

最適性を考慮したポテンシャル関数法による惑星探査ローバの誘導
Guidance of Exploration Rover by Potential Function Method Considering Optimality

○立花一颯¹, 内山賢治², 増田開³

*Issa Tachibana¹, Kenji Uchiyama², Kai Masuda³

This paper describes a method for determining the tuning parameters of a potential function that optimally guides a rover by solving an optimization problem using an adaptive genetic algorithm (AGA). The potential function method is used as a guidance law for the rover, which has the advantage of low computational complexity with no prior path design required. However, it is difficult to reach the destination in the shortest time without conflicts with obstacles by tuning parameters such as the gradient of the potential function. In other words, it is necessary for the designer to confirm the position response of the rover through numerical simulation to design a potential function that optimally guides the rover. Therefore, the tuning parameters of the potential function are optimized using AGA. The effectiveness of the induction law of the potential function optimized using AGA will be confirmed by numerical simulation and compared with the conventional method using GA.

1. 緒言

これまで、惑星探査ローバの一般的な誘導手法としてポテンシャル関数法(APF)^{[1][3]}が提案されてきた。この手法は事前の経路設計を必要とせず、計算負荷が少ないという利点が挙げられる。しかし、最適性を考慮したポテンシャル関数の設計は難しく、障害物を回避して最短時間で目的地へ到達するためには、数値シミュレーション等で挙動を確認しながら関数のパラメータを決定する必要がある。この問題を解決するため、従来研究では遺伝的アルゴリズム(GA)を用いたパラメータ決定法が提案されていたが、解の探索において局所解に陥る場合が多いことから、得られる解の精度が十分ではないと考えられる。

そこで、本研究では Adaptive Genetic Algorithm(AGA)^[2]を最適化手法として採用し、得られる解の精度を改善することで、より最適なポテンシャル関数のパラメータを決定する手法を提案する。また、数値シミュレーションにより従来手法と比較を行い、その有効性を確認する。

2. ローバの誘導制御

2.1 ダイナミクス

Figure 1 に探査ローバの座標系とその係数の定義を示す。また、並進運動及び回転運動の非線形運動方程式は以下のように表される。

$$m\ddot{x}_b = -R_x \text{sgn}(\dot{x}_b) - (aF_l + aF_r) + (F_l + F_r) \quad (1)$$

$$J\ddot{\theta} = d\{(aF_l - aF_r) - (F_l - F_r)\} \quad (2)$$

ここで、 m はローバの質量、 J は慣性モーメント、 a はスリップ率、 $F_{l,r}$ は左右のクローラの出すべき推力である。また、ローバの走行抵抗 R_x をクーロン摩擦として扱う。

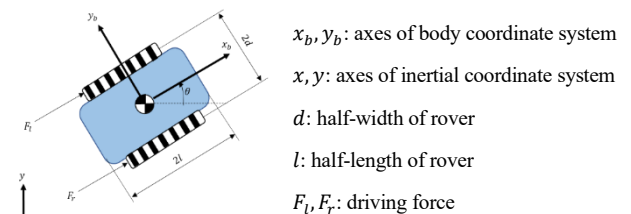


Figure 1. Top view of crawler type rover

2.2 ポテンシャル関数法を用いた誘導法

ローバの誘導および障害物回避に用いるポテンシャル関数法とパラメータを最適化する AGA について述べる。

目的地に誘導する誘導ポテンシャル U_a と障害物から制御対象を遠ざける働きをする反発ポテンシャル U_r を以下のように定義する。

$$U_{rj}(\mathbf{x}_{oj}) = C_r \sum_{j=1}^n e^{-\frac{\|\mathbf{x}_{oj}\|}{L_r}}, U_a(\mathbf{x}_g) = C_a \sqrt{\|\mathbf{x}_g\|^2 + L_a} \quad (3)$$

ここで、添え字 j は j 番目の障害物を表す数字とし、 n は障害物数、 C_r は反発ポテンシャルの勾配の大きさ、 L_r は反発ポテンシャルの影響範囲、 C_a は誘導ポテンシャルの勾配の大きさ、 L_a は平衡点付近の勾配の大きさである。また、 $\|\mathbf{x}_{oj}\|$ は探査ローバの位置とそれぞれの障害物間の相対距離、 $\|\mathbf{x}_g\|$ は探査ローバの位置と目的地との相対距離を表す。式(4)に示したポテンシャル関数を用いてローバの誘導を行う。

2.3 Adaptive Genetic Algorithm (AGA)

AGA では、最適化する 4 つのパラメータ(C_a , C_r , L_a , L_r)を要素とする個体を複数持った母集団を生成する。そして、各個体の持つパラメータの値を全て 2 進

