

NAIST-IS-MT351003

修士論文

探索平面での動的輪郭モデルを用いた ステレオマッチング

阿部 恭一

1995年 2月 20日

奈良先端科学技術大学院大学
情報科学研究科 情報システム学専攻

本論文は奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科において
修士(工学) 授与の要件として提出された修士論文である。

提出者： 阿部 恭一

指導教官： 横矢 直和 教授
千原 國宏 教授
荻原 剛志 助教授

探索平面での動的輪郭モデルを用いた ステレオマッチング*

阿部 恭一

内容梗概

画像からシーンの三次元情報を獲得することは、自律移動ロボットなどの視覚としてだけでなく、さまざまな分野で応用が期待されているが、対応探索などの非常に困難な問題があり、今までに多くの研究がなされてきた。

本論文では、ステレオ画像からのシーンの三次元形状復元を目的として、動的輪郭モデルを用いた新しいステレオ対応アルゴリズムを提案する。まず、各エピポーラ線毎のすべての対応点候補で相関値を計算し、その値を基に探索平面を定義する。その結果、ステレオ対応探索問題はステレオ探索平面での最適な経路を見つける問題となる。対応点候補点をつなげた経路を動的輪郭モデル (snake) で表現すると、この平面上には2つの snake が存在する。左画像を基に右画像中の対応点を探索する snake と、右画像を基に左画像中の対応点を探索する snake である。この2つの snake を協調動作させて最適な対応点候補を探索する。この手法を一次元で適用した場合と、二次元で適用したアルゴリズムをあわせて示す。さらに視差の不連続の保存、オクルージョンの検出方法についても述べる。最後に、人工画像と実画像について実験を行ない、本手法の有効性を検証する。

キーワード

両眼ステレオ, オクルージョン検出, SSD 値, 探索平面, 動的輪郭モデル, 協調動作

*奈良先端科学技術大学院大学 情報科学研究科 情報システム学専攻 修士論文, NAIST-IS-MT351003, 1995年2月20日.

Stereo Matching Using Active Contour Models in Search Space*

Kyouichi Abe

Abstract

This paper describes a new stereo matching algorithm for obtaining depth information and detecting occluded areas in stereo images of a 3D scene. First we define a search space for each scanline (epipolar line) of stereo images. The problem addressed is formulated as the determination of optimal path in the search space. We apply two active contour models (snakes) for finding the optimal path: one is for left-to-right matching and the other is for right-to-left matching. The optimal path is determined by cooperative deformation of these contour models which tend to overlap. Depth discontinuities and occluded areas are then detected for preserving depth discontinuities in a depth map. The proposed method has been successfully applied to both synthetic and real stereo images.

Keywords:

Binocular stereo, Occlusion detection, SSD value, Search space, Active contour models, Cooperative computation

*Master's Thesis, Department of Information Systems, Graduate School of Information Science, Nara Institute of Science and Technology, NAIST-IS-MT351003, February 20, 1995.

目次

1. 諸言	1
2. ステレオ視の原理	3
2.1 ステレオ撮像系の幾何	3
2.2 ステレオ対応点探索	4
3. 動的輪郭モデルの原理	5
3.1 内部エネルギー	6
3.2 画像エネルギー	6
3.3 外部エネルギー	6
4. 動的輪郭モデルによるステレオ対応探索	7
4.1 ステレオ対応探索平面	7
4.2 1次元での動的輪郭モデルの適用	9
4.2.1 内部エネルギーの定義	9
4.2.2 画像エネルギーの定義	10
4.2.3 外部エネルギーの定義	10
4.3 2次元での動的輪郭モデルの適用	11
4.4 オクルージョン検出	13
4.5 視差の不連続部の保存	14
4.5.1 視差の不連続部検出のためのオクルージョン検出	15
4.5.2 視差の不連続部検出とその保存	15
4.6 エネルギー最小化—収束方法—	15
5. ステレオ対応アルゴリズム	17
5.1 アルゴリズム A—スキャンライン単位での処理—	17
5.2 アルゴリズム B—スキャンライン間での協調動作—	19
6. 実験結果	21
6.1 人工データを用いた実験	21
6.1.1 視差の不連続部を保存することの有効性の検証	21
6.1.2 雑音に対するロバストの評価	29
6.1.3 考察	40
6.2 実データを用いた実験	40

7. 結言	44
謝辞	45
参考文献	46

目 次

1	標準ステレオ撮像系	3
2	動的輪郭モデルの振舞い	5
3	ステレオ画像における対応点探索範囲	7
4	あるエピソード線に対する探索平面	8
5	視差の連続性の考慮	11
6	ステレオ画像におけるオクルージョン領域	13
7	探索平面における右画像の視差の不連続部分	14
8	探索平面での snake の探索範囲	16
9	アルゴリズム A による処理の流れ	18
10	アルゴリズム B による処理の流れ	20
11	ステレオ画像 (人工画像 1)	21
12	アルゴリズム A による実験結果 (視差の不連続の保存なし)	23
13	アルゴリズム A による実験結果 (視差の不連続の保存あり)	24
14	アルゴリズム A による探索平面での snake ($y = 100$)	25
15	アルゴリズム B による実験結果 (視差の不連続の保存なし)	26
16	アルゴリズム B による実験結果 (視差の不連続の保存あり)	27
17	アルゴリズム B による探索平面での snake ($y = 100$)	28
18	雑音なしのステレオ画像 (人工画像 2)	29
19	視差画像 (雑音なしの場合)	31
20	探索平面における snake (雑音なしの場合)	32
21	オクルージョン領域 (雑音なしの場合)	33
22	視差画像 (標準偏差 6 の雑音を加えた場合)	34
23	探索平面における snake (標準偏差 6 の雑音を加えた場合)	35
24	オクルージョン領域 (標準偏差 6 の雑音を加えた場合)	36
25	視差画像 (標準偏差 8 の雑音を加えた場合)	37
26	探索平面での snake (標準偏差 8 の雑音を加えた場合)	38
27	オクルージョン領域 (標準偏差 8 の雑音を加えた場合)	39
28	ステレオ画像 (実画像)	41
29	SSD 法による視差画像	41
30	実データに対するアルゴリズム A による結果	42

31	実データに対するアルゴリズム B による結果	43
----	----------------------------------	----

表 目 次

1	真の視差からの平均絶対値誤差	39
2	真の視差からの平均二乗誤差	40

1. 諸言

シーンの三次元情報を得るために、従来さまざまな研究がなされてきた。その中でもステレオ法は受動的な方法の代表的なもので、環境に何らの影響も与えずに画像上の全ての点（オクルージョン領域以外）で距離情報を得ることが出来るという特徴がある。ステレオ法とは、左右2枚（あるいは複数枚）の画像を用いて三角測量の原理により、カメラからの絶対距離を得る方法である。

ステレオ法の中心課題は、左右画像中の一致する点をいかに誤りなく見つけるかというステレオ対応問題である。しかし、従来行なわれてきた多くの研究では、画像特徴（エッジなど）のある点や領域でしか対応が決まらないなどの欠点がある [1][2]。このため、多眼視 [3][4]、相関の取り方の工夫 [5]、区間対応 [7]、エッジ対応と面对応の組み合わせ [8][9] などによって画素単位での対応づけがなされている。しかし、ステレオ対応問題は数学的に不良設定 (ill-posed) であり、一般に、画像の情報からでは対応が一意に決まらない [10]。このため近年、対応点間の類似度と同時に形の連続性も考慮することにより画素単位での対応を求めようとする手法（正則化法 [11]、アクティブネットを用いた手法 [12] など）が提案されているが、雑音が多く含まれている場合や、オクルージョンの問題などを本質的に解決するには至っていない。

本論文では、従来から用いられていた、(1) 対応点では画像特徴が似ている、(2) 視差は連続的に変化する、の2つの仮定に加えて、(3) オクルージョン部分以外では左右画像間での対応づけに矛盾が起こらない、という制約条件を導入し、ステレオ対応問題をエネルギー最小化問題として定式化することにより問題の解決を図る [13]。

ここでは各スキャンラインごとに考えることとし、まず各対応候補点ごとに画像の特徴の差を表す SSD (sum of squared differences) 値 [14] を計算し、その値を探索平面の値とする。この平面内で、誤りのない対応点列を決定することは、探索平面内での最適な経路を探索することであり、いかに経路を最適にできるかが問題となってくる。そこで、この探索平面での経路を動的輪郭モデル (snake) [15] で表現する。snake 自身は滑らかであればあるほどエネルギーが小さくなり（視差の連続性）、探索平面上で SSD 値の小さいところのついていけばエネルギーが小さくなる（画像特徴の類似性）ように定義する。ここで、SSD 値が極小の点をつないだもの（通常相関法の結果）を snake の初期値とする。この時、探索平面内には次の2つの snake が存在する。

- 左画像を基に右画像の対応点を探索する snake
- 右画像を基に左画像の対応点を探索する snake

この2つの snake は、オクルージョンの起こっていない部分では基本的には一致するはずである（対応の無矛盾性）。そこで、snake がお互いに引き寄せ合うように外部エネルギーを定義し、グリーディーアルゴリズム [16] を用いたエネルギー最小化により協調動作をさせる。この協調動作によって、両方向の対応づけにおける矛盾が解消され、視差の不連続が保存された視差情報を獲得するとともに、外部エネルギーの値によってオクルージョン領域を検出することができる。

以下では、手法の背景と概要について説明し、提案した手法を人工画像と実画像に適用した実験によってその有効性を検証する。

2. ステレオ視の原理

両眼ステレオ視は、左右一対のカメラによりとられた画像をもとに、シーンの奥行き情報を得る方法である。この方法は、2台の受動的なセンサのみで距離情報を得ることができ、レーザなどを用いた他の方法と違い環境に何らの影響も与えないという特長がある。また、通常室内、屋外環境で利用できるという意味で汎用性も高い。

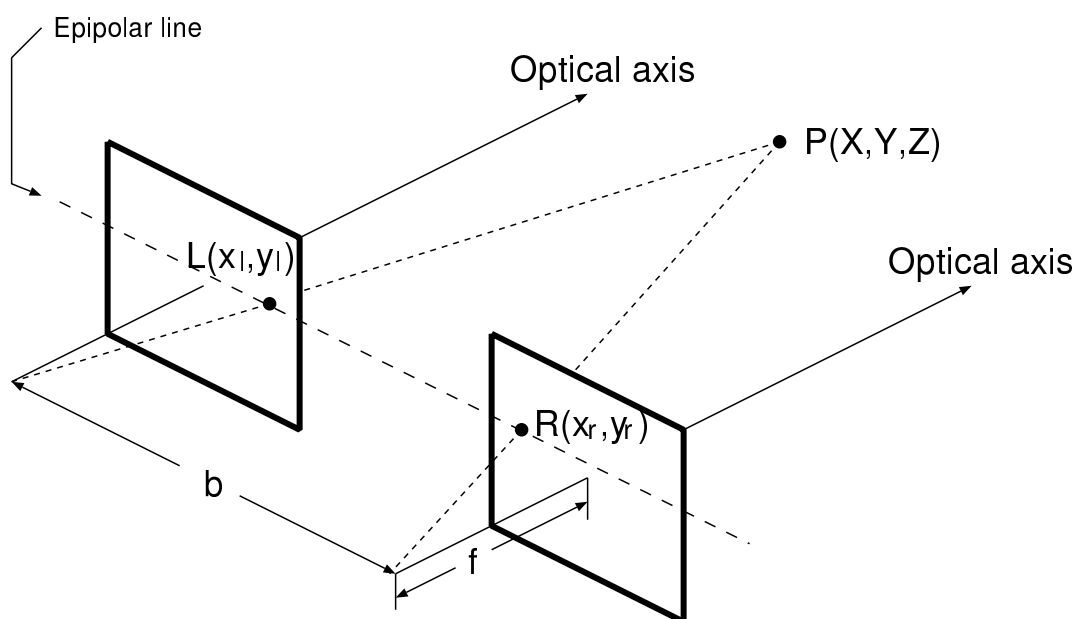


図1 標準ステレオ撮像系

2.1 ステレオ撮像系の幾何

左右等価なカメラが、光軸を平行に設置された図1のような標準ステレオ撮像系を考える。カメラの焦点距離を f 、カメラ間の基線長を b とした場合、空間中の点 $P(X, Y, Z)$ が、左右画像上の座標 (x_l, y_l) 、 (x_r, y_r) にそれぞれ現れたとすると、エピポーラ拘束により

$$y_l = y_r \quad (1)$$

が成立し、点 $P(X, Y, Z)$ の座標はそれぞれ次のように表すことが出来る [17]。

$$X = b \frac{(x_l + x_r)/2}{x_l - x_r} \quad (2)$$

$$Y = \frac{by_l}{x_l - x_r} \quad (3)$$

$$Z = \frac{bf}{x_l - x_r} \quad (4)$$

つまり、対応点探索の範囲は同一スキャンライン上に限定され、カメラパラメータが既知であれば、式 (2),(3),(4) により簡単に 3次元座標を求めることが出来る。

2.2 ステレオ対応点探索

ステレオ画像からシーンの三次元形状を求める時に一番困難な問題となってくるのは、左右画像での対応点をいかに求めていくかということである。以下では、最も単純でよく用いられている相関法の一つである SSD (Sum of Squared Differences) 法による対応点探索について簡単に説明する。

