

# 熟練者の技術を補完する宗田節品質選別システムの開発

窪野 清南<sup>†1</sup> 川合 康央<sup>†1</sup>

宗田節の品質選別は熟練作業者の感覚に頼ることが多く、効率と精度に課題がある。本研究では、この課題を解決するために深層学習を活用した画像認識 AI による品質判別システムを構築した。Google Colab を用いて宗田節の画像データを収集・学習させた AI モデルを作成し、Flask と ngrok を使用して Web ブラウザから品質を判別できるシステムを開発した。システムは高品質、中品質、低品質の3段階で分類する機能を備えている。実装の過程では、データの収集、CNN モデルの構築、学習済みモデルの保存、Web カメラを用いた画像認識機能の統合を行った。これにより、品質選別作業の効率化と精度向上を実現し、熟練者不足や教育コストの削減にも寄与することが期待される。本システムは宗田節の製造現場だけでなく、食品加工業全般への応用可能性を有している。

## 1. はじめに

宗田節（そうだぶし）は、主として「ソウダガツオ（宗田鰹）」と称されるカツオ科の魚を加工して製造されるものである。一般に普及している鰹節（カツオブシ）は「カツオ（鰹）」を原料とするが、宗田節は異なる魚種を用いるため、味や香りに相違があり、より力強いコクと濃厚な風味を特徴とする。ソウダガツオはカツオと比して、脂肪分が低く、より強い風味を示すものである。宗田節は、高知県土佐清水市の伝統産業であり、その生産量は全国シェアの約 70%を占めている。

鰹節工場では、完成した宗田節の品質を「選別作業」によって判別し、脂肪含有量や形状の欠陥（折れなど）などの複数の基準に基づいて分類している。特に宗田節は、品質に応じて「高品質」（図 2）、「中品質」（図 3）、「低品質」（図 4）に分類されるが、これらの選別作業は視覚的に非常に難しく（図 1）、熟練者の経験や感覚に大きく依存している。高品質な宗田節は断面がきれいで脂肪が少なく、スリムな形状を有する（図 2）。一方で、中品質や低品質の宗田節（図 3、4）は脂肪が多く残り、形状が大きく不規則であることが多い。このような外観上の微妙な差異は、人によって判断が分かれる場合が多く、さらに、実際の作業では、一度行った選別を別の作業員が再確認する「二段階選別」が行われており、作業効率と精度の向上が課題とされている。また、宗田節には「裸節」と「枯節」という 2 つの大きな種類が存在するが、特に枯節は表面に付着するカビの影響で、選別がさらに複雑になる。

このような課題を解決し、選別作業の負担を軽減することを目的として、本研究では画像認識 AI を活用した宗田節の品質判別システムの構築を目指すこととする。



図 1 宗田節



図 2 高品質の割れ目

<sup>†1</sup> 文教大学



図 3 中品質の割れ目



図 4 低品質の割れ目

## 2. 先行研究

深層学習は[2], プレトレーニングやドロップアウトなどの学習技術, 畳み込みニューラルネットワーク (CNN) といったネットワーク構造, さらにデータ拡張による学習サンプルの増加など, 多様なアプローチを組み合わせることで, 従来の手法と比べて大幅な性能向上を遂げてきた技術である. このような技術的進展に伴い, 画像認識をはじめとする多くの分野で応用が広がり, その実用性は高く評価されている. たとえば, コンクリート構造物の変状検出[3]では, 撮影条件や画像解像度など運用環境の多様性に対応するため, 深層学習が活用されている. また, トマトの自動収穫作業においては[4], 複数の AI モデルを組み合わせることで熟度や形状の認識を可能にし, 自動化を成功させている. これらの事例は, AI 技術が産業界におけるさまざまな課題解決の有力な手段となり得ることを示している. 宗田節の品質選別作業においても, 深層学習の活用が期待されている. 宗田節は, 見た目や断面の美しさ, 脂肪分の残留量, 形状の均一性など, 複数の視覚的な基準によって, 「高品質」「中品質」「低品質」に分類される. しかし, これらの基準は非常に細かく, 熟練作業者の感覚に大きく依

存するため, 作業の効率や精度にばらつきが生じやすい. さらに, 熟練者の不足も重なり, 産業としての課題が顕在化している. こうした課題に対して, 情報処理技術を導入することで解決の糸口が得られる可能性が高いと考えられる.

深層学習を活用した宗田節の品質分類は[1], 視覚的情報を数値化することで安定的に再現できる可能性があると予想される. この技術を導入することで, 熟練者の経験や感覚に依存せずとも高精度な選別が実現可能となる. また, AI モデルを活用することで, 未熟練作業員でも一定の品質を維持した作業が可能となり, 作業員の教育コスト削減や選別基準の透明化にも寄与する. さらに, モデルの学習結果を視覚化して分析することで, 既存の選別基準の再評価や新たな基準の導入も期待される.

