

複眼ハンドアイロボットを用いた不定形単品衣服ハンドリングとビジュアルサーボ

Verification of Recognition Accuracy of Cloths on Line of Sight Intersection of Cameras by Dual Hand-eyes Robotic System

非 ○舟久保龍希 (岡山大) 非 Khaing Win Phyu (岡山大) 非 田 宏志 (岡山大)
非 寇ギョウ郡 (岡山大) 正 矢納 納 (川崎短大) 正 見浪 護 (岡山大)

Ryuki FUNAKUBO, Okayama University, pip62k65@s.okayama-u.ac.jp
Khaing Win PHYU, Okayama University
Hongzhi TIAN, Okayama University
Yejun KOU, Okayama University
Akira YANOU, Kawasaki College of Allied Health Professions
Mamoru MINAMI, Okayama University

Recently, robots have been used in clothing industries for mass production with countless merits. However, there remain many challenges for robots in recognition, pose (position and orientation) detection operations, especially when the working object is deformable and every working object has unique shape and color. This paper proposes a cloth handling system that recognizes a unique cloth appeared in front of a robot by a photo-model-based approach. The photo-model-based approach has been adopted since the photo-model can be made at once by taking a photo of the unique cloth. In addition, we conducted verification experiments the recognition accuracy when the object is placed at the line of sight intersection of left and right cameras.

Key Words: Photo-model-based, Cloth recognition, Handling

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]。

我々の研究グループでは、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の方法を提案してきた[8]。本報では、対象物認識用の左右カメラの視線交点上に対象物を設置して認識を行うメリットについて検証実験を行い、その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。

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 ${}^{IR}\mathbf{r}_i^j$ における色相の評価値を $p({}^{IR}\mathbf{r}_i^j)$ 、左画像領域 ${}^{IL}\mathbf{r}_i^j$ における色相の評価値を $p({}^{IL}\mathbf{r}_i^j)$ 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。 $H_{IR}({}^{IR}\mathbf{r}_i^j)$ は右カメラ画像の色相値、 $H_{MR}({}^{IR}\mathbf{r}_i^j)$ 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。

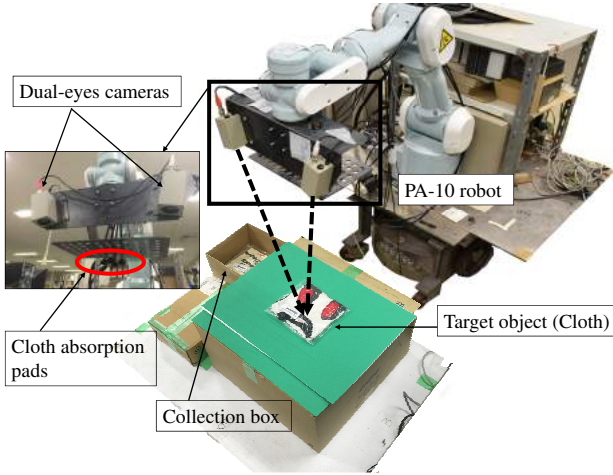


Fig.1 Cloth handling robot system with dual-eyes cameras

$$p_{R,in}({}^{IR}\mathbf{r}_i^j(\phi_M^j)) = \begin{cases} 2, & \text{if } (|H_{IR}({}^{IR}\mathbf{r}_i^j(\phi_M^j)) - H_{MR}({}^{IR}\mathbf{r}_i^j(\phi_M^j))| \leq 30); \\ -0.005, & \text{if } (|\bar{H}_B - H_{IR}({}^{IR}\mathbf{r}_i^j(\phi_M^j))| \leq 30); \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (1)$$

$$p_{R,out}({}^{IR}\mathbf{r}_i^j(\phi_M^j)) = \begin{cases} 0.1, & \text{if } (|\bar{H}_B - H_{IR}({}^{IR}\mathbf{r}_i^j(\phi_M^j))| \leq 20); \\ -0.5, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (2)$$

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。

$$F(\phi_M^j) = \left\{ \left(\sum_{\substack{{}^{IR}\mathbf{r}_i^j \in \\ S_{R,in}(\phi_M^j)}} p_{R,in}({}^{IR}\mathbf{r}_i^j(\phi_M^j)) + \sum_{\substack{{}^{IR}\mathbf{r}_i^j \in \\ S_{R,out}(\phi_M^j)}} p_{R,out}({}^{IR}\mathbf{r}_i^j(\phi_M^j)) \right) + \left(\sum_{\substack{{}^{IL}\mathbf{r}_i^j \in \\ S_{L,in}(\phi_M^j)}} p_{L,in}({}^{IL}\mathbf{r}_i^j(\phi_M^j)) + \sum_{\substack{{}^{IL}\mathbf{r}_i^j \in \\ S_{L,out}(\phi_M^j)}} p_{L,out}({}^{IL}\mathbf{r}_i^j(\phi_M^j)) \right) \right\} / 2 \\ = \{F_R(\phi_M^j) + F_L(\phi_M^j)\} / 2 \quad (3)$$