SSD 法では、まず注目する点の周りに小さな窓を考え、その点と対応するであろう候補点すべてに対しその周りで同様の小さな窓を考える。そこで、注目している点の窓と候補点の窓の間で、窓内の明るさの差の二乗和を計算する。ここで、候補点のうちで SSD 値が最も小さいものが対応点と決定される。図 1 の標準ステレオ撮像系を考えたとき、SSD 値は以下の式で表される。

$$SSD((x_l, y_l), (x_r, y_l)) = \sum_{i,j \in W} \{L(x_l + i, y_l + j) - R(x_r + i, y_l + j)\}^2 \quad (5)$$

ここで、注目座標 (x_l, y_l) での明るさを $L(x_l, y_l)$ 、対応候補点の座標 (x_r, y_l) での明るさを $R(x_r, y_l)$ とし、ウインドウを W とする。

しかし、この方法では特徴量の大きなエッジ部分や、模様のはっきりした場所でないときれいにマッチングさせることが出来ない。さらに、同じような特徴を持った点では間違っただ対応 (誤対応) をとってしまい、雑音による影響も受けやすい欠点がある。

3. 動的輪郭モデルの原理

本章では、ステレオ対応探索に用いる動的輪郭モデル [15] の概要について述べる。動的輪郭モデルは、一般的に画像からの形状抽出によく用いられるエネルギー最小化に基づく手法である。対象物を撮影した画像上で、対象物の周りに動的な輪郭モデル (snake) を考える。この動的輪郭モデルは、自分自身の持つエネルギー (E_{int})、画像から受けるエネルギー (E_{image})、外から受けるエネルギー (E_{ext}) による線形結合で与えられ、エネルギー極小の安定状態を見つけるように振舞う。最終的に snake は、対象物の輪郭に重なり、その結果対象物の輪郭を閉曲線で抽出することが出来る (図 2 参照)。

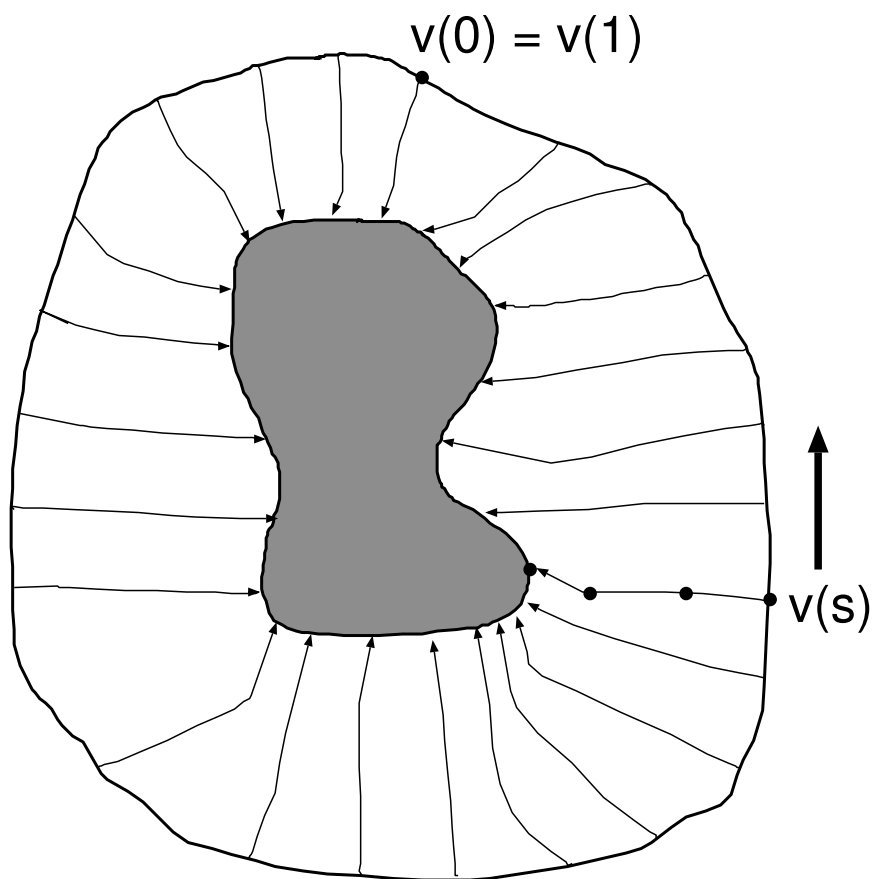


図 2 動的輪郭モデルの振舞い

snake の位置を $\mathbf{v}(s) = (x(s), y(s))$ で表すと、そのエネルギー関数は以下のようになる。

$$E_{snake} = \int_0^1 [E_{int}(\mathbf{v}(s)) + E_{image}(\mathbf{v}(s)) + E_{ext}(\mathbf{v}(s))] ds \quad (6)$$

ただし、 s は距離に対応した媒介変数であり、 E_{int} 、 E_{image} 、 E_{ext} はそれぞれ、内部エネルギー、画像エネルギー、外部エネルギーと呼ばれる。

3.1 内部エネルギー

内部エネルギーは snake 自身の性質を表すもので、一般的に一次および二次のスプラインエネルギーの和として表される。このエネルギーは snake 自身が滑らかになるように働き、snake が閉曲線である場合、真円に近づくように働く。 $\mathbf{v}(s)$ の一次および二次のスプラインエネルギーをそれぞれ $\mathbf{v}_s(s)$ 、 $\mathbf{v}_{ss}(s)$ とし、 $\alpha(s)$ 、 $\beta(s)$ をそれぞれの係数とすると内部エネルギーは以下の式で表される。

$$E_{int} = \frac{1}{2}(\alpha(s)|\mathbf{v}_s(s)|^2 + \beta(s)|\mathbf{v}_{ss}(s)|^2) \quad (7)$$

3.2 画像エネルギー

画像エネルギーは snake が存在する背景の画像をもとに定義される。その中でもエッジ画像が用いられることが多い。エッジ画像を用いた場合、エッジ部のエネルギーを低く設定し、エッジでない部分のエネルギーを高く設定する。このとき snake は内部エネルギーの働きにより収縮していくが、snake がエッジにぶつかった時にその部分のエネルギーが最小状態をとり、動かなくなる。点 (x, y) での画像の明るさを $I(x, y)$ とすると画像エネルギーは以下の式で表される。

$$E_{image} = -|\nabla I(x, y)|^2 \quad (8)$$

3.3 外部エネルギー

このエネルギーは、強制的に snake に力を加え、変形させたい時に利用される。snake を対話的に制御する場合や複数の snake の協調動作を実現するために外部エネルギーを定義することが多い。

4. 動的輪郭モデルによるステレオ対応探索

4.1 ステレオ対応探索平面

本研究では、先に図 1 に示した 2 台の等価なカメラの光軸が互いに平行で、かつ、両カメラのレンズ中心を結ぶ基線と垂直になるような標準ステレオ撮像系を仮定する。この場合、対応点探索の範囲を限定するエピポーラ線はスキャンラインに平行であり、対応点探索は各スキャンラインごとに独立に行なうことができる。

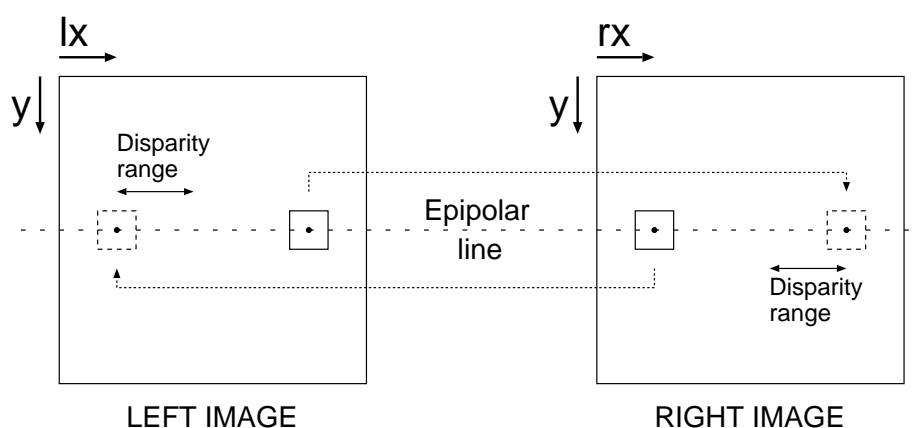


図 3 ステレオ画像における対応点探索範囲

図 3 のようなステレオ画像を考えた時、左右画像内のエピポーラ線上のすべての可能な点対について求めた SSD 値を図 4 のようにプロットし、この平面を探索平面と呼ぶ。この平面を利用して対応点探索を行なう。

図 4 において、左画像中の点 $lx = l$ における対応点候補と、その時の視差を求めるには、探索平面の点 (l, l) から左に探していき、 $(f(l), l)$ を対応点候補とすると、この時の視差 $l - f(l)$ を $d_l(l)$ で表す。同様に、右画像中の $rx = r$ における場合は点 (r, r) から下に探していき、対応点候補を $(r, g(r))$ とし、視差 $g(r) - r$ を $d_r(r)$ とする。このようにして対応点を探索すると、探索平面で左上から右下に経路が出来る。つまり、ステレオ対応点探索は探索平面での最適経路の探索問題となる。

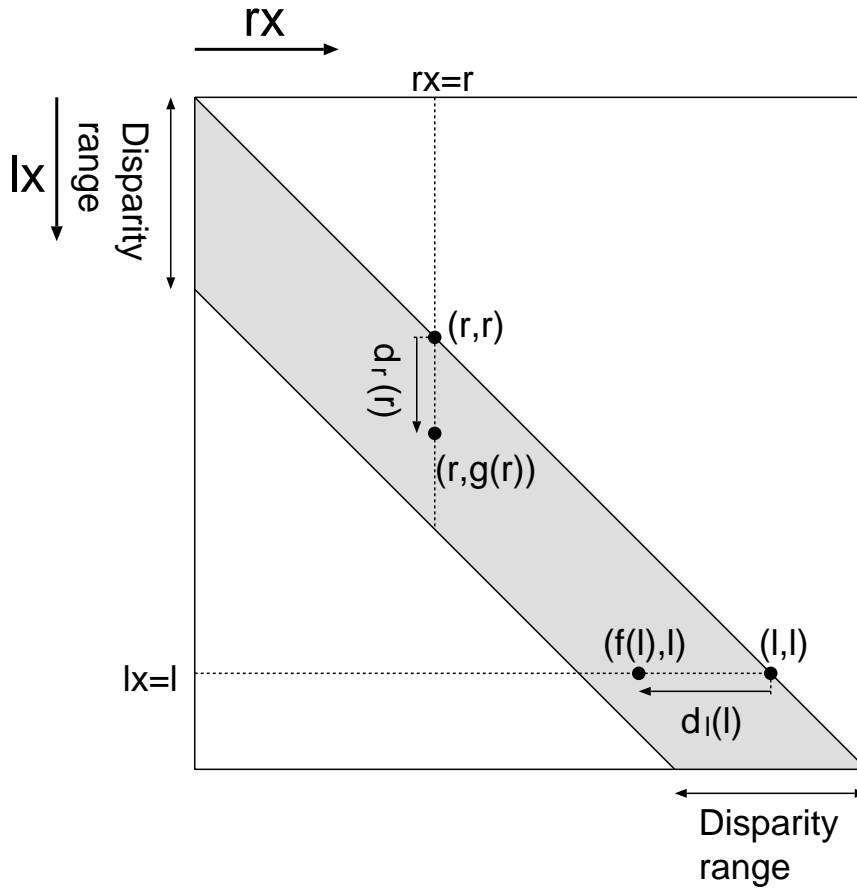


図 4 あるエピポーラ線に対する探索平面

通常の SSD 法では、対応点では画像特徴（例えば、明るさや色）が似ているとの仮定をもとに、対応点の候補の中で最も SSD 値が小さい点（相関の一番高い点）を対応点と決定するが、このような画像特徴の類似性だけでは対応が一意に決まらないことが多い。また、雑音の影響などで、SSD 値が最小の点が真の対応点とは限らず、誤対応を生じてしまう場合がある。このため、画像特徴の類似性以外に、対象シーンの形状に関する制約条件から対応を特定するというアプローチが必要になる。本論文では、具体的な特定の形状を仮定せず、対象シーンについて、

- 視野内での距離（すなわち視差）の連続性

のみを仮定する。このような仮定をおくと、ステレオ対応探索は探索平

面内での連続した経路を探すことになる。以下では、この対応探索のために動的輪郭モデルを適用する。

4.2 1次元での動的輪郭モデルの適用

標準ステレオ撮像系では、スキャンライン単位での対応探索を行なうことが出来る。あるスキャンラインで定義した探索平面における経路をsnakeで表現し、snakeが探索平面内で最適な経路を見つけるようにsnake自身の形状を変化させるエネルギーを考える。そこで、探索平面における左画像に対する右画像の対応点 $(f(l), l)$ と、右画像に対する左画像の対応点 $(r, g(r))$ のそれぞれの点列について、内部エネルギー (E_{int}) 、画像エネルギー (E_{image}) 、外部エネルギー (E_{ext}) の3種類のエネルギー関数を定義する。

