画像認識による濾布芯棒認識精度の確認

○ 須浪唯介 (岡山大学大学院自然科学研究科) 西村健太 松野隆幸 矢納陽 見浪護 石山新太郎 (JAEA) 山下学 (株式会社石垣)

1. 緒言

2011年3月に発生した東日本大震災により福島第一 原子力発電所で事故が発生し、福島県内には放射性物 質を含んだ汚染土が多く残っている[1]. その土を濾過 して減容化を行うために、フィルタープレスという濾 過装置を使用する準備を進めている[2][3].

しかし濾過し減容化した土の放射能度はかなり高い 数値となり人がフィルタープレスの濾布交換を行うこ とができず,作業者に代わって自動で濾布交換作業を 行うシステムが必要となる.以前から私たちは画像を 用いた対象物の認識"ビジュアルサーボ"の研究を行っ ており [4],今回その認識システムを濾布の取り外しに 用いた.

本報では濾布取り外しに必要な濾布芯棒(図1参照) の認識について手法を確定し、その有効性について精 度実験を行うことで確認した.



図1フィルタープレス模擬実験環境

2. 認識手法

Model-based Matching 法および遺伝的アル ゴリズム (GA) を用いた計測手法の概略

ビジュアルサーボシステムは、1 秒間に 33 画面入力 される画像列に対する動画像認識を基本とする.動画 像は静止画像を時系列で並べたものであり、動画像か ら対象物を認識することは静止画像からの対象物を認 識をビデオレート(33[ms])で連続して行うことで動画 像認識が実現される.

ここでは 1 枚の静止画像に対する認識手法の概要 を説明する.3 次元の立体モデルの位置・姿勢 $\phi = (x, y, z, \epsilon_1, \epsilon_2, \epsilon_3)$ (ϵ はクォータニオンの姿勢変数)が GA の遺伝子により決定され,左右の画像に射影する ことで 2 次元の平面モデルを得る.ここで通常姿勢は $\epsilon_1, \epsilon_2, \epsilon_3$ の 3 変数で表現されるが,今回の認識対象物 である濾布芯棒は円筒形であり軸回転方向の姿勢は意 味を持たない. このため姿勢は $\epsilon_3 = 0$ として ϵ_1, ϵ_2 の みで十分である.

平面モデルを画像との照合により適合度関数を計算 し評価を行う.そして立体モデルの位置・姿勢 ϕ (5変 数)が対象物の位置・姿勢(5変数)と一致したとき, 適合度関数の値が最大値を示す.そのため対象物の認 識問題は適合度関数の最大値探索問題に変換できる.

適合度関数の最大値を探索・発見する場合,様々な 方法があるが一番単純かつ簡単な方法は全探索法であ る.これは全ての関数値を計算することで最大値を発 見するものであり,必ず最大値を発見できるが計算時 間を多く費やすといった欠点を持っている.画像認識 は計算処理が短いことが重要であるため,本研究では 最適解探索にGAを適用することで,効率良く短時間 で最大値探索処理を行う.そしてGAがある程度収束 した時,GAの遺伝子により決定される立体モデルの 位置・姿勢¢を対象物の位置・姿勢と考えることで,対 象物の位置・姿勢が計測できる.

2.2 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、 $0 \sim 359$ で 表される色相によって構成される. 探索モデルは、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 ${}^{IR}r_i$ における色相値を $p({}^{IR}r_i)$, 左画像領域に ${}^{IL}r_i$ における色相値を $p({}^{IL}r_i)$ とする. 対象物を評価する内部領域の色相値評価分布 を "+1",周囲背影を評価する帯領域をのそれを "-1" と設定する. 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.

$$F(\boldsymbol{\phi}) = \left\{ \left(\sum_{IR} \boldsymbol{r}_{i \in S_{R,in}(\boldsymbol{\phi})} p(^{IR}\boldsymbol{r}_{i}) + \sum_{IR} \boldsymbol{r}_{i \in S_{R,out}(\boldsymbol{\phi})} p(^{IR}\boldsymbol{r}_{i}) \right) + \left(\sum_{IL} \boldsymbol{r}_{i \in S_{L,in}(\boldsymbol{\phi})} p(^{IL}\boldsymbol{r}_{i}) + \sum_{IL} p(^{IL}\boldsymbol{r}_{i}) \right) \right\} / 2 \\ = \left\{ F_{R}(\boldsymbol{\phi}) + F_{L}(\boldsymbol{\phi}) \right\} / 2$$
(1)

