

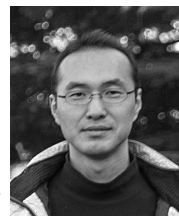
衛星からの画像解析と姿勢推定

谷津陽一¹・渡邊 奎²

〈¹ 東京工業大学理学院物理学系 〒152-8551 東京都目黒区大岡山 2-12-1 本館〉

〈² 東京工業大学工学院機械系 〒152-8551 東京都目黒区大岡山 2-12-1 石川台 1 号館〉

e-mail: ¹ yatsu@hp.phys.titech.ac.jp, ² kwatanabe@lss.mes.titech.ac.jp



谷津



渡邊

人工衛星から撮影した画像をリアルタイムで識別するエッジAIの開発と、それを応用した世界初の三軸姿勢推定実験について紹介する。本研究では、人工衛星という電力・熱・通信・放射線等の宇宙特有の制約に対応するため、色情報を特徴量とした多段ニューラルネットワークを用いて小型で高速な画像識別機を開発した。軌道上データを用いた最適化の結果、画像識別精度は~78%と肉眼に迫るレベルに達した。さらにこの識別機で抽出した陸地形状を衛星内に記録された地図と比較することで三軸姿勢推定を行った。沿岸地域周辺かつ晴天の条件であれば、およそ±3°の精度で三軸姿勢推定ができることを軌道上で実証した。

1. はじめに

1.1 研究背景

2015年1月、やっとのことで打ち上げた超小型衛星“TSUBAME”からの通信が途絶えて我々は途方に暮れていた。慰めにやってきた、同門出身でスパコンの“TSUBAME”で超並列計算機の研究をしていた下川辺隆史氏（現東京大学情報基盤センター准教授）から、「最近、並列計算機の世界では深層学習が流行っている」と教えられたのが本研究のきっかけだった。

地上でできるAIの天文応用として最初に考えたのは、ガンマ線バースト観測用の可視光望遠鏡“MITSuME”の解析自動化である。観測自体は既に自動化していたものの、解析にはどうしても人間のチェックが必要だった。具体的には、(1) 新天体の有無の判定、(2) 詳細測光解析（具体的には画像ごとのクオリティチェック等）、(3) 観測レポートの作成の3つである。ガンマ線バーストのアラートは月に数回程度なので、観測当番がそ

の都度対応すればなんとかなっていたのだが、重力波観測開始の直前という時代背景もあり、「本当に受かるのかなあ？」と思いつつも睡眠時間確保のために自動化しておきたかった。本来であれば、最も核心に近い(1)の新天体検知に手を出したいところなのだが、これはすでにIPMUを中心としたチームが進めていたので、我々はもっと地味な(2)画像選別をやらうということになった。実際のところ、小型望遠鏡の運用で一番手間なのは、天候変化によって画像ごとの背景輝度や吸収量が変わってしまうことであり、これをなんとかしないと完全な自動観測にはできないからである。そして、画像選別をするときは、視野の狭い望遠鏡の画像だけに頼るよりも、天候監視用の全天カメラの画像を見たほうがよいのではないかと考えるに至った。この効用は2つあり、1つは画像取得時の天候を識別すること、そして2つ目は、そもそも曇っている方向を避けて観測することであった。MITSuME 明野望遠鏡が設置された山梨県北杜市は、日中の晴天率は日本一なのだ

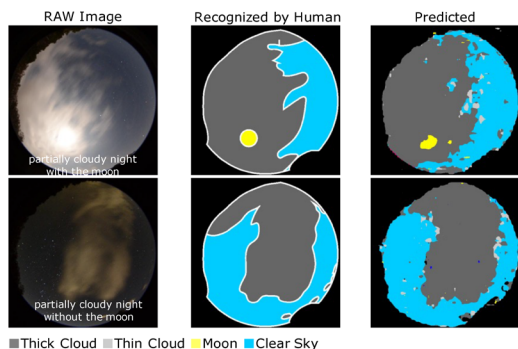


図1 CRF-RNNによる夜間全天画像の識別結果
(左: 元画像, 中: 人間による識別, 右: 予測値).

