

作業達成度に基づく筋骨格型ロボットアームの制御

Control of a musculo-skeletal robot arm based on the task achievement

佐藤 崇*, 内木 歩*, 小野寺健斗*,
水戸部和久*, チャピ ゲンツイ**

Takashi Sato*, Ayumu Naiki*, Kento Onodera*,
Kazuhisa Mitobe*, Genci Capi**

山形大学*, 富山大学**

Yamagata University*, University of Toyama**

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), 多目的最適化(multi-objective optimization), 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.

本論文では筋骨格型ロボットアームの制御手法に関して,関節自由度に対して冗長な筋を

どのように協調させ運動を制御するか,実際に筋骨格型ロボットアームに「クランクまわし」など,人間の動きを想定した作業を与えることで実験的に検討する.アームの制御はワイヤ巻き取り量の PD フィードバック制御を行い,遺伝的アルゴリズム(以下 GA)を用いて PD フィードバック制御のゲインを最適化させ,作業を達成させる.

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¹⁾.

人間の動きを想定した作業は複雑であり、複数の観点からの評価が必要になる場合もある。そこで、多目的 GA (以下 MOGA) を用いる。複数の評価基準を満たす解の探索において、MOGA を用いることにより、通常の GA よりも少ない実験回数・世代交代での最適解探索が可能になるのではないかと考えられる。

今回は外部環境からの影響を受ける作業の達成のために、アーム手先の力の発生方向を考慮した制御での作業達成が可能であることを確認する。

2. 実験に用いたアーム

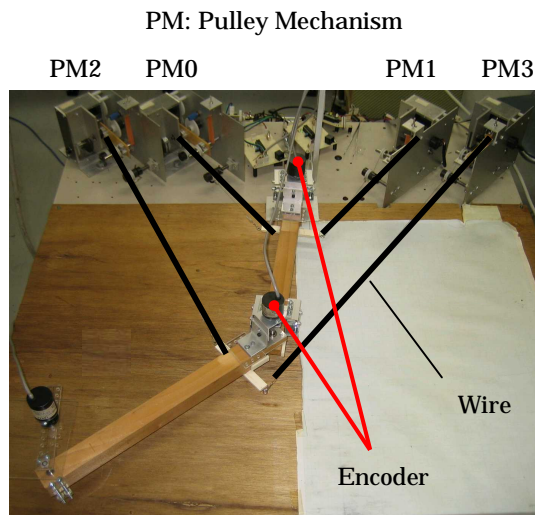


Fig.1 Wire layout

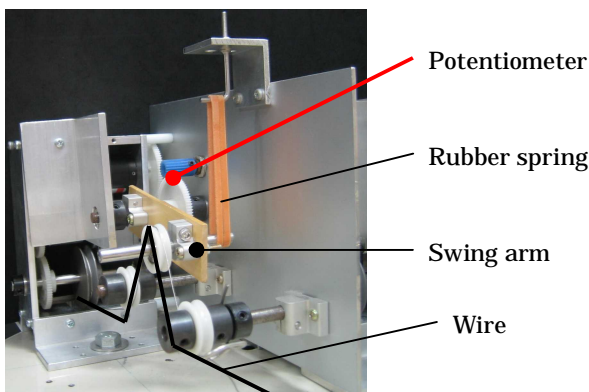


Fig.2 Pulley mechanism

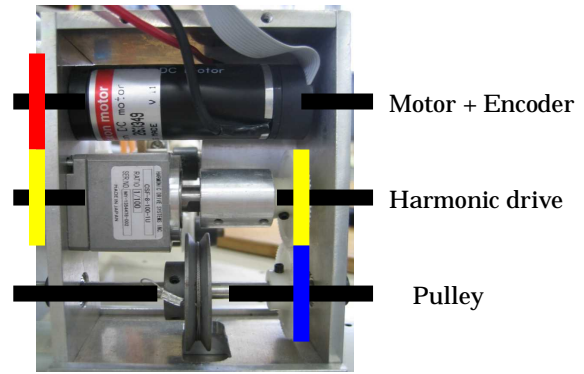


Fig.3 Wire take-up device

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。肩と肘につけたエンコーダから手先位置を計算する。ワイヤにはゴム紐による弾性要素が挿入され、その張力はポテンシオメータにより検出する。

