2足ロボットのための ステレオ画像による実時間段差エッジ推定

浅谷 南 己^{*1*2} 杉本 茂 樹^{*2} 奥 富 正 敏^{*2}

Real-time Step-Edge Estimation Using Stereo Images for Biped Robot

Minami Asatani^{*1*2}, Shigeki Sugimoto^{*2} and Masatoshi Okutomi^{*2}

A state-of-the-art biped robot takes footsteps that its heel or tiptoe overhangs step corner edges while ascending and descending stairs, as humans naturally do. Taking the overhang step strategy requires a real-time sensing method for estimating step edge positions in high precision. In this paper we propose a step edge estimation method using stereo images for the biped robot taking the overhang step strategy. After extracting planar areas from a 3D occupancy grid map generated from range sensor measurements, we estimate the plane parameters of each area by a fast direct method using stereo images. Then we obtain the line edge of each step so that the line segments the view area into two image regions both of which have small absolute difference values between stereo images. Our real-time estimation method enables the biped robot to smoothly walk on stairs and bumps. The validity of our method is demonstrated through on-line experiments using stereo cameras mounted on the body of a biped robot traversing real stairs.

Key Words: Biped Robot, Stairs, Overhang Step, 3D Edge Estimation, Stereo Vision

1. は じ め に

近年の制御技術の発展により、2足ロボットシステムの歩行安定性が飛躍的に向上している。そして、レンジセンサなどのデバイスや計算機処理能力の発展に伴い、近年では、様々な屋内環境を三次元センシングしながら歩行可能な2足歩行ロボットが報告されている。例えば、階段[1]~[4]やスロープ環境[5]を歩行するロボット、障害物を跨ぐロボット[6]、姿勢を変化させながら狭い場所を通り抜けるロボット[7]などが挙げられる。

上述の階段や段差を歩行する2足ロボットにおいて、既存の三次元センシング技術の主な役割は、取得したレンジデータから平坦な領域を抽出することであった。この背景には、歩行ロボットは平坦な領域しか踏まないという仮定があり、階段に存在する水平な平面領域をステップ可能領域として抽出さえすれば、実際にロボット歩行は可能である。一方で、最先端の2足歩行ロボットは、階段各面の高さやエッジ位置を含む高精度な階段三次元データが与えられた場合、人間が階段を自然に歩行す

る場合と同じように、足裏の一部を意図的にエッジに掛けながら歩行することができる。実際の歩行例は、Honda ASIMO [4]の最近のビデオ映像からも見ることができる[8]。

このような足裏をエッジに掛ける歩行方法を、本稿ではオーバーハングステップ（Overhang Step）と呼ぶ。後述するように、歩行ロボットがオーバーハングステップを利用することには大きな利点がある。ただし、エッジ位置などの階段三次元データが間違っていると、ロボットがバランスを崩したり、段を踏み外したりしてしまうため、未知の環境でオーバーハングステップを実現するには、エッジ位置の高精度な推定技術が不可欠である。さらに、階段途中では佇立の安定性を欠くため、計測のための歩行停止は望ましくないことから、水平な床面まで踏破するためのリアルタイム性のあるセンシング技術を必要とする。

文献[9]では、ロボットの歩行計画を策定するために、エッジを含む階段形状を、ライン光投影とステレオ計測を組み合わせで実時間推定する方法を提案している。ただし、この方法は、階段の垂直断面図を生成する方法であるため、フロントパラレルなエッジに向かって歩行するケースのみ有効な方法である。また、文献[10]では、主に視覚障害者の環境認識支援を目的として、ハフ変換によるライン検出とステレオ計測を組み合わせた実時間での段差三次元モデル推定方法を提案している。ただし、ハフ変換を利用した場合、特にエッジに滑り止めなどが装着されているケースでは、エッジ部分に多数の直線が検出されてし

原 2011年1月24日

^{*1}本田技術研究所基礎技術研究センター

^{*2}東京工業大学大学院理工学研究科機械制御システム専攻

^{*1}Fundamental Technology Research Center, Honda R&D Co., Ltd.

^{*2}Dept. of Mechanical and Control Engineering, Graduate School of Science and Engineering, Tokyo Institute of Technology

■ 本論文は提案性で評価されました。

まうため、それらの正確なステレオ対応を得るのは容易ではない。また、上記いずれの方法においても、単純なステレオマッチングには計測ノイズが含まれるため、オーバーハングステップには計測ノイズが含まれるため、オーバーハングステップに必要な十分な計測精度が得られない可能性がある。一方で、歩行ロボットのための既存のセンシング手法 [3] [11] では、レンジセンサ等で得た点群や Occupancy Grid データをセグメンテーションすることにより歩行可能面を抽出しており、抽出された面の境界がおおよそエッジ位置を表していると考えられることができる。ただし、一般に点群や Grid データは空間的に疎なため、そこから高精度なエッジ位置を求めることは容易ではない。

本稿では、ロボットが階段・段差においてオーバーハングステップを行うための高精度かつ実時間でのエッジ位置推定方法を提案する。提案手法では、まず、Occupancy Grid [12] を利用して、画像上の歩行可能領域（空間中ではほぼ水平となる領域）を抽出する。このとき、エッジが存在する可能性のある領域もラフに抽出する。次に、抽出された歩行可能領域に対して、ステレオ画像を利用した平面姿勢パラメータ推定を行う。そして、段差を構成する上下二つの平面の姿勢パラメータを利用して、抽出されたエッジ存在領域に対し、上段の直線エッジの位置を、直線エッジで分けられた上下二つの平面領域におけるステレオ画像間の輝度差が同時に最小になるように推定する。画像上のエッジ位置が算出できれば、上面の平面姿勢パラメータを用いて空間中のエッジ位置も算出できる。

