

スーパーピクセルを用いた対応付けによる室内の領域分割

藤田 勇介[†], 松本 哲也[†], 竹内 義則^{††}, 工藤 博章[†], 大西 昇[†]

[†]名古屋大学 大学院情報科学研究科 メディア科学専攻 ^{††}名古屋大学 情報連携統括本部 情報戦略室

本稿では、類似した特徴をもつ画素の集まりであるスーパーピクセルを用いて、室内のステレオ画像の組に対して、対応付けや領域分割を行うシステムを提案する。スーパーピクセルは RGB 輝度差にもとづく過分割手法で得られ、単なる画素と比べて大域的な特徴をもつ。左右の画像間のスーパーピクセルでの対応を取ることで、面に関する 3 次元情報を復元することができる。したがって、他の対応付けの手法に比べて高速で正確な対応付けが可能である。実験や従来手法との比較により提案手法の有効性を検証した。

Object segmentation in indoor scene by superpixel-based correspondence

Yusuke FUJITA[†], Tetsuya MATSUMOTO[†], Yoshinori TAKEUCHI^{††}, Hiroaki KUDO[†], Noboru OHNISHI[†]

[†] Graduate School of Information Science, Nagoya University

^{††} Information and Communications Headquarters, Nagoya University

This paper proposes a system in which correspondence and segmentation are done for some pairs of indoor stereo images based on superpixels, a set of pixels with similar feature. Superpixels are obtained by applying the over-segmentation method using RGB intensity differences, and provide global features compared with just a pixel or edge. Finding corresponding superpixels between left and right images, we can reconstruct 3D information of surfaces. Superpixel-based correspondence is faster and more accurate than other methods. We show experimental results and comparison with the existing method demonstrating the validity of the proposed method.

1 はじめに

室内における可燃物の量や位置情報といった可燃物情報は、建築基準法の基準を定めるための重要な要素である。これまで、その可燃物情報の測定はすべて人手によって行われてきたために、サンプル数も少なく、統計的な処理を施すことができない。そこで効率的に可燃物情報を測定する技術が必要とされている。そこで内藤ら [1] は、人手に代わるものとして、写真から効率よく室内の可燃物の量と位置情報を測定するシステムの研究を行ってきた。

このように、物体測量に関する多くの研究がなされてきた。この物体測量を正確に行うためには、物体領域を正確に抽出することや正確な対応付けを行うことが重要である。対応付けは複数の画像からシーンの 3 次元幾何情報を復元するのに重大なステップであるが、従来の多くのステレオマッチングの手法 [2][3] では、対応付けを局所的に行っているために正確な結果が得られない場合もある。この対応付けを正確に行うためには大域的な情報を利用するべきである。

また、可燃物情報を抽出する際には、物体認識が必要となる場合もある。正確な認識を行うためには、シーンを大域的に考慮しなくてはならない。つまり、天井や壁、床のような、シーンにおける大まかな幾何学的情報が得られれば認識をより正確に行うことができると期待される。

本研究では、同じ室内の複数の画像を用いて、室内の物体の体積・寸法や位置情報といった物体情報を抽出する

ことを最終目的とする。そのための物体測量や物体認識を行う最初のステップとして、室内の画像を天井・壁、床といった背景と、室内の個々の物体に分割し、さらにそれらの 3 次元幾何情報を復元することを目的とする。

本研究では、類似した特徴をもつ画素の集まりであるスーパーピクセルを用いて、室内のステレオ画像の組に対して、対応付けや領域分割を行う。スーパーピクセルは Felzenszwalb らの過分割手法 [4] を用いて得られ、単なる画素と比べて大域的な特徴をもつ。対応付けは、このスーパーピクセルに関して行う。左右の画像間のスーパーピクセルの対応を取ることで、面に関する 3 次元情報を復元することができる。したがって、テクスチャの少ない一様な面であっても、他の対応付けの手法に比べて正確な対応付けが可能である。また、スーパーピクセルという画素やエッジよりも比較的大きな領域に対して対応付けを行うので、誤った対応付けの可能性が低くなると期待できる。

