

## ニューラルネットワークを用いたポテンシャル関数法における停留・衝突回避

## Deadlock and Collision Avoidance for Potential Function Method Using Neural Network

○飯田類<sup>1</sup>, 内山賢治<sup>2</sup>, 増田開<sup>2</sup>\*Rui Iida<sup>1</sup>, Kenji Uchiyama<sup>2</sup>, Kai Masuda<sup>2</sup>

Drones are made in various forms and used for various purposes. Collision avoidance is a problem in most situations. This paper proposes the method to avoid obstacles and approach the destination. The guidance is derived by the potential function method that can accommodate flexibly for unknown environments and has a light computation load. The proposed method enables to compensate the disadvantages of the potential function method and avoid collisions and deadlock. The numerical results show that the proposed method increases the success rate of guidance.

## 1. はじめに

無人航空機(UAV)は様々な用途で使用されているが、多くの場面で障害物との衝突が問題となる。計算負荷が少なくリアルタイム性に優れた衝突回避の手法として、ポテンシャル関数法<sup>[1]</sup>が存在する。この手法では、障害物の座標が大きな値、目的地が小さな値となるように仮想的なポテンシャル場を生成し、その勾配から誘導則を得る。ポテンシャル場はセンサ情報からリアルタイムで更新されるため、未知の環境や想定しない障害物にも対応可能である。欠点として、障害物に包囲されるような状況では停留や衝突が発生する。対策として、停留をポテンシャル場の曲率判定によって検出する手法<sup>[1]</sup>があるが、完全に停止せず同じ経路を周回する動的な停留では検出と回避が困難になる。

そこで本研究では、ニューラルネットワークを用いて、障害物情報をもとにリアルタイムでポテンシャル場を調整することで、衝突と停留の自立的な回避を試る。最後に数値シミュレーションにより、提案手法の有効性を検証する。

## 2. ポテンシャル関数法

衝突回避手法であるポテンシャル関数法の概要を示す。本研究では、高度の指令値を一定とし水平面における誘導則のみを導出する。制御対象の位置を $\xi(t) = [x(t) \ y(t)]^T$ 、目的地を $\xi_t(t)$ 、障害物の位置を $\xi_o(t)$ とする。障害物を $N$ 個検出したとき位置 $\xi(t)$ におけるポテンシャル関数 $P$ は式(1)の通りに定義される。

$$P = P_s + \sum_{i=1}^N P_r^i \quad (1)$$

式(1)において、目標位置 $\xi_t(t)$ に対応する誘導ポテンシャル関数 $P_s$ は、制御対象の位置 $\xi(t)$ が目標位置へ接近するほど減少する。これに対して障害物 $i$ に対応する反発ポテンシャル関数 $P_r^i$ は、制御対象の位置 $\xi(t)$ が障害

物位置 $\xi_o^i(t)$ へ接近するほど増大する。そのため、ポテンシャル関数 $P$ の勾配を下るように制御対象の移動方向を更新し続けることで、障害物との接触を避けると同時に、目標位置へ接近することができる。二次元平面上における $P$ の勾配 $\nabla P$ は式(2)で表される。

$$\nabla P = -K_s \mathbf{n}_s + \sum_{i=1}^N K_r \ln \left\{ \frac{d(\xi, \xi_o^i)}{d_o} \right\} \mathbf{n}_r \quad (2)$$

式中の誘導係数 $K_s$ と反発係数 $K_r$ は、それぞれ経路決定における誘導と反発の強さを調整することができる。

$\mathbf{n}_s$ ,  $\mathbf{n}_r$ はそれぞれ制御対象から目標地点、制御対象から障害物への単位ベクトルを表す。 $d(\xi, \xi_o^i)$ は制御対象と障害物の距離、 $d_o$ はセンサの計測可能距離を表す。

## 3. パラメータ調整法

ポテンシャル関数の反発係数 $K_r$ の調整にニューラルネットワークを用いる。本研究におけるニューラルネットワークの構造と、適用する学習方法を記載する。

## 3.1 ニューラルネットワーク

入力層は2つのノード $Inp_1, Inp_2$ で構成し、それぞれ式(3), 式(4)で表す。

$$Inp_1 = \psi - \psi_{ref} \quad (3)$$

$$Inp_2 = \psi - \psi_{obs} \quad (4)$$

式中の $\psi$ は機首方位角、 $\psi_{ref}$ は指令方位角、 $\psi_{obs}$ は障害物を検知した方位を示す。中間層は30のノードを持つ1層とする。出力層は3つのノードで構成し、0~1の範囲の値を出力する。その後、入力に対して最も大きい値を出力したノードが選択され、それに対応して反発係数 $K_r$ が元の設定値 $K_{r0}$ の100倍、等倍、1/10倍のいずれかの値に変更される。

## 3.2 学習方法

学習にはミニバッチ法<sup>[2]</sup>を用いた。学習環境をバッチ数で分割し、1バッチ毎に学習を行う。これにより学

1: 日大理工・院(前)・航宇、2: 日大理工・教員・航宇

習の高速化や、学習環境に含まれる異常データによる悪影響の抑制が期待できる。

学習ごとにニューラルネットワークにおける重み $\mathbf{w}$ 、バイアス $\mathbf{b}$ の値が更新されるが、新たな値を得る方策として、式(5)で表現される $\epsilon$ -greedy法を用いる。

$$\pi(a|s) = \begin{cases} 1 - \epsilon & (a = \operatorname{argmax}\{Q_0, Q_1\}) \\ \epsilon & (a = \operatorname{argmax}\{Q_0, Q_{rand}\}) \end{cases} \quad (5)$$

