Simulated Evolution法を用いた 大規模補修計画手法の開発

正員 須藤 剛 志 (三菱電機)

正員 鈴木 浩 (三菱電機)

Large-Scale Generator Maintenance Scheduling using Simulated Evolution Method
Takeshi Sutoh, Member Hiroshi Suzuki, Member (Mitsubishi Electric Corporation)

This paper addresses a new effective method for the generator maintenance scheduling. As the scheduling is a 0-1 integer problem, no excellent approach to find optimal solution has been presented for a large scale problem because of the combination explosion. The proposed method combines a simulated evolution and a branch and bound method. The idea of the simulated evolution is based on an analogy of the natural competition and selection process. The proposed method is not guaranteed to find an optimal solution. It has a capability to find sub-optimal ones with less CPU time by means of an effective search, however. It features (1) the high-speed search of a feasible solution by using depth priority search, (2) the effective improvement of the solution by the re-construction of the branching tree, and (3) requirement less memory size and CPU time. The proposed method was applied to a small scale 10 generator system and large scale 38 generator system. With comparing to branch and bound method, the ability of finding the optimum solution and of the effective search were verified.

キーワード：補修計画、組み合わせ問題、遺伝アルゴリズム、分枝限定法、信頼度

1. 序論

電力会社では各種電源に対してその信頼度を維持するために、法令による定期補修を実施している。各種電源のなかでも火力機は系統容量に占める割合が大きく、電力系統の需給運用計画に大きな影響を与える。補修期間中は各発電機が運転停止状態になるため、補修計画の立案に際しては、特に電力系統の信頼度を考慮する必要がある。

近年、発電機数が増加するとともに単機容量が増大化してきている。また夏ピーク需要増および、暖房の電力化による冬ピーク需要の増加によりオフピークとなる期間が短くなり、供給信頼度を満足させるような計画策定が困難化している。そのため、計算機による計画支援の要求が高まっている。

火力機補修計画を最適化問題としてとらえ、これまでもいくつかの手法が提案されてきた⁽¹⁾⁽²⁾⁽³⁾⁽⁴⁾。しかし従来の手法にはそれぞれ固有の問題があった。

一般に分枝限定法や動的計画法は大局的最適解を求めることが出来るものの、大規模問題に適用する場合、効率的な限定操作を行わない限り計算量が膨大になるという問題がある。そのため何らかの方法で探索空間の削減を行う必要が生じる。整数計画法は目的関数、制約が線形化される

ため、実際の使用に際してユーザーの求める条件が制限されるという欠点を有する。また最近ではHopfield型ニューラルネットワークのエネルギー最小化への状態遷移性を利用した手法の適用研究も行われている⁽⁵⁾。その手法は理論上、局所探索であり、得られる解は初期値に大きく依存する。そのため初期値を変えて多数回探索を実行する必要がある、探索の効率化には限界がある。

本論文では生物の進化を模倣した手法の1つであるシミュレーテッド・エボリューション法（Simulated Evolution法、以下SE法と略す）を用いた新しい電源補修計画手法を提案する。

SE法は環境に対する適合度を持った個体が複数個存在し、個体同士が生存競争を行うことにより全体の最適化を目指す手法であり、VLSIの回路設計問題などへの適用が試みられている⁽⁶⁾。

提案手法はSE法と分枝限定法（深さ優先探索）を組み合わせることにより効率的に探索を行うものであり、以下の特徴を有する。

(1)探索の早い時期に可能解が求められる。

(2)解の改善が効率的に行われる。

(3)探索に必要な記憶容量が少ない。

上記(1)は深さ優先探索の長所を、(2)はSE法の長所を、(3)

は両者の長所を継承したものであるといえる。

またSE法は現在盛んに研究されている遺伝アルゴリズム (Genetic Algorithm、以下GAと略す) と同様に、局所解からの脱出を図りながら探索がおこなわれるが、得られた解が大局解であるという保証はないという性質を持っている。短時間で近似解が得られる手法は、試行錯誤を繰り返す実際の計画を支援するという点において実用性があると考えられる。

