

# 筋電位による食感分類と電氣的筋肉刺激を用いた バーチャル食感提示手法に関する研究

村上 藍加<sup>†</sup> 佐藤 哲司<sup>††</sup>

<sup>†</sup> 筑波大学情報学群 〒305-8550 茨城県つくば市春日 1-2

<sup>††</sup> 筑波大学図書館情報メディア系 〒305-8550 茨城県つくば市春日 1-2

E-mail: †{murakami20,satoh}@ce.slis.tsukuba.ac.jp

**あらまし** 食事は生涯にわたって続く基本的な営みであり、その中でも食感を楽しむ、健康に生きていく上で重要な要素の1つである。しかしながら、食事体験の共有は、一般的に文章や写真、音声などの間接的なメディアを介したものに限定され、体験そのものを直接的に第三者に転移させることは困難であった。また食感フィードバックの既存手法では特定の食品に対する刺激があらかじめ用意されたものが多いため、食事体験の共有を行うには生体情報からフィードバックのための信号を作成する手法が求められる。本研究では、口腔内に装置が接触しない非侵襲的な手法である電氣的筋肉刺激 (EMS) を用いた手法に着目し、咀嚼時の咬筋の筋電位 (EMG) から食感や噛みごたえの変化などの情報を推定し、それをもとに EMS を用いた食感フィードバックに用いる EMS 駆動波形を作成するための手法を検討する。食感が異なる複数の食材を用いて、咀嚼時の咬筋の EMG を計測し分類する実験を行った結果、サポートベクトルマシン (SVM) が高い分類性能を示し、ピーク値で正規化した EMG の波形を用いて EMS を駆動することで食感の変化などを提示できることを実験的に明らかにした。

**キーワード** 電氣的筋肉刺激 (EMS), 筋電位 (EMG), 機械学習, 食感, バーチャルリアリティ

## 1 はじめに

食事は生涯にわたって続く基本的な営みであり、その中でも食感を楽しむ、健康に生きていく上で重要な要素の1つである。食感単に口腔内における直接的な消化作用のみならず、心身の成長促進や脳の活性化とリラックス効果、食物の発がん物質の発がん性の減弱、活性酸素の消去、肥満の抑制、糖尿病治療効果の向上、運動機能の向上、骨粗鬆化の抑制、脳の損傷や老化のリハビリテーション効果など、健康な生活の維持にも重要で広範な作用を持っている [1]。また味の調査や満腹感の調査にも、痛みの評価手法を用いた評価が「食感の良し悪し」の評価項目で行われる [2]。

しかし硬いものを食べることが難しい高齢者や、食品を噛んで食事をすることが困難な生活者は、食感を楽しみながら食事をすることは難しい。また、ダイエットなどにより食品の摂取を我慢している人や、出演者が食事をしている映像の流れる映画や TV 番組を見ている視聴者の中には食事の摂取を自ら行わないようにしている、または同様の食品の摂取を行いたいが行えないという課題を抱え、実際に食事をする以外に食事体験を感じたいと感じている者も一定数存在すると考えられる。

このような状況下では、食感を感じることが難しい人々や食事自体の摂取に困難を抱える人々に対して第三者が共有した食事体験を転移し、仮想の体験ができるようになることが食感を感じながら食事をするまたは疑似咀嚼を行う際に役立つと考えた。そのようなことを実現させるには、食事体験の再現を行えるような手法の開発が求められる。食事体験の再現の

ために味覚を提示する研究は多く行われてきたが、それらの手法では特定の食品に対する刺激があらかじめ用意されたものが多い。また、近年では咀嚼音を共有する動画コンテンツが ASMR (Autonomous Sensory Meridian Response) と呼ばれ、動画共有サイトの YouTube<sup>1</sup> において人気のカテゴリとなっている。ASMR は頭部模型などを使って臨場感が高い音響環境を構築、さらには視聴することで、より臨場感が高い咀嚼体験の共有を目指した取り組みであり、現代において咀嚼体験を共有するニーズが高いことの証左となっている。しかし、食事体験の共有には間接的な感覚の提示だけでは不十分だと思われる。

そのため、本研究では食感体験の中でも直接的な食感の感覚に着目し、食感を通じて第三者に食事体験を提示できるような手法の提案を行う。東ら [3] によると、食感をより適切に表す生体情報は、最大咀嚼圧力、咀嚼筋の活動、咀嚼音であることが示唆されている。そこで本研究では、咀嚼筋の活動の生体情報を用いて、個人の咀嚼体験を第三者に転移させることを可能にする食感フィードバック手法を提案する。

本論文では、第 2 章で先行研究を概観し、研究の位置づけを明らかにする。第 3 章で提案手法について説明し、第 4 章で評価を行った。第 5 章で考察を記述し、第 6 章で結論を述べる。

## 2 関連研究

咀嚼筋の活動の生体情報は、筋電センサで筋電位 (EMG) を取得することで得ることができる。EMG とは、神山の技術用語解説 [4] によると、筋細胞が収縮活動するときに出される活

1: YouTube, <https://www.youtube.com/>

動電位 (筋電位) を記録したものと定義されている。本研究の手法では、咀嚼時の EMG を計測し、咀嚼の解析を行うことでそれぞれの食品にあわせた食感のフィードバックを行うことができると仮定する。以下では、EMG の解析に関する研究と、食感のフィードバック方式に関する研究とを概観する。

