

# ディープラーニングによる画像解析と茶出荷管理

○新井 一成<sup>1</sup>生駒 祐一<sup>2</sup> 高籾 学<sup>3</sup> 大苗 誠直<sup>4</sup> 森田 直也<sup>5</sup>  
(<sup>1,2,3,4,5</sup> テラスマイル株式会社 <sup>2</sup> 内閣府, 農業・食品産業技術総合研究機構)

## Image analysis and Tea shipping management for Deep learning

\*K. Arai<sup>1</sup>, Y. Ikoma<sup>2</sup>, S. Takayabu<sup>3</sup>, M. Onae<sup>4</sup>, N. Morita<sup>5</sup>  
(<sup>1,2,3,4,5</sup> TERRACE MILE, Inc. <sup>2</sup> Cabinet Office, Agricultural Research Organization.)

**Abstract:** In this research, multispectral images and RGB images are acquired by a camera mounted on a large industrial drone and analyzed by deep learning appropriately, and as a result, it contributes to the quality prediction of agricultural products. Specifically, this drone flies at a height of 5 meters or less above the ground to take an image of a tea plantation, and a method of performing deep learning by extracting feature points by wavelet expansion. This is a research fields, so called “precision agriculture”, can be said that it is highly novel.

**Key Words:** Image processing, Deep learning,

### 1 はじめに

大型産業用ドローンに搭載したカメラにより、マルチスペクトル画像、RGB画像を取得し、適切に解析し、結果として農作物の品質予測を資するものである。大型ドローンを地上高5m以下を飛行させて、茶園場の画像を撮影する、画像解析に用いた主な手法は、ウェーブレット展開、AKAZE特徴点抽出、そして畳み込み敵対的生成ネットワーク(DCGAN)である。一般的な技法では、地上高15m以上からマルチスペクトル・カメラで撮影して、NDVI画像等に加工して、園場の状況を確認する。一方で、本研究が対象とする茶葉はそれ自体が小さく、茶葉ごとの色味も近いので、一般的な画像解析による成果は期待できない。これらの課題を撮影方法と解析方法を工夫することで解決できると考えた。茶の例は他の農作物と比べて難易度が高く、そのため解析結果は広く応用が可能な研究といえる。

### 2 実験環境

有限会社鹿兒島堀口製茶の協力のもと、ドローンによる撮影を行った。ドローンはエアロセンス社AERO BOAS-MC03-T, RGBカメラはSONY社のUMC-R10C, マルチスペクトル・カメラはMicasence社のAltumをそれぞれ使用した。2020年10月から2021年8月まで、11回の期間に分けて撮影した。うち6回は秋冬番茶摘採適期以降の撮影であり、2回は一番茶の摘採時期の、2回は二番茶の摘採時期の、1回は三番茶の摘採時期の撮影である。比較のため7mおよび、10m~50mまで5mおきに撮影した。1回あたり3日から7日程度連続して同一茶園を撮影し、1日あたりの撮影時間は3~8時間であった。撮影はRGBカメラとマルチスペクトル・カメラの2種類を用いた。撮影高度は離陸前に制御端末で設定が可能である。地上高5mの撮影を主とし、比較のため7mと10m~50mまで5mおきに撮影した。無風時の設定で秒速1mで移動しながら撮影し、全部で10万枚以上の撮影に成功した。



Fig. 1 地上5mから撮影した茶葉画像

### 3 アミノ酸含有率と摘採適期

茶葉はその摘採時期によって、一番茶、二番茶、三番茶もしくは秋冬番茶に分けられる。摘採適期は茶種によって異なり、茶業関係者の経験によって決められる。摘採適期が適切かどうかは、茶に含まれる旨味と渋味のバランスによって決まるといえる。摘採適期を適切に決定することは、出荷管理の観点から、商品価値に関わる極めて重要なことである。ここで摘採時期とアミノ酸含有率の関係モデルを提示する。仮にカテキンの含有率をP, テアニンの含有率をQ, その他のアミノ酸含有率をRとすると、P, Qは以下の式で表現できる。

$$P = \frac{K}{1 + \frac{Ke^{-rt}}{N_0 - 1}} \quad Q = 1 - \frac{K}{1 + \frac{Ke^{-rt}}{N_0 - 1}} - R$$

