

# 農業効率化に向けた AI と画像解析技術の適用検討 The study on application of AI and image analysis technology to enhancing the efficient agriculture.

信岡卓\*・井上栄一\*\*・吉田貢士\*\*・横田彩加\*

\*東電設計株式会社（〒135-0062 東京都江東区東雲 1-7-12）

\*\*茨城大学農学部（〒300-0393 茨城県稲敷郡阿見町中央 3-21-1）

NOBUOKA Takashi\*, INOUE Eiichi\*\*, YOSHIDA Koshi\*\*, YOKOTA Ayaka\*

\*Tokyo Electric Power Service Corporation（1-7-12 Shinonome, Koutou-ku, Tokyo, 135-0062）

\*\*Faculty of Agriculture, Ibaraki University（3-21-1 Amimachi Chuo, Inashiki-gun, Ibaraki, 300-0393）

## Abstract

Generally, quality and quantity of agricultural products are indirectly assessed by meteorological hysteresis data at municipal level. And, by adding the image analysis technology, it becomes possible to assess quality and quantity of products directly and timely for farmers and contribute to improve the agricultural efficiency. Recently, artificial intelligence (AI) that mechanically learn mass data are applied in many fields. Especially, by developing the neural network and deep learning that have high capability of recognizing pattern, many kind of picture analysis services are proposed. We are engaged in developing image analysis technology for apple farm using AI that assess the products quality in real time with entire farm image. In this paper, we report the result of virtual examination using images acquired from web site.

**Key words:** agricultural efficiency, image analysis, harvest assessment, neural network, machinery learning

## 要 旨

農業生産物の生産量や品質は、都道府県単位では温度・湿度・日射量などの気象履歴データから間接的に予測することが一般的であり、これに併せて、各圃場の画像情報を解析することで、農業従事者が作柄をリアルタイムで、かつ直接的に評価することが可能となり農業効率化に寄与すると考える。近年、大量のデータを機械学習する人工知能(AI)が多くの分野に適用されており、その中でも、高いパターン認識力を有するニューラルネットワークの活用と、その進化系であるディープラーニングの登場により、様々な画像解析サービスが提案されている。筆者らは、りんご果樹園を対象として、果実の着果から収穫までの期間に果樹園の全体画像を取得して、AIを利用した画像解析で作柄をリアルタイムに評価する手法の開発に取り組んでいる。本論文は、Web サイトから取得した画像を用いた仮想検討の成果を報告するものである。

**キーワード:** 農業効率化, 画像解析, 作況評価, ニューラルネットワーク, 機械学習

### 1. はじめに

農業生産物の生産量や品質は気象条件と密接な関係があり、収穫時期に至るまでの温度・湿度・日射量などの履歴に大きな影響を受ける。農業従事者にとって、農作物の収穫量や品質を収穫する以前のある時点で正確に予測することは、当該年の収入を想定して次年度の経営計画を立てる上で重要であり、安定した経営を継続するために欠かせないものと考えられる。作況予測においては、任意の農作物について、気象条件の履歴データから間接的に当該年の生産量や品質を予測することが一般的であり、一例としてJA グループでは、各都道府県別の7月末までの気象履歴データと作況推計プログラムを用いて水稻の作況指数を予測している。すなわち、同手法で得られる予測値は、気象データからの間接的な値であり、かつ、都道府県単位というマクロな視点での値であるが、農業従事者の立場からは、自身が経営する圃

場の収穫量や品質といったマイクロな視点での予測手法が望ましい。

筆者らは、日々、圃場から得られる作物の画像を定量的に分析することで、直接的で、かつ圃場単位でのマイクロな視点での作況予測が可能であると考えます。そこで、Web サイトから得られる画像データを用いて AI を利用した仮想検討を行い、画像解析による作況予測の可能性を検討した。さらに、仮想検討結果を参考にして、茨城大学農学部試験農園のりんご果樹園を対象とした現地実験を進める。

