FLC 制御の遺伝的アルゴリズムによる 多目的システム信頼性最適設計

正 員 棕 田 實^{*,**} 正 員 辻 村 泰 寛^{**}
正 員 玄 光 男^{*}

Optimization of Multiobjective System Reliability Design Using FLC controlled GA

Minoru Mukuda^{*,**}, Member, Yasuhiro Tsujimura^{**}, Member, Mitsuo Gen^{*}, Member

A practical optimal reliability design of a system required high system reliability could be formulated as an appropriate mathematical programming model, however, because in the real world, we should concern some kinds of decision criteria. Particularly, system reliability and construction cost are basically conflict each other, so that when taking both of them into consideration, the system reliability design model can be formulated as a bi-objective mathematical programming model. In this research, we consider a bi-criteria redundant system reliability design problem which is optimized by selecting and assigning system components among different valuable candidates for constructing a series-parallel redundant system. Such a problem is formulated as a bi-criteria nonlinear integer programming (bi-nIP) model. In the past decade, several researchers have developed many heuristic algorithms including genetic algorithms (GAs) for solving multi-criteria system reliability optimization problems and obtained acceptable and satisfactory results. Unfortunately, the Pareto solutions obtained by solving a multi-objective optimization problem using a GA cannot be guaranteed its quality, and the number of the Pareto solutions obtained is sometimes not so many. In order to overcome such problems, we propose a hybrid genetic algorithm combined with a Fuzzy Logic Controller (FLC) and a local search technique to obtain the Pareto solutions as many and good as possible. The efficiency of the proposed method is demonstrated through comparative numerical experiments.

キーワード : 多目的システム信頼性最適設計問題, 遺伝的アルゴリズム, 局所探索技法, ファジィ論理制御

Keywords : Multiobjective Optimization, System Reliability Design, Genetic Algorithm, Local Search, Fuzzy Logic Controller

1. まえがき

現代社会において情報通信の確保は非常に重要な課題である。通信システムは都市間を結ぶ中長距離通信システム, 都市内の拠点を結ぶ都市通信システム, ビルやキャンパス内の機器を結ぶ構内通信システム, 個人住宅等を結ぶ宅配通信システムがある。それぞれの通信システムは目的と環境が異なる。中長距離通信システムの実際は, 光ファイバー通信システムと衛星通信システムである。中長距離光ファイバー通信システムの設計では, 高信頼性と高稼働率, コストが重要な検討事項である。この中長距離通信システ

ムは 24 時間, 365 日の無停止運転を要求されている。また, 故障の修理や保守を行うときも通信に影響がないことが求められる。なお, 海底ケーブルなどの様に容易に機器の交換ができない環境も存在する。

このような通信システムでは, 装置の容量や重量など資源の制約下において, 各サブシステムのユニットの選択, または冗長ユニットを配分することでシステム信頼度を最大化する最適設計問題がある。このように信頼度を最大化する問題は単一目的の非線形整数計画 (nonlinear integer programming: nIP) モデルとして定式化される。また, 信頼度とコスト, 稼働率とコストのように競合関係にある目的関数を想定する。このような複数の評価基準 (目的) を伴う最適化問題は多目的な非線形整数計画として定式化される⁽¹⁾。

遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm: GA) の持つ多点探索という特徴に注目し, 直接にパレート解集合を求めることを目的とした多目的 GA に関する研究が報告され, その有

* 早稲田大学大学院情報生産システム研究科
〒808-0135 福岡県北九州市若松区ひびきの 2-7
Waseda University, Graduate School of Information, Production
and Systems, Gen Mituo Labs. ,

2-7 hibikino wakammatuku kitakyuushu-shi, fukuoka 808-0135
** 日本工業大学情報工学科
〒345-8501 埼玉県南埼玉郡宮代町学園台 4-1
Nippon Institute of Technology,
4-1 gakuendai miyashiro, minami saitama, saitama 345-8501

効性が検証されている⁽²⁾⁽³⁾。しかし、GA は多点探索による大域探索には優れているが、局所探索の機能は劣っている。このため厳密解法に比べ最終的に得られる解の精度が劣る可能性が高いという問題点がある⁽⁴⁾。また、GA は集団のサイズ、最大世代数、交叉確率、突然変異確率などのパラメータを事前に調整することが必要である。それらの値が適切に選択されていない場合にはGA の性能が低下、あるいは早熟を誘発する可能性もあり、かなりの数値実験を必要とする⁽⁵⁾。

本稿では、多目的非線形整数計画問題として定式化されるシステムの信頼度とコストの最適化を目的とした冗長ユニット選択・配分問題に対し、合理的な計算時間で多くのパレート解を求めるために、