この関数は、右画像領域 ${}^{IR}r_i$ の中で、 $S_{R,in}(\phi)$ に重 なる入力画像の色相値 $p({}^{IR}r_i)$ の合計値から、 $S_{R,out}(\phi)$ のそれを差し引くことで、右画像の適合度 $F_R(\phi)$ を得 る. 左画像においても同様に適合度 $F_L(\phi)$ を計算し、こ れらを加算し平均をとった適合度関数 $F(\phi)$ を用いて、 左右の画像を同時に評価する. この適合度関数 $F(\phi)$ 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、立体モデルが濾布芯棒と一致すれば、 左右画像においても芯棒と探索モデルが一致するはず である. この時適合度関数は最大値を示す [5]. ただし $F_R(\phi) \leq 0$ の場合 $F_R(\phi) = 0$ 、また $F_L(\phi) \leq 0$ の場合 $F_L(\phi) = 0$ とする.

RSJ2014AC2J1-01

2.3 遺伝的アルゴリズム (GA) を用いた最適解探索

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 $F(\phi)$ 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 遺伝的アルゴリズム (GA)を適応することで探索時間 の短縮を行う [6][7]. 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 の t_x, t_y, t_z 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 24bits の ϵ_1, ϵ_2 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(1)に 示した適合度関数 $F(\phi)$ 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.図2にGA の進化処理の流れを示す.図2では遺伝子の数はn個 であり、N世代から N+1世代への進化を示している.

図3に進化計算(GA)によって複数の遺伝子で与え られるモデルが、対象物に収束していく過程について 説明する.まずGA遺伝子初期個体を探索エリア内に ばら撒く.各個体の適合度を計算し、図2に示す選択・ 交配・突然変異を通して遺伝子が進化していく.進化 するにつれて対象物付近を探索し、最終世代では対象 物の位置を発見する.





図 2GA の進化過程 1

図 3GA の進化過程 2



図4実験環境



図5世界座標系とハンド座標系



図 6 ハンド座標系と貫通枠座標系

3. 実験概要

3.1 実験環境

図4に実験環境を示す.濾布芯棒はカメラ画像からの認識結果に基づき,手先が移動し手先先端部で把持を行う.本実験ではカメラ画像を用いたGAによる芯棒の認識精度とロボットハンド (PA-10:三菱重工製)の移動精度を検証するために繰り返し認識・移動実験を行った.図5にマニピュレータの世界座標系 Σ_W とハンド座標系 Σ_H の関係を示す.また図6にハンド座標系 Σ_H とエンドエフェクタ座標系 Σ_E を定義する.貫通枠中心はハンド座標系からみて (0,-108.8,77.5)にある. 左カメラは Σ_H 座標のy軸方向に時計回りに 30[deg],右カメラは反時計回りに 30[deg] 傾けている.また認識する芯棒の把持する部分は直径 12.25mm,長さ16mmの端面が赤色,側面が青色の円柱であり,それに基づ

RSJ2014AC2J1-01

きGA認識を行うためのモデルを作成し認識を行った.

3.2 実験方法

繰り返し精度実験を x,y,z 方向それぞれ 10 回ずつ行う. エンドエフェクタ座標系 Σ_E からみて対象物の位置が,

 $(x,y) = \{A, B, C, D, E, F, G, H, I\}$

 $= \{(0,0), (-10,0), (10,0), (0,-10), (0,10),$

 $(-10, -10), (-10, 10), (10, -10), (10, 10)\}$

の9通りの実験を行った(芯棒端面の奥行方向位置は 常に同じ).理由はフィルタープレスの芯棒は左右上下 10mm 程度しかずれが起きないためであり,上記の9 点で精度実験を行い本手法の有効性を検証した.芯棒 端面の位置に関しては図7で詳しく記してある.

