

# 全体形状の類似性評価に基づく 無造作に置かれた布製品の把持位置選択

山崎公俊 (信州大学 / JST)

## 1. はじめに

生活環境には様々な布製品が存在しており、我々は日々それらに関連した作業を行っている。家事等の物理的作業を行う支援型ロボットが布製品を扱う機能を備えることができれば、作業の幅を大きく広げることになると考えられる。本稿では、布製品の操作に関する要素技術として、無造作に置かれた状態の布製品を適切に摘みあげるための把持位置選択手法について述べる。

布製品の自動操作に関する研究は従来から行われてきている。Kakikura ら [2] は、色情報を用いてアイソレーションタスクを実現した。Willimon ら [6] は、乱雑にまとめておかれた布製品のアイソレーションタスクを実現した。Cuén-Rochín ら [1] は、平面上の布を操作するための動作選択法を提案した。そこでは、距離データと物理モデルとのマッチングがなされ、その結果を用いながら折りたたまれた四角い布を広げる作業が実現された。Kita ら [3] は、三次元可変形状モデルを利用し、三眼ステレオカメラを用いて計測した三次元点群とそのモデルをマッチングさせる手法を提案した。

布は柔軟物であるため、把持位置の選び方によって様々な形状状態を持ちうる。この性質に対応するため、既存研究では、持ち替えを行いつつ布製品が所望の状態であることを確認したり、所望の部位を検出するアプローチが取られてきた。Osawa ら [5]、Abbeel ら [4] は、ロボットが布製品を操作しながらその輪郭や下端点の位置を観測することで、布製品の種類を識別することに成功している。

筆者は、操作目的が布製品を置くことであるならば、その布製品を片手で吊り下げのように把持するよりも、両手で二か所を摘みあげることで持ち上げと平面展開を同時に行うほうが作業効率が良いと考えている。本稿では、これを実現するための方法を提案し、評価実験を行ったことについて報告する。

## 2. 問題設定とアプローチ

### 2.1 問題設定

布製品の状態を知るための方法としては、カラー画像や三次元距離データがよく用いられてきた。このうち画像は、異なる布製品が複数存在する中から特定のものを見つける目的に利用しやすい。一方で、布地やテクスチャの違いによる影響を受けやすいため、テクスチャが異なる布製品に対しては、操作方法が同じだとしても異なる認識特徴を定義する必要がある。

三次元距離データは、方式を選べばテクスチャの影響を受けにくい計測が可能であり、上述したような問題が起きにくい。そこで本研究では、三次元距離デー

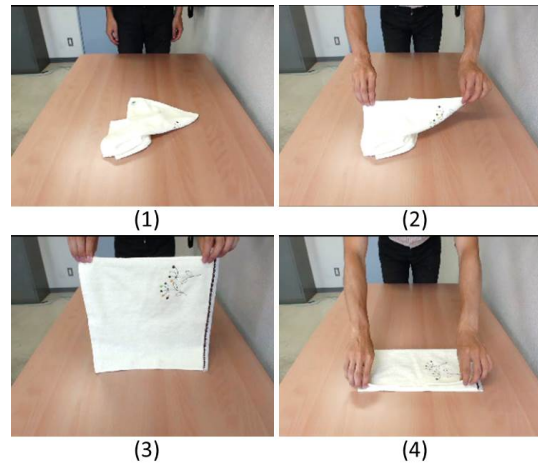


図 1 : Picking up a piece of cloth with both hands

タのみを利用して、布製品の把持位置を決定する方法について研究を行う。布製品は図 1 (1) に示すように、テーブルなどの平板上に無造作に置かれた状況を想定する。その状況を三次元距離画像カメラで俯瞰観測し、得られるワンショットのセンサデータから、把持位置を決定する。ここで言う把持位置とは、図 1 (2) - (3) に示すように、二か所を摘んで同時に持ち上げことで布製品がよく展開されるような把持点を意味する。

### 2.2 アプローチ

無造作に置かれた布製品から把持位置を抽出するには、局所的な形状情報と大域的な形状情報を両方考慮する必要がある。局所的な形状情報とは、ハンドが接触する部分とその近傍から抽出するものであり、把持が安定して行えるか否かを判断する材料である。本研究の問題設定においては、布の端部などが適切な局所形状であると言える。一方で、大域的な形状情報とは、布製品の置かれ方を記述したものであり、例えば、把持した後の持ち上げ動作が適切な展開につながるかどうかを判断するための材料である。

