A Method for Estimation of 3D Position and Camera Self-Calibration Using Results of Human Detection

Hiroaki Ando Non-member (Chubu University, ah@vision.cs.chubu.ac.jp)

Hironobu Fujiyoshi Member (Chubu University, hf@cs.chubu.ac.jp)

Keywords: camera self-calibration, pedestrian detection, segmentation, 3D position estimation

A camera self-calibration method based on the results of human detection is proposed. This method extracts the positions and heights of people in the target scene from the results of human detection and human-area segmentation, and it estimates camera parameters such as the location of the camera in the world coordinates and a vanishing line in the image coordinates.

Fig. 1 shows the relationship between the camera position and the image height of a human. The origin of the image coordinate system is assumed to be at the bottom left corner of the image, and the image coordinates are represented as (u, v) . Furthermore, world coordinates are represented as (x, y, z) , where y denotes height and z denotes depth. We defined the camera parameters using the following notation: camera tilt, θ ; focal length, f ; camera optical center, (u_c, v_c) ; and camera height, y_c . The camera tilt is given by the following formula.

$$\theta = 2\arctan \frac{v_c - v_0}{2f} \dots\dots\dots (1)$$

The world coordinate system is defined by $z_c = 0$, $x_c = 0$, and the ground plane at $y = 0$. We assume zero roll and define the horizon position v as the vanishing line of the ground plane in the image coordinate system. The conversion from the world coordinate system to the image coordinate system is given by the following formula.

$$\begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \frac{1}{z} \begin{bmatrix} f & 0 & u_c \\ 0 & f & v_c \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \theta & -\sin \theta & y_c \\ 0 & \sin \theta & \cos \theta & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{bmatrix} \dots\dots\dots (2)$$

When expression (2) is transformed and is expressed in terms of homogenous coordinates, the following equation is obtained.

Fig. 1. Relationship between camera position and human height

$$\begin{bmatrix} v_0 \\ y_c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y_i & -h_i \\ \vdots & \vdots \\ y_n & -h_n \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} y_i v_i \\ \vdots \\ y_n v_n \end{bmatrix} \dots\dots\dots (3)$$

The camera height and horizon position are obtained using equation (3). Table 1 lists the estimated values of the parameters. The experimental results show that the accuracy of the estimated camera parameters can be improved by using the results of human-area segmentation. Figs.2 and 3 show the estimated results for 3D positions. Calibrating a camera generally requires intensive effort, but the proposed method can perform self-calibration using parameters that are automatically extracted from the target image. As a result, our method can estimate the three-dimensional position of an object even when a camera that has not been previously calibrated is used.

Table 1. Estimated values of camera parameter

Camera parameter	True value	Segmentation	
		Proposed	Conventional
Camera height y_c [cm]	184.6	186.7	205.2
Camera angle θ [degree]	10.0	13.4	16.9

Fig. 2. Estimation result 1 (original sequence) $y_c = 168.6$ [cm], $v_0 = 0.46$, $\theta = -1.6$ [deg]

Fig. 3. Estimation result 2 (CAVIAR dataset 2) $y_c = 360.03$ [cm], $v_0 = 1.17$, $\theta = 27.5$ [deg]

人検出結果に基づく自己カメラキャリブレーションと 3次元位置推定

非会員 安藤 寛哲* 正員 藤吉 弘亘*

A Method for Estimation of 3D Position and Camera Self-Calibration Using Results of Human Detection

Hiroaki Ando*, Non-member, Hironobu Fujiyoshi*, Member

A camera self-calibration method based on the results of human detection is proposed. This method extracts the positions and heights of people in the target scene from the results of human detection and human-area segmentation, and it estimates camera parameters such as the location of the camera in the world coordinates and a vanishing line in the image coordinates. Calibrating a camera generally requires intensive effort, but the proposed method can perform self-calibration using parameters that are automatically extracted from the target image. As a result, our method can estimate the three-dimensional position of an object even when a camera that has not been previously calibrated is used. Experimental results show that the accuracy of the estimated camera parameters can be improved by using the results of human-area segmentation.

