

## カラーラインセンサを用いた高精細3次元復元

柴田 龍治<sup>†</sup>, 長原 一<sup>†</sup>, 谷内田 正彦<sup>†</sup>

<sup>†</sup>大阪大学大学院基礎工学研究科

〒560-8531 大阪府豊中市待兼山町1-3

shibata@yachi-lab.sys.es.osaka-u.ac.jp, nagahara@sys.es.osaka-u.ac.jp,  
yachida@sys.es.osaka-u.ac.jp

本稿では、広範囲かつ高精細な3次元モデリングを目的とし、ルートパノラマ画像と呼ばれる広範囲な画像の取得・保存に適した画像を高精細カラーラインセンサを用いて生成することで得られる超高精細画像からの3次元復元手法を提案する。ルートパノラマ画像上に現れる色ずれの大きさとセンサから対象物までの距離との関係を示し、その関係から3次元情報を取得する。色ずれの大きさを検出するために、画像からガウシアンピラミッドと呼ばれる多段階に解像度を設定した複数画像を作成し、階層的に Belief Propagation 法でウィンドウマッチングを実行することで、大域的な色ずれ情報から局所的な色ずれ情報までを効果的に推定する。センサを対象に対して平行に等速直線移動させた場合と、対象の周りに等速回転移動させた場合について実画像実験を行い、本手法の精度検証を行った。

### High Resolution 3D Model Reconstruction using A Line Scan Image Sensor

Ryuji SHIBATA<sup>†</sup>, Hajime NAGAHARA<sup>†</sup>, Masahiko YACHIDA<sup>†</sup>

<sup>†</sup>Graduate School of Engineering Science, Osaka University

1-3 Machikaneyama, Toyonaka, Osaka, 560-8531, Japan

shibata@yachi-lab.sys.es.osaka-u.ac.jp, nagahara@sys.es.osaka-u.ac.jp,  
yachida@sys.es.osaka-u.ac.jp

In this paper, we propose a 3D Model reconstruction method from a route panorama which is taken by a line scan image sensor. The route panorama has color drifts that are corresponded to distances of captured objects. We use the color drifts for estimating the depth of the image. The proposed method detects the color drifts by window matching with using Belief Propagation. It is also used Gaussian Pyramid for stabilizing the estimation and decreasing its computation cost. We confirmed that the proposed method estimated the depth maps in experiments which were captured under liner uniform sensor motions and uniform circular sensor motions.

#### 1 はじめに

近年、カーナビゲーションシステムに代表される GIS の技術や、文化財を保護の観点から3次元データで保存するデジタルアーカイブ、都市計画やアミューズメントなどに利用されるバーチャルリアリティ技術など様々な分野において街並みなどの広範囲の3次元モデルが用いられている。これらの分野において、更なる臨場感、高没入間を得るために、写実性に優れた高精細実写画像に基づいた3次元モデル構築に対するニーズが高まっている。従来、このような大規模な3次元モデルは一般的に人間の手作業で

モデリングされることが多く、多大な労力と時間が必要であった。この作業は広域かつ複雑になるほど莫大なコストを必要とし、また即時性を著しく欠く。

これら問題を解決するために、実写画像の情報から3次元モデリングを行なうイメージベーストモデリングと呼ばれる研究が注目されている。イメージベーストモデリングは、画像から幾何モデルとテクスチャモデルを抽出し、3次元モデルを生成する手法である。実写画像をテクスチャとして用いるため、CGで生成したテクスチャよりも臨場感が高いが、現状ではカメラの制限よりテクスチャの解像度があまり高くないことが問題として挙げられる。イメージ

ベストモデリングで用いられる3次元幾何の復元手法は、ステレオビジョンに始まり、Structure from Motion[1]やEPI解析[2, 3]、因子分解法[4, 5]、視体積交差法[6]など様々な手法が提案されている。これらの手法は複数の視点において撮像された画像列に含まれる視差情報から対象の3次元形状を推定するもので、一般的に視点移動が密で画像枚数が多いほど復元精度や安定性が高い。しかしながら、入力画像列中に何枚も同一のテクスチャ画像が含まれているため、3次元復元に必要な画像列は、テクスチャ画像取得の観点からは冗長であるといえる。すなわち、安定した復元のためには膨大な画像枚数を保存する必要があり、広域のモデリングへの適用やセンサの高解像度化に伴い、その画像データ量はさらに増加することが予想される。また、最終的なモデリング結果に反映される情報は入力データの一部であるため、入力データの冗長性が高く効率が悪いと言える。この画像列の冗長性を利用して超解像によりテクスチャの高解像度化を狙った研究[3, 7]もあるが、劇的な向上は望めない。

