

リテールベーカリーのフードロス削減に向けた

機械学習による需要予測モデルの構築

日大生産工（学部） ○中村颯汰，相澤秀哉，竹蓋翔一

日大生産工（院） 中嶋翼，森雅也

日大生産工 豊谷純

1. はじめに

日本における食品ロスは近年減少傾向にあるものの、依然として多くの食品が廃棄されており、社会的な課題となっている。図1より、事業系食品ロスは2023年度で年間約231万トンに上るとされており¹⁾、その中でも小売・外食産業の占める割合が大きい。こうした背景のもと、食品の製造・販売現場における食品ロスの削減が強く求められている。

リテールベーカリー（店舗併設型の製造小売ベーカリー）は、製造と販売が同一店舗内で行われるという特性から、需要予測や在庫管理が難しく、販売終了後にパンの廃棄が発生しやすい。本研究では、このように食品ロスが発生しやすい現場としてリテールベーカリーを対象とする。

リテールベーカリーでは、需要予測の誤差が食品ロスと機会損失の双方を引き起こす。しかし、多くの店舗では経験や勘に基づいて製造量を決定しており、担当者によって判断にばらつきが生じる傾向がある。

本研究では、こうした属人的な判断に代わる定量的手法として機械学習を導入し、複数の予測モデルを比較・検証することで最適な需要予測モデルを構築することを目的とする。これにより、食品ロスの削減と売上の最大化を同時に実現し、業務効率化および従業員負担の軽減に貢献する

ことを目指す。

先行研究として、森ら²⁾は一般化状態空間モデルを用いてリテールベーカリーの仕込み量を予測し、効率的な製造計画の実現を試みている。また、Sakodaら³⁾はデータサイエンスの手法を小売戦略に応用し、食品廃棄を抑制しつつ利益を維持する方法を提案している。さらに、Nascimentoら⁴⁾は、小規模食料品店を対象に人工知能を活用して食品ロスを削減するモデルを開発しており、AI技術の有効性を示している。

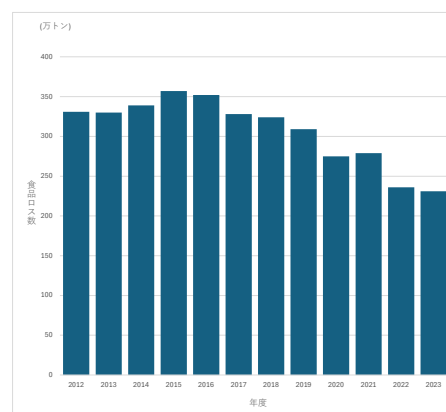


Fig. 1: 事業系食品ロスの推移量

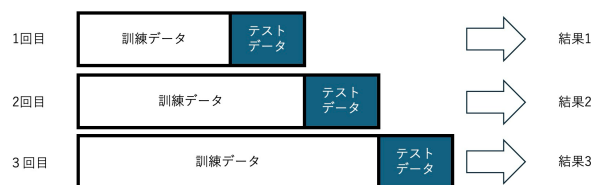


Fig. 2: 時系列交差検証の概要図

Development of a Demand Forecasting Model Using Machine Learning
for Reducing Food Loss in Retail Bakeries

Sota NAKAMURA, Hideya AIZAWA, Syoiti TAKEBUTA,
Tsubasa NAKAJIMA, Masaya MORI and Jun TOYOTANI

