

ハンドリングのための変形モデル駆動型衣類状態推定

喜多 泰代[†] 喜多 伸之[†]

ハンドアイシステムで衣類を取り扱うことを目指し、マニピュレータによって保持された対象の状態を、その変形予測に基づいて観測画像を解析することにより、推定する手法を提案する。我々は、柔軟物を扱うハンドアイシステムの構築を目標に、カメラをセンサとして双腕のマニピュレータにより衣類を折り畳むという課題を想定している。提案手法はこれを実現するための核となるもので、一つのマニピュレータで保持された衣類の状態を画像情報より推定し、次の動作で保持すべき位置を算出する。まず、対象の弾性モデルを用い、保持により起こり得る見え方形状を複数予測する。観測画像上の対象領域から比較的容易かつ頑健に抽出可能な特徴を利用し、観測状態と矛盾のない見え方形状を選択する。選択された各予測見え方形状を観測対象領域に応じて部分的に修正することを試み、修正が成功した候補形状に関しては修正後の予測形状と実際の観測領域との重なり度合いを算出する。この度合いが最大となる状態を最終推定結果とし、重ね合わせた予測形状各部分の位置より、肩、袖口などの場所を推定し、次に持つべき点の位置を決定する。マニピュレータの代りに人間が保持した入力画像を用いた予備実験により、良好な見通しが得られた。

An approximate model-driven method of estimating the state of clothes for manipulating it

YASUYO KITA[†] and NOBUYUKI KITA[†]

Aiming at manipulating clothes, a model-driven method of estimating the state of hanging clothes is proposed. We suppose a system consisting of two manipulators and a camera. The task considered in this paper is to hold a pullover at its two shoulders by two manipulators respectively, as a first step for folding it. The proposed method estimates the state of the clothes held by one manipulator in a model-driven way and indicates the position to be held next by the other manipulator. First, the possible appearances of the pullover when it is held at one point are roughly predicted. Using discriminative features of the predicted appearances, the possible states for the observed appearance are selected. Each appearance of the possible state is partially deformed so as to get close to the observed appearance. The state whose appearance successfully approaches closest to the observed appearance is selected as the final decision. The point to be held next is determined according to the state. The results of preliminary experiments using actual images have shown the good potential of the proposed method.

1. はじめに

近年、ロボットがより一般的な環境で活躍することが期待されており、このためには、柔らかい対象物も的確に扱えることが望まれる。しかし、これを実現するために必須である、変形する対象を視覚的に認識する技術の確立は挑戦的な難しい課題である。

ローブ操作のための視覚認識¹⁾²⁾など線形状対象の研究は比較的古くから行われているが、衣類のように2次元のなごりのある対象では、変形の自由度が大きく増し、また、複雑な自己オクルージョンも生じ

るため、さらに問題は難しくなる。コンピュータグラフィックスの分野では、衣類の変形の生成、すなわちアニメーションするために、熟慮された布モデルが研究されている³⁾⁴⁾が、認識に関してはその研究は始まったばかりである⁵⁾⁶⁾。

より精密で詳細な形状情報を得るレンジファインダなどの入力装置を用いるのも一つの手段ではあるが、我々はむしろ、1台もしくは2台のカメラだけを用いた簡易な入力システムから得られる情報より、人間が日常行っているように、精度は高くなくとも必要な情報を頑健に抽出する処理を目指す。人間の視覚を考える時、常にシーンに対する予測が、入力画像を頑健かつ高速に処理するのに有効に利用されていると考えられる。

[†] ——産業技術総合研究所
National Institute of Advanced Industrial Science and
Technology (AIST)

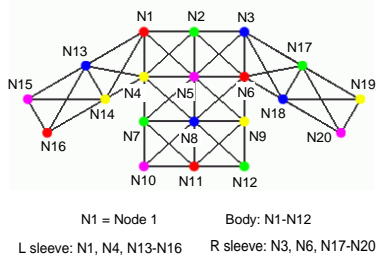


図 1 Pullover used for our experiments: (a) goal state held at the both shoulders; (b) model consisting of 20 nodes classified into three parts, a body and two sleeves