これら問題に対して広範囲な画像の取得保存に適したルートパノラマと呼ばれる画像が注目されている[8][9][10]。ルートパノラマ画像はカメラを移動させながら連続撮像した時系列画像の垂直1ラインを張り合わせて作る1枚のパノラマ画像で、取得画像そのものを保存する手法に比べて遥かに少ない容量での保存が可能となる。ただしエリアセンサを用いたルートパノラマ画像取得では、中央部分の1ラインのスリット画像しか用いないにも係わらず、2次元画像全体を取り込むことが無駄であり効率が悪いと言える。そのため、この冗長性を積極的に用いた研究も提案されてきた。Shiら[10]は生成したルートパノラマ画像と元画像の中央ラインの近傍データを用いて3次元復元を行っている。また、Schechnerら[11]は、視線方向に応じて透過度が変化するフィルターをセンサに付けることにより、高ダイナミックレンジ(HDR)のパノラマ画像を生成する手法を提案した。Krishnanら[12]は、カメラのCCDを傾けることで垂直ライン毎に焦点距離を変化させ、それにより得られる複数焦点のライン画像を複合することで全焦点画像の生成や距離推定を行った。

一方、福井ら[13]は高精細画像データの取得を目的としてカラーラインセンサによるルートパノラマ画像生成手法を提案している。カラーラインセンサは垂直方向1ラインの画像しか得られない代わりにエリアスキャンセンサに比べて鉛直方向に高精細(数

千ピクセル)かつ高フレームレート(数千Hz)で撮像できる視覚センサである。従来のエリアカメラによるパノラマ画像撮像では、水平解像度はカメラの移動速度を落とすことにより向上できるが、垂直解像度はセンサの解像度(数百ピクセル)に制限されてきた。これに対してルートパノラマ画像にラインセンサを用いることで、画像取得の際の冗長性を省き、さらに高精細なルートパノラマ画像を効率的に撮像することが可能になる。

本研究では、カラーラインスキャンセンサにより得られた高精細ルートパノラマ実写画像からの3次元モデリングを行なう手法を提案する。カラーラインスキャンセンサは、RGBのライン画素に視差を生じるため、これにより撮像されたルートパノラマ画像には距離に応じた色ずれが生じる。本稿ではルートパノラマ画像の撮像をモデル化し、この色ずれから3次元情報を復元する手法について述べる。また、実際に実験を行い本手法の有効性について検討を行った。

## 2 ラインスキャンによるルートパノラマ画像生成と撮像幾何

ルートパノラマ画像とは、センサを対象物に対し視線を変えて移動させながら連続撮像した画像列から生成される1枚のパノラマ画像である(図1, 2)。

ルートパノラマ画像の解像度は、画像の水平方向を $t$ 軸、垂直方向を $y$ 軸とした場合、 $y$ 方向の解像度が撮像に使用するセンサの垂直方向の解像度と同値である。つまり、センサの垂直方向分解能が高いほどルートパノラマ画像の $y$ 方向の解像度は高くなる。一方 $t$ 方向の解像度は1フレームごとのセンサの視点移動距離と同値なので、センサの移動速度に反比例し、フレームレートに比例する。つまり、移動速度を固定して撮像した場合、センサのフレームレートが高いほどルートパノラマ画像の $t$ 方向の解像度が高くなる。

本研究ではルートパノラマ画像を高精細に取得するため、カラーラインセンサを用いることを想定する。ラインセンサは通常のエリアセンサと異なり、水平方向の画素数が1画素しかない代わりに垂直方向の画素数が多いセンサである。ラインセンサは垂直1ラインを高解像度高フレームレートで撮像できる為、ラインセンサを用いることで $t$ 方向 $y$ 方向ともに高精細なルートパノラマ画像を取得することが可



