

安価な筋電センサによる食感の異なる複数食品のカテゴリー分類

野首優斗[†]河野浩之[‡]南山大学大学院理工学研究科[†]南山大学理工学部[‡]

1 はじめに

食行動の質が下がると、健康に影響を与える可能性がある。食行動に関わる要素として、摂取タイミング、食品カテゴリー、咀嚼周期、食物量、咀嚼のバランス等がある。

例えば、本研究で着目する食品カテゴリーの中の食感情報は、現状、中身は、断片的なことしか分かっていないブラックボックスではあるが、様々な食感を咀嚼することは、幅広い効果を発揮する。実際に、弾力性等の食感をもたらすチューインガムは、噛むと脳が活性になることが科学的に証明されている。

食感情報に基づいた食品カテゴリー分類を行っている研究では、過去に筋電センサ[1]、マイクロフォン、咽喉マイクがある。本研究では、力学的な特性を示すセンサに着目し、安価な MyoWare を使用する。これらにより、安価な筋電センサを用いて、高い精度で食感の異なる複数食品のカテゴリー分類することを目的とする。

先行研究[1]では、RF(Random Forest)を用いて分類を行っていたため、本研究は SVM(Support-Vector Machine), CNN(Convolutional Neural Network), LSTM(Long Short-term memory), Transformer による分類精度の比較を行う。また、[1]を含め過去の研究では、各食品での分類を行っているため、複数食品に対するカテゴリー分類を目指す。

2 複数食品のカテゴリー分類の提案

2.1 本研究で採用する筋電センサについて

筋電位とは、生物の筋細胞が収縮活動するとき発生する活動電位のことをいう。また、筋肉内で発生する微弱な電場の変位を縦軸、時間経過を横軸にとったものを筋電図(EMG)という。

先行研究[1]等で使われている、筋電センサは、医療やリハビリテーションに用いられるため、10万円から20万円程度と高価である。

本研究では、一般的に自動食事モニタリングシステムとして使用することを目的とするため、安価な筋電センサを採用する。使用する Advancer Technologies 社の筋電センサ(MyWare)は、6千円程度である。

安価な筋電センサは、高価な筋電センサと比較して、RAW EMG に対してノイズが多い。そのため、直接取得できる信号である、整流・平滑化された EMG を使用する。整流・平滑化された信号は、データにおける重要なパターンを、ノイズ等、重要性の低いものを除去し、値の変化をなだらかにしてデータの傾向が分かりやすくなる。インターフェイスからの距離に関しては、自動食事モニタリングとして利用するため、長距離である必要性がない。

2.2 本研究での力学的特性に着目した複数食品のカテゴリー分類

食感とは、力学的特性、幾何学的特性、その他の特性(油脂と水)に分けられる。力学的特性とは、かみごたえ、破碎、凝集の小ささ、変形しやすさ、粘りとぬめり、流動となめらかさ、硬さ等を含む。幾何学的特性とは、空気、粒子、なめらかさと均一性、粗さと不均一性、薄さ、密等を含む。また、その他の特性(油脂と水)とは、脂肪、乾燥、水分等を含む。

本研究では、センサを体表に貼って測定することができる咀嚼筋の側頭筋の筋電位を用いる。理由としては、自動食事モニタリングで、メガネ型のものを想定しているため、側頭筋の筋電位を測定することにする。

先行研究[1]では、食品カテゴリーを各食品で分類を行っている。本研究では、食品カテゴリーを複数食品で分類を行う。表1に、本研究で使用する食品を示し、これらに、SVM, CNN, LSTM, Transformer を用いて分類を行う。

Categorization of multiple foods with different textures by inexpensive myoelectric sensors

