

複眼ハンドアイロボットによる不定形単品衣服のハンドリング

○舟久保龍希 (岡山大学) Khaing Win Phyu(岡山大学) 田宏志 (岡山大学)
寇ギョウ郡 (岡山大学) 見浪護 (岡山大学)

1. 緒言

1970年に「高齢化社会」になって以降、日本は2007年に65歳以上の高齢化率が21.5%となり「超高齢社会」に入った。内閣府による「平成27年版高齢社会白書」[1]によると、2014年10月の時点の高齢化率は26%で、今後も日本の高齢化率は上昇傾向が続くとみられている。さらに少子化も伴い、今後少子高齢化が進んでいく日本において、労働力人口の減少が大きな問題となっている。日本の労働力人口は、1998年をピークに現在に至るまで減少し続けており、この先も減少傾向であると推測されている。その影響により、これまで人間が行ってきた衣服の分類作業などを代替するロボットのニーズが高まってきている。

ハンドアイカメラロボットはカメラ視点を自由に選べる利便性から産業用ロボットとしてピンピッキングなどに広く用いられているが、単眼ハンドアイを用いている場合が多くカメラ視線奥行き方向の位置・姿勢計測精度が良くないという問題がある。このためカメラとレーザーレンジファインダの組み合わせた認識方法[2],[3]も研究されているが、カメラ画像内の認識対象物とレンジファインダで距離を検出した対象物が同一物体であるという前提「対象物体の同一性」があり、これが満たされていないとき誤認識しロボットの誤動作の原因となる。複眼カメラ画像情報から対象物の3次元位置・姿勢を計測する情報処理においても似た問題が発生する。すなわち3次元空間内の物体上のある点が複眼カメラ画像の中のどの点に対応しているかという「対応点の同一性」の問題である。対応点の同一性が満たされない場合、対象物の3次元位置・姿勢情報は誤差を含む[4],[5]ことになる。一方、ビジュアルサーボに基づくロボット制御[6]の研究では、物体の運動モデルと非線形オブザーバを利用した物体運動の予測手法[7]が提案されているが、認識誤差がゼロ近くまで減少するまでに時間がかかるという問題がある。また、単眼ではカメラの奥行き方向の対象物の位置・姿勢計測が困難であることが指摘され、Lucaらは既知のカメラの移動視に基づいてカメラと対象物までの距離を推定する方法を提案している[6]。

本報では、衣服の分類作業に対して Model-based Matching 法及び遺伝的アルゴリズムを適用し、指定する属性(対象物の形状と色)を持つ対象物の認識とハンドリングを行った。ハンドリングを含む認識実験により認識精度及びハンドリング精度の確認を行い、ロボットによるハンドリングが可能であるという結果について報告する。

2. 対象物の位置・姿勢計測法

本章では認識手法である、Model-based Matching 法、GA を用いた 3 次元位置/姿勢計測法について述べる。本手法は当研究室の先行研究である、ビジュアルサーボの技術を基礎としており、図1のようなマニピュレータロボット (PA10-三菱重工業株式会社製) に 2 台のカメラを搭載したシステムを基準に構成されている。

