

# 無造作に置かれた布製品の把持位置決定手法

山崎 公俊<sup>\*1\*2</sup>

## Grasping point detection for a piece of clothing casually placed on daily environment

Kimitoshi Yamazaki<sup>\*1\*2</sup>

<sup>\*1</sup> Faculty of Engineering, Shinshu University  
4-17-1, Wakasato, Nagano, Nagano 380-8553, Japan

<sup>\*2</sup> PREST, JST

This paper describes grasp point detection from a piece of clothing casually placed on a table. An input data for our proposed method is a range image captured from a fixed 3D range camera. A set of hem elements is extracted from the data, and their relationships are characterized for both similarity measure and grasp point evaluation. Experiments using real images with targeting a handtowel shows the effectiveness of the proposed method.

**Key Words** : Clothing, grasp point detection, hem element.

### 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。そのような作業を代替できる自動機械が実現できれば、支援型ロボットとして有用な存在になると思われる。例えば、布製品に関する代表的な作業として、洗濯・乾燥後の布製品の扱いがある。そこでは、操作対象の布製品を決める、布製品の種類を知る、把持位置を決める、展開する、畳んだ状態になるように操作を加える、といった種々の手順が必要になる。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てを目的とした、把持位置決定手法について述べる。

上述したように、布製品を置く作業はいくつかの手順に分けることができ、これらを全体ないし部分的に実現した従来研究が存在する。Kakikura ら<sup>(3)</sup>は、色情報を用いてアイソレーションタスクを実現した。そこでは、それぞれの布製品が異なる色を持つとの前提のもとで、目的の布製品を取り出す作業が行われた。また、Willimon ら<sup>(9)</sup>も、乱雑におかれた一枚の布製品に対し、吊り下げのために一つの把持点を選ぶタスクを実現している。Cuén-Rochín ら<sup>(1)</sup>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<sup>(4)</sup>は、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、把持位置をどこに選ぶかによって摘み上げ後の形状状態が様々に変わる。この性質に対応するため、既存研究ではまず片手で摘み上げを行い、既知の状態が現れるまで持ち替えを行うアプローチが主流であった。Osawa ら<sup>(7)</sup>、Abbeel ら<sup>(6)</sup>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。これらの方式の利点は、ひとたび摘み上げを行えば、あとはいくつかの規定の動作をうまく選択することで、比較的高い成功率で布製品が展開できることである。一方で、所望の状態になるまで複数の動作を必要とし、時間がかかることが問題である。

筆者は、無造作に置かれた布を置くことを目的とするならば、両手で二か所を摘みあげて、持ち上げと平面展開を同時に行えば効率が良いと考えている。関連研究<sup>(10)</sup>ではフチ要素の検出を基礎とする手法を提案し、処理結果の例を示した。本稿ではこの手法を整理・改良し、追実験にもとづく評価と考察を行う。さらに把持位置の探索における効率化手法を提案する。

本稿の構成は次のようである。次章では、本研究の問題設定とアプローチについて述べる。3, 4 章では、提案手法について説明し、5 章で、探索の効率化手法について述べる。6 章で実験結果の報告と考察を述べ、7 章でまとめる。

<sup>\*1</sup> 信州大学工学部機械システム工学科 (〒380-8553 長野県長野市若里 4-17-1) kyamazaki@shinshu-u.ac.jp

