

## ルートパノラマ画像の色ずれを用いた3次元復元

市川 充史<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

E-mail: <sup>†</sup>tchikawa@yachi-lab.sys.es.osaka-u.ac.jp, <sup>††</sup>{nagahara, yachida}@sys.es.osaka-u.ac.jp

あらまし 本稿では、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で撮像し、その画像上に現れる色ずれを検出することによって3次元復元を行う手法を提案する。ルートパノラマ画像上の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。本手法を実画像を用いて精度評価を行った結果、分解能に応じた精度で復元を行えることを確認した。また、屋外の実環境に対して本手法を実行した結果、見た目に違和感ない復元結果が得られた。

## 3D Reconstruction from Color Drift of Route Panorama

Atsushi ICHIKAWA<sup>†</sup>, Hajime NAGAHARA<sup>††</sup> and Masahiko YACHIDA<sup>††</sup>

<sup>†, ††</sup> Graduate School of Engineering Science, Osaka University Machikaneyama 1-3, Toyonaka, Osaka, 560-8531 Japan

E-mail: <sup>†</sup>tchikawa@yachi-lab.sys.es.osaka-u.ac.jp, <sup>††</sup>{nagahara, yachida}@sys.es.osaka-u.ac.jp

**abstract** A route panorama is continuous panoramic image along a path. It is suitable for modeling a large environment such as city or town. In this paper, we propose 3D reconstruction method from the 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 drift for estimating the depth of the image. The proposed method detect the color drift 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.

### 1 緒論

近年、カーナビゲーションシステムなどに代表される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、高没入感を得るために、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。

この問題を解決するために、画像情報から3次元モデリングを自動的に行う研究が盛んに行われている[1][2][3]。Bollesら[1]はカメラを進行方向に固定移動させながら連続撮像することで得られるEPI(Epipolar Plane Image)と呼ばれる時空間画像の断面の解析に基づく手法を提案した。川崎ら[2]は全方位画像を用いることで高視野角のEPI解析手法を提案した。また金出ら[3]は、物体のエッジやコーナーなどの特徴点を順次追跡した上で行列の因子分解を利用して3次元復元を行う手法を提案した。これらの手法は平面で構成された構造物が多い都市において広範囲かつロバストに



図1 ルートパノラマ画像

3次元復元を行えるという利点を持ち、都市景観のモデリングによく用いられている。しかし、取得した時系列画像データとして膨大な画像枚数を保存する必要があり、それに伴いデータ保存量も膨大になる。広範囲な画像を撮像するに従いデータ量は増加することから、効率的にデータを保存することが必要となる。

この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[4][5][6][7]。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はるかに少ない容量での保存が可能となる。Zhengら[4][5][6]はエリア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。さらに生成したルートパノラマ画像と元画像の垂直1ライン近傍データを用いて3次元復元を行っている[6]。また、福井ら[7]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。彼らは1ラインを高精細に撮像可能なカラーラインセンサを利用することで、高精細なルートパノラマ画像の生成を実現している。

本研究は広範囲かつ高精細の3次元モデリングを目的とし、カラーラインセンサにより得られる広範囲かつ高精細ルートパノラマ画像からの3次元復元手法を提案する。具体的にはカラーラインセンサを使用することによって画像上に生じる対象物体の距離に応じた色ずれを検出することで3次元情報の獲得を実現する。

## 2 ルートパノラマ画像の特性と3次元復元原理

### 2.1 ルートパノラマ画像の取得

ルートパノラマ画像とはセンサを対象物に対して、水平方向に平行に等速直線移動し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)。図2に示すように、センサの移動方向を $X$ 軸、地面に垂直な軸を $Y$ 軸とし、奥行き方向の軸を $Z$ 軸とする。センサを $X$ 方向に一定速度 $V$ で移動して視点を変えながら移動撮像する。このように撮像した時系列画像の各地点での垂直1ラインの画像を時間軸に沿っ

