論文

非線形0-1計画問題に対する 遺伝的アルゴリズムによる 地域冷暖房プラントの運転計画[†]

後呂 智^{*1} 坂和 正敏^{*2} 加藤 浩介^{*2} 稲岡 希^{*2}

近年、地域において冷暖房に必要な冷水及び蒸気の供給を一括して行う地域冷暖房システムに対する負荷予測手法の発展とともに、地域冷暖房プラントの運転計画の最適化に対する関心が高まりつつある。このような状況の下で、本論文では、地域冷暖房プラントの運転計画問題を非線形0-1計画問題として定式化する。一般に、非線形0-1計画問題に対する有効な厳密解法は存在しない、または、実規模の問題では数百の変数を含む大規模な問題になるということから、本論文では、遺伝的アルゴリズムによる近似解法を提案する。さらに、現実の地域冷暖房システムの運転計画問題に対して遺伝的アルゴリズムを用いた提案解法を適用し、提案解法の有効性を検討する。

キーワード：遺伝的アルゴリズム、非線形0-1計画問題、地域冷暖房プラント、運転計画

1. はじめに

都市環境の保全とともにエネルギー利用分野における多様化、高効率化が図られる中で、都市における地域冷暖房システムの導入が進められてきており、省スペース、省エネルギー、大気汚染抑制や都市災害防止といったさまざまな効果が期待されている[1]。地域冷暖房システムは、図1に示されるように、ある地域内の各施設の主に冷暖房に使用される冷水や蒸気を地域冷暖房プラントで集中的に生成し、各施設に供給するシステムである。

図1 地域冷暖房システムの概念図

図2 地域冷暖房プラントの概念図

一般的な地域冷暖房プラントには、図2のように、大型の冷凍機やボイラ等の熱源機器が含まれており、システムの効率的な運用のためには、熱負荷の予測値に基づいて熱源の最適な運転パターンを決定し、熱源機器の立ち上がり時間を考慮した運転制御が望ましい。

近年、地域冷暖房システムにおける負荷予測手法の発展[4,9,11,12]とともに高い精度の需要予測が可能となってきており、地域冷暖房プラントの運転計画の数理計画問題としての定式化及びその最適化に対する期待が高まっている[3,5]。

そこで、本論文では、地域冷暖房プラントの運転計画を数理計画問題として定式化した後、運転計画問題に対する遺伝的アルゴリズムを用いた近似解法を提案する。

2. 地域冷暖房プラントの運転計画

2.1 プラント構成

地域冷暖房プラントは、一般に、図2に示されるように、電力とガスを入力として、プラント内の多くの機器を動作させることにより、電力、冷水、蒸気を生成している。これらの機器の多くは互いに連動している

[†] Operation Planning of District Heating and Cooling Plant through Genetic Algorithms for Nonlinear 0-1 Programming Problems
Satoshi USHIRO, Masatoshi SAKAWA, Kosuke KATO and Mare INAOKA

^{*1} 新菱冷熱工業(株) 都市設備事業部
Urban Facilities Division, Shinryo Corporation

^{*2} 広島大学 大学院工学研究科
Graduate School of Engineering, Hiroshima University

ので、機器の従属関係を考慮して独立して動作する機器だけに注目すれば、本論文で対象とする地域冷暖房プラントについては、図3のように表される。

このプラントでは、4台の吸収式冷凍機(DAR₁, ..., DAR₄, 但し DAR₁~DAR₂は同タイプ)と6台のターボ冷凍機(ER₁, ..., ER₆, 但し ER₁~ER₄は同タイプ)及び3台のボイラ(BW₁, ..., BW₃, 但し BW₁~BW₂は同タイプ)を用いて、暖房に必要な蒸気と冷房に必要な冷水の生成が行われていると考えることができる。ここで、ポンプと冷却塔は対応する冷凍機の稼動状況に応じて稼動するものとする。

このような地域冷暖房プラントにおいて、ボイラ、ターボ冷凍機、吸収式冷凍機を必要な分だけ動作させて予測される需要を満たす冷水及び蒸気を生成するという条件の下で、使用する電力とガスのコストを最小化するという運転計画問題を考える。

2.2 定式化

いま、時刻 t , $t=1, \dots, 24$ の地域における冷水需要量 C_{load}^t および地域における蒸気需要量 S_{dist}^t が与えられるならば、プラントの運転計画問題は、地域内の各施設の冷水・蒸気の需要を満たすように各機器を動作させるときに、コストを最小化する時刻 t における運転計画を求める問題として次のようにまとめられる。

(I) 決定変数は λ , 4台の吸収式冷凍機と6台のターボ冷凍機を動作させる(1) または動作させない(0) を表す10個の0-1変数 $x_1, \dots, x_{10}$ と3台のボイラを動作させる(1) または動作させない(0) を表す3個の0-1変数 $y_1, \dots, y_3$ である。また、以下において、機器は動作時には常に100%運転をするものとする。すなわち、出力は定格出力(100%運転時の出力)を表すとともに、負荷は出力の目標値を意味するものとし、冷凍機負荷及びボイラ負荷はそれぞれ冷水需要量と必要蒸気量に等しいと仮定する。