提案手法の特徴は、点群から歩行可能面を抽出する既存手法 [3] [11] の枠組みを活用した上で、一般に疎となる三次元計測点から段差エッジを推定するのではなく、空間的に高い解像度を持つ画像を利用し、上下二つの平面の姿勢パラメータの違いによって生じるステレオ画像間の見かけの変化を利用して、段差エッジを推定することにある。この方法には、上下二つの平面姿勢パラメータを高精度に推定する必要があるが、提案手法では、ステレオ画像を用いた高速直接法 [13] を利用して、高精度かつ効率的な推定を実現している。一方で、提案手法では、撮影対象に豊富なテクスチャを必要とする。実際の階段面にはテクスチャがほとんどないため、提案手法では、プロジェクトによるテクスチャ照射をオプションとする。

以下、本稿の構成は次のとおりである。2 章では、2 足歩行ロボットにおけるオーバーハングステップの意義を簡潔に説明する。3 章では、Occupancy Grid を用いたラフな床面認識処理について述べる。そして、平面姿勢パラメータ推定とそれを利用した段差エッジ推定の詳細を 4 章において述べる。5 章では、実際に歩行ロボットを用いて行った実験結果について説明し、最後に本稿をまとめる。

2. オーバーハングステップの役割

階段や段差における 2 足歩行ロボット制御の困難さは、内的制約と外的制約の両方を同時に満たすような歩容を算出することにある。ここで、内的制約とは、ロボットのシステム自身が課す制約を指し、例えば、各関節の角度・角速度・トルクがモータの限界を超えないという制約が挙げられる。一方、外的制約とは、ロボットが環境から課される制約であり、例えば、障害

Fig. 1 Main role of overhanging footstep. Left: The overhanging footstep (bottom), such that a heel overhangs the side corner edge of the lower step-able plane, can make the margin between the tiptoe and the riser board broader. Right: Then the amount of interference between the corner nose of each step and the line connecting the tiptoe's kicking-off position to the landing position is smaller. This yields a natural foot trajectory while keeping the angle and torque of every joint smaller

物につまずかないように足を振りだすことや、段差を踏み外さないような位置に足を着地するなどの制約が挙げられる。

内的制約は、システムデザインによって定められたものであるため、プログラムによって緩和することはできない。ただし、安定かつスムーズな歩行を実現するためには、その限界に対し、できる限り大きなマージンを持った歩容を算出することが重要である。例えば、モータトルクが限界ぎりぎりに達するよりは、小さなトルクのみで歩行することが望ましいと言える。一方、外的制約は、様々なプログラム上の工夫によって緩和できる。例えば、障害物があるならば、それをまたがずに迂回することにより、つまずきの危険を低減することができる。実際には、外的制約の緩和は、内的制約におけるマージン維持と深くかかわっており、このケースでは、迂回することにより内的制約のマージンも大きくできる。

オーバーハングステップの主な役割は、段差・階段の歩行において、外的制約を緩和することにより、内的制約に対する大きなマージンを維持することにある。図 1 は、階段を上るケースにおいて、この様子を表したものである。同図左に示すように、足裏が水平面すべてを踏む場合は、蹴り込み板までの距離が短くなってしまふのに対し、エッジにかかるように歩く場合には、蹴り込み板までの距離に余裕ができる。このことは、同図右で示すように、足の振り上げ動作において、足の軌跡と階段の角との干渉を小さくでき、小さな軌道補正のみでつまずきを回避できる。これにより、内的制約に対する大きなマージンを維持した歩行が実現できる。この利点は、下り段差・階段の場合も言える。

このように、オーバーハングステップには大きな利点があるが、前述のように、足裏がエッジにかかるように足を着地させるためには、歩行する段の高さや傾きに加え、段差のエッジ位置を高精度に測定する必要がある。例えば、エッジの位置の精度が悪い場合、ZMP (Zero Moment Point) が段の外に出てしまい、転倒力が発生する。転倒力が発生した場合、平地を踏んでいる場合は、足を踏ん張ることで反転倒方向にモーメントを発生させ転倒を免れることができるが、エッジを踏んでいた場合は不可能となる。よって、エッジ位置を安定かつ高精度に推定可能な実時間センシング技術が求められている。

Fig. 2 Process flow

3. 床面認識処理

本研究では、人工的に整備された地平面と階段のある歩行環境を想定する。人工的に整備された階段は、段差のエッジが一般に直線であり、たとえ曲線であっても足を接地する範囲に限ればほぼ直線とみなせる。よって、本研究では段差のエッジは直線として扱う。また、歩行ロボットは、他の技術によってナビゲーションされ、通路のおおむね中央部分を歩いているものとして扱う。その他、ステレオカメラは内部・外部パラメータともに校正済みとする。本稿では、このような環境において、ロボットが前方の階段・段差を認識し、エッジを高精度に推定した上で、オーバーハングステップを行うことを想定する。

