人工知能によるみかんの糖度判定システムの実現

森下 諒大 *　　粂野 紘範 *　　田中 大介 *

Implementation of a Saccharinity Estimation System for Oranges using Artificial Intelligence

Ryota MORISHITA*　　Hironori KUMENO*　　Daisuke TANAKA*

Saccharinity of oranges which is one of Ehime's local specialities is very important property to appraise each product. The most precise method to determine the saccharinity of the product is to use the squeezed juice. However, the squeezed product could not be shipped. Therefore non-destructive test is required. Although the infrared-based non-destructive method is used at agricultural cooperatives, the method requires large-scale facilities. It makes difficult for each farmer to introduce the method. In this study, the development of an easy-to-implement non-destructive saccharinity testing system is focused. A method called home selection is applied in this study. Using the following property: "The peel color of the orange is darker, its saccharinity is higher", a model which represents the relationship between the image of the orange and its saccharinity are learned using artificial intelligence technology. Because the learned model estimates the saccharinity using only the image, the testing system could be implemented on a smartphone. In this paper, the overview of the proposed method and testing system and its verification result are shown.

1.　まえがき

みかんの品質を表す指標の 1 つに糖度がある。農家や選果場では、糖度によるみかんの選別が行われており、みかんの品質を維持するためには、糖度の測定は欠かすことのできない非常に重要な選別過程である。みかんの糖度を精度よく測定するには、みかんの皮を外し、果実の果汁を採取する必要がある。そのため、一般的に糖度測定は破壊検査となる。破壊検査に使用したみかんは売り物にはできないため、検査後破棄処分となる。また、非破壊の検査方法として赤外線を用いたものも存在するが、検査装置は選果場など特定の施設にしかなく、大掛かりな装置であるため、個々の農家で検査装置を導入することは難しい。本研究では、個々の農家でも簡単に利用でき、かつ非破壊のみかん糖度判定システムの開発を目的とする。システム開発にあたり、非破壊でみかんの糖度を判定する方法として、家庭選別と呼ばれる方法（例えば [1]）を応用する。家庭判別には、みかんの大きさや形、硬さ、ヘタ、表面の油胞などから糖度を判断する方法などがあるが、みかんの皮の色で糖度を判断する家庭判別方法を基に、本研究では、みかんの表面の色情報から人工知能が糖度を判定する手法を提案する。

2.　提案手法

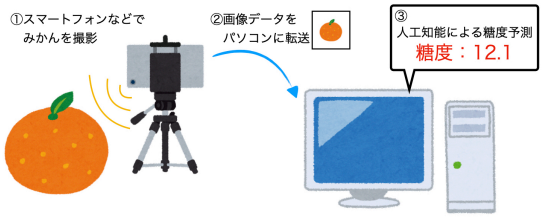

図 1　非破壊みかん糖度判定システム例

『みかんは皮の色が濃いほど糖度が高い』という家庭選別の判断基準がある。これは、みかんの皮の色を判断材料としているため、みかんを破壊することなく糖度を判断できるというメリットがある。この『みかんは皮の色が濃いほど糖度が高い』という特徴を利用し、みかんの画像とそれに対応する糖度を人工知能に学習させる。この学習済みの人工知能を利用することで、みかんの画像を入力するだけで、みかんを破壊することなく糖度を推定することが可能となる。また、この学習済みの人工知能の運用にあたって、図 1 のような、スマートフォンのカメラなどを使った、みかんの糖度を予測するシステムが考えられる。

令和 3 年 12 月 24 日受付 (Received Dec. 24, 2021)
* 新居浜工業高等専門学校機械工学科（Department of Mechanical Engineering, National Institute of Technology (KOSEN), Niihama College, Niihama, 792-8580, Japan）

3. 学習データ収集のための撮影環境と糖度測定

提案手法の有効性を検証するため、温州みかん（良品）の人工知能による糖度予測を行う。提案手法では、みかんの画像とそれに対応する糖度を人工知能に学習させる。

3－1 撮影環境

本稿では、学習データ収集にあたり、2 種の背景の影響を受けにくい撮影環境でみかんの画像を収集する。撮影環境を固定するのは、みかんの背景に写るものの影響を少なくし、検証に必要な学習データ量を抑える狙いがある。撮影には Apple 社の iPhone 11 pro のカメラを使用する。1 つ目の撮影環境として、図 2 のような環境で撮影を行う。卓上撮影スタジオ内に撮影台とスマートフォン固定用の三脚を設置し、スマートフォンのカメラからみかんの中心部までの距離を 200mm とし、みかんを撮影する。この環境では、光源とカメラが異なる位置に配置される。この撮影環境で、みかんの角度を変えながら、図 3 のように各みかん 8 枚の写真を撮影する。

