



Title	遺伝的アルゴリズムによるエネルギー・プラントの機器構成設計法に関する研究
Author(s)	藤田, 喜久雄; 赤木, 新介; 廣川, 敬康 他
Citation	日本機械学会論文集 C編. 1998, 64(617), p. 354-361
Version Type	VoR
URL	<a href="https://hdl.handle.net/11094/3218">https://hdl.handle.net/11094/3218</a>
rights	
Note	

*The University of Osaka Institutional Knowledge Archive : OUKA*

<https://ir.library.osaka-u.ac.jp/>

The University of Osaka

## 遺伝的アルゴリズムによるエネルギー プラントの 機器構成設計法に関する研究\*

藤田 喜久雄<sup>†</sup> 赤木 新介<sup>†</sup>  
廣川 敬康<sup>†</sup> 吉田 清峰<sup>‡</sup>

Optimal Planning Method of Energy Plant Configurations  
based on a Genetic Algorithm

Kikuo FUJITA, Shinsuke AKAGI, Noriyasu HIROKAWA and Kiyotaka YOSHIDA

An optimization method for the planning problem of energy plant configurations is proposed based on genetic algorithms. In such a planning problem, a plant configuration, i.e., types, models, and numbers of equipment, is determined so as to satisfy required energy demand conditions and to minimize the sum of plant facility cost and input energy cost. This is a combinatorial optimization problem similar to the knapsack problem, which is hard to find an optimal configuration due to the huge number of alternatives. In this paper, we apply a genetic algorithm to such an optimal planning problem by representing a plant configuration with bit vectors and by arranging cost functions so as to keep search performance superior against the deceptive problem. Its optimization performance is demonstrated by computational examples of a cogeneration plant and comparison results with a random search and a simulated annealing method.

**Key Words :** Optimal Design, Genetic Algorithms, Plant Design, Combinatorial Optimization, Deception, Cogeneration Plant

### 1 緒言

コーチェネレーションプラントや船用プラントなどのエネルギー プラントの計画問題は、時間的にも季節的にも変動するエネルギー需要を効率的に供給できるように、プラント構成機器の種類や台数を決定する問題であり、設備コストと運用コストを含んだトータルコストを最小化することが求められる。このような問題は典型的な組合せ最適化の問題であり、その解法は一般に困難であり、多大な計算時間を必要とする。加えて、最適な運用コストを定めるには最適な運用方策を想定する必要があることが、計画問題をより一層困難なものとしている<sup>(1)~(3)</sup>。

これに対して組合せ最適化の問題を取り扱うための方法として、模擬焼きなまし法(Simulated Annealing, SA)<sup>(4)</sup>や遺伝的アルゴリズム(Genetic Algorithms, GA)<sup>(5)(6)</sup>などの確率的な要素を取り入れた手法が用いられるようになってきている。なかでも、遺伝的アルゴリズムは、その個別問題の性質に対する頑強性や大域的な探索能力など<sup>(5)</sup>から、複雑な組合せ問題に対して、実用上、最も有効な手法のひとつとして認識さ

れるようになってきている。機械工学の分野においても、遺伝的アルゴリズムは広い範囲で適用されており、例えば、板取り問題への適用<sup>(7)</sup>や構造物の位相最適化<sup>(8)</sup>などがある。それらの適用事例が示すように、遺伝的アルゴリズムの基本的な構成は非常に単純であるものの、優れた最適化能力を実現するためには個別問題の性質に応じて適切な遺伝子表現や遺伝的操作の方法を構成する必要がある。

本研究では、エネルギー プラントの機器構成設計問題に対して遺伝的アルゴリズムによる最適計画法を提案する。まず、プラント候補の機器構成をビット列で表現した上で、Simple GA<sup>(5)</sup>に従った方法を用い、その上で、このような計画問題がある種のナップサック問題になっていることから生じる「だまし問題<sup>(5)(6)</sup>」を回避するために、エネルギー供給不足量に着目した評価補償方法を導入する。さらに、あるコーチェネレーションプラントの設計問題に対する適用事例を示し、ランダムサーチならびに模擬焼きなまし法との比較により、本計画法の有効性を検証する。