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。

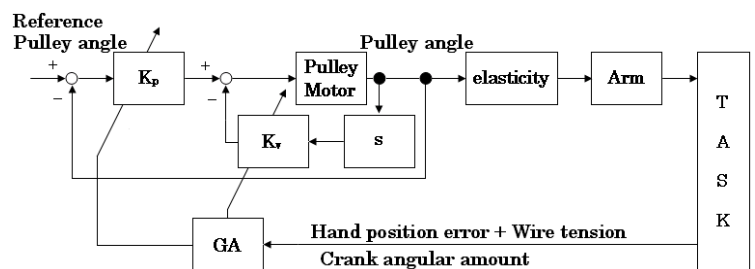


Fig.4 Block diagram

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 リーチング作業

リーチング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, 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. 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. また, ワイヤの弛みを検知するために, 基準値となるワイヤ張力の値を用意する. 基準値を下回ったワイヤ張力値の時間積分 t [N] および d を用いて, リーチング作業の評価関数を 2 個用意する. 手先位置の誤差に関する評価関数を f_1 とし, ワイヤの弛みに関する評価関数を f_2 とすると, 評価関数は以下ようになる.

$$f_1 = d \quad (1)$$

$$f_2 = t \quad (2)$$

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, 評価関数を最小化する. 通常, GA では 1 個の評価関数を用いるので, 評価関数 $f = f_1 + f_2$ を最小化するが, MOGA の場合, 2 個の評価関数 f_1, f_2 をそれぞれ最小化する. 位置ゲイン K_p の選択範囲を $0.01 \leq K_p \leq 1.0$ とし, 速度ゲイン K_v の選択範囲を $0.001 \leq K_v \leq 0.1$ とする. 作業達成条件は「手先位置と目標位置との誤差が 50[mm] 以下で, 駆動中のワイヤの弛みが許容範囲内」なので, $d \leq 50$ [mm] かつ $t \leq 100$ [N] とする. 世代数を 6, 1 世代あたりの個体数を 16 とし, 実験した結果を Fig.9 および Fig.10 に示す.

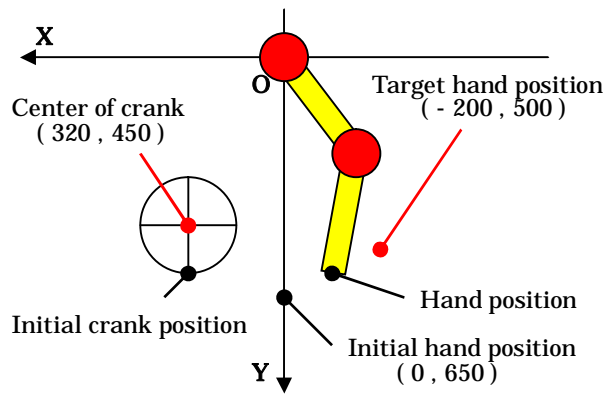


Fig.5 Target position of reaching task

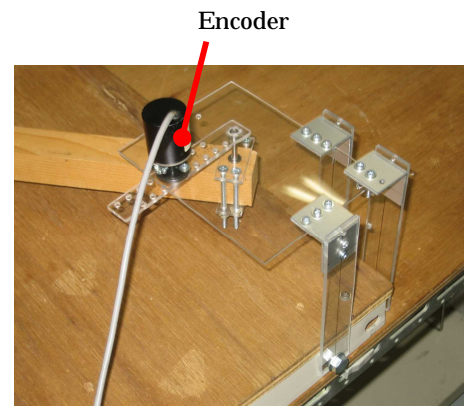


Fig.6 Outline view of crank

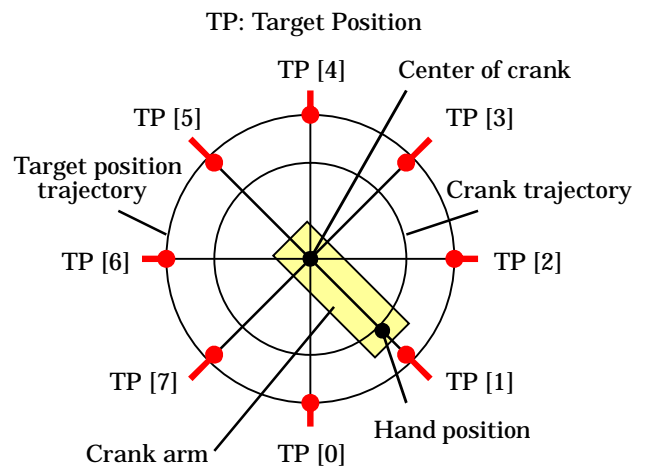


Fig.7 Target positions of crank

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 60[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. クランクの角度はエンコーダによ