## 2.1 食感フィードバックに関する研究

バーチャルな食感フィードバックを提供するために、これまで聴覚・視覚・触覚・味覚・嗅覚などさまざまな感覚にアプローチする食感フィードバック手法の研究がなされてきた。その中でも、今回着目する触覚を伝える研究には、クランク機構を噛ませる方法 [5] やストロー状の装置で唇への感覚を与えることで吸引感覚を提示する方法 [6]、電氣的筋肉刺激 (EMS) を用いて咀嚼筋に装着した電極パッドから食感を提示する方法 [7] など、物理的なフィードバック手法が存在する。その中でも皮膚に貼った電極を介して末梢神経に電気刺激を与えることで、本人の意思とは無関係に筋肉を制御する [8] EMS を用いた研究は実際に咀嚼をする際の筋肉の動きを再現できることから疑似咀嚼体験を安全に得やすく、EMS を用いたバーチャル食感提示手法を検討した新島ら [7] は電気刺激の強度や定時時間によって食品の硬さや弾力性を表現できることを示した。

## 2.2 EMG の解析に関する先行研究

EMG の解析については、主に医療分野で様々な研究がなされてきた。また、近年では様々な部位の EMG の分類を行う研究が行われており、主な手法としてサポートベクトルマシン (SVM) などの機械学習を用いた分類方法が挙げられる。Kehri ら [9] が行った上腕二頭筋の EMG により筋ジストロフィー患者と健常者の識別を行う研究では、1つのチャンネルでの分類を行った結果サポートベクトルマシンが人工ニューラルネットワーク (ANN) よりも高い精度で分類が行えることが明らかになっている。複数のチャンネルのある分類においても、多くの論文で他の機械学習方法に比べて優れた結果を出している。[10] また、柳沢ら [11] は咀嚼時の EMG から推定した咀嚼筋活動量を回帰分析し、食品を「噛みごたえ」ごとに 10 ランクに分類を行なった。これらの研究から、EMG の分類を行うことでその筋肉を活用した部位の動きの予測を行えることが明らかになった。

## 2.3 本研究の位置づけ

このように、EMG の解析や食感フィードバックに関する研究は多く行われているが、咬筋の EMG から食感の分類を行ったり、生体情報から食感フィードバックに用いるためのパラメータを作成する手法は多くは取り扱われてこなかった。また、津留ら [12] によると EMG からわかる食品の咀嚼特性を認識する上では、1 噛み (1strokes) ごとの EMG 波形の変化も重要な指標であると示されている。しかし、食感フィードバックの研究に関して、咀嚼の stroke ごとの変化を考慮してフィードバックを行った研究は知られていない。そこで、食感フィードバックに関する様々な研究から、衛生面とフィードバックの変化の提示しやすさを考慮し、EMS を用いたバーチャル咀嚼体験手法に着目した上で、EMG の食感分類と EMG 波形の strokes ごと

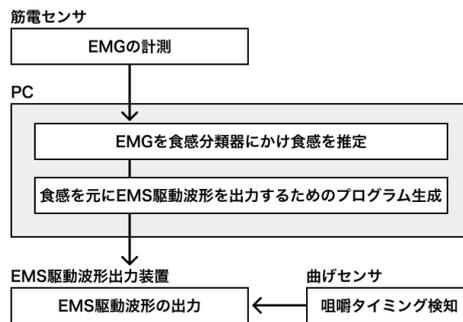


図1 バーチャル食感提示手法の概要

の変化を考慮した上で EMS を用いた最適な食感フィードバックの波形を生成し、提示することを目的とした手法を提案する。

## 3 提案手法

本研究では、咀嚼筋の活動データを計測し、その生体情報から個人の咀嚼体験を第三者が擬似的に体験させることのできる手法の提案を目的とする。フィードバック手法には咀嚼筋を刺激することが可能な EMS を用いるため、咀嚼筋の活動データから波形を生成し、その波形を咀嚼運動をしたタイミングで提示する手法を提案する。EMG の情報から EMS 駆動波形を制御するには、咀嚼した食品がどのような食品であるかを明らかにする必要がある。しかし、EMG には個人差があり、一律の尺度で食感の評価を行うことや、誰もがその食感らしいと感じるようなフィードバックを自動で作成することは困難である。そこで、EMG を機械学習にかけることで食感を判断できるような食感分類器を作成し、食感を分類したのちその食感の情報をベースにして EMS 駆動波形を作成する。また、EMS 駆動波形を制御するには制御機構のある EMS 装置を作成する必要もある。本研究の手法の構成は図1のように示すことができる。

### 3.1 データセットの作成

まずはじめに、分類に用いるための咀嚼時の EMG データセットを作成する。咀嚼筋とは、下顎骨について咀嚼運動を行う筋肉の総称であり、咬筋・側頭筋・外側翼突筋・内側翼突筋の4つの筋肉から成り立つものである [13]。咀嚼時の EMG を取得するには、耳と口の間に咬筋が最も容易に計測できる筋肉であるため、本研究では咬筋の EMG を筋電センサを用いて取得する。津留の食品の咀嚼活動に関する研究では [12]、咀嚼開始より飲み込むまでを初期・中期・末期の各 5strokes に分けて観察したところ、食品の咀嚼特性は初期に最も顕著に表れ、初期～中期を観察していくことで波形の形が食品ごとに変化していくことが明らかになっている。また、食品の性質により EMG パターンはすべての被験者に対してある程度共通した像が見られるが、同一食品についての個人差は著しい特性があ