ここで注目すべきことは、人間は、精密なモデルではなく、対象に関する大まかな知識をもとに、シーンに関するラフな予測をたて、それを効果的に利用していることである。入力画像から得られる情報と組み合わせることでこの予測をより精度の良いものに変えることにより対象を認識したり、いくつかある可能性（予測）から実際に起こっている現象を特定したりしていると思われる。もう一点、ハンドアイシステムを構築する際に、人間から学びたいことは、手足を用いて対象に作用し、より視覚認識が容易な状態、または、より多くの情報が得られる状態へと移行させ、そうした状態であることを活用した認識処理を行う点である。以上の2点は、認識対象が剛体ではなく柔軟物である場合、特にその重要度が増してくると思われる。

我々は、具体的に2つのマニピュレータで衣類を折り畳む課題をとりあげ、こうした視点に基づいた衣類状態推定手法を提案する。本稿では、特にそのサブゴールとして、特定のトレーナーを両肩を保持することによって図1aのように広げた状態に持ってくる課題を考える。具体的には、2つのマニピュレータと1台のカメラがキャリブレーションされているシステムを想定し、あらかじめ大まかに予測したトレーナーの形状をトップダウンに用いて、片方のマニピュレータで保持された状態を画像情報より推定し、次の動作で保持すべき位置情報を算出する。

2. 起こり得る状態の予測

対象とするトレーナーを、その身幅、身長、袖丈の3つの大まかなサイズに基づき、図1bに示す、前身頃と後ろ身頃が離れることはない想定した平面的な弾性モデルで近似する。このモデルは20点の代表点を表すノードからなり、各ノード間は、図中直線で示

すようにバネで連結される。バネは次の3種類からなる。

K_1 タイプバネは、各ノードとその4近傍ノードの一点とを結ぶ。

K_2 タイプバネは、各ノードとその8近傍ノードから4近傍ノードを除いたものの一点とを結ぶ。

K_3 タイプバネは、各ノードと一つ間をおいた隣のノードとを結ぶ。ただし、同じ部分内(身頃、右袖、左袖)だけに導入する。例をあげると、N1-N3, N1-N7, N3-N19 ノード間などである。

K_1, K_2 タイプは衣服の伸縮性を、 K_3 タイプは、その折れ曲がりにくさを表現する。

このモデルを用いて、このトレーナーを1点保持した時に、どのような状態が存在しうるかを、次のようにシミュレーションして予測する。ここで、Y軸を重力方向に一致させた左手系3次元座標系を基準座標系とする。まず、対象モデルをXZ平面に水平な床面に図2aのように広げる。重力は、すべてのノードに働くとする。保持点と仮定する一つのノードを垂直方向(Y軸負方向)に持ち上げて行き、これによって起こる変形をシミュレーションする(図2b)。図2cは、その結果得られた、空中に保持した状態を示す。ただし、1点での保持では、保持点に対してY軸回りの回転要素が始めにおかれた床面での方向などに応じて大きく変化する。我々が想定している現実の保持では、一点ではなく、小面積を保有する平らなグリップでの保持となるので、この回転の不確定要素をこのグリップの面の向きが決定すると考えられる。そこで、画像が、常にこのグリップ面に垂直な方向から撮影される状況を想定し、モデル予測形状の保持点近傍での面の法線方向が視線と一致する条件で、予測見え方形状を算出する。図2dは、この結果を示す。この予測見え方は、観測画像上の対象領域と直接比較するため、2次元的に保存する。

図3に、各ノード点で保持した、State1からState20までのすべての予測見え方形状算出の結果を示す。この算出において、衣類モデルのバネ定数は、その結果生じる衣類の張りが実際の状態に近いようにマニュアルで決定し、具体的に K_1 、 K_2 、 K_3 のそれぞれのバネ係数を20000,2000、そして200に設定した。