り計測される。ハンドに与える目標位置は、クランク先端軌道の描く円軌道ではなく、ワイヤに挿入したゴム紐の弾性を考慮して、クランクより大きな半径の円軌道上に設定した目標点の切り替えにより与える。与える目標位置の数は3～8点とする。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[0]にある。位置[0]はクランクまわし作業の初期位置である。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] ... [6] [7] [0] [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。ただし、PD フィードバックにおける位置ゲイン・速度ゲインは不変とし、目標位置の変更パターンを MOGA により最適化する。例えば、目標位置を3点用意する場合、[0]～[7]の8点の中から3点の目標位置を選ぶ。[1]・[3]・[4]の3点選ばれたなら、[1] [3] [4] [1] ...のように目標位置を変更する。

目標位置変更パターンの最適化には MOGA を用いた学習を用いる。実験時間は 10[sec]とする。実験時間内にアームがクランクを回した角度を θ [rad]とする。また、ワイヤの弛みを検知するために、基準値となるワイヤ張力の値を用意する。基準値を下回ったワイヤ張力値の時間積分 t [N]および θ を用いて、クランクまわし作業の評価関数を2個用意する。クランクを回した角度に関する評価関数を f_1 とし、ワイヤの弛みに関する評価関数を f_2 とすると、評価関数は以下ようになる。

$$f_1 = -\theta^2 \quad (3)$$

$$f_2 = t \quad (4)$$

目標変更パターンを最適化することで、評価

関数 f_1, f_2 を最小化する。位置ゲイン $K_p = 1.0$, 速度ゲイン $K_v = 0.001$ とし、目標位置の数の範囲を3～8とする。作業達成条件は「実験時間内にクランクを滑らかに3周以上回すこと」なので、 $\theta \geq 6\pi$ [rad] かつ $t \leq 100$ [N]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.11～Fig.13 に示す。

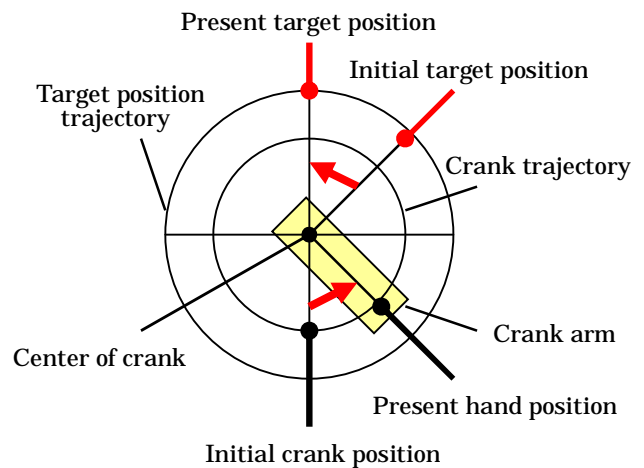


Fig.8 Target position of crank

目標位置の与え方として、別の方法を考える。目標位置は最初に MOGA により、クランクに対する相対位置として1点だけ与えられる。与えられた目標位置はクランクの回転と同期して回転移動する。PD フィードバックにおける位置ゲイン・速度ゲインは不変とし、最初の目標位置の座標を MOGA により最適化する。

目標ハンド座標の最適化には MOGA を用いた学習を用いる。実験時間は 10[sec]とする。実験時間内にクランクを回した角度を θ [rad]とする。また、ワイヤの弛みを検知するために、基準値となるワイヤ張力の値を用意する。基準値を下回ったワイヤ張力値の時間積分 t [N]および θ を用いて、クランクまわし作業の評価関数を2個用意する。クランクを回した角度に関する評価関数を f_1 とし、ワイヤの弛みに関する評価関数を f_2 とすると、評価関数は以下ようになる。

$$f_1 = -\theta^2 \quad (5)$$

$$f_2 = t \quad (6)$$

目標ハンド座標を最適化することで、評価関数関数 f_1, f_2 を最小化する。位置ゲイン $K_p = 1.0$ 、速度ゲイン $K_v = 0.001$ とし、目標位置座標 (r, θ_{ref}) の選択範囲を $60 \leq r \leq 150$ [mm]、 $0 \leq \theta_{ref} \leq \pi$ [rad] とする。作業達成条件は「実験時間内にクランクを滑らかに3周以上回すこと」なので、 $\theta \geq 6\pi$ [rad] かつ $t \leq 100$ [N] 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.14 ~ Fig.16 に示す。

