

コンテスト用惑星探査ローバにおける ディープラーニングを用いたゴール認識の研究

秋山 実穂[†]斎藤 卓也[‡]愛知工科大学大学院工学研究科システム工学専攻[†]愛知工科大学工学部電子制御・ロボット工学科[‡]

1. はじめに

惑星探査ローバコンテストとして種子島ロケットコンテスト、能代宇宙イベント及び ARLISS が有名である。我々はオリジナルの惑星探査ローバを開発してこれらコンテストに参加している[1]。コンテストでは自律制御によりゴールにどれだけ正確に近づくことができるかを競っている。従来はGPSによりローバの位置を取得し、ゴールに向かい走行していたが、現在はコンテスト参加者のレベルが向上し、上位はGPS測位誤差範囲内まで近づくことができるようになってきた。このためGPS測位精度を超えゴールに誘導制御を行うために、画像認識を用いてゴールへ誘導するローバが登場してきた。我々もゴールポストを色で認識しており、0mゴールも実現した[2]。しかし色では天気等照明条件により認識に問題があった。そこでディープラーニングを用いてゴールを学習及び認識させることにより、より高い精度でのゴールポスト認識を実現した。

2. 従来手法

ARLISS 等惑星探査ローバのコンテストでは、ゴール地点に赤色のコーンが置かれている。このゴールポスト用コーンには白い部分があったりするなど、完全な赤色のコーンではないが、必ず赤色の部分が多くを面積を占めているため、このゴールポストを画像認識するためには、カメラで撮影した画像から赤色の部分を抜き出すのが一般的である。画像から赤色部分を抜き出すために、我々はカメラで撮影されたRGBビットマップデータをYCrCb型式に変更し、Y, Cr, Cbの値の範囲がゴールポストの赤色に一致するように指定することにより2値画像を生成する。これにより、生成された2値画像はゴールポストの赤色部分のみを抽出したものになるため、その面積が予め指定された閾値より大きければ、ゴールポストを発見できていると判断する。

また、2値画像の重心座標を計算することによりゴールの画面上の位置を計算している。実際にARLISS 2017用ゴールポストを用いてゴールポストを認識した結果を図1に示す。



図1 ARLISS ゴールポスト画像認識結果

3. 従来手法の問題点

従来手法ではYCrCbの3つのパラメータの範囲を指定することによりゴールポストの色を指定しているが、実際のゴールポストの色は、直射日光に当たっている面の色、その時の影の部分の色、曇天時の色等、天候によりパラメータの値は変化する。競技中には直射日光や曇天等照明条件は刻々と変化するため、それら全てを想定して色の範囲を広く設定することになる。しかし、あまり広く設定すると枯れ草の部分等、ゴールではない部分をゴールと間違えて判断することが増加してしまう。またゴールポストの形状は関係なく色の面積のみで判断しているため、似ている赤色の物体があれば、全てゴールポストとして誤判定をしてしまう。さらに直射日光等強い順光ではゴールポストが明るすぎによりゴールポスト自体がほぼ白飛び状態になり、色が非常に薄くなることにより色判定が難しくなる等の問題がある。

4. ディープラーニングによるゴール認識

4.1 提案手法

色を用いたゴールポスト認識には様々な問題がある。特に照明条件が良くないときにゴール

A Study on Goal Post Recognition Using Deep Learning in Planetary Exploration Rover for Contest

[†] Graduate School of Engineering, Aichi University of Technology

[‡] Department of Electronic Control and Robot Engineering, Faculty of Engineering, Aichi University of Technology

ポストを認識させるのは非常に難しい．そこでディープラーニングを用いてゴールポストを学習させ、認識させる手法を提案する．

4.2 ディープラーニングのモデル構造

ディープラーニングのプログラミングには Keras ライブラリを用いている．バックエンドには TensorFlow を用いている．ゴールポスト画像認識用のディープラーニングモデル構造を図2に示す．

Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d_1 (Conv2D)	(None, 32, 32, 32)	896
conv2d_2 (Conv2D)	(None, 32, 32, 32)	9248
max_pooling2d_1 (MaxPooling2)	(None, 16, 16, 32)	0
dropout_1 (Dropout)	(None, 16, 16, 32)	0
conv2d_3 (Conv2D)	(None, 16, 16, 64)	18496
conv2d_4 (Conv2D)	(None, 16, 16, 64)	36928
max_pooling2d_2 (MaxPooling2)	(None, 8, 8, 64)	0
dropout_2 (Dropout)	(None, 8, 8, 64)	0
Flatten_1 (Flatten)	(None, 4096)	0
dense_1 (Dense)	(None, 512)	2097664
dropout_3 (Dropout)	(None, 512)	0
dense_2 (Dense)	(None, 3)	1539
Total params: 2,164,771		
Trainable params: 2,164,771		
Non-trainable params: 0		

図2 Deep Learning モデル図

カメラで取得した画像サイズは 320x240 ピクセル 3 次元 (RGB) だが、それを 32x32 ピクセル 3 次元 (RGB) に変換して、ディープラーニングに学習及び認識にさせている．

学習に用いたデータは、ゴールから 0.5~5 m の距離から撮影した画像約 1,500 枚、ゴール判定用にゴール直前で撮影した画像約 240 枚、ゴールが写っていない写真約 1,400 枚を用いて学習させた．画像の種類判定は、同様の 3 種類で行っている．実際に学習に使用している画像の例を図3, 4 及び 5 に示す．図3はゴールが画像に写っているが、まだゴール判定するほど近くではない画像である．図4はゴール判定してよい画像である．図5はゴールが写っていないときの様々な画像である．



図3 ゴール認識用画像



図4 ゴール判定用画像



図5 その他画像

4.3 ディープラーニング学習結果

ディープラーニングの学習結果を図6に示す．学習の Epoch は 15 回である．

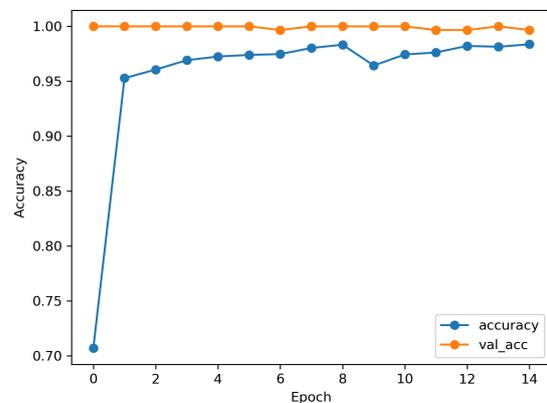


図6 ディープラーニング学習結果

学習に使用した画像データによる accuracy では 97%程度の認識率になっており、学習に使用していない画像による認識率は約 99%と、それぞれ非常に高い認識率を示している．

5. おわりに

惑星探査ローバのゴールポスト画像認識で YCrCb 方式の誤認識を解決するためにディープラーニングを用いてゴールポストの認識を行った．その結果、学習に使用していない画像による認識で約 99%の高い認識率を得られた．今後は実際のコンテストでディープラーニングを用いたゴールポスト認識で 0m ゴール誘導を目指す．

参考文献

- [1] 斎藤卓也, 秋山実穂, “小型自律移動ロボットの設計と ARLISS2017 による実証評価,” ロボティクス・メカトロニクス講演会’18 講演論文集, 2A2-C07, 北九州国際コンベンションゾーン, Jun. 2018
- [2] 秋山実穂, 斎藤卓也, “種子島ロケットコンテスト 2018 でゼロメートルゴールを達成した CanSat のログデータの分析,” 情報処理学会第 48 回組込みシステム研究発表会, 論文番号 8, 東海大学, Jun. 2018