学習型フロッキングアルゴリズムによる 群れドローンの集団飛行制御†

前田 陽一郎*¹・岩崎 幹雄*²・亀井 且有*¹

近年、農業散布、荷物運搬、インフラ点検、リモートセンシング等におけるドローンの活用が盛んになっている。ドローンを使うことによって作業効率や安全性の向上に繋がる。特に農業分野での農業散布は複数のドローンを用いることによって大幅に時間短縮をすることが可能である。また、アートやエンターテインメントとして群れでドローンを飛ばすといった例もある。このように今後ドローンを群れで制御して活用する機会が増えていくことが予想される。そこで、本研究では人間が群れドローンを操縦して農業や娯楽の分野等で活躍できる集団飛行制御の実現を目指す。ここでは鳥や魚の群行動シミュレーションでよく知られる **Boids** と呼ばれるフロッキングアルゴリズムを基に人間の操縦に従った群れドローンの集団飛行制御シミュレーションを行った。**Boids** とは3つの基本ルールだけで鳥が群れで集まって飛ぶ様子をコンピュータ上で再現したアルゴリズムであり、本研究ではまず基本ルールのパラメータを遺伝的アルゴリズム（GA）によりチューニングを行った。その後、被験者にシミュレータ上のドローンを1個体および集団全体に対して操縦してもらい、操作性に関する評価実験を行った。

キーワード：ドローン、フロッキングアルゴリズム、ボイド、集団飛行制御、遺伝的アルゴリズム

1. はじめに

近年、高性能のドローンが数多く開発され、農業散布、荷物運搬、インフラ点検、リモートセンシング等の様々な作業での活用が盛んになっている。例えば、霜村らは、農業利用を目的として自己組織化マップによるコアンダ効果を応用した安全運用型ドローンの提案と、実用化に向けた推進機構部分の設計最適化を行っている [1]。鈴木らは、ドローンによる大規模な広域自然景観を撮影する際に複数のドローンを同時に活用することによって地形のモデリングを効率よく行っている [2]。このようにドローンを使うことによって人間の作業負担が軽減され、作業効率や安全性の向上に繋がる。特に複数台のドローンを用いると、農業分野での農業散布やリモートセンシングにおける地図作成などは大幅に時間短縮をすることが可能である。

また、アートやエンターテインメントとして群れでドローンを飛ばすといった例もある。オーストリアで毎年開催される **Ars Electronica** フェスティバルの研究開発ユニットである **Futurelab** は、LED ライトを搭載した100機のドローンと群知能を用いてパフォーマンスを行った [3]。群れでドローンを飛ばすことによって1台ではできなかった複雑な作業を協調により実現することも可能である。このように今後ドローンを群れで制御して活用する機会が増えていくことが予想される。

一方、群知能に関する研究も古くから行われており、Reynolds は鳥が群れで集まって飛ぶ様子を再現した **Boids** と呼ばれるフロッキングアルゴリズムを提案した [4]。**Boids** とは結合、整列、分離の3つのルールのみで構成されたアルゴリズムであり、群知能の研究においてよく利用されている。巻口らは群知能における異方性についてフロッキングアルゴリズムと計算機シミュレーションを用いた研究を行っている [5]。異方性とは群れの進行方向に沿って近傍個体の角度分布密度が減衰する状態のことを示しており、フロッキングアルゴリズムのルールのパラメータを調整することによって4つの集団の異方性創発と衝突回数との関係を分析している。長尾らは実際に複数の小型自律移動ロボットにフロッキングアルゴリズムを組み込んで動作実験を行っている [6]。ロボット間の情報共有には無線 LAN および赤外線距離センサで得られる周囲の限られた情報のみを利用して群れ行動を生成するアルゴリズムを用いている。平井らは2次元上に構築したシミュレータを用いて群れドローンの自律性と協調性についての研究を行っている [7]。複数のドローンが存在する場合、それらの相互作用を考慮して群れドローン全体のオペレーションを行う知的制御が必要であり、これを **TD** 学習を用いて獲得している。しかしながら、これらの研究はすべて自律的な群行動の研究であり、人間が群れロボットを操縦することを想定していない。

そこで本研究では、人間が群れドローンを操縦して様々な分野で活躍できる集団飛行制御の実現を目指す。ここではフロッキングアルゴリズム **Boids** を用いて人間の操縦による群れドローンの集団飛行制御シミュレーションを行う。本研究ではまず **Boids** の基本ルールに含まれる重要なパラメータを遺伝的アルゴリズム（GA）[8]により学習するが、その際に異なる適応度関数を用いることによっていくつかの最適化パラメータを用意する。その後、被験者にシミュレータ上のドローンを1個体

† Swarm Flight Control for Multiple Drones Based on Learning Type Flocking Algorithm

Yoichiro MAEDA, Mikio IWASAKI, and Katsuari KAMEI

*1 立命館大学 情報理工学部

College of Information Science and Engineering, Ritsumeikan University

*2 株式会社日立ソリューションズ ワークスタイルイノベーション本部
Work Style Innovation Division, Hitachi Solutions, Ltd.

