

論文 / 著書情報
Article / Book Information

論題(和文)	羽ばたき飛行体の翼変形の機械学習による感覚付与の研究
Title(English)	A study on implementation of body sense in a flapping wing micro aerial robot by machine learning of wing deformation
著者(和文)	久保田 健太, 田中 博人
Authors(English)	Kenta Kubota, Hiroto Tanaka
出典(和文)	日本機械学会2022年度年次大会予稿集, , ,
Citation(English)	, , ,
発行日 / Pub. date	2022, 9

羽ばたき飛行体の翼変形の機械学習による感覚付与の研究

A study on implementation of body sense in a flapping wing micro aerial robot by machine learning of wing deformation

○学 久保田 健太, 正 田中 博人

Kenta KUBOTA, Hiroto TANAKA

東京工業大学 Tokyo Institute of Technology

Flying animals have wings which is light and thin enough to deform in accordance with fluid dynamic and inertia forces. Some animals sense the strain of the wings to detect flow environment such as wind speed and direction. Therefore, bio-inspired flapping-wing aerial robots can recognize the wind environment by the body sense which detect the wing deformation. In this study, classification of wind speed and direction by means of machine learning with CNN (Convolutional neural network) of strain data from a flapping wing was performed. A flexible hummingbird-mimetic wing was fabricated, to which three strain gauges were attached. Seven different wind conditions were applied to the flapping wing. Strain data were processed through CNN so that the CNN learns to distinguish the wind condition. As a result, the accuracy of the classification was more than 98%, even when the length of strain data is half of the flapping period. In addition, this classification was possible without phase information of the input time-series strain data relative to the flapping motion.

Keywords: Biomimetics, Soft robot, Aerial robot, Flapping wings, Neural Network

1. 緒 言

羽ばたき飛行する生物の翼は軽量で薄く、羽ばたき中に流体力と慣性力によって変形する。風速や風向が不規則に変化する自然環境において、飛行生物は翼内の感覚器で翼変形を感知し、周囲の風況を認識することで、飛行制御に活用している可能性がある⁽¹⁾。従って、生物を規範とした羽ばたき翼飛行体においても、翼変形を検知する感覚によって、周囲の風速や風向といった風況認識できる可能性がある。そこで本研究は、ハチドリを規範とした羽ばたき翼に複数個の歪ゲージを貼り付け、ホバリングを想定した固定状態で羽ばたかせ、歪の時系列データを機械学習することによって周囲の風速・風向の分類を行った。従来研究では、Tanakaらが市販の電動ラジコン羽ばたき飛行機の翼面フィルムに柔軟歪センサを3つ埋め込み、リカレントニューラルネットワークの1種である物理リザーバー計算を用いて、6種類の風状態（無風および5種類の風向）を80%以上の確率で分類することに成功している⁽²⁾。一方、本研究では、翼面フィルムを支える比較的固い構造部（羽軸）に歪ゲージを貼り、機械学習にはCNN（畳み込みニューラルネットワーク）⁽³⁾を用いた。CNNには再帰構造が無いとため、突発的な風の変化にも対応できる可能性がある。また、振動モードが翼面フィルムよりも明確であると思われる羽軸の歪を用いることで、より正答率の高い推測が期待できる。さらに、分類に必要な時系列入力データの長さは羽ばたき周期に対してどこまで短くできるのかも調べた。

2. 柔軟翼と歪ゲージの構成

本研究では、チャムネエメラルドハチドリを模倣したポリイミド製の柔軟翼を製作した⁽⁴⁾。厚さ 12.5 μm の翼面フィルム（カプトン、東レ・デュポン）が、8本の羽軸で支持される（図1）。羽軸は、厚さ 50 μm のフィルムを熱プレスで積層して製作した。接着には、厚さ 13 μm の熱可塑性接着フィルム（パイラックス FR1500、デュポン）を用いた。羽軸の積層数は翼基部ほど大きく（積層数 7; 厚さ 426 μm ）、端

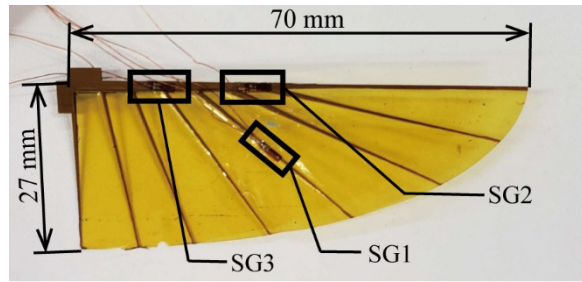


Fig. 1 Fabricated hummingbird-mimetic wing with three strain gauges.

