

混雑度が低く、個々に歩行者を検出できる場合、検出された人物の中心座標にパーティクルフィルタを適用し、追跡を行う¹⁴⁾。パーティクルフィルタは、予測、尤度計算、対応付け、リサンプリングの4つの処理を毎フレーム繰り返すことで追跡を行う。インスタント人流センサでは、対応付け処理において追跡対象を探索する際に、歩行者の位置情報と進行方向の2つの評価値を考慮する。これらを考慮することで、人同士の重なりが発生した場合でも、ロバストな追跡を行う。歩行者の位置情報による評価値では、尤度計算処理により重み付けられたパーティクル群の重心位置と各歩行者の中心座標のユークリッド距離 D_d を用いる。評価値 D_d は、次式で求められる。

$$D_d = \sqrt{(X_p - X_h)^2 + (Y_p - Y_h)^2} \quad (9)$$

(X_p, Y_p) はパーティクル群の重心位置、 (X_h, Y_h) は各フレームで検出された人物の中心座標を表している。

進行方向による評価値は、パーティクルの保持している移動歴から算出した進行方向と各フレームの各歩行者の進行方向の角度差を用いて算出する。図5に各進行方向算出の例を示す。図5右図は図5左図の俯瞰図である。図5では、赤パーティクルに関連した進行方向のみを示している。赤い矢印は、パーティクルから算出した進行方向である。緑の点線矢印は、歩行者Aと赤線の位置情報を保持しているパーティクルが対応付けていたと想定し算出した進行方向である。青い点線矢印は、歩行者Bと赤線の位置情報を保持しているパーティクルが対応付けていたと想定し算出した進行方向である。進行方向による評価値 D_α を次式で求める。

$$D_\alpha = \begin{cases} k^\alpha - 1, & (\alpha < \alpha_{thr}) \\ k, & (\text{otherwise}) \end{cases} \quad (10)$$

以上の位置・進行方向の評価値 D_d , D_α を足しあわせ、最小の値を持つ人物を追跡中の人とし、対応付けを行う。また、対応付けが一定期間成功したパーティクルには、歩行者の識別番号であるIDを付与する。このIDが振られたパーティクルの軌跡から追跡している歩行者がどちらの方向へ歩いているかを判断し、人流計測を行う。

4.2 KLTとボロノイ分割による人流計測^{15)~17)}

混雑度合が高い場合、一つの前景領域内で複数の移動方向を持つ可能性が高い。よって、領域内での人数と移動方向を算出することで計測を行う。本手法の処理の流れを図6に示す。また本手法では、特徴点抽出・特徴点追跡のしやすさを考慮し、画像情報を用いる。まず、図6(a)に示す入力画像に対して背景差分を行った後に、Harrisのコーナー検出¹⁵⁾を用いて特徴点を検出する。次に、KLT(Kaneda-Lucas-Tomasi feature

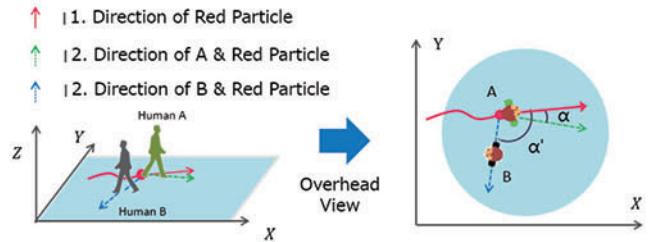


Fig.5 Calculation of human directions and angular difference between particle's direction and human directions¹⁴⁾