確率 $1 - \epsilon$ では、更新前の $\mathbf{w}_0, \mathbf{b}_0$ に対する評価 $Q_0$ と、新たな $\mathbf{w}_1, \mathbf{b}_1$ に対する評価 $Q_1$ を比較し、より評価の高い方が選択される。なお、 $\mathbf{w}_1, \mathbf{b}_1$ は構成要素を $\mathbf{w}_0, \mathbf{b}_0$ から継承し、一部をランダムに再生成したものである。確率 $\epsilon$ では、評価 $Q_0$ と新たに生成した $\mathbf{w}_r, \mathbf{b}_r$ に対する評価 $Q_{rand}$ を比較し、より評価の高い方が選択される。

#### 4. 数値シミュレーション

数値シミュレーションでは翼幅1mのUAVを制御対象とする、ポテンシャル関数のパラメータを、 $K_s = 1$ 、 $K_{r0} = 0.37$ と設定し、センサの計測可能距離を $d_o = 30$  [m]とする。学習環境は1バッチあたり15パターンの障害物配置をランダムに生成する。ただし、目的地到達の可否が変動しやすい環境にするため、うち7パターンはポテンシャル関数法による目的地到達が失敗するケースとなる。学習環境におけるシミュレーション結果に対し、目的地への到達、停留、衝突の順で高い評価を与えることで、評価値をもとに学習を行う。学習後に試験環境において数値シミュレーションを行うことで、目的地到達の成功率を算出する。なお、試験環境はランダムに生成した250パターンの障害物配置で構成される。

Figure1に試験環境における検証結果の一例を示す。機体は初期位置 $\xi = [0 \ 100]^T$ から移動を開始し、目標地点 $\xi_t = [400 \ 200]^T$ へ誘導される。黒色の点は10個の円形障害物の輪郭を示し、 $400\text{m} \times 200\text{m}$ の平面上にランダムな位置・半径で配置される。黒線は従来のポテンシャル関数法によって目標方位を決定した経路、赤線は提案手法によって目標方位を決定した経路である。経路を比較すると、ポテンシャル関数法を用いた場合は停留が発生するが、提案手法では停留を回避していることがわかる。

Figure2に提案手法のシミュレーションにおけるオイラー角の時間履歴、Figure3にエルロン・エレベータ・ラダー舵角の時間履歴を示す。Figure2ではオイラー角は破綻のない範囲で遷移している。また、Figure3では舵角が制限範囲である $\pm 15\text{deg}$ の間で遷移している。Figure2,3より、機体が実現性のある運動と操舵を行っていることがわかる。

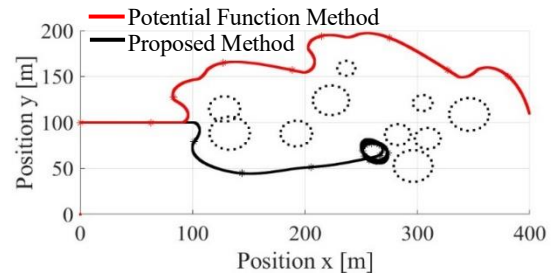


Figure 1. Trajectories of UAV

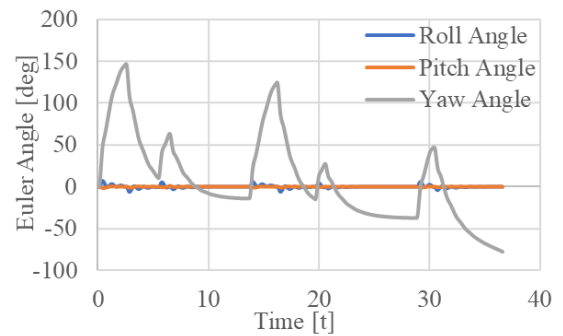


Figure 2. Time histories of Euler angles in the case of the proposed method

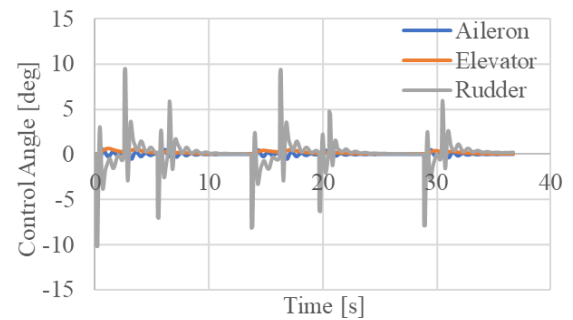


Figure 3. Time histories of control input in the case of the proposed method

#### 5. まとめ

本稿では、ポテンシャル関数法における反発係数をニューラルネットワークによって調整し、停留問題の解決を試みた。また、提案手法によって停留・衝突の発生率を低減できることを数値シミュレーションにより確認した。今後は個々のシミュレーション結果の原因究明を行い、更なる成功率向上を目指す。

#### 6. 参考文献

- [1] 小島広久, 江口幸弘: 楕円ポテンシャル場の局所最小点検出による2次元移動ロボットの動作計画法, 日本機械学会論文集, 68巻670号, pp176-182, 2022
- [2] Samuel L. Smith, Pieter-Jan Kindermans, Chris Ying & Quoc V. Le, "Don't Decay the Learning Rate, Increase the Batch Size", ICLR 2018, arXiv:1711.00489v2 [cs.LG], 2018