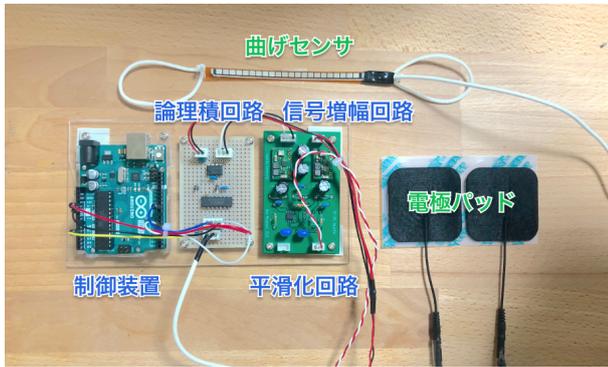


図2 食感フィードバック出力装置

り、その特性を最も明解に表すのが咀嚼リズムであるということを中心にしている。この研究結果を参考に、本研究では咀嚼の初期と中期の計10strokesのEMGを、個人差の出やすい咀嚼リズムを考慮しない形で計測することが望ましいと考えた。そのため、データセット作成の際の実験では、参加者の咬筋のEMGを決められたリズムで10回咀嚼することとする。咀嚼リズムの制限をしながらも、無理のない計測が可能であり、なるべく日常に近い咀嚼のEMGを計測するため、咀嚼リズムは1秒に1回と定めた。

### 3.2 筋電位の分類

本研究では、食感ごとのEMGの傾向を把握し、EMGからの食感の推定を行うため、機械学習による分類器作成を行う。さまざまな機械学習アルゴリズムの実装を提供するPythonライブラリがいくつか存在するなかで、scikit-learnは多くのアルゴリズムの効率的な実装を提供する、最もよく知られたパッケージであるため、本研究ではscikit-learnを用いてEMGの分類を行う。本研究では、EMGデータセットから、サポートベクトルマシンとランダムフォレストの2つのアルゴリズムを用い、比較しながらよりよい分類器作成のための検証を行う。サポートベクトルマシンは線形の入力データを利用して2クラスのパターンに認識を行うアルゴリズムで、ランダムフォレストは複数の決定木を組み合わせて使用することで高い精度で予測を行うアルゴリズムである。

### 3.3 EMS駆動波形発生装置の作成

EMSを用いた食感フィードバックを行うにあたっては、電気刺激を発生させるための装置が必要となる。今回は、JISの安全基準[14]に定められた、健康に害のない範囲である20V以内で安全に電気刺激を発生させることができ、作成した波形を自由に提示できるような装置を作成する。この装置は制御回路、論理積回路、平滑化回路、信号増幅回路の4つの回路をアクリルボードに接着し、図2のように一体として扱えるようにした。

波形の制御には、Arduino IDEを用いて制御が可能なワンボードマイコンの一種であるArduino UNO<sup>2</sup>を用いる。Arduinoでは、指定したピンからのPWM出力がデジタル信号の出力においてのみしか対応していない。そこで本研究では一

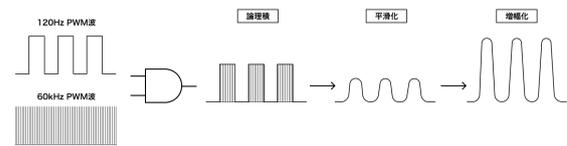


図3 EMS駆動波形の作成方法

定周期のEMS駆動波形のパルス幅を決めるための基本となる120HzのPWM出力と、パルスの振幅を制御するための60kHzの2種類の波形を出力し、その波形を図3のように論理積回路に通すことで1つの変化のある波形として出力する。次に、平滑化回路でロジック信号をローパスフィルタを用いて平滑化し、アナログ信号化する。最後にアナログアンプを作成することで、通常5Vまでしか出力することができないArduinoの電圧を10~20Vにまで増幅させ、感知できる刺激を提示する。この装置に電極パッドを繋ぎ、両側の咀嚼筋に貼ることで、バーチャル食感体験を行うことができる。

### 3.4 咀嚼タイミングの取得

EMSの提示を行う際は、咀嚼時と同様顎を上下に動かすタイミングが望ましい。新島らの研究[7]ではフォトリフレクタをヘッドホンのマイク部分に取り付ける手法を用いていたが、顎を動かす際にマイクのようなものが顎の下にあると体験の邪魔になるという懸念点が記述されていた。そこで本研究ではフォトリフレクタの代替案として、昨今の新型コロナウイルスの状況を踏まえマスクの装着が一般化していることに着目し、マスクを付けることと同じ感覚で顎に曲げセンサを装着し、咀嚼タイミングを計測する方法を提案する。

曲げセンサとは、センサの曲がり具合により抵抗値が変化することで曲がり具合を検知することが可能なセンサである。顎に曲げセンサを取り付けることにより、口を大きく開けた場合には曲がり具合が大きくなり、口を小さく開けた場合には曲がり具合はより小さくなる。この曲がり具合の検知により、咀嚼タイミングをスムーズに判定できると仮定する。実装に用いる曲げセンサ<sup>3</sup>にはspectra社の112mmのものを用い、顎の曲がり具合を検知できるようにするため、両端にマスクのゴムひもを接着する。制御回路でセンサの値を取得した後、咀嚼タイミング検出を行い、そのタイミングごとにEMSを発生させることができるようなプログラムを作成する。

### 3.5 食感再現のためのEMS駆動波形の作成

EMS駆動波形の出力を制御するには、波形の制御装置であるArduino UNOに波形生成プログラムを書き込む必要がある。そのため、ArduinoでEMS駆動波形生成の制御を行うためのプログラムの作成を行う。Arduino側で振幅変化を表す台形波を作成するための関数を用意し、その中のパラメータを調整することで120HzのPWM波の振幅を時間的に変化させる。津留の研究[12]では咀嚼の時期による波形の変化も各食品によ

