

## 平面検出精度向上のための全方位ステレオ視の改善

Improving Omnidirectional Stereo Vision  
for Accurate Plane Detection

鈴木亮<sup>†</sup>, 子安大士<sup>†</sup>, 前川仁<sup>†</sup>, 川崎洋<sup>‡</sup>

Akira Suzuki<sup>†</sup>, Hiroshi Koyasu<sup>†</sup>, Hitoshi Maekawa<sup>†</sup>, Hiroshi Kawasaki<sup>‡</sup>

<sup>†</sup>: 埼玉大学理工学研究科, {aki88, koyasu, maekawa}@cda.ics.saitama-u.ac.jp

<sup>‡</sup>: 鹿児島大学理工学研究科, kawasaki@ibe.kagoshima-u.ac.jp

**概要:** 本稿では, 全方位カメラによるステレオ視を用いて屋内環境の認識において重要である平面の情報を検出するための, ステレオ視精度改善手法について述べる. 全方位ステレオ視による広い視野の距離情報を高精度化することで, 周囲の環境を構成する平面を検出することが可能である. 提案手法では, グラフカットにより高精度化を図った手法に, 適応的な SAD の探索窓設定を加えることでさらなる高精度化を実現した. 実環境において実験を行い, 提案手法によって平面検出の精度向上を確認した.

<キーワード> ステレオビジョン, 平面検出, 全方位カメラ

### 1 はじめに

屋内環境において平面は重要な構成要素である. 環境内を構成する平面構造の取得は, 移動ロボットのナビゲーションや多様な認識に役立てることができる. たとえば, 観測によって得られた 3 次元点群より平面の認識を行うことで, データ量の削減や大域的な位置推定の精度向上が期待できる. そのような平面を少ない観測で効率良く検出するには, 広い視野のセンサを用いることが望ましい.

全方位ステレオ視は一度におよそ周囲 360 度の距離情報を取得できるため, 移動ロボットの環境観測に有用なセンサである. 一方で, 一般に全方位カメラにより得られる画像は通常のカメラよりも解像度が低く, ステレオ視による距離計測の精度が低い. また一般的に屋内環境を構成する床面や壁面は画像的な特徴が少なく, ステレオ視での距離計測や平面の検出は困難である. 深澤ら [1] は全方位ステレオ視にグラフカットとサブピクセル推定を適用することで距離情報を高密度・高精度化してこのような問題に対処したが, 得られた距離情報には誤りが多く含まれ, 精度の点で十分な結果を得られなかった.

そこで, 今回本研究では深澤らの手法に対して更に adaptive binary window (ABW) [2] を適用することで, ステレオ視精度を向上させる手法を提案する. 全方位ステレオ視による距離計測精度を改善することで, ワンショットのステレオ画像対から環境内の平面を検出できることを示す.

### 2 関連研究

全方位カメラを用いた移動ロボットの研究として, 川西らの研究がある [6]. 川西らは全方位画像内の特徴点と直線エッジを同時に用いた structure from motion (SfM) によって屋外環境の密な 3 次元環境モデルを生成する

手法を提案している. この手法は, 特徴点と直線エッジの両方を用いることで建築物の密な復元を行うことができるが, 道路面のような特徴の少ない領域の復元精度に問題がある. また, カメラ運動の絶対スケールが未知であることに起因する基線長の決定問題があるため復元精度を安定させるのは困難である. SfM による密な 3 次元復元には, 多くの画像枚数を要する点も問題である.