- 1) ペナルティを導入した評価関数
- 2) 局所探索法として改訂シプレックス探索法、
- 3) GA パラメータ制御としてファジィ論理制御技法 (Fuzzy Logic Controller: FLC)

を組合せた新しいハイブリッド型遺伝的アルゴリズムを提案する。また、多目的非線形整数計画問題には多くのパレート解が存在するが、これらの中から最良な妥協解を見つけ出すのは意思決定者にとって容易ではない。そこで、最良な妥協解の案を決定するために、各目的関数に関する重みを考慮したMDI (Method of Displaced Ideal) 技法を用いた選択方法を提案する。さらに、これらの提案手法の有効性を数値実験により検証する。

2. 信頼性最適化モデル

高信頼化を実現する最も代表的な方法の1つに冗長化設計がある⁽⁶⁾。冗長化設計はフォールトトレランスなシステムを実現するための方法である。「安定した運用」という目的を実現するためには、高い信頼性が要求される。冗長性を持たせるには予備機器が必要である。しかし、予備機器を設置することは設置や運用に関わるコストが高くなるため、経済性の低下につながる恐れがある。したがって、これらの高信頼性システムを実現するためには、高い信頼性と経済性の両方を考慮しなければならない。信頼性と経済性を考慮して、効果的に冗長化設計を導入することは、二目的非線形整数計画 (bi-criteria nonlinear integer programming: bi-nIP) 問題への定式化により具体化される。システム信頼度の最大化とシステム構築コストの最小化を同時に考慮する。

そのような最適設計問題で想定するシステムは、 n 個のサブシステムからなり、第 j サブシステムは同じ信頼度を持つ x_j 個のユニットが並列に冗長構成とする。なお、各サブシステムのユニット数 x_j は決定変数である。高信頼化システムを設計するために必要な i 種類諸資源の非線形制約条件 $g_i(\mathbf{x})$ ($i=1,2, \dots, m$) の下で、目的関数である非線形な信頼度 $R(\mathbf{x})$ とシステムのコスト $C(\mathbf{x})$ を最適化する問題は、次のような bi-nIP モデルに定式化される⁽⁷⁾。

bi-nIP:

$$\max \quad f_1(\mathbf{x}) = R(\mathbf{x}) = \prod_{j=1}^n r_j(x_j) \quad \dots\dots\dots (1)$$

$$\min \quad f_2(\mathbf{x}) = C(\mathbf{x}) = \sum_{j=1}^n c_j(x_j) \quad \dots\dots\dots (2)$$

$$\text{s.t.} \quad g_i(\mathbf{x}) = \sum_{j=1}^n g_{ij}(x_j) \leq b_i, \quad i=1,2,\dots,m$$

$$x_j^L \leq x_j \leq x_j^U : \text{integer}, \quad j=1,2,\dots,n$$

ここで、 $\mathbf{x}=[x_1 \ x_2 \ \dots \ x_n]$ で、 $r_j(x_j)$ と $c_j(x_j)$ はそれぞれサブシステム j におけるユニットの信頼度とコストであり、 b_i は資源 i の制限量、 x_j^L と x_j^U はユニット数 x_j の下限と上限である。

このモデルを、 n 個の決定変数、 m 個のシステム制約条件、 q 個の目的関数を伴う多目的非線形整数計画問題に一般化すると、次のように書き直すことができる⁽³⁾。

mo-nIP:

$$\min \quad z_t = f_t(\mathbf{x}), \quad t=1,2,\dots,q \quad \dots\dots\dots (3)$$

$$\text{s.t.} \quad g_i(\mathbf{x}) \leq b_i, \quad i=1,2,\dots,m$$

$$x_j^L \leq x_j \leq x_j^U : \text{integer}, \quad j=1,2,\dots,n$$

ここで、 $f_t(\mathbf{x})$ は t 番目の非線形な目的関数、 $g_i(\mathbf{x})$ は i 番目の非線形なシステム制約条件である。なお、目的値 z_t は正の値をとる。

情報通信システムの場合、高信頼化と低コスト化、高稼働率化と低コスト化は競合する問題であり、信頼度や稼働率、コストを最適化するシステム設計では、コストと信頼性 (信頼度、稼働率、MTBF 等) のトレードオフを熟慮しなければならない。このため、現実的には状況・環境に応じて適切な妥協点を求める必要がある。