以下、まず 2 節では、室内領域分割システムの概要、3 節で背景領域抽出処理、4 節で対応付け方法、5 節で領域分割手法、6 節で各処理に対する実験結果、7 節で従来手法との比較、8 節で本稿のまとめについて述べる。

2 室内領域分割システム

2.1 システムの概要

各処理について説明する前に、まず本研究のシステム全体の流れを記述する。ステレオ画像の組が入力されると、

まず左右画像に対して独立にスーパーピクセルを取得する。続いて、取得したスーパーピクセルを用いて背景抽出処理を行い、画像から天井・壁や床といった背景領域を抽出する。この処理も左右画像に対して独立に行われる。その後、背景抽出処理とは独立に左右画像間の対応しているスーパーピクセルの組を探索する。この対応付けの処理を行う前に、ステレオ画像の組に対して、レクティフィケーション [5] の処理を行い、標準ステレオ形式の画像に変換しておく。スーパーピクセルの対応付けを行った後、得られた対応情報を利用して、各スーパーピクセルの3次元情報の復元を行う。この復元した3次元情報や色特徴を用いて、背景領域以外のスーパーピクセルに対してグループ化を行い、いくつかの領域に分割する。最終的に、グループ化したそれぞれの領域（個々の物体）と、抽出されたそれぞれの背景（天井・壁と床）を分割した領域として出力する。

2.2 スーパーピクセル

本システムではまず、類似した特徴をもつ画素の集まりであるスーパーピクセルを取得する。スーパーピクセルは画像に対して Felzenszwalb らの過分割手法 [4] を適用することで得られる。本論文では、1つの面、またはその一部に対応する、つまり、2つの面を含むことがないようなスーパーピクセルが得られると仮定する。

スーパーピクセルの特徴量には、色特徴、テクスチャ特徴、位置特徴を用いる。色特徴には、HSV それぞれの平均値を計算する。テクスチャ特徴には、[6] にならない、DOOG(Derivative of oriented Gaussian) フィルタを用いた。フィルタを6方向に変化させたときのフィルタ応答の各絶対値の平均値を計算し、6つの平均値に対する、最大値と中央値を特徴量とする。位置特徴には、重心の座標の他に、垂直方向に対する5パーセント点、30パーセント点、70パーセント点、95パーセント点を計算する。Qパーセント点とは、0~ t の座標値をもつ点の面積が全体の面積のQ%になるようなときの t の値である。

3 背景領域抽出

本論文における背景領域抽出処理では、事前に背景モデルを用意しておく。本研究では、1つの室内の物体情報を抽出するために、複数のステレオ画像の組を用いる。これらの画像は、同じ室内の画像であるため、天井や壁、床といったそれぞれの背景は、各画像において同じような特徴をもつ。そこで、複数の画像のうち2~3枚の画像から、代表としていくつかの背景モデルを登録しておく。

背景領域の抽出処理は、入力画像から取得したスーパーピクセルに対して行う。まず取得したスーパーピクセルのなかから、面積により背景候補を決定する。天井や壁、床といった背景は画像上において、広い範囲に渡ることが多い。そこで、画像領域の5%の面積を閾値とし、それより大きな面積をもつスーパーピクセルを背景候補とする。

次に、背景候補に対して、各背景モデルと特徴量を比較することにより背景領域を決定する。まずは、両者の彩度 S から、色の有無を判定する。閾値 Th_S を用いて、 $S > Th_S$ なら色が有り、 $S \leq Th_S$ なら色が無いと判定する。両者とも色が有る、または無い場合のいずれも、(1)式により特徴の比較を行う。

$$f(i, j) = \prod_k \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_k} \exp\left(-\frac{\Delta_{ijk}^2}{2\sigma_k^2}\right) \quad (1)$$

Δ_{ijk} は、 i 番目の背景候補のスーパーピクセルの特徴ベクトルと、 j 番目の背景モデルの特徴ベクトルとの差の k 番目の要素である。色が有るものと無いもの場合は比較を行わない、つまり $f(i, j) = 0$ とする。特徴は、色特徴として色相と彩度（色が有る場合）または、輝度（色が無い場合）を用い、テクスチャ特徴（最大値、中央値）、位置特徴（重心の垂直座標）も用いる。背景モデルには、位置特徴は登録していないが、一般的に画像において、天井や壁は上のほうにあり、床は下のほうにある傾向がある。そこで、垂直座標に当たる位置特徴として、天井・壁の背景モデルに対しては0を、床の背景モデルに対しては h （画像の縦方向のサイズ）を与える。