図1 Boidsの基本ルール

および集団全体に対して操縦してもらい、操作性についての感性評価実験を行う。本論文ではこれらの有効性検証シミュレーションの結果についても報告する。

2. フロッキングアルゴリズム (Boids)

Boids (Bird-oids) とは, Raynolds [4] によって提案された群行動モデルである。自然界の群れをコンピュータ上に再現したフロッキングアルゴリズムの一種であり, 多数の個体を用意した際に各個体は自分の周囲の個体の状態を観測する。それに基づき結合, 整列, 分離の3つの基本ルールにより自律的に移動することによって鳥や魚のような自然に見える群れを形成することができる。

Boids では, 各個体は視野範囲内において以下の3つのルールの加重和に従って移動する (図1参照)。ルールの重みを自由に変更することができるため多くの群れ行動パターンを表現することができる。一方で, 重みを適切な値に設定することで, より自然界の群れに近づけることができる。

- Rule 1 : 結合 (Cohesion)

各個体は, 視野範囲内の他の個体の重心位置を計算し, そこに向かって移動する。

- Rule 2 : 整列 (Alignment)

各個体は, 視野範囲内の平均速度と移動方向を計算し, 自身の速度と移動方向をそれに合わせる。

- Rule 3 : 分離 (Separation)

各個体は, 視野範囲内の他の個体と近づきすぎた時, その個体から離れる方向に移動する。

3. 学習型フロッキングアルゴリズムによるドローンの集団飛行制御

本研究では実際にドローンの集団制御を実現する際に, 地上からすべてのドローンの位置と速度を計測できるセンサ (深度カメラやレーザーレンジファインダなど) を用いることを想定している。そのため, ドローンがすべて人間 (操作者) の視野

に入っており, かつ全ドローンの位置と速度情報が把握できるマルチドローンシステムを構築するという仮定にたってシミュレーションを行っている。本章では本研究で提案する学習型フロッキングアルゴリズムを用いたドローンの集団飛行制御とGAを用いた群れ形状の最適化について述べる。

3.1 Boids を用いたドローンの様々な集団飛行制御

本研究では, フロッキングアルゴリズム (Boids) の3つの基本ルールである結合, 整列, 分離処理を各ドローンに実装することで群れドローンの集団飛行制御を行う。3D シミュレーションが可能な動力学シミュレータである V-REP [9] のQuadricopter (AR-Drone の物理モデル) を複数台用意して集団飛行制御を行う。本研究では, 以下の4つの手法で集団飛行制御を行う。手法0のみ自律飛行制御であり, 手法1~3は人間が操縦する飛行制御である。

- 手法0 :

全てのドローンによる自律的な集団飛行制御

- 手法1 :

群れの中心ドローンを人間が操縦する集団飛行制御

- 手法2 :

群れの先頭ドローンを人間が操縦する集団飛行制御

- 手法3 :

群れ全体を人間が操縦する集団飛行制御

3.1.1 自律的な集団飛行制御 (手法0)

手法0は全てのドローンを自律制御で集団飛行させるモードである。ただし, 手法0はBoidsをドローンの集団制御にそのまま適用したものであり, あくまでも他の手法に対する基準として比較のため説明する。以下の全 n 個体中の i 番目のドローンに対する処理を全てのドローンに対して実行する。なお, 例えばここでのベクトル表記は $\mathbf{P}_i = (P_{ix}, P_{iy}, P_{iz})$ といった3次元空間ベクトルを仮定している。

1) Rule 1 : 結合

全ドローンの重心との差分を結合ベクトル $\mathbf{C}_i(t)$ ($i = 1, 2, \dots, n$) として与える。

$$\mathbf{C}_i(t) = \mathbf{P}_G(t) - \mathbf{P}_i(t) \quad (1)$$

$\mathbf{C}_i(t)$: i 番目のドローンに対する結合ベクトル

$\mathbf{P}_G(t)$: 全ドローンの重心位置ベクトル

$\mathbf{P}_i(t)$: i 番目のドローンの位置ベクトル

2) Rule 2 : 整列

全ドローンの平均速度ベクトルを整列ベクトル $\mathbf{A}_i(t)$ ($i = 1, 2, \dots, n$) として与える。

$$\mathbf{A}_i(t) = \bar{\mathbf{V}}(t) \quad (2)$$

$\mathbf{A}_i(t)$: i 番目のドローンに対する整列ベクトル

$\bar{\mathbf{V}}(t)$: 全ドローンの平均速度ベクトル

3) Rule 3 : 分離

ドローン同士が一定距離 D 以下になった場合, そのドローンとの距離に反比例する値で逆方向に分離ベクトル $\mathbf{S}_i(t)$

($i = 1, 2, \dots, n$) を与える.

$$S_i(t) = - \sum_{j=1}^n \frac{D}{\|P_j(t) - P_i(t)\|} (P_j(t) - P_i(t)) \quad (3)$$

(if $\|P_j(t) - P_i(t)\| \leq D$ & $i \neq j$)

$S_i(t)$: i 番目のドローンに対する分離ベクトル

D : 距離の閾値 ($D > 0$)

i, j : ドローン番号 ($1 \leq i, j \leq n$)

3.1.2 人間が操縦する集団飛行制御 (手法 1)

次に手法 1 の制御では, 人間が群れの中心ドローンを操縦し, その他のドローンは自律的集団飛行をさせる. 手法 0 の結合と整列処理に関して, 中心ドローンを基準とした以下の演算を行い, 加重和を計算して移動ベクトルとする.