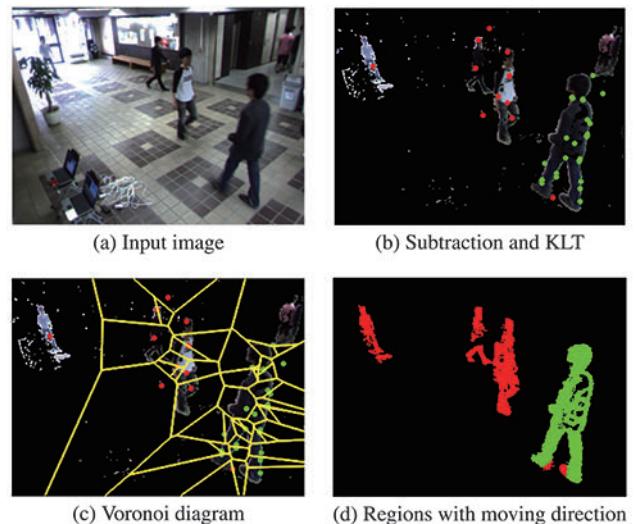


Fig.6 Flow of the method using KLT & Voronoi diagram

tracker)¹⁶⁾を用いて検出された特徴点を追跡する。対応付いた特徴点のみを抽出し、特徴点の移動量から移動方向を決定する。左方向に移動している特徴点を緑色、右方向に移動している特徴点を赤色で図6(b)に示す。次に、ボロノイ分割を用いて各分割領域内に特徴点が一つ含まれる領域を図6(c)のように作成する。この領域に含まれる特徴点の移動方向をその領域の移動方向とし、移動方向が推定された前景領域を移動方向ごとに分割する。図6(d)に前景領域を移動方向ごとに分割した状態の図を示す。その後、移動方向ごとの領域の面積を式(8)より算出し、これを一人分の面積で割ることで領域内に含まれる人数の推定を行う。

5. 実験

5.1 実験条件

提案手法の有効性を検証するために、実環境での運用を想定した4シーンにてパラメータ推定実験と人流計測実験を行った。ステレオカメラはBumblebee2(Point Grey Research, VGA)を使用した。使用したPCのCPUはIntel Core2 Extreme(2.93GHz), メモリは3GBである。

5.2 パラメータ推定実験

3章で説明したパラメータ推定の検証実験を行った。実験中の様子を図7に示す。シーン1・2は、カメラの設置環境は同じだが、シーン1では歩行者が少なく、シーン2では集団で歩行者が往来する。シーン3は、歩行者を個々に検出できる状況である。シーン4は、歩行者が多く、個々に検出することが常に難しい状況である。それぞれのシーンにおける、カメラの設置環境と推定結果を表1に示す。

表1より、概ね正しいパラメータが推定出来ていることがわかる。例えば、Scene1の真値と推定値のそれぞれを用いて、カメラ座標を世界座標に変換する場合、カメラ座標 $(x_c, y_c, z_c) = (0, 0, 15m)$ の計測対象の世界座標 Y_W は、0.5m程度の誤差になる。Scene1の最大の z_c は15mであり、この値のずれは次に行う人流計測に大きな影響は与えないと考えられる。しかし、シーン4においては、常に歩行者が画像内に存在したため、背景視差画像が正しく取得できず、外部パラメータの推定精度が低下した。

5.3 人流計測実験

5.2節で事前に求めたパラメータを用いて人流計測実験を行った。人流計測手法は、式(8)より算出したAの値より、経験的に決定した。15s毎に歩行者の人数と左右の移動方向を出力した。真値は動画内の歩行者を目視で計測した。結果を図8に示す。また、それぞれのシーンでの処理の様子を図7に示す。図7(a)(c)(Scene 1, 3)ではパーティクルフィルタによる人流計測の様子を表している。色の付いた矩形は、検出された歩行者を表し、視認性向上のため歩行者ごとに振られているIDに応じて色分けを行っている。また、矩形上部にある番号は、歩行者ごとに振られたIDである。また、色のついた点は、追跡を行っているパーティクル群の重心位置を表している。色分けについては、矩形と同様である。白点は、まだIDが振られていないパーティクルを表している。図7(b)(d)(Scene 2, 4)では、KLTとボロノイ分割を用いた人流計測の様子を表している。それぞれの画像で移動方向ごとに色分けを行っている。右方向に移動していると判定された領域は赤色、左方向へ移動していると判定された領域は緑色で表している。また、上方向に移動していると判定された領域は水色、下方向へ移動していると判定された領域は緑で表している。

