

千葉工業大学

卒業論文

実環境における種形成モデルを用いた GA の
検討

－ 検証用システムの開発と単純 GA による学習 －

Study on a Genetic Algorithm Using Speciation
Model in a Real Environment

- Development of an Experimental System and Learning
by Simple Genetic Algorithm -

平成 27 年 3 月

所属学科：未来ロボティクス学科

学籍番号・氏名：1126013 番 泉 航平

指導教員：林原 靖男 教授

実環境における種形成モデルを用いた GA の検討

－検証用システムの開発と単純 GA による学習－

要約

遺伝的アルゴリズム (GA : Genetic Algorithm) は, 生物進化 (選択淘汰, 突然変異) の原理に着想を得たアルゴリズムであり, GA では最適化や規則学習が可能である. 先行研究では, シミュレータでの検証や実機の製作は行ったが, 実機での検証には至っていない.

そこで, 本稿では実機を動作させるための検証用システムの開発と単純 GA による学習を目的とする. まず, GA の基本的なアルゴリズムを説明した後, 開発した検証用システムの詳細を述べ, 学習させるパラメータや GA の動作に影響のあるパラメータ説明の後, 実験に移る. 実験では検証用システムと単純 GA を用いて実機で学習を行った後, 実験で得られたデータをグラフや連続写真で示す.

キーワード : 遺伝的アルゴリズム, 一脚ロボット, 実環境

Study on a Genetic Algorithm Using Speciation Model in a Real Environment

- Development of an Experimental System and Learning by Simple Genetic Algorithm -

Abstract

In this paper, Genetic algorithm (GA : Genetic Algorithm), which is inspired by the principles of biological evolution. It is possible to optimize and regulations learning in GA. In previous studies, it has been carried out verification of a robot creation and simulator, it is not yet been to the verification of the actual machine. Therefore, to develop a verification system and a simple GA. First, we describe the basic algorithm of GA. Then describe the details of the verification system that was developed. Finally Parameter Description, we shifts to the experiment. After robot learned using simple genetic algorithm, we show the data obtained in the experiment in continuous photos and graphs.

Key Words: Genetic Algorithm, One Legged Robot, Real Environment

目次

要約	2
Abstract	3
第 1 章 序論	8
1.1 研究の背景	8
1.2 目的	8
1.3 論文構成	9
第 2 章 遺伝的アルゴリズム	10
2.1 遺伝的アルゴリズムについて	10
2.1.1 初期化	11
2.1.2 評価	11
2.1.3 選択	11
2.1.4 交叉	11
2.1.5 突然変異	11
2.2 種形成モデルを用いた遺伝的アルゴリズム	12
2.2.1 種形成モデルに期待される特性	14
2.2.2 多峰性を有する問題への有効性	14
2.2.3 時変性を有する問題への有効性	15
2.2.4 並列処理との親和性	15
第 3 章 一脚ロボットのハードウェア	17
3.1 一脚ロボットのハードウェアについて	17
3.2 制御装置	18
第 4 章 一脚ロボットのソフトウェアの開発	19
4.1 制御用ソフトウェア	19
4.2 SGA の開発	21
4.2.1 初期化	21
4.2.2 評価	21
4.2.3 選択	21
4.2.4 交叉	21
4.2.5 突然変異	22

第 5 章 実験	23
5.1 実験環境	23
5.2 実験方法	23
5.3 実験結果	24
第 6 章 考察	28
第 7 章 まとめ	30
 謝辞	 31
 参考文献	 32

图目录

2.1	Flowchart of the Genetic Algorithm	10
2.2	Flowchart of the Speciation Model	13
2.3	k-means Clustering	13
2.4	Comparison of the Search Process	14
3.1	One Legged Robot	17
3.2	Control Device for One Legged Robot	18
4.1	Experimental System	20
4.2	System Flow	20
5.1	Experiment of Environment	23
5.2	Sum of the Distance of Each Generation	24
5.3	Maximum Distance of Each Generation	25
5.4	Minimum Distance of Each Generation	25
5.5	Average Distance of Each Generation	26
5.6	Continuous Photo of the Maximum Distance of Individual	27

表目次

3.1	Specification of One Legged Robot	18
4.1	Specification of Serial Protocol	20
5.1	Parameters of the SGA	24

第 1 章

序論

1.1 研究の背景

本研究室では以前から遺伝的アルゴリズム（以後 **GA** と呼ぶ）に関する研究が行われている。**GA** は、生物進化（選択淘汰，突然変異）の原理に着想を得たアルゴリズムであり，確率的探索の一手法と考えることができる．先行研究として，野平ら^[1]が検証した種形成モデルを用いた **GA** による動的環境の探索がある．種形成モデルを用いた **GA** とは，初期化後に遺伝情報の類似度によってクラスタリングを行い，生殖的隔離を模擬するものである．この手法によって，一般的な **GA** と比較し，解空間がより広くなり，局所解に陥る可能性を小さく出来ることが確認された．先行研究では，コンピュータで環境の変化を再現して，手法の有効性を検証したが，実機を用いた検証には至っていない．

1.2 目的

種形成モデルを用いた **GA** の有効性を検証するための実験システムの開発を行うことを目的とする．また，単純 **GA** を用いた学習を行い，実環境で行動を獲得する様子を観察する．

実験では，一脚ロボットを用いて，**GA** による歩行パターンの獲得を行う．実験のハードウェアに関しては，すでに研究室内で開発したものがあため，主にソフトウェアの開発を行う．また，システムが問題なく動作することの検証と，種形成モデルを用いた **GA** との比較のため，単純 **GA** を用いた歩行パターンの獲得の様子を観察する．

1.3 論文構成

本論文では，第 1 章では本研究の背景及び目的について述べた．第 2 章では GA と種形成モデルを用いた GA について述べる．第 3 章では実験で使用する実験装置について述べる．第 4 章では制御用ソフトウェアと単純 GA の開発について述べる．第 5 章では実験について述べる．第 6 章では第 5 章での実験の結果を踏まえての考察を述べる．第 7 章では本論文のまとめ及び今後の展望を述べる．

第 2 章

遺伝的アルゴリズム

2.1 遺伝的アルゴリズムについて

GA は生物進化（選択淘汰，突然変異）の原理に着想を得たアルゴリズムであり，確率的探索の一手法と考えることができる．GA の処理手順は図 2.1 に示す通り大きく 5 つに分けることができる．