2: ARDUINO, Arduino UNO REV3

3: Spectra Symbol 社, Spectra Symbol Flex Sensor 112mm

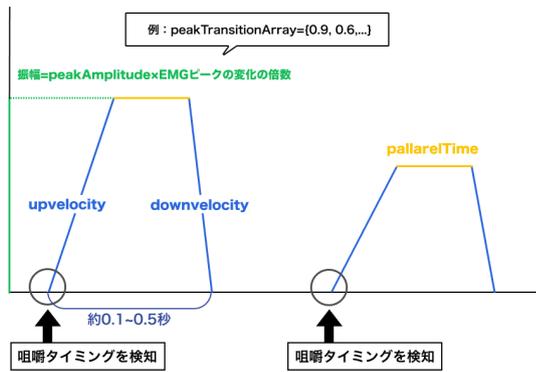


図 4 EMS 駆動波形を作成するための振幅変化のパラメータ

る変化を生み出す要因であるとされている。そのため、フィードバックに用いる EMS 駆動波形の作成の際には咀嚼時期による変化についても考慮する。

新島ら [7] によると EMS を用いた食感フィードバック手法では弾性が強いほど EMS の提示時間が長く、硬いほど周波数が高く食感をリアルに感じることができると示されている。先行研究と EMG の特徴を踏まえ、作成した EMS 駆動波形発生装置を用いて電極パッドを咬筋に貼った状態でパラメータの調整を行い、食感ごとに EMS 駆動波形生成関数のための振幅変化パラメータを図 4 のように設定する。変更可能なパラメータは以下である。

**【EMS 信号の振幅の経時変化に関するもの】**

- upVelocity 台形波の上りの速さ。食感ごとに異なる。
  - downVelocity 台形波の下りの速さ。食感ごとに異なる。
  - parallelTime 台形波が平行に進む時間。食感ごとに異なる。
  - peakAmplitude 台形波のピークの振幅。食感ごとに異なる。
- このパラメータが大きければ大きいほど、EMS 駆動波形の振幅が大きくなる。

**【EMS 信号の変化に関するもの】**

- 120HzDutyRate 120Hz の信号の duty 比。食感ごとに異なる。
- peakTransitionArray ピークの変化の倍数を格納した配列。EMG ごとに異なる。

それぞれ食感ごとに異なるパラメータを硬度の高いものは 120Hz の duty 比を高く、電圧を強くし、弾性のあるものは提示時間を長く、台形波の上りの速さを下りの速さよりもゆるかに設定した。

**3.6 EMS 駆動波形の提示**

ここまでのシステムを統合し、食感分類器、EMS 駆動波形出力制御プログラムの作成、咀嚼タイミングでの EMS 出力の 3 つの機能を掛け合わせ、コマンドライン上で食感を体験したい EMG ファイルを選択を行うことで食感フィードバックの提示を行えるようなシステムを作成する。コマンドラインから Arduino へのコンパイルと書き込みを行うため、開発環境には PlatformIO を用いる。PlatformIO を用いると ArduinoIDE を

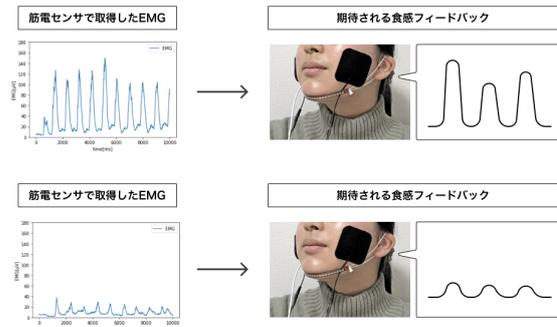


図 5 入力データとフィードバックの例

用いることなくコマンドラインから Arduino プログラムのコンパイルや書き込みを行うことが可能となる。

**3.7 実行例**

EMG データに対して、これまでの手法を用いて食感フィードバックを行った際に期待される結果の例を図 5 に示す。それぞれの例について、EMG データをシステムに入力すると、その EMG の食感と波形の変化に基づいた EMS 駆動波形を作成し、咀嚼タイミングを取得したごとに擬似食感を発生させる。

**4 評価**

**4.1 データセットの作成**

**4.1.1 食品の選定**

EMS による食感提示は、食品の硬度と弾性を表すことに長けている。その特徴を元に、分類する食感とその食感に当てはまる食品 2 つずつを決定した。同じ食感を持つ食品 2 つは、実際に咀嚼した際の EMG の特徴が類似しているものを選択した。また、実験に用いる食品は、10 回噛んだ程度で消費できる量で、1 口で口に入れることができる大きさものが望ましい。そこで、食品を表 1 のように加工する。

表 1 データセット作成に用いる食品と食感ごとの食品の分量

食感	食品	分量
弾力があって硬い	グミ <sup>4</sup>	1 粒
	ハイチュウ <sup>5</sup>	1/2 粒
弾力があって柔らかい	マシュマロ <sup>6</sup>	1 粒
	ゼリー <sup>7</sup>	1/2 個
弾力が無くて硬い	ポテトチップス <sup>8</sup>	1 枚
	せんべい <sup>9</sup>	1/4 枚
弾力が無くて柔らかい	ドーナツ <sup>10</sup>	1/4 個
	バウムクーヘン <sup>11</sup>	1/2 個

#### 4.1.2 実験の方法と結果

sparkfun 社の筋電センサ<sup>12</sup>を用い、咀嚼時の咬筋の EMG を毎秒 200 回取得する。この時保存するデータは、データ量を軽減させるためバンドパスフィルタによる抽出や絶対値処理、包絡線抽出などのフィルタリング処理を施したものであり、リアル通信で一度に送信できる範囲である 0~255 の値にマッピングされる。実験用に作成したアプリケーションを用いて 1 秒ごとに 1 回を 10 秒間、計 10 回の咀嚼を計測し、これを 1 人 5 食品（それぞれの食感のうちどちらか 1 つの食品と、いずれかもう 1 つの食品）5 セット行う。実験の際にセンサを貼り付ける箇所は右の頬に限定し、咀嚼する際にはなるべく右側の頬で噛んでもらうように指示する。また、実験の際の食品の咀嚼順により EMG の違いが出ないように参加者ごとに食品の咀嚼順を変更する。最後に、普段の食生活や実験で正常な咀嚼ができたかどうかを確認するため、筋電センサを装着感や日常の食生活、歯や顎の健康状態について尋ねるアンケート調査を行う。

