燃料電池最適配置計画問題の遺伝的アルゴリズムによる解法

正員 佐々木 博 司 (広島大)

正員 造 賀 芳 文 (広島大)

正員 久保川 淳 司 (広島大)

An Optimal Deployment of Fuel Cells in Distribution Systems by Means of A Genetic Algorithm

Hiroshi Sasaki, Member, Yoshifumi Zoka, Member, Junji Kubokawa, Member (Hiroshima University)

Technological problems of fuel cell generation systems have been overcome mostly; if fuel cell manufactures succeed in reducing the production cost, a number of fuel cells will be installed in distribution systems. Therefore, it is important to prepare a policy to evaluate the merit and demerit of fuel cell installations beforehand.

In our previous study, we have proposed a framework to optimally introduce fuel cells into distribution systems. According to this framework, an optimal deployment planning of fuel cells has been formulated as a mixed integer programming problem and the authors have developed a solution algorithm based on the Branch and Bound method. For large scale systems, however, a combinatorial explosion makes the algorithm unable to search the optimal solution within a reasonable computation time.

In this paper, a solution method using the genetic algorithm technique is proposed to find suboptimal solutions for large scale problems. Genetic algorithm is belonging to multi-agent search algorithms and shows a robust characteristic against a multi-modal objective function like this problem. The proposed algorithm exploits two kinds of techniques to improve its performance: The first is the diploid population and the second is the efficient initialization. The former contributes the preservation of genetic variety and the latter accelerates the speed of convergence. The proposed algorithm has been applied to various example systems and compared with a simulated annealing method to evaluate their performances with successful results.

キーワード： 燃料電池, 最適配置, 混合整数計画問題, 遺伝的アルゴリズム

1. はじめに

近年、電源建設の困難さおよび系統安定性の観点から小容量の新電源（コージェネ、燃料電池等）が、需要地に直接配置することのできる分散型電源として注目されている。これら新電源については、実用化への研究開発や系統連系ガイドラインの整備などが精力的に進められており、近い将来本格的に普及するものと思われる。しかし、その導入に関してはコスト面の問題に加え、事故防止、電圧変動などの問題にも十分に留意しておく必要がある。

筆者らは、将来の分散型電源として燃料電池（Fuel Cell: FC）を例にとり、その配電系統への導入を考える際のコスト最小化、電圧制約などを考慮した基本的な枠組みをFCの最適配置計画問題として提案した⁽¹⁾。これは配電系統に要求される電氣的な制約を満たしつつ、需要家でもあるFC設置者と系統運用側である電力会社の双方の立場から見た経済的なメリットを最大にするFC配置を求めるものである。

FC最適配置計画問題は非線形の目的関数を持つ混合整数計画問題として定式化され、大域的な最適解を求めるには整数変数の取り得る値の組合せすべてを調べる（全探索）必要がある。しかし、全探索は小規模問題では可能であっても、大規模系統では探索回数が爆発的に増加するため、何らかの限定操作を行う必要がある。筆者らは、問題の性質に着目した限定操作を併用した列挙法に基づくアルゴリズム

を提案し、69母線系統の問題を解いた⁽¹⁾。しかし、列挙法の限界から、このアルゴリズムを実用的な配電系統に適用することは不可能である。本研究で考えている需要家には個々の一般家庭などは含んでいないが、それでも実際の配電系統が持つノード数は200を下らない。従って実系統に対しては、比較的短時間で準最適解を得ることのできる近似解法に頼らざるを得ない。

混合整数計画問題の近似解法としては様々なものがあるが、近年遺伝的アルゴリズム（Genetic Algorithm: GA）などのいわゆるヒューリスティックな方法が注目され、種々の問題に適用した結果が報告されている^(6~9)。特に、GAは生物進化における遺伝過程を模倣した多点探索アルゴリズムであり、複数の探索点を同時に保持しつつ相対的な評価を行うため局所解に陥りにくいという特徴を持つ^(3,4)。