各 i に対して、(1)式が最大となる値 $\max_j f(i, j)$ を求め、その値を i 番目の背景候補スーパーピクセルの背景尤度 $P(i)$ とする。このようにして計算した背景尤度 $P(i)$ が閾値以上であるなら、そのスーパーピクセルは背景であるとし、最大尤度を与えた背景モデルのラベル（天井・壁、床）を割り当てる。

4 対応付け

左右の画像間におけるスーパーピクセルの対応付けには2種類の方法を用いる。1つ目の方法は、エビポーラ拘束を利用した方法であり、2つ目の方法は、隣接関係を利用した方法である。これら2つの処理を交互に繰り返し、新たに対応付けられるスーパーピクセルの組がなくなったら対応付けを終了する。

4.1 エビポーラ拘束を利用した対応付け

レクティフィケーションを行った場合、左右の画像間における対応点は、同一の垂直座標をもつ。したがって、左右画像間において対応する各面は、同一の垂直座標をもつはずである。そこでまず、左画像上の対応付け対象であるスーパーピクセル SP_i に対して、垂直方向に対する5パーセント点、95パーセント点の差がともに10画素以内であるような右画像上のスーパーピクセル SP_j を対応スーパーピクセルの候補とする。

また、すでに対応付けができたスーパーピクセルの位置により水平方向の探索範囲を限定する。さらに取りうる視差の値によっても探索範囲を限定する。この視差の範囲は、想定する室内の奥行きの上限と下限から計算する。

以上のようにして絞り込まれた各対応候補に対して、 SP_i と特徴を比較し、対応尤度 $P(i, j)$ を計算する。尤度

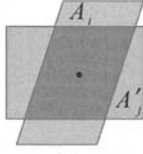


図1 重なり率

の計算には背景領域抽出と同様の式を用いる.

$$P(i, j) = \prod_k \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_k}} \exp\left(-\frac{\Delta_{ijk}^2}{2\sigma_k^2}\right) \quad (2)$$

ここでは Δ_{ijk} は, SP_i の特徴ベクトルと, 右画像におけるスーパーピクセル SP'_j の特徴ベクトルとの差の k 番目の要素である. またここでも, 一方が色有り, 他方が色無しの場合には比較を行わない ($P(i, j) = 0$). 特徴は, 色特徴として色相と彩度 (色がある場合) または, 輝度 (色が無い場合) と, テキスチャ特徴 (最大値, 中央値) を用いる. また最初の1回目のみは, 誤対応を減らすために, 面積の対数の差も特徴として用いる.

計算した尤度が閾値以上であれば, さらに SP_i と SP'_j の間の重なり率を計算する. 重なり率は, 図1に示すように, SP_i と SP'_j の重心を合わせたときに, 次式で表される値である.

$$(\text{重なり率}) = \frac{|A_i \cap A'_j|}{|A_i \cup A'_j|} \quad (3)$$

A_i は SP_i の画素の集合であり, A'_j は SP'_j の画素の集合である. この重なり率が閾値以上であれば, SP_i と SP'_j は対応していると判断する. ただし, 左右画像のすべてのスーパーピクセルに対してこの対応の判定を行い, 対応関係が1対1になったもののみを対応付ける.

4.2 隣接関係を利用した対応付け

この手法ではまず, 左右画像ですべてに対応付けができていないスーパーピクセルの組 SP_a, SP'_a に注目する. 対応済みのスーパーピクセルの組に隣接する左右の各スーパーピクセルは対応する可能性が高いと考えられる. そこでここでの対応付けの対象となるのは, この SP_a に隣接しているスーパーピクセル SP_i と, SP'_a に隣接しているスーパーピクセル SP'_j の各組である.