実験に用いる食品に対して食物アレルギーのない筑波大学の学生 10 名を対象にし、性別による咀嚼力の違いに偏りが生まれないよう、男女それぞれ 5 名ずつの計測<sup>13</sup>を行った。1 人に対して 5 食品の EMG の咀嚼実験を 5 回ずつ行ったため、実験で取得した合計 EMG データ数は 250 である。実験後に行ったアンケートの結果、口腔内外に異常が無く健康であることが確認できたため、参加者の咀嚼筋の能力は正常な状態と言える。

#### 4.2 食感分類器の作成

##### 4.2.1 前処理

まずはじめに、データセットにあるデータの前処理を行う必要がある。筋電センサに付属するフィルタで、あらかじめフィルタリング処理が行われた状態でデータは保存されているが、データをプロットした状態では波形に細かなノイズが見られる。そこで、筋電センサから取得したデータをそれぞれ前後 5 点の単純移動平均処理にかける。前処理を行ったのちの食感ごとのデータの例を図 6 に示す。EMG の大きさや時間軸が進むごとの食品の崩壊度など、食感ごとに特徴的な波形を持っていることがわかる。また、参加者ごとのポテトチップス咀嚼時の EMG を図 7 に示す。皮膚の通電性の違いなどから参加者ごとにベースとなる値に違いが現れることが示された。

##### 4.2.2 データクレンジングとデータの水増し

実験で取得したデータにはセンサの不具合などにより正常なデータを取得できなかったものが見受けられたため、目視でそのようなデータを取り除いた。データクレンジングの結果、有

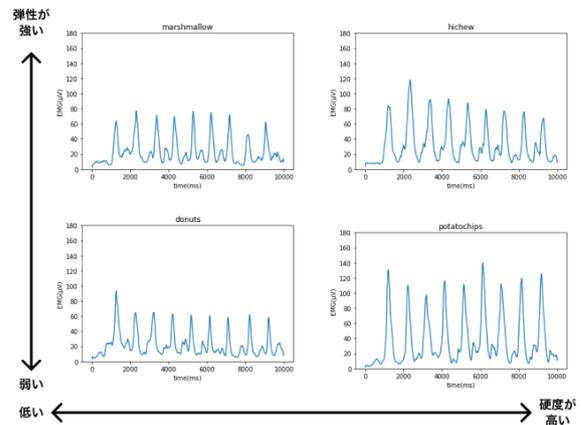


図 6 食感ごとに EMG をプロットした例

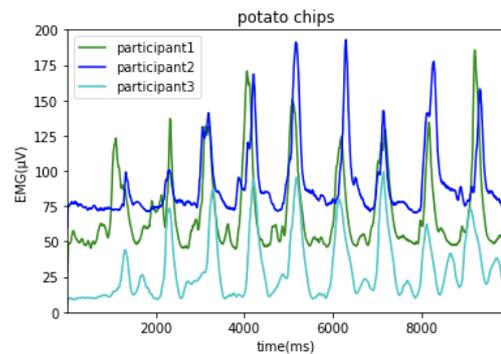


図 7 参加者 3 名のポテトチップス咀嚼時の EMG の違い

効なデータ数は 224 となった。また、実験で取得したデータセットは食感分類器を作成する十分なデータ量では無いため、独自にノイズを与えることでデータの水増しを行う。本実験で取得したデータセットでは、咀嚼のタイミングを指定された秒数に制限しており、時間的な変化を生じさせることは不自然なデータを生じさせると考えた。そのため、EMG の大きさに対して変化を生じさせるようなノイズを加える。今回は EMG の値に目視で適切なノイズが与えられる範囲であると確認できた $-0.3 \sim 0.3$  までのいずれかの乱数をかけ合わせ、それを既存の EMG に足していくことでノイズを加えた。この際、乱数の移動があまりにも急であったり、正常なセンサデータに無いような不自然なノイズのかけ方がされないよう、乱数に前後 10 点の移動平均処理を施した。この方法を用いることにより、データを 3 倍に水増しすることができた。

##### 4.2.3 特徴量抽出と特徴量選択

EMG の分類を機械学習で行う際、多くの先行研究では生データのフレーム内平均やケプストラム係数を特徴量として使用する場合が多いが、今回収集したデータはデータ量削減のためバンドパスフィルタによる絶対値処理などがすでに行われた状態であり、生データでは取得できるような特徴量をすべて取得することはできない。村尾ら [15] は、加速度センサを用いたセンシングデータをデータサイズを縮小した状態で 16 クラス