4. 実験結果および考察

リーチング作業およびクランクまわし作業のGAおよびMOGAの結果を以下に示す。

4.1 リーチング作業の結果

Fig.9はGAを用いた場合の実験結果であり、Fig.10はMOGAを用い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。GAを用いた学習の結果として得られた解は、手先位置と目標位置との誤差 $d \cong 125.7$ [mm]、基準値を下回ったワイヤ張力値の時間積分 $t \cong 10.13$ [N] である。MOGAを用いた学習の結果として得られた解は、 $d \cong 21.59$ [mm]、 $t \cong 11.97$ [N] である。想定した作業達成条件が $d \leq 50$ [mm] かつ $t \leq 100$ [N] なので、GAを用いた場合では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、MOGAを用いた場合では終了世代までに条件を満たす優良な解を得ることができた。ただし、GAを用いた場合でも、 $d \cong 48.91$ [mm]、 $t \cong 792.4$ [N] のような個体が発生している。

今回のように、少ない実験回数で複数の評価関数を満たす解を得たいような場合では、通常GAよりもMOGAが適していると思われる。

4.2 クランクまわし作業の結果

Fig.11 ~ Fig.13はMOGAを用いて、目標位置変更パターンを最適化した場合の実験結果である。Fig.11はクランクを回した角度に関する評価関数 f_1 のみの結果であり、Fig.12はワイヤの弛みに関する評価関数 f_2 のみの結果である。Fig.13は $f_1 + f_2$ とした結果である。学習の結果として得られた解のクランク回転角度 $\theta \cong 6.164$ [rad] であり、基準値を下回ったワイヤ張力値の時間積分 $t \cong 323.2$ [N] である。想定した作業達成条件は $\theta \geq 6\pi$ [rad] かつ $t \leq 100$ [N] である。 $6\pi \cong 18.85$ より、終了世代までに条件を満たす優良な解が得られなかった。ただし、 $\theta \cong 0.624$ [rad]、 $t \cong 2.435$ [N] のような個体も発生している。

Fig.14 ~ Fig.16はMOGAを用いて、クランクの回転と同期して回転移動する目標位置の座標を最適化した場合の実験結果である。Fig.14はクランクを回した角度に関する評価関数 f_1 のみの結果であり、Fig.15はワイヤの弛みに関する評価関数 f_2 のみの結果である。Fig.16は $f_1 + f_2$ とした結果である。学習の結果として得られた解のクランク回転角度 $\theta \cong 15.26$ [rad] であり、基準値を下回ったワイヤ張力値の時間積分 $t \cong 486.1$ [N] である。想定した作業達成条件は $\theta \geq 6\pi$ [rad] かつ $t \leq 100$ [N] である。 $6\pi \cong 18.85$ より、終了世代までに条件を満たす優良な解が得られなかった。ただし、 $\theta \cong 0.201$ [rad]、 $t \cong 7.231$ [N] のような個体も発生している。

ワイヤが弛まないようにクランクを回すには、目標位置がクランクの回転と同期して回転移動するように目標位置を与えた方がクランクを多く回せると考えられる。

5. 結言

本論文では、クランクまわし作業のような人間の動きを想定した作業を筋骨格型ロボット

アームで達成するために、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。人間の動きを想定した作業は複雑であり、複数の観点からの評価が必要になると考え、MOGA を探索に用いた。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 MOGA の有効性が確認できた。また、外部環境からの影響を受ける作業の達成のために、アーム手先の力の発生方向を考慮した制御での作業達成が可能であることが確認できた。

