

# 多目的遺伝的アルゴリズムを用いた配管設計

## A Pipe Arrangement using Multi Objective Genetic Algorithms

九州大学工学部

池平 怜史

九州大学大学院工学研究院

木村 元

九州大学大学院工学研究院

梶原 宏之

Satoshi IKEHIRA, Faculty of Engineering, University of Kyushu

Hajime KIMURA, Graduate School of Engineering, University of Kyushu

Hiroyuki KAJIWARA, Graduate School of Engineering, University of Kyushu

**Abstract:** A pipe arrangement of ships has been enabled to be more efficient and economical by development and spread of CAD(Computer-Aided Design). But most of designing are designed by hand in shipyard. In this paper, we formulate the problem of pipe arrangement in a space such as engine room where many pipes exist closely and are to avoid some obstacles. This problem is a compound problem of large-scale numeric optimization and combinatorial optimization. It is difficult to optimize it in usual methods such as Random Search. Therefore we propose Multi Objective Genetic Algorithms suitable for this problem. We demonstrate that those algorithms can efficiently optimize the pipe arrangement.

## 1 はじめに

近年、韓国ならびに中国における造船業の躍進は目覚ましく、日本の造船業をとりまく環境は一層厳しさを増しており、設計の最適化が求められている。船舶の配管設計は、CAD (Computer-Aided Design) の発達、普及により以前より効率的・経済的になったものの、未だ設計者の経験に頼る部分が多い。特に本論文で対象としている造船所では、エンジンルームの配管作業は大まかな部分は最初に設計されているものの、大部分は現場で実際に配管を行う作業者がその場で配管しており効率的ではない。

本研究では、エンジンルームのような、パイプが密に存在し、障害物を避けて配管しなければならない空間での配管設計問題を定式化する。本問題は、大規模な数値最適化と組合せ最適化の複合問題かつ多目的最適化問題となっており、通常最適化手法では解くのが困難である。

多目的最適化問題は、実世界の問題は多目的なものが多く非常に重要な問題であり、一般に完全最適解を得ることはできないため、トレードオフを表す解の集合であるパレート最適解という別の概念を用いて解探索を行う [1, 2]。GA は、自然界における生物の進化をモデル化した確率的最適化手法の一つであり、GA を多目的へ応用した多目的 GA では、評価項目の優先度を定義することなく、一度の思考により幅広い領域の解候補を得ることができ、パレート解を効率的に求める強力な方法として注目されている。そこで、本問題に適した多目的遺伝的アルゴリズム (Multi Objective Genetic Algorithms : MOGA) を提案し、実験によりその有用性を示す。

## 2 配管問題の定式化

### 2.1 パイプの生成

ある 3 次元空間を指定し、その空間内で障害物を避け、パイプの長さの総和が短くなるように配管する問題を考える。配管設計では、まずパイプの始点、終点の位置を決め、その間をどういう道筋で配管するかが問題となる。そこで、始点、終点の座標、その点でのパイプの伸びる方向 (方向ベクトル) が与えられた時に、配管経路を生成することを考える。

経済的な面から考えると、パイプの長さはできるだけ短くなるのが求められ、工作上の面から考えると、できるだけ工作の手間が省かれることが求められる。パイプ部材は J I S 規格に定められており、その規格に基づいたパイプ部材を使用するのが経済的にも好ましい。パイプを直角に曲げる時は、J I S 規格で定められた部材で、2 本のパイプを溶接して繋げる。それに対し、任意の角度に曲げる時は、プレス機を用いて 1 本のパイプをその角度に曲げなければならない。この作業は非常に手間がかかるので、パイプは直角に曲がるものとし、設計上の要求 (下水管等は自然に流れるようにある傾斜をつけて配管する) がある場合は、方向ベクトルで与える。

