

修士論文

脳波を評価とする
対話型遺伝的アルゴリズムの提案

同志社大学大学院 生命医科学研究科 生命医科学専攻
博士前期課程 2010 年度 130 番

米田 有佑

指導教授 廣安 知之教授

2012 年 1 月 25 日

Abstract

In this research, the system is proposed, in which the evaluations conducted in the interactive Genetic Algorithms (iGAs) are automatically determined by brain waves, measured by Electroencephalograph (EEG).

iGAs are the optimization methods, that are based on the genetic operations of Genetic Algorithms (GAs), and are developed by replacing their evaluation part with human subjectivity. Since solutions are searched by human subjectivity, which can be called Kansei, iGAs are suitable for analyses of complicated structures, so that iGAs have been applied to the fields in which the quantitative evaluations seem to be difficult, such as the creations of music and designs. However, the human evaluation is possibly affected by the cognitive factors, such as circumstances and situations.

In this research, the system is proposed, where the quantitative evaluations obtained by brain waves are adopted as the evaluation values in iGAs. It is expected that the improvement of iGAs 's optimization performance, once iGAs demonstrate to attain the quantitative values as their evaluation values. Then, the experiments are conducted to verify the performance of the proposed system, and the results show that the adequate performance of proposed system.

目 次

1	序論	1
2	対話型遺伝的アルゴリズム	1
2.1	対話型進化計算法	2
2.2	遺伝的アルゴリズム	2
2.3	対話型遺伝的アルゴリズム	7
3	脳波計測 (Electroencephalography : EEG)	9
3.1	脳機能イメージング	9
3.2	脳波	9
4	提案手法	11
4.1	概要	11
4.2	評価	12
4.3	遺伝子型の生成	12
4.4	遺伝的操作	13
4.5	遺伝子型から表現型への写像	13
5	検証実験	13
5.1	実験	13
5.2	結果および考察	16
6	結論	18

1 序論

本研究では、対話型遺伝的アルゴリズム (interactive Genetic Algorithm : iGA) における評価を、脳波計 (Electroencephalograph : EEG) によって計測された脳波から自動決定するシステムの構築を目指す。

対話型遺伝的アルゴリズム (interactive Genetic Algorithm : iGA) は遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm: GA)^{1,2)} の遺伝的操作³⁾をベースとして、評価部分をアンケートなどの人間の主觀による提示個体の評価に置き換えた最適化手法である。人間の主觀を用いて解の探索を行うため、人間の感性という複雑な情報を解析する手法として定量的な評価が困難な楽曲生成やデザイン支援など多様な対象問題に多く適用されている⁴⁻⁸⁾。一方で、人間の主觀的評価の基準となる情動や感情といった心理状態を定量的・客観的に表す方法として、人間の生理状態を外部から計測する生体計測に関する研究が行われており、心拍変動、発汗、脳波 (Electroencephalography : EEG)、脳磁図 (Magnetoencephalography: MEG)、機能的磁気共鳴画像 (functional Magnetic Resonance Imaging: fMRI) などの生体情報を心理状態の指標とする試みがなされている⁹⁾。この中で脳波は、計測時の体勢が比較的自由、計測が安価であるとされ、脳波に対して離散フーリエ変換をすることで得られた波 (8-13Hz)、波 (13-30Hz) のパワースペクトルや、波と波の比率である / が、人間の心理状態の指標として利用されている¹⁰⁾。

そこで本研究では脳波から得られた心理状態の指標を対話型遺伝的アルゴリズムにおける人間の主觀的評価に代替する手法を提案した。そして実験システムを構築し被験者実験によって提案手法の機能検証をおこなった。提案手法では、主觀的評価の判断を決定する脳の生体情報を評価値として利用するために人間の感性情報を効率的に取得できることが期待され対話型遺伝的アルゴリズムの最適化性能の向上に繋がると考える。対話型遺伝的アルゴリズムの評価を脳波による指標に置き換えた場合、遺伝的操作を実行する対象である特徴量 (遺伝子型) として最適化が実施される適切な値を用いる必要があり、そのためには遺伝子型と評価に対応関係があることが望ましい。そこで、提案手法では脳波に対して主成分分析を用いて特徴量を削減した値を遺伝子型とする。また、提案手法では遺伝子型から対象問題を表現する特徴量 (表現型) への写像に、学習データセットを元にニューラルネットワークに誤差逆伝搬法を用いて作成した写像関数を用いる。上記の提案手法の機能を検証するために心理的満足感を示す脳波の特徴量 / を評価値とした実験システムを構築した。実験システムを用いて複数の被験者に対して実験を行った結果、評価値 / が上昇する個体が生成され、本手法において対話型遺伝的アルゴリズムの最適化が適切に行われることが確認できた。

以後、2章では iGA、3章では脳波について述べる。そして 4章、5章で提案手法と機能検証実験について述べ、6章で結論を述べる。

2 対話型遺伝的アルゴリズム

人間と計算機の相互作用および人間の主觀的評価に基づいて最適化を行う手法として、進化計算 (Evolutionary Computation : EC) を用いる手法が、対話型進化計算法 (Interactive Evolutionary Computation : IEC) である。IEC の概念図を Fig. 2.1 に示す。IEC の手法の 1 つに対話型遺伝的ア

ルゴリズム (iGA) があり, これは EC 技術に遺伝的アルゴリズム (GA) を用いた手法である. 本章では, IEC, GA, iGA について述べる.

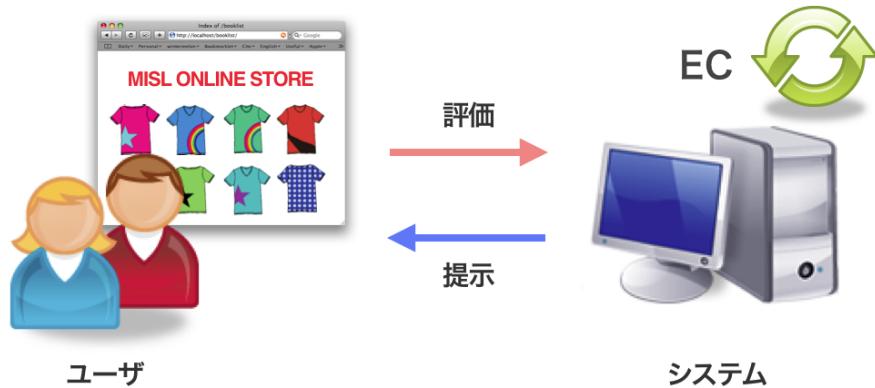


Fig. 2.1 IEC システムの概念図

2.1 対話型進化計算法

知能科学, 特にソフトコンピューティングと呼ばれる分野では 1980 年代にニューラルネットワーク (Neural Network: NN), ファジィシステム, 進化計算などの技術が成長し, それぞれの技術の融合, 協調モデルが提案され, 1990 年代に実用化へと広がっていった. EC は最適化手法の 1 つであり, EC には遺伝的アルゴリズム, 遺伝的プログラミング (Genetic Programming: GP), 進化戦略 (Evolutionary Strategies: ES), 進化的プログラミング (Evolutionary Programming: EP) などがある. 最適化とはある条件の下で目的とする関数の最小値 (最大値) を求めることである. しかし, 最適化問題には定量的に最小化 (最大化) できないものもあり, このような問題を最適化するための手法として IEC がある. IEC とは EC の評価系に人間の主観的評価を用いる最適化手法であり, 感性をシステムに組み込む技術として利用されている. 本研究では IEC の最適化系として GA を利用した iGA を用いる. GA については 2.2 節, iGA については 2.3 節で詳しく述べる.

