

不連続部を考慮にいたした動的輪郭モデルを用いた ステレオ対応点探索

阿閉 進也 堀田 裕弘 村井 忠邦
富山大学 工学部 電気電子システム工学科

930-8555 富山市五福 3190

TEL:076-445-6758

E-mail:horita@ecs.toyama-u.ac.jp

あらまし 複数の画像から3次元情報を取得する手法は、今までさまざまな測定方法が存在し、その中でも最も汎用的な手法としてステレオ視が挙げられる。このステレオ視では対応点探索問題があり、各左右の画素間の特徴点を見つけるのにオクルージョンや連続部の検出が問題となる。本研究では、これらの問題を動的輪郭モデルを用いたエネルギー最小化問題として定式化し、視差の空間的変化があるしきい値以上の部分をオクルージョンと仮定し、視差情報を連続した曲面として、視差推定を行う方法について検討する。

キーワード 動的輪郭モデル、SSD マップ、テクスチャ特徴量、ブロックマッチング

Stereo matching using the active contour model by considering a discontinuous part.

Shinya Atoji Yuukou Horita Tadakuni Murai
Department of Electrical and Electronic System Engineering,
Faculty of Engineering, Toyama University

3190, Gofuku, Toyama-shi, 930-8555 Japan

TEL:076-445-6758

E-mail:horita@ecs.toyama-u.ac.jp

Abstract The measuring methods with the various techniques of acquiring 3-dimensional information from two or more pictures are already proposed. The most popular and general technique is a stereo matching method. In the stereo matching method, there is a problem of the corresponding point search. It is difficult to find the corresponding feature point between a right and a left image, because of the discontinuity and occlusion. In this report, these problems are formularized as an energy minimization problem which used the active contour model. Then, occlusion region is assumed by the threshold processing from spatial change of disparity. In addition to it, by assuming the distance information as continuous curved surface, we consider the method of disparity presumption of stereo vision.

Keywords Active Contour Model, SSD map, Quantity of Texture Feature, Block Matching

1 まえがき

画像から3次元情報を取得する方法の一つとして、ステレオ視が存在する。ステレオ視は、各左右の画像の対応する点から、三角測量により各ピクセルごとの距離情報を取得することが可能であることが知られている。しかし、画像間の対応づけには曖昧さが存在する。例えば、ある小領域において、最も一致する場所を探索する場合、シーンによって似たような部分が多く存在する可能性がある。また、オクルージョンや不連続部ある場合は、対応づけができない領域ができてしまう問題がある。

そこで、視差の連続性を考慮に入れたエネルギー汎関数を、ステレオ画像全体で最小化する方法が試みられている [1] [2]。これまでに、視差の不連続部分を空間的変化があるしきい値以上の部分と仮定し、新たに視差推定を繰り返すという方法 [3] [4] や、アクティブネット [6] を用いた方法などが提案されている。これらのエネルギー最小化による探索方法は、一般に多数の極小解があり、単純な反復計算では局所的最小に陥ってしまう。また、視差の細かい変化や急激な変化が抑えられてしまい、全体的になめらかな視差になってしまう。局所的最小に陥ったり、視差の変化が抑えられる現象は、エネルギー汎関数の各種パラメータによって大きく変化する。画像の種類やカメラキャリブレーションにより左右されると考えられる。

エネルギー最小化の代表的なモデルとして、動的輪郭モデル (Active Contour Model:ACM) [5] が提案されている。ACM は、画像のある連続した輪郭に対して局所的なエネルギーを加え、その和が最小となるように輪郭を動的に移動させる方法である。これをステレオ対応点探索問題に応用した場合 [5] [6] では、物体の表面 (輝度値) が異なったステレオ画像に対して、左右の輝度勾配で容易に探索が可能であることが実証された。しかし、オクルージョンが発生している部分に対しては、不連続な視差を連続にしてしまい、不連続部周辺は確からしい視差が得られていない。