キーワード：自己カメラキャリブレーション，人検出，セグメンテーション，3次元位置推定

Keywords: camera self-calibration, pedestrian detection, segmentation, 3D position estimation

1. はじめに

近年，公共施設だけではなくオフィスや一般家庭への監視カメラの普及とともに，物体検出や追跡などの動画処理技術による監視システムの需要が高まっている。特に，映像中から人を検出⁽¹⁾し，人の3次元位置情報や身長を知ることは，場所にに応じた人数カウントや人流測定において重要である。小川らは，人の身長と位置情報の推定に，3次元空間の光線情報に基づく手法を提案した⁽²⁾。この手法では，Tsaiモデル⁽³⁾に基づきカメラキャリブレーションを行い，カメラの内部パラメータと外部パラメータを用いて人の位置と身長の推定を行う。キャリブレーションにより求めたカメラパラメータを利用することで，画像中の2次元座標と世界座標における3次元座標の関係を求めることが可能となる。しかし，一般的にカメラキャリブレーションは，画像中の座標に対応する世界座標を与える必要があり，広い範囲でのキャリブレーションは難しく，正確に行うには大変な労力が必要となる。また，カメラの外部パラメータは内部パラメータと異なり，設置した環境に応じて変化する。そのため，カメラを設置する度にキャリブレーション

を行い，外部パラメータを推定する必要がある。この問題に対して手間を必要としない自己カメラキャリブレーションの手法も多く提案されている。Lvらは，歩行者を背景モデルとの差分から算出し，歩行者の頭と足下の位置検出し，画像中の人の高さ世界座標と画像座標の関係をを用いて消失点と水平線を算出するカメラの自己キャリブレーション手法を提案している⁽⁴⁾。しかし，Lvらの手法では，ノイズ等の影響により画像中から人の大きさを安定して取得できないという問題がある。また，Hoiemらは，入力画像から物体の検出を行い，検出結果から得られた複数の物体高さの情報と，入力画像における三次元の面構造と消失点を推定して，自己カメラキャリブレーションする手法を提案している⁽⁵⁾。これらの物体検出に基づくカメラの自己キャリブレーション手法では，参照する物体の画像中における高さ（例えば人の高さ）を精度良く求める必要がある。

そこで，本稿では人領域のセグメンテーション結果に基づくカメラの自己カメラキャリブレーション手法を提案する。提案手法は，推定するシーンに対し人検出と人領域のセグメンテーションを用いて画像中の人の高さを求める。人領域のセグメンテーションにはノイズ等の影響が少ない手法として，シルエット画像とChamfer Matchingを用いた人領域のセグメンテーション手法を用いる。人領域のセグメンテーションにより画像から抽出した複数の人の高さ

* 中部大学大学院工学研究科
〒487-8501 春日井市松本町 1200 番地
Dept. of Computer Science, Chubu Univ.
1200, Matsumoto-cho, Kasugai 487-8501

座標の関係をj用いてカメラの自己キャリブレーションを行う。また、自己キャリブレーションにより推定した外部パラメータのカメラのチルト角とカメラの高さを用いることにより、未校正のカメラにおいても3次元位置の情報を推定することができる。

2. 人領域のセグメンテーション

提案手法では、単眼のカメラで撮影された映像から、画像中の物体の高さと位置、透視投影モデルにおける世界座標と画像座標の関係をj用いて、カメラの自己キャリブレーションを実現する。本手法では、画像中の物体の高さ情報を用いてカメラパラメータを高精度に推定するため、人領域を正確にセグメンテーションする必要がある。

本手法では、人領域のセグメンテーション手法に、村井らの提案した弱識別器の応答による類似シルエットの選択を用いたセグメンテーション手法⁷⁾を用いる。この手法は、人検出器の学習と学習サンプルに対応するシルエット画像のスコアからハッシュテーブルを求めるオフライン処理と、入力画像からラスタスキャンによる人検出を行い Chamfer Matching を用いてセグメンテーションを行うオンライン処理から構成される。処理の流れを Fig. 1 に示し、以下に詳細を述べる。