左画像の各点に対して視差を求めるsnakeと、右画像の各点に対して視差を求めるsnakeのエネルギーは次のように表される。

$$E_{l_snake} = \sum_{l=1}^{all-1} [w_1 \cdot E_{l_int}(l) + w_2 \cdot E_{l_image}(l) + w_3 \cdot E_{l_ext}(l)] \quad (9)$$

$$E_{r_snake} = \sum_{r=1}^{all-1} [w_1 \cdot E_{r_int}(r) + w_2 \cdot E_{r_image}(r) + w_3 \cdot E_{r_ext}(r)] \quad (10)$$

w_1, w_2, w_3 はそれぞれのエネルギー項に対する重みである。この2つのsnakeはオクルージョンが起こっていない場合は、探索平面上で重なるはずである。そこで、これらのエネルギーが最小になるような $f(l), g(r)$ を、2つのsnakeを協調動作させながら探す。

以下では、各エネルギー項の具体的な定義を示す。

4.2.1 内部エネルギーの定義

探索平面内で、視差は基本的に滑らかに変化する（エッジ部分を除く）。これは、横方向での視差が連続的に変化的な変化することと等価である。このことを表すためにsnake自身の性質として内部エネルギーを定義する。このとき視差関数の一次元配列をsnakeで表しているため、ここでは一次元で動的輪郭モデルを適用したと呼ぶ。

snake自身が滑らかになるように、内部エネルギーを各点における視差関数の1次および2次のスプラインエネルギーの和とする。式で表す

と以下のようになる。

$$E_{l_int}(l) = \frac{1}{4}\{d_l(l-1) - d_l(l+1)\}^2 + \{d_l(l-1) - 2d_l(l) + d_l(l+1)\}^2 \quad (11)$$

$$E_{r_int}(r) = \frac{1}{4}\{d_r(r-1) - d_r(r+1)\}^2 + \{d_r(r-1) - 2d_r(r) + d_r(r+1)\}^2 \quad (12)$$

式(11),(12)は先に第3.1節の式(7)における偏微分を注目点での中心差分で近似した離散式に相当する。

4.2.2 画像エネルギーの定義

対応点候補の中で、SSD値が小さい方が対応点である可能性が高い。このような対応点での特徴の類似性を評価するエネルギー項として画像エネルギーを定義する。

探索平面でのsnakeが乗っている場所のSSD値の合計を画像エネルギーとする。探索平面上の点 (rx, lx) でのSSD値を $SSD(rx, lx)$ で表すと、それぞれのsnakeの画像エネルギーは以下のように表すことが出来る。

$$E_{l_image}(l) = SSD(f(l), l) \quad (13)$$

$$E_{r_image}(r) = SSD(r, g(r)) \quad (14)$$

4.2.3 外部エネルギーの定義

左右画像間での対応付けによる矛盾はオクルージョン部分以外では起こらない。そこで、左右のsnakeが重なるための制約条件であり、互いに引き付け合うようなエネルギーとして、以下のように外部エネルギーを定義する。このエネルギーは左右のsnakeの協調動作を実現するためと、オクルージョンを検出するために用いる。

$$E_{l_ext}(l) = (l - g(f(l)))^2 \quad (15)$$

$$E_{r_ext}(r) = (r - f(g(r)))^2 \quad (16)$$

4.3 2次元での動的輪郭モデルの適用

実世界での物体の形状の連続性を考えると、視差の連続性を考慮する場合、注目する点に対し横方向のみではなく、縦方向、斜め方向についても考慮する必要がある。そこで以下では、視差の滑らかさを表す内部エネルギー項について、一次元で動的輪郭モデルを適用したときのもの(式(11),(12))について拡張を行なう。

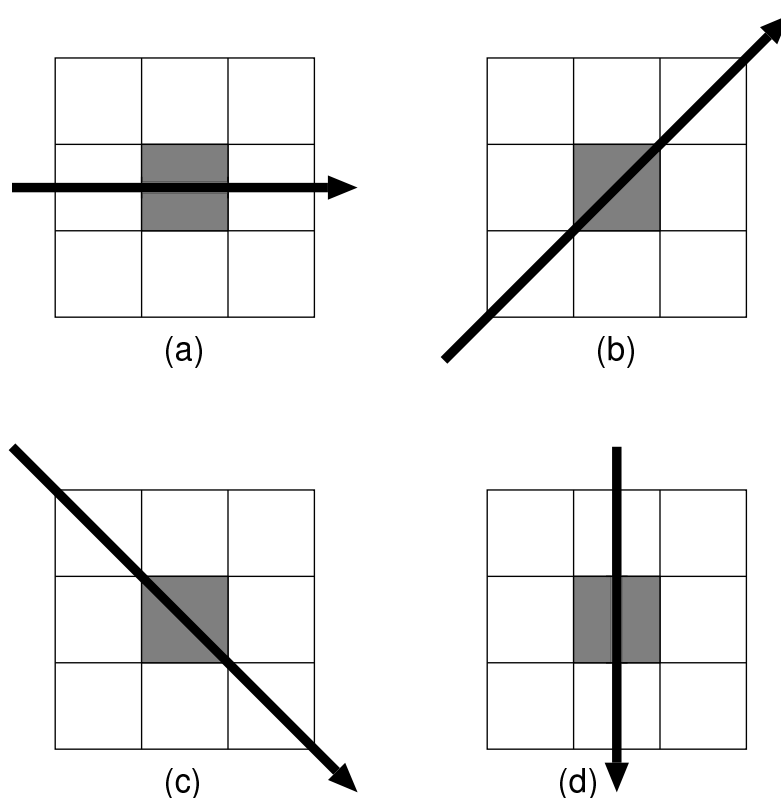


図 5 視差の連続性の考慮

注目する点と、その隣接する8点について考慮した場合、図5の(a)は一次元での動的輪郭モデルを適用したときに用いた横方向の視差の連続性を考慮したものである。これに加え(b)~(d)の3つの場合を考える。(b)、(c)は斜め方向での視差の連続性を考慮したものであり、(d)は縦方向での視差の連続性を考慮したものである。ここで、注目しているスキャンラインの上のスキャンラインでの視差配列をそれぞれ $d_i^{up}()$ 、 $d_r^{up}()$ 、下

のスキャンラインでの視差配列をそれぞれ $d_l^{down}()$, $d_r^{down}()$ とすれば、内部エネルギーは以下の式で表される。

$$\begin{aligned}
E_{l_int}(l) = & \frac{1}{4}\{d_l(l-1) - d_l(l+1)\}^2 \\
& + \{d_l(l-1) - 2d_l(l) + d_l(l+1)\}^2 \\
& + \frac{1}{8}\{d_l^{up}(l-1) - d_l^{down}(l+1)\}^2 \\
& + \frac{1}{2}\{d_l^{up}(l-1) - 2d_l(l) + d_l^{down}(l+1)\}^2 \\
& + \frac{1}{8}\{d_l^{down}(l-1) - d_l^{up}(l+1)\}^2 \\
& + \frac{1}{2}\{d_l^{down}(l-1) - 2d_l(l) + d_l^{up}(l+1)\}^2 \\
& + \frac{1}{4}\{d_l^{up}(l) - d_l^{down}(l)\}^2 \\
& + \{d_l^{up}(l) - 2d_l(l) + d_l^{down}(l)\}^2
\end{aligned} \tag{17}$$

$$\begin{aligned}
E_{r_int}(r) = & \frac{1}{4}\{d_r(r-1) - d_r(r+1)\}^2 \\
& + \{d_r(r-1) - 2d_r(r) + d_r(r+1)\}^2 \\
& + \frac{1}{8}\{d_r^{up}(r-1) - d_r^{down}(r+1)\}^2 \\
& + \frac{1}{2}\{d_r^{up}(r-1) - 2d_r(r) + d_r^{down}(r+1)\}^2 \\
& + \frac{1}{8}\{d_r^{down}(r-1) - d_r^{up}(r+1)\}^2 \\
& + \frac{1}{2}\{d_r^{down}(r-1) - 2d_r(r) + d_r^{up}(r+1)\}^2 \\
& + \frac{1}{4}\{d_r^{up}(r) - d_r^{down}(r)\}^2 \\
& + \{d_r^{up}(r) - 2d_r(r) + d_r^{down}(r)\}^2
\end{aligned} \tag{18}$$

このとき視差関数の二次元配列を snake で表しているため、ここでは二次元で動的輪郭モデルを適用したと呼ぶ。このとき、画像エネルギー、外部エネルギーは一次元での動的輪郭モデルを適用した時と同様とする。

二次元で適用した動的輪郭モデルを収束させる時、外部エネルギーにより、左画像を基にした lsnake と、右画像を基にした rsnake が協調動作する。これは一次元で動的輪郭モデルを適用した場合と同じであるが、内部エネルギーに注目すると、上下のスキャンラインの視差情報を考慮

しているので、上下のスキャンラインでの探索を行なう snake とも協調動作を行なうことになる。つまり、すべての snake を同時に協調動作させなければならない。

4.4 オクルージョン検出

オクルージョンとはステレオ画像において、一方で見えている領域が、他方では近くの物体によって隠されて見えない状態を意味する（図 6 参照）。このオクルージョン領域では対応点が存在しないので、対応づけが出来ない。つまり、左右画像間における対応づけに矛盾が生じる。このとき外部エネルギー（式 (15),(16)）は大きな値をとることが予想される。そこで、この外部エネルギーがある閾値を越えた時にオクルージョンが起きていると判定する。左画像、右画像でそれぞれ $lx = k, rx = k$ での点がオクルージョン領域かを調べるには以下のように判定する。

$E_{l_ext}(k) \geq \text{閾値} \implies$ 左画像のオクルージョン領域と判定

$E_{r_ext}(k) \geq \text{閾値} \implies$ 右画像のオクルージョン領域と判定

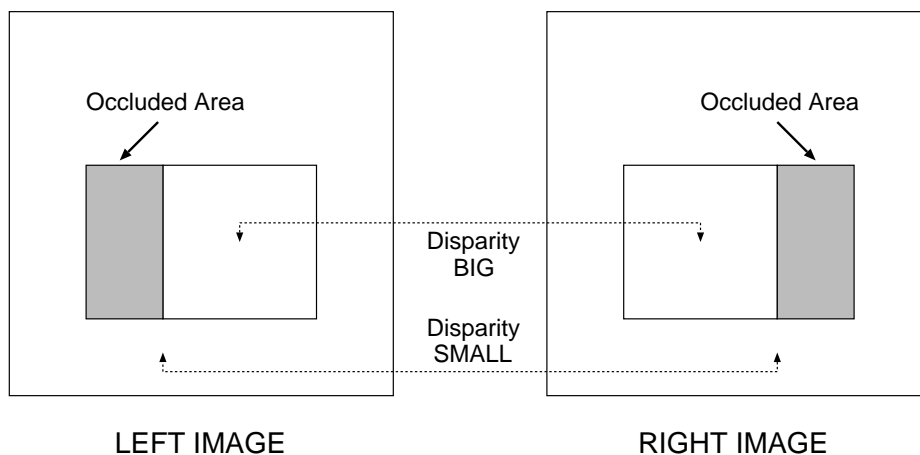


図 6 ステレオ画像におけるオクルージョン領域

4.5 視差の不連続部の保存

本研究では、探索平面における経路を snake で表現している。本来、探索平面上でオクルージョンが起きている部分では、対応点は存在しないはずである。しかし snake の性質上、snake 自身の形状は図 7 (○: r_snake) のように滑らかになり、最終的に得られる視差画像が、視差の不連続部分でぼやけ、その部分でオクルージョンを検出できないという欠点がある (図 7 の場合では、右画像の視差の不連続部分がぼやけ、左画像のオクルージョンが正確に検出できない。)。ここでは、この問題を解決するためにあらかじめオクルージョン領域に隣接していない視差の不連続部分を検出し、その部分では snake の条件をはずし、SSD 法により視差情報を与える。一般に、SSD 法はエッジなどの特徴がある部分では正確なマッチング結果を得ることが出来るので、良い結果を得ることが予想される。

しかし、この手法はスキャンライン単位で独立に行なうものであり、上下のスキャンラインについては考えていない。つまり、この手法は垂直エッジのみを検出し、保存するもので、水平方向のエッジについては考慮されていない。

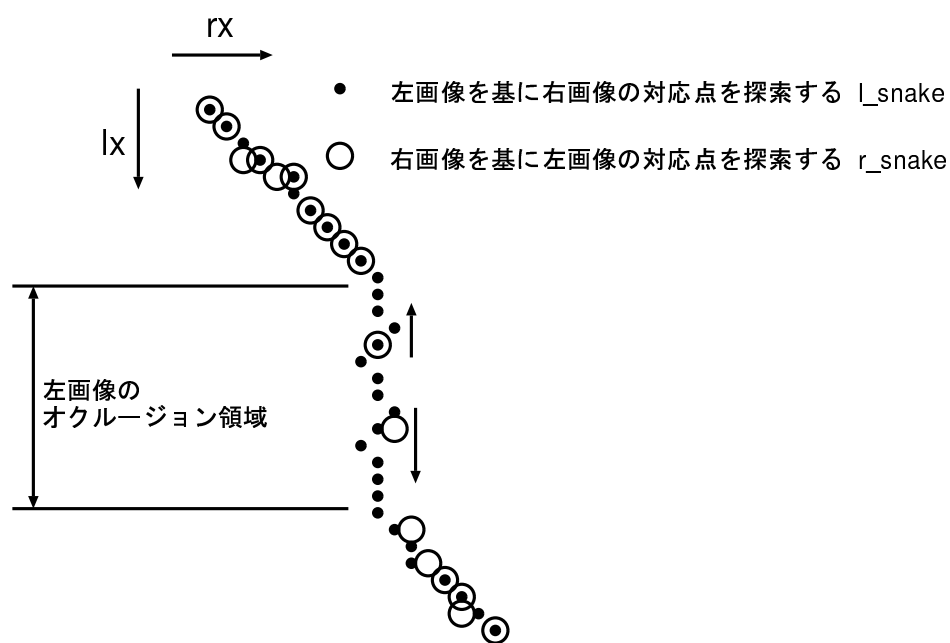


図 7 探索平面における右画像の視差の不連続部分

4.5.1 視差の不連続部検出のためのオクルージョン検出

オクルージョンは外部エネルギー (E_{ext}) がある閾値を越えた時に検出することとした。しかし、図 7 のように snake が伸びている状態 (○: r_snake)、つまり、互いの snake が重なっているか、又は近くにある部分ではオクルージョンを正確に検出出来ない。そこでまず、こういった状況の基で正確にオクルージョン検出を行ない、その結果を基に視差の不連続部分を特定する。ただし、ここで行なうオクルージョン検出の結果は視差の不連続部を検出するために行なうもので、オクルージョン領域の判定結果としては用いない。

