

屋内自律飛行船における自己組織的な群飛行

中 林 佑 太^{†1} 西 岡 良 太^{†2} 山 形 佳 史^{†2}
川 村 秀 憲^{†2,†4} 大 内 東^{†2,†4} 高 谷 敏 彦^{†3}

屋内自律飛行船はペイロードの制約から長時間飛行が可能となるバッテリーを搭載できない。そのため、効率的に飛行を行うことが重要である。また、屋内自律飛行船は飛行時に空気抵抗が大きく影響する。飛行時に同じ特徴を持つ鳥は自己組織的にフォーメーションを形成し、飛行時の負担を減少させている。そこで本研究では、飛行エネルギー効率の向上に適した群飛行をニューラルネットワークの遺伝的アルゴリズムによる学習を用いて獲得する。実験では、自己組織的な群飛行を実現した。

Self-Organized Multi-Flying of Autonomous Indoor Balloon Robots

YUTA NAKABAYASHI,^{†1} RYOTA NISHIOKA,^{†2}
YOSHIFUMI YAMAGATA,^{†2} HIDENORI KAWAMURA,^{†2}
AZUMA OHUCHI^{†2} and TOSHIHIKO TAKAYA^{†3}

Autonomous indoor balloon robots cannot have enough battery for long flight, because they have limitation of payload. For this feature, it is important for indoor balloon robot to move efficiently. The air resistance greatly influences balloon robots flight. Birds also have this feature. By getting self-organized formation, birds are enable to move efficiently. In this paper, we aim to realize to get self-organized multi-flying suitable for efficient move by using learning method for neural network with genetic algorithm. In the experiment, we confirmed the realization of self-organized multi-flying.

1. はじめに

複数台の自律ロボット(群ロボット)により、例えば空間探索、箱押し作業、清掃作業などといった従来の単独では困難となるような協調作業が可能となる。近年そのような作業を達成するための群ロボットの研究が盛んであり¹⁾、その協調作業の際の移動を考えると群ロボット研究のひとつの課題である。

そのような自律ロボットの例として、屋内自律飛行船ロボットが挙げられる。屋内飛行船ロボットはヘリウムガスによる中性浮力により飛行する。建物内を安全に移動することが可能であり、移動に必要なエネルギーが小さく3次元空間を自由に移動することが可能であるため、エンタテインメント飛行や高所での巡回

監視業務、被災建物内での探索が行われている。その一方、慣性や空気抵抗など環境からの外乱による影響が大きく移動が困難になるという特徴を有している。また、積載重量であるペイロードに制約があり、長時間駆動可能なバッテリーを搭載できずそのような環境下で長時間飛行させることが困難であるという特徴も有している。複数機の飛行船による飛行は、単独機では実現できなかった、あるいは困難であった作業が可能となり、既存の作業に対する効率の向上、さらなる室内アプリケーションへの応用が可能になると考えられる。

群ロボットをどのように同時に移動させるかという問題に対して、移動の際フォーメーションを形成するという方法が考えられる。鳥は群れとしてフォーメーションを形成することで飛行時の負担を軽減していることが解明された²⁾。同じようにフォーメーション形成を群ロボットに当てはめると移動時のエネルギー効率の向上ということがメリットのひとつとして想定され、そのためには群ロボット制御則が必要となる。Reynolds による boid モデル³⁾ から発展した質点系モデルによる研究成果が多数あり近年注目されている⁴⁾⁻⁷⁾。

自律飛行船群に群飛行させることを考えると、風と

†1 北海道大学 工学部

Faculty of Engineering, Hokkaido University

†2 北海道大学大学院 情報科学研究科

Graduate School of Information Science and Technology, Hokkaido University

†3 リコーソフトウェア株式会社

Ricoh Software Inc.