本稿では、FC最適配置計画問題の目的関数が非線形かつ多峰性であり、GAの持つ特徴が有利に働くと考え、本問題に適合させるべく工夫を加えた解法アルゴリズムを提案する。GAにはその実現方法により種々のアルゴリズムが存在するが、本稿では最も基本的な単純GAに改良二倍体個体⁽²⁾を導入し、さらに初期集団の生成方法を工夫した効率的なアルゴリズムを用いる。提案アルゴリズムを使えば、200ノード近い大規模問題に対しても実用的な時間内で近似解を求めることができ、実用に供し得る。

以下、第2節でFC最適配置計画問題の概要について述

べ、続いて第3節では本研究で用いたGAによる解法アルゴリズムについて説明する。第4節で提案アルゴリズムを様々な規模の例題系統へと適用、他の同様な近似解法としてシミュレーティッド・アニーリング法との比較を行い、その結果を考察するとともに有効性について検証する。

2. 燃料電池最適配置問題

FCの導入は設置者にとってエネルギー経費の削減、また電力会社にとって、負荷需要の増加にも拘わらず大規模発電所の立地は遅々として進まないこと、ならびに系統運用上の複雑化などの問題を解決する手段となり得る。しかし、新たな電源の導入によって引き起こされる電圧変動などの品質面の劣化による影響は極力排除されるべきである。従って我々はFC導入計画の策定に際し、需要家でもあるFC設置者、系統運用側である電力会社、さらにはその配電地域全体のそれぞれの立場を考える必要があると考え、最小化すべき目的関数および満たすべき制約条件を以下のように設定した⁽¹⁾。

<2.1> 目的関数 FC設置者は電力だけでなく熱需要も賄うことができ、相当のエネルギー経費削減が可能になる。また需要地に直接電源が導入されるので、線路損失の削減や夏期のピークカットなどが期待でき、電力会社にとっても経済的なメリットがある。よって、FCの設置コストおよび関連するメリットを表現するため、本研究では以下の項目を目的関数に含めることとした。

- [1] 変電所の供給する電力コスト
- [2] 系統全体での熱需要コスト
- [3] FCの設置コスト
- [4] FCの運用コスト
- [5] 需要家の払うべき電気料金

FCの適切な導入により、項目[1]と[2]は削減されるがFCは定格運転時に最も効率がよく、その状態での配置計画を立案することが好ましいとの観点から、本研究ではFCが常に定格運転をしているものとしている。よって、[2]においてFCの排熱が熱需要を上回った場合には余剰熱を廃棄するものと仮定する。一方、FCは経済性を高めるため一定容量のものを規格生産するので、項目[3]の設置コストは単に設置された総台数に比例するとしている。また、項目[5]の需要家の電気料金はFCの導入により削減されるが、FCの運用コスト[4]は追加要因となる。

対象系統のノード数を n とし、負荷が m 個のレベルに分解できるとき、目的関数は次式のように表せる。

$$\begin{aligned} Z = & K_1 \cdot \sum_{j=1}^m (T_j \cdot P_j) \\ & + K_2 \cdot \sum_{j=1}^m \left[T_j \sum_{i=1}^n \{C_{ij} - F_1(PG_i), 0\} \right] \\ & + K_3 \cdot S \cdot m_s \\ & + K_4 \cdot \sum_{i=1}^n \{R_i - F_2(PG_i) + F_3(PG_i)\} \end{aligned} \quad (1)$$

ここで、 i, j : ノードと負荷レベルを示す添え字、

K_ℓ ($\ell=1, \dots, 4$): 重み係数 (コスト換算係数を含む), T_j : 負荷レベル j での持続時間, P_j : 変電所の供給電力, PG_i : ノード i のFC発電電力, C_{ij} : ノード i の熱負荷, F_1 : FCの熱供給量, m_s : FCの全設置台数, S : FC1台のコスト, R_i : ノードにFCを設置しないとときの電気料金, F_2 : FCの設置により削減される需要家の電気料金, F_3 : FCの運用費(燃料、保守、点検費等)である。

設置計画者の立場が異なると主眼となる項目が違ってくるという問題があるが、(1)式はこれらの項目の重み和となっており、付随する重み係数を適切に調節することで様々な立場から見たコストを評価できる。

