

## 遺伝的アルゴリズムを用いた

### 筋骨格ロボットアームの駆動力生成

### Generation of the Driving Force Pattern for a Musculo-skeletal Robot Arm by Using Genetic Algorithm

○山田健太 松田亨 水戸部和久 山野光裕 (山形大学)

ゲンチ チャピ (富山大学)

YAMADA Kenta MATSUDA Toru MITOBE Kazuhisa YAMANO Mitsuhiro (Yamagata Univ.) and Genci Capi (Toyama Univ.)

キーワード: 筋骨格ロボットアーム (musculo-skeletal robot arm)

遺伝的アルゴリズム (genetic algorithm)

連絡先: 〒992-8510 山形県米沢市城南4-3-16 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 Fax.: (0238)26-3205 E-mail: [mitobe@yz.yamagata-u.ac.jp](mailto:mitobe@yz.yamagata-u.ac.jp)

#### 1. 緒言

現在,多くの工業用・産業用ロボットが自動車や電子部品の生産工場などにおいて使用されており,微細な組み立て作業や人身事故の危険性を伴う過酷な環境において人間が直接作業を行う事は少なくなった.

また近年では,本田技術研究所の ASIMO などのヒューマノイドロボットが開発され,工業的分野だけでなく,人間の生活環境においてのパートナーとなることが期待される.

このような関節に高減速比の伝達機構を有するロボットは高い関節剛性をもち,精度の高い位置決め技術で制御を行うことで精密な

作業を行うことを目的とされている.

しかし,環境との相互作用を伴う作業へ応用分野を拡大するために,高剛性のロボットが適さない場合がある.例として,農業分野や福祉分野では高速性や精度より,むしろ柔軟性が求められる.

そこで,生物を模した筋骨格構造をロボットアームに搭載し,その利用方法を考えることでこれからのマニピュレーター開発に何らかのヒントを得られるのではないかと考えた.

#### 2. 本研究の目的

ロボットアームの制御目的は作業内容によ

り多様に変化する．介護などの対人作業においては柔軟性が，生産性が重視される作業ではエネルギー効率や軌道追従精度が要求される．

筋骨格構造を搭載したロボットアームは，アーム本体の自由度に対してアクチュエータの数が冗長である．また，関節の摩擦が小さいため，アームダイナミクスが顕著に現れる．

しかし，筋が弾性要素を持つため，変位レベルでの軌道計画および制御に向かない．これらの特性と作用に要する特性はロボットのスキル拡大に関係があるものと考えられる．

本研究では，遺伝的アルゴリズムで筋の巻き取り量に対する変位フィードバックゲイン，および，筋の巻き取り量の時間変化に対するフィードバックゲインを生成し，駆動の際に発生するエネルギー量からタスクに応じた筋骨格ロボットアームの最適な制御方法を探索する．

なお，遺伝的アルゴリズムの応用では多くの場合世代交代をシミュレータ上で行うが，本研究では実機実験を通して計算する．

### 3. 筋骨格ロボットアーム

本研究で使用する筋骨格ロボットアームについて説明する．本ロボットアームは，人間の上腕と前腕にあたる 2 リンク機構であり，上腕部，前腕部それぞれに 1 対ずつの筋を取り付けた拮抗筋駆動型である．

