

原著論文

ごみ処理場ピットクレーンの完全無人化に向けた 知能アルゴリズムの提案 — 夜間運転のための改良遺伝的アルゴリズム —

平田 駿 稀*・マッキン ケネス ジェームス**・永井 保 夫**

要旨：ごみ焼却施設では、ごみ質による変動を最小限に抑え、長時間安定した燃焼を行う技術が必要とされている。そのためのピット内でのクレーン作業としてごみの投入や整地、攪拌、積替という作業がある。これらのクレーン作業は主に人がピットクレーンを操作することで行っている。また、ピット内の状況は夜間と昼間で大きく異なる。夜間はピットへのごみの搬入がないため、クレーン作業以外でピットの状況が変化しないが、昼間は、ピットにごみの搬入があり、常にピットの状況が変化する。本研究では、時系列向けに改良した遺伝的アルゴリズムを用いて夜間におけるクレーン作業を行うピットクレーンの自動運転を目指すことにより、クレーン操作の熟練度に依存しない夜間のクレーン作業が実現できるため、ピットクレーンの作業員による操作技術のばらつき改善や夜間の状況に対応したピットクレーンの自動運転が期待できる。

キーワード：ピットクレーン、自動運転、遺伝的アルゴリズム、ファジィ、スケジューリング

Intelligent Algorithm for Fully Automatic Operation of Waste Pit Cranes: Applying Modified Genetic Algorithm for Night-time Operation

Toshiki HIRATA*, Kenneth J MACKIN** and Yasuo NAGAI**

Abstract: Stable combustion for long periods of time is required in waste incineration facilities to achieve stable power generation and emission control. Aside from feeding waste into the incinerator, the crane is operated to 1) keep the waste pit flat for safe crane operation, and 2) “mix” the waste several times using the crane, in order to break the plastic waste bag and homogenize the waste before combustion. In this research, we developed an automatic crane operation scheduler and waste pit simulator. We proposed an improved genetic algorithm for time-series optimization in crane operation scheduling. A fuzzy function was used for the fitness calculation in the genetic algorithm to evaluate the created crane operation schedule. The proposed intelligent crane operation algorithm was able to improve waste pit conditions compared to previous methods.

Keywords: Pit crane, Automatic operation, GA (genetic algorithm), Fuzzy, Scheduling

1. はじめに

ごみ焼却施設では、ごみ収集車で各地からごみを集め、プラットホームと呼ばれる搬入口からごみピットというごみの貯留場所にごみを蓄える。そしてごみピット内のピットクレーンを使ってホッパーにごみが投入され、燃焼炉で燃やされる(図1)。

ごみ焼却発電では、ごみ焼却によって発生した熱を利用し、蒸気によってタービンを回転させることで発電を行っている。このとき、ごみによる燃焼はごみ質による影響を受ける。ここでごみ質とは、ごみの種類やかさ比重、水分、可燃分といったごみの持つ性状のことを指す[1]。そのため、焼却炉に投入するごみのごみ質が変動すると安定した燃焼の難易度が高くなり、有毒ガスが増加する要因となる。また、燃えにくいごみが燃焼炉に投入されるとごみの給じん速度の抑制や、酸素を送り込むなどの作業が必要となり、燃焼の制御が難しくなる。よって、ごみ焼却ではごみ質の変動による影響を最小限に抑え、長時間安定した燃焼を行う技術が必要とされている。そのためにごみピット内で行われるクレーン作業として、投入作業、整地作業、積替作業、攪拌作業がある。各作業の詳しい説明は、2.1に記述する。

ごみ焼却施設に関する先行研究として、AIごみ焼却炉運転支援システムがある[2]。この研究では、燃

焼炉内のごみが燃えている画像から安定した燃焼のための制御を支援するシステムが開発されている。

ごみ焼却施設におけるクレーン作業は、大きく夜間作業と昼間作業に分かれる。夜間作業は昼間作業と比べ、クレーン作業中に新たなごみが搬入されないことや翌朝の昼間作業までにごみピットの受け入れ態勢を整えておかなければならないという作業時間の制限などの特徴がある。昼間は常にプラットホームからごみが搬入されるためごみピット内が常に変化している状態となる。そのため、夜間作業と昼間作業では、優先すべきクレーン作業やクレーン作業に使用できるごみピットの範囲が異なるため別々の問題として捉える。昼間はごみの搬入があるため、夜間に比べて問題が複雑であると考えられる。そのため、初めに夜間作業におけるピットクレーンの制御を想定して研究を行った。

現在の夜間作業では、作業員が常にごみピットの状態を監視し、ごみピット内の状況を判断して夜間作業における操作スケジュールの作成やピットクレーンの操作を行っている。このとき、ピットクレーンでごみをつかんだ後のホッパーへの投入や数回の同じ操作の繰り返しなどすでに決まった単純なクレーンの操作については自動で行われている。また、ごみの攪拌状況は作業員が目視で判断し、口頭などによる引継ぎが行われている。そのため、現状