<sup>\*2</sup> 科学技術振興機構さきがけ

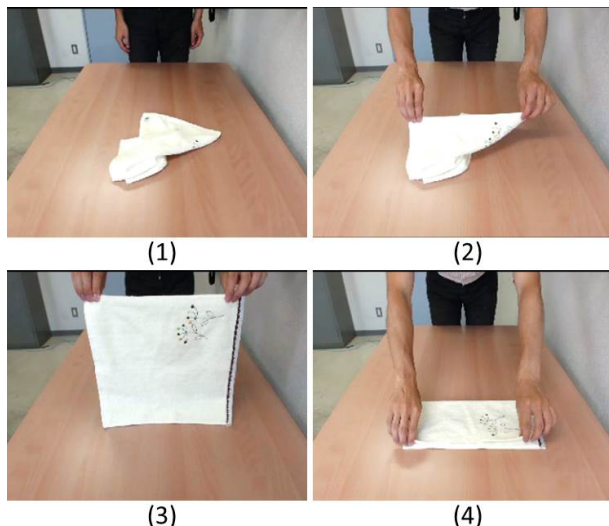


Fig. 1 Picking up a piece of cloth with both hands

## 2. 問題設定とアプローチ

2.1 問題設定 対象物となる布製品は、Fig. 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。ここから適切な把持位置を二つ見つけることが、本研究の目標である。なお、ここで言う把持位置とは、Fig. 1 (2) - (3) に示すように、二か所を摘んで同時に持ち上げることで布製品がよく展開できるような場所を意味する。

把持位置を決めるためには、センサデータから三次元の形状情報を得る必要がある。そこで本研究では、センサとして三次元距離画像カメラを選択し、俯瞰視点により布製品を計測する。把持位置決定処理には、計測データのうちデプス画像のみを用いる。センサからはカラー画像も取得できるが、本研究では利用しない。この理由は、カラー画像を利用する処理が布地の模様に影響を受けやすいからである。本研究では、操作対象の布製品についてあらかじめ学習データを準備しておく方針を採るが、同種の布製品であればその学習データを利用できるようにすることを考え、距離情報だけに依存する手法を構築する。

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、ハンドが接触する可能性がある部分とその近傍に関するものであり、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。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否かを判断するための材料である。

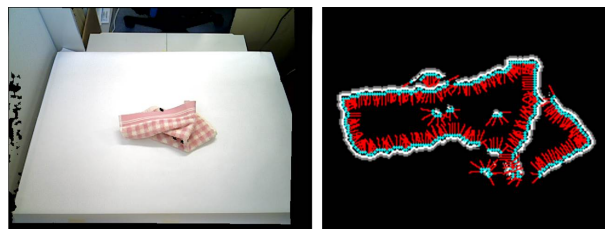


Fig. 2 Hem detection result

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デプス画像から抽出したフチ（縁）要素を用いて表現する。これにより、手法が簡便になるという利点がある。

Fig. 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、フチ付近に並んだ点群がフチ要素の中心、そこから述べる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。

これらの情報を入力として把持位置を決定する手法は、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デプス画像を記録しておき、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、適切な把持位置とみなせる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とき、まずそこからフチ要素を抽出し、それによる大域形状情報を利用して、入力データと似た形状の学習データを見つける。その結果に基づき、適切な場所にある局所形状を把持位置として選ぶ。

## 3. フチ要素による布製品の状態表現

2.1 節で述べたように、本研究ではデプス画像を入力データとする。入力データの中に適切な把持位置が含まれていると仮定し、その尤もらしい場所を抽出するための処理を行う。このため、まず入力データからフチ要素を抽出することで把持位置の絞り込みを行う。

フチ要素とは、布地の縁や布の折り目などのように、三次元形状としての境界とみなされる部分を抽出し、それを細かく分割したものである。本研究の目的は把持位置の選択であるため、いずれかのフチ要素がロボットの把持位置になるものとし、各フチ要素を三次元の座標系として表現する。これには、ロボットの把持計画との親和性がよいという利点もある。