2.2 遺伝的アルゴリズム

2.2.1 概要

GA は生物の進化過程を工学的に摸倣した学習的アルゴリズムである³⁾. Goldberg によって提案された単純 GA (Simple Genetic Algorithm: SGA) があり, SGA から様々なバリエーションが提案されている. GA ではある世代を形成している個体の集合を母集団と呼ぶ. また, この母集団の中から自然界の進化過程と同様に, 環境への適合度の高い個体が高い確率で選択される. そして, その個体に対して交叉や突然変異がある確率で発生することにより次世代の母集団が形成される. これらの遺伝的操作を繰り返し, 最後に得られた母集団の中で最も適合度の高い個体を最適解とする. 各個体は染色体によって表現されており, 染色体は複数の遺伝子から構成される. 染色体は遺伝子型と表現型の

2層の構造を持つ .

- 遺伝子型

GA における遺伝的操作の対象であり , 染色体の構造にあたる .

- 表現型

遺伝子型が形質として表現されたものであり , 対象問題の中での構造を表す .

遺伝子型から表現型に写像することをコード化 , 逆に表現型から遺伝子型に写像することをデコード化という . 遺伝子型によって適合度が決定し , 適合度の大きいものほど子孫を作りやすく , 小さいものほど淘汰されやすい性質がある . 一般的に遺伝子型はビットストリングが用いられるが , 実数ベクトルを用いた実数値遺伝的アルゴリズム (Real coded Genetic Algorithms: RCGA) も提案されている .

2.2.2 基本動作

GA の基本動作を以下に示し , フローチャートを Fig. 2.2 に示す .

(1) 初期化

あらかじめ設定された数の個体を生成する . 生成する個体の数を母集団サイズ , あるいは個体数と呼ぶ .

(2) 評価

各個体に適合度を設定する . 適合度は一般的に非負であり , 適合度の良い個体ほど良好な個体といえる .

(3) 選択

生物の適者生存を摸倣したものである . 適合度に依存した一定規則に従い , 次世代に残す個体を選ぶ . 適合度の高い個体を無条件に次世代に残すエリート保存戦略も選択の 1 つとして考えられる .

(4) 交叉

生物の有性生殖を摸倣したものである . 交叉では親個体間で染色体の一部を交換して子個体を生成する . 母集団のうち何割の個体が交叉するかを決定するパラメータを交叉率と呼ぶ .

(5) 突然変異

自然界における DNA 複写の際のコピーミスに当たる . 各遺伝子座に対して何割の確率で突然変異が起きるのかは突然変異率と呼ばれるパラメータによって定められる .

(6) 終了判定

あらかじめ定められた終了条件に基づいて GA の処理を終了する . このときの母集団内で適合度の最も高い個体を最適解とする .

これらの動作のうち , 選択 , 交叉 , 突然変異は遺伝的オペレータと呼ばれる . 選択 , 交叉 , 突然変異はそれぞれ対象問題に応じて多様な手法が考案されている .

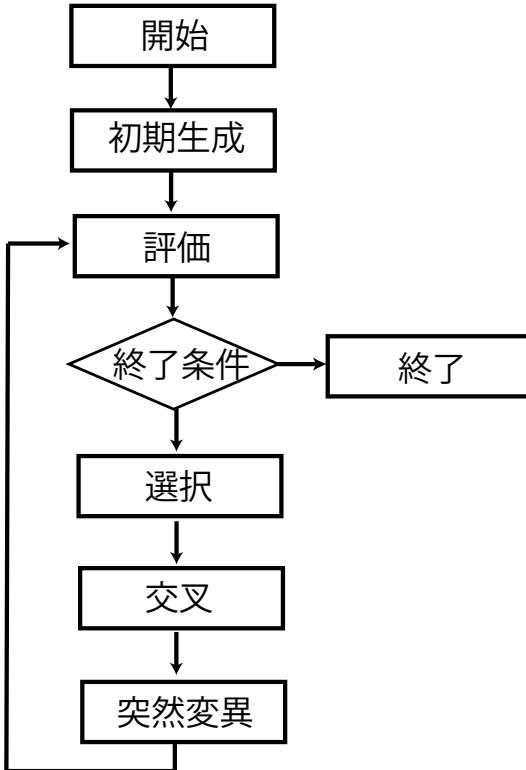


Fig. 2.2 GA のフローチャート

2.2.2.1 選択

選択は適合度に依存した一定規則に従い次世代に残す個体を選ぶ操作である。選択手法としてルーレット選択とトーナメント選択を説明する。

- ルーレット選択

個体の適合度に比例した割合で選択する手法である。これは、適合度に比例した領域を持つルーレットを回し、ルーレットの玉が入った領域の個体を選び出すというものである。乱数で個体を選ぶため、適合度の低い個体も選ばれる可能性が残る。

- トーナメント選択

個体群の中からあらかじめ定められた定数(トーナメントサイズ)分の個数の個体をランダムに選び出し、その中で最も適合度の高い個体を次世代に残すというものである。トーナメントサイズを大きくすれば、適合度の低い個体が淘汰される確率が高くなる。

2.2.2.2 交叉

交叉は個体間の染色体情報を交換する操作である。交叉手法は遺伝子型の種類によって異なる。ビットストリング GA を対象とした交叉の手法として一点交叉、多点交叉を説明する。また、RCGA における交叉手法としてブレンド交叉 (BLX-) を説明する。これらは全て母集団よりランダムに抽出した 2 個体で交叉を行う手法である。このとき、交叉は母集団のうち何割の個体が交叉に参加するかを定める交叉率に基づいて行う。

- 一点交叉

ランダムに 1 つの交叉点を定め , その点を境界に染色体を交換する Fig. 2.3 に一点交叉の例を示す.

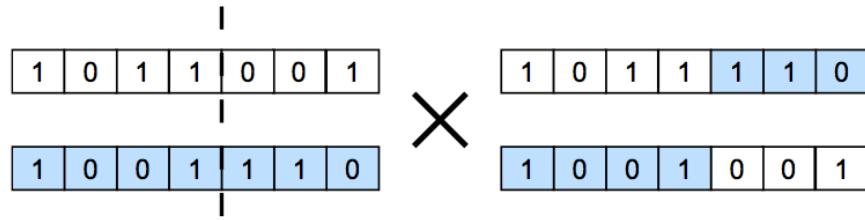


Fig. 2.3 一点交叉

- 多点交叉

多点交叉とは , 複数の交叉点を選択し , その交叉点を基に染色体が入れ替えをする手法である. 一般的に二点を区切る二点交叉がよく利用されている. Fig. 2.4 に多点交叉の例を示す.

