

遺伝的アルゴリズムによる MTT 運用計画法

Application of Genetic Algorithm to the Multiple Tie Tamper Scheduling Problem

三和雅史**・内田雅夫**

By Masashi MIWA**・Masao UCHIDA**

1. はじめに

軌道は、円滑な列車走行を実現するための案内路の役割を果たす重要な構造物である。特に、道床バラストを有する有道床軌道は、列車の繰返し通過によって軌道面の不整の発生・成長、いわゆる軌道狂い進みを伴うため、軌道形状の復元・補修作業が必要であり、この作業には一般に、マルチプル・タイタンパ (MTT) という保線機械が用いられる。MTTは50～200km程度の線路延長に対して1台の割合で配備され、保守の必要な箇所があれば、その都度 MTT を移動させて保守作業を行なう。よって、良好な軌道状態を維持しながら、費用を最小とする効率的な保守活動の実現を目指す上で、この MTT をいつ、どこへ移動させて保守作業を行なうかという MTT 運用計画を適切に決定することは、極めて重要である。しかしながら、この決定を明確な基準により論理付けを行う方法はなく、過去の軌道状態推移や保守実績を基に選定した保守対象箇所に対して、計画担当者が勘と経験により MTT 運用計画を決定しているのが実状である。このため、決定した計画がどの程度保守の効率化に貢献したかも不明確なまま保守活動が行われていることが多く、結局のところ、MTT を効率よく運用するための方法論についてはまだ議論が尽くされていない。そこで、本研究では、MTT 運用計画を経済的に決定する方法の検討を試みた。

さて、この MTT 運用計画の決定問題は、平面的な広がりを持って散らばって存在する多くの保守対象箇所に対して、どのようなスケジュールで保守を投入するかという、大規模スケジューリング問題の一

種である。さらに、計画決定において考慮すべき要素に際限がないために、いかに、これらの問題を合理的に処理して「実行可能解」を示すことができるかが課題である。そこで、この MTT 運用計画問題に対して、大規模スケジューリング問題に対する有効な近似解法として、昨今、数多くの分野での応用が試みられ、また、モデル作成における自由度が高いことから制約条件の多い問題に対しても適応性が期待できる「遺伝的アルゴリズム¹⁾ (GA: Genetic Algorithm)」を用いた解法を示す。そして、数値実験により、得られる解の性質を調べる。

2. MTT 運用計画決定の考え方

(1) 軌道状態の推移

軌道状態は、列車の繰返し通過により劣化 (軌道狂い進み) が漸進的に進行し、保守により回復するサイクルを繰り返す (図-1)。一般に、軌道の保守形態は、軌道検測の結果に基づいて保守投入を決定する状態監視による予防保全政策であるが、検測された軌道狂いに対しては、軌道狂い著大値のようなある「地点」の狂いを評価する尺度の他に、ある区間 (ロット) の軌道状態を評価する軌道狂い指数 P 値、標準偏差といった区間評価指標がある。これらの指標は軌道狂いのばらつきを表し、値が小さいほど軌道状態がよいことを示す。ここでは、軌道状態

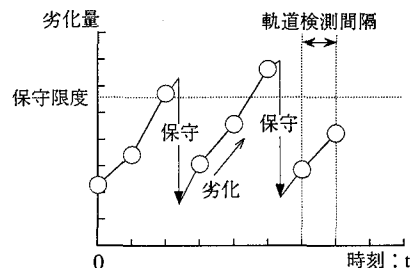


図-1 軌道状態推移の例

*キーワードズ：計画手法論、土木施設維持管理、鉄道計画

**正員、(財)鉄道総合技術研究所 軌道技術開発推進部

(東京都国分寺市光町 2-8-38、TEL 0425-73-7278、FAX 0425-73-7296)

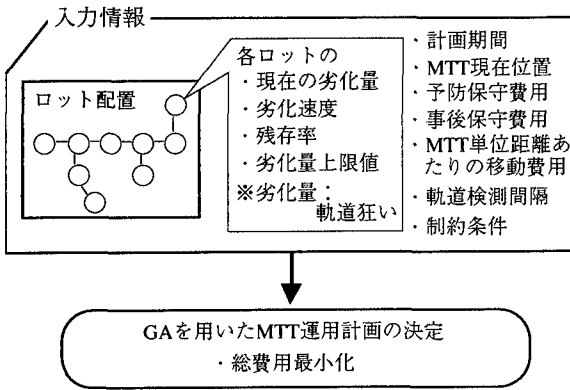


図-2 MTT運用計画決定法

を表す劣化量として、この区間評価指標を想定し、軌道狂い進みはこの劣化量の増加として捉える。一方、保守による軌道状態の回復は完全ではなく、保守後もいくらかの軌道狂いが残存する（再生しない）ことから、保守による回復は、この劣化量が減少するものとして捉える。