2. 火力機補修計画問題

補修計画問題は組み合わせ計画問題であり、信頼度、経済性に関連した種々の目的関数が考えられる。ここでは実際の計画時に通常用いられている供給予備率の均等化、すなわち供給予備率の平均値と各期間の供給予備率の差の2乗和の最小化を採用する。

$$\left. \begin{aligned} & \sum_j \left(\frac{1}{J} \sum_j \left(\frac{C_j - L_j}{L_j} \right)^2 - \frac{C_j - L_j}{L_j} \right)^2 \rightarrow \min \\ & C_j = \sum_i (G_i \times (1 - x_{ij})) + E_j \end{aligned} \right\} \dots\dots (1)$$

- J : 検討期間数
Gi : 火力発電機iの容量 (MW)
Ej : j期間の火力機以外の供給力 (MW)
Lj : j期間の総需要 (MW)
xij : j期間における発電機iの状態
(1 = 補修中、0 = 運転可能)

制約としては一般的な以下の項目を考慮している。

- ①補修状態を表す変数xijの整数 (0 - 1) 制約
- ②補修可能時期 (週) 制約
- ③必要補修期間制約
- ④補修の連続性
- ⑤同一発電所内同時補修台数制約

実際の計画においては各電力会社の運用形態に合わせ、その他特殊な制約を盛り込むことが考えられるが、本論文の目的は提案手法の探索能力を調べることにあり、それらは考慮していない。ただし本手法は分枝限定法を基本としており、各種制約を明示的に付加することは容易である。また制約が厳しいほうが探索空間の削減になるため、一般的には計算量の点から有利に働くと予想される。

3. SE法による探索

本提案手法はSE法による部分空間の生成 (探索空間の削減) と分枝限定法による部分空間の探索の2つから成り立っている。SE法は生物進化の過程を応用した手法である。同じく生物進化のアナロジーであるGAと比較した場合、GAが遺伝を重視しているのに対し、SE法は競争に力点を置いた手法である。この手法の利点を以下に述べる。

<3.1>SE法の特徴 GAでは解候補として長さNの遺伝子を持つ個体 $x^m = (x_1^m, \dots, x_n^m, \dots, x_N^m)$ を考え、M個の個体

数を持つ集合 $X = \{x^1, \dots, x^m, \dots, x^M\}$ を解候補集団として表現する。この場合解候補はM個存在する。

一方SE法は一個体一要素 (長さ=1) であり、個体群は一解候補を表現する。そして個体は一般に整数で表される。また適合度 (エネルギー関数) はGAでは解候補毎に求められるが、SE法では解候補毎には求められない。そのためGAは評価関数に対応した適合度の定義が可能であるが、SE法では独自の定義を必要とする。

両手法とも各個体の適合度により生存競争を行わせる。SE法では生存競争に敗れた個体は代替となる個体を1つだけ生成し、消滅する。すなわち解候補集団を生成せず、1つの解のみを保持して各世代を構成する。そのため必要となるメモリー量がGAに比べ少なくすむ。また代替個体の生成時に明示的に制約が考慮でき、収束も早いと考えられる。

<3.2>GA法適用における問題点 GAは生物の個体群に対応した解の候補集団を用意し、そのうち2つの解候補 (親) を選択し、遺伝オペレータを適用して新たな解候補 (子) をつくる。解候補集団において優秀な解候補を生き残らせることにより、集団のエネルギー関数値 (目的関数値) が最小 (適合度が最大) となるように進化させていくものである。

GAを補修計画に適用する場合、最適な遺伝パラメータ設定とコーディング方法が問題となると考えられる。通常、GAを組み合わせ最適問題に適用する場合、整数制約のある変数を一般的にはビット列等に変換して表現する。補修計画の場合、例えばj期間における発電機iの状態xijがそれに相当するが、第1世代となる初期解群を求めるためにランダムに {0,1} をあてはめても、制約が明示的に与えられないため、そのほとんどが何らかの制約を逸脱している可能性が非常に大きい。また進化の過程において、単純な遺伝オペレータ (交叉、突然変異) を施して子をつくったとしても、それが親の優秀な遺伝子を受け継いでいる確率は極めて小さいと考えられる。そのため収束に時間がかかることが予想される。大規模問題にGAを適用するためには、遺伝子数などの各種パラメータの設定などGAに共通する問題と共に、上記の問題点を解決する必要がある。

4. SE法による補修スケジュール探索手法

<4.1>アルゴリズムの概要 各個体 x_n には各発電機の補修スケジュールを割り当てる。すなわち $\{1, \dots, s\}$ (1は発電機nの補修開始可能週の第1週、sは補修期間の選択数) となる。