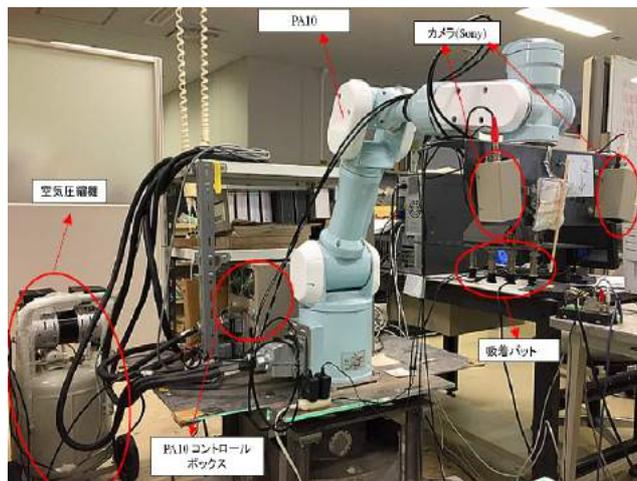


図1 実験環境

2.1 適合度関数の定義

左右ビデオカメラから入力される画像は、0 ~ 359 で表される色相値によって構成される。探索モデルは、対象物の評価とその周囲の色相変化を評価するために、内部領域 $S_{R,in}$, $S_{L,in}$ と帯領域 $S_{R,out}$, $S_{L,out}$ によって構成される。ここで、右画像領域 ${}^{IR}\mathbf{r}_i$ における色相の評価値を $p({}^{IR}\mathbf{r}_i)$ 、左画像領域 ${}^{IL}\mathbf{r}_i$ における色相の評価値を $p({}^{IL}\mathbf{r}_i)$ とする。対象物を評価する内部領域の色相値評価分布を“+2”，背景を評価する内部領域の色相値評価分布を“-0.005”，背景を評価する帯領域をのそれを“0.1”と設定する。 $H_{IR}({}^{IR}\mathbf{r}_i)$ は右カメラ画像の色相値、 $H_{MR}({}^{IR}\mathbf{r}_i)$ はモデルの色相値、 \bar{H}_B は背景の色相値である。色相値評価分布を次式に示す。

$$p_{Rin}({}^{IR}\mathbf{r}_i) = \begin{cases} 2 & (|H_{IR}({}^{IR}\mathbf{r}_i) - H_{MR}({}^{IR}\mathbf{r}_i)| \leq 30) \\ -0.005 & (|\bar{H}_B - H_{IR}({}^{IR}\mathbf{r}_i)| \leq 30) \\ 0 & (otherwise) \end{cases} \quad (1)$$

$$p_{Rout}({}^{IR}\mathbf{r}_j) = \begin{cases} 0.1 & (|\bar{H}_B - H_{IR}({}^{IR}\mathbf{r}_j)| \leq 20) \\ -0.5 & (otherwise) \end{cases} \quad (2)$$

このような正負の評価値をもつ探索モデルと画像との相関を表す適合度関数を次式に示す.

$$F(c_{\phi_M}) = \left\{ \left(\sum_{IR\mathbf{r}_i \in S_{R,in}(C_{R\phi_M})} p(IR\mathbf{r}_i) - \sum_{IR\mathbf{r}_i \in S_{R,out}(C_{R\phi_M})} p(IR\mathbf{r}_i) \right) + \left(\sum_{IL\mathbf{r}_i \in S_{L,in}(C_{L\phi_M})} p(IL\mathbf{r}_i) - \sum_{IL\mathbf{r}_i \in S_{L,out}(C_{L\phi_M})} p(IL\mathbf{r}_i) \right) \right\} / 2 \\ = \{F_R(C_{R\phi_M}) + F_L(C_{L\phi_M})\} / 2 \quad (3)$$

この関数は、右画像領域 $IR\mathbf{r}_i$ の中で、 $S_{R,in}(C_{R\phi_M})$ に重なる入力画像の輝度値 $p(IR\mathbf{r}_i)$ の合計値から、 $S_{R,out}(C_{R\phi_M})$ のそれを差し引くことで、右画像の適合度 $F_R(C_{R\phi_M})$ を得る. 左画像においても同様に適合度 $F_L(C_{L\phi_M})$ を計算し、これらを加算し平均をとった適合度関数 $F(c_{\phi_M})$ を用いて、左右の画像を同時に評価する. この適合度関数 $F(c_{\phi_M})$ は、立体モデルの持つ位置/姿勢情報より一意に決定する関数であり、立体モデルが対象物と一致すれば、左右画像においても対象物と探索モデルが一致するはずである. ただし、 $F_R(C_{R\phi_M}) \leq 0$ 、または、 $F_L(C_{L\phi_M}) \leq 0$ の場合、 $F_R(C_{R\phi_M}) = 0$ 、または、 $F_L(C_{L\phi_M}) = 0$ とする.