3. 予測見え方形状の分析

得られた予測見え方形状を与えられたタスクに基づき分析する。今回の「両肩を保持する」タスクにおいては、予測形状の状態は次の3つにクラス分けされる。

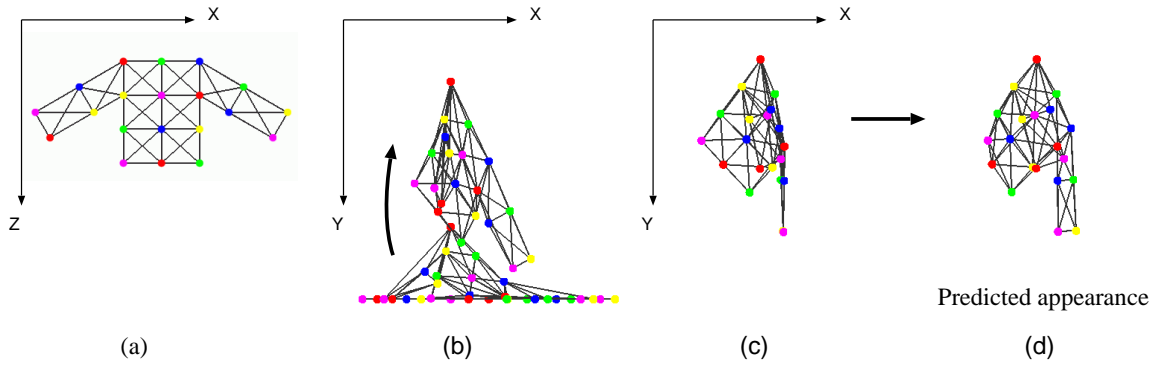


図 2 Simulation of pullover deformation: (a) original state (spread on a floor); (b) process of bringing up; (c) hanging at a point; (d) appearance from assumed view direction

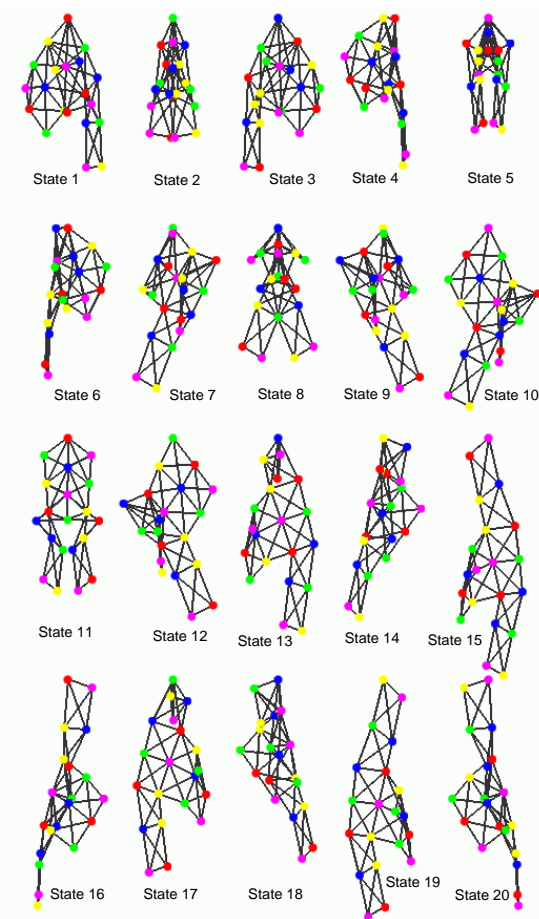


図 3 Predicted shapes when the pullover is held at a point

クラス A: 既に一つの肩で保持されている。State 1, 3.
=> 残りの肩の位置を指示。

クラス B: 肩で保持されていないが、少なくとも一つの肩が (把持しやすい) 凸の状態である。

State 2, 7, 9, 13, 15, 17, 19.

=> 一つめの肩の位置を指示。

クラス C: それ以外 (両肩が凹の状態では把持が難しい状況)。State 4, 5, 6, 8, 10, 11, 12, 14, 16, 18, 20.

=> クラス B とする位置を指示。

この例では、すべての予測形状において、袖の先端が常に最下点に位置し、識別しやすい上、この点を保持すれば、クラス B の State 15 か 19 の状態にもって行ける。したがって、クラス C では、具体的には、

=> 最下点を指示。

とする。

処理が成功する限り、クラス C → クラス B → クラス A と、クラス間で一方向に状態遷移していき、「観測画像からの状態推定に基づく指示点の算出」 → 「指示点の保持」の処理を、最大 2 回繰り返せば、目的の両肩保持の状態に到達できることがわかる。

4. 状態推定

状態推定過程は 1) 簡単な属性を用いた候補状態選択、2) 観測対象領域と予測見え方形状との重なり度合いに基づく最有力候補決定の 2 段階からなる。

最初の候補選択の段階では、次の 2 つの特徴を利用する。

I) 予測見え方形状の最下点の位置: $L(L_x, L_y)$

保持点の位置に対する相対 2 次元座標値。

II) 直接保持されずに、ぶら下がった袖の数: N

最下点近傍にぶらさがっている袖の数で、State 2, 5, 8, 11 では、 $N = 2$ で、それ以外は $N = 1$ 。

観測画像が入力されたら、まず、把握している保持

マニピュレータのグリップの3次元位置情報に基づき、観測画像上の把持点の位置を検出する。衣類領域は、この把持点をヒントに、その真下にある領域特徴が一定である連続領域として抽出する。この領域内で一番下部にある座標を L_o とする。 L_o の上方近傍の領域の画像水平方向の幅の平均値を算出し、この値が一つの袖幅以上であれば、 $N_o = 2$ 、それ以外を $N_o = 1$ とする。今回の実験では、袖幅は身幅の $1/3$ と仮定した値を用いた。