この関数は、右画像領域 ${}^{IR}\mathbf{r}_i^j$ の中で、 $S_{R,in}(\phi_M^j)$ に重なる入力画像の輝度値 $p({}^{IR}\mathbf{r}_i^j)$ の合計値から $S_{R,out}(\phi_M^j)$ のそれを差し引くことで、右画像の適合度 $F_R(\phi_M^j)$ を得る。左画像においても同様に適合度 $F_L(\phi_M^j)$ を計算し、これらを加算し平均をとった適合度関数 $F(\phi_M^j)$ を用いて、左右の画像を同時に評価する。この適合度関数 $F(\phi_M^j)$ 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、 $F_R(\phi_M^j) \leq 0$ 、または、 $F_L(\phi_M^j) \leq 0$ の場合、 $F_R(\phi_M^j) = 0$ 、または、 $F_L(\phi_M^j) = 0$ 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 $F(\phi_M)$ 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。

$$\overbrace{01 \cdots 01}^{t_x} \overbrace{00 \cdots 01}^{t_y} \overbrace{11 \cdots 01}^{t_z} \overbrace{01 \cdots 01}^{\theta}.$$

12bit 12bit 12bit 12bit

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 12bit 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し、残り 12bit は、立体モデルの姿勢を表している。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 $F(\phi_M^j)$ 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、左右カメラの視線交点上に対象物を置いた際の認識精度を検証するために、1000 回の繰り返し認識精度検証実験を行った。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。実験結果は、認識結果と真値との誤差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。

次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対象物の部分を示す面モデル (S_{in}) を生成する。最後に、図 2(d) に示されるような赤い点群で背景と重なる部分を示す帯モデル (S_{out}) を生成する。

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 ($x=0\text{mm}$, $y=0\text{mm}$, $z=280\text{mm}$) 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 $250\text{mm} \times 350\text{mm}$ 、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、対象物を認識する際に左右カメラの視線交点で対象物を認識する場合 ($z=280[\text{mm}]$) と、左右カメラの視線交点よりもカメラに近い、または遠い位置に置かれている対象物を認識する場合での GA による認識精度を確認した。左右カメラの中心から対象物までの距離を 230, 280, 330, 380, 430, 480[mm] に

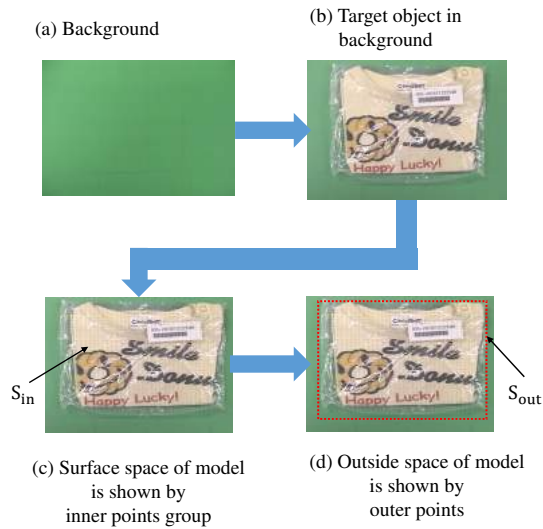


Fig.2 Model generation process

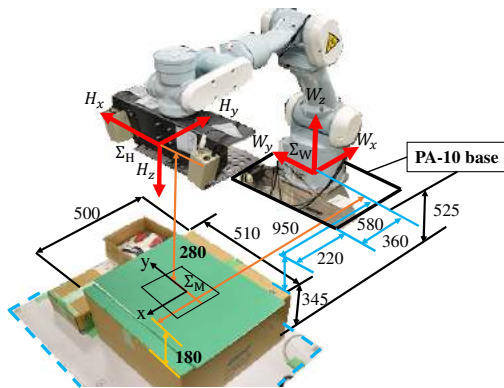


Fig.3 Coordinate systems of robot and end-effector(unit is mm in Fig.3)

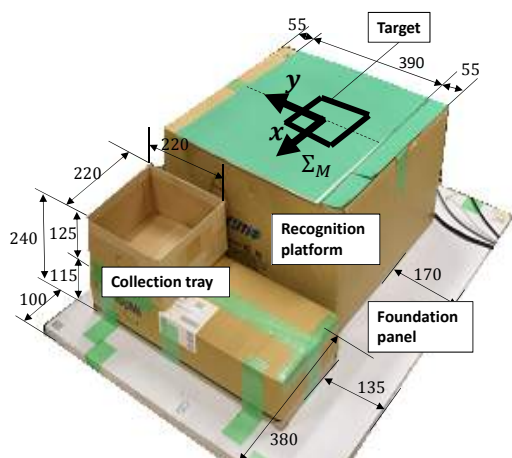


Fig.4 Coordinate system of target object(unit is mm in Fig.4)