3. ハイブリッド化戦略

多目的最適化問題では、複数の目的関数 $f_t(\mathbf{x})$ の間にトレードオフの関係があり、すべての目的関数を同時に最小化することはできない。

目的関数間でのトレードオフをバランスさせうる解に対して、解の優越関係に基づいて定義される「パレート最適解」が重要な概念となる⁽⁸⁾。

パレート最適解 (パレート解) の定義⁽⁸⁾

実行可能解の集合を E とするとき、ある解 $\mathbf{x}' \in E$ に対して、次の条件を満たすような $\mathbf{x} \in E$ が存在しなければ、 $\mathbf{x}'$ は他の解に優越すると言い、パレート最適解 (あるいは準最適解) と呼ぶ。パレート解の更新は、この定義に基づいて、進化過程の各世代で実行する。

$$f_i(\mathbf{x}) \leq f_i(\mathbf{x}'), \quad \forall i \in \{1,2,\dots,q\}$$

$$f_j(\mathbf{x}) < f_j(\mathbf{x}'), \quad \text{at least one } j \in \{1,2,\dots,q\}$$

このパレート最適性を満足する解は複数個あり、これらを数多く列挙し、それらの中から効率的に最良な妥協解を求めることが要求される。

図1は提案するハイブリッドGAの全般的な流れを表している。図2は1世代の親染色体から子を生成する流れを表している。GAの初期染色体集団はユニット数を x_j^L と x_j^U の

図1 ハイブリッドGAの全般的な流れ
Fig. 1. Outline flow of the hybrid GA.

範囲で、ランダムに生成する。次に、各目的関数の評価値に基づいて初期パレート解を生成する。GAの各世代において、染色体集団に対して局所探索 (Local Search) 技法を適用することでパレート解の縁側部探索の向上を図る。

本論文では局所探索として改訂シンプレックス探索法の考え方を採用している。また、GAの各世代の終りでファジィ論理制御 (FLC) を用いてパラメータ値 (交叉確率と突然変異確率) を自動的に調節して更新する。さらに、GAが終了した後、MDI 技法を用いて、最終的に得られたパレート最適解の中から最良な妥協解を求める。

〈3・1〉 GAの実装

(1) 遺伝子表現 ひとつの解をひとつの染色体とする。 n 個の決定変数からなる染色体 $\mathbf{v}_k$ を k 番目の解として表現する。

$$\mathbf{v}_k = \mathbf{x}_k = [x_{k1}, \dots, x_{kj}, \dots, x_{kn}] \quad (k=1, 2, \dots, pop_size)$$

ここで、 pop_size は染色体集団の大きさである。

(2) ペナルティー GAによって生成された染色体がシステム制約条件を満たさないことがあるため、そのような染色体には、次のようなペナルティー $P(\mathbf{v}_k)$ を与える⁽²⁾。 m は制約条件の数である。

$$P(\mathbf{v}_k) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \frac{\delta(g_i(\mathbf{v}_k)) \cdot (g_i(\mathbf{v}_k) - b_i)}{g_i^{\max} - b_i} \dots\dots\dots(4)$$

$$k = 1, 2, \dots, pop_size$$

ただし、

$$\delta(g_i(\mathbf{v}_k)) = \begin{cases} 0; & g_i(\mathbf{v}_k) \leq b_i \\ 1; & \text{それ以外} \end{cases}$$

$$g_i^{\max} = \max \{g_i(\mathbf{v}_k) | \forall k\}, \quad i = 1, 2, \dots, m$$

これにより、最小化すべき目的関数の値を次のように求

図2 親染色体から子染色体の生成の流れ (*1:パレート保存戦略)
Fig. 2. Outline flow of evolution(*1: Saving Pareto Solutions Strategy).

める。

$$z_{kt} = f_t(\mathbf{v}_k) \cdot (1 + P(\mathbf{v}_k)) \quad (5)$$

ただし、

$$0 \leq f_t(\mathbf{v}_k), \quad 0 \leq P(\mathbf{v}_k) \leq 1$$

である。 z_{kt} は染色体集団の k 番目の目的関数値であり、0 より大きな値となる。

(3) **評価関数** 評価関数 $eval(\mathbf{v}_k)$ は、複数の目的関数からひとつの評価値を得るために、重み係数 β_t を掛けて合成する。なお、目的関数値 z_{kt} の相互間で値に大きな違いがある場合、各目的関数値の正規化等により影響を均等化することが必要である。

$$eval(\mathbf{v}_k) = z_{k1}\beta_1 + z_{k2}\beta_2 + \dots + z_{kt}\beta_t \quad (6)$$

ただし、

$$\sum_{t=1}^q \beta_t = 1$$

多目的最適化において目的関数間のトレードオフをパレンス化させるために必要となる各目的関数の重み係数 β_t を次のように定義する⁽⁷⁾。

$$\alpha_t = \frac{z_t^{*(gen)} - z_t^{-(gen)}}{z_t^{*(gen)}}, \quad \beta_t = \frac{\alpha_t}{\sum_{t=1}^q \alpha_t}, \quad t=1,2,\dots,q \quad (7)$$