†4 科学技術振興機構, CREST

CREST, Japan Science and Technology Agency

いった外乱が飛行に与える影響が大きいという特徴から空気抵抗の減少効果が生まることが考えられ、それによる集団での移動エネルギー効率の向上するというメリットが考えられる。またそれにより風が複雑に変化するという環境の特徴を考慮すると、ロボットに行動を獲得させるという表相主義の設計論が特に有効であると考えられ、本研究ではそのように設計した複数飛行船に学習により群飛行を獲得させることを目的とする。複数の自律飛行船による多数の状態入力、また報酬遅れを想定しニューラルネットワーク (NN) と遺伝アルゴリズム (GA) による制御手法を用いる。

2. 屋内自律飛行船による群飛行

2.1 飛行船モデル

本研究で扱う屋内自律飛行船は円柱形のバルーンと推力を得るためのプロペラユニットを持ち3次元空間を自由に飛行できるロボットである^{8),9)} 図1。

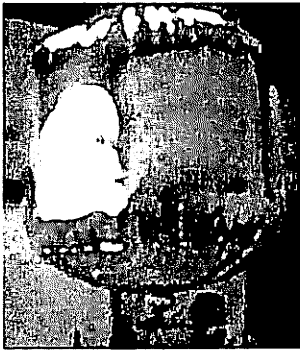


図1 実際の飛行船

飛行船はバッテリーからの電力をもとにモータがプロペラを回転させそれによって生じる推力により飛行する。バッテリー、6つのプロペラとそれらを回転させるための電子回路やプログラムを書き込むためのメモリからなるプロペラユニットはバルーン下部についており、それらの構成は図2、図3のようになっている。

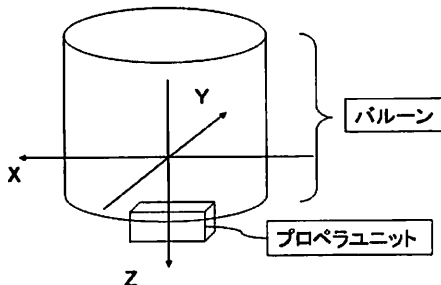


図2 飛行船の各部位

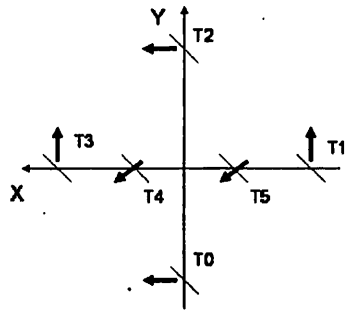


図3 プロペラユニットのプロペラの配置

これまで実機によりPID制御による単独飛行、自律的なバッテリー充電のための制御といった研究がされてきた。本研究では複数の飛行船が互いに他の飛行船の位置や速度といった状態をやりとりしながら飛行する状況を想定している。その際、実機にセンサなどを取り付けて複数の飛行船で実験するためには多大な時間的・金銭的成本がかかる。よって、実機をモデル化したシミュレータを使うことで、適切な環境設定での実験が可能となり、コストの問題も解決する。よって、本研究でシミュレータを用いることが有用であると言える。

2.2 飛行船シミュレータ

シミュレータのモデルは飛行船は前節で述べた飛行船であり、シミュレータは実際の飛行船の動きを定式化した運動方程式を解き飛行船の状態を求め、飛行船の動きを視覚化している¹⁰⁾。

実際の飛行船の動きをシミュレートするための運動方程式に用いる力の項として、推力、空気抵抗、遠心力とコリオリ力の項、重力と浮力のつりあいによる力の項を考慮している。これを式にすると次のようになる。

$$M\dot{v} = A + F + B + \tau \quad (1)$$

M は質量行列の項であり、 v は速度ベクトル、 A が空気抵抗の項、 F が遠心力とコリオリ力による項、 B は重力と浮力のつりあいによる力の項で τ で表される。

2.3 飛行時のエネルギー消費

2.3.1 飛行船のエネルギー特性

ここで T_0, T_2 はX方向の出力、 T_1, T_3 はY方向の出力、 T_4, T_5 はZ方向の出力であり、正回転のとき座標に対して正方向への推力を生み出す。X方向とY方向に関してはは2つのプロペラに対して異なる出力が可能である。プロペラの回転時間とプロペラの推力の関係は図4の通りである⁸⁾。また、プロペラはon-offの切り替えで動かしていてその間隔は0.03秒である。

図4は実機におけるプロペラの回転時間と推力の関係である。図4よりプロペラが正回転するときと逆回転するときで最大出力が異なっていることが分かる。そこで、シミュレータでは正回転のときの出力時間を