(2) MTT運用計画決定法

まず、軌道検測により得られた軌道状態を評価する必要がある。ここでは、劣化量の基準として列車の走行安全性や乗心地を確保するという観点から設定されるレベル（事後保守限度）を想定する。ここで、劣化量が事後保守限度を超過していることが観測されたロットに対しては、直ちに保守を投入しなくてはならない。この保守のことを事後保守（BM: Post-breakdown Maintenance）と呼ぶ。一方、事後保守限度を超えていないのであれば、各ロットの今後の劣化量の推移を予測し、必要と判断されたロットに対しては保守の投入が計画される。この保守を予防保守（PM: Preventive Maintenance）と呼ぶ。一般に、1台のMTTで複数のロットを保守することから、計画担当者はMTTをどのロットに、いつ保守に向かわせるかという「MTT運用計画」を決定する必要がある。そして、そこで期待されるのは、最小の費用によって安全や乗り心地の見地から必要とされる軌道状態を実現し、維持できる計画である。

以上より本研究では、計画期の総保守費用を最小とするようにMTTの運用を決定する手法を示す（図-2）。そして、この決定には大規模なスケジューリング問題の解法として有効なGAを応用する。

3. MTT運用計画問題のモデル化

(1) 用語・記号の定義

期 : 保守計画の単位

劣化速度 : 劣化量の単位時間あたりの増加量

残存率 : 保守前の劣化量に対する保守後の劣化量の割合

t : 時間変数

T : 計画対象とする期の数（定数）

τ : 期の長さ（定数）

t_m : 軌道検測間隔（定数）

kn : ロット n の劣化速度（定数）

gn : ロット n の残存率（定数）

$Dn(t)$: 時刻 t におけるロット n の劣化量

Db : 事後保守限度（定数）

Cp : 1回あたりの予防保守費用（定数）

Cb : 1回あたりの事後保守費用（定数）

L : MTTの単位距離あたりの移動費用（定数）

Ct : 総保守費用

N : ロット数（定数）

M : 個体数

Mu : 規定個体数（定数）

Gi : 個体 i の総保守費用

Fi : 個体 i の適応度

U : 制御変数

x : 世代数

x^* : 規定世代数（定数）

Pm : 突然変異確率（定数）

(2) 前提条件

モデル化にあたって、以下のような前提を設ける。

a) 1期間中に1ロットのMTT作業を行なうものとする（これは、期の最小単位として「日」を念頭においているためである）。

b) 軌道検測は n 期ごとの一定間隔で行なわれる。

c) 劣化速度、残存率は全期を通して一定とする。

d) 軌道検測の結果、事後保守の必要なロットが生じた場合、MTTは直ちにそのロットの事後保守に向かい、その期に他のロットで計画されていた予防保守を行なわない。

e) 保守は期の開始時に行なう。

f) 軌道検測、診断にかかる時間は無視する。

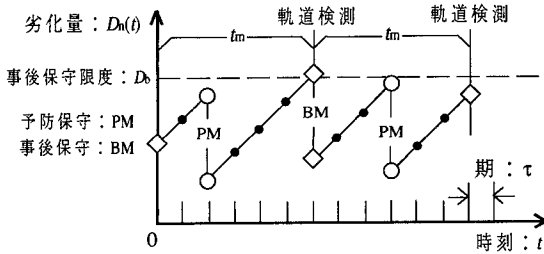


図-3 劣化量の推移モデルと基準

(3) 劣化・保守モデル

ロット n の時刻 t (ある期の開始時) における劣化量 $D_n(t)$ に対して保守を投入しない場合、今期終了時 $(t+\tau)$ における劣化量 $D_n(t+\tau)$ は、劣化速度 k_n を用いて次のように表される。

$$D_n(t+\tau) = D_n(t) + k_n \cdot \tau \quad (1)$$

一方、保守を行なう場合の劣化量 $D_n(t+\tau)$ は、残存率 g_n を用いて次のように表される。

$$D_n(t+\tau) = D_n(t) \cdot g_n + k_n \cdot \tau \quad (2)$$

以上より、式(1)、(2)を用いて任意の時刻における各ロットの劣化量が得られる。劣化量の推移モデルと基準との関係を図-3に示す。

(4) MTT運用計画の評価

MTT運用計画は、計画期間中に見込まれる総保守費用 C_t により評価される。費用は予防保守費用 C_p 、事後保守費用 C_b 、MTTの単位距離あたりの移動費用 L から構成される。なお、制約条件があれば考慮する必要がある。

