JAIST Repository
https://dspace.jaist.ac.jp/

Title	自動車用ホイールの コンセプトデザインの支援ツールの開発
Author(s)	寺田，圭佑
Citation	
Issue Date	2011-03
Type	Thesis or Dissertation
Text version	author
URL	http://hdl.handle.net/10119/9686
Rights	
Description	Supervisor:宮田　一乗，知識科学研究科，修士

JAIST
JAPAN
ADVANCED INSTITUTE OF
SCIENCE AND TECHNOLOGY

Japan Advanced Institute of Science and Technology

目　次

1　　はじめに

1．1 研究の背景 1

1．2 研究の目的 2

1．3 本論文の構成 3

2　　関連研究

2．1 デザイン支援 4

2．2 遺伝的アルゴリズム(GA) 4

2．2．1　組み合わせ最適化問題 5

2．2．2　局所最適解および大域的最適解 5

2．2．3　対話型遺伝的アルゴリズム(IGA) 8

2．3 Procedural Modeling 9

2．4 提案手法のアルゴリズム 9

3　　ホイールデザイン提示のアルゴリズム

3．1 アルゴリズム概要 10

3．2 ベースとなるホイールの形状生成 11

3．3 ホイールデザインの生成 12
3．4 IGA による候補提示 13
3．4．1　GA の概要 13
3．4．2　単純遺伝的アルゴリズム(SGA) 14
3．4．3　提案手法 15

4　実装
4．1 ユーザインターフェース 18
4．2 ベースホイールのパラメータ指定 19
4．3 初期デザイン候補の生成 19
4．4 GA 遺伝演算子の設定 20
4．5 デザインの生成 21
4．5．1　デザインタイプ 22
4．5．2　遺伝子とパラメータの適応 23
4．5．3　パラメータとデザインの対応付け 25
4．6 pov ファイル出力 26
4．6．1　出力データ 26
4．6．2　POV-ray でのホイール生成方法 27

5　評価と出力結果
5．1 評価 29
5．1．1　実験結果 29
5．1．2　考察 32
5．2 出力結果 34

6　　おわりに
6．1 まとめ 36
6．2 今後の課題 37

図　目　次

1．1　デザインプロセスの例 2
2．1　局所探索法による探索成功例 6
2．2　局所探索法による探索失敗例 6
2．3　局所最適解と大域的最適解 7
2．4　対話型遺伝的アルゴリズムを用いた研究 8
3．1　ホイールのサイズ表記例 11
3．2　フランジの形状 11
3．3　ホイールの構造 12
3．4　スポーク形状の生成 12
3．5　GA の概略 13
3．6　提案手法のアルゴリズム 16
4．1　システム概要 17
4．2　ユーザインターフェース 18
4．3　ベースとなるホイールの生成 19
4．4　初期解のランダム生成 19
4．5　初期デザイン候補の例 20
4．6　ホイールのデザインタイプ 22
4．7　パラメータ内で交叉が起こる問題 23
4．8　予想外の交叉結果 24

4．9　交叉を行う位置 24
4．10　デザインのパラメータ設定 25
4．11　メッシュタイプの生成例 25
4．12　出力した pov ファイルのアルゴリズム 26
4．13　ホイールの断面図,ベースとなるホイール 27
4．14　スポーク形状をそのまま結合させた場合 27
4．15　ホイール作成の流れ 28
4．16　最終的なホイール 28
5．1　突然変異率を固定し，交叉率を変化させたグラフ 30
5．2　交叉率を固定し，突然変異率を変化させたグラフ 31
5．3　個体群内の適合度の分散 32
5．4　最大値に到達しない例 33
5．5　適合度の最大値と最小値の差 33
5．6　ホイールデザイン 34
5．7　選択したデザイン，POV-ray の出力結果 35

第　1　章
は じ め に

本章では，本研究の背景と目的，本論文の構成について述べる．

1.1　研究の背景

アルミホイールの起源は，レース用ホイールの軽量化の為に開発されたことが始まりである．日本では，1965 年の名神高速開通，1969 年の東名全線開通などの高速道路整備が整ったことにより，時代はモータリゼーションの大きな動きが加速する．その様な状況の中で，レース用ホイールを製作していたいくつかの会社がアルミホイールの生産に乗り出した．

ホイールの製造過程は，まずデザイン・設計から始まり，ホイールに加わる応力などのシミュレーションを経て，製造に取り掛かる．完成した製品には，強度の安全性を測定するため，付加耐久試験などの各種テストが行われる．

アルミホイールはスチールホイールに比べ，腐食しにくい点や，アルミニウムの熱伝導性の良さ・熱容量から，ブレーキの排熱（放熱）を効果的に行えるメリットもある．しかし近年では，自動車をドレスアップするためのパーツとしての認識が高まっており，これに合わせて機能面よりもデザイン性を重視して生産される傾向が多い．このためアルミホイール業界には，オリジナリティを持つ多種多様なデザインのホイールの開発が求められている．

1.2　研究の目的

デザイナーがデザインをする過程をデザインプロセスといい，このプロセスはデザイナーによって多少異なる．ここでは，図 1.1 の例を基にデザインプロセスについて考える．デザインプロセスの基本概念は，研究・分析，コンセプト，設計，開発，実行の 5 段階のプロセスとして捉えることができ[1]，各プロセスで Analyze，Create，Test が繰り返され，順にプロセスが進んでいく．

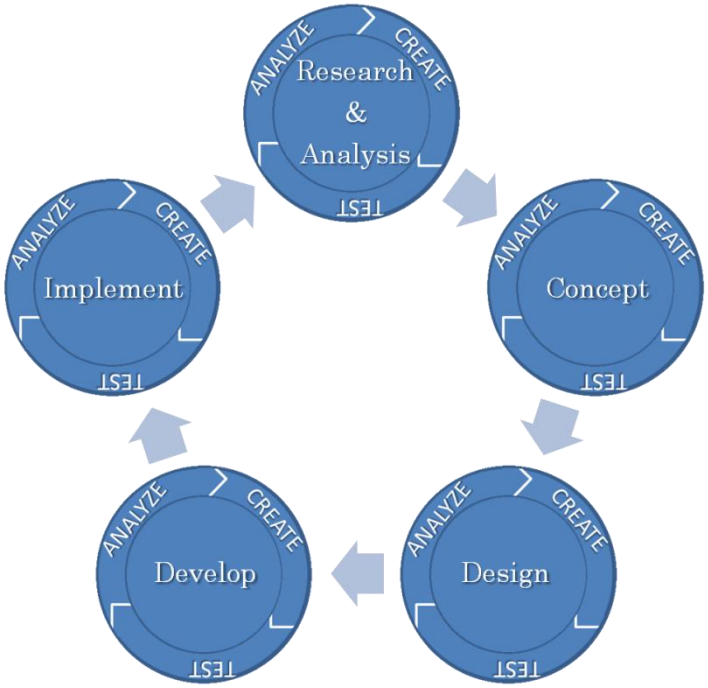


図 1.1　デザインプロセスの例

現在ホイールの設計は主に 3DCAD が用いられている．3DCAD は，デザイナーが発想したモデルを“設計”するために使われるツールであり，その前工程である研究・分析，コンセプトは基本的にデザイナーの手に委ねられる．しかし，オリジナリティや多様性を持ったデザインの実現には，設計の前工程であるコンセプトの試行錯誤が重要な作業となると考えられる．

そこで本研究では，ホイールの製造過程の初期段階であるデザインのコンセプト作りに着目した．まずコンセプトを考えるにあたり多様なデザインの提示が不可欠であ

ると考えた．そこで，ホイールのデザイン形状をパラメータ化し，パラメータを操作することで多様なデザイン形状を生成できると考えた．また，コンセプトの内省を行うために，デザイナーの主観を評価関数に組み込んだ対話型遺伝的アルゴリズムを採用した．対話型遺伝的アルゴリズムを用いてコンセプトの試行錯誤を行うためのツールを作成し，アルミホイールのデザインのコンセプト作りを支援することを本研究の目的とする．

1.3　本論文の構成

本論文の構成は以下のとおりである．

第 2 章「関連研究」では，本研究に関連する研究を中心に，デザイン支援と遺伝的アルゴリズム，Procedural Modeling の研究について紹介する．第 3 章「ホイールデザイン提示のアルゴリズム」では，本研究のホイールデザインを提示するアルゴリズムを提案する．第 4 章「実装」では，第 3 章で提案するホイールデザインの提示アルゴリズムをツールとして実装する方法を述べる．5 章「評価と出力結果」では，本研究で開発したツールの評価実験を行い，結果について考察する．また，本研究で開発したツールによって出力された結果を示す．第 6 章「おわりに」では，本論文のまとめと今後の課題，および展望について述べる．

第　2　章
関連研究

本章では，関連研究としてデザイン支援に関する研究および，対話型遺伝的アルゴリズムとプロシージャルモデリングの研究を中心に述べ，本研究の位置付けを行う．

2.1　デザイン支援

本研究は，ホイールのコンセプトデザイン支援を目的としている．本研究ではコンセプトデザインを，抽象的イメージを整えて具体化する行為と定義する．野口ら[2]によるとデザイン思考においては，目標表現とそれに対する視覚空間イメージの関係を既成概念から解放させる支援が必要であると提唱している．なお，本研究の対象であるホイールは，耐久度や用途などの制約条件に依存して形状の自由度が制限されており，ホイールが果たすべき機能を満たす条件からの逸脱は不可である．したがって，形状を変化させることが可能な箇所はホイール内部，すなわちディスク面に限られてくる．このような限定された条件下でのデザイン支援が，本研究で取り組む課題の一つである．

市野ら[3]や美馬ら[4]はシステムが多様なデザインパターンを提示し，対話的にデザインを精錬していくことで，ユーザに内省を促すツールを開発しデザイン支援を行っている．

本研究も同様に，ホイールの多様なデザインをユーザに提示し，自分の嗜好に沿って取捨選択させることで内省を促す．また，突然変異を起こしユーザの意図したものとは違うデザインを提示することで，既成概念の枠を広げる．この収束・発散思考をユーザに体験させることでデザイン支援を行う．

2.2　遺伝的アルゴリズム（GA）

本研究では，ホイールデザインのコンセプトを提示するために，対話型遺伝的アルゴリズムを用いてデザインの絞り込みを行っている．遺伝的アルゴリズム(以降，GA)[5]は，生物が環境に適応して進化する過程を工学的に模倣した学習

的アルゴリズムである．本節では，GA の主な適用対象として組み合わせ最適化問題や，局所最適解と大域的最適解を求める場合の問題について述べる．

2.2.1 組み合わせ最適化問題

最適化問題は，「何かを行う場合，ある基準で計って最も良い結果が得られるにはどうすればよいか」と捉えることができる．特に，変数が離散的である最適化問題を組み合わせ最適化問題と呼ぶ．

組み合わせ最適化問題は以下のように定式化される[5]．

$$\min_x f(x) \text{または} \max_x f(x) \tag{1.1}$$

$$\text{Subject to } x \in F \tag{1.2}$$

$$F \in X \tag{1.3}$$

ここで，X は基本空間と呼ばれ，x を定義可能な領域全体を表す．また，F は可能領域と呼ばれ，問題の制約条件に依存して決まる X の部分集合を表している．X および F は組み合わせ的・離散的なものであるとする．

有限の要素からなる組み合わせ最適化問題は，すべての解を数え挙げることによって必ず最適解を発見することができるが，問題の規模が増加すると組み合わせの可能性が膨大に増えてしまう「組み合わせ的爆発」と呼ばれる現象が生じるため，すべての実行可能解を列挙することは実用上不可能である．このため，数え上げよりも効率的な探索アルゴリズムが求められている．

組み合わせ最適解の難易度については，入力データ数の多項式の計算量（多項式時間）で解ける問題の集合をクラス P(Polynomial)と呼び，多項式時間で解を見つけられる方法は知られていないが，解が正しいかの検証は多項式時間で可能な問題の集合をクラス NP(Non-deterministic Polynomial)と呼ぶ．このような指数的に計算量が増加してしまう NP 問題を解くための手法として GA は有効である．有名な NP 問題の例としては，ナップサック問題や巡回セールス問題が挙げられる．

2.2.2 局所最適解および大域的最適解

本項では最適化における重要な概念である局所最適解と大域的最適解について述べる．これらの概念は，組み合わせ最適化に限らず最適化全般に共通する概念なので，簡単のために以下関数 $f(x)$の最大化を目的とする最適化問題を考える．

ここで，図 2.1 のような場合を考えてみる．どの位置から探索を開始しても現在の位置よりも高い位置に移動していけば最大値を得ることができる．また，どちらに進めばよいかは$f(x)$の導関数$f'(x)$を調べることによって簡単にわかる．このように，周りを調べてつねに高いほうへ進むことによって最大化をめざす方法を局所探索法と呼ぶ．