### 2 エネルギー プラント機器構成設計問題

#### 2.1 エネルギー プラントの機器構成 工場や地域などを対象に導入されるエネルギー プラント

\*原稿受付 1997年3月3日

<sup>†</sup>正員、大阪大学工学部(〒565 吹田市山田丘2-1)。

<sup>‡</sup>准員、大阪大学大学院(研究当時)。

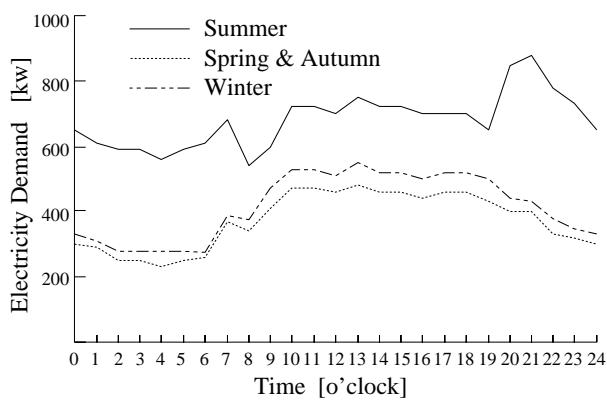


Fig. 1 Energy demand pattern — Electricity

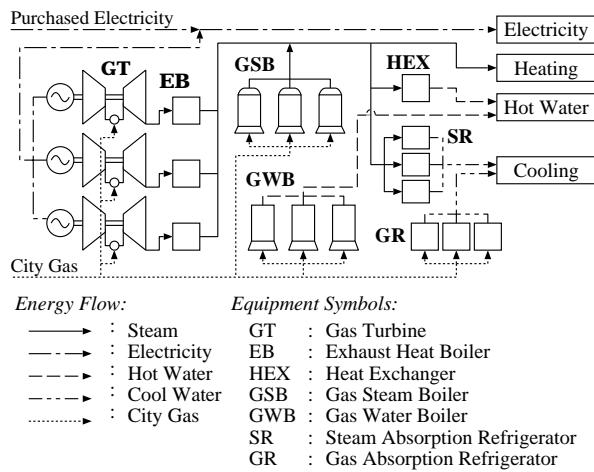


Fig. 2 Schematic of a cogeneration plant

は、図1に示すような時間的にも季節的にも変動するエネルギー需要量に柔軟に対応し、優れた経済性を達成するために、多種多様の機器から構成されている。図2はそのようなシステムの構成例を示したものであり、全体の需要状況に応じて、それぞれの機器が燃料や電力などの入力エネルギーを電力、蒸気、温水、冷却水などの出力エネルギーへと変換する構成になっている。このようなプラントの機器構成における代替性は非常に大きなものであり、そのことが計画問題を複雑なものとしている。

そのようなプラントの具体的な構成には、設置対象の規模やプラントの形式などの条件に応じて、様々な方式のものが存在するものの、エネルギーの入出力に着目すれば、図3のように一般化して表現することができる。すなわち、プラントはエネルギーの形態を変換する機器群から構成されており、そのいくつかがプラント全体に対するエネルギー入力やエネルギー出力に接続されている。なお、図中の‘モード’は、エネル

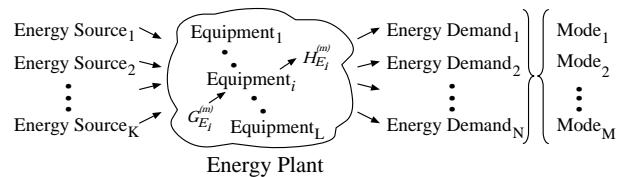


Fig. 3 Generalized configuration of energy plants

ギー需要量の変動に対応して、プラント計画時に最適な運用方策を想定するために用いる代表的な需要量パターンを意味している。

**2.2 ナップサック問題との類似性** 上述のようなプラントの計画问题是、エネルギー需要量を最小のコストで満足するように、既存の機器リストから、設置する機器の種類と台数を決定する問題である。このため、問題は、組合せ問題におけるひとつのクラスである、いわゆる「ナップサック問題」の類型として理解することができる。

この問題における主要な制約条件は、それぞれのエネルギー種における供給能力を、すべての運用モードにおける対応する需要量の最大値以上にすることであり、本制約条件は、そのエネルギー種を供給できる機器のサイズや台数を大きくとることにより満たすことができる。しかし、機器の初期コストがおよそその容量に比例することを考えると、経済性の点からは、より小さい供給能力が望ましいことは明らかである。さらに、図2にも示したような個々のエネルギー種に対して複数種の機器が対応できる運用上の柔軟性が、プラントの計画問題をより複雑にしているといえる。すなわち、個々のエネルギー種の需要量をもとに、直ちに対応する機器のサイズや台数を決定することができず、機器サイズの微妙な差が供給量不足につながるような場合もあることになっている。このようなプラントの経済性とエネルギー需給関係との敏感な関係が、組合せ問題をより困難なものとしていると考えることができる。したがって、適切なプラントの構成方式などを経験則などをもとに絞り込むことができたとしても、個々の機器のサイズや台数を注意深く選定することが優れた経済性を達成するためには重要である。

**2.3 エネルギー・プラントの経済性** 準備として、図3に示したような構成のエネルギー・プラントの初期設備費と運用コストを統合した年価法による経済性評価モデルを、以下に示す。

プラントと構成機器の特性は以下のように表現することができる<sup>(1)</sup>。

- エネルギーの需給バランス方程式 … 特定のエネ

ルギー種について、全機器における入力量と出力量、さらに需要量との間には、キルヒホッフの法則に相当するバランス方程式が成立しなければならない。すなわち、第  $m$  運用モードにおける、第  $n$  種のエネルギーについて、以下の不等式制約条件が成立する必要がある。

$$\sum_{i=1}^L H_{E_i}^{n(m)} - \sum_{i=1}^L G_{E_i}^{n(m)} \geq D^{n(m)} \quad (1)$$

ここで、 $H_{E_i}^{n(m)}$  と  $G_{E_i}^{n(m)}$  は、それぞれ、機器  $E_i$  における第  $n$  種エネルギーについての出力量と入力量であり、 $D^{n(m)}$  は、第  $n$  種エネルギーの需要量である。以下では、一般には、個別の機器における入出力エネルギー種は特定の種類のものであることから、上付添字の  $n$  を省略して、単に、 $H_{E_i}^{(m)}$ 、 $G_{E_i}^{(m)}$  として表す場合もある。

