

遺伝的アルゴリズムによる動的障害物回避経路の最適化

1 U-3

風巻 貴 渡部 広一 河岡 司

同志社大学 工学部 知識工学科

1. はじめに

障害物を避けて自律的に移動するロボットを実現しようと考えた場合、自動的に望ましい経路を生成する機能が必要である。多数の障害物が各々異なった動きを行っている際、障害物を回避しつつ目的地までの最適な経路を決定するのは非常に困難である。

本稿では、生物における遺伝や進化の過程を模倣した最適化法である遺伝的アルゴリズム^[1] (Genetic Algorithm 以下 GA) に注目し、GAを動的障害物回避経路の最適化問題に適用する手法について考察する。

一般的なGAの適用では条件を満たす解に到達する前に条件を満たさない不適解に陥って進化が停止することがしばしば発生する。そこで、世代交代の途中で評価関数を変更することによりこれを防ぎ、収束した解を再び進化させる方法を提案する。

2. 問題の定義

以下の条件の下に、平面上に定めた2点間(出発点・目的地)に存在する移動障害物を避けながら、移動時間が最短となる経路を求める。

- ① 障害物は経路上に複数存在し、大きさ、速度、方向はすべて異なるものとする。
- ② 障害物の動きはすべて予測できるものとする。
- ③ 移動ロボットの速度は可変とする ($0 < v \leq M$)

3. 経路探索へのGAの適用

3.1 経路探索の効率化

遺伝アルゴリズムによる最適化を効率よくするには、不良個体の処理が重要となる。そこで、不良個体に含まれている有益な染色体を積極的に活用することを試みる。移動経路が障害物に接触している場合、条件を満たさない解として淘汰するのではなく、評価関数の「重み」を多少重くする程度にとどめる。これにより

致死遺伝子を含む解でも淘汰されない可能性を残している。ただし、最終的な優秀解は障害物に全く接触しない経路にする必要がある。これは途中で評価関数を変化させることにより実現する。評価関数を段階的に変化させることによって不良個体の活用がはかられ効率よい経路の最適化を行うことができる可能性がある。

3.2 経路の遺伝子表現とアルゴリズム

制御点(移動ロボットの移動方向が変わる点)の座標 x 、 y 、通過速度 v 、1個体の遺伝子の数を遺伝子とし、それらは以下に述べるアルゴリズムの遺伝的操作によって変化するものとする。

[アルゴリズム]

第1ステップ

- ① p 個の個体からなる初期世代群をランダムに作成
- ② 交叉及び突然変異を行う
- ③ 経路の評価
- ④ 優れた個体を選択し、淘汰を行う
- ⑤ ②へ戻る

第2ステップ

- ⑥ 進化が止まった時、評価関数をより目的にあう関数(制約条件を厳しくする)に変更
- ⑦ 現在の個体を初期値として②へ戻る。

3.3 遺伝的操作法

使用する遺伝的操作を以下に示す。

交叉: 略同じ地点を略同時刻に通る2個体を選び、部分経路の交換により新たな経路を生成する
突然変異:

- ① 制御点の増加 連続する2つの制御点間に制御点を1つ追加する
- ② 制御点の減少 任意の制御点1つを削除する
- ③ 制御点の移動 任意の制御点1つを任意の場所へ移動する

交叉および突然変異を行う確率は事前に設定しているものとし、固定である。

3. 4 評価関数

個体の進化状況により2つの評価関数を使い分ける。

評価関数1 $F_1 = \alpha + 5 \times \beta$ (第1ステップ用)

評価関数2 $F_2 = \alpha + 100 \times \beta$ (第2ステップ用)

移動ロボットが経路上の移動に要する時間のうち、障害物に接触せず移動している時間を α 、移動ロボットが障害物上を移動している時間を β とする。

評価関数 F_1 は、経路が障害物に接触していても評価値に与える影響は比較的少ない。多少接触していることよりも到達時間の短い経路を優秀と評価する。

評価関数 F_2 は経路が障害物に接触している場合、評価値が大幅に悪くなる。到達時間が短いことよりも障害物と接触していないことが優先して評価される。

3. 5 評価関数の切り替え

初期世代から一応進化が止まると思われるまでは評価関数 F_1 を用いる。その後は評価関数 F_2 を用いて進化を継続させる。なお、今回の実験では手動で評価関数を切り替えている。この評価関数を最適にする経路を最適なロボットの移動経路とする。

4. 実験結果とデータ解析

4. 1 GAによる経路最適化法の検証

以上で提案したGAによる経路の最適化法を検証するために、移動障害物を10個置いたモデルを作り山登り法(Hill Clime)およびランダムサーチによる経路の最適化と比較した。

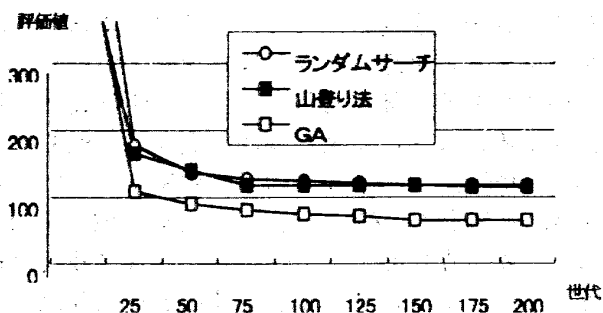


図1. ランダムサーチ、山登り法とGAの比較

図1は、ランダムサーチ、山登り法とGAによる経路最適化を、それぞれの方法で10回実験を行い、各世代ごとの評価値の平均値を表したグラフである。ランダムサーチ、山登り法ではGAよりも収束速度が劣っておりGAによる方法が効果的であることを示している。

4. 2 評価関数の切り替えによる不適解への収束防止の検証

世代交代中に評価関数を変更する方法を検証するために、世代交代の途中で評価関数 F_1 と評価関数 F_2 を切り替えて用いた場合と、初期世代から F_2 のみを単独で用いた場合において収束した評価値の比較を行った。

表1 評価値の比較

	F ₁ 収束後→F ₂ へ変更		F ₂ のみ
	F ₁ 収束時	F ₂ 収束時	
最適平均値	64.2 (249.2)	52.5	190.5
最悪ケース	88 (654)	62	930
最良ケース	46 (46)	42	41
不適解への収束回数/試行数	0/20		5/20

()内は比較のため評価関数2を用いて計算した数値

この表はそれぞれの方法で20回実験を行い、その収束評価値の平均値と各方法での最悪ケース、最良ケースの評価値を示している。

表が示すように F_1 を用いて収束した解が、 F_2 を用いることで新たに進化を開始している。評価関数を F_1 、 F_2 と切り替える方法では最適平均値が52.5であり、 F_2 のみの方法では190.5で、明らかに前者の方が優れてた解を見つけている。また、前者では20回とも障害物に接触しない経路を見つけることができたのに対し、後者の方法では場合は20回中5回が不適解に収束している。これは F_2 を用いた場合は障害物に接触したときのペナルティーが大きく、遺伝操作による個体の変化が少ないため局所解に陥りやすいと想定される。このことから本稿で提案している段階的に進化させる方法はGA適用する場合に解が不適解への収束するのを防止し、より適した解の発見に有効である。

5. おわりに

本稿では移動障害物を回避する経路の最適化問題に対しGAを用いる際に、世代交代の途中で評価関数を変更する手法により局所解への収束を防ぐことができ、条件を満たす解が求まる可能性が高くなることを実験的に示した。

参考文献

- [1] L. Davis: Handbook of Genetic Algorithms, Van Nostrand Reinhold, (1990)