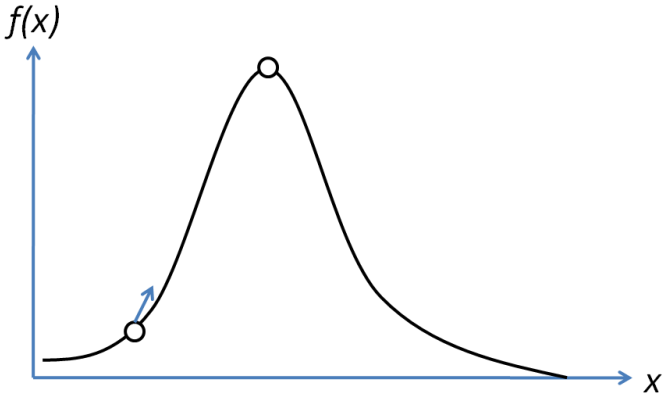


図 2.1　局所探索法による探索成功例

局所探索法は強力な手法であるが，図 2.3 のように極大値が複数ある場合には$f(x)$の最大値を発見できないことがあるという致命的な欠陥がある．図 2.3 の A 点はたしかに右に進んでも左に進んでも値が小さくなってしまうため頂上であることは間違いないが，右を見上げればもっと高い点があることが分かる．局所探索法では，自分の極めて近くしか調べないため，一度関数の極大値に達してしまうと，そこからより高い場所を探すことができない．

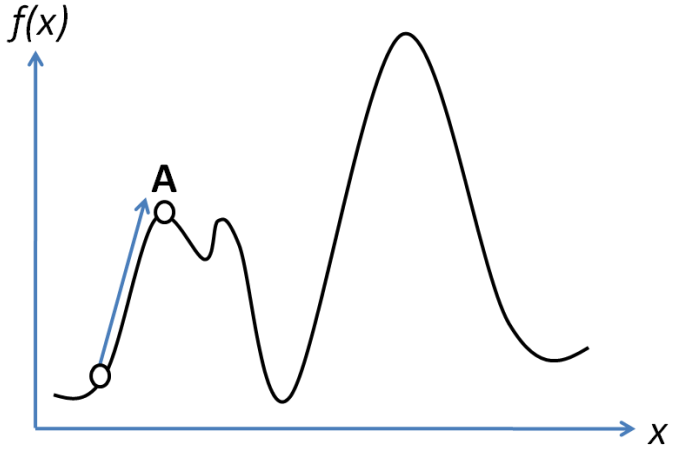


図 2.2　局所探索法による探索失敗例

ここで，局所最適解と大域的最適解という重要な概念が登場する．図 2.2 の A のように極めて狭い範囲ではもっとも優れた解であっても，目的関数全体では最大値ではない解を局所最適解と呼び，目的関数全体における最大値を大域的最適解と呼ぶ．図 2.3 の A，B が局所最適解，C が大域的最適解となる．

図 2.1 のように頂上が一つしかなく局所最適解が存在しない問題は単峰性であるといい，図 2.2 のように局所最適解が複数ある問題は多峰性であるという．

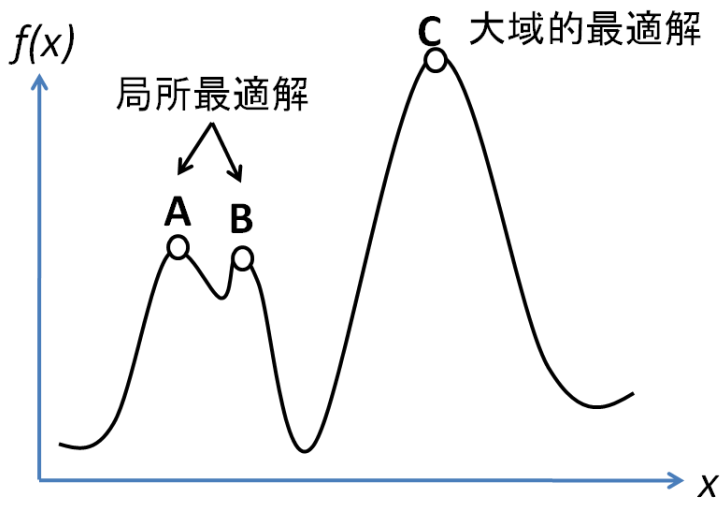


図 2.3　局所最適解と大域的最適解

この概念は組み合わせ最適化問題にも適用可能である．決定変数が離散的な場合には近傍の概念が問題になるが，場合によってはハミング距離を用いることで自然に定義することが可能である．ハミング距離とは長さの等しい記号列間の近さを測る概念で，先頭を揃えて並べた場合に対応する位置にある異なる記号列の数の総和で表される．たとえば，ABCDE と AACYE のハミング距離は 2（2 番目と 4 番目が異なる）になる．ナップサック問題の場合には{入れる/入れない}の判断が異なる荷物の総数でハミング距離が定義できるので，距離 1 の解を近傍とすることができる．

最適化問題を解く場合は，局所最適解ではなく大域的最適解を求めたいが，容易なことではない．図 2.3 のように関数全体を概観できるのであれば，A は局所最適解なのでもっと高い点があることが分かるが，A の近傍しか見えないのであれば，あえて今いる A よりも低い方向に進むことが良いかどうかわからない．この課題を解決するために導入されたのが GA である．多峰性問題の大域的最適解や，準最適解と呼ばれる局所最適解のなかでも他より優れた解を発見する手法として，GA は用いられている．

2.2.3　対話型遺伝的アルゴリズム(IGA)

IGA は GA における遺伝的操作をベースとして，人間の主観に基づいて提示された個体を評価し，対象の最適化を行う手法である．IGA は GA における評価部分に人間の主観を用いることによって解の探索を行うため，人間の感性という複雑な構造を解析する方法として，定量的な評価が困難な楽曲やデザインなどの生成に多く適用されている[6]，～[13]．山川ら[6]は T シャツのデザインを対象として IGA を用いることでユーザの嗜好情報を抽出・利用する手法を提案している(図 2.4 左)．また，中州ら[7]は対称人物の特徴を捉えた似顔絵を作成する為の手段として IGA を利用している(図 2.4 右)．

図 2.4　対話型遺伝的アルゴリズムを用いた研究[6][7]

一般的な IGA では，ユーザが個体群全体を評価しなければならないためユーザに掛かる負荷が高く，複雑な問題の解を収束させることが困難であることが問題として挙げられている．徐ら[8]はこの問題に対して新しいヒューリスティック演算子を導入し，対話型のインターフェースを用い，ユーザの好みに近い配置図への修正を可能にすることで，探索効率の向上とユーザへの負担軽減を行っている．また，山川ら[6]は世代を 10 世代に制限し，評価個体を個体群から 2 個体のみを選択する手法をとることでユーザ負荷を減らすことに成功している．本研究ではユーザの負担を軽減させるために，選択する個体を 1 個体とし，遺伝演算を一定世代繰り返す処理を行う手法をとる．また，突然変異率と交叉率を任意に指定可能とすることで解を収束させることができるのではないかと考える．

2.3 Procedural Modeling

本研究では，ホイールの形状デザインに Procedural Modeling の考えを用いている．Procedural Modeling は，規則のセットから 3D モデルやテクスチャ[14][15]を作るための，コンピュータグラフィックスの技術を表す包括的名称である．L-System[16]～[18]，fractals，generative modeling[19]は，これらがシーンを生成するためにアルゴリズムに適用されて以来，Procedural Modeling 技術の一つとなっている．規則のセットはアルゴリズムに埋め込まれるか，パラメータで任意に指定可能となっている．Procedural Modeling は，少ない規則のセットから膨大なシーンを生成することを可能としているため，コンピュータゲームや映画などに使われている．使用されるアルゴリズムは毎回同じ出力を生じさせないために，アルゴリズムを別のランダムシードで開始することが必要である．モデリング技術は，アルゴリズムによってデータを格納・管理しなければならないが，Procedural Modeling では，3D モデリングツールのようにユーザ入力を通してモデルを編集することよりも，規則セットからモデルを作成することに焦点を当てている．Procedural Modeling は，3D モデリングツールを利用して手作業で作成するには負担が大きい地形や植物, 建築物[18]などの複雑なモデルに対して適用されることが多い.

2.4 本研究の位置付け

本論文では，ホイールのディスク面デザインを変化させ，多様性を提示することでユーザに対するデザイン支援を行う．ホイールのコンセプトデザインの具体化において，Procedural Modeling の手法で，ホイール形状をパラメータで制御し自動生成する．この場合，制御すべきパラメータが多数あるために，すべての組み合わせを試みることは非効率的である．したがって，ユーザの嗜好に合うホイール形状への絞り込みを行うため，対話型 GA(IGA)を用いる．ユーザの主観を評価関数としたパラメータの組み合わせ最適化問題として GA を利用し，これによって求められる解をデザインの候補として，ユーザに提示することでデザインコンセプトの絞り込みを逐次行う．本研究では，ユーザの負担を軽減する為にユーザが評価する個体を 1 個体とする．しかし，評価する個体を個体群全体でなく 1 個体とすることで，解への収束にかかる時間が増大するという新たな問題が浮上するが，これに対して遺伝演算を一定世代繰り返し行うことで対処する．また，突然変異率と交叉率を任意に指定可能とすることでユーザが解への収束・発散をコントロールすることが可能と考えた.

第　3　章
ホイールデザイン提示のアルゴリズム

本章では，ホイール生成のアルゴリズムとデザイン候補の絞り込みを行う対話型遺伝的アルゴリズム（以下 IGA）について述べる．まずアルゴリズムの概要を示し，次に個々の処理を詳述する．

3.1 アルゴリズム概要

本研究で提案するアルゴリズムは以下の手順で構成する．

1. ベースとなるホイールの生成
2. ホイールデザインの生成
3. IGA による候補提示

本研究では，実際のホイールのサイズ表記を基に，生成されたデザインを適応させるベースとなるホイール形状を生成する．次に，ランダムにパラメータを設定して生成されたホイール形状のデザインを生成し，これを最初に提示する候補とする．提示された候補の中からユーザの嗜好に合ったデザインを一つ選択し，選択されたデザインを大局的最適解として GA の処理を行い，新しい候補を提示する．さらに，新しく提示されたデザイン候補の中から更に自分の嗜好に合ったデザインを一つ選択する．この，提示→選択を繰り返すことでデザインの絞り込みを行う．

3.2 ベースとなるホイールの形状生成

ベースとなるホイールの形状生成には，パラメータとして一般的に普及しているホイールのサイズ表記[21]を用いる．

16	×	7	-	JJ	4	-	114.3	23
①		②		③	④		⑤	⑥

図 3.1　ホイールのサイズ表記例

表記されている数字や記号の内容は以下の通りである．

① リム径（インチ表示）

フランジを除いたリムの直径．タイヤの直径

② リム幅（インチ表示）

フランジを除いたリムの幅．タイヤの幅

③ フランジ形状

タイヤが外れるのを防ぐ部分．表記は図 3.2 に示すように記号で B,J,JJ などがある．

フランジの形状(単位:mm)

記号	h_1		b_1	r_1
B	14.0	+1.0	10.0	7.5
		-0.5		
J	17.5	+1.0	13.0	9.5
		-0.5		
JJ	18.0	±0.7	13.0	9.0

図 3.2　フランジの形状([22]から引用)

④ ボルト穴数

ボルト穴の数．標準は，4～6 個である．

⑤ P.C.D（mm 表示）

ホイールの中心から，ボルト穴の中心までを半径を円に持つ直径を示す．現行の国産車の場合，100，114.3，139.7，150 の 4 種類がある．

⑥ オフセット（mm 表示）

リム幅の中心と取り付け面とのずれを表す．

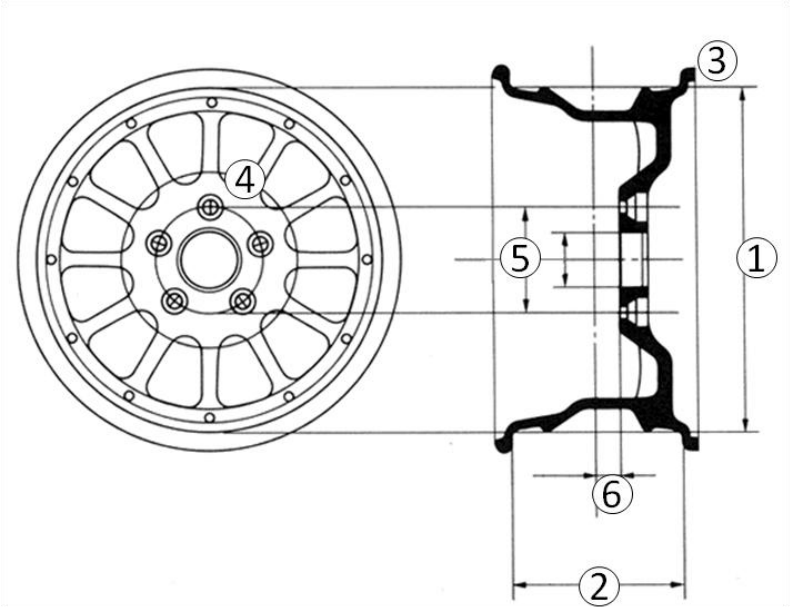


図 3.3　ホイールの構造([22]から引用)