- 個別機器の特性方程式 … 特定の機器における入出力特性は、次式のような機器のオン・オフについての 0-1 整数変数  $\delta_{E_i}^{(m)}$  (1: 運転、0: 停止) を含んだ一次方程式により近似できる<sup>(9)(1)</sup>。

$$\left. \begin{aligned} H_{E_i}^{(m)} &= p_{E_i} G_{E_i}^{(m)} + q_{E_i} \delta_{E_i}^{(m)} \\ \underline{G}_{E_i} \delta_{E_i}^{(m)} &\leq G_{E_i}^{(m)} \leq \bar{G}_{E_i} \delta_{E_i}^{(m)} \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

ここで、 $H_{E_i}^{(m)}$  と  $G_{E_i}^{(m)}$  は、第  $m$  運用モードにおける出力エネルギー量と入力エネルギー量である。 $p_{E_i}$  と  $q_{E_i}$  は一次式の係数、 $\underline{G}_{E_i}$  と  $\bar{G}_{E_i}$  は、動作範囲の下限値と上限値を表している。

以上のような特性式のもとでのプラントの年間総コスト  $Z$  は、年価平均<sup>(10)</sup>による年間設備費  $Z_F$  と年間運用費  $Z_O$  の和として記述できる。

$$Z = Z_F + Z_O \quad (3)$$

ここで、年間設備費  $Z_F$  は、年利  $\rho$  と資本回収年数  $N$  より計算される  $R = \frac{\rho(1+\rho)^N}{(1+\rho)^N - 1}$  を用いて、次式により計算される。

$$Z_F = R \sum_{i=1}^L C_{E_i} \quad (4)$$

なお、 $C_{E_i}$  は、機器  $E_i$  の初期設備コストである。

一方、年間運用費は、入力エネルギー・コストの総和として、次式により計算される。

$$Z_O = \sum_{i=1}^L \sum_{m=1}^M \varphi_{k_{E_i}} G_{E_i}^{(m)} T^{(m)} \quad (5)$$

ここで、 $\varphi_{k_{E_i}}$  は、機器  $E_i$  で用いられる入力エネルギー種  $k_{E_i}$  の単位価格であり、 $G_{E_i}^{(m)}$  は、プラントの

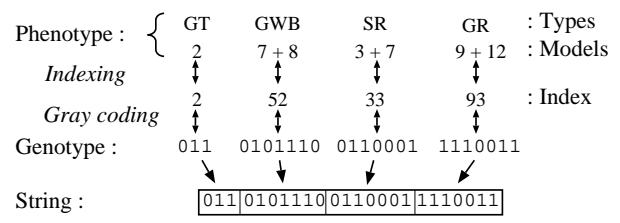


Fig. 4 Phenotype and genotype representation

外部から供給される入力エネルギー消費量、 $T^{(m)}$  は、第  $m$  運用モードの想定総運用時間である。

このような  $Z_O$  を最小化するように、運用方策についての  $G_{E_i}^{(m)}$  ならびに  $\delta_{E_i}^{(m)}$  を決定する問題を「プラント運用計画問題」と呼ぶ。以上の定式化は、すべての式が線形であり、運転・停止についての 0-1 整数変数を含んでいることから、混合整数線形計画問題となっている<sup>(9)(1)</sup>。

### 3 遺伝的アルゴリズムによる プラント機器構成設計法

本研究で提案する遺伝的アルゴリズムによるプラント機器構成設計法は、遺伝子表現に機器サイズをもとにしたビット列を導入しており、基本的な構成は、Holland らによって提案された Simple GA<sup>(5)</sup>に従っている。

**3.1 遺伝子表現** 図 2 にも示したように、エネルギー・プラントは、主機や補助ボイラ、冷凍機などの機器から構成されており、それらの個別機種毎に数台の機器が設置されている。このような構成においては、個別の機器の種類と同様に、目的を同じとする個別機種毎の合計容量が重要であると考えられる。これに対応して、遺伝的アルゴリズムで用いる遺伝子表現として図 4 に示すようなビット列を用いる。すなわち、個別機種毎の部分ビット列を連結することにより全体のビット列を表現する一方、部分ビット列については、機種の組合せそのものではなく、機種の可能な組合せのすべてを容量に基づいて整列することにより整数インデックスを定義した上で(インデックスが 0 の場合は、機器が設置されないことを意味するようとする)，そのようなインデックスをグレーコーディング<sup>(5)</sup>によりビット化したものを用いるようにする。これにより、部分ビット列における個別ビットの反転を機種別容量の微妙な増減に対応させるようにする。

例えば、ガス焚蒸気ボイラの最大設置可能台数が 2 で、利用可能なモデルの総数が 14 である場合に

は、組合せ総数が  $15 + {}_{15}C_2 = 120 < 2^7$  であることから、7ビット長の部分ビット列を用いる。具体的には、Model-7とModel-8の2台のボイラーが選択された場合に、その合計容量が小さい方から数えて52番目であれば、グレーコーディングにより‘0101110’として表現されることになる。

なお、個別機種毎の可能な組合せの総数が2の累乗に一致することは稀であり、どの組合せにも対応しない部分ビット列も存在することになるが、そのようなビット列の発生は、探索過程でそのようなビット列が生成された場合には、有効なビット列が生成されるまで遺伝的操作を再試行することにより、回避する。

