

# 長崎県の果物生産における多様なデータを 基にした価格予測モデルの構築

姜 佳明<sup>1</sup>・趙 宇<sup>2</sup>

(受付 2025 年 6 月 26 日; 改訂 9 月 25 日; 採択 9 月 26 日)

## 要 旨

スマート農業とは、ロボット技術、人工知能(AI)、IoT(モノのインターネット)などの先端技術を活用し、農作物の品質向上や農作業の省力化・効率化を目指す新たな農業の形態である。特にデータ活用による農業の効率化が強く求められている。農業の持続的な発展と地域の活性化を目的として、農業従事者の減少や農産物価格の高騰、さらに地方自治体が直面する深刻な労働力不足や高齢化の進行、農業従事者の収入減少といった、日本の農業を取り巻く課題を背景に、本研究では、長崎県における主要果実「びわ」の市場価格を予測するモデルの構築を目指す。具体的に、2011年から2023年までの長崎市中心卸売市場におけるびわの市場販売量、代替品(いちご・メロン)の価格、気象条件を説明変数として、びわの価格を予測するモデルを構築する。これにより、農家による価格リスクの管理を支援し、スマート農業の地域への実装に貢献することを目的とする。

キーワード：実社会問題解決、需要関数、スマート農業、地域経済、データサイエンス。

## 1. はじめに

2018年、首相官邸に設置された未来投資会議において、2025年までに農業の担い手のほぼすべてがデータを活用した農業を実践するという、スマート農業に関する政府目標が掲げられた。さらに、農林水産省は、スマート農業の普及を促進することを目的に、データ連携基盤の整備や現場への技術実装を支援する取組支援事業を立ち上げている。つまり、この目標を達成するためには、農業生産に関する各種データの利便性や操作性を向上させる工夫が不可欠である(長崎, 2023)。本研究では、先端技術を活用して多様な農業関連データを収集・分析し、生産工程の効率化および経営収益の向上に与える効果を実証的に検討する。

これらの取り組みは、農業分野における後継者や人材確保の効率化を図るとともに、新たなプレイヤーの農業分野への参入を促進し、農業をより魅力あるビジネスへと変革させる契機となっている。また、農業データの利活用を通じて生産性や品質の向上を実現するには、農業分野の特殊性を踏まえた上で、データの円滑な活用促進と営農ノウハウ等の保護を両立させるルール整備が重要である。そのため、政府はAI技術の導入に伴う契約上の課題への対応として、農林水産省は、「農業分野におけるデータ契約ガイドライン」(平成30年12

<sup>1</sup>長崎大学 情報データ科学部: 〒852-8521 長崎市文教町 1-14; jiaming@nagasaki-u.ac.jp

<sup>2</sup>東京理科大学 経営学部: 〒162-8601 東京都新宿区神楽坂 1-3; yu.zhao@rs.tus.ac.jp

月)を基礎に、「農業分野における AI・データに関する契約ガイドライン」(令和2年3月)(<https://www.maff.go.jp/j/kanbo/tizai/brand/attach/pdf/keiyaku-10.pdf>)を策定し、農業におけるデータ活用の信頼性と安全性を高める環境整備を進めている。

日本の農業は、農業従事者の高齢化が進み、担い手不足が深刻化している。農業就業人口は、1995年の414万人から半減し、2015年には210万人となり、その年齢構成は、65歳以上の割合が全体の6割を超え、50歳未満の割合が1割程度という偏った構造となっている(日本学術会議, 2020)。今後、高年齢層の農業従事者が大量にリタイアすることにより、担い手不足はさらに深刻化することが考えられる(松本, 2020)。この中で、長崎地域は、国内でも人口減少や少子高齢化の課題が顕著な地域のひとつである。長崎大学情報データ科学部が2023年度に実施したアンケート調査(未公開)では、農業従事者の高齢化に加え、農業に対する否定的な意見が半数を超えており、多くの人が農業に対してマイナスのイメージを持っていることが明らかとなった。さらに、多くの農家が人手不足に苦しんでいることも確認された。しかしながら、農業は国民の食料・食料安全保障を支えるだけでなく、経済成長や生物多様性の保全にも寄与する重要な産業であり、その持続的発展のためには社会全体の支援が求められる。近年、気候変動やリソースの制約が厳しい現代において、データに基づく意思決定は農業の効率性と生産性を高める鍵となる。農業従事者の高齢化や担い手不足が深刻化する中で、スマート農業は、作業の自動化やデータ、センシング技術の活用を通じて、生産性の飛躍的な向上や熟練農業従事者の技術継承、精密な栽培管理を実現し、農業に変革をもたらすことが期待されている(松本, 2020)。