3.3 ホイールデザインの生成

スポークはホイールの中心円からリムに伸びる支柱の役目を持ち，車軸とホイール全体を繋げるために必要不可欠な部分である．本研究では，ホイールのスポーク形状を変化させることで多様なホイールのデザインを提示できるのではないかと考えた．ただし，デザインの生成においてスポークの強度は考えない．従って，スポーク形状の生成における制約条件は，中心円とリムに接していることのみに限る．

スポークの生成手順を以下に示す．

1. ホイールをスポークの数で分割する．
2. 分割した領域内の中心円とリムに沿ってそれぞれ点を配置する
3. 点同士を線で繋ぐ．
4. 全ての領域に同様の処理を行う．

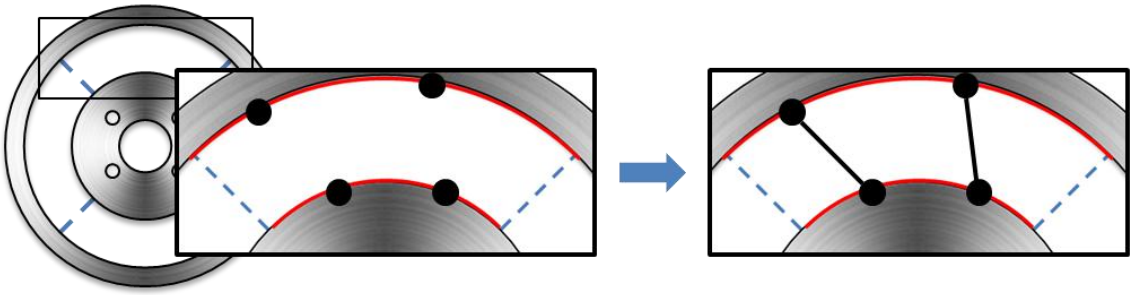


図 3.4　スポーク形状の生成

3.4 IGA による候補提示

3.4.1 GA の概要

遺伝的アルゴリズム（以下 GA）とは，近似解を探索するメタヒューリスティックアルゴリズムである．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（組み換え）・突然変異などの操作を繰り返しながら解を探索する．適応度は適応度関数によって与えられる．GA は， 図 3.4 のような手順で処理が行われる．

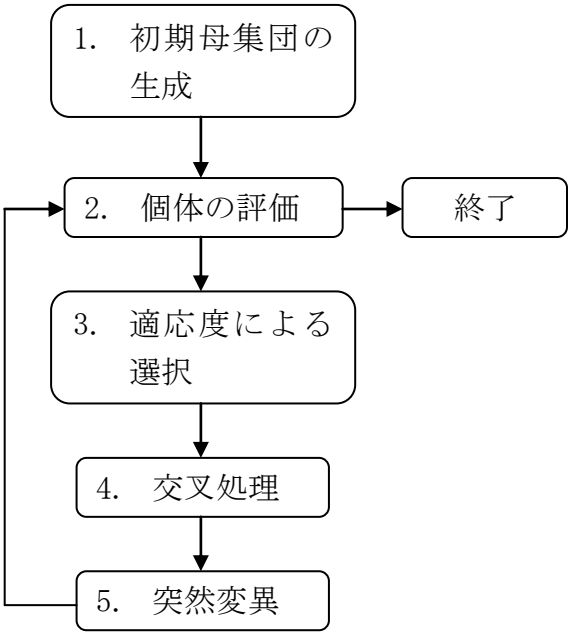


図 3.5 GA の概略

3.4.2　単純遺伝的アルゴリズム(SGA)

本研究では，交叉率と突然変異を任意に指定することによって，デザインの多様化・絞り込みを行うため，選択手法や交叉手法などの遺伝演算子の組み合わせについては深く探求しない．従って，本研究では Goldberg[23]によって提案された最も単純な遺伝演算子の組み合わせである単純遺伝的アルゴリズム(SGA)を用いる．SGA で用いられる遺伝演算子は以下となっている．

1. 適応度比例選択，エリート選択
2. 一点交叉
3. 突然変異

各遺伝演算子について簡単に説明する．

適応度比例選択

世代 t における個体 i の適応度がf_iであるとき，その個体が選択される期待値を

$$\frac{f_i}{\sum_i f_i / N_p} = \frac{f_i}{\bar{f}} \tag{3.1}$$

として, 次世代の個体群を生成する選択である. ここでN_pは個体群の個体数, $\bar{f}$は適応度の平均値である.

エリート保存戦略

個体群中でもっとも適応度の高い個体(エリート個体)をそのまま次世代に残す方法である．GA では交叉や突然変異で解が破壊されることがある．エリート保存戦略はそのような破壊からエリート個体のみを守ることになる．エリート保存戦略を用いると適応度の最大値が減少することがない．この戦略だけでは良い解を増やす力が弱いので，一般に他の選択と併用される．

突然変異

突然変異はランダムに選んだ一つの遺伝子座において，遺伝子の値を別の対立遺伝子に変換する．たとえば，対立遺伝子が｛0,1｝の個体

1　0　<u>1</u>　1　1　0　1　0

の３番目の遺伝子座に突然変異がおきた場合には

1　0　<u>0</u>　1　1　0　1　0

のように 3 番目の遺伝子座の遺伝子が 1 から 0 に変化する．

一点交叉

もっとも基本的な交叉で，両親の遺伝子型上で交叉位置をランダムに 1 ヵ所選び，その位置から終端までの遺伝子を相互に入れ替える．以下に一例を示す．

親 1：	1	0	1	1	1	0	1	0
親 2：	0	1	1	0	1	1	1	1
				↓				
子 1：	1	0	1	0	1	1	1	1
子 2：	0	1	1	1	1	0	1	0

3.4.3　提案手法

IGA を用いたシステムは数多く提案されている[6],~[13]. 一般的な IGA では，提示されているすべての個体に対して 100 点満点で点数をつける方法や 5 点満点で点数をつける方法，良い，悪いといった 2 段階によって評価を行う方法が多く用いられている．しかし，評価方法を簡易化しても評価する提示個体数や世代数が多くなるにつれてユーザの負担が大きくなるという問題がある．本研究では，この問題を解決するため以下の方法を提案する．

1. ユーザが選択した解を基に一定世代数の遺伝演算を行う．
2. ユーザが選択した解をエリート個体として個体群を進化させる．
3. 突然変異率と交叉率を任意に指定可能とする．

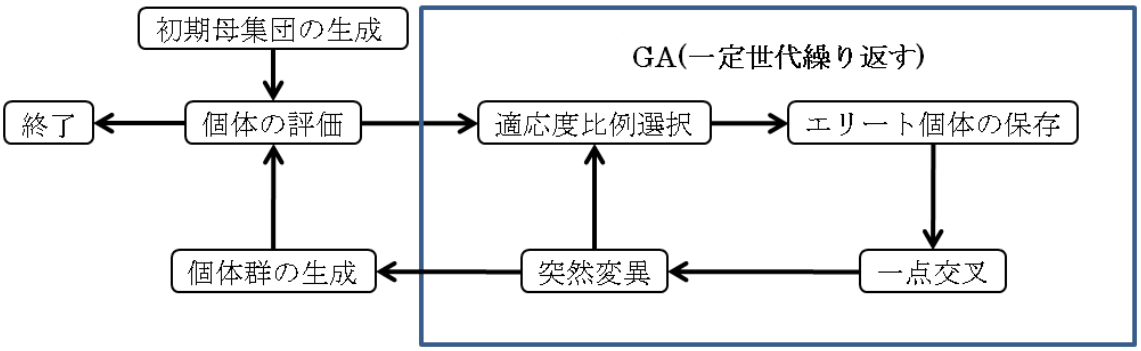


図 3.6　提案手法のアルゴリズム

遺伝演算を任意の世代数繰り返すことでユーザが評価をする煩雑さを抑えつつある程度進化した個体を提示することが可能であると考えられる．しかし，遺伝演算を一定世代数繰り返すことで進化過程での調整ができず，個体の収束が困難になる可能性がある．この問題に対応するため，突然変異率と交叉率を任意に指定可能とし，ユーザが収束・発散をコントロールすることができるようにした．また，提示された個体群を進化させていくことで，ユーザの嗜好に沿った多様な個体の進化を確認することができる．

第　4　章
実装

本章では, 第 3 章で述べたアルゴリズムの実装法について述べる. IGA と GUI は Java を用いて実装し，フリーの 3DCG ソフトウェアである POV-ray で読み込むことのできる.pov ファイルを出力する.

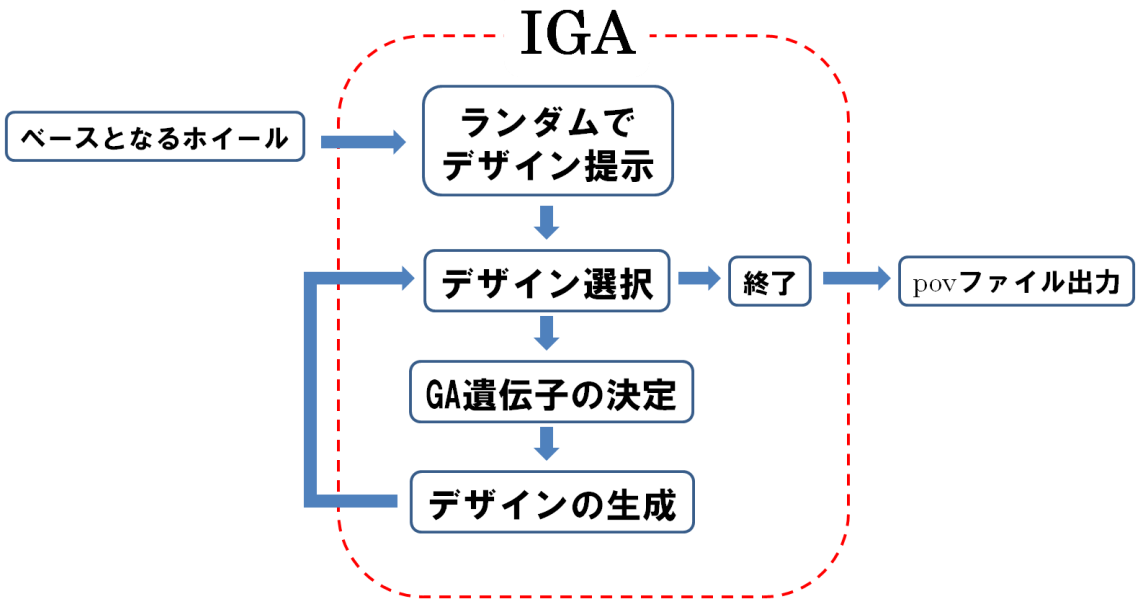


図 4.1　システム概要

4.1　ユーザインターフェース

ホイールデザインの候補を絞り込むためのツールとして, 図 4.2 に示すようなユーザインターフェースを実装した．右のパネルには 4×4 の計 16 個のデザイン候補を提示し，左のパネルには右のパネルで選択したデザインの詳細を表示する．また，左パネルの上部には，ランダムなデザイン群を作成する”Initialize”ボタンと，選択したデザインを評価関数として GA を行う”GA”ボタン，選択したデザインの pov ファイルを出力する”Out Put”ボタンを配置した．その下のスライダによって突然変異率と交叉率をユーザが任意に指定可能としている．本ツールの使用方法を以下に示す.