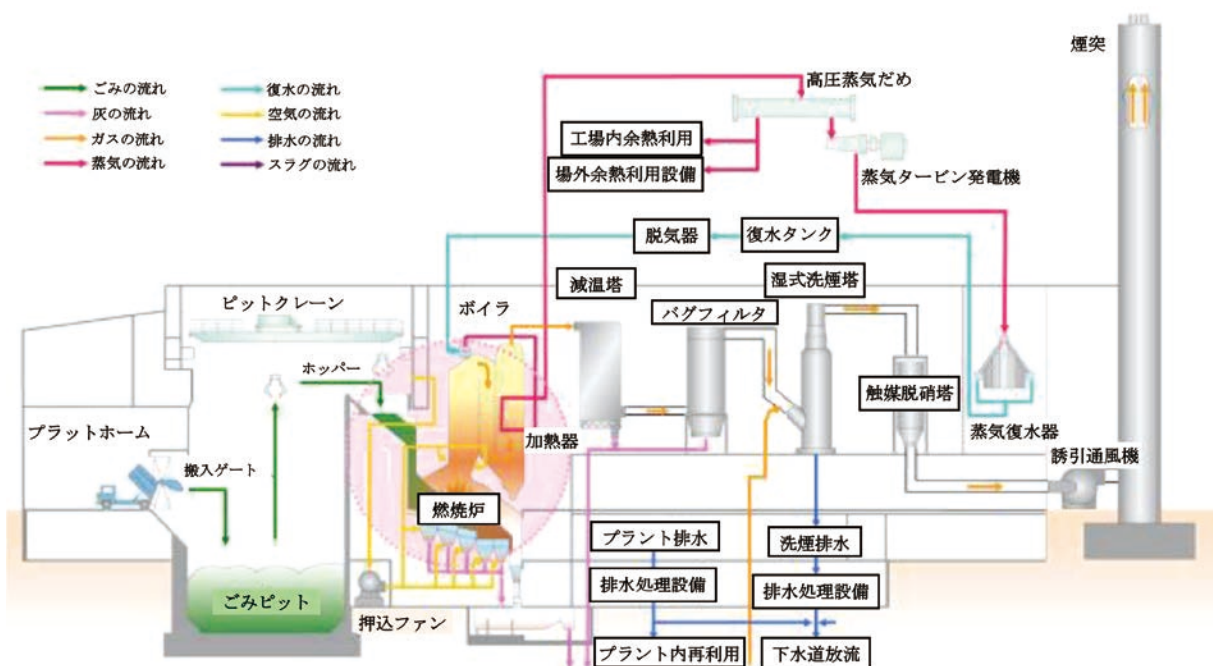


図1 ごみ焼却施設の模式図

の夜間作業では、システムが攪拌情報を管理し、夜間作業における一貫した操作スケジュールの作成とそれを用いた自動運転ができていない。

本研究の目的はごみピットの状態をもとに平坦かつ攪拌された理想的なピット状態を実現するクレーン操作スケジュールを作成し、夜間作業におけるピットクレーンの自動運転を実現することである。本研究における理想的なピット状態とは、整地作業や攪拌作業によってピット内のごみが平坦かつ攪拌された状態である。平坦なピット状態によって、クレーンを吊るすケーブルへの負荷を軽減し、クレーンが正しくごみを掴めるようになる。そして、攪拌されたピット状態によって、ごみ質を均質化し安定した燃焼を行うための投入ごみを用意することができる。

この自動運転を実現するには、システムでのピット状態の管理方法や理想的なピット状態実現のためのクレーンの操作手順作成方法について考える必要があり、本研究ではピットのモデル化方法と遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm : GA) を用いたクレーン操作スケジュールの作成方法について検討した。

GAを用いたスケジューリング問題の研究[3]では、観光スケジュール作成支援とそのスケジュールに沿った経路案内を行うナビゲーションシステムが提案されている。この研究[3]で使用しているGAは問題に特化させているため、本研究では夜間のクレーン作業に対応できるようにGAの改良を行った。

本研究では、ごみピット内の状態に大きく影響を与える整地作業と攪拌作業に注目し、遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm : GA) を用いてこれらの作業を行うクレーン操作スケジュールを作成し、シミュレーションによる実験を行った。本論文では、1) ごみの攪拌情報の管理方法、2) 時系列問題に特化した改良GA、3) GAにおけるファジィ演算を用いた適応度計算方法の提案を行う。さらに提案する時系列改良GAと単純GA (Simple GA : SGA)[4]を用いた比較実験の結果について記述する。

2. ごみピットのモデル化

2.1 ごみピットでのクレーン作業

本節では、ピット内クレーンによって行われる投入作業、整地作業、積替作業、攪拌作業について説明する。

投入作業は、燃焼炉で燃やすためのごみをホッパーに投入する作業である。ごみピットと燃焼炉はホッパーでつながっているため、ホッパー内のごみが少なくなると燃焼炉の熱がごみピットに入り込む危険性がある。そのため、ホッパーには燃焼速度に応じて絶えずごみを投入する必要がある。また、投入するごみは安定した燃焼のため、良く攪拌されたごみであることが望ましい。

整地作業は、ごみの高さを平坦にし、ごみピット内の段差や坂をなくす目的で行われる。また、ピットクレーンは図2にあるようにケーブルで吊るされている。そのため、段差や坂状態にあるごみを正しくつかむことができない。また、そのような状態のごみをつかもうとすることでピットクレーンを支えているケーブルに過大な負荷がかかってしまう。

積替作業は、プラットホーム付近の積替エリアから整地エリアへのごみを移動する作業である(図2)。ごみはプロットホームから搬入されるため、積替エリアに多くのごみが貯まってしまう。次に搬入されるごみの場所を確保するため積替作業を行う。