4: 三菱食品株式会社, ハリボー ミニゴールドベア

5: 森永製菓株式会社, ハイチュウ Premium 赤ぶどう

6: 三菱食品株式会社, 生活志向 ホホワイトマシュマロ

7: 株式会社エースペーカーリー, 果汁 100%ゼリー

8: カルビー株式会社, ポテトチップスクリスプ コンソメパンチ

9: 亀田製菓株式会社, 亀田のまがりせんべい

10: 三菱食品株式会社, 生活志向 ハニードーナツ

11: 株式会社ブルボン, ふんわりチョコバーム FS

12: sparkfun, Myoware Muscle Sensor

13: 筑波大学図書館情報メディア系における倫理審査の通知番号:第 20-63 号

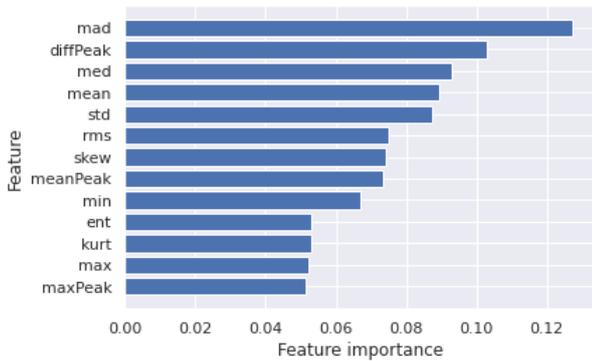


図 8 各特徴量の重要度

のSVMによる動作分類を行った。その際特徴量を4セット作成し、精度の比較を行ったところ、ピークの幅と高さを用いたものが判別性能とデータサイズの観点から最も優れたものであることを示した。そこで本研究では、データの観察の結果分類の判断に寄与するであろう統計量的な特徴量と、村尾らの研究で有効な認別を行えたと思われるピークに関する特徴量などを洗い出し、その特徴量を元に分類を行うことにした。今回用いた特徴量は、標準偏差 (std), 平均 (mean), ピークの極大値 (maxPeak), ピークの極大値平均と極小値平均の差 (diffPeak), 歪度 (skew), 尖度 (kurt), 二乗平均平方根 (rms), エントロピー (ent), 中央値 (med), ピークの極大値平均 (meanPeak), 平均絶対偏差 (mad), 最大値 (max), 最小値 (min) の13個である。

ピークの極大値平均と極小値平均の差 (diffPeak) は何も噛んでいない状態の平均と、咀嚼中のピークのEMGの平均との間の差のことを指す。咀嚼する食品が硬いほど大きく、柔らかいほど小さくなる。なお、極大値の検出方法については4.4.1で示す。極小値については極大値の2倍のピークが存在するため、極大値のピーク検出範囲の半分のものを用いる。

抽出を行った後に特徴量の重要度を可視化したところ、図8のようになった。この結果本研究のデータセットは、平均絶対値やピークの極大値平均と極小値平均の差などの特徴量が重要であることがわかった。反対に、エントロピーや尖度、最大・最小値、ピークの極大値などは重要度が低かった。最大値、最小値などの値が有効でなかった理由は参加者によりセンサのベースの値が大きく違うことが寄与すると思われる。ランダムフォレストを利用した学習曲線を観察しながら過学習を生じさせないため、重要度が0.08以下であったものを特徴量から除いた。その結果特徴量選択後の特徴量は平均絶対偏差、ピークの極大値平均と極小値平均の差、中央値、平均値、標準偏差の5個となった。

#### 4.2.4 ハイパーパラメータ最適化

サポートベクトルマシンにはパラメータの適切な設定が容易で優れた振る舞いをするRBFカーネルを用いた。この場合、サポートベクトルマシンで設定する必要があるパラメータはペナルティパラメータCとRBFカーネルのパラメータ $\gamma$ の2つである。これらのパラメータを決定するためにグリッドサー



図 9 食感分類のコンフュージョンマトリックス

チを用いる。Cを10区切りで1~1000,  $\gamma$ を0.001か0.01いずれかに設定した場合のrbfでのパターンをグリッドサーチにより検証する。また、ランダムフォレストにおいても同様にバギングに用いる決定木の数を示すn\_estimators(1~25)と、決定木の最大の深さを示すmax\_depth(1~5)をそれぞれ検証し、グリッドサーチによるチューニングを行った。サポートベクトルマシンのパラメータ最適化の結果、 $\gamma$ を0.01, Cを100に設定した場合のAccuracyが最も高くなり、ランダムフォレストのパラメータ最適化の結果、n\_estimatorsを24, max\_depthを5に設定した場合のAccuracyが最も高くなったため、パラメータをそれぞれその値に設定した。

#### 4.2.5 モデルの評価

上記の特徴量とパラメータを使用し、データセットを教師用60%, テスト用40%に分け、モデルの作成を行った結果、サポートベクトルマシンで80%(参照:表2), ランダムフォレストで68%(参照:表3)のAccuracyを得ることができた。

表 2 サポートベクトルマシンの結果

食感	precision	recall	f1-score	support
柔らかくて弾力がある	0.70	0.84	0.76	61
柔らかくて弾力がない	0.83	0.81	0.82	72
硬くて弾力がある	0.88	0.74	0.80	69
硬くて弾力がない	0.81	0.82	0.81	67
accuracy		0.80		269

表 3 ランダムフォレストの結果

食感	precision	recall	f1-score	support
柔らかくて弾力がある	0.57	0.51	0.54	61
柔らかくて弾力がない	0.68	0.75	0.71	72
硬くて弾力がある	0.63	0.77	0.69	69
硬くて弾力がない	0.88	0.67	0.76	67
accuracy		0.68		269

各分類器のコンフュージョンマトリックスは以下の図9のようになる。この結果、サポートベクトルマシンの方がランダムフォレストよりも優れた分類結果を示したため、サポートベクトルマシンを食感分類器のモデルに選択した。

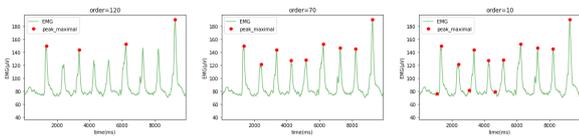


図 10 EMG(ポテトチップス咀嚼時)のピーク数検出範囲 (order) ごとのピーク検出数の変化

### 4.3 フィードバック時の咀嚼タイミングの検知

曲げセンサの咀嚼タイミングは、閾値を一定に設定した場合は食品ごとの硬さやフィードバックを受ける人による抵抗値の違いに対応できない。そのため、本研究では毎秒 200 回センサの値を計測し、その値から毎秒 50 回前後 2 つずつの値の平均を取得し、その平均よりも一定数 (n とする) 曲げセンサの抵抗の値が高い場合にのみ咀嚼タイミングを検知する。閾値として用いる n の値を決定するため、n の大きさを変化 (1.3~3.0) させながら 20 回の咀嚼のうち何回正しい咀嚼タイミングを認識できたかを明らかにするための実験を行ったところ、n=1.5 以降の場合に咀嚼タイミングの検出を実際回数に近い値で検出できた。そのため、今回は一番検出率の良かった n=1.5 を用いる。この方法で咀嚼タイミングを定義することで咀嚼のトリガーとなる閾値を動的に変化させることが可能となり、食品の硬度の違いや人による顎の動きの違いに対応できる。