1. “Initialize”を押してホイールデザインの初期解群を作成する.
2. 右パネルの候補から嗜好に合ったデザインを選択する.
3. デザインを収束させたい場合は突然変異率と交叉率を下げ，発散させる場合は上げる.
4. “GA”ボタンを押し, 選択したデザインを評価関数として GA の処理が開始される.
5. ユーザの嗜好に合うデザインが提示されなければ 3 に戻る.
6. 嗜好に合ったデザインを選択し，pov ファイルを出力する.
7. 終了

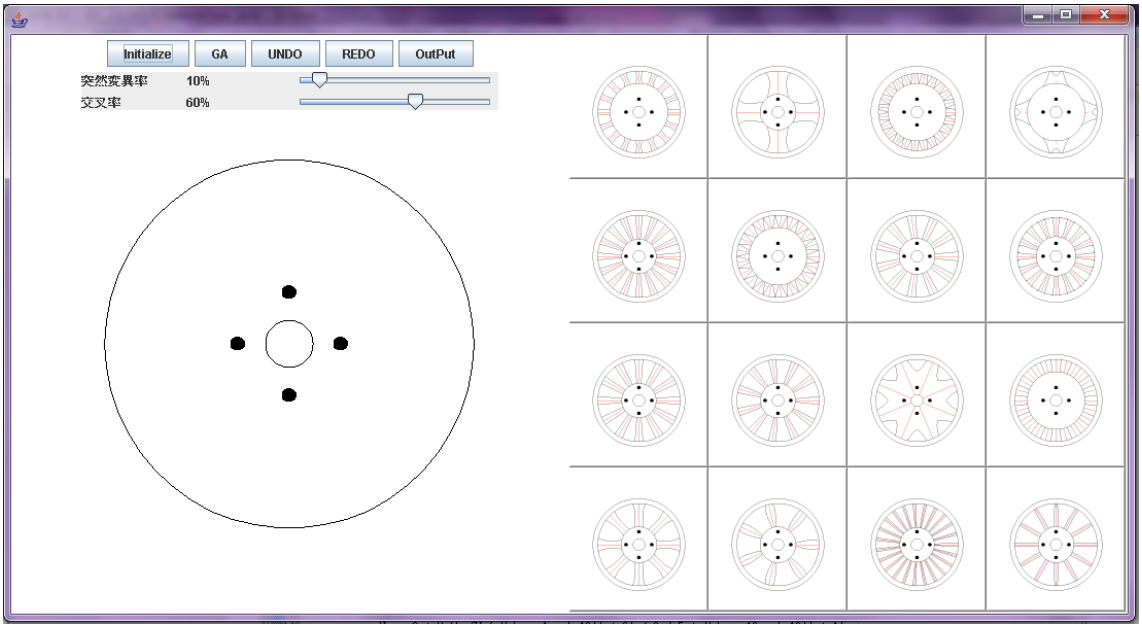
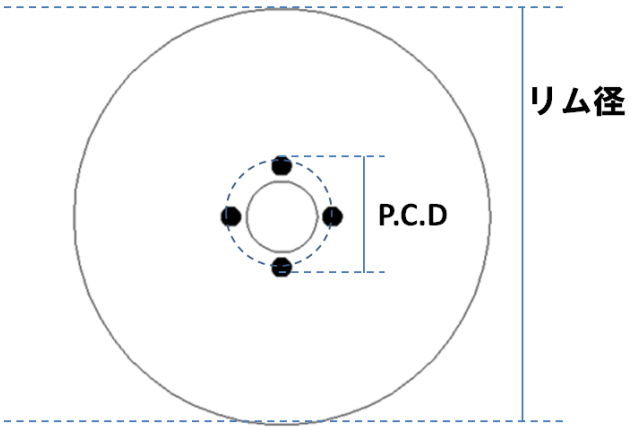


図 4.2　ユーザインターフェース

4.2 ベースホイールのパラメータ指定

最初に，ベースとなるホイール形状を作成する．ホイールの形状を正確に表すため，ホイールのサイズ表記を基に，以下に示すパラメータを指定する．



ホイールパラメータ
- リム径　13 インチ
- オフセット　+3.8mm
- P.C.D　10mm
- ボルト穴の径　1.4mm
- ボルトの数　4 個
- フランジ形状　B

図 4.3　ベースとなるホイールの生成

4.3　初期デザイン候補の生成

GA の初期解群となる遺伝子を 16 個生成するために，図 4.4 に示す手法で乱数によるランダムな値を持つ 28 桁の遺伝子を用いた. 乱数の生成には, javaAPI の Random クラスを利用した一様分布の疑似乱数を生成する．各桁に対し 0 もしくは 1 の値を割り当て，これを各遺伝子に適用する．

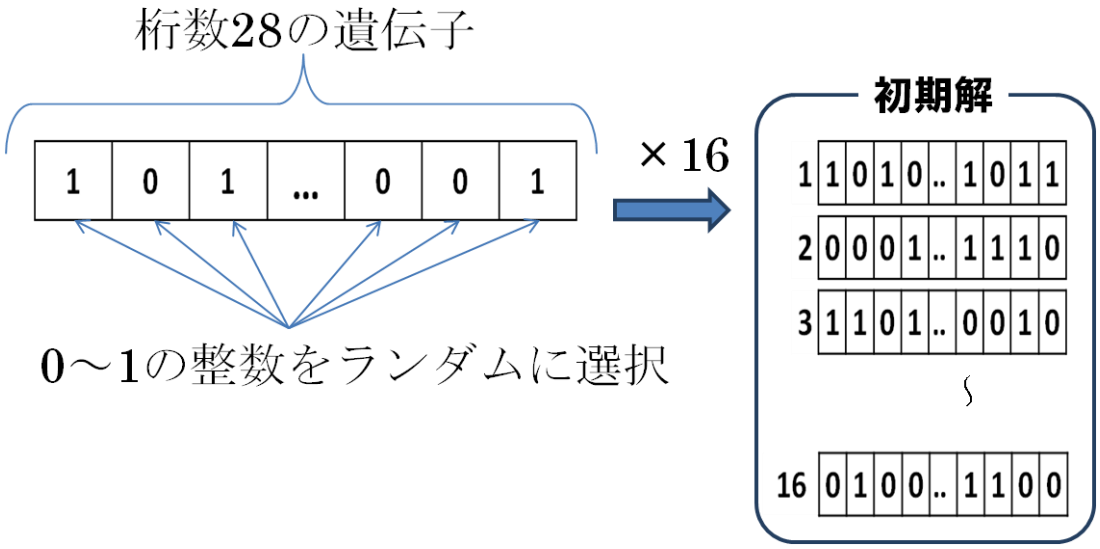


図 4.4　初期解のランダム生成

生成された遺伝子をデザイン生成のルールに照らし合わせて図 4.5 のようなホイールデザインを提示する．デザイン生成のルールについては，4.5.3 項で詳しく記述する．

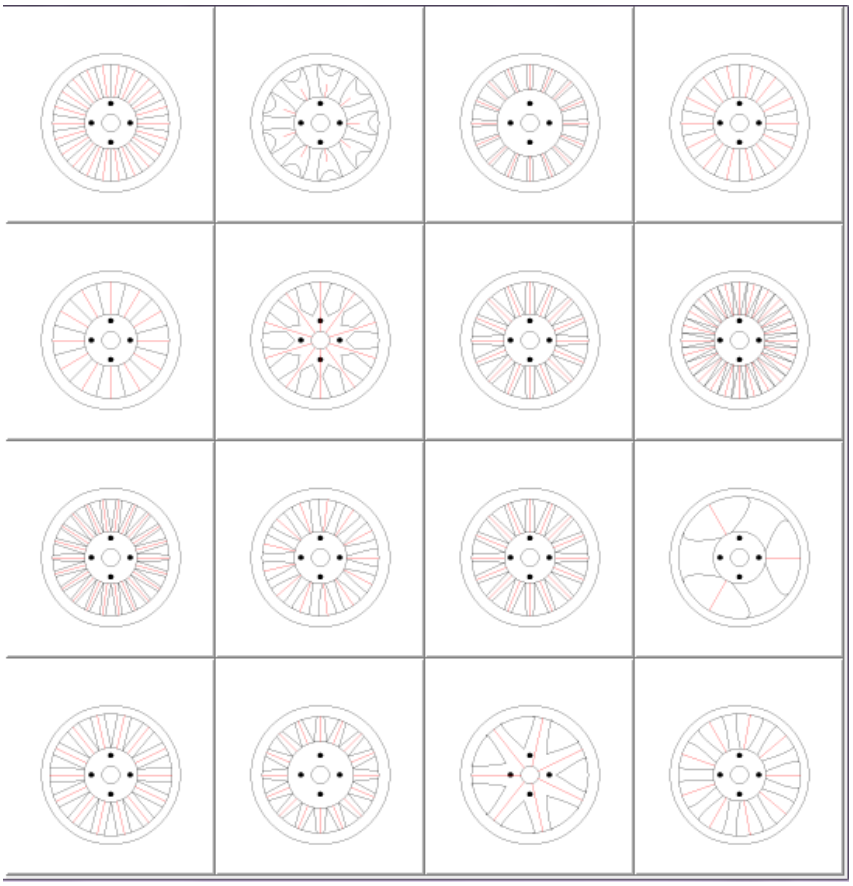


図 4.5　初期デザイン候補の例

4.4　GA 遺伝演算子の設定

GA には 3 章で述べたように，選択・淘汰手法と交叉手法，突然変異などの遺伝演算子と個体数，最大世代，交叉率，突然変異率などのパラメータを適応する問題に対して適切に設定しなければならない．本研究では，交叉率と突然変異率を変化させることでデザイン形状の収束と発散を行うため，Goldberg によって提案された単純遺伝的アルゴリズム(SGA)[23]を採用する．SGA では交叉手法に一点交叉を適用し，選択・淘汰には適応度比例選択とエリート保存戦略を用いる．個体数は提示する候補の数に合わせて 16 個体とし，最大世代数には本研究を実装した計算機環境下でインタラクティブに処理が可能な最大世代数として 5000 世代を設定する．

ここで，最大世代数とは選択・淘汰，突然変異，交叉の 3 種類の遺伝演算子を個体群に一度ずつ適用するイテレーションの回数である．また，交叉率は遺伝子群の各遺伝子において一点交叉が行われる確率であり，突然変異率は各遺伝子の各桁で突然変異が起こる確率を示している．

4.5 デザインの生成

GA を実際の最適化問題に適用する場合に，個体をどのようにして解と結び付けるかが問題となる．本節では本論文の主題であるホイールのデザインと，GA から示される遺伝子とを適応させる手法を記述する．

4.5.1　デザインタイプ

ホイールは、デザインのタイプによって 6 種類に分けることができる．本節では，それぞれのタイプが持つデザイン上の特性を示す．

	ディッシュタイプ ホイール中央のディスク部が円盤状、もしくは平面的な板形状になっているホイールの ことを総称して、ディッシュタイプと呼んでいる。
	スポークタイプ 長いホイールデザインの歴史の中で、円板形から軽さや強さを求めて進化・発展してできてきたのが支柱上のスポークホイール。最も伝統的なホイールデザインの一つである。
	メッシュタイプ ディスク部に、網目状に組み合わせられた細かいスポークを持つホイール。このメッシュタイプは、ワイヤースポークホイールの形状から生まれてきたデザインで、交差した細目のスポークの機能的な美しさが特長だ。そして、このメッシュタイプから派生する形で、よりシンプルな美しさをもったＹ字状のものもある。
	フィンタイプ 細かいスポークをディスク上に放射状に配置したホイール。外観的にはスポークタイプとよく似ているが、スポークの数がより多いものをスポークタイプとは区別して、フィンタイプと呼んでいる。
	ワイヤースポークタイプ 自動車用ホイールが発展する過程において、最初に試された形状といえるのが、このワイヤースポークタイプだ。それは、ちょうど自転車用のホイールをイメージさせるもので、黎明期のレーシングカーに採用された、順次一般車へも普及した。
	スパイラルタイプ 螺旋状、うず巻き状タイプ。最近では三本スポークの変形等、非常に手の込んだものも出ている。

図 4.6　ホイールのデザインタイプ([21]から引用)

4.5.2　遺伝子とパラメータの適応

GA を最適化問題に適応する際に考えなければならない問題として，「どのように解を個体として表現するか」という課題がある．これに対し本研究では，遺伝子の一部をパラメータと対応させ，2 進数で表された遺伝子を 10 進数に置き換えることで，それを直接パラメータの値とした．

100110$\boxed{1011}$	→	11
スポークの数	→	11 本

しかしこの方法では，一点交叉の際に一つのパラメータ内で交叉が起こる可能性がある(図 4.7)．

図 4.7　パラメータ内で交叉が起こる問題

パラメータを個々として見れば問題はないように思われるが，パラメータ全体で見ると，予期せぬ結果が出る可能性がある．例えば，親として図 4.8 に示すようなデザインタイプ A と B が選ばれたとする．しかし，デザインタイプを制御する遺伝子に対し，図 4.7 のような交叉が起こると，本来ならば親と同じタイプ A か B の子が生まれるはずが，まったく性質の異なるタイプ C が生まれる可能性が生じる．

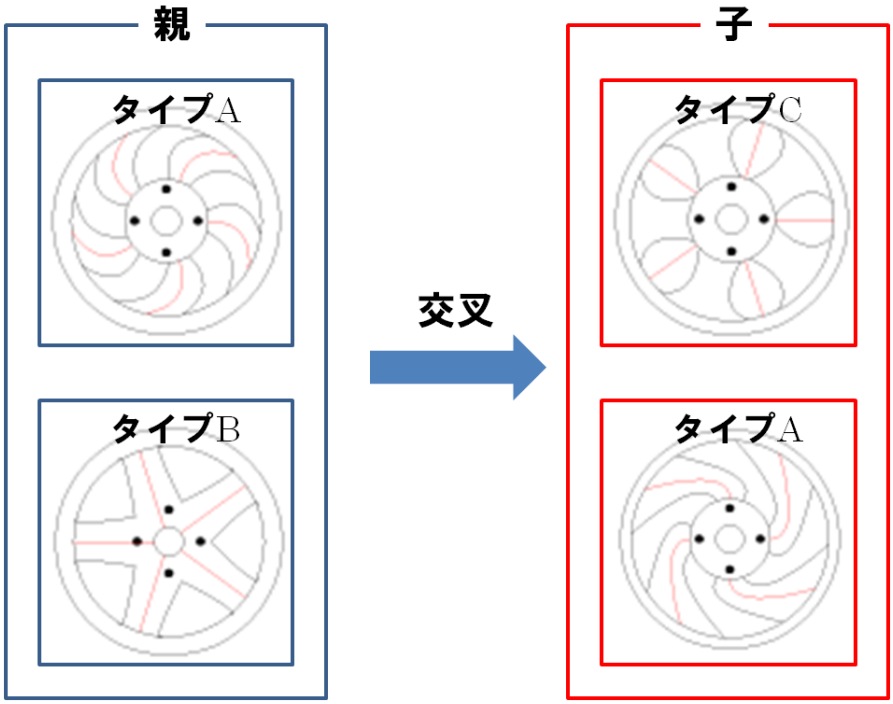


図 4.8　予想外の交叉結果

この問題に対し, 本研究では図 4.9 のように遺伝子と対応するデザイン形状生成の各パラメータをそれぞれ独立とし，交叉においてはパラメータ単位で行う事とする.