このような各組に対して, 次の値を求める.

$$\cos\theta = \frac{\overrightarrow{G_a G_i} \cdot \overrightarrow{G'_a G'_j}}{|\overrightarrow{G_a G_i}| |\overrightarrow{G'_a G'_j}|} \quad (4)$$

G_a, G'_a, G_i, G'_j はそれぞれ SP_a, SP'_a, SP_i, SP'_j の重心である. そして, $0 \leq \theta < \pi/6$ つまり, $\cos\theta > \sqrt{3}/2$ を満たすスーパーピクセルの組 (SP_i, SP'_j) を対応候補とする. これは, 対応するスーパーピクセルは, SP_a, SP'_a から同じ方向に位置するはずであるという考えに基づいた基準である.

上記の基準で絞られた対応候補に対して, 前節に記述した重なり率を計算する. 重なり率が閾値以上であれば, その対応候補の組は対応していると判断し対応付ける.

5 領域分割

これまでに述べた処理により, 背景が抽出され, 左右画像間のいくつかのスーパーピクセルの対応関係が得られる. 最後にこれらの結果を利用して, 室内の領域を分割する. また, 各領域の3次元情報を復元する.

5.1 3次元情報復元

まず各スーパーピクセルの3次元情報を復元する方法について述べる. 本論文では, 各スーパーピクセルの左右画像間の動きを表す, アフィンパラメータを計算することで3次元情報を復元する [7]. アフィンモデルを用いると, 左画像上の点 $\mathbf{m} = [u, v]^T$ は, 右画像上の点 $\mathbf{A}\mathbf{m} + \mathbf{d}$ で動く. レクティフィケーションを行った場合,

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} d_{uu} + 1 & d_{uv} \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{d} = \begin{bmatrix} d_u \\ 0 \end{bmatrix} \quad (5)$$

とできる. 本システムではレクティフィケーションを行うので, (5)式における3つの変数の値を求めればよい. 各スーパーピクセルに対して, 左右画像間の対応点が3点以上与えられれば, そのスーパーピクセルのアフィンパラメータを計算できる.

このアフィンパラメータを計算するための, 対応点の求め方を示す. ここでの処理は大きく2つに分かれる. 1つ目は, 対応付けができたスーパーピクセルの対応点の求め方であり, 2つ目は, 対応付けができなかったスーパーピクセルの対応点の求め方である.

対応付けができたスーパーピクセルに対しては, 図2のような代表点を用いてパラメータを計算する. これらの点は, 垂直座標が, スーパーピクセルの垂直方向の5パーセント点, 30パーセント点, 重心, 70パーセント点, 95パーセント点に当たる点である. レクティフィケーションにより左右の対応点の垂直座標は等しいはずなので, これらの垂直座標は, 左右両方のスーパーピクセルの代表点に適用する. 水平方向の座標は, 各垂直座標におけるスーパーピクセルの水平方向に対する10パーセント点, 30パーセント点, 50パーセント点, 70パーセント点, 90パーセント点に当たる. これらの 5×5 個の代表点がそれぞれ左右画像において対応している点であると仮定してパラメータを計算する. これらの25個の代表点の視差をそれぞれ計算して, 外れ値が存在する場合はその点の組を除去する.

対応付けができなかったスーパーピクセルに対しては, 代表点を図3のようにとる. 代表点は, スーパーピクセルの垂直方向の5パーセント点 (v^5) と95パーセント点 (v^{95}) の間の各垂直座標における, スーパーピクセルの左端と右端の座標である. したがって代表点の数は, 合計 $2(v^{95} - v^5 + 1)$ 点となる. この場合の手法では, 対応する

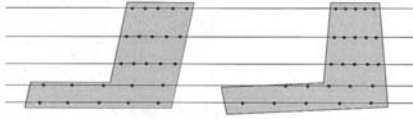


図2 対応付けができた場合の代表点



図3 対応付けができなかった場合の代表点

スーパーピクセルがわからないので、これらの代表点に対する対応点を従来の対応点探索手法により求める。この場合の処理でも、代表点の視差に対して、外れ値が存在する場合はその点の組を除去する。

各スーパーピクセルに対してアフィンパラメータが計算できたら、すべての点に対して3次元座標を計算する。 $m' = Am + d$ により、スーパーピクセルの各点における対応点の座標を計算し、視差を求め、3次元座標を復元する。