図 1: ルートパノラマ画像

能となる。

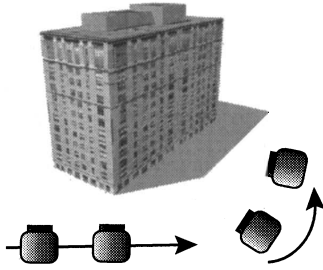


図 2: ルートパノラマ画像生成

$\theta$  はセンサ固有の値であり、撮像する対象によって変化しない。この視線方位ずれのために色ごとに注目点がずれる。この視線方位ずれはルートパノラマ画像上で色ずれとなって表れる。色ずれ幅を  $d$ 、RGB 素子の撮像時刻のずれを  $\Delta t$ 、センサのスキャンレートを  $r$  とするときルートパノラマ画像では次の関係が成り立つ。

$$d = r\Delta t \quad (2)$$

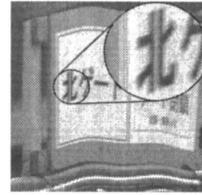


図 3: ルートパノラマ画像の色ずれ

### 3 ルートパノラマ画像の色ずれによる 3次元復元

#### 3.1 色ずれの起因と復元幾何

カラーラインセンサは 3列の平行ライン状に CCD 素子を並べた構成を持ち、ライン毎に RGB 情報を読み出すことにより 1ラインのカラー情報を得ている。カラーラインセンサの 3列の RGB ラインはライン間に間隔を持つ構造をとるため、カラーラインセンサによって撮像されたルートパノラマ画像には図 3 に示すような色ずれが生じる。以下に色ずれが生じる原理を説明する。

カラーラインセンサは RGB ライン間に間隔を持つ構造をとる。カラーラインセンサのセンサモデルをピンホールカメラモデルを用いて図 4 に示す。G 素子は焦点から画像面に垂線を下ろした地点に存在し、R 素子と B 素子は G 素子から左右にそれぞれ等間隔でずれている。このとき R-G 間、G-B 間での視線方向の方位ずれが生じる。このずれを  $\theta$  とすると、 $\theta$  は焦点距離  $f$  とライン間距離  $\Delta l$  を用いて次のように表現できる。

$$\theta = \arctan(\Delta l/f) \quad (1)$$

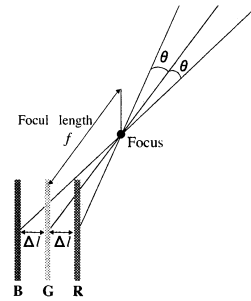


図 4: カラーラインセンサのセンサモデル

ルートパノラマ画像上での色ずれ幅を検出すれば、式 2 から撮像時刻のずれ  $\Delta t$  が分かる。このとき  $\Delta t$  間のセンサ移動が既知であれば、RGB 素子の視線方位ずれ  $\theta$  からステレオ視の原理により 3次元復元が可能となる。以下では  $\Delta t$  間のセンサ移動を定義し、色ずれからの 3次元復元原理について記述する。

カラーラインセンサを移動させながら撮像した場面を上から見た図を図 5 に示す。世界座標系  $X - Y - Z$  において対象物体の点を  $P(X_P, Y_P, Z_P)$

とする。また、時刻  $t$  のセンサの位置を  $C(t) = [X_c(t), Z_c(t), \phi(t)]^T$  と  $t$  における関数としておくと、色ずれ  $d$  を観測したときのセンサの移動量は下記の様に表される。ここで、センサの移動は二次元平面上の動きとして考えている。

$$\Delta C(t, \Delta t) = \begin{bmatrix} \Delta X_c \\ \Delta Z_c \\ \Delta \phi \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_c(t) - X_c(t - \Delta t) \\ Z_c(t) - Z_c(t - \Delta t) \\ \phi(t) - \phi(t - \Delta t) \end{bmatrix} \quad (3)$$

このとき、時刻  $t$  のセンサ位置  $C(t)$  から対象  $P(X_p, Y_p, Z_p)$  までの距離  $D(t)$  は次式で求めることができる。

$$D(t) = \Delta Z(t, \Delta t) + \frac{\Delta X(t, \Delta t)}{\tan(\theta + \Delta \phi(t, \Delta t))} \quad (4)$$

式 2, 4 より、各時刻  $t$  のセンサ軌跡  $C(t)$  と画像から得られる色ずれ  $d$  から 3 次元復元を行うことができる。この様にして求めた奥行き画像  $D(t, Y)$  から最終的に対象の 3 次元位置  $(X_p, Y_p, Z_p)$  は、

$$\begin{bmatrix} X_p \\ Y_p \\ Z_p \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} D(t, Y) \sin \phi(t) + X_c(t) \\ D(t, Y) \\ D(t, Y) \cos \phi(t) + Z_c(t) \end{bmatrix} \quad (5)$$