1) Rule 1 : 結合

中心ドローンとの位置ベクトルの差分を結合ベクトル $C_i(t)$ ($i = 1, 2, \dots, n$) として与える.

$$C_i(t) = P_c(t) - P_i(t) \quad (4)$$

$C_i(t)$: i 番目のドローンに対する結合ベクトル

$P_c(t)$: 中心ドローンの位置ベクトル

$P_i(t)$: i 番目のドローンの位置ベクトル

2) Rule 2 : 整列

中心ドローンの速度ベクトルを整列ベクトル $A_i(t)$ ($i = 1, 2, \dots, n$) として与える.

$$A_i(t) = V_c(t) \quad (5)$$

$A_i(t)$: i 番目のドローンに対する整列ベクトル

$V_c(t)$: 人間の入力による中心ドローンの速度ベクトル

3) Rule 3 : 分離

ドローン同士の距離が一定距離 D 以下になった場合, そのドローンとの距離に反比例する値で逆方向に分離ベクトル $S_i(t)$ ($i = 1, 2, \dots, n$) を与える. ただし, 中心ドローン c については Boids 制御の影響は受けず, その他のドローンは中心ドローンに対して分離動作が働いているため, 特に操作に違和感を覚えることもない.

$$S_i(t) = - \sum_{j=1}^n \frac{D}{\|P_j(t) - P_i(t)\|} (P_j(t) - P_i(t)) \quad (6)$$

(if $\|P_j(t) - P_i(t)\| \leq D$ & $i \neq j$ & $i \neq c$)

$S_i(t)$: i 番目のドローンに対する分離ベクトル

D : 距離の閾値 ($D > 0$)

i, j : ドローン番号 ($1 \leq i, j \leq n$)

3.1.3 人間が操縦する集団飛行制御 (手法 2)

手法 2 では, 人間が先頭ドローンを操縦し, その他のドローンは先頭ドローンに追従するよう自律的に集団飛行をさせる. 先頭ドローンの位置座標に重みをかけた値に向かう結合処理と先頭ドローンの速度に合わせる整列処理を行う.

1) Rule 1 : 結合

重心ドローンの位置ベクトルを先頭ドローン寄りにするために重み付き和を取り, これと各ドローンの位置ベクトルとの差分を結合ベクトル $C_i(t)$ ($i = 1, 2, \dots, n$) として与える.

$$C_i(t) = (1 - \alpha) P_G(t) + \alpha P_f(t) - P_i(t) \quad (7)$$

$C_i(t)$: i 番目のドローンに対する結合ベクトル

$P_G(t)$: 全ドローンの重心位置ベクトル

$P_f(t)$: 先頭ドローンの位置ベクトル

$P_i(t)$: i 番目のドローンの位置ベクトル

α : 先頭ドローンの操縦を重視する重み ($0 \leq \alpha \leq 1$)

2) Rule 2 : 整列

先頭ドローンの速度ベクトルを整列ベクトル $A_i(t)$ ($i = 1, 2, \dots, n$) として与える.

$$A_i(t) = V_f(t) \quad (8)$$

$A_i(t)$: i 番目のドローンに対する整列ベクトル

$V_f(t)$: 人間の入力による先頭ドローンの速度ベクトル

3) Rule 3 : 分離

ドローン同士の距離が一定距離 D 以下になった場合, そのドローンとの距離に反比例する値で逆方向に分離ベクトル $S_i(t)$ ($i = 1, 2, \dots, n$) を与える. ただし, 先頭ドローン f については Boids 制御の影響は受けず, その他のドローンは先頭ドローンに対して分離動作が働いているため, 特に操作に違和感を覚えることもない.

$$S_i(t) = - \sum_{j=1}^n \frac{D}{\|P_j(t) - P_i(t)\|} (P_j(t) - P_i(t)) \quad (9)$$

(if $\|P_j(t) - P_i(t)\| \leq D$ & $i \neq j$ & $i \neq f$)

$S_i(t)$: i 番目のドローンに対する分離ベクトル

D : 距離の閾値 ($D > 0$)

i, j : ドローン番号 ($1 \leq i, j \leq n$)

3.1.4 人間が操縦する集団飛行制御 (手法 3)

手法 3 では, 整列処理に使用する速度ベクトルを人間の操縦で与えることにより, 群れ全体を操縦する.

1) Rule 1 : 結合

全ドローンの重心との差分を結合ベクトル $C_i(t)$ ($i = 1, 2, \dots, n$) として与える.

$$C_i(t) = P_G(t) - P_i(t) \quad (10)$$

$C_i(t)$: i 番目のドローンに対する結合ベクトル

$P_G(t)$: 全ドローンの重心位置ベクトル

$P_i(t)$: i 番目のドローンの位置ベクトル

2) Rule 2 : 整列

人間による入力を整列ベクトル $A_i(t)$ ($i = 1, 2, \dots, n$) として与える.

$$A_i(t) = \tilde{V}(t) \quad (11)$$

$A_i(t)$: i 番目のドローンに対する整列ベクトル

$\tilde{V}(t)$: 人間の入力による全ドローンの速度ベクトル

3) Rule 3 : 分離

ドローン同士の距離が一定距離 D 以下になった場合、そのドローンとの距離に反比例する値で逆方向に分離ベクトル $S_i(t)$ ($i = 1, 2, \dots, n$) を与える.

$$S_i(t) = - \sum_{j=1}^n \frac{D}{\|P_j(t) - P_i(t)\|} (P_j(t) - P_i(t)) \quad (12)$$

(if $\|P_j(t) - P_i(t)\| \leq D \ \& \ i \neq j$)

$S_i(t)$: i 番目のドローンに対する分離ベクトル

D : 距離の閾値 ($D > 0$)

i, j : ドローン番号 ($1 \leq i, j \leq n$)

3.1.5 ドローンの合成移動ベクトル

上記の Rule 1~3 の 3 つのベクトルの加重和をドローンの速度ベクトルとして与えることで自律的な集団飛行制御を実現する. なお、現実的な物理特性を考慮して速度ベクトルに最大値を設定することでドローンの速度に制限を設けている.

