E-19

飛行ロボットの研究
—カメラとニューラルネットワークを用いた自己位置推定—
Research on Unmanned Aerial Vehicle (UAV) - Self-Position Estimation using Camera and Neural Networks -

○田中康皓[1]，大山裕通[2]，入江寿弘[3]
Yasuaki Tanaka[1]，Hiromichi Oyama[2]，Toshihiro Irie[3]

Abstract: Unmanned aerial vehicle (UAV) is demanded for a variety of applications such as aerial shoot and goods transport. Most of UAVs are controlled autonomous by using the inertial sensors and global positioning system (GPS), but precise control is difficult because of the diffuse reflection of radio wave, shield of the radio waves in the high buildings, and the error of inertial sensors. In this study, we performed a correction of the inertial sensor with the camera, and tried to improving the self-position estimation by inputting images to the neural network learned the association of the object with the distance in advance.

1.　はじめに

飛行ロボットは上空から情報収集できるため，物資の輸送や災害現場の調査など幅広い用途で需要がある．現在, 飛行ロボットの多くは, 慣性センサと GPS(Global Positioning System, 全地球測位システム)を用いて自律制御を行っているが，高層ビル群では GPS の電波が乱反射を起こし，建物内では衛星が建物の陰になるため受信が難しく，また慣性センサで得た加速度・角速度の測定値に誤差が生じる場合もあり正確な制御は困難である．そこで，カメラで外界の情報を取り込み飛行ロボット自身が状況を判断し，自律飛行を行う必要がある[1].

本研究では慣性センサの精度補正と障害物認識の為, 小型カメラを利用する飛行ロボットの制御方法の検討を行った．またニューラルネットワークに景色を学習させることで，得られた景色によって自己位置の推定と対象物の判別が可能かどうか試みた.

2.　ディープラーニング

撮像物判別，自己位置推定の補助としてディープラーニングを用いる．ディープラーニングとは，ニューラルネットワーク（以下 NN）の重みの層が多層になっているものである．NN とは，人間の神経回路を模した数学モデルである．正解とするデータ（教師データ）を用意したうえで，NN にある入力が入ると重みを加え特徴を抽出して出力を出す．この出力と正解データとの誤差をもとに重みを調整し直すことで識別度を上げることが可能となる. つまり学習が可能となる.

著者は，NN に景色の画像を学習させることで入力された景色に対して学習した複数の画像の中から近い景色の画像を抽出できるのではないかと考えた．ここでは，ディープラーニングでの画像問題を得意とする畳込みニューラルネット(Convolutional Neural Network, CNN)を使用した[2].

(1) ディープラーニング-畳込みニューラルネット-

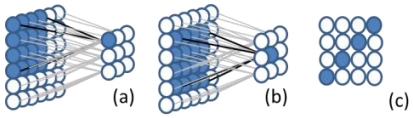

Figure 1. Model of single-layer NN

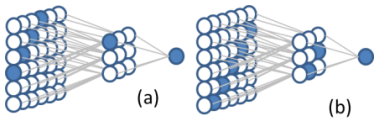

Figure 2. Model of multi-layer NN

Figure 1 に示す単層ネットワークでは, 左層が入力で右層が出力である．各層は 2 次元的に配置され(a)，(b)のように右層のユニットは左層の 4×4 のユニット群とのみ結合を持ち，(c)のような特定パターンが入力されると活性化する．一方，Figure 2 の多層ネットワークでは右層は，中間層の 3×3 のユニット群と結合を持ち，このユニット内 1 つでも活性化すると自身も活性化する．このように NN は，ニューロン毎，活性化関数を持っており，入力→出力で得たそれら誤差を逆方向に伝播し調整を行う．これを誤差逆伝播法と呼び，NN の学習である[3].

(2) 自己位置の推定

著者は，ある空間内において多方向から撮影し景色を NN に学習させることで，ロボット自身が空間内のどこにいるか判別することができ，自己位置の推定が可能になると考えた．実験は研究室内で行った.