として復元できる。

実際には、ルーパノラマ撮像時のセンサ運動はユーザが与える事になる。センサ移動に等速直線移動や等速回転移動を想定すると、センサの変位量  $\Delta C(t, \Delta t)$  は、時刻  $t$  によらない  $\Delta t$  の関数として表すことができる。

例えば、センサの移動をセンサ座標系の  $x$  軸方向に速度  $V$  で等速直線移動する場合を考えると、センサの移動軌跡  $C(\Delta t)$  は下記の様に簡略化できる。

$$\Delta C(\Delta t) = [V\Delta t, 0, 0]^T \quad (6)$$

すなわち、式 2, 6 より式 4 は下記の様に書き直せる。

$$D(t) = \frac{V}{r \tan \theta} \cdot d \quad (7)$$

また、センサが等速回転または対象が等速回転する場合を考える。センサの G 素子の視線が常に回転中心を向くように移動しているとし、センサの回転速度を  $\omega$ 、回転半径を  $L$  とする。このとき、センサ軌跡  $C(\Delta t)$  は、

$$\Delta C(\Delta t) = [L \sin \omega \Delta t, L(1 - \cos \omega \Delta t), \omega \Delta t]^T \quad (8)$$

とおけ、式 4 は下記の様に書き直せる。

$$D = \frac{L\omega\Delta t}{\theta + \omega\Delta t} = \frac{L\omega d}{r\theta + \omega d} \quad (9)$$

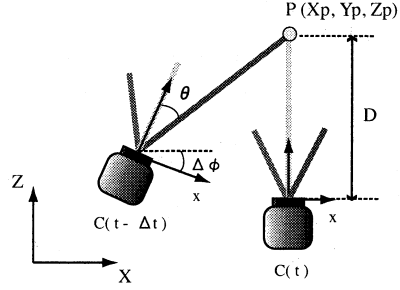


図 5: 提案モデル

### 3.2 色ずれの方向

色ずれを検出するにあたって、予めその方向が特定できていれば探索範囲を制限でき、誤対応の抑制や計算コスト削減を行なうことができる。本節ではエビポーラ幾何を用いてセンサの運動から色ずれの方向を特定する手法について述べる。  $t$  時刻において対象点  $P$  が G ライン画像で観測された時の点を  $\mathbf{p}_G$ 、同じ対象点が  $\Delta t$  秒後に R ライン画像で観測された点を  $\mathbf{p}_R$  とおくと、中心射影の関係から  $\mathbf{p}_G, \mathbf{p}_R$  はそれぞれ式 10 のように表される。式 10 において  $f$  は焦点距離、 $\theta$  は RGB 素子の視線のずれ角である。  $\Delta t$  間のセンサ移動を式 3 で定義すると、基本行列  $\mathbf{E}$  は式 11 で表される。エビポーラ方程式は式 12 で表され、これを解くことにより色ずれの方向を特定することができる。

$$\mathbf{p}_G = [0, y_G, f]^T, \mathbf{p}_R = [-f \tan \theta, y_R, f]^T \quad (10)$$

$$\mathbf{E} = \begin{bmatrix} 0 & -\Delta Z_c & 0 \\ \Delta Z_c \cos \Delta \phi - \Delta X_c \sin \Delta \phi & 0 & -\Delta Z_c \sin \Delta \phi - \Delta X_c \cos \Delta \phi \\ 0 & \Delta X_c & 0 \end{bmatrix} \quad (11)$$

$$\mathbf{p}_G^T \mathbf{E} \mathbf{p}_R = 0 \quad (12)$$

ここで、センサが等速直線移動すると仮定すると、式 12 より式 13 が導かれる。式 13 よりセンサが等速直線移動するとき、色ずれ探索のためのエビポーララインは水平であることが分かる。

$$y_R = y_G \quad (13)$$

また、センサが等速回転移動すると仮定すると、式 12 より式 14 が導かれる。式 14 よりセンサが等速回転移動するとき、エビポーララインは曲線となることが分かる。

$$y_R = \frac{(1 - \cos \omega \Delta t)}{\sin \omega \Delta t} \tan \theta \cdot y_G + y_G \quad (14)$$