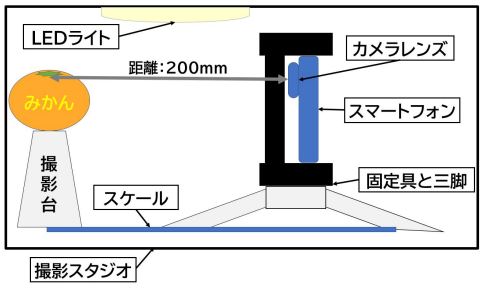

図 2　真横から撮影する際の撮影風景の模式図

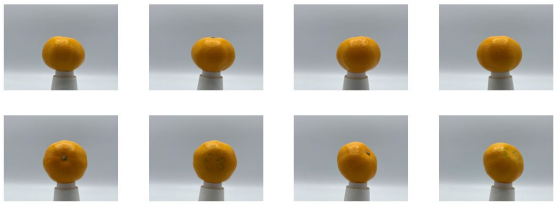

図 3　真横から撮影されたみかんの画像の一部

2 つ目の撮影環境として、図 4 のような環境で撮影を行う。卓上撮影スタジオ内に撮影台を設置し、撮影スタジオ上面にスマートフォンを設置する。この環境では、光源とカメラの位置が同じになる。この撮影環境で、みかんの角度を変えながら、図 5 のように各みかん 8 枚の写真を撮影する。

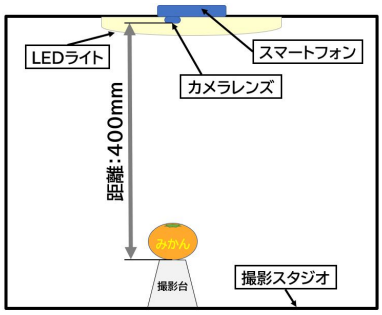

図 4　真上から撮影する際の撮影風景の模式図

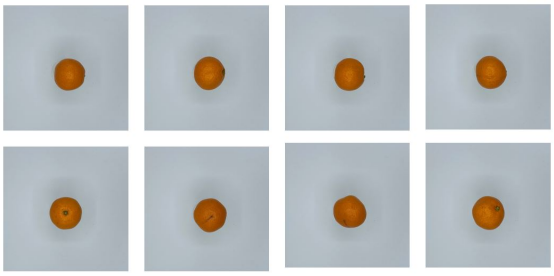

図 5　真上から撮影したみかんの画像の一部

3－2 糖度測定

糖度の計測には株式会社アタゴのポケット糖度計 PAL-J（図 6）を使用する。PAL-J の分解能は糖度 0.1 であり、測定精度は ±0.1 である。糖度計測にあたり、1 つのみかんから 5 房抽出し、それぞれの房毎に糖度の測定を行い、5 つの平均糖度をそのみかんの糖度とする。

図 6　本研究で用いた糖度計 (株式会社アタゴ ポケット糖度計 PAL-J)

4. 検証

ここではみかんの糖度を 0.1 刻みで分けた分類問題として CNN を学習させる。学習にはみかんの画像とそれに対応する糖度のデータを使用するが、ネットワークに入力する画像は 128 × 128 の画像サイズに縮小したものを使用する。CNN のネットワークは図 7 のものを使用する。

図 7　実験でのネットワーク構造の概略図

みかんを水平方向から撮影したデータセットとみかんを垂直方向から撮影したデータセットの 2 種のデータセットを使用して、それぞれのデータセットでネットワークの学習を行い、学習後のネットワークの分類性能の検証を行う。みかんを水平方向から撮影したデータセットには、18 クラス（糖度 9.5〜11.2）のデータが 380 個、垂直方向から撮影したデータセットには、7 クラス (糖度 11.0〜11.6) のデータが 56 個含まれている。学習を行う際には、画像に回転や拡大縮小を施してデータの拡張を行い [2]、水平方向から撮影したものを 18380 個、垂直方向から撮影したものを 7056 個のデータとして、それぞれ 80% のデータを使用して学習を行う。拡張されたデータのサンプルを図 8 に示す。