一方で, 実運用に際してはさまざまな課題も想定される. 第一に, AI モデルの学習には十分かつ多様なデータが必要となるが, 撮影条件の偏りが学習データに影響を及ぼす可能性がある[3]. 第二に, 境界が曖昧な「中品質」と「低品質」の分類では, モデルが誤分類を引き起こすリスクが考えられる. また, 限られたデータセットに基づく過学習や, 深層学習モデルの解釈性にも課題がある. モデルがどのような基準で判断しているのかを説明できない場合, 作業現場や経営層から十分な信頼を得ることは難しい. そのため, Grad-CAM などを活用した判断基準の可視化が求められる[5]. さらに, 実運用環境ではハードウェアの制約も考慮すべき点であり, 高速処理を要する工場作業に対応するためには, 高性能設備への投資が必要となる可能性がある.

このように, 宗田節の品質分類における深層学習の導入は多くの可能性と課題を含んでいるが, 同時に食品加工産業全体での AI 技術の応用範囲を広げる第一歩ともなる[5]. 選別作業の標準化が進むことで, 他の宗田節工場や類似産業への展開が容易になり, グローバル市場へ進出する道も開ける. また, 水産加工物全般や果物の選別など, 他分野への波及効果も期待される. 完全自動化が難しい場合でも, 人間と AI が協働する新たな作業モデルが実現すれば, 熟練者の負担を軽減するとともに作業精度の向上を図ることができる. 深層学習を活用した AI 技術が宗田節の品質分類において成功を収めれば, 食品産業全体における技術革新の礎となり得るであろう[5].

## 3. 研究方法

本研究では, Google Colab を利用して, 宗田節の画像認識 AI を開発し, カメラで撮影した画像を通じて品質を自動判別できる Web サイトを構築した. まず, AI モデルの学習に必要な画像データを収集するため, 実際に選別作業が行われている宗田節の工場を訪問し, 「高品質」「中品質」

「低品質」に分類された宗田節の画像を、計 1,000 枚撮影した。これらのデータを、Google Colab 上で畳み込みニューラルネットワーク (CNN) を構築・訓練し、学習済みモデルを応用することで、リアルタイムで品質判別が可能なシステムを開発した。

開発手順として、まず Google Drive を Google Colab にマウントし、Drive 内に保存した画像データや学習モデルにアクセス可能な環境を整えた。続いて、tensorflow や Pillow ライブラリ (HEIF 画像形式に対応を追加) など必要なライブラリをインストールし、ImageDataGenerator クラスを用いてピクセル値を[0,1]に正規化するなどの前処理を行った。学習モデルは、Conv2D 層と MaxPooling2D 層を組み合わせ、Flatten 層を経由した全結合層で最終的に 3 クラス (高品質, 中品質, 低品質) を判別する構造とし、損失関数に categorical\_crossentropy, 最適化アルゴリズムに adam を採用し、20 エポックで学習を実施した。学習済みモデルは Google Drive に保存し、以降のセッションでは直接ロードできるように設定している。

次に、Flask を用いて Web アプリケーションを構築し、ngrok によってローカル環境をインターネットからアクセス可能な状態にした。具体的には、学習済みモデルをロードし、クラスラベル (高品質、中品質、低品質) を設定したうえで、Flask のエンドポイント/predict を通じて POST リクエストで送信された画像を受け取り、前処理後に AI モデルで判別し、結果をクラスラベルとして返却する仕組みを実装した。さらに、Flask アプリケーションを起動することで、Web サーバーを通じてリアルタイムの品質判別が可能となった。

最後に、HTML ファイルを作成して、Web アプリケーションのフロントエンド部分を整備した。ボタンクリックによって Web カメラの映像をキャプチャし、その画像を AI モデルに送信して判別結果を画面に表示できるように設計した。これにより、Web ブラウザ上で宗田節の品質をリアルタイムに判別できるシステムを開発した (図 5, 6)。

