The 32nd Annual Conference of the Japanese Society for Artificial Intelligence, 2018

シールド工法における制約付GAを用いたセグメント割当

Segment Assignment in Shield Tunneling Method using Constrained Genetic Algorithm

伊原 滉也 [*1] Koya Ihara　加藤 昇平 [*1 *2] Shohei Kato　中谷 武彦 [*3] Takehiko Nakaya　大木 智明 [*3] Tomoaki Oki

[*1] 名古屋工業大学 大学院工学研究科情報工学専攻
Dept. of Computer Science and Engineering, Graduate School of Engineering, Nagoya Institute of Technology

[*2] 名古屋工業大学 情報科学フロンティア研究院
Frontier Research Institute for Information Science, Nagoya Institute of Technology

[*3] 清水建設株式会社
Shimizu Corporation

It is expected that artificial intelligence reduce labor and improve productivity in the shield tunneling method. The planning process of the shield tunneling method consists of segment assignment and machine control. Conventionally, skilled engineers assign the segment manually. Automation of this assignment improves productivity. In this paper, we address the segment assignment as a constrained combinatorial optimization problem. To solve the problem, we use the ε constrained genetic algorithm (εGA). However, εGA assumed that solutions have continuous value. So, we proposed ε constrained discrete genetic algorithm (εDGA), that adapt to handle discrete value. We also attempt to verify the effectiveness of εDGA to segment assignment.

1. はじめに

建設業の生産性向上のために情報技術を活用することは急務である．特に，都市部のトンネル工法の 1 つであるシールド工法 [土木 16] では AI による省人化や生産性の向上が期待され，注目を集めている [杉山 17]．シールド工事には計画・調査・施工管理・維持管理など様々なプロセスが含まれるが，本研究では計画に着目し，人工知能技術を用いた自動計画システムの構築を目指す．シールド工法の計画は，主にセグメント割付とシールドマシン制御の 2 つの計画問題を含む．現在，これらは熟練技術者の手作業によって行われており，自動化できれば省人化による業務の効率化が期待できる．そこで研究の初期段階として，本稿ではまずセグメント割付を制約付き組み合わせ最適化問題として解決する．

セグメント割付では解となるセグメント列が満たすべき制約は非常に厳しい．制約が厳しい最適化問題を解くアルゴリズムとして ε 制約遺伝的アルゴリズム（εGA [高濱 06]）がある．εGA は，パラメータ ε に応じて制約を緩和しながら探索を行うことで，目的関数の最適化をある程度行いながら制約を満たす解を探索することができる遺伝的アルゴリズムである．しかし，目的関数と制約がトレードオフの関係にある場合，目的関数の最適化を行うことが制約を満足する解の探索を遅らせることとなるため，実行可能解を見つけることがより難しくなってしまう．したがって，可能ならば実行可能領域内もしくはその近傍点から探索を開始することで，εGA の制約緩和による目的関数最適化が有効に働くことが期待できる．また，εGA はアルゴリズムの一部で解が連続値をとることを前提としている．そこで εGA を離散値に適用した，離散 εGA（εDGA）を提案する．本稿では，初期個体に実行可能領域の近傍解を用いた εDGA でセグメント割付問題を解くことにより，その有効性を検証する．

連絡先: 加藤昇平，名古屋工業大学，名古屋市昭和区御器所町，052-735-5625，shohey@katolab.nitech.ac.jp

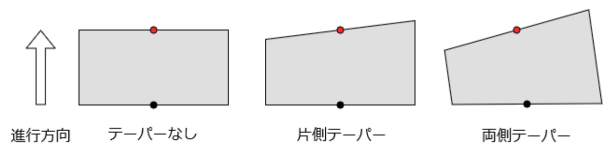

図 1: セグメントの種類の一例

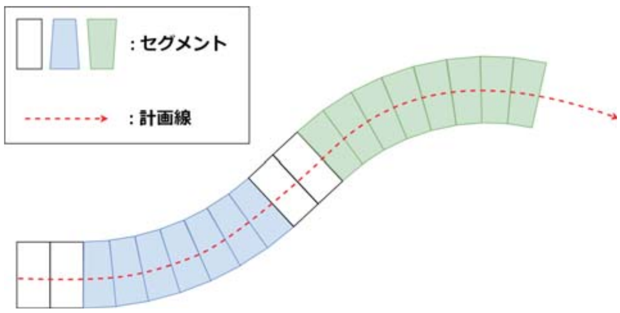

図 2: セグメント割付の例

2. セグメント割付計画問題

制約付組み合わせ最適化問題と本稿で扱うセグメント割付計画問題について説明する．

2.1 シールド工法

シールド工法とはシールドマシンと呼ばれる掘削機の後部でセグメントを組み立て，シールドマシンがそのセグメントをジャッキで押すことで反力を推進力として掘り進める工法である．セグメント割付計画では，図 1 に示すような工事ごとに定められた数種類のセグメントを組みあわせて，図 2 のように直線と曲線からなるトンネルの計画線に対して要求される誤差以内に収まるようにセグメントを割付ける．