〈2・1〉 人検出器の構築 人検出法として HOG (Histograms of Oriented Gradients) 特徴量⁽¹⁾を用いた Real AdaBoost⁽⁸⁾による人検出器を用いる。HOG 特徴量は1つの局所領域内におけるエッジ方向ごとのエッジ強度に着目した特徴量であり、照明変動と、局所的な幾何学的変化に頑健な特徴量である。人検出では、この HOG 特徴量を予め用意した学習サンプルから算出し、Real AdaBoost により人検出器の構築を行う。

〈2・2〉 シルエット画像のスコア算出 入力画像から人検出を行い、シルエット画像のマッチングを行う候補領域を推定する。構築した検出器を用いてシルエット画像のスコアを算出する。シルエットのスコアとは、人検出器の各弱識別器の応答値を多次元のベクトルとして表現したものである。まず、学習サンプルからシルエット画像を作成する。次に、作成したシルエット画像に対応する学習サンプル(ポジティブのみ)を構築した人検出器に入力する。入力画像に対して各弱識別器は人か人以外を識別した結果として返す。 T 個の弱識別器に対応した T 次元の特徴ベクトルを対応するシルエット画像のスコアとする。

〈2・3〉 ハッシュテーブルの作成 算出したシルエット画像のスコアは、Chamfer Matching を行う対象領域に類似したシルエットを選択するために使用する。シルエット画像のスコアを記録したハッシュテーブルを作成することで高速な類似シルエット画像検索を実現する。ある一つのシルエット画像 y から算出された弱識別器の応答に基づくスコアを、 T 次元の特徴ベクトル $\mathbf{y} = \{h_1(y), h_2(y), \dots, h_T(y)\}$ とする。まず、次式により各次元の特徴量を2値化し、ビットベクトル $\mathbf{u} = (u_1, u_2, \dots, u_T)$ を作成する。

$$u_j = \begin{cases} 1 & \text{if } h_j(y) \geq 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \dots\dots\dots (1)$$

次に、以下の式を用いて、ハッシュテーブルのインデックス H_{index} を求め、ハッシュテーブルに特徴ベクトルとシルエット画像の ID を登録する。

$$H_{index} = \left(\sum_{i=1}^T u_i 2^i \right) \bmod H_{size} \dots\dots\dots (2)$$

ここで、 H_{size} はハッシュテーブルのサイズである。また、同じインデックス H_{index} が求められた場合、一つのインデックスに複数のシルエット画像を対応させる。以上の処理をすべてのシルエット画像に対して行い、ハッシュテーブルを作成する。

〈2・4〉 類似シルエットの選択 オンライン処理として実際の入力画像から人検出を行い、MeanShift クラスタリングによりウインドウを統合する。検出されたウインドウ内の領域が検出器に入力されたときの各弱識別器の応答値の T 次元の特徴ベクトルとシルエット画像のスコアとして記録した特徴ベクトルを比較することで類似シルエット画像の選択を行う。その方法として、作成したハッシュテーブルを用いて近似最近傍探索を行う。人検出により検出された領域から得られた弱識別器の応答に基づく特徴ベクトルを $\mathbf{x} = (h_1(x), h_2(x), \dots, h_T(x))$ とする。この特徴ベクトルに対しても (1), (2) 式を用いてハッシュのインデックスを求め、同じハッシュのインデックスを持つ特徴ベクトルをハッシュテーブルから探索することで類似する特徴ベクトルを持つシルエット画像を選択する。

〈2・5〉 Chamfer Matching によるセグメンテーション 人検出により検出された領域と、弱識別器の応答値から選択された類似シルエット画像を Chamfer Matching⁽⁹⁾によりマッチングすることで人領域のセグメンテーションを行う。Chamfer Matching はテンプレートマッチングの一種であり、入力画像とテンプレート画像間のエッジの相違度に基づいてマッチングを行う手法である⁽⁹⁾。一般的なテンプレートマッチングが画像の色や輝度情報を用いるのに対し、Chamfer Matching ではエッジのような形状情報に基づいたテンプレートマッチングが可能である。人検出により検出された領域を入力画像とし、入力画像からエッジ特徴を抽出したエッジ画像を生成する。次に、生成したエッジ画像に距離変換処理を行い距離変換画像を得る。距離変換処理とは、エッジ画像において各画素から最も近いエッジ点までの距離をその画素の輝度値として与える処理である。このようにして生成された入力画像の距離変換画像と、テンプレート画像としてシルエット画像から生成したエッジ画像を相違度に基づいてマッチングを行う。このとき、人検出により検出された領域は必ずしもきれいに人領域を検出しているとは限らないため、Chamfer Matching を行う領域としてマージンを持たせて少し大きめに切り出した領域を使用する。また、Chamfer Matching はスケール変化に敏

