

# 筋骨格型ロボットアームによる搬送作業およびクランクまわし 作業の達成

## Transportation and Crank Turning Tasks by A Musculo-Skeletal Robot Arm

○佐藤 崇\*, 加藤主視\*, 水戸部和久\*, チャピ° ゲンチ\*\*

○Takashi Sato\*, Motomi Kato\*, Kazuhisa Mitobe\*, Genci Capi\*\*

山形大学\*, 富山大学\*\*

Yamagata University\*, Toyama University\*\*

キーワード: 筋骨格型ロボットアーム(musculo-skeletal robot arm), 遺伝的アルゴリズム(genetic algorithm), 搬送作業(transportation task), クランクまわし(crank turning)

連絡先: 〒992-8510 山形県米沢市城南 4-3-6 山形大学 工学部 機械システム工学科 水戸部研究室  
水戸部和久, Tel.: (0238)26-3230, E-mail: mitobe@yz.yamagata-u.ac.jp

### 1. 緒言

ロボットマニピュレータの応用範囲を環境適応性や柔軟性が求められる農業や福祉分野へ拡張するために, 生物の形態や構造を模倣したロボットの研究が進められてきた. その中の1つが筋骨格型ロボットアームである. 筋骨格型駆動方式は位置決め精度や関節剛性が低く, 制御問題を複雑化する. 一方で, 詳細な軌道計画なしで作業を達成する人間の技量をロボットで実現するヒントを与えると考えられる.

人間の腕は筋の動かし方を変えるだけで, さまざまな作業を達成している. 例として, 小物

体をプレートの上に置き, 落とさずに目標地点へ搬送する作業を考える. 物体を落下させないためには, アームの手先速度・加速度を抑える必要がある. また, 過剰な筋張力は必要ない. 逆に, クランクまわしのような作業の場合, 制限時間内でより多く回転させるには, 手先速度・加速度・筋張力を高くする必要がある.

本論文では, 筋の動かし方が異なる作業として搬送作業とクランクまわし作業をとり上げ, 筋骨格型ロボットアームにより両方の作業を達成することを目的とする.

作業を達成するために, 制御で用いるパラメータを遺伝的アルゴリズム (GA) により最適

化する。GA を用いる場合、解の収束には時間がかかる。そのために、コンピュータでのシミュレーションにより、多くの世代交代を通して最適化が行われることが多い。解の収束を早める工夫を GA に施す場合もある<sup>1)</sup>。

今回は実機での実験により世代交代を行うので、シミュレーションのように膨大な回数の実験を繰り返すのは不可能である。そこで、優良な解の生成と判断する基準となる評価値、あるいは制御パラメータの選択範囲を調整することで、最適解探索に多くの実験回数・世代交代が必要ないようにした。