### 3.3 ウィンドウマッチングによる色ずれ検出

本研究では、ルートパノラマ画像をRGBの3画像に分割しRGB画像間で対応を取ることで色ずれ $d$ を算出する。対応点の探索にはウィンドウマッチングを用いる。G画像の着目点周りのウィンドウをテンプレートとし、3.2で求めたエビポラ線上でウィンドウを動かしR画像・B画像とのマッチングをとる。マッチングにおける類似度の計算には正規化相関法を用いる。式15をG-R画像間の類似度評価値、式16をG-B画像間の類似度評価値とする。

$$R_{GR}(d) = \frac{\sum_{t,y}^W (I_G(t,y) - \bar{I}_G) \cdot (I_R(t-d,y) - \bar{I}_R)}{\sqrt{\sum_{t,y}^W (I_G(t,y) - \bar{I}_G)^2} \cdot \sqrt{\sum_{t,y}^W (I_R(t-d,y) - \bar{I}_R)^2}} \quad (15)$$

$$R_{GB}(d) = \frac{\sum_{t,y}^W (I_G(t,y) - \bar{I}_G) \cdot (I_B(t+d,y) - \bar{I}_B)}{\sqrt{\sum_{t,y}^W (I_G(t,y) - \bar{I}_G)^2} \cdot \sqrt{\sum_{t,y}^W (I_B(t+d,y) - \bar{I}_B)^2}} \quad (16)$$

式中の $I_G$ はG画像上のウィンドウ内の各画素の輝度値、 $I_R$ はR画像上のウィンドウ内の各画素の輝度値、 $I_B$ はB画像上のウィンドウ内の各画素の輝度値を表し、 $\bar{I}_R$ 、 $\bar{I}_G$ 、 $\bar{I}_B$ はそれぞれRGBウィンドウ内の平均輝度値を表している。 $d$ は色ずれ量、 $W$ はウィンドウの大きさを表す。評価値 $R_{GR}$ 、 $R_{GB}$ は0から1の値をとり、値が1に近づくほど画像が類似していることになる。 $R_{GR}$ と $R_{GB}$ の平均を $R_{RGB}$ とする。

$$R_{RGB}(d) = \frac{R_{GB}(d) + R_{GR}(d)}{2} \quad (17)$$

$d$ がある範囲で動かしながら $R_{RGB}(d)$ を計算し、最も大きな値をとる $d$ をその注目点の色ずれとする。

### 3.4 Belief-Propagationによる奥行き推定

ウィンドウマッチングはエッジやコーナーのような輝度変化が激しい特徴点では信頼できる値が得られるが、輝度変化が平坦なテクスチャレス領域では誤対応を生じやすいという欠点を持つ。そこで、輝度変化が平坦な領域においても信頼できる値を求める手法が必要となる。本節ではマルコフネットワークと呼ばれるグラフ構造を持つ確率モデルにおいてBelief Propagation(BP)法[14]で確率推論を行い、全ての画素の奥行き $D$ を確率論的に決定する手法を述べる。

BP法はマッチング問題をマルコフネットワークの事後確率最大化問題に置き換えて考え、各画素の事後確率を隣接画素間の確率伝搬という局所的操作の反復で効率的に計算する手法である。画像の輝度値

を $I$ 、対象の奥行きを $D$ とすると、事後確率は尤度と事前確率の積で表される(式18)。尤度はマッチング類似度 $R_{RGB}$ に相関して最大となる関数(式19)で、事前確率は隣接画素間の推定値( $D$ )の相関をとる関数(式20)である。式中の $e_p$ と $e_d$ はバイアスを表し、それぞれ尤度と事前確率の最小値が0にならないように調整するパラメータである。 $\sigma_p$ と $\sigma_d$ は重み係数であり、それぞれ確率分布関数の形状を制御するパラメータである。添字 $s$ と $t$ は着目画素のラベルである。図6にマルコフネットワークの概略図を示す。