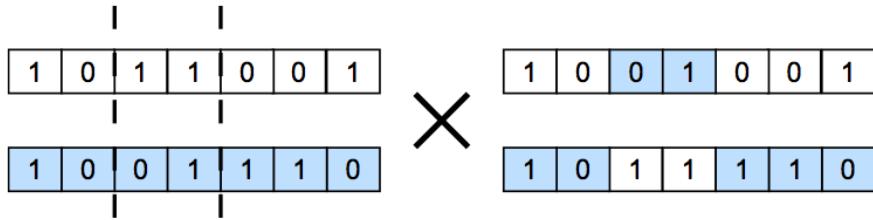


Fig. 2.4 多点交叉

- ブレンド交叉 (BLX- α)

ブレンド交叉 (Blend Crossover: BLX- α) は Eshelman によって考案された交叉法であり¹¹⁾ , 親個体の実数ベクトルの各変数の区間 d_i を両側に αd_i だけ拡張した区間から一様乱数に従ってランダムに子個体を生成する . すなわち , 親個体の周辺の各辺が軸に平行な超直方体の領域が子個体の生成領域となる . Fig. 2.5 に 2 次元における BLX- α による子個体生成の例を示す .

2.2.2.3 突然変異

突然変異は , 局所的なランダムサーチの一種で , 個体の近傍に新しい個体を生成する操作のことである. 突然変異では新しい染色体上のある遺伝子の値をある一定の確率 (突然変異率) で他の遺伝子に置き換える . 突然変異の役割は 2 つある . 1 つは交叉で得られた解の近傍を探索することであり , もう 1 つは交叉で得られない染色体パターンを生成することである . 特定の突然変異率に従って , 全ての遺伝子をそれぞれ突然変異するか否かを決める . 一般的な突然変異を Fig. 2.6 に示す .

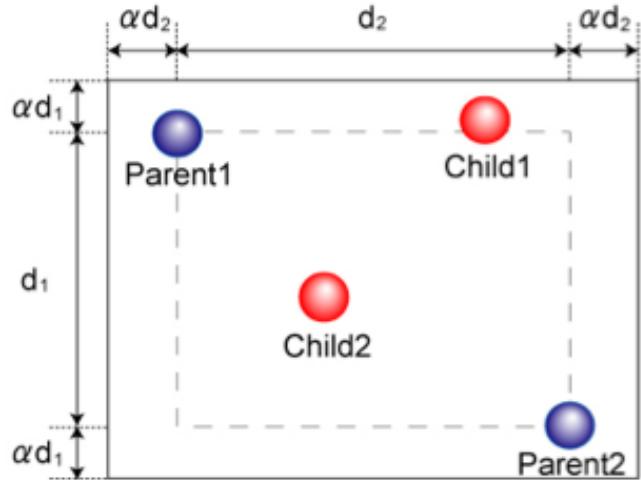


Fig. 2.5 BLX- の概要 (2 次元)



Fig. 2.6 突然変異

2.2.3 スキーマ理論

GA における最適化は, John Holland が提唱したスキーマ理論から示される積み木 (Building Block) 仮説が基礎にある¹²⁾. 本節ではスキーマ理論について述べる.

2.2.3.1 スキーマ

スキーマとは個体群において保持されている遺伝子の部分構造を指し, 類似した染色体構造を特定するためのテンプレートである. スキーマは 0, 1, * の記号の組合せで記述される. このとき*はワイルドカードである. ある個体集合のスキーマは, 0, 1, * のいずれかを取る L 個の記号からなる記号列で定義され, その記号列に一致する個体の集合を表す. つまり, 長さ L のスキーマは $2L$ 個の個体を内包することになる. 同様に, *が M 個存在する場合は $2M$ 個の個体を内包する. 例えば記号列 $10*1*$ で表されるスキーマは, $10010, 10011, 10110, 10111$ を内包している. スキーマの定義には, 次数と定義長が用いられる. 次数はスキーマ内の*以外の記号の個数を意味し, 定義長はスキーマにおいて最初に*以外の記号が現れる位置から, 最後に*以外の記号の位置が現れる位置までの距離を表す. スキーマ $10**1$ の次数 $O(10**1)$ と定義長 $d(10**1)$ を表した例を式 2.1 に示す.

$$O(10**1) = 3 \quad (2.1)$$

なお, $1***$ のように次数が 1 の場合は, 定義長は 0 となる.

2.2.3.2 スキーマ定理と積み木仮説

スキーマ定理とは、ある世代 t でスキーマ H を含む個体の数を $m(H, t)$ と表したとき、次の世代のスキーマ H を含む個体の数 $m(H, t + 1)$ は SGA において式 2.2 のように表すことができるという定理である。

$$m(H, t + 1) \geq m(H, t) \frac{f(H)}{\bar{f}} \left\{ 1 - p_c \frac{(H)}{L - 1} - O(H)p_m \right\} \quad (2.2)$$

ここで、 $f(H)$ はスキーマ H を含む個体の適合度の平均、 \bar{f} は全個体の適合度の平均、 l は遺伝子型の長さ、 p_c 、 p_m は交叉率と突然変異率である。このとき、 $p_c \gg p_m$ 、 $(H) > O(H)$ であるので、括弧内の $O(H) * p_m$ はほとんど無視できる。そのため、この定理は以下の条件を満たすスキーマ H の数は指数関数的に増大していくことを表している。

- 定義長 (H) が小さい
- $f(H)$ が全体の平均より常に大きい

このスキーマは積み木 (Building Block) と呼ばれる。スキーマ定理より積み木 (Building Block) を保持することが最適解を導くことになる問題に対して、GA は最適解を導き出すことが可能である。この考え方を積み木 (Building Block) 仮説と呼び、GA の基礎となる理論である。

2.3 対話型遺伝的アルゴリズム

2.3.1 概要

iGA は、解探索を GA における遺伝的操作と人間の評価という人為的な判断によって解の探索を行う。つまり、GA の評価関数を人間に置き換えた GA である^{1,2,13)}。

人間の主観的評価に基づいてシステムを最適化するため、従来の GA と比べ人の感性という複雑な構造の解析により適しているといわれており、楽曲やデザインなどの生成に多く適用されている。

また、数理計算法やニューラルネットワークの手法に比べ、多くの計算資源を必要とする場合が多いが複雑な組み合わせ構造の最適化にも柔軟に適応可能な方法として有用性がある。EC 以外の方法を用いた対話型最適手法に比べ、複雑な構造を対象とする問題領域にも適用しやすいことも特徴である。

2.3.2 基本動作

iGA での基本動作は、評価、終了判定において GA と異なる。評価ではユーザが評価を行うため、システムがユーザに対して個体群を提示し、ユーザが主観に基づいて適合度を決定する。iGA の基本動作を以下に示し、フローチャートを Fig. 2.7 に示す。

