

# 油の音解析による 唐揚げの揚げり具合判定手法

塚田 紘也 (15818064)

ロペズ研究室

## 1. はじめに

新型コロナウイルス感染症の拡大以前では多忙な現代社会において料理を作る機会が減少していた。しかし、コロナ禍の影響から食生活の中でも、自宅で料理を作る回数・自宅で食事を食べる回数が増加しているようだ[1]。そのような点から、現代社会の料理に対する向き合い方が変わっていることがわかり、料理初心者に対する支援の必要性が増えていることがわかる。

料理初心者への壁の中でも「揚げ物を美味しく作ることの難しさ」や「火の加減における食材の状態変化の見極め」に着目を置き、その中でも特に美味しく作るのが難しい唐揚げを美味しく揚げることができる手法の考察を行う。

## 2. 関連研究

Yusaku らの研究[2] では音響イベントに基づく料理状態の認識について検討していた。音響イベントの検出手法は様々な動作から発生する音に着目し、「何がいつ起こったのか」という情報を推定していた。この手法を応用するためにはイベントの時間分解能を考慮する必要があり、細かくすればするほどに異常を検知することが可能になってくる。音響イベントとしては「切る・炒める」の動作に着目を置き、それぞれの動作を独立して録音した。特徴量の抽出には MFCC と NMF を使用した。収集されたデータセットは切る・炒める・その他の 3 種類のクラスに分類し、検出結果には後処理として平滑化フィルタを実装した。データの検出結果としてはフレーム単位での状態推定では約 70%の精度が得られたが、まだ人間がラベル付けたデータと後処理後のデータには差異が存在した。この差異を埋めるためにはレシピ文書から隠れマルコフモデルを構築するなどより多くの情報を利用する必要があるようだ。

## 3. 音データの解析手法

本研究では図 1 のような手順で解析を行った。解析手法としてフーリエ変換・スペクトログラム・メルスペクトログラムを用い、そのデータを使用して音響解析ソフト ELAN でラベリングした。また、0Hz や解析に必要なノイズを排除するために雑音除去を行った。雑音除去ではバンドパスフィルタを用いて 2000Hz~5000Hz の間でフィルタをかけた。また特徴量としてメル周波数ケプストラム係数(MFCC)を使用した。MFCC とは人間の聴覚に基づいた尺度に変換されている特徴量であり、低い周波数帯の音の特徴量抽出に向いている。取得したデータは TPOT[3] を用いて、データは窓 10 秒、シフト 1 秒で使用した。TPOT とは遺伝的プログラミングを使用して機械学習パイプラインを最適化する自動機械学習ツールであり、変換器と予測器を生成して、それらを直列に繋げるパイプラインを作成する。この手法を用いることによって最適な分類器・パラメータを自動的に求めて使用することができる。今回は 10 種類の分類器が使用された。そして、最終的に求められた分類器とそのパラメータを使用して、K-分割交差検証を用いて汎化性能の評価を行った。交差検証を行うことによって過学習を防ぐこともできる。

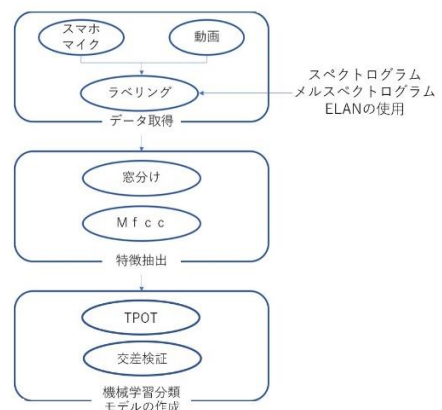


図 1 : 音データの解析の流れ

2021 年度（令和 3 年度）卒業論文要旨

4. 揚げ具合・揚げ過ぎのデータ取得と評価

データの取得は揚げ具合解析と揚げ過ぎ解析の 2 通り行った。鍋に TANITA 製の揚げ物用温度計[4]を設置し、iPhone11 の一般的な録画機能を用いて図 2 のように上から撮影した。揚げ具合解析は低温・適温・高温・量多め・量少なめを 2 セットずつの計 10 回のデータを取得し、「揚げはじめ・変化 1・変化 2・変化 3・揚げ上がり」の 5 つのラベルに分割した。揚げ過ぎ解析は揚げ終わった後の変化の様子から終了条件を見つけるために焦がすまで唐揚げを揚げたデータを取得し、「揚げはじめ・変化 1・変化 2・変化 3・揚げ上がり・揚げ過ぎ・焦げた」の 7 つのラベルに分割した。