部ほど小さい（積層数 2; 厚さ 111 μm ）。さらに翼基部の片面には、厚さ 200 μm の炭素繊維強化樹脂板（マットカーボンプレート綾織, Sano Factory）を補強のため接着した。

歪ゲージ（KFGS-1N-120-C1-11 N30C2, 共和電業）は、翼中央部の羽軸に 1 つ（SG1）、前縁の羽軸に 2 つ（SG2, 3）、専用瞬間接着剤（CC-36, 共和電業）で貼り付けた（図 1）。SG1, SG2, SG3 の配置は、翼後縁の中央付近、翼端付近、そして、翼全体のモーメントが検知できるように、それぞれ配置した。歪ゲージのゲージ部は幅 0.65 mm、長さ 1 mm で、ベース部は幅 1.4 mm、長さ 4.2 mm である。

3. 実験方法と機械学習方法

3.1 羽ばたきと風況の実験条件

製作した 1 枚の翼を、当研究室で設計・製作した電動羽ばたき機の右側に取り付けた⁽⁴⁾。機体を羽ばたき軸が鉛直上向きとなるように設置した。羽ばたき角の範囲は -68° から 68° で、羽ばたき周波数は DC モータに入力する直流安定化電源の設定電圧値により手動で設定し、14.5 Hz（羽ばたき周期 $T = 6.9 \times 10^{-2}$ s）とした。このとき、羽ばたき機は無風状態で上向きに約 6 gf の力を発生した。これは、規範元のハチドリ⁽⁵⁾の体重に相当する⁽⁶⁾。

この機体に距離 0.25 m から同じ高さに設置した軸流電動ファンで水平に風を与えた（図 2）。無段階速度調整スイッチを手動で操作することで風速を変え、羽ばたき機の位置の風速は 1 軸風速センサ（アネモマスター MODEL6305, 日本カノマックス）で確認した。風向は、ファンに対する機体の向きを鉛直軸周りに回転して変えた。

実験で分類する風況は、風向は正面 (0°)、斜め (45°)、横 (90°) の 3 方向（図 3）、風速は 1.5 m/s と 3.0 m/s の 2 種類とし、無風状態を加えた合計 7 種類とした（表 1）。

3.2 歪の時系列データ取得方法と機械学習用データの定義

各歪ゲージをブリッジヘッド（NDIS-120 Ω , 横河計測株式会社）に接続して 1 ゲージ法ブリッジ回路を構成し、データロガー（DL850E, 横河計測株式会社）で抵抗変化率を計測した。サンプリングレートは 10

Table. 1 Classification of the wind conditions

Class of wind	Wind speeds	Wind direction
1	1.5 m/s	Front
2	3.0 m/s	Front
3	1.5 m/s	Diagonal
4	3.0 m/s	Diagonal
5	1.5 m/s	Side
6	3.0 m/s	Side
7	0 m/s	NA

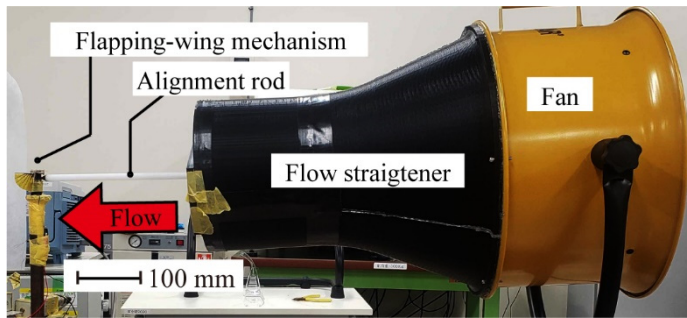


Fig. 2 Experimental setup.

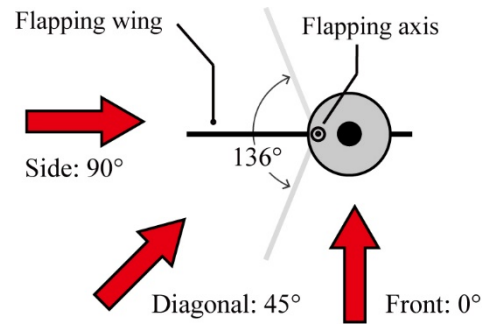


Fig. 3 Top-view schematic of the wind directions.