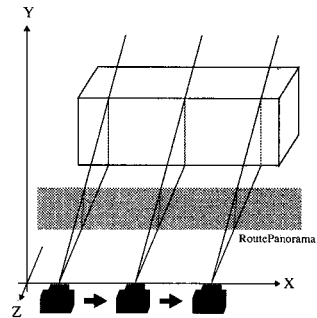


図2 ルートパノラマ画像生成

て順に張り合わせることによってルートパノラマ画像を生成する。ルートパノラマ画像の性質上、移動距離を延長させることで記憶容量の続く限り水平方向に無限に長いルートパノラマ画像を生成することが出来る。また各撮像地点での画像のデータを1ラインだけのデータで保存するので、画像そのものを保存する場合に比べて非常に少ない容量での保存が可能となる。

### 2.2 カラーラインセンサとルートパノラマ画像の色ずれ

ルートパノラマ画像の解像度は、画像の水平方向を $x$ 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 $x$ 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 $V$ 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 $x$ 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。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画素しかないか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することが可能であるため、ラインセンサを用いることで、 $x$ 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能となる。なお、カラーラインセンサは、3列の平行ライン上に

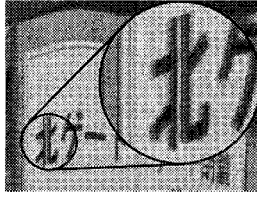


図3 ルートパノラマ画像の色ずれ

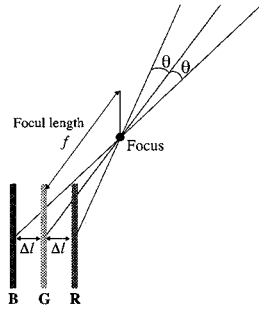


図4 カラーラインセンサのセンサモデル

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画素は焦点から画像撮像面に垂線を下ろした地点に存在するとし、R画素とB画素はG画素の地点から左右にライン間距離 $\Delta l$ ずれているとする。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。

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

$\theta$ はカメラのモデル固有の値であり、撮像する対象によって変化しない。このように、視線方位にずれが存在するため、撮像の際にRGBの色ごとに異なる点を撮像することになる。そのため、ルートパノラマ画像上に色ずれが発生する。

### 2.3 色ずれを利用した3次元復元の原理

カラーラインセンサをX軸に沿って等速直線移動しながら撮像した場面を上から見た図を図5に示す。

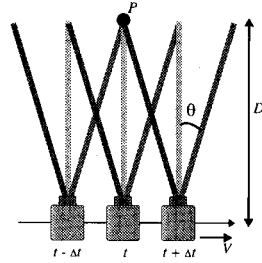


図5 センサの撮像幾何

カメラの移動速度を $V$ 、復元したい対象点を $P$ とし、センサの移動経路から対象点 $P$ までの距離を $D$ とする。カラーラインセンサにはRGB間に視線方向のずれ $\theta$ (式1)があるため、対象点 $P$ をRGB画素で撮像する時刻がそれぞれ異なる。このとき各画素での撮像時刻のずれ $\Delta t$ と距離 $D$ の関係は式2で表される。

$$D = \frac{V}{\tan \theta} \Delta t \quad (2)$$

また、ルートパノラマ画像上に現れる色ずれ幅を $d$ とし、カラーラインセンサのフレームレートを $r$ で表すと、撮像時刻のずれ $\Delta t$ は色ずれ幅に比例し、フレームレートに反比例する。

$$\Delta t = \frac{d}{r} \quad (3)$$

式3を式2に代入すると、最終的に次の関係が得られる。

$$D = \frac{V}{r \tan \theta} d \quad (4)$$

上式において視線方位ずれ $\theta$ はセンサ固有の値であり既知である。また、センサの移動速度 $V$ と、フレームレート $r$ は撮像の際に設定することができ、それぞれ定数である。つまり、式4は対象点までの距離 $D$ が画像上の色ずれ $d$ に比例することを示しており、色ずれを画像から検出することで距離復元を行うことができる。なお、 $V/r \tan \theta$ は色ずれ1ピクセルあたりの距離復元分解能を表している。画像上で色ずれ $d$ を検出するにあたって最小の検出精度は1ピクセルであり、それに対応する復元距離 $D$ の分解能は $V/r \tan \theta$ によって決定する。 $V$ と $r$ を撮像の際に設定することで復元の分解能を決定することができる。