図2 ごみピット内

攪拌作業は、ごみを攪拌することでごみ袋を破き、ごみの種類を均一化させることを目的とした作業である。これにより、燃焼炉に投入されるごみ質の変動を抑える。実際には、ピットクレーンで何度もごみをつかんで落とすことで行う。また、攪拌されたごみは燃焼炉への投入ごみとして適しているため、蓄積されたごみの表面にあることが望ましい。

2.2 3次元ピットモデルの設計

本研究においてシステムでごみピット状態の把握や管理を行うために3次元ピットモデルを作成した。3次元ピットモデルは、ごみ焼却施設のごみピットをモデル化し、ごみピット内のごみをごみブロックとして捉えることでごみピット内の状態を表現することができる。

作成した3次元ピットモデルでは、ピットクレーンが一度につかむごみを1ごみブロックと表現することとする。そのごみブロックを3次元上の空間に配置することでごみピット内の状態を表現した。実際には3次元配列の1要素に1ごみブロックを格納することで実装した。3次元ピットモデルでは、x軸、y軸はごみピットを真上から見た際の縦と横を表し、z軸はごみピットの高さを表している(図3)。また、ごみがタワー状に高く積まれることを防ぐため、隣接した座標の高さの差に制限を設けた。これは、実際のごみピットではごみをタワー状に積もうとすると崩れてしまうためである。

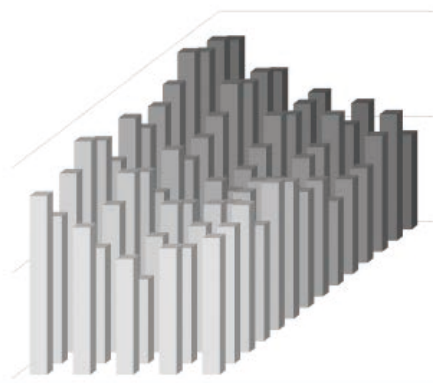


図3 3次元ピットモデル

3. 提案手法

3.1 攪拌情報の管理方法

本節ではごみの攪拌情報の管理方法について述べる。攪拌情報の管理は、2章に記した3次元ピットモデルにおけるごみブロック単位で行った。このごみブロックはそれぞれ攪拌回数を保持している。そして、システムは格納された攪拌回数を参照することでごみピット内の攪拌状況を把握する仕組みとした。

実際のごみピットにおけるごみの攪拌は、ピットクレーンでごみをつかんで落とすことを繰り返して行う。そのため、3次元ピットモデルにおける攪拌回数は、ピットクレーンでごみブロックをつかみ、ごみが落とされたときに1回攪拌されたとし、そのごみブロックの攪拌回数を加算する(図4)。図4は、ごみピットを側面から見た2次元のイメージ図である。マス目状になっている四角の一つ一つがごみブロックであり、その中にある数値が攪拌回数である。図4に挙げた例では、左から2列目の最上部にあるごみブロックをつかみ、左から5列目のごみブロックの上に落としている。この際、つかんで落とされたごみブロックの攪拌回数はもともと保持していた攪拌回数に1加算される。

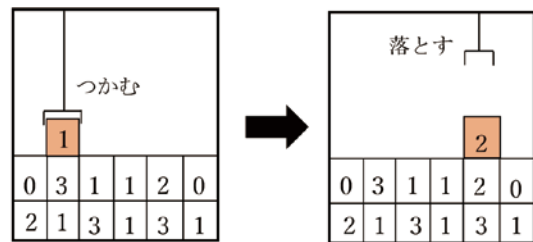


図4 攪拌回数の管理

3.2 時系列改良GA

本研究では、夜間作業のクレーン操作スケジュールを作成するためにGAを用いる。GAは、一定時間以内に最適解の近似解にたどり着くことができ、複数の解候補の中からより優秀な解を求めることができる。また、解としてのクレーン操作スケジュールの表現のしやすさから本研究との親和性が高いと考えて採用した。さらに、GAで一度に理想的なごみピット状態までのクレーン操作スケジュールを作成することで、ごみピット表面のごみとそれより下層のごみを入れ替えるような動作を期待した。理由は、上層のごみと下層のごみを入れ替えるような作業は実際のごみピットでの作業でも行われるためである。

本論文で提案する時系列改良GAと比較対象として用いる単純GA (Simple GA : SGA) [4]について記述する。時系列改良GAとSGAでは下記の⑤に記述する交叉点、突然変異点の選択方法が大きく異なっている。また、SGA、時系列改良GAで用いるファジィ演算による適応度計算方法の詳細については3.3節で述べる。

時系列改良GA, SGAは, 次に示すフローに沿って進行する (図5).

