

物体検出 AI を活用したカキの経時的成熟度の定量的解析 -灌水管理の最適化へ向けて-

Quantitative Analysis of Persimmon Fruit Chronological Maturity Using Object Detection AI Algorithm -Toward Optimization of Irrigation Management-

○山本 純之*¹・篠田 真*²・楠堂 紡*¹・木村 匡臣*¹・松野 裕*¹

Atsushi Yamamoto, Makoto Shinoda, Tsumugu Kusudou, Masaomi Kimura
and Yutaka Matsuno

1. はじめに 奈良県五條吉野地域は吉野川流域に位置する中山間地域である。当地域は国営や県営事業として農地造成や灌漑施設の整備を通じた営農の効率化や地域の活性化が図られてきた。現在では、造成団地を中心に栽培されるカキの優良産地となっており、特に渋カキ‘刀根早生’のハウス栽培においては全国の 80 % のシェアを誇る。カキのハウス栽培には十分な水が必要とされるが(北野, 2000), 当地域では灌漑施設の導入による安定生産がおこなわれてきた。しかし, 近年は気候変動の影響により, 収穫期や収穫量が不安定化し, 経営上の大きな問題となっている。そこで筆者らは, 農研機構からの受託研究「先端技術導入による中山間地域の特産品生産スマート化への展開」の一環として, AI による出荷適期や収穫量の予測を可能とする栽培管理システムの構築に取り組んでいる(図 1)。本研究では, 栽培管理システムを実現する上で重要な要素となる果実の「成熟度」について, カキ果実の着色状態を学習した AI (物体検出アルゴリズム) を用い, ハウス栽培圃場のリアルタイムの web 画像から経時的な数値データを得た。更に, 得られた成熟度の推移と灌水頻度(灌水量とほぼ比例する), 収穫量をハウス間で比較, 検討した。

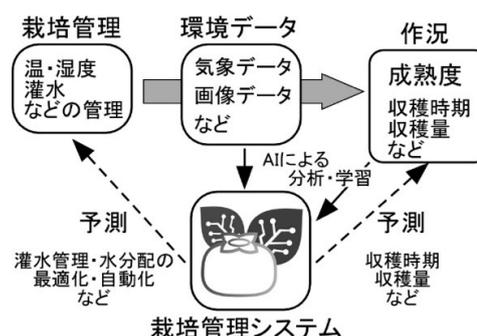


図 1 AI 栽培管理システムの概要

2. 手法 カキ栽培ハウス 4 棟の各棟に 2 台ずつ, 計 8 台の web カメラを設置し, LTE 経由で自動取得される画像を用いた成熟度の判定を試みた。カキ果実は開花, 着果後, 成熟果に至るまでサイズと色が段階的に変化するため, 0: 花, 1: 幼果, 2: 未熟果(着色なし), 3: 収穫直前(着色あり), 4: 成熟果 I (収穫可能(着色並)), 5: 成熟果 II (収穫可能(着色良)) の 6 クラスを設定した。画像判定には, 深層学習による画像判定アーキテクチャ YOLOV5 (Jocher *et al.*, 2020) を用いた。まず, 2019 年 6 月～2020 年 10 月にハウスおよび露地で一般のカメラで撮影した画像, および 2020 年 1 月～10 月に設置した web カメラで撮影した画像 14, 340 枚のうち 2, 629 枚を無作為に選び,

*1 近畿大学農学部 Faculty of Agriculture, Kindai University

*2 YuMake(同) YuMake LLC.