最後に、各点の復元した3次元情報の奥行きに対して、想定される奥行きの範囲外の値をもつ点を除去する。

5.2 グループ化

前節に記述した処理により、すべてのスーパーピクセルに対する3次元情報を得ることができる。この3次元情報とスーパーピクセルのもつ特徴から、スーパーピクセルのグループ化を行う。ただし、グループ化は、背景領域として抽出されていない領域のみを対象とする。

グループ化はまず、各スーパーピクセルを自身のみのグループとすることから始める。その後、隣接した各スーパーピクセルの組に対して、次の条件を満たすかどうかを検証する。

- ワールド座標における重心間の距離が閾値以内
- 奥行きの平均の差が閾値以内
- 色特徴の差が閾値以内

以上の条件を満たすスーパーピクセルの組は、同じグループに属すると判断する。このような基準ですべての隣接したスーパーピクセルの組に対して検証を行った後、各スーパーピクセルはいくつかのグループに分かれる。

一通りグループ化を行った後、自身のみのグループであり、面積が閾値以下のスーパーピクセルが存在したら、隣接するスーパーピクセルのグループを確認する。もし隣接するすべてのスーパーピクセルが同じグループに属するのなら、注目しているスーパーピクセルも同じグループとするような処理も行う。

表1 背景領域抽出結果

	再現率 (%)	適合率 (%)
天井・壁	31.1	55.2
床	56.5	75.2
全体	44.0	70.9

6 実験

6.1 実験条件

用いた画像のサイズは1280×960画素である。実験では、室内の奥行きを想定することで、奥行きや視差の取りうる範囲を定め、範囲外の奥行きをもつ点を外れ値として除外したり、対応点探索の探索範囲を限定した。今回は、室内の奥行きは最長で15mであり、撮影したシーンにおいて写っている物体は、少なくとも1.5mは離れている想定した。またこの奥行きの最小値と最大値から取りうる視差を計算したところ、視差の最小値 $d_{min} = 14$ 画素、最大値 $d_{max} = 179$ 画素となった。

6.2 背景領域抽出結果

同じ室内の31枚の画像に対して背景領域抽出処理を行い、再現率と適合率を計算した。背景モデルは天井・壁のモデルを3つと床のモデルを2つ登録しておいた。再現率と適合率はそれぞれ以下のように計算する。

$$\text{再現率} = \frac{|(\text{真の背景領域}) \cap (\text{抽出した背景領域})|}{|(\text{真の背景領域})|} \quad (6)$$

$$\text{適合率} = \frac{|(\text{真の背景領域}) \cap (\text{抽出した背景領域})|}{|(\text{抽出した背景領域})|} \quad (7)$$

天井・壁の領域、床の領域、全体(天井・壁と床)の領域に対して、再現率と適合率をそれぞれ計算した。

31枚の画像における結果の平均値を表1に示す。(6),(7)式において分母が0になる場合は、除外して平均値を計算した。

全体的に、再現率が適合率より低い結果となった。これは、背景候補を決定する際に面積を基準にしており、小さな面積の背景が候補として残らないことが1つの原因である。また、背景のなかには部分的に特徴が異なる領域があり、そのような領域の特徴に似た特徴をもった背景モデルを登録していないことも考えられる。しかし本来物体である領域を背景として抽出してしまうことのほうが望ましくなく、背景であるかどうかの判定は厳しく設定しているので、再現率が低く、適合率が大きくなることは問題ではなく、むしろ望ましいことである。

6.3 対応付け結果

対応付け結果の例を図4に示す。対応付けができたスーパーピクセルは同じ色で示されている領域であり、対応付けができなかったスーパーピクセルはグレーで示されている領域である。対応付けができたスーパーピクセルの組は正確に対応付けられている。特に、奥にある複数の銀色の



(a) 左元画像

(b) 左対応付け結果

(c) 右対応付け結果

図 4 対応付け結果

棚のスーパーピクセルは似た特徴を持つように思われるが、対応付けができたスーパーピクセルのどの組も正確に対応付けられている。

対応付けができなかったところに注目すると、奥の銀色の棚の対応付けができていない領域では、左右の画像において分割のされ方が異なっているのが分かる。このように、最初にスーパーピクセルを得る段階で分割のされ方が異なってしまうと、それらを正確に対応付けることができなくなってしまう。より多くの左右画像間におけるスーパーピクセルの対応を得るためには、このような分割のされ方の違いに対処することが必須となる。

