

AI を活用した柑橘不良判別システムの開発

八塚直紀 浦元明 菊地敏夫*

Detection System of Visual Defects in Citrus Fruits Utilizing AI

YATSUZUKA Naoki, URAMOTO Akira and KIKUCHI Toshio

本研究では、柑橘の良品画像と各種不良品画像を学習させることにより、不良柑橘の病気や不良の種類を精度良く選別できる AI 画像選果技術の開発を行った。

本研究では、温州みかん、紅まどんな、いよかんを試験対象とした。それぞれの柑橘において、良品の柑橘と病気や各種の不良柑橘の多数の画像を取得し教師画像データベースを構築した。作成した画像認識 DNN を用いて評価した結果、柑橘の良品と不良品の判別は 95%以上の判定精度を得ることができた。さらに、画像認識 DNN と領域検出 DNN を組み合わせて作成した物体認識用 DNN を用いて柑橘を評価した結果、平均精度（正しい分類を行う精度と対象物を検出する能力を組み合わせた数値）は 0.98 であった。最後に、物体認識用 DNN を実装した AR グラスを用いてリアルタイムで認識を行った結果、柑橘の病気判別を可視化することができた。

キーワード：病気判別、AR グラス、柑橘、AI、DNN、データベース

はじめに

柑橘農家は柑橘を JA 等の集荷場に持ち込む前に、庭先選別による病気や浮皮等の不良柑橘の選別を行っている。農家の減少や高齢化による労働力不足から柑橘の集荷量の減少が懸念されており、庭先選別の負担軽減が求められている。

そこで、本研究では、柑橘の良品と病気の画像のデータベース化を行い、これらの画像を学習させた AI を用いて、柑橘の不良を判別するシステムの開発を行い評価したので報告する。

実験方法

1. 柑橘画像のデータベース構築

(1) 試験対象の柑橘

データベース化を行う試験対象柑橘として、愛媛県の柑橘を代表する「温州みかん」、「紅まどんな」、「いよかん」を選定した。「温州みかん」は、不良品として、ハナアザミウマ、アザミウマ、かいよう病、そうか病、ヤノネカイガラムシ、サビダニ、クラッキング、風傷、黒点病、浮皮、腐敗の個体と良品の個体を準備した。「紅まどんな」は、クラッキング品と良品の個体を、また、「いよかん」は、かいよう病と黒点病の個体を準備した。

(2) 各種柑橘画像のデータベース化

データベース構築用カメラ（ソニー（株）製：α III）を用いて、3種類の柑橘に対し、良品及び不良柑橘の静止画のデータベースの構築を行った。図1に示すように、背景を黒幕とした撮影ボックス内の上部にデータベース構築用カメラを設置し、ターンテーブル上に柑橘を置き、照明を当てた状態で柑橘の向きを変えながら多数の静止画（3,936×2,624 ピクセル）の撮影を行った。また、様々な撮影角度からの画像が取り出せるようにするため、図2に示すように、コンベア上で柑橘を転がしながらコンベア内部に設置されている Web カメラ（㈱ロジクール製）で柑橘の動画（640×480 ピクセル）を撮影した。動画データから多数の静止画データを取り出すことを目的としたものである。

*（現）愛媛県産業技術研究所食品産業技術センター
この研究は、「柑橘類腐敗抑制技術開発事業」の予算で実施した。



図1 静止画撮影



図2 動画撮影

2. AI 不良判別システムの開発

(1) 画像認識 DNN の作成

良品及び不良柑橘の画像の解析には、画像によるディープニューラルネットワーク（以下 DNN という）による機械学習手法を用いた。また、DNN のモデルとしてインターネット上に公開されている代表的な ResNet50 と MobileNet-v2 を使用した。

まず、カメラで撮影した「温州みかん」の静止画から良品 202 枚、ハナアザミウマ 527 枚、黒点病 366 枚、そうか病 118 枚の 4 つのフォルダ分けを行い、全 1213 枚の静止画データベースを作成した。次に、1213 枚をシャッフルし、学習用データとして 70%（849 枚）、テスト用データとして 30%（364 枚）に分けた。図 3 に DNN の作成概要を示す。学習率を 0 にしてフリーズさせ、最後の 3 層の差し替えを行い、1000 種類のカテゴリ判別から 4 種類のカテゴリ判別に変更を行った。学習用データを反転、拡大・縮小、変形などの画像処理を行い、学習用データを 3 倍に水増しして学習させた。