Fig. 1. Processing flow in the human-area segmentation

Fig. 2. Examples of human-area segmentation

感であるため、シルエット画像のスケールを変化させながらマッチングを行う。最終的に、最も Chamfer Matching の相違度が小さくなる位置とスケールとシルエット画像を決定し、シルエット画像が重なっている部分を切り出すことで人領域のセグメンテーションを行う。Fig. 2 に Chamfer Matching を用いた人領域のセグメンテーション結果例を示す。セグメンテーション結果から、画像中の人の高さ h_i と位置 v_i を精度よく抽出することができる。

3. カメラの自己キャリブレーション

人領域のセグメンテーション結果から得られた画像中の人の高さを用いてカメラの自己キャリブレーションを行う。まず、文献⁶⁾を参考に、透視投影モデルにおけるカメラ位置と人の高さとの位置の関係を定式化する。本章では、画像座標と世界座標とカメラパラメータの関係と、その関係からカメラパラメータの導出方法について述べる。

〈3・1〉 カメラ位置と人の高さの関係 Fig. 3 に、カメラ位置と人の高さの関係を示す。画像の左下の座標を $(0,0)$ とし、画像の縦と横を画像の縦幅のサイズで正規化した画像の座標系を (u,v) で与える。また、世界座標系を (x,y,z)

Fig. 3. Relationship between camera and human height

とする。ただし、 y を高さ、 z を奥行きとする。次に、カメラのチルト角を θ 、焦点距離を f 、カメラ中心 (u_c, v_c) 、カメラの高さを y_c とする。世界座標系は、カメラ位置を基準として、 $z_c = 0, x_c = 0$ とし、接地平面を $y = 0$ と定義する。また、自己キャリブレーションにより推定した外部パラメータのカメラのチルト角とカメラの高さを用いることにより、未校正のカメラにおいても3次元位置の情報を推定することができる。また、カメラ中心 (u_c, v_c) は画像中心とし、焦点距離 f は画像の縦幅を1.0で正規化して内部パラメータのキャリブレーションした値を用いる。本論文では $f = 1.4$ を用いて実験を行う。カメラにロールは発生せず、画像座標系の地面の消失ラインとして水平線を v_0 と定義する。このとき、カメラのチルト角 (ラジアン) は次式で与えられる。

$$\theta = 2 \arctan \frac{v_c - v_0}{2f} \quad (3)$$

カメラモデルとして、歪み無しの単位アスペクト比である透視投影モデル (Perspective projection model) を使用すると、世界座標系から画像座標系への変換は以下の式で与えられる。

$$\begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \frac{1}{z} \begin{bmatrix} f & 0 & u_c \\ 0 & f & v_c \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \theta & -\sin \theta & y_c \\ 0 & \sin \theta & \cos \theta & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

〈3・2〉 カメラパラメータの導出 世界座標系と画像座標系とカメラパラメータの関係から、カメラパラメータの導出方法について説明する。(4) 式を物体の高さ y について解くと次式となる。

$$y = \frac{z(f \sin \theta - (v_c - v) \cos \theta) - f y_c}{(v_c - v) \sin \theta + f \cos \theta} \dots \dots \dots (5)$$

ここで、画像中の人（直立と仮定）領域の上底と下底の位置をそれぞれ v_t と v_b として与える (Fig. 3)。下底位置 v_b で地面と接する。つまり v_b のとき $y = 0$ なので、物体の奥行き z は次式のように求められる。

$$z = \frac{f y_c}{f \sin \theta - (v_c - v_b) \cos \theta} \dots \dots \dots (6)$$