設定し、それぞれ 1000 回の繰り返し認識精度検証実験を行った。今回の実験は、図 5 に示す衣服サンプルを用い、左右カメラの取り付け角度は 30[degree]、照度は 700[Lx] で行った。



Fig.5 Cloth sample

3.4 実験結果

全ての場合における x, y, z, θ 方向の認識結果の標準偏差を表 1, $z=280[\text{mm}]$ の場合における x, y, z 方向の誤差の分布を、図 6-9, に示す。

Table 1 Standard deviation of 1000 recognition result

	$x[\text{mm}]$	$y[\text{mm}]$	$z[\text{mm}]$	$\theta[\text{degree}]$
230[mm]	1.30	0.806	1.84	1.21
280[mm]	1.07	0.612	1.54	1.01
330[mm]	1.15	0.777	1.99	1.22
380[mm]	1.34	1.08	2.57	1.68
430[mm]	1.45	1.30	3.09	1.63
480[mm]	1.54	1.62	3.74	1.73

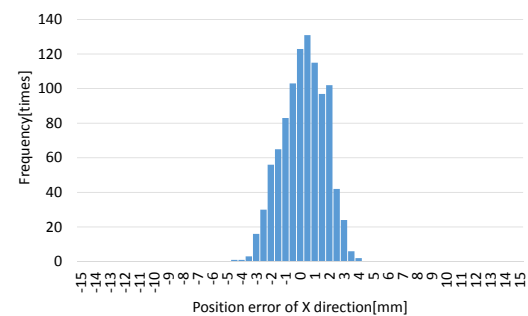


Fig.6 Frequency distribution of error in x direction

表 1 の結果より、左右カメラの視線交点上に対象物が置かれている状態である $z=280[\text{mm}]$ のとき、全ての方向において認識精度が最も高くなっていることがわかる。また、図 6-9 の結果により、 x, y, z 方向の誤差の分布は $\pm 10[\text{mm}]$ 以内に収まっており、角度は $\pm 10[\text{degree}]$ 以内に収まっていることがわかる。

4 結言

本報では、左右カメラの視線交点上で対象物を認識した場合の認識精度の検証について報告した。今回行った実験結果より、カメラの視線交点上に対象物を設置することのメリット、また、認識精度の確認を行うことができ、高い精度で対象物の認識を行うことができることを実証した。今後は更にカメラの視線奥行方向(z 軸方向)の認識精度向上を目指し、未知形状の物体の認識が可能なシステムを目標に研究を進めていく予定である。

References

- [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] 栗井真志, 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 次元認識によるビ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ビンピッキング”, 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.: “On-line 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] Ryuki Funakubo, Khaing Win Phyu, Hongzhi Tian, Mamoru Minami: “Recognition and Handling of Clothes with Different Pattern by Dual Hand-eyes Robotic System”, IEEE/SICE International Symposium(2016), pp. 742-747.

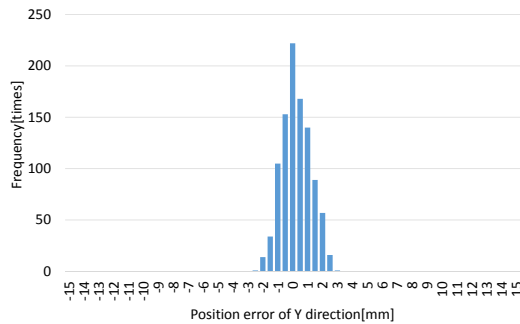


Fig.7 Frequency distribution of error in y direction

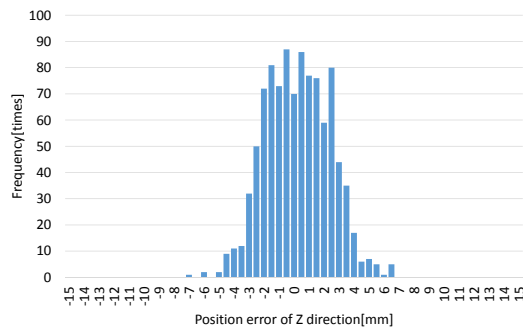


Fig.8 Frequency distribution of error in z direction

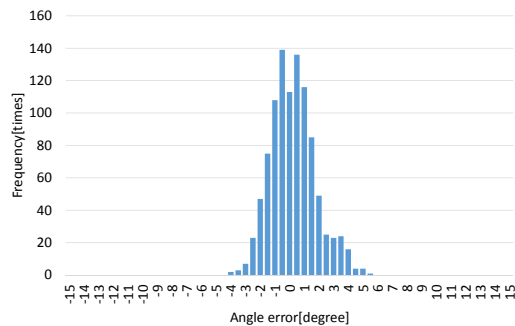


Fig.9 Frequency distribution of error in θ direction