(II) 運転する冷凍機の総出力 $C^t = \sum_{i=1}^{10} a_i x_i^t$ に対する冷水需要量の割合を表す冷凍機運転負荷率 $P = C_{load}^t / C^t$ が1.0以下でなければならない。すなわち、

$$C^t \geq C_{load}^t \quad (1)$$

ここで、 a_i は i 番目の冷凍機の定格能力(100%運転時の定格出力)を表す。この制約は、運転する冷凍機の総出力が冷水需要量以上でなければならないことを意味する。

図3 プラント構成

(III) 冷凍機運転負荷率 $P = C_{load}^t / C^t$ が0.2以上でなければならない。すなわち、

$$0.2 \cdot C^t \leq C_{load}^t \quad (2)$$

この制約は運転する冷凍機の総出力が冷水需要量の5倍以下でなければならないことを意味する。

(IV) 運転するボイラの総出力 $S^t = \sum_{j=1}^3 f_j y_j^t$ に対する必要蒸気量の割合を表すボイラ運転負荷率 $Q = (S_{DAR}^t + S_{dist}^t) / S^t$ が1.0以下でなければならない。すなわち、

$$-S_{DAR}^t + S^t \geq S_{dist}^t \quad (3)$$

であり、この制約は、運転するボイラの総出力が必要蒸気量以上でなければならないことを意味する。ここで、 f_j は j 番目のボイラの定格能力(100%運転時の定格出力)を表す。また、 S_{DAR}^t は時刻 t における吸収式冷凍機の総蒸気使用量を表し、具体的には次のように表される、

$$S_{DAR}^t = \sum_{i=1}^4 \Theta(P) \cdot S_i^{\max} \cdot x_i \quad (4)$$

ここで、 $S_i^{\max}$ は i 番目の吸収式冷凍機の最大蒸気使用量を表す。また、 $\Theta(P)$ は冷凍機運転負荷率 P に依存する吸収式冷凍機の蒸気使用率を表し、一般に P の非線形関数となるが、本論文では、次のような線形近似を行う。

$$\Theta(P) = \begin{cases} 0.8775 \cdot P + 0.0285, & P \leq 0.6 \\ 1.1125 \cdot P - 0.1125, & P > 0.6 \end{cases} \quad (5)$$

(V) ボイラ運転負荷率 $Q = (S_{\text{bAR}}^t + S_{\text{dist}}^t) / S^t$ が 0.2 以上でなければならない。すなわち,

$$-S_{\text{bAR}}^t + 0.2 \cdot S^t \leq S_{\text{dist}}^t \quad (6)$$

この制約は、運転するボイラの総出力が必要蒸気量の 5 倍以下でなければならないことを意味する。

(VI) 最小化目的関数は、プラント全体に必要なガス G^t と電力 E^t の料金の和であるエネルギーコストであり,

$$J(t) = G_{\text{cost}} \cdot G^t + E_{\text{cost}} \cdot E^t \quad (7)$$

と表される。ただし、 G_{cost} と E_{cost} は、それぞれ、ガスと電力の単価を表す。ここで、 G^t は、ボイラの定格能力時のガス消費量 $g_j, j=1, 2, 3$ とボイラ運転負荷率 Q を用いて

$$G^t = \left(\sum_{j=1}^3 g_j y_j \right) \cdot Q \quad (8)$$

と表される。一方、 E^t は、ターボ冷凍機と付随する冷却塔及び 2 種類のポンプの電力量の和として

$$\begin{aligned} E^t &= E_{\text{ER}}^t + E_{\text{CT}}^t + E_{\text{CP}}^t + E_{\text{CDP}}^t \\ &= \sum_{i=5}^{10} \Xi(P) \cdot E_i^{\text{max}} \cdot x_i^t + \sum_{i=1}^{10} c_i x_i^t \\ &\quad + \sum_{i=1}^{10} d_i x_i^t + \sum_{i=1}^{10} e_i x_i^t \end{aligned} \quad (9)$$

と表される。ここで、 E_i^{max} は i 番目のターボ冷凍機の最大電力使用量、 c_i, d_i, e_i は i 番目のターボ冷凍機に付随する冷却塔及び 2 種類のポンプの電力量である。また、 $\Xi(P)$ は冷凍機運転負荷率 P に依存するターボ冷凍機の電力使用率を表し、一般に P の非線形関数となるが、本論文では、次のような線形近似を行う。

$$\Xi(P) = \begin{cases} 0.6 \cdot P + 0.2, & P \leq 0.6 \\ 1.1 \cdot P - 0.1, & P > 0.6 \end{cases} \quad (10)$$

したがって、次のような非線形 0-1 計画問題として定式化される。

問題 $P(t)$

minimize

$$\begin{aligned} J(\mathbf{x}^t, \mathbf{y}^t, \mathbf{z}^t) &= G_{\text{cost}} \cdot \left(\sum_{j=1}^3 g_j y_j^t \right) \cdot Q \\ &\quad + E_{\text{cost}} \cdot \left\{ z^t \cdot \Xi_1(P) + (1 - z^t) \cdot \Xi_2(P) \right. \\ &\quad \left. + \sum_{i=1}^{10} c_i x_i^t + \sum_{i=1}^{10} d_i x_i^t + \sum_{i=1}^{10} e_i x_i^t \right\} \end{aligned} \quad (11)$$

subject to

$$-C^t \leq -C_{\text{load}}^t \quad (12)$$

$$z^t \cdot (0.2 \cdot C^t) + (1 - z^t) \cdot (0.6 \cdot C^t) \leq C_{\text{load}}^t \quad (13)$$