提案手法において、毎フレーム行われる処理の構成を図2に示す。提案手法では、まず、レンジセンサによって得られた計測結果を用いて Occupancy Grid [12] を生成する。この処理は、周辺環境のラフな三次元情報の取得を意味する。次に、得られた Occupancy Grid データをセグメンテーション処理することにより、歩行可能な平面が存在する画像上の領域、および、段差エッジが存在する可能性のある画像上の領域を抽出する。同図では、それぞれの処理で抽出された領域を、Plane ROI (Region of Interest)、および、Edge ROI としている。そして、Plane ROI に対し、平面の三次元情報を精度よく推定するための平面パラメータ推定処理を行う (Plane Parameter Estimation)。さらに、Edge ROI に対し、前記平面パラメータ推定結果を利用して高精度なエッジ位置を推定する (Edge Parameter Estimation)。これらにより、段差エッジの三次元位置が得られる。

本章では、まず Occupancy Grid の生成と Grid データのセグメンテーションによる歩行可能面の抽出方法について述べ、次いでその結果から Plane ROI と Edge ROI を取得する方法について簡潔に述べる。これらは、提案手法においては、次節で述べるエッジ位置推定に対する前処理と位置付けられる。

Fig. 3 Plane ROI determination. Left: After truncating the 3D grid points in a cluster, the remained points are projected into the 2D grid on the level plane at the average height (where Y and Z are the opposite of the physical gravity direction and the robot path direction, respectively). Middle: We determine a trapezoid by maximizing the area while its two parallel lines (also parallel to Z) are inscribed within the 2D grid area (considering only discretized grid points). Right: The projection of the trapezoid into the image plane results in the Plane ROI of the cluster

3.1 Occupancy Grid の生成

Occupancy Grid は、三次元空間を格子に分け、各格子点に物体の存在確率を割り当てたものであり、様々なレンジセンサから Occupancy Grid を生成できる [12]。提案手法では、Occupancy Grid のセグメンテーション後に、ステレオ画像を用いてエッジ位置を推定するため、システム構成の簡易性を考慮し、ステレオ計測によって得られる計測点から Grid を構成している[†]。ただし、Grid の生成とエッジ位置推定は別の処理と考えることができるため、Grid を生成する三次元データを取得する方法としては、ステレオ計測よりも信頼性の高い TOF センサ [14] [15] 等のレンジファインダを利用してもよい。

提案手法では、最初の歩き始めの右足の踵を原点とした Grid を用いる。このとき、Grid の座標系は、物理的な鉛直上向き方向を Y 軸とし、ロボットのパスの向き (進行方向) を Z 軸とする (図3参照)。以下、本稿では歩行中にパスの方向は変化しないものと仮定するが、ナビゲーションの都合によりパスの向きが変化する場合は、Grid 全体を座標変換すると考えれば、一般性は失われない。各フレーム時刻では、センサによる三次元計測結果をロボットのデッドレコニング情報を用いて座標変換し、得られた過去数フレーム分の計測結果を用いて、Grid データを算出する。また、文献 [3] [16] のように広範囲環境のマップを生成する目的では、歩き初めからの全計測点を保持する必要があるが、本手法は段差歩行を目的としているため、上述のように過去数フレーム分の計測結果のみを用い、グローバルなデータは利用しない。

3.2 Occupancy Grid のセグメンテーション

次に、各フレーム時刻において得られた Grid データから、歩行可能な平面が存在する画像上の領域 (Plane ROI) を抽出する。ここでは、まず、閾値以上の存在確率を持つ格子点のある水平面に投影する。このとき、投影した格子点数がある値以上となる水平面上の格子点は、垂直な構造を持つ物体が存在する場所であると考え、それ以外の Grid 格子点をマークする。次に、マークした空間中の Grid 格子点に対し、26 近傍型ラベリング [17] を行うことでセグメンテーションを行う。ただし、ラベリングした際に、含まれる格子数が少ない領域は無視する。もしロボットが階段に向かっていているときは、この結果は、階段の

[†]本稿で利用したステレオ計測法は、一方の画像中から特徴点を抽出したあとに、SAD (Sum of Absolute Differences) を利用したウィンドウマッチングに基づく。また、各 Grid 点の信頼度は、Grid 内に存在する観測点数に基づいている。

Fig. 4 Edge ROI determination. Left: The rightmost point of the four left-side points of the two plane ROIs determines the left side line of the Edge ROI, while the leftmost point of the four right-side points determines the right side line. Right: The top and bottom sides of the Edge ROI are determined so that the minimum y -directional length overlapping with each Plane ROI is greater than a pre-defined threshold

各水平面を抽出した結果となる。

3.3 Plane ROI と Edge ROI の決定

図3にPlane ROIを定める方法を示す。ここでは、まず、一つのクラスタに属する全Grid点からロボットのパス幅外にあるものを削除し、残ったGrid点をその平均の高さの平面に投影する。次いで、その平面上のGrid領域に応じた台形を定める。ただし、この台形は、ロボットから見て左右の辺が平行で、かつその左右の辺が領域内に内接するという条件の下で、最大の面積をとるものとする。ただし、内接は離散化されたGrid点についてのみ考える。最後に、このように定めた平面上の台形をカメラの画像面に投影することでPlane ROIを得る。

Edge ROIは、ロボットのパス方向に並ぶ平面領域を順に番号づけたとき、番号が隣接する二つの平面領域ごとに定める。図4に、二つの平面領域の間のEdge ROIを定める方法を示す。ここでは、まず、奥側と手前側のPlane ROIの左辺の頂点(計4個)のうち最も右側にある点と、右辺の頂点(計4個)のうち最も左側にある点から、Edge ROIの左辺と右辺の位置を定める。そして、奥側と手前側のPlane ROIそれぞれについて、縦方向の最小の重なりが一定の画素数以上になるように、Edge ROIの上辺と下辺を定める。本稿の実験では、この最小の重なりが10画素以上となるように、Edge ROIを定めた。