(1)式は、負荷パターンが与えられたとして、次の一般式で表すことができる。

$$Z(x, m) \dots\dots\dots (2)$$

ただし、 x : 系統状態ベクトル, m : FC配置を表す整数ベクトルである。

<2.2> 不等式制約 本研究ではFCが常に定格運転をしているものと仮定しており、コスト優先主義で連系導入を推進すると負荷レベルの変動により過度の電圧上昇または低下を引き起こすことが懸念されるため、ノード電圧に上下限制約を設定して強制する。また、電力の供給余裕を示す指標として需要端信頼度⁽⁵⁾(Demand Side Reliability: DSR)を制約として組み入れ、各ノードの供給信頼度がある下限値以上に保たれるよう考慮する。

$$V_{min} \leq V_i \leq V_{max} \dots\dots\dots (3)$$

$$DSR_{min} \leq DSR_i \dots\dots\dots (4)$$

ただし、 V_i : ノード i の電圧 (V_{max} , V_{min} : 上下限值), DSR_i : ノード i での需要端信頼度 (DSR_{min} : 下限値)である。

これら制約条件も目的関数と同様、運用点とFCの台数ベクトルの関数となり、まとめて次式で表せる。

$$F(x, m) \leq 0 \dots\dots\dots (5)$$

<2.3> 等式制約 系統の運用点は次の潮流方程式を満足しなければならず、等式制約となる。

$$G(x, m) = 0 \dots\dots\dots (6)$$

結局、本問題は(2), (5), (6)式をまとめて以下の混合整数計画問題として定式化される。

$$\text{最小化} \quad Z(x, m) \dots\dots\dots (7)$$

$$\text{制約条件} \quad F(x, m) \leq 0 \dots\dots\dots (8)$$

$$G(x, m) = 0 \dots\dots\dots (9)$$

3. 遺伝的アルゴリズム

本研究では、大規模な実用的系統における燃料電池最適配置問題の近似解を求める手法として、遺伝的アルゴリズム(GA)を用いる。GAは自然界の生物遺伝機構に基づいた多点探索アルゴリズムであり、本問題のような非線形の目的関数を持つ問題に対して有利である。特に、複数の探索点を同時に保持し、相互に情報交換を行うことによって効率的な探索を進めることができるという点が最も大きな

特徴である。基本的には、変数を符号化したストリングの集合である生殖集団に対して、交叉 (crossover)、突然変異 (mutation)、増殖 (reproduction) など遺伝オペレータを各世代ごとに適用することで集団のパフォーマンスを向上させ、最終的に大域的な最適解を目指す。

<3・1> 符号化 GAを適用する場合、問題の変数をストリングへと符号化する必要がある。本問題の対象としているFCの配置は、設置位置 (ノード) と設置容量 (台数) で規定されるが、本稿では各ノードに許される設置台数は計算時間の関係で1台までとした。よって、ノード番号と設置の有無でFCの配置パターンが表される。提案アルゴリズムではストリング中の遺伝子の位置 (遺伝子座) とノード番号を対応付け、またその中に含まれる対立遺伝子の種類 (1: 設置する, 0: 設置しない) により設置の有無を表す。ただし、単純GAとは異なり二倍体個体の集団を用いているため、ある個体を評価する際、その中に含まれる2本のストリングの各遺伝子座を比較し、優・劣性の関係を調べるという操作が必要となる。二倍体個体については後述する。

<3・2> 評価関数 提案アルゴリズムでは、淘汰・増殖の際の基準として、適応度の高さに比例した確率での生き残りを許すという一般的なルーレット・ルールを採用する。従って、進化は評価関数最大化の方向に進み、最小化問題では最大化問題へと変換する必要がある。本稿では、目的関数の値の逆数を取り、最大化問題へと変換している。一方、制約条件を陽に組み込むことができないため、符号化の工夫などにより各個体が必ず実行可能解を表すことができる場合を除き、何らかの方法でこの評価関数に制約を満足しているか否かの情報を含める必要がある。本稿では、評価関数を式 (10) で示すように設定している。