$$-z^t \cdot (0.6 \cdot C^t) \leq -C_{\text{load}}^t \quad (14)$$

$$z^t \cdot \Theta_1(P) + (1 - z^t) \cdot \Theta_2(P) - S^t \leq -S_{\text{dist}}^t \quad (15)$$

$$-z^t \cdot \Theta_1(P) - (1 - z^t) \cdot \Theta_2(P) + 0.2 \cdot S^t \leq S_{\text{dist}}^t \quad (16)$$

$$x_i^t \in \{0, 1\}, \quad i = 1, \dots, 10 \quad (17)$$

$$y_j^t \in \{0, 1\}, \quad j = 1, \dots, 3 \quad (18)$$

$$z^t \in \{0, 1\} \quad (19)$$

ただし,

$$C^t = \sum_{i=1}^{10} a_i x_i^t \quad (20)$$

$$S^t = \sum_{j=1}^3 f_j y_j^t \quad (21)$$

$$P = \frac{C_{\text{load}}^t}{C^t} \quad (22)$$

$$\Theta_1(P) = \sum_{i=1}^4 (0.8775 \cdot P + 0.0285) \cdot S_i^{\text{max}} \cdot x_i^t \quad (23)$$

$$\Theta_2(P) = \sum_{i=1}^4 (1.1125 \cdot P - 0.1125) \cdot S_i^{\text{max}} \cdot x_i^t \quad (24)$$

$$\Xi_1(P) = \sum_{i=5}^{10} (0.6 \cdot P + 0.2) \cdot E_i^{\text{max}} \cdot x_i^t \quad (25)$$

$$\Xi_2(P) = \sum_{i=5}^{10} (1.1 \cdot P - 0.1) \cdot E_i^{\text{max}} \cdot x_i^t \quad (26)$$

$$Q = \{ z^t \cdot \Theta_1(P) + (1 - z^t) \cdot \Theta_2(P) + S_{\text{dist}}^t \} / S^t \quad (27)$$

であり、 $z^t = 1, z^t = 0$ は、それぞれ、 $P \leq 0.6, P > 0.6$ に対応する。以下では、 $\lambda^t = ((\mathbf{x}^t)^T, (\mathbf{y}^t)^T, z^t)^T$ とし、この問題の制約領域を Λ^t 、制約式 (12) ~ (16) の左辺と右辺を $l_i^t(\lambda^t)$ と $r_i^t, i = 1, \dots, 5$ で表す。

従来は、各時刻 t で独立に $P(t)$ を解き、それらをつなぎ合わせて一日分の運転計画を作ることを試みていた。この問題 $P(t)$ 自体は、本論文で考察としている地域冷暖房プラントでは、0-1 変数は 14 変数であり、完全列挙により短時間で厳密最適解を得ることができるが、各時刻 t で独立に $P(t)$ を解き、それらをつなぎ合わせて一日分の運転計画を作ると、機器の運転の切り替えが頻繁に発生するような不自然な計画となる場合がしばしば見受けられる。実際、機器の起動・停止には連続動作中より多くの電力や労力を必要とするため、機器の運転の切り替えには燃料のコストとは別の費用がかかると考えられる。

そこで、本論文では、地域冷暖房プラントの運転計画問題に対して、より実際の運転の効率化を目指して、数時間分をまとめて前後のつながりを考慮した定式化を行う。具体的には、次のような K 時間分をまとめた問題 $P'(t, K)$ を考察の対象とする。

拡張問題 $P'(t, K)$

minimize

$$\begin{aligned} J'(\lambda(t, K)) \\ = \sum_{\tau=t}^{t+K-1} \left[J(\lambda^\tau) + \sum_{j=1}^{13} \phi_j |\lambda_j^\tau - \lambda_j^{\tau-1}| \right] \end{aligned} \quad (28)$$

subject to

$$\lambda(t, K) \in \Lambda(t, K) \quad (29)$$

ここで, $\lambda(t, K) = ((\lambda^t)^T, \dots, (\lambda^{t+K-1})^T)^T$, $\Lambda(t, K) = \Lambda^t \times \dots \times \Lambda^{t+K-1}$, ϕ_j は j 番目の機器の一回のスイッチの切り替えに必要な費用である。

この問題は, 元の問題の K 倍の変数を含む大規模な非線形0-1計画問題になるため, 完全列挙では計算に要する時間が膨大になり, 実用的ではないと考えられるとともに, 非線形性のために線形整数計画問題に対する分枝限定法のような一般的な解法は存在しない。そこで, 本論文においては, 近年, 新しい最適化手法として注目されてきている遺伝的アルゴリズムを用いた近似解法を提案する。

3. 遺伝的アルゴリズムを用いた近似解法

遺伝的アルゴリズムは, 自然界における生物進化のメカニズムを模倣するアルゴリズムとして, 1970年代初頭に J.H. Holland によって提唱され, 学習, 適応あるいは最適化のための新しい方法論として近年活発に研究が行われている [2, 6, 13]。ところで, 遺伝的アルゴリズムを最適化問題に適用する際にしばしば問題になるのが, 制約の取り扱いである。一般には, 実行可能解のみが探索対象となるように探索空間及び遺伝演算子を設計する方法, デコード化の手続きで実行可能解に変換する方法, 制約条件を満たさない度合をペナルティとして適合度を下げる方法などによって制約条件に対処することになる。