高精度なステレオ視の研究は盛んに行われているが, 近年は我々も使用しているグラフカットのような視差画像全体の最適化を行う大域アルゴリズムに関する研究が多い. なぜなら, ステレオ視の評価基準が左右画像間の隠ぺい領域の視差を確率的・統計的手法によってどのように算出するか, という点に注目されているためである (Middlebury のランキング<sup>1</sup> を参照). 一方で, 実時間で高精度なステレオ視を追求する, より実用的な研究も多い. Rhemann らは, GPU を用いることで対応点探索時の評価値に対しエッジ情報を考慮したフィルタリングをする手法で高速なステレオ視を実現している [3]. また, Gupta らの adaptive binary window (ABW) [2] は, 画素単位の視差算出を行う局所アルゴリズムにおいて GPU を用いずに実時間で動作する大域アルゴリズムの手法と同等の速度と精度を発揮している. 本研究では移動ロボットにおける運用を想定し, 速度と精度を両立した ABW を採用する. ABW とグラフカットとサブピクセル推定を併用した全方位ステレオ視 [1] を組み合わせることで, より高密度・高精度な全方位の 3 次元距離情報を獲得する手法を提案する.

また平面の検出手法においては, 前節でも述べたように, 床面や壁面のような特徴の少ない領域は一般にステレオ視によって 3 次元の距離情報を取得することは困難である. そのためステレオ視を用いて 3 次元環境の平面の検出を行う場合は, 画像のエッジ情報を用いる手法や, 求める平面への条件付けをする手法が多

<sup>1</sup><http://vision.middlebury.edu/stereo/eval/>

く用いられている．前者では，友納がエッジ情報から想定される平面仮説に対し各点がどの平面に含まれるかを，ボロノイダイアグラムを用いたラベルづけ問題とすることで高速に平面を復元する手法を提案している [7]．しかし，この手法はエッジ情報から想定される平面仮説が誤っていた場合の修正などに課題が残る．後者では，Furukawa らの manhattan-world 仮説を用いた復元 [8] が知られているが，3次元平面を  $XYZ$  軸に平行・垂直と限定する manhattan-world 仮説を用いると傾斜のある床面や壁面を検出することができない．今回本研究では高密度な3次元距離情報を取得できることから，エッジ情報や条件付けを用いずに最小二乗法を用いた random sample consensus (RANSAC) アルゴリズムによる平面の検出を行う．

### 3 全方位ステレオ視とその高精度化

本研究では，全方位カメラより得られた上下2組の画像を仮想的に設定した円筒座標系に投影し作成するパノラマ画像を用いてステレオ視を行う．このステレオ画像対は平行なエピポーラ拘束を持つため，通常の平行ステレオ視と同じアルゴリズムを適用できる．

#### 3.1 Adaptive Binary Window の適用

ステレオマッチング手法には，sum of absolute difference (SAD) を評価値とした領域ベースの対応点探索を用いる．領域ベース・アルゴリズムによって取得できる視差の精度は探索に用いる窓のサイズに依存する．窓サイズが小さいとき，特徴の多い領域や物体の境界部分では有効に働くが，特徴の少ない領域で視差の取得に失敗することが多い．一方で窓サイズが大ききときは，特徴の少ない領域でも特徴部位を窓内にとらえる可能性が高くなるので視差が得られやすくなるが，対応付けが不明瞭になり物体の境界線がぼやけてしまう．

そこで，適応的に窓の大きさを設定する Gupta らの adaptive binary window (ABW) [2] を適用する．ABW は，任意の画素  $p$  の対応点を求める際に  $p$  と周囲の各画素  $q$  との RGB 色空間距離  $d_{pq}$  を求め， $p$  に適した探索窓を構成することで画像中の特徴の有無にとらわれず視差を取得する手法である．このとき，色空間距離  $d_{pq}$  は以下のように RGB の値から算出する．

$$d_{pq} = \sqrt{(r_p - r_q)^2 + (g_p - g_q)^2 + (b_p - b_q)^2}$$

図1において実際の画像を用いた ABW の作成例を示す．図1(a) は全方位ステレオ画像の上側の画像である．図中に示す赤枠の領域 (図1(b) に拡大図) を対象にその中央の点の画素値から ABW を作成する．なお，中央の点の本来の画素値は (167, 188, 238) である．作成された ABW を図1(c) に示す．椅子の画素値に近い領域から窓が作成されていることがわかる．図1(d) は