本論文では、第 2 節で Web サイトから取得した画像を用いた仮想検討の成果を、第 3 節で試験農園での現地実験計画を示し、第 4 節では画像解析評価に関する今後の展望を述べる。

## 2. 画像解析を用いた仮想検討

### 2.1 概要

仮想検討のフロー図を Fig.1 に示す。Step1 と 2 でりんご果実個々の全体画像を取得して、それらをトリミングして果実部分のみの画像に編集する。つぎに、Step3 と 4 で果実部分の画素情報を読み込んで、画素値の組み合わせを機械学習させる。最後の Step5 と 6 で果樹園の全体画像を取り込み、その中から機械学習結果をもとにりんご果実部分の画素のみを抽出する。以上の方法で果樹園の全体画像の中から果実部分のみを抽出した画像を得て、作況評価に利用することを目的とする。

### 2.2 りんご果実画像の取得と編集

Web サイトから任意の情報を自動的に取得するスクレイピング(Scraping)により、“りんご”と“ふじ”という 2 つのワードで約 600 の画像データが得られた。その中から、無関係な画像や画質の劣る画像、贈答用に着色したと思われる画像などを取り除き、りんご果実全体が写っている画像で画質の良い 68 画像を選択した。Fig.2(1)に全 68 画像を、(2)に一例として個別果実の 2 画像を示す。

本検討の目的は、果樹園の全体画像から果実部分の画像を抽出して評価することであり、果実部分のみの画素を機械学習させたい。そこで、つぎの Step では Fig.2 のりんご全体画像をトリミングして、果実部分のみの画像に編集する。Fig.3 に、Fig.2(2)の個別果実をトリミング編集した 2 画像を示す。

なお、本節での留意点として、Web サイトから取得した 68 のりんご画像は、出荷が可能な成熟した品質の良い果実に相当するものと考えます。

### 2.3 りんご果実の画素情報

#### (1) 果実部分の画素値抽出

画像ファイルは色情報を持つピクセルという最小単位で構成されており、各ピクセルは光の 3 原色である赤、緑、青の輝度(R,G,B 値)情報を有する。本論文では、この輝度情報を画素値と称する。R,G,B の各画素値は 0~255 の整数値で表される。汎用のプログラミング言語である Python と、インテルが開発した画像データを取り扱うライブラリーである OpenCV を併用することで、画素値とその組み合わせを容易に取得できる (Prateek Joshi)。

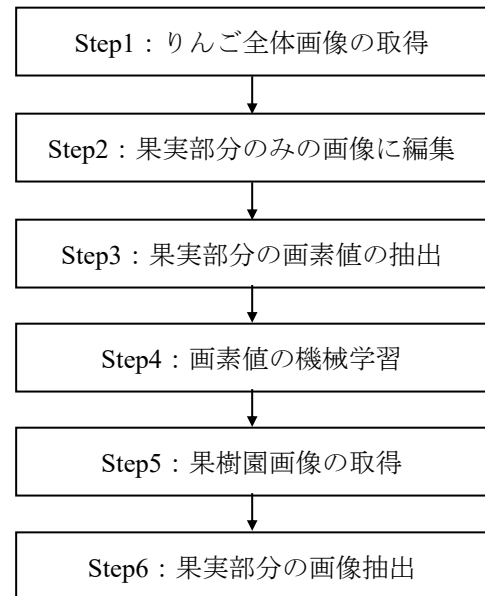
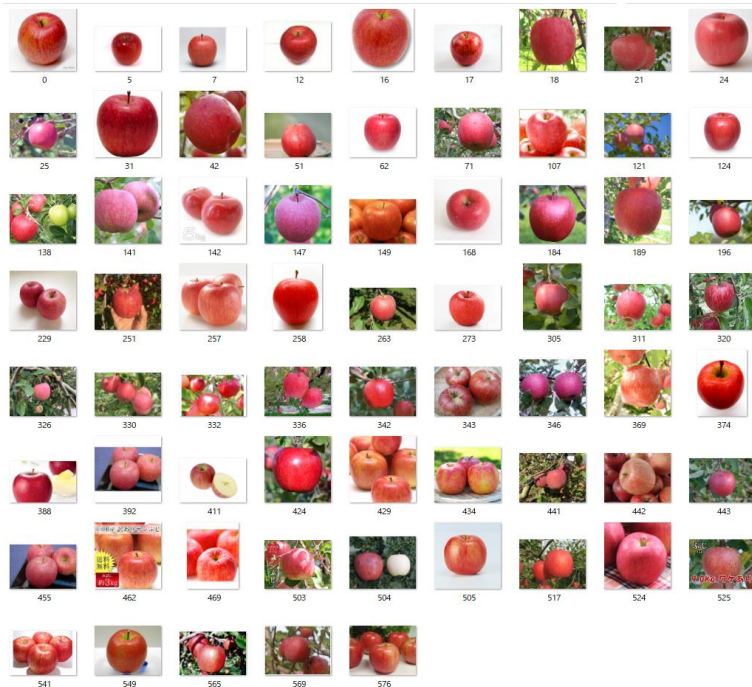