テクスチャ領域では、尤度(式19)は信頼できる値でピークをもつ。尤度がピークをもたないテクスチャレス領域では、近傍画素間では距離が類似しているという事前知識のもとに、事前確率(式20)により隣接画素の推定値が伝搬される。従って事後確率の最大化をとると、テクスチャ領域でピークを示した信頼できる値がテクスチャレス領域に伝搬され、周辺画素の情報を利用した推定が行われる。

$$P(D|I) = P(I|D)P(D) \quad (18)$$

$$P(I|D) = \prod_s (1 - e_p) \times \exp\left\{-\frac{|2 - R_{RGB}|}{\sigma_p}\right\} \quad (19)$$

$$P(D) = \prod_s \prod_{t \in N(s)} (1 - e_d) \times \exp\left\{-\frac{|(D)_s - (D)_t|}{\sigma_d}\right\} \quad (20)$$

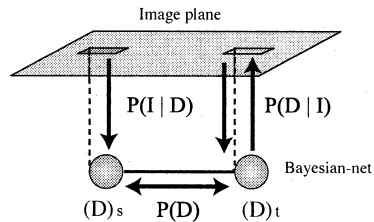


図6: マルコフネットワークモデル

### 3.5 ガウシアンピラミッドを用いた階層的BP法

BP法はアルゴリズムの性質上、1回の反復によって近傍1画素にしか情報が伝達されないため、高精細な画像では情報の伝達に時間がかかってしまうと同時にノイズの影響を受けやすいという欠点がある。これらは画像という巨大なネットワークの全画素同時推定を、大域的な情報を用いずに局所的な情報の伝



搬のみで行うために生じる。そこで本研究では画像からガウシアンピラミッド (GP) を作成し、階層的に BP 法を行うことで安定化の向上を図る。

GP は、画像にガウシアンフィルタをかけて平滑化を行いながら縮小処理を繰り返して得られる、多段階に解像度が設定された画像の集合である。GP は低解像度の画像ほどノイズが軽減され大域的な情報を持ち、高解像度の画像ほど局所的な情報を持つ。低解像度画像で BP 法を施して大域的な推定を行い、この結果を初期分布として高解像度画像へ受け渡し、高解像度画像で BP 法を施して局所的な推定を行う。これにより、大域的な色ずれ情報から局所的な色ずれ情報までを効果的に推定することができる。処理の過程を図 7 に示す。

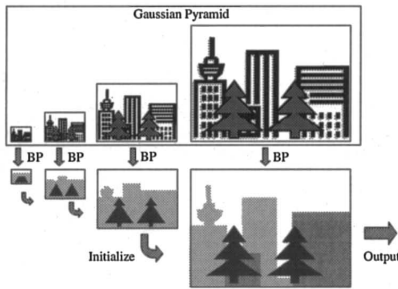


図 7: GP を用いた階層的 BP 法の過程

## 4 実験

本節では、実環境画像を用いて本手法にて 3 次元復元を行った結果を示す。本実験で使用したカラーラインセンサの仕様を表 1 に示す。

表 1: カラーラインセンサの仕様

ライン数	3 ライン (RGB 各 1 ライン)
1 ラインの画素数	2700 画素
スキャンレート	1780 Hz
ライン間隔	32 $\mu\text{m}$
色階調	8 bit (256 階調)

### 4.1 等速直線移動実験による精度検証

本手法の検証のため、箱にテクスチャとして新聞紙を張った模擬物体を用いて実験をおこなった。撮

像対象を図 8 に示す。センサを直動ステージ上に固定し、等速直線移動させながら撮像したルートパノラマ画像を用いて本手法の精度評価を行った。直動ステージを用いることでセンサ振動を無視でき、移動速度も等速にコントロールする事が出来る。このシステムにおいて撮像したルートパノラマ画像を図 9 に示す。図 9 に対して、ウィンドウマッチングによって色ずれを検出し、式 7 を用いて 3 次元復元した結果を図 10 に示す。図 10 では BP 法による推定は行っていない。図 10 に対し階層的 BP 法にて推定を行った結果を図 11 に示す。結果の図は DepthMap と呼ばれる画像で表示している。DepthMap とは距離を濃度で表した画像のことで、距離が近いほど黒く表示し、距離が遠いほど白く表示している。手前のオブジェクトを Front、奥のオブジェクトを Behind として DepthMap をオブジェクトごとの領域に切り出し、真値との差分を 2 乗平均 (RMS) した値を誤差とした。

各 DepthMap に対する誤差の評価を表 2 に示す。表 2 より、階層的 BP 法による推定を行った方の復元精度が高いことが分かる。BP 法では近傍画素からの伝搬がある為、局所ノイズによる計測誤差が抑えられたことや、テクスチャレス領域でも周辺の推定値から補間されたことが、要因として考えられる。どちらのオブジェクトについても、分解能に対して RMS 誤差が大きいことから、さらに復元精度を上げることが可能であると言える。本実験の分解能は、撮像時のセンサ移動速度を遅くすることで小さくすることができる。