そこで, 本論文では, 機械の運転状態を表す0-1変数ベクトル $\lambda(t, K)$ に対応する0-1文字列による個体と M. Sakawa らによる文献 [10] における基準解を用いるデコード化と基準解更新のアイデアを取り入れた新しい遺伝的アルゴリズムによる近似解法を提案する。

3.1 コード化とデコード化

最適化問題に対する遺伝的アルゴリズムにおいては, 通常, 解(ここでは $\lambda(t, K)$)は表現型 (phenotype), 個体(ここでは S)は遺伝子型 (genotype) と呼ばれ, 表現型から遺伝子型への写像はコード化, その逆はデコード化と呼ばれる。本論文では, 図4のような, 非線形0-1計画問題 $P'(t, K)$ の解 $\lambda(t, K)$ に対応した0と1だけを用いた個体 S を用いる。個体 S の中で, 一時間毎の解 λ^τ に対応する部分個体は s^τ で表され, $\lambda^\tau = s^\tau$, $\tau = t, \dots, t+K-1$, すなわち, $\lambda(t, K) = S$ が基本的なデコード化である。

制約のない場合はすべての個体の表現型が実行可能となるため, 問題にならないが, 制約のある場合はすべての個体の表現型が実行可能とは限らないため, 注

図4 個体

意が必要である。探索効率や実行可能性の保証という点から, 一般に, すべての個体の表現型が実行可能となるデコード化が望ましいと考えられる。

坂和らは, 多次元0-1ナップサック計画問題や正と負の係数を含む一般の0-1計画問題に対して, 2重構造文字列表現とすべての個体の表現型を実行可能とするためのデコード化アルゴリズムを用いた遺伝的アルゴリズム [7, 8, 10] を提案してきている。そこで, 本論文では, M. Sakawa らの文献 [10] における基準解を用いたデコード化アルゴリズムに基づいて, すべての個体の表現型を非線形0-1計画問題 $P'(t, K)$ に対する実行可能解とするためのデコード化アルゴリズムを提案する。

M. Sakawa らの方法 [10] では, 遺伝的アルゴリズムの手順に先立って, 基準解と呼ばれるデコード化の基準となる一つの実行可能解が求められる。拡張問題 $P'(t, K)$ に対する一つの実行可能解を得るためには, 制約違反に基づいて定義される関数

$$G(\lambda(t, K)) = \exp \left[-\theta \sum_{\tau=t}^{t+K-1} \sum_{i=1}^5 R \left(\frac{|l_i(\lambda^\tau) - r_i^\tau|}{|r_i^\tau|} \right) \right]$$

を目的関数とする最大化問題を解くことが考えられる。ここで,

$$R(\xi) = \begin{cases} \xi, & \xi \geq 0 \\ 0, & \xi < 0 \end{cases}$$

で, θ は正の定数である。すなわち, 各制約式の右辺の絶対値 $|r_i^\tau|$ でスケールした制約違反に基づいて定義される関数 $G(\lambda(t, K))$ を目的関数とする最大化問題

$$\text{maximize } G(\lambda(t, K)), \lambda(t, K) \in \Lambda(t, K) \quad (30)$$

に対して, 個体の適合度関数を $f(S) = G(\lambda(t, K))$ とし, 基本的なデコード化を用いた遺伝的アルゴリズムを適用して, 一つの実行可能解 $\lambda^0(t, K)$ を求め, デコード化における基準解 $\bar{\lambda} = \lambda^0(t, K)$ とする。ここで, このような遺伝的アルゴリズムをある定められた回数適用しても実行可能解が得られないときは, もとの問題には実行可能解が存在しないものと判断することになる。

このようにして得られる実行可能解 $\lambda^0(t, K)$ を用いて, すべての個体の表現型を非線形0-1計画問題 $P'(t, K)$ に対する実行可能解とするためのデコード化アルゴリズムは次のように表される。アルゴリズムの中で,

$g_j^r, j=1, \dots, 14, r=t, \dots, t+K-1$ は、個体 S の中の部分個体 s^r の j 番目の遺伝子を表し、 $\bar{\lambda} = ((\bar{\lambda}^t)^T, \dots, (\bar{\lambda}^{t+K-1})^T)^T$ はあらかじめ求められた基準解とする。