そこで、本研究では視差の空間的変化からオクルージョンをしきい値処理により判断し、ACM による対応点探索を行う。得られる対応点は基準と

なる画像により結果が異なってしまうので、中央視差 (画像) を用いて左右両方の視差情報を1つに統合するアルゴリズムを用いて行った。また、実験では人工画像によるロバスト性および実画像での有効性について、本アルゴリズムとSSD法を用いた結果についての比較、検討を行った。

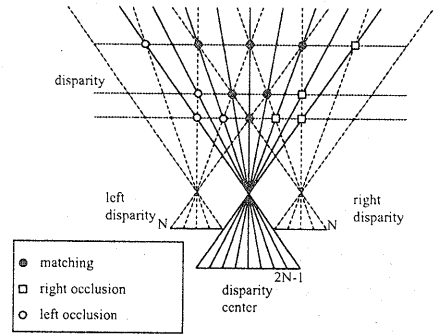


図1: 中央視差画像の生成

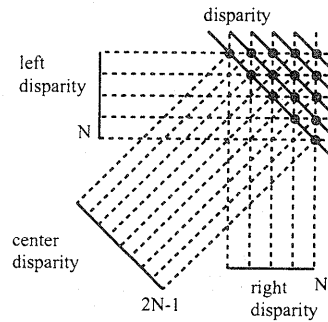


図2: 中央視差画像の簡略化

2 中央視差画像の生成法

本研究では、2台のカメラを平行法で取得したステレオ画像に対して、対応点探索を行なう。エピソード線は、走査線に対して平行であると仮定しているために、探索平面では走査線に平行に探索を行っている。対応点探索で得られる視差情報は、 x を走査線上の画素位置とすると、それぞれ、右画像を基準とした場合 $d_r(x)$ と左画像を基準と

した場合 $d_l(x)$ との 2 つの結果が得られる。しかし、得られた左右の視差情報は、結果が異なりどちらが正しいか一意に決めることができない。

そこで、左右画像間に対して焦点距離が同じとなる中央位置での視差情報を図 1 のように生成し [1]、これを中央視差画像と呼ぶことにする。よって、この中央視差画像の値は視差情報 $d(x)$ を表していることになる。ここで、 $d(x)$ のデータ数は、左右の視差情報 $d_l(x), d_r(x)$ の画素数を N とすると、オクルージョン部分を含めても $2N - 1$ となる。実際には、以下のような方法で視差情報の取得を行う。

1. まず、各左右の画像の走査線上で対応する画素を探索する。探索方法、およびオクルージョン判別の方法は 3. 以降で説明を行う。ここで、探索結果は右左画像各々を基準として探索するので結果が 2 つ存在する。
2. 得られた対応点をそれぞれ $f_r(x), f_l(x)$ とすると、右画像を基準とした場合は $d_r(x) = f_r(x) - f_l(x)$ 、左画像を基準とした場合は $d_l(x) = f_l(x) - f_r(x)$ として視差情報が得られる。
3. 中央視差画像の生成を容易に得るために、図 1 の各画像の配置を図 2 に単純化して置き換えると、中央視差画像が有する視差情報 $d(x)$ は (1), (2) 式で求まる。

$$d(2x) = \begin{cases} d_l(x) & d_l(x+i) = d_r(x) + i \\ \text{none} & \text{else } (i=0..N-1) \end{cases} \quad (1)$$

$$d(2x+1) = \begin{cases} d_r(x) & d_r(x+i) = d_l(x) + i \\ \text{none} & \text{else } (i=0..N-1) \end{cases} \quad (2)$$

得られた中央視差画像の視差情報 $d(x)$ は、それぞれの原画像に対して 2 倍の大きさを持っているが、これを元の原画像のサイズに戻す必要があるので画素の間引きを行った。

3 動的輪郭モデルのステレオマッチングへの適用

3.1 対応点探索平面の生成

図 1 では、ステレオ画像とその対応点との関係を示している。この対応点の正確な位置を探索す

ることは、図 3 のような探索平面上による最適経路の探索問題として考える。この探索平面は、左右画像それぞれの輝度情報から SSD (Sum of Squared Differences) 値を計算したマップ情報を表している。