$$V_i(t) = k_c C_i(t) + k_a A_i(t) + k_s S_i(t) \quad (13)$$

$$V_i(t+1) = \frac{V_i(t)}{\|V_i(t)\|} v_{max} \quad (\text{if } \|V_i(t)\| \geq v_{max}) \quad (14)$$

$V_i(t)$: i 番目のドローンの速度ベクトル

k_c : 結合の重み ($0 \leq k_c \leq 1$)

k_a : 整列の重み ($0 \leq k_a \leq 1$)

k_s : 分離の重み ($0 \leq k_s \leq 1$)

v_{max} : ドローンの最大速度 ($v_{max} \geq 0$)

3.2 GA を用いた群れ形状の最適化

当初は完全な試行錯誤で実験を行っていたが、複数のパラメータが複合的に関連し合っているため、最適値を求めるのに従属性が高く、適切なパラメータを一意に決めることが容易ではなかった. そこで、前節で定義した結合、整列、分離ベクトルに対する 3 つの重み k_c , k_a , k_s と最大速度 v_{max} のパラメータ設定を本研究では GA を用いて最適化を行った. GA は確率的要素を含む多点探索のため、NN に比べて比較的局所最適解に陥りにくく、教師データがなくても適応度関数さえ定義できれば学習できるため、本研究では学習手法として GA を用いた. 手法による最適パラメータの差異が大きくないことは事前実験であらかじめ確認していたため、ここでは手法 3 の群れ全体を操縦した場合を想定してパラメータの最適化を行った.

3.2.1 遺伝子コーディング

図 2 のように遺伝子コーディングでは 28 ビット用意し、4 つのパラメータにそれぞれ 7 ビットずつ与えた. 遺伝子上の 2 進数をそれぞれ $\tilde{k}_c$, $\tilde{k}_a$, $\tilde{k}_s$, $\tilde{v}_{max}$ とする. ここで k_c , k_a は、下式のように $\tilde{k}_c$, $\tilde{k}_a$ を 10 進数に変換し 127 (2 進数の 7 ビット) で除算することにより $[0, 1]$ の範囲の実数値となる. 7 ビット表現とした根拠は、 $1/127 = 0.0078 (\leq 0.01)$ であるため、最適解の最小分解能が小数点以下 2 桁で十分表現できる

図 2 遺伝子コーディング

と考えたためである. k_s に関しては、0 の場合、分離の処理でドローン同士が衝突してしまうため最低限衝突しない値として 0.3 以上とした. つまり k_s は以下の式より $[0.3, 1]$ の範囲の実数値となる. v_{max} は、ドローンが飛行できる速度の最小値から最大値の $[0.5, 3.5]$ (m/s) の範囲の実数値となる.

$$k_c = \frac{\tilde{k}_c}{127} \quad (15)$$

$$k_a = \frac{\tilde{k}_a}{127} \quad (16)$$

$$k_s = \frac{0.7\tilde{k}_s}{127} + 0.3 \quad (17)$$

$$v_{max} = \frac{3\tilde{v}_{max}}{127} + 0.5 \quad (18)$$

3.2.2 処理手順

本研究で用いた GA の処理手順を以下に説明する.

• Step 1 : 初期化

コーディングで定めたビット数の遺伝子をランダムに個体数分生成する. ここで生成する最初の個体集団を初期集団と呼ぶ.

• Step 2 : ドローン飛行

1 個体の遺伝子をパラメータに変換し、そのパラメータを搭載したドローンをシミュレータ上で飛行させ、位置情報と速度情報をデータとして記録する. その後、シミュレータをリセットしてドローンを初期位置に戻す. これを全個体分終了するまで行う.

• Step 3 : 評価

各個体の遺伝子で飛行させた情報と評価関数を用いて個体の評価を行い適応度を求める.

• Step 4 : エリート保存

適応度の最も高い 1 個体を次世代に引き継ぐ. ここでは初期収束を起こさないようにするため、5% の確率でエリート保存を実行することにした. エリート保存した個体は、交叉と突然変異の影響を受けずにそのまま遺伝子を次世代に引き継ぐ.

• Step 5 : 選択

集団内の適応度の分布により次世代に引き継ぐ遺伝子を選択する. 今回は、適応度が高い個体ほど次世代に引き継がれる確率が高くなるルーレット選択を採用した.

• Step 6 : 交叉

親となる 2 個体間で遺伝子の部分交換を行い、新しく子個体を 2 つ生成する. 2 点交叉を行い交叉率は 50% とした.

• Step 7 : 突然変異

個体の遺伝子座の一部をランダムに対立遺伝子に置き換えることで新しい個体を生成する. 突然変異率は 5% と

した。

• Step 8: 終了条件

定められた世代数に達したら処理を終了し、そうでない場合 Step 2 に戻り処理を繰り返す。

3.2.3 適応度関数

適応度関数は、以下の 2 つの評価関数を用いることでパラメータの最適化を行った。すなわち、ドローンが集団で集まって飛行しているか（評価関数 f_1 ）と、人間の操作に対してどれほど忠実に飛行しているか（評価関数 f_2 ）は、相容れない条件であることがわかったため、今回はこれら 2 つの評価関数を合成（重み付き和）する形で適応度関数を定義した。

1) 評価関数 f_1 ($0 \leq f_1 \leq 1$)