- ① 初めに初期集団 (世代 $t=0$) としてランダムに複数の遺伝子個体を複数生成する. ここで, 遺伝子個体とはクレーン操作スケジュールのことであり, ごみをつかむ x 座標 y 座標, ごみを落とす x 座標 y 座標の組を1クレーン命令として時系列に並べたクレーン命令列のことを指す (図6). このクレーン操作スケジュールは左端が夜間のクレーン作業の開始で順にクレーンの操作が行われ, 右端の末尾で操作を終了する. また, クレーン操作スケジュールの長さは固定とし, 十分に夜間作業を行える長さを確保している.
- ② 次に各遺伝子個体の適応度を算出する. 適応度とは, 各遺伝子個体に対する評価であり, 値が高いほどより優秀な解であることを示す. 適応度の算出方法については3.3節で述べる.
- ③ あらかじめ定めた基準を満たす個体が現れるか, 設定した世代交代数に達した場合探索を終了する.
- ④ 適応度に応じて次世代に引き継ぐ遺伝子個体を選択する. 本研究では, 遺伝子個体の選択に比例選択方式を用いており, 適応度が高い個体ほど次世代の個体として選択される確率が大きく, 小さい個体ほど淘汰される確率が高くなる. また, 学習の後戻りを防ぐためエリート保存を導入した. これにより, 現世代の最良個体が必ず次世代に引き継がれる.
- ⑤ 時系列改良GA, SGAでは, 遺伝的操作に交叉と突然変異を用いている. この遺伝的操作を行うための, 交叉点, 突然変異点の選択方法が時系列改良GAとSGAで異なり, 本論文で提案する部分である. 交叉は, 設定した交叉点を境に遺伝子個体同士を組み替え新たな個体を生成することであり, 突然変異は, 突然変異点に位置する遺伝子座を強制的に変更する操作である. ここで, 遺伝子座とは遺伝子個体であるクレーン操作スケジュールの1座標を指すものである.

SGAでは, 各個体の全体からランダムで交叉点と突然変異点を選択する. 一方, 時系列改良GAでは学習回数に依存して交叉点と突然変異点の選択範囲を末尾に向かって制限するという改良を加えた (図7). 求める解は時系列であるため, 学習終盤で遺伝子個体序盤のクレーン移動座標を

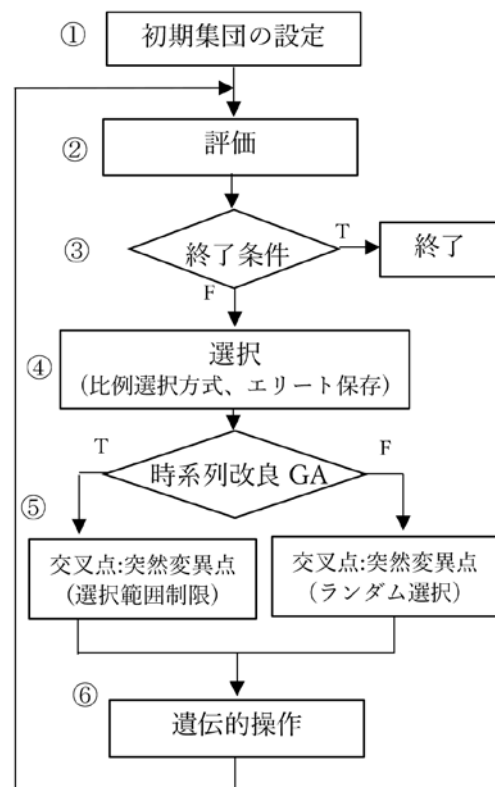


図5 時系列改良GA, SGAのフロー

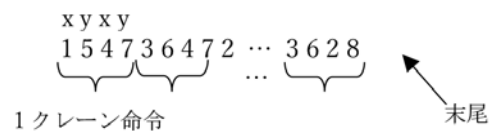


図6 クレーン操作スケジュール例

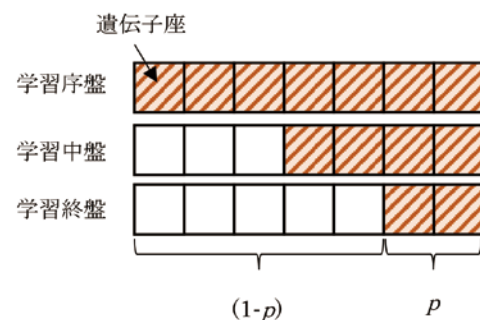


図7 交叉点, 突然変異点の選択範囲制限

変更するとその後のクレーンの行動に影響し, 評価値である適応度が悪くなる可能性が考えられる. また, 交叉点, 突然変異点の選択範囲を制限し, 探索空間を狭めることで早く最良解にたどり着くことができると考えた. これらの理由から効

率的に素早く探索を行うため、選択範囲の制限を行った。末尾とは、図6における個体の右端のことであり、クレーン操作スケジュールの最後の命令座標である。制限方法は、総学習回数/個体長ごとに1遺伝子座ずつ交叉点と突然変異点の選択範囲を個体の末尾に向かって狭めていく。つまり、学習序盤では全範囲から交叉点と突然変異点を選択するが、学習中盤、終盤になるにつれて選択範囲が遺伝子個体の末尾に向かって制限されていく。このとき、探索が局所に陥ることを防ぐため制限した選択範囲内を確率 p 、それ以外の選択範囲外を確率 $(1-p)$ で選ぶこととした(図7)。

- ⑥ 交叉点と突然変異点の選択後、遺伝的操作である交叉と突然変異を行う。交叉は1点交叉を採用する。突然変異点は1個体につき1か所設定し、確率 k で突然変異を行う。

以上が本研究で提案手法として用いる時系列改良GAとSGAである。

3.3 ファジィ演算による適応度計算

本節では、ファジィ演算[4]を用いた適応度の計算方法について述べる。ごみピットの評価指標として平坦さとごみの攪拌度合いがある。平坦さとは、ごみピット内がどれほど平らになっているかを示し、攪拌度合いとは、ごみがどれだけ混ぜ合わされているかを表す。この平坦さと攪拌度合いを本研究では、平坦度 s と攪拌度 m として新たに定義した。