が、夜になると天頂付近には定常雲が発生する。この雲を避けて観測することができれば、データ取得率が上がり、結果として重力波対応天体の探索効率をあげられると考えたのである。我々は、東工大情報理工学院の篠田教授、井上准教授の指導の下、当時の画像認識コンペで最高精度を誇ったCRF-RNNを採用した気象識別機を作成した[1]。1,000枚の実画像^{*1}を使ってトレーニングを行った結果、いきなり人間と五分の識別精度が得られ、その性能に驚嘆させられた(図1)。

このときに使用した計算機は当時最新のNVIDIA製GPU搭載機であり、使用したメモリ領域は8ギガバイトを軽く超えていた。一方で、夜の全天画像は物体識別に比べるとだいぶ単純な情報しか含んでおらず、アルゴリズムの方が複雑過ぎて過学習に陥っていた。そこで我々は、アルゴリズムを簡略化して、SoC(System-on-a-Chip)の開発ボードJetson TK1^{*2}でも実行できるようにした。これは、低消費電力マイコンで衛星を作っていた我々にとってはかなりの衝撃だった。手のひらに乗る基板1枚で、GPU並列計算を使ってリアルタイムで畳み込みニューラルネットワーク

(Convolutional Neural Network; CNN)を走らせることができたのである。衛星を喪失して落ち込んでいた学生がこの話に興味を持ったのは言うまでもない。もし、地上からではなく宇宙からこの画像識別機を使ったらどうなるか? 当然、雲と海と陸くらいは簡単に識別できるだろうと想像した。

1.2 先行研究の例

素人が思いつくくらいだから、軌道上で画像識別を行う試みはすでにいくつか行われていた。ここでは特に軌道上でリアルタイムで行われた画像識別ミッションに着目して紹介する。

NASAは2000年にニュー・ミレニアム計画として次世代の宇宙技術開発を目論んで、Earth Observing-1(EO-1)という500kg級の地球観測衛星を打ち上げた。この衛星のミッションの一つにCASPER(The Continuous Activity Scheduling Planning Execution and Replanning)という軌道上での自律運用があり、この目的でSupport Vector Machine(SVM)を用いた画像識別が行われた[2]。識別クラスは水・氷・地面・雪・雲の5クラスであり、計算コストを抑えるため線形カーネルが用いられた。

DLRが2001年に打上げた92kgの超小型の熱域観測衛星BIRD(Bispectral and Infrared Remote Detection)は、近赤外線観測した画像から熱域、海、および2種類の雲の計4クラスへの軌道上画像分類を行い、ダウンリンクのバンド幅や運用コストの抑制を目指した[3]。識別機にはシンプルなNeural Network(NN)として2層のパーセプトロンが用いられた。この識別機はAI用に専用設計されたIntel社のLSI NI1000にハードウェア的に実装され高速化が図られていた。

2013年にはついにキューブサットでの画像識

^{*1} 実際には、学習データの作成がとても重要かつ面倒な作業であり、ペンタプレットを使って血眼になってラベルづけを行い、1,000枚の処理に5人でおよそ一週間ほどかかった。

^{*2} NVIDIA社が2014年に発表したKeplerアーキテクチャを採用したモバイル用SoC Tegra-K1の開発ボード。実は放射線耐性にも優れており、最後までフライト品の候補になっていた。

表1 先行する衛星実験.

衛星	識別機	クラス数	GSD	波長
BIRD (92 kg)	2層NN	4	~1 km	NIR
EO-1 (573 kg)	SVM	5	10 m	14色
IPEX (1U)	RF	4	~10 km	パンクロ

NN: Neural Network, SVM: Support Vector Machine, RF: Random Forest

別が行われた。カリフォルニア・ポリテクニカ州立大学とNASA/JPLはなんと1UサイズのキューブサットIPEX (Intelligent Payload Experiment) に画像識別機を詰め込んで打ち上げた。IPEXでは可視光カメラで撮影した画像から雲を識別することを目指しており、低分解能の画像に対して深宇宙、地球の縁、雲、雲以外の4クラスへの画像識別を行った[4]。採用された識別機はRandom Forest (RF) であり、上記ミッションの手法と比較すると計算コストを抑制でき、学習・評価が高速であるという特徴がある。

以上を表1にまとめる。EO-1では氷域識別、IPEXでは雲の識別というように、ある目的に特化した形でオンボード衛星画像識別を行い、自律運用につなげる試みもされていた。もはや、単に画像を識別するだけでは新規性はなかったものの、まだまだ画像認識を「応用」するレベルにまでは到達していないと言えよう。

2. DLAS プロジェクト

2015年の秋、JAXAから革新的衛星技術実証プログラムという新しいフライトチャンスの公募が出された。学生たち（そして私自身）の鬱憤を晴らすべく、すぐさま「深層学習を用いた革新的姿勢センサ (Deep Learning Attitude Sensor: DLAS)」というタイトルをつけて応募することにした[5]。 SHIPPING までの開発期間は採択された時点でおおよそ2年しかなかった。