### 4.4 EMS 駆動波形の生成

#### 4.4.1 EMG データからの咀嚼タイミング検知

実験で取得した EMG には、1 秒に 1 回咀嚼するごとにピークの出ることができる。この実験では 10 回の咀嚼を行うため、10 回ピークが訪れる。その 10 回のピークからは、咀嚼するごとに食品の硬度にどのような変化があったのかわかる。しかし、10 回目のピークは 10 秒目の咀嚼タイミングにあたり、保存できているものとできていないものが存在するため、今回は、10 回目の咀嚼ピークについては無視する。咀嚼タイミングは概ね 1 秒目、2 秒目... といった区切りであるが、実験では咀嚼タイミングを画面に表示し、それに合わせて咀嚼を行ったため多少のズレが生じる。そこで一定範囲 (order とする) に対しての極大値を求めることで EMG データから咀嚼タイミングを検知する。order 数を増やすと検出ピークの数が増え、減らすと検出ピークの数が増える。図 10 で示すように検出ピークが少ない場合は咀嚼回数に対して十分なピークの検知を行えず、多い場合はデータのノイズの部分に対してピークを誤検知する可能性がある。そのような理由から order 数を最適化させるため、前後何点のうちの極大値を取得するかを調整を行いながら最適化していき、最も正しく取得できたものを採用する。今回は、最適な order 数を取得するために 20 区切りごとに 5 つの order を設定し、ランダムに抽出した 20 個のデータ (食感に偏りが生まれにくいように抽出する) に対しての正答率をプロットされた EMG を見ながら目視で確認する。正解ピーク検出数の確認には式 1 を用い、order 数の最適化の結果を以下の表 4 に示す。

$$\text{正解ピーク検出数} = \frac{\text{咀嚼タイミング検出数}^2}{\text{咀嚼回数 (9 回)} \times \text{検出ピーク数}} \quad (1)$$

表 4 ピーク検出範囲の値 (order) ごとの正解ピーク検出率

order の値	正解ピーク検出率 (%)
10	51.03
30	80.14
50	88.08
70	<b>88.95</b>
90	75.72

実験の結果、order 数は 70 が最も適した値を示したため、今回は前後 70 点の増減チェックを行い、ピークの検出をする。検出したピークは配列に格納し、EMS 駆動波形を生成する際に電圧の変化を生じさせるために使用する。

#### 4.4.2 ピークの平均値

咀嚼タイミングの EMG 値を検出することで、咀嚼体験における EMG の変化を取得することができた。EMG の最大の値は、食感によって異なりと同時に食品によっても異なる。例えば、同じポテトチップスでも硬さを売りにしたものや軽い食感を売りにしたものでは食感が異なる。この食品ごとの食感の変化を EMS 駆動波形にも適用させるため、まずその食品が属する食感に対してその食品がどれほどの硬度であったかを明らかにする必要がある。そのため、EMG データセットから食感ごとに咀嚼タイミングの EMG 値の平均値を求めた。結果は表 5 の通りである。

表 5 すべてのデータからピークの平均を取得した結果

食感	ピークの平均
すべての食感	86.29
柔らかくて弾力がある	65.66
柔らかくて弾力がない	73.33
硬くて弾力がある	96.73
硬くて弾力がない	104.71

より硬く、弾力のないものの方が EMG 値が高くなるということが証明された。この結果を EMS 駆動波形で用いる電圧とパルスレートの値の参考にするため、咀嚼タイミングでのピークの EMG 値を平均値で割ったものを記録する。その倍数をピークごとに配列に格納し、その配列を順番にループ処理した後、台形波を格納された倍数で掛け合わせることで電圧を変化させることができた。

## 5 考察

### 5.1 EMG の分類に関する考察

今回実験で取得した EMG は生データではなく、センサ側でフィルタリング加工されたものである。そのため、EMG の分類を行う際に生データに対しての特徴量抽出に長けたフィルタリング処理を試すことができなかった。そのため、前処理に用いるフィルタリング処理の方法を 1 つに限定せず、さまざまな

結果を試す余地を与える必要があったと考える。しかし、本実験で取得したフィルタリング済みの EMG は生データよりもデータ数が大幅に少なく、通信や書き込みの際に消費する電力が少ないため、今後共有を一般化する際にウェアラブルな端末を用いる場合は、低消費電力ハードウェアを用いて学習や分類を行えるため際に適した手法と言える。

また、今回分類に用いるチャンネルは咬筋の EMG データ 1 つのみであったが、EMG データは人による違いが出やすく同様のものとみなす分類が難しい。実際、本研究で用いた食感分類器作成の手法と同じ方法で一個人の EMG (ポテトチップス、グミ、マシュマロ、ドーナツそれぞれ 20 データずつ、計 80 データ) の分類器の作成を行ったところ、サポートベクトルマシンで 94.8%、ランダムフォレストで 92.7% の正解率を得ることができ、サポートベクトルマシンの正解率は実験参加者 10 名の場合よりも約 15% 高い結果となった。この結果は EMG の個人差が食感分類器に大きな偏りを生じさせることを示す。また他の咀嚼筋の EMG や、咀嚼音の計測も同時に行うことで分類の際のチャンネルが増え、咬筋の動き以外の特徴からもより高い精度で食感を推定できると考えられる。