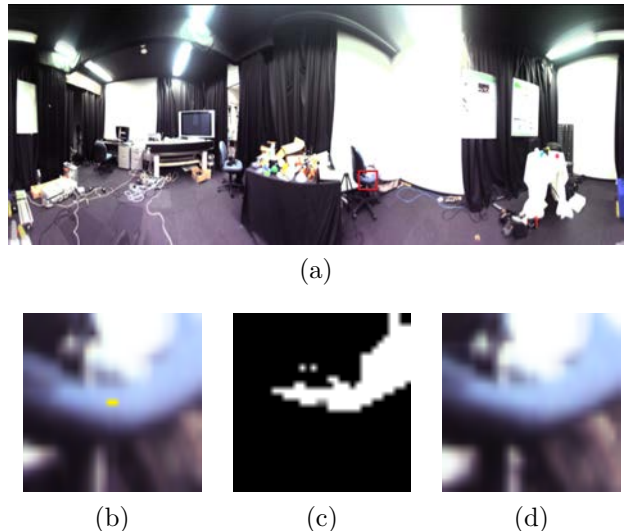


図1: Adaptive binary window の作成例．(a) 画像中の探索窓 (赤枠)．このとき窓のサイズは  $31 \times 31$  pixel．(b)(a) 赤枠内の拡大図．中央の黄色の点に対応を求める点．(c)(b) の黄色の点の画素値より作成された adaptive binary window．(d)(c) を探索窓としてステレオマッチングを行ったときの下画像の対応点．

実際にステレオマッチングを行い一致した，下側の画像における対応点である．画像の特徴に合った探索窓の利用によってより良いステレオマッチングを行うことができる．

なお，Gupta らは画像のノイズによる影響を防ぐために SAD ではなく一致領域の数え上げを評価値としているが，我々は後述のグラフカットおよびサブピクセル推定を利用するため SAD を用いている．

#### 3.2 グラフカットとサブピクセル推定

ステレオマッチングによって得られた視差に対し，深澤らの手法と同じくグラフカットを用いた高密度化とサブピクセル推定を用いた高精度化を行う [1]．

グラフカットは Kolmogorov らが提案したステレオ視の全体最適化手法 [4] だが，深澤らは円筒座標系に投影した全方位パノラマ画像に適用することを考慮し，平滑化項の鉛直方向に重み付けを行った．我々も同様に水平方向に対する鉛直方向の重みを  $1:10$  として適用する．グラフカットの適用後，新井らが提案した4点のフィッティング関数を用いたサブピクセル推定の手法を用いる [5]．視差をサブピクセルレベルで求めることで全方位画像に写されたコーナーを3次元復元時に表現することができるようになり，グラフカットによる密度の高さと相まって平面の検出を行うことができる．

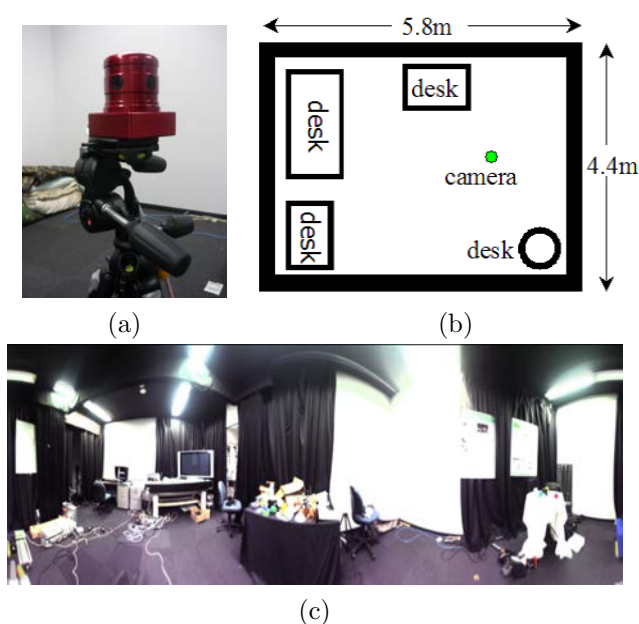


図 2: (a) 全方位カメラ Ladybug . (b) 撮影した屋内環境の上方からの見取り図 . (c) Ladybug で撮影した全方位パノラマ画像

## 4 平面の検出

屋内環境において平面は支配的な構成要素である。よって、観測した距離情報の任意の点がいずれかの平面に属する可能性があるとして仮定することで、実際の平面情報を検出することができる。