特に、データサイエンス技術を活用したスマート農業は、近年急速に進展している。気象・土壌データを用いた精密農業や、AIによる病害虫予測・灌漑最適化といった先端的取り組みが進められている。国外では、スマートセンサーやドローンによるデータ収集、機械学習による作物の成長予測等の研究が進行している(Yang et al., 2021)。国内のデータサイエンス技術を活用したスマート農業に関する研究事例はまだ少ないが、例えば温州みかんの糖度予測においては、前年の糖度および当年の気象データを用いたAIモデルにより高精度な予測が可能となっている(農研機構農業情報センター, 2020)。また、栃木県下野市の「トマトパーク」では、生育・収量予測ツールの活用により10aあたり50t以上の収量に加え、20%以上の増収が実現された。さらに、高知県の次世代型施設園芸プロジェクトでは、AIを用いて高収量農家の気象・出荷データを学習させ、生産者に対する最適な栽培アドバイスを提供することに成功している(長崎, 2023)。また、農業データの連携基盤として機能するWAGRIでは、さまざまな有料API(Application Programming Interface)が提供されて、農業分野におけるデータ利活用が加速している。たとえば、「柿果実収穫適期判定API」では、品種と地点の選択により収穫期の予測が可能である。「NARO 栽培管理支援API」シリーズでは、水稻の発育ステージ(出穂期・成熟期など)を気候平年値も加味して予測する機能があり、生育支援の強力なツールとなっている。

しかし、これらの技術の活用事例や研究結果は、まだ全国的に十分に広まっているとは言えない。特に、長崎地域における具体的な事例報告は、例えばびわシミュレーションシステムの開発による長崎県主産地の動向予測と活性化策(清水, 2012)、ビワ果実の成熟日予測モデルの開発(紺野, 2020)以外は限られており、地域特性に応じた研究やデータ活用のさらなる進展が求められている。このような地域別の研究が進むことにより、日本全体でのスマート農業の発展が期待される。

## 2. 使用データ

長崎県は、日本の西端に位置し、対馬暖流の影響による温暖多湿な気候(年平均気温 16°C, 年間降水量 2,000mm 前後)を有する(市来・一瀬, 1976)。同県は、びわ(栽培面積全国 1 位)、いちご、ももなど果実の産地として知られている。本研究では、びわ、いちご、メロンといった高付加価値の地域特産果実、特にびわに焦点を当てた価格予測モデルの開発を行う。

長崎県のびわ生産は、栽培面積および生産量が全国の約 3 割を占めて(政府統計の総合窓口 <https://www.e-stat.go.jp/>)、その栽培は特に長崎市茂木地区に集中している。この地域のびわは、長崎県を代表する農産物の一つとして位置づけられており、びわ生産は地域経済にも大きな影響を与えている。しかし、びわの栽培は自然条件の影響を受けやすく、生産量が年によって不安定であることが特徴である(寺床, 2018)。びわは温暖な気候を好み、西日本(特に長崎県)や千葉県房総半島を中心に栽培されている。露地栽培のびわは、特に幼果が低温に弱いため、冬季の寒冷や台風などの自然災害によって、次年度の収量が大きく減少することがある。このため、露地栽培のびわは気象条件に大きく影響され、そのリスクが高いと言える。一方、ハウス栽培のびわは、7月中旬から8月にかけて気温が高くなる時期に、遮光とミスト散水を併用することで、出蕾・開花時期を早め、収穫時期を前倒しすることが可能となり、これにより高単価での販売が実現できるようになった(瀧崎 他, 2008)。本研究では、長崎市中心卸売市場の市場年報を基に、長崎産の露地びわとハウスびわの月別単価(4月から6月)に基づく、価格予測モデルの構築を目指す。市場での取引実績をもとに、価格の変動要因を明らかにし、今後の価格動向を予測することによって、農家や市場関係者がより効率的に価格リスクを管理できるよう支援することが本研究の狙いである。