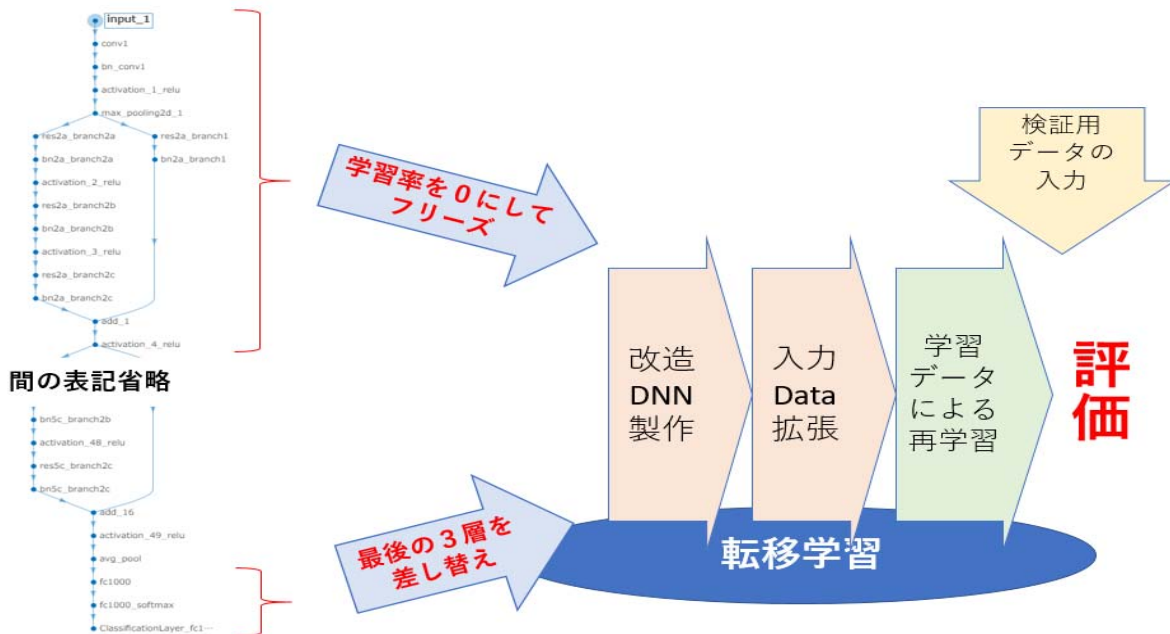


図3 画像認識 DNN 作成概要¹⁾

(2) 領域検出 DNN 及び物体認識用 DNN の作成

柑橘の認識時に領域を特定するために、オブジェクトの検出スピードが速い²⁾とされるオブジェクト検出アルゴリズムの YOLO-v2 を使用した。柑橘検出の学習データを作成するために、画像中の柑橘の領域の特定を行い、領域の画像における座標を抽出し、カテゴリの関連付けを行った（図 4 及び図 5）。また、認識精度の向上を目的に画像認識 DNN に領域検出 DNN を組み合わせて、物体認識用 DNN を作成した。さらに、作成した物体認識用 DNN を AR グラス（マイクロソフト製 HoloLens2）に実装し、動作の確認を行った。