ここで、 $z_t^{*(gen)}$ と $z_t^{-(gen)}$ は次のようなそれぞれ現世代 (gen) までの各目的関数値の最大値と最小値である。

$$z_t^{*(gen)} = \max_k \{z_t^{*(gen-1)}, z_{kt} | \forall k\}$$

$$z_t^{-(gen)} = \min_k \{z_t^{-(gen-1)}, z_{kt} | \forall k\}, \quad t=1,2,\dots,q$$

(4) **MDI 技法による最良妥協解の決定** MDI 技法⁽¹¹⁾ のメトリックに、次式のように重み係数 β_t を掛けることで定量的な距離を測る。ただし、重み係数 β_t の計算式は評価関数と同じであるが、各目的関数の最大値と最小値はパレート解から選択した値を使用する。

$$L_{rk} = \left\{ \sum_{t=1}^q \left(\beta_t \cdot \frac{z_{kt} - z_t^{*(gen)}}{z_t^{-(gen)} - z_t^{*(gen)}} \right)^r \right\}^{\frac{1}{r}}$$

$$r=1,2, \quad k=1,2,\dots, pop_size$$

$$L_{rk} = \max_t \left\{ \beta_t \cdot \frac{z_{kt} - z_t^{*(gen)}}{z_t^{-(gen)} - z_t^{*(gen)}} \mid t=1,2,\dots,q \right\}$$

$$r=\infty, \quad k=1,2,\dots, pop_size \quad (8)$$

各進化世代で生成された子染色体により更新されたパレート最適解の数を $pareto_size$ とすると、最終世代において、MDI 技法による最良妥協解は次式で求められる。

$$\mathbf{v}^* = \operatorname{argmin}_{\mathbf{v}_p} \{e(\mathbf{v}_p) = L_{1p} + L_{2p} + L_{xp} \mid \forall p\} \quad (9)$$

$$p=1,2,\dots, pareto_size$$

ここで、 argmin の arg は argument の省略形であり、評価関数 $e(\mathbf{v}_p)$ の最小値 $\min$ に当たるパレート最適解を最良妥協解として採用することを意味する。

(5) 遺伝的操作

- 交叉： 染色体の実行可能性を維持するために算術交叉を用いる⁽²⁾。
- 突然変異： 一様突然変異を用いる⁽²⁾。この突然変異はランダムに選んだ遺伝子を制約条件の範囲内でランダムな値にする。
- 選択： 選択操作には、パレート保存戦略を用いる。図2に示すように子染色体（個体）でパレート解集合を更新し、このパレート解から次世代の親染色体（個体）を求める。親染色体はパレート解をランダムに選択することで、縁側を均等に探索する。その結果、最終的なパレート解に設計目的に合う解が含まれる可能性が高くなる。しかし、欠点は解の探索範囲が広くなり、評価値の高い解の近傍を詳細に探索する能力が落ちることである。

選択の手順を次に示す。

- ① $pareto_size \geq (pop_size)$: パレート最適解の中からランダムに集団サイズの数だけ選択する。
- ② $pareto_size < (pop_size)$: パレート最適解を総て選択し、残りの $(pop_size - pareto_size)$ 個の染色体は現世代の染色体集団と子染色体集団の中から評価値の高い順に親染色体の数まで個体を選ぶ。

〈3・2〉 局所探索 (LS) 技法 この局所探索技法は改訂シンプレックス法の考え方を応用した探索技法である。この技法は評価関数や目的関数によって決まる探索方向に局所探索を実施する。この技法の目的は、パレート解の近傍を探索しながら、より多くのパレート解を探し出す特徴をもっている⁽⁹⁾。

step 0: 局所探索の基準となる染色体 $\mathbf{v}_k$ をランダムに選び、この値をシンプレックスの基本点 $\mathbf{y}_0$ とする。

$$\mathbf{y}_0 = \mathbf{v}_k = [x_{k1}, \dots, x_{kj}, \dots, x_{kn}]$$

$$k \in \{1, 2, \dots, pop_size\}$$

step 1: シンプレックス点 $\mathbf{y}_s$ ($s=1,2,\dots,u$) と最小点 $\mathbf{y}_L$ 及び最大点 $\mathbf{y}_H$ を求める。 pop_size 個のシンプレックス点が存在する。なお、ここでは $u = pop_size$ とする。

$$\mathbf{y}_s = [y_{s1}, \dots, y_{sj}, \dots, y_{sn}]$$

$$s=1,2,\dots,u \quad j=1,2,\dots,n$$

$$y_{sj} = \begin{cases} y_{0j} + p; & \text{if } j = s \\ y_{0j} + q; & \text{if } j \neq s \end{cases}$$