2.2 セグメント割付計画問題

セグメントの計画には，次の 2 つの要求がある．

- 割付た全てのセグメントの計画線との誤差をクリアラン

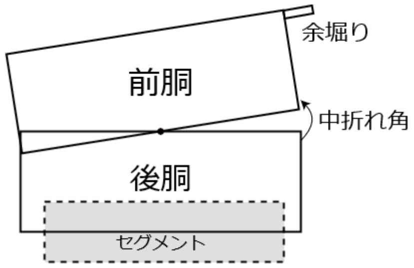

図 3: 本稿で扱うシールドマシン

ス c 以内に収めること．

- 割付けたセグメントを通るシールドマシンの掘削土量を最小にすること．

本稿では，前者を不等式制約，後者の掘削土量を目的関数として扱い，次のような最適化問題（Ps）を定義する．

$$\begin{aligned} &\text{minimize} && f(\boldsymbol{x}) \\ &\text{subject to} && (d_i(\boldsymbol{x}) - c) \leq 0, \\ & && x_i \in \{1, \cdots, k\}, \quad (i = 0, \cdots, n) \end{aligned} \tag{1}$$

ここで，$x_i \in \{1, \cdots, k\}$ は i 番目に割付られたセグメントの種類を表し，決定変数ベクトル $\boldsymbol{x} = (x_1, x_2, \cdots x_n)$ は割付けたセグメントの系列を表す．使用するセグメントは k 種類あるものする．また，$f(\boldsymbol{x})$ はセグメント列 $\boldsymbol{x}$ を配置する際に，シールドマシンが掘削する土量，c は許容するクリアランス量，$d_i(\boldsymbol{x})$ はセグメント列 $\boldsymbol{x}$ において i 番目のセグメントの計画線との誤差を表す．次に，シールドマシン，セグメント，掘削度量について説明する．なお，本稿ではまず 2 次元平面上でのセグメント割付を考える．

2.2.1 シールドマシンと掘削土量

本稿では図 3 のようなシールドマシンを考える．シールドマシンは前胴と後胴に分かれており，前胴の後方と後胴の前方が中点で連結している．前胴と後胴のなす角は中折れ角と呼ばれ，カーブを曲がるために制御される．前胴の前方が掘削面になっており，余堀り量を制御することで，シールドマシン後部が土壁に衝突することなく前進できる．2 次元平面上では，掘削土量はシールドマシンの通過領域の面積に比例するものとする．よって掘削土量を最小化するには，シールドマシンの通過領域を最小化すればよい．

割付られたセグメントと計画線の誤差は図 1 の赤点と計画線の最短距離で計算する．

3. ε 制約遺伝的アルゴリズム（ε**GA**）

εGA [高濱 06] は，制約付き最適化問題を制約のない最適化問題に変換する ε 制約法 [Takahama 05] を遺伝的アルゴリズム（GA）に適用した手法である．この章では，ε 制約法の扱う制約付き最適化問題と，ε 制約法，εGA のアルゴリズムについて説明する．

3.1 制約付き最適化問題

ε 制約法では，次のような制約付き最適化問題（P）を考える．

$$\begin{aligned} &\text{minimize} && f(\boldsymbol{x}) \\ &\text{subject to} && g_j(\boldsymbol{x}) \leq 0, \quad (j = 1, \cdots, q) \\ & && h_j(\boldsymbol{x}) = 0, \quad (j = 1, \cdots, r) \\ & && l_i \leq x_i \leq u_i, (i = 1, \cdots, n) \end{aligned} \tag{2}$$

ここで，$\boldsymbol{x}$ は決定変数ベクトルであり，$f(\boldsymbol{x})$ は目的関数，$g_j(x) \leq 0$ は q 個の不等式制約，$r_j(x) = 0$ は r 個の等式制約を表す．また，f, g, h は実数値関数である．l_i, u_i はそれぞれ，n 個の決定変数の下限と上限である．すべての制約を満足する領域を実行可能領域 $\mathcal{F}$，上下限制約を満足する領域を探索空間 $\mathcal{S}$ とする．