2.2 GA を用いた最適解探索法

前節で述べてきた適合度関数を用いることによって、対象物の位置/姿勢を探索する問題は、適合度関数 $F(c_{\phi_M})$ の最大値を探索する問題に置き換えることができる. 本手法では、この最大値を探索する最適化問題に対して GA を適応することで探索時間の短縮を行う. また、個体の位置/姿勢情報を表す遺伝子情報を以下に示す.

$$\underbrace{01 \cdots 01}_{12\text{bit}} \underbrace{00 \cdots 01}_{12\text{bit}} \underbrace{11 \cdots 01}_{12\text{bit}} \underbrace{01 \cdots 01}_{12\text{bit}} \underbrace{01 \cdots 11}_{12\text{bit}} \underbrace{01 \cdots 10}_{12\text{bit}}.$$

個体の位置/姿勢は Model-based Matching 法における立体モデルの位置/姿勢を表しており、上位 36bit は 12bits ずつで、この遺伝子で与えられる立体モデルの位置座標を表わし、残り 36bits は 12bit ずつで、立体モデルの姿勢を表わしている. 次に、各個体は自分の位置/姿勢情報を用いて式 (3) に示した適合度関数 $F(c_{\phi_M})$ より適合度値を得る. この値の優劣により進化処理が行われ、世代交代による次世代の集合が構成される. このとき、次世代の集合は前世代において適合度が高かった位置/姿勢、つまり対象物を表す適合度関数の最大値近辺に向かって近づく. この処理 (世代交代) を繰り返すことにより、GA は対象物の位置/姿勢を表す最大値を発見する.

3. 認識精度の解析

本報では認識システムの有効性を確認するために、1000 回認識実験を行った. まず実験環境と実験内容について示し、次に実験結果を通して考察を行う. 実験結果は、認識結果と真値との誤差の平均と標準偏差を求め、認識精度を確認した.

3.1 対象物のモデル生成

まず、図 2(a) に示すような単一色の背景をカメラから取得する. カメラ画像にある点 (i, j) の色相値 $(H(i, j))$ を計算し、式 (4) を用いて平均値 $H_{average}$ を求め、その値に基づいた背景の色相値の範囲 $H_{background}$ を式 (5) のように設定する.

$$\sum_{i=0}^{640} \sum_{j=0}^{480} H(i, j) / (640 \times 480) = H_{average} \quad (4)$$

$$H_{average} - 20 \leq H_{background} \leq H_{average} + 20 \quad (5)$$

次にモデルとなる対象物を図 2(b) のように設置し、背景を含めた画像から色相値をとり、先ほど設定した背景の色相値範囲と比較する. この時、範囲内に収まっている点は背景、範囲内に収まっていない点をモデルとし、モデルのフレームを決定する.

最後にモデル枠内の各点の色相値をサンプリングし、図 2(c) に示されるような黒い点群でモデルを生成する.

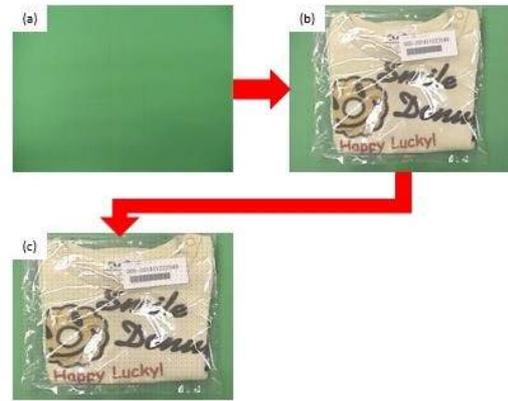


図 2 モデル作成方法

3.2 実験環境

実験で用いるロボットと対象物の座標系をそれぞれ図 3 と図 4 に示す. 対象物座標系 Σ_M をハンド座標系 Σ_H から見た $(x=0\text{mm}, y=0\text{mm}, z=685\text{mm})$ の位置に設定する. Σ_M の中心を基準として位置の認識範囲は $510\text{mm} \times 390\text{mm}$ 、角度の認識範囲 θ は -53° から 53° 、集荷トレイの大きさは $220\text{mm} \times 220\text{mm}$ である.