Eq. 1 茶葉におけるカテキンとテアニンの含有率

アミノ酸含有率と摘採時期・摘採適期の関係をFig. 2に示した。テアニンの含有率は日数の経過とともに上昇し、含有率が50%を超えたところで緩やかな逆シグモイド曲線を描きながら、日数の経過とともに徐々に減少するが、完全には消失しない。一方、カテキンは当初茶にほとんど含まれていないが、日数の経過とともにテアニンがカテキンに変質し、含有率

はシグモイド状に徐々に増加すると想定される。

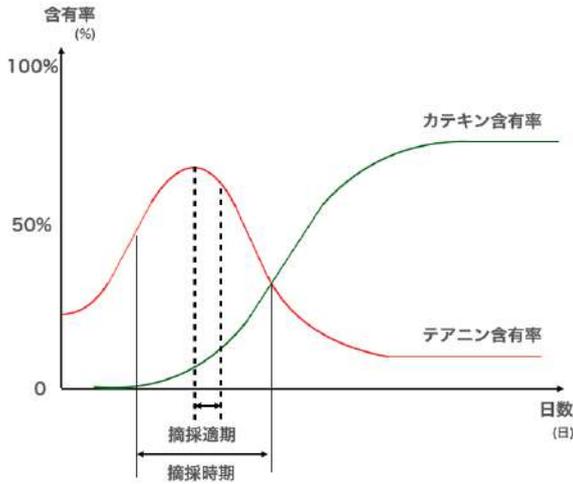


Fig. 2 アミノ酸含有量と摘採時期

一番茶の摘採において、テアニンの含有率が最も高い時期に摘採適期を決定することができれば、最も良い品質で市場に流通させることができる。なお二番茶以降ではカテキンの含有率が高くなる時期に摘採するため、旨味よりも渋味を感じやすくなる。したがって、もし厳密に成分分析を行い、茶に含まれるアミノ酸量の予測を適切に行うことができれば、一番茶や二番茶以降の最適な摘採適期の決定に役立つ。

アミノ酸量の経時的な変化を、前述したドローン撮影画像の解析によって判断できるものと考えた。結果、茶の摘採時期ごとに工夫をこらした画像解析による最適な摘採適期を予測することが大切であり、このことを研究した。

## 4 特徴量の抽出方法の検討

### 4.1 AKAZEの特徴点抽出

散見される他の研究では、地上30m~50mの高い上空から撮影をし、適切に分別された複数の画像から、オルソ画像を作成する。オルソ画像とは、5ないし6の波長別のカメラで、一斉にシャッターを切り、画像を得たものを合成する技術である。この技術の主な使用目的は、測量や、あるいは広大なネギ畑のようなものの施肥状況を判定するのに有効である。一方、ひとつひとつが微細で、かつ密集して生育する茶葉の特性を鑑みると、茶葉画像の取得は、特徴量が抽出しやすい形式が望ましい。したがってわれわれは、可能な限りドローンを茶葉に接近させながら、角度をつけず真上から撮影した。なお茶葉の画像は通常の撮影方法では、「どれを見ても大した差異がない」ように見えてしまうほど微妙なものである。撮影した茶葉画像は、Fig. 1のように同高度である場合、肉眼での区別は極めて難しい。そこで、茶葉のもつ特性をより詳しく把握するため、AKAZE特徴点抽出を行い、具体的な特徴点を抽出した。

$$f(\sigma) = -\frac{x^2+y^2-2\sigma^2}{2\pi\sigma^6} \exp\left(-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right)$$

Eq. 2 特徴点抽出のスケール探索

比較のため、茶葉と果実の同一の画像について、それぞれ特徴点抽出を行った。特徴点抽出は画像を細かく分割し、分割領域ごとの輝度方向の傾きを比較することで判断される。分割領域ごとに傾きが等しい点を中心に特徴点が抽出される。ここで、果実の特徴点抽出であれば、Fig. 3の様にへたや丸みなど、輝度特徴が明確な数点の特徴点が抽出される。その一方、茶葉については、画像全体に大量の特徴点が抽出される。特徴点がありすぎることは、却って何らの特徴も判断できないことと同義である。