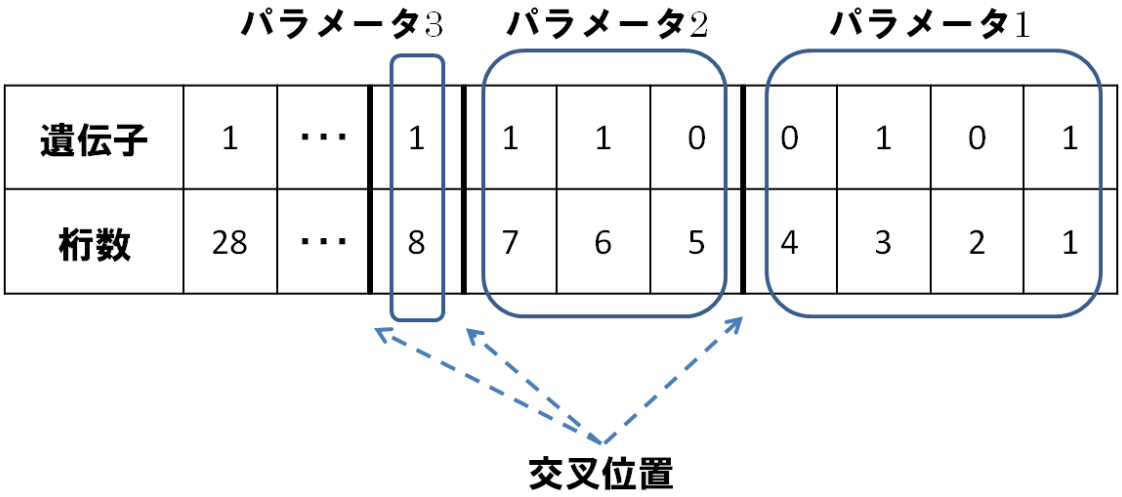


図 4.9　交叉を行う位置

4.5.3　パラメータとデザインの対応付け

本項では，ホイール形状のデザインをパラメータ化し，GA によって生成された遺伝子からデザインを生成する方法を述べる．

本研究では，図 4.10 に示すような 11 個のパラメータを用いてホイール形状のデザインを表す．各パラメータは GA の遺伝子によって制御する．次に，ホイール形状のパラメータを GA で決定する手順を示す．まず初めにホイールタイプ(③)を決定する，次にホイール中心の円の径(①とリムの厚み(②)を決定し，スポークの数(④)を設定する．次いで，センターサークルに接する点とリムに接する点のスポーク幅(⑤)を決める．さらに，多様なスポーク形状の提示のために，スポークの伸びる方向(角度)(⑦)スポークの曲線化(⑥)を設定する．

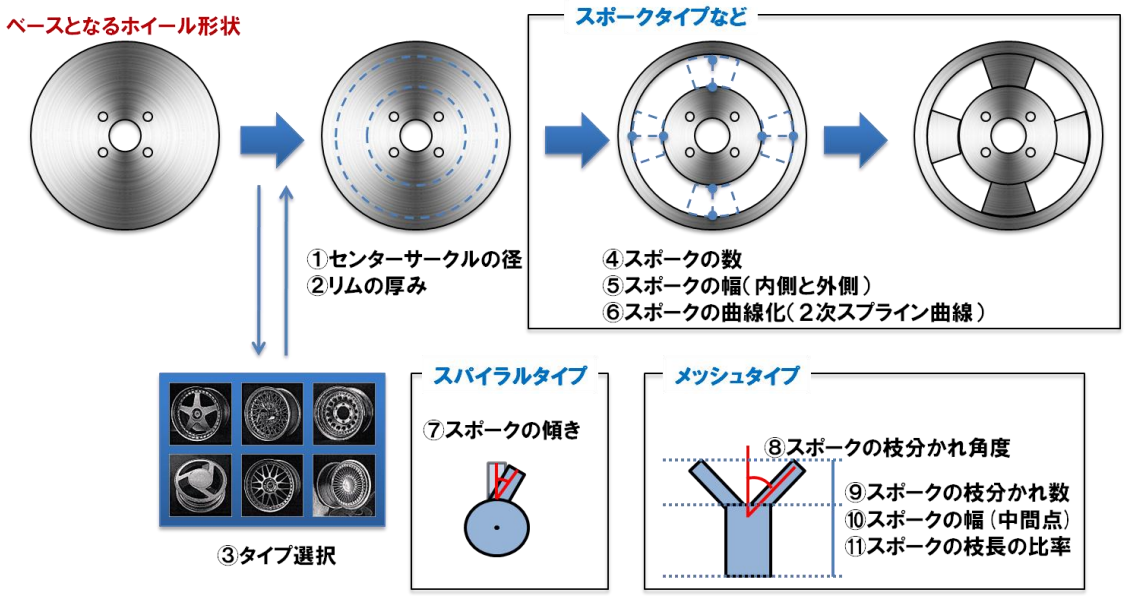


図 4.10　デザインのパラメータ設定

また，メッシュタイプをデザインするため，図 4.11 のようにスポークをホイールの中心の円から伸びる左右対称の木に模して，スポークの枝分かれ数(⑧)，枝分かれ角度(⑨)，幅(⑩)スポークの枝長の比率(⑪)を設定する．

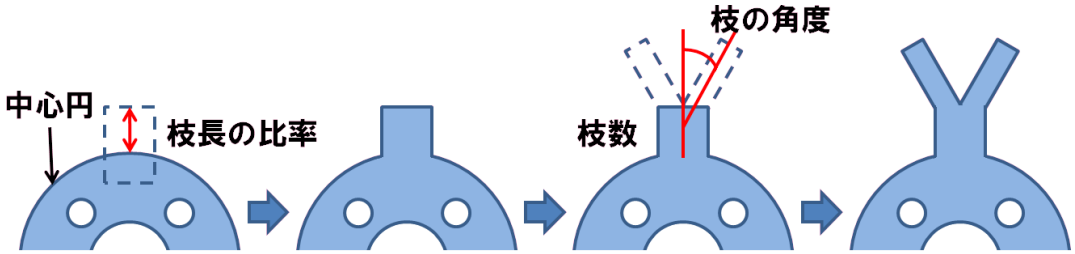


図 4.11　メッシュタイプの生成例

4.6　pov ファイル出力

本節では，本研究で開発したツールの出力を POV-ray を用いて 3D レンダリングする方法を記述する．

4.6.1　出力データ

ユーザが嗜好に合ったデザインを選択し，ツールの”Out Put”ボタンを押すことで pov ファイルが出力される．出力される pov ファイルは以下のデータを補完している．

① ホイールのリムの厚み
② ホイールのセンターサークルの径
③ スポーク形状の座標

本研究では，上記のデータ以外は任意の値に固定している．つまり，ユーザが指定したデザインは図 4.12 の ObjectC の形状のみに反映される．

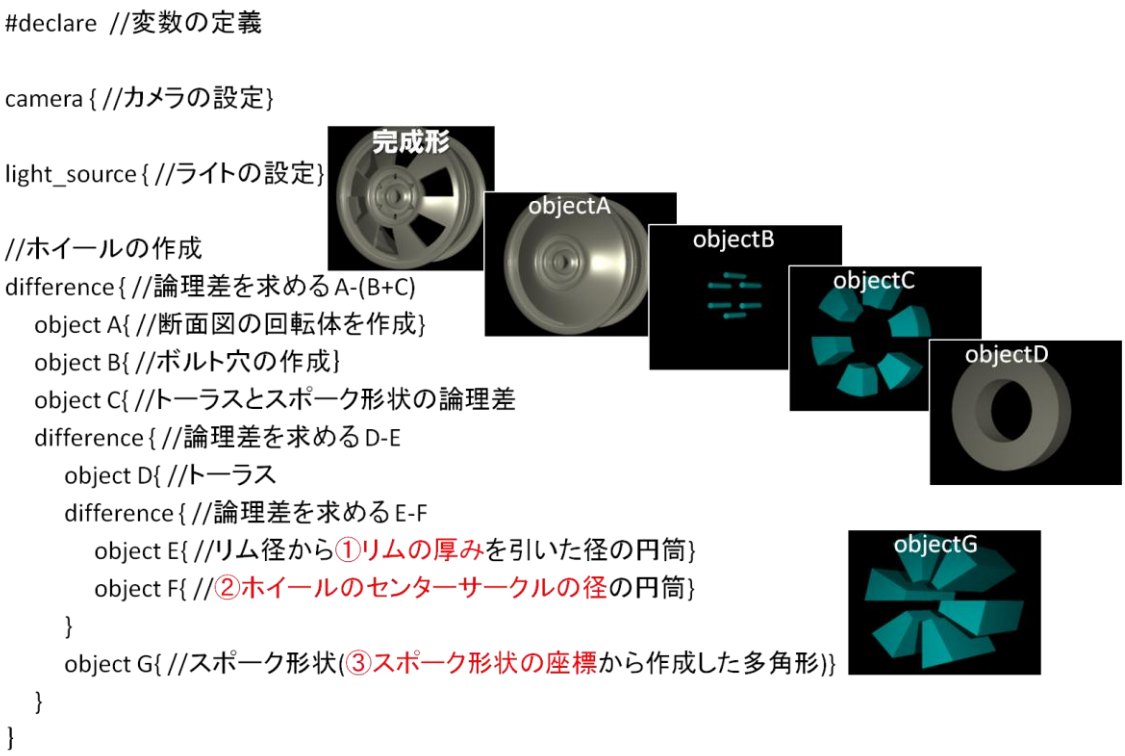


図 4.12　出力した pov ファイルのアルゴリズム

ユーザは，出力された pov ファイルを POV-ray で読み込むことで，選択したホイールデザインの 3DCG を確認することができる．

4.6.2　POV-ray でのホイール生成方法

図 4.13 の左に示すホイールの 2 次元断面図を図の赤い軸の周りに回転させ，図 4.13 の右のようなベースとなる 3 次元のホイール形状を作成する．

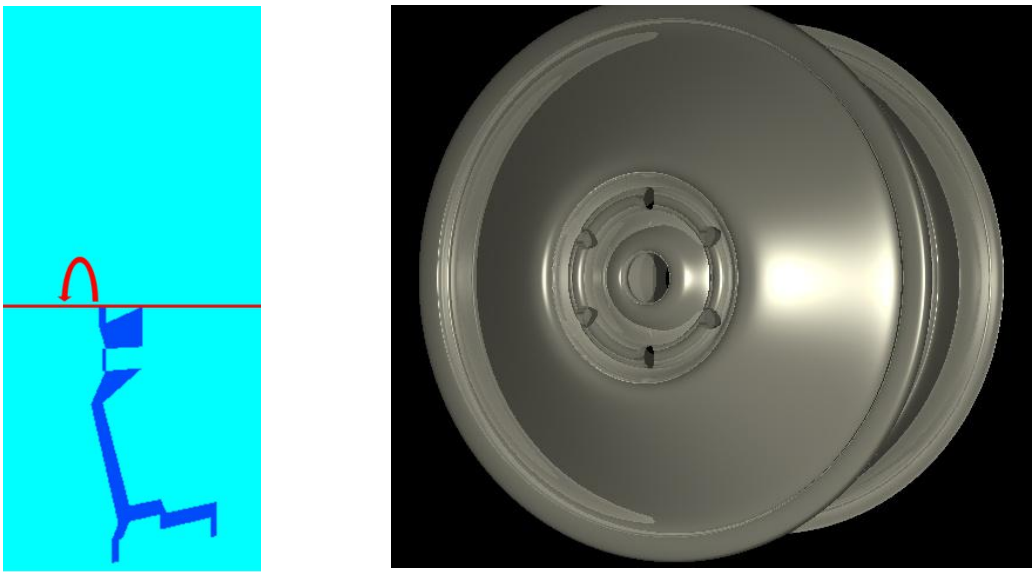


図 4.13　左：ホイールの断面図　右：ベースとなるホイール

次に，ツールから出力されたデータを基にスポークを作る．この時，スポーク形状をそのまま結合させるだけでは，図 4.14 のようにスポークとベースのホイールの繋ぎ目に隙間ができてしまう．