**3.2 遺伝的操作と適合度** 以上の遺伝子表現のもとでSimple GA<sup>(5)</sup>を適用するために、選択においては‘期待値戦略’と‘エリート保存戦略’を用い、交叉として‘2点交叉’を、突然変異として‘ビット反転’を用いる。また、適合度関数は、式(3)により計算される原発の年間総コスト  $Z_i$  をもとに、まず、その世代における個体群のなかでの  $Z_i$  の最小値  $Z_{min}$  と最大値  $Z_{max}$  をもとに  $f_i = \frac{Z_{max}-Z_i}{Z_{max}-Z_{min}}$  を算出した上で、その  $f_i$  に対して‘ $\sigma$ -切捨て’と‘線形スケーリング’<sup>(5)</sup>を適用することにより、定義する。このような適合度の調整により、極度に不適切な原発の存在が望ましい原発の間での適切な選択を妨げたり、初期収束に陥ったりすることを避けるようとする。

なお、個別の原発候補の最適な年間総コスト  $Z_i$  を算出するために必要な最適運用方策は、遺伝的操作により新しい原発候補が生成されるたびに、分枝限定法による混合整数線形計画法<sup>(11)(1)</sup>により定めるものとする。

**3.3 原発機器構成設計におけるだまし問題** 前節で述べたように、本計画問題はナップサック問題の類型である。そのため、遺伝的アルゴリズムを適用しようとした場合、交叉や突然変異などの遺伝的操作によって、エネルギー容量についての制約条件を満足しない個体が容易に生じることとなる。それらは致死遺伝子となって、探索が大域的最適解に至ることを妨げるため、優れた探索能力を達成するためには、致死遺伝子の取り扱いが重要となる。一般には、致死遺伝子にペナルティとして悪い適合度を与える<sup>(12)</sup>などの方法が用いられるが、そのような方法は、最適解近傍における解の類似性を失わせる結果になり、必ずしも、優れた探索方法となっていないことが知られている。このような状況は、いわゆる‘だまし問題(deceptive problem)’と呼ばれる様相の特殊な場合となっている。一般には、だまし问题是低位ビットスキームにおける

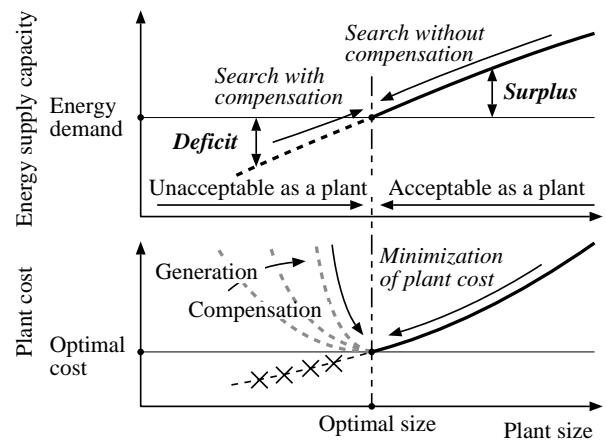


Fig. 5 Compensation against deceptive problem

適合度の平均値をもとに説明される<sup>(5)(13)(6)</sup>が、ナップサック問題においては、致死遺伝子についての適合度を適切に計算できないことから、仮に割り当てられた適合度の値が同様の状況を生じることになる。本原発計画問題の場合においても、出力エネルギー容量についての制約がナップサック問題における重量制約に相当するため、同様の状況を生じることになる。

図5は、以上のようなだまし問題の状況を示したものである。図の上半分は、エネルギー供給能力が原発のサイズに比例して増加し、そのようなサイズがエネルギー需要量に相当するあるレベル以上であることが要求されていることを定性的に示している。したがって、そのようなレベル以下の規模の原発はエネルギー容量が不足し、制約違反によりいわゆる致死となる。下半分は、原発のサイズと原発コストとの関係を示しており、大まかには、コストはサイズに比例しており、最適な原発はエネルギー需要量についてのそのような境界の近傍に存在することがわかる。それらの状況が、図中左側より遺伝的操作を通じて探索が行われてくる時、最適解の近傍で、突然、制約違反による致死を生じるような事態を生じやすくし、そのことが上述のだまし問題となる。

**3.4 だまし問題に対する補償方法** 本研究で提案する手法においては、図5中にも示しているように、エネルギー容量の不足する原発候補についても、その不足量の程度に応じた適合度を割り当てることにより、致死となることを回避した上で、さらに、最適解近傍での類似性を維持できるようにして、最適解の両側からの探索を可能にして、最適化能力を向上

できるようとする。このような補償の方法は、容量不足のプラントをあたかも実行可能なプラントとみなす一方、エネルギー需給バランスに関する不等式制約条件の違反量に応じたペナルティを年間総コストに加えることにより、実現する。さらに、そのようなペナルティに対する重み付けの係数を遺伝的アルゴリズムにおける世代の進行とともに増加させていくことにより、当初の世代においては探索空間を広く試行した上で、最終局面の世代においては実行可能な解のみを個体群の中に残して、エネルギー需給バランスについての条件を満足している解のみを求めることができるようになる。