図 8: 環境画像

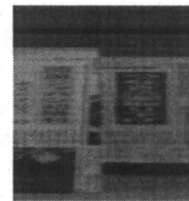


図 9: 撮像画像

### 4.2 等速回転移動実験による精度検証

等速回転移動モデルに対し、実画像からの 3 次元復元を行った。画像取得には、対象物を回転ステージに乗せてステージコントローラで等速回転させながら、離れた位置に固定したセンサで連続撮像する手法を用いた。これはセンサを対象物の周りに等速回転移動させた場合に得られる画像と同値である。対

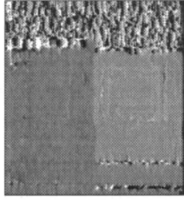


図 10: 色ずれ検出結果

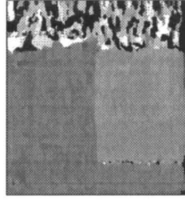


図 11: BP 実行後

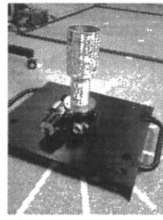


図 12: 環境画像



図 13: 撮像画像

表 2: 復元結果 等速直線移動

	色ずれ検出のみ		BP 実行後	
	Front	Behind	Front	Behind
真値 [mm]	2300	3000	2300	3000
RMS 誤差 [mm]	274.61	1051.11	244.18	188.04
RMS 誤差 [%]	11.94	35.04	10.62	6.27
分解能 [mm]	40.80	40.80	40.80	40.80



図 14: 色ずれ検出結果



図 15: BP 実行後

象物は真値を計測しやすい円筒形オブジェクトとした。また復元結果の違いがオブジェクトごとに明確に分かるように、直径の異なる円筒形のオブジェクトを上下に重ねて撮像した (図 12)。撮像した画像を図 13 に示す。図 13 に対して、ウィンドウマッチングによって色ずれを検出し、式 9 を用いて 3次元復元した結果を図 14 に示す。図 14 では BP 法による推定は行っていない。図 14 に対し階層的 BP 法にて推定を行った結果を DepthMap にて図 15 に示す。図 15 では、対象の回転半径が大きいほど黒く表示し、小さいほど白く表示している。上のオブジェクトを Top、下のオブジェクトを Bottom として DepthMap をオブジェクトごとの領域に切り出し、真値との差分を 2 乗平均 (RMS) した値を誤差とした。

各 DepthMap に対する誤差の評価を表 3 に示す。表 3 より、4.1 と同様に階層的 BP 法による推定を行った方の復元精度が上がっていることが分かる。どちらのオブジェクトについても、分解能に対して RMS 誤差が小さいことから性能限界に近い復元が行えたと言える。本実験の分解能は、対象物の半径に対しセンサの回転半径を大きくすることで小さくすることができる。

### 4.3 実環境モデリング

本節では、花鉢を対象に本手法にて 3次元モデリングを行った結果を示す。背景と対象との境界が明確に現れるように 4.2 で用いた円筒形オブジェクト

を花鉢に入れ、4.2 と同様の手法で撮像を行い、階層的 BP 法にて花鉢の回転半径を推定した。環境画像を図 16、撮像画像を図 17、Depth Map を図 18 に示す。図 18 は回転半径が大きいほど黒く、小さいほど白く表示している。図 18 より、花鉢の中腹部に相当する領域が濃く塗りつぶされ、上下に離れるにつれて薄くなっていることから、花鉢の凸形状が復元できていることが分かる。

## 5 結論

ラインスキャンセンサを用いたルートパノラマ画像の撮像は、従来イメージベーストモデリングに用いられてきた画像取得法に比べ、効率的で高解像度のテクスチャが得られるという特徴をもつ。

本研究ではこのルートパノラマ画像の色ずれからの 3次元復元手法を提案した。ガウシアンピラミッドを用いて階層的に BP を行うことで大域的に安定したウィンドウマッチングを行い、画像全体の色ずれ