### 3 色ずれ検出手法

#### 3.1 ウィンドウマッチングによる色ずれの検出

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画像の注目点を基準とすると、撮像の性質上、対応点はR画像上では必ず水平方向左側に、B画像上では必ず水平方向右側に現れる。R-G画像間、G-B画像間の色ずれは共に $d$ であるので、G画像の注目点周りのウィンドウをテンプレートとして、R画像では $x$ 軸方向に $-d$ 、B画像では $x$ 軸方向に $+d$ の位置にウィンドウを動かしマッチングを行う。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5をG-R画像間の類似度評価値、式6をG-B画像間の類似度評価値とする。

$$R_{GR}(d) = \frac{\sum_{i,j}^P (M_G(i,j) - \overline{M_G}) \cdot (M_R(i-d,j) - \overline{M_R})}{\sqrt{\sum_{i,j}^P (M_G(i,j) - \overline{M_G})^2} \cdot \sqrt{\sum_{i,j}^P (M_R(i-d,j) - \overline{M_R})^2}} \quad (5)$$

$$R_{GB}(d) = \frac{\sum_{i,j}^P (M_G(i,j) - \overline{M_G}) \cdot (M_B(i+d,j) - \overline{M_B})}{\sqrt{\sum_{i,j}^P (M_G(i,j) - \overline{M_G})^2} \cdot \sqrt{\sum_{i,j}^P (M_B(i+d,j) - \overline{M_B})^2}} \quad (6)$$

式中の $M_G(i,j)$ はG画像上のウィンドウ内の各画素の輝度値、 $M_R(i-d,j)$ はR画像上のウィンドウ内の各画素の輝度値、 $M_B(i+d,j)$ はB画像上のウィンドウ内の各画素の輝度値を表し、 $\overline{M_R}$ 、 $\overline{M_G}$ 、 $\overline{M_B}$ 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、 $P$ 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。

$$R_{RGB}(d) = \frac{R_{GB}(d) + R_{GR}(d)}{2} \quad (7)$$

$d$ を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。

#### 3.2 Belief Propagationによるウィンドウマッチング

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テクスチャ領域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、テクスチャレス領域においても信頼できる値を推定する必要がある。この問題はウィンドウマッチングを用いる全ての手法にも同様に起こる。Zhengら[8]はステレオ視を行うにあたって、Belief Propagation(BP)法によってウィンドウマッチングを行うことで、安定に

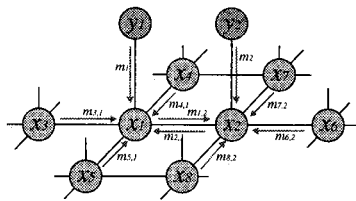


図6 マルコフネットワークモデル

視差を求めている。また、Belhumeur[9]はベイジアンネットワークを用いることで確率場の概念でウィンドウマッチングを行い、オクルージョンにも対応したステレオ視を実現している。本研究はこれらと同様のアプローチで、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、Belief Propagation(BP)法によってウィンドウマッチングを行うことで画像全体において最適な色ずれ値を推定する。

マルコフネットワークのモデルを図6に示す。まず、画像をマルコフネットワークで表現する。入力画像の各画素を観測変数 $\{y_s\}$ に対応させ、各画素の色ずれ $d$ を隠れ変数 $\{x_s\}$ に対応させる。それぞれを $X = \{x_s\}$ 、 $Y = \{y_s\}$ と表すと、事後確率は次のように表せる。

$$P(X | Y) \propto \prod_s \phi_s(x_s, y_s) \prod_s \prod_{t \in N(s)} \psi_{st}(x_s, x_t) \quad (8)$$

$\phi_s(x_s, y_s)$ は証拠関数と呼ばれ、 $x_s$ をある値に仮定したときにそれが $y_s$ に起因する確率(観測確率 $P(x_s | y_s)$ )を表している。 $\psi_{st}(x_s, x_t)$ はノード $x_s$ と $x_t$ の親和性を表し、親和性行列と呼ばれる(平滑化項)。 $N(s)$ は $s$ の近傍のことであり、 $s$ の上下左右の隣接ノードを表す。この事後確率を全てのノードで最大化することで不確実性を含む全ての変数についての推定結果を得ることができる。このネットワークの事後確率最大化問題解くために、BP法を用いる[8]。

BP法とはネットワーク上で各ノード毎の事後確率を隣接ノード間のメッセージの伝達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。 $m_s(x_s, y_s)$ を観測変数ノード $y_s$ から隠れ変数ノード $x_s$ へのメッセージ、 $m_{st}(x_s, x_t)$ をノード $x_t$ からノード $x_s$ へのメッセージとする。さらに、 $b_s(x_s)$ をノード $x_s$ の確信度と呼ぶ。 $m_s(x_s, y_s)$ 、 $m_{st}(x_s, x_t)$ 、 $b_s(x_s)$ はそれぞれ $L$ の要素をもつベクトルである。 $L$ はノード $x_s$ が取りうる値(ラベル)の数を表し、 $L$ を変化させることによって探索の深さを変化できる。BP法の処理の手

順を以下に示す.

