1998年度日本オペレーションズ・リサーチ学会
秋季研究発表会

火力発電所定期検査計画における最適化スケジューリング

現在申請中 日本総合研究所 ＊福田 浩一 FUKUDA Koichi
日本総合研究所 山上 達也 YAMAUE Tatsuya
01207234 日本総合研究所 庄野 学 SHONO Manabu
関西電力 手島 泰 TESHIMA Hiroshi
関西電力 蔵立 慶彦 KURATATE Yoshihiko
関西電力 樋口 幸茂 HIGUCHI Yukishige

§1. はじめに

本論文では、実運用を目的とした“火力発電所5年間定期検査計画”の総発電費用最適化スケジューリング問題を対象とする。60数基の発電ユニットの5年間定期検査計画を自動策定するにあたって総発電費（燃料費＋補修費）の最小化を目的としている。制約条件としては、LNG使用量制約、法定点検の最長インターバル制約、電力需要充足制約等がある。本研究の問題定義及び概要に関しては、平成10年度電気学会[1]で報告をしている。

最適化手法としては、GAにSAの要素を取り入れて改良したもの(以下SAGAと呼ぶ)とIterated Local Searchで近傍に工夫を施したもの（以下ILSTと呼ぶ）を組み合わせて使用している。SAGAでは、探索効率を維持するためにGAにおける突然変異率を動的に変化させ、SAのアルゴリズムにより制御を行っている。ILSTでは、変化の大きい近傍から小さい近傍まで効率よく組み合わせて、複数回Local Searchを行なうことにより効率の良いアルゴリズムとなった。比較的大域的なSAGAで最適解の探索を行った後に、短時間で細かい探索が可能なILSTに切り替えることにより、短時間で良好な準最適解を得ることが可能となった。

§2. GAの解分布評価と改良

GAの個体数 n とする。世代 t における解集団を G_t 、各個体を $g_t(k)$ $(k=1,2,3\Lambda\ n)$ とし、評価関数を $E()$ $(0\le E\le 1)$ 、各個体の評価値を $E_t(k)=E(g_t(k))$ とする。$0\le E\le 1$ を N 分割し、

$E_i\equiv[\frac{i-1}{N},\frac{i}{N})$ $(i=0,1,2,\Lambda\ N)$ とする。

このとき、G_t の部分集合を

$G_t(E_i)\equiv\{\,g_t(k)\mid E(g_t(k))\in E_i\,,\,g_t(k)\in G_t\,\}$ で定義し、$G_t(E_i)$ の濃度を $n_t(i)\equiv\#G_t(E_i)$ で定義する。

“$n_t(i)$ の世代 t による変化を調べる”。

n 個体のうち集合 $G_t(E_i)$ に含まれる確率は、

$$P_t(i)=\frac{n_t(i)}{n}=\Pr\{E(g_t(k))\in E_i\},\ \sum_{i=1}^{N}P_t(E_i)=1$$

で与えられる。1回のトーナメントの操作で、$G_t(E_i)$ の要素が選ばれる確率 $Q_t(i)$ は、

n 個体から重複を許して2つ選ぶので,

$$Q_t(i)=P_t^{\,2}+2L_tP_t \text{ ---------------- } (1)$$

（但し $L_t(i)\equiv\sum_{j<i}P_t(j)$ ）となる。

ここで、$N\to\infty$ の極限を考える。$n>>1$ として確率 $P_t(i)$, $Q_t(i)$ に対応する $N\to\infty$ での極限での確率分布をそれぞれ $\rho_P(E)$, $\rho_Q(E)$ $(0\le E\le 1)$ とすると、(1)の関係式は

$$\rho_Q(E)=2\rho_P(E)\int_0^E de\rho_P(e) \text{ ------------- } (2)$$

となる。

$\rho_Q(E)$ の Maximum Point となり得る条件は、“ $\frac{\partial\rho_Q(E)}{\partial E}=0$ ”であり、この条件から

$$\rho_P(E)^2+\frac{\partial\rho_P(E)}{\partial E}\int_0^E de\rho_P(e)=0 \text{ ----------- } (3)$$

を満たすような $\rho_P(E)$ が、1回のトーナメントの操作で個体が選ばれる確率 $\rho_Q(E)$ を最大にする。条件式(3)は、評価値が最も高い個体が最も生存しやすいわけではなく、個体数の多いものほど生存に有利であることを表わしていると考えられる。

次に、1世代後の分布を求める。

$$\left(\sum_{i=1}^{N}Q_t(E_i)\right)^n=\sum_{\substack{\{n_i\}\\(\sum_{i=1}^{N}n_i=n)}}n!\left(\prod_{i=1}^{N}\frac{Q_t(i)^{n_i}}{n_i!}\right) \text{ ------- } (4)$$

この configuration $\{n_i\}$ が、1世代後の分布 $\{n_{t+1}(i)\}$ である。分布が $\{n_{t+1}(i)\}$ となる確率は

$$n!\prod_{i=1}^{N}\frac{Q_t(i)^{n_{i+1}(i)}}{n_{t+1}(i)!} \text{ ---------------- } (5)$$

1世代後に最も起こり得るのは上式の確率が最大となる分布。

最大寄与項は、

$$S=\log\left(n!\prod_{i=1}^{N}\frac{Q_t(i)^{n_i}}{n_i!}\right)-\alpha\left(\sum_{i=1}^{N}n_i-n\right) \text{ ----- } (6)$$