本研究において理想的なごみピット状態とは、ごみピット内が平らであり、ごみがよく攪拌されている状態であると仮定する。つまり、ピットクレーンの動作終了時に平坦度 s と攪拌度 m が高いごみピット状態であるといえる。

しかし、ごみピットの評価において平坦度 s が高く、攪拌度 m が低いごみピット状態と平坦度 s が低く、攪拌度 m が高いごみピット状態のどちらがよりよい状態であるかを判断することは困難である。したがって、遺伝子個体の適応度を単に平坦度 s +攪拌度 m として算出し、個体の優劣をつけることは望ましくないと考える。

そのため、本研究ではファジィ演算によって平坦度 s と攪拌度 m の共通集合をとり、それを遺伝子個体のファジィ適応度 FF とすることを新たに提案する。

ごみピット内の評価指標である平坦度 s と攪拌度 m の算出方法について記述する。

平坦度 s とは、ごみピット内の平坦さを表す $0 \leq s \leq 1$ の値である。図8は、2章で述べた3次元ピットモデルをもとにしたごみピットイメージである。平坦度 s を算出するために、平坦値 sv を定義する。

平坦値 sv とは、それぞれの x 、 y 座標における z 座標、つまり各 x 、 y 座標のごみの高さとその隣接するごみの高さとの差の合計値である(式1)。ここで隣接とは、 x 、 y 平面上の座標 (x, y) のノイマン近傍[5]とする(図9)。したがって、平坦値 sv はごみピット内の段差が多いほど大きく、段差が小さいほど値が小さくなる。ごみピット内は段差が少なく平坦であるほうが良い状態であるため、平坦値 sv は小さいほど良い値であると定義する(図10)。平坦度 s は、平坦値 sv を最大平坦値 msv で割ることで $0 \sim 1$ に正規化し、1に近いほど良い値になるように設定した(式2)。式2において最大平坦値 msv は取りうる最大の平坦値を表す。

$$\text{平坦値 } sv = \sum_x \sum_y \sum_i |\text{座標}(x, y)\text{の高さ} - \text{座標}(x, y)\text{の隣接 } i\text{の高さ}| \quad (\text{式 } 1)$$

$$\text{平坦度 } s = 1 - \frac{\text{平坦値 } sv}{\text{最大平坦値 } msv} \quad (\text{式 } 2)$$

攪拌度 m とは、ピット内のごみがどれだけ攪拌されているかを表す $0 \leq m \leq 1$ の値である。攪拌度 m は、攪拌情報をもとに攪拌値 mv を求めることで算出した。攪拌情報は3.1節で述べた方法によって管理されている。攪拌値 mv は、各ごみブロックの攪拌回数×評価係数の合計で算出する(式3)。評価係数は、蓄積されたごみの表面に近いほどかけ合わせる評価係数が大きくなるよう設定をした。これはよく攪拌されたごみは投入ごみとして適性が高く、表面にあることが望ましいためである。よって、攪拌値 mv は大きいほど良い値であると定義する(図11)。攪拌度 m は、攪拌値 mv を最大攪拌値 mmv で割ることで $0 \sim 1$ に正規化し、1に近いほど良い値になるように設定した(式4)。式4において最大攪拌値 mmv はとりうる最大の攪拌値を表す。

$$\text{攪拌値 } mv = \sum (\text{座標}(x, y)\text{の攪拌回数} \times \text{評価係数}) \quad (\text{式 } 3)$$