表 3: 復元結果 等速回転移動

	色ずれ検出のみ		BP 実行後	
	Top	Bottom	Top	Bottom
真値 [mm]	50	30	50	30
RMS 誤差 [mm]	9.65	12.16	6.12	7.96
RMS 誤差 [%]	19.29	40.53	12.23	26.52
分解能 [mm]	19.94	7.00	19.94	7.00



図 16: 環境画像

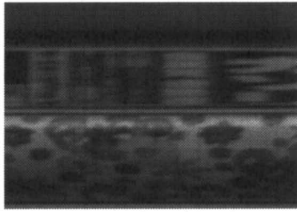


図 17: 撮像画像

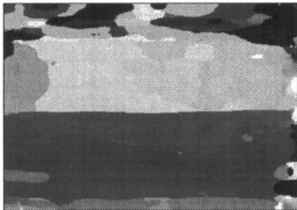


図 18: Depth Map

を効果的に計測する手法を提案した。センサを等速直線移動、等速回転移動させた場合の3次元復元式を示し、実画像実験による定量的評価を行い、ルートパノラマ画像の色ずれを利用して3次元復元を行えることを確認した。

本手法では、いかに精確にRGB間のウィンドウマッチングによる色ずれ検出を行えるかが、復元精度を向上させる上で重要な点となる。本研究では、輝度値ベースの正規化相関法でマッチング尤度を計算しているが、今後はエッジベースによるマッチングや双方をベースにしたマッチング手法をとるなどして、マッチング精度を上げていくことが課題となる。

## 参考文献

[1] R. Hartley and A. Zisserman, "Multiple View Geometry in Computer Vision", Cambridge University Press,

2003.

[2] R. Bolles, H. Baler, and D. Marimont, "Epipolar plane image analysis: An approach to determining structure from motion", *Int. J. Computer Vision*, vol.1, pp.7-55, 1987.

[3] 川崎洋, 矢田部智之, 池内克史, 坂内正夫, "Onmi ビデオカメラからの3次元都市の自動生成", *情報処理学会研究会報告, CVIM-199-4*, pp.25-32, 1999.

[4] C. Tomasi and T. Kanade, "Shape and motion from image streams under orthography: a factorization method", *Int. J. Computer Vision*, Vol.9, No.2, pp.137-154, 1992.

[5] 金出武雄, コンラッドポールマン, 森田俊彦, "因子分解による物体形状とカメラ運動の復元", *電子情報通信学会論文誌 D-II*, Vol.J76-D-II, No8, pp.1497-1505, 1993.

[6] A. Laurentini, "The Visual Hull Concept for Silhouette-Based Image Understanding", *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.16, Issue 2, pp.150 - 162, 1994.

[7] 長原 一, 浜田 博昭, 八木 康史, 谷内田 正彦, "全方位視覚センサを用いた高解像度3Dモデリング", *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*, Vol.42 No.SIG13(CVIM3), pp.90-98, 2001.

[8] J.Y. Zheng, "Digital Route Panoramas", *IEEE Multimedia*, Vol.10, No3, pp.57-68, 2003.

[9] M. Shi, J. Y. Zheng, "Spatial Resolution Analysis of Route Panorama", *Proc. Int. Conf. Image Processing*, pp.14-17, 2003.

[10] M. Shi, J. Y. Zheng, "3D Street Model Generation from Route Panoramas for Culture Heritage", *Proc. Int Conf. Virtual Systems and Multimedia*, pp.644-653, 2004.

[11] Y. Y. Schechner, S. K. Nayer, "Generalized Mosaicing: High Dynamic Range in a Wide Field of View", *Int. J. Computer Vision*, Vol. 53, No.3, pp.245-267, 2003.

[12] A. Krishnan, N. Ahuja, "Range Estimation from Focus Using a Non-Frontal Imaging Camera", *Int. J. Computer Vision*, Vol. 20, No.3, pp.169-185, 1996.

[13] 福井章仁, 八木康史, 谷内田正彦, "ラインスキャンカメラと全方位カメラによる高精度パノラマ画像生成", *情報処理学会研究会報告, CVIM-142*, pp.53-58, 2004.

[14] J. Sun, N. Zheng, and H. Shum "Stereo Matching Using Belief Propagation", *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.25, No.7, pp.787-800, 2003.

[15] P. N. Belhumeur, "A Bayesian-Approach to Binocular Stereopsis", *Int. J. Computer Vision*, Vol.19, No.3, pp.237-260, 1996.