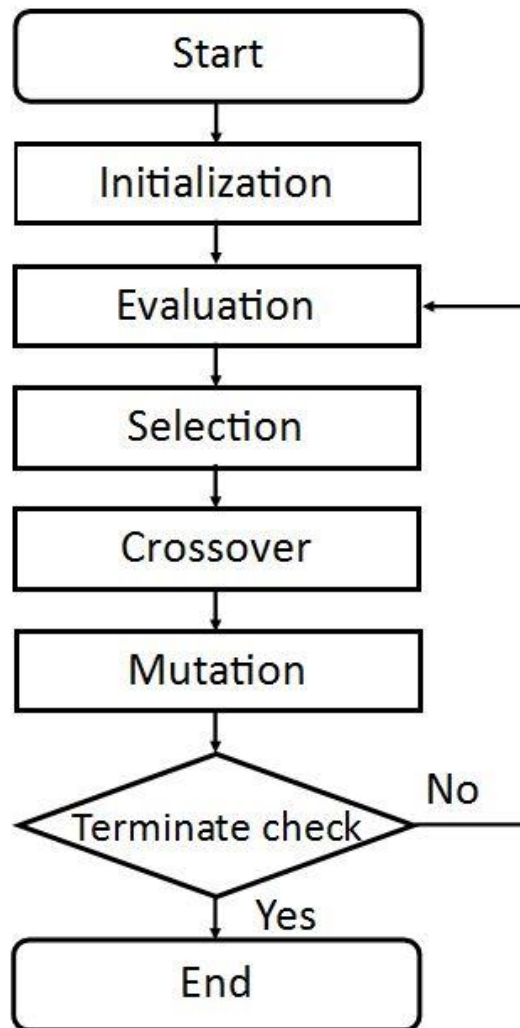


Fig. 2.1 Flowchart of the Genetic Algorithm

2.1.1 初期化

初期集団の構成を行うのが初期化である．一般的には決められた個体数の染色体をランダムに生成する．ここで，染色体は遺伝情報を伝える実態として存在するものである．この際，初期化に関して，個体数の決定や染色体の長さ，コーディングの方法などは様々である．

2.1.2 評価

それぞれの染色体について適応度の評価を行うのが評価である．解こうとする問題によって様々であるが，基本的に，より良い個体が高い評価値を得る．

2.1.3 選択

適応度の評価から，どの染色体を交叉に使用するかを選ぶのが選択である．選択の方法はいくつかあるが，代表的なもので，期待値戦略やランク戦略，エリート保存戦略などが挙げられる．基本的に，適応度の高い個体が多く選択される．これによって，より良い個体が集団中に広がる．

2.1.4 交叉

染色体の交叉を行うのが交叉である．交叉の方法も様々である．単一交叉や複数交叉，一様交叉などが挙げられる．基本的に，双方の染色体の一部を用いて，子孫の遺伝子を作る．

2.1.5 突然変異

ある確率で染色体の一部を変化させる操作が突然変異である．これによって広い解空間を探索することができる．もし，突然変異が無い場合は，初期化で生成された個

体の組み合わせ以外の解空間を探索することができず、求められる解の質にも限界が出てくる。

2.2 種形成モデルを用いた遺伝的アルゴリズム

本研究室で野平が提唱した種形成モデルを用いた GA^[1]だが、個体群を遺伝情報の類似度をもとにクラスタリングする手法である。これは遺伝子交叉を行う際にペアリングをクラスタ内に制限することで生殖的隔離を模擬するためである。似た形質をもつ個体群で形成されたクラスタは生態系における”種”に該当し、それぞれの種が互いに棲み分けを行いながら固有の探索を進める。図 2.2 は種形成モデルのアルゴリズムを示したフローチャートである。

GA と種形成モデルを用いた GA の大きな違いはクラスタリングの処理を行う点である。クラスタリングは初期化の後、設定された遺伝情報をもとに個体群のクラスタリングを行う。類似度の評価手法は遺伝子表現型によって異なるが、例えば n 次元ユークリッド距離を用いることができる。遺伝情報の示す値が直交関係に無い場合は、合成ベクトルを求めた後に直交座標系に分解する。クラスタリングアルゴリズムには実装が容易で安定性の高い k -means 法(図 2.3)を用いる。クラスタリングは世代ごとに行い、クラスタごとの所属個体数は動的に変化可能なものとする。分散遺伝的アルゴリズムの様に意図的な移住操作は行わないが、クラスタ境界付近で起こる所属異動に対し特に制限は設けない。