手法が煩雑になることを避けるため、本研究では、局所形状情報、大域形状情報ともに三次元距離データから抽出したフチ（縁）要素を用いて表現する。フチ要素とは、三次元距離データにおいて近傍の計測点と比べて奥行き方向に差分が大きい点を選び、その点を中心に置いて算出した「座標系」である。図 2 は、フチ要素を検出した例である。右図は、左図の布製品部分に対する処理結果を拡大表示したものであり、水色の点がフチ要素の中心点、赤色の線分がフチ要素の主要な方向を示している。これらのフチ要素ひとつひとつ

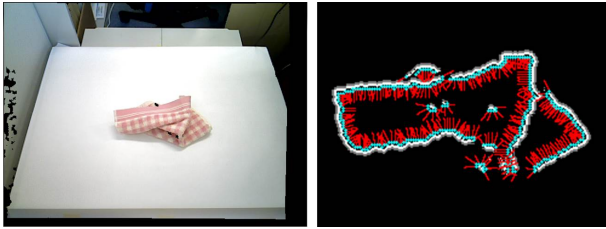


図 2 : Hem detection result

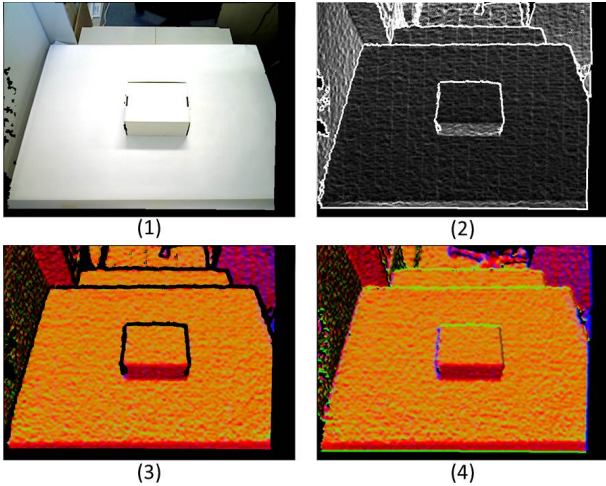


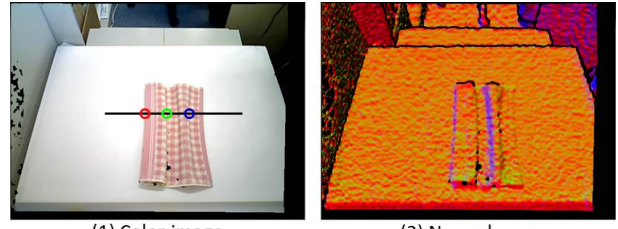
図 3 : Normal calculation

が局所形状情報である．また，一つの布製品について抽出したすべてのフチ要素の並びを，大域形状情報として扱う．

把持位置を探索する手法は以下の手順で実行される．事前準備として，様々な置き方をした布製品のセンサデータを記録しておき，そこからフチ要素の抽出を行い，学習データとする．このとき，把持位置とすべきフチ要素を手で選び，学習データに加えておく．一方，入力データが与えられたらそこからフチ要素を抽出し，大域形状の類似性判断を行い，その結果を利用して適切な局所形状，すなわち把持位置を探索する．

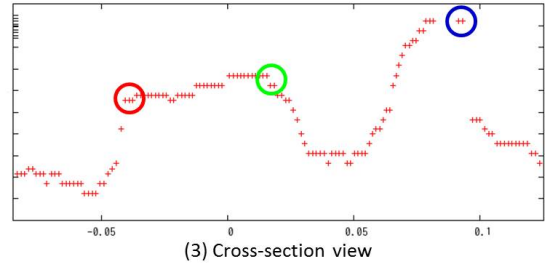
### 3. フチ要素の抽出

フチ要素の抽出処理の手順を次に説明する．入力，各画素に奥行き値を納めたデプス画像である．まず，この画像について，隣り合う画素の間で距離値の変化が所定の閾値以上となると検出し，その画素のデプス値を除く．この結果画像を入力として，各画素の法線情報を求める．法線情報は，着目した画素とその周辺画素の奥行き値を参照し，それらから張られる平面に垂直な成分を計算することで得る．図 3 は，(1) 平板上に四角い箱を置いた状況の画像 (2) 距離値の変化が大きな部分 (次の処理で使用しない部分) を白く表示した画像 (3) 法線成分を色づけて示した画像，の例を示したものである (2) の処理が存在する理由は，信頼できない法線情報を算出しないためである．例えば (2) の処理を通さずに法線成分の検出を行うと，図 3 (4) のような結果が得られる．ここで