通常の SSD 法は、対応点での画像特徴が似ているという仮定により、対応点の候補の中で最も SSD 値が小さい点を対応点と決定するが、画像特徴の類似性だけでは一意に決まらない場合が多い。また、雑音やオクルージョンの影響などで、SSD 値が最小な点が真の対応点とは限らず、誤対応を生じてしまう。このため、画像特徴の類似性の他に、視差情報を有する対象物体の形状に関する制約条件から対応点を特定するアプローチが必要となる。今回は対象の具体的な形状

を仮定せず、視差情報の連続性のみを仮定する。これにより、対応点の SSD 値の和が最も小さく、左上から右下への経路が最短である位置を探索する対応点探索問題として扱うことができる。

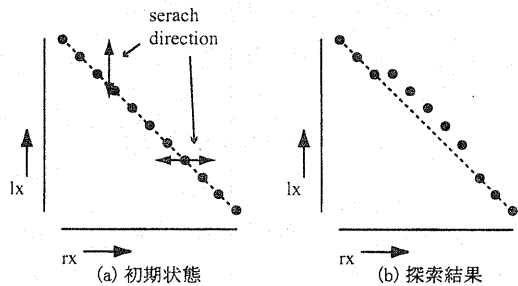


図 3: 探索平面

3.2 動的輪郭モデルの適用

探索平面上での対応点探索問題に対して、対応点におけるエネルギー最小化原理に基づく動的輪郭モデル (ACM) [5] を適用する。最小化する要素としては、視差の連続性、左右の輝度情報の類似性、左右視差情報間の対応づけがある。そこで、視差の連続性を内部エネルギー E_{int} 、輝度情報の類似性を画像エネルギー E_{image} 、左右画像間の対応づけを外部エネルギー E_{ext} として表し ACM に適用すると、全体を最小化するエネルギー E_{all} は

(3) 式のように定義される。ここで、 i は格子点番号である。各エネルギーには、内部エネルギーを基準として重み係数 w を負荷させた。

$$E_{all} = \sum_i \{E_{int}(i) + w_{image} E_{image}(i) + w_{ext} E_{ext,r}(i)\} \quad (3)$$

また、各エネルギー関数は(4)~(6)式のように定義した。ここで、 n はスキャンライン番号を示している。

内部エネルギーを表す(4)式は、前後の視差情報 $d_n(i-1), d_n(i+1)$ の連続性を拘束している。画像エネルギーは、文献 [5] で提案されている E_{stereo} ではなく、探索平面で用いた SSD 値を用いて行う。

外部エネルギーでは、(6)式は右画像基準の場合、(7)式は左画像基準の場合と、それぞれ式が異なっている。しかしながら、他のエネルギーに関しては、基準をどちらにとっても同じ式となる。

$$E_{int}(i) = \{d_n(i-1) - d_n(i+1)\} + \frac{1}{4} \{d_n(i-1) - 2d_n(i) + d_n(i+1)\}^2 \quad (4)$$

$$E_{image}(i) = SSD(i, i + d_n(i)) \quad (5)$$

$$E_{ext,r}(i) = dr(i) + dr(i - dl(i)) \quad (6)$$

$$E_{ext,l}(i) = dl(i) + dl(i - dr(i)) \quad (7)$$

3.3 オクルージョンの検出

本来、探索平面上でオクルージョンが発生している部分は、対応点は存在しないはずであるが、ACM の性質上、対応点がある程度連続した点系列として求められるので、この不連続な部分がばけた状態としてみなされてしまう。これは、オクルージョン部分は画像全体に対して占める割合が小さいためである。この問題を解決するために、あらかじめオクルージョン部分で生じる視差の不連続部分を外部エネルギー E_{ext} により検出し、その部分では ACM にエネルギーを加えない。ここで、外部エネルギーがある閾値 E_{extmax} を超えた

場合、不連続部とみなしオクルージョン部分として判断した。

$$d(i) = \begin{cases} occlusion & |E_{ext}(i)| > E_{extmax} \\ d(i) & \text{else} \end{cases} \quad (8)$$