以下、アルゴリズムについて簡単に説明する。

I. 初期解 (第1世代) として分枝限定法 (深さ優先探索) で得られた最初の暫定解を各発電機の補修スケジュールとして採用する。

II. 各個体の適合度を計算する。個体の適合度として、対応する発電機の補修時の予備率の平均値を採用する。

Ⅲ. 全ての個体の適合度を求めた後、正規化を行う。

Ⅳ. 個体毎に $[0.0, 1.0]$ の一様乱数を発生させ、乱数と適合度を比較し、乱数値より適合度の値が小さければスケジュールをクリアすなわち未決の状態にする。

Ⅴ. スケジュールが未決になった発電機群について、適合度の小さい順に並べ替え、分枝限定法による探索を行う。より評価関数値の小さい可能解が求めれば、それを新たな解として採用する。

Ⅵ. 与えられた世代数になるまで繰り返し計算を行う。

図1に手法全体に関するフローチャートを示す。

次項よりアルゴリズムについて詳細に述べる。

<4.2>初期解の探索 SE法により各個体の適合度を比較、変更する前に、初期値として可能解を求める。そのために分枝限定法の深さ優先探索を採用し、最初の暫定解をSE法の初期値とする。深さ優先探索は記憶量の点で有利であり、計算の早い時期に許容解が得られる等の長所がある。

<4.3>適合度の計算 SE法では個体毎に適合度を持ち、適合度の小さな個体は、次世代への生存能力が低いものと評価される。本手法では、個体を各発電機の補修スケジュールに対応させ、個体 c の適合度 g_c を(2)式のように、その個体に対応する発電機の補修時期における予備率の平均値としている。

$$g_c = \frac{\sum_{j=s_c}^{f_c} \left(\frac{\sum_i (G_i(1-x_{ij})) + E_j - L_j}{L_j} \right)}{f_c - s_c} \quad \dots\dots\dots (2)$$

f_c : 発電機 c の補修終了点

s_c : 発電機 c の補修開始点

この適合度の採用により、予備率が小さい期間に補修を行っている発電機のスケジュールは保持されにくい、すなわち変更され易いことになる。

ただし、このままでは予備力の厳しい期間に補修を行わなければならない火力機の適合度が、各世代において常になくなり、適合度の大小の順序が固定化され易い。そのため各世代において生成される分枝図の上下関係、すなわち分解順序が限られたものになる恐れがある。そこでこれを回避するために(2)式により求められた適合度のある確率で(3)式により補正する。

$$g'_c = g_c + \left(\frac{g_c}{g_c^{ave}} - 1 \right) \quad \dots\dots\dots (3)$$

g'_c : 補正後の発電機 c の適合度

g_c^{ave} : 前世代までの発電機 c の適合度の平均値

(3)式により現世代の適合度がこれまでの適合度の平均値より大きな発電機については増加の方向に、そうでないものは減少の方向に補正される。この補正により局所解へのトラップをある程度防ぐことができると考えられる。

<4.4>選択 全ての個体について適合度を求めた後、適合度が $[0.1, 0.9]$ の範囲に入るように正規化を行う。個体毎に発生させた $[0.0, 1.0]$ の一様乱数 $\text{rand}[0,1]$ と比較し、もし正規化された適合度が乱数値より小さければ、その個体に対応する発電機の補修スケジュールをクリアし、未決

図1. 提案手法のフローチャート

Fig.1. Flow chart of the proposed method

状態にする。この操作により、適合度の小さな発電機の補修スケジュールは変更され易くなるが、必ずしも適合度がある値以下の発電機全てが変更されるわけではない。また正規化の範囲を $[0.1, 0.9]$ としたことにより、適合度が最小のユニットから最大のユニットまで、全てのユニットの補修スケジュールの選択が検討される。このランダム性により全域探索が可能となる。

<4.5>探索 補修スケジュールが未決となった発電機について、初期値決定の際に用いた分枝限定法を再度使用し、探索を行う。その際、適合度の小さいものから順に分解していく。図2に示すように、探索の分解順序が変わるため、単に分枝限定法の深さ優先探索を用いた場合の欠点であった分解順序の早い発電機の補修スケジュールが変更されにくいという問題点が回避されることとなる。