2.1 ミッションの概要

DLASでは以下3つのミッションを掲げていた。1つ目は安価で高性能な姿勢センサの実証とし

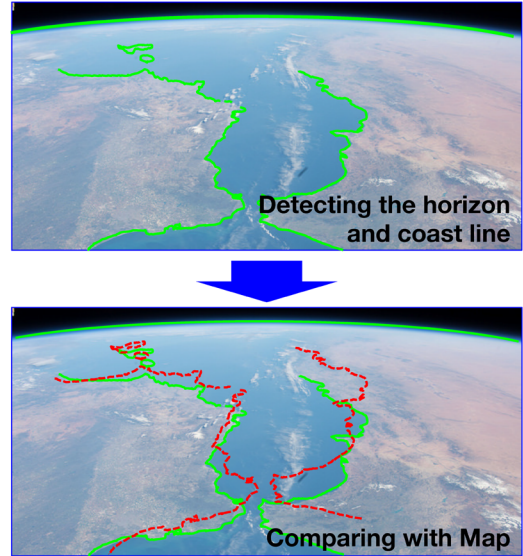


図2 地球画像を用いた三軸姿勢推定の概念図。白の実線がAIで検知した海岸線、黒の破線が地図情報を表す。これらと比較することで、地球を基準とした三軸の姿勢を推定できる。

て、民生デバイスを組み合わせた安価なスタートラッカ (STT) の軌道上実証。2つ目が、本稿の主題である、軌道上・リアルタイム画像認識の実証。そして最後が画像認識を応用した三軸姿勢推定技術の実証であった。姿勢にこだわったのは我々がTSUBAME衛星の姿勢で苦労したからである。衛星は姿勢を乱すと温度バランスが崩れたり電力を喪失したりするため、即機能喪失に繋がる。そのうえ、観測ミッションをするならば、精度よく方向を推定できないと意味のあるデータを得られない。この宇宙機の根幹に関わる課題に対して、我々は真面目にSTTを自作して姿勢を推定する方法と、眼下に広がる地球の写真からAIを使って姿勢を推定する(図2)という挑戦的な方法、両方を一度に実証してみようと考えた。2010年以降、超小型衛星市場において日本はもはや存在感がなくなっており、動くSTTが作れたならばそれだけでも大金星だったし、軌道上画像認識は現在のAIの隆盛を考えればその市場価値に疑いの余地はなかった。

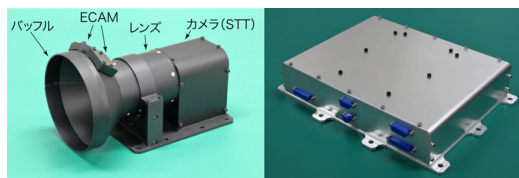


図3 DLASのカメラユニット(左)とコントロールユニット(右)。カメラユニットは2系統搭載した。

2.2 ハードウェア

上記のミッションを実現するため、DLASのカメラユニットはSTTと小型・広視野の地球カメラ(ECAM)2つを搭載し、それをコントロールユニットの高性能オンボードコンピュータで処理する構成とした(図3)。これは、STTもECAMも「計算機付きのカメラ」という点で同じだからである。実機の設計開発に当たっては、TSUBAME衛星の徹底的な故障解析からスタートし、システム設計を完全に見直した。TSUBAME衛星はキューブサットの思想を引きずって失敗したのだから、すべてを見直して次に衛星を作るための基盤技術を獲得することが隠れた目標だった。このため、基本に立ち返って電子デバイスもゼロから選定しなおした[6]。かなり地味な作業ではあったが、衛星の喪失を経験した学生はその意味を正確に理解して完遂してくれた。

もともと衛星に懲りたから始めたプロジェクトだったのに、結局は宇宙機の搭載装置を作ることになってしまったわけだが、今回に限り衛星本体は作らずに済んだ。革新的衛星実証プログラムでは衛星バスはJAXAが担当するためである。そして、その衛星本体をなんとAXELSPACE社が受注した。かつてキューブサットを一緒に作った仲間がJAXAから衛星を受注したというのが、革新的衛星技術実証プログラムでいちばん革新的なポイントである。JAXA衛星とは思えないAXELSPACEの臨機応変な対応のおかげで、我々は「注文の多い客」として搭載装置の開発にリソースを集中でき、ちょっと危ない実験にも躊躇なく挑戦することができた。

3. 衛星用画像識別機の開発

先に紹介した夜空の天候識別機では計算コストを気にする必要がなかったため、流行に乗ってCNNを用いた。これをそのまま搭載できれば簡単だったのだが、衛星側に10Wの電力を要求したところ流石に難色を示されてしまった。そこで、衛星搭載実験という制約条件の中で成立する専用の画像識別機の開発を行うことにした。