## 2. 実験に用いたアーム

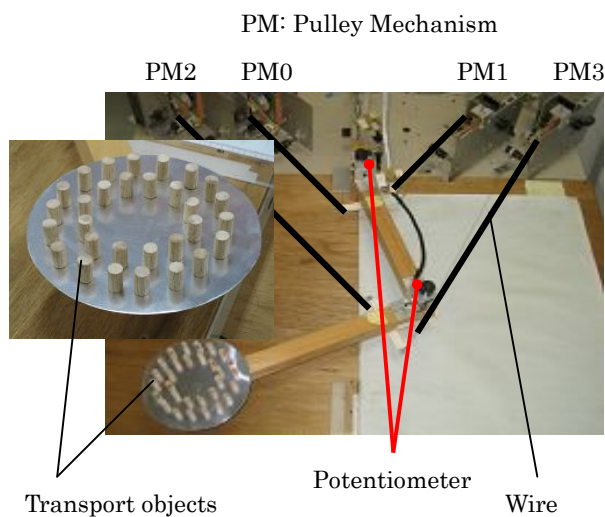


Fig.1 Wire layout

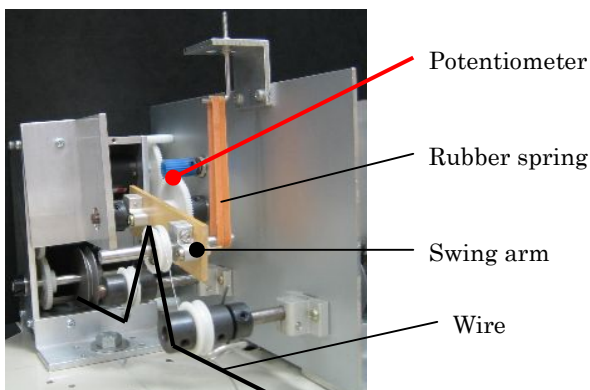


Fig.2 Pulley mechanism

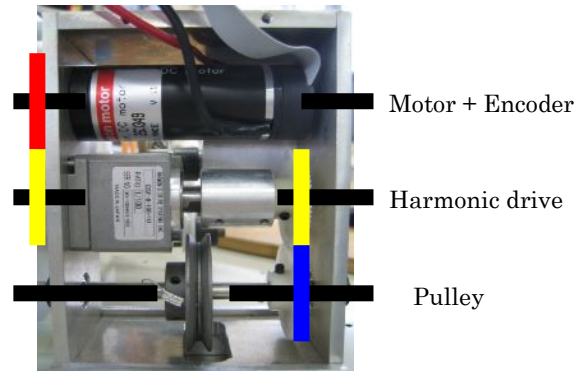


Fig.3 Wire take-up device

Fig.1 にアームの構成を示し、Fig.2 および Fig.3 にワイヤ巻き取り装置の構造を示す。肩と肘を持つ2リンクアームを、4本のワイヤの巻き取り量の制御により駆動する。肩と肘につけたポテンシオメータから手先位置を計算する。ワイヤの張力はポテンシオメータにより算出する。

## 3. 実験概要

実験において、ワイヤを巻き取る各モータの回転角度を PD フィードバックにより制御し、フィードバックゲインの大きさを GA により最適化する。このとき変数は各ワイヤ巻き取り装置に与えるので位置ゲイン4個、速度ゲイン4個の計8個となる。実験データから評価値を算出し、世代交代を終了世代まで繰り返す。評価値が一番優良である解を最適解の近似値とする。ブロック線図を Fig.4 に示す。

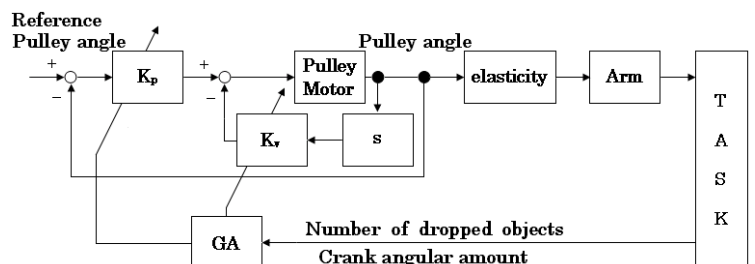


Fig.4 Block diagram

Fig.4における $K_p, K_v$ は位置ゲイン, 速度ゲインのことである.

### 3.1 搬送作業

Fig.1のように, アームの手先にはアルミの円板が取り付けられる. その上に直径9mm×高さ15mmのバルサ材の円柱30個が置かれる. 搬送作業における目標位置の位置関係を Fig.5に示す. 駆動開始時, アーム手先は初期位置にある. 目標位置を与え, PD フィードバックを行う. 目標値は一定値であり, ステップ状に変化させる. PD フィードバックにおける位置ゲイン・速度ゲインは可変であり, ゲインの大きさが変わることによって, 筋の動かし方が変わり, 搬送作業の結果に差が生じる.