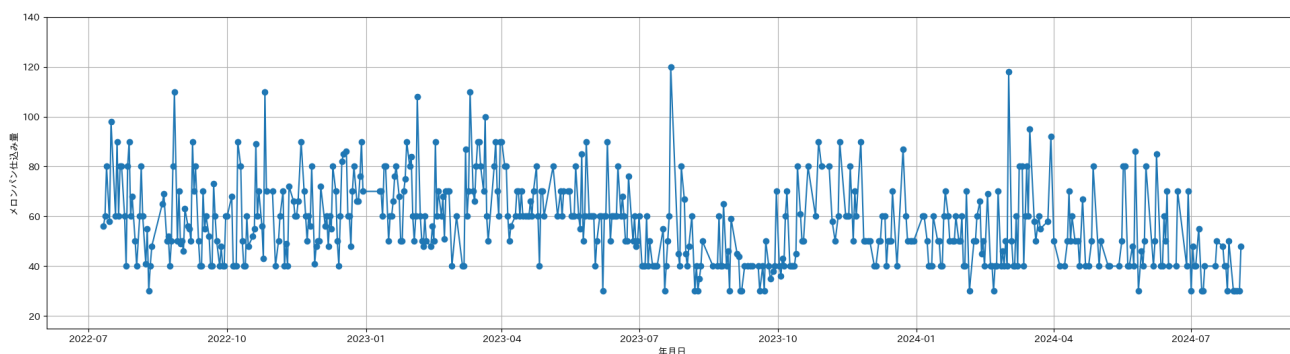


Fig. 3:2022～2024 年度のメロンパン仕込み量

2. 実験概要

2.1 実験の流れ

本実験は、リテールベーカーリーにおける日々の需要（メロンパンの仕込み量）を予測するため、実店舗の売り上げ量、仕込み量に加え、天候情報、暦情報、祝日、気温のデータを用いた。次に、モデルの性能評価のため、図2で示す時系列交差検証により、データセットを訓練用とテスト用に分割した。本実験では、分割数を3、サンプルサイズを30とした。その後、scikit-learnの機械学習ライブラリから3つのモデルを選択し、訓練データを用いて学習を行った。最後に、3回分のテストデータに対して予測を行い、評価指標であるRMSEを用いて予測性能を評価した。

2.2 使用するモデル

本実験では、リテールベーカーリーにおける需要予測に適用可能な標準的な機械学習モデルとして、線形回帰、サポートベクタ回帰（SVR）、および決定木回帰の3種類を採用した。これらのモデルはいずれも汎用性が高く、データ特性に応じて異なる表現能力を有しているため、モデル間の性能比較を通じて最適な予測手法を検討する上で有効である。

まず、線形回帰は、説明変数と目的変数の間に線形関係を仮定する最も基本的な回帰モデルであり、構造が単純で解釈性が高いことから採用した。

次に、SVRは、非線形関係を表現できる柔軟性を持つモデルである。カーネル関数の違いによる予測性能の差を比較するため、線形カーネルとRBFカーネルの2種類を用いた。

最後に、決定木回帰は、階層的な分岐構造により非線形な関係を表現でき、特徴量の重要度を可視化できる点で解釈性が高い。

本実験では、モデルの複雑さが予測精度に与える影響を検証するため、深さ1の単純なモデルと深さ3のやや複雑なモデルを比較対象として設定した。これらのモデルはいずれもscikit-learnに標準実装されており、再現性の高い比較実験が可能であることから、本実験の目的に適していると考えられる。

2.3 データセット

本実験では、図3に示すMERON LAB. ×DANISH LAB. 実店舗において収集された2022年7月11日から、2024年8月3日までの仕込み量のデータを予測対象とした。これらのデータは人手により記録されたものであるため、外れ値や欠損値が含まれていた。そこで、外れ値の除去およびスケーリング処理を行い、データの品質を整えた。

次に、特徴量については、実店舗で収集された売上量データを基に、過去の販売動向を反映する指標として、売上量の1日前、2日前、3日前の値を特徴量として新たに作成した。さらに、

気象情報⁵⁾として平均気温と降雨の有無を、暦情報⁶⁾として平日・休日、及び季節（春・夏・秋・冬）を加えた。ここで、カテゴリ変数である降雨の有無や平日・休日及び季節については、機械学習モデルで扱えるよう One-hot エンコーディングを適用して数値化した。

これらの処理により、全体のサンプルサイズは 500、特徴量は 10 個となった。

3. 結果と考察

本実験では、線形回帰、SVR（線形カーネル及び RBF カーネル）、決定木回帰（深さ 1 および深さ 3）の 5 種類のモデルを用いて、RMSE を指標として予測性能を比較した。表 1 に示すように、線形回帰の RMSE は 13.68、SVR（線形カーネル）は 13.22、SVR（RBF カーネル）は 16.48、決定木回帰（深さ 1）は 15.44、決定木回帰（深さ 3）は 15.88 であった。

これらの結果より、SVR（線形カーネル）が最も低い RMSE を示し、最も高い予測精度を達成したことがわかる。

SVR（線形カーネル）が最も高い結果を示した要因として、リテールペーカリーにおける日々の需要が、気温・曜日・売上履歴といった説明変数とおおむね線形的な関係にあることが考えられる。一方で、SVR（RBF カーネル）は非線形関係を表現可能であるものの、データ量が限定的であったため過学習の影響を受け、汎化性能が低下したと推察される。また、決定木回帰では、モデルの深さを増してもテストデータに対する精度の向上は見られず、過学習傾向が確認された。