以上から、本研究で考察する問題の評価関数は、次のような最適化問題として表される。

$$\min C_t = \min \{ (\text{計画期間中の予防保守回数}) \times C_p + (\text{計画期間中の事後保守回数}) \times C_b + (\text{計画期間中のMTT移動距離}) \times L \} \quad (3)$$

4. GAの適用

(1) GAの概要

本問題のようにロット数や計画対象とする期の数が多く、また各ロットの劣化量がダイナミックに変化する大規模なスケジューリング問題を動的計画法のような最適解法で解くことは困難である。よって、現実的には、最適解が得られなくても、それに近い近似解が効率よく得られれば十分であると考えられ、

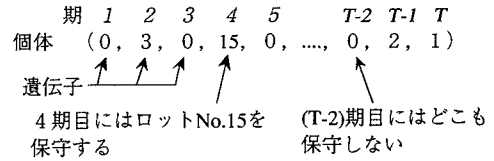


図-4 個体表現

その解法の1つにGAがある。GAは生物の進化とそれを支える遺伝のメカニズムを模倣して最適化問題を解く方法であり、特に、評価関数の値さえ得られれば、評価関数の勾配情報が無くても探索可能である。更に、多点探索であるために、評価関数の値がほぼ同じ解を複数得ることができ、意思決定者は好みの解を選択することができる。以下に、GAの本問題への具体的な適用方法を示す。

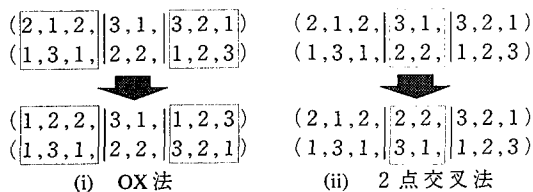
(2) 個体表現とアルゴリズム

a) 個体表現

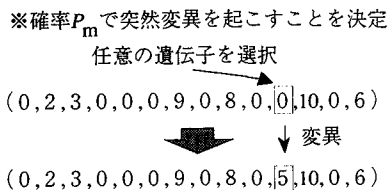
本問題に対する個体表現は、図-4に示すような各期のMTT投入箇所の順列で表す。この順列はロット No. $1, 2, 3, \dots, N-1, N$ の重複を許す順列である。ここで、順列の各数字のことを遺伝子と呼ぶ。GAでは、個体表現が与えられれば評価関数の値を得ることができ、それに対応して定義する適応度により、各個体が次世代に生き残る、あるいは子孫を残す確率を決定することができる。

b) アルゴリズムの概要

- STEP1 初期個体 M 個をランダムに作成する。
- STEP2 各個体 i の適応度 F_i を計算する。
- STEP3 全個体の適応度の和 $\sum F_i$ を計算し、個体群の中から2つの個体を選択する。ただし、個体 i が選ばれる確率は $F_i / \sum F_i$ とする。そして、その2つの個体から新たに2つの個体を生成する (この操作を交叉と呼ぶ)。この操作を個体数が $(M-1)$ 個になるまで繰り返す。
- STEP4 STEP3で生じた各個体に対して確率 P_m である変化を与えて新たな個体を生成する (この操作を突然変異と呼ぶ)。
- STEP5 STEP3~4で生成された個体 M_u 個の各個体の適応度を計算し、適応度の大きい順に M 個選び、次世代に残す。
- STEP6 世代数 x が予め決められた値 x^* に達したならば、最も適応度の高い個体を解として終