ドローンが群れの中心に集まるほど高い評価を与え、ドローンがバラバラにならずにいかに 1 つの集団として集まって飛行しているかを評価するための関数である。

$$\delta = \frac{1}{n\lambda_m} \sum_{\lambda=1}^{\lambda_m} \sum_{i=1}^n \|\bar{\mathbf{P}}(\lambda) - \mathbf{P}_i(\lambda)\| \quad (19)$$

$$f_1 = \frac{1}{1 + \delta^2} \quad (20)$$

λ : 位置と速度情報の取得データ番号 ($1, 2, \dots, \lambda_m$)

i : ドローン番号 ($1 \leq i \leq n$)

$\bar{\mathbf{P}}(\lambda)$: 全ドローンの重心の位置ベクトル

$\mathbf{P}_i(\lambda)$: i 番目ドローンの位置ベクトル

2) 評価関数 f_2 ($0 \leq f_2 \leq 1$)

操縦者がドローンに与える速度ベクトルと各ドローンの速度ベクトルが近いほど高い評価を与え、人間の操縦に対していかに同じ進行方向に群れが飛んでいるかを評価するための関数である。

$$\mu = \frac{1}{n\lambda_m} \sum_{\lambda=1}^{\lambda_m} \sum_{i=1}^n \|\tilde{\mathbf{V}}(\lambda) - \mathbf{V}_i(\lambda)\| \quad (21)$$

$$f_2 = \frac{1}{1 + \mu^2} \quad (22)$$

$\tilde{\mathbf{V}}(\lambda)$: 人間が与える速度ベクトル

$\mathbf{V}_i(\lambda)$: i 番目ドローンの速度ベクトル

本研究では、以上 2 つの評価関数の重み付き和を GA の適応度関数として用いることで、両方の評価を考慮した群れドローンの集団飛行制御パラメータを学習した。実際の実験では以下のような適応度関数 f を設定した。

$$f = k f_1 + (1 - k) f_2 \quad (23)$$

f : GA の適応度関数

k : 評価関数の重み ($0 \leq k \leq 1$)

4. 集団飛行制御シミュレーション

本研究ではまず初めに、Boids の適切なパラメータを決定するため GA を用いて群れドローンのパラメータの最適化を行った。次に、最適化した群れドローン制御を用いて 3.1 節で定義した手法 1~3 の中でどの手法での操縦がしやすいかを評価するための実験を行った。

図3 ドローンの外観

表1 ドローンの物理パラメータ

オブジェクト名	Quadricopter
軸パーツの大きさ (cm)	2 × 30
軸パーツの重量 (g)	120
プロペラ部の大きさ (cm)	16 × 16
プロペラ部の重量 (g)	407.2
ドローンの台数 n (台)	6
距離の閾値 D (m)	2.0
先頭ドローン重視度 α	0.2

4.1 GA を用いた群れ形状の最適化実験

本研究では、3D 物理シミュレーションソフトの V-REP [9] を用いて GA の個体ごとに一定期間飛行させて、初期状態に戻す処理を繰り返すことでパラメータの最適化を行った。ここでは V-REP のオブジェクトの 1 つである Quadricopter を 6 台用意してパラメータの最適化を行った。図 3 にドローンの外観（ドローンの姿勢 *Roll*, *Pitch*, *Yaw*, *Altitude* も記載）を、表 1 にドローンの物理パラメータを示す。

事事前実験として人間がパラメータを調整して手法 1~3 で群れ制御を行った際に、比較的近いパラメータになることがわかった。そこで今回は予備実験として比較的群れ全体の操作が容易な手法 3 を用いて、 k_c ($0 \leq k_c \leq 1$), k_a ($0 \leq k_a \leq 1$), k_s ($0.3 \leq k_s \leq 1$), v_{max} ($0.5 \leq v_{max} \leq 3.5$) の 4 つの Boids パラメータの最適化を行った。ここで、 k_s と v_{max} は最低限群れとして飛行できる範囲で制限をかけている。Boids アルゴリズムでは、特に衝突回避アルゴリズムなどは含まれておらず、結合の重み k_c と分離の重み k_s のみでドローン同士が絶妙な位置関係を保っており、 k_s の重みを変更することによって回避の強さを決定できる。今回の実験における k_s の範囲は様々なパラメータで実際に操作してみて、0.3 以上であれば衝突しないと判断した。

手法 3 では、群れ全体を人間が操縦する必要があるが、ここでは GA 学習のため人間が操縦せずに x 軸に対して一定速度 V (1, 0, 0) で操作量を与えて一定時間飛行させて個体学習し、その後ドローンの初期位置をリセットして、また一定時間飛行させて次の個体を学習することを繰り返し行った。これにより

表2 実験で用いた GA のパラメータ

世代数	20
個体数	20
データ数	1000
遺伝子ビット数	28
交叉率	50%
突然変異率	5%
エリート保存率	5%

図4 GAによる学習曲線

図5 (k_c , k_a , k_s , v_{max}) のパラメータ変化

全個体で同じ初期位置になるように自動化してパラメータ学習を行った。本来であれば速度や方位も変化させて学習するのが望ましいと考えられるが、今回はできるだけ複雑な要素は省略し、学習が早く収束することを重視して最適化シミュレーションを行った。

群れとして集まりつつ、操作できるように GA の適応度関数には式 (23) の $k = 0.4$ として評価関数 1 (中心に近づく関数) と評価関数 2 (目標速度を合わせる関数) を 4 : 6 で重み付き和をとった正規化関数 ($f = 0.4f_1 + 0.6f_2$ ($0 \leq f \leq 1$)) を用いた。ここでは人間の操縦に従った群れドローンの集団飛行制御を目指しているため評価関数 2 の重みを重視した適応度関数を設定した。本実験の GA で用いたパラメータを表 2 に示す。