## 5.2 EMS を用いた食感フィードバックに関する考察

本研究では、4 つの基本となる食感の EMS 駆動波形をあらかじめ決めたいうで電圧のみを変化させるという方式を採用したため、その場合硬さの変化は再現できても、弾力の変化は生じさせることができない。1strokes ごとの EMG の時間軸の変化も観察対象にすることで、弾力に対しても上手くフィードバックの変化を生じさせるアプローチを考える必要があると感じた。加えて、咬筋の EMG には人による違いがかなり大きくあることから、EMS の感じ方に関しても人による違いが大きいと思われる。そのような考えから、提示刺激のパラメータや曲げセンサを用いた食感タイミングの検出のための閾値などは、より多くの参加者を集めた実験を行い感じ方の傾向を出した上で、それぞれの参加者に対して最適な値に設定できるような手法を提案する必要がある。さらに、今回の実験で取得した EMG は右側の咬筋のもののみであったため、左側の咬筋のフィードバックについては右側の咬筋の EMG を参考に同じものを出力したに過ぎない。本来の食事体験では、左右の咀嚼筋を使ってバランスよく咀嚼を行うことが普通であるため、より自然な食感を提示するためには今後は左右の咬筋の EMG を取得し、異なった EMS 駆動波形の制御を行う必要があると考える。

## 6 結 論

本研究では電氣的筋肉刺激 (EMS) を用い、咀嚼時の咬筋の筋電位 (EMG) から食感や噛みごたえの変化などの情報を推定し、それをもとに EMS を用いた食感フィードバックに用いる EMS 駆動波形を作成するための手法を検討した。

食感が異なる複数の食材を用いて咀嚼時の咬筋の EMG を計測し分類する実験を行った結果、サポートベクトルマシン (SVM) が高い分類性能を示し、ピーク値で正規化した EMG

の波形を用いて EMS を駆動することで食感の変化などを提示できることを実験的に明らかにした。

しかし、食感の基本となる弾性と硬度の 2 つの視点から 4 種類の食感を対象として再現性を検証しているが、これら 2 つの視点だけでは表せない食感の扱いは今後の課題である。また、実験では筋電のみを対象としたが、音響などの他のメディアを融合した食感の転移・共有も興味深い研究と考える。さらに、実際に食品を咀嚼中の咬筋に電気刺激を与えることで硬度や弾性を増幅させる食感拡張などにも応用できると考える。そのため、今後は本手法を利用し、複数の感覚に対して食感の提示が行えるようなマルチモーダルなフィードバック手法についても考えていき、同時に実際の食感体験に対して食感拡張を行うような手法についても検討していきたい。

## 文 献

- [1] 小林義典. 咬合・咀嚼が創る健康長寿. 日本補綴歯科学会誌, 第 3 巻, pp. 189–219, 2011.
- [2] 森山耕成, 北原勉, 堀口智代. 食の満足感の数値化. 中村学園大学・中村学園大学短期大学部研究紀要, 第 42 巻, pp. 361–369, 2010.
- [3] 東輝明. 【おいしさのスケール確立に向けて】咀嚼計測による食感評価の試み. 日本味と匂学会誌, 第 11 巻, pp. 257–262, 2004.
- [4] 神山かおる. 技術用語解説 筋電位. 日本食品科学工学会誌, 第 57 巻, pp. 273–273, 2010.
- [5] 上村尚弘, 森谷哲朗, 矢野博明, 岩田洋夫. 食感呈示装置の開発. 日本バーチャルリアリティ学会論文誌, 第 8 巻, pp. 399–406, 2003.
- [6] 橋本悠希, 小島稔, 永谷直久, 三谷知晴, 宮島悟, 稲見昌彦. Straw-like User Interface (SUI): 吸飲感覚提示装置. 日本バーチャルリアリティ学会論文誌, 第 11 巻, pp. 347–356, 2006.
- [7] Arinobu Nijjima and Takefumi Ogawa. Virtual food texture by electrical muscle stimulation. In *Proceedings of the 2016 ACM International Symposium on Wearable Computers*, pp. 48–49, 2016.
- [8] Brian Reed. The Physiology of Neuromuscular Electrical Stimulation. In *Pediatric Physical Therapy*, Vol. 9, pp. 96–102, 1997.
- [9] Kehri V and Awale R. N. EMG Signal Analysis for Diagnosis of Muscular Dystrophy Using Wavelet Transform, SVM and ANN. In *Biomedical & Pharmacology Journal*, Vol. 11, pp. 1583–1591, 2018.
- [10] Toledo-Pérez D.C., Rodríguez-Reséndiz J, Gómez-Loenzo R.A, and Jauregui-Correa J.C. Support Vector Machine-Based EMG Signal Classification Techniques: A Review. In *Sci*, Vol. 9, p. 4402, 2019.
- [11] 柳沢幸江, 田村厚子, 寺元芳子, 赤坂守人. 食物の咀嚼筋活動量, 及び食物分類に関する研究. 小児歯科学雑誌, Vol. 27, No. 1, pp. 74–84, 1989.
- [12] 津留宏道. 各種食品咀嚼時における咀嚼筋活動の筋電図学的研究. 日本補綴歯科学会雑誌, 第 10 巻, pp. 163–172, 1966.
- [13] 「咀嚼筋」『ブリタニカ国際大百科辞典 小項目電子辞書版』. ブリタニカ ジャパン, 2020.
- [14] 日本工業規格 JIS T0601-2-10, 2015.
- [15] 村尾和哉, 寺田努, 西尾章治郎ほか. センサのピーク値を用いた状況認識手法. 情報処理学会論文誌, Vol. 51, No. 3, pp. 1068–1077, 2010.