次に、図 4 に示す決定木回帰（深さ 3）の構造から、最上位の分岐として「平日・休日」が選択されており、曜日区分が需要変動に大きく影響していることが示唆された。さらに、「売上量_1 日前」および「売上量_3 日前」が複数の分岐条件として出現しており、直近数日の販売実績が需要予測に

強く影響する主要因であることがわかった。加えて、「平均気温（℃）」が分岐条件として使用されていることから、気象条件も一定の影響を及ぼしていると考えられる。

これらの結果より、リテールペーカリーの需要は、販売履歴を中心とした時系列的要因に加え、気温や曜日といった外的要因の影響を受けて変動していることが明らかとなった。

以上の結果から、本実験においては SVR（線形カーネル）による予測モデルが最も有効であり、リテールペーカリーにおける定量的な需要予測手法として期待される。

Table1：各モデルの RMSE

モデル	1 回目の RMSE	2 回目の RMSE	3 回目の RMSE	平均の RMSE
線形回帰	17.3562	12.4217	11.2845	13.68746667
SVR（線形カーネル）	16.6913	12.967	10.0156	13.22463333
SVR（RBFカーネル）	19.5063	16.9305	13.0054	16.48073333
決定木（深さ1）	16.2568	12.9335	17.1373	15.44253333
決定木（深さ3）	15.9609	16.9174	14.7267	15.86833333

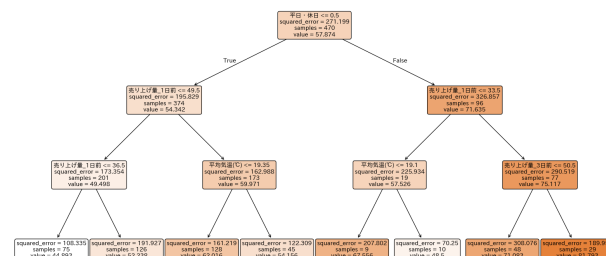


Fig.4：決定木（深さ 3）の木構造

4. おわりに

本実験では、リテールペーカリーを対象として、機械学習による需要予測モデルを構築し、複数の回帰モデルの比較・検証を行った。その結果、SVR（線形カーネル）が最も高い予測精度を示し、需要変動が主に線形的な関係により説明可能であることがわかった。

また、決定木モデルの構造分析により、需要に影響を与える主要な要因として「平日・休日」や「売上量_1 日前」、および「平均気温」が抽出され、需

要変動の要因構造を可視化することができた。

これらの結果は、経験や勘に依存していた製造計画を定量的に支援するものであり、リテールベーカーリーにおける食品ロスの削減と業務効率化の両立に寄与する可能性がある。

今後の課題としては、SVR 以外のアンサンブル学習モデルやニューラルネットワークなど、より多様な機械学習モデルによる検証を行い、データ特性に応じた最適な予測手法を明らかにしていきたい。

5. 参考文献

- 1) 環境省, 我が国の食品ロスの発生量の推計値 (令和5年度) の公表について, 2025 年, https://www.env.go.jp/press/press_00002.html, (2025. 10. 12)
- 2) 森 雅也, 大前 佑斗, 豊谷 純, リテールベーカーリーにおける一般化状態空間モデルを用いた仕込み量の予測と分析, 日本情報ディレクトリ学会誌, Vol. 23, (2025), pp. 94-103.
- 3) G. Sakoda, H. Takayasu and M. Takayasu, Data science solutions for retail strategy to reduce high waste keeping profit, *Sustainability*, Vol. 11, No. 13, (2019), p. 3589.
- 4) A. M. Nascimento, A. Queiroz, V. V. de Melo and F. S. Meirelles, Applying Artificial Intelligence to Reduce Food Waste in Small Grocery Stores, *ISLA 2022 Proceedings*, Vol. 6, (2022).
- 5) 気象庁, 過去の気象データ, <https://www.data.jma.go.jp/risk/obsdl/>, (2025. 10. 12)
- 6) 内閣府, 「国民の祝日」について, <https://www8.cao.go.jp/chosei/shukujitsu/gaiyou.html>, (2025. 10. 12)