(5) 式と (6) 式から、物体の高さ y は次式のようにになる。

$$y = \frac{f y_c (f \sin \theta - (v_c - v_t) \cos \theta) / (f \sin \theta - (v_c - v_b) \cos \theta) - f y_c}{(v_c - v_t) \sin \theta + f \cos \theta} \dots \dots \dots (7)$$

ここで、カメラのチルト角が小さい（推定された水平線の位置が画像内に存在する）場合、 $\cos \theta \approx 1$, $\sin \theta \approx \theta$, $\theta \approx \frac{v_c - v_0}{f}$ と近似できる。従って、(7) 式は以下のように表現できる。

$$y \approx y_c \frac{v_t - v_b}{v_0 - v_b} / \left(1 + (v_c - v_0)(v_c - v_t) / f^2 \right) \dots \dots \dots (8)$$

分母の $(v_c - v_0)(v_c - v_t) / f^2$ は、チルト角が小さいとき $v_c - v_0 \approx 0$ となるため、 $(v_c - v_0)(v_c - v_t) / f^2 \approx 0$ と近似できる。従って、(8) 式は以下のようにになる。

$$y \approx y_c \frac{v_t - v_b}{v_0 - v_b} \dots \dots \dots (9)$$

ここで、画像中に存在する i 番目の人領域を考えたとき、 $v_t - v_b$ は画像中の i 番目の人領域の高さ h_i とする。また、人領域の基準座標を矩形領域の左下に設定したとき、 $v_b = v_i$ となる。従って、求めたい式は以下のようにになる。

$$y_i \approx y_c \frac{h_i}{v_0 - v_i} \dots \dots \dots (10)$$

(10) 式を変形し、 n 人のサンプルとの関係を行列で表現すると次式のようにになる。

$$\begin{bmatrix} v_0 \\ y_c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y_i & -h_i \\ \vdots & \vdots \\ y_n & -h_n \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} y_i v_i \\ \vdots \\ y_n v_n \end{bmatrix} \dots \dots \dots (11)$$

(11) 式からカメラの高さ y_c と水平線の位置 v_0 を求める。

〈3・3〉 RANSAC によるカメラパラメータ推定 (11) 式において、既知のパラメータは、〈2・5〉で述べたように、人領域のセグメンテーション結果より画像中から抽出した人の高さ h_i と人領域の位置 v_i である。世界座標におけるカメラの高さ y_c と画像座標上の水平線の位置 v_0 を求めるためには、世界座標系での人の高さ y_i が必要である。しかし、与えられている映像からそれぞれの世界座標系の人の高さの真値を知ることは不可能である。そこで、提案手法

では人の身長として文部科学省の平成 20 年度体力・運動能力調査の調査結果⁽¹⁰⁾の男性 20-59 歳の身長測定の結果を用いて、平均値 170.5[cm]、標準偏差 5.3 の正規乱数により世界座標の身長を仮定する。正規乱数により仮定された世界座標の高さ、セグメンテーション結果より画像中から抽出した人の高さ h_i と人領域の位置 v_i を持つサンプルと、RANSAC (RANdam Sample Consensus)⁽¹¹⁾を用いてカメラの高さとチルト角の推定を行う。RANSAC の流れは以下の通りである。

- Step1 ランダムに 2 点のサンプルを選択
- Step2 最小二乗法によりカメラの高さと水平線位置を推定
- Step3 推定値から全サンプルとの誤差を算出
- Step4 誤差の中間値を選択
- Step5 Step1～Step4 を繰り返し、誤差の中間値が最小となるパラメータを求め、最終的なカメラの高さと水平線位置とする

〈3・4〉 人の 3 次元位置推定 推定したカメラパラメータと画像中における物体の位置 (u, v) から、世界座標における物体の 3 次元位置 (x, y, z) を推定する。物体の奥行き z は、世界座標系と画像座標系の変換式から、 $y = 0$ のとき求めたカメラパラメータのカメラの高さと、画像座標における位置関係から次式となる。

$$z = \frac{f y_c}{f \sin \theta - (v_c - v_b) \cos \theta} \dots \dots \dots (12)$$