またロボットハンドの移動距離の測定は図8に示す ようにノギスを用いて x,y,z 各軸方向について測定を 行った.例えばx方向の場合は図9のように,まずノ ギスをハンド右側にあてることで初期位置 a を計測す る.濾布芯棒の認識結果を基に穴との誤差 l_xを導出し, ハンドをx方向に l_xだけ移動させる.移動後にノギス をハンド右側に当てて動作後の位置 b を計測. a から b を引くことによりハンド移動量を測定する.同様にし て y,z 軸方向についても同様にハンド移動量を測定す る.

また提案するアルゴリズムを実装したフローチャートを図 10 に示す.

F D H (-10,-10) (0,-10) (10,-10)



図9ノギスによる移動距離測定法 (x 軸方向)



図 10 濾布芯棒認識アルゴリズムのフローチャート



実験結果を下記に示す. 表1はGAによる認識位置と真値との誤差の平均値 とその標準偏差を示し,表2はノギスで測定した手先 座標における値と真値との誤差の平均値とその標準偏



z-direction

図8ノギスの測定図

RSJ2014AC2J1-01

差を示す. $\Delta \hat{x}, \Delta \hat{y}, \Delta \hat{z}$ は真値と GA の測定値の平均誤 差, $\Delta \underline{x}, \Delta \underline{y}, \Delta \underline{z}$ は真値とノギスでの測定値との平均誤 差である. また $\sigma_{\hat{x}}, \sigma_{\hat{y}}, \sigma_{\hat{z}}$ は GA による認識結果の x,y,z における標準偏差を示し, $\sigma_{\underline{x}}, \sigma_{\underline{y}}, \sigma_{\underline{z}}$ はノギスで測定し た値について, 手先座標系から見た x,y,z における標準 偏差を示す.

図 11 は GA における認識結果 (x 軸方向) と真値と の誤差の平均値を示し,図 12 はノギスによる測定値と 真値との誤差の平均値 (x 軸方向)を示す.例えば図 11 の C 点では平均誤差 $\Delta \hat{x}$ が-0.2[mm] であり,その標準 偏差 $\sigma_{\hat{x}}$ は 0.45 である.

表1 GA による認識位置と真値との誤差の平均値とそ の標準偏差

		Average[mm]			Standard deviation[mm]		
	Position	$\Delta \hat{x}$	$\Delta \hat{y}$	$\Delta \underline{\hat{z}}$	$\sigma_{\hat{x}}$	$\sigma_{\hat{y}}$	$\sigma_{\hat{z}}$
	A(0,0)	0	-0.1	0	0.2	0.45	0.4
	B(-10,0)	-0.4	0.1	-0.2	0.3	0.3	0.35
	C(10,0)	-0.2	0.2	0.35	0.45	0.2	0.55
	D(0,-10)	0	0.45	-0.35	0.3	0.45	0.3
	E(0,10)	-0.15	-0.15	-0.2	0.3	0.2	0.35
	F(-10,-10)	-0.25	0.35	-0.2	0.2	0.5	0.4
	G(-10,10)	-0.5	-0.2	-0.25	0.35	0.2	0.3
	H(10,-10)	0.15	0.4	0.05	0.4	0.35	0.55
ſ	I(10,10)	0.1	0	0.05	0.35	0.3	0.4

表2 手先座標における真値との誤差の平均値とその標 準偏差

	Average[mm]			Standard deviation[mm]		
Position	$\Delta \underline{x}$	$\Delta \underline{y}$	$\Delta \underline{z}$	$\sigma_{\underline{x}}$	$\sigma_{\underline{y}}$	σ <u>z</u>
A(0,0)	0	-0.2	-0.25	0.2	0.4	0.4
B(-10,0)	-0.1	0.1	-0.4	0.35	0.25	0.35
C(10,0)	-0.4	0.15	0.2	0.45	0.15	0.55
D(0,-10)	0.05	0.55	-0.4	0.25	0.45	0.3
E(0,10)	0.05	-0.25	-0.25	0.25	0.25	0.35
F(-10,-10)	0	0.4	-0.35	0.2	0.5	0.4
G(-10,10)	-0.15	-0.3	-0.3	0.35	0.2	0.35
H(10,-10)	-0.05	0.55	0.05	0.35	0.35	0.55
I(10,10)	-0.15	0	-0.15	0.35	0.35	0.4

実験結果の評価

認識精度の評価を行う.図6にあるように芯棒の半 径は6.125mmで,挿入穴の半径は8.0mmであるため, 各上下左右方向に1.875mmのクリアランスがある.