吉田(2004)は、市場価格を消費支出、市場販売量、代替品の価格、その他の要因に基づいて月別価格の予測を可能にする短期的モデルを構築し、行政部局の日常的な業務において実用可能な成果を示した。このモデルは、果実類の価格変動を的確に捉えるために、消費行動や市場供給状況といった経済的要因に加え、品質や代替性といった市場構造的要因を考慮している。具体的には、通常的需求関数を価格について解いた誘導形を採用し、販売量が価格に対して負の影響を与え、消費支出や代替品価格が正の影響を与えるという前提に基づいてモデルを構築した。とりわけ品質要因は、果実類の価格形成において重要な役割を果たす。みかんでは糖度が品質の指標となり得るが、りんごに関しては、流通段階における腐敗や日持ちの良否といった品質評価指標が確立されておらず、気象条件との関係性が価格形成要因として注目されている。

本研究では、吉田の先行研究の枠組みを踏まえた上で、新たにびわの市場価格予測モデルを構築することを目的とする。びわは生産・出荷の時期が限定される果実であり、その市場価格は供給量や代替品の存在、さらには気象条件によって大きく左右される。本研究では、びわの代替財として、同時期(主に春から初夏)に市場に出回る「いちご」と「キンショウメロン」の2品目を選定し、これらの価格動向がびわの価格に与える影響を分析する。また、果実の決定要因として気象条件の役割に着目し、「気象 → 品質」という関係性を明確に把握するための実証分析を行った。使用した気象データは、2012年から2023年の期間における長崎県内の月別平均気温などの主要気象変数を含んでおり、これらは国土交通省気象庁の公式ウェブサイト(<https://www.data.jma.go.jp/stats/etrn/index.php>)より取得した一次資料に基づいている。分析においては、被説明変数として長崎市中心卸売市場の市場年報に掲載されている露地びわとハウスびわの平均価格を使用した。説明変数としては、びわの市場販売量、代替品であるいちごおよびキンショウメロンの価格、さらに気象変数を取り上げている。これにより、びわの価格形成メカニズムにおける短期的な価格変動を予測可能とするモデルの構築を目指している。

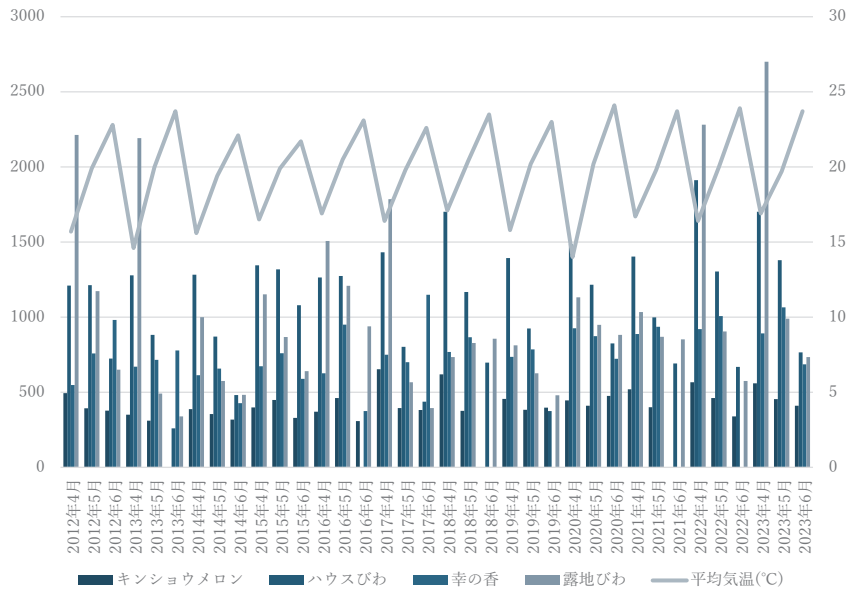


図1. 価格データの時系列推移.