不連続部を切り離すことにより、エッジなどの特徴ある部分に対して、良い結果が得られると予想される。しかし、現段階ではスキャンライン単位で独立に対応点探索を行っているため、垂直方向に対しては考慮されていない。

3.4 視差の最小化アルゴリズム

先に述べた ACM を用いた探索、および外部エネルギーによるオクルージョン検出を用いて視差の最適経路を計算する。以下では、このアルゴリズムについて詳しく述べる。

1. 探索平面の生成

ステレオ画像からスキャンラインごとに探索平面を生成する。また、対応点は左右の画像の輝度値から SSD(Sum of Squared Differences) 値を用いて、ブロックマッチングにより初期値を決定する。ここで、ブロックマッチングは右画像基準 $d_r(i)$ 、左画像基準 $d_l(i)$ の 2 つ方法で対応点を探索する。

2. 外部エネルギー (E_{ext}) なしで ACM を実行 (3) 式で ACM によるエネルギー最小化を反復計算による行なう。しかし、オクルージョン領域が不明なため $E_{int} + E_{image}$ のみで ACM による対応点探索を行う。よって、左右画像から得られた視差情報に対してそれぞれ独立したエネルギー最小化を行う。エネルギー最小化アルゴリズムは、グリーディーアルゴリズム [8] を用いている。

3. オクルージョン検出

$E_{int} + E_{image}$ のみで ACM を行った結果から、オクルージョンの検出を行う。

4. ACM の再実行

不連続部分を除去した状態で、再度 ACM を実行する。今度は、 E_{ext} が加えた状態で左右の協調動作による探索を行う。これにより、

不連続部に対して無理に連続性を考慮しない視差情報を検出することができる。

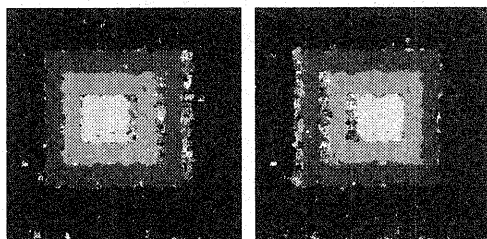
4 実験結果

本手法の有効性を確かめるために、まず人工画像と実画像について実験を行った。各パラメータは、経験的に $w_{image} = 1.0$ 、 $w_{ext} = 1.0$ 、SSD のブロックサイズは 4pixel、 $E_{extmax} = 0$ で探索を行っている。人工画像は、 256×256 の 256 階調で、一様乱数のテクスチャを貼った階段状の視差にランダムノイズを加えたものである。全走査線に対して、視差情報の推定およびオクルージョン検出を行った結果を図 4、図 5 に示す。あわせて、真の視差との 2 乗誤差とノイズの SN 比との関係を図 6 示す。これにより、ACM を導入することにより、より連続的に視差を推定することができるようになった。この計算時間は CPU PentiumIII-750MHz で 15[s] 程度である。

図 6 で示すように、本手法では SSD のみの探索に比べ、ノイズに対してロバストな傾向がみられる。また、人工画像での結果、図 4、図 5 では、オクルージョン部分が白い部分として検出されていることが分かる。

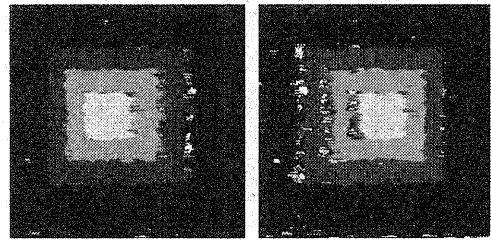
次に実画像での適用した結果を図 7~10 に示す。この結果では、先程の左画像基準、右画像基準から得られた結果を統合した中央視差画像を示している。比較のため、SSD 法のみを用いた場合の結果も合わせて示す。

実画像では、誤対応した部分に対して、今回の ACM を導入することにより視差の連続性を考慮しているため、除去されているのがわかる。



(a) 左画像基準 (b) 右画像基準

図 4: 距離画像 (ACM なし)



(a) 左画像基準 (b) 右画像基準

図 5: 距離画像 (ACM あり)