始点、終点を結び配管経路を設計するという事は、折れ曲がる点 (節点) を定めることである。方向ベクトルの値によって mode-1, mode-2, mode-3 に分け、節点の数、始点終点からの位置関係によって生成パターンを Fig.1, Fig.2, Fig.3 に示すように定める。パイプは生成パターン

と3個の実数ベクトル  $(x_0, x_1, x_2)$  により一意に定まる。節点の数をさらに増やすことで生成パターンを増やすことも考えられるが、工作上、節点の数は少ないほど好ましく、パイプ同士の接触、障害物との接触を避けることができる最小限の節点の数で設計する。

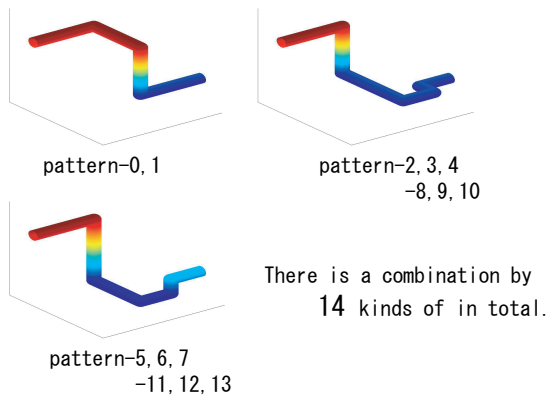


Fig. 1 : mode-1

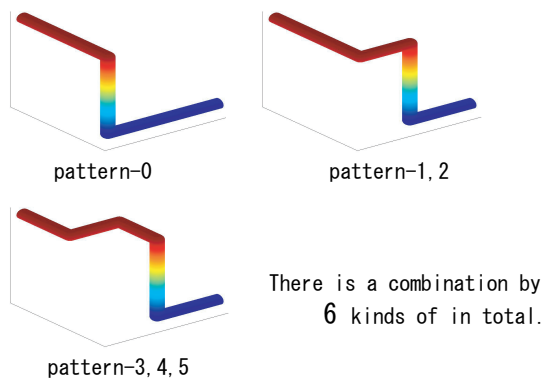


Fig. 2 : mode-2

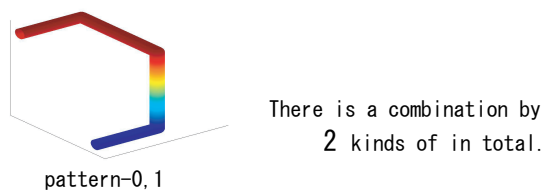


Fig. 3 : mode-3

## 2.2 パイプ同士の接触

2つのパイプの半径をそれぞれ  $r_0, r_1$  とする。また、それぞれのパイプの中心線間の最短距離を  $d$  とすると、これらのパイプが存在する範囲で、

$$d \leq r_0 + r_1 \quad (1)$$

の時、この2つのパイプは接触している。

しかし実際の設計では、パイプを繋ぐ際フランジと呼ばれる部材を用い、その大きさも考慮しなければならない。フランジの大きさはパイプの径によって定まっており、その大きさを考慮して接触を判断する。

## 2.3 障害物との接触

障害物は直方体で与え、直方体を有限個配置することで、複雑な形状の障害物も表現することができる。

空間内に障害物が存在する場合、それを避けて配管しなければならない。障害物と接触した場合は致死解として再生成する方法が考えられるが、実際の設計では、障害物の配置やパイプの制約条件によって完全に避けることができない場合が存在する。例えば、パイプのメンテナンス等のために人間が通れるスペースなどがそれに当たる。この時、完全に避けなくてもよいが、できるだけスペースを作らなければならない。そこで、障害物に対しての評価式を提案する。

[ 障害物に対する評価式 ]

パイプが障害物の中心を通過ほど、また障害物内を通過するパイプの長さが長いほど評価としては悪くなるという観点から、以下の評価式を提案する。

$$f_{obstacle} = \sum_{l=1}^{n_o} \sum_{k=1}^{n_p} (b_{kl} - \bar{a}_{kl} + A_l) \quad (2)$$