筋はワイヤーと弾性要素(ゴムバンド)により構成されている．ワイヤーをプーリーで巻

き取ることにより，アームの姿勢，弾性要素(ゴムバンド)の平衡位置および張力を操作可能である．

Fig.1 に筋骨格ロボットアームのモデル図を示す．

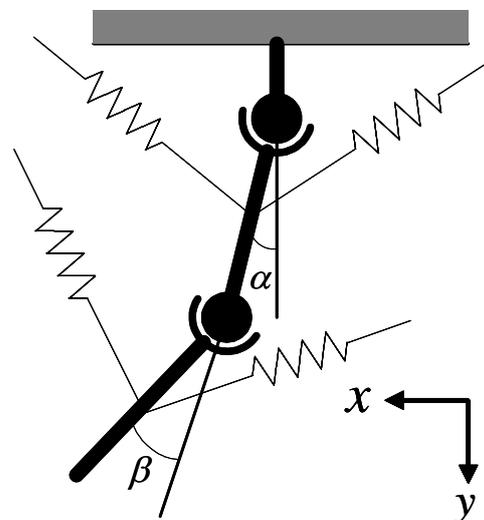


Fig.1 Musculo-skeletal Robot Arm Model

Fig.2 に本研究で使用する筋骨格ロボットアームの写真を示す．

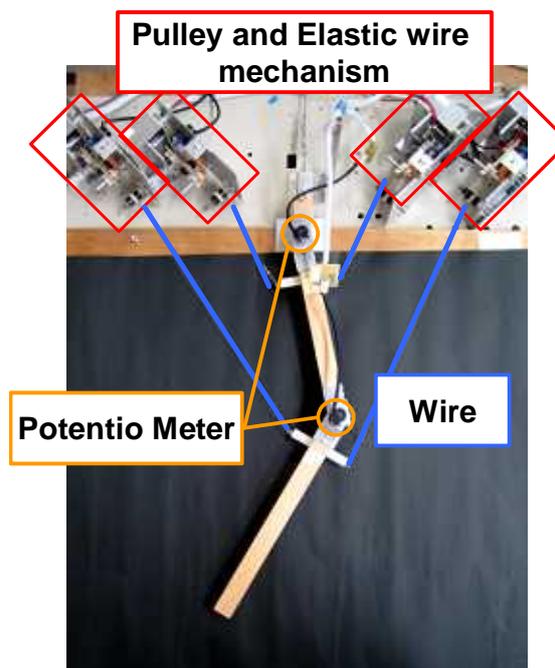


Fig.2 Musculo-skeletal Robot Arm

ワイヤーの制御には、ワイヤー一本に対し、一つの巻き取り装置を用いる。Fig.3 に巻き取り装置の3Dモデル図を示す。巻き取り装置は、DCサーボモータ、ロータリーエンコーダ、ハーモニックドライブ、ポテンシオメータ、プーリー、弾性要素(ゴムバンド)で構成される。

ワイヤーの巻き取り量は、プーリーの回転量をロータリーエンコーダで検出することで算出し、筋張力はゴムバンドの変位量をポテンシオメータで検出することで算出する。

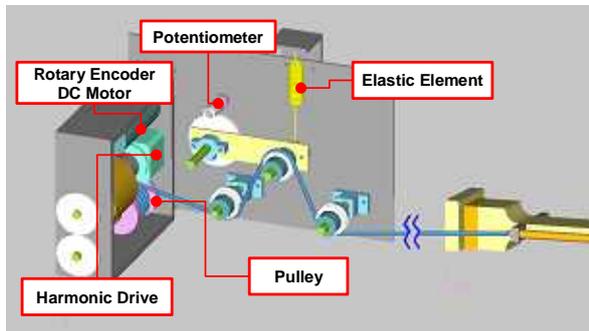


Fig.3 Pulley and elastic wire mechanism

本ロボットアームの筋は弾性要素をもつため、ワイヤ長さから手先位置が一様に求まらない。そのため、関節角度をアーム本体の肩関節軸と肘関節軸にポテンシオメータを取り付けて、リアルタイムに肩関節角度と肘関節角度を取得し、順運動学により手先位置を算出する。なお、本ロボットアームは、肩関節

角度  $\alpha$  は  $-\frac{\pi}{2} \leq \alpha \leq \frac{\pi}{2}$  , 肘関節角度  $\beta$  は

$-\frac{\pi}{2} \leq \beta \leq 0$  の範囲で駆動する仕様になって

いる。

各センサーから検出した値を時系列で記録しているため、手先位置、アームの運動エネルギー、弾性要素のポテンシャルエネルギーを概算できる。このデータは遺伝的アルゴリズム内の評価として用いられる。

本ロボットアームは2リンク機構であるため、運動エネルギーは

$$K = \frac{1}{2}m_1b_1^2\dot{\alpha}^2 + \frac{1}{2}m_2\{L_1^1\dot{\alpha}^2 + b_2^2(\dot{\alpha} + \dot{\beta})^2 + 2L_1b_2\dot{\alpha}(\dot{\alpha} + \dot{\beta})\cos\beta\} + \frac{1}{2}I_1\dot{\alpha}^2 + \frac{1}{2}I_2(\dot{\alpha} + \dot{\beta})^2 \quad (1)$$

として計算できる。

$m_1, m_2$  は各リンクの質量,  $b_1, b_2$  は各リンクの重心位置,  $\alpha$  は肩関節角度,  $\beta$  は肘関節角度,  $I_1, I_2$  は各リンクの慣性モーメントを示す。

本ロボットアームはPCで制御しており、目標手先位置を入力すると、目標となるワイヤー長さを算出し、PDフィードバック制御を行う。

ワイヤー巻き取り量に対する変位フィードバックゲインの値を変更することで、目標手先位置に達するまでのアームの挙動を変えることができる。

#### 4. 遺伝的アルゴリズム

遺伝的アルゴリズムとは、データ(解の候補)を遺伝子で表現した「個体」を複数用意し、適応度の高い個体を優先的に選択して、交叉・突然変異などの操作を繰り返しながら解

を探索するアルゴリズムである。<sup>1)</sup>

本研究では、世代交代の際の個体の選択方法は適応度と染色体の長さから決定されている。

本研究では、巻き取り量に対する変位フィードバックゲイン、および速度フィードバックゲインを個体として取り扱い、適応度を駆動実験のデータから算出したエネルギー量を用いて求める。