(1) 初期化

あらかじめ設定された数の個体を生成する。生成する個体の数を母集団サイズ、あるいは個体数と呼ぶ。

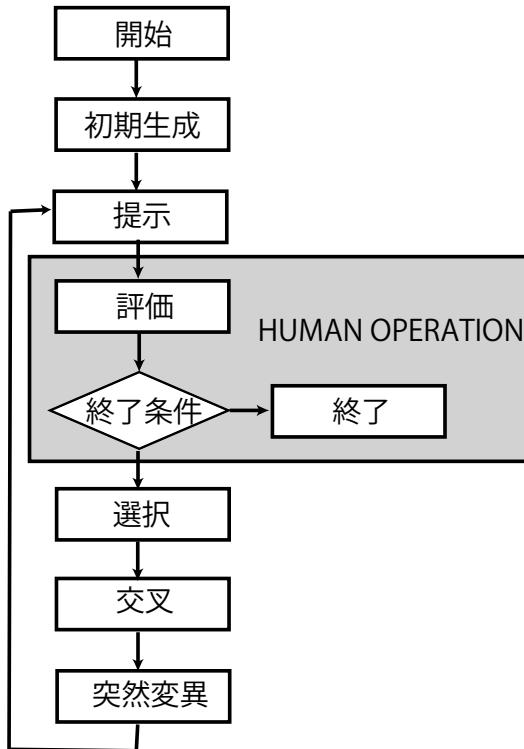


Fig. 2.7 iGA のフローチャート

(2) 提示

iGAにおいて評価はユーザが行う。従って評価を実施するユーザに対して個体の提示を行う。

(3) 評価

GAでは適合度関数により適合度が計算されているのに対し、iGAではユーザが主観に基づいて個体を評価し適合度を与える。評価方法はすべての個体に対し100点満点で点数をつける方法、5点満点で点数をつける方法、良い・悪いといった2段階の評価を行う方法などがある。

(4) 選択

生物の適者生存を摸倣したものである。iGAにおいてもGAと同様の処理である。

(5) 交叉

生物の有性生殖を摸倣したものである。iGAにおいてもGAと同様の処理である。

(6) 突然変異

自然界におけるDNA複写の際のコピーミスに当たる。iGAにおいてもGAと同様の処理である。

(7) 終了判定

一般にiGAにおいて操作の終了はユーザが判断する。求めるものが得られたのであればiGAは終了し、得られていないのであれば再び評価、選択、交叉、突然変異といった遺伝的操作を繰り返す。また、一定世代数繰り返した後に終了する方法もある。

3 脳波計測 (Electroencephalography : EEG)

3.1 脳機能イメージング

脳機能イメージングとは、人間の脳機能活動を測定する手法である。脳機能イメージングの発達によって人間の脳の動きを観察することが容易になり、医療診断や生体情報をコンピュータの制御信号として利用する BCI (Brain Computer Interface) など多くの分野で新たな知見が得られている。脳機能イメージングは身体に悪影響を及ぼす侵襲脳機能計測法と、影響を及ぼさない非侵襲脳機能計測法に分類できる。代表的な非侵襲脳機能計測法について以下に記す。

- 機能的磁気共鳴映像方法 (Functional Magnetic Resonance Imaging : fMRI)

fMRI は強力な地場の制御下で原子核のスピンの振る舞いを観測し、脳内のエネルギー代謝を高い解像度で把握することができ、時間分解能も高い。しかし強力な磁石を備えた大規模で高価な機器を必要とする。

- 陽電子放射断層撮影法 (Positron Emission Tomography : PET)

PET は放射性同位元素の血液中への注入と放射活性の断層撮影により、脳血流分布を三次元的に数 mm の分解能で把握することができる。一方で、大規模で高価な機器を必要とし、被験者に放射性同位体を含む薬剤を注入する必要がある。

- 近赤外分光法 (Near-Infrared Spectroscopy : NIRS)

NIRS では近赤外光を頭蓋外より照射して血中ヘモグロビンの変化を測定する。NIRS は完全非侵襲で測定時における拘束もない。時間・空間分解能が他手法と比べ劣る。

- 脳磁計測 (Magnetoencephalography : MEG)

脳の電気的な活動によって生じる磁場を超伝導量子干渉計 (SQUIDs) と呼ばれる非常に感度の高いデバイスを用いて計測する技術である。MEG は時間分解能が高い。

- 脳波計測 (Electroencephalography : EEG)

EEG とは、頭皮に取り付けた電極から脳の表面の電気的变化を視覚的に表したものであり脳波と呼ばれる。時間分解能が高く、低コストで計測が可能である。

3.2 脳波

3.2.1 概要

脳波は、脳神経細胞細胞のシナプス後電位による微少な電位変化が複合拡散して頭皮上にもれでてきているものと考えられている。比較的簡単に計測が可能であり、測定方法や測定環境にさまざまな工夫を加えられる高い自由度を持っている。

Fig. 3.1 に EEG による脳波の計測風景を示す。

EEG における電極の配置位置には国際 10-20 法¹⁴⁾ と呼ばれる頭皮を 10% もしくは 20% の等間隔で区切り、計 21 個の電極配置位置を決定する方法が利用される。Fig. 3.2 に、国際 10-20 法における電極配置を示す。



Fig. 3.1 EEG 計測風景

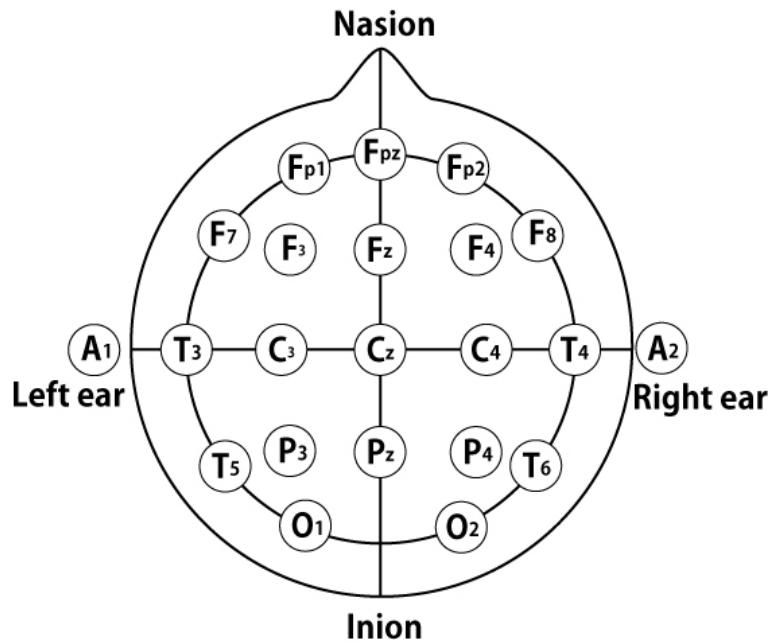


Fig. 3.2 国際 10-20 法

脳波において、ほぼ全般的、持続的に出現し脳波の大部分を形成する特定の脳波活動のことを基礎律動と言い、基礎律動は覚醒度、年齢、薬物によって変化する。この基礎律動は、周波数帯域によって 波 (1-3Hz)、 波 (3-8Hz)、 波 (8-13Hz)、 波 (13-30Hz) のように分類され、生理学的に異なった意味を持つとされる。