次に、(12) 式から求めた奥行き z と画像中の位置から、 x と y を求めることが出来る。世界座標における高さ y は、奥行き z と、カメラの高さ y_c と画像中での高さの関係から次式となる。

$$y = \frac{z(f \sin \theta - (v_c - v) \cos \theta) - f y_c}{(v_c - v) \sin \theta + f \cos \theta} \dots \dots \dots (13)$$

世界座標における x の推定には、世界座標系から画像座標系に変換する (4) 式を画像座標 u について解くと次式となる。

$$u = \frac{f x + u_c (y \sin \theta + z \cos \theta)}{z} \dots \dots \dots (14)$$

(14) 式から、 x は次式のようにになる。

$$x = \frac{z(u + u_c \cos \theta) - u_c y \sin \theta}{f} \dots \dots \dots (15)$$

(15) 式から求めた世界座標における x 座標と、(13) 式と (12) 式から求まる y , z 座標の値を、自己カメラキャリブレーションで求めたカメラパラメータを用いて算出することで、対象物体の 3 次元位置を推定することができる。

4. シミュレーションによる評価実験

提案手法は、カメラチルト角が小さいと仮定しているため、チルト角の影響を受ける。また、世界座標における人の高さを成人男性の分布を用いて仮定したサンプルによりカメラパラメータを推定するため、乱数による推定誤差や推定

Fig. 4. Example of simulation model

Fig. 5. Example of generation sample 1

するシーンのサンプルの分布（世界座標における人の身長）の影響も受ける。そこで、提案手法におけるチルト角やサンプルの分布影響をシミュレーション実験により評価する。実験には Fig. 4 に示すように人体シルエットを OpenGL で描画したシミュレーションモデルを用いる。このモデルは、カメラの位置や高さ等のカメラパラメータと、人の身長や位置等の人モデルのパラメータを変更することで様々な撮影環境が表現可能である。

〈4・1〉 チルト角による推定精度の比較実験 提案手法は、推定するシーンにおけるカメラチルト角に精度が影響することが考えられる。そこで、カメラのチルト角に対するパラメータの推定精度を調査する。シミュレーションモデルを用いてカメラチルト角 θ を 0 度～40 度まで 5 度刻みで変化させた時のカメラパラメータ推定精度を比較する。ここでカメラの高さ y_c は 3 m、人の位置 (x, z) は乱数によって決定し、人の身長は文献⁽¹⁰⁾の成人男性の結果に従った正規乱数により与えてサンプルを生成する。各角度でカメラパラメータ推定に用いた人モデルのサンプル数は 600 である。Fig. 5 にシミュレーションモデルにより生成したサンプルの例を示す。実験の結果を Fig. 6 に示す。Fig. 6 より、チルト角が 40 度のとき推定誤差は約 11.0 [degree] となった。推定するシーンのチルト角が大きくなるにつれ推定誤差が増加することが分かる。これは、カメラパラメータの導出の過程でカメラのチルト角が小さいと仮定しているため、チルト角が大きくなるほど推定する際に誤差が生じる

Fig. 6. Comparison of the presumed error by camera tilt

Fig. 7. Example of generation sample 2

Fig. 8. Comparison of the presumed error by sample distribution

と考えられる。

〈4・2〉 サンプルの分布による推定精度の比較実験 提案手法で用いる人の身長の分布とサンプルの分布の違いによるカメラパラメータの推定精度を比較する。実験では提案手法の人モデルと同様に、人の身長としての平均値 171.9 [cm]、標準偏差 5.9 の正規乱数によって高さを与えて生成したサンプルと文献⁽¹⁰⁾中の男子 6 歳の身長測定の結果である平均身長 116.7 [cm]、標準偏差 4.8 の正規乱数によって高さを与えて生成した子供のサンプルを用いる。サンプルを生成したシミュレーションモデルの環境はカメラの高さ y_c を 3 m、