1. メッセージ  $m_{st}(x_s, x_t)$  を均一分布に初期化する.
2. メッセージ  $m_s(x_s, y_s)$  を次式で計算する.

$$m_s(x_s, y_s) = \phi_s(x_s, y_s)$$

3. メッセージ  $m_{st}(x_s, x_t)$  を更新する ( $i = 1 : T$ )

$$m_{st}^{i+1}(x_s, x_t) \leftarrow \kappa \max_{x_s} \psi_{st}(x_s, x_t) m_s^i(x_s, y_s) \prod_{x_k \in N(x_s) \setminus x_t} m_{ks}^i(x_k, x_s)$$

4. 確信度  $b_s(x_s)$  を計算し、ノード  $x_s$  の値を決定する.

$$b_s(x_s) \leftarrow \kappa m_s(x_s, y_s) \prod_{x_k \in N(x_s) \setminus x_t} m_{ks}(x_k, x_s)$$

$$x_s^{MAP} = \arg \max_{x_s} b_s(x_s)$$

step3で  $T$  回の繰り返し処理の後, step4で確信度を計算する. ノード  $x_s$  において最も確信度  $b_s$  が高くなる時のラベルが  $x_s^{MAP}$  であり, その画素の色ずれ  $d$  の推定値になる. このようにして全画素の色ずれ推定値が求まる. 本研究における証拠関数  $\phi_s(x_s, y_s)$  と親和性行列  $\psi_{st}(x_s, x_t)$  の設定を説明する. 証拠関数はある画素  $x_s$  において色ずれ  $d_i$  を仮定したときにそれが入力画像  $y_s$  上で尤もらしいかどうかを判別する評価式として設定する. この尤もらしさの評価に式7のウィンドウマッチングの相関式を用いて, 証拠関数を次式のように設定する.

$$\phi_s(x_s, y_s) = (1 - e_e) \exp\left\{-\frac{1 - R_{RGB}}{\sigma_e}\right\} + e_e \quad (9)$$

また, 親和性行列  $\psi_{st}(x_s, x_t)$  は近傍画素において  $x_s$  と  $x_t$  値が近いほど相関が高いという仮定のもとに次式で設定する.

$$\psi_{st}(x_s, x_t) = (1 - e_c) \exp\left\{-\frac{|d_s - d_t|}{\sigma_c}\right\} + e_c \quad (10)$$

$\phi_s(x_s, y_s)$  と  $\psi_{st}(x_s, x_t)$  は0から1の値をとる. 式中の  $e_e$  は  $e_c$  バイアスを表し, それぞれ  $\phi_s(x_s, y_s)$  と  $\psi_{st}(x_s, x_t)$  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り, 共に0から1の値をとる.  $\sigma_e$  と  $\sigma_c$  は重み係数であり, それぞれ証拠関数と親和性行列の形状を制御するパラメータである.

テクスチャ領域においては  $\phi_s(x_s, y_s)$  が信頼できる値において大きな値を示し, ピークがはっきりした分布を示す. テクスチャレス領域においては  $\phi_s(x_s, y_s)$

が全体的に小さな値を示すためピークがはっきりしない分布となる. また近傍画素において距離は類似しているという仮定のもとに, 色ずれ  $d$  が近傍で近い値のであるほど  $\psi_{st}(x_s, x_t)$  は大きな値を示し, 遠い値であるほど  $\psi_{st}(x_s, x_t)$  は小さな値を示す. したがって, 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. その際, 近傍画素では似た値を持つように伝搬が行われる.

### 3.3 ガウシアンピラミッドを用いた階層的BP法

BP法を用いることで, テクスチャレス領域においても信頼できる値を求めることが可能となる. しかし, 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. さらに, テクスチャレス領域の画素では証拠関数が小さな値しか取らないため, 周辺画素からの影響を受け易いという特徴がある. この特徴はBP法の利点であると同時にノイズの影響を受け易いという不具合も起こす. これらの問題は, 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.