図1は、キンショウメロン、ハウスびわ、「幸の香」いちご、露地びわの4月～6月の価格(左軸: 円/kg)と平均気温(右軸: °C)を示している。この図より、基本的に価格が高い順は、露地びわ、ハウスびわ、「幸の香」いちご、キンショウメロンとなっており、全体として年々価格が上昇する傾向も認められる。露地びわの価格は、1kgあたり300円～2,700円の範囲で推移して、ハウスびわについては1kgあたり250円～1,900円の範囲で変動している。いずれも例年4月に価格のピークを迎える傾向があり、その後、5月から6月にかけて供給量の増加等により価格は下落する傾向が見られる。一方、代替品として取り扱われる「幸の香」いちごの価格は、1kgあたり370円～1,148円の範囲で推移しており、主に5月から6月にかけて価格のピークを迎える。また、キンショウメロンは1kgあたり310円～653円と比較的価格が安定して、びわと同様に4月に価格のピークを迎える傾向が確認される。このような中で、露地びわの価格は他品目と比べて特に大きな変動幅を示して、特に2017年から2019年にかけては価格の低迷が顕著であった。対照的に、同期間におけるハウスびわの価格は相対的に安定して、露地びわの価格を上回る傾向も見られた。これらの価格動向は、気温といった気象条件の影響を大きく受けている可能性が考えられる。したがって、次節においては、気象要因と価格変動との関連性について、より詳細な検証を行うこととする。

### 3. モデルの考え方

需要関数  $Q_t$  を以下のように定式化する。

$$(3.1) \quad Q_t = \gamma_0 + \gamma_1 P_t + \gamma_2 P'_t$$

ここで、 $t$  は時点を表し、 $P'_t$  は代替品の価格(複数)である。この式を価格  $P_t$  について解き、さらに両辺に対数変換を施すことで、価格と他の変数との間に線形な関係をもつ価格と他の変数に関する線形モデルを導出することができる。本研究ではこの枠組みを応用し、果実の品質を

表 1. 説明変数の概要.

記号	定義	経済的・統計的理由
$Q_t$	月次取扱量	供給量の増加による価格低下という逆需要関係を捉えるため
$P_t^s$	「幸の香」いちごの単価	近縁果実であるいちごの代替効果を反映するため
$P_{t,sm}^M$	キンショウメロンの単価 × 取扱量を 3 カ月移動平均で平滑化	メロンの代替効果を考慮しつつ、価格の短期的変動を平滑化するため
$T_t^{avg2}$	平均気温の 2 カ月移動平均	開花から収穫期までの累積気温が品質(糖度)に影響するため
$D_t^{season}$	4~6 月を 1, それ以外を 0 とするダミー変数	びわの旬(春~初夏)による季節要因を反映するため
$D_t^{pandemic}$	2022~2023 年を 1 とするダミー変数	コロナ禍に伴う物流コストおよび需要変動の影響を補正するため

気温で近似し、さらに季節性や新型コロナウイルス感染症の影響をダミー変数で表現した、以下の価格決定モデル(式(3.2))を構築した。

$$(3.2) \quad \ln P_t = \beta_0 + \beta_1 \ln Q_t + \beta_2 \ln P_t^s + \beta_3 \ln P_{t,sm}^M + \beta_4 T_t^{avg2} + \beta_5 D_t^{season} + \beta_6 D_t^{pandemic} + \varepsilon_t$$