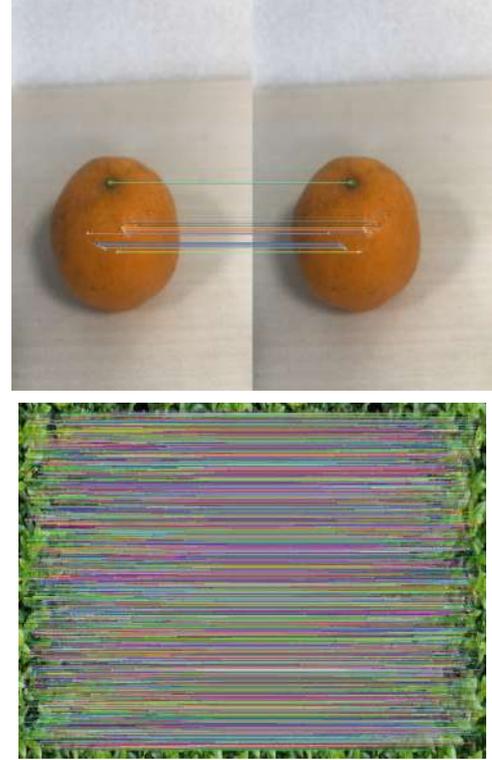


Fig. 3 同一画像からの特徴抽出

次に、同一の対象を少しだけずらして撮影した2つの画像の特徴点抽出を行った。茶葉についてはドローン飛行で連続して撮影された2枚の画像を用いた。

Fig. 4から、果実はへた等の特徴点が抽出されたが、お茶はわずかな撮影地点の違いにもかかわらず、多くの場合において特徴点が抽出できなかった。茶葉のように対象が極めて小さく、かつ密集した画像は、上記のようにスムーズな特徴抽出が困難である。そこで、適切な特徴量抽出のため、以下、画像情報量の削減方法について検討する。本研究では特徴量抽出のための方法として、Daubechiesウェーブレット展開とDCGANに着目した。

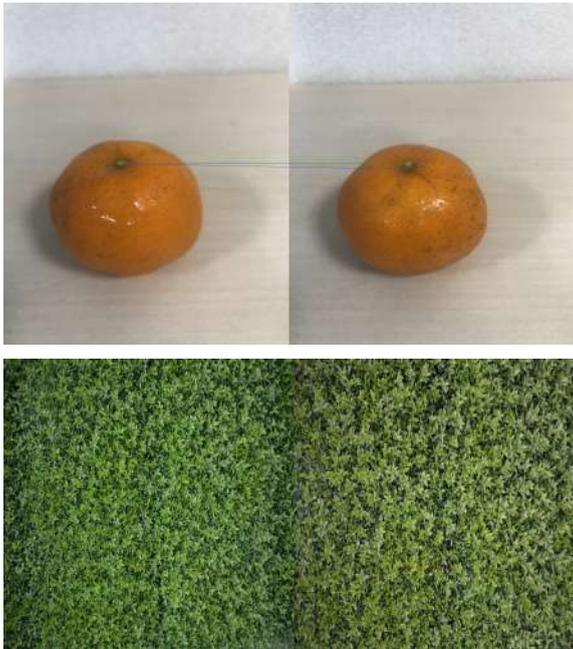


Fig. 4 同一対象からの特徴抽出

#### 4.2 ウェーブレット展開と情報量の削減

ウェーブレット展開は時系列信号を複数のウェーブレットに分解することで特徴量を抽出する手法であり、1次元ウェーブレット展開が音声信号に、2次元ウェーブレット展開が画像処理に利用される。以下は我々の採用するDaubechiesウェーブレット(多重解像度解析)である。

$$\varphi(x) = \sum_{k=0}^{N-1} h_k \varphi(2x - k)$$

Eq. 3 Daubechiesのマザーウェーブレット

$$\psi(x) = \sum_{k=0}^{N-1} g_k \varphi(2x - k)$$

Eq. 4 Daubechiesのスケール関数

ウェーブレット展開は画像情報量を削減しながらも、元画像の特徴を維持しようとする性質がある。同一画像に複数回ウェーブレット展開を実施することも一般的であるが、ウェーブレット展開を繰り返すほど元画像の情報量は削減されていく。ここで用いられているのはディープラーニングでよく使われるところの、いわゆる畳み込みの性質である。以下は茶葉のウェーブレット展開である。