$$\text{攪拌度 } m = \frac{\text{攪拌値 } mv}{\text{最大攪拌値 } mmv} \quad (\text{式 } 4)$$

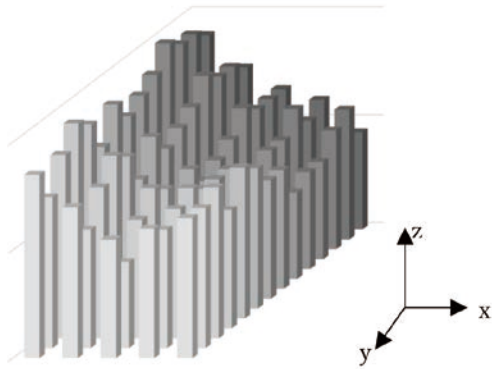


図8 ごみピットイメージ

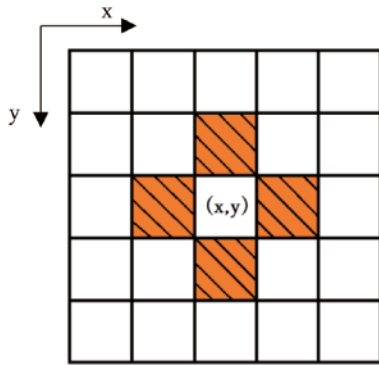


図9 ノイマン近傍

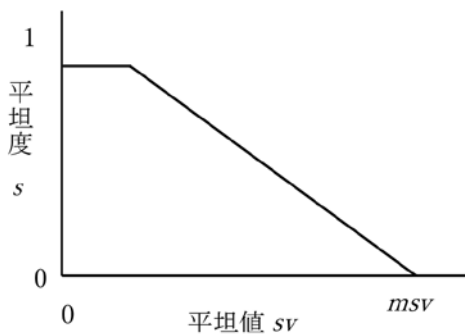


図10 平坦度 s のメンバシップ関数

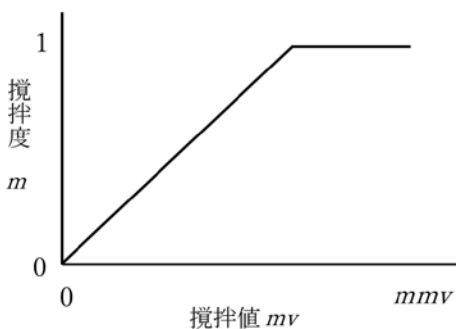


図11 撹拌度 m メンバシップ関数

ファジィ適応度 FF とは、時系列改良GA, SGAにおける遺伝子個体の評価値である。ごみピットの評価指標としてごみピット内の平坦さとごみの撹拌度合いがある。そのため、ファジィ演算で平坦度 s と撹拌度 m の共通集合をとることで2つの評価指標を1つの数値として表現した(式5)。これをファジィ適応度 FF として定義する。また、ファジィ適応度 FF は $0 \leq FF \leq 1$ の範囲をとり、1に近いほど良いごみピット状態であることを表す。

$$\text{ファジィ適応度 } FF = \text{平坦度 } s \wedge \text{撹拌度 } m \quad (\text{式5})$$

4. 実験

4.1 実験方法

実験に際し、2章で述べた3次元ピットモデルをもとに3次元ピットシミュレータを作成した。3次元ピットシミュレータは、ごみ処理場のごみピット内のクレーンの動作やそれに伴うごみの動きをシミュレーションするものである。シミュレータでは、ごみピットを3次元配列、ごみブロックを3次元配列の各要素で表現している。

実験は、時系列改良GAとSGAでクレーン操作スケジュールを作成し、それをもとに3次元ピットシミュレータでクレーン作業を行った。また、アルゴリズムの比較として時系列改良GAとSGA、適応度の計算方法の比較としてファジィ演算と平均演算を用い、各組合せの4パターンで実験を行った。ファジィ演算の比較とした平均演算は、平坦度 s と撹拌度 m の平均を平均適応度 AF とする計算方法である。

4.2 実験パラメータ

実験パラメータを以下に示す。

- ・ごみピットサイズ $(x, y, z) = (5, 14, 30)$
- ・ごみブロックの総量 1000
- ・1世代の遺伝子個体数 11
- ・学習回数 10,000回
- ・交叉率 100%
- ・突然変異率 k 50%
- ・遺伝子個体長 480
- ・評価係数の初期値 100
- ・時系列改良GAにおける
 - 選択範囲内選択確率 p 0.9
 - 選択範囲外選択確率 $(1-p)$ 0.1

各実験パラメータと本実験での3次元シミュレータの設定について説明する。ごみピットサイズは、実際のごみピットとクレーンサイズをもとに設定した。交叉点は、1か所設定し、交叉率100%で必ず交叉を行う。突然変異確率 k は、突然変異点の遺伝子座に対して突然変異を行う確率である。また、突然変異点は1個体につき1か所設定した。クレーンの1命令は、ごみを掴む x 座標 y 座標、ごみを落とす x 座標 y 座標の4遺伝子座である。そのため、設定した遺伝子個体長480から最大クレーン命令数は120回となる。そのうち、無効命令を除くと実際に行われるクレーン命令数は50回前後となる。

ここで、無効命令とはごみブロックの積み上げ可能数を超えて積み上げようとする命令や、ピットサイズを超えて積み上げようとする命令などのごみピットの状態によっては実行できず無視されるクレーン命令である。実際のごみピットにおける夜間の作業時間は8時間程度と考えられる。クレーンは1命令行うのに数分程度の時間を要する。ホッパーへの投入作業を除くと1時間に5~6回分の命令しかできないため、実行可能クレーン命令数は50回程度となる。そのため本実験で想定した状況において遺伝子個体長480は適当であると考えられる。

時系列改良GAにおける交叉点と突然変異点の選択範囲内選択確率 p は0.9であるため、選択範囲外選択確率 $(1-p)$ は0.1となる。また、攪拌値 mv の算出時に使用する評価係数は、ごみピット表面のごみブロックほどかけ合わせる評価係数が大きい。この評価係数は、表面のごみブロックから1段高さが下がるごとに評価係数 $\times 0.1$ を新たに評価係数として設定する。また、評価係数は $0 < \text{評価係数} \leq 100$ の範囲をとる。本実験では、攪拌回数の上限を3とし、ごみブロックが3以上攪拌された場合でも攪拌回数3として扱う。なぜなら、本研究では特定のごみブロックが多く攪拌されているよりも多くのごみブロックに対して攪拌されていることが良いごみピット状態であるとするためである。これらの条件を考慮して攪拌値 mv および攪拌度 m を求める。

ごみブロックの初期配置は、段差制限を設けたランダム配置とする。しかし、ごみはプラットホームから搬入されるためごみピットではプラットホーム付近のごみが高く積まれた状態となっている。この