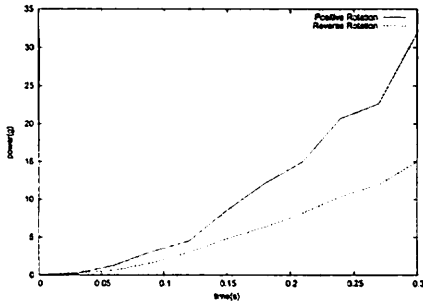


図4 回転時間と推力の関係

逆回転のときの最大出力である 15g の 0.21 秒 (8 段階) までとした。

プロペラを回しているモータは電圧 7.4V, 電流容量 730mAh のバッテリーから電力の供給を受ける。これと電力と時間からエネルギーを計算するための式

$$P(W) = I(A)V(V), E(J) = P(W)T(s) \quad (2)$$

より推力と消費エネルギーの関係を求めることができ、これが飛行船のモータにおけるエネルギー特性となる図 5。これを見ると最大出力でエネルギー効率が良いことが分かる。

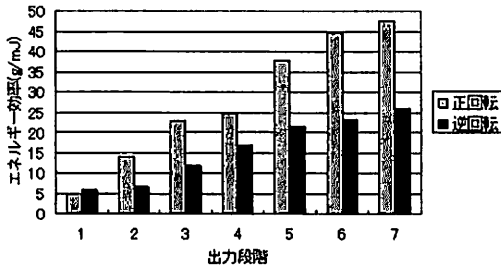


図5 飛行船のエネルギー特性

2.3.2 空気が飛行船に及ぼす影響

既存のシミュレータで式 (1) 中の空気による抵抗の力 A を計算するために、空気の密度 ρ と速度 v , 角速度 ω またその方向への断面積 S に比例する以下の式を用いている。ここで C は抵抗係数, S は断面積である。

$$A = C\rho vS \quad (3)$$

飛行船の速度が小さいので断面積と速度に比例した抵抗がかかるようにした。

今回複数の飛行船による飛行をシミュレートするにあたって、ある機体が及ぼす他の機体に対しての空気による影響を考慮する必要がある。

ここで、飛行船の機体を円柱に見立てさらに流れを 2 次元に限定すると、理想流体の渦なし流れは速度ポテンシャル ϕ を用い

$$\frac{\partial^2 \phi}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 \phi}{\partial y^2} = 0 \quad (4)$$

と表される。今回この式を差分法による解析により飛行船周りの空気の流れを求め複数機体による空気による影響を考慮した。

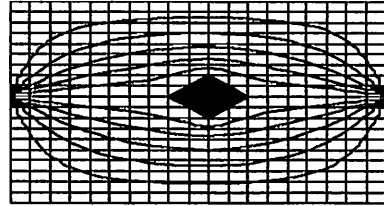


図6 差分法による飛行船周りの風の流れの解析

図 6 は単独で飛行中の飛行船から見た飛行船周りの空気の流れを解析したものである。風の向きに対して飛行船の前または後ろの位置が流れが弱く、その位置で飛行船と同じ方向で飛行すると空気抵抗が軽減されることが分かる。

3. 飛行制御システム

本論文では飛行船群が学習によって群飛行するということを実現させることを目標としている。そのためには何らかの学習則が必要となる。それぞれの飛行船が群飛行において協調しようとする時、他機体の状態など多数の入力を取ることが考えられる。そのような他入力に対応する学習制御手法としてニューラルネットワークによる学習制御を用いた。

3.1 ニューラルネットワークによる制御

飛行船の制御のため i 番目の入力状態 x_i と状態 z_i , 素子 i と素子 j の結合係数 ω_{ij} , θ_i に関して

$$z_i = \sum_{j=1}^{n_x} \omega_{ij} x_j + \theta_i, i = 1, \dots, n_z \quad (5)$$

で表される人工ニューロン素子と、連続値を取る双曲関数

$$\sigma(z_i) = \tanh z_i = \frac{\exp(z_i) - \exp(-z_i)}{\exp(z_i) + \exp(-z_i)} \quad (6)$$