まず、観測状態とぶら下がり袖数が等しく、最下点の位置関係が近いモデルだけを選択する。具体的に State m_i ($m_i = 1 - 20$) のうち、以下の条件を満たす状態を選択する。

$$\begin{aligned} N_{m_i} &= N_o \\ |Ly_o - Ly_{m_i}| &< C_1 \\ |L_o - L_{m_i}| &< C_2 \end{aligned}$$

C_1 、 C_2 は、ノードをどれくらい密に設定したか、すなわちノード間の距離に応じて変動させる。この論文の実験では、 C_1 、 C_2 を一番長いノード間距離のそれぞれ 60% と 100% に設定した。

条件を満たした状態の見え方モデルに対して、第2段階の重なり度合いの判定を行う。ただし、シミュレーション精度の粗さとわずかな境界条件の違いによる折れ方の変化などが要因で、正しい状態に対する予測形状が必ずしも厳密に観測領域と重なるとは限らない。そこで、重なり度合いを調べる前に、こうした要因による形状のずれを観測画像情報を用いて修正を試みる。今回の実験では、身頃部分の形状が予測の難しい折れにより大きく変動するのに対して、ぶら下がった袖部は幅の狭い分、予測形状からの変動が少ないことを利用し、この部分に対応する観測領域を予測領域近傍に探索し、予測形状がそれに一致するように見え方形状を部分的に修正する。具体的な処理は次のようになる。ここでぶら下がった袖部とは、直接保持されていない袖の部分の指すこととする。

1) まず、予測形状を把持点の位置を基準に画像内に重ね合わせる。見え方モデルのぶら下がり袖の外側の輪郭を図 4a の太い灰色の線で示すように、垂直方向に観測画像の L_o と等しい位置まで移動する。

2) 次に、外側輪郭上の最下点を除く 2 つのノード点から水平方向に最も近い観測エッジ (背景と衣類領域の境界画素) をそれぞれ探索する。図 4a の矢印で示すような、元の位置からその点までの水平方向符合付き距離を da 、 db とする。もし、この二点の移動量が予測される誤差範囲内で、線の傾きを大きく変化させなければ、この修正を取り入れる。具体的に、下記

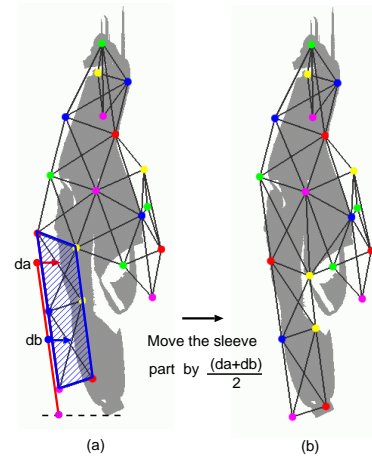


図 4 Modification of hanging sleeve part of model appearance

の 3 つの条件がすべて満たされていれば、その袖部に属する 6 つのノード点すべてを図 4b に示すように $(da + db)/2$ 移動する。

$$\begin{aligned} |da - db| &< C_3 \\ |da| &< C_2 \\ |db| &< C_2 \end{aligned}$$

ここで、 C_3 は予測と観測状態における袖の傾きの違いを何度まで許容するかに応じて決定する。

3) この状態で 領域重なり率 R を算出する。領域重なり率 R には、(重なり部分の面積) / (観測領域面積) と (重なり部分の面積) / (予測形状面積) を足したものの (0~2.0) を用いる。この値が最大となった見え方モデルの値がしきい値 C_4 を越えれば、これを推定状態とする。この条件が満たされなかった場合には、候補なしと判定する。