手法 3 を用いた世代数 20、個体数 20、データ数 1000 ($\lambda_m = 1000$) の GA の学習曲線 (世代ごとの最大適応度と平均適応度) を図 4 に示す。グラフを見ると 8 世代あたりからはほぼ収束していることがわかる。また、最大適応度個体の世代ごとの各パラメータの変化を図 5 に示す。これにより 7~8 世代あたりでパラメータが収束していることがわかる。GA に

表3 学習の結果得られた最適パラメータ

学習パラメータ	学習範囲	最適値
結合の重み k_c	$0 \leq k_c \leq 1$	0.19
整列の重み k_a	$0 \leq k_a \leq 1$	0.98
分離の重み k_s	$0.3 \leq k_s \leq 1$	0.35
最大速度 v_{max}	$0.5 \leq v_{max} \leq 3.5$	0.93

図6 実験の操作デバイス

より最適化されたパラメータ (k_c , k_a , k_s , v_{max}) はそれぞれ表 3 のようになった。

4.2 群れドローンの操作性に関する評価実験

ここでは群れドローンの操作性評価を行うため、前節において手法 3 を用いて GA で最適化したパラメータを手法 1~3 の群れ制御で使用した。被験者に手法 1~3 の 3 パターンで群れドローンをあらかじめ設定したコースに沿って集団飛行制御をしてもらい、それぞれの手法に関して評価実験を行った。以下に実験条件および実験結果を示す。

4.2.1 実験条件

Quadricopter 制御の操作デバイスには、V-REP をインストールした PC に図 6 に示す ELECOM 製のゲームパッド (JC-U3312S) を USB 接続し、人間の操作入力として用いた。図 7 のようにゲームパッドの左スティックによって前後移動 (pitch) と左右移動 (roll) を、右スティックによって高度 (altitude) と左右旋回 (yaw) の制御を行うことが可能である。

この実験で使用したコースとドローンの初期配置を図 8 に示す。ドローンのスタートからゴールまでは 38 m で途中 2 つの障害物を回避してゴールを目標としてゲームパッドで群れドローンを人間が操縦する。手法 1~3 は図 9 のようにドローンの初期配置を行った。手法 1 および 2 で人間が操縦するドローンは赤色で表示し (手法 1 は中心ドローン, 手法 2 は先頭ドローン), その他のドローンは緑色で表示した。中心ドローンは全ドローンの重心に距離が最も近いドローン, 先頭ドローンは進行方向の一番前のドローンとし, これらは初期状態において決定される。これにより中心および先頭ドローンは見た目に

図7 ドローンへの操作入力

図8 実験環境（飛行コース）

も把握しやすくなっているだけでなく、人の操縦のみに反応して動作するため、操作者にはどのドローンを操作しているかを十分意識することができていたと考えられる。いずれの手法でも6台の群れドローンの集団飛行を維持しながら2つの障害物を回避しつつゴールを目指してもらった。特にドローン制御の時間制限は与えていない。

被験者としてドローン操作未経験の20代男子大学生9人に手法1～3で操作してもらった。その後、アンケート形式で3つの手法を比較して以下の評価項目（Q1～3）をリッカートスケールにより5段階（1：全く思わない，2：思わない，3：どちらとも言えない，4：思う，5：とても思う）で印象評価してもらった。

- Q1：群れ全体を操縦する際に操作しやすいと感じた。
- Q2：群れとしてバラバラにならずに集まりつつ飛行した。
- Q3：効率良く目的地に移動できた。

また、人間の印象評価だけでなくGAで使用した評価関数を用いて、各手法の性能評価も行った。コースとドローンの配置は全く同じものを使用して各手法ごとに3回飛行させ、評価印象関数1（中心に近づく評価関数） f_1 と評価関数2（目標速度を合わせる評価関数） f_2 によりドローンの集団飛行制御としての性能評価を行った。

4.2.2 実験結果

ここでは操作の慣れに対する偏りを避けるため実験前に特に

(a) 手法1

(b) 手法2

(c) 手法3

図9 ドローンの初期配置

練習はしないで、スタートからゴールまで障害物を交互に迂回しながら手法1～3の各集団飛行制御を行った後、アンケートに回答してもらった。アンケート結果としては、どの質問に対しても手法3 > 手法1 > 手法2の順番で印象評価が高い結果が得られた。

また、各手法における有意差を評価するため t 検定を行った。表4にQ1～3に関する p 値の算出結果を示す。比較的アンケート結果で高い評価を獲得した手法3を処理群として他の手法1または手法2とそれぞれ2群比較を2回行った。ここではBonferroni法を用いて、有意水準を $1/2$ として検定を行った。Bonferroni法調整後の p 値で、図表中の*は $p < 0.025$ ，**は $p < 0.005$ ，***は $p < 0.0025$ を示す。また、有意差のグラフを図10～12に示す。

さらにGAで用いた評価関数 f_1 、 f_2 を用いた性能評価も印

表4 印象評価項目の t 検定結果 (Bonferroni 法調整済)

評価項目	比較対象	p 値	有意水準	有意差
Q1	手法 1 vs. 手法 3	0.018361	2.5%	*
	手法 2 vs. 手法 3	0.004032	0.5%	**
Q2	手法 1 vs. 手法 3	0.003503	0.5%	**
	手法 2 vs. 手法 3	0.000007	0.25%	***
Q3	手法 1 vs. 手法 3	0.014411	2.5%	*
	手法 2 vs. 手法 3	0.002749	0.5%	**