をシグモイド関数 σ として用いた 3 層のネットワークからなる NN を用いた。入力としては他機体の相対座標系による位置・速度状態、自身の前ステップでの出力、絶対座標系による自身の速度、

$$Possession = \frac{E_{posess}}{E_{init}} \quad (7)$$

で表されるエネルギー保有率とした。

入力にとる値は回転座標系での他機体の位置、速度、回転座標系での自身の速度、エネルギー保有率とした。中間層の数 I は入力層の数 N , 出力層の数 $M = 5$ に対し

ニューラルネットワーク

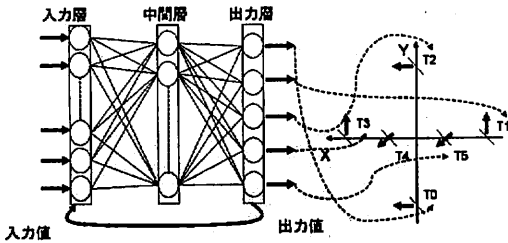


図 7 3 層再帰型 NN によるプロベラユニットの制御

$$I = (N + M + 2) / 2 \quad (8)$$

とした。

3.2 進化学習

先に述べた構造を持つ NN を用い、飛行船群について全体の飛行エネルギー効率を最適化することを考えると、飛行中にそれぞれの飛行船に最適な状態を与えるのは難しく、評価関数による評価値を試行の最後に与えるのが適当である。このような場合教師なし学習であり、報酬遅れの問題を解決する必要がある。本研究ではこのような理由で遺伝アルゴリズム (GA) を用いた NN の最適化という学習手法を取り入れた。

GA は NN の中間層・出力層の閾値、結合係数を遺伝子とした染色体を遺伝子型かつ表現型としそれを 1 個体とした図 8。遺伝子は実数値を取る。

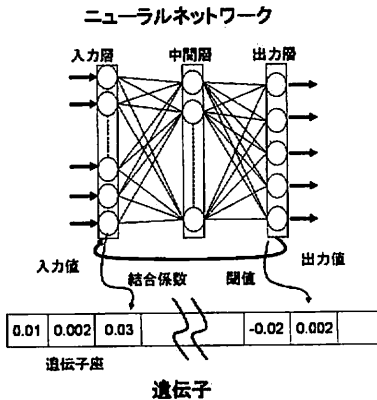


図 8 NN の結合係数から遺伝子型へのエンコード

GA の動作としては、

1. 初期個体群の生成 (生成)
各個体の遺伝子の値を小さなランダムな値に決定する。
2. 個体群の評価 (評価)
評価関数 *fitness* によって各個体の適応度を決定する。
3. 選択
まず適応度が高い個体を N_{elite} 個保存 (エリート選

択) しそれ以外をトーナメント選択により評価値の高いものを選択する。

4. 交叉

個体群の中から並び順に 2 ずつ親を選び、確率 P_c でランダムに決定した交叉位置で一点交叉する。

5. 変異

確率 P_a で個体の中の遺伝子のある範囲でランダムに変更し、確率 P_b で遺伝子の値を小さなランダムな値で増減させる。この 2 種類の変異を各個体に対して独立に試行する。

があり、生成の後評価から変異を繰り返す、それを 1 世代とする。

評価関数は全 n 機体が最初にもつバッテリーによるエネルギーでどれだけ遠くまで飛べたかということを表す

$$fitness = \sum_{i=1}^n dist_i \quad (9)$$

とした。 $dist_i$ は i 番目の飛行船における初期位置から飛行終了後の最終到達地点までの直線距離である。

4. 実験

本論文では進化学習による制御方法を取り入れた複数機による群飛行による効果を検証するために、機体数 n を変えながら全体の飛行エネルギー効率という指標を用いた実験を行う。

4.1 設定

n 機の複数機体による飛行を想定する。今回は飛行船群に群飛行というタスクを与え、空間サイズによる制限はしない。ただし屋内という条件、飛行船の特徴を考慮し空気流れの解析範囲を飛行船を中心とした 5m 四方とし、機体が及ぼす空気流れは水平方向のみを考慮し鉛直方向については自機の数と面積に比例した抵抗がかかるようにした。