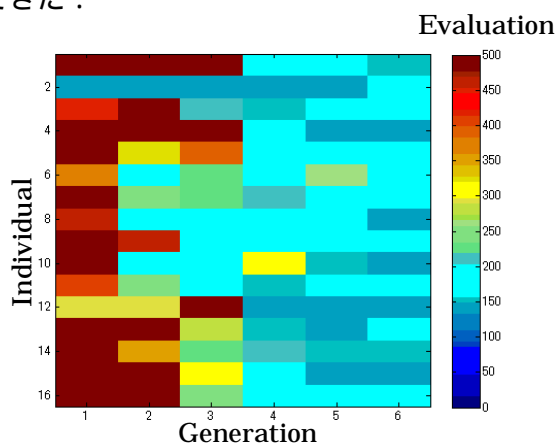


Fig.9 GA result for reaching

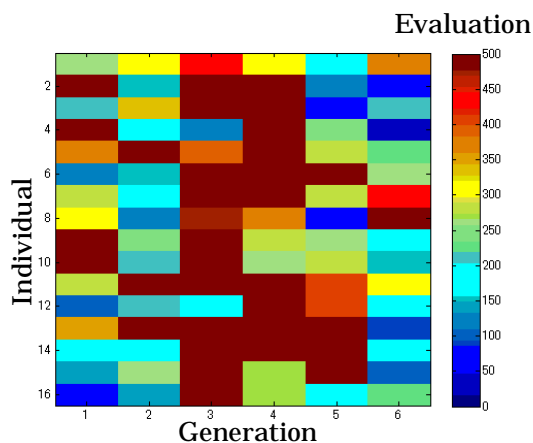


Fig.10 MOGA result for reaching

6. 今後の課題

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。

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)
- 2) Toshio Tsuji, Yoshiyuki Tanaka: Biomimetic impedance control of robotic manipulator for dynamic contact tasks, *Robotics and Autonomous Systems*, **56-4**, 306/316 (2008)
- 3) Alin Albu-Schaffer, Oliver Eiberger, Markus Grebenstein, Sami Haddadin, Christian Ott, Thomas Wimbock, Sebastian Wolf and Gerd Hirzinger: Soft Robotics, *IEEE Robotics & Automation Magazine*, **20/30** (2008)
- 4) Roberto Filippini, Soumen Sen and Antonio Bicchi: Toward Soft Robots You Can Depend On, *IEEE Robotics & Automation Magazine*, **31/41** (2008)
- 5) James S. Sulzer, Michael A. Peshkin and James L. Patton: Pulling Your Strings, *IEEE Robotics & Automation Magazine*, **70/78** (2008)
- 6) 稲葉智也, 中沢俊貴, 小金澤鋼一: 非線形弾性機構を有するアクチュエータ (ANLES) を用いた拮抗型関節の剛性と角度制御, 日本ロボット学会誌, **26-4**, 381/388 (2008)
- 7) 太田茂樹, 中西雄飛, 水内郁夫, 稲葉雅幸: RNN の腱駆動制御における相互作用による自動剛性調節シミュレーション, 第 27 回日本ロボット学会学術講演会 (2009)
- 8) 札場勇大, 蛭原義雄, 萩原朋道, 岡崎安直, 小松真弓: 単純適応制御系設計におけるスケージングの導入と拮抗型空圧人工筋駆動機構の位置決め制御への応用, システム制御情報学会論文誌, **22-10**, 350/356 (2009)

