

スパイキングニューラルネットワークを用いた ドローン飛行制御に関する研究調査

A Survey on Spiking Neural Network for Drone Flight Control

指導教員： 福田盛介 教授

修士課程 1 年 37-256564 平田涼馬

Abstract

AI-based flight control for drones has gained significant attention for applications in unknown and dynamic environments. Particularly, in environments where communication delays are significant, such as Mars, there is a need for AI models that can operate onboard, and the application of Spiking Neural Networks (SNNs) is anticipated. This survey analyzes recent research related to SNN-based drone flight control, focusing on (1) methods using reinforcement learning, (2) methods using imitation learning, and (3) methods combined with event-based vision sensors. Finally, we summarize and compare the key results of each approach and discuss their future prospects to the flight control of Mars exploration drones.

1 序論

ドローンは地形や障害物の影響を受けにくい高い移動能力や導入・運用コストの低さなどの特徴から農業や建設、物流、惑星探査など幅広い用途への応用が進んでいる。これらの応用において、高い自律性を持つドローンの開発が求められている。ドローンの飛行制御には、従来の制御理論に基づく PID 制御やモデル予測制御などが用いられることが一般的であったが、これらの手法には未知の環境や動的な環境への適応性、複雑なタスクの遂行能力に限界がある。これらの課題に対処するため、近年ではニューラルネットワークを用いた制御手法に注目が集まっている [1]。ニューラルネットワークを用いたドローン制御ネットワークの推論は、通信を用いて高性能なコンピュータにデータを送信して推論を行う方法と、ドローンに搭載したエッジデバイスで行う方法に大別される。通信を用いる場合、高い計算能力を利用して高度な行動計画を立てたり、高い精度での物体認識などを活用した制御が可能である一方で、通信遅延の影響からリアルタイム性に欠けるという課題がある。一方、エッジデバイスを用いる場合、リアルタイムでの制御が可能であるが、電力の使用が飛行時間の短縮につながってしまう点や、計算能力の不足からモデルの軽量化を行った結果、推論精度が低下するという課題がある [2]。これらの課題に対処するため、省電力かつ高効率な計算が可能なスパイキングニューラルネットワーク (SNN) を用いたドローンの飛行制御手法が注目されている。

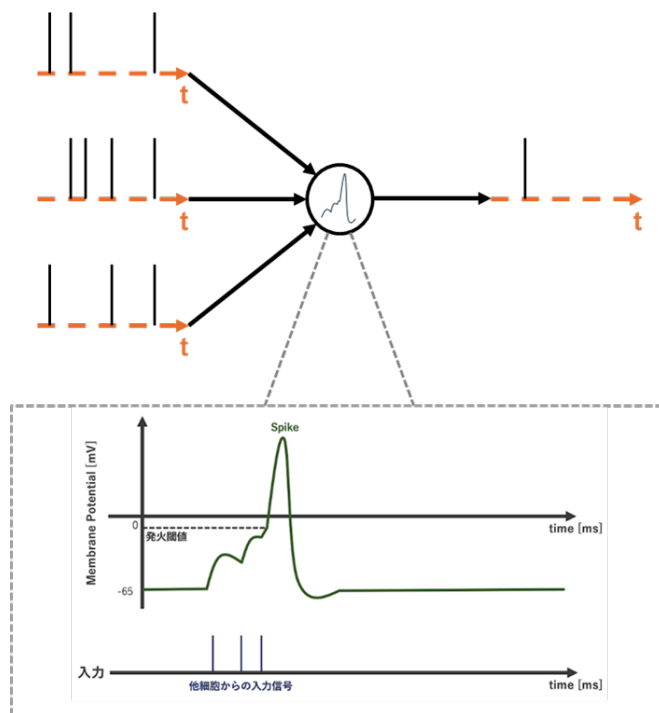


図 1: スパイキングニューラルネットワークの概念図 ([3] を一部改変)

1.1 スパイキングニューラルネットワーク

スパイキングニューラルネットワーク (SNN) とは、生物の脳が 0,1 のスパイクを用いて情報伝達することを模倣した AI モデルである。このスパイクを処理するニューロンのモデルとして使用されているのが LIF モデルである。LIF

モデルは、以下の式で表される。

$$\tau_m \frac{dV(t)}{dt} = (-V(t) + E_{rest}) + I(t) \quad (1)$$

ここで、 $V(t)$ は膜電位、 E_{rest} は静止膜電位、 $I(t)$ は入力電流、 τ_m は膜時定数を表す。スパイクが入力されると、膜電位が上昇し、入力が無い場合は静止膜電位に向かって減衰する。連続でスパイクが入力されることで、膜電位が閾値を超えるとニューロンが発火し、出力スパイクを生成する。SNN の特徴として、入出力情報が 0,1 のスパイクで表現されることや、スパイクの入出力がある場合のみニューロンが活動するため、専用のニューロモルフィックチップ上に実装した場合、計算量が少なく、省電力、リアルタイム処理が可能であることが挙げられる。一方で、SNN は入出力で扱うスパイクが微分不可能であるため、ANN で一般的に用いられる誤差逆伝搬法を直接適用できないため、学習が困難であるという課題がある。現状、SNN の学習手法としては、ANN で学習したパラメータを SNN に変換する手法や、代理勾配を用いて誤差逆伝搬法を適用する手法などが用いられているが、ANN と比較して学習効率が低いという課題がある。また、ニューロモルフィックチップの性能も発展途上であり、ANN と比較して計算能力が劣る場合が多い。