Fig.1 検討フロー図



(1) 全 68 画像



(2) 個別画像例

Fig.2 りんご果実の画像

画素値を読み込む手順を示す。Fig.3 の上段画像は横 166×縦 137 ピクセルであり、当画像のみで 22742 ピクセルで構成されている。全 68 トリミング画像の全画素値を読み込むと膨大な量となるので、無作為抽出により約 0.15%に相当する 4148 ピクセルの画素値を抽出した。抽出した全画素値について、各 R,G,B 成分の頻度分布を Fig.4 に示す。視覚的にも理解できるように、R 成分の数値が高く、G と B 成分では低い分布が得られた。

## (2) 果実以外の画素値作成

AI により果樹園全体の画像から果実部分のみを抽出するためには、果実と果実以外の画素データ(画素値とその組み合わせ)を仕分けて機械学習させる必要がある。果実以外の画像を取り込んで画素値を取得しても良いが、本検討では下記の方法で果実以外の画素データを作成した。

Fig.5 上段の果実色は、前項(1)で抽出した果実部分の画素値の一例であり、R=220,G=40,B=90 の組み合わせである。R,G,B 成分の全配列を入れ替えた組み合わせは 2 種類であり、中段の他色 1 と下段の他色 2 が相当する。(1)で抽出した全 4148 ピクセルについて配列を入れ替えた 2 種類の配列を作成して、計 8296 ピクセルを果実以外の画素値とした。

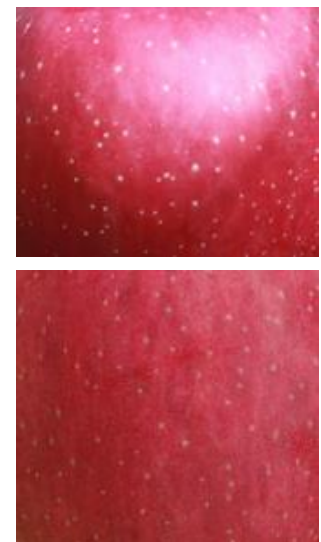


Fig.3 トリミング画像

## 2.4 画素情報の機械学習

### (1) 機械学習の概要

AI は現在、第 3 回目のブームを迎えていると言われており、既に社会の多くの分野において活用されている。第 2 回目のブームは 1980 年代を迎えており、強力なパターン認識能力を持つニューラルネットワーク(以下、NNW とする)を用いた機械学習が代表的な手法である。2006 年には、その NNW の中間

層を多層にした深層化手法(ディープラーニング)による機械学習が提案されて、現在に至っている。Fig.6に深層化学習の概念図を示す。入力層が1層、中間層が2層、出力層が1層の計4層で構成されるネットワークであり、中間層を1層とした場合がNNWである。