$$fit_k = \frac{Const}{Z_k + w \cdot err_k} \dots\dots\dots (10)$$

ここで、Const: 正の定数, Z: 目的関数値, w: 重み係数, err: 制約違反量, k: 個体のインデックスである。

この関数は、制約違反した個体に対して、その違反量に応じたペナルティーを課すことにより世代交代の際不利になるように考慮したものである。一般的取り扱いとしては、制約を違反した時点でその個体は致死遺伝子を持つものとして淘汰してしまう方法もあるが、たとえ全体的に見て制約違反を起こしている個体であっても部分的には良い配置を含み持っているかも知れず、他の個体との交配などでその部分ストリングがよい解を生み出す可能性があるため、あえて強制的な操作は用いていない。

<3・3> 解法アルゴリズムの特徴 本稿で提案する解法アルゴリズムは単純GAを基本としているが、生殖集団として二倍体個体群⁽¹⁾を採用し、また初期集団の生成法を工夫することにより、効率的なアルゴリズムとしている。ここでは、これら改良点について説明する。

二倍体生殖集団 1本のストリングが1個体を成すものを一倍体生殖集団と呼ぶのに対し、二倍体個体とは1個

図1 符号化
Fig. 1 Coding

体中に2本のストリングを保持する個体をいい、一般に一倍体よりも二倍体の方が収束特性がよいと言われる。これは、二倍体個体の方が集団中の遺伝的多様性を保持しやすいことに起因する。二倍体個体では、図1のように、その個体中の2本のストリングの組合せにより表現型 (FC配置パターン) が決定される。ここでは“1”が優性“0”が劣性であるので各遺伝子座で論理和をとっていることに相当し、たとえ同じ1本のストリングであっても対となる片方のストリングにより、その表現型が異なってくる。逆に言えば、あるひとつの表現型に対して複数のストリングの組合せが存在することになる。よって、同数の個体を持つ集団であっても二倍体集団の方が多様性は保持しやすいと考えられ、本問題に対しても効果のあることが確認されている⁽²⁾。

初期集団の生成方法 当初、筆者らは全くランダムに初期個体を生成していたが、多様性が保たれる反面、良い解が現れるまでに長時間を要し、結果として性能が悪くなるという問題があった。最適解に近い個体からなる初期集団を生成して探索を始めた方が収束が早くなるが、逆に偏った集団からスタートすると世代を重ねるうちに集団の多様性が失われ、局所解から抜けることが困難となることが予想される。そこで多様性をある程度保持しつつ、なるべく最適解に近いと想定される個体を効果的に生成するための工夫を行う。

燃料電池最適配置問題の目的関数 (1) 式は、適切な位置にFCを配置し、第2項に含まれる熱需要を効率的に賄ってやることで値を小さくすることができる。これは、今までの我々の研究で開発したアルゴリズムによって得られた解からも見られる傾向である。よって、この点に着目して以下のように初期個体を生成する。

[手続き1] 系統に存在する熱負荷の規模をすべて調べ、その規模に比例したあるしきい値 (0, 1) を設定する。

[手続き2] 1本のストリング中の全ての遺伝子座に対して一様乱数 (0, 1) を発生させ、手続き1で設定されたしきい値と比較する。

[手続き3] 比較の結果、(しきい値) $\geq$ (乱数) であれば遺伝子として1を、そうでなければ0をとる。

図 2 フローチャート (GA)
Fig. 2 Flow-chart of the proposed GA

[手続き 4] 集団中全ての個体に対して [手続き 2], [手続き 3] を繰り返す。

この方法によると、少なくとも第 2 項が効率的に削減された個体が生成され、比較的適応度の高い初期集団から探索を始めることができる。また、あくまでも確率的に生成するため、ある程度の多様性も確保することができる。

<3・4> フローチャート 図 2 は提案アルゴリズムのフローチャートである。以下、項目ごとに説明する。

[step 1: 初期集団の構成] 探索を始める前に、出発点となる初期ストリングを前節の方法で生成する。ただし、二倍体個体を考えるため、個体数の 2 倍のストリングが必要となる。次に、これらのストリングの中からランダムに 2 本を選択して 1 個体にまとめ、初期生殖集団を構成する。