3.1 フチ要素（局所形状情報）の抽出 入力されたデプス画像の各画素について、隣り合う画素の間で距離値の変化が大きくなるところをフチ要素らしさが高

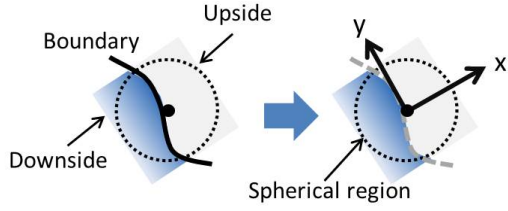


Fig. 3 Hem detection method

い位置と考える．一定以上の信頼度でフチ要素とみなせる画素（着目画素）を原点として，次の手順によって座標系を計算する．まず，Fig. 3 左に示すように，着目画素を中心として直径十数 mm の球状領域を定義する．その球状領域に収まる画素のうち上側（図中 Upside）にある画素のみに着目し，それらの三次元座標を利用して楕円体近似を行う．そして，主要な 2 軸からなる平面を求める．この平面上にあり，フチのラインに対して垂直な軸（右図  $x$  軸），フチのラインを直線とみなして平面上に投影した軸（右図  $y$  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．この結果の例は Fig.2 に示した通りである．

3.2 全体形状情報の表現 上述の処理により，一枚のデプス画像から多数のフチ要素が得られる．それらを利用して，布製品の形状状態を表現することを考える．本研究では，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利用する．

あるデプス画像から多数のフチ要素が得られたとする．それぞれの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  $C_i$  と表す．ここで，世界座標系  $O$  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  $\mathbf{R}_i, \mathbf{T}_i$  とすると，変換行列  ${}^o\mathbf{T}_i$  は次に示す  $4 \times 4$  の行列で表される．ここで，右肩の  $T$  は転値を表す．

$${}^o\mathbf{T}_i = \begin{pmatrix} \mathbf{R}_i & \mathbf{T}_i \\ \mathbf{0}^T & 1 \end{pmatrix} \quad (1)$$

そして， $j$  番目のフチ要素の変換行列を  ${}^o\mathbf{T}_j$  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．

$${}^i\mathbf{T}_j = ({}^o\mathbf{T}_i)^{-1}({}^o\mathbf{T}_j) \quad (2)$$

Fig.4 に相対関係の例を図示する．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する二つを選び出し，それらの相対関係を変換行列として求める．この変換行列をフチ要素の組み合わせの数だけ記録し，布製品の全体形状表現として用いる．

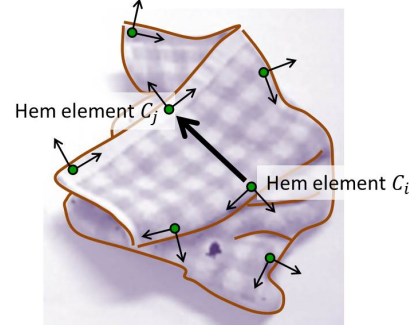


Fig. 4 Making hem element pair

#### 4. 把持位置決定手法

4.1 手法の概要 事前準備として，学習データを用意しておく．これは，2.2 節で述べたように，様々な置き方をした布製品についてフチ要素の並びと把持位置を紐づけて記録したものである．

入力データから  $X = \{\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_K\}$ ， $H = \{h_1, \dots, h_K\}$  が得られたとする． $\mathbf{x}_k$  は，入力データから抽出された  $k$  番目のフチ要素の姿勢変数ベクトルである．具体的には  $\mathbf{x}_k = (x_k, y_k, z_k, \phi_k, \theta_k, \psi_k)$  であり，これは変換行列  $\mathbf{T}$  から算出する． $h_k$  は  $k$  番目のフチ要素表現である．一方で， $n$  番目の学習データに含まれるフチ要素の情報を  ${}_nI$  とし，それと合わせて記録された把持位置を  ${}_g\mathbf{x}$  とする．また， ${}_nI = \{{}_nX, {}_nH\}$  である．

$X, H$  が得られた場合に，それが  $n$  番目の学習データに合致し，把持位置  ${}_g\mathbf{x}$  が得られる確率の事後分布は，

$$p({}_nI, {}_g\mathbf{x} | X, H) \quad (3)$$

と表される．提案手法の目的は，式 (3) に従った処理により，入力データと類似した学習データを探索し，その学習データに記録された把持位置情報を元に，入力データ上での把持位置を見つけることである．