### 5. 遺伝的アルゴリズムを用いた実験

遺伝的アルゴリズムのパラメータは以下のTable.1のように設定した。

Table.1 Parameters for Genetic Algorithm

	Parameter
Initial Population	15
Generation	6
The range of Position Feedback Gain	0.02 ~ 0.2
The range of Velocity Feedback Gain	0.002 ~ 0.02

以上を設定した上でアームの駆動実験を行い、評価基準に応じた最適なフィードバックゲインの値を求める。

最初に運動エネルギーを時間積分した値を評価基準とした実験を行った。評価条件は、値が少ないものを高評価とする。

Fig.4 に実験結果の図を示す。

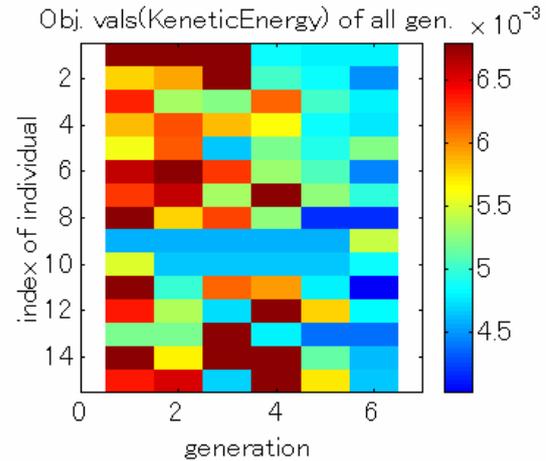


Fig.4 Experimental Result  
(Kinetic Energy)

Fig.4 は縦軸に各世代の個体番号、横軸に世代数をとっており、色が青に近いものほど値が少ないことを示している。

結果を見ると明らかに世代数が進むほどに値が少ない個体が残っており、評価基準に沿った自然淘汰が行われていることが分かる。

Fig.5 に世代ごとの最優秀個体の値の推移を表したグラフを、Fig.6, Fig.7 に全体の変位フィードバックゲインおよび速度フィードバックゲインの推移を示す。

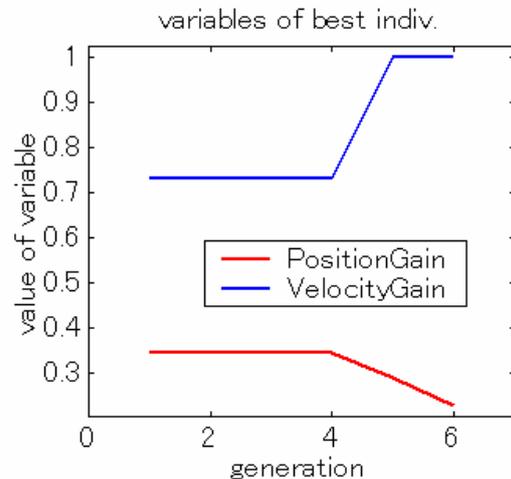


Fig.5 Variables of Best Individual  
(Kinetic Energy)

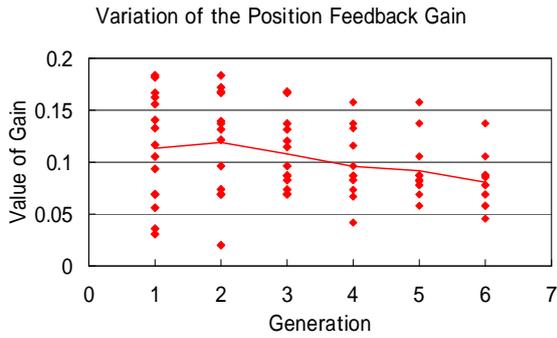


Fig.6 Variation of the Position Feedback Gain (Kinetic Energy)

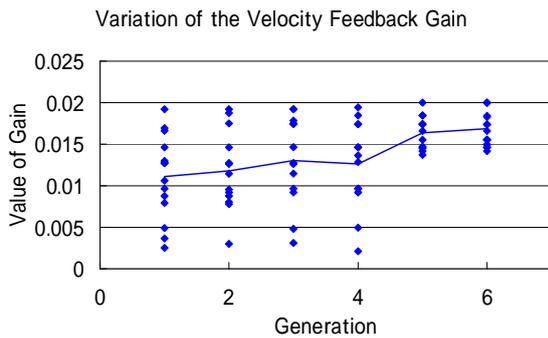


Fig.7 Variation of the Velocity Feedback Gain (Kinetic Energy)