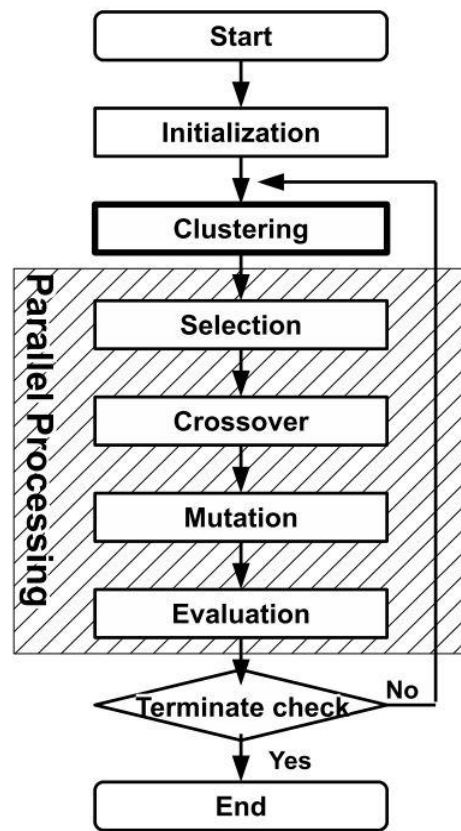


Fig. 2.2 Flowchart of the Speciation Model

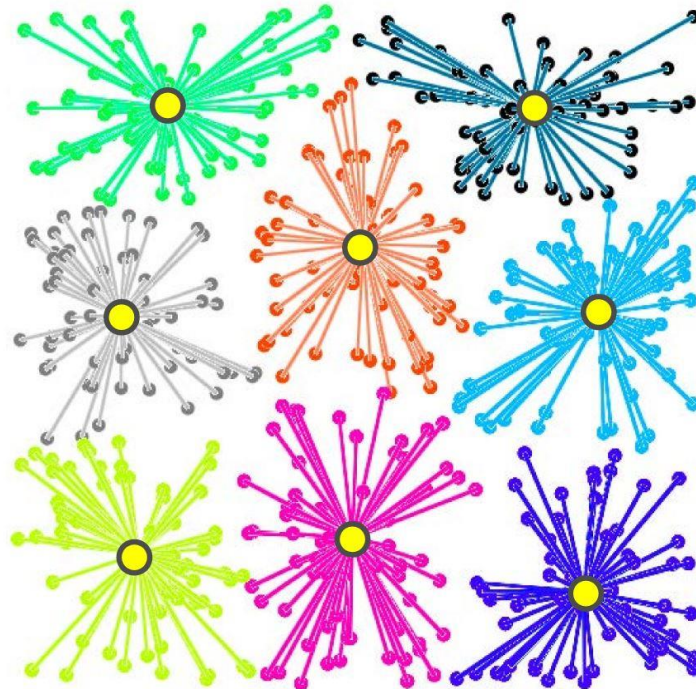


Fig. 2.3 k-means Clustering

2.2.1 種形成モデルに期待される特性

図 2.4 は単純 GA(Simple Genetic Algorithm : SGA)と種形成モデルを用いた GA のそれぞれについて、探索過程を n 次元ごとに表した概念図である。表内の図中で赤線は各世代で最も高い評価値を示し、色のついた円は類似した遺伝情報を持つ個体をクラスタとして表したものである。

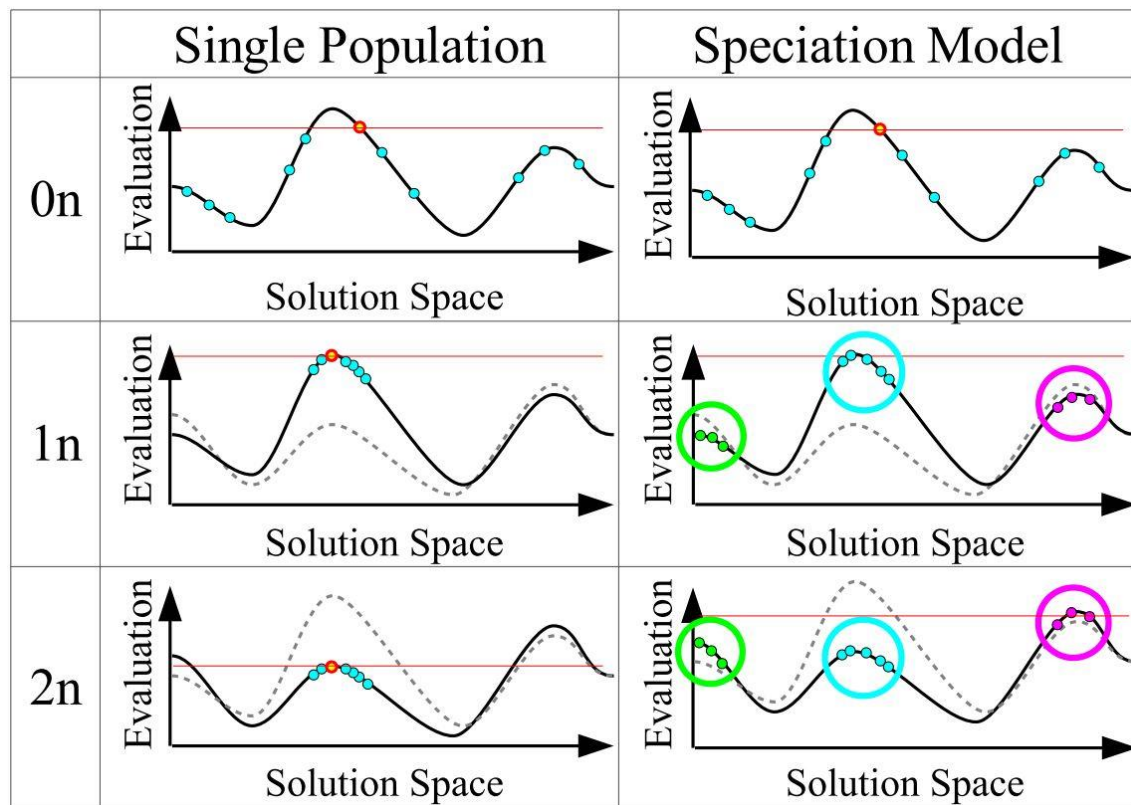


Fig. 2.4 Comparison of the Search Process

2.2.2 多峰性を有する問題への有効性

種形成モデルに期待される特徴の一つは多峰性のある問題への有効性である。図 2.4 の様に SGA では世代を重ねると解が特定の峰に収束するのに対し、種形成モデルではそれぞれのクラスタが初期値近傍の峰を探索すると考えられる。実際にそのようになれば、探索範囲が重複せず最大でクラスタと同数の峰が探索されることが期待できる。これにより、探索初期において見かけ上の評価が絶対的に優れる峰があっても、

母集団全体が局所解に収束することを避けることができると考えられる。ただし、集団当たりの個体数は少なくなるため、局所的な探索効率は低下し、収束に要する世代数は増加する。

2.2.3 時変性を有する問題への有効性

複数の峰を同時に探索維持可能であれば、それは探索に冗長性が付与されたことと同義である。図 2.4 では $1n$ から $2n$ 世代にかけて解空間の変動が表されている。解空間は環境の写像であり、これはすなわち個体を取り巻く環境の変化を示している。このとき、赤線で表す最優良評価値に着目する。SGA はもともと高い評価を表す峰に探索が収束している。そのため環境が変動した後、他より優れた峰が現れても、そちらの探索にリソースを割くことが難しい。対して種形成モデルを用いた GA では、もともと最適解を含まない（準最適解を含む）峰も同時に探索している。故に環境が変動した後も全体で見れば解の最適性を維持できる可能性が高い。この可能性は同時に探索している峰の数が多いほど高まり、探索の冗長度を示す指標の一つとなる。従って、種形成モデルには時変性を有する問題への有効性が確認された。

2.2.4 並列処理との親和性

ヒューリスティクスで扱われるのは、一般的に広大な解空間を持つ問題である。計算結果の正しさが保証されるアルゴリズムでは処理に時間がかかり過ぎ、かつ近似アルゴリズムでは十分な精度が得られない。そうした問題の処理に用いられるのがヒューリスティクスであるためだ。とは言うものの、ヒューリスティクスを用いても十分な精度の解を得るには時間がかかることが多い。例えば GA の場合、解の精度を上げるためにはより多くの個体数で長い世代にわたって計算を繰り返す必要がある。これは計算コストの増大を意味し探索効率を上げる他に根本的な解決方法は無い。そこ