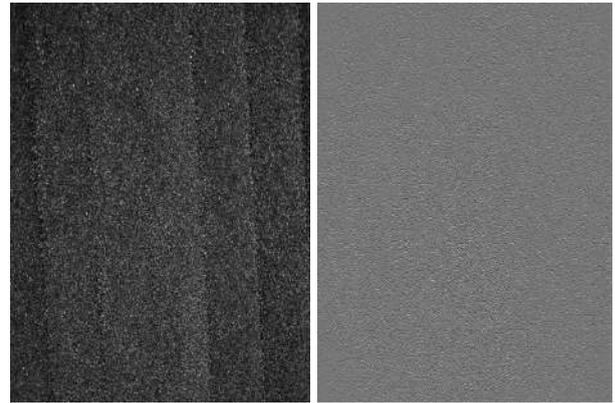


Fig. 5 茶葉のウェーブレット展開

Daubechiesウェーブレット展開により、茶葉画像においても、元の画像の特徴を残したまま、画像情報量を削減することが可能である。Daubechiesウェーブレット展開を用いることで、5つのマルチ・スペクトルを合成することなく、各々の情報量を抽出することが可能となる。情報量が削減されたかどうかは、AKAZE特徴点抽出により確認することが可能である。

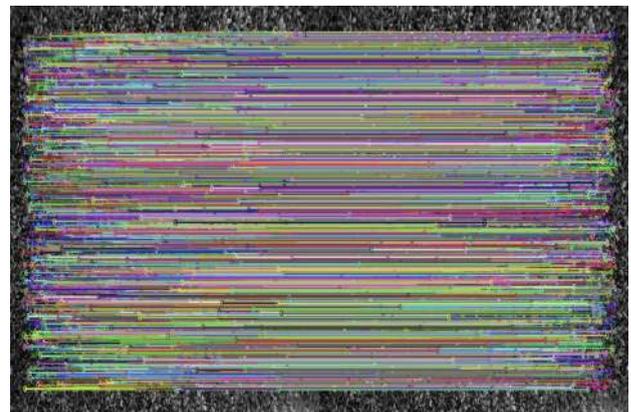


Fig. 6 Daubechiesと特徴の抽出

ウェーブレット展開前の茶葉画像の特徴点がおよそ100,000点前後抽出されたのに対し、Daubechiesウェーブレット展開後の茶葉画像の特徴点は10,000点前後であり、情報量が大幅に減少していることが確認できた。

#### 4.3 GANと特徴抽出

DCGAN(Deep Convolutional Generative Adversarial Networks)はディープラーニングにおけるGAN(敵対的生成ネットワーク)の一つで、生成器ネットワークと識別器ネットワークが競い合うように学習することを通じて、人工的な画像を生成することが可能である。特にDCGANは生成器と識別器のそれぞれのネットワーク内に畳み込みニューラルネットワークを利用しており、画像生成に特化したGANといえる。Fig.7はDCGANによる画像生成の様子である。エポック数が少ないうちは学習が十分でなく、茶葉画像は生成されない。エポック数の増加に伴い、徐々に茶葉の画像が生成される様子が感じられる。