1 試行について、飛行船群の初期位置は 3 次元上の点 S を中心とした半径 R の xy 平面の円状に n 機を等間隔に置く正 n 角形の配置とした。飛行時間の制限はシミュレータで設定したバッテリーによる飛行時間に比べ十分長い打ち切り時間 T_{limit} を設けバッテリーのエネルギーが無くなり全機体が停止、または打ち切り時間で飛行終了とした。

まず、複数機との比較対象として機体数 $n = 1$ の場合の評価値を求める。この場合 NN の入力層の数 $N = 9$ 、中間層の数 $I = 8$ 、遺伝子長 $L = 125$ となる。同様に $n = 2$ の場合 $N = 15$ 、 $I = 11$ 、 $L = 236$ となり、 $n = \{2, 4, 6\}$ と変化させた。

また、初期位置について初期位置中心 $S(x, y, z) = (0.0, 0.0, 1.5)$ 、半径 $R = 1.5(m)$ とし各機体の向きをそろえて配置した、GA に関して全機体は同じ遺伝子を使用し、エリート保存の数 $N_{elite} = 10$ 、個体数 100、

交叉確率 $P_c = 0.6$, 変異確率 $P_a = 0.1$, $P_b = 0.7$ とした。また、飛行打ち切り時間 T_{limit} は 500 秒とした。

4.2 結果

実験により、いくつかの複数機による特徴的な振る舞いが見られた。見られた振る舞いは図 9, 図 10, 図 12 の通りである。

(1) $n = 2$ の場合

図 9 のような飛行が見られた。2 機体とも同じ方向へあわせるように飛行している。

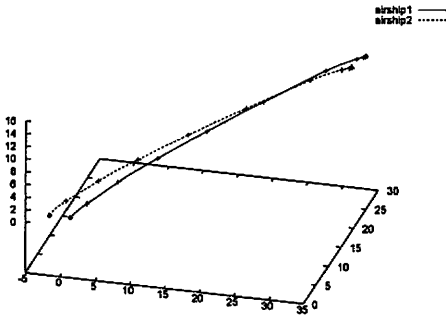


図 9 2 機体による飛行

(2) $n = 4$ の場合

4 機体とも xy の正方向へ向かい左へカーブしている様子が見れるが、他機体が先頭機に追従し空気抵抗の減少効果を求めた結果と思われる。2 章と評価関数より、1 機体が高い評価値で飛ばうとすると直線的に進むのが最も良いことから、学習が完了しない可能性があるが個々が単独で飛ぶのではなく 4 機体で協調して飛ぶことによって評価値を上げようとしていると考えられる。

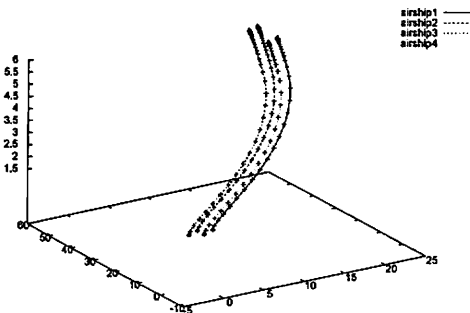


図 10 4 機体による飛行

また、図 11 は初期位置からある時間までの飛行の軌跡を一定時間間隔で 2 次元平面状にプロットしたものである。飛行中 4 機体による正方形に近い

フォーメーションが観察された

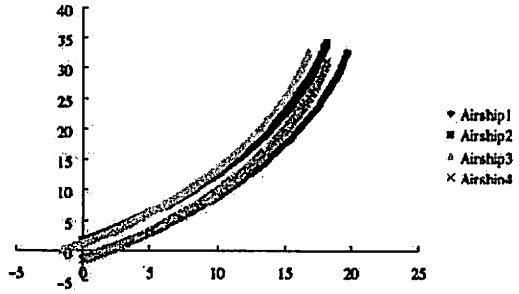


図 11 4 機体によるフォーメーション

(3) $n = 6$ の場合

6 機体の飛行図 12 においても正六角形に近いフォーメーションが観察された図 13.

