

‘刀根早生’・‘富有’の収穫最盛日予測方法の検討
Examination of the prediction method of the peak date of harvest of
'Tonewase' and 'Fuyu'

○岡山貴史*, 楠堂紡*, 山本純之*, 木村匡臣*, 松野裕*

Atsushi Okayama, Tsumugu Kusudo, Atsushi Yamamoto, Masaomi Kimura,
and Yutaka Matsuno

1. はじめに 果樹を収穫する際の基準となる果実の肥大や着色は気象条件の影響を強く受けることが報告されている。中でも特に気温の影響が強いことが知られており、果実肥大や果実着色において、気温が促進的や抑制的な両方の影響を与えるという報告がある（磯部ら，2002；辻元ら，2015）。気温以外にも、土壌水分がカキの生育に影響していることが示唆されている。近年問題視されている地球温暖化が果樹の生育に影響を与えており、成熟期が前進や遅延することや、着色状態が遅延や不良するといった影響が出ている（杉浦ら，2007）。このように、年ごとの収穫時期の違いにより、収穫予測が困難になり、選果場の稼働計画の変更や特定期間における作業人数の不足などの問題が生じている。そこで、本研究では、収穫時期に強く影響を与える気温、土壌水分に影響を与える降水量の2項目と、栽培地域の収穫状況がわかる選果場での入荷量データを用いて、収穫最盛日の予測モデルを構築し、評価を行った。

2. 手法 対象地は奈良県五條西吉野地域とし、対象品種は主力品種であり収穫時期の異なる‘刀根早生’と‘富有’の2品種を対象とした。‘刀根早生’の入荷量データは、2003 - 2019年の17年間、‘富有’は2002 - 2019年の18年間を使用した。気象データは奈良県五條市のアメダスより取得し、1月1日から日平均気温と日降水量を積算して積算日平均気温（以下、「積算気温」と積算日降水量（以下、「積算降水量」として用いた。入荷量データは、ばらつきを抑えるためにガウス分布にフィッティングを行い（図1）、分布ピーク値を収穫最盛日として扱った。次に、1月1日の基準日から最盛日までの日数（Days to Harvest）を算出した。収穫最盛日の予測には機械学習のANNを用いた。Days to Harvestを目的変数、積算気温と積算降水量を説明変数として学習を行った。出力項目はDays to Harvest

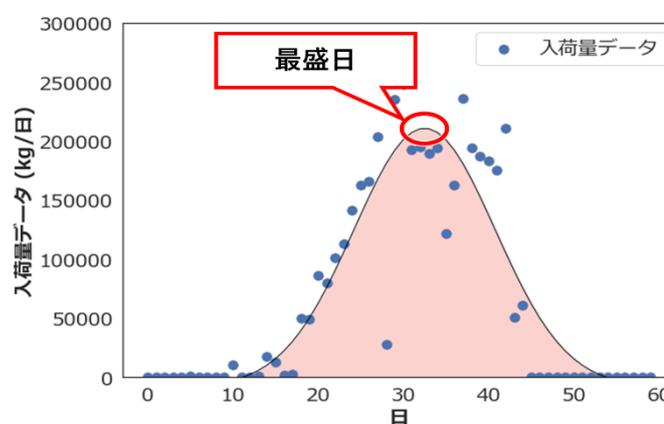


図 1. 1 年間における入荷量データのフィッティングの例

Fig 1. Example of fitting incoming volume data over a one-year period

日として扱った。次に、1月1日の基準日から最盛日までの日数（Days to Harvest）を算出した。収穫最盛日の予測には機械学習のANNを用いた。Days to Harvestを目的変数、積算気温と積算降水量を説明変数として学習を行った。出力項目はDays to Harvest