ここで、

$$p = \frac{1}{u\sqrt{2}} (\sqrt{u+1} + u - 1)$$

$$q = \frac{1}{u\sqrt{2}} (\sqrt{u+1} - 1)$$

$$y_H = \underset{y_s}{\operatorname{argmax}} \{eval(y_s) | s=1,2, \dots, u\}$$

$$y_L = \underset{y_s}{\operatorname{argmin}} \{eval(y_s) | s=1,2, \dots, u\}$$

である。 argmax は評価関数 $eval(y_s)$ の最大値, argmin は評価関数 $eval(y_s)$ の最小値の採用を意味する。また, $h=H$ で初期化する。

step 2: 鏡映

2-1 最小点及び最大点を求め, 鏡映点 y_r を求める。

$$y_r = (1 + \alpha_r)y_0 - \alpha_r y_H$$

α_r は鏡映係数と呼ばれる正の定数である。

2-2 $eval(y_r) < eval(y_L)$ であれば, **step 3** に進む。

$eval(y_r) > eval(y_H)$ であれば, **step 4** に進む。

$eval(y_r) > eval(y_s), \forall s, s \neq h$ であれば, $y_H = y_h = y_r$ と置き換え, **step 4** に進む。

それ以外の場合は $y_H = y_h = y_r$ とし **step 5** に進む。 y_h は最大点になるシンプレックス点である。

step 3: 拡張

3-1 鏡映点 y_r から新しい点 y_e へ伸ばす。

$$y_e = \alpha_e y_r + (1 - \alpha_e) y_0$$

α_e は拡張係数で, $\alpha_e > 1$ である。

3-2 $eval(y_e) < eval(y_L)$ であれば $y_H = y_h = y_e$ と設定し, そうでなければ $y_H = y_h = y_r$ と設定する。**step 5** に進む。

step 4: 縮小

4-1 最大点 y_H から新しい点 y_c へ縮小する。

$$y_c = \alpha_c y_H + (1 - \alpha_c) y_0$$

α_c は縮小係数で, $0 < \alpha_c < 1$ である。

4-2 $eval(y_c) < eval(y_H)$ であれば $y_H = y_c$ と設定し, そうでなければ, すべての点を, y_L 方向へ半分に縮小する。

$$y_s = (y_s + y_L) \div 2$$

step 5: 収束判定

5-1 現在, シンプレックスの評価関数値の標準偏差が許容誤差より小さいときは **step 6** に進む。

5-2 シンプレックスの基本点 y_0 を求める。最小点 y_L 及び最大点 y_H を更新してから **step 2** に戻る。

$$y_0 = \frac{1}{u} \sum_{s=1, s \neq h}^u y_s$$

step 6: $eval(v_k) > eval(y_L)$ であれば, $v_k = y_L$; GA ループに戻る。なお, 制約条件を満たさない解の場合はペナルティ関数を使うことで実行可能解と同じ扱いをする (式 5)。

〈3・3〉 **ファジィ論理制御 (FLC)** GA の進化過程に GA のパラメータを集団の状況に合わせて自動的に制御することができるのならば, パレート解の質を高めるだけではなく, シミュレーションの計算時間を短縮できるという効果が期待される。遺伝子操作のパラメータである突然変異確率を増加することは広域探索を助け, 突然変異確率を小さくすることは局所探索を助ける。この率を上手く制御することで探索速度や解の品質を高めることができる。

ここでは, 現世代を gen で表示した場合, 前世代 $gen-1$ と現世代 gen の平均評価値の変化量 ($\Delta eval(v, gen) = eval(v,$

$gen) - eval(v, gen-1)$) に基づくファジィ論理制御 (FLC) 概念を導入することを考える⁽⁵⁾。なお, v は染色体である。

また, 具体的な交叉確率と突然変異確率の増減量は表 1 による。

表 1 の NR~ZE~PR の各制御関数の波形は図 3 のような三角形とする。横軸は平均評価値を正規化した値である。

FLC による具体的な制御技法を次に述べる。この手順は, 交叉確率と突然変異確率を自動的に制御するため 1 世代の FLC の計算手順である。

step 1: 次の式で, 前世代の平均評価値 $eval(v, gen-1)$ 及び現世代の平均評価値 $eval(v, gen)$ を計算する。

$$\overline{eval}(v, gen) = \frac{\sum_{k=1}^{pop_size} eval(v_k, gen)}{pop_size} + \frac{\sum_{k=1+pop_size}^{pop_size+off_size} eval(v_k, gen)}{off_size} \quad \dots\dots\dots(10)$$

pop_size は親染色体の個数, off_size は遺伝的操作により生成された子染色体の個数である。 k は親および子の染色体を意味する。

step 2: メンバシップ関数の前件部の処理である。表 1 のファジィデシジョンテーブルから現世代の平均評価値と前世代の平均評価値の変化量 (増加・減少) に対応する制御動作を決定する。表 1 の列 i に $eval(v, gen-1)$, 行 j に $eval(v, gen)$ を図 3 のような関数からメンバーシ

表 1 ファジィデシジョンテーブル&ルックアップ
テーブル

Table 1. Fuzzy decision table and Look-up table.