図－5 交叉の例



図－6 突然変異の例

了する。達していないならば $x = x + 1$ として STEP2 へ戻る。

以上のように、GA では交叉や突然変異といった遺伝演算を実行し、世代交代を繰り返して最適解を得ようとする。遺伝演算の内容を以下に示す。

c) 交叉

交叉の目的は親の遺伝情報を子孫に伝えることにあり、適応度の低い個体を排除し、探索領域を絞る役割を担っている。ここでは、個体 i の適応度 F_i を各個体の総保守費用 C_k ($k = 1 \sim N-1$) の最小値、最大値と個体 i の総保守費用 C_i を用いて、次のように定義する²⁾。

$$F_i = U \min C_k + \max C_k - C_i \quad (4)$$

ここで、 U は制御変数で次のように与える。

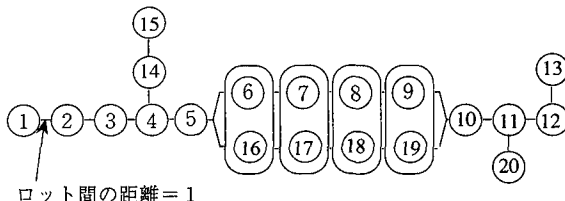
$$U = -0.45x / x^* + 0.5 \quad (5)$$

一般に、GA では次世代の個体群に悪い個体を多く残すと解の改善が進まず、一方、悪い個体を捨てると個体群の多様性の維持が困難になり、結果として得られる解が悪くなってしまう。ここでは、制御変数 U を導入することによって、初めは個体の多様性を保っておき、最終的にはよい個体のみを残す。

なお、交叉方法として OX (Order crossover) 法³⁾ と 2 点交叉 (Two points crossover) 法⁴⁾ の 2 つを用いて、本問題に対して適当な交叉方法について比較検討する。OX 法は、各遺伝子の前後関係の保存を重視する交叉方法である。一方、2 点交叉法は、アルゴリズムが単純なために複雑な制約条件への対応が比較的容易である。これらの交叉方法の例を図－5 に示す。

d) 突然変異

突然変異の目的は、交叉で生成する子孫が親の遺



図－7 ロット配置例 (i)

表－1 数値例 (i)

	ロットNo. 1	2	3	4	5
$D_0(0)$	1.517	2.647	2.362	2.199	2.994
k_n	0.06944	0.06944	0.06944	0.06944	0.06944
	6	7	8	9	10
$D_0(0)$	3.099	1.940	2.593	2.655	2.769
k_n	0.05556	0.05556	0.05556	0.05556	0.06944
	11	12	13	14	15
$D_0(0)$	2.232	3.087	1.234	2.149	3.345
k_n	0.06944	0.06944	0.06944	0.08333	0.08333
	16	17	18	19	20
$D_0(0)$	2.669	2.364	2.590	1.945	3.469
k_n	0.05556	0.05556	0.05556	0.05556	0.04167
$g_n=0.4$ MTT現在位置: 4 $D_b=4$ $C_p=1$ $C_b=2$ $L=0.2$ $\tau=1$ $t_m=90$ $T=40$ $N=20$ $M=21$ $x^*=5000$ $P_m=0.9$					

表－2 予備実験の結果

交叉法	OX法				2点交叉法			
P_m	μ	σ	min.	max.	μ	σ	min.	max.
0.9	23.1	0.73	24.8	21.6	23.9	1.07	26.6	21.8
0.7	23.8	1.02	26.0	21.6	23.9	1.12	27.0	22.0
0.5	25.0	1.35	28.4	22.8	24.4	1.36	28.4	22.0
0.3	25.4	1.26	28.2	23.2	24.6	1.23	27.2	22.4
0.1	26.0	1.38	30.0	23.2	25.8	1.61	28.6	22.4

※各50回の計算結果による

伝子に依存してしまうという弱点を補い、個体群の多様性を維持することにある。ここでは、1 個体中の任意の 1 つの遺伝子を、確率 P_m で他の数字に置き換える。突然変異の例を図－6 に示す。