[step 2: 各個体の評価] 得られた生殖集団中の各個体を (10) 式の評価関数により評価する。

[step 3: 終了判定] 現在までの探索状況を記録し、終了条件に照らし合わせる。その結果、継続ならば次のステップへ、終了ならば最良の個体を出力して終了する。

[step 4: 淘汰・増殖] 先の [step 2] で計算された評価値に基づいて淘汰、増殖を行う。各個体の評価値に比例した確率で生き残りを許しているため、評価値の低い個体は淘汰され易くなり、淘汰を逃れた個体のみが次世代へと複写される。

[step 5: 交叉・突然変異] 新しい個体を生成するために、一定の交叉率、突然変異率に従って、交叉・突然変異操作を適用する。全ての個体に対して適用し終われば [step 2] へと戻る。ただし本稿では、これらの操作によって評価の良かった個体が破壊されることを防ぐため、各世代のうち最良の個体を無条件に残すこととしている。これにより、評価関数の単調増加が保証される。

4. シミュレーション

本論文で提案した GA アルゴリズムの性能を検証するため、11, 39, 69, 111, 178 ノードの放射状配電系統に適用した。また、他のヒューリスティック手法としてシミュ

図 3 69 母線放射状モデル配電系統
Fig. 3. 69 node radial distribution system

レーティッド・アニーリング法^(10, 11) (Simulated Annealing: SA) を適用した結果との比較を試みた。これまでの研究で最適解が得られている最大規模の系統は図 3 に示す 69 母線系統である。なお、シミュレーションに使用した計算機は、Sun SPARC Station 10 (約 100 Mips) である。

<4・1> 問題設定 目的関数に含まれるパラメータの設定を表 1 に示す。FC の容量は現在標準的に制作されているものを採用し、また常に定格出力で運転されるものと仮定しているため、熱出力も一定となる。設置コストは将来の量産化や政府の優遇措置などを期待し、現在の価格よりも低く設定している⁽¹⁾。重み係数に関しては、全ての立場を平等に考慮した全体のコストを最小化することを目的とし、式 (1) 中の K_i のうち重み係数に関する部分を各項で等しく 1 に設定する。

<4・2> パラメータ設定 GA の遺伝パラメータの設定を表 2 に示す。交叉は 1 点交叉、突然変異は 1 箇所のみを対象としている。これらの設定値はこれまでの試行に対する検討の結果、性能の良かったものを採用している。このうち世代数に関して、提案アルゴリズムでは終了条件とし

表 1 パラメータ (目的関数)
Table 1. Parameters for the objective function

燃料電池発電量 (1台)	200 kW
燃料電池回収熱量 (1台)	172 Mcal/h
電力会社の発電原価	10.4 円/kWh
燃料電池設置コスト	50 万円/kW
商用電気料金	20 円/kWh

表 2 遺伝パラメータ
Table 2. Genetic Parameters

集団規模 (population size)	40
交叉率 (crossover rate)	0.8
突然変異率 (mutation rate)	0.05
世代数 (generations)	300 (最大)

て現世代より50世代を経ても解の改善が見られない場合を
考え、またこの条件に当てはまらなくとも最大で300世代
までとしている。これは、多数回の試行の結果、50世代を
超えて変化がない場合には、そのほとんどが最適解または
準最適解へと収束していること、またGAが確率的更新を
用いる手法であり、終了条件を厳密にするよりはある程度
の解が得られる時点で終了し、多数回の試行を行った方が
得策であると考えたことが主な理由である。

一方、比較のために用いたSAのパラメータは、初期温
度、冷却スケジュール、平衡判定回数である。探索初期で
は温度パラメータを十分大きくする必要があり、1000とし
た。また冷却スケジュールは、一般に使用されている指数
関数的な冷却法^(12, 13)とし、その係数を0.98とした。平衡
判定回数は1000回としている。

<4.3> シミュレーション結果 図4は全探索法、分枝
限定法、SA法、提案法（GA）を各系統に適用したときの
計算時間を示したもので、全て20回の試行に要した時間の
平均値である。ただし、実用的な時間内に計算を終えるこ
とが不可能なケース（全探索の69ノード以上、分枝限定
法の111ノード以上）については、必要な探索回数と1回
あたりの探索時間とから推測している。