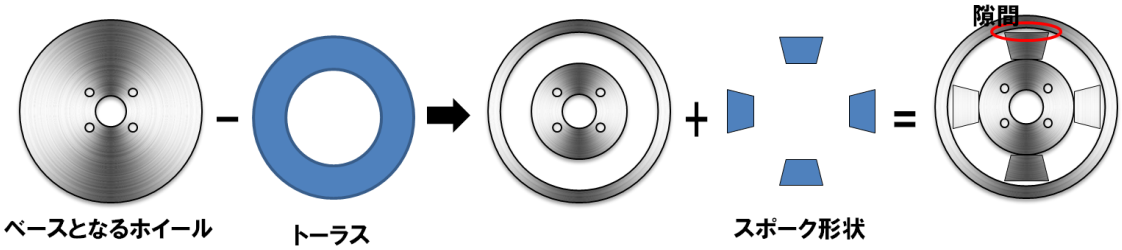


図 4.14　スポーク形状をそのまま結合させた場合

これを防ぐ為，外円の径にリム径を，内円の径に中心円の径を設定したトーラスを作成し，トーラスとスポーク形状の論理差を作成する．

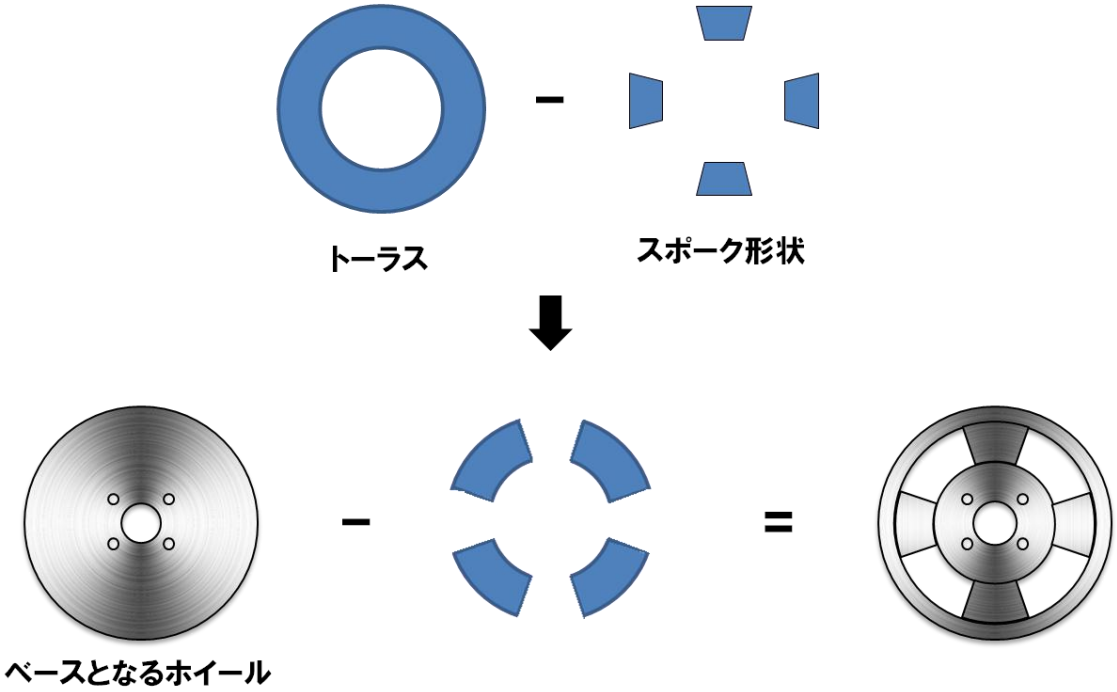


図 4.15　ホイール作成の流れ

最後に，ベースとなるホイールと先ほど作ったトーラスとスポークの論理差を求めることで最終的なホイールを作成する．

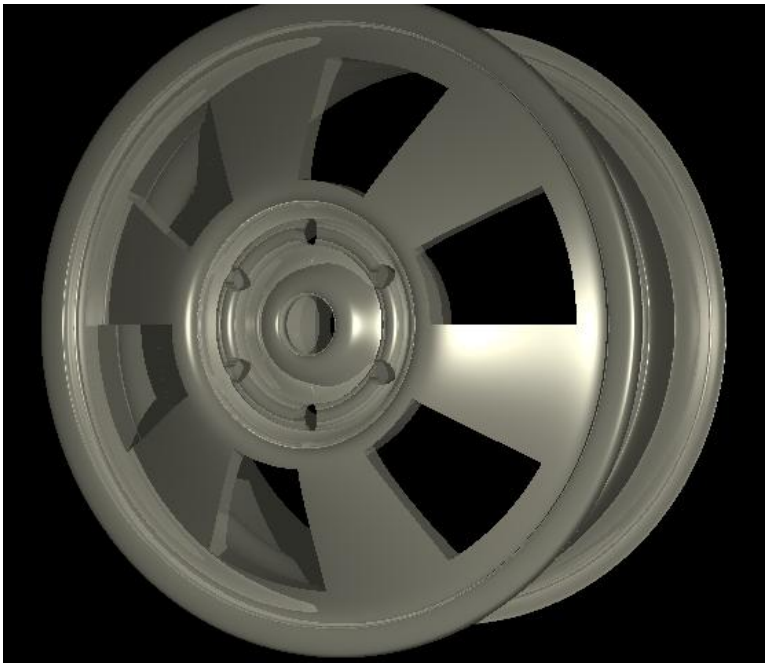


図 4.16　最終的なホイール

第　5　章
評価と出力結果

本章では，提案手法(①突然変異率と交叉率を任意に指定可能，②システムがGA を自動で一定世代繰り返す)の評価を行い,その結果について考察する.

5.1　評価

本節では，突然変異率と交叉率を変化させることでどのような結果が得られるかを検証する．実験方法として，突然変異率と交叉率を総当たりで指定し，GA の遺伝演算を一定世代数繰り返す．その際，エリート個体と個体群の各々のハミング距離の変化を見ることで評価する.

5.1.1　実験結果

まず，突然変異率の値を固定し，交差率を変化させたグラフを図 5.1 に示す．次に交差率の値を固定し，突然変異率を変化させたグラフを図 5.2 に示す．横軸は世代数，縦軸はエリート個体と個体遺伝子の適合度を示す．また，青い線は提示候補 16 個体の内で最大となる値の世代ごとの遷移を示し，赤い線は逆に最小値をグラフ化したものである．本研究では，遺伝子長を 28 桁に設定してあるので適合度の最大値は 28 である.