ステレオ視により得られた視差から復元された距離情報は 3 次元点群として記述され、それらの 3 次元点群から環境を構成する平面を推定する。まず任意の点をランダムに抽出しその近傍点群から平面候補の点集合を作り、作成された点集合から最小二乗法を用いて点集合を近似する平面方程式を求め、そして、求めた平面方程式と全点の距離を求め、平面方程式から閾値の距離以内にある点より新たに平面候補の点集合を作る。この処理を繰り返すことによって、点集合は増減を繰り返しつつ収束し、平面を検出することができる。

以上のようにして一つの平面が得られると、その平面に属する点を除外した残りの点群に対して同様の処理を行う。このとき、本研究では検出する平面として壁面、床面または天井のようなある程度の面積を持つものを想定し、全 3 次元点群中の 5% 以上を含まない点集合による平面が得られた場合は検出失敗と判定する。また検出失敗が連続で 20 回続いた場合、処理を終了するように設定した。

## 5 実験

前節までに述べた本研究の手法について、実際の屋内環境を撮影した画像を用いて実験を行う。全方位画

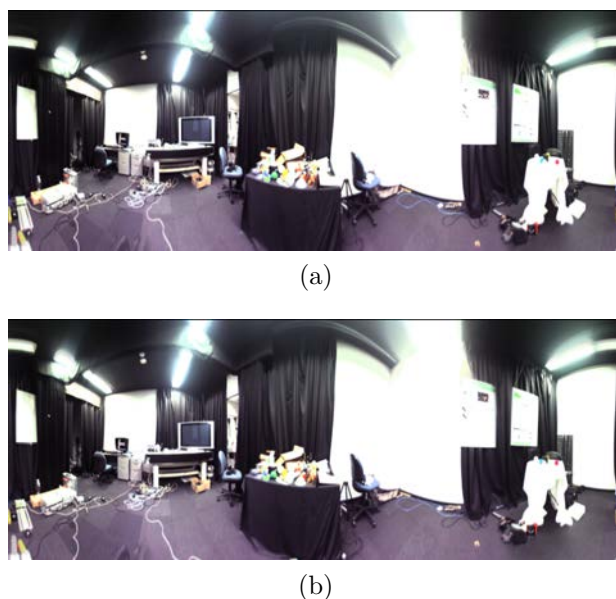


図 3: 実験に用いるパノラマ画像対. (a) 上画像, (b) 下画像

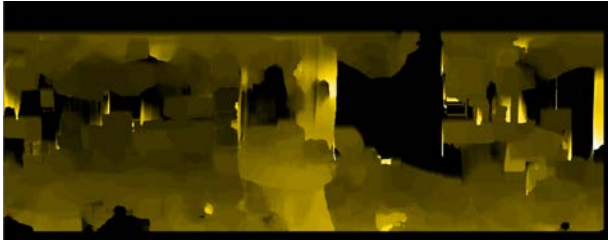
像の取得には、図 2(a) の Point Grey 社の全方位カメラ Ladybug を用いた。このカメラは円周上に 5 つのカメラを搭載し、1 枚に統合することで全方位画像を作成する。三脚に取り付け、図 2(b) の屋内環境において撮影した画像を仮想的に設定した円筒座標系に投影したものが図 2(c) のパノラマ画像である。解像度は  $1024 \times 400$  で、高さを変えて上下 2 回の撮影を行うことで全方位ステレオ画像対とした。