$Z(i,j)$		i								
		NR	NL	NM	NS	ZE	PS	PM	PL	PR
j	NR	-4	-3	-3	-2	-2	-1	-1	0	0
	NL	-3	-3	-2	-2	-1	-1	0	0	+1
	NM	-3	-2	-2	-1	-1	0	0	+1	+1
	NS	-2	-2	-1	-1	0	0	+1	+1	+2
	ZE	-2	-1	-1	0	+2	+1	+1	+2	+2
	PS	-1	-1	0	0	+1	+1	+2	+2	+3
	PM	-1	0	0	+1	+1	+2	+2	+3	+3
	PL	0	0	+1	+1	+2	+2	+3	+3	+4
	PR	0	+1	+1	+2	+2	+3	+3	+4	+4

NR : Negative larger, NL : Negative large, NM : Negative medium

NS : Negative small, ZE : Zero, PS : Positive small

PM : Positive medium, PL : Positive large, PR : Positive larger

図 3 メンバシップ関数

Fig. 3. Membership functions.

ップ関数の前件部を計算する。つまり、if (列) and (行)
then 動作; である。行と列でひとつのメンバーシップ
関数とその動作を表している。

step 3: メンバーシップ関数の後件部の処理である。Step2 の
結果から対応する i, j を求め、ルックアップテーブルに
よって動作 $z(i, j)$ を求める。次に、次世代の交叉確率と
突然変異確率の変化量を計算する。

$$\text{交叉確率の変化量} \quad \Delta c(\text{gen}+1) = r_1 \cdot z(i, j)$$

$$\text{突然変異確率の変化量} \quad \Delta m(\text{gen}+1) = r_2 \cdot z(i, j)$$

$z(i, j)$ はルックアップテーブル, i と j はデシジョンテー
ブルから求めた位置情報 (行と列), r_1 と r_2 は適応係数
である。適応係数は試行実験により適切な値に定める。
たとえば, $r_1=0.02, r_2=0.002$ である。適応係数の自動調
整は今後の課題である。

step 4: 次式により交叉確率と突然変異率を更新する。

$$\text{Cross}(\text{gen}+1) = \max\{\text{Cross}(\text{gen}) + \Delta c(\text{gen}+1), 0\}$$

$$\text{Mute}(\text{gen}+1) = \max\{\text{Mute}(\text{gen}) + \Delta m(\text{gen}+1), 0\}$$

ここで, $\text{Cross}(\text{gen}+1)$ は次世代の交叉確率,
 $\text{Mute}(\text{gen}+1)$ は突然変異確率である。

4. 数値実験

提案手法の有効性を明らかにするために、多目的非線形
整数計画 (mo-nIP) 問題に定式化されるシステム信頼性の
最適設計問題を取り上げ、ペナルティ評価関数を導入した
GA, ペナルティ評価関数と改訂シンプレックス探索法
(LS の一手法) を組み合わせた GA (hGA と呼ぶ) と、提案
する flc-hGA との比較実験を行う。選択にはパレート保存戦
略を用いる。また、パレート解は実行可能解をパレート最
適解の定義にしたがい子染色体を候補として更新する。

各手法 (GA, hGA, flc-hGA) により求められたパレートの
精度に対する比較・分析においては、MDI 法による正の理
想解とのユークリッド距離の平均を用いる⁽¹¹⁾。

ここでは、多目的非線形整数計画問題の例(Ex I)として、
次のような 15 個の決定変数、1 個のシステム制約条件、2
個の目的関数を伴う直列-並列型システム⁽¹⁾の信頼性最適設
計問題を取りあげ、比較数値実験を行う。

なお、各サブシステムのユニットは同じ信頼度を備えて
いる。ユニット数は 1 以上 10 以下とする。システムの信頼
度 $R(\mathbf{x})$ を最大化しながら、コスト $C(\mathbf{x})$ は最小化する。ここ
で、決定変数 x_i は、各サブシステムのユニット数であり、
また、 j はサブシステム、 r_j はサブシステム j のユニット
の信頼度、 c_j はコスト、 w_j は制約値 (サイズや重量など)
である。

Ex I

$$\max \quad R(\mathbf{x}) = \prod_{j=1}^{15} \{1 - (1 - r_j)^{x_j}\} \quad \dots\dots\dots (11)$$

$$\min \quad C(\mathbf{x}) = \sum_{j=1}^{15} c_j x_j \quad \dots\dots\dots (12)$$

$$\text{s. t.} \quad W(\mathbf{x}) = \sum_{j=1}^{15} w_j x_j \leq W_s$$

$$1 \leq x_j \leq 10 \quad \text{:integer, } j=1, 2, \dots, 15$$

このシステムの構成は図 4 のような、サブシステムを直
列に配置した信頼性最適化モデルである。各、サブシステ
ムのユニット数を決定変数として、2 つの目的関数 (コス
トと信頼性) をバランスさせるパレート解を求める。