図8よりそれぞれの手法で精度良く人流計測ができることがわかる。しかし、パーティクルフィルタによる人流計測では、追跡していた歩行者が画像外に出ると同時に別の歩行者が近い位置で画像内に入ると誤追跡が発生してしまうシーンが見られた。例を図9に示す。左図の赤色の矢印は、Person Aの進行方向を示し、緑色の矢印は、Person Bの進行方向を示している。248frameにおいてPerson Aが画面右端に向かう際、画面右端から画面内に入ってくるPerson Bとすれ違い後、265frameでPerson AのIDがPerson Bに移っていることが確認できる。また、KLTとボロノイ分割による人流計測では、手や足先の特徴点を追跡した場合、歩行者の腕振りや足の動きにより歩行者の移動方向とは逆の方向へ前景領域が分割されてしまい、精度が低下した。図10に例を示す。同図の白丸で囲まれた箇所は、移動方向とは別方向に分割された前景領域を示す。左図では、左方向に進んでいる人物領域のひざの部分が、右方向に進んでいるとされている。右図では、右方向に進んでいる人物領域の足の部分が、左方向に進んでいるとされている。さらに、抽出する特徴点の数が少ないと大まかにしか領域が分割されず、正しい移動方向毎に領域が分割できず、精度が低下した。また、パーティクルフィルタを用いた人流計測では約13fps、KLTとボロノイ分割では約6fpsと処理時間が十分でない。この点に関しては、システムの高速化のため、粒子の散布方法や特徴点抽出などを改良する必要があると考えられる。

式(8)より選択された計測手法とは異なる方法で、人流計測の実験を行った。非混雑状況と判定されたScene1とScene3に、KLTとVoronoi分割による人流計測手法を適用した場合、

Particle filterを用いた人流計測に比べ人流計測の精度は低下した。具体的には、Scene1においては、Particle filterを用いた場合の人流計測の絶対誤差1.17人に比べ、KLTとVoronoi分割を用いた人流計測では、絶対誤差は2.0人と増加した。Scene3においては、Particle filterを用いた場合、絶対誤差は1.17人、KLTとVoronoi分割を用いた場合、絶対誤差1.67人という結果になった。加えて、Particle filterを用いた人流計測では、各人物毎の軌跡も取得している。混雑状況と判定されたScene2とScene4に、Particle filterによる人流計測を適用した場合は、追跡対象を検出できず、人流計測を行うことは出来なかった。以上の結果より、2手法を混雑度合に応じて使い分ける提案手法の枠組みの妥当性を確認した。

6. おわりに

設置場所を限定せず、設置場所を移動してもシステムの調整を必要としない、簡単に用いることの出来るインスタント人流センサを提案した。インスタント人流センサでは、まず、ステレオカメラから得られる画像と視差画像を用いて、カメラの外部パラメータと背景差分のしきい値を自動で推定した。その後、混雑度合に応じて、パーティクルフィルタを用いた手法とKLTとボロノイ分割を用いた手法を用いて、人流計測を行った。提案手法の有効性を検証するために、カメラパラメータの自動推定実験と人流計測実験を4箇所で行った。パラメータ推定実験では、実際のカメラの外部パラメータと推定したパラメータを比較することで、推定手法の精度を検証した。その結果、おむね正しいパラメータを推定できており、パラメータ推定手法の有用性を示せた。また、人流計測実験では、移動方向ごとの歩行者数の真値と計測値を比較することで、人流計測手法の精度検証を行った。その結果、パーティクルフィルタを用いた人流計測手法とKLTとボロノイ分割を用いた人流計測手法の両者とも高い精度で人流計測が行えていた。これらの実験結果より、インスタント人流センサの有用性を示した。

今後は、パラメータ推定、人流計測とともに、より精度の高い手法の構築を目指す。現状では、移動物体を歩行者と検出しているため、人物以外の移動物体が画像内に移った場合、その物体も人物として検出してしまう。そこで、人物とそれ以外の移動物体を区別して人流計測を行う手法の構築を目指す。また、歩行者検出の際に、誤検出低減のために、検出された矩形内の視差を入力視差画像と背景視差画像で比較する。パラメータ推定では、背景差分に用いるしきい値推定を一定の間隔で行うこと、屋外での長時間の計測による照明変化への対応する。同時に、影検出のパラメータも更新することでより精度の高い前景領域を抽出する。また、現状、背景視差画像は最初のフレームで取得できた視差画像を用いている。はじめから歩行者が歩いていた場合、背景として歩行者も含まれてしまう。そこで、背景視差画像を統計的に取得するなどしてロバストに背景視差画像を取得する手法を構築する。混雑度合による人流計測手法の選択では、事前に取得した式(8)の値より計測手法を手動で選択している。しかし、実用的な運用を想定すると自動的な手法の選択が必要になると考えられる。そこで、今後は画面内的人物の人数が大幅に変動する場合の人流計測精度の実験を行い、人流計測手法の自動化へ向けて検証を進めていきたい。さらに今後は、長時間での計測実験やカメラ設置環境の異なる実験環境での実験を行うことで実用性を検証していきたい。