5. 数値実験

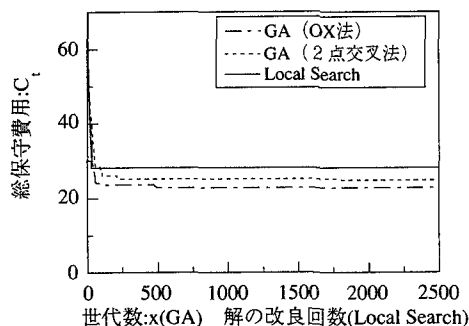
(1) 20 ロット / 40 期の MTT 運用計画

a) 方法

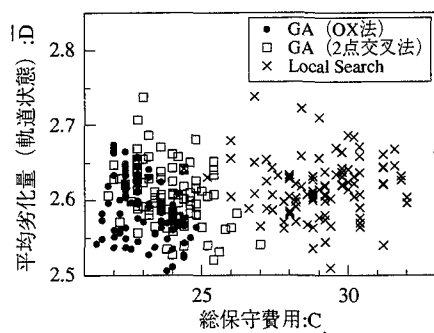
まず、モデルと得られる解の性質を把握するために、ロット数: $N = 20$ / 計画対象期数: $T = 40$ の問題を想定し、数値実験を行う。ロット配置を図－7 に、数値例を表－1 に示す。ここで、突然変異確率 P_m については、確率 P_m を 5 種類に変化させ、各々 50 回ずつ行なった予備実験の結果 (表－2) に基づいて、良好な解を得る可能性が高い値 ($P_m = 0.9$) に設定した。

	費用	平均劣化量
解 1 (4,0,0,0,14,0,15,5,0,0,6,9,10,11,20,12,18,8,17,0,16,0,3,2,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0)	22.0	2.67
解 2 (2,1,3,5,4,0,15,14,16,6,17,18,9,10,20,12,11,0,8,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0)	22.2	2.56
解 3 (5,0,0,4,14,0,15,6,18,9,11,20,12,10,0,8,17,0,16,0,0,3,2,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0)	22.4	2.61
⋮	⋮	⋮

図－8 MTT運用計画の例（i）



図－9 世代と総保守費用の例



図－10 解と軌道状態の関係

ここで、GAを用いた手法により得られる解のレベルを検討するために、Local Searchにより得られる解との比較を行なう。Local Searchの手順を以下に示す。

【Local Search】

STEP1 初期解として MTT投入箇所の順列を1通りランダムに生成する。

STEP2 作成した順列中の数字列の1箇所だけを別の数字に置き換える（解の改良）。この置き換えは最急降下法によるものとする。つまり、1箇所の数字を置き換えたときの総保守費用減少の効果が最大となるように置き換える。

STEP3 保守費用を減少させる入れ換えができなくなった場合、または、STEP2の操作回数が予め定めた値に達したならば、そのときの順列を解として計算を終える。

b) 結果

表－3 解法別の総保守費用

		平均値	標準偏差	最小値	最大値
GA	OX法	23.0	0.82	21.4	24.8
	2点交叉法	23.9	1.02	21.8	27.0
Local Search		29.0	1.52	24.4	32.0
☆事後保守による保全政策 45.8（事後保守費用：34，MTT移動費用：11.8）					

※各100回の計算結果による

まず、得られた MTT運用計画（GA：OX法の場合）の例を図－8に示す。計画担当者は、これらの解の中から好みの解を選択すればよい。

次に、世代と総保守費用の関係の例を図－9に示す。これから、世代の増加に伴って費用が減少し収束していく過程がわかる。GAの2つの交叉方法とも収束の過程はほぼ同じであるが、Local Searchでは何回かの解の改善の後、それ以上の解の改善が進んでいない。これは、Local Searchでは初期解の周辺領域しか探索しないために解の改善が不可能な状態、つまり局所最適解に陥ってしまっていることを表している。

解法別の総保守費用を表－3に示す。これは各解法について100回ずつ計算した結果をまとめたものである。まずLocal Searchにより得られる解は、GAよりも総保守費用が大きくなる傾向にある。次に、GAの交叉方法の違いによる差は、OX法の方が2点交叉法よりも総保守費用の小さな解を得ることのできる確率が大きく、また極端に悪い（総保守費用の大きな）解の出現確率も小さい。なお、表には事後保守による保全政策をとった場合の総保守費用を併せて示した。はじめにも述べたように、現在のところ MTT運用計画の一般的な決定方法はない。しかしながら、軌道状態に対して限度値を設定し、軌道検測の結果、軌道状態が限度値を超過、あるいは限度値に近い軌道狂いに対して保守を投入するという実状は、事後保守的な色合いの濃い保守形態と言える。以上のことから、完全な事後保守政策での解との比較を行うことにした。結果から、GAを用いた手法により得られる総保守費用は事後保守政策での総保守費用の50