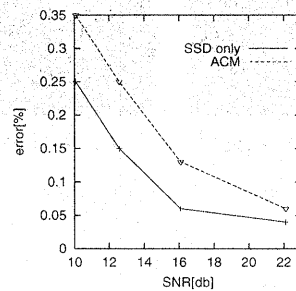


図 6: ノイズ SN 比と真の視差からの 2 乗誤差の関係

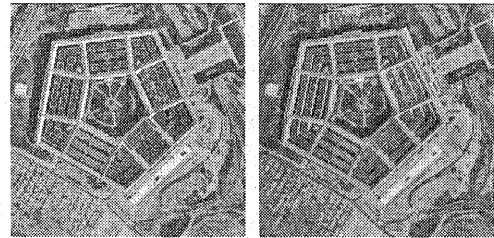
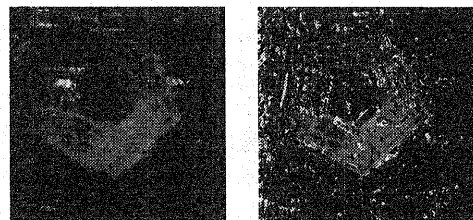


図 7: pentagon



(a) ACM 結果 (b) SSD のみ

図 8: pentagon の中央画像

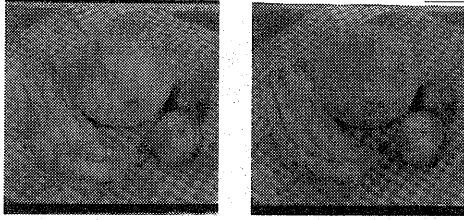


図 9: fruit



(a) ACM 結果

(b) SSD のみ

図 10: fruit の中央画像

5 まとめ

本報告では、オクルージョンにより生じる不連続部分を考慮にいれた ACM によるステレオ対応点探索方法を提案した。

これは、ステレオ画像に対して対応点間の画像特徴量は類似しており、更に視差は連続であるという制約条件を用いて、エネルギー最小化問題として定式化した。また、探索平面を生成し、平面内に存在する2つの視差情報(右画像基準、左画像基準の場合)を、まずそれぞれの視差情報にグリーディアルゴリズムによるエネルギー最小化を行い視差情報を求め、これを用いてオクルージョン領域を検出し、視差の不連続を保存した ACM によるエネルギー最小化を協調動作により行った。

この提案手法に関しては、雑音に対してもロバストであり、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が実験によりある程度実証された。また、実画像においても、ある程度実用的なアルゴリズムであることがわかった。

今後は、経験的に求めている各エネルギー項の係数、SSD のブロックサイズについて検討していかなければならない。また得られた中心視差画像に対する信頼性についても検討する必要がある。

参考文献

- [1] Hong JEONG, Yuns OH : "Fast Stereo Matching Using Constraint in Discrete Space", IEICE TRANS. INF. & SYST., VOL.E83-D, NO.7, pp.1592-1599, 2000
- [2] Barnard S.T.: "Stochastic Stereo Matching Over Scale", International Journal of Computer Vision, 3, 1, pp.17-32, 1989.
- [3] 横矢直和 : "多重スケール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", 信学論, Vol. J76-D-II, No.8, pp.1667-1675, 1993.
- [4] 佐藤嘉伸, 栗屋英司, 田村進一 : "両眼立体視のエネルギー最小化アプローチ - 複数の交錯する表面の知覚", 信学論, J71-D-II, No.2, pp.315-326, 1988.
- [5] Michael Kass, Andrew Witkin, Demetri Terzopoulos: "Snakes: Active Contour Models", International Journal of Computer Vision 321-331(1988)
- [6] 坂上 勝彦, 遺伝的アルゴリズムとアクティブネットの組み合わせによるステレオマッチング, 信学論, Vol.J77-D-II, No.11, pp.2239-2246(1994)
- [7] March R.: "Computation of Stereo Disparity Using Regularization", Pattern Recognition Letters, 8, 3, pp.181-187, 1988.
- [8] J.Williams, M.Shah, "A Fast Algorithm for Active Contours and Curvature Estimation", Vol.55, No.1, pp.14-26(1992)