以下に、具体的な補償の方法を示す。まず、式(1)のエネルギーの需給バランス方程式を、第  $m$  運用モードにおける第  $n$  種のエネルギーについてのエネルギー不足率  $\alpha^{n(m)}$  ( $\alpha^{n(m)} \geq 0$ ) を導入して、以下のように書き換える。

$$\sum_{i=1}^L H_{E_i}^{n(m)} - \sum_{i=1}^L G_{E_i}^{n(m)} \geq (1 - \alpha^{n(m)}) D^{n(m)} \quad (6)$$

次に、式(4)と(5)により定義される年間設備費と年間運用費に対して、 $\alpha^{n(m)}$  によって表現されるエネルギー不足量をもとに計算できる相当コストを、重み付けの係数  $\beta$  を乗じた上で、ペナルティとして加えることにより、次式を定義する。

$$Z_F = R \left( \sum_{i=1}^L C_{E_i} + \beta \sum_{n=1}^N f_F(\alpha^{n(\tilde{m})} D^{n(\tilde{m})}) \right) \quad (7)$$

$$Z_O = \sum_{i=1}^L \sum_{m=1}^M \varphi_{k_{E_i}} \left( G_{E_i}^{(m)} + \beta f_O(\alpha^{n(m)} D^{n(m)}) \right) T^{(m)} \quad (8)$$

ここで、 $f_F(\cdot)$  は、機器サイズの不足の対応して仮想的な設備費を算出する関数であり、すべての運用モードのなかでエネルギー不足量が最大となる第  $\tilde{m}$  運用モードでの  $\alpha^{n(m)}$  と  $D^{n(m)}$  から計算される最大不足量を引数としている。また、 $f_O(\cdot)$  は、エネルギー不足量に対応して、そのような仮想設備の部分で消費されると想定される入力エネルギー量を算出する関数である。

一方、 $\alpha^{n(m)}$  の値については、 $f_F(\cdot)$  と  $f_O(\cdot)$  が線形関数として定義でき、 $G_{E_i}^{(m)}$  や  $\delta_{E_i}^{(m)}$  に加えて  $\alpha^{n(m)}$  を設計変数とする問題が混合整数線形計画問題となることから、原問題と同様、分枝限定法による方法で運用計画問題を解くことにより、決定することができるようになっている。

重み付けの係数  $\beta$  は、上述のような探索空間の広さについての制御を実現するために、個々の世代における

個体群の多様性をもとに決定するようとする。ビット列による遺伝子表現を用いる場合、個体群の多様性  $V$  は、以下のような方法で測定することができる<sup>(14)</sup>。まず、ビット長さを  $n$ 、個体数を  $p$ 、第  $i$  個体の第  $j$  遺伝子座のビット値を  $x_{ij}$  と表した上で、各遺伝子座ごとの多様度を次式により  $v_k$  として定義する。

$$v_k = \frac{\gamma_k}{\gamma_{max}} \quad (k = 1, \dots, n) \quad (9)$$

$$\begin{aligned} \theta_{ij}^k &= \begin{cases} 1 & \dots \text{ for } x_{ik} \neq x_{jk} \\ 0 & \dots \text{ for } x_{ik} = x_{jk} \end{cases} \\ \gamma_k &= \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^p \theta_{ij}^k \\ \gamma_{max} &= \max_{1 \leq k \leq n} \gamma_k \end{aligned}$$

その上で、個体群の多様性を次式により定義する。

$$V = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n v_k \quad (10)$$

以上のようにして定義される個体群の多様性は、区間 [0,1] において正規化されており、1 に近ければ、個体群は最大の多様性を保持しており、0 に近付けば、個体群が相互に類似してきて、収束していることがわかるようになっている。このような多様度を導入して、エネルギー供給不足に対する重み付け係数  $\beta$  を、探索の初期世代では  $\beta = 1$  となって、相当コストがそのままペナルティとして加算され、探索が進むにつれてペナルティが大きくなっていくように、 $\beta = V^{-w}$  として定義する（ただし、 $w > 0$ ）。

#### 4 計算事例

以下に、本計画手法によるコージェネレーション・プラントの計画事例を示す。

**4.1 コージェネレーション・プラント** 前出の図2はガススタービンを主機として用いるプラントの一般的な構成を示したものであり、そのような構成によって、特定の地域や建物において必要とされる季節的にも時間的にも変動する多様なエネルギー需要（図1）を、70 から 80 パーセントのエネルギー効率を達成しつつ、貯えるようになっている。

以下の計算事例においては、運用計画における代表モードとして夏期・冬期・中間期のそれぞれにおける代表日の1時間毎24時間のモードを想定するものとする。この場合、あるプラントの最適運用方策を定めるためには72個のモードについて混合整数計画問題を解く必要があることになる。

Table 1 Numbers of models and maximal numbers of installed ones

Types of equipment	# of models	Max. # of installed
Gas turbine (GT)	7	1
Gas steam boiler (GSB)	—	0
Gas water boiler (GWB)	14	2
Steam absorption refrigerator (SR)	14	2
Gas absorption refrigerator (GR)	14	2