1 : 日大理工・院・航宇 2 : 日大理工・教員・航宇

数表記に変換し、0 と 1 の遺伝子を用いて表されたパラメータに対して交叉と突然変異を行い、パラメータを最適化する。交叉に用いる親の個体には、適応度 f の値が高い個体ほど選ばれやすくなる。本研究では目的地への到達時間 t が短くなる解の探索が目的のため、条件を満たす場合は $f = 1/t$ 、条件を満たさない場合は $f = 1/100$ と定義する。GA では交叉と突然変異を行う確率は設計者により設定されるが、AGA ではこの確率が個体の適応度の値によって求められる。以下に交叉確率 p_c と突然変異確率 p_m の計算式を示す。

$$p_c = \begin{cases} k_1 \frac{f_{max} - f'}{f_{max} - f_{ave}} & f' \geq f_{ave} \\ k_2 & f' < f_{ave} \end{cases} \quad (4)$$

$$p_m = \begin{cases} k_3 \frac{f_{max} - f}{f_{max} - f_{ave}} & f \geq f_{ave} \\ k_4 & f < f_{ave} \end{cases} \quad (5)$$

ここで、 f_{max} は母集団における最大適応度、 f_{ave} は母集団における適応度の平均値、 f' は交叉する個体のうち適応度の高い方の値、 f は個体の適応度、 $k_1 \sim k_4$ は定数であり、 $k_1 = k_2 = 1, k_3 = k_4 = 0.5$ とした。式(4), (5)で求めた確率で交叉と突然変異を行うことで、局所解への収束を防ぎ、得られる解の精度を高める。

3. 数値シミュレーション

本章では、GA を用いた従来手法と AGA を用いた提案手法を数値シミュレーションにより比較する。なお、制御コントローラーには最適レギュレータを用いる。また、障害物は静止しており、位置は既知とする。さらに、AGA における母集団に含まれる個体は 50 個とし、適応度を決定するための条件は、制御対象への入力制限(1 N)を越えていないこと。そして、障害物と衝突せずに目的地へ到達していることの 2 つとする。

Table 1 に各手法におけるパラメータ最適化の結果を示す。Table 1 より、目的地への到達時間 t が、提案手法により約 8 秒短縮できていることが分かる。

数値シミュレーション結果を Figure 2, Figure 3, に示す。Figure 2 に入力の時間履歴、Figure 3 に GA と AGA の各世代における適応度の最大値を示す。Figure 2 より提案手法が制御入力の制限範囲内でより大きな入力を印加できていることから、到達時間の短縮に繋がったと考えられる。また Figure 3 より、提案手法では局所解に陥ることなく解の探索が続いた結果、従来手法より適応度の最大値が高い結果を示しており、より最適な解が得られていることから、従来手法に比べ、解の精度を向上させることができたと考えられる。

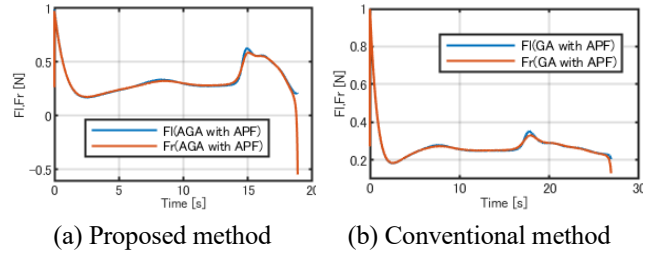


Figure 2. Time histories of control inputs

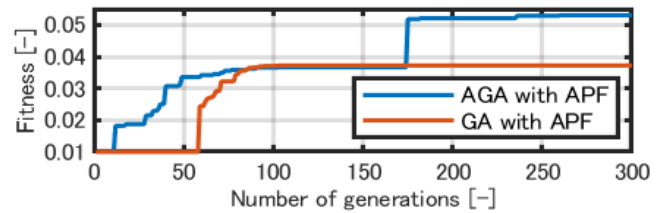


Figure 3. Maximum Fitness in each generation

Table 1. Results of parameter optimization

	AGA with APF	GA with APF
Ca [-]	15.9844	7.9844
Cr [-]	44.0156	11.2500
La [-]	0.0156	0.0156
Lr [-]	12.9688	7.9844
t [s]	18.8500	26.8800

4. 結言

ポテンシャル関数の誘導に影響するパラメータを AGA により最適化することで、最適性を考慮したポテンシャル関数法による誘導制御手法を提案した。本手法を用いることで、最適化により得られる解の精度が GA を用いた従来手法よりも改善され、目的地までの到達時間が短縮できることを数値シミュレーションにより検証した。今後は、未知環境や動的障害物等、より複雑な環境での検証を行う。

5. 参考文献

[1] 奥富正敏, 森政弘, :「ポテンシャル場を用いたロボットの動作決定」, 日本ロボット学会誌, 1巻, 3号, pp.226~232, 1983.

[2] Congrui Yang, Qian Qian, et al, “An improved adaptive genetic algorithm for function optimization”, International Conference on Information and Automation, August 2016.

[3] Sosuke Chiba, Kenji Uchiyama, Kai Masuda, “Guidance Method without Terrain Information for an Exploration Rover”, IEEE ANZCC, pp.36~41, 2019.