基準解を用いるデコード化のアルゴリズム

手順1 $r := t$ とする。
 手順2 $j := 1, l := 0, \lambda^r := (0^T, 0^T, g_{14}^r)^T$ とする。
 手順3 $\lambda_j^r := g_j^r$ とする。
 手順4 もし $l^r(\lambda^r) \leq r^r$ ならば、 $l := j, j := j+1$ として手順5へ行く。そうでなければ、 $j := j+1$ として手順5へ行く。
 手順5 $j > 13$ ならば、手順6へ行く。そうでなければ、手順3へもどる。
 手順6 $l > 0$ ならば、 $r := r+1$ として手順11へ行く。そうでなければ、手順7へ行く。
 手順7 $j := 1, \lambda^r := \bar{\lambda}^r$ とする。
 手順8 $\lambda_j^r := g_j^r$ とする。
 手順9 もし $l^r(\lambda^r) \leq r^r$ ならば、 $j := j+1$ として手順10へ行く。そうでなければ、 $\lambda_j^r := \bar{\lambda}_j^r, j := j+1$ として手順10へ行く。
 手順10 $j > 14$ ならば、 $r := r+1$ として手順11へ行く。そうでなければ、手順8へもどる。
 手順11 同タイプの機械については、番号の若い機械が優先的に稼動するように λ^r を修正する。具体的には、 $n_1 = \sum_{j=1}^2 \lambda_j^r, n_2 = \sum_{j=5}^8 \lambda_j^r, n_3 = \sum_{j=11}^{12} \lambda_j^r$ としたときに、 $\lambda_j^r := 1 (1 \leq j \leq n_1), \lambda_j^r := 0 (n_1+1 \leq j \leq 2), \lambda_j^r := 1 (5 \leq j \leq n_2+4), \lambda_j^r := 0 (n_2+5 \leq j \leq 8), \lambda_j^r := 1 (11 \leq j \leq n_3+10), \lambda_j^r := 0 (n_3+11 \leq j \leq 12)$ のように、 λ^r を修正し、手順12へ行く。
 手順12 もし $r > t+K-1$ ならば、 $\lambda = ((\lambda^t)^T, \dots, (\lambda^{t+K-1})^T)^T$ を表現型として終了する。そうでなければ手順2へもどる。

しかし、デコード化により得られる表現型 λ が基準解に強く依存する場合には、局所解に陥る危険性があるので、基準解を更新して、大域的な探索を行うことが望まれる。そこで、各世代ごとに個体群中のすべての個体の表現型と基準解のハミング距離の平均を求めることによって基準解への依存度を判定し、基準解への依存が強いときには、現世代の個体の表現型の中で基準解から最も離れているものを新しい基準解とするという基準解の更新を行う。 N は個体群サイズ、 n は変数の数、 $\lambda(r)$ は r 番目の個体の表現型、 $\bar{\lambda}$ は基準解、 $\eta (< 1.0)$ は基準解更新のパラメータを表すものとする。

基準解更新のアルゴリズム

手順1 $r := 1, r_{\max} := 1, d_{\max} := 0, d_{\text{sum}} := 0$ とする。
 手順2 $d_r := \sum_{\tau=t}^{t+K-1} \sum_{j=1}^{14} |\lambda_j^r(r) - \bar{\lambda}_j^r|$ を求め、 $d_{\text{sum}} := d_{\text{sum}} + d_r$ とする。もし $d_r > d_{\max}$ かつ $J'(\lambda(r)) < J'(\bar{\lambda})$ なら $d_{\max} := d_r, r_{\max} := r, r := r+1$ として手順3へ行く。そうでなければ $r := r+1$ として手順3へ行く。
 手順3 $r > N$ なら手順4へ行く。そうでなければ手順2にもどる。
 手順4 $d_{\text{sum}} / (N \cdot n) < \eta$ なら $\bar{\lambda} := \lambda(r_{\max})$ のように基準解を更新して終了する。そうでなければ、基準解を更新しないで終了する。

ここで、制約が厳しい場合には、すべての個体が基準解の近傍にデコード化されてしまう可能性もあるので、このような基準解更新のアルゴリズムによる基準解の更新とは別に、 P 世代毎に、最大化問題(30)に基本的なデコード化を用いた遺伝的アルゴリズムを適用して得られる実行可能解を基準解 $\bar{\lambda}$ とすることを付け加える。

3.2 評価

次世代に残す個体を選択する際、全ての個体に対して適当な評価値を与える必要がある。ここでは各個体の適合度を次の定義に基づき計算することで、個体間の優劣を判定する。ある個体 S の適合度 $f(S)$ は、デコード化により得られる表現型 λ が示す運転計画を実行したときのコスト $J'(\lambda)$ と、個体 S と表現型 λ との平均ハミング距離

$$\text{dis} = \frac{1}{K \cdot 14} \sum_{\tau=t}^{t+K-1} \sum_{j=1}^{14} |\lambda_j^r - S_j^r|$$

を用いて、

$$f(S) = \beta \cdot \hat{f} + (1 - \beta) \cdot (1 - \text{dis}) \cdot \hat{f} \\ t(\hat{f}) = (\bar{J} - J'(\lambda)) / (\bar{J} - \underline{J})$$

のように定義する。ここで、 $\underline{J}, \bar{J}$ はそれぞれ完全列挙を用いて各時刻 t で独立に $P(t)$ を解き、それらをつなぎ合わせて一日の運転計画とした場合の目的関数の最小値、最大値としているため、 $\hat{f}$ は $\bar{J}$ と $\underline{J}$ の差で正規化された個体のコストに関する良し悪しを表している。また、 $(1 - \text{dis})$ は個体 S と表現型 λ の近さを表しており、 $(1 - \text{dis}) \cdot \hat{f}$ はこの個体と表現型の距離を考慮した評価を表している。したがって、適合度 $f(S)$ は、 β が1のときにはコストだけに依存し、 β が小さくなるにつれて、個体と表現型の距離への依存がだんだんと高くなる。実際に、拡張問題 $P'(t, K)$ を解くときには、世代カウンタ I と最大探索世代 $I_{\max}$ を用いて

$$\beta = \begin{cases} 0.2, & I < I_{\max}/5, \\ \frac{I}{I_{\max}}, & I \geq I_{\max}/5 \end{cases} \quad (31)$$