3.1 オンボード画像識別への要求

先行研究でも触れられているとおり、衛星での画像識別は自律運用(たとえば特異物体の追跡やデブリ捕獲等)や情報圧縮による軌道上からの即時情報配信(防災監視)に繋がる技術である。地上での画像識別機(クラウドAI)がビッグデータ等の処理を目的としているのに対して、オンボードでの処理(エッジAI)は限られた計算機環境での実行速度が高い価値を生む。本衛星の場合は、撮影と撮影の間隔(およそ10秒前後)に識別処理が完了することが目標になった。無論、軌道速度は極めて速いので、衛星の自律運用に応用するのであれば、処理速度は速ければ速いほどよい。また、今回の実験では、安価に入手可能な民生品の可視光カラーカメラを採用したため、このカラー画像を識別できることが要求された。ただしこのカメラ、指先サイズながらピクセル数はなんと800万画素もあり、5Wという限られた電力内で、10秒以内に識別処理を完了するのは言うほど簡単なことではない。

衛星への搭載を考慮し、開発する画像識別システムへの主な要求を以下にまとめる。

- 1) リアルタイムで画像を識別できること
- 2) 複数の物体を識別できること
- 3) 軌道上でパラメータ調整できること
- 4) 識別精度: 70%以上であること

以降では、これらの要求・目標値を満たすよう、限られた計算資源の下で地球観測画像に対して意味のある情報のみを抽出し、できるだけ速く高い

精度で識別を行う方法を検討した。

3.2 識別シーケンスと特徴量の検討

近年、画像識別で主流となっているのはCNNであり、様々なカーネルを使って画像全体の畳み込み処理を行う必要から計算コストが高い。地上実験であれば、GPUの並列計算を駆使することで処理時間を短縮することもできるが、衛星搭載装置の場合には電力の増大は、電力設計・熱設計に大きなインパクトを与えるため、システムとして成立しない。ところで、ECAMは陸地パターンを識別するというミッション要求から視野角が60度以上もあり、ピクセル・スケールはNASAの地球観測衛星LandSat-8より2桁以上も大きかった。つまり、ECAMの画像から地上物体の形状情報を抽出することはそもそも難しいと予想できた。そこで、本研究では形状情報ではなく色情報を特徴量として用いることとし、処理時間を抑制するため、 16×16 pixelのサブ領域ごとに特徴量抽出を行い、サブ領域ごとに識別を行うこととした[7]。この処理の流れを図4に示す。

特徴量の設定には紆余曲折があった。当初、教師データとして無償で入手可能だったLandSat-8の高精細画像を用いて、サブ領域内の各ピクセルの色情報、つまり $16 \times 16 \times 3 = 768$ 次元のベクトルを特徴量として用いていたのだが、次元数が高すぎて処理時間が10秒に収まらなかった。そこで、各色ごとの輝度値の統計量（平均、標準偏差、歪度、尖度）を使用することで識別精度を維

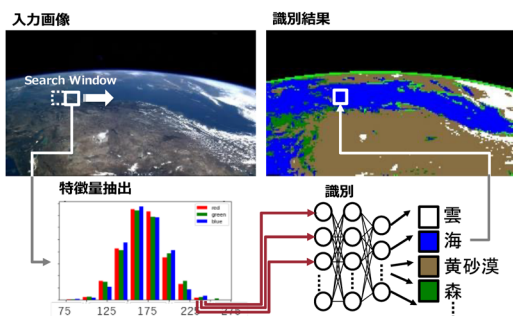


図4 処理の流れ。

持したまま計算コストを抑制することに成功した[8]。しかしながら、入力画像をECAMと同じ画角・分解能の画像に切り替えてみたところ、うまく識別することができなくなりました。これは統計量を特徴量としたことでテクスチャ情報が欠落してしまったためだと考えられた。そこで、テクスチャ情報もある程度維持しつつ情報量を抑制する方法として、各色の輝度値をヒストグラム（ $16 \text{ bin} \times 3 \text{ band} = 48$ 次元）にして識別機に与えることにした[9]。

3.3 識別機の検討

オンボードでの画像識別を行う場合、パラメータ数と実行時間が大きな課題となる。パラメータ数とはその識別器を構成するパラメータの数のことであり識別器容量に相当する。これが大きすぎる場合、地上からパラメータ調整を行うことが困難になってしまう。以下に示す4つのモデルは、いずれも多クラス分類問題において一般的に用いられる機械学習手法である。なお、電力制約からGPUを使える見込みがないためCNNは候補から除外した。比較したのは以下4つ：

- 1) 2層ニューラルネットワーク (2 L-NN)
- 2) K近傍法 (K-nearest neighbor: KNN)
- 3) Support Vector Machine (SVM)
- 4) Random Forest (RF)

各識別機による識別正答率を、計算時間とパラメータ送信時間をそれぞれ横軸にとって比較した(図5)。パラメータ送信時間は革新1号機のコマンド・アップリンクの通信速度を想定しており、短いほど「実現性が高い」といえる。RFは計算