(1) Color image

(2) Normal map



(3) Cross-section view

図 4 : 3D points from the clothing surface

は，箱や平板の境界部分に青や緑の領域が見られるように，奥行き値の変化が大きな場所にも法線成分が算出される．しかしながら，このような成分が実在する可能性は低く，実在したとしても法線成分の数値に誤差が入りやすくなる．本研究のようにフチの検出を目的とした処理では，面の滑らかさよりも境界部分の情報を正確に取ることが必要である．よって，上述の手順を採ることで信頼性の高い部分についてのみ以後の処理を行う．

次に，デプス画像と法線画像を組み合わせて，フチ要素を求める．この手順は以下の通りである．ある画素の周囲に奥行き値の違いが大きな画素が存在する場合，その画素を着目点として設定する．着目点を中心として直径十数 mm の球状領域を定義し，この領域内に存在する三次元点を用いて楕円体近似を行う．ただし，着目点に対して奥行き値が所定の閾値よりも大きな画素については近似の対象としない．この近似により，もし着目点がフチ上の点を表すものであれば，フチのラインに対して垂直な軸，布の面上にありフチのラインに平行な軸，これら二軸に垂直な軸の組み合わせで，座標系を定義することができる．

以上の処理により，フチ要素が多数得られる．それぞれの要素は三次元空間中での座標系となるため，ロボットの把持計画への発展を考えたとき，手先の目標姿勢として直接的に利用することが可能である．

ここで，フチ要素抽出処理の問題点について記しておく．図 4 は，ある状態の布製品に関するセンサデータである．左上画像中に黒線で示す部分について三次元点を取得し，縦軸を奥行き値として示したのが下段のグラフである．このデータでは奥行き値が大きく変わる場所が三か所ある．図中には，フチを赤で，布と布が重なり合っている部分を緑で，かまぼこ型のシワができていない部分を青の丸で示した．布製品はそれ自体が細かな形状変化をしている上，センサの視点によって容易にデータが変化する．そのため，上述した三種類は三次元情報としては見分けをつけることが難しい．すなわち，フチ要素抽出の結果は必ずしも布の端

部のみを検出できるものではない。また、フチ要素周辺の局所領域のみに着目しても、上述した3種類のうちどれであるかを信頼性高く判別することは難しい。

#### 4. 布の形状表現

上述の処理により得たフチ要素は、把持位置を選択するための情報となるのはもちろんのこと、それらの並びによって布製品全体の形状状態を表現できる可能性がある。筆者の経験では、布製品の画像領域を直接的に利用する場合の画素数と比較して、フチ情報を利用する場合は要素の数を  $1/50$  以下に減らすことができる。また、フチ要素のうちどれかを把持位置として選択するのであれば、布製品の全体形状表現に利用する要素と、把持位置となる要素を同種の表現で扱うことができる。これにより、実装が簡便になるという利点がある。

##### 4.1 把持位置選出のアプローチ

フチ情報を利用して布製品の全体形状を表現する方法と、全体形状情報を元にして把持位置となるフチ要素を選択するための方法を提案する。

基本方針は次の通りである。様々な置き方をした布製品をそれぞれ計測する。それらのセンサデータからフチ要素を抽出する。同時に、それぞれの置き方において把持位置とすべきフチを手で選び、知識として与える。これらを学習データに追加していく。すなわち学習データは、多種の布製品の置き方について、それぞれの置き方を個別に扱ったデータの集合体である。そして、布製品の新たなセンサデータが入力されたとき、そこから得たフチ候補の並びと学習データとの類似性を調べ、類似性が高いいくつかの学習データを利用して、入力データにおける把持位置を選択する。

##### 4.2 全体形状の表現方法

フチ要素は座標系として表現されているため、以下では  $i$  番目のフチ要素を座標系  $C_i$  として考える。

全体形状情報を回転と平行移動に不変な表現とするために、座標系間の相対姿勢を記録する。ここで、原点からの座標系  $C_i$  の方位と位置を表す回転行列と平行移動ベクトルをそれぞれ  $R_i$ ,  $T_i$  とすると、変換行列  ${}^oT_i$  は次に示す  $4 \times 4$  の行列で表される。

$${}^oT_i = \begin{pmatrix} R_i & T_i \\ \mathbf{0}^T & 1 \end{pmatrix} \quad (1)$$