図10 評価項目 Q1 の有意差検定

図11 評価項目 Q2 の有意差検定

図12 評価項目 Q3 の有意差検定

象評価と同様に Bonferroni 法調整後, t 検定を行った。表 5 に評価関数 f_1 , 評価関数 f_2 に関する p 値の算出結果を示す。有意差のグラフを図 13, 14 に示す。有意差検定の結果, 手法 3 を処理群とした有意差はないという結果となった。評価関数 f_1 の結果は印象評価と同様に手法 3 > 手法 1 > 手法 2 の順に評価が高くなったが, 評価関数 f_2 の結果は手法 1 > 手法 3 >

表5 性能評価関数の t 検定結果 (Bonferroni 法調整済)

評価関数	比較対象	p 値	有意水準	有意差
f_1	手法 1 vs. 手法 3	0.851237	2.5%	n.s.
	手法 2 vs. 手法 3	0.071723	2.5%	n.s.
f_2	手法 1 vs. 手法 3	0.459341	2.5%	n.s.
	手法 2 vs. 手法 3	0.563709	2.5%	n.s.

図13 評価関数 f_1 の有意差検定 図14 評価関数 f_2 の有意差検定

手法 2 の順に評価が高くなった。つまり, 手法 1 と手法 3 の性能評価は評価関数 f_1 (中心に近づく評価関数) の評価順位と評価関数 f_2 (目標速度を合わせる評価関数) の評価順位が異なる結果となった。

4.3 考察

本研究では, 動力学シミュレータである V-REP を用いてパラメータの最適化実験と操作性に関する評価実験を行った。最適化実験で GA により学習させたパラメータを利用して実際に飛行させることにより 2 つの評価関数を考慮した集団飛行制御を実現することができた。

しかし, 一般的な GA 学習と比べて比較的早い段階 (8 世代) でパラメータ値が収束した。これは, 学習する問題が比較的単純であった可能性もあるが, ドローンのパラメータ変化による群れ形状の大きな乱れがあまり生じないため, 初期世代から比較的最大の適応度が高く, 世代全体としての適応度変化も少なかった。本学習ではドローンが安定した動きをするように k_s や v_{max} に最小値や最大値の範囲を与えることにより, 群れとして飛行できるよう制約条件を設けたことで早い段階で収束した可能性も考えられる。なお, k_s は分離の重みであり, これを

ドローン同士が衝突しない範囲で学習させるのではなくドローンの衝突によってペナルティを与える評価関数を作成した方がよい結果が得られた可能性もある。

操作性に関する印象評価実験では、手法3（全ドローンを操縦）の評価が最も高くなり、 t 検定においても他の手法1と手法2と比較した際に明確な有意差が見られた。手法3ではドローン全体を操縦することによって他の手法と比べて、集団を操縦する感覚を与えやすいため評価が高い結果になったものと考えられる。手法3と比べて他の手法1, 2は人間が操縦するドローンに関しては直感的に操縦することが可能であるが、周囲のドローンは自律的に移動するため意図した通りに群れ全体として操縦することが難しかったものと思われる。また、操縦するドローンに色をつけてわかりやすくして実験を行ったが、それでも途中からどのドローンを操縦しているかわからなくなったという意見もあった。これは群れ全体を見ながら操縦するためにはシミュレータ上でカメラをより高い所に設置する必要があるためドローン1台が小さく見えてしまったのではないかと考えられる。

また、評価関数 f_1 および f_2 を用いた性能評価で有意差が現れなかったのは、もともと全ての手法の最適パラメータに大きな差異がなかった上に、GAの学習により最適化された値と同じパラメータ値を用いたことにより適応度関数としての評価値の変化が少なかったものと考えられる。

5. おわりに

本研究では、Boids と呼ばれるフロッピングアルゴリズムを用いて人間の操作にドローンの集団飛行制御を実現した。まず事前実験として Boids のパラメータを GA を用いて調整することで最適な集団飛行を可能とした。さらに提案した集団飛行制御手法（群れの中心ドローンのみ人間が操縦、基づく群れの先頭ドローンのみ人間が操縦、群れ全体を人間が操縦）の中でどれが人間にとって操縦しやすいか評価実験を行った。この結果、ドローンの集団飛行制御時において、人間がドローン全体を操縦する手法が最も操作しやすいことがわかった。これにより、群れドローンを利用した作業においてはドローン全体を操縦するような制御が有効であると予想される。

一方で、群れドローンをどの分野で活用するかによっても操作性の評価が変化する可能性がある。農業においてはドローン同士の位置関係が変化しない方が作業効率が良いと考えるが、アートやエンターテインメントの分野では位置関係が常に変化している方が好まれる場合も考えられる。このようにドローンを利用する分野によって操作性に関する評価が変化する可能性があるため、今後の課題として応用分野によって評価関数を設定し、操作性比較を行うべきであると考えられる。

また、GA による Boids のパラメータの最適化実験の際に、本研究では手法3で学習させたパラメータを全ての手法に適用したが、本来は手法3以外の手法でも適切な評価関数を用意してGAによる個別の最適化を行うことにより、さらに操作性が向上する可能性があると考えられる。他にも、パラメータをリアルタイムで変化させるような適応的な集団飛行制御やドローンの数の違いによる操作性評価実験を今後行っていきたいと考