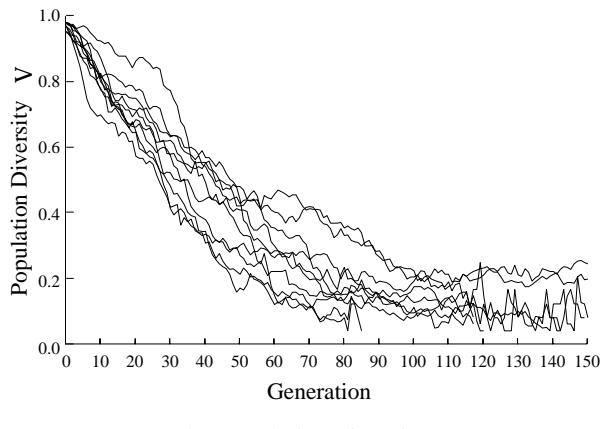
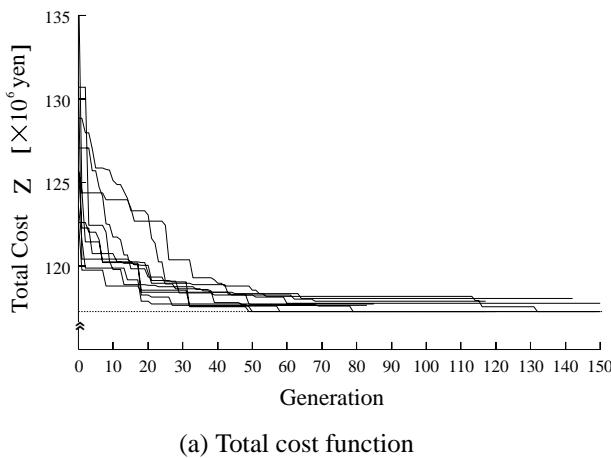


Fig. 6 Convergence history — 10 trials with compensation for deception

具体的なプラントの設置対象としては、 $20,000\ m^2$  の床面積をもつ病院を想定し、設置可能な機器モデルの数と最大台数を、機種毎に表 1 のように定める。この場合、図 2 の構成からはガス焚蒸気ボイラーを除外しているにもかかわらず、およそ 1.4 千万個の代替案が存在する。

**4.2 計算事例** まず、図 6 に、異なる乱数をもとに生成した初期個体群 10 ケースに対して本計画手法を用いた探索の履歴を示す。図中 (a) は、世代毎に最

Table 2 Optimal plant configurations with compensation for deception

SEED	Plant Configuration				Plant Cost [ $10^6$ Yen/Year]		
	GT	GWB	SR	GR	Facility	Operation	Total
0	2	8	3	7	20.60	97.11	117.72
1	2	9	8	2	20.54	97.54	118.08
2	2	9	7	4	20.57	97.19	117.76
3	2	10	10	—	19.53	97.76	117.29
4	2	10	10	—	19.53	97.76	117.29
5	2	8	7	4	20.41	97.26	117.67
6	2	8	5	6	20.66	97.15	117.82
7	2	10	10	—	19.53	97.76	117.29
8	2	10	10	—	19.53	97.76	117.29
9	2	10	10	—	19.53	97.76	117.29

Table 3 Optimal plant configurations without compensation for deception

SEED	Plant Configuration				Plant Cost [ $10^6$ Yen/Year]		
	GT	GWB	SR	GR	Facility	Operation	Total
0	2	10	5	6	20.97	97.05	118.02
1	2	9	3	7	20.77	97.01	117.79
2	2	9	8	2	20.54	97.54	118.08
3	2	10	8	2	20.69	97.52	118.21
4	2	9	8	2	20.54	97.54	118.08
5	2	13	10	—	20.10	97.76	117.86
6	2	9	8	2	20.54	97.54	118.08
7	2	10	3	7	20.92	96.99	117.91
8	2	9+2	10	—	19.85	97.76	117.61
9	2	8	1	7+1	21.40	97.14	118.54

\*9+2\* means that Type-9 and Type-2 models are installed.

適なプラントの年間総コストの履歴を示しており、(b) は、多様度  $V$  の変化を示している。表 2 は、そのような 10 回の試行により得られる最適なプラントの構成を示している。これらの図表が示すように、最終的な結果にはばつきがみられるものの、本手法が優れたプラント構成を探索することができることを確認することができる。なお、以上の計算は、個体数を 41、交叉確率を 0.8、突然変異確率を 0.002 とし、補償項の重み付け係数  $\beta$  を調整するための  $w$  の値は 0.25 として得られたものである。

**4.3 補償の効果** 続いて、本研究で提案する補償方法の有効性を検証するために、図 6 と同様の計算を、エネルギー容量不足量に基づいた補償を導入せずに実行した場合の結果を、図 7 と表 3 に示す。なお、この計算において、エネルギー容量不足により致死となるプラントは再生に用いないものとした。補償の有無による計算結果を比較すると、補償の導入により、年間総コストにおいて平均で約 45 万円程度、優れたプラント構成が見つかっていることがわかる。これに対して、図 6 (b) では、すべての試行において、多様性が世代の進行とともに 1.0 から 0.1 程度まで一様に減少