3.2 ε 制約法

ε 制約法は，制約付き最適化問題を直接探索法で解く際に，通常の比較の代わりに ε レベル比較と呼ばれる比較を用いる手法である．これによって制約付き問題が等価な制約のない問題に変換されるため，既存の制約のない最適化手法に ε レベル比較を導入することで，制約付き最適化問題を解くことができる．

3.2.1 制約逸脱度

ε 制約法では，制約をどの程度違反しているか量る尺度として制約逸脱度 $\phi(\boldsymbol{x})$ を導入する．制約逸脱度 $\phi(\boldsymbol{x})$ は次の性質を満たす関数である．

$$\begin{cases} \phi(\boldsymbol{x}) = 0 & (\boldsymbol{x} \in \mathcal{F}) \\ \phi(\boldsymbol{x}) > 0 & (\boldsymbol{x} \notin \mathcal{F}) \end{cases} \tag{3}$$

制約逸脱度は p を正数として次のような定義が可能である．

$$\phi(\boldsymbol{x}) = \max\{\max_j\{0, g_j(\boldsymbol{x})\}, \max_j |h_j(\boldsymbol{x})|\} \tag{4}$$

$$\phi(\boldsymbol{x}) = \sum_j \max\{0, g_j(\boldsymbol{x})\}^p + \sum_j |h_j(\boldsymbol{x})|^p \tag{5}$$

3.2.2 ε レベル比較

ε レベル比較 [Takahama 05] は目的関数値と制約逸脱度の組 (f, ϕ) の集合上の比較である．制約逸脱度が ε 以下の場合と制約逸脱度が同値の場合は目的関数値の大小関係，それ以外の場合は制約逸脱度の大小関係を用いて，(f, ϕ) の大小を決定する．具体的には ε レベル比較 $<_\varepsilon$ $(\varepsilon \in (0, \infty)), \leq_\varepsilon$ $(\varepsilon \in [0, \infty))$ は以下のように定義される．

$$(f_1, \phi_1) <_\varepsilon (f_2, \phi_2) \Leftrightarrow \begin{cases} f_1 < f_2, & (\phi_1, \phi_2 \leq \varepsilon) \\ f_1 < f_2, & (\phi_1 = \phi_2) \\ \phi_1 < \phi_2, & \text{otherwise} \end{cases} \tag{6}$$

$$(f_1, \phi_1) \leq_\varepsilon (f_2, \phi_2) \Leftrightarrow \begin{cases} f_1 \leq f_2, & (\phi_1, \phi_2 \leq \varepsilon) \\ f_1 \leq f_2, & (\phi_1 = \phi_2) \\ \phi_1 < \phi_2, & \text{otherwise} \end{cases} \tag{7}$$

ここで，解 $\boldsymbol{x}_1, \boldsymbol{x}_2$ の関数値を f_1, f_2，制約逸脱度を ϕ_1, ϕ_2 とする．なお，$<_0, \leq_0$ は制約逸脱度を優先する辞書式比較と等価であり，$<_\infty, \leq_\infty$ は目的関数のみの比較と等価である．

3.3 εGA

ε 制約法は，目的関数の値の大小関係のみに基づく最適化アルゴリズムと組み合わせることができる．εGA は適応度の大小関係のみに依存する戦略を生存者選択に用いた GA に ε 制約法を適用した手法である．

元の εGA では，線形・非線形計画問題を対象としており，個体の各遺伝子が実数であることを前提とした突然変異を利用している．そこで本稿では，εGA の突然変異を離散値に対応したものに変更することで，整数計画問題・組み合わせ最適化問題に対応した離散 ε 制約遺伝的アルゴリズム（εDGA）を提案する．

3.4 εDGA

εDGA のアルゴリズムを以下に示す．

1. 初期集団の生成: 初期個体を N 個体生成する．各個体の遺伝子は乱数で与えるか，問題に応じたヒューリスティックを用いて与える．

2. 終了判定: 本稿では最大世代数 T に達したときに実行終了とする．

3. ε レベルの決定: 通常は $\varepsilon = 0$ でよい．しかし，制約が厳しい場合には，ε レベルを制御することで制約を緩和して実行可能領域を一時的に広げることで目的関数の最適化を行う．