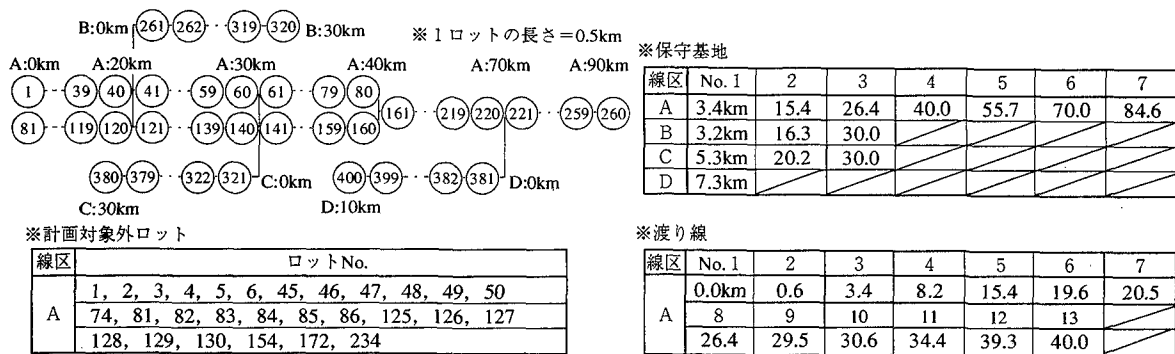
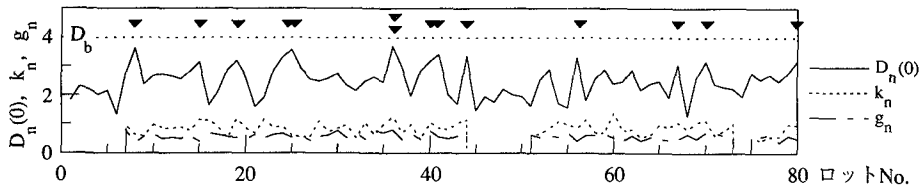
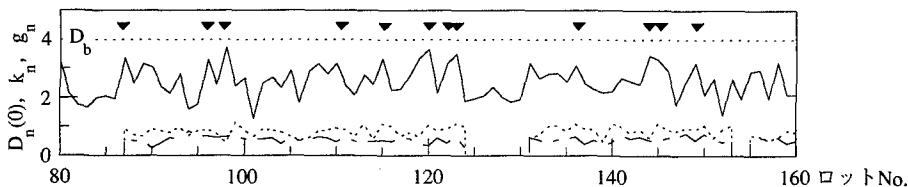


図-11 ロット配置例 (ii)

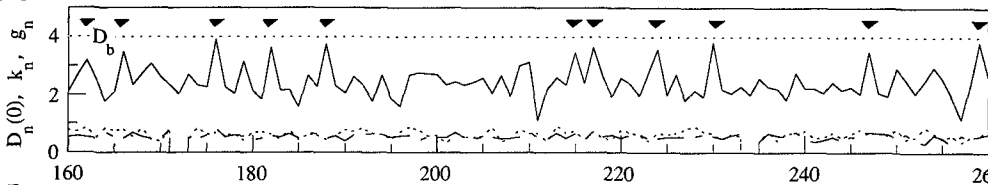
線区 A, 下り



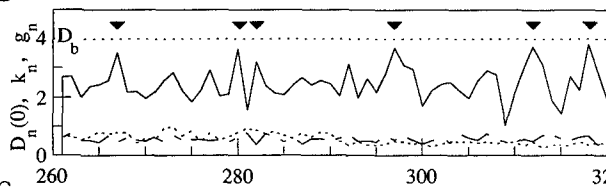
線区 A, 上り



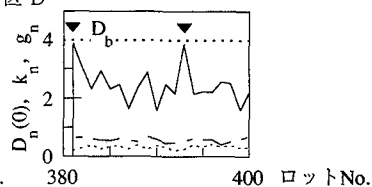
線区 A



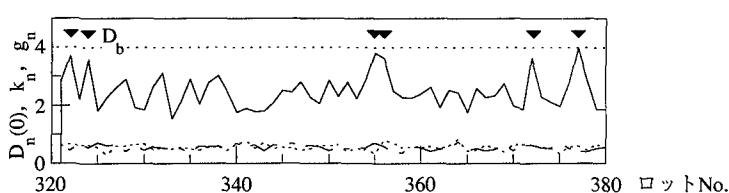
線区 B



線区 D



線区 C



k_n (ノ年) MTT現在位置: 保守
基地A4 $D_b=4$ $C_p=1$ $C_b=5$
 $L=0.2$ $\tau=1$ (日) $t_m=90$
(日) $T=365$ (日) $N=400$
 $M=21$ $x^*=5000$ $P_m=0.9$
MTT作業方向: 各線区起点→終点