１：日本大学理工学部　精密機械工学科　　２：日本大学大学院理工学研究科　精密機械工学専攻
３：日本大学理工学部　精密機械工学科　教授

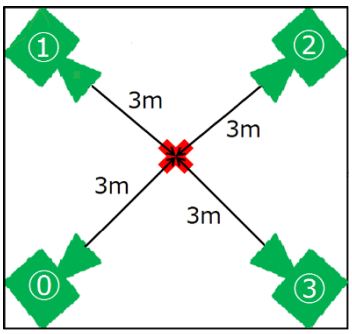

Figure 3. Camera layout

Figure 3 に示した通り，研究室内にある地点を定め，そこから 3m 離れた点 0 の位置にカメラを設置した．その場所から左右または上下方向に 0.3m 水平移動させながら動画を撮影し、キャプチャソフトで 25ms の間隔で静止画に編集した．次にカメラを 1，2，3 の位置に設置し同様に撮影し，計 4 方向から撮影を行った．0: カメラ 0，1: カメラ 1，2:カメラ 2，3:カメラ 3 のようにカテゴリを作成し，それぞれの判別を行う NN を構築した．ネットワークの構成は Figure 5 のように畳込み層→プーリング層のペア 3 層に全結合層の組み合わせである．学習パラメータは Table 1 の通りである．教師用データはそれぞれ 2000 枚ずつ計 8000 枚格納し，評価データは 800 枚格納した．

Table 1. Parameter Test

Test iterations	800
Test interval	100
Base learning rate	0.0001
Max iterations	5000

0　　1　　2　　3

Figure 4. Train data

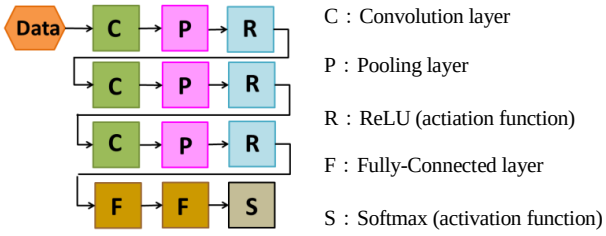

Figure 5. Neural network

(3) 結果

教師用，評価用以外のデータを入力した判別結果を Table2 に示す．また、その一例を Figure 6 に示す．

Table 2. Prediction result of Test data

		Test data			
		0	1	2	3
Category	0	0.1%	0.0%	0.0%	0.0%
	1	6.6%	90.7%	0.0%	0.0%
	2	69.9%	0.0%	1.0%	0.0%
	3	23.4%	9.3%	99.0%	99.9%

1: Camera 1　90.7%　　3 : Camera 3　99.9%

Figure 6. Test data and prediction result

3.　まとめ

CNN を用いて決められた空間内での自己位置の推定を可能とした．しかし，現状では判別用データの種類や解像度によっては，位置の推定を誤ってしまうこともある．精度を高めるため，さらに多くの教師データを用い新たな NN を構築する必要がある．今回は 4 方向の位置を判別したが，今後はより多方向の位置におけるデータを NN に学習させて，自己位置の推定を可能としたい．

また，今後慣性センサの精度補正のため単眼カメラを用い，画像上の特徴点の移動量からカメラ自身の移動・回転を推定し，慣性センサと組み合わせ距離の推定を可能とし，さらに，NN を組み合わせることで飛行ロボットの自律飛行を実現する予定である．

4.　参考文献

[1] 大山裕通, 黒田 晟一郎, 入江 寿弘, 新宮 清志: カメラと慣性センサーを用いた飛行ロボットの研究 ，第 21 回計算工学講演会論文集,（社）日本計算工学会，Vol. 21，2016.

[2] 荒木雅弘: フリーソフトではじめる機械学習入門, 講談社，pp. 2-18，2014.

[3] 岡谷貴之: 深層学習, 森北出版, pp. 79-110, 2015.