ゲインを最適化するために GA を用いた学習を行う. 初期位置から目標位置までの駆動間に落下したバルサ材の円柱の個数を物体の落下個数 $n$ とする. アーム駆動後の手先位置と目標位置との誤差を $d$  [mm]とすると, 搬送作業の評価関数 $f$ とペナルティ関数 $p$ は以下のように与える.

$$f = n^2 + 10n + p \quad (1)$$

$$\begin{cases} p = 0 & (d \leq 20) \\ p = \frac{d^2}{100} & (d > 20) \end{cases} \quad (2)$$

PD フィードバックにおける位置ゲインおよび速度ゲインを最適化することで, 評価関数 $f$ を最小化する. 位置ゲイン $K_p$ の選択範囲を $0.009 \leq K_p \leq 0.9$ とし, 速度ゲイン $K_v$ の選択範囲を $0.0003 \leq K_v \leq 0.03$ とする. 作業達成条件は「アーム駆動後の物体の落下個数が0個で, 手先位置と目標位置との誤差が20[mm]以下」なので,  $n = 0$ かつ $d \leq 20$  [mm]とする. 世代数を6, 1世代あたりの個体数を16として実験した結果を Fig.8に示す.

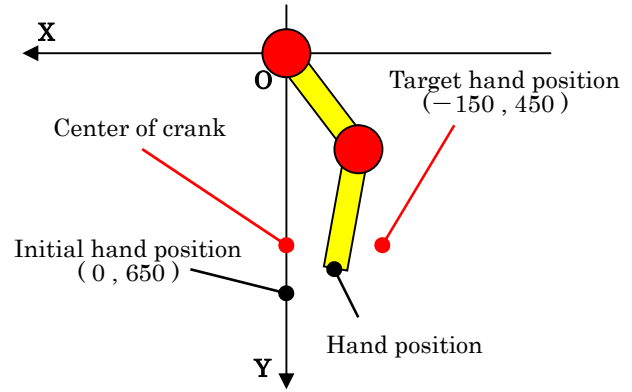
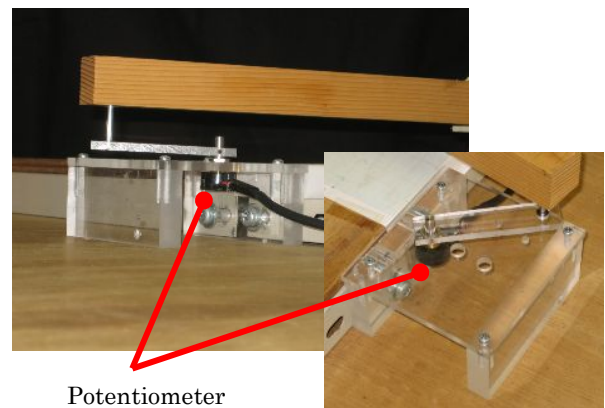