えている。

参考文献

- [1] 霜村瞭, 延原肇: “農業利用を目的とした安全運用型ドローンの提案と自己組織化マップによるコアンダ効果を応用した推進機構の最適化,” 農業情報研究, Vol.27, No.4, pp. 83-94, 2018.
- [2] 鈴木恵二, 山内翔, 尾形晃基, 川嶋稔夫: “マルチドローンによる大規模地形モデリングと自動飛行撮影,” 第32回人工知能学会全国大会論文集, pp. 39-40, 2018.
- [3] Arts Electronica Futurelab: Drone100, <https://ars.electronica.art/futurelab/de/projects-drone100-spaxels-over-linz/> [accessed Jul. 1, 2021]
- [4] C. W. Reynolds: “Flocks, Herds, and Schools: A Distributed Behavioral Model,” *Computer Graphics*, Vol.21, No.4, pp. 25-34, 1987.
- [5] 巻口誉宗, 井上純一: “群知能シミュレーションにおける異方性の創発とその解析評価,” 計測自動制御学会論文集, Vol.46, No.11, pp. 666-675, 2010.
- [6] 長尾将義, 神酒勤: “ローカルな情報に基づく群れ行動アルゴリズムの自律移動ロボット群への実装,” 第24回ファジィシステムシンポジウム講演論文集, pp. 508-511, 2008.
- [7] 平井鷹行, 木下正博, 西川孝二, 川上 敬, 柴田将行: “自律群行動ドローン行動計画シミュレータの開発,” 2017年度精密工学会秋季大会学術講演会講演論文集, pp. 613-614, 2017.
- [8] J. H. Holland: *Adaptation in Natural and Artificial Systems*, MIT Press, 1992.
- [9] V-REP simulator: <http://www.coppeliarobotics.com> [accessed Jul. 1, 2021]

(2021年5月17日 受付)

(2021年7月27日 採録)

[問い合わせ先]

〒525-8577 滋賀県草津市野路東1丁目1-1

立命館大学 情報理工学部

前田 陽一郎

TEL: 077-561-4937

E-mail: ymaeda@fc.ritsume.ac.jp

著者紹介

まえだ よういちろう
前田 陽一郎 [正会員]

1981年大阪大学基礎工学部機械工学科卒業。1983年同大学院基礎工学研究科修士課程修了。同年三菱電機(株)中央研究所入社、その後、産業システム研究所主事。1989年から3年間、国際ファジィ工学研究所(LIFE)へ出向。1995年より大阪電気通信大学総合情報学部情報工学科助教授、博士(工学)。1999年から1年間、カナダ・ブリティッシュコロンビア大学客員研究員。2002年福井大学工学部知能システム工学科助教授、2007年同大学院教授、2013年大阪工業大学工学部ロボット工学科教授、2015年ものづくり大学技能工芸学部製造学科教授、2017年立命館大学情報理工学部情報理工学科教授、現在に至る。2007-2019年日本知能情報ファジィ学会人間共生システム研究部会代表幹事。2021年同学会会長に就任。主として、人とロボットの双方向インタラクションに関する人間共生システム研究に従事。日本ロボット学会、人工知能学会、日本感性工学会などの会員。

い 岩崎 幹雄 [非会員]

2020 年立命館大学情報理工学部知能情報学科卒業。2020 年（株）日立ソリューションズ入社。現在に至る。

か 亀井 且有 [正会員]

1978 年立命館大学理工学部電気工学科卒業。1980 年同大学大学院理工学研究科修士課程。1983 年同大学大学院博士課程後期課程修了（工学博士）。同年立命館大学理工学部助手。1993 年同助教授。1998 年同教授。2004 年情報理工学部教授。2021 年同名誉教授。現在に至る。2013–2016 年立命館守山中学校・高等学校校長を兼務。1990–1991 年米国カリフォルニア大学バークレイ校客員研究員。1996–1997 年カナダ・ブリティッシュコロンビア大学客員研究員。2000–2005 年中国湘潭工学院客員教授。2000–2003 年中国湖南大学客員教授。2011–2018 年早稲田大学商学大学院総合研究所（WBS 研究センター）特別研究員。1987 年度日本自動制御協会（現システム制御情報学会）榎本記念賞奨励賞受賞。2007 年日本感性工学会技術研究賞受賞。ソフトコンピューティング技術を応用した知能システム、感性システム、ヒューマンインタフェースに関する研究に従事。システム制御情報学会、ヒューマンインタフェース学会、日本感性工学会、IEEE などの各会員。

Swarm Flight Control for Multiple Drones Based on Learning Type Flocking Algorithm

by

Yoichiro MAEDA, Mikio IWASAKI, and Katsuari KAMEI

Abstract:

In recent years, the utilization of drone for pesticide spraying, load carriage, infrastructure inspection, and remote sensing has been proceeded because it is able to improve the work efficiency and the safety. In particular the utilization of multiple drones in the field of agriculture will enable to reduce the total time of pesticide spraying. On the other hand there are some examples flying multiple drones as the application to art and entertainment. Thus the opportunity of swarm flight control for multiple drones is expected to increase gradually. Therefore, this research aims at the realization of swarm flight control which is useful in the field of agriculture and amusement and so on. The swarm flight control simulation according to human operation using the flocking algorithm Boids well-known for the group behavior simulation of birds and fish was performed in this research. Boids is a kind of computer algorithm expressing swarm flight of birds based on three basic rules. In this research the parameters of three basic rules were tuned by genetic algorithm (GA). Moreover the experiment of evaluation for the operationability was performed after an operator controls one or multiple drones.

Keywords: drone, flocking algorithm, Boids, swarm flight control, genetic algorithm

Contact Address: **Yoichiro MAEDA**

College of Information Science and Engineering, Ritsumeikan University

1-1-1 Nojihigashi, Kusatsu, Shiga 525-8577, Japan

TEL: +81-77-561-4937

E-mail: ymaeda@fc.ritsumei.ac.jp