Fig.6のネットワークは、入力層が4ユニット、中間層は各層5ユニット(ユニット数は同一である必要はない)、出力層が1ユニットで構成されており、各層のユニットは隣接する層のユニットと重み係数で連結されている。各ユニットには、入力を変換する非線形関数が備わっており、式1のシグモイド関数が一般的に用いられている。入力層に説明変数を、出力層に目的変数を与えて、目的変数のデータと推定値の誤差が最小となるように各重み係数を最適化の必要があり、最適化の手法としてバックプロパゲーション(誤差逆伝播法)が用いられる。

$$f(x) = 1/(1 + e^{-x}) \quad \text{式 1}$$

x : ユニットへの入力値

f(x) : ユニットからの出力値

## (2) 画像解析への応用

NNWのパターン認識能力は顔認識や文字判別等の画像解析の分野で威力を発揮しており、仮想検討では、りんご果実とその他の画素を判別学習して、果樹園全体画像の中から果実部分を抽出する場合を考える。りんご画像とその他画像の画素値と組み合わせが説明変数(入力層に与える)で、りんご画像とその他画像を区別する信号が目的変数(出力層に与える)である。本検討では目的変数として、りんご果実の画素値を1、その他の画素値を0と定義して、説明変数である画素データとの関係を機械学習する。