（ $n>>1$ ）としてスターリングの公式を使うと

$$S \cong n\log n - n - \sum_{i=1}^{N}(n_{i\log} n_i - n_i) + \sum_{i=1}^{N} n_i \log Q_t(i)$$
$$-\alpha\sum_{i=1}^{N} n_i + \alpha n$$

$$\frac{\partial S}{\partial n_i} = -\log n_i - 1 + 1 + \log Q_t(i) - \alpha = 0 \quad \text{------} \quad (7)$$

$$\therefore \quad P_{t+1}(i) = Q_t(i) \quad \text{-----------} \quad (8)$$

以上の結果から、

A) 評価値が平均よりよい部分の分布の分散が大きい程、効率的に解の改善が行なわれる。

B) 交叉や突然変異で解を確保しない限り、世代を追うごとに分散が小さくなり一様な解に収束していき、解の改善が行なわれなくなる。

ということが、定性的な性質として分かる。

これらの考察より GA の改善方法として、交叉率、突然変異率を、評価値の分布の分散に対して動的に決定し、評価値の平均が極端に悪化しないように、評価値の平均に対して SA を適用する方法が考えられる。

1. SA の温度は各ステップごとに減少させる。
2. 突然変異率は分散に反比例させ、温度に比例させる。
3. 交叉率は温度の減少と共に、0 に近づけていく (Simple SA に近づけるため)

i.) 温度降下を制御する関数 $\alpha(T)$ は、アルゴリズムが簡単になる

$$\alpha(T) = \frac{T}{1+\beta T} \quad (\beta: \text{温度パラメーター})$$

を用い、初期温度 $T_0 = 1$ から、緩やかに温度を下げていくことにした。

ii.) 突然変異確率は

$$P_{mutation} = C_{mutation} * T * \frac{2.0}{1.0 + \dfrac{\sigma}{\sigma_0}}$$

($C_{mutation}$: 突然変異確率係数 σ : 個体群の評価値の分散、σ_0 : 初期個体群の評価値の分散) により、動的に変化させた。

iii.) 交叉確率は、

$$P_{cross} = 1.0 - \frac{1.0}{C_{cross} * T}$$

(C_{cross} : 交叉確率係数) により、動的に変化させた。

§3. ILS の近傍改良 (ILST)

解空間 S、評価関数 $F(x)$、近傍構造 $N(x, step)$ を選択する。

① 初期解 $x_0 \in S$、近傍の変化幅 $step$ を選択する。

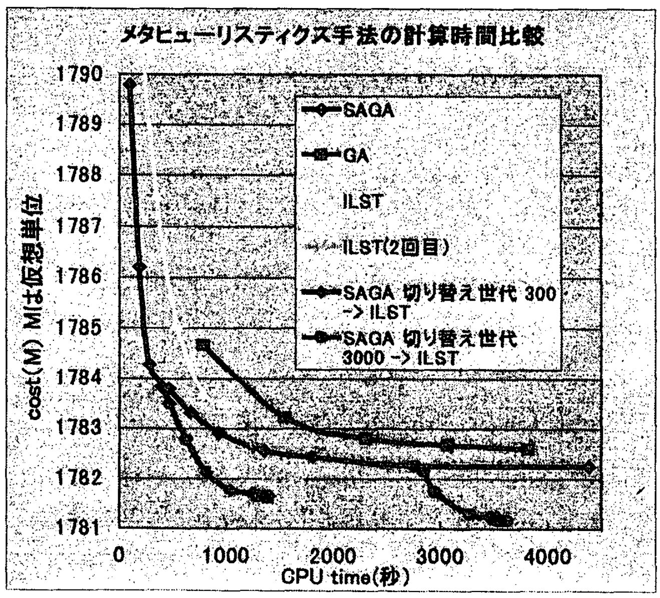
② 初期解 $x_0 \in S$、評価関数 $F(x)$、近傍構造 $N(x, step)$ での Local Search を実行し、準最適解 x を求める。

③ 近傍の変化幅 $step$ の値を小さくし、$x_0 = x$ と初期解を設定して②を繰り返す。

本研究での独自の改良点は、近傍の変化幅 $step$ を、$step = 243, 81, 27, 9, 3, 1$ の変化幅で LS を繰り返すことである。これらの変化幅を組み合わせることによって、3 進数の考え方より 364〜−364 日までの日数の変化幅を効率よく表現することができる。結果として高速な準最適解の探索を行うことが可能となった。

§4. Hybrid 手法

複数のメタヒューリスティクス手法の解の精度と計算時間の比較を行った。その結果、比較的大域的な SAGA で最適解の探索を行った後に、短時間で細かい探索が可能な ILST に切り替える Hybrid 手法が、解の精度、計算時間ともに優れていることが明らかになった。以下にその結果を示す。(縦軸の COST の 単位 [M]は、仮想単位である)



参考文献

[1]山上、福田、庄野、手島、蔵立、樋口
燃料費・補修費の最小化を指向した火力発電機補修計画の最適化(1), 電気学会全国大会, 1361 (1998)

[2]H.Kim, Y.Hayashi, K.Nara:
"An Algorithm for Thermal Unit Maintenance Scheduling Through Combined Use of GA SA and TS", IEEE Winter Meeting PEA, 96WM291-5 PWRS(1996)