そして、 $j$  番目の候補の変換行列を  ${}^oT_j$  としたとき、二つの座標系の相対関係は次のように求められる。

$${}^iT_j = ({}^oT_i)^{-1}({}^oT_j) \quad (2)$$

全体形状の表現方法は、この相対関係の集合体として定義する。すなわち、すべてのフチ要素のうちペアとなる二つの座標系を選び出し、それらの相対関係を変換行列として求める。この変換行列を所定の数だけ記録し、布製品の全体形状表現として用いる。

##### 4.3 把持位置と全体形状の関連付け方法

学習データを準備するとき、把持位置の候補となるのは手で選び出したフチ要素である。容易に考えつ

く一つの方法は、このフチ要素の周辺領域で特徴量表現を行い、入力データから似た特徴量を示す部位を探すことである。これによれば把持位置を直接見つけることができるはずである。しかしながら、布製品は様々な形状を持ちうる上に、局所領域に着目した場合、類似した三次元形状がどこにでも見つかりうるため、把持位置において弁別性の高い特徴量表現を得ることは難しい。画像特徴量を用いる方法もあるが、布製品のテクスチャの影響を受けやすいため、本研究では用いない方針である。

以上の理由により、次のような方式で、全体形状と関連付けた把持位置の表現を行う。いま、ある状態の布製品のセンサデータが学習データとして与えられ、二つの把持位置の候補  $C_a, C_b$  が手で決められたとする。これらの候補はフチ要素となる座標系から選択されるものである。次に、把持位置の候補となっていないフチ要素  $C_k$  との間で、式(2)を用いて相対関係  ${}^kT_a, {}^kT_b$  を算出する。これは、 $k$  番目のフチ要素を原点とした場合の  $C_a, C_b$  の相対姿勢を表すものである。この相対姿勢の算出を、把持位置の候補となっていないすべてのフチ要素について行い、これらの変換行列のリストを、把持位置と全体形状の関連付け情報として保存しておく。

入力データから把持位置の候補を選出する方法は次の通りである。まず、入力データからフチ要素を抽出する。そして、フチ要素  $C_l$  を一つ取り出し、一方で上述の変換行列のリストを参照して次の計算を行う。

$$\begin{aligned} {}^oT_a &= {}^oT_l^k T_a \\ {}^oT_b &= {}^oT_l^k T_b \end{aligned} \quad (3)$$

すなわち、現在着目しているフチ要素  $C_l$  が学習データにおけるフチ要素  $C_k$  であるとみなし、仮の  $C_a, C_b$  を算出する。そして、入力データ上で方位・位置ともに  $C_a, C_b$  とよく重なるフチ要素が存在する場合のみ、そのフチ要素に定数を加算する。この処理を、入力データから得たすべてのフチ要素に対して行う。最後に、多くの得点を得たフチ要素を把持位置の候補として選出する。

本節の冒頭で述べたように、フチ要素ひとつひとつについて弁別性の高い特徴量表現を行うことは難しい。そこで提案手法では、周囲のフチ要素からの相対関係による多数決によって把持位置となるべきフチ要素を決めるものである。すなわち本方式は、入力データの全体形状情報に近い情報が学習データに含まれていることを想定している。

#### 5. 実験

布製品としてハンドタオルを選択し、実験を行った。平板上に布製品を無造作に置き、それを ASUS 社製の Xtion PRO LIVE によって計測し、そのセンサデータからフチ要素の検出と把持位置の候補の選択を行うことを、布製品の置き方を様々に変えながら繰り返した。本実験では、摘み上げ後に展開が可能であるような二か所以上の把持位置がフチ要素の抽出で得られた場合のみ、学習データの対象とした。

4.2 節に示したように、全体形状情報はフチ要素間の相対関係の集合として記録されている。学習データと



表 1 : Results of grasping point estimation

	1st	2nd	3rd	4th	5th	Good grasp
150	76 %	76 %	57 %	50 %	47 %	18
250	80 %	70 %	53 %	40 %	57 %	18
400	76 %	66 %	64 %	53 %	67 %	26

入力データの間で類似性を評価する方法は、入力データが持つ相対関係とよく似た相対関係を、学習データから探索することとした。すなわち、入力データから  $n$  個のフチ要素が抽出されたとき、 $k$  個の学習データに含まれる形状情報をひとつづつ取り出し、それぞれの  $n$  個のフチ要素と  $m_k$  個のフチ要素を比較して、よく似た相対姿勢パラメータを持つ学習データを探す。このパラメータ間の差分が小さくなる学習データほど、入力データとの全体形状情報の類似性が高いとする。この探索処理には  $k$ -近傍探索を用いた。