Fig.5 Target position of transportation



Potentiometer

Fig.6 Outline view of crank

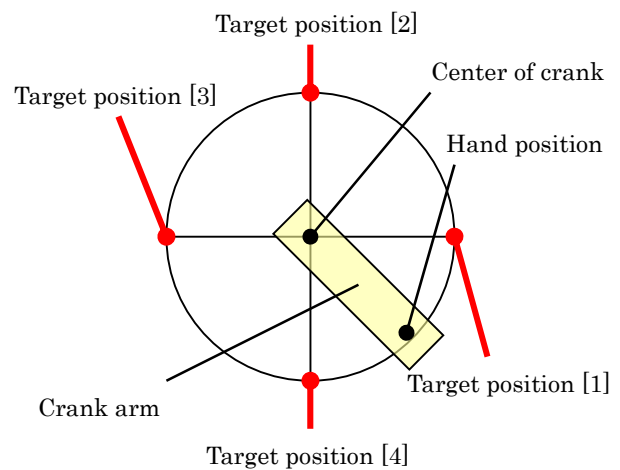


Fig.7 Target position of crank

### 3.2 クランクまわし作業

Fig.6にクランクまわしで用いるクランクの外観を示す. クランクの長さは70[mm]である. アームの先端には, クランクのハンドルが取り

付けられる。クランクの角度はポテンシオメータにより計測される。詳細な軌道計画なしにクランクまわし作業を達成したいので、与える目標位置の個数の上限を4個に制限する。よって、3個または4個のアーム手先の目標位置を与える。クランクまわし作業における目標位置の位置関係を Fig.7 に示す。駆動開始時、アーム手先は図中位置[4]にある。位置[4]は初期位置である。最初の目標位置として、図中位置[1]を与え、PD フィードバックを行う。クランクの角度または手先位置と目標位置の距離から、手先位置が位置[1]にあると判断されると、目標位置が図中位置[2]に変更される。以下同様に目標位置は位置[1]→[2]→[3]→[4]→[1]→…の順番で変更される。目標値は一定値であり、ステップ状に変化させる。PD フィードバックにおける位置ゲイン・速度ゲインは可変であり、ゲインの大きさが変わることによって、筋の動かし方が変わり、クランクまわし作業の結果に差が生じる。また、4個の目標位置の変更パターンを変えることで筋の動かし方も変わるので、以下の5通りの目標変更パターンを考える。

- (i) ([1]→[3]→[4]→)
- (ii) ([1]→[2]→[4]→)
- (iii) ([1]→[2]→[3]→)
- (iv) [1]→ ([2]→[3]→[4]→)
- (v) ([1]→[2]→[3]→[4]→)

最初の目標位置は全て[1]とし、回転方向を左回転に統一させた。括弧内の変更パターンがクランク1周に相当するので、2周目以降は括弧内の変更パターンを繰り返すだけである。

位置ゲイン、速度ゲインおよび目標変更パターンの最適化には GA を用いた学習を用いる。実験時間は5 [sec]とする。5 [sec]以内にワイヤの張力が最大値になった場合、実験は強制的に終了される。実験時間内にクランクをまわした角度を  $\theta$  [rad] とし、実験時間を  $t$  [sec] とすると、クランクまわし作業の評価関数  $f$  とペナ

ルティ関数  $p$  は以下のように与える。

$$f = \left( \frac{6\pi}{\theta} \right)^2 + p \quad (3)$$

$$\begin{cases} p = (5-t) & (t < 5) \\ p = 0 & (t \geq 5) \end{cases} \quad (4)$$

PD フィードバックにおける位置ゲイン、速度ゲインおよび目標変更パターンを最適化することで、評価関数  $f$  を最小化する。位置ゲイン  $K_p$  の選択範囲を  $0.009 \leq K_p \leq 0.9$ 、速度ゲイン  $K_v$  の選択範囲を  $0.0003 \leq K_v \leq 0.03$  とし、目標変更パターンの選択範囲を1～5とする。作業達成条件は「5 [sec]以内にクランクを3周以上回すこと」なので、 $\theta \geq 6\pi$  [rad]である。世代数を6、1世代あたりの個体数を16とする。結果を Fig.9 に示す。

## 4. 実験結果および考察

搬送作業およびクランクまわし作業の GA の結果を以下に示す。

### 4.1 搬送作業の結果

Fig.8 は GA を用いた学習がうまく機能した場合の実験結果である。世代が進むにつれて評価値の低い個体が増えていることが分かる。学習の結果として得られた解は、アーム駆動後の物体の落下個数  $n = 0$  であり、手先位置と目標位置との誤差  $d \cong 22.50$  [mm] である。想定した作業達成条件が  $n = 0$  かつ  $d \leq 20$  [mm] なので、終了世代までに条件を満たす優良な解は得られなかったが、優良な解の近似値は得られたといえる。ただし、Fig.8 のように優良な解の近似値が得られる場合よりも、 $n = 0$  の解が得られない場合が多い。