で、増える計算コストを如何にして処理するかが計算時間短縮の鍵となる。近年では CPU の動作周波数が頭打ちとなり、演算能力の向上には処理の並列化によるスケールアウトを行うのが主流となっている。その点で種形成モデルを用いた GA は都合が良い。なぜならクラスタリングにより分割された各集団は、その世代において他の集団に対し独立である。従ってそれぞれを並列処理することが容易であるためだ。SGA でも遺伝子表現型の試行と評価は並列可能だが、種形成モデルを用いた GA では適応度の計算や選択、交叉といった処理を含めて分散することができる。

第 3 章

一脚ロボットのハードウェア

3.1 一脚ロボットのハードウェアについて

今回使用する一脚ロボットを図 3.1 で示す．また，ロボットの仕様を表 3.1 に示す．ハードウェアは昨年度鄭らによって製作された^[2]．本研究では，主に次章に述べる制御用ソフトウェアを開発した．

製作された本装置は足に 2 自由度を持ち，土台部分にロータリエンコーダが内蔵されている．また，サーボモータとロータリエンコーダは `mbed` に繋がっており，サーボモータの制御及びロータリエンコーダの読み込みは `mbed` で行える．歩行することで土台上部分が回転するが，土台上部分と土台下部分はスリップリングで接続されており，無限回転をすることが可能である．



Fig. 3.1 One Legged Robot

Table 3.1 Specification of One Legged Robot

Height	146mm
Width	120mm
Length	762mm
Servo Motor	RS303MR
Rotary Encoder	HEDS-5500-E02
Platforms	mbed LPC1768

3.2 制御装置

本装置に搭載されている制御装置は昨年度鄭らによって作成された（図 3.2）。昨年度の状態では、PC と通信して動作するものでは無かった。GA の計算はマイクロコンピュータで行うのは膨大な時間がかかると予想されるため、高性能な PC での計算ができる様に USB インターフェイスを用いて、PC から一脚ロボットのサーボモータの制御及び mbed でカウントしたロータリエンコーダのパルスの読み込みを行えるようにする。

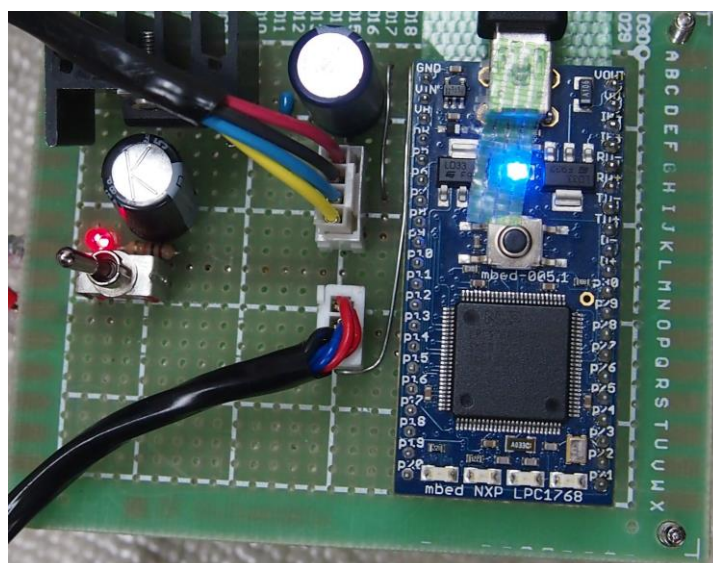


Fig. 3.2 Control Device for One Legged Robot

第 4 章

一脚ロボットのソフトウェアの開発

4.1 制御用ソフトウェア

制御用ソフトウェアとして，図 4.1 で示すシステムを開発した．システムのフローは図 4.2 に示す．シリアル通信のプロトコルは表 4.1 に示す．システムは以下の様に動作する．

- (1) PC から mbed へ USB 通信を用いて文字列を送信
- (2) 受信した文字列をサーボモータの通信規格（TTL 半二重通信）でサーボモータへ送信
- (3) ロータリエンコーダのパルスを mbed でカウント
- (4) カウントしたパルスを mbed から PC へ送信

mbed のサーボモータへの送信，PC からの文字列受信に使うシリアル通信及び時間経過を計るタイマーは mbed 標準のライブラリを使用した．また，ロータリエンコーダのパルスのカウントは QEI ライブラリを使用した．PC の文字列送受信については Boost C++ Library を使用した．また，ビルドシステムとして CMake を使用した．Boost C++ Library と CMake を組み合わせることによって，OS に依存しないソフトウェアを開発することができる．