選出された状態がクラス A もしくは B であった場合、部分的修正後の最終状態において、肩に対応するノード 1 もしくは 3 にもっとも近い観測衣類領域のエッジ点を次の把持点とする。もし、クラス C の状態が選出された場合には、領域の最下点を次の把持点とする。どの状態も選出されなかった場合には、その旨を宣言し、やはり最下点を指示する。先にも述べたように、この指示によって、次の保持により、必ず、State 15 もしくは 19 の状態になる。

5. 検証プロセス

2 本めのマニピュレータが実際に支持した点を保持した場合の対象の変形も、同様なシミュレーションにより予測可能である。得られた予測形状と保持後に実際に観測された状態を比較することにより、現在の推定が正しいかどうか推定できる。

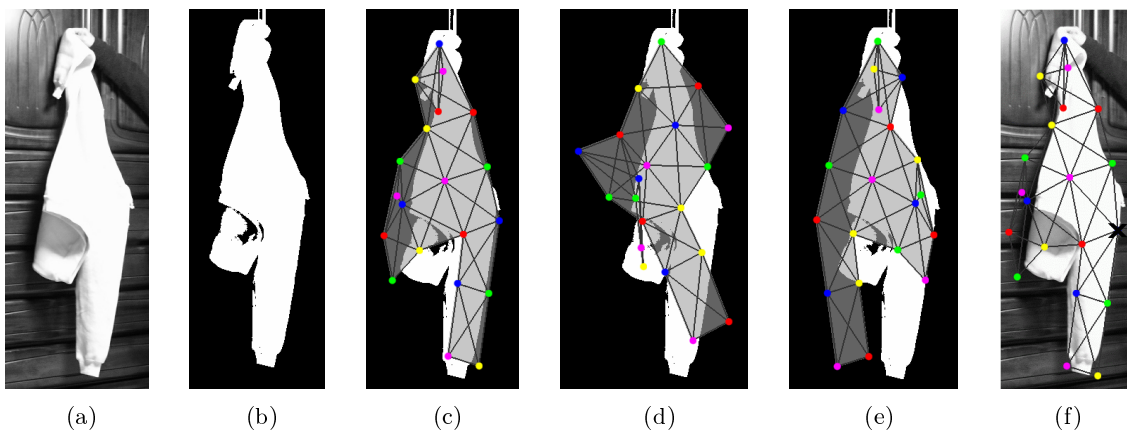


図 5 Experimental result 1: (a) original image; (b) observed clothes region; (c)(d)(e) selected candidates which give the first, second and third highest overlap ratio before partial modification (State 13, State 12, State 17); (f) indication of the position to be held next (the black cross).

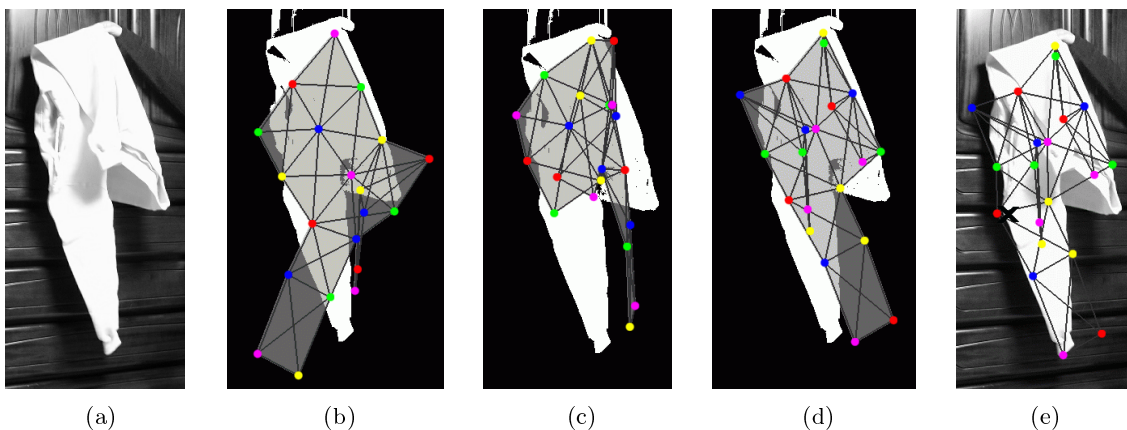


図 6 Experimental result 2: (a) original image; (b)(c)(d) selected candidates which give the first, second and third highest overlap ratio before partial modification (State 10, State 4, State 9); (e) indication of the position to be held next (the black cross).