$lx = k$ (もしくは $rx = k$) での点がオクルージョンであるかを調べるには以下のように判定する。

1. $E_{ext}(k) \geq \text{閾値} \implies$ オクルージョン検出

2. $E_{ext}(k-1) \geq \text{閾値}$ and $E_{ext}(k+1) \geq \text{閾値} \implies$ オクルージョン検出

まず 1 で第 4.4 節で示した通りオクルージョンを検出する。オクルージョンが起きていないと判定された場所でさらに 2 によりオクルージョンを検出する。2 は、注目する点の前後の点で外部エネルギーの値を参照し、両方ともある閾値を越えている場合にオクルージョンが起きたとした。これは、どちらか一方だけが値が大きくなった場合オクルージョン領域よりも広い部分で検出してしまうのを防ぐためである。

4.5.2 視差の不連続部検出とその保存

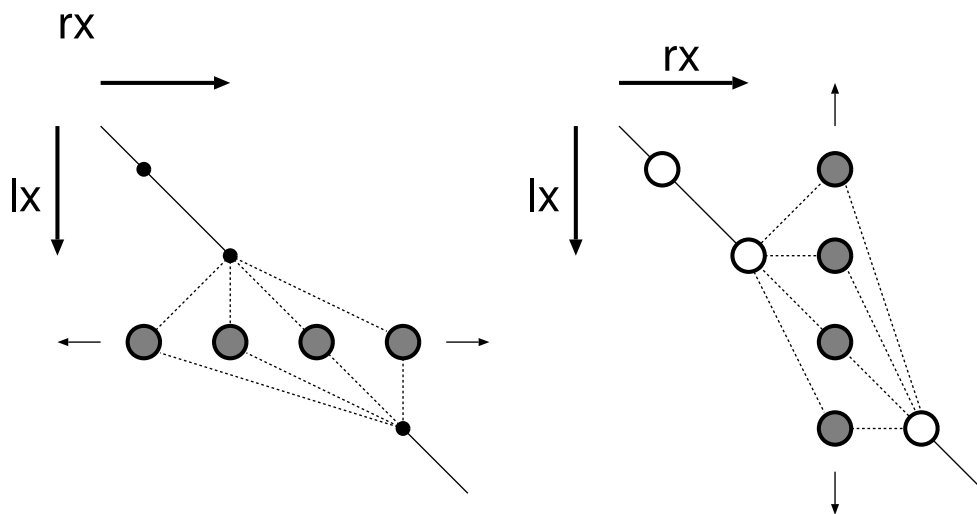
探索平面上で左画像を基にした l_snake の点が、右画像でのオクルージョン領域に存在すれば、その部分は左画像の視差の不連続部分であると判定する。右画像の視差の不連続部分を検出するのも同様である。

このようにして、視差の不連続部分に存在していると判定された点では、snake の条件をはずし、SSD 法により視差を決定する。

4.6 エネルギー最小化— 収束方法 —

本研究では、snake のエネルギー最小化アルゴリズムとしてグリーディアルゴリズム [16] を用いる。左画像を基にした l_snake のエネルギーを小さくするには、まず注目している点以外の全ての点を固定する。次に注目する点を水平方向 (図 8 左) に動かしていき、エネルギーが最

小になった点をその点での新たな位置とする。これを全ての点で実行し、最後に全てのデータを新しく入れ換える。この操作を移動する点が無くなるまで、もしくは一定回数行なう。同様に、右画像を基にした r_snake を収束させるには、注目する点を垂直方向（図8右）に移動させていきエネルギーが最小になる位置を探していく。このようにして最終的に得られる snake のエネルギーは大局的極小値をとることが予想される。



- 左画像を基に右画像の対応点を探索する l_snake
- 右画像を基に左画像の対応点を探索する r_snake
- snakeの探索点

図8 探索平面での snake の探索範囲

5. ステレオ対応アルゴリズム

本章では、提案した手法をどのような手順で実際に入力データに適用するかを、動的輪郭モデルを一次元、二次元で適用した場合に分け、それぞれ説明する。

5.1 アルゴリズム A— スキャンライン単位での処理 —

一次元での動的輪郭モデルを適用する場合は、各スキャンラインごと独立に対応点探索を行なっていく。以下では具体的な手順を示す。

1. 入力されたステレオ画像に対し、あるスキャンラインで SSD 値を計算し、それを基にそのスキャンラインでの探索平面を作成する。
2. 探索平面内で SSD 値が極小の点をつなぎ 2 つの snake (l_snake , r_snake) の初期値とする。
3. 2 つの snake を内部エネルギーと画像エネルギーのみでグリーディアルゴリズムによって独立に収束させる。
4. 外部エネルギーを追加し、 l_snake と r_snake を協調動作させ、収束させていく (エネルギー最小化にはステップ 3 と同じグリーディアルゴリズムを用いる。
 - (a) 協調動作が終了する 1 回前に視差の不連続部分を検出する。
 - (b) 最後の協調動作では、視差の不連続部分と他の部分では異なる処理を実行する。
 - 視差の不連続部分では SSD 法により視差を計算する。
 - 他の部分では不連続部分を除き協調動作を実行し、オクルージョン領域を検出する。
5. 全てのスキャンラインで、ステップ 1 ~ 4 の処理を実行する。
6. 以上の結果から視差画像と、オクルージョン画像を生成する。

これらの処理を図で示すと図 9 のようになる。

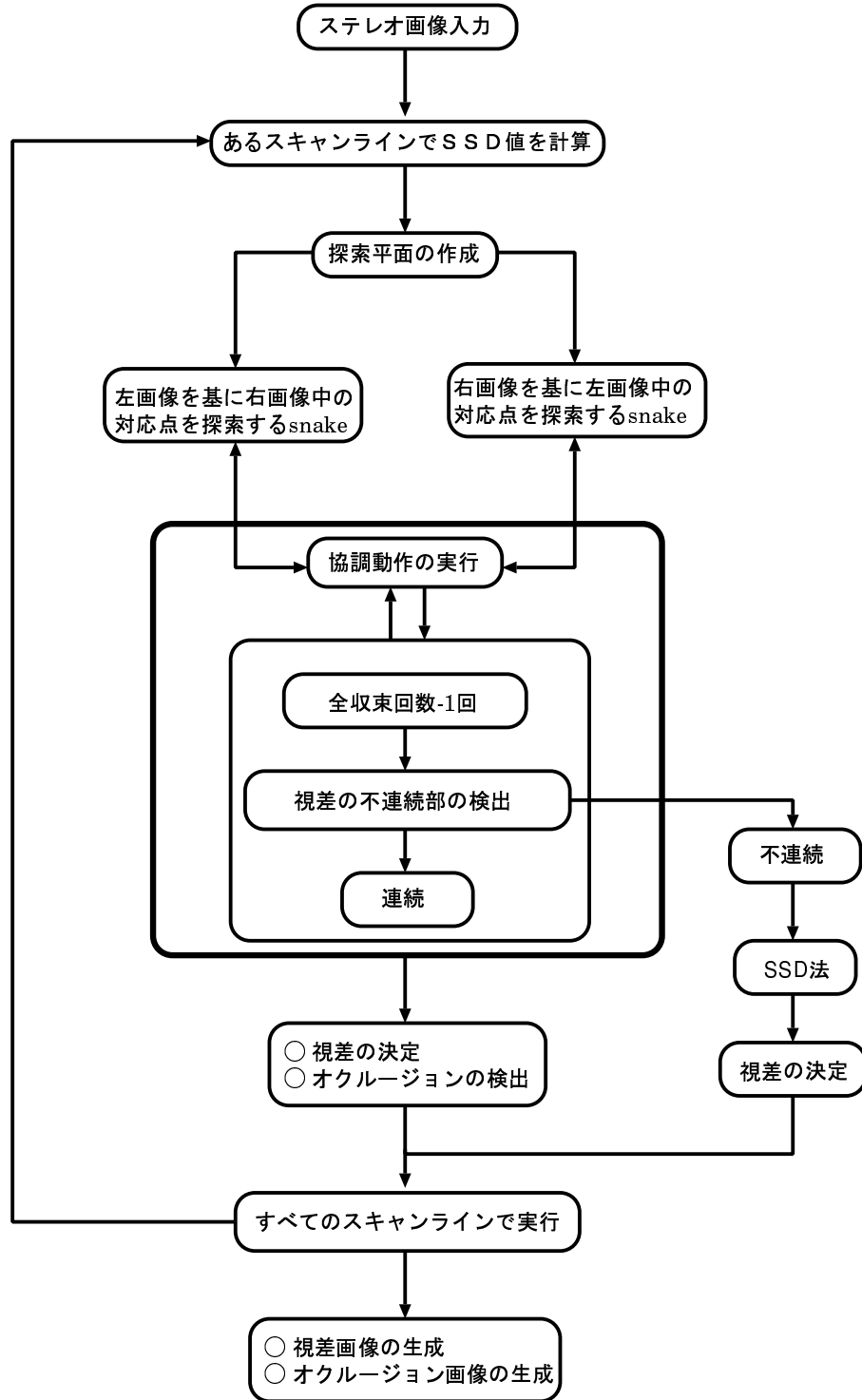


図9 アルゴリズムAによる処理の流れ

5.2 アルゴリズム B— スキャンライン間での協調動作 —

二次元での動的輪郭モデルを適用する場合は、全てのスキャンラインで同時に対応点探索を行なっていく。以下では具体的な手順を示す。

1. 入力されたステレオ画像に対し、全てのスキャンラインで SSD 値を計算し、全てのスキャンラインでの探索平面を作成する。
2. 全ての探索平面内ごとに SSD 値が極小の点をつなぎ、snake の初期値とする。
3. 左画像を基にした snake 同士で、内部エネルギー、画像エネルギーのみを用いてグリーディーアルゴリズムによって協調動作を実行する。右画像を基にした snake も同様である。
4. 次に、外部エネルギーを含め、全ての snake を同時に協調動作させ、収束させていく（エネルギー最小化にはステップ 3 と同じグリーディーアルゴリズムを用いる）。この操作を一定回数繰り返す。
 - (a) 全繰り返し回数-1 回目で視差の不連続部分を検出する。
 - (b) 最後の協調動作では、視差の不連続部分と他の部分では異なる処理を実行する。
 - 不連続部分では SSD 法により視差を計算する。
 - 他の部分では不連続部分を除き協調動作を実行し、オクルージョン領域を検出する。
5. 以上の結果から視差画像と、オクルージョン画像を生成する。