なお、実験はすべてオフライン環境で行なっている。

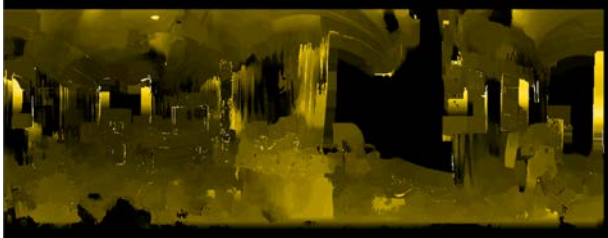
### 5.1 ステレオ視改善手法の検証

図 2(b) の環境で撮影された全方位ステレオ画像対を図 3 に示す。従来手法によって得られる視差画像を図 4(a) に、ABW によって得られる視差画像を図 4(b) に示す。このとき探索に用いた窓サイズはともに  $31 \times 31$  pixel である。ABW を用いることで、特に物体の境界領域において細かな視差を算出できていることが確認できる。

また、それらの結果に対してグラフカットを適用し、さらにサブピクセル推定を行った視差画像を図 5 に、図 6 には図 5(a) に対する図 5(b) の視差の変化を色分けして表した。図 6 において、黄色が一致する視差、赤色が従来手法に対し提案手法が 5 以上増加した視差、マゼンタ色は 4 以下増加した視差、青色が 5 以上減少した視差、シアン 4 以下減少した視差を表している。ステレオマッチング時に ABW を用いるだけで、全体のおよそ 70% ほどの視差が変化したことがわかる。また ABW を用いた場合、グラフカットによって平滑化された後においても画像特徴の多い領域の視差が保持され、画素単位での視差の違いが表現されている。



(a)

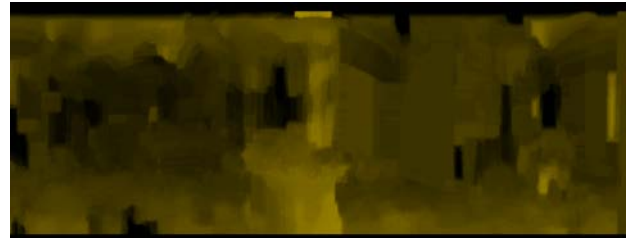


(b)

図 4: 図 3 の画像対からステレオ視で得られた視差画像 (近くを明るく表示) (a) 従来手法 (SAD), (b)ABW を用いた SAD ブロックマッチング.



(a)



(b)

図 5: 図 4 からさらにグラフカットとサブピクセル推定を行った視差画像 (近くを明るく表示). (a) 従来手法 (SAD), (b)ABW を用いた SAD ブロックマッチング.

## 5.2 平面検出精度の比較

前節において、ABW を用いた場合グラフカットの全体最適化を経ても全体の視差に大きく影響を及ぼしていることを確認できた。続いて、従来手法・提案手法の双方で実際に平面検出を行い提案手法の有効性を確認する。

図 7 は図 5 の視差画像から 3 次元距離情報点群へと復元を行ったものである。図 7 上段に従来手法、下段に提案手法より得られた 3 次元距離情報点群を示す。このとき、カメラ位置よりも半径 6m 以上離れた点は取り除いており、点数は従来手法が 344742 点、提案手法が 333114 点である。また、各点は上カメラの全方位画像における対応する画素の値から色付けをした。図 7 からわかるように、ワンショットの全方位ステレオ視による復元は誤りと誤差を多く含むため、一見して屋内環境の 3 次元復元図とは判別し難い。そのため、3 次元点群内に含まれる平面構造を検出することが環境の認識を行う上で必要となる。

図 7 に示す従来手法・提案手法双方より得られた 3 次元距離情報点群に対し、平面の検出を行ったものを図 8 に示す。特定の平面に属すると判断された 3 次元距離点群のみを、各平面ごとに色分けして表示した。従来のステレオ手法 (SAD+グラフカット・サブピクセル推定) による 3 次元距離情報から平面検出を行った結果を図 8 上段に、本稿の提案手法である ABW を用いた SAD+グラフカット・サブピクセル推定による 3 次元距離情報から平面検出を行った結果を図 8 下段に示す。図 8 より、ステレオ視手法を改善することで二つの重複した平面を検出していた場所が改善され、また従来手法では検出できなかった平面を得られることが