搬送作業において GA を用いた学習がうまく機能しない場合が多いのは、クランク作業に比べて同じゲインで異なる評価値が得られる

ことが多いためである。

## 4.2 クランクまわし作業の結果

Fig.9 は GA を用いた学習がうまく機能した場合の実験結果である。世代が進むにつれて評価値の低い個体が増えていることが分かる。学習の結果として得られた解のクランク回転角度  $\theta = 18.82$  [rad] であり、想定した作業達成条件は  $\theta \geq 6\pi$  [rad] である。  $6\pi \cong 18.85$  より、 $\theta$  の値がほぼ条件を満たしているので、終了世代までに条件を満たす優良な解が得られたといえる。

Fig.10 は各世代の生成個体における目標変更パターンの出現頻度を示したグラフである。世代が進むにつれて、パターン(ii)の個体が多く生成され、その他のパターンの個体が生成されなくなっていることが分かる。探索の結果として得られた、作業達成条件を満たす解の目標変更パターンが(ii)なので、GA を用いた学習がうまく機能していることが分かる。

## 5. 結言

本論文では、筋の動かし方が異なる作業として搬送作業とクランクまわし作業をとり上げた。筋骨格型ロボットアームで両方の作業を達成するために、実験的に GA の評価関数に合致した制御パラメータを探索した。終了世代までに作業達成条件を満たす優良な解は得られなかったが、優良な解の近似値が得られたので、制御パラメータの学習における GA の有効性が確認できた。また、搬送作業とクランクまわし作業について、手先誤差が大きい点を除けば両方の作業は達成できたといえる。

## 6. 今後の課題

作業達成条件を満たす解を確実に得るために、実験回数を増やす必要がある。

今後はアームの制御系にワイヤの張力を組み込んだ制御方法や教示による作業達成の方法を検討したい。

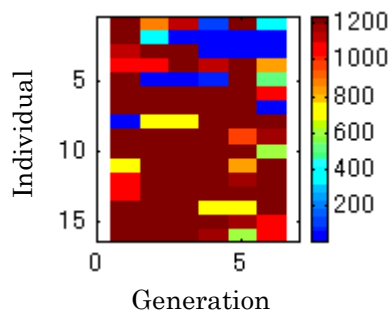


Fig.8 GA result for Transportation task

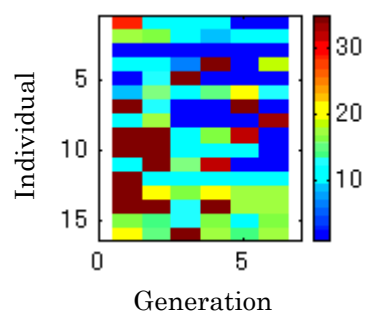


Fig.9 GA result for Crank turning task

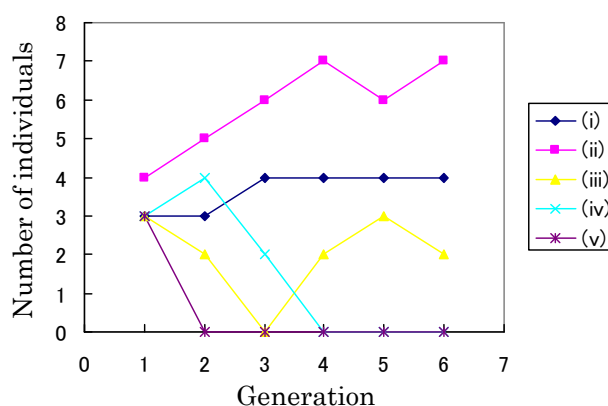


Fig.10 Number of generated target position patterns in each generation

## 参考文献

- 1) 朴 贊逸, 小林博明: 腱駆動ロボットの作業に適した関節剛性の GA による学習, 日本ロボット学会誌, 24-4, 482/488 (2006)