これらの処理を図で示すと図 10 のようになる。

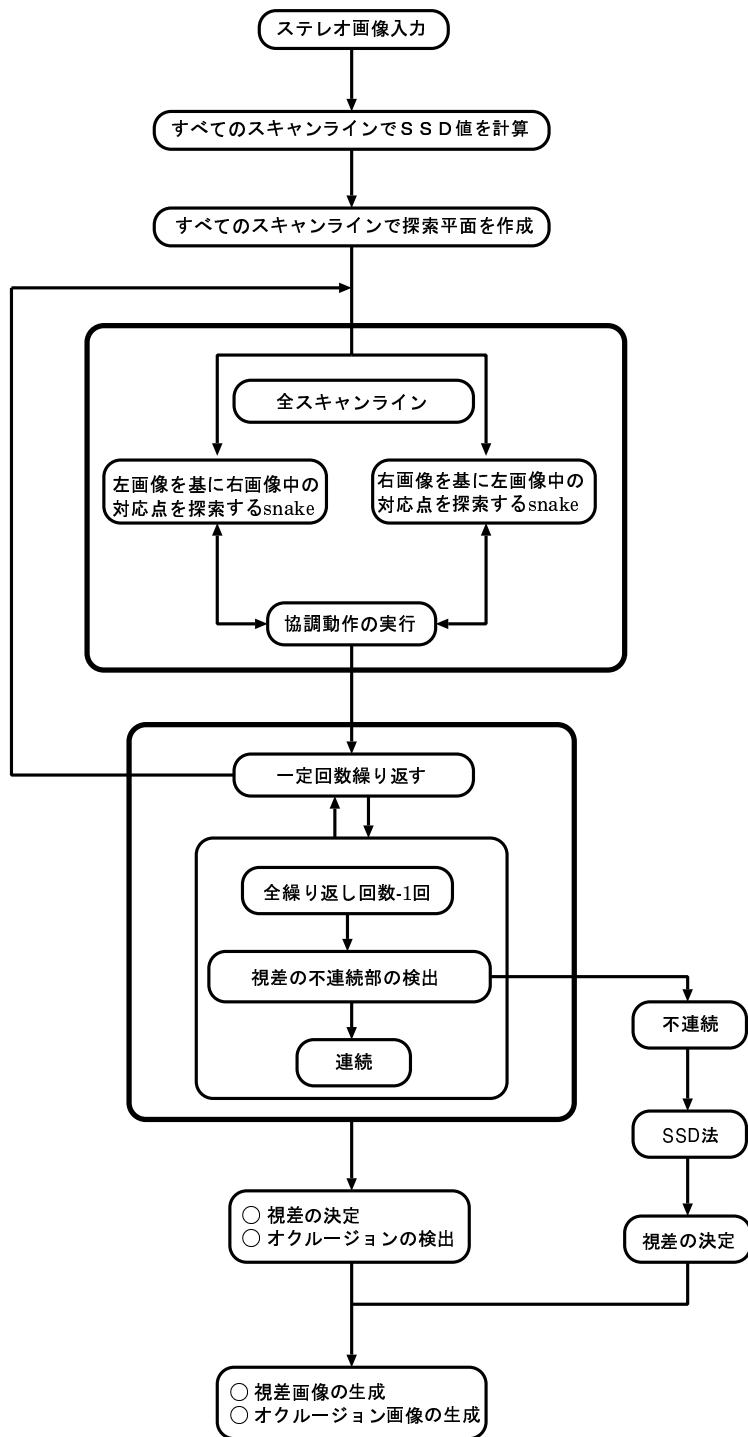


図 10 アルゴリズム B による処理の流れ

6. 実験結果

提案手法の有効性を確かめるために、人工画像と実画像について実験を行なった。人工画像はグレーの 200×200 で、実画像はカラーの 640×486 のものを用いた。

以下の実験ではウインドウサイズを 5×5 とした。さらに、提案手法における実験において、探索平面内に存在する 2 つの snake を協調動作させる前にそれぞれの snake を内部エネルギーと画像エネルギーのみで独立に収束させ、そのあとで左画像を基にした l_snake と右画像を基にした r_snake とで協調動作を実行させた。この時、独立に行なわせた収束では $w_1 = 1000, w_2 = 1$ とし、協調動作時には $w_1 = 10, w_2 = 1, w_3 = 30$ とした。また、オクルージョン検出実験においては $E_{ext}() \geq 9$ のときにオクルージョンが起きていると判定した。

6.1 人工データを用いた実験

6.1.1 視差の不連続部を保存することの有効性の検証

図 11 の人工画像は、視差 0 の背景の上に視差 24 の四角形領域を重ねたもので、さらに、領域内の模様を乱数により与えた。この画像を用いて、アルゴリズム A、アルゴリズム B で視差の不連続を保存させた時と保存しなかった場合で視差画像、オクルージョン画像、探索平面での snake の画像 ($y=100$ でのスキャンライン) を生成し、不連続部保存の効果を調べる。ここでは、視差の不連続部検出の閾値を 1 とした。

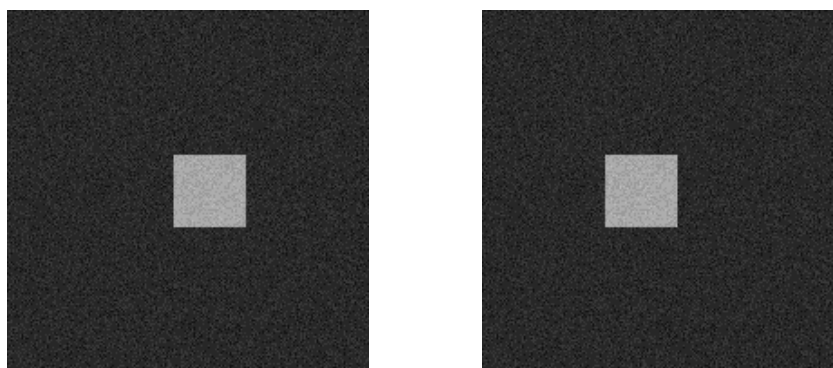


図 11 ステレオ画像 (人工画像 1)

アルゴリズム A で、視差の不連続を保存しなかった場合の結果を図 12 に示し、不連続を保存した時の結果を図 13 に示す。このときのそれぞれの探索平面での snake を図 14 に示す。さらに、アルゴリズム B で、視差の不連続を保存しなかった場合の結果を図 15 に示し、不連続を保存した時の結果を図 16 に示す。このときのそれぞれの探索平面での snake を図 17 に示す。

ここで、視差画像は明るいほど視差が大きいものとし、オクルージョン画像では、白い部分がオクルージョンが起きていると判定した場所である。

図 12 と図 13、図 15 と図 16 の視差画像を比較すると、アルゴリズム A、B いずれの場合も、視差の不連続部（左の視差画像では四角形領域の右側、右の視差画像では四角形領域の左側）で不連続を保存することによりエッジが鮮明になっていることが確認でき、誤対応が削減されたことが分かる。このことは図 14 と図 17 の結果を見ると、視差の不連続部に誤って存在した数点が、不連続を保存することにより正しい位置へ移動したことが分かる。又、図 12 と図 13、図 15 と図 16 のオクルージョン画像を比較すると、視差の不連続を保存することによりより正確にオクルージョンを検出していることが分かる。

図 13 と図 16 のオクルージョン画像を比較すると、四角形の上下のエッジ部分でのオクルージョン検出の誤りがアルゴリズム A よりもアルゴリズム B の方が多いことが分かる。（本来この部分にはオクルージョン領域は存在しない。）これは、アルゴリズム B は縦方向、斜め方向の視差の連続性を考慮しているにも関わらず、水平方向のエッジを検出、保存を行っていないためである。

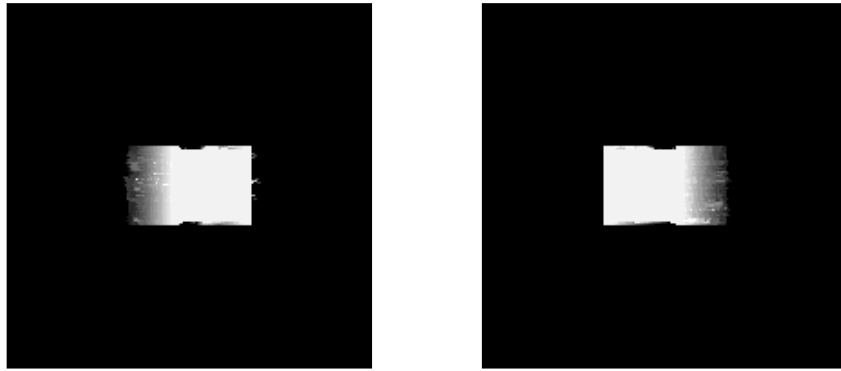


(a) 視差画像

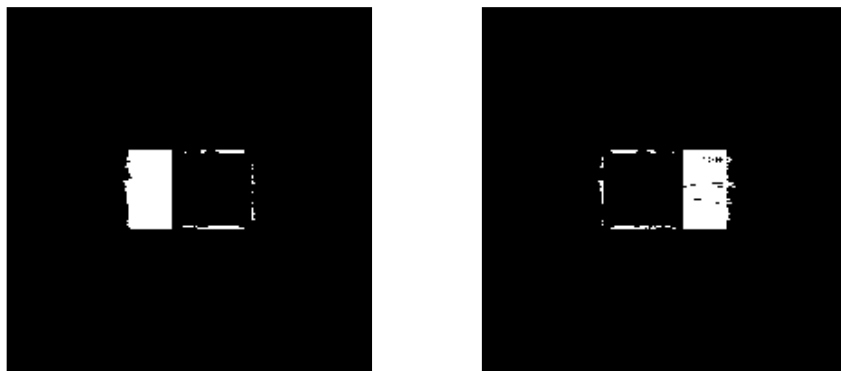


(b) オクルージョン領域

図 12 アルゴリズム A による実験結果 (視差の不連続の保存なし)

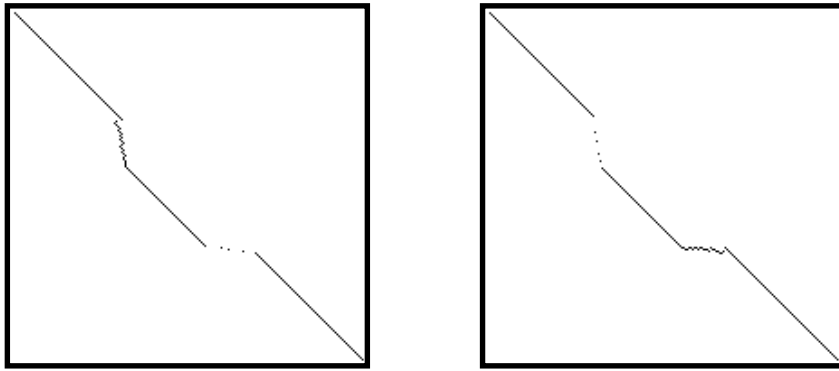


(a) 視差画像

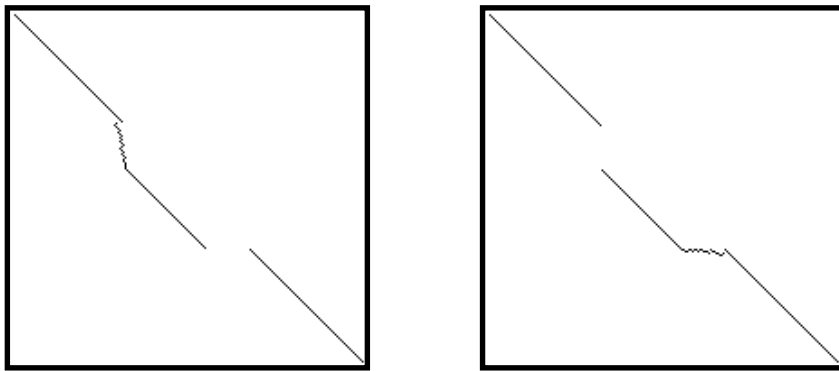


(b) オクルージョン領域

図 13 アルゴリズム A による実験結果 (視差の不連続の保存あり)



(a) 視差の不連続の保存なし

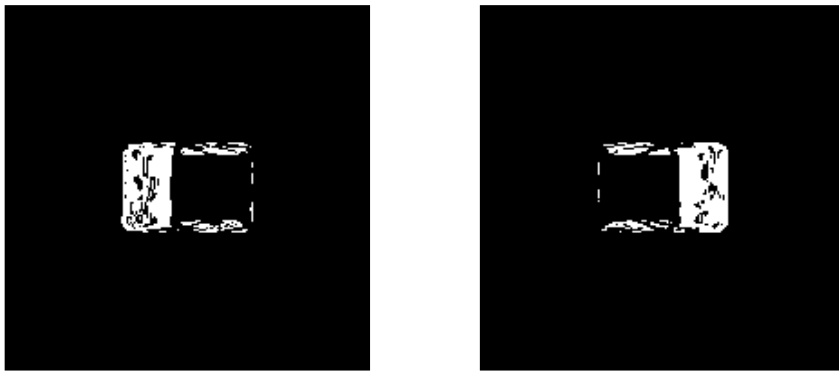


(b) 視差の不連続の保存あり

図 14 アルゴリズム A による探索平面での snake ($y = 100$)



(a) 視差画像



(b) オクルージョン領域

図 15 アルゴリズム B による実験結果 (視差の不連続の保存なし)

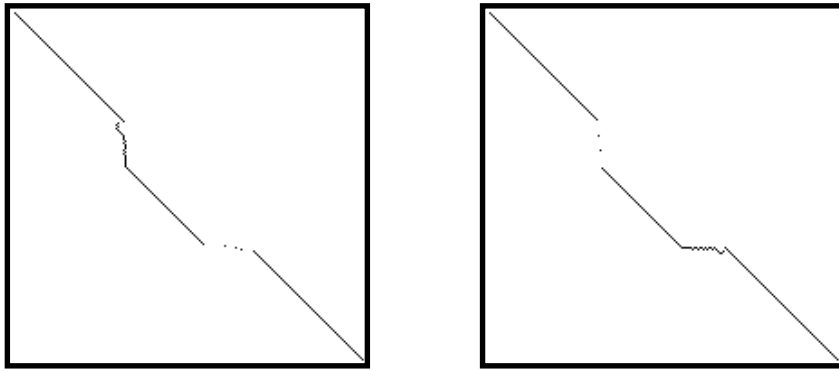


(a) 視差画像

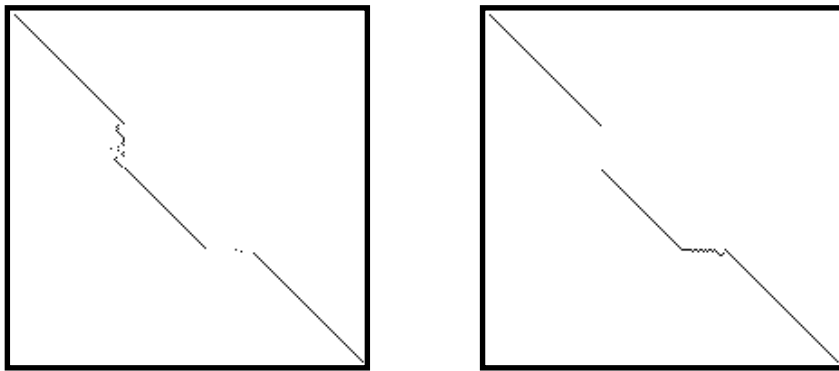


(b) オクルージョン領域

図 16 アルゴリズム B による実験結果 (視差の不連続の保存あり)