このグラフでは、変位ゲインは減少、反して速度ゲインは増加の傾向があるのが見受けられる。

以上のことを踏まえると、ワイヤの巻き取り速度が遅いものが運動エネルギーの発生量が少なく、当然の結果と考えられるが、遺伝的アルゴリズムによる探索の妥当性を証明することが出来た。

続いて、弾性エネルギーを時間積分した値を評価基準とした実験を行った。評価条件は、値が少ないものを高評価とする。

Fig.8 に実験結果の図を示す。

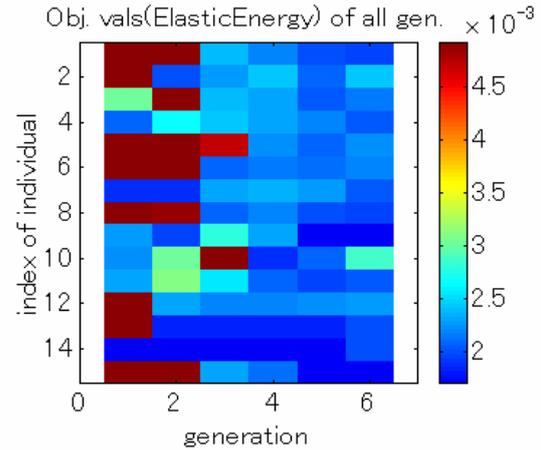


Fig.8 Experimental Result (Elastic Energy)

運動エネルギーと異なり、赤色の部分と青色の部分がはっきりと分かれている。

4 世代目からは全ての個体が高評価を示しており、収束しているのが分かる。

Fig.9 に世代ごとの最優秀個体の値の推移を表したグラフを、Fig.10、Fig.11 に全体の変位フィードバックゲインおよび速度フィードバックゲインの推移を示す。

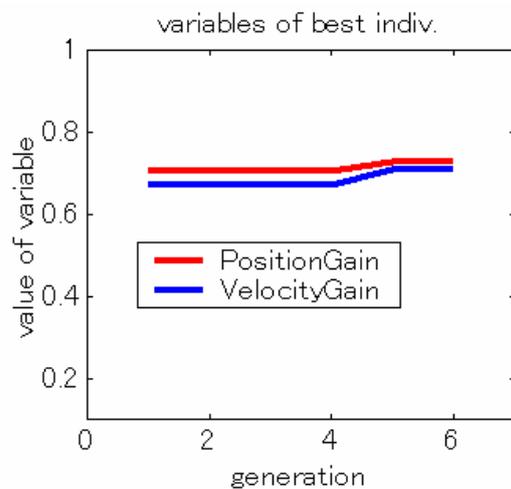


Fig.9 Variables of Best individual (Elastic Energy)

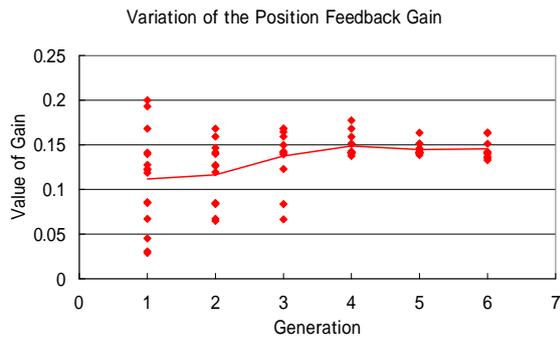


Fig.10 Variation of the Position Feedback Gain (Elastic Energy)

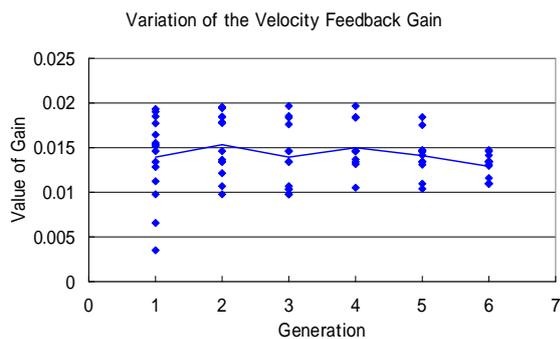


Fig.11 Variation of the Velocity Feedback Gain (Elastic Energy)

これらのグラフを見る限り、個体の分散は小さくなっているが、平均値はあまり変動していないことが分かる。

弾性エネルギーはゲインの変化によるエネルギー量にほとんど差異が見られず、この姿勢においては弾性エネルギーがあまり影響しないのではないかと考えられる。

## 6. 結言

本研究において、遺伝的アルゴリズムを用いて筋骨格ロボットアームの駆動実験を行うことで、タスクに応じた最適なフィードバックゲインの設定を行うことが可能であること

が分かった。

今後は、目標手先位置を固定点とせず、起動として与え、最適な制御方法を探索する。

## 参考文献

- 1) 伊藤一之(著): ロボットインテリジェンス - 進化計算と強化学習, オーム社 (2007)