3.2.2 応用研究

脳波を用いた応用研究の1つに、人間の主観的評価に代替する定量的指標として利用する試みがある。画像、映像、商品、ユーザビリティなどに対する人間の感覚に則した評価の数値化は困難であり

一般的にはアンケートなどの主観的評価を用いられる。しかし主観的評価は精度や信頼性における問題を含んでいる。そのため3.1節で述べた脳機能イメージング手法によって測定された生体情報を指標とする研究が行われている。EEGによって計測される脳波も計測コストの低さや測定時の自由度の高さから多く研究されている。こういった、人間の主観的評価に代替する指標するための脳波計測においては、脳波に対して離散フーリエ変換をすることで得られた α 波、 β 波のパワースペクトルや、 α 波と β 波のパワースペクトル比率である α/β 、事象関連電位が利用されている^{10,15,16}。

4 提案手法

4.1 概要

本研究では、iGAにおける評価を脳波計によって計測された脳波から自動決定するシステムの構築を目指す。Fig. 4.1は提案システムの概念図である。

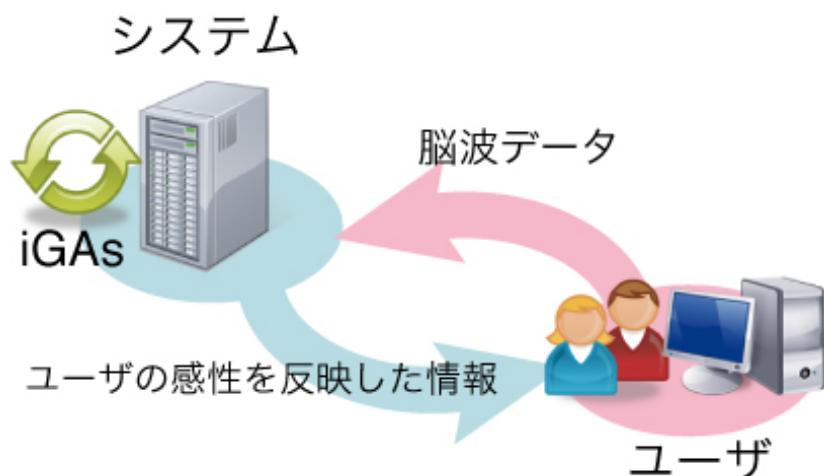


Fig. 4.1 提案システム

iGAにおける個体は選択・交叉・突然変異などの遺伝的操作の対象である遺伝子型と、個体の形質である表現型と呼ばれる情報から構成される。この遺伝子型は、適合度の高い遺伝子同士を組み合わせた場合、より適合度の高い遺伝子が生成される構造が求められている。つまり、適合度を特定の脳波の特徴量とした場合でも適合度が高い個体同士の遺伝子構造が近い遺伝子型を用いることが求められる。そのため提案手法では、遺伝子型として脳波を使用する。そして表現型は実験対象を表現するパラメータである。このとき遺伝子型と実験対象を表現するパラメータとの対応関係は実験対象によって異なる。よって本手法では遺伝子型から表現型への写像を行うために、複雑な入出力の対応関係を学習可能であるとされる機械学習手法、ニューラルネットワークを利用する。すなわち提案手法は次の手順で実行される。

(1) 初期化

設定された数（母集団サイズ）の個体の表現型を初期生成する。

(2) 提示

ユーザに対して評価対象となる個体の提示を行う。この時、個体提示時に取得された脳波が各個体に対応される。

(3) 評価

脳波から目的の特徴を抽出し各個体の適合度を決定する。

(4) 遺伝子型の生成

各個体の脳波から雑音除去を行い、主成分分析を行って特徴量を削減した値を遺伝子型とする。

(5) 遺伝的操

生成した各個体の遺伝子型に対して選択、交叉、突然変異などの遺伝的操を実行する。

(6) 遺伝子型から表現型への写像

現在の世代の提示個体の遺伝子型と表現型の組を学習データとしてニューラルネットワークを用いて学習を行い、学習後のネットワークに次世代個体の遺伝子型を入力値として与え表現型への写像を行う。

(7) 終了判定

終了条件に基づいて上記の処理を終了する。条件を満たさなければ2に戻る。

次節では脳波による評価および、脳波による遺伝子型の生成、遺伝的操、遺伝子型から表現型への写像について述べる。

4.2 評価

適合度には生理心理学などの分野で研究されている脳波の特徴量を用いる。つまり目的とする脳波の特徴がより顕著に現れている提示個体は、環境に適合している個体であり、この後のステップである遺伝的操を経て、その個体の遺伝子に似た個体が次世代に生成されることを意味する。

4.3 遺伝子型の生成

このステップでは脳波データの雑音除去と特徴量の削減を行い脳波データから遺伝子型を生成する。脳波データは雑音（筋電位や脈拍など）が含まれており、得たデータのまま処理することは望ましくない。そこで本手法では得たデータに対して周波数フィルターを用いて雑音除去を行う。

また次のステップである最適化および次世代個体決定では、脳波データをそのまま利用すると特徴量が多すぎ、精度の悪化が予測される。そこで周波数フィルター雑音除去後のデータに対し、主成分分析を行って特徴量を削減する¹⁷⁾。主成分分析とは多変量解析手法の1つであり、複数の変数間の共分散を小数の合成変数で説明する手法である。この合成変数は主成分と呼ばれ、各主成分には元のデータの特徴をどれだけ表現しているかという情報である寄与率が与えられる。本手法の手順2「提示」時に計測された脳波は「計測サンプリングレート (Hz) × 計測時間 (sec)」のデータ列である。このデータは、予め設定された「個体数 (母集団サイズ)」だけ存在する。主成分分析では、「サンプリ

ングレート (Hz) × 計測時間 (sec)」を特徴量 (列) とし、「個体数 (母集団サイズ)」をデータ数 (行) とした行列に対して主成分分析を実行して主成分を求めた。その際、この寄与率が大きい主成分から順に累積した値 (累積寄与率) が 80% 以上となる主成分数を、新たに元の脳波データを表現する特徴量 (遺伝子型) として扱う。

4.4 遺伝的操作

作成した遺伝子型に対して遺伝的アルゴリズムにおける選択・交叉・突然変異を実施する。4.2 節で求めた適合度を元に、評価の高い脳波データ同士を通常の iGA で用いられる交叉手法 (BLX-) を用いて次世代の個体 (子個体) を生成する。