(a) 視差の不連続の保存なし



(b) 視差の不連続の保存あり

図 17 アルゴリズム B による探索平面での snake ($y = 100$)

6.1.2 雑音に対するロバストの評価

次に、アルゴリズム A、アルゴリズム B が雑音に対してどれだけロバストであるかを調べる実験を行なう。図 18 の人工画像は、視差 0 の背景の上に視差 8, 16, 24 の濃淡の異なる四角形領域を重ねたもので、さらに、領域内の模様を乱数により与えた。ここでは、視差の不連続部分検出の閾値を 25 とした。

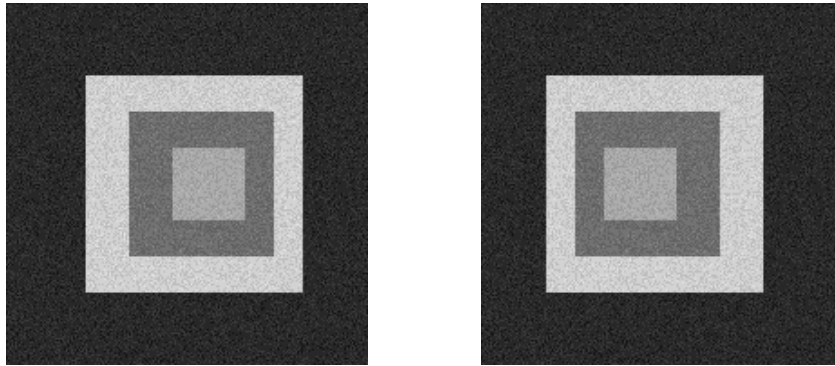


図 18 雑音なしのステレオ画像（人工画像 2）

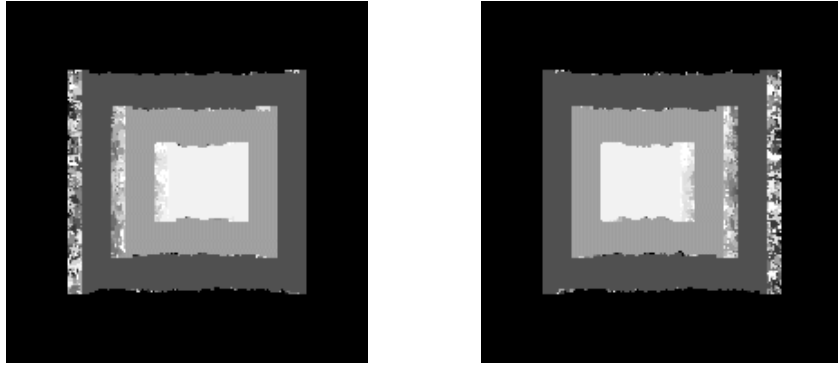
図 18 の左右画像の全画素に対して独立に、平均 0、標準偏差 0.5~9 の正規性雑音を加えた。この画像を用いて、SSD 法とアルゴリズム A、アルゴリズム B により視差画像、探索平面における snake の画像、オクルージョン画像を生成する。標準偏差 0.6, 8 のときのこれらの結果を図 19~図 27 に示す。また、提案した手法の雑音に対するロバスト性を評価するため、生成された左の視差画像についてのみ、真の視差からどれだけずれているかを平均絶対値誤差、平均二乗誤差で求め、その結果を表 1、表 2 に示す。

図 19、図 22、図 25 の視差画像を比較すると、雑音の標準偏差が 0 のときは各方法とも大差なく良い結果が得られている。標準偏差を 6 とした場合、SSD 法で誤対応が生じているのが分かるが、アルゴリズム A、アルゴリズム B とともに良い結果が得られている。次に標準偏差を 8 とした場合、SSD 法で計算された視差画像にはかなりの誤対応が生じている。これに対してアルゴリズム A による視差画像は、SSD 法に比べればかなり良く対応がとれているが、所々に誤対応を起こしている部分が確認される。一方、アルゴリズム B による視差画像は、雑音による影響をほとんど

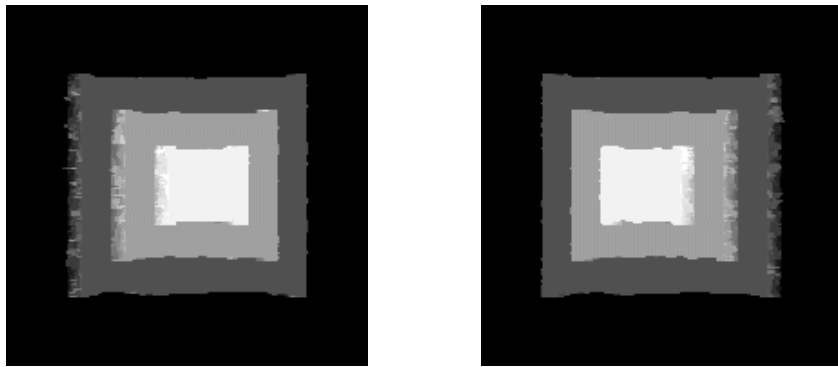
受けず良い結果が得られ、最も雑音に対してロバストであることが分かる。以上のことは図 20、図 23、図 26を見ても明らかで、SSD 法 (snake の初期値) で誤対応を起こしている点が、アルゴリズム A、アルゴリズム B を用いることにより、正しい位置 (もしくは真の位置に近い場所) に移動しており、視差画像で比較したことと同様のことが言える。

次に図 21、図 24、図 27のオクルージョン領域の検出結果を比較すると、標準偏差が 0 のときはアルゴリズム A、アルゴリズム B とともにほぼ正確にオクルージョン領域を検出していることが分かる。標準偏差を 6 とするとアルゴリズム A ではオクルージョン領域以外で所々に誤ってオクルージョンと判定している場所が存在する。これに対してアルゴリズム B では、雑音による影響を確認することが出来なく、標準偏差が 0 のときとほとんど結果が変わっていない。次に標準偏差を 8 としたときの結果だが、アルゴリズム A でのオクルージョン画像はオクルージョン領域以外の場所でオクルージョン領域であると判定した場所がかなりあり、雑音の影響をかなり受けたことが分かる。一方のアルゴリズム B は、アルゴリズム A と比べれば良い結果が得られ、より雑音に対してロバストであることが確認されたが、それでも所々で誤った場所が確認される。ここで、アルゴリズム A でオクルージョン領域を間違えて検出する場所は、線 (横に細長い領域) で現れるが、アルゴリズム B ではブロック (長方形領域) で現れる。これは、アルゴリズム A は横方向のみの視差の連続性を考慮しているため、ある一点で誤対応が起これば横方向の点に影響を与え、アルゴリズム B では 8 方向での視差の連続性を考慮しているため、ある一点で誤対応が生ずれば周りの点全てに影響を与えるためである。

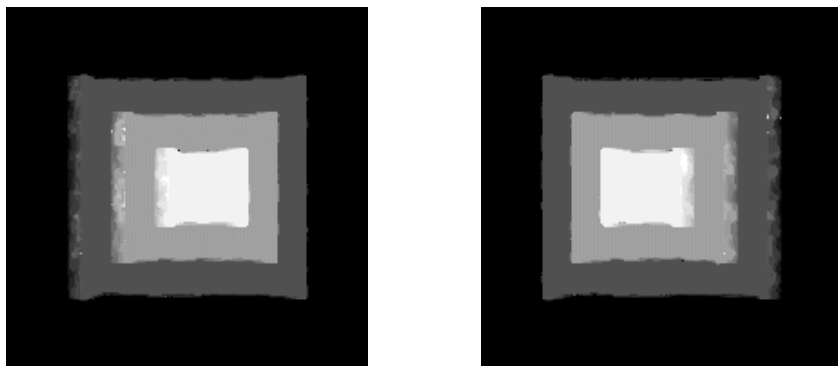
表 1、表 2より明らかなように、SSD 法に比べアルゴリズム A、アルゴリズム B はかなり雑音による影響が少なく、ロバストであることが分かる。また、アルゴリズム A とアルゴリズム B を比較すると、雑音を加えない状態では平均絶対値誤差、平均二乗誤差ともに似たような値であるが、雑音を加えるに従って差が現れ、標準偏差を 9 としたときにはアルゴリズム A の誤差がアルゴリズム B の倍以上になっている。このことから、アルゴリズム A よりもアルゴリズム B の方がかなり雑音に強いことが分かる。



(a) SSD法

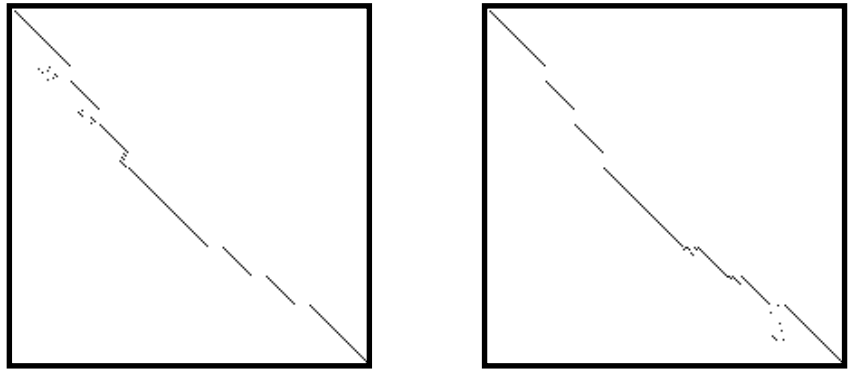


(b) アルゴリズムA

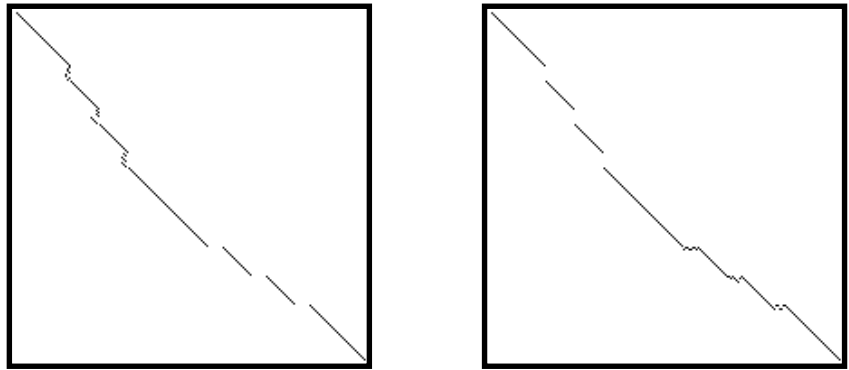


(c) アルゴリズムB

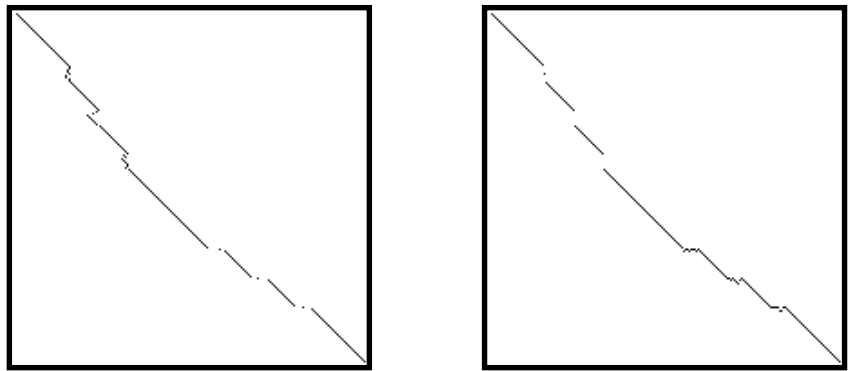
図 19 視差画像 (雑音なしの場合)



(a) 初期値



(b) アルゴリズムAによる収束後



(c) アルゴリズムBによる収束後

図 20 探索平面における snake (雑音なしの場合)