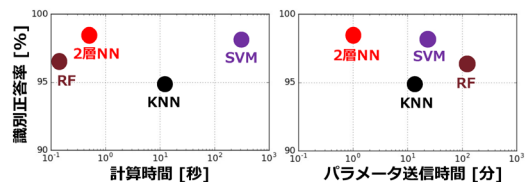


図5 識別機の性能比較（処理時間とパラメータアップロード時間）[7]。

時間こそ短いものの、パラメータ数の多さから今回のミッションでは不適であった。SVMも高い識別成功率を示したが、こちらは計算コストが高いことがわかった。性能と使い勝手を総合すると、結局2L-NNが最も優れていると結論された。最終的に、可能な限りシンプルにするため、20ユニットの隠れ層を持つ2層のNNを自作して実装することにした [9]。

3.4 トレーニング

AI実験の成功の鍵を握るのは、教師データの品質とトレーニングである。天候識別の際も教師データを作るのに苦労したが、画像があったからまだましであり、今回の場合は打ち上げ前に実機で同じ条件で撮影を行うことができないため困り果てていた。前述のとおり、画像解像度と色味、太陽光の照射角度等で識別性能が変わってしまうことがわかっていたから、より実機と条件の近い教師データを準備する必要に迫られた。

ちょうどその頃、DLASの衛星取り付け位置をJAXAと調整していた。「陸地を識別して姿勢を推定する」と宣言してみたものの、地球は「水の惑星」なので陸の上を飛んでいる時間は3割にも満たない。しかも、高度500 kmの地球低軌道から直下視すると、視野の広いECAMでもたかだか数百kmの範囲しか捉えられないのである。そこで、可能な限り陸地が視野に入るように地平線方向に向けることにした。普通の地球観測衛星は、観測条件の悪い地平線方向を見ることはないのだが、ある日、Youtubeを眺めていて国際宇宙ステーションの4K動画がぼんやりと地平線を捉えていることに気がついた。画角も指向方向もDLASとほとんど同じであることから、これらの動画をキャプチャーシラベル付けして教師データとして使うことにした。画像枚数としては120枚程度であったが、サブ領域に切り分けて学習に用いるため、1万枚の重複しない教師データを得た。この内8,000枚を学習に用い2,000枚を評価に使用した。

4. 軌道上画像識別実験

革新的技術実証1号RAPIS-1は、2019年1月19日に内之浦宇宙センターからイプシロン4号機で打ち上げられた。約1ヵ月かけて衛星システムのチェックアウトが行われた後、ミッション運用が始まった。当初、ECAMは自動露光補正で撮影する予定であったが、試写の結果、地球と宇宙の輝度比が高すぎて地球が真っ白に飽和してしまった。仕方なく、改めて較正を行い最適な露光時間を確定してマニュアル設定で撮影し直すことにした。

4.1 事前学習した識別機

はじめに、地上で事前学習したパラメータを用いて画像認識を行ったが、当然ながら目標精度には達しなかった(図6-b)。表2に軌道上で得られた画像識別精度を示す。各クラスごとの識別精度は True Positive: TP , True Negative: TN , False Positive: FP , False Negative: FN , Precision: $P = TP/(TP+FP)$, Recall: $R = TP/(TP+FN)$ に対して、 F 値:

$$F = 2 \frac{P \times R}{P + R}$$

で評価した。一方、全体としての識別性能は、予測領域と正解領域の積集合と和集合の比である Intersection over Union:

$$IoU = \frac{TP}{TP + FP + FN}$$

(検知した領域が、検出したい領域を囲んでいる面積比率=正しく検知し・誤検知しない性能)、および予想が正しい割合として Accuracy:

$$ACU = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN}$$

(目的とするものを検知する性能)で評価した [10]。

事前学習した識別機 (PreTrained) は、概して

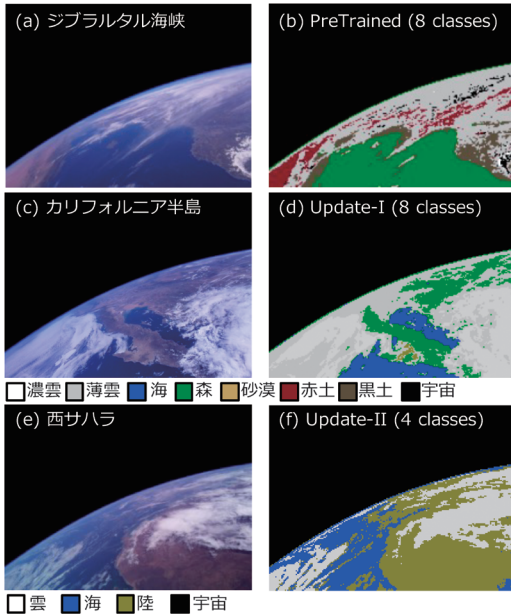


図6 軌道上での画像認識結果.

表2 識別精度.