3.3 実験内容

本実験では、GA の認識精度を検証するため、照度を $700[\text{Lx}]$ に設定し 1000 回の繰り返し認識実験を行った. 対象物は図 5 に示すような No.1-No.12 の衣服を用い、 Σ_H 座標系から見た $(x, y, z) = (0, 0, 685)[\text{mm}]$ に設置した. z 方向の誤差については、将来的に吸着パッドの先に力センサを取り付ける予定のため、今回は x, y, θ 方向において、 σ を標準偏差とした場合の 99.7% データが存在する区間を示す誤差平均 $\pm 3\sigma$ が 10mm 、 10° 以内に収まることを目標とする.

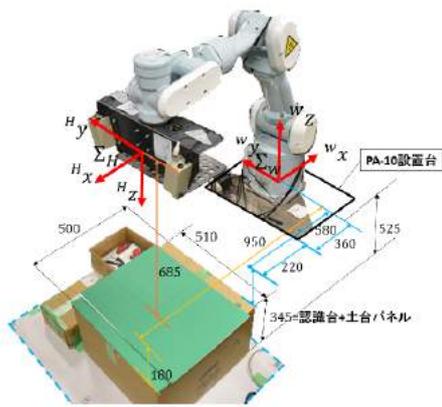


図3 基準座標系とハンド座標系 [mm]

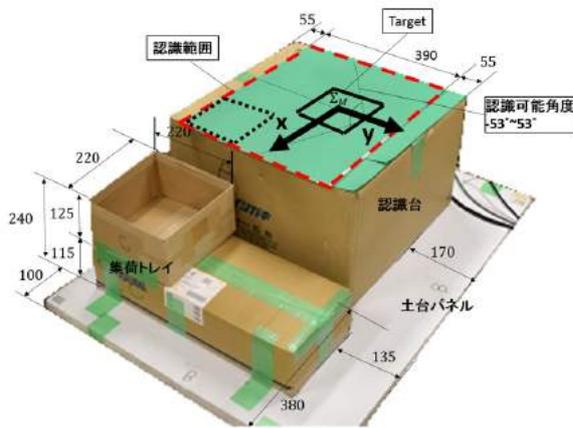


図4 対象物認識台 [mm]



図5 対象物 (No.1-No.12)

3.4 実験結果

全ての対象物への実験結果を図6に示す。図6は、各方向における誤差平均±3σの範囲を示したものである。図6より、全ての服の誤差平均±3σが10mmと10°以内に収まっていることがわかる。この結果から、No.1-No.12の全ての服において問題なく認識できているという結果が得られた。

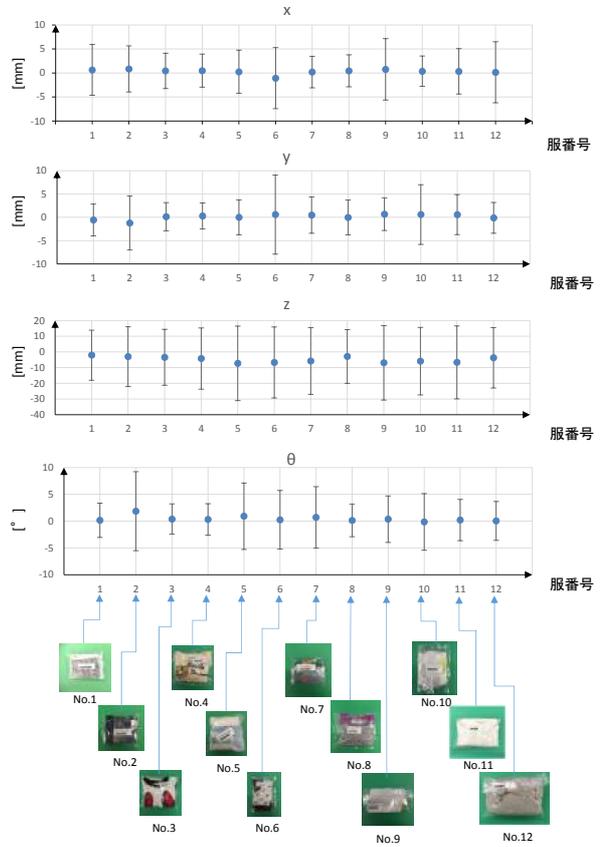


図6 誤差平均±3σの範囲 (No.1-No.12)