4.5 遺伝子型から表現型への写像

遺伝子型から表現型への写像にはニューラルネットワークと呼ばれる機械学習手法を用いる¹⁸⁾。ニューラルネットワークは、人間の脳の神経回路の仕組みを模したモデルである。脳は数百億の膨大な数のニューロンと呼ばれる神経細胞が集まり構成されている。ニューラルネットワークでは神経細胞をモデル化したニューロンを複数組み合わせてネットワークを構築する。提案手法ではネットワークの学習方法に誤差逆伝搬法を用いる。誤差逆伝搬法では、学習のためのサンプル (学習データ) を用意し、学習データの入力信号を未学習のネットワークに入力した際の出力と学習データの出力信号 (教師信号) を比較する。このとき、誤差があった場合には、誤差が小さくなるように各ニューロンの荷重を調整する手法である。

学習データとして 4.3 節で作成した遺伝子型を入力信号、遺伝子生成の元となる脳波計測時に提示されていた個体の表現型を教師信号として入力層、中間層、出力層の 3 層構造ネットワークを学習させる。この学習されたニューラルネットワークに対して、遺伝的操作により生成された次世代の個体 (遺伝子) を入力として与え、出力された値を表現型としてユーザへの提示を行う。

5 検証実験

5.1 実験

5.1.1 実験概要

本実験では、提案手法によって適切に iGA が機能していることを検証する。実験システムは、心理状態の観測に利用される脳波に離散フーリエ変換することで得られた θ 波 (8-13Hz) と δ 波 (13-30Hz) のパワースペクトル比率 (θ / δ)¹⁶⁾ を適合度とし、個体の表現型を HSV 表色系からなる色と図形から構成される画像とした。つまり実験システムでは適合度である θ / δ の高い画像が世代を重ねる毎に多く現れることを期待する。実験では提案手法によって次世代個体が生成可能であること、および世代間の適合度変化について検討する。

5.1.2 実験手順

実験は以下の手順で行われた。

(1) 個体の提示

被験者に実験インターフェースによって個体（画像）を各々10秒間提示した。個体は初期はランダムに生成された個体（画像）であり、以後は提案システムによって生成された個体（画像）である。このとき脳波に眼球運動や筋電位などのアーチファクトを可能な限り少なくするため瞬きと体動を可能な限りしないよう指示した。

(2) 脳波計測

上記の個体提示時に EEG による脳波計測を実施した。

(3) 次世代個体の生成

提案システムを用いて次世代の個体を生成した。

(4) 終了判定

終了条件（設定世代数）に基づいて上記の処理を終了する。条件を満たさなければ1に戻る。

5.1.3 被験者

本実験における被験者は、20歳代の男性4名である。

5.1.4 実験環境

本実験では、TEAC 社製生体計測装置 Polymate AP1532¹⁹⁾を用いて実験を行った。サンプリングレートは 200Hz を用いた。電極は国際基準である国際 10-20 法¹⁴⁾を参考に、F3, F4, Fpz および A2 に設置した。

5.1.5 実験システム

5.1.5.1 インタフェース

実験のインターフェースを Fig. 5.1 に示す。インターフェースはディスプレイを通じて被験者に提示され、画面中央に個体が、右上に経過時間が表示される。提示する個体の詳細は以下に記す。

5.1.5.2 提示個体

本実験で用いる個体は Fig. 5.2 に示す 8 種類の図形と HSV カラーモデルで表現された色を組み合わせた画像を用いた。HSV カラーモデルは、色相、彩度、明度の 3 つの要素から色を構成する²⁰⁾。よって、提示個体は Fig. 5.3 に示すように、図形および、色の色相、彩度、明度の 4 つの要素から構成されている。色の色相は 0 から 360 度の実数値で表現する。彩度、明度については 0 から 100 の実数値によって表現する。本実験では、画像は各種 2 つずつ、色相は 0 ~ 360, 彩度、明度ははっきりとした鮮やかなものを提示する為に、50 ~ 100 の間で生成する。

5.1.6 システムパラメータ

本実験システムにおける評価には、脳波を用いて心理状態を定量的に評価する指標として良く用いられる α 波 (8-13Hz) と β 波 (13-30Hz) のパワースペクトル比率 (α/β) を用いた。具体的な計算方法は計測した各個体に対応する脳波データから 1 秒間のデータを取り出し、ハニング窓をかけ、その波形に対してフーリエ変換を行いパワースペクトルを求めた。この時、 α 波に対する β 波の比を

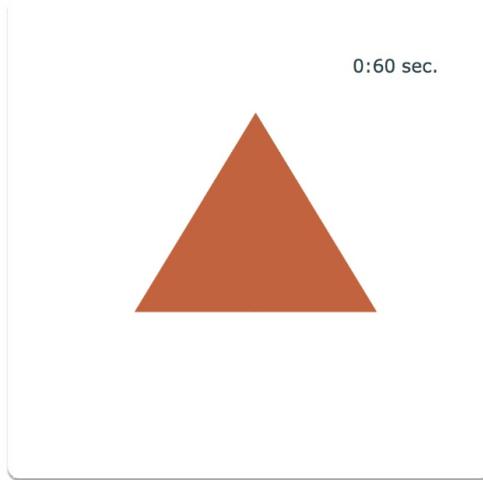


Fig. 5.1 実験インターフェース

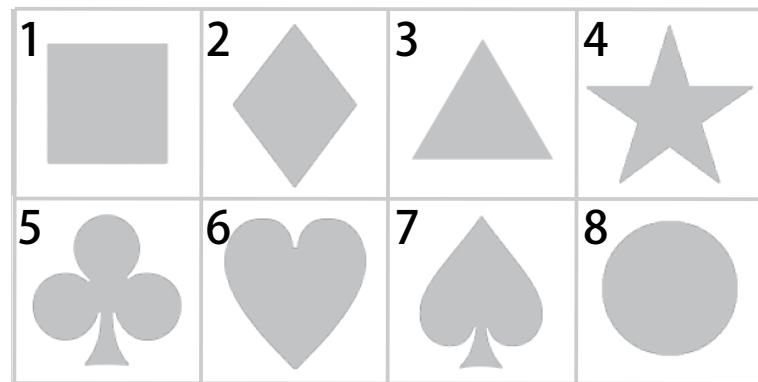


Fig. 5.2 提示個体の図形



Fig. 5.3 提示個体の構成要素

求め，そして 50%(0.5 秒) オーバーラップして同様の操作を行い，全体のデータに対する総和を適合度とした．本実験で使用した提案システムのパラメータを Table 5.1 に示す．

主成分数の決定は累積寄与率 80% とし寄与率の高い主成分を順に用いた．またニューラルネット

Table 5.1 実験パラメータ

パラメータ名	値
母集団サイズ	16
選択手法	トーナメント選択
トーナメントサイズ	2
交叉手法	BLX-
交叉率	1.0
	0.2
突然変異率	0.0

ワークの中間ユニット数は8個とした。

5.2 結果および考察

実験システムによって生成された初期個体をFig. 5.4に、生成された次世代個体の一例をFig. 5.5に示す。初期個体はランダム生成のため一様であるが、次世代個体では評価の高い個体の特徴が反映されているため初期個体で存在した図形、色が淘汰されており収束していることがわかる。