6. 実 験

マニピュレータの代りに人が保持したトレーナーの画像を用いて、予備実験を行った。各ノードに近い位置でトレーナーを保持した13画像を用いた。ここで、袖口のノード15と16、19と20のように、近いノードにおいては、その中間地点で衣類を支持して撮影したので、ノード数と入力画像は一致していない。トレーナーのモデルは、与えられた身丈、身幅、袖丈の数値をもとに自動作成する。袖幅は、身丈の1/3とした。しきい値、 C_1 、 C_2 は4章に述べたように、これらのサイズから自動決定し、 C_3 は、袖領域の予測と観測のずれが15度まで許容するように設定し、 C_4 は約70%の重なりをもって正解とするために、1.4と設定

した。

図5に結果の一例を示す。今回、画像上の保持点の位置は手で与えた。その点の下にある、固定しきい値で得られる最も大きな明るい連結領域を衣類領域として自動抽出した。図5a、bはそれぞれ原画像と、抽出された衣類領域を示す。図5c,d,eは、袖の部分进行修改する前の領域重なり率が第一、第二、第三番目に大きい順に候補の状態を示す。図5fは、第一番目の状態が、部分的に修正された後の見え方モデル状態を示している。この状態での R が1.64で、すべての見え方モデルの中で最大となったため、推定結果と決定され、図中クロスで示される位置を次に保持すべき点として算出した。

図6にもう一例示す。図6c,d,eは、袖の部分进行修改

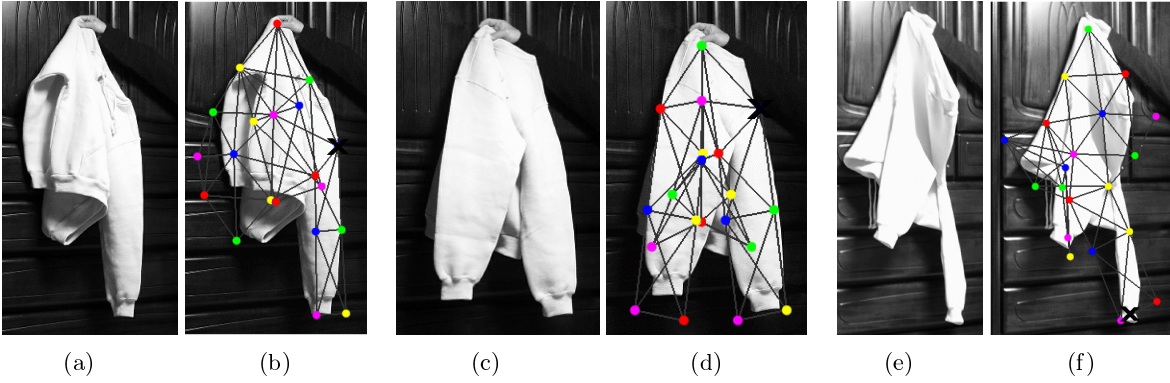
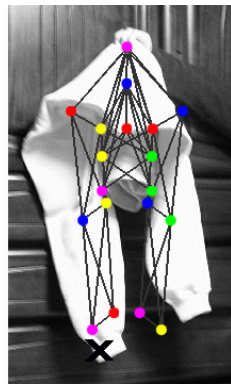
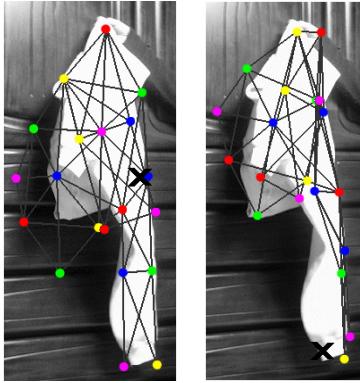


図7 Experimental result 3: (a) (c) (e) original images; (b) (d) (f) indications of the position to be held next (the black cross). (State 1, State 2, State 12)



(a)



(b)

図8 Failure examples: (a) image data at State 5 (with predicted appearance of State 5 superimposed); (b) image data at State 4 (with predicted appearance of State 1 (left) and State 4 (right) superimposed).