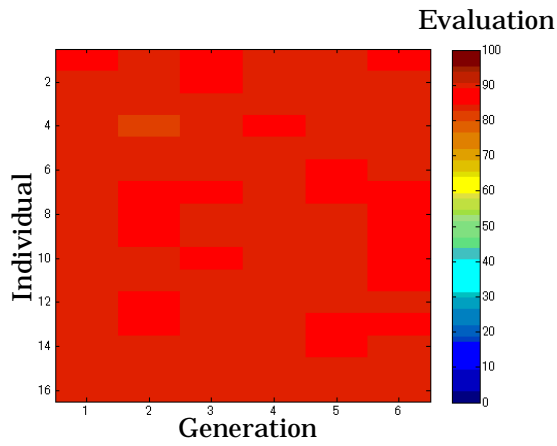


Fig.11 MOGA result for fitness1

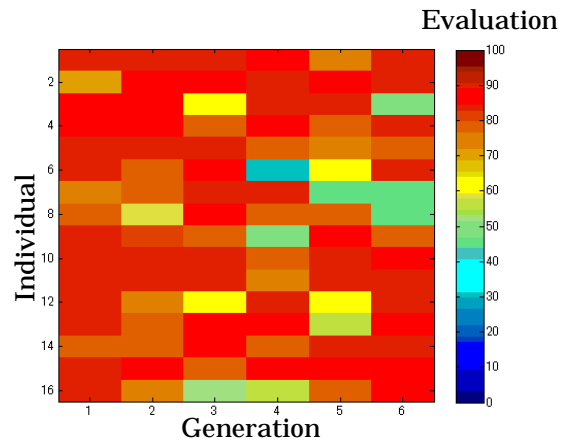


Fig.14 MOGA result for fitness1

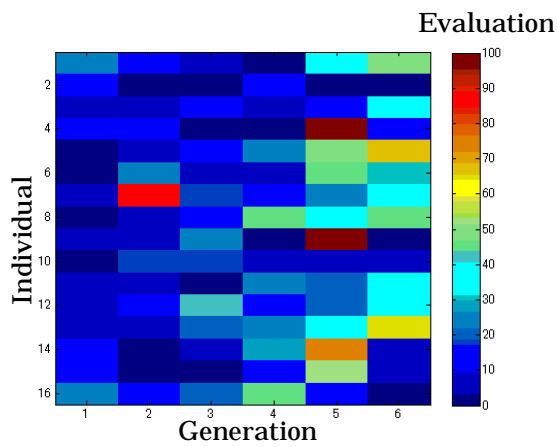


Fig.12 MOGA result for fitness2

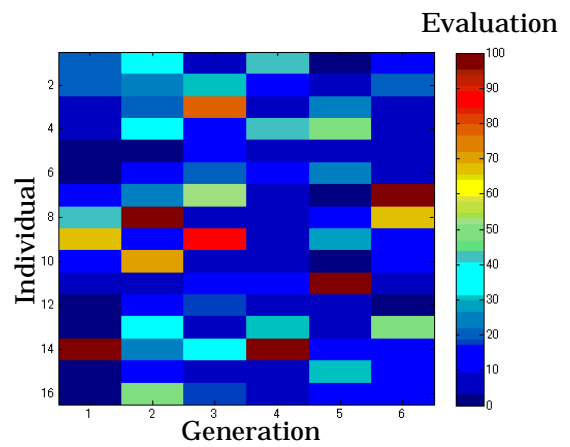


Fig.15 MOGA result for fitness2

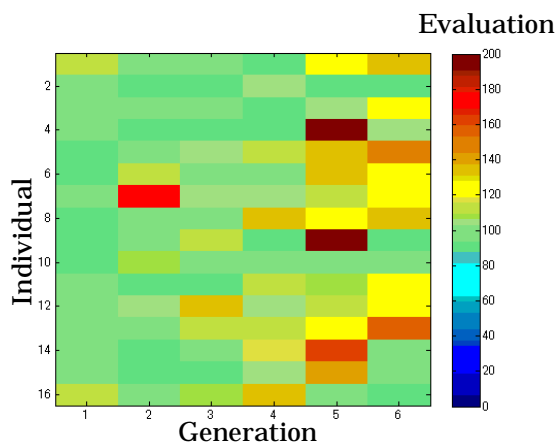


Fig.13 Resultant evaluation for all fitness in MOGA

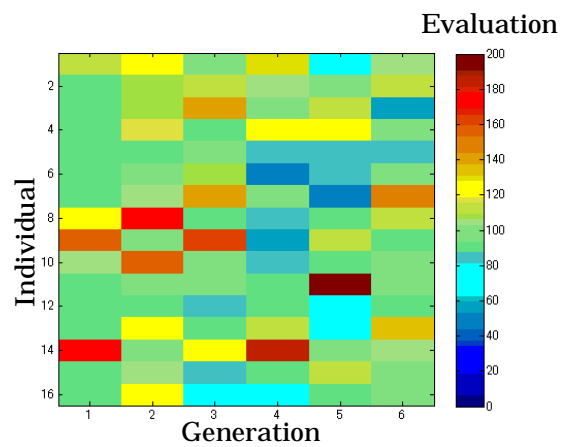


Fig.16 Resultant evaluation for all fitness in MOGA