4. 段差エッジの推定

提案手法で求める段差エッジは、上下二つの歩行可能面を隔て、かつ上段側の縁に位置する空間中のエッジ直線である。このエッジ直線を推定するために、提案手法では、まず、セグメンテーションによって得られた各Plane ROIに対し、ステレオ画像を利用して平面姿勢パラメータ推定を行う。そして、得られた上下二つの面の平面姿勢パラメータを用い、Edge ROI中に存在する画像上の直線エッジ位置を推定する。その結果から空間中のエッジ直線を算出できる。本章では、各処理の詳細を述べる。

4.1 平面姿勢パラメータ推定

平面姿勢パラメータは、空間中の平面を一意に定めるパラメータである。また、エッジを表す空間中の直線は、一つの歩行可能平面に属すると考えることができる。よって、段差エッジ位置を

高精度に推定するためには、歩行可能面の平面姿勢パラメータを精度よく求めることが重要となる。提案手法では、各Plane ROIに対する平面姿勢パラメータを、ステレオ画像を用いた直接法によって求める。直接法とは、画像間の輝度差の最小化に基づく推定方法であり、画像中の多数の画素が推定に寄与するため、高精度な推定が期待できる[18]。

三次元空間中の平面 Π は、平面の単位法線ベクトル $\mathbf{n}$ と平面までの距離 d を用いて、 $\mathbf{n}^T \mathbf{X}' = d$ と表される。ただし $\mathbf{X}'$ は、 Π 上の点の三次元座標を表す。ここでは、ステレオカメラの一方を基準カメラとし、 $\mathbf{X}'$ は基準カメラ座標系で定義されているものとする。 $\mathbf{m} \equiv \mathbf{n}/d$ を、求めるべき平面姿勢パラメータベクトルとする。

平面 Π を撮影したステレオ画像をそれぞれ T, I とし、 T を基準画像とする。提案手法では、平面姿勢パラメータ $\mathbf{m}$ を、次式のコスト関数を最小化するパラメータとして求める。

$$C(\mathbf{m}) = \sum_{\mathbf{x} \in \text{ROI}} (T[\mathbf{x}] - I[\mathbf{w}(\mathbf{x}; \mathbf{m})])^2 \quad (1)$$

ただし、 $\mathbf{x} = (x, y)^T$ は基準画像上の座標を示し、 $\mathbf{w}(\mathbf{x}; \mathbf{m})$ は、 $\mathbf{x}$ をパラメータ $\mathbf{m}$ で座標変換する平面射影変換関数[13]を表す。また、ROIは、画像中に定めたPlane ROIの一つを示す。式(1)を最小化する方法は、一般には計算コストが大きい。提案手法では、これを高速に処理できる文献[13]の方法を利用する。

直接法を利用した平面パラメータ推定では、Plane ROI中の対象が平面ではない場合でも、式(1)を最小化する何らかの平面パラメータが出力される。ただし、このような場合は、Occupancy Gridデータと推定された平面との距離をチェックすることにより、Plane ROI中の対象の平面性を確認することが可能である。その他、直接法の収束の遅さや、収束後の式(1)の残差、および得られた法線 $\mathbf{n}$ の方向をチェックすることによっても、Plane ROI中の対象が歩行に不適切であると判断することが可能である。そのような判断がなされた場合には、歩行を停止するなどの危険回避行動をとることが考えられる。

4.2 エッジ位置推定

上述の方法で得られた上下二つの平面の姿勢パラメータを用い、Edge ROI中に存在する画像中の直線エッジを推定する。提案手法における直線エッジ推定方法は、上り段差の場合と下り段差の場合でいくらか異なるアルゴリズムを利用する。以下では、まず、下り段差のケースについて説明し、次に上り段差のケースへと拡張する。

4.2.1 下り段差の場合

図5(a)に示すように、 $y = \alpha x + \beta$ を画像中のエッジ直線とし、 $\mathbf{p} = (\alpha, \beta)^T$ を求めるべきパラメータとする。また、 $\mathbf{m}_l$ と $\mathbf{m}_u$ を上下二つの平面姿勢パラメータとする。

いま、正しいエッジ直線 $y = \alpha x + \beta$ によって基準画像 T を上下二つの平面の領域に分けたと仮定する。 $\mathbf{m}_l$ と $\mathbf{m}_u$ は、式(1)を最小化して求めたものであるため、分けられた二つの領域それぞれについて、画像 I を $\mathbf{m}_l$ または $\mathbf{m}_u$ で平面射影変換し、 T との差分絶対値を算出した結果は小さくなるはずである。そこで、下り段差では、まず、次式のコストを最小化する

Fig. 5 Step edge line in reference (left) image. We always estimate the edge line, expressed by $y = \alpha x + \beta$, on the upper step

ことを考える.

$$E_d(\alpha, \beta) = \frac{1}{N_l} \sum_{y > \alpha x + \beta} |T[x] - I[w(x; m_l)]| + \frac{1}{N_u} \sum_{y < \alpha x + \beta} |T[x] - I[w(x; m_u)]| \quad (2)$$

ただし, N_l , N_u は, それぞれの領域の差分絶対値の算出に利用した画素数を示す. また, 式 (2) は, Occupancy Grid のセグメンテーションの際に求めた Edge ROI において評価するものとし, 図 5 (a) で示すように, その領域は $ROI_d = [x_0, x_1] \times [y_0, y_1]$ とする.