によって β を決定する。

3.3 スケーリング

全体の個体の適合度の差異があまり大きくない場合、適合度比例選択を行うと、優秀な個体とそうでない個体の次世代に生き残る確率に差がなくなり、個体群の進化が妨げられることがある。そこで、個体の適合度の差異を拡大するための操作としてスケーリング[13]が用いられる。本研究では、最も一般的なスケーリング法である線形スケーリングを採用する[13]。

3.4 再生

再生にはさまざまな方法が考えられるが、M. Sakawa らは、文献[7]において、6種類のオペレータ(切断選択、エリート切断選択、期待値選択、エリート期待値選択、ルーレット選択、エリートルーレット選択)についての性能の比較検討を行っており、エリート期待値選択モデルが比較的有効な手法であることを示している。したがって、本論文においても、次世代に残る個体の期待値により再生を行う期待値選択に、現在の個体の中で最大の適合度を持つ個体は無条件で次世代に残すエリート保存選択を加えた、エリート期待値選択を採用する。

3.5 交叉

交叉により作られる子個体の実行可能性が失われないようにするため、 K 個の部分個体 s^r の端点から交叉点を選ぶという、図5のような一点交叉を用いる。

一点交叉

手順1 各個体に対して、 $[0,1]$ の乱数 $\text{rand}()$ を発生させる。

手順2 あらかじめ定められた交叉確率 p_c に対して、 $p_c \geq \text{rand}()$ ならば、個体群の中から交叉の相手をランダムに選び、これらを親個体とする。

手順3 交叉点 $k \in \{1, \dots, K-1\}$ を乱数により決定し、第 $k+1$ 番目以降の部分個体 s^r , $r = t+k, \dots, t+K-1$ を二つの親個体の間で交換し、子個体とする。

手順4 親個体のかわりに子個体を個体群に含める。

手順5 個体群の中のすべての個体に対して手順1~4を行って終了する。

3.6 突然変異

突然変異としては、次のような、最も基本的なビット反転型の突然変異を用いる。

図5 交叉の様子

図6 突然変異の例

ビット反転型突然変異

手順1 各個体の0または1で表される各遺伝子に対して、 $[0,1]$ の乱数 $\text{rand}()$ を発生させる。

手順2 あらかじめ定められた突然変異確率 p_m に対して、 $p_m \geq \text{rand}()$ ならば、0を1あるいは1を0に置き換えて新しい個体を作る。

手順3 もし、新しい個体の実行可能であれば、元の個体と置き換える。一方、新しい個体の実行可能でなければ、元の個体をそのまま個体群に残す。

手順4 個体群の中のすべての個体に対して手順1~3を行って終了する。

突然変異の例を図6に示す。

3.7 遺伝的アルゴリズムの手順

遺伝的アルゴリズムを用いた運転計画問題(非線形0-1計画問題)の近似解法の手順をまとめると、次のようになる。

手順1 図4のような個体をランダムに N 個生成し、初期個体群とする。

手順2 3.1節のデコード化アルゴリズムにしたがって各個体の表現型を求め、3.2節にしたがって適合度を計算する。

手順3 あらかじめ設定した最大探索世代 $I_{\max}$ に到達したならば、アルゴリズムを終了する。

手順4 3.3節で述べた線形スケーリングを行う。

手順5 3.4節で述べた再生を行う。

手順6 3.5節で述べた交叉を行う。

手順7 3.6節で述べた突然変異を行う。手順2に戻る。

4. 数値実験

本節では、実システムを定式化した運転計画問題 $P(t)$ に基づいて作成された、6時間分をまとめて考える場合 ($K=6$)、12時間分をまとめて考える場合 ($K=12$)、及び24時間分をまとめて考える場合 ($K=24$) という三つの拡張問題 $P'(t, K)$ に対して、遺伝的アルゴリズムを用いた提案解法と完全列挙法により問題 $P(t)$ を K 時間分独立に解いてつなぎ合わせる計算方法を適用し、目的関数値及び計算時間について比較する。ここで、実際の運用を考えれば、計算時間は一時間以内であることが望ましい。また、実験を行う計算機環境は、CPU: Intel Pentium II Processor 266MHz, C-Compiler: Microsoft Visual C++6.0 であるとともに、遺伝的アルゴリズムにおいて用いられるパラメータ値は、事前の予備実験に基づいて試行錯誤的に設定されている。

表1に、 $K=6$ の場合について、上段に提案遺伝的アルゴリズムを用いた手法(提案法)を拡張問題 $P'(t, K)$ に10回適用したときの最良目的関数値、平均目的関数値、最悪目的関数値、最良値取得回数(#)、平均切替回数、平均計算時間を示している一方、下段には、完全列挙法により問題 $P(t)$ を K 時間分独立に解いてつなぎ合わせる計算方法(従来法)を適用した際の目的関数値、切替回数、計算時間を示している。このとき、拡張問題 $P'(t, K)$ は84個の0-1変数を持つ問題となる。また、提案遺伝的アルゴリズムのパラメータは、個体群サイズ70、交叉確率0.8、突然変異率0.01と設定し、最大探索世代を2500世代とする。

表1において、提案法により、10回のすべての試行において従来法と同じ解が得られた。しかしながら、この程度の規模の問題では、完全列挙法により問題 $P(t)$ を K 時間分独立に解いてつなぎ合わせるという従来法による最適解が拡張問題 $P'(t, K)$ に対する厳密解である可能性が高いため、提案手法が有効であるとは言いがたい。