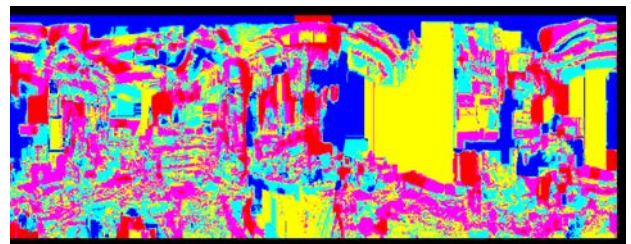


図 6: 従来手法に対する提案手法の視差の変化。黄:一致, 赤:5 以上の増加, マゼンタ:4 以下の増加, 青:5 以上の減少, シアン:4 以下の減少。一致領域 (黄) は全体の約 30%.

できた。一方で、図 8 下段右側のように、検出された平面群はいずれも  $XYZ$  軸に対して傾斜しており、実測値やレーザ計測データなどを用いて比較を行い検出された平面の評価が必要である。

## 6 まとめ

本稿では、全方位ステレオ視の距離計測改善手法として adaptive binary window を適用し、環境内の平面検出精度を向上させる手法について提案した。実環境の撮影画像を用いて実験を行い、環境内の平面を複数検出できることが確認できた。

今後の課題として、検出した平面に対し、実測値やレーザ計測データとの比較による精度評価が挙げられる。

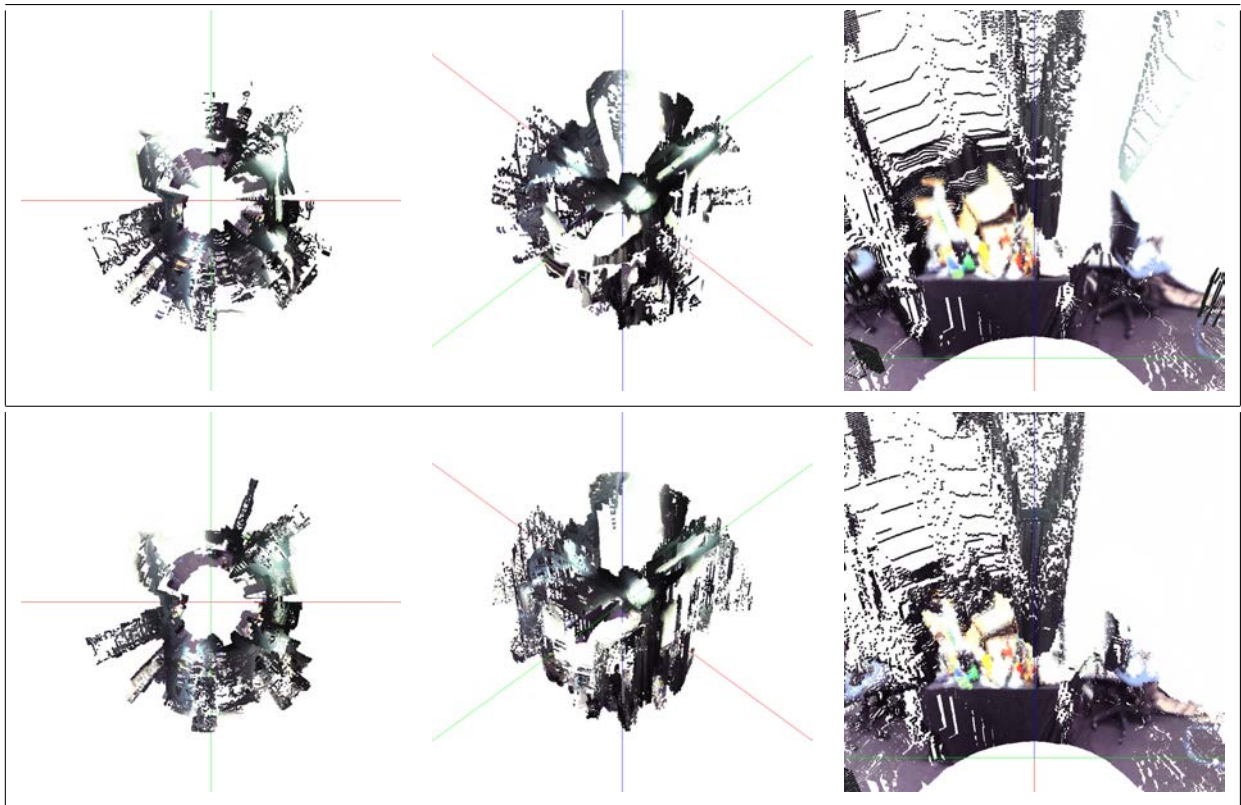


図 7: 図 5 の視差画像を 3 次元点群に復元 (各点是对应する画素の値から色付け). 上段が従来手法, 下段が提案手法. 左:カメラ位置直上からの図, 中央:斜め上方より見た図. 右:全方位画像中中央の机に注目した図.