図 2：実験環境

5. 機械学習による揚げ上がりの判定精度

機械学習に用いた TPOT では 10 種類の分類器を使用し、パラメータ調節を含んだ試行回数は 84 回であった。最も精度が高い分類器は XGBClassifier(勾配ブースティング)である。

評価方法には 5 分割交差検証を用いて、汎化性能の評価を行った。最終的な結果は 96.92%と高い性能で評価することができた。

モデル分類結果は表 1 のようになった。最終的な予測精度が 96.55%で F1-score が 97.14%と高い精度で分類することがわかった。揚げ上がりの評価以外は 95%以上とかなり高い精度で分類することができるとわかる。揚げあがったタイミングで取り除いてしまう為に、揚げ上がりのデータ数が少なくなったと考えられる。また揚げ上がりの中でも特異度が高い精度になっていて、正しいデータを間違えて誤分類することが少なくなっているということがわかる。

表 1：各クラスにおける評価結果

評価尺度	Recall	Specificity	Precision	Accuracy	F1-score
その他	98.53%	99.79%	97.10%	98.53%	97.81%
揚げはじめ	95.71%	99.63%	98.67%	95.71%	97.17%
変化1	98.66%	98.14%	95.45%	98.66%	97.03%
変化2	95.96%	99.52%	98.17%	95.96%	97.05%
変化3	98.58%	99.40%	97.66%	98.58%	98.12%
揚げ上がり	83.33%	99.80%	88.24%	83.33%	85.71%
平均	95.13%	99.38%	95.88%	95.13%	95.48%
加重平均	97.15%	99.15%	97.17%	97.15%	97.14%

6. 結論

揚げ物に関して、料理初心者が最も難しいと感じている点として中まで火が通っているのかどうかかわからないということが挙げられる。しかし本論文のように機械学習を使用することによって高い精度で唐揚げの揚げ上がりを判断できることがわかった。揚げ上がりのデータ数を増やすことによってさらに精度を上げることができるだろう。また、今回は窓 10 秒・シフト 1 秒で判別していたために窓がラベルの境界線に存在する場合に誤分類が発生する可能性があったため、揚げ上がりの判別が 5 回生じたタイミングを揚げ上がりとすることによって精度が安定するだろう。今後の展望としてこの機械学習による判別をデバイスや鍋などに埋め込む方法や揚げあがった状態を通知する方法について検討していきたい。

参考文献

- [1] 農林水産省. 令和 2 年度「食育に関する意識調査の結果」-農林水産省. <https://www.maff.go.jp/j/press/syouan/hyoji/210331.html>. (参照日 2022/1/9)
- [2] Yusaku Korematsu, Daisuke Saito, and Nobuaki Minematsu. Cooking state recognition based on acoustic event detection. In Proceedings of the 11th Workshop on Multimedia for Cooking and Eating Activities, CEA '19, p. 41–44, New York, NY, USA, 2019. Association for Computing Machinery.
- [3] 株式会社セールスアナリティクス. Automl【tpot】がするのは特微量と予測モデルの自動生成. <https://www.salesanalytics.co.jp/software/automl/automl006/>, 4 2021. (参照日 2022/1/17).
- [4] TANITA. Tanita オンラインショップ. [https://www.tanita.co.jp/product/g/\\_TDT495ST/](https://www.tanita.co.jp/product/g/_TDT495ST/). (参照日 2022/1/12).