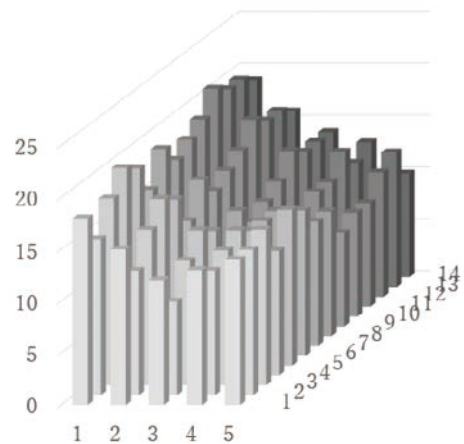


図12 ごみブロックの初期配置

現象を再現するため、ごみピット1方向に対してごみブロックが高く積まれるよう初期配置を行った(図12)。

これらのパラメータと各種設定で時系列改良GAとSGAのアルゴリズムとファジィ演算と平均演算を用いた適応度計算方法の組み合わせの4パターンについて100回ずつ実験し、平坦度 s 、攪拌度 m 、ファジィ適応度 FF 、平均適応度 AF を算出した。アルゴリズムと適応度計算方法の組み合わせは、No. 1) 平均演算を用いたSGA, No. 2) 平均演算を用いた時系列改良GA, No. 3) ファジィ演算を用いたSGA, No. 4) ファジィ演算を用いた時系列改良GAである(表1)。

5. 実験結果

4章の実験を行った結果を以下に示す。表1は各アルゴリズムで実験を100回行った平均の結果である(表1)。表1のSGA、時系列改良GAは基本アルゴリズムを示し、平均演算、ファジィ演算は適応度の算出方法を表す。

No. 1とNo. 2, No. 3とNo. 4を比較すると、どちらもわずかであるが平坦度 s 、攪拌度 m ともにNo. 2とNo. 4の時系列改良GAの値が高くなっている。さらに、No. 1とNo. 3, No. 2とNo. 4を比較するとファジィ演算であるNo. 3とNo. 4が平坦度 s と攪拌度 m の差が少ないことが見て取れる。図13は各世代の最良個体におけるファジィ適応度 FF の推移の一例である。図13における時系列改良GA、SGAはどちらもファジィ演算を用いた適応度計算を行っている。学習最序盤はSGAのファジィ

表1 各アルゴリズムの実験結果

| No. | 手法 | 平坦度 s^* | 攪拌度 m^* | 平均適応度 AF^* |
|-----|---------------------|-----------|-----------|----------------|
| 1 | SGA -平均演算- | 0.62220 | 0.99980 | 0.81100 |
| 2 | 時系列改良GA -平均演算- | 0.62553 | 0.99983 | 0.81268 |
| No. | 手法 | 平坦度 s^* | 攪拌度 m^* | ファジィ適応度 FF^* |
| 3 | SGA -ファジィ演算- | 0.74385 | 0.75156 | 0.74385 |
| 4 | 時系列改良GA -ファジィ演算- | 0.74991 | 0.75731 | 0.74991 |

*100回実験（初期状態をランダム変更）した値の平均値

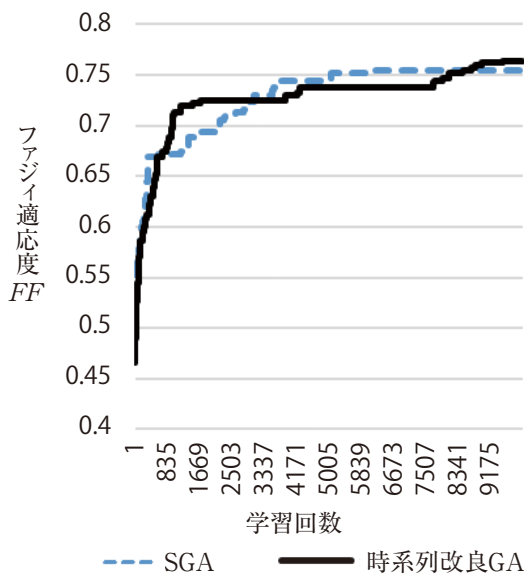


図13 各世代最良個体の

適応度 FF の学習が早く進み、学習終盤は時系列改良GAのファジィ適応度 FF がSGAの値を上回っている。

6. 考察

図13でSGAと時系列改良GAのファジィ適応度 FF の変化をみると、時系列改良GAの方がSGAに比べて学習回数が少ない段階でファジィ適応度 FF が大きくなっていることが見て取れる。このことから、時系列改良GAはSGAに比べて短時間でより良い解を出すことができると考えられる。また、学習終了時の時系列改良GAのファジィ適応度 FF はSGAと比べて同程度の値になっている。これらから、時系列改良GAは評価値である適応度の精度を保ちつつ学習効率を高めていると考えられる。

実際の自動運転によるクレーン作業では、システムで把握しているピット状態と実際のピット状態との誤差が発生し、クレーン作業の途中でスケジュールの再計算が必要になると考えられる。そのため、再計算の結果をクレーンが即時反映できることが望ましい。これにより、本研究においては短時間でより良い解を出すことができる時系列改良GAはSGAに比べて優位性があるといえる。また、時系列改良GAは本実験でクレーン操作スケジュールの作成という時系列問題に対応が可能であったことから他の時系列問題に対する有用性の可能性も考えられる。

平均演算を用いたNo. 1の攪拌度 $m = 0.99980$ と平坦度 $s = 0.62220$ の差 $m - s = 0.3776$ とファジィ演算を用いたNo. 3の攪拌度 $m = 0.75156$ と平坦度 $s = 0.74385$ の差 $m - s = 0.00771$ を比較するとNo. 1に比べてNo. 3の方が平坦度 s と攪拌度 m の差が小さいことが分かる（表1）。また、No. 2とNo. 4の平坦度 s と攪拌度 m についても同様のことが見て取れる。よって、ファジィ演算を用いたNo. 3, No. 4は平均演算を用いたNo. 1, No. 2に比べて平坦度 s と攪拌度 m に偏りがなくクレーン操作スケジュールの作成を行うことができた。このことから、適応度計算にファジィ演算を用いることで平坦かつ攪拌されたごみピット状態が作成可能であることが分かる。No. 1とNo. 2の平均演算を用いた平均適応度 AF とNo. 3とNo. 4のファジィ演算を用いたファジィ適応度 FF のみを比較すると平均演算を用いたNo. 1とNo. 2の値が大きい。しかし、本研究での理想的なごみピット状態とはごみピット内が平坦であり、かつごみが攪拌された状態である。そのため、適応度が高くても平坦度 s , 攪拌度 m のどちらかに