Table1 Installation location & estimation result of parameters

	Height m		θ_t (Tilt angle) °		θ_r °		Threshold	Measurement method
	True	Estimated	True	Estimated	True	Estimated		
Scene 1	2.30	2.44	30.0	34.2	0	1.10	35	Particle filter
Scene 2	2.30	2.40	30.0	33.8	0	0.86	28	KLT & Voronoi
Scene 3	2.20	2.41	20.0	27.8	0	1.48	14	Particle filter
Scene 4	4.50	4.10	45.0	41.1	0	14.9	35	KLT & Voronoi



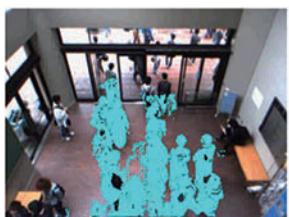
(a) Scene 1 (Particle filter)



(b) Scene 2 (KLT & Voronoi)

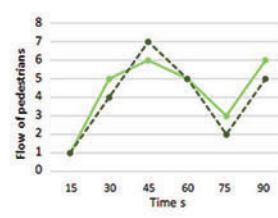


(c) Scene 3 (Particle filter)

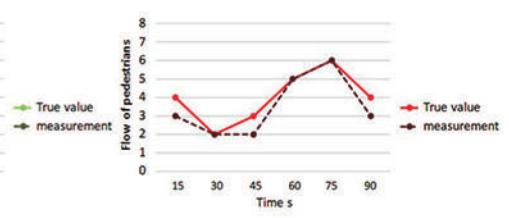


(d) Scene 4 (KLT & Voronoi)

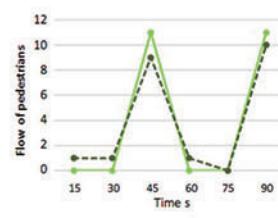
Fig.7 Experimental scenes



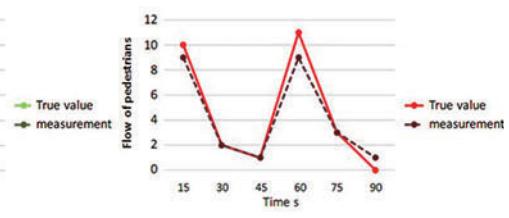
Right



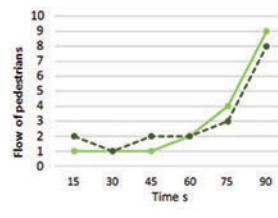
(a) Scene 1 (Particle filter)



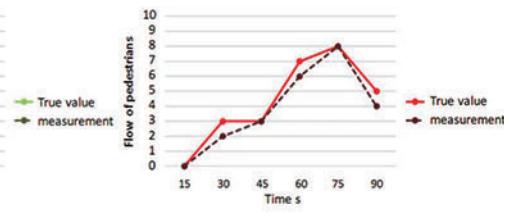
Right



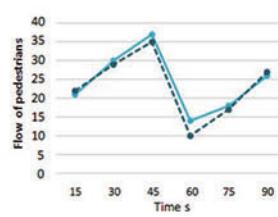
(b) Scene 2 (KLT & Voronoi)



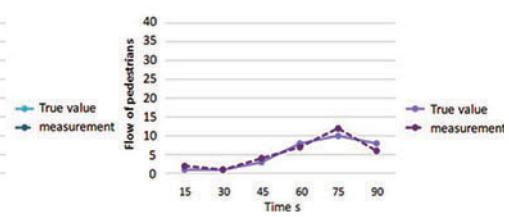
Right



(c) Scene 3 (Particle filter)