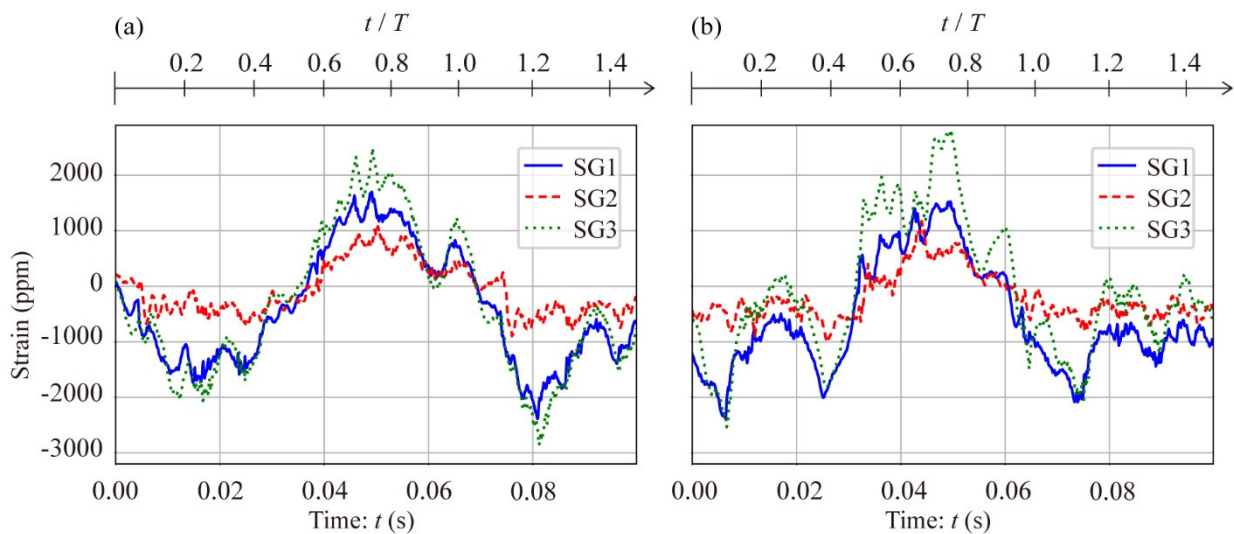


Fig. 4 Examples of the time-series strain data. (a) Without wind. (b) 3.0 m/s wind from the front.

kHz とし、計測 1 回あたりのサンプリング時間は約 1 秒間とした。以後、計測 1 回分の時系列データを「データセット」、データセットを構成する個々の数値を「データ要素」と呼ぶ。計測は、ひとつの風況あたり 100 回行った。さらに、データセットを連続的に分割して「分割データ (Unit data)」を生成し、学習、検証、および分類テストにおける入力データとして用いた。本研究では、分割データの長さを 1.5 羽ばたき周期から 0.1 羽ばたき周期まで 8 通り変えて、後述する風況分類の正解率を比較した。生成した多数の分割データのうち、64% を教師データ、16% を検証データ、20% をテストデータとして用いた。これらの割合は、文献値⁽⁶⁾を参考にした。

取得した時系列データの例として、無風中で羽ばたかせた場合 (図 4(a)) と正面 0° から 3.0 m/s の風を与えて羽ばたかせた場合 (図 4(b)) を示す。図中には、長さ 0.2 羽ばたき周期で分割データを生成する場合の分割時刻も示した。風の有無による時系列データ波形の違いは明確ではなく、機械学習の必要性が分かる。

なお、本実験では翼運動は計測せず、分割データ生成時に羽ばたき角の位相は考慮しない。

3.3 CNN の構成

本研究では、畳み込み層、活性化関数、バッチノーマライゼーション層、ドロップアウト率 50% のドロップアウト層の 4 つを 1 つの層セットとして、可能な限り多くのセットを CNN に組み込んだ。活性化

Table. 2 Learning performance for the classification of the wind conditions.

Duration of the unit data per flapping cycle	The number of convolutional layers	The number of unit data	Accuracy of validation	Accuracy of test
1.5	5	7,000	99.5%	99.3%
1	5	10,500	99.3%	98.9%
0.7	4	14,000	99.1%	98.3%
0.5	4	21,000	98.0%	98.0%
0.4	4	24,500	96.9%	97.0%
0.3	3	35,000	95.5%	94.7%
0.2	2	49,000	91.2%	91.8%
0.1	1	105,700	82.8%	82.3%

関数には ReLU (Rectified Linear Units) 関数, 出力関数にはソフトマックス関数, 誤差評価関数には交差エントロピー誤差を用いた.