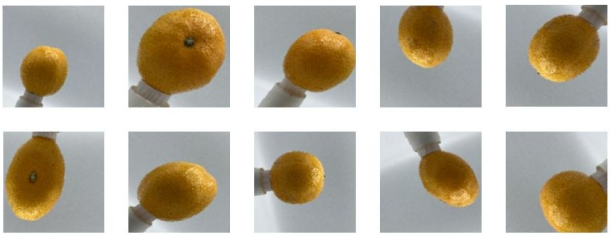

図 8　画像枚数の拡張処理後の画像の一部

5.　予測結果

5－1　水平方向から撮影したみかんの糖度予測

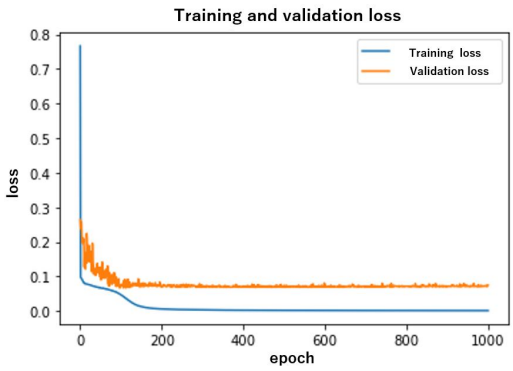

図 9　1000epoch 学習中の損失関数の変化 (真横から撮影した画像)

みかんを水平方向から撮影したデータセットを使用して、ネットワークの学習を行う。エポックを 1000 に設定して、学習したときの損失の推移を図 9 に示す。図よりエポック 200 あたりでネットワークの重みの更新がほとんどされなくなっている様子が窺える。学習後、学習済みネットワークに未知のデータを入力したときの学習済みネットワークの糖度予測値について検証を行う。未知のデータとして、糖度 9.5 ~ 11.2 の範囲で各クラス 2 個ずつみかんのデータを入力する。図 10 未知のデータに対する学習済みネットワークが予測した糖度の値を示す。図中の青棒は各データのみかんの糖度（正解値）を表し、赤と黄の棒グラフは学習済みネットワークが予測した糖度の値を示す。この結果から、学習済みネットワークが予測した糖度は、実際のみかんの糖度とは異なる値を予測しているが、図中の棒グラフが右肩上がりに上昇していることから、学習によりネットワークはみかんの糖度上昇に対するみかん表面の変化の様子を捉えている様子が窺える。

5－2　垂直方向から撮影したみかんの糖度予測

みかんを垂直方向から撮影したデータセットを使用して、ネットワークの学習を行う。エポックを 200 に設定して、学習したときの損失の推移を図 11 に示す。先の検証と同様に、学習後、学習済みネットワークに未知のデータを入力したときの学習済みネットワークの糖度予測値について検証を行う。未知のデータとして、糖度 11.0 ~ 11.6 の範囲で各クラス 2 個ずつみかんのデータを入力する。図 12 に未知のデータに対する学習済みネットワークが予測した糖度の値を示す。こちらの検証でも、水平方向から撮影したデータセットによる検証と同様に、ネットワークはみかんの糖度上昇に対するみかん表面の変化の様子を捉えている様子が窺える。

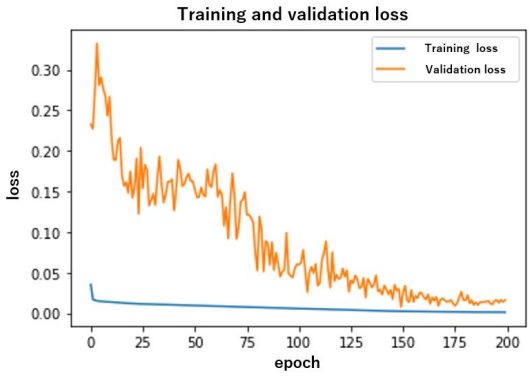

図 11　200epoch 学習中の損失関数の変化 (真上から撮影した画像)

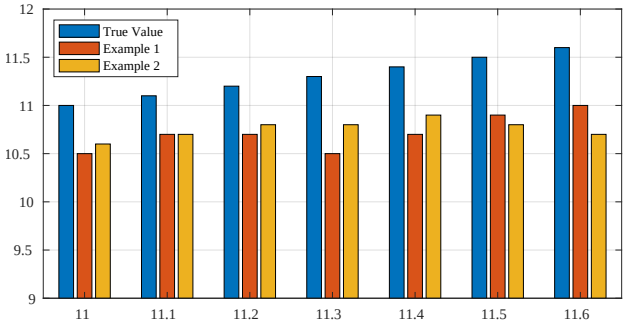

図 12　検証結果 (真上から撮影したみかんだけが写る画像)