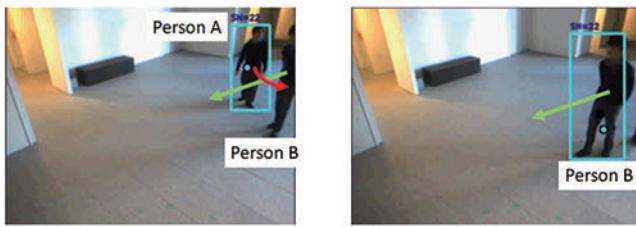


Up



(d) Scene 4 (KLT & Voronoi)

Fig.8 Experimental results: measurement of pedestrian flow of pedestrians



ID22 : Person A | 248 frame ID 22 : Person B | 268 frame

Fig.9 Failure of particle filter



Fig.10 Failure of KLT & voronoi

参考文献

- 1) 中村 克行 他:複数のレーザレンジキャナを用いた歩行者トラッキングとその信頼性評価, 電子情報通信学会論文誌 D-II, **J88-D-II**, 7, (2005) 1143.
- 2) C. Wongun et al. : Detecting and tracking people using an RGB-D camera via multiple detector fusion, ICCV Workshops, (2009) 1076.
- 3) N. Dalal and B. Triggs : Histograms of oriented gradients for human detection, Proc. of the CVPR2005, **1**, (2005) 886.
- 4) C. Hou et al. : Multiview pedestrian detection based on vector boosting, Proc. of the ACCV2007, **Part I**, LNCS 4843, (2007) 210.
- 5) O. Tuzel et al. : Human detection via classification on riemannian manifolds, Proc. of the CVPR2007, (2007) 1.
- 6) K. Terada et al. : A method of counting the passing people by using the stereo images, Proc. of the ICIP1999, **2**, (1999) 338.
- 7) X. Xu et al. : A rapid method for passing people counting in monocular video sequences, Proc. of the ICMLC2007, (2007) 1657.
- 8) D. Beymer : Person Counting Using Stereo, Proc. of the HUMO'00, (2000) 127.
- 9) 杉村 大介 他:歩容特徴と局所的な見えを用いた特徴点軌跡クラスタリングによる混雑環境下人物追跡, 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU2009), OS5-2, (2009) 135.
- 10) M. Rodriguez et al. : Tracking in Unstructured Crowded Scenes, Proc. of the IEEE ICCV2009, (2009) 1389.
- 11) A. B. Chan et al. : Privacy Preserving Crowd Monitoring: Counting People without People Models or Tracking, Proc. of the IEEE Computer Society Conf. Computer Vision and Pattern Recognition, (2008) 1.
- 12) 梅田 和昇 他:差分ステレオ - 運動領域に注目したステレオ観視の提案, 精密工学会誌, **76**, 1, (2010) 123.
- 13) T. Ubukata et al. : Multi-Object Segmentation in a Projection Plane Using Subtraction Stereo, Proc. of 20th International Conference on Pattern Recognition, (2010) 3296.
- 14) 川下 雄大 他:差分ステレオとパーティクルフィルタによる複数人物追跡, 日本機械学会論文集, **80**, 811, (2014).
- 15) C. Harris and M. Stephens : A combined corner and edge detector, Fourth Alvey Vision Conference, (1988) 147.
- 16) C. Tomasi and T. Kanade : Detection and tracking of point features, Technical Report, (1991) CMU-CS-91-132.
- 17) 柴田 雅聰 他:差分ステレオを用いた人流計測手法の屋外実環境における実証実験, 日本機械学会論文集 C 編, **79**, 800, (2013) 1036.
- 18) M. A. Fishler and R. C. Bolles : Random sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography, Commun. ACM, **24**, 6, (1981) 381.
- 19) A. Moro et al. : Auto-adaptive threshold and shadow detection approaches for pedestrians detection, Proc. of AWSVCI, (2009) 9.
- 20) K. Fukunaga and L. Hostetler : The Estimation of the Gradient of a Density Function, with Applications in Pattern Recognition, IEEE Trans. Information Theory, **21**, 1, (1975) 32.
- 21) 柴田 雅聰 他:ステレオカメラを用いたインスタントな人流計測センサ, 動画像処理実用化ワークショップ, (2014) OS5-3.