表2には、 $K=12$ の場合のシミュレーション結果を示している。このとき、拡張問題 $P'(t, K)$ は168個の0-1変数を持つ問題となる。また、提案遺伝的アルゴリズムのパラメータは、個体群サイズ70、交叉確率0.8、突然変異率0.005と設定し、最大探索世代を5000世代とする。表2において、提案法の実に9回の試行において従来法より良い目的関数値を与える解が得られている。また、計算時間においても、提案法は3分程度と短く、十分に望ましい結果を得ている。

次に、現実のプラントにおいて最も要求が高い $K=$

24の場合の問題に対して二つの手法を適用し、そのシミュレーション結果を表3に示している。このとき、現場の事情により、計算時間が1時間以内であることが望ましいとされている。ここで、拡張問題 $P'(t, K)$ は336個の0-1変数を含む問題となる。また、提案遺伝的アルゴリズムのパラメータは、個体群サイズ70、交叉確率0.8、突然変異率0.003と設定し、最大探索世代を10000世代とする。

表3においては、提案法の全ての試行において従来法より優れた解が得られた。また、計算時間に関しても10分程度と実用範囲内であり、 $K=12$ の場合と同様に提案法の有効性が確認される。

さらに、 $K=24$ のときの提案法の解と従来法の解から作成される運転計画を図7に示す。横軸は時間、縦軸は需要量を表し、太線は一日の需要量の変化を示している。また、上から順に、各機械の、時間の経過における運転状態の変化を並べている。丸部分が機械が運転状態にある時間帯で、破線のままの時間帯が機械が停止状態にあることを示している。この図7から、前後のつながりを考慮しない従来法の解に基づいた運転計画は切り替えが頻繁に発生するかなり不自然な計画となることがわかる。

これらの実験を通して、問題 $P(t)$ を一時間毎に独立に解いて得られる計画は、拡張問題 $P'(t, K)$ を解いて得られる計画よりも切り替えの頻度が高い不自然な計画となるとともにコストも高くなっているため、

表1 シミュレーション結果 ($K=6$)

	目的関数値 (円)	#	切替回数	計算時間 (秒)
提案法	80099.02 (最良)	10	1.0 (平均)	4.6×10^1 (平均)
	80099.02 (平均)			
	80099.02 (最悪)			
従来法	80099.02	—	1	9.0×10^{-2}

表2 シミュレーション結果 ($K=12$)

	目的関数値 (円)	#	切替回数	計算時間 (秒)
提案法	532451.96 (最良)	4	6.7 (平均)	1.5×10^2 (平均)
	535030.28 (平均)			
	539265.86 (最悪)			
従来法	536804.4	—	8	2.0×10^{-1}

表3 シミュレーション結果 ($K=24$)

	目的関数値 (円)	#	切替回数	計算時間 (秒)
提案法	1528257.95 (最良)	1	12.2 (平均)	6.1×10^2 (平均)
	1542574.70 (平均)			
	1566468.39 (最悪)			
従来法	1573317.37	—	22	5.9×10^{-1}

図7 運転計画の比較 ($K=24$)

拡張問題 $P'(t, K)$ の方がより実用的な解を与えることが確認された。ただし、拡張問題 $P'(t, K)$ は問題 $P(t)$ の K 倍の変数と制約を含む大規模な非線形計画問題となるため、厳密に最適解を得るには列挙法に頼らざるを得ない。特に K が2以上の場合には、完全列挙法では数時間以上の計算時間が必要となり、実用的な時間内に解が得られない一方で、遺伝的アルゴリズムを用いた提案手法は短時間で少なくとも従来法より優れた近似解を与えており、運転計画問題の近似解法として有効であると考えられる。

5. おわりに

本論文では、地域冷暖房プラントの運転計画問題に対して、プラント内の機器の運転状態の変化を考慮した数時間にわたる運転計画問題を定式化し、その問題に対して遺伝的アルゴリズムを用いた近似解法を提案した。さらに、実データに基づいた数値例に対して適用し、完全列挙法による機器の運転状態の変化を考慮しない解との比較を行った結果、提案法により十分に実用的な計算時間でより低コストで切替回数が少ない自然な運転計画が求められており、本提案手法の有効性が示された。

参考文献

- [1]特集 地域冷暖房プラントの冷水負荷予測, 空気調和・衛生工学, Vol.67, pp.583-634, 1993.
- [2]M. Gen and R. Cheng, Genetic Algorithms and Engineering Design, John Wiley & Sons, New York, 1996.
- [3]伊東弘一, 横山良平, コージェネレーションの最適計画, 産業図書, 1990.