システム設計に必要とするデータは表 2 で与えられる。

この数値例に対し、集団サイズを 10、初期の交叉確率を
0.4、突然変異確率を 0.1、最大世代数を 500、鏡映係数を 1、
拡張係数を 2、収縮係数を 0.5、制約値 W_s を 414 として実験
を行ったところ、図 5 のパレート解が得られた。さらに、
MDI 技法より選ばれた最良妥協解は次のようになった。

最良妥協解

世代数 : 218

染色体 : $\mathbf{x}^* = [2 \ 3 \ 3 \ 2 \ 2 \ 2 \ 3 \ 3 \ 3 \ 2 \ 2 \ 2 \ 3 \ 2 \ 3]$

評価関数値 : 1.367945

目的関数値 : $R(\mathbf{x}^*) = 0.653441, C(\mathbf{x}^*) = 241$

図 5 は提案した flc-hGA と GA, hGA を同一のパラメータ
設定下で実行して得られたパレート解を示している。また、
表 3 に GA, hGA, flc-GA のそれぞれの 10 回試行によって得
られたパレート解の数を示す。GA でのパレート解は、局所

図 4 数値例(Ex I)のシステム構成

Fig. 4. Mixed Series-Parallel System of Ex I.

表 2 数値例(Ex I)におけるシステム設計データ

Table 2. System design data in Ex I.

j	1	2	3	4	5
r_j	0.90	0.75	0.65	0.80	0.85
c_j	5	4	9	7	7
w_j	8	9	6	7	8
j	6	7	8	9	10
r_j	0.93	0.78	0.66	0.78	0.91
c_j	5	6	9	4	5
w_j	8	9	6	7	8
j	11	12	13	14	15
r_j	0.79	0.77	0.67	0.79	0.67
c_j	6	7	9	8	6
w_j	9	7	6	5	7

図 5 数値例(Ex I)に対して得られたパレート解

Fig. 5. Pareto solutions in Ex I.

表 3 パレート解の数

Table 3. Number of Pareto solutions.

Technique	GA	hGA	flc-hGA
Maximum	50	101	99
Minimum	39	73	69
Average	44.7	85	84.4

表 4 正の理想解とのユークリッド距離

Table 4. Euclid Distance with positive ideal solution.

Technique	GA	hGA	flc-hGA
Distance	0.7002	0.7397	0.7402

表 5 シミュレーション計算時間

Table 5. Simulation processing time.

Technique	GA	hGA	flc-hGA
Processing time [s]	1.1324	2.2162	1.8732

探索を行わないため、進化世代数を大きくするなどして、多数の解候補を生成しないと良いパレート解は得られない。

次に、それぞれのパレート解と正の理想解とのユークリッド距離を計算し、平均を求めると表 4 のようになる。これは、提案手法 flc-hGA と hGA が改訂シンプレックス探索法による局所探索を行うことで、パレート解の全ての領域に対してより精度が高いパレート解を求められることを明らかにしている。つまり、複数の目的をバランスさせるような解の生成を進化過程で助長する仕組みが重要である。

表 3 は同じ計算時間で得られるパレート解の数を GA, hGA, flc-hGA の 3 方法で求めたものである。回数は 10 回試行した結果である。

この計算時間から、提案手法 flc-hGA と hGA は GA に対して約 2 倍程度探索効率が向上していることがわかる。

正の理想解とユークリッドの距離の比較を表 4 に示す。次に、最良妥協解が得られるまでの計算時間を 3 つの GA

図 6 交叉確率の変化

Fig. 6. Behaviors of crossover rates.

図 7 突然変異確率の変化

Fig. 7. Behaviors of mutation rates.

について比較する。各 GA を 10 回試行したときの平均計算時間は表 5 のようになる。flc-hGA は構造が複雑なため、一世代の計算時間が大きい hGA より短い時間で解を得ることができる。これから FLC の有効性がうかがえる。

FLC による制御は図 6 と図 7 で示すように、進化過程の中で flc-hGA が、評価関数の平均値の変化量に基づいて、交叉確率と突然変異確率を得られ解の変化に対応して調節できたからである。世代が進化するにつれ、2 つの確率がどちらも平均的に減少していくのがわかる。つまり、世代の進化と共に、パレート解に沿って局所探索が行われ、確率を小さくすることで広域探索が抑制されていることがわかる。

