

## ニューラルネットワークを用いたポテンシャル関数の決定

## Determination of Potential Function 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>

Collision avoidance is one of the significant problems when using drones that have been developed for commercial and industrial purposes. This paper proposes the method to obtain the optimal guidance for collision avoidance between the drone and obstacles. The optimal guidance is derived by the potential function method that can accommodate flexibly for unknown environments, i.e., no need to predesign any path. We improve the potential function method by using a neural network to add optimality. The numerical results show the validity of the proposed method.

## 1. はじめに

無人航空機(UAV)は様々な用途に使用されるが、多くの場面で障害物との衝突を回避するアルゴリズムが必要になり、手法が提案されている。計算負荷が少なくリアルタイム性に優れた手法としてポテンシャル関数法が存在する<sup>[1]</sup>。この方法では、目標位置に誘導する誘導ポテンシャル、障害物を回避するための反発ポテンシャルを設計し、人工的に生成したポテンシャルの勾配場を利用して誘導則を得ている。ポテンシャル場は、必ずしも事前に設計する必要は無く、センサで障害物を検知した時点で新たな反発ポテンシャルを生成し、その勾配を計算することで誘導則が瞬時に得られる。しかし、この手法は最適性が保証されていないため、ポテンシャル関数で使われる係数の値によっては、ミッションに掛かる時間が長くなるケースが出てくる。

そこで本研究では、反発ポテンシャルの係数に着目し、最短時間で衝突回避を可能にするポテンシャルの生成を目的とする。無人航空機の指令方位角と速度の誘導則は、ポテンシャルの勾配場から生成するが、その際、ニューラルネットワークを用いて最短時間経路となるようポテンシャルの係数を調整する。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. 機体の制御則

制御対象を固定翼機とし、制御入力としてエレベータ・エルロン・ラダーの3舵用いる。これらを操作することで、機体の姿勢および飛行経路角を制御する。制御則としてPD制御を用い、舵角の指令値をそれぞれ、 $\delta_{e_{ref}}$ ,  $\delta_{a_{ref}}$ ,  $\delta_{r_{ref}}$ とし、次式で表す。また各舵角の上下限値を $\pm 15$ [deg]とする。

$$\delta_{e_{ref}} = k_{\alpha}\{\alpha_{ref} - \alpha(t)\} \quad (1)$$

$$\delta_{a_{ref}} = k_Q\{Q_{ref} - Q(t)\} \quad (2)$$

$$\delta_{r_{ref}} = -k_{\psi}\{\psi_{ref}(t) - \psi(t)\} - k_R\{R_{ref} - R(t)\} \quad (3)$$

式中の $\alpha$ ,  $\phi$ ,  $Q$ ,  $\psi$ 及び $R$ は、それぞれ迎角、ロール角、ロール角速度、ヨー角及びヨー角速度を表す。また、 $k_{\alpha}$ ,  $k_Q$ ,  $k_{\psi}$ ,  $k_R$ は、それぞれの指令値と計測値の差に対する比例ゲインを表す。指令値と比例ゲインの設定値をTable 1に示す。なお、表中の $\psi_{ref}$ に対する設定値 $\nabla P$ は、後述のポテンシャル関数法により導出される値である。

Table 1. Parameters of controller

指令値	設定値	ゲイン	設定値
$\alpha_{ref}$	0	$k_{\alpha}$	0.15
$Q_{ref}$	0	$k_Q$	0.02
$\psi_{ref}$	$\nabla P$	$k_{\psi}$	0.001
$R_{ref}$	0	$k_R$	0.05

## 3. ポテンシャル関数法

本節では、ポテンシャル関数法の概要<sup>[2]</sup>とパラメータ設定を示す。本研究では、水平面における誘導則を導出することを考える。制御対象の位置を $\xi(t) = [x(t) \ y(t)]^T$ 、目標位置を $\xi_t(t)$ 、障害物の位置を $\xi_o(t)$ とする。 $N$ 個存在する障害物に対して、位置 $\xi(t)$ におけるポテンシャル関数 $P$ を次式で定義する。

$$P = P_s + \sum_{i=1}^N P_r^i \quad (4)$$

上式において、 $P_s$ は誘導ポテンシャル関数を示し、制御対象の位置 $\xi(t)$ が目標位置 $\xi_t(t)$ へ近づくほど減少する。 $P_r^i$ は障害物 $i$ に対応する反発ポテンシャル関数であり、制御対象の位置 $\xi(t)$ が障害物位置 $\xi_o^i(t)$ に近づくほど値は増大する。これにより、水平面上におけるポテンシャル関数 $P$ の勾配に沿って制御対象を移動させることで、障害物から離れ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 $\nabla P$ は次式で表せる。

$$\nabla P = -K_s \mathbf{n}_s + \sum_{i=1}^N K_r \ln \left\{ \frac{d(\xi, \xi_o^i)}{d_o} \right\} \mathbf{n}_r \quad (5)$$

式中の $K_s$ は誘導係数,  $K_r$ は反発係数を表し, 係数の大きさによって $\nabla P$ を調節する.  $\mathbf{n}_s, \mathbf{n}_r$ 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.  $d(\xi, \xi_0)$ は制御対象と障害物の距離,  $d_0$ はセンサの計測可能距離を表す.