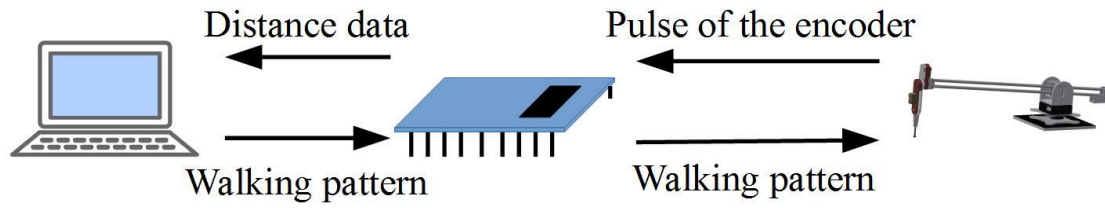


Fig. 4.1 Experimental System

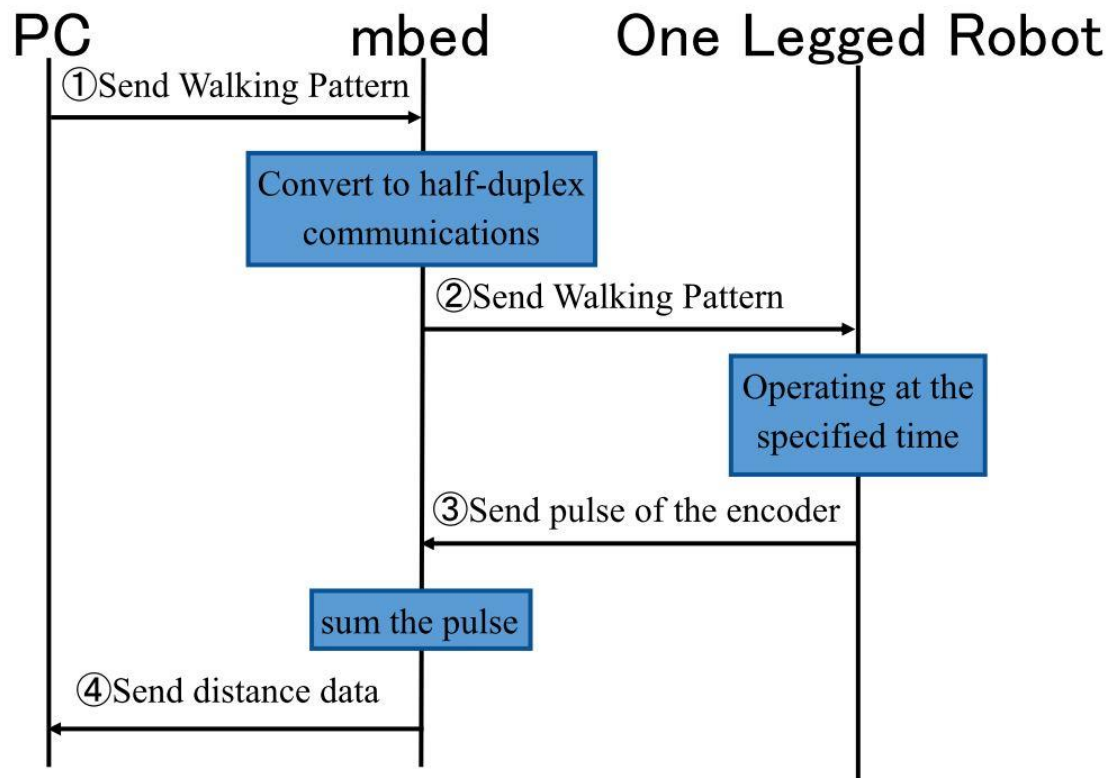


Fig. 4.2 System Flow

Table 4.1 Specification of Serial Protocol

Baud Rate	9600bps
Character Size	8bit
Flow Control	None
Parity	None
Stop Bits	One

4.2 SGA の開発

本装置の動作を確認するために、SGA のアルゴリズムを用いて歩行パターンの学習を行う。学習するパラメータは廿野ら^[3]の研究を参考に決定した。具体的には、2 個のサーボモータの目標角度と、目標角度へ移動する時間で 4 つのパラメータ、1 サイクルにかける時間が 1 つのパラメータで計 5 つのパラメータを用いる。また、開発した SGA の処理を以下に示す。

4.2.1 初期化

学習する 5 つのパラメータを初期化する。乱数の範囲は指定できるようになっており、最小値と最大値を指定して乱数を生成する。ここで、最小値と最大値はロボットの各関節の制限角度以内（左右 90 度）に収まるように設定する。

4.2.2 評価

評価を行うために学習しているパラメータで本装置を動作させる必要がある。指定時間動作後、mbed から送られてくる進んだ距離をそのまま適応度に設定する。進んだ距離の長いものが高い評価値を得る。

4.2.3 選択

適応度の評価から高い評価値を得た個体を選択する。

4.2.4 交叉

交叉する前にコーディングを 2 進数に変更する。変更するにあたって、Standard Template Library の bitset を使用した。コーディングを変更した後に交叉を開始する。交叉に関しては、一様交叉を使用した。まず 0 と 1 が交互に並んでいるマスクを用意し、

それを用いて交叉させる。その後、足りない分の個体を作成するために、乱数でマスクを取得し、残りの子孫を作成する。

4.2.5 突然変異

染色体の操作は、乱数で取得した値から反転させるビットを選ぶように設定した。

第 5 章

実験

5.1 実験環境

実験環境は千葉工業大学 2 号館 3 階 010307 室を使用した。電源ケーブル及び USB ケーブルが本装置と接触しないように床を通し、ロボットの動作範囲外からケーブルを出した。実験の様子を図 5.1 に示す。

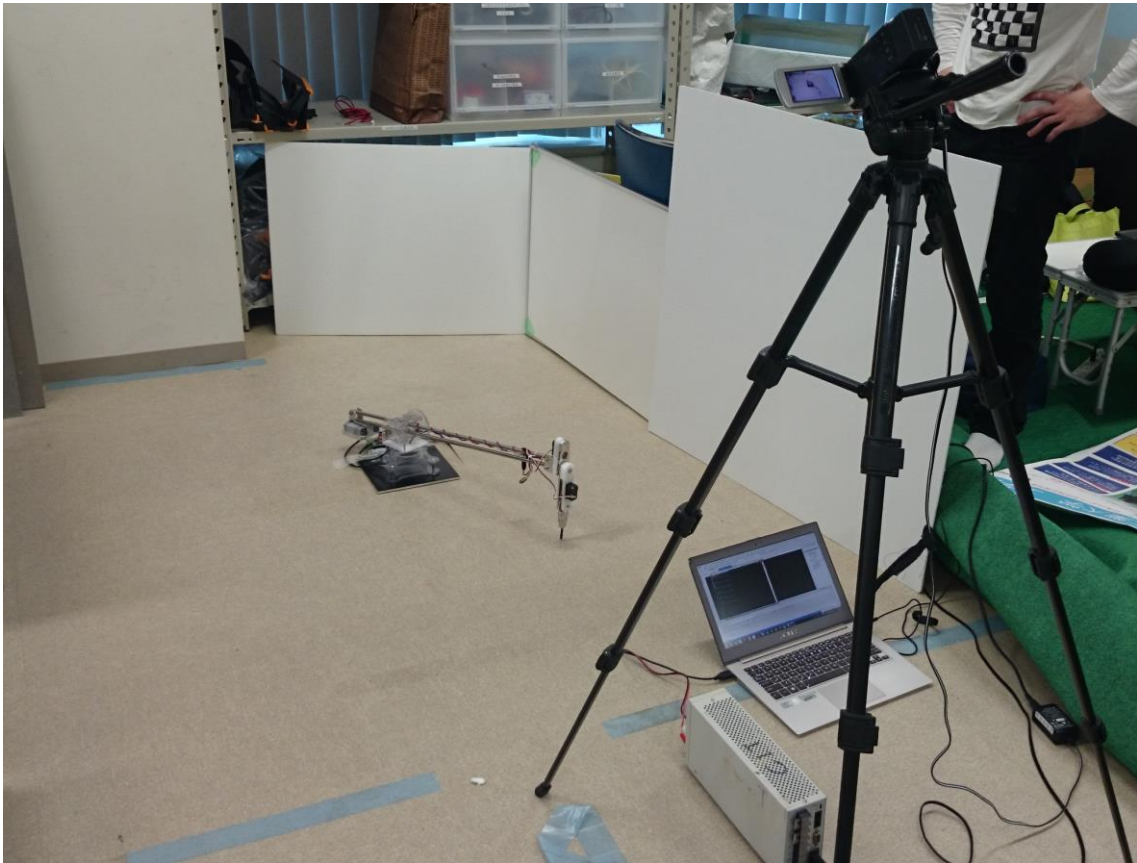


Fig. 5.1 Experiment of Environment

5.2 実験方法

SGA のパラメータを表 5.1 に示すように設定し、動作させた。また、ロボットの進む

方向は反時計回りを正に設定した。

Table 5.1 Parameters of the SGA

Number of Individuals	100
Termination Generations	10
Mutation Rate	5%
Elitism	○
Operating Time	10 sec