誤差項  $\varepsilon_t$  は独立性、等分散性、および正規性を満たすものと仮定する。被説明変数は、露地びわ価格とハウスびわ価格の算術平均値とした。なお、各説明変数の具体的な生成方法およびその経済的・統計的な理由については、表 1 に整理した。

推定に際しては、被説明変数としてのびわの価格、および説明変数である「幸の香」いちご、キンショウメロンの価格および取扱量について、それぞれ自然対数変換を行い、推定係数を価格弾力性として解釈可能な形式とした。また、気温およびキンショウメロンに関しては、それぞれの影響が即時的ではなく時間をかけて現れる点を考慮し、前者には 2 カ月移動平均、後者には単価と取扱量の積を 3 カ月移動平均により平滑化した。さらに、説明変数間の多重共線性の影響を緩和するため、リッジ回帰を推定手法として採用し、正則化項  $\alpha \|\beta\|^2$  を損失関数に付加した。正則化パラメータ  $\alpha$  は、時系列データに適した 5 分割交差検証法を用いて、RMSE (Root Mean Squared Error) が最小となる値を探索範囲(0.05, 0.1, 0.2, 0.3, 0.5, 1, 1.2, 1.5, 3, 10, 30, 100)の中から選定した。

#### 4. 推定結果

表 2 に、本モデルの月次予測精度指標を示す。決定係数  $R^2 = 0.671$ 、 $RMSE(\log) = 0.256$ 、および平均絶対パーセント誤差  $MAPE$  (Mean Absolute Percentage Error) = 20.8%、 $MAE$  (Mean Absolute Error) = 419.0 (円/kg) となり、青果物の短期価格予測において実務上許容される精度を有していると評価できる。さらに、年次ベースで予測値を集計したところ、2012~2021 年における実測値との乖離は年間平均で  $\pm 250$  円/kg 以内に収まっていた。一方、2022~2023 年において観測された下方乖離は、新型コロナウイルス感染症の影響を捉えるダミー変数の導入により、約 427 から 260 円程度へと大幅に縮小された(表 3 参照)。これらの結果は、モデルが短期および年次の変動を一定程度的確に捉えていることを示している。

表 2. モデル予測精度のサマリ.

指標	値
決定係数 $R^2$	0.671
RMSE(log)	0.256
MAE (円/kg)	419.0
MAPE (%)	20.8
最適 $\alpha$ (Ridge 回帰)	1.0

表 3. 年度ごとの乖離(円/kg).

年月	乖離(円/kg)
2012-12-31	-95.8
2013-12-31	-59.5
2014-12-31	-46.9
2015-12-31	-327.9
2016-12-31	39.5
2017-12-31	-62.8
2018-12-31	20.9
2019-12-31	146.5
2020-12-31	251.0
2021-12-31	-254.3
2022-12-31	-426.7
2023-12-31	-259.8

表 4. リッジ回帰による推定係数(弾力性).

変数	$\beta$
$\ln Q_t$	-0.300
$\ln P_t^s$	+0.269
$\ln P_{t,sm}^M$	+0.189
$T_t^{avg2}$	-0.191
$D_t^{season}$	0.000
$D_t^{pandemic}$	+0.211

なお、表 4 に示す通り、本モデルから推定された係数は、複数の重要な経済的関係性を示している。まず、供給量に関する弾力性については、取扱量の 1% 増加に対して価格が約 0.30% 低下するという負の関係が確認された。これは、需給バランスに基づく典型的な逆需要関係を反映している。また、「幸の香」いちごに代表される代替果実の価格が 1% 上昇した場合、びわの価格は 0.27% 上昇しており、消費者の選好における代替効果の存在が示唆された。さらに、キンショウメロンを反映した変数も 0.19 の正の係数を持ち、類似果実との競合関係が確認された。品質要因として導入した平均気温(2カ月移動平均)は、 $0.2^\circ\text{C}$ (約 1%)の上昇に対して価格が 0.19% 低下する傾向を示した。これは、気温上昇による収穫集中や品質の均質化が市場価格を押し下げる可能性を示している。加えて、2022~2023 年の新型コロナウイルス感染症の影響