以下では，式変形を行い手法を具体化する．本研究では， $K$  個のフチ要素による多数決によって，把持位置の適切さを算出する方針を採る．すなわち，

$$p({}_nI, {}_g\mathbf{x} | X, H) \propto \sum_{k \in K} p({}_nI, {}_g\mathbf{x} | \mathbf{x}_k, h_k) \quad (4)$$

である．この式を，条件付き確率の定義を利用して以下のように変形する．

$$\sum_{k \in K} p({}_nI, {}_g\mathbf{x} | \mathbf{x}_k, h_k) = \sum_{k \in K} p({}_g\mathbf{x} | {}_nI, \mathbf{x}_k, h_k) p({}_nI | \mathbf{x}_k, h_k) \quad (5)$$

右辺の左側は， $n$  番目の学習データと入力データから得たフチ情報を利用して，把持位置の事後分布を求める操作である．これには，4.3 節で述べるように Implicit Shape Model<sup>(5)</sup> に類似した手段を用いる．右辺の右側

は、フチ要素を利用して、入力データと似た形状情報を持つ学習データを探索する操作である．この詳細は次節で述べる．

4.2 類似形状の評価方法 入力データから抽出した一つのフチ要素について、その姿勢変数ベクトルとフチ要素表現をそれぞれ  $\mathbf{x}, h$  とする．ある入力データが与えられたとき、そこから  ${}_nI$  が得られる確率の事後分布を計算するには、式(5)に示したとおり  $p({}_nI|\mathbf{x}, h)$  が用いられる．この式は、ベイズの定理を用いて以下のように変形できる．

$$p({}_nI|\mathbf{x}, h) = \frac{f(\mathbf{x}, h|{}_nI)p({}_nI)}{p(\mathbf{x}, h)} \propto f(\mathbf{x}, h|{}_nI)p({}_nI) \quad (6)$$

本研究では、事前分布  $p({}_nI)$  は一様分布に従うものとする．よって、尤度  $f(\mathbf{x}, h|{}_nI)$  を計算できれば良い．この尤度を計算するため、入力データから得られたフチ要素  $\{\mathbf{x}, h\}$  の並びが  ${}_nI$  とどれだけ合致するかを評価する．この評価式は以下のようである．

$$f(\mathbf{x}, h|{}_nI) \propto \sum_{a \in A} \max_{b \in B} S(\mathbf{T}_a, \mathbf{T}_b) \quad (7)$$

ここで、 $A$  は入力データから生成したフチ要素ペアの個数、 $B$  は学習データから生成したフチ要素ペアの個数を意味する． $S(\mathbf{T}_a, \mathbf{T}_b)$  は、フチ要素ペアの相対姿勢(式(2))の類似度を計算するものであり、具体的な計算方法の説明は5.1節に譲る．

式(7)では、入力データから生成された相対関係の一つづつ取り出し、それと類似性が高い相対関係を  $n$  番目の学習データの中から探している．類似した相対関係が多く見つかるほど、評価値は高くなる．

4.3 尤もらしい把持位置の算出 ある学習データに対し、二つのフチ要素  $C_i, C_j$  が把持位置として入手で与えられたとする．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)を用いて相対関係の変換行列  ${}^k\mathbf{T}_i, {}^k\mathbf{T}_j$  を算出する．これは Fig.5 左に示すように、 $k$  番目のフチ要素を原点とした場合の  $C_i, C_j$  の相対関係を表す．この相対関係の算出を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．

$$\begin{aligned} {}^o\mathbf{T}_i &= {}^o\mathbf{T}_l {}^k\mathbf{T}_i \\ {}^o\mathbf{T}_j &= {}^o\mathbf{T}_l {}^k\mathbf{T}_j \end{aligned} \quad (8)$$

