

ドローンの自動運転・管制を実現する位置検出手法： ディープラーニングに基づく飛行エリアの推定

浜中 雅俊[†]

京都大学大学院医学研究科[†]

中野不二男[‡]

京都大学宇宙総合学研究ユニット[‡]

1. はじめに

ディープラーニングを用いてドローンの位置を推定する手法を提案する。衝突を回避するために自動運転中のドローンは、物体を発見すると、速度を低下あるいは停止して回避する。しかし、ホバリング中や低速移動中でもドローンはプロペラの回転を続けているため、回避を行えば行くほどエネルギーを消費することになる。そこで我々は、各ドローンの位置を把握し管制するシステムを構築してドローンのエネルギー効率を向上させること目指している。

従来のドローンでは GPS (グローバル・ポジショニング・システム) による位置検出が行われていたが、ビルの谷間や山の沢や谷では、衛星からの GPS 信号が遮蔽や反射を起こし、正確な位置が求まらない場合があった。また、GPS 信号は微弱であるため、妨害により受信困難となる場合もあった[1]。

本稿では、ディープラーニング[2]に基づき GPS 信号が受信できない場合でもドローンが飛行しているエリアを推定することを可能とする手法を提案する。従来、ディープラーニングを用いてカメラ画像から人物などの位置を推定する手法は提案されていたが、ドローンのように広範囲を移動する物体が単体で位置を推定する手法は提案されていなかった[3]。

2. ディープラーニングに基づく飛行エリア推定

ドローンの飛行エリアの推定は 2 つのステップからなる。まず、ドローンに 2 次元レーザーレーダを搭載し、地表面の断面形状を取得する (図 1)。次に、取得した断面形状と人工衛星あるいは航空測量された 3D 地形図とのパターンマッチングをしてエリアを推定する。

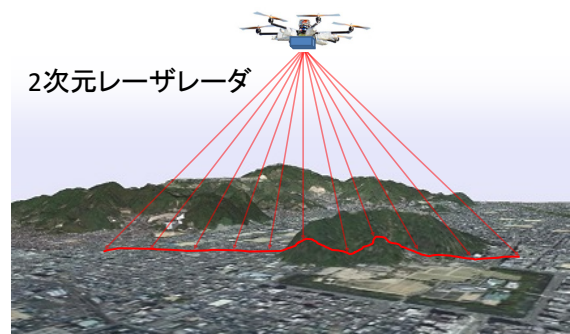


図 1：地表面の断面形状の取得

2.1 地表面形状の取得

エリア推定は航空レーザ測量に用いられる 3 次元レーザーレーダを用いて 3D 形状のパターンマッチングを行ったほうが簡単な問題となるが、重量が重くドローンに搭載することは難しい。

そこで我々はドローンに 2 次元レーザーレーダを搭載する。角度分解能が 0.125 度である SICK 社の LD-MRS をドローンの鉛直下向きに搭載した場合、上空 100 メートルを飛行中であれば約 20 センチ間隔の地表の高度変化を測定することが可能である。そこで、20 センチおきに左右に 50 点ずつ、合計 100 点の計測点を用意し、その 100 点とドローンとの高度差を 100 次元の地表形状ベクトルとして取得する。

2.2 学習・評価データの作成

飛行エリアを格子状に分割し、分割で生じた直方体にそれぞれ異なるラベルを付与する。次に、ドローンの位置をランダムに決定し、その時の地表形状ベクトルを 3D 地形図から算出したものと、ドローンがいるエリアのラベルの組を学習データとする。縦横高さごとの分解能は 20 センチとする。3 節の評価実験では、手法の基本性能を確認するのが目的であるため、評価データも学習データと同様に、位置をランダムに決定して 3D 地形図から作成する。その際、同じデータが重複しないように、ドローンの位置が同じものは除外してある。

Drone Position Detection Method for Automatic Flight and Air Traffic Control

[†] Masatoshi Hamanaka, Kyoto University

[‡] Fujio Nakano, Kyoto University

エリアの境界付近では、類似した地形情報でラベルが異なる場合が生じるため識別が難しい。そこで学習データについては、エリアの幅に対して10%の幅のマージンを周囲に設け、マージン内にドローンがある場合を学習データから除外することで、性能向上を試みる(図2)。各エリアは、マージンとマージン以外に分かれている。