CNN では, 畳み込み層を通るとデータが小さくなるため, 本研究で用いる単純な CNN では, 分割データに含まれるデータ要素数が少なくなるにつれて, CNN を構成する層セット数が小さくなる. 一般的に, 層セット数は多い方が最終的な分類正解率が高くなる. 従って, 分割データ内に含まれるデータ要素数が少ないほど, 正解率は低くなる.

4. 実験結果

分割データ長さ毎の分類正解率を表 3 に示す. 羽ばたき運動の位相を考慮していないのにも関わらず, 分割データ長さが 0.5 羽ばたき周期以上のときは, 98% 以上の高い正解率が得られた. 分割データ長さが 0.2 羽ばたき周期と短く, 畳み込み層が 2 層と小さいときでも, 正解率は 91.8% と高かった. さらに, 分割データ長さが 0.1 羽ばたき周期で畳み込み層が 1 層だけでも, 82.3% の正解率が得られた. この結果は, 羽ばたき周期よりはるかに短い時間内の情報にも風況を表す特徴が存在することを意味する.

5. 結 言

ハチドリを模倣した羽ばたき翼に歪ゲージを 3 つ貼り, 7 種類の風環境の中で羽ばたかせ, 歪データの CNN による学習から風環境を分類できるかを実験した. その結果, CNN に入力するデータが 0.5 羽ばたき周期と小さくても 98% の正解率が得られた. 今後の研究では, 機械学習に必要な分割データ数, 翼構造と学習性能の関係, 歪ゲージの最適な配置などを調査する.

謝 辞

翼の製作には藤井智矢氏 (東京工業大学), 羽ばたき機構の製作には Dang Jinqiang 氏 (東京工業大学) の協力を得た. 本研究は JSPS 科研費新学術領域研究「ソフトロボット学」JP18H05468 の支援を受けた.

文 献

- (1) Angelo, S.S., Chadha, M., Chiu, C., Falk, B., Xian, W., Barcelo, J., Zook, M.J., and Moss, F.C., "Bat wing sensors support flight control", *Proceedings of the National Academy of Sciences*, Vol. 108, No. 27 (2011), pp. 11291-11296.
- (2) Tanaka, K., Yang, S., Tokudome, Y., Minami, Y., Lu, Y., Arie, T., Akita, S., Takei, K., and Nakajima, K., "Flapping-Wing Dynamics as a Natural Detector of Wind Direction", *Advanced Intelligent System* 2000174 (2020).
- (3) Lecun, Y., Bottou, L., Bengio, Y., Haffner, P., "Gradient-based learning applied to document recognition", *Proceedings of the IEEE*, Vol. 86, No. 11 (1998), pp. 2278-2324.

- (4) 藤井智矢, 田中博人, “柔軟なハチドリ模倣型羽ばたき翼の流れ場の PIV による可視化”, 日本機械学会関東支部第 28 期講演会, 15F11 (2022).
- (5) Maeda, M., Nakata, T., Kitamura, I., Tanaka, H., Liu, H., “Quantifying the Dynamic Wing Morphing of Hovering Hummingbird”, *Royal Society Open Science* 170307 (2017).
- (6) 斎藤 康毅, “ゼロから作る Deep Learning”, オライリー・ジャパン社 (2016).
- (7) Karasek, M., Hua, A., Nan, Y., Lalami, M., and Preumont A., “Pitch and Roll Control Mechanism for a Hovering Flapping Wing MAV”, *International Micro Air Vehicle Conference and Flight Competition* (2014), pp. 118-125.
- (8) Keennon M., Klingebiel, K., Won, H., and Andriukov, A., “Development of the Nano Hummingbird: A Tailless Flapping Wing Micro Air Vehicle”, *50th AIAA Aerospace Sciences Meeting including the New Horizons Forum and Aerospace Exposition*, AIAA 2012-0588 (2012), pp. 253-264.
- (9) Zhang, J., Fei, F., Tu, Z., and Deng, X.Y., “Design Optimization and System Integration of Robotic Hummingbird”, *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)* (2017), pp. 5422-5428.