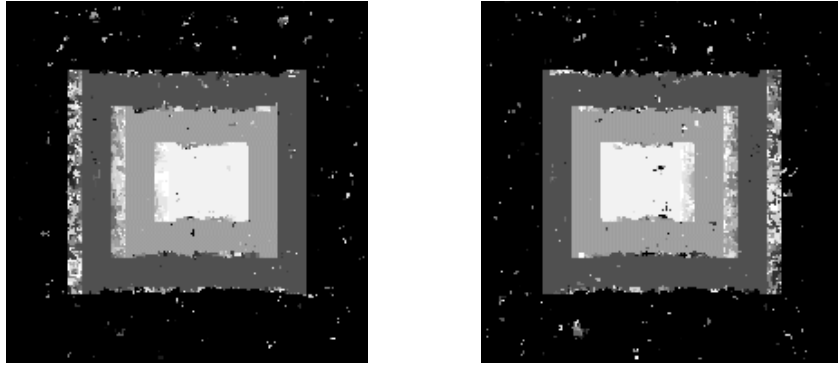


(a) アルゴリズムA

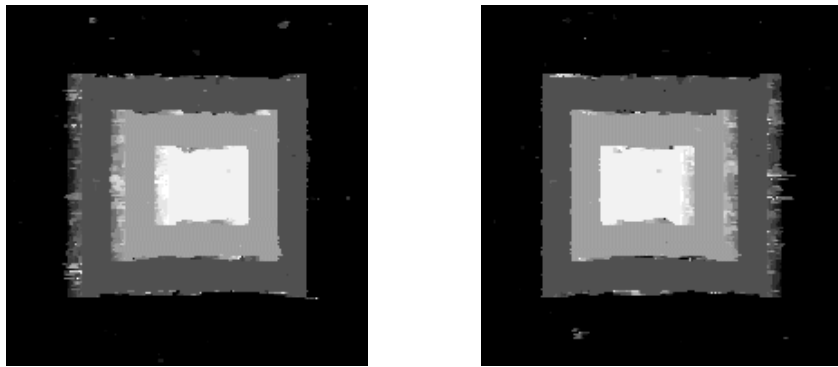


(b) アルゴリズムB

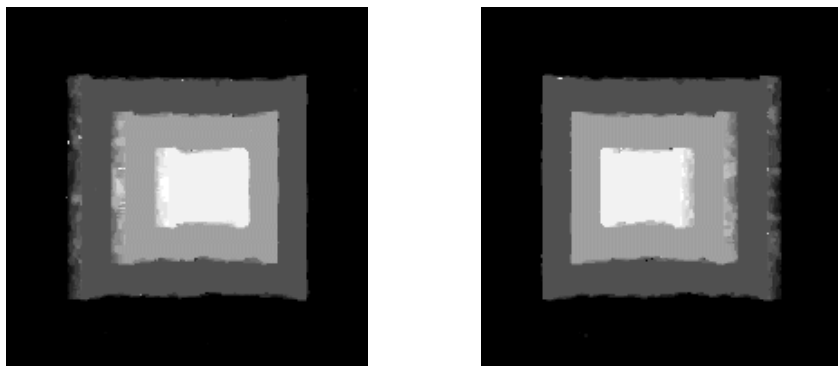
図 21 オクルージョン領域 (雑音なしの場合)



(a) SSD法

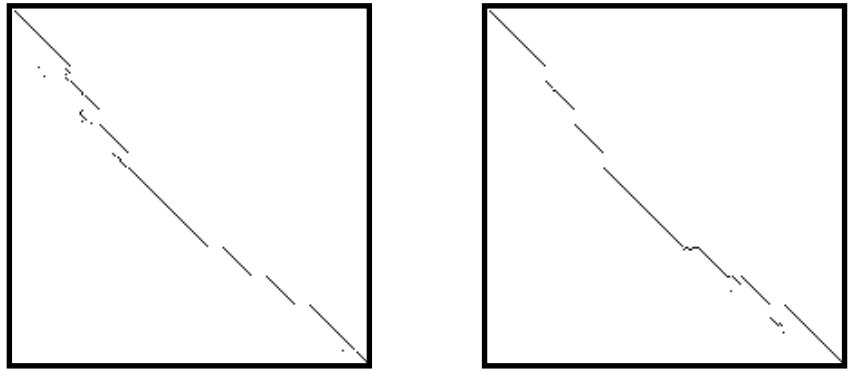


(b) アルゴリズムA

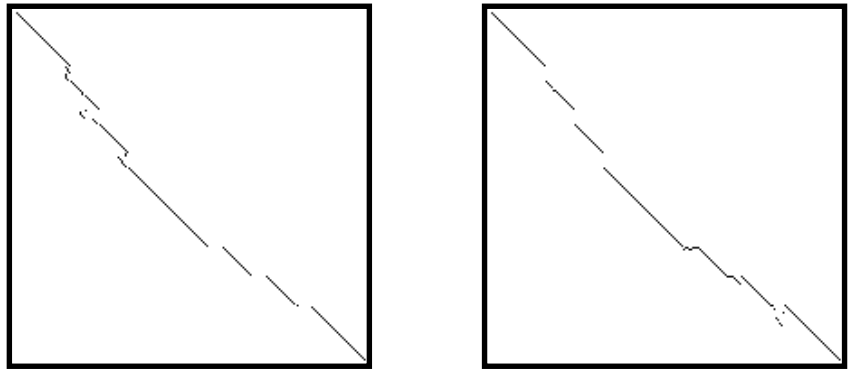


(c) アルゴリズムB

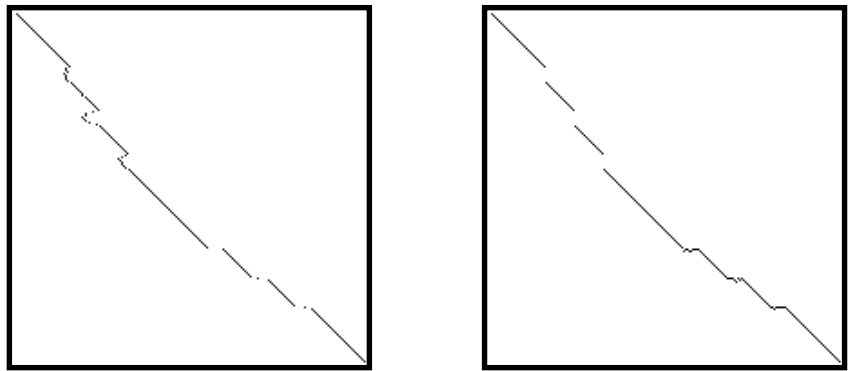
図 22 視差画像 (標準偏差 6 の雑音を加えた場合)



(a) 初期値

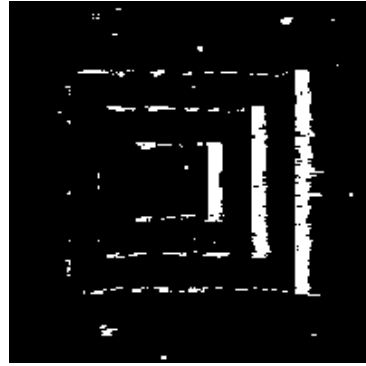
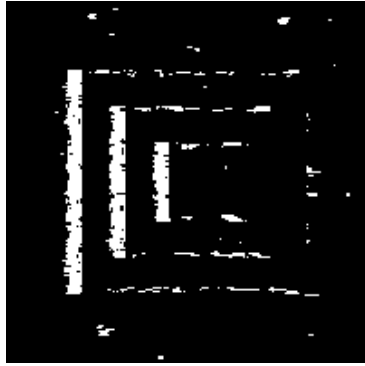


(b) アルゴリズムAによる収束後



(c) アルゴリズムBによる収束後

図 23 探索平面における snake (標準偏差 6 の雑音を加えた場合)

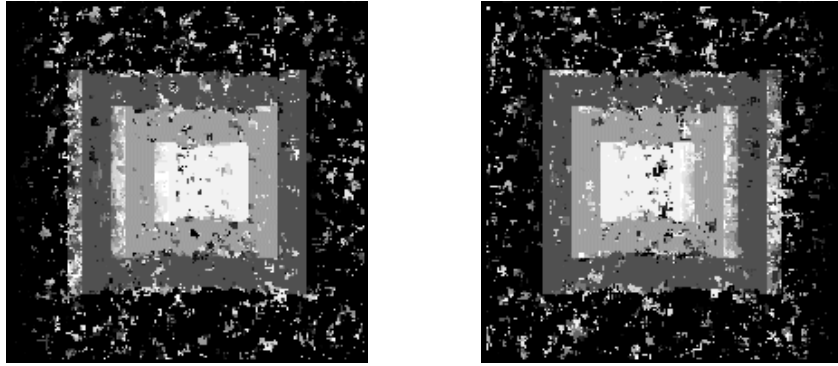


(a) アルゴリズムA

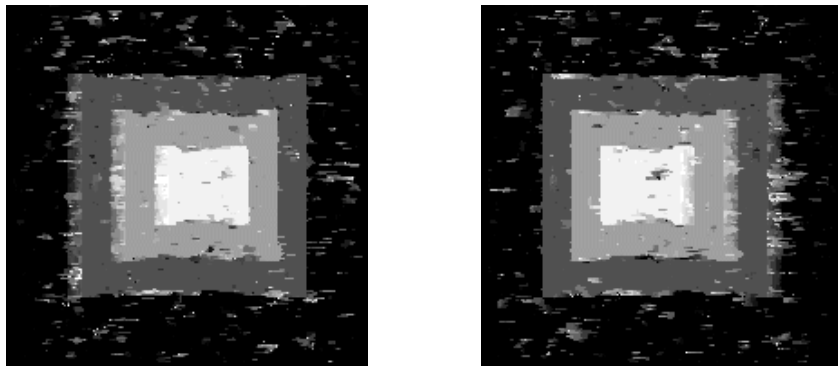


(b) アルゴリズムB

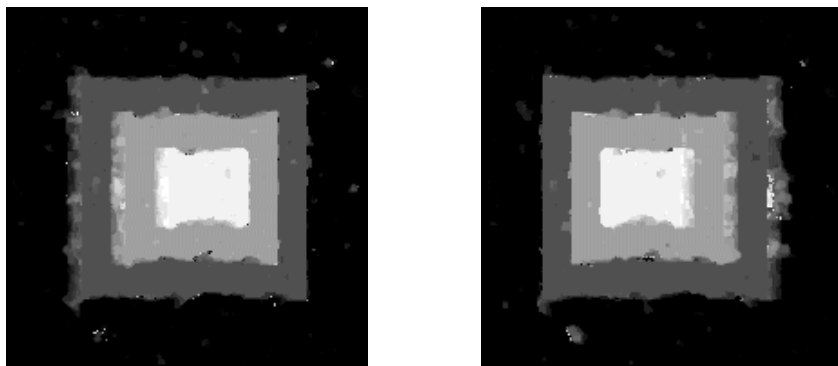
図 24 オクルージョン領域 (標準偏差 6 の雑音を加えた場合)



(a) SSD法

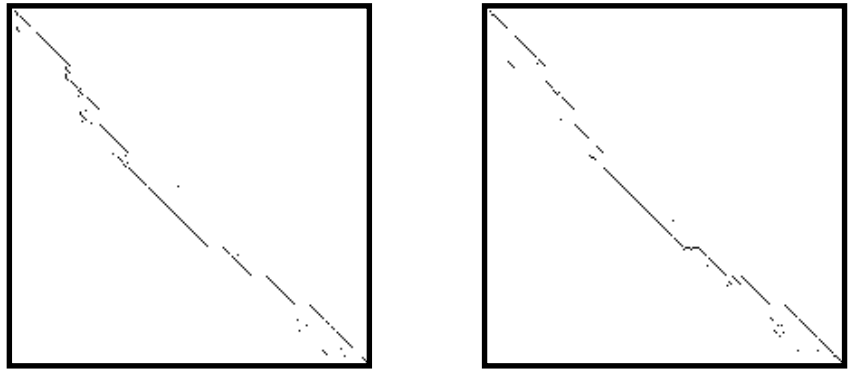


(b) アルゴリズムA

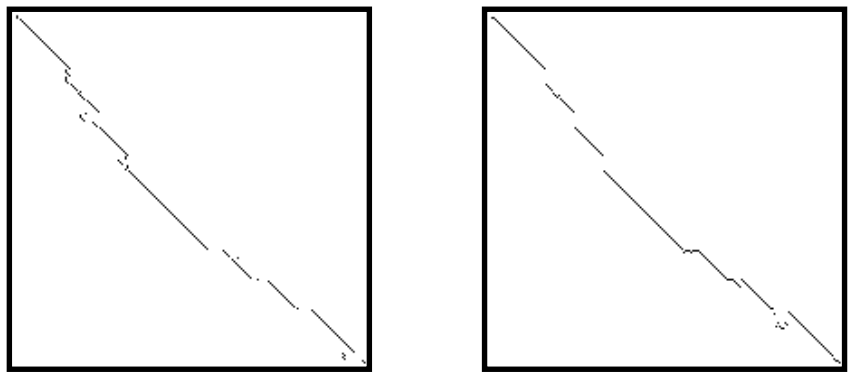


(c) アルゴリズムB

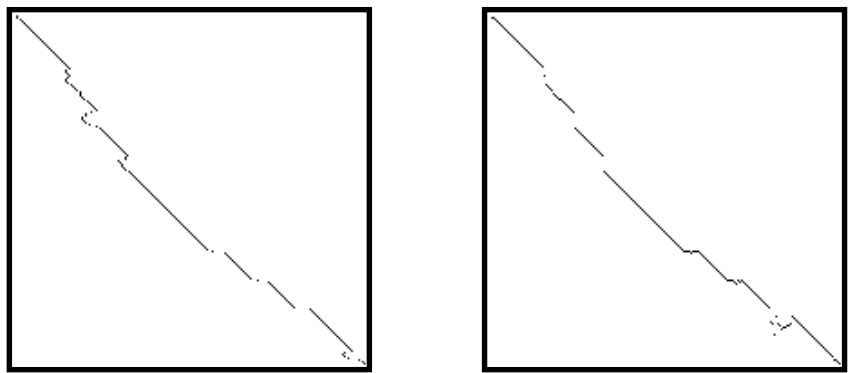
図 25 視差画像 (標準偏差 8 の雑音を加えた場合)