本検討の目的は、果樹園全体の画像の中からりんご果実部分のみを抽出することであり、下記の方法で機械学習させる(信岡, 2009)。概念図をFig.7に示す。

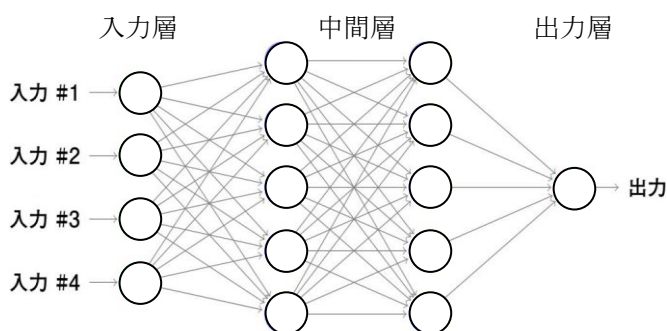


Fig.6 深層化学習の概念図

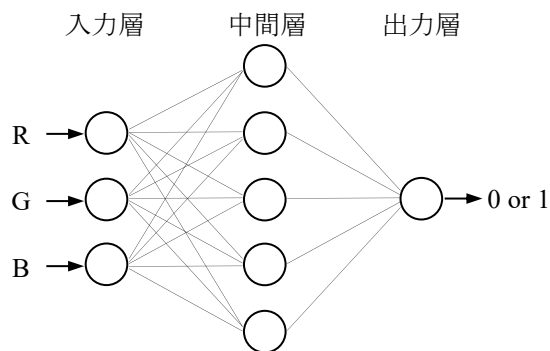


Fig.7 ニューラルネットワーク

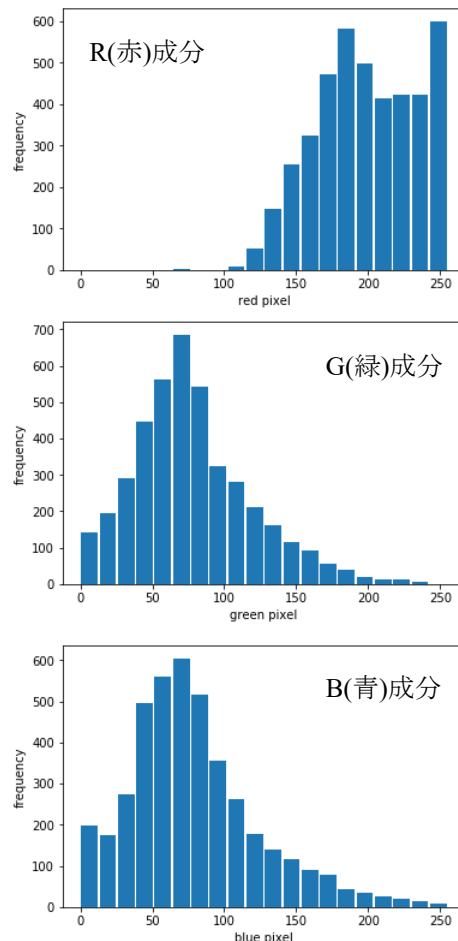


Fig.4 画素値の頻度分布図

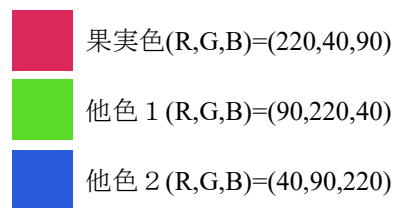


Fig.5 他色の画素値の組合せ

- 入力層：入力層は3ユニットで，R，G，Bの画素値を与える．
- 出力層：出力層は1ユニットで，果実とその他の画素を区別する出力信号を与える．  
出力信号は，果実の画素値を1，その他の画素値を0とする．
- 中間層：中間層は1層，5ユニットとする．

以上のように，本検討では中間層を1層とし，ディープラーニングではなくニューラルネットワークで機械学習を行う．りんご果実の画素値データを4148組，その他の画素値データを8296組，合計12444組を機械学習させた結果をFig.8に示す．横軸がデータ番号(1~12444)，縦軸が出力信号であり，概ね精度良く仕分けられていると判断する．

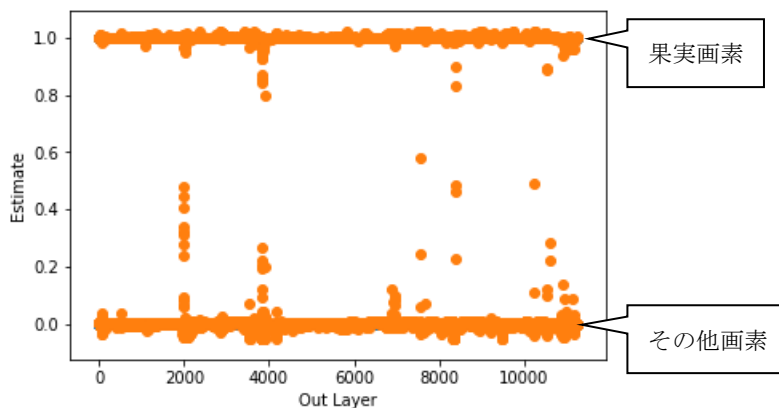


Fig.8 果実画素(1)とその他画素(0)の学習結果

## 2.5 果樹園全体画像からの果実画像の抽出

Webサイトから取得した果樹園の全体画像をFig.9に示す．同画像は，縦720ピクセル，横1080ピクセル，合計777600ピクセルで構成されている．前節2.4での機械学習結果を用いて，以下の手順で果実部分を抽出した画像に変換する．

- ①元画像の画素値を読み込んで，機械学習で得られた重み係数を乗じて出力値を求める．
- ②果実部分と判断する出力値の閾値  $x$  を設定する．
- ③ $x \leq$  出力値 の場合は，果実部分と判断してそのまま抽出する．  
出力値  $< x$  の場合は，その他の部分と判断して画素値を黒(0,0,0)に変換する．
- ④以上を全ピクセル777600で行う．

機械学習の出力値として，果実部分の画素値を1，その他を0とした．ここでは，数値  $x$  を0.50と0.90とした画像をFig.10に示す．元画像のFig.9において，各ピクセルが果実部分なのか否かを正確には仕分けられないので正解率を定量的には評価できないが， $x$ が0.50の場合は果実以外の部分も若干抽出しているが，目視で判断する限りでは  $x$ が0.90の場合は太陽光が反射した箇所を含めて精度良く果実部分を抽出していると判断する．