図-12 数値例 (ii)

% (交叉方法: OX法) 程度になることがわかる。

次に、得られた解に対応した期間中の全ロットの平均劣化量 (軌道状態) を図-10 に示す。Local Search の解では、GA による解と同程度の軌道状態を GA より大きな費用で実現していることから、ここでも GA

を用いた手法の優位性がわかる。また、GA の 2 つの交叉方法を比較すると、同じ費用での平均劣化量は OX 法の方が 2 点交叉法よりも小さい傾向にあり、本問題では交叉法として 2 点交叉法よりも OX 法を採用した方が、総保守費用だけでなく輸送品質の確保と

いう点からも適当である。

ところで、この数値実験での突然変異確率 P_m の値は経験的には非常に大きいと考えられる。突然変異は、集団内に類似の個体が多くなりすぎることによる局所的な探索から脱出するために行なう多様性を確保する操作であるが、ランダムに遺伝子を入れ換えるだけなので、多様性を確実に維持できるとは言いきれない。このことから、多様性の維持を保証するアルゴリズムの検討が必要である。

(2) 400 ロット / 365 期の MTT 運用計画

a) 方法

次に、より実態に近い大規模な問題（ロット数： $N = 400$ / 計画対象期数： $T = 365$ ）に対して GA を適用する。ここでは、1 ロットの長さを 0.5km とし、また、期の長さを 1 日、つまり 1 年分の計画を決定する。ところで、ここでは実態を考慮して以下のような制約条件を設定する。

① 保守基地

保守基地を約 10～15km おきに配置し、MTT を次の保守対象ロットへ移動させる際、いずれかの保守基地を必ず 1 箇所経由させるものとする。この経由させる保守基地は、現在 MTT がいる位置と次の保守対象ロットとを最短の距離で結ぶことができる箇所とする。これによって、使用する保守基地と使用時期を解として得ることができる。

② 渡り線

複線区間に渡り線をいくつか設定し、MTT を上（下）り線のロットから下（上）り線の保守対象ロットへ移動させる際には、いずれかの渡り線を使用するものとする。経由させる渡り線の選び方は保守基地の場合と同じである。ここでも、使用する渡り線と使用時期を解として得ることができる。

③ 計画対象外ロット

無道床区間のような、MTT による保守の対象としないロットをいくらか設定する。このようなロットが連続して存在する区間は計画上の隘路となり得る。つまり、その区間を跨いで MTT を移動すると必然的に MTT の移動距離、費用が大きくなってしまう。よって、その区間を跨ぐタイミングと回数の決定が計画上のポイントとなる。

④ MTT 作業方向

表－4 MTT 運用計画の例（ii）

時期	ロット	基地	渡線	時期	ロット	基地	渡線
30	162	A4	—	144	182	A4	—
32	176	A4	—	157	188	A5	—
44	80	A4	A13	164	215	A5	—
48	67	A4	—	166	381	A6	—
57	41	A3	—	167	230	A6	—
65	267	B1	—	168	259	A7	—
66	40	B1	—	211	247	A7	—
68	36	A2	—	221	224	A7	—
69	372	A3	A6	222	217	A6	—
70	377	C3	—	223	393	A6	—
73	356	C2	—	226	70	A6	A13
75	322	C1	—	229	355	C1	A11
78	123	A3	—	242	324	C1	—
79	24	A2	A7	251	144	C1	—
90	25	A2	—	252	56	A3	A10
91	110	A2	A5	258	136	A3	A8
96	19	A2	A5	260	36	A3	A8
101	44	A2	—	262	115	A2	A5
102	280	B1	—	263	98	A2	—
103	312	B2	—	264	15	A1	A3
106	318	B3	—	265	87	A1	A3
116	297	B2	—	266	96	A1	—
117	282	B2	—	268	8	A1	A3
125	120	B1	A6	275	122	A2	A4
126	145	A3	—	296	149	A3	—
128	166	A4	—				
総費用 保守費用				51.0	[PM: 51 BM: 0]		
155.36 MTT 移動費用				104.36	[移動距離 521.8km]		
※平均軌道状態							
線区 A (0～40km): 2.86 A (40～90km): 2.69							
B: 2.63 C: 2.63 D: 2.57							
☆事後保守による保全政策							
総費用 事後保守費用				255.0			
464.58 MTT 移動費用				209.58	[移動距離 1047.9km]		
※平均軌道状態							
線区 A (0～40km): 2.96 A (40～90km): 2.73							
B: 2.71 C: 2.67 D: 2.60							