を表すダミー変数は、価格に対して正の効果(+21%)を持ち、この期間において供給制約や物流コスト上昇などの影響が市場価格に反映されたことが確認された。

一方で、4～6月の旬期を表す季節ダミーは推定値が0に非常に近づいた、すなわちリッジ回帰モデルにおいて“重要性がほとんどない”と判断された。このことから、季節性は明示的なダミー変数ではなく、気温や供給量などの実質的な変数によって十分に説明されていると解釈できる。

## 5. 結びに

農業分野において近年データの重要性が高まる中、“スマート農業”は注目されているトピックの一つである(深津, 2022)。本研究は、農業分野におけるデータ駆動型アプローチの有効性を実証的に示したものである。特に、地方特産品であるびわの価格予測への応用可能性が確認された点は、今後のスマート農業の推進に向けて、農家による価格リスク管理や収益の安定化につながるものである。スマート農業の地域実装に貢献するものであり、実務的な示唆を含むものと位置づけられる。

本研究は、長崎県という少子高齢化や人手不足が深刻な地域において、主要な果実—特にびわ—の価格予測モデルを構築することを目的としている。対数誘導価格モデルとリッジ正規化を組み合わせ、月次のびわ価格変動を解析した結果、決定係数  $R^2 = 0.671$ 、 $RMSE(\log) = 0.256$ 、 $MAPE = 20.8\%$  という実務上許容される精度が得られた。さらに、2012～2021年の実測値と予測値との差が年間平均  $\pm 250$  円/kg 以内に収まり、モデルの整合性が確認された。

また、2022～2023年に観測された価格の下方乖離については、新型コロナウイルス感染症の影響を表すダミー変数の導入により、乖離幅が約427から260程度に縮小され、当該モデルが外的ショックに対して一定の対応力を有していることが示唆された。推定結果からは、供給量、代替果実価格および気温といった変数が、価格決定において統計的な影響を与える主要因子であることが明確となった。一方、4～6月の旬期ダミーの重要性が認められなかった点は、気温や供給量などの実質的な変数に季節性が内包されている可能性を示した。今後のモデル改良の方向性として、品質指標(例：糖度、酸度)や需要面の経済指標(例：家計果実支出)の導入が期待される。さらに、回帰係数の信頼性については、ブートストラップ法(小西 他, 2008)を用いた検証を今後の課題とする。

以上より、本研究は地域農業の持続的な発展に資する価格予測モデルの一例として、農業とデータサイエンスの融合が持つ実践的可能性を実証的に示したものと位置づけられる。将来的には、本研究で構築したモデルを他の農産物や他地域に応用・展開することで、汎用性と実用性をさらに高めていく可能性がある。また、長崎大学情報データ科学部における他分野の研究室との学際的連携、たとえばAIセンサー技術を活用した病害虫の自動検出、土壌環境のリアルタイムモニタリング、あるいは気象データとの統合分析などを通じて、収量および価格予測モデルの精度をより一層高める取り組みも視野に入る。こうした技術的統合と地域連携を通じて、本研究の成果は、地域農業のスマート化・高度化を支える基盤技術として、今後さらなる展開が期待される。

## 参 考 文 献

- 深津時広(2022). 農業現場におけるデータ利活用の現状と展開, スマート農業に向けたデータの収集と活用の取り組み, (国研)農研機構・農業機械研究部門施設園芸生産システムグループ, [https://www.chisou.go.jp/sousei/resas/pdf/24\\_dataseminar\\_shiryo.pdf](https://www.chisou.go.jp/sousei/resas/pdf/24_dataseminar_shiryo.pdf) (最終アクセス日 2025