4. ハンドリング精度検証実験

実際に現場で用いる際に、衣服のハンドリングは人間が手作業で行う精度を再現できなければならない。前章より認識精度が目標である誤差平均±3σが±10mm, 10°以内に収まることを確認したため、本章ではハンドリング精度の検証実験を行った。まず実験環境と実験内容について示し、次に実験結果を通して考察を行う。

4.1 実験環境

実験環境は前章の精度実験と同様図3, 4のような環境で行った。具体的には、ロボットハンドの先端についている吸着パッドで衣服を吸着し、集荷トレイにハンドリングする際の誤差を検証する実験をNo.2の服で行った。

4.2 実験内容

実験内容は対象物の位置が毎回異なることを想定して実験を行った。ハンドリング精度検証実験1回の流れを図7に示す。まず、衣服の一回目の認識を行い、対象物を認識した位置・角度にロボットハンドを移動し、

その点を中心として二回目の認識を行う。その結果に基づきハンドリングを行い、集荷トレイの中心に吸着パッドが来る位置に衣服を置く。次に、三回目の認識をするときの衣服とロボットハンドの位置関係を一回目、二回目のときと同じにするために、ロボットハンドを上げて、三回目の認識を行う。三回目の認識の中心は集荷トレイの中心の位置である。最後に、衣服を吸着し、乱数で衣服を認識台に置く。この実験を前章の精度実験と同様 100Lx, 400Lx, 700Lx, 1000Lx, 1300Lx の照度でそれぞれ 100 回繰り返して行い、三回目の認識結果のデータを取った。今回は x, y, θ 方向において、誤差平均 $\pm 3\sigma$ が 15mm, 15° 以内に収まることを目標とする。

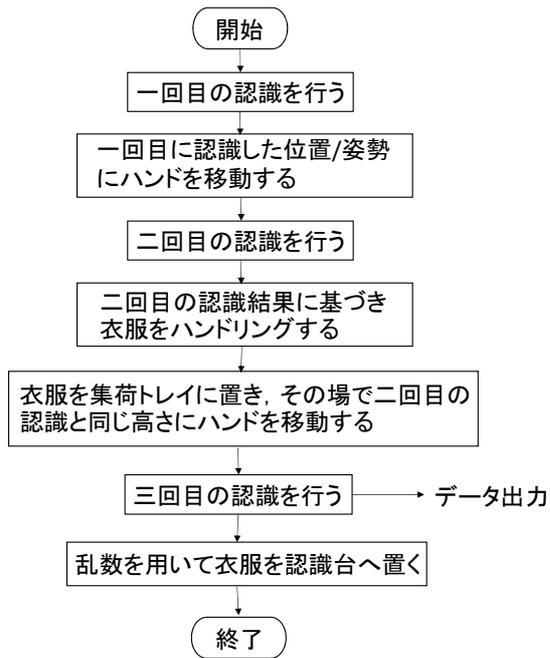


図7 ハンドリング精度検証実験のフローチャート

4.3 実験結果

No.2 の衣服で行った、照度が 100Lx, 400Lx, 700Lx, 1000Lx, 1300Lx の場合におけるハンドリング検証実験の三回目の認識結果を、図 8 に示す。図 8 は、各方向における誤差平均 $\pm 3\sigma$ の範囲を示したものである。図 8 より、認識結果が真値付近に多いこと、誤差の最小値最大値が 15mm, 15° 以内に収まっていることがわかる。また、目標とする誤差平均 $\pm 3\sigma$ が 15mm, 15° 以内を十分に満たしていることがわかる。以上より、照度が 100Lx から 1300Lx の範囲では、目標である x,y 方向の誤差が 15mm 以内、 θ 方向の誤差が 15° 以内を十分に満たしており、問題なく対象物の認識及びハンドリングを行うことが可能だという結果がデータより得られた。