する前の領域重なり率が第一、第二、第三番目に大きい順に候補の状態を示す。この例では、第一、第二番目が部分修正の処理で、成功せずに落ち、図6eに示す第三番目の修正状態が重なり率最大となり選択さ

れた。

総合して、13例のうち9例で正しい状態が選択され、正しい指示点が表示された。図7にクラスA、クラスB、クラスCの各成功例を示す。

失敗例のうち、2例については、どの状態も選択されず、「状態の未決定」の結果となった。この一例を、図8aに示す。この場合、正しい状態であるState5が、第一候補として選択されたが、領域の重なり具合が少なく、最終的に取り除かれた。二例のうち、もう一例でも、正しい状態がやはり第一候補として選択されたが、予想外の袖の折れのため、最終決定はされなかった。いずれの場合にも、不確定と判断して、最下点を次の保持点として指示し、クラスBの状態に持っていきける。

13例のうちの残りの2例だけで、間違った状態が推定された。この例を図8bに示す。正しくはState4だが、State1が選択された。主な要因は、現在のシミュレーションでは考慮されていない身頃部の大きな折れが起きているためである。

さらに、ノードに対応する位置の中間点を保持し、予測状態ともっとも異なる位置で保持された状態で撮影された16画像を用いて、同様に実験を行なった。これに対しても、12例で正しい状態が選択され、正しい指示点が表示された。一例で「状態不確定」の判定、残り三例で誤った状態を推定した。図9a,bにその成功例と失敗例を示す。図9aの左図に示すように、実際の保持点に近いノード点で保持したときの予測形状は、その保持位置の差により、重なりが少ない。右側は、ぶら下がり袖部分の修正後で、領域重なり率 R が増し、次に保持すべき肩の位置を正しく示している(図中クロス)。失敗例の図9bでは、左に間違えて推定されたState1、右に正しい状態であるState12を重ね

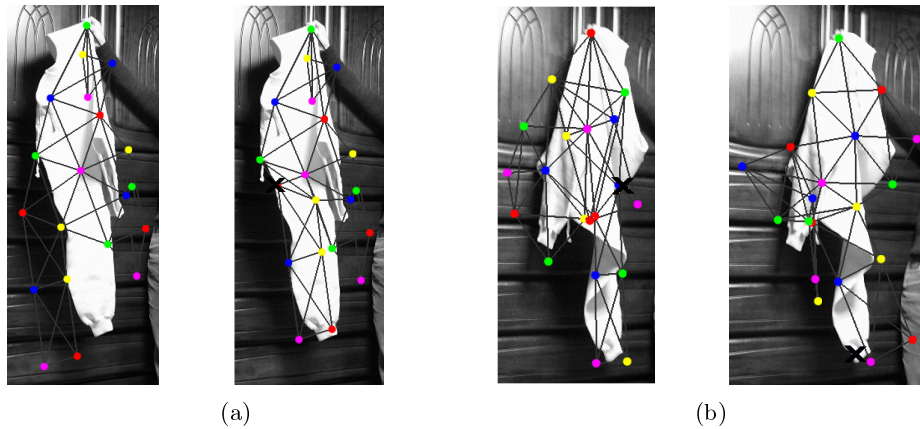


図9 Experimental results when the pullover is held at a middle point between adjacent nodes: (a) success example(left: initial overlap before partial modification, right: result); (b) failure example(with predicted appearance of the resultant state (left) and the correct state (right) superimposed).

て表示してある。失敗の主な原因は、ここで観測される、ぶら下がり袖部の折れを現在のシミュレーションでは考慮していないことである。このように、今回かなり粗い代表点で対象を表しているが、予測見え方算出に使ったノード位置と実際の保持点が離れている場合でも、性能が落ちる現象は今回の実験では見られなかった。

検証過程の試行例を図10に示す。図10aは、図5fに示された指示点を保持した場合のシミュレーション過程を示す。図10bは、実際にその点を保持した状態の入力画像に、シミュレーション結果を重ねて表示してある。予測形状はかなり重なっている。それに対して、図10dは、図10cに示すように間違った状態を推定し、クロスのような指示点が出された場合の、観測画像と予測画像を重ねたものである。重ならない部分の割合が非常に大きく、推定を誤っていたことの認識が可能である。

7. ま と め

本稿では、1点で保持されたトレーナーの状態をモデル駆動型に推定し、次に保持すべき点を算出する手法について述べた。予備的な実験ではあるが、29枚の入力画像に対して、21枚に対して正しい状態を推定し、3枚に対して「判定不能」、残り4枚に対して、間違った状態を推定した。結果として、24枚の入力画像に対して、望ましい保持点位置を指示した。我々は、この正解率はこの難しい課題に対して十分に高く、戦略の有望性が示せたと考える。