式 (2) は, 各 x について算出したものを加算することで得られる. すなわち, 式 (2) は次式のように書き換えられる.

$$E_d(\alpha, \beta) = \frac{1}{(x_1 - x_0)} \sum_{x=x_0}^{x_1} D_d(x, y) \quad (3)$$

where

$$D_d(x, y) = \frac{1}{y_1 - y - 1} \sum_{\psi=y+1}^{y_1} |T[\xi] - I[w(\xi; m_l)]| + \frac{1}{y - y_0} \sum_{\psi=y_0}^y |T[\xi] - I[w(\xi; m_u)]| \quad (4)$$

ただし, $\xi = (x, \psi)^T$ は基準画像座標を示す. このとき, D_d は二次元の画像であり, その画素値は α , β を算出する前に定めることができる. 図 6 に, 二つの絶対値差分画像から D_d を計算する方法を示す.

式 (3) より, 式 (2) を最小化することは, 画像 D_d で小さな値をとる点を通る直線を求めることを意味することが分かる. よって, D_d に対し, 各 x 座標において最小値をとる y 座標を求め, それらを直線に最小二乗フィッティングすることで $p = (\alpha, \beta)^T$ を得ることができる. ただし, この方法では, D_d 中に明瞭な極小エッジ線が現れない場合に精度よくエッジ直線を求めることができないことがある. そこで, その値を初期値にして, D_d の二乗和を最小化する最適化計算を行う.

最適化では次式のコスト関数を最小化する.

$$C_d(\alpha, \beta) = \sum_{x=x_0}^{x_1} D_d^2(x, y) \quad (5)$$

現在の推定値を $\bar{p} = (\bar{\alpha}, \bar{\beta})^T$, 微小変化量を $\Delta p = (\Delta\alpha, \Delta\beta)^T$

Fig. 6 Computation of D_d . The value of D_d at a point (x, y) in the left image is the weighted sum of the values on the vertical line from (x, y_1) to $(x, y + 1)$ in the middle image and the values on the vertical line from (x, y) to (x, y_0) in the right image. The middle one denotes the absolute difference image between the reference (left) image T and the warp of the right image I with the lower plane's parameters. The right one denotes the absolute difference between T and the warp of I with the upper plane's parameters

とし, Gauss-Newton 法に基づいて式 (5) を解くと次式が得られる.

$$\left(\sum_{x=x_0}^{x_1} \nabla_y^2 \begin{pmatrix} x^2 & x \\ x & 1 \end{pmatrix} \right) \Delta p = - \left(\sum_{x=x_0}^{x_1} D_d(x, \bar{y}) \nabla_y \begin{pmatrix} x \\ 1 \end{pmatrix} \right) \quad (6)$$

ただし, $\bar{y} = \bar{\alpha}x + \bar{\beta}$ であり, ∇_y は $D_d(x, \bar{y})$ における y 方向微分を表す. 提案手法では, Δp のノルムが十分小さくなるか, 所定の繰り返し回数に達するまで, 式 (6) の解の算出と $\bar{p} \leftarrow \bar{p} + \Delta p$ の更新を繰り返す.

このようにして画像上のエッジ位置が求められると, 基準カメラ光学中心と画像上のエッジで成す平面が求められ, その平面と上段面の平面とが交差する線として, 三次元空間中のエッジ直線を算出できる.

なお, 現実のケースでは, 階段中の障害物などによりすべての歩行可能面を正しく検出できず, Edge ROI が二つ以上の段差エッジを含む場合などが考えられる. このようなケースでは, 上述のコスト関数を最小化した際に, その残差をチェックすることで, 不適切な Edge ROI であることを確認することが可能と考えられる. このことは, 次に述べる上り段差の場合についても言える.

4.2.2 上り段差の場合

図 5 (b) に示すように, 上り段差の場合は, 段差の“蹴り込み”部が見えている. 蹴り込み部には, 二つの歩行可能面に対して垂直な板が存在する場合や, 何も存在しない場合があり, 垂直な板が存在する場合でも, 必ずしもその平面が上面のエッジを共有するとは限らない.

これらの状況を考慮し, 次式のコストを最小化することを考える.

$$E_u(\alpha, \beta) = \sum_{y > \alpha x + \beta} |T[x] - I[w(x; m_u)]| + \omega \sum_{y < \alpha x + \beta - \gamma} |T[x] - I[w(x; m_l)]| \quad (7)$$

Fig. 7 Ambiguous case in upward case. If the target step dose not have a riser plane and if $\omega = 1$, the cost Eq. (7) computed from the two masked regions is always small, whenever the line on the lower step, $y = \alpha x + \beta - \gamma$, goes through the riser area. Setting $\omega > 1$ can eliminate this problem

ただし、 γ は、画像上で観測される蹴り込みの高さを示す。また、 ω は、下段の差分絶対値に重みをつけるために事前に定めた値であり、このため式 (7) では各項についての画素数での正規化は行わない。以下ではこれらの点について詳細を述べる。