$b_{kl}$  :  $k$  番目のパイプで  $l$  番目の障害物内を通過している長さ

$\bar{a}_{kl}$  :  $k$  番目のパイプで  $l$  番目の障害物内を通過している部分を節点ごとに切断し、それぞれの重心との距離の平均

$A_l$  :  $l$  番目の障害物の重心と頂点との距離

$n_o$  : 障害物の数

$n_p$  : パイプの本数

障害物と全く接触していない場合、評価式は0となる。Fig.4 に評価式の計算例を示す。

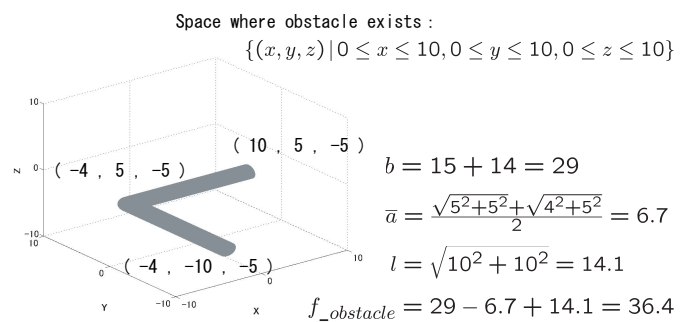


Fig. 4 An example calculation of the obstacle function

### 3 配管最適化のための多目的 GA の設計

#### 3.1 コード化 / 交叉設計 :

##### Crossover with Two Gene (XTG) の提案

関数最適化において伝統的に広く用いられてきたコード化 / 交叉はビットストリング上で定義されたバイナリーコーディングおよびグレイコーディングと、その上で定義された一点交叉、二点交叉、一様交叉である。近年では、表現型空間と遺伝子型空間の位相構造が一致した実数ベクトルをコード化の方法として採用し、その上で交叉方法を実装した実数値 GA が提案されている [3]。本問題では、1本のパイプは生成パターンと実数ベクトルにより一意に定まり、組合せ最適化と数値最適化の複合問題となっており、従来のコード化手法では困難である。そこで、染色体のコード化として生成パターンと実数ベクトルを組合せたもの（生成遺伝子）を遺伝子とする個体を生成する。

交叉方法としては、2 遺伝子交叉 (Crossover with Two Gene; XTG) を提案する。XTG は、Fig.5 に示すように、障害物との接触情報を持った遺伝子 (障害物遺伝子) を用いて 1 つの子を生成する。基本的には親の生成遺伝子のどちらかを引き継ぐか、新しい生成遺伝子が生成され、障害物遺伝子は子がどの生成遺伝子を持つようになるのか補助的に用いられる。あるパイプについて、両親共に障害物を避けている場合はどちらかの遺伝子を、両親の片方だけが障害物を避けている場合はその親の遺伝子を、両親共に障害物と接触している場合はランダムに生成する。XTG は、障害物に対する評価値を優先的に改善することを目標とした交叉方法である。障害物と接触していない生成遺伝子を引き継ぐことで、そのパイプは再び障害物を避けることになり、全体として障害物に対する評価値が改善される可能性が高くなると考えられる。パイプの長さはランダム的に変化し、良好なものを選ぶことになる。しかし、この方法では生成遺伝子をそのまま引き継ぐので、ある生成遺伝子の組に収束し、解の改善が望まれなくなる可能性があるが、次節に述べる修正オペレータの影響でその可能性は低くなる。