識別機	F値 (%)			IoU (%)	ACU (%)	Time (s)
	雲	陸	海			
PreTrained	52	64	29	33	56	3.0
Update-I	67	73	69	54	71	3.0
Update-II	71	83	77	63	78	3.0

F値: PrecisionとRecallの算術平均.

IoU: Intersection over Union.

ACU: Accuracy.

海の識別精度が低く緑地と誤認してしまう傾向が見られた。これは、実機と学習データを撮影したカメラとで露光・カラーバランスが異なっていたためであると考えられた。また、衛星からの距離が遠い地平線付近は原理的に青みがかってしまうことも影響していると考えられる。一方、輝度の低い宇宙空間はほとんど問題なく認識できていた。今日、人工衛星の姿勢制御に使われている地球センサは赤外線照度計で地球のエッジを検知して姿勢を推定している。したがって、地球画像を用いた二軸までの姿勢推定の技術的な準備はすでにこの時点で整ったといつてよい。

4.2 1次アップデート後の識別機

まず最初に、実機での学習のためのデータを取得した。カラーバランスはCMOSカメラにプリセットされている「太陽光モード」とし、4月からのおよそ3ヵ月間で約500枚の画像を取得した。取得した画像を目視でクラス分けし、事前学習と同様に約40,000枚の学習データを作成し、NNのパラメータを最適化した。このパラメータファイルはおよそ10 kBあり、約1,000コマンドに分割して2日かけて書き込みを行った。

この結果、識別精度は飛躍的に改善し(図6-d)、特に海の識別精度は29%から69%に大幅向上を果たした(表2-Update-I)。全体としての識別精度(ACU)は70%以上に到しており、打ち上げ当初の目標(フルサクセスレベル)は達成できたことになる。最初の実験で予想していたとおり、色情報(ヒストグラム)を特徴量としているため、この識別機はカメラのカラーバランスに敏感であり、実機で取得した画像を教師データとすることで飛躍的に性能を改善することができた。その一方で、この時点でもまだ人間の目(～80%)にはわずかに届いていない。実際に取得した画像を観察してみると、16×16 pixelのサブ領域を見ただけでは人間でも識別は困難であり、本手法での物体識別としてはほとんど限界の性能に達していると考えられた。実際、人間の場合は「地球の縁は青みがかっている」と解釈していたり、薄雲越しの色変化を予想した上で物体を識別しているので、識別対象の周辺状況まで加味した識別アルゴリズム(例えば前述のCRF-RNN等)を応用すれば、さらに識別性能を向上できるだろう。

4.3 2次アップデート後の識別機

我々は最終的に画像識別の結果から姿勢推定を行うが、この精度を決定付けるのは「海岸線」の精密な検出である。DLASではこれを画像のセグメンテーションから行っているため、陸と海の識別性能を高めると同時に偽陽性を抑制しなければならない。つまりはIoUを高める必要がある。す

で、現状方式では限界まで最適化されているものの、2つの改善策を検討した。1つ目はホワイトバランスのさらなる調整である。詳細な調査の結果、「太陽光モード」は撮影シーンごとに微妙にカラーバランスがばらつくことが発覚していたため、色温度を指定してより確実にカラーバランスが固定されるように設定を変更し、これを用いて識別機の再学習を行った。2つ目は、出力クラス数の変更で、それまでの8クラスから4クラスに減らすことにした。姿勢推定ではあまり精度の出ていない植生情報や土地利用情報は必要がないため、その後の処理を高速化する意味でもクラス数を必要最小限に減らすこととした。

2019年12月にパラメータのアップロードを行った。結果として、画像認識精度は78%に到達した。これはクラス数が減ったことも関連していると予想される。さらに、IoUも54%から63%に大幅改善した。なお、これらの識別精度評価は、地平線ギリギリの領域も含んでいる(図6-f)。

5. 可視光地球画像による三軸姿勢推定

5.1 アルゴリズム検討

最後に、画像認識の結果を利用して、三軸の姿勢を推定する。これまでにECAMの画像をいくつか例示したが、人間であれば画像のパスから、ECAMが地球の中心を見ていないことがすぐにわかる。そこで、パスを考慮したうえで見えている地形がどこのなのかを判断できる。愚直に画像認識だけでこの機能を実現するならば、CNN等で特徴的なランドマークを拾い出し、CRF-RNN等で「どこか」を特定するという作戦が立てられるだろう。しかしながら、DLASはGPUを搭載していないため、先にパス補正をして、回転と平行移動程度の単純な演算で地形を同定しようと考えた。しかしながら、衛星の姿勢はわからないのだから、あらゆる姿勢を想定して