- [4]小林主一郎, 長岩明弘, 山田幸弘, 地域冷暖房運転支援のための熱負荷予測の実用化, 電気学会論文誌, Vol.120-B, No.10, pp.508-516, 2000.
- [5]馬郡英樹, 栗原茂, 木村三由, 横山隆一, 拡張 DP アルゴリズムに基づく地域冷暖房システム最適計画手法の開発, 計測自動制御学会論文集, Vol.33, No.6, pp.508-516, 1997.
- [6]Z. Michalewicz, Genetic Algorithm+Data Structures=Evolution Programs, Springer-Verlag, Berlin, 1992, Third revised and extended edition, 1996.
- [7]M. Sakawa, K. Kato, H. Sunada and T. Shibano, Fuzzy programming for multiobjective 0-1 programming problems through revised genetic algorithms, European Journal of Operational Research, Vol.97, pp.149-158, 1997.
- [8]坂和正敏, 加藤浩介, 小畑秀信, 大浦啓一郎, 2重構造文字列表現を用いた遺伝的アルゴリズムによる一般の0-1計画問題に対する近似解法, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J82-A, No.7, pp.1066-1073, 1999.
- [9]M. Sakawa, K. Kato and S. Ushiro, Cooling load prediction in a district heating and cooling system through simplified robust filter and multi-layered neural network, Cybernetics and Systems: An International Journal(in press).
- [10]M. Sakawa, K. Kato, S. Ushiro and K. Ooura, Fuzzy programming for general multiobjective 0-1 programming problems through genetic algorithms with double strings, 1999 IEEE International Fuzzy Systems Conference Proceedings, Vol.3, pp.1522-1527, 1999.
- [11]坂和正敏, 後呂智, 加藤浩介, 井上拓也, ハイブリッド構造化学習を用いたラジアル基底関数ネットワークと簡略型ロバストフィルタによる冷水負荷予測, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J82-A, No.1, pp.31-39, 1999.
- [12]坂和正敏, 後呂智, 加藤浩介, 井上拓也, ラジアル基底関数ネットワークと簡略型ロバストフィルタによる冷水負荷予測, 日本ファジィ学会誌, Vol.11, No.1, pp.112-120, 1999.
- [13]坂和正敏, 田中雅博, 遺伝的アルゴリズム, 朝倉書店, 1995.

(2000年10月 3日 受付)

(2001年 2月13日 再受付)

[問い合わせ先]

〒739-8527 東広島市鏡山1-4-1

広島大学 大学院工学研究科 複雑システム工学専攻
坂和 正敏

TEL: 0824-24-7694

FAX: 0824-24-7694

E-mail: sakawa@msl.sys.hiroshima-u.ac.jp

著者紹介

 うしろ ちとし
後呂 智

新菱冷熱工業(株) 都市設備事業部

昭和57年 京都工芸繊維大・建築工芸学専攻修士課程了。昭和57年 新菱冷熱工業(株)に入社し、技術開発部(現中央研究所)にて、気流シミュレーションの研究に従事。昭和61年より中央監視システムの開発に従事。平成13年 広島大学大学院工学研究科博士課程後期入学。

 かとう こうすけ
加藤 浩介 [正会員]

広島大学大学院工学研究科

平成3年 阪大・基礎工・生物卒。平成5年 同大学院基礎工学研究科博士課程前期了。平成6年 同後期退学。平成6年 広島大・工・第二類(電気系)計数管理工学講座助手。平成13年 同大学院工学研究科複雑システム工学専攻助手となり、現在に至る。ソフトコンピューティング手法のシステム最適化への応用に関する研究に従事。

 さかわ まさとし
坂和 正敏 [正会員]

広島大学大学院工学研究科

昭和45年 京大・工・数理卒。昭和50年 同大学院工学研究科博士課程了。昭和50年 神戸大・工・システム助手。昭和56年 同助教授。昭和62年 岩手大・工・教授を経て、平成2年 広島大・工・第二類(電気系)計数管理工学講座教授。平成13年 同大学院工学研究科複雑システム工学専攻教授となり、現在に至る。大規模システム、多目的システム、ファジィシステムにおける意思決定手法とその応用に関する研究に従事。工博。著書「数理計画法の基礎」、「離散システムの最適化」(森北出版)、「ソフト最適化」、「遺伝的アルゴリズム」(朝倉書店)、Fuzzy Sets and Interactive Multiobjective Optimization (Plenum Press)等。

 いなおか まれ
稲岡 希

広島大学大学院工学研究科

平成11年 広島大・工・第二類(電気系)卒。平成13年 同大学院博士課程前期了。平成13年(株)メイテックに入社。広島大在学中は、遺伝的アルゴリズムを用いたプラントの最適運転計画に関する研究に従事。

Operation Planning of District Heating and Cooling Plant through Genetic Algorithms for Nonlinear 0-1 Programming Problems

by

Satoshi USHIRO, Masatoshi SAKAWA, Kosuke KATO and Mare INAOKA

Abstract :

In recent years, the operation planning of district heating and cooling plants has been arousing interest as a result of development of cooling load prediction methods for district heating and cooling systems. In this paper, we formulate an operation planning problem of a district heating and cooling plant as a nonlinear 0-1 programming problem. Realizing that there does not exist an efficient exact solution method and the problem involves hundreds of variables, we propose an approximate solution method using genetic algorithms for the formulated nonlinear 0-1 programming problem. Furthermore, we investigate the feasibility and effectiveness of the proposed method for an operation planning problem of an actual district heating and cooling plant.

Keywords : Genetic Algorithms, Nonlinear 0-1 Programming Problem, District Heating and Cooling Plant, Operation Planning

Contact Address : **Masatoshi SAKAWA**

Graduate School of Engineering, Hiroshima University

4-1, Kagamiyama 1-chome, Higashi-Hiroshima, 739-8527 Japan

TEL : 0824-24-7694

FAX : 0824-24-7694

E-mail : sakawa@msl.sys.hiroshima-u.ac.jp