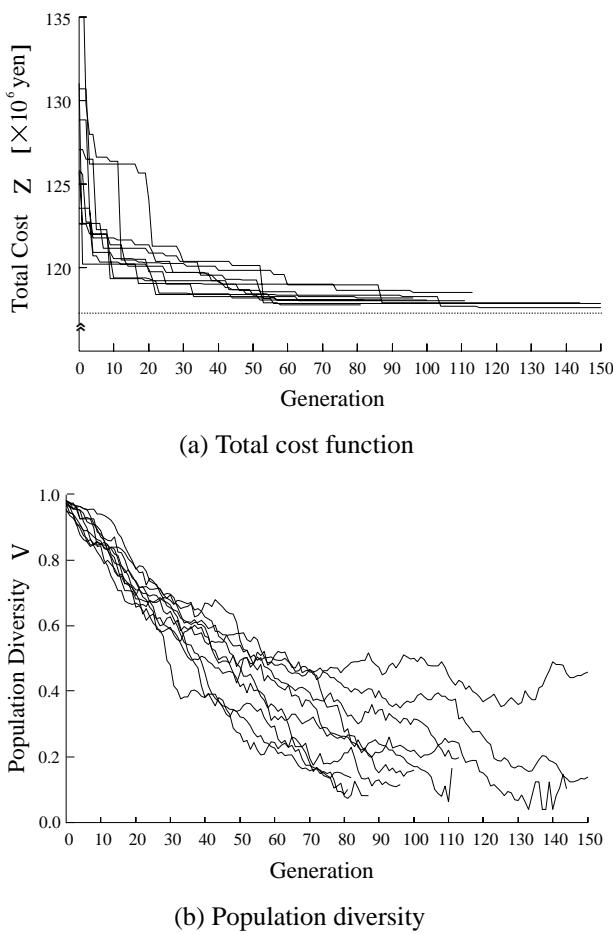


Fig. 7 Convergence history — 10 trials without compensation for deception

しているが、図 7 (b) では、そのような多様性の減少が緩やかであり、0.1程度にまで減少しないような場合も見られる。そのような補償を導入しない場合の状況は、解が最適解から離れたところで浮動し、必ずしも最適解に近付いていかないことによるものとして、理解することができる。したがって、本研究で導入した補償方法が、ナップサック問題型の計画問題に対する探索性能を改善しているものと判断することができる。

**4.4 ランダムサーチとの比較** 次に、遺伝的アルゴリズムによる本計画手法の性能を明確にするために、まず、ランダムサーチとの比較を行なう。ここで、ランダムサーチは、遺伝的アルゴリズムで用いた遺伝子表現におけるビット列を乱数により発生させることにより構成する。

図 8 は両手法の探索履歴を比較したものである。横軸には計算時間がとてあり、実線は図 6 に示した遺伝的アルゴリズムによる探索の履歴を時間軸に直して

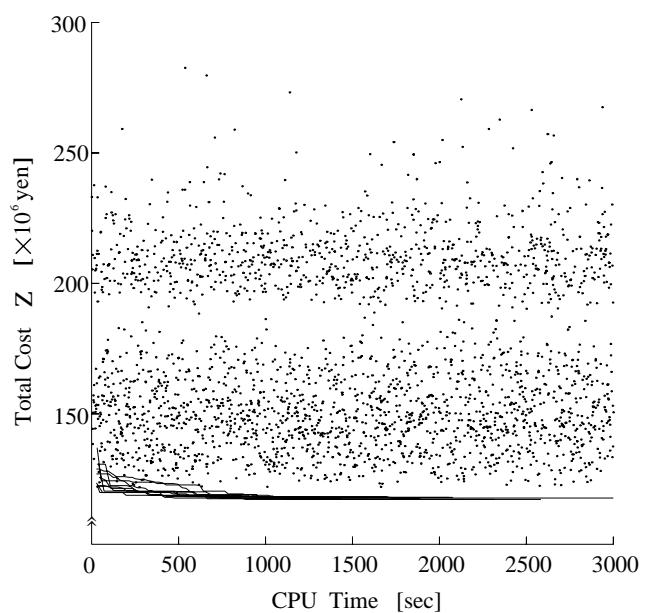


Fig. 8 Comparison with random search

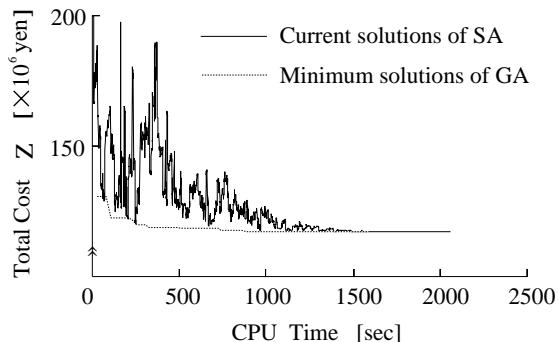


Fig. 9 Comparison with simulated annealing method

示しており、黒丸の点は、ランダムサーチにおいて生成される解を生成時点とともに示している。ランダムサーチでは約 4300 個のプラント候補が生成されているものの、その中の最適なものは、遺伝的アルゴリズムによって求まる最適解よりも、劣っていることが確認できる。しかし、ランダムサーチは、探索効率からみて最悪の手法であり、以上は当然の結果である。

**4.5 模擬焼きなまし法との比較** 続いて、模擬焼きなまし法<sup>(4)(15)</sup>との比較を示す。ここでは、遺伝的アルゴリズムによる手法で突然変異として用いたビット反転を模擬焼きなまし法における近傍解の生成方法として用いて、模擬焼きなまし法を構成する。図 9 はその比較結果を示しており、実線が模擬焼きなまし法の履歴を、破線が遺伝的アルゴリズムの履歴を示して