例えば、図中左側の分枝図において、発電機1は容量が大きいので深さの小さな所にある。深さ優先探索では、一度スケジュールが設定されると、それが変更されるまで、それより深い部分にある発電機の補修スケジュールを全て探索する必要があるため変更にかかる時間が長い。一方、本手法では世代毎に各発電機の適合度によって分解順序を変更するため、発電機1の補修時期が予備率の小さい期間に設定されていた場合、より深い所で設定されるため、変更されやすくなる。

選択操作により、検討される発電機数の期待値は全発電機の半数となるため、探索空間は大幅に削減される。しかし大規模システムの場合、それでも全空間探索には時間がかかると考えられる。そこで分解回数による探索の打ち切りを実施している。

図2. 探索における分枝図の再構成
Fig.2. Reconstruction of branching tree

<4.6>解の採用 探索により発見された可能解が前世代までの最小解と比較し、最小解より小さければ新たな解とする。

解の採用については、次のような考え方もある。

- ・以前の最小解は無視し、世代毎で求められた解を採用していく。
- ・採用するかどうかの判断にランダム性を取り入れる。即ち

$\text{近現代の解} \times \text{rand}[0,1] < \text{前世代までの解}$

→ 現代の解を新たな解として採用

これはもし現代の解が前世代までの解より小さければ必ず採用し、そうでなければある確率で採用することを意味している。

実規模システムでの検討においてこれらの比較を行ったが、その計算過程、最終解についてめだった相違は見られなかった。

5. 手法の適用例と検討

<5.1>小規模システムによる検討 提案手法の有効性を確認するため、分枝限定法との比較を中心に検討を行った。まず、最適解の探索能力を比較するため、小規模システム（10機）における探索過程および最終解の評価を行った。検討期間は36（旬）を想定とした。また（1）式における E_i 、すなわち火力機以外の供給力は0とした。用いた発電機データの概要を表1に示す。補修対象火力機の補修期間選択数は各発電機とも5とし、同一発電所内同時補修台数制約は無視した。

表1および図3に需要データおよび分枝限定法により得られた最適解を示す。図中上部の矩形部分は各期間における

表1 発電機データおよび最適解（小規模システム）

Table 1. Generator data and optimum solution

No.	容量(MW)	必要補修長	補修可能期間	最適補修期間
1	155	4	1~9	1~4
2	197	4	2~10	2~5
3	400	6	3~13	4~9
4	155	4	5~13	10~13
5	197	4	12~20	17~20
6	155	4	15~23	19~22
7	100	3	19~26	21~23
8	350	5	21~30	21~25
9	400	6	24~34	24~29
10	197	4	28~36	33~36

図3. 需要データおよび得られた最適解
(小規模システム)

Fig.3. Load data and optimum solution
(small-scale system)

る補修中の発電機容量である。

この例では同一の解が提案手法によって高速に得られており、提案手法の探索能力が優れていることがわかる。また提案手法では発電機の選択過程において乱数を用いるため、乱数発生の初期値に解が依存すると考えられる。そこで初期値を変え10回計算を行ったが、その全ての試行において最適解が求められた。なお本計算には76.7MIPSのEWSを用いた。入出力を含めた全処理時間は分枝限定法で3分13秒、提案手法（世代数10）で6秒であった。

<5.2>大規模システムによる検討 補修対象発電機数38機の大規模システムを用い、提案手法の計算結果、計算時間の検討を行った。検討期間は52（週を想定）とした。計算に用いたデータの概要を表2に示す。

この規模になると計算時間の点から分枝限定法により最適解を求めることは事実上不可能である。提案手法により最適解が必ず求められるという保証はないため、どの程度満足できる解が得られるかといった半ば定性的、主観的な結論に留まらざるを得ない。

図4に300世代まで計算を行った場合の解の収束特性を示す。横軸は計算開始からの部分問題分解数である。無駄な探索を回避するために、各世代において新たな暫定解が見つからなかった場合の部分問題分解数に上限を設けており、ここではその数を4000とした。乱数の影響を確認するため、乱数発生の初期状態を変えて20回計算を行い、各試行における結果を示している。図に示した初期値とは分枝限定法による初期値探索結果を表している。

図で明らかなように、計算開始直後に目的関数値は急激に減少しているが、部分問題分解数が 10^5 付近である程度落ち着き、その後なだらかに減少している。また計算途中で局所解にトラップされたものもあり、各試行の最終解が異なるものとなっている。

図5に<4.3>節で述べた適合度の補正の効果を示す。これは20回試行した場合の最終解の度数分布図であり、横軸は評価関数値を表している。補正を行なった場合、補正なしに比べ最終解の改善が図られている。ここでは1%の確率で（3）式を適用している。