人の位置 (x, z) を乱数によって決定する。また、カメラのチルト角は推定結果に含まれる誤差を抑えるため 0 度でサンプルを生成した。Fig. 7 にシミュレーションモデルにより生成したサンプルの例を示す。実験ではカメラパラメータ推定に用いる人のサンプル数を 1000 とし、成人男性の人体モデルで生成したサンプルと子供のモデルにより生成したサンプルの割合を変化させ精度を比較する。サンプルの割合は成人男性の人モデルが 0%～100% まで 10% 毎に変化させる。実験結果を Fig. 8 に示す。提案手法では、RANSAC を用いて全サンプルからカメラパラメータ推定に最適なサンプルの組み合わせを選択して推定するため、成人男性の人モデルに当てはまらない身長サンプル（子供のサンプル等）がノイズとして含まれているシーンに対しても、仮定した成人男性のモデルが 60% 以上含まれる場合、RANSAC により高精度にカメラの高さを推定できる。

5. 実画像による評価実験

提案手法の有効性を確認するために、実画像におけるカメラパラメータの推定と 3 次元位置の推定の評価実験をする。

〈5・1〉カメラパラメータの推定 撮影した映像から人領域のセグメンテーションを行い、その結果から撮影したカメラの自己キャリブレーションを行う。求めるパラメータはカメラの高さ y_c と水平線位置 v_0 で、水平線位置 v_0 と (3) 式からカメラの角度 θ である。また、推定したパラメータを用いて現実世界での 3 次元位置の推定を行う。推定に用いるオリジナルデータセットは 640×360 ピクセル、セグメンテーション結果のサンプル数は 600 である。Fig. 9(a), (b) にカメラパラメータの推定に用いた 600 サンプルの人

(a) With Segmentation

(b) Without Segmentation

Fig. 9. Distribution of detection

検出結果の分布を示す。Table 1 にパラメータ推定結果を示す。Table 1 より、セグメンテーションありの場合にカメラ高さが真値との誤差が約 2.1 [cm]、カメラの角度が真値との誤差は約 3.4 [degree] の精度で推定できた。Fig. 10, Fig. 11 に自己キャリブレーションにより推定した水平線位置 v_0 、カメラの高さ y_c と (10) 式から推定した検出した人の身長、チルト角 θ と (12) 式から求めた奥行き z の値を示す。提案するカメラの自己キャリブレーション法は、カメラの内部パラメータを推定することはできないが、推定したカメラの高さ y_c と水平線位置 v_0 を用いることで人検出の誤検出抑制やトラッキング精度の向上が期待できる。

〈5・2〉人の 3 次元位置の推定 推定したカメラパラメータを用いて、検出した人の世界座標における 3 次元位置を推定をする。Fig. 12 に示す 15 点のランドマーク点の画像座標を用いて世界座標の真値と推定結果比較することで、セグメンテーションによる精度比較と、実際にシーンにおける 3 次元位置の精度評価を行う。Fig. 13 に 3 次元位置の推定結果を示す。また、Table 2 に 3 次元位置推定誤差の x 軸、 z 軸の平均と分散を示す。セグメンテーションし

Table 1. Estimation results of camera parameter

Camera parameter	True value	Segmentation	
		Proposed	Conventional
Camera height y_c [cm]	184.6	186.7	205.2
Camera angle θ [degree]	10.0	13.4	16.9

Fig. 10. Estimation result 1 (Original Sequence) $y_c = 186.7$ [cm], $v_0 = 0.828$, $\theta = 13.4$ [deg]

Fig. 11. Estimation result 2 (CAVIAR dataset 2) $y_c = 360.03$ [cm], $v_0 = 1.17$, $\theta = 27.5$ [deg]

Fig. 12. Estimation for 3D positions (Original Sequence)

Fig. 13. Estimation error of 3D positions (Original Sequence)

た結果により推定したカメラパラメータを用いて3次元位置を推定することで、推定誤差を小さくすることができた。また、Fig. 13の結果から提案手法で3次元位置をおおまかに推定できていることから、数 m の領域に人がどのように存在しているかなどの位置関係を推定できることが分かる。

Fig. 14, Fig. 15に提案手法を用いた3次元位置の推定結果を示す。未校正のカメラから自己キャリブレーションを行い、その結果を用いることで検出した人の3次元の位置関係や身長を推定することが可能となる。