5.3 実験結果

世代ごとにロボットが進んだ距離の合計のグラフを図 5.2，世代ごとの最優良個体の評価値（最も進んだ距離の長い個体）のグラフを図 5.3，世代ごとの最不良個体の評価値のグラフを図 5.4，世代ごとの平均値と標準偏差のグラフを図 5.5，最優良個体の歩行パターンの連続写真を図 5.6 に示す。

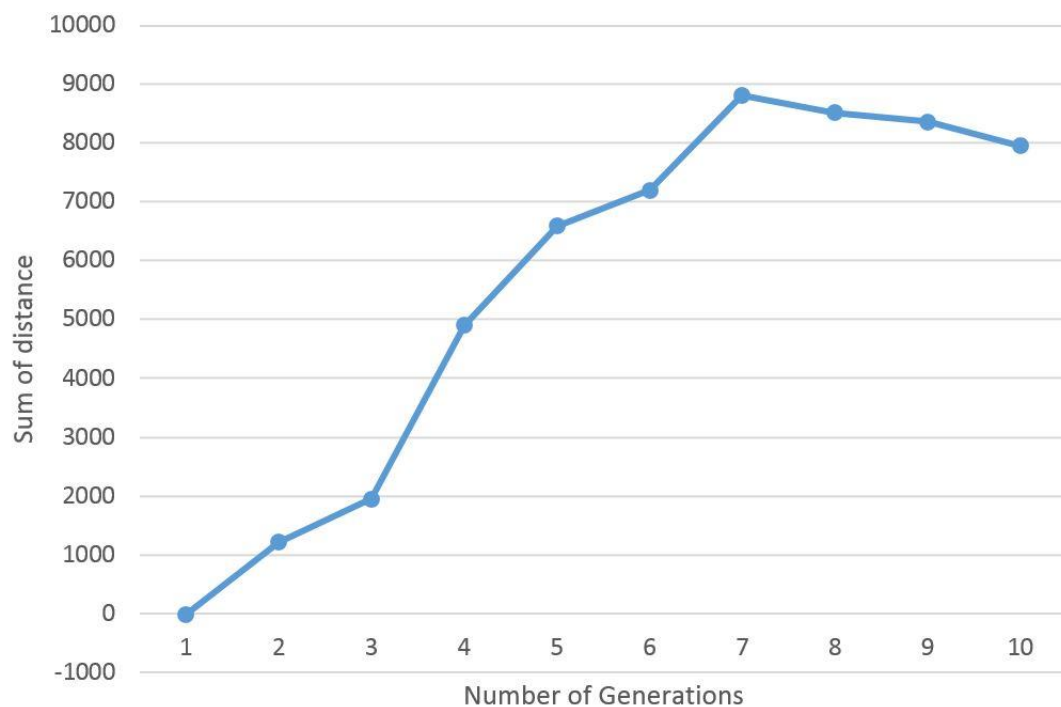


Fig. 5.2 Sum of the Distances of Each Generation

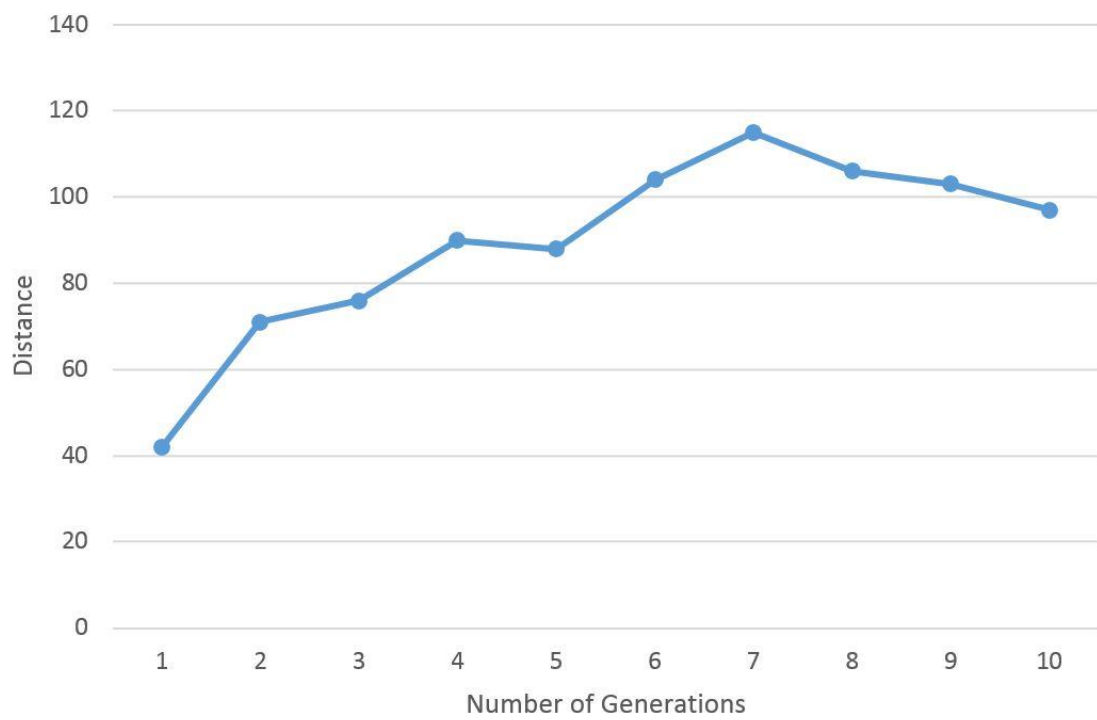


Fig. 5.3 Maximum Distance of Each Generation

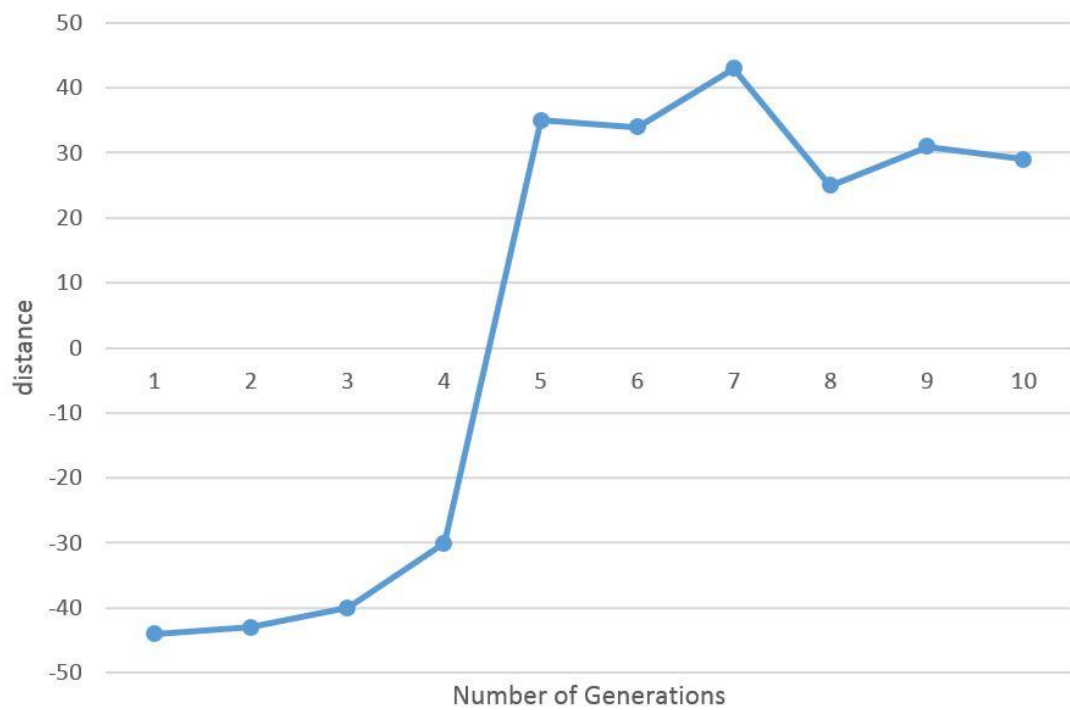


Fig. 5.4 Minimum Distance of Each Generation

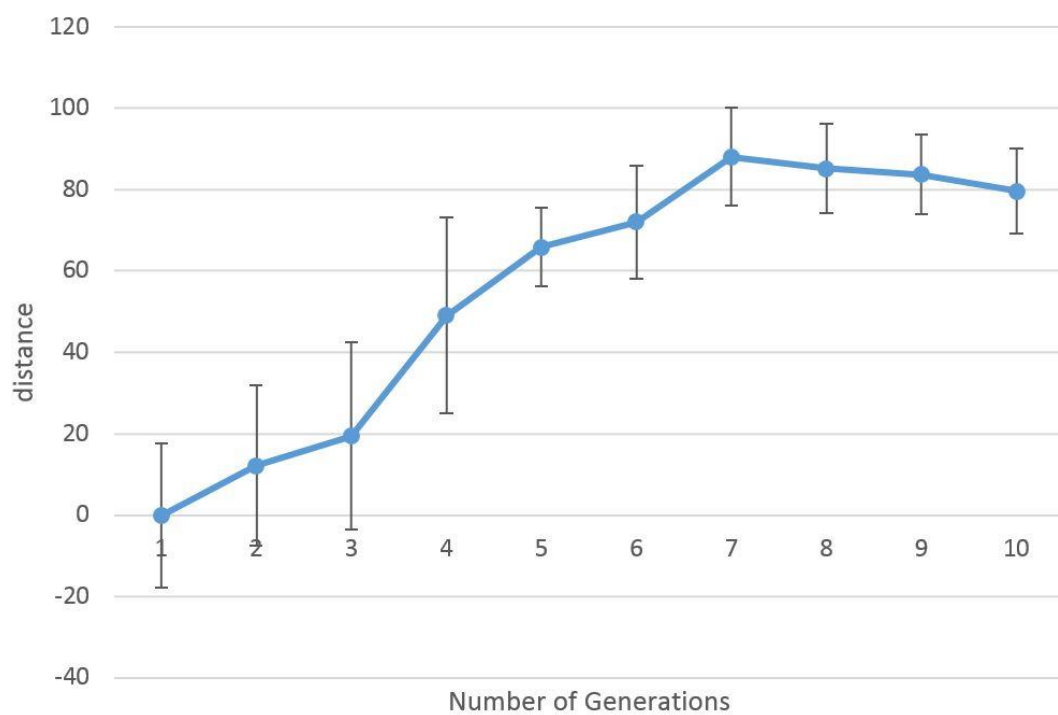


Fig. 5.5 Average Distance of Each Distance

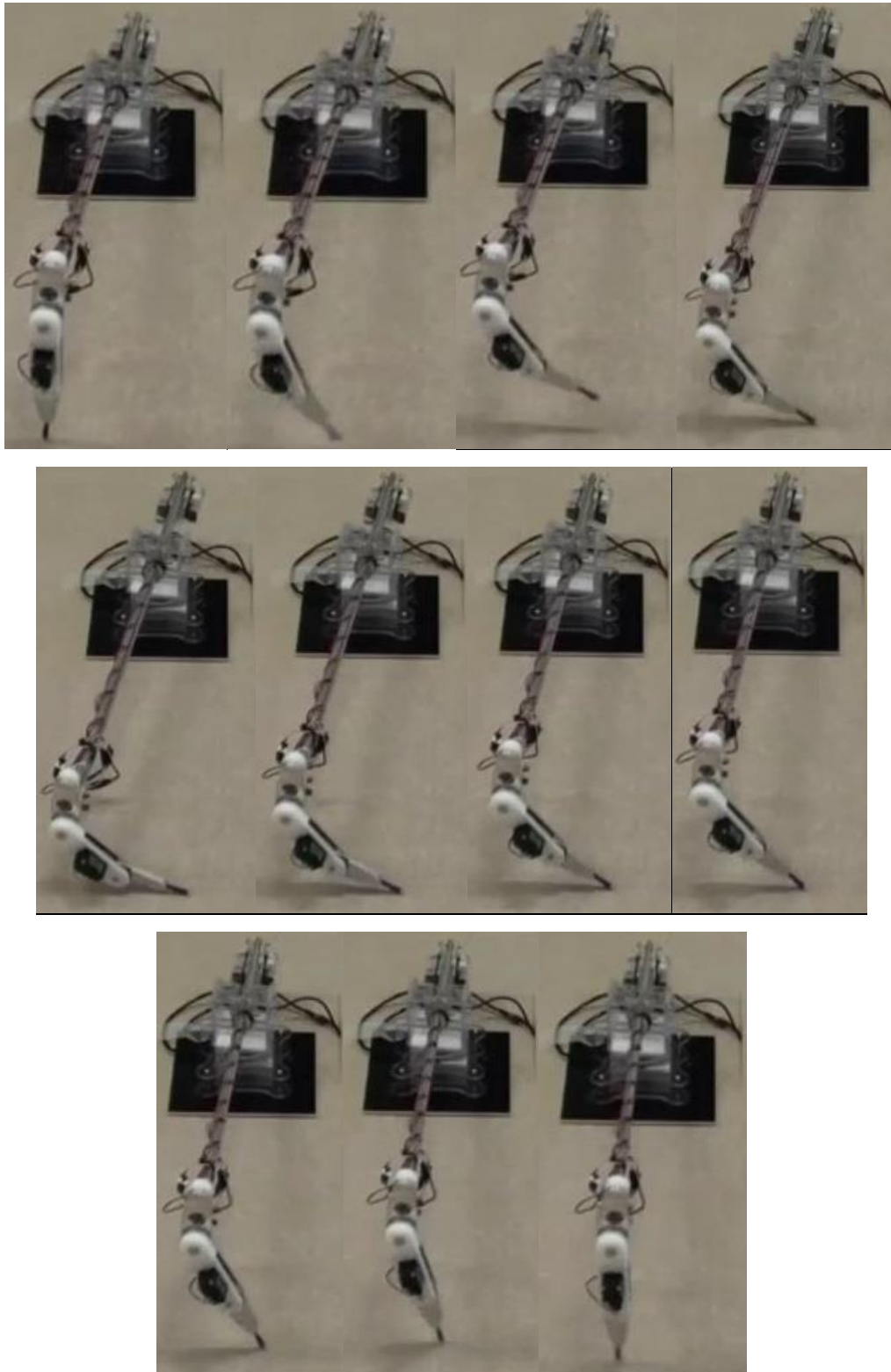


Fig. 5.6 Continuous Photo of the Maximum Distance of Individual

第 6 章

考察

第 5 章で行った実験結果から，世代を重ねることで徐々に進む距離が長くなり，歩行パターンを学習できていることが分かる．よって，本装置は GA の検証に用いることができる考える．