値が偏っている場合は理想的なごみピット状態であるとは言えない。したがって、適応度計算にファジィ演算を用いたクレーン操作スケジュールは平坦度 s と攪拌度 m に偏りがなく、理想的なごみピット状態に近いといえる。

以上のことから、本実験では適応度計算にファジィ演算を用いた時系列改良GAで作成したクレーン操作スケジュールがより理想的なごみピット状態になることが分かった。

7. まとめと今後の課題

本研究は、ごみピットの状態をもとに平坦かつ攪拌された理想的なごみピット状態を実現するクレーン操作スケジュールを作成し、夜間作業におけるピットクレーンの自動運転を実現することを目的としている。この目的を達成するために、1) 攪拌情報の管理方法、2) 時系列改良GA、3) ファジィ演算による適応度計算を提案した。攪拌情報の管理は、2章の3次元ピットモデルをもとに3次元配列で管理を行った。時系列改良GAでは、学習回数に依存して交叉点と突然変異点の選択範囲を末尾に向かって制限するという時系列問題向けへの改良を施した。また、適応度 FF の計算にファジィ演算を用いることで平坦さと攪拌度合いという2つの評価指標を1つの値として表現した。

実験は、3次元ピットモデルをもとに作成した3次元ピットシミュレータを用いて行った。アルゴリズムの比較対象としてSGA、適応度算出方法の比較対象として平均演算を用いて実験を行った。アルゴリズムと適応度の算出方法の組み合わせ4パターンでクレーンの動作命令を時系列順に表したクレーン操作スケジュールを作成し比較を行った。結果として、本論文で提案した適応度計算にファジィ演算を用いた時系列改良GAで作成したクレーン操作スケジュールが平坦さと攪拌度合いを表す平坦度 s 、攪拌度 m の値が高く、その値に偏りがなくより理想的なごみピット状態を作成することができた。

実際のごみピットでは、計画的に段差が作られており、燃焼炉に投入する攪拌済みのごみはまとめられている。そのため、ごみピット内をよりリアルに表現するための3次元ピットシミュレータの改良が必要であると考えられる。また、ピットクレーンによる夜間作業ではごみの攪拌作業、整地作業と同時に

ホッパーへの投入作業を行っている。そのため、本実験で考慮した攪拌作業と整地作業のほかに投入作業についても検討する必要がある。これらの考慮を今後の課題として検討する。

謝辞

本研究は、日立造船株式会社からの受託研究により実現した。研究に際し、日立造船株式会社にごみ処理場に関する情報やデータ提供などの協力をいただいた。ここに謝意を表す。

【引用文献】

- [1] タクマ環境技術研究会：ごみ焼却技術 絵とき基本用語, オーム社 (2011).
- [2] 小浦洋平, 山瀬康平, 川端馨, 小貫由樹雄, 平林照司：ごみピット3次元マップ技術を用いたごみクレーン自動運転システムの運用効果, 第28回廃棄物資源循環学会研究発表会, C1-2-O, pp.271-272 (2017).
- [3] 丸山敦史, 柴田直樹, 村田佳洋, 安本慶一, 伊藤実：P-Tour：観光スケジュール作成支援とスケジュールに沿った経路案内を行うパーソナルナビゲーションシステム, 情報処理学会誌, Vol.45, No.12, pp.2678-2687 (2004).
- [4] 溝口理一郎, 石田亨：人工知能, オーム社 (2000).
- [5] 道堂本丸, 角所考, 岡留剛：セルオートマトンによる多数近傍系の全体制御, 2014年度情報処理学会関西支部大会講演論文集, G-105 (2014).
- [6] 平田駿稀, マッキンケネス, 永井保夫：遺伝的アルゴリズムの改良によるごみ処理場ピットクレーン自動化, 電子情報通信学会 2018 年総合大会講演論文集, D-8-13, pp.88 (2018).
- [7] 平田駿稀, マッキンケネス, 永井保夫：適応度計算にファジィ演算を用いた改良遺伝的アルゴリズムによるごみ処理場ピットクレーンの自動化, 第34回ファジィシステムシンポジウム講演論文集, TH2-4, p.574-577 (2018).
- [8] 大木誠, 森山敏明, 大北正明：可変型ピット選択確率を用いた遺伝的アルゴリズムによるファジー推論の最適化, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J81-d-II, No. 1, pp.127-136 (1998).
- [9] 藤吉誠：ビックデータを活用したAIごみ焼却炉運転支援システム, システム/制御/情報Vol.62, No. 8, pp.317-322 (2018).
- [10] 竹田航哉, 山本浩, 青木勇, 富岡修一, 橋本隆史, 川端馨：ごみ処理施設における ICT, AI 技術等の活用事例について, 廃棄物資源循環学会誌, Vol.29, No. 3, pp.228-236 (2018).