明らかに、GAやSAの計算時間は系統規模の増加に応じ
て緩やかに増加しているが、他の手法は急激に増加してい
ることが分かる。系統規模により計算時間が増加する主な
要因として、

- [1] 1回の探索に要する計算時間の増加
- [2] 探索回数の組合せ爆発による増加

が考えられる。GAを用いた提案法やSAに関しては基本
的に[1]の理由しか存在しないため、系統規模の拡大ととも
に他の手法よりも有利となる。特に大規模な111、178ノ
ードの系統については、提案法が約170分（111ノード）、約
780分（178ノード）で探索を終えるのに対して、全探索
はもちろん、分枝限定法でも1年以上の時間を要し、探索
の難しいことが分かる。

次に、得られた解の精度を検証するため、69母線系統に
ついて提案法により求められた解の分布を図5に示す。こ
のモデル系統の最適解はすでに分枝限定法によって求めら
れており⁽¹⁾、その値を基準とした比で表してある。また、性
能改善のために導入した初期生殖集団の生成方法の効果
を見るため、単に乱数を用いただけの生成法と比較して示
している。生殖集団はどちらも二倍体を用いたものである。
ここでもSAでの結果も参考として示してある。

まず、初期集団生成の際に負荷規模を考慮した方が、考
慮しない方よりも解の分布が全体的に左側へと集中し、性

図 4 系統規模と計算時間との関係
Fig. 4. Computation time

能のよいことがうかがえる。最適解も20回の試行のうち2
回ほど得られており、かつ最適解が得られないまでも全て
の解が約5 [%] 以内の誤差範囲におさまっている。加えて、
最適解と準最適解とのFC配置パターンとしての違いはそれ
ほど大きいものではなく、差が一番大きい場合でも台数が
1台、設置箇所が2箇所異なるだけである。これは、問題
の性質上、目的関数の値が比較的大きな幅で離散的に変
化するためであり、得られた解は十分な精度をもつ近似解
であると言える。ただ、SAと比べた場合、最適解の得られ
た回数を見ても概してGAの方が劣るという結果となった。
これは、69母線系統での最適配置が9台のFCしか存在し
ない、すなわちストリング中の0と1とは圧倒的に1の
数が少なく、二倍体集団を用いても多様性が維持しにくい
ことに原因があると思われる。それに対して、SAではこの
ような影響がほとんどないため、計算時間はかかるが解の
精度という面では勝ったのではないかと考えられる。しか
し、さらに大規模な111ノードおよび178ノード系統の場

図 5 得られた解の分布 (69 母線系統)
Fig. 5. Distribution of the obtained solutions
(69 node system)

合は、今回行ったほとんどの試行において提案した GA の方が SA よりも良い解を得ることができた。これは多様性が十分に確保でき、探索空間の拡大とともに GA 特有の多点探索が奏効したものと考えられ、提案法は大規模システムに対して効率的な探索を提供することができる。

5. おわりに

我々は先の研究において、燃料電池の新規導入の方策を様々な立場から検討するための枠組みとして燃料電池最適配置問題を提案した。しかし、この問題は非線形の目的関数を持つ混合整数計画問題として定式化され、大規模なシステムで最適解を得ようとすると、列挙法などでは時間的に取り扱えないという問題があり、実際に適用可能なのは 69 母線系統程度までであった。そこで本稿では、近似解を得る方法として GA を用いた解法アルゴリズムを提案した。この解法アルゴリズムは、いわゆる単純 GA に二倍体生殖集団の採用、負荷規模を考慮した初期集団生成法の工夫などの改良を施したアルゴリズムである。