現在の FLC の課題は、交叉確率と突然変異確率の制御を同じ評価関数で行っているが、交叉と突然変異の機能が異なるため他の指標を用いることが考えられる。また、適応係数は試行実験で調整するため、調整に多くの時間を必要とする。

5. むすび

本論文では、多目的非線形整数計画 (mo-nIP) モデルに定式化されるシステム信頼性最適設計問題を解決するために、遺伝的アルゴリズム(Genetic Algorithm: GA)を採用した。この GA の長所を生かしながら、探索効率を改善するために、局所探索に改訂シンプレックス法の考え方と GA パラメータの制御にファジー論理制御 (Fuzzy Logic Controller: FLC) を用いた新しいハイブリッド型遺伝的アルゴリズム (flc-hGA)を提案した。さらに、この提案アルゴリズムには、得られた数多くのパレート解から最良妥協解を選択するために MDI(Method of Displaced Ideal)技法を組み込んだ。この結果、提案手法では、FLC で突然変異確率と交叉確率を制御することで効率的な広域探索を行うことができた。また、局所探索により、数多くのパレート解を求めることができた。さらに、最終的に得られたパレート解の中から MDI 技法により最良な妥協解のひとつを求めることができた。

さらに、提案手法では局所探索技法とファジィ論理制御 (FLC)を GA に組み合わせることで、多数のパレート解を探索すると同時にパレート解の縁側近傍の探索能力を高めることができた。また、FLC を導入することで、計算時間を短縮する効果を得た。数値例では従来の手法との比較分析を行い、多目的非線形整数計画に定式化されるシステム信頼性設計問題における提案手法の有効性を示した。

今後の課題は、パレート最適解の分布に断続的な部分のあるシステム信頼性最適化モデルにおける改訂シンプレックス法の局所探索の効果と FLC における適応係数の自動調整である。

(平成 16 年 3 月 18 日受付, 平成 16 年 11 月 10 日再受付)

文 献

- (1) W. Kuo, V. R. Prasad, F. Tillman, and C. L. Hwang : "Optimization Reliability Design: Fundamentals and Applications", Cambridge Univ. Press (2000)
- (2) M. Gen and R. Cheng : "Genetic Algorithms and Engineering Design", John Wiley and Sons Inc., New York (1997)
- (3) M. Gen and R. Cheng : "Genetic Algorithms and Engineering Optimization", John Wiley & Sons, New York (2000)
- (4) J. M. Renders and S. P. Flasse : "Hybrid Methods Using Genetic Algorithms for Global Optimization", *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics-Part B: Cybernetics*, Vol.26, No.2, pp.243-258 (1996)
- (5) P. T. Wang, G. S. Wang, and Z. G. Hu : "Speeding up the Search Process of Genetic algorithm by Fuzzy Logic", *Proc. of the 5th European Congress on intelligent Techniques and Soft Computing*, pp.665-671 (1997)
- (6) 日本信頼性学会 編 : 「第Ⅲ部 3.1.5 冗長構成設計法」, 信頼性ハンドブック, 日科技連, pp.162-166 (1997)
- (7) M. Gen and J. Kim : "A GA-based Approach to Reliability Design" *Evolutionary Design by Computers*, California (Peter J Bentley, Ed.), pp.191-218, Morgan Kaufmann (1999)
- (8) 玉置 久 : 「第 19.4 節 多目的遺伝的アルゴリズム」, 日本ファジィ学会編ファジィとソフトコンピューティングハンドブック, 共立出版, PP.514-518 (2000)
- (9) S. Smith : "The Simplex Method and Evolutionary Algorithm", *Proc. of*

IEEE International Conference on Evolutionary Computation, pp.799-840 (1998)

- (10) C. L. Hwang and K. Yoon : "Multiple Attribute Decision Making - Methods & Applications", Springer-Verlag (1981)
- (11) M. Zeleny : "Multiple Criteria Decision Making", McGraw-Hill (1982)

椋 田 実

システム情報学会, 日本経営工学会, 等会員。

辻 村 泰 寛

教授。工学博士。ファジィ理論, ニューラルネットワーク, 進化計算とそれらのスケジューリング, 配送計画, ネットワーク設計等への応用に関する研究に従事。IEEE, 日本知能情報ファジィ学会, 日本経営工学会, 日本設備管理学会, 日本信頼性学会, 等会員。

玄 光 男

客員助教授, 1999-2000 年米国 Univ. of California, Berkeley 客員教授。遺伝的アルゴリズム, ニューラルネットワーク, ファジィ理論とそれらのネットワーク設計, スケジューリング, システム信頼性設計等への応用に関する研究に従事。Genetic Algorithms & Engineering Design, John Wiley & Sons, New York (1997) 共著他。Computers & Industrial Engineering 誌 Area Editor。