[†] YUTO NOKUBI, Nanzan University, Graduate School of Science and Engineering

[‡] HIROYUKI KAWANO, Nanzan University, Faculty of Science and Engineering

表2 複数食品のカテゴリ分類結果

分類手法	RF	SVM	CNN	LSTM	Transformer	CNN	LSTM	Transformer
入力データ	特徴量					整流・平滑化されたEMG		
再現率	I 67% II 62.5% III 83.3% IV 100% V 100%	I 88.8% II 75% III 100% IV 87.5% V 83.3%	I 100% II 100% III 100% IV 100% V 100%	I 100% II 67% III 100% IV 100% V 100%	I 33% II 100% III 100% IV 100% V 100%	I 67% II 100% III 100% IV 100% V 100%	I 100% II 67% III 100% IV 100% V 100%	I 0% II 100% III 100% IV 100% V 100%
正解率	86.7%	87%	100%	93.3%	86.7%	93.3%	93.3%	80%

表1 本研究で使用する食品

I 破砕を含む食品:せんべい, おかき
II かみごたえを含む食品:グミ, ガム
III 硬さを含む食品:飴, 氷
IV 粘りとぬめりを含む食品:餅, 団子
V 変形しやすさを含む食品:ミカン, バナナ

3 複数食品のカテゴリ分類の構築

本研究では、筋電位の取得に MyoWare, Arduino Uno を使用する。RF, SVM, CNN, LSTM, Transformer を実行するために、Scikit-learn, Keras, TensorFlow を使用する。特徴量抽出には、MATLAB を使用する。

筋電位の取得と分類の流れについて以下に説明する。MyoWare を用いて、咀嚼時の側頭筋の筋電位を毎秒 200 回取得する。MyoWare から取得できるデータは、増幅された RAW EMG, 整流・平滑化された EMG (図 1) である。本研究では、整流・平滑化された EMG を取得する。取得した EMG に対して、特徴量抽出を行い、RF, SVM, CNN, LSTM, Transformer を適用し分類を行う。また、特徴量抽出を行っていない、取得した EMG に対して、CNN, LSTM, Transformer を適用し分類を行う。

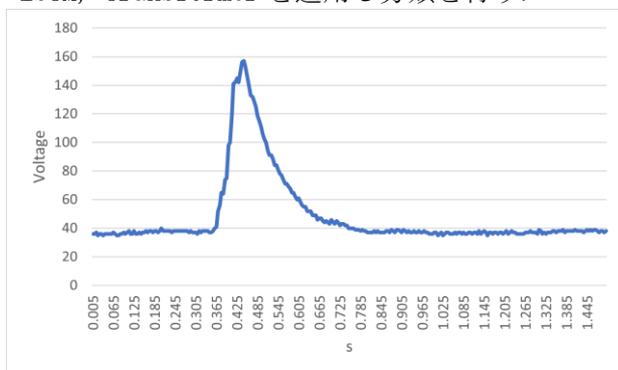


図 1: 咀嚼筋を MyoWare で測定したミカンの整流・平滑化された EMG

4 複数食品のカテゴリ分類の実験

20 代前半の理工学研究科に所属している学生と、理工学部にも所属していた 3 名による実験を行った。各被験者は、表 1 の各食品を 5 回ずつ食べる。1 回の咀嚼あたり 1.5 秒間のデータのサンプリングを行う。よって、データ数は、150 となる。RF, SVM の場合は、学習データ:テストデータ=8:2 とする。CNN, LSTM, Transformer の場合は、学習データ:検証データ:テストデータ=8:1:1 とした。表 2 に、複数食品のカテゴリ分類結果を示す。

5 まとめ

取得する信号を、整流・平滑化された EMG にしたことで、安価な筋電センサである MyoWare でも、複数食品で 5 つの食品カテゴリに、最も低くても Transformer で、80%で分類可能となった。よって、安価な筋電センサで、RF, SVM, CNN, LSTM, Transformer のどの分類手法を用いても、複数食品でカテゴリを分類できる可能性を示すことができた。

また、先行研究[1]で分類手法として使われていた RF よりも、0.3%ではあるが SVM が分類精度が高く、6.6%から 13.3%と、CNN, LSTM で分類精度が高くなることを示せた。

謝辞

本研究は JSPS 科研費 JP17K00432 の助成を受けたものである。

参考文献

[1] Rui Zhang et al., “Diet eyeglasses: Recognising food chewing using EMG and smart eye glasses,” 2016 IEEE 13th International Conference on Wearable and Implantable Body Sensor Networks, pp. 7-12, 2016.