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,  $x$  方向と  $y$  方向の偶数画素だけを抽出し1枚の画像に再合成すると, 元の画像の1/4(縦横共に1/2)の解像度を持つ画像が生成できる. この処理を繰り返すことで, 解像度が多段階に設定された複数枚の画像が生成できる. この複数画像の集まりをガウシアンピラミッド(GP)と呼ぶ.

GPは解像度が低いレイヤーほど局所的な情報が失われ大域的な情報のみを持つようになる. さらに, 繰り返し平滑化処理が行われているためノイズも軽減される. 低解像度レイヤー画像でBP法を実行すると, 詳細なテクスチャ情報を得ることができず復元精度も低くなってしまいう反面, 大域的でノイズ誤差が少ない情報を得られる. 逆に, レイヤーが高解像度であるほど局所的で高精細な情報を持つ. 高解像度レイヤー画像でBP法を実行すると, テクスチャレス領域が拡大しノイズも増加する反面, 詳細なテクスチャ情報を得られ精度良く推定することができる.

両者の結果は共に一長一短であるが, 本研究ではGP

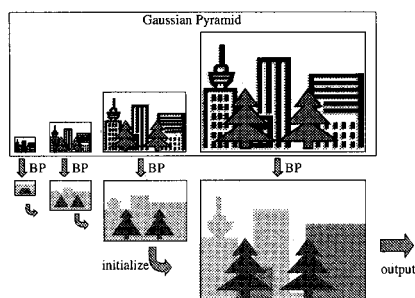


図7 GPを入力に用いてBP法を階層的に行う処理の流れ

の最低解像度レイヤーから最高解像度レイヤーまで階層的にBP法を実行することで両者の利点を得る。処理の流れを図7に示す。まず始めに、最低解像度のレイヤーでBP法を行う。その際、メッセージ  $m_{st}(x_s, x_t)$  の初期値には均一分布を用いる。続いて、一つ高解像度のレイヤーでBP法を実行する際に、低解像度のレイヤーで  $T$  回更新されたメッセージを  $m_{st}(x_s, x_t)$  の初期値に用いる。均一分布と違い、大域的に推定を行った結果を初期値に用いることでノイズによる不確かさを軽減し安定化を図る。また、高解像度レイヤー内での伝搬を効率よく行う効果を期待する。このとき、レイヤー間では解像度が異なるので、低解像度レイヤーの解像度を縦横2倍してメッセージの受け渡しを行う。

$$m_{st}^{l+1}(x_s, x_t) = m_{st}^l(x_s, x_t) \quad (11)$$

以後、この処理を最高解像度レイヤーまで繰り返す。

このように、レイヤー間においてもメッセージの伝搬を行うことで安定化を行う。初期値に安定した解を用い、高解像度レイヤーになるに従って精度の高い推定を行うことで、テクスチャ領域においては安定した情報が保存され、テクスチャ領域においては精度が高い情報が更新される。

### 3.4 全体の処理の流れ

本手法の全体の処理の流れを図8に示す。まず、ルートパノラマ画像を入力としてGPを生成する。生成の際に階層数を設定する。次に、GPの最低解像度レイヤーから最高解像度レイヤーまで段階的にBP法によるウィンドウマッチングを行う。その際、各レイヤーで反復して推定した各画素のメッセージの値を次のレイヤーの対応するメッセージの初期値に用いる。この処理を最高解像度レイヤーまで繰り返す。最高解像度レイヤーでの結果を最終推定結果として全画素の色ずれ値  $d$  を決定する。各画素において復元式4に推定し

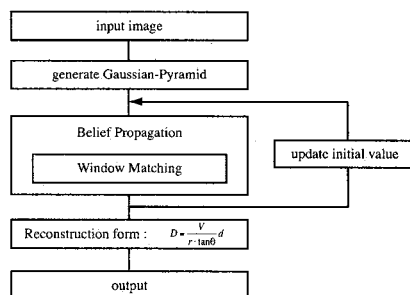


図8 色ずれ検出の処理の流れ

た  $d$  を代入し、距離  $D$  を計算し出力する。

## 4 実験

本実験で使用したカラーラインセンサは日本エレクトロセンサデバイス製NXCL2700Dで、RGB各々2700画素の素子を持ちスキャンレート1780Hzで撮像することができる。レンズにはNikkor50mmレンズを用いた。画像を撮像するにあたって、等速直線運動の実現と上下方向の揺れを最小限に抑えるために直動ステージにカラーラインセンサを固定して撮像した。