#### 4. ニューラルネットワーク

本稿では, ニューラルネットワークを用いて, ポテンシャル関数の反発係数 $K_r$ を調節する. これにより, 障害物を回避しつつ, 最短時間で目標値に到達するよう UAV の誘導を行う. ニューラルネットワークの入力層は 2 つのノード $\text{Inp}_1, \text{Inp}_2$ で構成し, それぞれ式(6), 式(7)で表す.

$$\text{Inp}_1 = v(t) - v_c \quad (6)$$

$$\text{Inp}_2 = \psi(t) - \psi_{ref} \quad (7)$$

式中の $v(t)$ は機体の速度,  $v_c$ は巡航速度を示す. 中間層は 10 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 $K_r$ は, 元の設定値 $K_{r0}$ の 2 倍, 等倍, 1/2 倍のいずれかの値に変更される.

#### 5. 数値シミュレーション

数値シミュレーションにより, 従来のポテンシャル関数法とニューラルネットワークを併用した提案手法を比較する. 条件としてポテンシャル関数の各パラメータを $d_0 = 50$  [m],  $K_s = 1$ ,  $K_{r0} = 1$ と設定した. ニューラルネットワークは移動時間短縮を報酬とし, 勾配降下法による 500 回の学習により重みとバイアスの最適化を施した.

Figure1 に UAV の軌跡を示す. 赤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, 青線は提案手法によって目標方位を決定した経路である. 円形は障害物位置を示し, 5 つの障害物を200m四方の平面上にランダムに配置した. 目的位置 $\xi_t = [200 \ 200]^T$ までの距離が10m以下になったときシミュレーションを終了する. Figure1 を見ると, ニューラルネットワークの適用によって飛行経路が短縮されていることがわかる. これに伴い, 移動時間は25.2sから24.0sに短縮された.

Figure2 に, 提案手法を UAV に適用した際の姿勢角の時間履歴を示す. 同様に, エルロン・エレベータ・ラダー舵角の時間履歴を Figure3 に示す. 数値シミュレーションでは, 舵角の制限範囲 $\pm 15\text{deg}$ としている. 両図を見ると, 全ての舵角は $\pm 15\text{deg}$ の範囲で, オイラー角は $\pm 10\text{deg}$ の間でそれぞれ推移している.

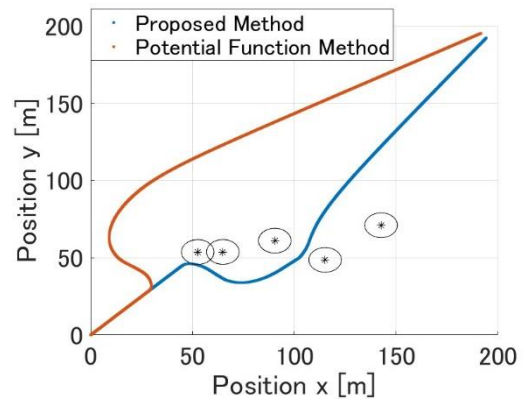


Figure 1. Trajectories of UAV

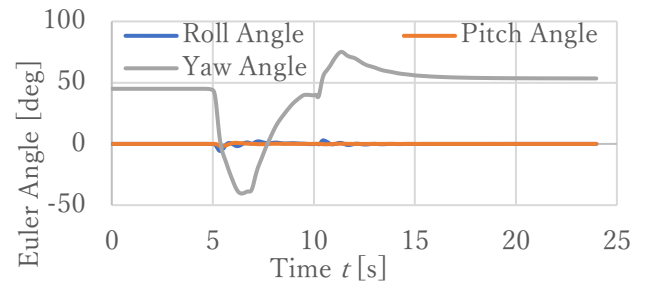


Figure 2. Time histories of Euler angles in the case of the proposed method

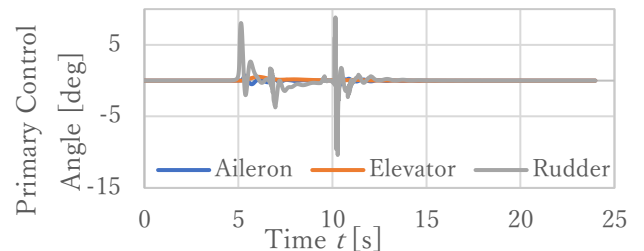


Figure 3. Time histories of control input in the case of the proposed method

#### 6. 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飛行中に調節し, 時間に関する最適性を考慮した手法を提案した. 数値シミュレーションにより, その有効性を検証した. 今後は, 隠れ層の層数やノード数を最適化し, リアルタイム性を考慮した手法を提案する.

#### 7. 参考文献

- [1] 辻敏夫・千種和幸・金子真:「ポテンシャル場の変形を用いた移動ロボットの軌道生成法」, 日本機械学会論文集, 62 巻, 597 号, pp.257-263, 1996
- [2] 白石大介・市原裕之:「ポテンシャル法と深層強化学習を用いたクアドロータの自律的障害物回避」, 計測自動制御学会論文集, Vol.56, No.3, pp.156-166, 2020