6.4 領域分割結果

領域分割結果の例を図 5 に示す。(b) は取得したスーパーピクセルであり、(c) はグループ化結果である。同じ色で示す領域が同じグループに属する領域である。また、青い領域は天井・壁として抽出した領域であり、緑の領域は床として抽出した領域である。

5.2 節に記述した判断基準に従って、比較的正確に分割できていると思われる。しかし、例えば、本来机の領域は 1 つのグループであるべきである。しかし、机の上面は白く、引き出しの部分は茶色である。さらに上面と引き出しの間には、部分的に黒いところもある。このように物体には、複数の色で構成されるものが多く存在する。そしてこれらの領域は今回の判断基準では 1 つのグループになることはない。これらの領域を 1 つのグループとするためには、今回用いた 3 次元的手がかり（重心間の距離と奥行きの平均）だけでなく、面の向きのような情報も必要である。さらに物体のモデルの知識も必要であり、これらを組み合わせることで 1 つの物体を構成するグループを決定する必要があると考えられる。

7 3次元復元結果の比較

7.1 定性的比較

従来の対応点探索 [2] を行い 3 次元情報を復元した結果と、提案手法による 3 次元情報の復元結果を図 6 に示す。どちらの結果も画像全体における奥行きの最大値と最小値から正規化されている。従来手法には、 51×51 サイズのウィンドウに対して RGB の SAD により類似度を計算し、エピポーラ線上を探索する方法を用いた。

表 2 提案手法、従来手法による奥行きの誤差の平均、標準偏差

	平均	標準偏差
提案手法 ($Z \leq 3000\text{mm}$)	174mm	186mm
提案手法 ($Z > 3000\text{mm}$)	325mm	349mm
提案手法 (全体)	252mm	292mm
従来手法 ($Z \leq 3000\text{mm}$)	472mm	1832mm
従来手法 ($Z > 3000\text{mm}$)	465mm	952mm
従来手法 (全体)	468mm	1443mm

図から、従来手法の結果でも提案手法の結果でも、奥にある棚と手前にある机の奥行きの違いは分かる。つまりどちらの手法でも大まかな 3 次元情報は得られている。しかし、従来手法では各点に対して対応点を求めてワールド座標を計算しているために、1 つの面に対する奥行きの連続性がない。また、面と面の境界がどこにあるのかも分からない。さらに従来手法はテクスチャのないような領域に対しては正確な対応点を探索できず、したがって正確なワールド座標を計算できない。実際、例えば床の領域に注目すると、提案手法では手前から奥へと奥行きが一様に変化していくのが分かるのに対して、従来手法では、ほとんど奥行きを復元できていない。面（スーパーピクセル）に関して対応を取るものの有効性が分かる。

7.2 精度

前節で示した画像に対して、手動で対応点の組を 100 個与え、それらの点に対するワールド座標を計算した。その座標の値を真値として、100 点に対して従来手法と提案手法の精度を計算した。

各手法で計算した 100 点に対するワールド座標と真値との間の、奥行きの誤差に対する平均と標準偏差を表 2 に示す。奥行き Z の値が 3000mm 以下の点 (48 個) と 3000mm より大きい点 (52 個) に分けた場合の結果も示す。提案手法は従来手法の約半分の誤差に収まっている。

このように、提案手法は従来手法に比べて優れているが、誤差が十分に小さいとはいえない。この原因は、提案手法は、各スーパーピクセルごとにアフィンパラメータを計算し、その値を利用して対応点の座標を求め、アフィンパラメータの計算も、パーセント点を用いたいくつかの代表点から行っているからである。したがって提案手法で