4. 親選択: すべての個体を親とし，交配プールにランダムに配置する．

5. 交叉: 適用確率 P_c で親に一様交叉を適用し，子を生成する．

6. 突然変異: 適用確率 P_m で交叉で生成した子に突然変位を適用する．

7. 生存者選択: 親と子の $2N$ 個体から ε 比較によって上位 N 個体を選択し次世代の集団とする．2. へ戻る．

次に，5. の一様交叉と 6. の突然変異，3. の ε レベルの制御について説明する．

3.4.1 一様交叉

一様交叉（uniform crossover [Syswerda 89]）は，染色体と同じ長さのマスクと呼ばれるビット列を乱数で用意し，マスクの各ビットの値によりどちらの親の遺伝子をどちらの子に継承するかを決定する．例えば，ある遺伝子に対応するマスクの値が 0 のときは親 A の遺伝子を子 a に，親 B の遺伝子を子 b に継承し，マスクの値が 1 のときは親 A の遺伝子を子 b に，親 B の遺伝子を子 a に継承させる．本稿ではマスクの各ビットにおける 1 の発生確率を $p_c\,(0 \leq p_u \leq 0.5)$ とした．

3.4.2 突然変位

単純な突然変異を採用する．染色体の各遺伝子を確率 p_m で変化させる．遺伝子 x_i の変化後の値は $[l_i, u_i]$ の離散一様乱数に従って決定する．εGA では，Gauss 突然変異と Cauchy 突然変異 [Yao 99] を採用していたが，最適化初期には大域的な探索を行い，後期には精密な解を探索するために，突然変異のステップ幅を世代数に応じて制御していた．本手法の突然変異においても t 世代目の変化率を $p_m^{(t)}$ とし，この値を世代数に応じて制御することで，探索の規模を調整できる．

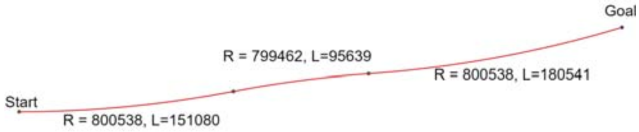

図 4: 対象の計画線 [mm]

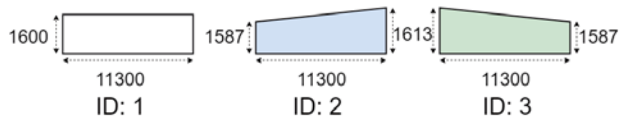

図 5: 使用したセグメントの ID と寸法 [mm]

3.4.3 ε レベルの制御

高濱ら [高濱 06] は初期値を初期集団の上位 20% 個体の制約逸脱度で決定し，最大世代数 T の 80% 以降に 0 となる，次のような世代数 t のべき乗関数で定義した．ε レベルは，$\phi(\boldsymbol{x}) \leq \varepsilon$ を満たす個体が常に集団に含まれるように，世代とともに減少し，0 になった後にもしばらく最適化を行うことが望ましい．

$$\varepsilon(0) = \phi(\boldsymbol{x}_\theta) \tag{8}$$

$$\varepsilon(t) = \begin{cases} \varepsilon(0)(1 - \frac{t}{T_c})^{cp}, & (0 < t < T_c) \\ 0, & (t \leq T_c) \end{cases} \tag{9}$$

ここで，$\boldsymbol{x}_\theta$ は初期集団の上位 20% の個体であり，$T_c = 0.8T$，cp は ε の収束速度に関するパラメータであり，これの値が大きいほど 0 に近づくのが早くなる．

4. εDGA によるセグメント割付実験

本稿では，セグメント割付計画問題に対する離散 εGA の有効性を検証する．

4.1 実験設定

式 (2) で定義した組み合わせ最適化問題（P_s）を εDGA で解く．対象とした計画線を図 4 に示す．計画線は曲率半径 R [mm] と長さ L [mm] との系列で与えられる．今回は $(R, L) = (80058, 151080), (799462, 95639), (800538, 180541)$ の 3 つの曲線からなる計画線を利用した．また，割付に使用したセグメントの種類とそれぞれの寸法を図 6 に示す．それぞれ直進，左折，右折する $k = 3$ 種類のセグメントを利用する．それぞれのセグメントにおいて，1 つあたり 1600[mm] 掘進することになるため，$\sum L/1600 = 267.0375$ より $n = 267$ 個のセグメントを割り付ける．クリアランス量は $c = 50$[mm] とした．

4.2 遺伝子表現

解は長さ n の整数型遺伝子を用いる．$x_i \in \{1, 2, 3\}$ は i 番目のセグメントに ID が x_i であるセグメントを割り付けることを意味する．