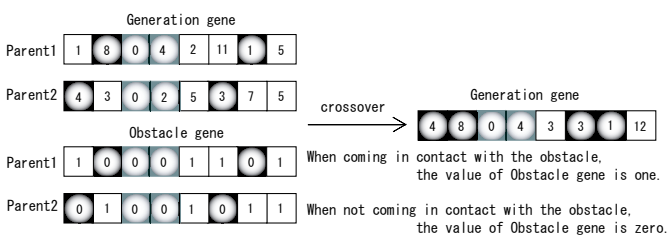


Fig. 5 : Crossover with Two Gene; XTG

#### 3.2 修正オペレータの必要性

本節では、修正オペレータの必要性を述べ、そのアルゴリズムの概要を示す。

GA の配管問題への適用においては、パイプ本数の増加につれて、実行可能な初期解の生成が急激に困難になるという問題が生じる。初期解の生成においては、生成パターンと実数ベクトルを一様乱数に従って、ランダムに生成するため、パイプ本数の増加に伴い、パイプがお互いに接触している可能性が高くなる。例えば、パイプの径にもよるが、5本の配管問題の場合、ランダムに100個生成するのに数十秒だが、15本の場合は、丸一日かけても生成できない。

GA は多様な実行可能解を生成し、交叉・突然変異・選択を繰り返すことで、解を改善していく。そこで、できるだけ短時間に一様ランダム性を保ったまま実行可能解を生成できる工夫が望まれる。そこで、ランダムに生成された実行不可能なパイプをもとの性質をできるだけ残すように、なるべく少ない修正で実行可能なパイプへ修正する修正オペレータを提案する。

##### [パイプの接触点の数を考慮した修正オペレータ]

ランダムに生成されたパイプを実行可能解へ修正する修正オペレータのアルゴリズムの概要を示す。

1. 接触点の数が多い順にパイプに順番をつける。
2. 1 番目に接触点の数が多いパイプをランダムに再生成し、ステップ 1 へ戻る。この時、 $\alpha$  回連続で同じパイプの場合ステップ 3 へ進む。
3. 2 番目に接触点の数が多いパイプをランダムに再生成し、ステップ 1 へ戻る。この時、1 番目と 2 番目のパイプが  $\alpha$  回連続で同じパイプの場合ステップ 4 へ進む。
4. ステップ 2, 3 と同様に最後のパイプまで繰り返す。
5. 全てのパイプがお互いに接触しなくなるまで、ステップ 1 からステップ 4 まで繰り返す。

$\alpha$  : 脱却数 (slip number)

この修正オペレータが有効に働くことを確認するために、3.4 節に示す配管問題への適用を行った。Fig.6 に、ある 2 種類の致死解から実行可能解に再生成した後の評価値の変化を示す。同じ致死解から 100 回生成した分布図となっている。パイプ 15 本の配管問題で、 $\alpha = 10$  とし、交叉に XTG を用いた。どちらの図においても、致死解の評価値を基準に右上の方に分布している。これは XTG では、パイプ同士の接触を考慮することなく、障害物に対する評価値がよくなるように交叉しているためで、接触しないように再生成することでパイプが障害物と接する部分が増えたからであると考えられる。パイプの長さの変化がなかったり