実験結果を世代別に見ると，第 1 世代では図 5.2 の各世代の進んだ距離の合計がほぼ 0 である．これは全個体が全く進めなかったことを表しているのではなく，時計回りに回る個体と反時計回りに回る個体と存在していたからである．図 5.3 の各世代の最優良個体では 0 を示しておらず，図 5.4 の各世代の最不良個体ではマイナスの値を示している．第 2 世代以降は順調に学習を重ねていく．第 4 世代から第 5 世代の間で時計回りに回る個体はすべて淘汰された．また，図 5.5 から分かるように，第 4 世代から第 5 世代で，標準偏差が急激に小さくなっている．これは，時計回りに回る個体がすべて淘汰されたのも影響しているが，それよりも大きく影響しているのは，第 5 世代で個体全体に良い個体が広がったことである．しかし，第 7 世代を境に図 5.2，図 5.3 とともに進んだ距離が下がっている．これは突然変異によるものではなく，本装置の内的要因だと考えられる．突然変異率は比較的高めの 5% と設定しているが，エリート個体は保存されているので，少なくとも図 5.3 の第 7 世代と同じ値が第 8 世代でも現れなければ辻褄が合わない．また，図 5.3 の第 8 世代から第 10 世代にかけて進んだ距離が徐々に短くなっている．これは本装置のサーボモータの温度が上がり，十分なトルクを出すことができなくなったことがひとつの要因ではないかと考えている．図 5.5 から，第 1 世代から第 4 世代，第 5 世代から第 10 世代を比べると，進んだ距離の平均値も大きくなると同時に標準偏差も小さくなっている．これは，各世代の全個体に良

い個体が広がり、1回の動作でかかるサーボモータの負荷が高くなっていると考えられる。1回の動作でかかる負荷が高くなれば、それを100回繰り返すので、サーボモータへの負荷は非常に高くなっていく。そのような状態で、第7世代のような最優良個体を動作させても、十分なトルクが出せず、進んだ距離が短くなってしまったと考えた。このような状態で有効なのが、種形成モデルを用いたGAだと考える。準最適解が求まっている状態で、準最適解が最適解よりも良い結果を出せば、準最適解が最適解に置き換わる可能性がある。