画像上での蹴り込みの高さ γ は、上下二つの平面の姿勢パラメータ $\mathbf{m}_u$, $\mathbf{m}_l$ が得られているため、エッジ直線のパラメータ $\mathbf{p} = (\alpha, \beta)$ が与えられたとき、直線 $y = \alpha x + \beta$ 上の点 $\mathbf{x} = (x, y)$ それぞれについて算出できる。より具体的には、カメラ座標系において、まず、 $\mathbf{x}$ を視線方向に伸ばした直線と上段側平面との交点 $\mathbf{X}'_u$ を算出し、次いで、 $\mathbf{X}'_u$ を物理的な鉛直方向下向きに下段側平面上に下ろした点 $\mathbf{X}'_l$ を算出する[†]。 γ は、 $\mathbf{X}'_l$ を画像上に投影した点 $\mathbf{x}_l$ と前記 $\mathbf{x}$ との間の y 方向の距離である。

一方、 ω は、蹴り込み領域に垂直な面が存在しなかったり面が傾いていたりして、段差の下段面が上段面の下に入り込んでいる場合に、 α , β のユニーク解が得られなくなることを回避する役割を持つ。図 7 に示すように、上段側のエッジ直線 $y = \alpha x + \beta$ が実際のエッジ位置よりも上側にあると、下段側の直線 $y = \alpha x + \beta - \gamma$ が蹴り込み領域を通ることになる。このとき、式 (7) の上段側の差分を示す第一項と下段側の差分を示す第二項がともに小さくなるため、重みを利用せずに $\omega = 1$ とした場合には、 α , β のユニーク解が得られない可能性がある。一方、1 より大きい重み ω を利用すると、上段側の差分よりも、下段側の差分をより大きく評価する。式 (7) では、画素数による正規化を行っていないため、第二項の加算領域を小さくすることでコストを小さくでき、上段側のエッジ直線 $y = \alpha x + \beta$ を下方に押し下げることができる。本稿では経験的に $\omega = 2$ とした。

下り段差の場合と同様に、式 (7) は次式のように書ける。

$$E_u(\alpha, \beta) = \sum_{x=x_0}^{x_1} D_u(x, y) \quad (8)$$

where

[†] この鉛直方向下向きのベクトルとは、直線 $y = \alpha x + \beta$ と上段側平面で定まる空間中の直線と物理的な鉛直方向とで定まる平面 Π_1 と、画像座標 x によって定まる（カメラ座標系で垂直な）空間中の平面 Π_2 との交線の方向ベクトルである。

^{††} Grid の格子サイズは粗い方が計算コスト面で有益と考え、段差エッジ推定にはあまり精度を必要としない X 方向（横方向）については特に粗いサイズを用いた。

Fig. 8 The arrangement of the robot, camera, and configured stairs for experiments under static condition

$$D_u(x, y) = \sum_{\psi=y}^{y_1} |T[\xi] - I[w(\xi; \mathbf{m}_u)]| + \omega \sum_{\psi=y_0}^{y-\gamma} |T[\xi] - I[w(\xi; \mathbf{m}_l)]| \quad (9)$$

D_u が計算できれば、下り段差の場合と同様に、

$$C_u(\alpha, \beta) = \sum_{x=x_0}^{x_1} D_u^2(x, y) \quad (10)$$

を最適化計算によって最小化することで、エッジ直線が求められる。

5. 実験結果

提案手法の有効性を確認するために、ロボットの胸部にステレオカメラを設置して歩行実験を行った。カメラは、視線方向が水平に対して約 45° 下向きとなるように設置した。カメラの設置位置は、なるべく高い位置から床面を見下ろすように設置するほうが、視野に入る床面の広さや平面パラメータ推定の精度の点で有利と考えられるが、カメラ設置位置を頭部よりも胸部を選択したのは、首の剛性の影響によって生じる内界情報とカメラの姿勢とのずれを回避するためである。

画像サイズは 652×494 pixel, カメラ間のベースライン長は 200 [mm], 各ステレオ画像の水平画角は約 50° , 歩行環境計測処理用の外部計算機として、Intel Core Duo 2.0 GHz (2×2 コア) を用いた。Occupancy Grid の格子サイズは、 (X, Y, Z) 座標について $100 \times 20 \times 50$ [mm]^{††}, 全体のレンジは $1,500 \times 1,500 \times 1,500$ [mm] とした。

5.1 エッジ推定精度

まず、提案手法によるエッジの推定精度を確認するために、三次元データが既知の階段に対し、静的な環境（ロボットを自立させた環境）で計測を行った。ロボット、カメラ、および2段階の位置関係を図 8 に示す。ただし、同図では、ロボット右手方向を X 座標、床の高さ方向を Y 座標、ロボットの進行方向を Z 座標としている。

提案手法によって求められた画像上のエッジ位置を図 9 (a) に示す。ここでは、エッジ位置の視認を助けるために、歩行可能平面上に規則的な格子を描画している。提案手法によって得られた画像上のエッジは、実際の階段の各エッジと高い精度で一致していることが分かる。また、このときの推定に利用した

Fig. 9 Edge estimation results under static condition. (a): The edge estimated by the proposed method. (b): Extracted Plane ROIs and Edge ROI (overlapped with (a)). (c)(d): The points of intersection between the vertical plane of the robot path center and the 3D edge lines computed from (a) for 10^4 frames

Fig. 10 Inclination of upper body. (a): The angles of the upper body with X-axis (pitch) and Z-axis (roll) while walking up. (b): While walking down. (c): Comparison of body inclination between the case of given edge position data and the case of online estimation. The graph (c) was obtained under the walking-up configuration that the second step was removed from the two-step stairs