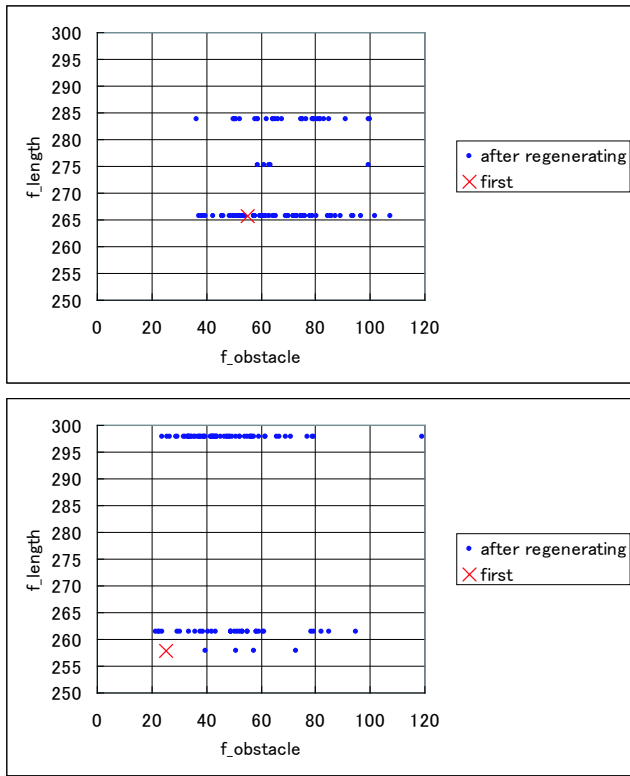


Fig. 6 : Change of evaluation value after regenerating

離散的に変化しているのは、一部のパイプのみの再生成、生成遺伝子の維持を示しているもので、修正オペレータを施しても修正前の生成遺伝子とほとんど変わらないことが分かる。

### 3.3 解法の構成

本節では、提案したコード化 / 交叉を用いて関数最適化のための多目的遺伝的アルゴリズムを設計する。多目的遺伝的アルゴリズムの世代交代モデルは、非パレート解淘汰戦略 [4] に基づくモデルを採用する。非パレート解淘汰戦略とは、交叉により生成された子個体を親個体と合わせてパレート解でない個体を淘汰し、パレート解（他の全ての解に対して、少なくとも1つの評価基準において勝っているような解）のみで次世代の集団とするものである。

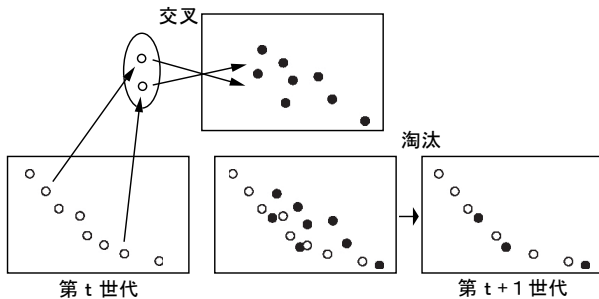


Fig. 7 : generation alternation model

本研究で用いる多目的遺伝的アルゴリズムの手順を次に示す：

1. 初期集団の生成  
ランダムに複数個の解を生成し、それぞれに修正オペレータを適用し、パレート解でないものを集団から削除し、それらを初期集団とする。
2. 複製選択  
集団からランダムに交叉のための2つの親を選択する。
3. 子の生成  
ステップ2で選択された両親に対し、交叉を  $n_c$  回繰り返してそれぞれに修正オペレータを適用し、子を  $n_c$  個生成する。
4. 生存選択  
ステップ3で生成された子集団と現世代の集団を合わせた集団から、パレート解でないものを集団から削除する。
5. ある評価回数まで、ステップ2からステップ4を繰り返す。

### 3.4 パイプ15本の配管最適化

本節では、Table.1 に示す配管最適化問題に前節で示した多目的遺伝的アルゴリズムを適用し、自動設計を行った。また、提案した交叉方法の有効性を確認するために一様交叉 (Uniformal Crossover: UC) との比較実験を行った。実験では、予備実験により、初期集団の生成回数を100、修正オペレータの  $\alpha$  を10、交叉回数を100、一様交叉の突然変異率は0.1とした。

Table. 1 : outline of the problem

	mode-1	mode-2	mode-3
Number of pipes	5	7	3
Number of variables	3	2	1
Number of combinations	14	6	2
Total of variable	15	14	3
Total of combination	537,824	279,936	8
Number of all variables	32		
Number of all combinations	1,204,450,394,000		