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  $C_i, C_j$  を

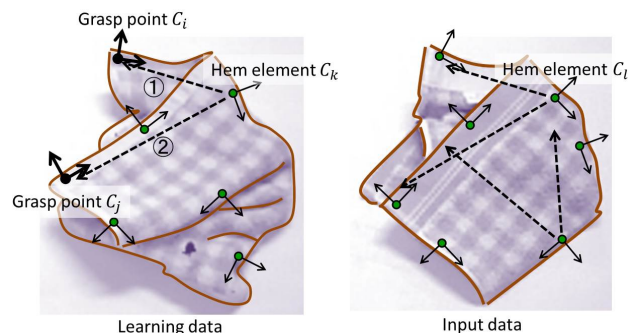


Fig. 5 Voting for grasp point detection

算出する．そして、入力データ上で方位・位置ともに  $C_i, C_j$  とよく重なるフチ要素が近くに存在すれば、その距離に応じて評価値を与える．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い、最終出力である把持位置の尤もらしさのマップを得る．

提案手法は、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. 探索処理の高速化

5.1 類似形状検索と評価計算 4.3節で述べたように、尤もらしい把持位置を算出する方法では、まず入力データからフチ要素ペアを生成し、それと学習データから生成したフチ要素ペアとの比較を行う．この処理を単純に行うならば次のような方法がある<sup>(10)</sup>．

フチ要素ペアにおける相対関係を、姿勢変数ベクトル  $\mathbf{x}$  とするとき、入力データから生成したフチ要素ペアの  $\mathbf{x}$  集合を  $Y = \{\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_A\}$  とし、 $n$  番目の学習データにおけるフチ要素ペアの  $\mathbf{x}$  集合を  ${}_nY = \{{}_n\mathbf{x}_1, \dots, {}_n\mathbf{x}_B\}$  とする．ペアの数は布製品の形状とセンサデータに依存するので、一般に  $A$  と  $B$  は同じにはならない．

前述したように、フチ要素ペアは相対関係を表す姿勢変数ベクトルとして表現される．これを  $\mathbf{x}' = (\alpha x, \alpha y, \alpha z, \phi, \theta, \psi)$  とする．ここで、 $\alpha$  は位置と方位の比率を調整するための重みであり、経験的に定めておく．これらを用いて探索処理を行う方法を次に述べる． $Y$  から姿勢変数ベクトルを一つ取り出し、コサイン類似度が最大となる姿勢変数ベクトルを  ${}_nY$  から探し、下記計算によって  $\mathbf{x}_a, {}_n\mathbf{x}_b$  の類似度とする．

$$S(\mathbf{x}_a, {}_n\mathbf{x}_b) = \sum_{a \in A} \max_{b \in B} (Dist(\mathbf{x}_a, {}_n\mathbf{x}_b)) \quad (9)$$

ここで、

$$Dist(\mathbf{x}_a, {}_n\mathbf{x}_b) = \frac{\mathbf{x}_a \cdot {}_n\mathbf{x}_b}{|\mathbf{x}_a| |{}_n\mathbf{x}_b|} \quad (10)$$

である．また，式(7)との関連は，

$$S(\mathbf{x}_a, \mathbf{x}_b) = \sum_{a \in A} \max_{b \in B} S(\mathbf{T}_a, \mathbf{T}_b) \quad (11)$$

である．式(9)による類似度計算は，回転・平行移動の違いに影響されずに類似形状同士で良い評価値を得ることができる．

ただし，この方式で問題となるのは計算時間の多さである．例えば，一つの布製品につき数百のフチ要素が得られていれば，そこから得られるフチ要素ペアは数万程度となる．学習データが500程度用意されている場合を想定すると，そこでは数万のフチ要素ペアを持つデータ間での類似度計算を，500の学習データに対してそれぞれ行う必要がある．類似度計算の回数は，kd-tree等の探索木を用いたり並列計算を実装することである程度の高速度が可能であるが，それでも本研究で用いた環境では，一つの入力データにつき90秒程度の処理時間を要した．

5.2 クラスタリングを用いた表現形式の変換 上述した処理時間の問題を解決するため，教師なしクラスタリングによる表現形式の変換を行う．具体的には，数万のフチ要素ペアを少数の代表点の集合に変換する．本研究では，下記の式により最適化計算を行うk-means法を用いた．

$$Error(\{X\}) = \sum_i^k \sum_{\mathbf{x} \in X_i} |\mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}}_i|^2 \quad (12)$$