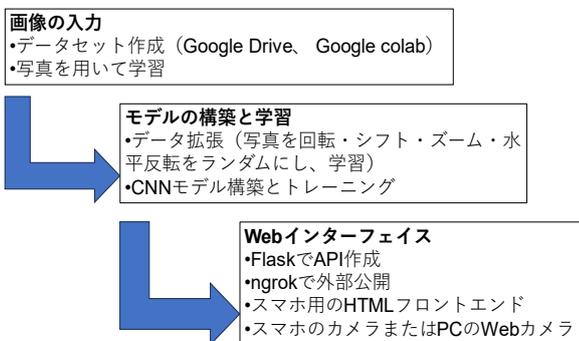


図 5 システム開発のフロー

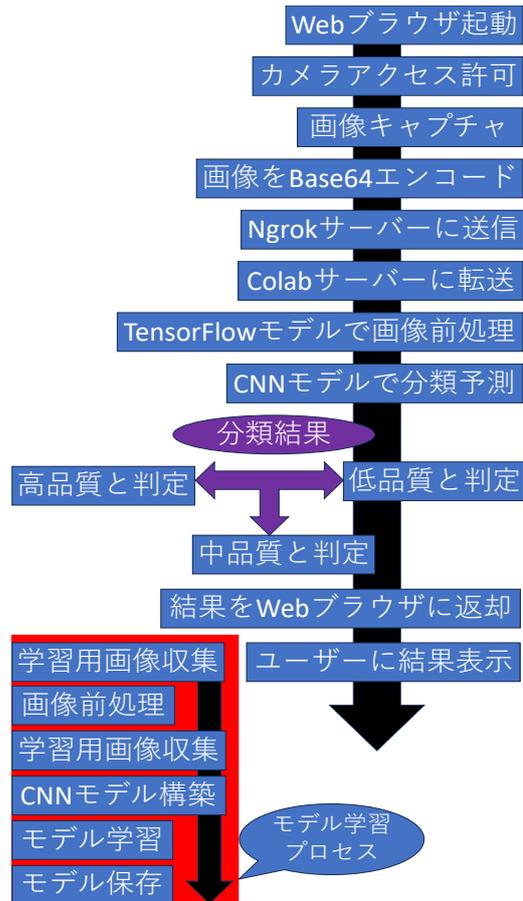


図 6 システムの処理フロー

#### 4. 結果と考察

本研究で構築した画像認識 AI を用いた宗田節の品質分類システムは、Web カメラで撮影した画像をリアルタイムに判別し、「高品質」「中品質」「低品質」という 3 クラスへの分類を自動的に行うことが可能となった。学習には合計 1,000 枚の宗田節の画像データを使用し、20 エポックの学習後にテストデータ (未学習データ) を用いた分類精度を評価したところ、およそ 60~70% 程度の精度を得られた。実際に Web ブラウザから撮影画像を送信し、Flask アプリケーション経由で推論を行う過程も問題なく動作した。これにより、工場などの現場で Web カメラを設置すれば、宗田節の品質を即時に判別するシステムの実装が十分に可能であることが確認された。

CNN を用いた深層学習モデルは、視覚的基準が曖昧になりがちな宗田節の品質分類においても有用であることが示唆された。本システムでは、限られたデータセット (1,000 枚) であっても高い分類精度を得られた。従来、熟練者の経験や感覚に依存していた判定基準を AI が数値化して再現できることは、産業現場における品質管理の標準化と効率化に大きく寄与すると考えられる。

本研究では、Flask アプリケーションを通じて Web ブラウザから画像を送信し、学習済みモデルが推論した結果を即時に返却する仕組みを構築した。Web カメラを用いて撮

影した画像をほぼリアルタイムに処理できたことから、工場の生産ラインでオンライン判別を行う際に大きな遅延は生じないと期待される。ただし、高解像度の画像や大量の同時アクセスがあった場合、推論に要する時間やサーバー負荷に影響が生じる可能性があるため、実運用の際にはハードウェアやネットワークの考慮が必要となると考えられる。

今回は、1,000 枚のデータによって、一定の分類精度を確保できた一方、さらなる精度向上にはより多様な条件下で撮影されたデータが必要となる。特に撮影環境（照明や角度など）を変化させた画像を十分に用意することで、実運用時の誤分類リスクを低減できる可能性が高い。今後、工場内での季節変動や照明状態の違いにも対応できるよう、継続的なデータ収集とモデル更新が望まれる。

本研究で開発したシステムは、Google Colab と Flask を組み合わせた構成によってリアルタイム判別を実現できた。一方で、現場の作業員にとって、AI モデルがどのように判断しているか理解しづらい面もある。作業現場での受容を高めるには、可視化技術を用いてモデルの判断根拠を提示し、ヒューマンエラーと AI の誤判定を相互に補完する仕組みが重要となる。

本研究で構築した深層学習モデルによる宗田節の品質分類システムは、限られた枚数の画像データでも実用可能なレベルの精度を達成し、Web カメラを用いたリアルタイム判別も十分実現可能であることが確認された。今後、より多様な学習データの追加や可視化技術の導入などを通じて、精度向上とモデル解釈性の確保を進めるとともに、実際の生産ラインに適合させるための検証を行うことで、本技術の産業応用をさらに推進できると期待される。

## 謝辞

本研究は JSPS 科研費 JP 23K11728 の助成を受けたものです。

## 参考文献

- [1] 阿部敬由, 奥村紀之. 色情報と形状情報を用いた二次元画像の物体認識. 長野工業高等専門学校, The 23rd Annual Conference of the Japanese Society for Artificial Intelligence, 2009
- [2] 岡谷貴之. 画像認識のための深層学習. 人工知能学会誌, 28 巻 6 号 (2013 年 11 月)
- [3] 青島亘佐, 河村伸哉, 中野聡, 中村秀明. 深層学習による画像認識を用いたコンクリート構造物の変状検出に関する研究. 土木学会論文集. Vol. 74, No. 4, 293-305, 2018
- [4] 長谷川貴巨, トマト自動収穫ロボット「FARO」の開発. 日本ロボット学会誌. Vol. 39, No. 10, pp.907-910, 2021
- [5] 加藤邦人, 西山正志, 川西亮輔, 片岡裕雄. 人工知能の実用化とこれからの ViEW. 精密工学学会誌. Journal of Japan Society for Precision on Engineering, Vol. 87, No. 10, 2021