5. 結言

本報では、衣服ハンドリングロボットの認識精度の確認とハンドリング精度の検証について報告した。今回行った 2 つの実験から、広範囲の照度での認識精度、

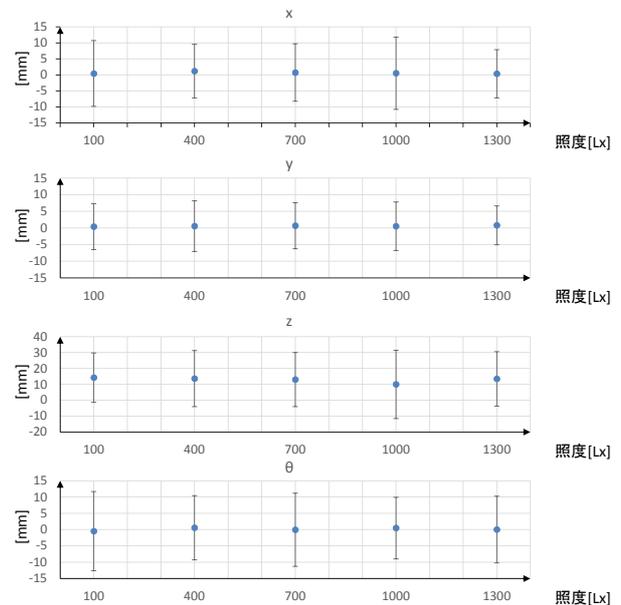


図8 誤差平均 $\pm 3\sigma$ の範囲 (No.2,100Lx-1300Lx)

またハンドリング精度の確認を行うことができた。以上の結果から、認識精度、ハンドリング精度ともに目標を達成しており、対象物の認識からハンドリングまでのシステムの全体の精度を検証することができた。今後は認識、ハンドリングともに精度の向上を目標に研究していく。

参考文献

- [1] “平成 27 年版高齢社会白書（概要版）-内閣府”，http://www8.cao.go.jp/kourei/whitepaper/w-2015/html/gaiyou/s1_1.html
- [2] 粟井真志, 清水隆史, 山下淳, 金子透: “単眼カメラとレーザレンジファインダ搭載移動ロボットによる人物追跡と自律帰還”, 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会 (2011), 2A1-H10.
- [3] 佐藤芳紀, 神酒勤, 岡本茂樹, 藤井祥平: “移動ロボットに実装したレーザレンジファインダと単眼カメラによる物体検出・追跡”, 電子情報通信学会, 信学技法, PRMU2011-137 (2011), pp.71-76.
- [4] 中原智治, 顧海松, 荒木秀和, 藤井裕之, 廣田雅之: “3 次元認識によるピンピッキングシステムの実用化”, システム制御情報学会論文誌, Vol.14, No.4 (2001), pp.226-232.
- [5] 小野桂太郎, 小川卓哉, 前田雄介, 中谷茂樹, 永安剛, 清水領, 大内規高: “ステレオビジョンを用いた巻ばねの認識とピンピッキング”, 日本機械学会論文集 (C 編), Vol.79, No.804 (2013), pp.2769-2779.
- [6] De Luca, A., Oriolo, G. and Giordano, P. R.: “Online Estimation of Feature Depth for Image-Based Visual Servoing Schemes”, Proceedings of 2007 IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation (ICRA2007) (2007), pp.2823-2828.
- [7] 橋本浩一, 木村英紀: “ビジュアルサーボイング-非線形オブザーバアプローチ”, 日本ロボット学会誌, Vol.13, No.7 (1995), pp.986-993.
- [8] 西村健太, 須浪唯介, 矢納陽, 松野隆幸, 山下学, 石山新太郎, 見浪護: “多機能センシング環境対応制御 (MOS 制御) による嵌合精度検証試験”, 第 57 回自動制御連合講演会, 2014.