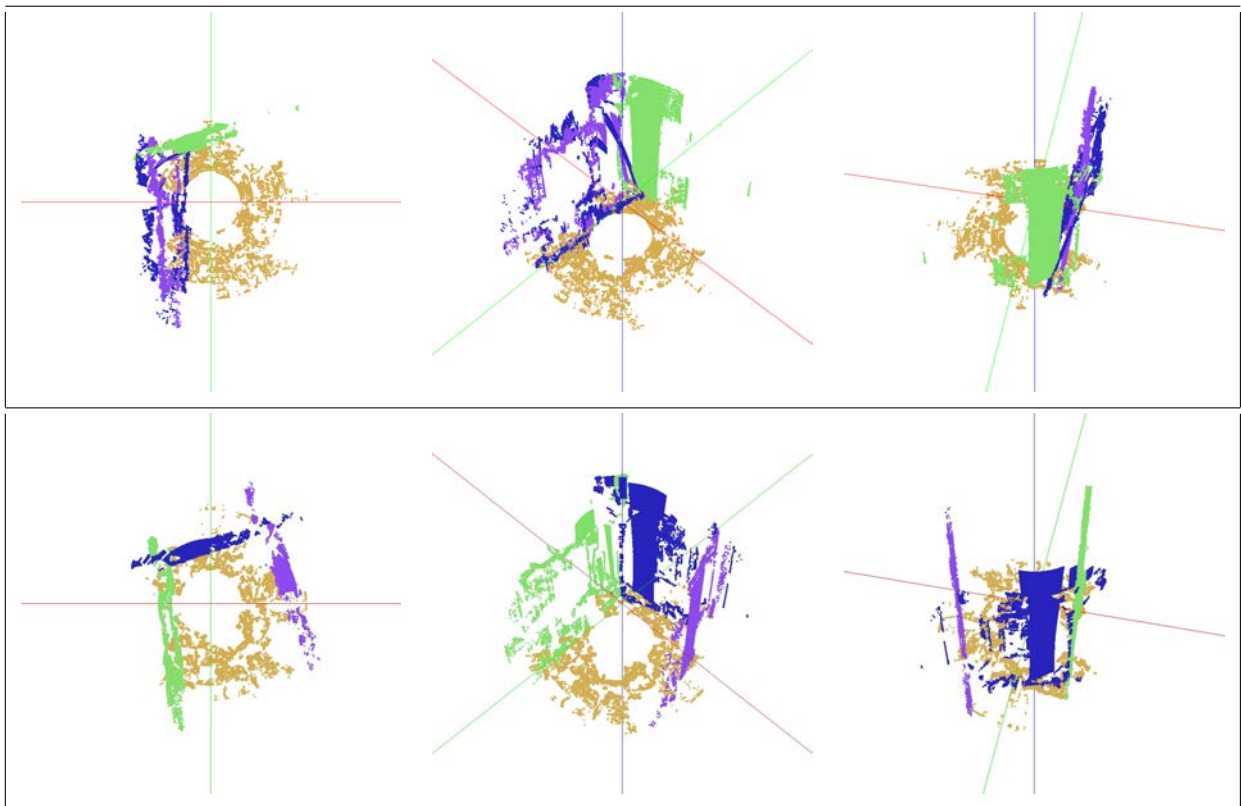


図 8: 図 7 環境からの平面検出 (色は検出順番で着色). 上段: 従来手法, 下段: 提案手法. 従来手法においては位置の重複した 2 つの平面を検出していたが, ステレオ視精度向上により提案手法による結果では重複が解消されている. また従来手法では検出できなかった平面を検出できた.

## 謝辞

本研究の一部は科研費 (23611006) の助成を受けた。

## 参考文献

- [1] 深澤 龍一郎, 子安 大士, 前川 仁, 川崎 洋, 小野 晋太郎, 池内 克史, “グラフカットとサブピクセル推定による高密度・高精度な全方位ステレオ視,” 第 27 回日本ロボット学会学術講演会, September 2009.
- [2] Raj Kumar Gupta and Siu-Yeung Cho, “Real-time stereo matching using adaptive binary window,” *Proc. of 3DPTV2010*, May 2010.
- [3] Christoph Rhemann, Asmaa Hosni, Michael Bleyer, Carsten Rother and Margrit Gelautz, “Fast Cost-Volume Filtering for Visual Correspondence and Beyond,” *Proc. of CVPR2011*, June 2011.
- [4] Vladimir Kolmogorov and Ramin Zabih, “What energy function can be minimized via graph cuts?,” *IEEE transaction on pattern analysis and machine intelligence*, VOL.26, NO.2, 2004.
- [5] 新井元基, 鷺見和彦, 松山隆司, “画像のブロックマッチングにおける相関関数とサブピクセル推定方式の最適化,” 情報処理学会 研究報告, CVIM-144-5, pp.33-40, May 2004.