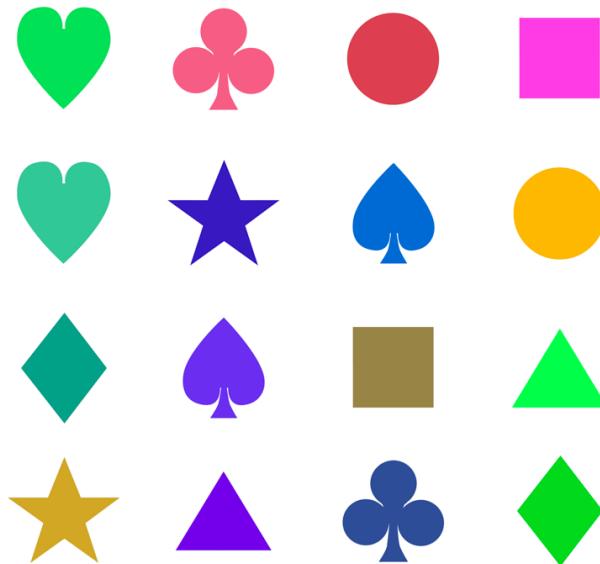


Fig. 5.4 初期生成個体

Fig. 5.6に次世代個体の生成過程を示す。Fig. 5.6の次世代個体は、初期個体の中からFig. 5.6の図左の2つの親個体を元に遺伝的操作によって生成された。この生成過程の例では累積寄与率80%以上なる主成分は第5主成分までだったので、遺伝子型は5次元の特徴量となった。親個体の画像提示時の脳波から主成分分析で生まれた主成分の軸の値は、PC1からPC5の数値に対応し、その値が個体の遺伝子である。2つの遺伝子から遺伝的操作を経て次世代個体の遺伝子型が生成され、その遺伝

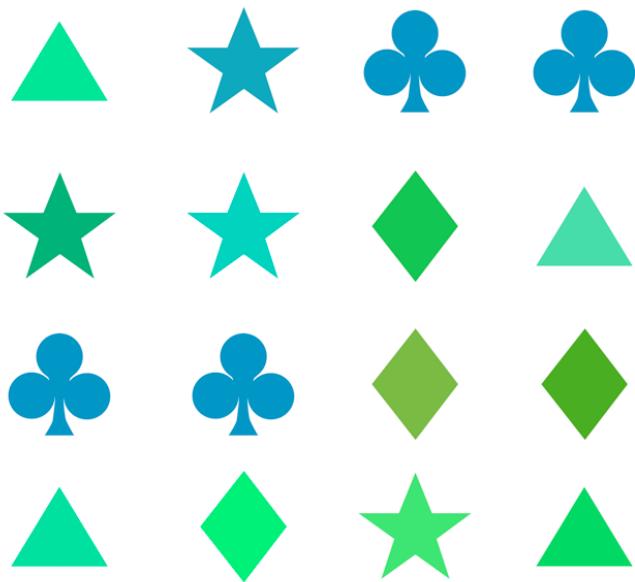


Fig. 5.5 生成された次世代個体の例

子型に応じてニューラルネットワークによって表現型空間へ射影され，図形，色相，彩度，明度の4つの値が求まる．

次に Table 5.2 に，各被験者の初期生成個体と次世代個体それぞれの適合度（波と波のパワースペクトル比率）の平均値を示す．初期個体を提示した時の適合度と，次世代個体を提示した時の適合度を比較した場合4人中3人において次世代個体の方が適合度が上昇する結果となった．これは波と波のパワースペクトル比率が増大したことを意味しており，iGA による探索が適切に行われたことを意味する．

Table 5.2 平均適合度比較

	初期個体	次世代個体
被験者 A	2.59	2.55
被験者 B	2.50	2.80
被験者 C	2.88	3.25
被験者 D	2.59	3.05

しかし，この結果はサンプル数が少なく汎用性のある結果と断定することはできない．そのため被験者数をふやす必要があると考える．また，世代を重ねるごとに目的である特徴をもつ脳波が効率良く表れるためには，対話型遺伝的アルゴリズムによって探索が適切に行われる必要がある．本手法では遺伝子型に脳波を用いたが，この遺伝子型と適合度の関係が複雑な条件では探索性能が悪化すると考えられる．そのため脳波を用いた遺伝子型と適合度の関係性についても検討をおこなう必要があると考える．

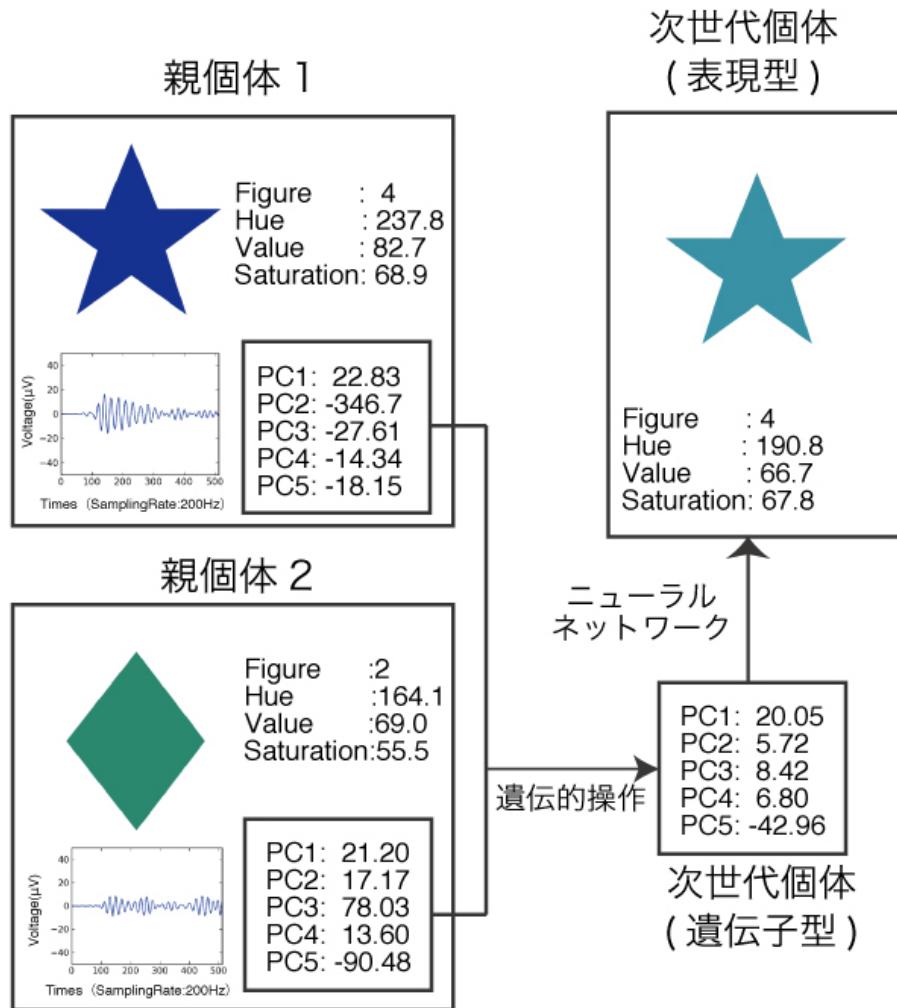


Fig. 5.6 個体生成過程

6 結論

本研究では、対話型遺伝的アルゴリズムにおける評価を、脳波計によって計測された脳波から自動決定するシステムを提案した。iGA では評価における適合度と、GA における遺伝的操作を実行する対象となる特徴量（遺伝子型）に対応関係があることが望ましいとされるているため、本手法では遺伝子型に脳波に主成分分析を適用し特徴量を削減した値を用いた。そして遺伝子型から表現型への写像には、遺伝子型と表現型の学習データを元に誤差逆伝搬法を用いて入力層、中間層、出力層の3層構造ニューラルネットワークに学習を行い写像関数を作成し適用した。