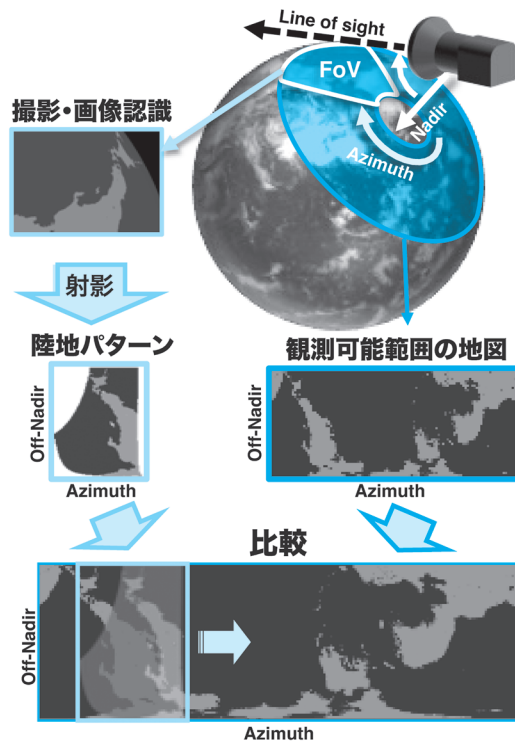


図7 三軸姿勢推定の手順。

画像のアフィン変換を行って、それぞれと地図を比較してみたのだが、この雑なアプローチは結局うまく行かなかった。そこで、純粋な画像情報だけに頼ることを諦め、衛星位置や時刻情報などを組み合わせることで、幾何学的制約により計算コストを抑制して姿勢推定する方法を検討した。

図7にECAM(衛星)と地球の位置関係を示す。衛星から地球の中心方向を向いている矢印はNadir(天底)ベクトルと呼ばれる。前章で示したとおり、ECAMはほとんどの条件で地平線の円弧の一部を視野に収めている。宇宙と地球の識別は比較的容易であり、地平線の円弧の曲率からNadirベクトルと光軸のなす角“Off-Nadir角”を推定することができる。ECAMは指先サイズの安価なカメラではあったが、Nadirベクトルの決定精度は $\pm 0.3^\circ$ (1σ)と、従来の高価な地球センサと比較してもかなり高い精度を実現している。また、この計算所要時間はおよそ0.4秒と、衛星

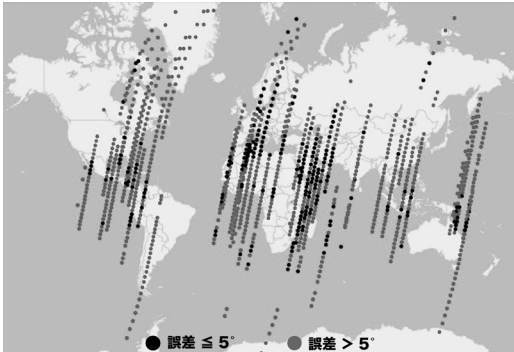


図8 姿勢推定成功時(黒)・失敗時(灰)の衛星位置。
晴天率の高いアフリカ周辺では勝率が高い。

の姿勢制御には十分な速さである [11].

人工衛星は時刻決定や軌道推定のためにGNSS受信機を搭載しており、自身がどこを飛んでいるのかを常時3次元測位している。DLASは衛星バスから定期的にGNSSの測位情報を受け取っており、これとNadirベクトル推定を組み合わせることで、慣性空間に対する二軸姿勢推定が実現する。最後に残った三軸目は、Nadirベクトル周りの方位角(図7中のAzimuth)であり、これを決定できれば三軸姿勢推定が完成する。そして三軸目を決定するために陸地の形状情報を用いることにした。先に述べたとおり、センサ上に結像した陸地の形状は衛星と陸の位置関係に依存して射影されるため、センサ上の陸地の変形は予測不可能である。しかしながら、既に二軸の姿勢推定が完了しているのならば、像面上への陸地の射影関数は一意に確定することができる。一方、比較対象となる地図についても探索範囲を制約することができる。衛星の位置とOff-Nadir角がわかれば、衛星からの観測可能範囲は直ちに図7の青枠で示されたドーナツ状の領域に制限されるため、この中から画像認識で得られた陸地を探し出せばよい。このとき、陸地探索の自由度はNadir角周りの方位角(Azimuth)だけであるから、画像認識から取得した陸地パターンと可視範囲のマップをそれぞれAzimuth-Off-Nadir座標系に射影し、

Azimuth方向のみの1次元探索でパターンマッチングを行うことができる。衛星から見た地球はだいたい雲に覆われているため陸地は一部しか視認できないのが常である。このような厳しい制約下であっても、探索自由度を1次元にまで制約することで、姿勢決定装置としての堅牢性を飛躍的に高めることができる [12, 13].