Space where pipes arranged:

$$\{(x, y, z) \mid 0 \leq x \leq 10, 0 \leq y \leq 10, 0 \leq z \leq 10\}$$

Space where obstacle exists :

$$\{(x, y, z) \mid 2 \leq x \leq 8, 2 \leq y \leq 8, 2 \leq z \leq 8\}$$

Fig.8, Fig.9, Fig.10 はそれぞれ、初期のパレート解、第100世代 ( $1.0 \times 10^4$  の配管を評価) のパレート解、第1000世代 ( $1.0 \times 10^5$  の配管を評価) のパレート解である。XTGでは、第100世代で障害物を避けた解を得ているのに対し、一様交叉では第1000世代でも解は改善されているものの完全に障害物を避けた解を得ることが出来ていない。XTGは第1000代でも値の改善はわずかで、十分収束していると考えられる。Fig.11にFig.10のXTGで障害物に

対する評価値が0となった解の結果を示す．中央の立方体が障害物であり，パイプが密集したなかで，パイプ同士がお互いに接触しないで障害物を避けて配管できていることが分かる．

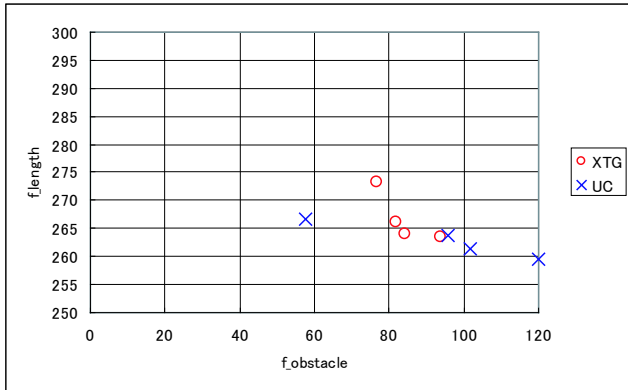


Fig. 8 : First pareto solution

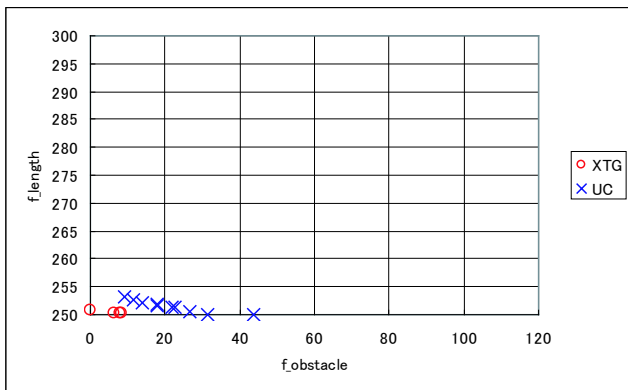


Fig. 9 : Pareto solution of the 100th generation

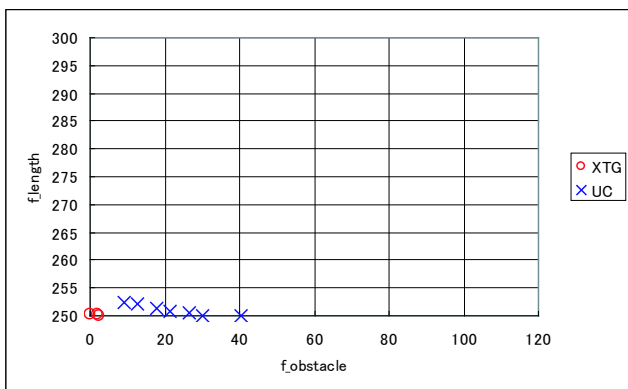


Fig. 10 : Pareto solution of the 1000th generation

#### 4 障害物に対する評価値を優先的に改善する修正オペレータの提案

GA の配管問題への適用において，パイプ本数の増加につれて，実行可能な初期解の生成が急激に困難になること

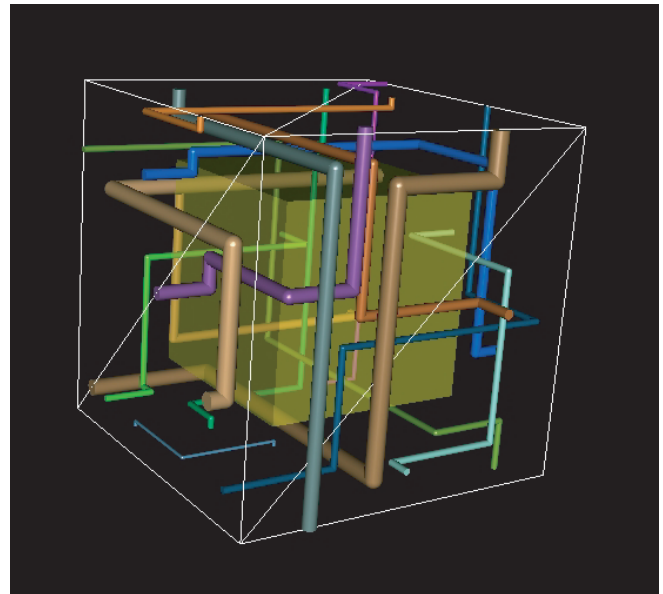


Fig. 11 : Result of 15 pipes arranged

は refmod 節で述べたが，それと同時に，障害物に対する評価値がなかなか改善されない場合がある．そこで次に示す修正オペレータを提案する．

[ 障害物との接触を考慮した修正オペレータ ]

障害物と接触しているパイプを優先的に修正し，全てのパイプが障害物を避ける解へ修正する修正オペレータのアルゴリズムの概要を示す．

1. 障害物と接触しているパイプを全て再生成する．
2. すべてのパイプが障害物を避けると終了．
3. ステップ 1, 2 を  $\beta$  回繰り返す．

$\beta$  : 回避数 ( avoidance number )