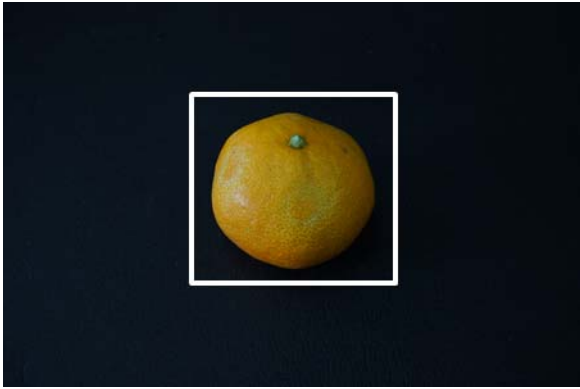


図4 画像の領域特定

	1 imageFilename	2 hanaazami	3 kokuten	4 ryuhin	5 souka
1	G:\wase_mikan\hanaazami\DSC00005_re_im.jpg	[79,111,134,119]	0	0	0
2	G:\wase_mikan\hanaazami\DSC00006_re_im.jpg	[97,100,123,115]	0	0	0
3	G:\wase_mikan\hanaazami\DSC00007_re_im.jpg	[97,109,121,117]	0	0	0
4	G:\wase_mikan\hanaazami\DSC00008_re_im.jpg	[86,116,130,107]	0	0	0
5	G:\wase_mikan\hanaazami\DSC00009_re_im.jpg	[68,79,154,144]	0	0	0
6	G:\wase_mikan\hanaazami\DSC00010_re_im.jpg	[76,104,142,134]	0	0	0
7	G:\wase_mikan\hanaazami\DSC00011_re_im.jpg	[85,84,131,125]	0	0	0
8	G:\wase_mikan\hanaazami\DSC00012_re_im.jpg	[79,95,134,118]	0	0	0
9	G:\wase_mikan\hanaazami\DSC00013_re_im.jpg	[77,101,148,140]	0	0	0
10	G:\wase_mikan\hanaazami\DSC00014_re_im.jpg	[88,129,153,130]	0	0	0
11	G:\wase_mikan\hanaazami\DSC00015_re_im.jpg	[84,76,139,127]	0	0	0
12	G:\wase_mikan\hanaazami\DSC00016_re_im.jpg	[96,107,136,116]	0	0	0
13	G:\wase_mikan\hanaazami\DSC00017_re_im.jpg	[82,112,142,133]	0	0	0
14	G:\wase_mikan\hanaazami\DSC00018_re_im.jpg	[90,91,135,143]	0	0	0
15	G:\wase_mikan\hanaazami\DSC00019_re_im.jpg	[75,79,155,143]	0	0	0
16	G:\wase_mikan\hanaazami\DSC00020_re_im.jpg	[81,80,154,143]	0	0	0
17	G:\wase_mikan\hanaazami\DSC00021_re_im.jpg	[77,104,150,129]	0	0	0
18	G:\wase_mikan\hanaazami\DSC00022_re_im.jpg	[72,96,152,139]	0	0	0
19	G:\wase_mikan\hanaazami\DSC00023_re_im.jpg	[84,78,152,143]	0	0	0
20	G:\wase_mikan\hanaazami\DSC00024_re_im.jpg	[68,83,173,150]	0	0	0
21	G:\wase_mikan\hanaazami\DSC00025_re_im.jpg	[68,76,157,139]	0	0	0
22	G:\wase_mikan\hanaazami\DSC00026_re_im.jpg	[76,69,166,162]	0	0	0
23	G:\wase_mikan\hanaazami\DSC00027_re_im.jpg	[76,104,153,144]	0	0	0
24	G:\wase_mikan\hanaazami\DSC00028_re_im.jpg	[84,67,146,137]	0	0	0
25	G:\wase_mikan\hanaazami\DSC00029_re_im.jpg	[72,76,162,148]	0	0	0
26	G:\wase_mikan\hanaazami\DSC00030_re_im.jpg	[96,68,143,143]	0	0	0

図5 カテゴリの関連付け

結果と考察

1. 柑橘画像のデータベース構築

データベース構築に使用した温州みかんの代表的な病気2例を図6及び図7に示す。「温州みかん」はハナアザミウマ、アザミウマ、かいよう病、そうか病、ヤノネカイガラムシ、サビダニ、クラッキング、風傷、黒点病、浮皮、腐敗、良品のデータベースを構築した。「紅まどんな」では、クラッキングと良品、「いよかん」では、かいよう病と黒点病のデータベースを構築した。データベース用の全画像枚数は約10000枚であったが、それぞれの画像を回転、拡大・縮小などの処理を行うことで、データベースの画像枚数を約10倍以上(100000枚)にした。動画について、「温州みかん」はハナアザミウマ、かいよう病、そうか病、黒点病、浮皮のデータベースを構築した。動画から静止画を取り出すことで画像枚数は約1600枚となった。



図6 黒点病 (温州みかん)



図7 ハナアザミウマ (温州みかん)

2. AI不良判別システムの開発

(1) 画像認識 DNN の作成

図8及び図9にAIの学習回数及びテストデータによる判定精度を示す。ResNet-50及びMobileNet-v2の学習回数は、エポック毎の反復回数を16回として6エポックで、学習時間2分16秒であった。1エポックとは、全ての学習データを使いDNNに1回学習させることである。364枚のテストデータを評価した結果、一般的に知られている結果と同様にResnet-50では判定精度98.63%、MobileNet-v2では判定精度96.15%となり、Resnet-50の方が高い判定精度が得られた。転移学習を行うことにより、双方のアルゴリズムとも96%以上の判定精度を得ることができた。また、データベースを構築した中の良品、ハナアザミウマ、黒点病、そうか病を学習させたResnet-50を用いて任意に抜き出した画像を判定した結果、判定精度は95%以上であった(図10及び図11)。