Plane ROI と Edge ROI を図 9(b) に示す。

静的な環境でも、一定時間の観測の間においては、画像ノイズの影響により推定されたエッジの三次元位置は変化する。図 9(c)(d) に、 10^4 フレームの間に推定された全推定結果を示す。ただし、ここでは、ロボット軌道中心を通る Y-Z 平面と、算出された空間中のエッジ直線との交点をプロットしている。同図 (c) は 1 段目のエッジ位置、同図 (d) は 2 段目のエッジ位置を表す。Y-Z 平面上における標準偏差は、1 段目において $\sigma = 0.44$ [mm]、2 段目において $\sigma = 0.30$ [mm] であった。同図のグラフでは、一見するとこれより広がり大きく見えるが、これは、計測値の大多数が中央にあるためである。

5.2 人工環境での歩行実験

次に、提案手法を使った場合の段差歩行の安定性を評価した。図 10(a)(b) は、2 段の階段を歩行したときの上体の傾きをプロットしたものである。同図では、階段歩行中の時間を矢印で示している。また、同図 (c) は、一段のみの階段を使い、歩行前にロボットに段差エッジ位置を入力した場合と、位置を与えずに提案手法によって計測して歩行した場合を、参考までに比較したものである。(c) に示されているように、エッジ位置を与えずに計測して歩行したケースでも、正しいエッジ位置を与えたケースと同様の安定した歩容パターンが得られていることが分かる。また、上体の傾きは常に 0.5 [degree] 以下に保たれており、その様子が平坦な領域を歩いている場合と同等であるこ

Fig. 11 Positions of footsteps. The tiptoes of the robot can always intentionally overhang stair edges with help of our edge estimation method

とからも、提案手法を利用した歩行は安定であると言える。

図 11 は、提案手法を用いてロボットが歩行したときの足の位置を示したものである。提案手法によって高精度なエッジ位置が推定されており、階段歩行においてオーバーハングステッ

Fig. 12 Edge estimated by the proposed method while walking up stairs. (a) and (b): Edge estimation results at two difference frames. (c): The Plane ROIs and Edge ROI extracted at the frame (a) (overlapped with (a))

Fig. 13 Edge estimated by the proposed method while walking down stairs. (a) and (b): Edge estimation results at two difference frames. (c): The Plane ROIs and Edge ROI extracted at the frame (a) (overlapped with (a))

ブが適切に行われていることが分かる。

図 12 と図 13 は、歩行中に提案手法によって推定された画像中の段差エッジ、および抽出された Plane ROI と Edge ROI を示している。提案手法によって、歩行動作中でも適切なエッジ位置が安定に推定できていることが分かる。階段を降りる際のエッジ位置を示した図 13 の 1 枚目の画像では、2 段目のエッジが抽出されていないが、これは、提案手法では、Occupancy Grid のレンジ内でのみエッジを抽出しており、2 段目のエッジは 1,500 [mm] より遠方にあるためである。

提案手法の処理は、7 段パイプラインにおいて 20.3 [fps] で動作し、遅延時間は 230 [ms] であった。

5.3 未知環境での歩行実験

提案手法は、ステレオ計測法に基づいた手法であるため、撮影対象には十分なテクスチャが不可欠である。しかし、一般的な環境では、そのようなテクスチャは期待できず、特に階段のステップ面にはテクスチャがほとんどない場合が多い。一方で、プロジェクタによるテクスチャ照射を用いれば、任意の物体表面にテクスチャを付与することが可能である。そこで、プロジェクタをロボットに装着し、屋内の階段を撮影してエッジ位置推定を行った。

図 14 は、提案手法とテクスチャ照射を利用して実際の屋内階段に対してエッジ位置推定を行った結果を示している。同図では、各段の推定に利用した Plane ROI と Edge ROI をそれぞれ細い実線と細い破線の四角で示しており、推定されたエッジを太い線で示している。また、階段表面にメッシュ状に見える線が照射したテクスチャパターンである。一方、図 15 では、

Plane ROI と Edge ROI を得る際に利用した過去 6 フレーム分のステレオ計測結果 (Occupancy Grid の座標系に重ねて表示したもの) である。照射パターンが疎なため、各フレームで得られるステレオ計測結果も疎になるものの、ロボットが動いているため、過去に観測された計測結果を時系列方向に重ねて利用することにより、比較的密な三次元データが得られており、これにより良好な ROI が得られている。また、ROI 中のテクスチャは疎であるものの、直接法による平面姿勢パラメータと画像差分に基づくエッジ検出により、上りと下りの階段いずれにおいても、各階段のエッジ位置を良好に計測できている。

6. ま と め

本稿では、2 足歩行ロボットにおける階段歩行において、足裏をエッジに掛けて歩行するオーバーハングステップの意義を示し、そのオーバーハングステップのための段差エッジ位置推定手法を提案した。提案手法では、まず、ステレオ計測結果から構成した Occupancy Grid を用い、画像上の歩行可能領域とエッジ領域を抽出した。そして、歩行可能領域に対して高速直接法による平面姿勢パラメータ推定を行い、その結果を利用して、上下二つの平面領域におけるステレオ画像間の残差を最小化する直線エッジを推定した。実際にロボットに搭載したステレオカメラを用いて歩行実験を行い、提案手法の有効性を確認した。さらに、プロジェクタを用いたテクスチャ照射を利用して、実階段に対してもエッジ位置推定が可能であることを示した。

今後は、推定された空間的なエッジ位置を時系列フィルタを用いて処理することや、スタンドアローンでの歩行を実現する

Fig. 14 The edge estimated by the proposed method in real environments. Upward and downward cases are shown in the top row and bottom row, respectively. The quadrilaterals with thin solid lines denote Plane ROIs. The ones with thin dotted lines denote Edge ROIs. The thick lines denote the estimated edge lines