また、この戦略で行なえば、検証過程も容易に組み込めることも示した。現在、この部分に関しては十分

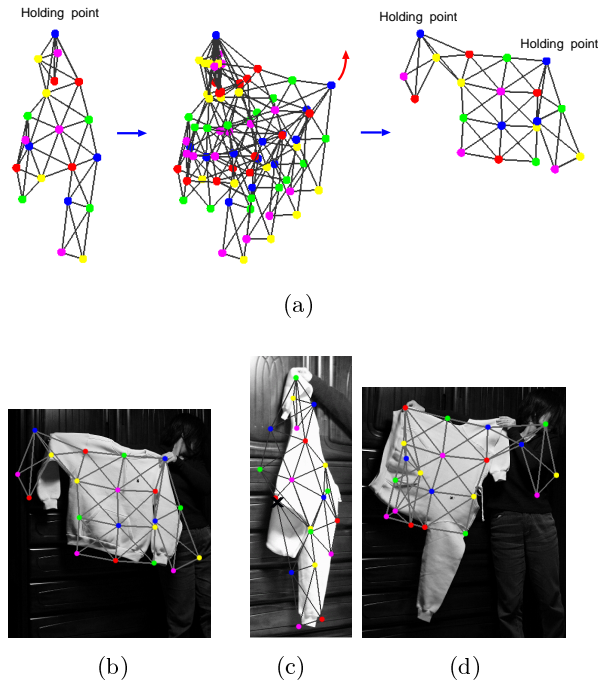


図10 Verification examples: (a) simulation processes for verification (b) verification after the indication in Fig. 5f; (c) example of wrong indication; (d) verification after the indication in Fig. 10c.

な検討がまだ行なえていないが、マニピュレータを用いて実際のシステムを構築する計画であり、実際にタスクを遂行していく段階では、この検証過程が非常に重要な役割を果たすと考える。

今回の実験で対象衣類のシミュレーションに用いた衣類のモデルは大変粗い物である。その一つの理由は、あらかじめ必要とする対象に関する知識を最小限に抑

さえたいためである。本実験では、対象の3つのサイズと大まかな剛性が既知である仮定を用いたが、対象をハンドリングしながら、これらの情報を獲得することも可能ではないかと考えている。

例えば、非常に凝ったモデルを作成しても、微妙な境界条件が、形状を大きく左右するため、一点で保持した対象形状の完璧な予測は非常に難しい。我々はこの点を克服するのは、おおまかな予測を修正するのに入力画像情報をうまく利用することだと考えている。提案手法では、4章で行った袖部の修正処理がこれに相当する。

将来的な課題の一つに、手法の汎用化があげられる。このために、異なる種類、異なる剛性の衣類を用いた実験を計画している。シミュレーションや検証過程の高度化により処理の頑健性を増すことが可能であり、取り組んで行きたい。また、今回一台のカメラで基本構想を示したが、同じ原理をステレオ画像へ拡張することも検討している。

<謝辞> 谷江和雄知能システム研究部門長、坂上勝彦知的インターフェース研究グループ長はじめ、産総研ロボット、視覚情報研究者の人々に感謝する。

参 考 文 献

- 1) 稲葉雅幸, 井上博允: “ロボットによる紐のハンドリング”, 日本ロボット学会誌, Vol. 3, No. 6, pp. 32-41, 1985.
- 2) 中垣 博文, 北垣 高成, 築根 秀男: “画像トラッキングを用いた線状柔軟物体の先端力推定と挿入作業への適用”, 日本ロボット学会誌, Vol. 15, No.3, pp.422-430, 1997.
- 3) 坂口 嘉之, 美濃 導彦, 池田 克夫: “仮想服飾環境 PARTY-人体が動く場合の衣服形状計算法-”, 信学論 (D-II) , J79-DII, No.10, pp.1712-1718, 1996.
- 4) D. H. House and D. E. Breen: “*Cloth modeling and animation*”, A. K. Peters, Ltd., 2000.
- 5) 和田隆広, 平井慎一, 川村貞夫: “伸縮柔軟物体上の複数点の間接的同時位置決め作業の実現”, 日本ロボット学会誌, Vol. 17, No. 2, pp. 282-290, 1999.
- 6) 金子 学, 柿倉 正義: “家庭用サービスロボットのための柔軟物体ハンドリングに関する研究”, 日本ロボット学会第 19 回学術講演会, pp. 153-154, 2001.