いる。両者の探索性能は、得られる解の質と計算時間の両面において、模擬焼きなまし法が若干劣るか、ほぼ同等である。

**4.6 計算による方法の妥当性** 本研究で提案する遺伝的アルゴリズムによる最適設計法は、比較対象として取り上げた模擬焼きなまし法とともに、いわば、力強くともいいうべき計算を主体とした最適化手法である。そのような手法を適用するにあたっては、潜在的な組合せ総数が膨大であるため、解の存在する範囲をどのように想定しておくかが重要であると考えられ、そのような探索空間の広さの観点から、改めて、各手法の優劣を考察しておく必要があるように思われる。例えば、模擬焼きなまし法では、探索空間を広く探索するためには、それに対応して初期温度を高く取る必要があり、それによって、探索空間が大きくなると、優れた解を得るために必要な計算時間が急速に長くなることが予想される。一方、遺伝的アルゴリズムにおいては、ビルディングブロック仮説やスキーマ定理が示すように、適切なコーディングが用いられている場合には、遺伝子表現の各部分が探索空間の部分構造を適切に象徴できることが期待できる。そのような状況のもとでは、仮に探索空間が大きい場合でも、その背後にある構造に従って、部分構造が並列的に探索できることも期待でき、模擬焼きなまし法に比べて、探索空間に無駄な部分空間が含まれているような事態に対しても頑強に探索が行なわれることが期待できる。すなわち、そのような部分空間に対応するスキーマが探索の早い段階で消失することにより、より本質的な空間での探索が効果的に行なわれることも期待できる。本研究で提案する遺伝的アルゴリズムによる手法も、機器種類毎の整列とグレーコーディングの導入などにより、そのような効果を狙ったものある。

## 5 結 言

本研究では、エネルギー原発の機器構成設計問題に対して遺伝的アルゴリズムによる設計手法を提案し、あるコーディネーション原発の設計問題に適用するとともに、ランダムサーチや模擬焼きなまし法との比較などにより、その有効性を検証した。

既存の要素を組み合わせてシステムを構成する問題は、機械システムの設計問題における重要なタスクの一つである反面、組合せ的な要素を含んでいるため困難な問題であり、本研究で示した考え方は、他の類似する問題に対しても展開できることが期待できる。

なお、本研究の一部は文部省科学研究費基盤研究07555055の援助によるものである。

## 文 献

- (1) 伊東・横山、コーディネーションの最適計画—インテリジェント・フレキシブル・コーディネーションを目指して、(1990), 産業図書。
- (2) 赤木・藤田・窪西、プラント設計におけるエキスパートCADシステムの研究、日本機械学会論文集C編, Vol. 54, No. 497, (1988), pp. 228-233.
- (3) 藤田・赤木、AI手法によるエネルギー原発の設計法—船用原発および陸用コード・ジェネレーション原発設計への適用—、日本船用機関学会誌, Vol. 27, No. 5, (1992), pp. 390-399.
- (4) van Laarhoven, P. J. and Aarts, E. H., *Simulated Annealing: Theory and Applications*, (1987), D. Reidel Publishing.
- (5) Goldberg, D. E., *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning*, (1989), Addison-Wesley.
- (6) Srinivas, M. and Patnaik, L. M., "Genetic Algorithms: A Survey," *IEEE Computer*, Vol. 27, No. 6, (1994), pp. 17-26.
- (7) 藤田・赤木・廣川、遺伝的アルゴリズムと極小値探索アルゴリズムとのハイブリッド化による板取り問題の一解法、日本機械学会論文集C編, Vol. 59, No. 564, (1993), pp. 2576-2583.
- (8) Chapman, C. D., Saito, K. and Jakela, M. J., "Genetic Algorithms as an Approach to Configuration and Topology Design," *Proceedings of the 1993 ASME Design Automation Conference*, DE-Vol. 65-1, (1993), pp. 485-498.
- (9) Nath, R. and Holiday, J. F., "Optimization of a Process Plant Utility System," *Proceedings of 1984 Industrial Power Conference*, (1984), pp. 123-129.
- (10) White, J. A., Agee, M. H. and Case, K. E., *Principles of Engineering Economic Analysis*, (1977), Wiley.
- (11) Land, A. H. and Doig, A. G., "An automatic method of solving discrete programming problem," *Econometrica*, Vol. 28, No. 3, (1960), pp. 497-520.
- (12) 北野(編)、遺伝的アルゴリズム、(1993), pp. 135-140, 産業図書。
- (13) Forrest, S. and Mitchell, M., "What Makes a Problem Hard for a Genetic Algorithm? Some Anomalous Results and Their Explanation," *Machine Learning*, Vol. 13, (1993), pp. 285-319.
- (14) 田上・宮本・最上、遺伝的アルゴリズムのクラスタ分析への応用: 多様度に基づく操作の有効性に関する一考察、計測自動制御学会論文集, Vol. 30, No. 10, (1994), pp. 1251-1259.
- (15) 藤田・赤木・島崎、矩形双対グラフを用いた最適区画配置手法に関する研究、日本機械学会論文集C編, Vol. 60, No. 579, (1994), pp. 3662-3669.