第 7 章

まとめ

本研究では検証用システムの開発と SGA による学習を目的として設定した。第 2 章では GA 及び種形成モデルを用いた GA のアルゴリズムに関して紹介した。第 3 章では実験に使用する実験装置を紹介した。第 4 章では制御用ソフトウェアと SGA を開発した。制御用ソフトウェアは mbed と PC 間の通信は様々な環境で動作可能にするために OS に依存しないライブラリを用いて開発を行った。第 5 章では実験を行い、データを取得した。第 6 章では実験の結果を踏まえた考察を行った。データで示す通り、本実験装置は GA の検証に用いることができると考える。

また、本研究で使ったソースコードはすべて Github 上で公開している。

(https://github.com/open-rdc/One_Legged_Robot)

謝辞

本論文は筆者が千葉工業大学工学部未来ロボティクス学科学士過程において行った研究をまとめたものです。はじめに、4年間にわたりご指導を頂きました林原靖男教授に心より感謝いたします。また、プログラム開発の仕方を一から教えて頂いた入江清氏、本研究のアドバイスを頂いた安藤晃希氏、林原研究室の皆様に深く感謝いたします。

参考文献

- [1] 野平幸佑, 林原靖男, 種形成モデルを用いた GA による動的環境の探索, 日本ロボット学会学術講演会, (2012), 4F1-3
- [2] 鄭欣湧, 林原靖男, 継続的に実験可能な一脚ロボットの開発, 千葉工業大学, 学士学位論文, 2014
- [3] 甘野直進, 古賀克也, 神林 靖, 遺伝的アルゴリズムを用いた 2 足歩行ロボットの歩行制御, 全国大会講演論文集, (2008), 2-421-2-422
- [4] 北野宏明編, 遺伝的アルゴリズム, 産業図書, 1992