さて、実際に軌道上で上記のアルゴリズムを用いて姿勢推定を行った結果、誤差 5° 以内のもっともらしい姿勢推定ができた確率はおおよそ25%に過ぎなかった。これは、衛星から地球を見下ろした際に、実際に海岸線が見えていなかった可能性が高いことを示唆している。図8は、ECAMが撮影を行った地点を示したものであり、青は姿勢決定に成功した地点(姿勢誤差 $< 5^\circ$)、赤は失敗した地点(姿勢誤差 $\geq 5^\circ$)を示している。明らかに、大陸周囲や島嶼地域などの陸と海が入り交じる場所での計測成功率が高いことが見て取れる。また、高緯度地域では、陸地が氷雪に覆われており、雲と区別ができていないために姿勢推定ができていないと想像される。逆に、陸と海の比率が適切であり、かつ雲がない条件であれば、方位角決定誤差は 3° 以下になった。衛星の姿勢制御においては「間違った値を出さない」ことも重要であり、例えば決定木などを用いて画像認識の信頼度を評価し、もっともらしい情報のみを用いて姿勢推定を行うことも可能である。このような条件制約をつければ、おおよそ70%以上の確率で姿勢推定に成功することを確認している。

6. おわりに

革新的衛星技術実証1号機(RAPIS-1)の搭載実験装置DLASで行った衛星画像の画像認識実験について紹介した。計算機リソースの制約があるなかで、広視野地球画像の識別を行うために識別アルゴリズムや特徴量を詳細に検討し、最終的に人間の目と同等水準の画像認識を実現した。またこれを用いた三軸姿勢推定を行った。NNを用い

た可視光画像識別とそれをさらに応用した三軸姿勢推定はいずれも世界で最初の軌道上実証となっている。DLASで用いたGNSSと画像情報を組み合わせてランドマークを探索する手法は、衛星のみならずドローンからの地形や建築物の認識等にも応用できるだろう。

謝 辞

本研究は公益財団法人精密測定技術振興財団ならびに公益財団法人三菱財団の研究助成、JSPS科学研究補助金16K13783, 17H01349, 文部科学省宇宙航空科学技術推進委託費JPJ000959「新宇宙産業を創出するスマート宇宙機器・システムの研究開発拠点」で実施しました。本研究の一部は(公財)若狭湾エネルギー研究センターの共同研究として実施しました。JAXA革新的衛星技術実証プログラムの香川様, 高井様, 平澤様にはプロジェクトを通してお世話になりました(トラブル続きの統合試験@TKSCでは終電間際の学生を駅まで送っていただきました)。株式会社アクセルスペースの居合様, 川村様, 大熊様にはIF調整から運用までフル・サポートしていただきました。衛星実験のPIなのに衛星運用から開放されるという素敵な未来を日本で始めて体験させていただきました!

参考文献

- [1] 佐久間惇一他, 2017, 情報処理学会, 2N08
- [2] Chien, S., et al., 2005, J. Aerosp. Comput., Info. Commun., 2, 196
- [3] Halle, W., et al., 2002, International Archives of Photogrammetry Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 34, 63
- [4] Altinok, A., et al., 2016, J. Field Robot., 33, 187
- [5] 谷津陽一他, 2016, 宇宙科学技術連合講演会, 4F12

- [6] Kikuya, Y., et al., 2017, International Symposium on Space Technology and Science, 2017f093
- [7] Ohta, K., et al., 2017, International Symposium on Space Technology and Science, 2017n10
- [8] 小池毅彦, 2017, 卒業論文, 東京工業大学
- [9] 佐々木謙一他, 2018, 宇宙科学技術連合講演会, 1K23
- [10] Koizumi, S., et al., 2018, Small Satellite Conference, SSC18WKVII01
- [11] Iwasaki, Y., et al., 2019, Small Satellite Conference, SSC19XII04
- [12] Watanabe, K., et al., 2019, International Symposium on Space Technology and Science, 2019d052
- [13] Kikuya, Y., et al., 2021, Trans. Jpn. Soc. Aeronaut. Space Sci., 64, 82

Image Recognition Utilizing Machine Learning in Space and Its Application to Attitude Determination for Space Crafts

Yoichi YATSU and Kei WATANABE

Tokyo Institute of Technology, Department of Physics, School of Science, 2-12-1 Ookayama, Meguro, Tokyo 152-8551, Japan

Abstract: Development and in-orbit demonstration of a realtime image recognizer and its application to the world's first 3-axis attitude determination is presented. To deal with the limited computational resources and power supply, we have developed an image recognizing algorithm utilizing a multi-stage neural network. This employs the color information as a feature quantity rather than the morphology to reduce the computational cost. After the training with the in-orbit data, the discrimination accuracy finally achieved to 78%, a level close to the human eyes. Furthermore, by comparing the land shape extracted by the image recognition with the map information, the 3-axis attitude determination was demonstrated. Above the coastal area with good weather condition, the algorithm can obtain 3-axis attitude with an accuracy of $\sim 3^\circ$.