様々な規模のシステムに対してシミュレーションを行った結果、分枝限定法などその他の方法では計算時間が急激に増加するのに対し、GA を用いた解法アルゴリズムでは緩やかに増えていくことが明らかとなった。また、得られた解の精度を調べるため 69 母線系統に提案アルゴリズムを適用して得られた解の分布を調べたところ、最適解からの誤差が全て約 5 [%] 以内の範囲におさまリ、かつ施した初期集団生成に対する工夫の効果も確認できた。計算時間の大幅な短縮というメリットを考えると、許容誤差範囲内で近似解が得られており、系統規模が大きくなるほど GA を用いた提案法は有利になると考えられる。事実、実規模に近いような大規模システムに対しても、実用的な時間内で探索を終えることができた。ただ、GA の持つ能力を考えるに、思ったほど最適解に到達する回数の多くないケースがあった。これは、今回考えたモデルシステムに対して、二倍体集団を用いても多様性が維持しにくかったことに原因があると思われる。これに関しては、さらに符号化方法を検討する余地があり、今後の課題としたい。

(平成 8 年 11 月 25 日受付, 同 9 年 4 月 8 日再受付)

文 献

- (1) 佐々木, 他:「配電系統への燃料電池の最適配置計画に関する研究」, 電学論 B, 114, 491 (平 6-5)
- (2) 佐々木, 他:「電力系統への燃料電池の最適配置計画 — 遺伝的アルゴリズムの適用 —」, 電気・情報関連学会中国支部連合大会 (平 5)
- (3) D. E. Goldberg: *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning* (1989) Addison-Wesley
- (4) L. Davis: *Handbook of Genetic Algorithms* (1991) Van Nostrand Reinhold
- (5) L. N. Chen, H. Suwa & J. Toyoda: "Power Arrival Evaluation of Bulk System Including Network Constraints Based on Linear Programming Approach," *IEEE Trans. PS, PWRS-1*, No. 6, 37 (1991)
- (6) 福山・植木:「負荷融通問題への遺伝的アルゴリズムの適用」, 電学論 B, 114, 361 (平 6-4)
- (7) 伊庭:「遺伝的アルゴリズムに基づく無効電力最適計画」, 電学論 B, 113, 865 (平 5-8)

- (8) 斎藤・高野・豊田:「遺伝アルゴリズムを応用した想定事故選択問題の解法」, 電学論 B, 115, 9 (平 7-1)
- (9) 福山・植木:「パラレルプロセッサを用いた並列遺伝的アルゴリズムの電源計画問題への適用」, 電学論 B, 114, 1250 (平 6-12)
- (10) S. Kirkpatrick, C. D. Gelatt Jr & M. P. Vecchi, "Optimization by Simulated Annealing," *Science*, 220, 671-680 (1983)
- (11) E. H. L. Aarts & P. J. M. van Laarhoven: "STATISTICAL COOLING: A general Approach to Combinatorial Optimization Problems," *Philips Journal of Research*, 40, 193-226 (1985)
- (12) 佐藤・奈良・若佐:「Simulated Annealing 法による火力発電機の定期補修計画」, 電気学会電力技術研究会資料, PE-90-21 (平 2)
- (13) 新谷・田辺・安田・横山:「Simulated Annealing に基づく定期補修計画の決定 (3)」, 電気学会電力技術研究会資料, PE-93-103 (平 5)

佐々木 博 司

(正員) 1941 年 3 月 10 日生。1968 年 3 月早稲田大学大学院理工学研究科博士課程 (電気工学専攻) 修了。同年 4 月広島大学工学部電気工学科講師, 1980 年 10 月第二類 (電気系) 助教授, 1989 年同教授 (電力工学教育科目担当), 現在に至る。工学博士。主として, 電力系統の過渡安定度, 状態推定, 最適潮流計算法, エキスパートシステムの応用に関する研究に従事。IEEE, CIGRE, 日本太陽エネルギー学会, 情報処理学会, エネルギー・資源学会会員。

造 賀 芳 文

(正員) 1971 年 2 月 22 日生。1995 年 3 月広島大学大学院工学研究科博士課程前期 (システム工学専攻) 修了。同年 4 月同博士過程後に進学, 現在に至る。

久保川 淳 司

(正員) 1965 年 1 月 11 日生。1987 年 3 月広島大学大学院工学研究科博士課程前期 (システム工学専攻) 修了。同年 4 月同博士過程後に進学。1990 年 7 月同大学助手, 1996 年 11 月同大学講師, 現在に至る。