6. おわりに

本稿では、人検出とセグメンテーション結果に基づく、カメラの自己キャリブレーション手法を提案した。セグメンテーションの結果から画像中の人の高さ、位置を自動的に抽出することで自己キャリブレーションを行い、カメラパラメータの推定を行った。これにより、推定シーンにお

Table 2. Average and variance of error in 3D positions [cm]

	With Segmentation		Without Segmentation	
	Average	Variance	Average	Variance
x-axis	3.3	10.8	7.7	59.0
z-axis	6.4	41.4	17.9	320.1

Fig. 14. Estimated results of 3D positions 1 (Original Sequence) $y_c = 168.6$ [cm], $v_0 = 0.46$, $\theta = -1.6$ [deg]

Fig. 15. Estimated results of 3D positions 2(CAVIAR dataset 2⁽¹²⁾) $y_c = 360.03$ [cm], $v_0 = 1.17$, $\theta = 27.5$ [deg]

ける物体の3次元位置推定が可能となり、評価実験によりその有効性を確認した。

今後は推定した物体の3次元位置情報を用いた高精度な人の追跡を行う予定である。

(平成22年6月21日受付, 平成22年11月26日再受付)

文 献

- (1) N. Dalal and B. Triggs: "Histograms of Oriented Gradients for Human Detection", IEEE Computer Vision and Pattern Recognition, Vol.1, pp.886-893 (2005)
- (2) B. Wu and R. Nevatia: "Detection and Tracking of Multiple, Partially Occluded Humans by Bayesian Combination of Edgelet based Part Detectors", International Journal of Computer Vision, Vol.75, No.2, pp.247-226 (2007)
- (3) 小川雄三・藤吉弘亘: 「実空間に対応した Master-Slaving による追尾カメラシステム」, 第9回画像センシングシンポジウム (2003-6)
- (4) R.Y. Tsai: "A Versatile Camera Calibration Technique for High-Accuracy 3D Machine Vision Metrology Using Off-the-Shelf TV Cameras and Lenses", IEEE Journal of Robotics and Automation, Vol.RA-3, No.4, pp.323-344 (1999)
- (5) F. Lv, T. Zhao, and R. Nevatia: "Camera calibration from video of a walking human", IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.28, No.9, pp.1513-1518 (2006-9)
- (6) D. Hoiem, A.A. Efros, and M. Hebert: "Putting Objects in Perspective", International Journal of Computer Vision, Vol.80, No.1 (2008)
- (7) 村井陽介・藤吉弘亘: 「弱識別器の応答に基づく類似シルエット画像選択による Chamfer Matching を用いた人領域のセグメンテーション」, 第12回画像の認識・理解シンポジウム (2009)
- (8) R.E. Schapire and Y. Singer: "Improved Boosting Algorithms Using Confidence-rated Predictions", Machine Learning, No.37, pp.297-336 (1999)
- (9) D.M. Gavrila: "Multi-feature Hierarchical Template Matching Using Distance Transforms", IEEE International Conference on Pattern Recognition, pp.439-444 (1998)
- (10) 平成20年度体力・運動能力調査調査結果統計表: 文部科学省, http://www.mext.go.jp/b_menu/houdou/21/10/attach/1285568.htm
- (11) M. Fischer and R. Bolles: "Random sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography", Communications of the ACM 24, pp.381-385 (1981)
- (12) <http://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/CAVIARDATA1/>

安藤寛哲 (非会員) 2009年中部大学工学情報卒業。同年より同修士課程に在籍。画像処理, パターン認識に関する研究に従事。電子情報通信学会会員。

藤吉弘亘 (正員) 1997年中部大学大学院博士後期課程修了。1997~2000年米カーネギーメロン大学ロボット工学研究所 Postdoctoral Fellow。2000年中部大学講師, 2004年同大准教授を経て2010年より同大教授。2005~2006年米カーネギーメロン大学ロボット工学研究所客員研究員。工博。計算機視覚, 動画像処理, パターン認識・理解の研究に従事。2005年度ロボカップ研究賞。2009年度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優秀論文賞, 2009年度山下記念研究賞。情報処理学会, 電子情報通信学会, IEEE各会員。