ここで， $\{X_i\}$ はk個中i番目のクラスタを差し， $\bar{\mathbf{x}}_i$ は $\{X_i\}$ の重心である．

クラスタリングの適用により，数万の姿勢変数ベクトルで表されていた形状表現は，k個の姿勢変数ベクトルに変換される．これにより要素数を減らすことが可能になり，前節で述べた探索処理が大幅に高速化される．また，形状表現の要素数を $k \times 6$ に固定できるという利点もある．なお，クラスタリング処理は学習データに対して事前に行っておくことができるため，探索処理において行うことは，入力データのクラスタリングと，各学習データとの類似度計算のみとなる．

## 6. 実験

6.1 実験方法 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，抽出され

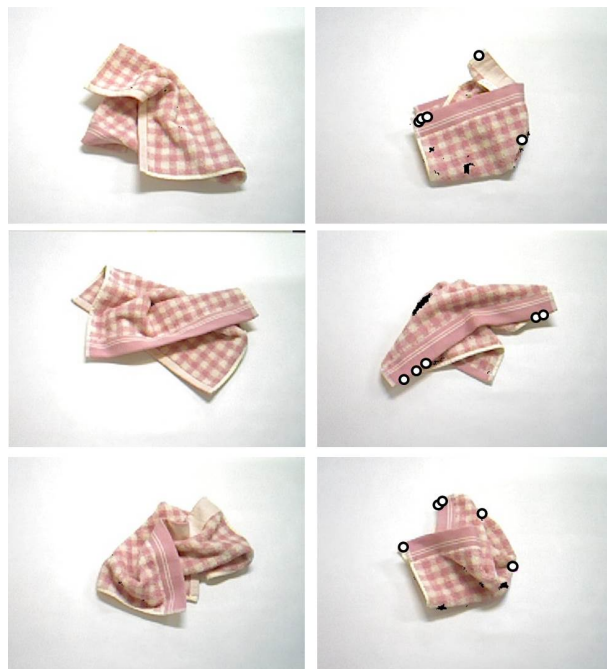


Fig. 6 Examples of the results of grasping point selection

たフチ要素の中に存在していた場合のみ，学習データの対象とした．

この実験で出力として得られるのは，把持位置の適切さを数値化した二次元マップである．このマップはデプス画像と同じサイズであり，デプス画像の各画素について把持位置としての適切さを算出したものに相当する．Fig.6右列に処理結果の一例を示す．ここでは，得られたマップのうち，評価値が高い(高い確率で把持位置とみなせる)位置を上位から5点選び，丸印によって示した．また，この図の左列は，右列のそれぞれの形状に対してもっとも似ていると判断された学習データ中の形状である．

成功率を評価するために，Leave-one-out cross validation法を適用した．すなわち，500パターンのデプス画像が用意されていた場合，一つを入力データ，残りの499個を学習データとして，把持位置マップを生成する．この結果に対し(1)上位5点のうち2点を選んでつまみあげれば布地が展開できる(Best 5)，(2)上位3点のうち2点を選べば展開できる(Best 3)，の二通りを人間が判断することを499回行うことで，成功率を算出した．

6.2 形状表現手法の比較 500パターンのデプス画像を用意し，把持位置を決める実験を行った．入力データに類似した学習データを探索する処理において，以下の形状表現手法を用いた場合の比較を行った．(a)フチ要素ペア同士を直接的に比較する方法(5.1

Table 1 Results of grasping point estimation

Method	(1) Best 5 [%]	(2) Best 3 [%]	Time [sec]
(a) Original <sup>(10)</sup>	47.8	29.2	94.8
(b) k=10	53.1	39.3	1.53
(b) k=100	65.6	49.5	1.64
(b) k=200	67.1	52.6	1.67
(b) k=500	66.4	48.6	1.74
(b) k=1000	69.0	53.3	1.78
(c) SPRH <sup>(8)</sup>	23.5	10.5	0.57
(d) SpinImage <sup>(2)</sup>	21.0	10.0	0.61