4.3 適応度評価と制約逸脱度

適応度はシールドマシンがセグメント列を配置するために通過した領域の面積を用いる．このとき，前胴の前面が通過する領域の面積は，前胴の幅と計画線の全長の積で求まり，どのようなセグメント配置をしても変化しないため，この領域を除いた領域の面積を適応度とする．これは，図 3 の余堀りで掘削した領域の面積に相当する．

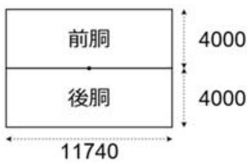

図 6: 使用したシールドマシンの寸法 [㎜]

表 1: 各世代の最優良個体（5 試行平均値）

世代数	適応度 [㎡]	制約逸脱度 [㎜]	違反セグメント数
(貪欲法)	97.48	0	0
10	78.12	0	0
100	78.06	0	0
200	77.96	0	0

制約逸脱度は，式 (5) を採用するが，本問題では等式制約は存在しないため，次のように定義する．

$$\phi(\boldsymbol{x}) = \sum_i \max\{0, (d_i(\boldsymbol{x}) - c)\}^p \tag{10}$$

4.4 初期個体

セグメント割付における実行可能解は，各セグメントと計画線との誤差が c 以下のセグメント列である．計画線との誤差だけを考えるのであれば，貪欲法によって始点から逐次，計画線との誤差が最小のものを選択することで，実行可能解が求まる．セグメントの曲率よりも計画線の曲率の方が大きく，曲線の前で一度計画線から離れておかないと曲がり切れないような問題設定を考えることもできるが，シールド工法では計画線のうち曲率最大の箇所に合わせてセグメントの曲率が決定されるため，そのような問題は考慮しない．

よって本実験では，まずはベースとなる実行可能解を貪欲法により求める．これ N 個体用意し，それぞれに確率 P_I で各遺伝子をランダムに変更する突然変異を適用し，それらを初期集団とする．

4.5 遺伝子操作におけるパラメータ

集団サイズ $N = 500$，最大世代数 $T = 200$，交叉確率 $P_c = 0.95$，一様交叉パラメータ $p_c = 0.35$，突然変異確率 $P_m = 0.5$，突然変異パラメータ $p_m^{(0)} = 0.03$，$p_m^{(t)} = 0.05$, $(1 \leq t \leq T)$，ε レベル制御パラメータ $cp = 5$ として最適化を 5 試行実施した．

4.6 実験結果

各世代の実行可能解中の最優良個体を表 1 に示す．貪欲法で求めた解から，約 20%適応度を減少させることができた．面積では約 20[㎡] ほど削減できた．今回の計画線の全長は約 427[m] なので，シールド工事 1[㎞] あたり 46.9[㎡] の面積を削減できたことになる．

5. おわりに

本稿では，シールド工法における計画に着目し，セグメント割付計画問題を制約付き組み合わせ最適化問題として解決した．実行可能領域近傍から探索を開始する手法と連続値を扱う εGA を離散値に適用した εDGA を提案し，実験によりその有効性を確認した．今後はより多くの目的・制約や，シールドマシンの中折れ角や余掘り量の制御も考慮した最適化実験を行っていく予定である．

参考文献

[Syswerda 89] Syswerda, G.: Uniform crossover in genetic algorithms, in *Proceedings of the third international conference on Genetic algorithms*, pp. 2–9Morgan Kaufmann Publishers (1989)

[Takahama 05] Takahama, T. and Sakai, S.: Constrained optimization by ε constrained particle swarm optimizer with ε-level control, in *Soft computing as transdisciplinary science and technology*, pp. 1019–1029, Springer (2005)

[Yao 99] Yao, X., Liu, Y., and Lin, G.: Evolutionary programming made faster, *IEEE Transactions on Evolutionary computation*, Vol. 3, No. 2, pp. 82–102 (1999)

[高濱 06] 高濱徹行, 阪井節子 他：ε 制約遺伝的アルゴリズムによる制約付き最適化, 情報処理学会論文誌, Vol. 47, No. 6, pp. 1861–1871 (2006)

[杉山 17] 杉山博一, 和田健介, 大木智明, 中谷武彦, 安井克豊：人工知能によるシールドマシン操作に関する予備的検討, 土木学会第 72 回年次学術講演会 (IV-338) (2017)

[土木 16] 土木学会 : 2016 年制定 トンネル標準示方書 [シールド工法編]・同解説, JSCE Publications (2016)