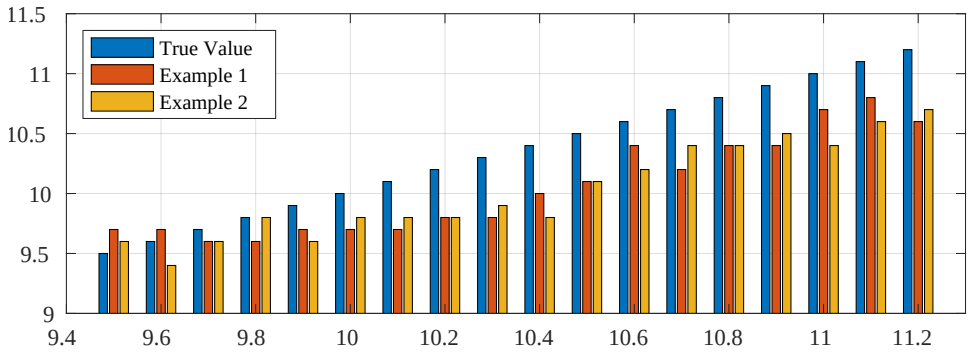

図 10　検証結果 (真横から撮影した画像)

5－3　撮影環境を固定しないで撮影したみかんの糖度予測

みかんを垂直方向から撮影したデータセットを使用して、学習を行ったネットワークに、撮影環境を固定せずに撮影したみかんの写真を入力したときのネットワークの分類性能を検証する。図 13 は検証に使用したみかんの写真の一例である。学習時に使用した撮影スタジオを使用せず撮影を行なっているため、背景にみかん以外のものが映り込んでいる。検証に使用したみかんは、先の検証に使用したものと同じみかんである。図 14 に学習済みネットワークが予測した糖度の値を示す。図から、学習済みネットワークが撮影環境を固定していないデータに対して全く対応できない様子が窺える。糖度 11.2 のみかんの写真に対してネットワークが予測した糖度の値が割と近い値となっている。これは糖度 11.2 のみかんを撮影した環境が、学習時に使用した撮影環境に近かったのが要因と考えられる。図 15 に検証に使用した糖度 11.2 のみかんの写真を示す。背景に白が多く、他の検証用データに比べると比較的撮影環境が学習データのものと近くなっていることがわかる。

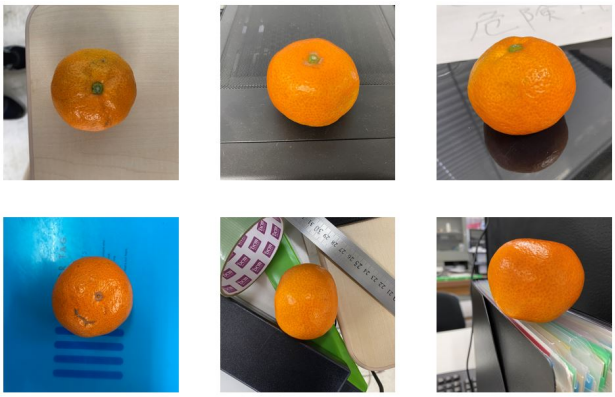

図 13　検証に使った糖度 11.2 以外の画像の一部

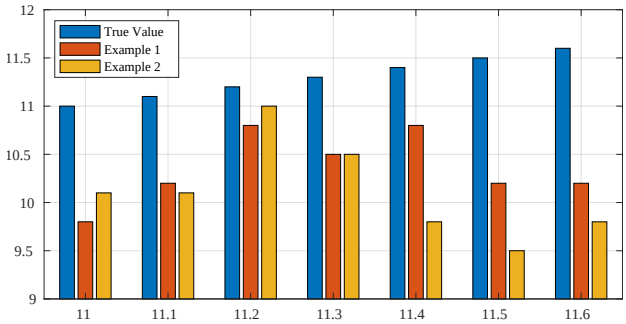

図 14　検証結果 (真上から撮影したみかん以外も写る画像)

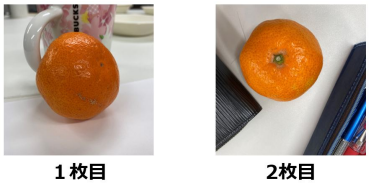

図 15　検証に使った糖度 11.2 の画像

6.　むすび

本研究では、近年様々な分野から注目されている人工知能を用いて、一般的に農家で行われる家庭選別の判断基準を応用して、みかん表面の色を用いて糖度を予想した。検証結果から、人工知能はみかんの画像の色から糖度を予想する事はできるが、その精度を上げるためにはパラメータを変えたり様々な画像の学習への追加、糖度の判断材料を増やして検証を重ねる必要がある。

参考文献

[1] 甘いみかんの見分け方 (選び方) 農家のレシピ
https://nouka-recipe.com/mikan-miwake/
（2021 年 1 月 20 日閲覧）

[2] 斎藤康毅, ゼロから作る Deep Learning Python で学ぶディープラーニングの理論と実装, オーライリー・ジャパン（2016）