学習データの数を、150 パターン、250 パターン、400 パターンの三種類に分けて準備した。評価として、学習データに含まれない 30 種類の置き方で布製品を計測し、その把持位置を選出する実験を行った。表 1 は、把持位置を第 5 候補まで求め、それらの質について評価を行った結果を示している。最左列の数値は、把持位置の選出に利用した学習データの数であり、1st から 5th は把持位置として評価の順位である。これらから成る  $3 \times 5$  のマトリクスの中身は、それぞれの学習データ数、順位における把持位置の候補が、布の端点などの適切な場所に存在していた確率を示している。上位二つについては概ね 70% - 80% で推移しており、学習データの数による大きな差異は見られない。一方で、3 - 5 位については、学習データを増やすと、良い把持位置が見つかる確率が上がる傾向にあった。また、各入力データから抽出した 5 つの把持位置について、布製品の展開に適していると判断できる組み合わせを数えたところ、400 の学習データを用意した場合が最も多く、30 種類の置き方に対して 26 例であった。

図 5 は、把持位置選択を行った結果の一例を示す (1) では布製品の画像に対し、把持位置の候補を色つきの点で示している。赤が第一候補、緑が第二候補であり、青、ピンク、黄色が次に続く。仮に第一候補と第二候補を把持するのであれば、この布製品は展開が可能である。フチの一部が隠されている状態でも、適切な把持位置が選択できることに注意されたい (2) (3) は処理の中間結果である (4) は把持位置候補としての適切さを画素の濃度値で表したものであり、適切なフチ要素の周辺に白い画素が割り当てられていることがわかる。

## 6. まとめ

本稿では、無造作に置かれた布製品から把持位置を抽出する方式について述べた。布の形状を表現する方式としてフチ要素を利用し、それらによる形状表現を提案した。また、学習データを準備しておき、それに基づいて入力データにおける把持位置を決定する手法について述べた。実画像を用いた実験を行い、効果を

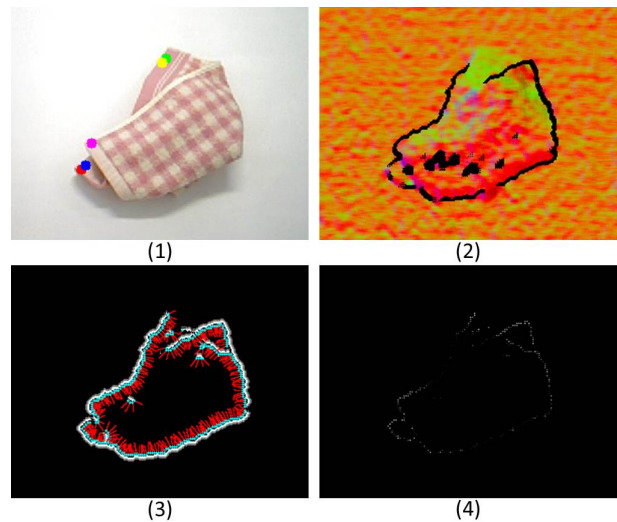


図 5 : A result of grasping point selection

確かめた。

今後の展開として、把持位置選出の精度をより向上させていくことがある。また、双腕ロボットへ本手法を搭載し、布製品の畳み行動などへの応用を行っていく。

## 参考文献

- [1] S. Cuén-Rochín, J. Andrade-Cetto and c. Torras: "Action Selection for Robotic Manipulation of Deformable Planar Objects," in Proc. of Frontier Science Conference Series for Young Researchers: Experimental Cognitive Robotics, pp. 1-6, 2008.
- [2] K. Hamajima and M. Kakikura: "Planning Strategy for Unfolding Task of Clothes - Isolation of clothes from washed mass -," in Proc. of Int'l. Conf. on Robots and Systems, pp. 1237 - 1242, 2000
- [3] Y. Kita, F. Saito and N. Kita: "A deformable model driven method for handling clothes," Proc. of Int. Conf. on Pattern Recognition, 2004.
- [4] J. Maitin-Sp Shepard, M. Cusumano-Towner, J. Lei and P. Abbeel: "Cloth Grasp Point Detection based on Multiple-View Geometric Cues with Application to Robotic Towel Folding," Int'l. Conf. on Robotics and Automation, pp.2308 - 2315, 2010
- [5] F. Osawa, H. Seki, and Y. Kamiya: "Unfolding of Massive Laundry and Classification Types by Dual Manipulator," Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics, Vol.11 No.5, pp. 457- , 2007.
- [6] B. Willimon, S. Birchfield, I. Walker: "Classification of clothing using interactive perception," in Proc. of IEEE Int'l Conf. on Robotics and Automation, pp. 1862 - 1868, 2011.