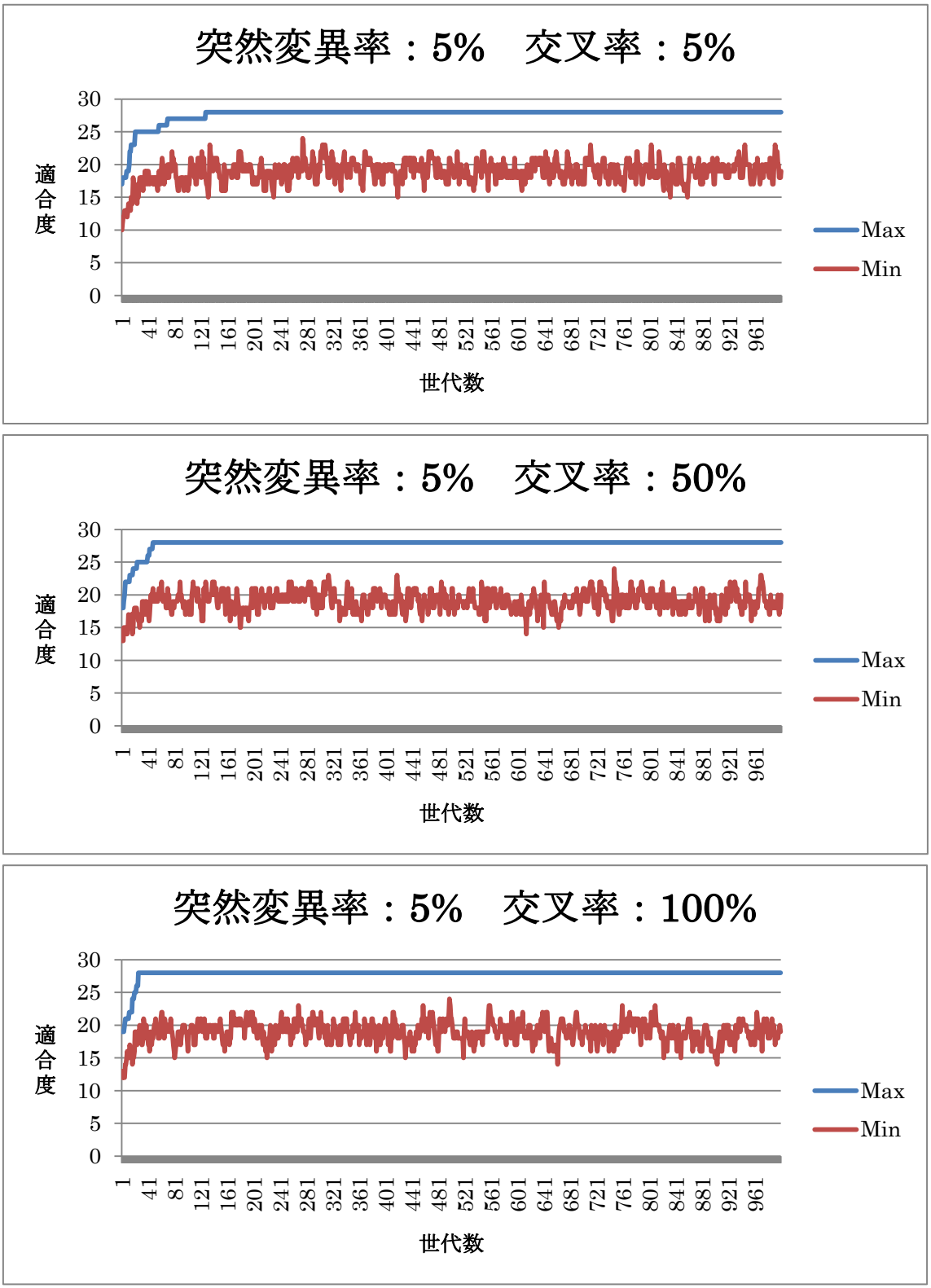


図 5.1　突然変異率を固定し，交叉率を変化させたグラフ

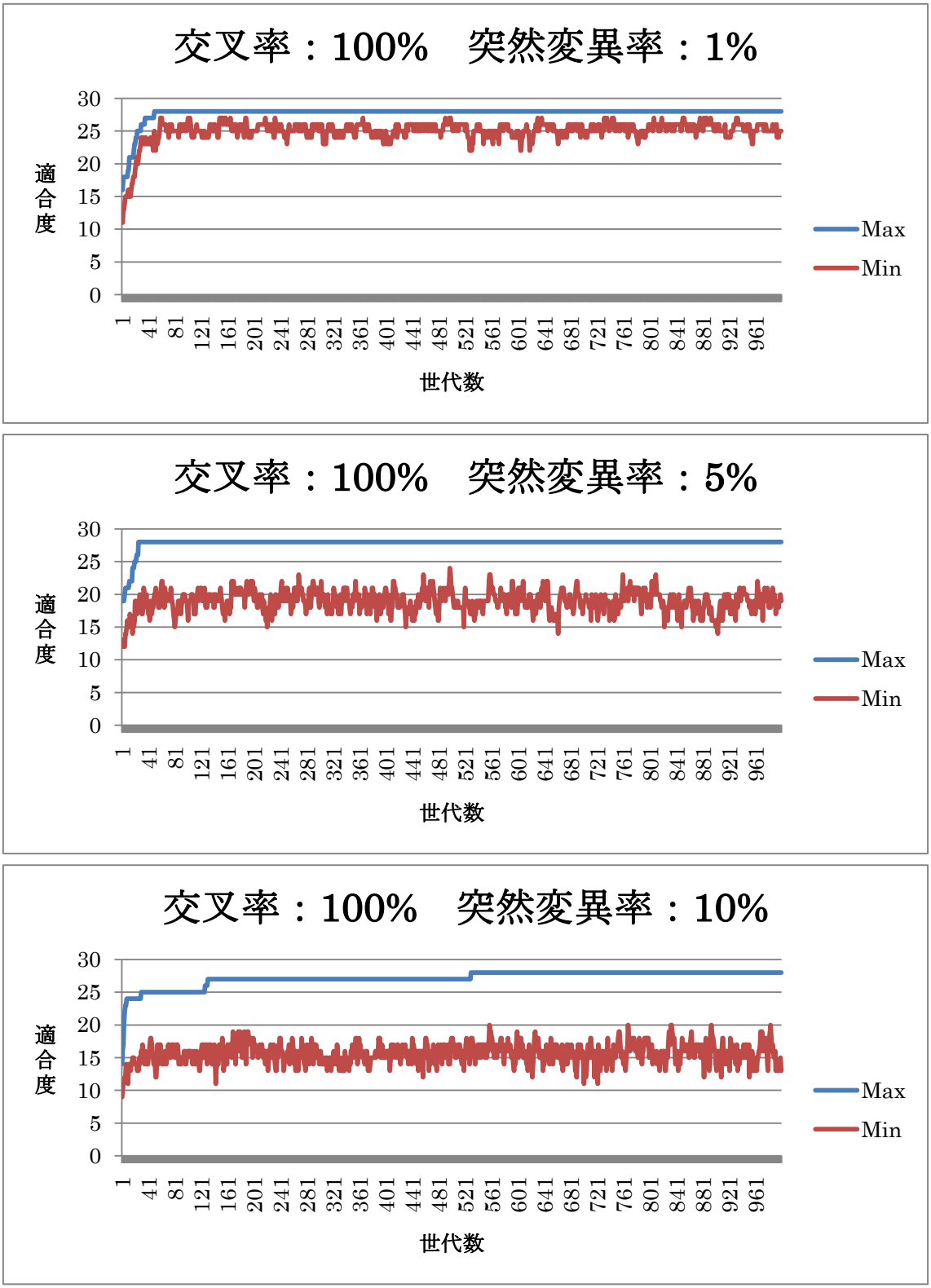


図 5.2　交叉率を固定し，突然変異率を変化させたグラフ

5.1.2　考察

図 5.1 のグラフでは，上から順に，130，50，30 世代で収束することが読み取れ，交叉率と収束する世代数は反比例の関係にあることが明らかとなった．ここで，16 個体内で最も高い適合度が最大値となるとき収束したと定義する．

また図 5.2 のグラフでは，上から順に，50，30，540 世代で収束したのち適合度の最小値がそれぞれ，22，14，11 と，突然変異率に比例して大きく分散していることが読み取れた．図 5.2 に示した分散の増加傾向を更に深く分析するため，交叉率を 100%に固定し，突然変異率を変えながら，収束後の世代を対象に個体群の適合度の最大値と最小値の分散を求めた．ここで求めた分散値と突然変異率のグラフを図 5.3 に示す．

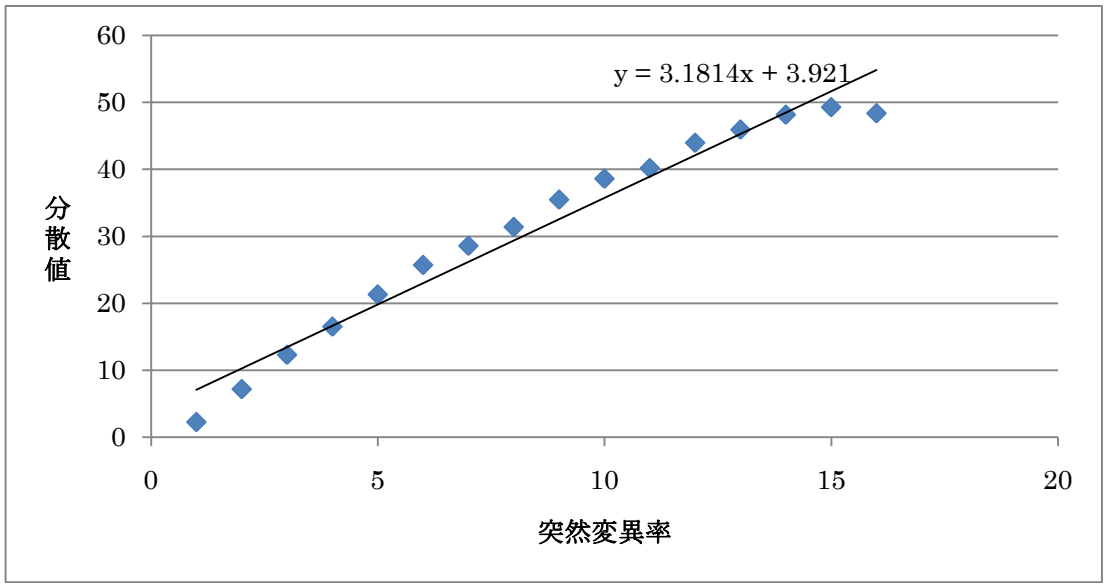


図 5.3　個体群内の適合度の分散

グラフの縦軸は分散値であり，横軸は突然変異率である．グラフから，突然変異率を 1%上げるごとに分散値が 3%ずつ増えているのが分かる．これは，どのくらいエリート個体に適合度が近い個体が個体群に含まれているかを意味している．たとえば，突然変異率を 10%に設定して GA を行った場合，エリート個体とは約 35%異なる個体が生成される．また，実験において突然変異率を 15%以上に設定したとき世代数を 1 万に増やしても，図 5.4 の事例のように適合度が最大値に達しない場合があった．

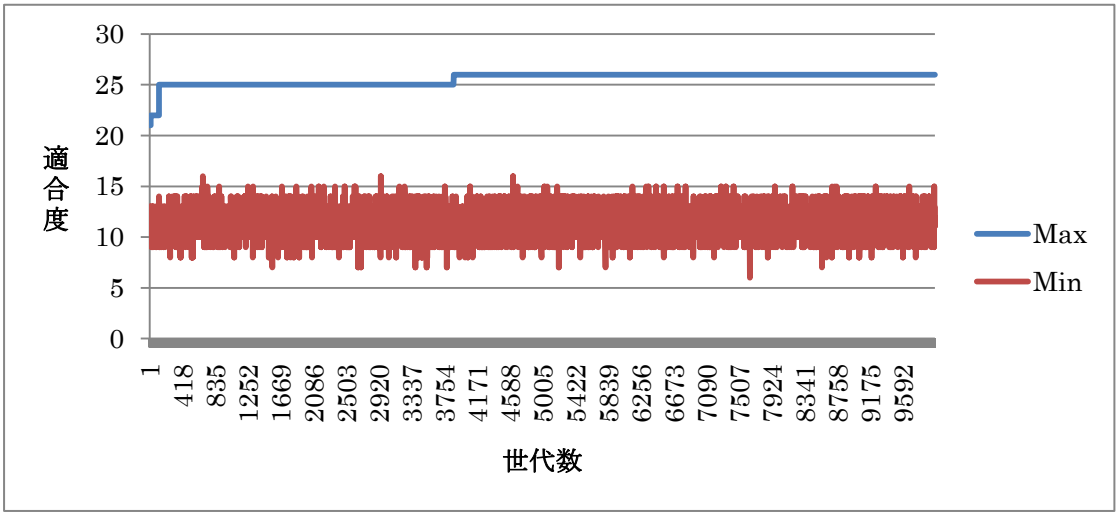


図 5.4　最大値に到達しない例(突然変異率：30　交叉率：100)

次に，システムが GA を自動で一定世代繰り返すことが有意であるかについて考察する．一般的な IGA では，一世代ごとにユーザの評価を必要とするが，本研究ではユーザ負荷を軽減するためシステム側で一定世代繰り返しを行う．これを評価するため，世代ごとの個体群内の適合度の最大値と最小値の差を求め，図 5.5 に示した．グラフから，世代数が 1 のときよりもある程度世代が進んだときの差の方が大きいことが分かる．この結果から，世代を進めるにつれ，適合度の最大値に近づきながら，個体群内の個体の多様性を大きくできると考えられる．

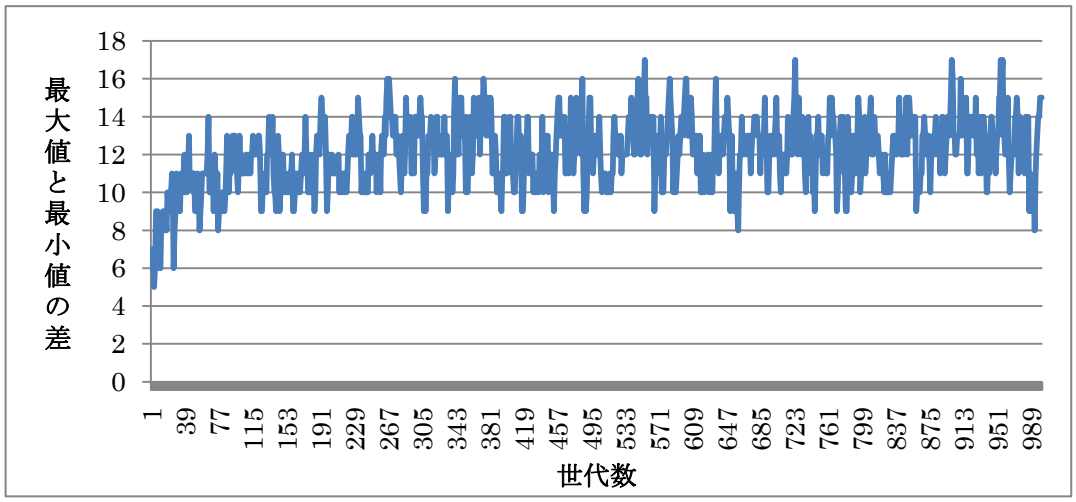


図 5.5　適合度の最大値と最小値の差(突然変異率：10%　交叉率：0%)

ここで，グラフの横軸は繰り返し世代数を，縦軸は提示候補内の適合度の最大値と最小値の差を表している．

5.2　出力結果

本節では，本研究で開発したツールから得られるデザイン候補の一例を示す．図 5.6 に示すホイールに描かれている赤い線はスポークの中心線であり，赤い線が含まれている領域をスポークとする．また，実際にツールを用いて候補からデザインを選択しデータを出力した．このデータから POV-ray を用いて 3DCG を作成した．図 5.7 がその出力結果である．このように多様なホイールデザインの例を短時間で表示しながら，自分の所望するものへと効率よく絞り込みができるコンセプトデザインの支援ツールを構築できた．