Fig. 15 Stereo measurements over recent 6 frames used for estimation of Fig. 14 (a): Upward case. (b): Downward case

ために、提案手法の処理を組み込んだハードウェアをロボットに搭載することなどを検討する予定である。

参考文献

- [1] S. Kajita and K. Tani: "Adaptive gait control of a biped robot based on realtime sensing of the ground profile," IEEE International Conference on Robotics and Automation, vol.1, pp.22–28, 1996.
- [2] J.S. Gutmann, M. Fukuchi and M. Fujita: "Stair climbing for humanoid robots using stereo vision," IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, vol.1, pp.1407–1413, 2004.
- [3] J.-S. Gutmann, M. Fukuchi and M. Fujita: "A floor and obstacle height map for 3D navigation of a humanoid robot," IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp.1066–1071, 2005.
- [4] K. Hirai, M. Hirose, Y. Haikawa and T. Takenaka: "The development of Honda humanoid robot," IEEE International Conference on Robotics and Automation, vol.2, pp.1321–1326, 1998.
- [5] M. Asatani, S. Sugimoto and M. Okutomi: "A footstep-plan-based floor sensing method using stereo images for biped robot control," IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, pp.907–912, 2007.
- [6] R. Cupec, O. Lorch and G. Schmidt: "Vision-guided humanoid walking – Concepts and experiments," International Workshop on Robotics in Alpe-Adria-Danube Region, 2003.
- [7] F. Kanehiro, H. Hirukawa, K. Kaneko, S. Kajita, K. Fujiwara, K. Harada and K. Yokoi: "Locomotion planning of humanoid robots to pass through narrow spaces," IEEE International Conference on Robotics and Automation, vol.1, pp.604–609, 2004.
- [8] Honda Motor Co. Ltd.: The new Asimo, International Consumer Electronics Show (CES), 2007. AsimoTV, <http://asimo.honda.com/asimotv/>.
- [9] A. Albert, M. Suppa and W. Gerth: "Detection of stair dimensions for the path planning of a bipedal robot," IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics, vol.1, pp.1291–1296, 2001.
- [10] L. Xiaoye and R. Manduchi: "Detection and localization of curbs and stairways using stereo vision," IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp.4648–4654, 2005.
- [11] J. Chestnutt, Y. Takaoka, K. Suga, K. Nishiwaki, J. Kuffner and S. Kagami: "Biped navigation in rough environments using on-board sensing," IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, pp.3543–3548, 2009.
- [12] M.C. Martin and H.P. Moravec: Robot evidence grids, Technical report, Carnegie Mellon University, CMU-RI-TR-96-06, 1996.

- [13] S. Sugimoto and M. Okutomi: "A direct and efficient method for piecewise-planar surface reconstruction from stereo images," IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp.1-8, 2007.
- [14] Amad ud Din, I.A. Halin and S.B. Shafie: "A review on solid state time of flight TOF range image sensors," IEEE Student Conference on Research and Development (SCoReD), pp.246-249, 2009.
- [15] S.B. Gokturk, H. Yalcin and C. Bamji: "A Time-Of-Flight depth sensor — System description, issues and solutions," IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshop, pp.35-42, 2004.
- [16] S. Kagami, K. Nishiwaki, J.J. Kuffner, K. Okada, M. Inaba and H. Inoue: "Vision-based 2.5D terrain modeling for humanoid locomotion," IEEE International Conference on Robotics and Automation, vol.2, pp.2141-2146, 2003.
- [17] 米倉達広, 横井茂樹, 鳥脇純一郎, 福村晃夫: "3次元デジタル空間における図形の連結性とオイラー数", 電子情報通信学会論文誌 D, vol.J65-D, no.1, pp.80-87, 1982.
- [18] M. Irani and P. Anandan: "About direct methods," Vision Algorithms: Theory and Practice (Proceedings of International Workshop on Vision Algorithms), pp.267-277, 1999.

浅谷南己 (Minami Asatani)

2000年東京理科大学理工学部電気工学科卒業。2002年早稲田大学大学院理工学研究科電子情報通信工学専攻修士課程修了。同年(株)本田技術研究所入社。2005年10月東京工業大学大学院理工学研究科機械制御システム工学専攻博士課程入学。

(日本ロボット学会学生会員)

杉本茂樹 (Shigeki Sugimoto)

1995年東京工業大学制御工学科卒業。1997年東京工業大学大学院情報理工学研究科情報環境学専攻修士課程修了。2003年東京工業大学大学院理工学研究科機械制御システム専攻産学官連携研究員。コンピュータビジョン, 画像計測, ITS関連の研究に従事。電子情報通信学会, IEEE各会員。

奥富正敏 (Masatoshi Okutomi)

1981年東京大学工学部計数工学科卒業。1983年東京工業大学大学院理工学研究科制御工学専攻修士課程修了。同年キャノン(株)入社。1987~1990年カーネギーメロン大学コンピュータサイエンス学科客員研究員。1994年東京工業大学大学院情報理工学研究科情報環境学専攻助教授。2002年同大学大学院理工学研究科機械制御システム専攻教授。コンピュータビジョン, 画像処理, 画像計測に関する研究に従事。工博, 情報処理学会, 電子情報通信学会, 計測自動制御学会, 画像電子学会, IEEE各会員。