- 年9月30日).
- 市来小太郎, 一瀬 至 (1976). 指定試験の歩みと実績(18): 長崎県果樹試験場におけるカンキツ土壤肥料試験とビワ育種, *農業技術*, **31**(6), 270–271.
- 小西貞則, 越智義道, 大森裕浩 (2008). 『計算統計学の方法—ブートストラップ, EM アルゴリズム, MCMC—』, シリーズ〈予測と発見の科学〉, 5, 朝倉書店, 東京.
- 紺野祥平, 杉浦俊彦, 谷本恵美子, 稗圃直史, 蔦木康德, 山田英尚, 岩田浩二 (2020). ビワ果実の成熟日予測モデルの開発, *生物と気象*, **20**, 41–48.
- 松本賢英 (2020). スマート農業の社会実装に向けた取組み, *日本農薬学会誌*, **45**(2), 141–145.
- 長崎裕司 (2023). 『スマート農業』, 国立研究開発法人 農業・食品産業技術総合研究機構(編著), 成山堂書店, 東京.
- 日本学術会議 (2020). 提言: 人口減少社会に対応した農業情報システム科学の課題と展望, <https://www.scj.go.jp/ja/info/kohyo/pdf/kohyo-24-t296-3.pdf> (最終アクセス日 2025年9月30日).
- 農研機構農業情報センター (2020). 「AIによる温州みかん糖度予測手法を開発—適切な栽培管理への活用に期待—」, 2020年農業技術10大ニュース, TOPIC 9, [https://www.naro.go.jp/publicity\\_report/press/laboratory/rcait/134410.html](https://www.naro.go.jp/publicity_report/press/laboratory/rcait/134410.html) (最終アクセス日 2025年9月30日).
- 清水一也 (2012). びわシミュレーションシステムの開発による長崎県主産地の動向予測と活性化策, *長崎農林技術開発センター研究報告*, **3**, 1–11.
- 瀧崎祥光, 堺一樹, 三原崇史, 奥田良幸 (2008). ハウス栽培ビワ‘長崎早生’の収穫促進に及ぼす遮光およびミスト散水の影響, *熊本県農業研究センター研究報告*, **15**, 149–153.
- 寺床幸雄 (2018). 社会関係資本からみた長崎市におけるビワ栽培の持続性と地域的課題, *経済地理学年報*, **64**(1), 36–54.
- Yang, X., Shu, L., Chen, J., Ferrag, M., Wu, J., Nurellari, E. and Huang, K. (2021). A survey on smart agriculture: Development modes, technologies, and security and privacy challenges, *IEEE/CAA Journal of Automatic Sinica*, **8**(2), 273–302, <https://doi.org/10.1109/JAS.2020.1003536>.
- 吉田泰治 (2004). プロジェクト研究の紹介: 果実価格予測モデルと品質要因, *農林水産政策研究所レビュー (PRIMAFF Review)*, **12**, 46–56.

## Construction of Price Prediction Models Based on Diverse Data for Fruit Price in Nagasaki Prefecture

Jiaming Jiang<sup>1</sup> and Yu Zhao<sup>2</sup>

<sup>1</sup>School of Information and Data Sciences, Nagasaki University

<sup>2</sup>School of Management, Tokyo University of Science

Smart agriculture is a new form of agriculture that utilizes advanced technologies such as robotics, artificial intelligence (AI), and the Internet of Things (IoT) to improve crop quality and streamline farming operations. In particular, the efficient use of data is strongly demanded to enhance agricultural productivity. This study aims to promote the sustainable development of agriculture and revitalize local communities by addressing the challenges facing Japanese agriculture, such as the declining number of agricultural workers, rising agricultural product prices, severe labor shortages and aging populations in local governments, and decreasing farmer incomes. Specifically, the study seeks to develop a price prediction model for “biwa” (loquats), a major fruit produced in Nagasaki Prefecture. Using data from 2011 to 2023 from the Nagasaki City Central Wholesale Market, the model will incorporate explanatory variables such as the market volume of loquats, the prices of substitute products (strawberries and melons), and weather conditions. The goal is to support farmers in managing price risks and contribute to the implementation of smart agriculture in the region.