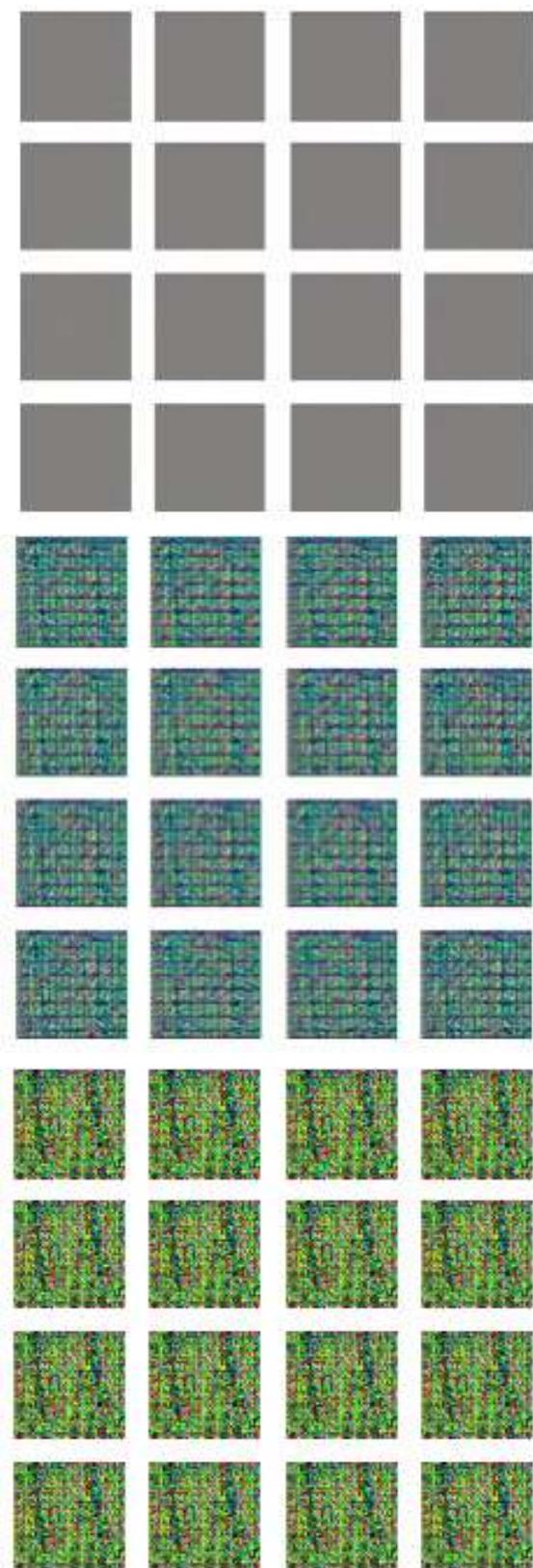


Fig. 7 DCGANによる茶葉画像生成

## 5 おわりに

本研究では, AKAZE特徴点抽出, Daubechiesウェーブレット展開, DCGANと, 様々なニューラルネットワークを茶葉画像にたいし試みた. 単純な特徴点抽出において茶葉は情報量が極めて多いため, 情報量削減を行った. 特に Daubechiesウェーブレットにおいて, 特徴量減少が確認できた. 今後の課題として, 摘採時期ごとの特徴量の違いや, 同一の摘採時期における特徴量の比較を行っていく. このことを通じて, 摘採適期の予測精度を向上させ, 効率的な出荷管理につなげていきたい.

## 参考文献

- 1) Y.Guo,J.Senthilnath,W.Wu,X.Zhang,Z.Zeng,H.Hu ang, “Radiometric Calibration for Multispectral Camera of Different Imaging Conditions Mounted on a UAV Platform”, Sustainability 2019-11,Vol.978(2019).
- 2) J.Brauers,T.Aach,”A Color Filter Array Based Multispectral Camera”, Lehrstuhl für Bildverarbeitung (2006).
- 3) D.Marr,Vision,AComputaional Investigation into the Human Representation and Processing of Visual Information,W.H.Freeman and Company(1982),乾敏郎, 安藤広志訳,『ビジョン-視覚の計算理論と脳内表現』,産業図書(1987).
- 4) S.G.Mallet, A theory for multiresolution signal decomposition: The wavelet representation,IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence.(1989)
- 5) I. Daubechies, Ten lectures on wavelets, CBMS-NSF Regional Conference Series in Applied Mathematics, 61, Society for Industrial and Applied Mathematics (SIAM), Philadelphia, PA(1992).
- 6) G.Lai, W.C.Chang, Y.Yang, H.Liu, “Modeling long-and short-term temporal patterns with deep neural networks”, In The 41st International ACM SIGIR Conference on Research & Development in Information Retrieval,Institute of Imaging & Computer Vision(2018).