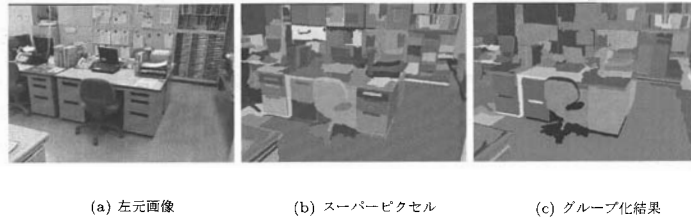


図 5 領域分割結果

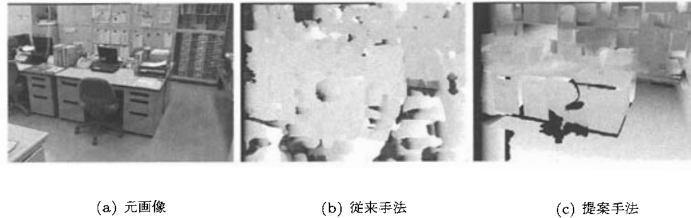


図 6 従来手法と提案手法による 3 次元情報復元結果

は、完全に真値と一致するような対応点を求められることは少ない。そして今回のステレオ画像では、視差に 1 画素の誤差が発生すると、 $Z \leq 3000\text{mm}$ の範囲では、奥行きに約 30mm の誤差が発生し、 $Z > 3000\text{mm}$ の範囲では、約 70mm の誤差が発生する。これは表 2 によると、提案手法では 4～6 画素の誤差が視差に発生しているということである。今回の提案手法のパラメータの計算方法では、この程度の誤差は発生してしまう可能性が高く、さらに精度を改善するためには、より良いパラメータの計算方法が必要である。

7.3 計算時間

図 6 の画像に対して、従来手法と提案手法の実行時間を計測した。使用した PC の性能は、Intel Core2 CPU 1.80GHz、メモリ 1.00GB である。結果は、従来手法が 8941 秒、提案手法が 272 秒であった。前節で述べたように、提案手法は従来手法と比べて半分程度の誤差の精度が得られている。約半分の誤差で計算時間が約 33 分の 1 である。提案手法の高速性が実証されている。

8 まとめ

類似した特徴をもつ画素の集まりであるスーパーピクセルを用いて、室内のステレオ画像の組に対して、対応付けや 3 次元情報復元、領域分割を行う手法を提案した。

左右画像間のスーパーピクセルの対応付け処理では、ほとんど誤対応なく対応付けができたが、今後、左右画像において分割のされ方が異なる領域への対処が必要である。

従来手法と提案手法による 3 次元情報復元結果の比較では、従来手法よりも大幅に短い時間で、良い精度の 3 次元情報が得られたことにより、提案手法の有効性が示され

た。しかし、さらなる精度の向上が必要であり、そのためには、より正確なアフィンパラメータの計算方法を検討することが必要である。

最終的な分割結果でも、判断基準に沿って正確に分割されていた。また、1 つの物体を構成する領域を正確に分割するための、物体モデルの使用やさらなる 3 次元情報の必要性が見られた。またシステム全体として、各処理で得られた結果による情報を利用することでそれぞれの処理の精度を向上させるといった、相互的な情報の利用ができるようにシステムを拡張していくことも今後の課題である。

参考文献

- [1] 内藤政行, 竹内義則, 河野守, 大西昇: "全方位カメラとステレオカメラを併用した室内の可燃物情報分析の手法", 情報研報, No.18, pp.161-166, 2005.
- [2] 徐剛, 辻 三郎: "3 次元ビジョン", 共立出版, 1998
- [3] 不破 洋平, 大西 昇, 竹内 義則, 角 保志, 河井 良浩, 富田 文明: "観測シーンに依存しない 3 次元物体認識", 信学技報, Vol.105, No.302, pp.71-76, 2005.
- [4] Pedro F. Felzenszwalb, Daniel P. Huttenlocher: "Efficient Graph-Based Image Segmentation", IJCV, vol.59, no.2, 2004.
- [5] Charles Loop, Zhengyou Zhang: "Computing Rectifying Homographies for Stereo Vision", MSR-TR-99-21, Microsoft Research, 1999.
- [6] Derek Hoiem, Alexei A. Efros, Martial Hebert: "Automatic Photo Pop-up", ACM SIG-GRAPH, pp.577-584, 2005.
- [7] Stanley T. Birchfield, Braga Natarajan, Carlo Tomasi: "Correspondence as Energy-based Segmentation", Image and Vision Computing, vol.25, Issue.8, pp.1329-1340, 2007.