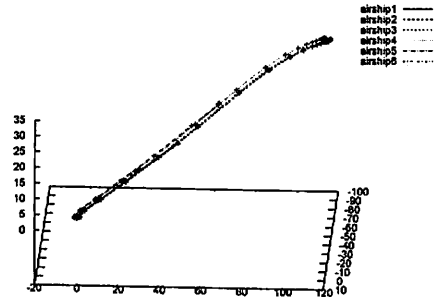


図 12 6 機体による飛行

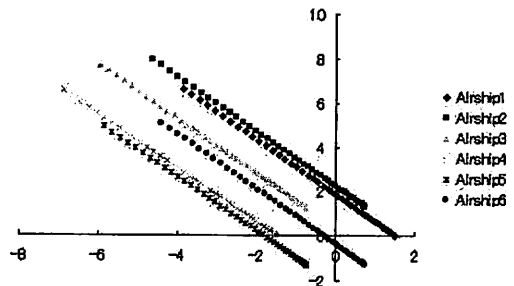


図 13 6 機体によるフォーメーション

特徴的な振る舞いとして、集まって同じ方向に飛行しフォーメーションを形成するような群としての動きが見られた。

また、これらの 4 パターンの飛行によって得られた評価値は表 1 の通りである。学習が進んだ 500 世代目における 1 機体の飛行に比べ、複数機体の飛行が 1

機体平均の評価値が高く、群としてより遠くまで飛ぶことができるエネルギー効率法を獲得していることが分かる。評価関数とは直接の関係はないが全機体が停止するまでの飛行時間について見てみると、結果として長時間飛行できるようになっている。

表 1 評価値による比較

	評価値	評価値の 1 機体平均	飛行時間
1 機体	19.4	19.4	75.6
2 機体	71.5	35.7	98.3
4 機体	222.5	55.6	135.7
6 機体	623.8	103.9	227.7

5. 結 論

本研究では屋内自律飛行船に対し外部からの制御によって群飛行を実現させる制御手法ではなく、飛行船同士が互いに協調して飛行することで、自己組織的に群飛行を獲得するような学習、制御方法を取り入れた。それによって自発的に集団として協調するような飛行の様子が見られた。

謝辞 本研究を進めるにあたり、多大な御助言を頂きました公立はこだて未来大の飯塚博幸氏に心から感謝いたします。

参 考 文 献

- 1) Jun Ota: Multi-agent robot systems as distributed autonomous systems, *Advanced Engineering Informatics*, Vol.20 (2006).
- 2) H.Weimerskirch, J.Martin, Y.Clerquin, P.Alexandre & S.Jiraskova: Energy saving in flight formation, *Nature*, 413 (2001).
- 3) Calig, W, Reynolds.: Flocks, Heads, and Schools: A Distributed Behavioral Model, *Computer Graphics*, Vol.21, No.4 (1987).
- 4) 早川 朋久, 藤田 政之: マルチエージェントシステムとビークルフォーメーション, 計測と制御, Vol.46, No.11 (2007).
- 5) Herbert G. Tanner, Ali Jadbabaie and George J.Pappas: Stable Flocking of Mobile Agents, Part I: Fixed Topology, in *Proceedings 42nd IEEE Conference on Decision and Control* (2003).
- 6) Kenichi Fujibayashi, Satoshi Murata, Ken Saganuma and Masayuki Yamamura: Self-Organizing Formation Algorithm for Active Elements, *FORMA*, vol.18, No.2 (2003).
- 7) Reza, Olfati-Saber.: Flocking for Multi-Agent Dynamics Systems: Algorithms and Theory, *IEEE Transactions on Automatic Control*, Vol.51, No.3 (2006).
- 8) 川村 秀憲, 角田 久雄, 山本 雅人, 高谷 敏彦, 大内 東: ホバリング制御に基づくエンタテイ

メントバルーンロボットの開発, 知能・情報・フュージ学会論文誌, Vol.17, No.2 (2005).

- 9) 高谷 敏彦: 小型自律飛行船の研究プラットフォーム開発に関する研究, H18 年度学位論文.
- 10) 西岡 良太: 複数飛行船シミュレータの開発と飛行制御に関する基礎研究, H17 年度卒業論文.