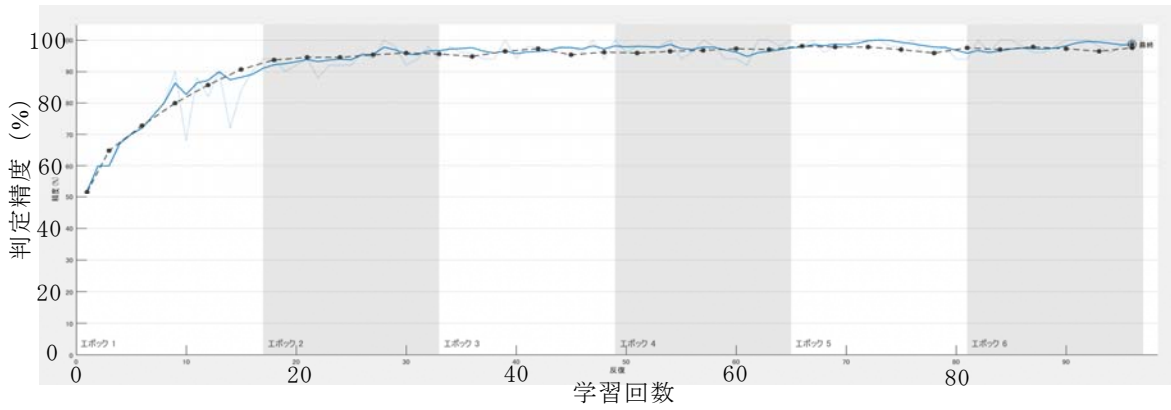


図 8 AI の学習回数及び判定精度 (ResNet-50)

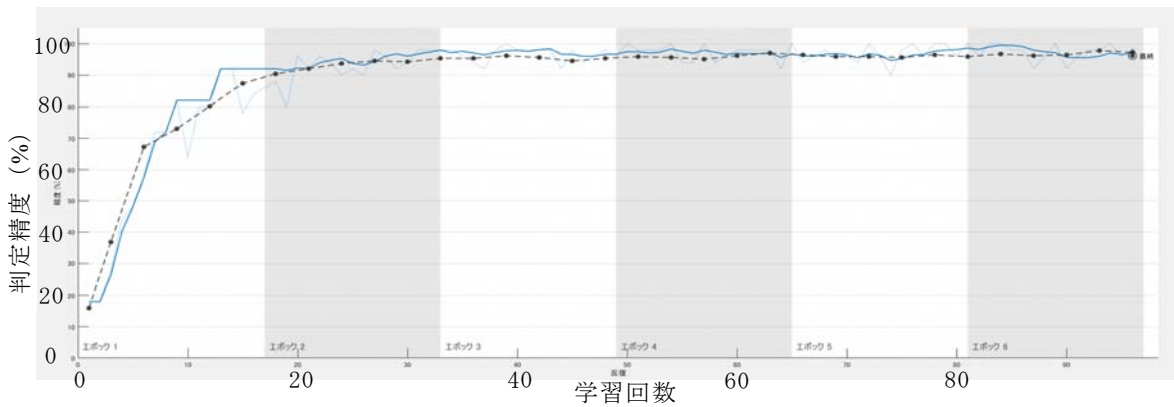


図 9 AI の学習回数及び判定精度 (MobileNet-v2)



図 10 判定結果



図 11 判定結果

(2) 領域検出 DNN 及び物体認識用 DNN の作成

物体認識用 DNN の学習回数は、エポック毎の反復回数を 11 回とし、130 エポックであり、損失指数 0.1 で収束し、学習時間は 1 時間 8 分 10 秒であった (図 12)。ここで、損失指数とは、DNN の様々なパラメータを最適値に近づけるための指標となる数値であり、この値が 0.1 に収束したので学習を終了した。作成した物体認識用 DNN を評価した結果、平均精度は 0.98 であった (図 13)。平均精度とは、正しい分類を行う精度と画面上にある目的の対象物を検出する能力を組み合わせた数値で、1 が最大の値である。検出結果から柑橘の存在領域を指定し判定結果を表示することができた (図 14)。

物体認識用 DNN を実装した AR グラスを用いて認識を行った結果、柑橘の病気判別をリアルタイムで可視化することができた (図 15)。また、AI を活用してミカン表面の病気や浮皮などの品質を評価できる「ミカン評価装置、及びミカン評価システム」について、(株)ディースピリットと令和元年 9 月に共同で特許出願を行い、令和 2 年 7 月に特許登録 (第 6738075 号) された。