### 4.1 分解能と復元精度の評価

式4で距離復元が可能であることを確認し、分解能と復元制度の関係を調べることを目標とし、実験を行った。センサの移動経路から1000mmと1200mm離れた位置にそれぞれ雑誌を設置し、復元対象とした。直動ステージによってセンサの移動速度  $V$  を設定し、復元分解能を40mm, 80mm, 160mm, 320mm, 640mmの5段階に設定して撮像し、ルートパノラマ画像を生成した。各画像を入力画像とし、ウィンドウマッチングを行い、復元精度を調べた。入力画像の一例を図9に示す。本実験では、BP法による全画像領域の復元は行わずに色ずれ領域のみでウィンドウマッチングによる距離復元を行った。

実行した処理は以下のとおりである。まず  $x$  方向の特徴点を抽出するために、差分フィルタを用いて各画素の微分値を計算する。微分値がある閾値以上の点を色ずれが安定に求まる特徴点とし、その領域でウィンドウマッチングを行い  $d$  を算出した。最終的に式4に求めた  $d$  を代入し、距離  $D$  を求めた。

復元結果の真値からの平均誤差を図10に示す。横軸が撮像の際に設定した分解能、縦軸が平均誤差を表す。各画像において、分解能と同等かそれ以上の精度で復元を行えていることがわかる。これらの結果から、色



図9 入力画像 (分解能 160mm)

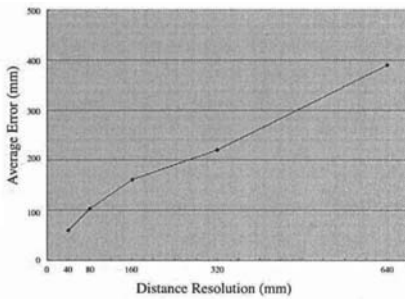


図10 分解能毎の平均誤差

ずれをウィンドウマッチングで計測することで、分解能に応じた精度で3次元復元を行えることを確認した。

#### 4.2 色ずれ検出手法の精度評価

提案手法を含む3種類の色ずれ検出手法で3次元復元を行い評価を行った。復元対象としてセンサから1000mmと1200mm離れた位置に雑誌を2冊設置した。分解能を100mmに設定して撮像し、生成したルートパノラマ画像を入力として3種類の手法で色ずれ幅を検出し、復元結果をDepth Mapで表示した。Depth Mapとは距離を輝度値で表した濃淡画像のことで、値が小さい(黒色)ほど復元した距離が近いことを表し、値が大きい(白色)ほど復元した距離が遠いことを表している。入力画像を図11に示し、真値のDepth Mapを図12に示す。

一つ目の手法はウィンドウマッチングのみを用いて色ずれを検出する手法である。この手法ではBP法による画像全体の推定を行っていない。復元結果を図13に示す。図からもわかるように、テキスト領域においては復元が行えているが、テキストチャレス領域においては復元がうまくいっていないことがわかる。

二つ目の手法はBP法を用いてウィンドウマッチングを行い色ずれを検出する手法である。BP法で画像全体での推定を行っている。ただし、入力には撮像したルートパノラマ画像1枚を用いている。復元結果を図14に示す。ウィンドウマッチングのみの場合と比べてテキストチャレス領域においても復元が行えているこ



図11 入力画像 (分解能 100mm)

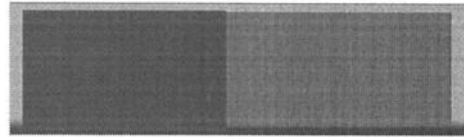


図12 真値画像

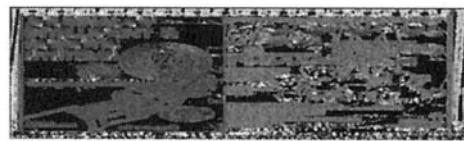


図13 ウィンドウマッチングのみによる復元結果

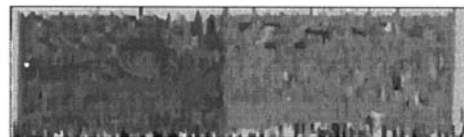


図14 BP法を用いてウィンドウマッチングを行った復元結果



図15 本手法 (GPを用いて階層的にBP法を行った復元結果)