*近畿大学農学研究科 Graduate School of Agriculture, Kindai University

キーワード：カキ 深層学習 収穫最盛日

とし、入力項目は、積算気温のみ（Case 1）と、積算気温と積算降水量（Case 2）の2ケースを試行した。ANNモデルにおいては、中間層は5層とし、活性化関数はReLU関数、最適化関数はAdam、損失関数はMean squared errorを用いた。また、バッチサイズは32、エポック回数は500回として、学習を行った。評価関数として二乗平均平方誤差（RMSE）を用いた。学習を行う際、テストデータをランダムで4年間抽出し、それ以外を訓練データとした。また、学習データによるばらつきを考慮するために、テストデータが異なるデータセットを20パターン用意し、未学習の状態のANNモデルにその20パターンを個別に学習させるアンサンブル学習を行った。

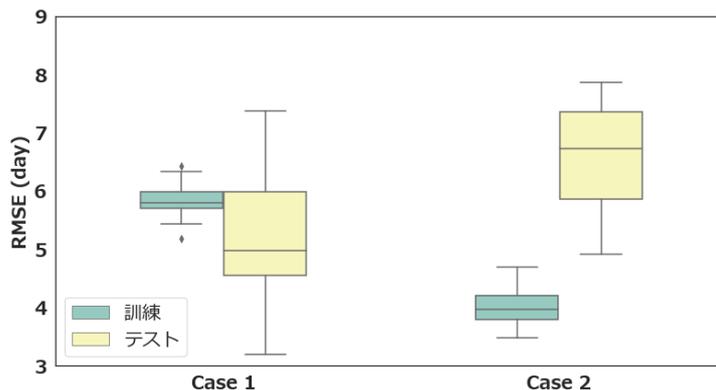


図 2. '刀根早生'の Case 1 と Case 2 における RMSE

Fig 2. RMSE in Case 1 and Case 2 of 'Tonewase'

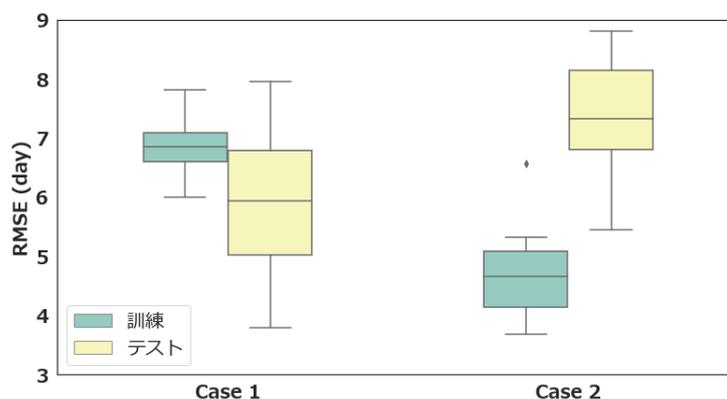


図 3. '富有'の Case 1 と Case 2 における RMSE

Fig 3. RMSE in Case 1 and Case 2 of 'Fuyu'

3. 結果・考察 '刀根早生'と'富有'における Case 1 と Case 2 の RMSE を図 2 と図 3 にそれぞれ示す。

'刀根早生'と'富有'の Case 1 における RMSE は訓練データよりテストデータの方が小さい傾向にあるが、Case 2 の場合、訓練データよりもテストデータの RMSE が大きくなった。また、Case 1 と 2 の訓練データの RMSE を比較すると、Case 2 の方が Case 1 に比べて明らかに小さくなったが、テストデータにおける RMSE は Case 2 の方が大きくなった。このことから、2 品種ともに、積算気温のみの Case 1 と降水量を加えた Case 2 における精度に顕著な差は見られなかった。また、'刀根早生'よりも'富有'の RMSE が大きくなったことに関して、'富有'の方が'刀根早生'より収穫時期が 1 か月程度遅く、その分の日数が長くなったためであると考えられる。

4. まとめ 本研究で構築した中間層が 5 層の ANN モデルにおいてアンサンブル学習を用いて精度確認を行った結果、積算気温のみの Case 1 と Case 1 に降水量を加えた Case 2 の両方ともに精度に顕著な差はみられなかった。今後は、基準日を発芽日や展葉日として収穫最盛日を予測することや、ANN モデルのチューニングなどを行うことにより、精度を向上させていきたい。