単一の GPU で学習中。
入力データの正規化を初期化しています。

エポック	反復	経過時間 (h:h:mm:ss)	ミニバッチ RMSE	ミニバッチ損失	基本学習率
1	1	00:00:09	10.12	102.5	0.0010
2	22	00:01:09	1.57	2.5	0.0010
4	44	00:02:12	1.43	2.0	0.0010
6	66	00:03:15	1.39	1.9	0.0010
8	88	00:04:18	1.28	1.6	0.0010
10	110	00:05:21	1.25	1.6	0.0010
12	132	00:06:25	1.20	1.4	0.0010
14	154	00:07:28	1.16	1.3	0.0010
16	176	00:08:30	1.10	1.2	0.0010
18	198	00:09:33	1.07	1.1	0.0010
110	1210	00:57:44	0.45	0.2	0.0010
112	1232	00:58:47	0.47	0.2	0.0010
114	1254	00:59:50	0.49	0.2	0.0010
116	1276	01:00:52	0.39	0.1	0.0010
118	1298	01:01:55	0.36	0.1	0.0010
120	1320	01:02:57	0.38	0.1	0.0010
122	1342	01:04:00	0.39	0.2	0.0010
124	1364	01:05:02	0.29	8.2e-02	0.0010
126	1386	01:06:05	0.32	0.1	0.0010
128	1408	01:07:08	0.38	0.1	0.0010
130	1430	01:08:10	0.27	0.1	0.0010

抽出時の学習が完了しました。

図 12 学習の進行状況

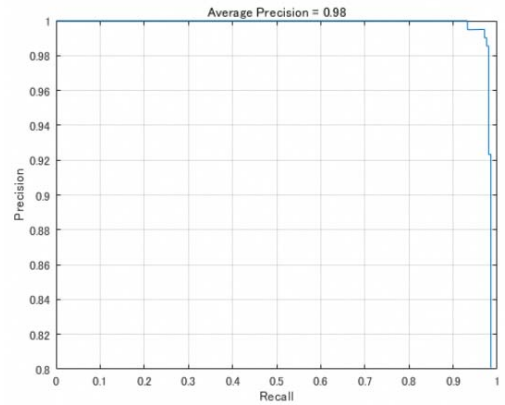


図 13 平均精度



図 14 検出結果

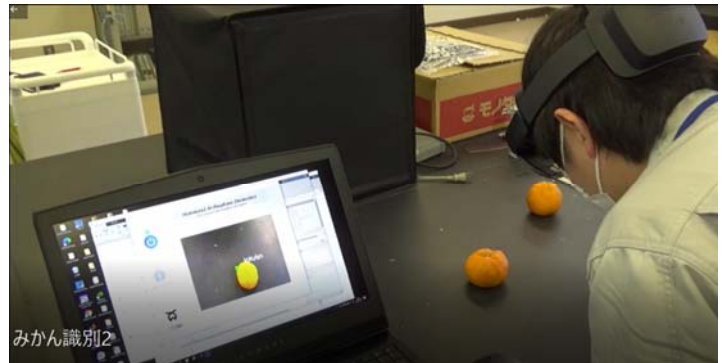


図 15 ARグラスによる可視化結果

まとめ

AIを活用した柑橘向け不良判別システムの開発を行った結果、以下の成果が得られた。

1. 温州みかん、紅まどんな、いよかんの各種静止画及び動画のデータベースを構築することができた。
2. 作成した画像認識 DNN を用いて柑橘を評価した結果、95%以上の精度を得ることができた。今回の研究では、ResNet50の方がMobileNet-V2よりも高い精度となった。
3. 画像認識 DNN と領域検出 DNN を組み合わせて作成した物体認識用 DNN を用いて柑橘を評価した結果、平均精度は 0.98 であった。物体認識用 DNN を実装した AR グラスを用いて認識を行った結果、柑橘の病気判別をリアルタイムで可視化することができた。また、本技術を活用した特許が登録（第 6738075 号）された。

謝 辞

本研究を遂行するにあたり、AIの学習にご協力いただきました、株式会社ディースピリット様に厚くお礼申し上げます。

文 献

- 1) 大野栄一: AIによる柑橘の庭先選別技術の開発, えひめ AI・IoT 推進コンソーシアム普及啓発セミナー, p. 10, 愛媛県松山市(2019).
- 2) 福嶋祐一, 石澤賢太, 大野宏: ディープラーニングを用いた画像認識, 工業技術研究報告書(新潟県)No. 48 p. 51-54(2019).