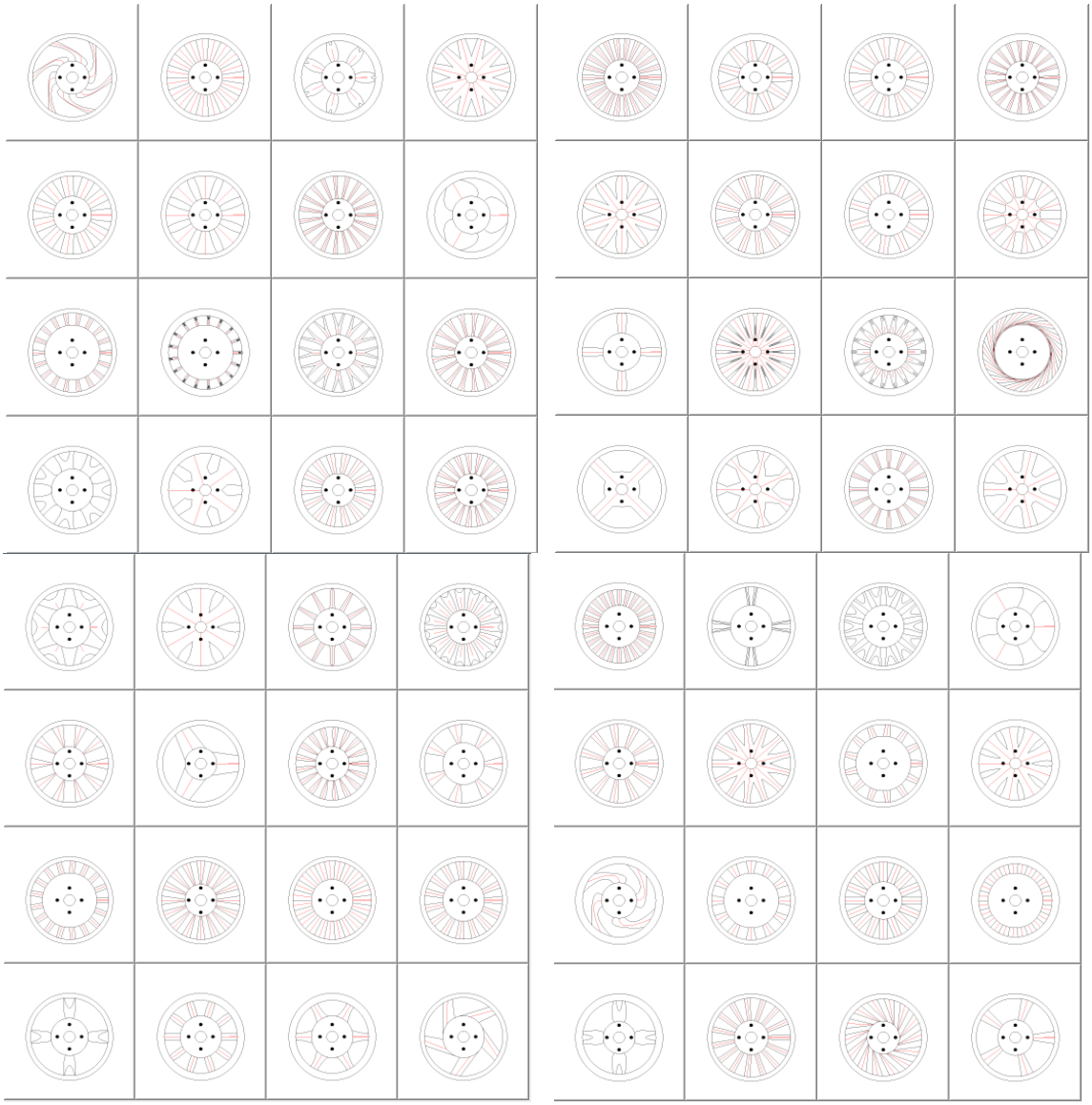


図 5.6　ホイールデザインの候補

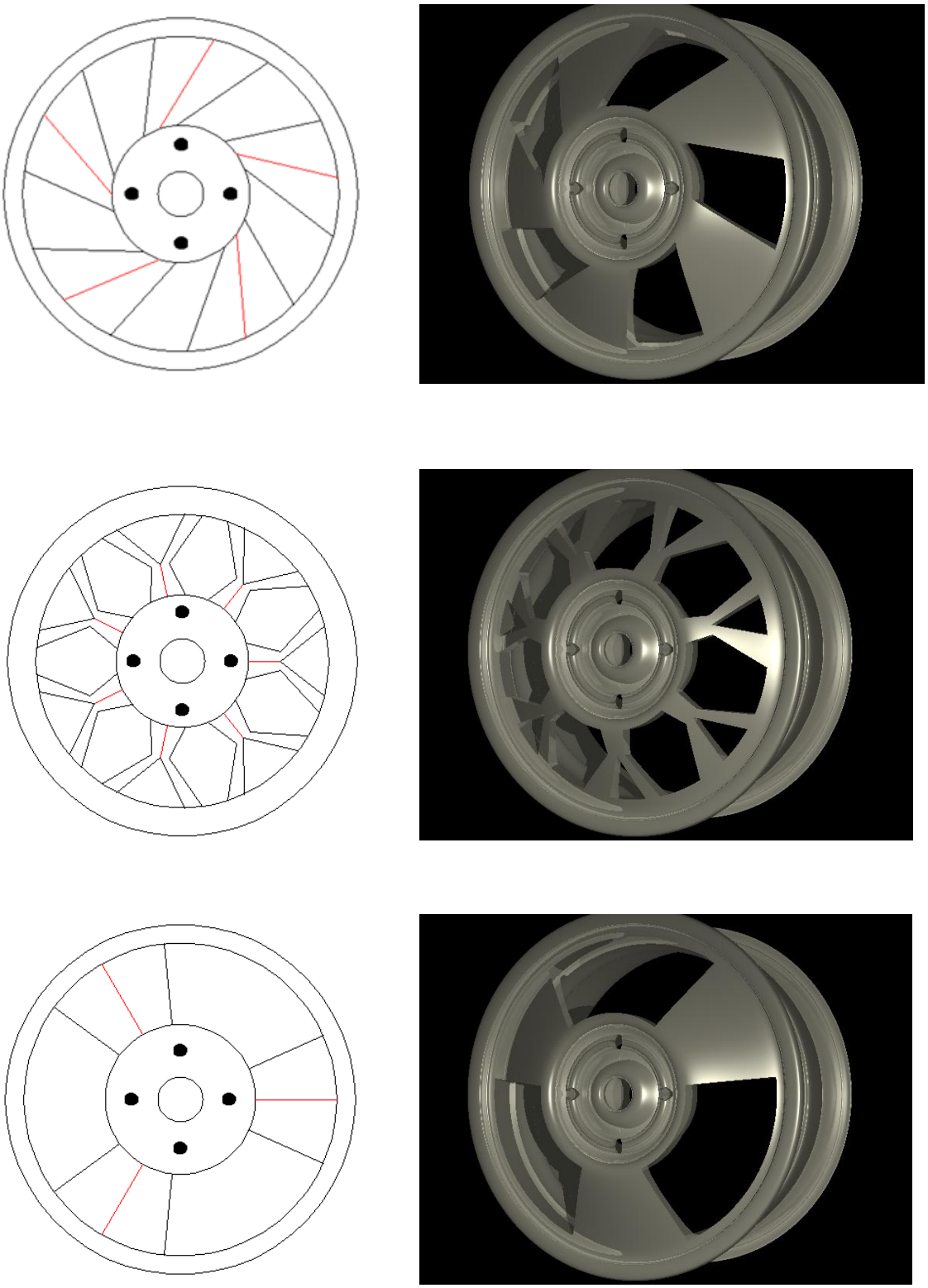


図 5.7　左：選択したデザイン　右：POV-ray の出力結果

第　6　章
おわりに

本章では，本研究のまとめと今後の課題，展望について述べる．

6.1　まとめ

本論文では，自動車ホイールのコンセプトデザインを支援するツールの開発を行い，その評価実験の結果を述べた．

第 1 章では，研究における背景と目的について述べた．第 2 章では，本研究の目的であるデザイン支援に関する研究を紹介し，本研究で利用した GA と Procedural Modeling について簡単に触れた．更に，本研究と同様に対話型 GA を用いて支援を行った研究についても触れた．また，既存の研究と本研究の差異を挙げ，本研究の位置付けについて述べた．第 3 章では，本研究のホイール形状のデザイン候補提示手法の提案を行った．ホイール形状のデザインをパラメータ化し，様々なパラメータの組み合わせを提示することで，多様なデザインの提示を可能とした．また，ユーザの主観を評価関数とした対話型 GA を用いることで，形状デザインの絞り込みをパラメータの組み合わせ問題として落とし込むことができた．4 章では，3 章で述べたホイールのデザイン候補提示手法の実装方法を述べた．まず，本研究で開発したツールのインターフェースについて説明した．次に，デザインを付加するベースとなるホイールの作成方法について述べ，GA を用いる為の初期解の生成方法を記した．続いて，遺伝子を決定する為に用いる GA のパラメータ設定を記した．最後に，遺伝子からホイールのデザインを生成する方法を記述し，フリーの 3DCG ソフトウェアである POV-ray で読み込むための方法を記した．5 章では，評価実験に対する考察を行い，本研究で開発したツールによる出力結果を示した．

6.2　今後の課題

本研究ではホイールデザインを構成するパラメータはすべて同列に扱っている．これにより，例えばスポークタイプの変化といった視覚的に大きな変化とスポーク幅の増減のような小さな変化が同じ確率で起こり得る．評価実験からわかるとおり，ユーザは形状の変化が大きい部分に着目し易い傾向がある．ユーザの主観を評価関数とし効率よく多様なデザインの提示を行うためには，認知の観点からも，パラメータによって変化する確率に差異を付けなくてはならないと考えられる．また，支援する対象であるデザイナに実際にツールを使用してもらい，評価してもらう必要がある．

本論文は，ホイール形状のデザインコンセプトを考えるデザイナのデザイン支援を目的としているが，ホイールの購入希望者の嗜好を反映したデザインのホイールを提示することで，リコメンデーションシステムとしても応用が可能であると考えられる．

参 考 文 献

[1] Generic Work Process , http://project.cmd.hro.nl/.

[2] 野口 尚孝, 永井 由佳里 , デザイン発想支援システムは何を支援しうるのか? , 日本人工知能学会研究発表大会 , 2004.

[3] 市野 順子, 田野 俊一, デザイン描画を支援するユーザインターフェース , 電子情報通信学会論文誌 , pp1693-1709 , 1999.

[4] 美馬 義亮, 木村健一, 柳英克, 絵画作成ツール:ThinkingSketch , 日本ソフトウェア科学会第 18 回大会 , 2001.

[5] 森 直樹, Java で学ぶ遺伝的アルゴリズム, 共立出版株式会社, 2007.

[6] 山川 望, 廣安 知之, 三木光範, 対話型遺伝的アルゴリズムを用いたデザイン支援システムにおけるユーザの嗜好情報の抽出と利用, 日本人工知能学会研究発表大会, 2007

[7] 中洲 俊信, N. P. Chandrasiri, 苗村 健, 原島 博：”対話型遺伝的アルゴリズムを用いた似顔絵作成”, 信学技報, HIP2002-68, Vol.102, No.735, pp.31--36(2003.3).

[8] 徐 琴瑩, 狩野 均, 遺伝的アルゴリズムを用いた対話型室内レイアウトシステムの開発, 情報処理学会66回全国大会, 2008.

[9] Yen-Wei Chen, Kanami Kobayashi, Hitoshi Kawabayashi, Xinyin Huang , “Application of Interactive Genetic Algorithms to Boid Model Based Artificial Fish Schools”, KES 2008, Part II, LNAI 5178, pp. 141–148, 2008.

[10] Dun-wei Gong , Xiao-yan Sun , Jie Yuan , ”Interactive Genetic Algorithms with Individual’s Uncertain Fitness” , ISBN 978-953-307-008-7, pp. 572, October 2009.

[11] Hee-Su Kim, Sung-Bae Cho , “Application of interactive genetic algorithm to fashion design”, Elsevier Science Ltd , 2000.

[12] Hyeun-Jeong Min and Sung-Bae Cho , “Creative 3D Designs Using Interactive Genetic Algorithm with Structured Directed Graph” , PRICAI 2004, LNAI 3157, pp. 391–400, 2004.

[13] Noriko Okada , Mitsunori Miki , Tomoyuki Hiroyasu , and Masato Yoshimi , “Classified-Chime Sound Generation Support System Using an Interactive Genetic Algorithm” , ICAISC 2010, Part II, LNAI 6114, pp. 173–180, 2010.

[14] Justin Legakis , Julie Dorsey , Steven Gortler , “Feature-based cellular texturing for architectural models” , SIGGRAPH 2001, August 12-17, 2001

[15] Ken Perlin , “Improving Noise” , SIGGRAPH '02.

[16] Przemyslaw Prusinkiewiczy, Mark Hammely and Eric Mjolsnessz, “Animation of Plant Development”, In SIGGRAPH ’93, pp. 351–360, 1993.

[17] O. Šťava, B. Beneš, R.Mˇech, D. G. Aliaga and P. Krištof1, “Inverse Procedural Modeling by Automatic Generation of L-systems”, EUROGRAPHICS 2010, 2010.

[18] Przemyslaw Prusinkiewicz , Mitra Shirmohammadi , Faramarz Samavati, “L-systems in Geometric Modeling”, EPTCS 31, pp. 3–14, 2010.

[19] Cristian Sminchisescu , Allan Jepson , “Generative Modeling for Continuous Non-Linearly Embedded Visual Inference” ,

[20] Paul Merrell , Eric Schkufza , Vladlen Koltun , “Computer-Generated Residential Building Layouts” , SIGGRAPH ASIA '10 ACM SIGGRAPH Asia 2010.

[21] 日本自動車用品・部品アフターマーケット振興会(NAPAC)JAWA事業部 “JAWA Operation division” , http://www.jawa.jp/ .

[22] Auto Culture Service Shop Craft, http://www.rakuten.ne.jp/gold/craft-web/

[23] D. E. Goldberg. Genetic Algorithms in search, optimization and machine learning. Addison-Wesly, 1989.

謝辞

本研究を進めるにあたり，宮田一乗教授には，多くのご指導・ご助言を頂き心から感謝致します．また，博士の先輩方には，普段から公私共に様々なアドバイスを頂き，心より感謝いたします．

また，本研究と関連した副テーマにおいて的確なご指導を頂いた梅本勝弘教授，中間審査において貴重なご指摘を頂いた先生方，深く感謝いたします．

最後に，宮田研究室で共に過ごした皆様に心より感謝いたします．