節), (b) k-means 法による改良法 (5.2 節), (c) SPRH (Sufflet Pair Relation Histogram)<sup>(8)</sup>, (d) SpinImage<sup>(2)</sup>, の 4 種類である。(c), (d) は, 三次元点の位置と法線を利用する方式として選出した。なお, (b) については,  $k = 10, 100, 200, 500, 1000$  の 5 通りを試した。

Table 1 は, この実験結果を示している。2 列目と 3 列目は適切な把持位置が見つかった確率であり, 4 列目には出力を得るまでの処理時間を示した。なお, この処理時間は, マルチスレッドプログラミングにより入力データと学習データの類似計算を並列化したときの結果である。この結果より,  $k = 1000$  とする k-means 法を用いた場合には 7 割程度の確率で適切な把持位置を見つけられることがわかった。処理時間に関しても, 従来手法<sup>(10)</sup> と比べると大幅な改善が見られ, 実用性のある範囲に収まっていると考えられる。なお, 上位から 5 点を選択した場合でも, 例えば Fig.6 左上に示すように, いくつかの点がほぼ同じ場所に来ることが多く, そこから適切な 2 点のみを選ぶことには大きな困難はないと思われた。

**6.3 学習データ数の比較** 学習データの数を変えた場合に, 成功率がどのように変動するかを調べた。具体的には, 学習データ数を 50, 100, 300, 400 とし て実験を行った。形状表現手法については, 前節の (b)  $k=1000$  の場合に統一した。

成功率は, 以下のようであった。

データ数 50 のとき, Best 5 = 39.5 [%], Best 3 = 23.9 [%]

データ数 100 のとき, Best 5 = 47.8 [%], Best 3 = 29.2 [%]

データ数 300 のとき, Best 5 = 44.4 [%], Best 3 = 36.5 [%]

データ数 400 のとき, Best 5 = 70.0 [%], Best 3 = 48.2 [%]

この結果ではデータ数 400 のときの結果が表 1 のものとほぼ変わらないことから, 本実験の条件においては, データ数は 400 程度が一つの基準であることがわかった。

## 7. 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選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。本稿の内容は文献<sup>(10)</sup>を整理・改良したものであり, 把持位置の探索における効率化手法について述べた。また, 実画像を用いた実験によってその効果を示した。

今後の展開として, 布の重なり方などの知識を利用して, 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。

謝辞 本研究は, JST 戦略的創造研究推進事業さきがけの一環として行われたものである。

## 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) Andrew Johnson: "Spin-Images: A Representation for 3-D Surface Matching," doctoral dissertation, tech. report CMU-RI-TR-97-47, Robotics Institute, Carnegie Mellon University, 1997.
- (3) 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.
- (4) Y. Kita, F. Saito and N. Kita: "A deformable model driven method for handling clothes," Proc. of Int. Conf. on Pattern Recognition, Vol.4, pp. 3889 – 3895, 2004.
- (5) B. Leibe et al.: "An Implicit Shape Model for Combined Object Categorization and Segmentation," Lecture Notes in Computer Science, Vol. 4170, pp 508 – 524, 2006.
- (6) J. Maitin-Sp Shepard et al.: "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.
- (7) 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 – 463, 2007.
- (8) E. Wahl, U. Hillenbrand, G. Hirzinger: "Surflet-pair-relation histograms: a statistical 3D-shape representation for rapid classification," in Proc. of Fourth Int'l Conf. on 3-D Digital Imaging and Modeling, pp. 484 - 481, 2003.
- (9) B. Willimon, S. Birchfield, I. Walker: "Model for Unfolding Laundry using Interactive Perception," in Proc. of IEEE Int'l Conf. on Intelligent Robots and Systems pp. 4871 - 4876, 2011.
- (10) 山崎:「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」, 第 31 回日本ロボット学会 学術講演会予稿集, 1M2-04, 2013.