上記の実験システムを構築し被験者実験によって提案手法の機能検証をおこなった。実験システムは、適合度を心理的満足感を示す脳波の特徴量 / とし、個体の表現型を HSV 表色系からなる色と図形から構成される画像とした。実験では提案手法によって上記の適合度から次世代の個体が生成できること、および適合度の世代間による変化について検討を行った。その結果、提案手法によって次世代の個体が生成可能で対話型遺伝的アルゴリズムが実行可能であること、4人中3人において次世代個体の方が適合度が上昇したことを確認した。今後の課題として、被験者数の増加と、脳波を用い

た遺伝子型と適合度の関係性について検討する必要があると考える。

謝辞

本研究を遂行するにあたり，3年間に渡って熱心なご指導，多くのご協力を頂きました，同志社大学生命医科学部の廣安知之教授に心より感謝いたします。

また，本研究を進める上で，多くの助言と丁寧なご指導を頂きました，同志社大学生命医科学部の横内久猛教授に心より感謝いたします。

本研究を進める上で多くの助言をいただき，本論文の修正に時間を割いてくださいました同志社大学工学研究科博士前期課程の山口浩明氏に心より感謝いたします。

本研究を進める上で多くの助言とご指導を頂きました同志社大学工学研究科博士後期課程の田中美里氏に心より感謝いたします。

本研究を進める上で多くの議論の場に参加し，私を支えて頂きました，対話型遺伝的アルゴリズムグループの皆様に心より感謝いたします。

そして，本研究を進める上で多くの協力を頂きました医療情報システム研究室の皆さんに心より感謝いたします。

最後に，私の研究活動を理解し，経済的や精神的な面で支え続けてくれた家族と，3年間の研究生生活を友に送る中で私を励まし続けてくれた友人に深く感謝し，修士論文とします。

参考文献

- 1) 高木英行, 畠見達夫, 寺野隆雄. "インタラクティブ進化計算, 遺伝的アルゴリズム 4". 産業図書, 2000.
- 2) 高木英行, 畠見達夫, 寺野隆雄. "対話型進化計算法の研究動向". 人工知能学会誌, Vol. 13, No. 5, pp. 692–703, 1998.
- 3) D.E. Goldberg. "Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning". Addison-Wesley, 1989.
- 4) H. Takagi, K. Aoki, and N. Fujimura. "interactive ga-based design support system for lighting design in computer graphics". In *Int'l Conf. on soft ComputingIizuka, Fukuoka, Japan*, pp. 533–536, 1996.
- 5) 渡辺芳信, 吉川大弘, 古橋武. "一对比較評価による対話型遺伝的アルゴリズムに関する一提案". 日本機械学会, pp. 06–30, 2006.
- 6) 山川望, 廣安知之, 三木光範. "対話型遺伝的アルゴリズムにおける多様性維持の検討". 情報処理学会研究報告, 2007.
- 7) 三木光範, 菅原麻衣子, 廣安知之. "対話型遺伝的アルゴリズムを用いた浴衣デザインシステム". 人工知能学会全国大会論文集, Vol. 21, pp. 1E2–5, 2007.
- 8) 三木光範, 織田博子, 菅原麻衣子, 和氣早苗, 森下千春, 廣安知之. "対話型遺伝的アルゴリズムを用いたサイン音系列生成システム". ヒューマンインターフェース学会論文誌, Vol. 10, No. 2, pp. 243–251, 2008.
- 9) 上野秀剛, 石田響子, 松田侑子, 福嶋祥太, 中道上, 大平雅雄, 松本健一, 岡田保紀. "脳波を利用したソフトウェアユーザビリティの評価異なるバージョン間における周波数成分の比較". ヒューマンインターフェース学会論文誌, Vol. 0, No. 0, 2002.
- 10) 林秀彦, 國藤進, 宮原誠. "高品位映像の評価: 脳波を指標とする客観評価法". 映像情報メディア学会誌, Vol. 56, No. 6, pp. 954–962, 2002.
- 11) L. J. Eshelman and J. D. Schaffer. "real-coded genetic algorithms and interval-schemata". In *Foundations of Genetic Algorithms*, pp. 187–202, 1992.
- 12) Riccardo Poli. "why the schema theorem is correct also in the presence of stochastic effects". In *IEEE*, pp. 487–492, 2000.
- 13) Hideyuki Takagi. "interactive evolutionary computation: Fusion of the capabilities of ec optimization and human evaluation". In *Proceedings of IEEE*, 2001.
- 14) H. Jasper. "report of committee on methods of clinical exam in eeg". *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, Vol. 10, No. 19, pp. 370–375, 1958.

- 15) 佃五月, 山岡俊樹, 菅原麻衣子, 和氣早苗, 森下千春, 廣安知之. "脳波を活用したユーザの製品使用時の感情評価方法". 日本生理人類学会誌, Vol. 13, No. 3, pp. 31–41, 2008.
- 16) 宮田洋, 藤澤清, 柿木昇治, 山崎勝男. "新生理心理学-生理心理学の基礎". 北大路書房, 1998.
- 17) I.T.Jolliffe. "*Principal Component Analysis*". Springer, 2002.
- 18) 熊沢逸夫. "学習とニューラルネットワーク". 森北出版, 1998.
- 19) "teac 社-生体計測器-多用途生体アンプ・収録装置 polymate". <http://www.teac.co.jp/industry/me/ap1132/index.html>.
- 20) 財団法人日本色彩研究所. "デジタル色彩マニュアル". 株式会社クレオ, 2004.

付 図

2.1 IEC システムの概念図	2
2.2 GA のフローチャート	4
2.3 一点交叉	5
2.4 多点交叉	5
2.5 BLX- の概要 (2 次元)	6
2.6 突然変異	6
2.7 iGA のフローチャート	8
3.1 EEG 計測風景	10
3.2 國際 10-20 法	10
4.1 提案システム	11
5.1 実験インターフェース	15
5.2 提示個体の図形	15
5.3 提示個体の構成要素	15
5.4 初期生成個体	16
5.5 生成された次世代個体の例	17
5.6 個体生成過程	18

付 表

5.1 実験パラメータ	16
5.2 平均適合度比較	17