## 2.6 果樹園全体画像からの葉画像の抽出

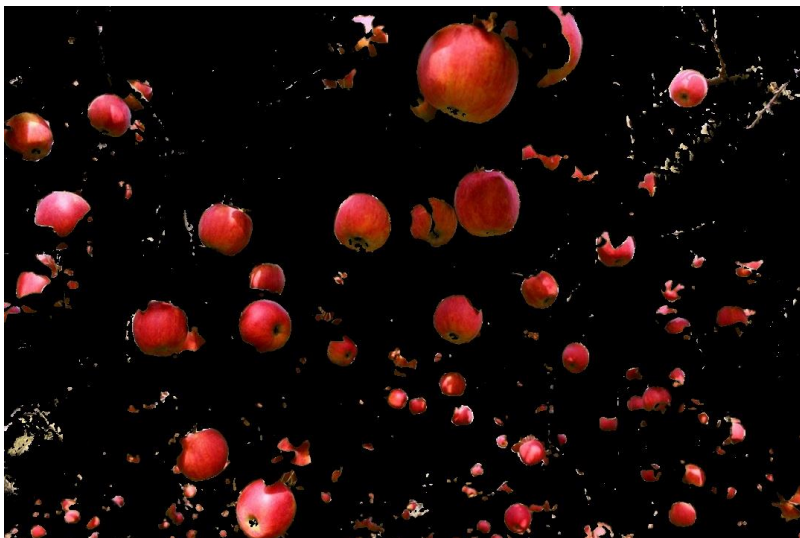
果実の品質を管理する一つの指標として葉果比が挙げられる．前節2.5までに果樹園の全体画像の中から果実部分の画像を抽出する方法を示したが，併行して画像中から葉の部分抽出することで，リアルタイムでの葉果比の推定に寄与すると考える．そこで，Fig.10を抽出した方法と同様に，Webサイトから葉の画像を取得し，機械学習を経て全体画像から葉部分の画像を抽出した．Fig.11にWebサイトから取得した葉画像のトリミング画像を，Fig.12に全体画像から葉部分を抽出した画像を示す．