この修正オペレータを実行すると，実行不可能な解になる可能性があり，パイプの接触点の数を考慮した修正オペレータと組み合わせることで，効果が発揮されると考えられる．そこで，2つの修正オペレータを合成した新しい修正オペレータを提案する．

[ パイプ同士と障害物との接触を考慮した修正オペレータ : Modification Operator with Contact ( MOC ) ]

1. 障害物との接触を考慮した修正オペレータを実行する．パイプ同士が接触していなければ終了．
  2. パイプの接触点の数を考慮した修正オペレータを実行する．全てのパイプが障害物と接触していなければ終了．
  3. ステップ 1, 2 を  $\gamma$  回繰り返す．
- $\gamma$  : 修正数 ( modification number )

[ パラメータの扱いについて ]

修正オペレータにパラメータを導入しており，任意に定

める必要がある。脱却数  $\alpha$  は、パイプ同士の接触に関するのでパイプの本数に関係している。親の遺伝子をできるだけ引き継いだままでは、できるだけ大きい値であるほうが好ましいが、大きすぎるとなかなか実行可能解を生成できない可能性がある。回避数  $\beta$  は、1つのパイプと障害物との接触に関するのでパイプの本数に関係なく、定めることができ、障害物の大きさ、配置に依存する。修正率  $\gamma$  は、全てのパイプがお互いに接触することなく、障害物を避けて配管するためのパラメータで、パイプの本数に大きく依存している。パイプの本数が増えるにつれ、大きい値となるほうがよいが、探索に時間がかかる。いずれのパラメータにしても、パイプの本数だけでなく径の大きさ・配置にも関係があり、問題設定に大きく依存し、実験的・経験的に求められるものと考えられる。

MOCの有効性を確認するために、配管問題に修正オペレータ MOC を適用し、比較実験を行った。実験では、3.4節と同じ配管問題に対し、アルゴリズムは同じものとし、予備実験によりパラメータは初期集団の生成回数を 20、交叉回数を 20 とする以外は同じものとした。MOC の  $\beta$  を 100、 $\gamma$  を 100 としている。Fig.12, Fig.13 に示すように MOC の効果で初期集団で障害物を避けて解を発見できている。評価時間は MOC を適用した場合の第 100 世代までの時間と適用しない場合の第 1000 世代までの時間が大体同じであった。この時の評価の値を比較すると、MOC を適用しないほうが良好な解を得ている。また、MOC を適用した場合において第 1000 世代のパレート解が第 100 世代のパレート解と同じであり解の改善が見られなかった。交叉方法に関しては、XTG、一様交叉共に差はなかった。これは MOC の効果が強力であるからだと考えられる。