(a) 初期値

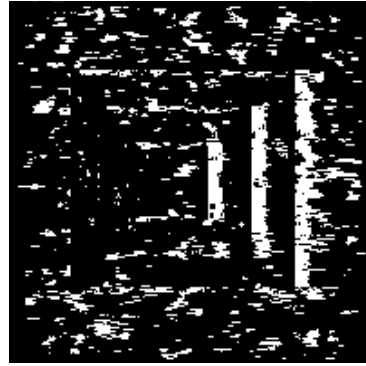
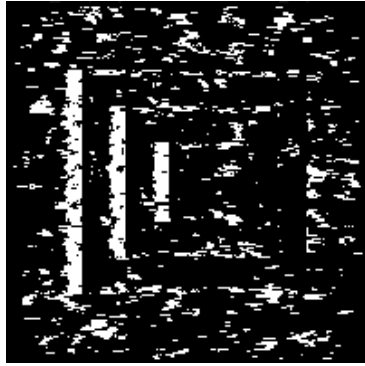


(b) アルゴリズムAによる収束後

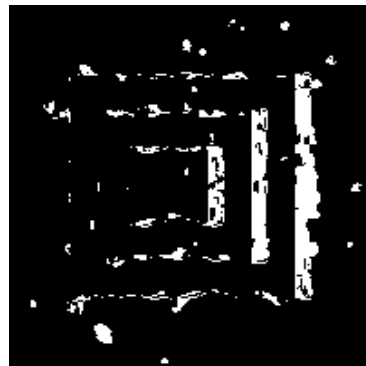
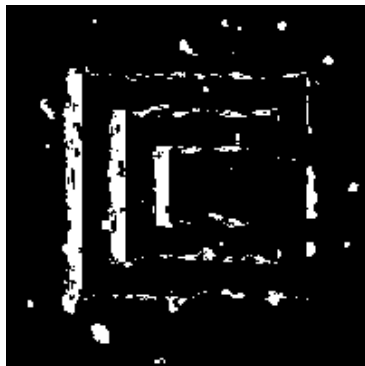


(c) アルゴリズムBによる収束後

図 26 探索平面での snake (標準偏差 8 の雑音を加えた場合)



(a) アルゴリズムA



(b) アルゴリズムB

図 27 オクルージョン領域（標準偏差 8 の雑音を加えた場合）

表 1 真の視差からの平均絶対値誤差

雑音の標準偏差	0	5	6	7	8	9
SSD 法	0.34	0.40	0.56	1.02	1.94	2.98
アルゴリズム A	0.26	0.28	0.33	0.45	0.92	1.81
アルゴリズム B	0.25	0.27	0.28	0.31	0.42	0.83

表 2 真の視差からの平均二乗誤差

雑音の標準偏差	0	5	6	7	8	9
SSD 法	4.14	4.60	6.95	13.87	27.51	43.08
アルゴリズム A	1.78	2.14	2.61	3.72	8.25	18.15
アルゴリズム B	1.63	1.71	1.76	2.02	2.77	6.22

6.1.3 考察

人工画像を用いた以上の実験により、視差の不連続を保存することの有効性と、アルゴリズム A、アルゴリズム B がともに雑音に対してロバストであることが分かった。しかし、視差の不連続を保存することの有効性を確認する実験では、アルゴリズム A は横方向の視差の連続性のみを考慮しているため、提案した垂直方向での不連続の保存のみで良い結果を得ることが出来たが、アルゴリズム B では横方向、縦方向、斜め方向での視差の連続性を考慮しているため垂直方向の不連続を保存するためだけでは不十分であり、水平方向での不連続も保存させる必要があることが分かった。一方、雑音に対するロバストの評価実験では共に良い結果が得られたが、アルゴリズム B はアルゴリズム A よりもさらに雑音に対してロバストであることが確認できた。

アルゴリズム B は、アルゴリズム A よりも雑音に対してロバストであるため、雑音の標準偏差を大きくした時のオクルージョン検出でも良い結果を得たが、誤って判定した個々の領域の面積をアルゴリズム A のものと単純に比較すると大きいことが分かった。これは、アルゴリズム A はスキャンライン単位で処理を行なっているため、誤って検出したものが線になるのに対して、アルゴリズム B ではスキャンライン間での協調動作を行なっているため誤って検出される領域が長方形に近い形になる傾向があるためである。

6.2 実データを用いた実験

前節で人工画像を用いた実験を行ない良好な結果が得られたが、ここでは、実画像に対しても有効であるかを確認するための実験を行なう。図 28 の実ステレオ画像に対し、SSD 法、アルゴリズム A、アルゴリズム B

でそれぞれ視差画像、オクルージョン画像を生成した結果を図 29～図 31 に示す。ここでは、視差の不連続部分を特定するための閾値を 25 とした。

図 29 と図 30 の視差画像を比較すると、SSD 法で明らかに誤対応と分かる部分（背景では明るくなった部分、狸の領域で暗くなった部分）がアルゴリズム A で視差を計算した結果少なくなっている、もしくはその程度が小さくなっていることが分かる。このことは図 30、図 31 を比較しても同じことが言え、アルゴリズム A よりもアルゴリズム B の方が誤対応が少なくなっているように見える。図 30、図 31 のオクルージョン検出結果を見ると、両アルゴリズムともオクルージョンを効果的に検出していることが分かる。しかし、アルゴリズム A の方がアルゴリズム B よりも正確にオクルージョン領域を検出している。これは、snake の収束時にエネルギーの重みがアルゴリズム B よりもアルゴリズム A の方が適当であったためであると思われる。

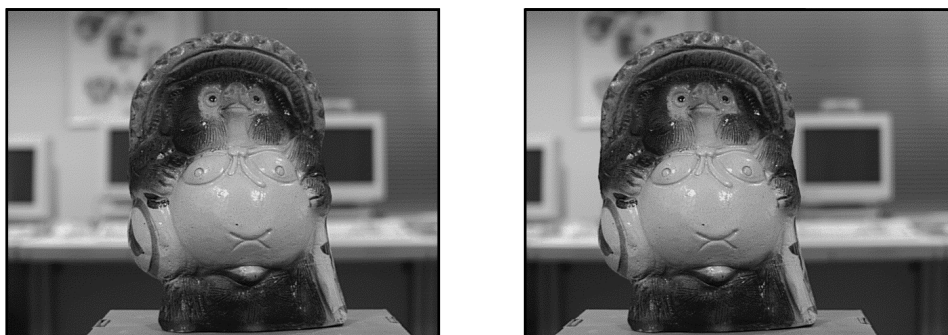


図 28 ステレオ画像（実画像）



図 29 SSD 法による視差画像



(a) 視差画像

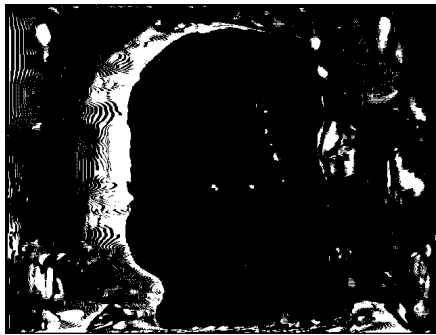


(b) オクルージョン領域

図 30 実データに対するアルゴリズム A による結果



(a) 視差画像



(b) オクルージョン領域

図 31 実データに対するアルゴリズム B による結果

7. 結言

本論文では、ステレオ探索平面で動的輪郭モデルを適用することにより、ステレオ画像から視差の不連続が保存された視差情報を獲得し、オクルージョン領域を検出する方法について述べた。本手法ではステレオ対応問題を、対応点間での画像特徴は類似している、視差は連続的に変化するという仮定に加え、左右画像間での対応に矛盾が生じないという制約条件を用いることによりエネルギー最小化問題として定式化した。探索平面を定義し、探索平面での対応点列を snake で表現した。ここで、snake の内部エネルギーを視差関数の一次元配列で表したものをアルゴリズム A、二次元配列で表したものをアルゴリズム B とした。この平面内に存在する 2 つの snake を、グリーディーアルゴリズムにより協調動作させ、オクルージョン領域を検出するとともに視差の不連続を保存した対応づけを実現した。

提案手法が、雑音に対してロバストであり、誤対応の削減、オクルージョン領域の検出にも有効であることを 3 種類のステレオ画像への適用実験により確認した。人工画像を用いた視差の不連続を保存する実験では、両アルゴリズムともに視差の不連続を保存することの有効性を確認できたが、アルゴリズム A の方がアルゴリズム B よりも良い結果を得た。これは、アルゴリズム A ではスキャンライン単位で処理を行なうため、視差の不連続は垂直方向の不連続のみを検出し保存すれば良いが、アルゴリズム B では、スキャンライン間での協調動作を行なっているため、不連続の検出と保存は垂直方向だけでは不十分なためである。次に、人工画像を用いた雑音に対するロバスト性の評価実験では、アルゴリズム A、アルゴリズム B ともに良い結果を得たが、雑音を加えるに従い、アルゴリズム B の方がアルゴリズム A よりも雑音に対してロバストであることが分かった。最後に、実画像で実験を行ない、人工画像を用いた実験と同様に良い結果を得ることが出来た。

今後の課題としては、現在経験的に定めているエネルギー項に対する重み、ウインドウサイズ等のパラメータ決定について検討する必要がある。また、アルゴリズム B では視差の不連続の保存は水平方向についても考慮する必要があり、この点について検討していかなければならない。

謝辞

本研究を行なうにあたり、終始暖かい御指導を頂いた情報科学研究科横矢 直和教授に厚く御礼申し上げます。

本論文をまとめるに際し様々な御教示を頂きました情報科学研究科千原 國宏教授、情報科学センター荻原 剛志助教授に感謝致します。

本研究を行なうにあたりいろいろと御助言頂いた情報科学研究科竹村 治雄助教授、片山 喜章助手、情報科学センター馬場 始三助手、岩佐 英彦助手に感謝致します。

最後に、ソフトウェア基礎講座の諸氏には多大なる御援助を頂きました。ここに感謝の意を表します。

参考文献

- [1] 渡辺 正規, 大田 友一, 池田 克夫: “3眼ステレオ視による奥行き決定精度の改善”, 情報処理学会論文誌, **27**, 11, pp.1086-1094 (1986-11).
- [2] 山本 健彦, 大田 友一, 池田 克夫: “水平配置3眼ステレオ視による隠れの改善”, 情報処理学会論文誌, **29**, 9, pp.898-906 (1988-09).
- [3] 奥富 正敏, 金出 武雄: “複数の基線長を利用したステレオマッチング”, 電子情報通信学会論文誌 (D-II), **J75-D-II**, 8, pp.1317-1327 (1992-08).
- [4] 徐 剛, 浅田 稔, 辻 三郎: “階層的制御による移動ステレオ”, 電子通信学会論文誌 (D), **J69-D**, 11, pp.1765-1773 (1986-11).
- [5] 奥富 正敏, 金出 武雄: “統計的モデルに基づく適応型ウィンドウによるステレオマッチング”, 電子情報通信学会論文誌 (D-II), **J74-D-II**, 6, pp.669-677 (1991-06).
- [6] Michael S. Lew, Thomas S. Huang, Kam Wong: “Learning and Feature Selection in Stereo Matching”, *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, **16**, 9, pp.869-881 (1994).
- [7] 大田 友一, 正井 康之, 池田 克夫: “動的計画法によるステレオ画像の区間対応法”, 電子通信学会論文誌 (D), **J68-D**, 4, pp.554-561 (1985-04).
- [8] Steven D. Cochran, Gerard Medioni: “3-D Surface Description from Binocular Stereo”, *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, **14**, 10, pp.981-994 (1992).
- [9] 渡辺 正規, 大田 友一: “複数のステレオ対応探索アルゴリズムの協調的統合”, 電子情報通信学会論文誌 (D-II), **J73-D-II**, 10, pp.1666-1676 (1990-10).
- [10] 横矢 直和, 坂上 勝彦: “画像理解と最適化原理”, 電子情報通信学会誌, **74**, 4, pp.326-334 (1991-04).
- [11] 横矢 直和: “多重スケールでの正則化によるステレオ画像からの不連続を保存した曲面再構成”, 電子情報通信学会論文誌 (D-II), **J76-D-II**, 8, pp.1667-1675 (1993-08).

- [12] 坂上 勝彦: “遺伝的アルゴリズムとアクティブネットの組合せによるステレオマッチング”, 電子情報通信学会論文誌 (D-II), **J77-D-II**, 11, pp.2239-2246 (1994-11).
- [13] 阿部 恭一, 横矢直和: “探索平面での動的輪郭モデルを用いたステレオマッチング”, 第25回画像工学コンファレンス論文集, 2-6, pp.57-60 (1994).
- [14] 奥富 正敏, 吉崎 修, 富田 剛司: “カラーステレオマッチングとその視神経乳頭3次元計測への応用”, 電子情報通信学会論文誌 (D-II), **J76-D-II**, 2, pp.342-349 (1993-02).
- [15] M. Kass, A. Witkin and D. Terzopoulous: “SNAKES: Active Contour Models”, *Int. Journal of Computer Vision*, **1**, 4, pp.321-331 (1988).
- [16] D. J. Williams and M. Shah: “A Fast Algorithm for Active Contours”, *Proc. of 3rd ICCV*, pp.592-595 (1990).
- [17] B. K. P. Horn (NTT ヒューマンインタフェース研究所プロジェクト RVT (訳)): ロボットビジョン —機械は世界をどう見るか—, 朝倉書店, 1993.