図6に、提案手法の初期解（分枝限定法における途中解に相当する）および提案手法による20回の試行のうち目的関数の値が最小となった場合と最大の場合における各週の予備率、および両者の差を示す。最終解における予備率の差は最大でも5%以内である。言い換えれば最大需要が予測から数%ずれれば、両者の値は逆転する可能性もあるということである。このように需要の不確実性を考えると、許容できる範囲内に解が収まっているといえるであろう。

計算時間（全処理時間）は各試行において1分54秒から7分48秒、平均4分34秒かった。

一方、分枝限定法では初期解求解以降、部分問題分解数 10^8 まで計算を試みたが、解の改善は見られなかった。計算時間は12時間47分56秒であった。分枝限定法は最適解が求められるという長所はあるが、これを大規模問題に適用す

るためには、限定操作を効率的に行なう必要がある。

6. むすび

大規模補修計画問題の一解法として、SE法を適用した手法について検討を行った。

探索方法から分枝限定法と提案手法を比較すると、分枝限定法は予め決められた順序に基づいて変数を固定し、ある変数について探索を行っていく。それに対し提案手法

表2 大規模システムの概要

Table 2. Summary data of large-scale system

発電機容量(MW)	112~700
総容量(MW)	17367
最大需要(MW)	15796
必要補修長(週)	2~16
補修期間選択数	3~22

図4. 大規模システムでの収束特性

Fig.4. Convergent characteristics for a large-scale system

図5. 適合度補正の効果

Fig.5. Effects of the fitness correction

図6. 需要データおよび最終解における各週の予備率

Fig.6. Load data and reserve margin rate for each week on the solutions

は、これまでの探索結果によって自己組織的に変数の固定順序を変更し、削減された空間を探索する手法と見ることが出来る。

本手法は最適性の保証はないものの、効率的な探索によって、高速に満足解が得られる可能性が大きく、試行錯誤を行なう実際の計画に用いるのに適した手法である。

実システムへ適用するためには、システム特有の制約を考慮する必要があるが、本手法は分枝限定法を基にしているため、限定操作段階で明示的に制約を与えることが比較的容易である。

計画支援システムとして構築するためには、探索機能として提案手法を備えると同時に、利用者のニーズに合わせた制約の追加や検討期間として複数年度を考慮する等の拡張が必要であろう。また、試行錯誤がより容易に行えるようにマンマシンインターフェイスを付加することも不可欠である。

(平成5年8月23日受付)

文献

- (1) Z. Yamayee, K. Sidelblad, "A Computationally Efficient Optimal Maintenance Scheduling Method", IEEE Trans. on PAS, Vol.102, No.2, February 1983, pp.330-338
- (2) R. Mukerji, H.M. Merrill, B.W. Erickson, J.H. Parker, and R.E.Friedman, "Power Plant Maintenance Scheduling: Optimizing Economics and Reliability", IEEE Trans. on Power Systems, Vol.6, No.2, May 1991, pp.476-483
- (3) 佐藤晴夫・芹澤康夫：「混合整数計画法による定期補修計画」、電学論B、112巻1号、平成4年

- (4) 田中英一・西谷健一・長谷川淳・松田省司：「複数年度の制約を考慮した火力発電所定期補修計画決定手法」、平5電気学会B部門大会、論文番号13(論文I)、平成5年
- (5) 由本勝久・安田恵一郎・横山隆一：「ニューロコンピュティングに基づく定期補修計画問題の一般解法」、電学論B、113巻5号、平成5年
- (6) R.M. King, P. Banerjee, "ESP: Placement by Simulated Evolution", IEEE Trans. on CAD, Vol.8, No.3, March 1989, pp.245-256

須藤 剛志 (正員)

昭和33年1月18日生。55年東北大学工学部電気工学科卒業。同年三菱電機(株)入社。56年7月から58年3月東京大学工学部受託研究員。現在、本社電力工業システム技術部電力系統第1課勤務。

鈴木 浩 (正員)

昭和21年12月25日生。49年東京大学大学院工学研究科電気工学博士課程修了。同年三菱電機(株)入社。現在、電力変電技術部長。主として、大容量送電に伴う系統問題の解析、UHVプロジェクトに従事。工学博士。50年、58年電気学会論文賞63年進歩賞受賞。IEEEフェロー。