- [6] 川西 亮輔, 山下 淳, 金子 透, “全方位画像中の特徴点と直線エッジの同時拘束と基線長の自動決定に基づく structure from motion による 3 次元環境モデル生成,” 日本ロボット学会誌, vol.30, No.4, pp.399-410, 2012.
- [7] 友納 正裕, “三次元地図構築のためのカメラ画像列からの逐次的な平面復元,” 第 29 回日本ロボット学会学術講演会, September 2011.
- [8] Yasutaka Furukawa, Brian Curless, Steven M. Seitz and Richard Szeliski, “Manhattan-world stereo”, *Proc. of CVPR2009*, June 2009.

鈴木亮: 2011 年埼玉大学工学部情報システム工学科卒。現在埼玉大学大学院理工学研究科数理電子情報系専攻博士前期課程在学中。移動ロボットの環境認識に関する研究に従事。

子安大士: 2006 年大阪大学大学院工学研究科電子制御機械工学専攻博士後期課程修了。同年より埼玉大学工学部情報システム工学科助手。現在、埼玉大学大学院理工学研究科助教。移動ロボットやコンピュータビジョンに関する研究に従事。博士(工学)。日本ロボット学会正会員。

前川仁: 1971 年埼玉大学理工学部卒。(株)安川電機製作所, 東京大学宇宙航空研究所を経て, 1977 年埼玉大学大学院(修士)修了。1979 年大阪大学大学院博士後期課程退学, 同年大阪大学助手(工学部)。1989 年埼玉大学助教授(工学部情報工学科)。1996 年ペンシルベニア大学客員助教授。1997 年埼玉大学教授(工学部情報システム工学科)。

川崎洋: 1994 年京都大学工電気電子工学科卒。2003 年東京大学大学院工学系研究科電子情報工学専攻博士課程修了。博士(工学)。埼玉大学工学部情報システム工学科を経て, 2010 年より鹿児島大学工学部情報生体システム工学科教授。主としてコンピュータ・ビジョン, アクティブ 3 次元計測, 街のモデリングなどに関する研究に従事。情報処理学会, VR 学会, IEEE 各会員。