表1よりGAによる認識位置と真値との誤差の平均 値 $\Delta \hat{x}, \Delta \hat{y}$ はA-Iどの点においても1.875mmのクリア ランスを下回っている.また表2より手先座標におけ る真値との誤差の平均値 $\Delta \underline{x}, \Delta \underline{y}$ もA-Iどの点におい ても1.875mmのクリアランスを下回っている.

一般的にデータの分布が正規分布に近い場合, 平均 値 $\pm \sigma$ の範囲にデータが入る確率が 68%, 平均値 $\pm 2\sigma$ の範囲にデータが入る確率が 95% であるといえる. 表 1, 2から計算すると $\Delta \hat{x} \pm 2\sigma_{\hat{x}}$, $\Delta \hat{y} \pm 2\sigma_{\hat{y}}$, $\Delta x \pm 2\sigma_x$, $\Delta y \pm 2\sigma_y$ はともに 1.875mm 以下である. このことか ら 95% の確率でデータが収まる.

また奥行 (z) 方向に関しては、芯棒奥行方向中心に前後 3mm のクリアランスがあるため、今回の実験で求められる精度は 3mm 以下となる.表1、2から計算すると、 $\Delta \hat{z}, \Delta z$ は 3mm のクリアランスを満たし、標準 偏差の 2 倍を含めた値 $\Delta \hat{z} \pm 2\sigma_{\hat{z}}, \Delta z \pm 2\sigma_{\hat{z}}$ についてもクリアランスを満たす.以上から、本実験において 95 %の確率で芯棒挿入が成功することを確認した.

6. 結言

以上の実験から本手法の認識精度を確認し,目標で ある濾布芯棒取り外し作業が行えることを確認した.今



図 11GA による認識位置と真値との誤差の平均値 (Δ<u>x</u>)



図 12 手先座標系におけると真値との誤差の平均値 (Δ<u>x</u>)

後はこの手法を用いて濾布芯棒取り外しのシステムを 構築し,実証試験を経て現場で使用する予定である.

参考文献

- [1] 環 境 省:"除 染 関 係 ガ イ ド ラ イ ン", http://josen.env.go.jp/material/download /index.html#s01-02 (平成 23 年 12 月第 1 版)
- [2] 石井慶造:"水洗浄による放射能セシウム汚染土壌の除染方法について",第34回原子力委員会資料第1号 http://www.aec.go.jp/jicst/NC/iinkai/teirei/siryo2011 /siryo34/index.htm(平成23年9月6日)
- [3] 石山新太郎,神谷昌岳,近藤充記,比氣明典:"高濃度汚染 残土の固形化処理用フィルタプレス装置の性能評価",日 本機械学会論文集,第39巻,第4号,pp.1-6 (2013)
- [4] 前田耕市,見浪護,侯森,矢納陽,"奥行き方向に移動する 対象物に対するビジュアルサーボの実時間ポーズトラッ キング性能の解析",第23回インテリジェント・システ ム・シンポジウム,2013
- [5] J. Stavnitzky, D. Capson, "Multiple Camera Model-Based 3-D Visual Servoing", IEEE Trans. on Robotics and Automation, vol. 16, no. 6, December 2000.
- [6] T.Nagata, K.Konishi and H.Zha: "Cooperative manipulations based on Genetic Algorithms using contact information", Proceedings of the International Conference on Intelligent Robots and Systems, pp.400-5, 1995
- [7] M.Minami, J.Agbanhan, and T.Asakura: "Robust Scene Recognition Using a GA and Real-world Rawimage", Measurement, 29, pp.249-267, 2001