葉部分以外に幹や枝の部分も一部抽出しているが，Fig.10とFig.12で抽出したピクセル数を比べることで，葉果比の推定に寄与する可能性があると考えられる．

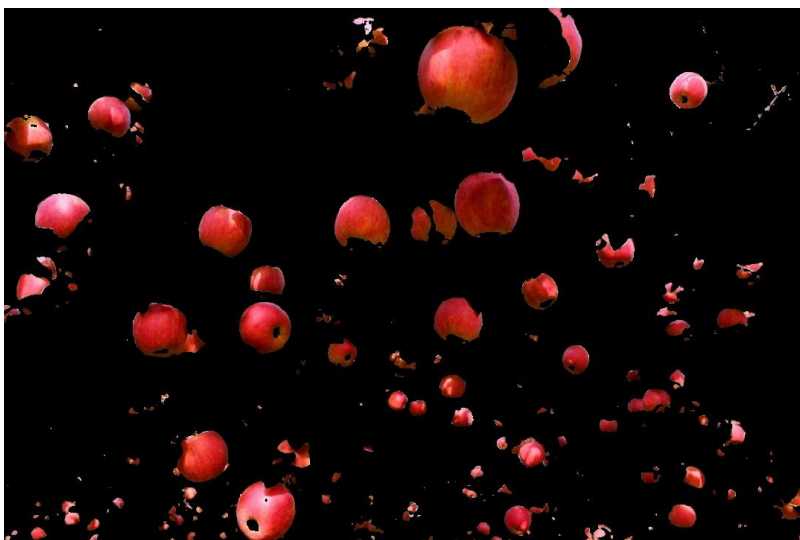




Fig.9 果樹園の全体画像



(1) 閾値が 0.50 の場合



(2) 閾値が 0.90 の場合

Fig.10 果実部分の抽出画像



Fig.11 葉のトリミング画像



Fig.12 葉部分の抽出画像, 閾値 0.90

### 3. 仮想検討の課題点と実験計画

#### 3.1 仮想検討の課題点

第2節では、Web サイトから入手した画像を用いて仮想検討を行い、全体画像から果実部分を抽出する方法を示した。果樹園の画像を継続的に撮影して果実部分を抽出し、画像全体に占める果実部分の面積比率や画素値の統計量を時系列で分析することで、リアルタイムでの作況評価に寄与できると考える。仮想検討の結果を踏まえて、今後の主な検討項目はつぎの2点である。

その1：Fig.2 に示すりんご果実画像と Fig.3 のトリミング画像、および Fig.9 に示す果樹園全体画像は、Web サイトから入手した中で意図的に良い画質のものを選択した画像であり、実際の果樹園や果実を対象として得られる画像を用いて同様の検討を行う。

その2：Fig.2 に示すりんご果実の画像は成熟した状態の良いと思われる果実であり、Fig.9 の果樹園全体画像も収穫時期付近での画像と考えられる。本検討の目的は、着果後から収穫に至るまでの作況をリアルタイムで評価する手法の開発であり、未成熟段階での画像も併せて分析する必要がある。

### 3.2 実験計画

前節で示した課題点に対応するために、茨城大学農学部の試験農園において現場実験を行なう。実験概要を以下に示す。

#### a) 果実個別画像

りんご(ふじ)果実の個別画像を9月中旬から収穫まで継続的に撮影する。果実の個数は7個で、太陽光と果実色彩との関係を把握するために、南側と北側の2面を撮影する。

#### b) 樹木全体画像

試験農園の中で、数本のりんご樹木を対象とした全体画像を10月初旬から収穫まで継続的に、適当な方向から撮影する。

#### c) 画像分析

a)とb)で撮影した果実の個別画像と樹木の全体画像を下記の3画像に分類して機械学習させる。

- 収穫以前の未成熟果実の画像
- 収穫時期付近の成熟果実の画像
- 枝と葉の画像

仮想検討と同じく、機械学習結果をもとに樹木全体画像中の果実部分や枝葉部分を抽出して、それらの経時変化を分析する。

### 4. 今後の展望

Webサイトから取得した画像を用いた仮想検討により、りんご果実の作況をリアルタイムで定量的に評価する可能性を提示した。画像データの利用方法として、農業従事者が果樹園の状況を直接視覚的に確認することに加えて、画像から果実や葉の領域を抽出して両者の比率や画素値を定量的に統計処理することで、より精度の高い作況評価と農業経営の効率化に寄与すると考える。画像解析の統計値と作況との関係として、下記のような視点が考えられる。

- 果実領域と葉領域の比率 → 葉果比への反映
- 画素値統計量の年度比較 → 過去年度との比較による作況の相対評価
- 果実部分の画素値統計量 → 糖度や糖酸比データとの連動

画像解析の有効性は、農業従事者の目視による作況判断と画像解析による統計量の経時変化を比較することで検証できると考える。今後は農業従事者へのアンケート調査を行ない、農業従事者の経験的作況評価と画像解析の分析値とを比較検討する予定である。

また、画像解析には以下のような適用案も考えられる。まず、作況評価に関する適用として、病虫害や雑草害の監視が挙げられる。果実や葉の変色や雑草の画像を学習することで、圃場全体の状況を適宜把握することが可能と考える。つぎに、筆者らは、気象リスクによる農作物被害を確率論的に評価する手法の構築に取り組んでいる。今年台風による果実の落下被害が多く報告されており、人の手を要さずに広範囲に亘る地域の被害率を把握する手法への適用などが考えられる。

### 引用文献

Prateek Joshi : Python による AI プログラミング入門,O'REILLY JAPAN

信岡卓 : 降雨の非正常性と地盤の不飽和特性を考慮した斜面安定性予測手法の研究,2009.06