## 5 おわりに

本論文では、空間における配管問題を定式化し、問題に適したコード化/交叉方法、致死解を実行可能解に修正する修正オペレータを提案した。パイプが密に存在し障害物の存在する配管設計問題を設定し、提案手法の有効性を示した。また、障害物を避けて配管する違う手法も提案し効果を得られたことを示した。

障害物に対する評価値とパイプの長さを評価値として多目的最適化を行ったが、実際には、ただ接触しないように配管だけでなく、作業の効率も考え配管しなければならないので、それをいかに評価するかが問題となる。パイプの本数の増加につれて探索時間が増加するので、探索時間を短縮するアルゴリズム、パラメータの設定に関してさらなる知見、改良が必要である。本論文で示した知見は、実際の現場に適用する予定である。実際の現場における本提案手法の有効性の検証は今後の課題である。

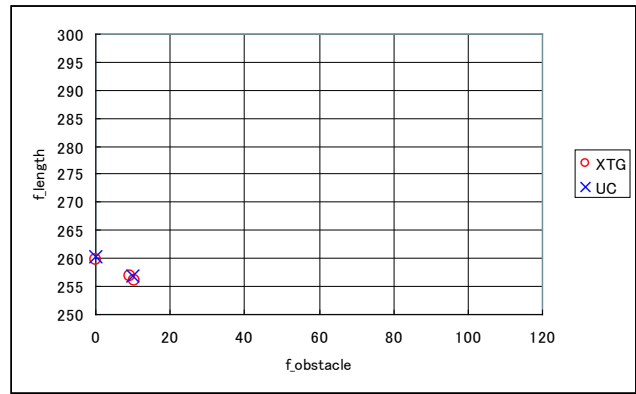


Fig. 12 : First pareto solution with MOC

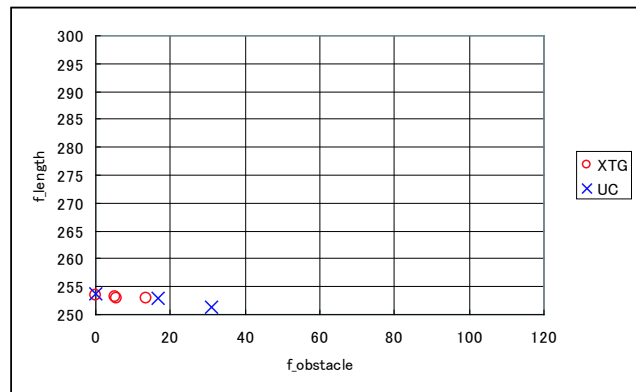


Fig. 13 : Pareto solution of the 100th generation with MOC

## 参考文献

- [1] Coello, C. A. C.: An Updated Survey of Evolutionary Multiobjective Optimization Techniques: State of the Art and Future Trends, Proc. Congress on Evolutionary Computation 1999, pp.3-13.
- [2] Corne, D.W., Knowles, J.D. and Oates, M.J.: The Pareto Envelope-Based Selection Algorithm for Multiobjective Optimization, Parallel Problem Solving from Nature 6 (PPSN2000),pp.839-848.
- [3] 小野 功, 佐藤 浩, 小林 重信:単峰性正規分布交叉 UNDX を用いた実数値 GA による関数最適化, 人工知能学会誌, Vol.14, No6, pp.1146-1155 (1998)
- [4] 小林重信, 吉田幸司, 山村雅幸: GA によるパレート最適な決定木集合の生成, 人工知能学会誌 Vol.11, No.5, pp.778-785 (1996)