MTT の作業方向を一方向に固定し、計画期間中に向きを変えないものとする。この制約により、2 つのロット相互の移動距離は必ずしも等しくない。

⑤ その他

総保守費用算出において必要な MTT の移動距離は回送時の移動距離のみとし、作業をしながらの移動は算出対象としない。作業をしながらの移動費用は保守費用に含める。

以上を考慮して設定したロット配置を図－11に、数値例を図－12に示す。なお、ここでの交叉方法には OX 法を用いる。

b) 結果

得られた MTT 運用計画の例を表－4 に示す。
今回設定した数値例では劣化量が 1 年以内に限度を超えるロットが 50 ロット存在し、そのうち 1 ロットは残存率が大きいために年間 2 度の保守が必要である。得られた解は、これら 50 ロットに対して 51 回の予防保守が計画され、その結果、事後保守の発生は 0 と見込まれている。この保守投入ロットは、図－12 中に ▼ でマークした箇所である。また、MTT の

移動距離や線区ごとの平均劣化量（軌道状態）、保守作業の前後に使用する保守基地や渡り線とそれらの使用時期も同時に得られ、本手法によれば、MTTによる保守作業に関連した一連の計画の決定、評価が可能である。ところで、ここでも事後保守による保全政策をとった場合の総保守費用を示した。本手法から得られる総保守費用は事後保守政策での総保守費用に比べて約 1/3 となっている。

以上のように、実態に近い大規模問題に対しても、本手法は満足のいく解を与えることから、これまで計画担当者の技能に依存するところが大きかった MTT 運用計画の決定を、必要な入力情報の準備と解に対する評価さえできれば、誰でも容易に行うことが可能である。

6. おわりに

本研究では、MTT の運用計画問題に対して GA を用いた解法を示し、数値実験により、得られる解の性質を調べ、本手法の実用性を検討した。今回示した手法の実用化にあたっての最大の問題は、計画において考慮すべき要素を、どのようにしてアルゴリズム

に取り込むかである。GA はモデル作成の自由度が高いという点で非常に取り扱い易く、また今回の結果からも、MTT 運用計画問題への適応性は高いものとする。今後は、実態との突き合わせ等により本手法の有効性の向上に努める。

参考文献

- 1) Goldberg, D. E. : Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning, Addison-Wesley, 1989.
- 2) 飯間等・三宮信夫：遺伝アルゴリズムによる製品投入順序問題の解法, 計測自動制御学会論文集, Vol28, No11, pp.1337-1344, 1992.
- 3) 三宮信夫：スケジューリング問題に対する遺伝アルゴリズム, オペレーションズ・リサーチ, 39, 12, pp.659-664, 1994.
- 4) 北野宏明：遺伝的アルゴリズム, 産業図書, 1993.

遺伝的アルゴリズムによる MTT 運用計画法

三和雅史・内田雅夫

道床バラストを有する有道床軌道は、列車の繰返し通過によって軌道面の不整の発生・成長、いわゆる軌道狂い進みを伴うため、軌道形状の復元・補修作業が必要である。この作業には、一般に、マルチプル・タイタンパ（MTT）が用いられるが、効率的な保守活動の実現を目指す上で、この MTT を適切に運用することが極めて重要である。そこで本研究では、この MTT の運用計画問題に対して、遺伝的アルゴリズム（GA:Genetic Algorithm）を用いた解法を示し、得られる解の性質を調べる。

Application of Genetic Algorithm to the Multiple Tie Tamper Scheduling Problem

Masashi MIWA・Masao UCHIDA

Irregularity of ballasted track grows due to gradual plastic deformation of ballast bed under repeated train passage. Daily maintenance is indispensable to sustain normal track condition. When we repair track irregularity, we use Multiple Tie Tamper (MTT) in general. And we move MTT to a spot which needs maintenance. Therefore the scheduling problem of MTT is key to reducing or eliminating maintenance costs. In this paper, MTT scheduling is analyzed using Genetic Algorithm (GA). GA is known as one of the effective heuristic search algorithms, and is available for solving this kind of problem. Thus, we can obtain an approximate solution of the MTT scheduling problem. Finally, the features of MTT scheduling proposed are analyzed citing several practical examples.