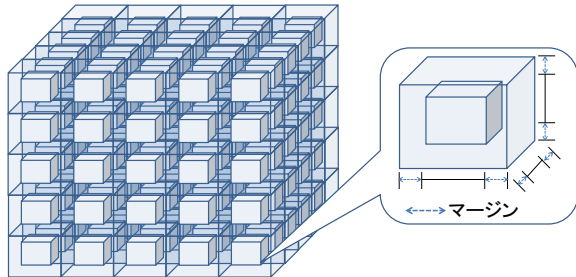


図2: エリアの分割とマージン

2.3 衛星データ

3D 地形データとして陸域観測技術衛星だいちのものを用いる[4]。10cm 程度の高分解能の航空地形図もあるが、だいちの分解能が 30m であるため、1/150 にすることで、疑似的に分解能 20cm の地形図として使用する。エリアは、一辺 30m の立方体で、各方向にそれぞれ 5 個重ねて、125 個のエリアを生成した(図2)。実験では、東経 135° 40'00" から 135° 52'29", 北緯 35° 00'00" から 35° 12'29" の衛星 3D 地図を用い、高さは地上 100m から 250m の範囲とした。

2.4 DBN を用いた飛行エリアの推定

3D 地形図と 2 次元レーザで取得する地表面形状とのパターンマッチは、マッチング回数が非常に多くなるため、通常の方法ではリアルタイムで行うことが難しい。そこで本稿では、ディープラーニングの一手法である DBN (Deep Belief Networks) [2] を用いてリアルタイムで地表面形状から飛行エリアを推定する。

図3は飛行エリアを推定するための DBN である。入力は、100 次元の地表面形状ベクトル、出力は、各エリアを表すラベルである(図3)。

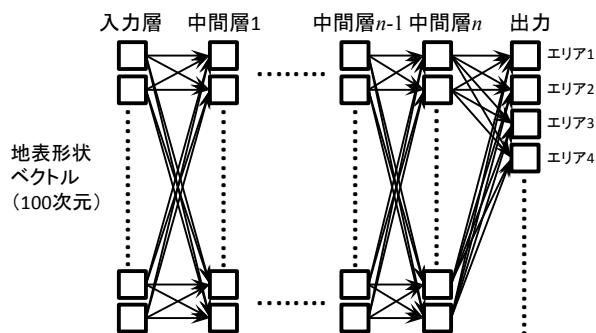


図3: 位置推定のための DBN

3. 実験結果

学習/評価データにマージン内のデータを含む場合と含まない場合のデータを作成し評価した(表1, 図4)。学習データは 16 万件, 評価データは 4 万件である。DBN の中間層数は 7, ユニット数は各 60, 学習 Epoch 数は 3000 とした。

その結果, (a) に比べ (b) が高いことから, マージンのデータで検出誤りが多いことが確認できた。(d) が最も高いことから, GPS などで位置を把握して, その確認のためのエリア推定であれば, 学習データにマージンを含まないほうが良いことが確認された。一方, (c) の場合に非常に性能が低くなったことから, ドローンの位置を本手法のみで求める場合には, 学習データにマージンを含んで学習したネットワークを用いるのが良いことが確認された。

表1: 4種類のデータとその正解率

	(a)	(b)	(c)	(d)
学習データ	含む	含む	含まない	含まない
評価データ	含む	含まない	含む	含まない
正解率[%]	84.7	86.3	72.2	92.2

正解率 [%]

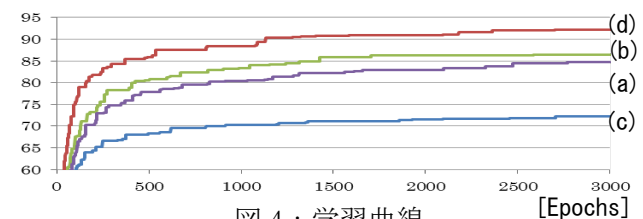


図4: 学習曲線

4. おわりに

ディープラーニングで地表面形状を学習することで位置推定する手法について述べた。30m 立方のエリアを 125 個生成し実験した結果, 10% のマージンを設定することで性能が向上することを確認した。今後, 飛行ルートに沿ってエリアを設定し, 実際にドローンがルート上を飛行できているか認識する実験を行う。また, 境界位置やエリアのサイズを変更して学習した複数のネットワークの情報を統合して高い精度での位置検出を可能とする手法について検討していく。

参考文献

[1] 内山他: 都市区画における GPS 衛星の見通し判定を用いた位置精度向上法の提案, 情報処理学会論文誌, Vol. 55, No. 1, pp. 389-398, 2014.
 [2] Hinton, G. E., Osindero, S. & Teh, Y.-W. A fast learning algorithm for deep belief nets. Neural Comp. 18, pp. 1527-1554, 2006.
 [3] Ikuro Sato, Hideki Niihara, "Beyond Pedestrian Detection: Deep Neural Networks Level-Up Automotive Safety", GPU Technology Conference 2014.
 [4] 宇宙航空研究開発機構: だいち画像を活用した世界最高精度の全世界デジタル 3D 地図の整備について. http://www.jaxa.jp/press/2014/02/20140224_daichi_j.html