1.2 火星探査への展望

火星探査において、ドローンは地形の把握や科学観測、通信中継など多様な役割を担うことが期待されている。NASA の火星ドローン「Ingenuity」は、火星大気中での飛行実証を成功させ、その後も複数の飛行ミッションを遂行している [4]。将来的な火星探査ミッションでは、ドローンがより高度な自律飛行能力を持つことが求められており、未知の地形や動的な環境に適応できる制御手法の開発が必要である。この制御手法として、SNN を用いたドローン制御は、省電力かつリアルタイム処理が可能であるため、火星探査ドローンへの応用が期待されている [5]。

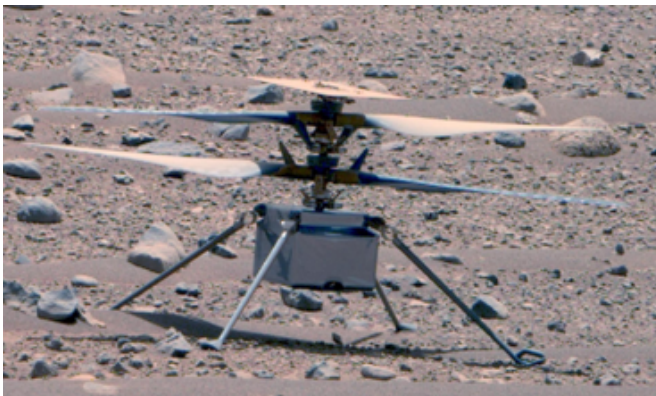


図 2: 火星ドローン Ingenuity ([4] より引用)

1.3 本調査の目的

本調査では、SNN を用いたドローンの飛行制御について、シミュレーションにより SNN を用いた強化学習に取り組んだ手法、模倣学習で訓練した SNN でセンサーデータをモーターコマンドにマッピングして制御を行う手法、入力にイベントカメラと呼ばれるビジョンセンサーを利用した制御手法について紹介し、各手法の分析から将来の火星探査ミッションにおけるドローン飛行制御への応用可能性について議論を行う。

2 イベントベース入力による SNN 制御 [6]

2.1 概要

この研究では、イベントカメラを用いて取得したイベントベースの視覚情報を入力とし、低レベルの制御

3 模倣学習 SNN を用いたモーター制御 [7]

3.1 概要

この研究では、ドローンの自律制御を単一のニューロモルフィックチップのみで実現することを目的として、IMU の入力からモーターコマンドを出力する SNN ベースの制御システムを提案している。本手法では、学習時にネットワークを姿勢推定と制御の 2 つのサブネットワークに分割し、それぞれを教師あり学習、模倣学習で訓練すること、SNN を用いることにより生じるセンサーバイアスやフィードフォワード遅延に対象するための工夫を行っている。また、提案手法は Crazyflie 上に実装され、評価が行われた。

3.2 ネットワーク構成

3.3

4 強化学習 SNN を用いたナビゲーション [8]

5 まとめ

参考文献

- [1] Patrick McEnroe, Shen Wang, and Madhusanka Liyanage. A survey on the convergence of edge com-

- puting and ai for uavs: Opportunities and challenges. *IEEE Internet of Things Journal*, Vol. 9, No. 17, pp. 15435–15459, 2022.
- [2] Sifat Rezwan and Wooyeol Choi. Artificial intelligence approaches for uav navigation: Recent advances and future challenges. *IEEE access*, Vol. 10, pp. 26320–26339, 2022.
- [3] Hiroshi Araki. ゼロから学ぶスパイキングニューラルネットワーク, 1 2021.
- [4] NASA. Ingenuity mars helicopter image gallery, 1 2024.
- [5] David AR Harbour, Kelly Cohen, Steven D Harbour, Bradley Ratliff, Alex Henderson, Hallie Pennel, Stephen Schlager, Tarek M Taha, Chris Yakopcic, Vijayan K Asari, et al. Martian flight: Enabling motion estimation of nasa’s next-generation mars flying drone by implementing a neuromorphic event-camera and explainable fuzzy spiking neural network model. In *2024 AIAA DATC/IEEE 43rd Digital Avionics Systems Conference (DASC)*, pp. 1–10. IEEE, 2024.
- [6] Federico Paredes-Vallés, Jesse J Hagenaaars, Julien Dupeyroux, Stein Stroobants, Yingfu Xu, and Guido CHE de Croon. Fully neuromorphic vision and control for autonomous drone flight. *Science Robotics*, Vol. 9, No. 90, p. eadi0591, 2024.
- [7] Stein Stroobants, Christophe De Wagter, and Guido CHE De Croon. Neuromorphic attitude estimation and control. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2025.
- [8] Yin-Ching Lee, Sebastiano Mengozzi, Luca Zanatta, Andrea Bartolini, Andrea Acquaviva, and Francesco Barchi. Bio-inspired drone control: A reinforcement learning-trained spiking neural networks for agile navigation in dynamic environment. In *2025 IEEE International Conference on Omni-layer Intelligent Systems (COINS)*, pp. 1–8. IEEE, 2025.