キーワード: IT・中山間地域・生産施設

果実のアノテーション（ラベル付け）をおこなって YOLOV5 に学習させた（教師 2,109 枚，検証 520 枚）．その後，学習済みの YOLOV5 を用いて web カメラの 2020 年 2 月 15 日～10 月 20 日（5 月 17 日～5 月 31 日は欠測）の計 248 日間の画像について判定をおこない，経時的な成熟度を求めた．web カメラの画像は 1 日 4 回自動的に撮影されるため，4 枚それぞれについて YOLOV5 による判定を実施し，「クラス固有の信頼度スコア」（class-specific confidence scores (CCS)，YOLO による判定の評価指数）が 0.7 以上である果実数が最大となる画像の判定結果を画像撮影日の成熟度とした．なお，CCS は物体の検出率とクラスの判定率を総合的に判断する指標でその値が大きいほど信頼度が高い（最大値は 1）．ハウス 1 棟あたりの成熟度は同一ハウスに設置した 2 台のカメラの成熟度（判定果実数）の和とした．また，本発表では栽培管理システムによって自動取得したハウスの環境データのうち，灌水頻度，土壌水分量に着目した．

3. 結果および考察 図 2 はハウス 1 棟について，学習済みの YOLOV5 を用いて成熟度の推移を取得した例である．成熟度は実際のカキの生育と連動し，3 月下旬～4 月中旬に果実の肥大成長にあわせて判定される幼果が増加，その後，7 月～8 月に成熟するという変化がみられた．一方，4 月下旬，7 月下旬以降は栽培管理記録との摘果，収穫の影響を受けて判定数が減少したと考えられ，本研究で定義した成熟度は生育の他，栽培

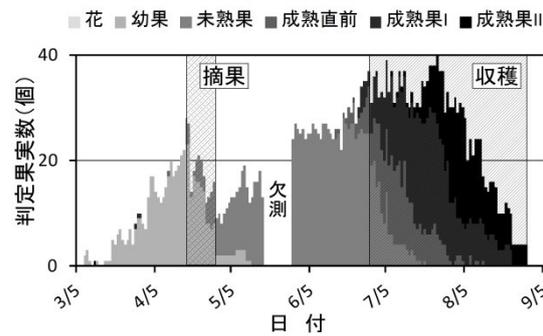


図 2 学習済み YOLO の判定による成熟度推移の例

管理の評価指標となる可能性がある．一方，成熟度の推移と収穫量をハウス 4 棟間で比較した結果，7 月上旬から収穫可能判定数が増加するが収穫量が少ない A タイプと，判定数の増加は 7 月中旬以降だが収穫量が多い B タイプに大別できた．灌水に着目すると A タイプは灌水頻度が少なく，pF2.5 程度に維持されているのに対し，B タイプは灌水頻度が多く，pF2.0 程度に維持

されていた．（図 3）．なお，調査した 4 ハウスでは 1 回あたりの灌水量が約 50 mm であるため，灌水頻度の差は灌水量の差とみなせる．したがって，灌水により土壌水分量を制御することで，収穫時期や収穫量の調整ができることが示唆されたと言える．今後，データを蓄積することで，成熟度を指標として灌漑管理を効率化し，地域全体の生産管理，ならびに収益の向上を目指したい．

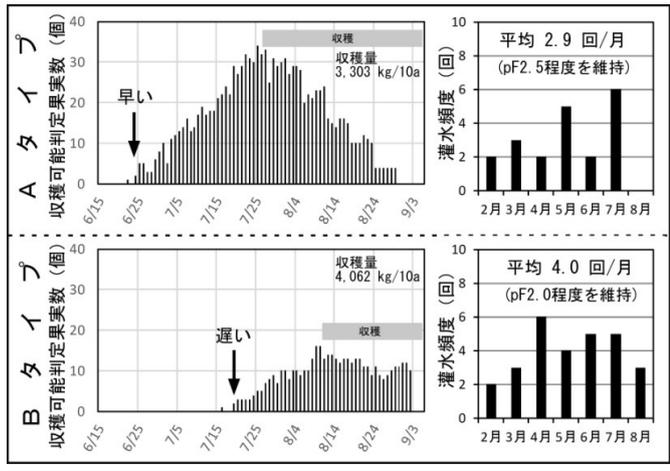


図 3 灌水頻度と収穫可能判定時期・収穫量の関係にみられる 2 つのタイプ（データはそれぞれのタイプを代表する 1 棟の例）

謝辞 本研究は農研機構の「スマート農業技術の開発・実証プロジェクト（果 F05）」により実施しました．