とがわかる。

三つ目の手法が提案手法である。入力ルートパノラマ画像からGPを作成し、階層的にBP法を用いてウィンドウマッチングを行い色ずれを検出する。復元結果を図15に示す。本手法においてもテキストチャレス領域の推定がうまく行えている。また、GPを用いない手法2と比べて、全体的に均一に推定できている。

各手法における真値からの平均誤差を表1に示す。本手法が最も精度良く復元できていることがわかる。また、手法1よりも手法2の方が精度が高いことから、BP法によってテキストチャレス領域の推定がうまく行えていることを確認した。さらに、手法2よりも本手法の方が精度が高いことから、入力にGPを用い

表 1 手法毎の真値からの平均誤差

	平均誤差 (mm)
ウィンドウマッチングのみ	381.8
BP 法により全体推定 (入力:画像 1 枚)	129.9
提案手法 (入力:GP)	115.1



図 16 入力ルートパノラマ画像

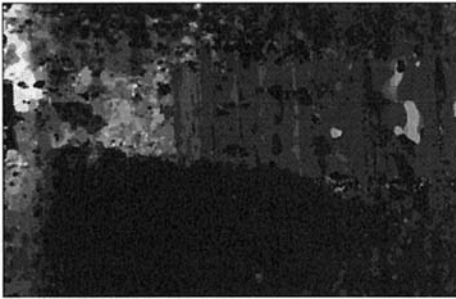


図 17 復元結果

ることで画像全体で安定して復元を行えることを確認できた。

#### 4.3 実環境画像からの復元

カラーラインセンサを電動カートに設置し、移動しながら屋外環境を撮像した。カラーラインセンサは前節と同様のものを使用した。生成したルートパノラマ画像の一部を図 16 に示す。この画像から GP を生成し、階層的に BP 法を実行した。結果を図 17 に Depth Map で示す。結果の Depth Map を見てわかるようにセンサから近い距離にある物体と遠い距離にある物体が大域的に判別できている。また、植物や金網の繰り返しテクスチャのような複雑な領域においては詳細に復元ができていない。さらにテクスチャレス領域においては周囲の距離情報から推定できており、違和感のない結果が得られている。

## 5 結論

本研究ではカラーラインセンサを使用して撮像した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。ルートパノラマ画像上の色ずれの大きさとカメラから対象物までの距離との関係を示し、その関係から 3 次元情報を取得できることを示した。ガウシアンピラミッドを用いて階層的に Belief Propagation を行うことで大域的かつ局所的にウィンドウマッチングを行い、画像全体において色ずれを効果的に推定する手法を提案した。さらに、実画像実験を行い、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。今後は、撮像の際に生じるセンサの揺れによって生じる誤差を軽減することが課題となる。

## 参考文献

- [1] R.Bolles, H.Baler, and D.Marimont, "Epipolar plane image analysis: An approach to Ddetermining structure from motion", *int.J.Computer Vision*, col.1, pp.7-55, 1987.
- [2] 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.
- [3] 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.
- [4] J.Y.Zheng, "Digital Route Panoramas", *IEEE Multimedia*, Vol.10, No3, pp.57-68, 2003.
- [5] M.Shi, J.Y.Zheng, "Spatial Resolurion Analysis of Route Panorama", *Proc.2003 Int Conf.Image Processing*, pp.14-17, Barcelona, Spain,2003.
- [6] M.Shi, J.Y.Zheng, "3D Street Model Generation from Route Panoramas for Cultrure Heritage", *Proc.10th Int Conf. Virtual systems and multimedia*, pp.644-653, Gihu, Japan, 2004.
- [7] 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.
- [8] J.Sun, N.Zheng, and H.Shum "Stereo Matching Using Belief Propagation", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.25, No.7, pp.787-800, 2003.
- [9] P.N.Belhumeur, "A Bayesian-Approach to Binocular Stereopsis", *int.J.Computer Vision*, Vol.19, No.3, pp.237-260, 1996.