

複数の高分子材料を組み合わせた触覚認知モデル

A haptic cognition model emerged from different polymer materials

廣瀬 航佑¹, 渡邊 洋輔², 小川 純²,
 エムディ ナヒン イスラム ジブリ², アジット コースラ², 川上 勝², 古川 英光²

Kosuke HIROSE¹, Yosuke WATANABE, Jun OGAWA²,
 MD Nahin Islam SHIBLEE², Ajit KHOSLA², Masaru KAWAKAMI², Hidemitsu FURUKAWA²

¹山形大学工学部

²山形大学大学院理工学研究科

¹Faculty of Engineering, Yamagata University

²Graduate School of Science and Engineering, Yamagata University

【要約】

人間の口腔構造は歯や歯肉、舌などの物性の異なる触覚センサー群と捉えることができる。口腔内にモノが侵入すると、歯触りや舌触りなどを多角的に捉え、そのモノがどういう触感を持つ物体であるかを認識できる。そこで本研究は物性の異なる高分子材料による造形物を組み合わせて口腔構造をロボットアームのエンドエフェクタを利用して開発する。各高分子造形物には同じ圧電フィルムセンサを貼り付けており、咀嚼実験を実施することで取得される信号に対してクラスタリングアルゴリズムに適用することで、優れた物体認識を実現できるかを検証する。

キーワード: 高分子材料, ソフトロボット, センシング, 機械学習

【Abstract】

The human oral structure can be regarded as a group of haptic sensors with different physical properties such as teeth, gums, and tongue. When an object enters our oral cavity, we can recognize what kind of texture the object has from various data based on the sensing of the teeth and tongue. This study develops an end-effector that mimics the structure of the oral cavity using a composite of modeling materials made of polymers with different physical properties. Each polymeric object is attached with a piezoelectric sensor, and we apply a clustering algorithm to the signals obtained from chewing experiments to verify whether superior object recognition can be achieved.

Keywords: polymer materials, soft robot, sensing, machine learning

1. 序論

食品分野における研究には食べ物の食感を調査する試験として、官能評価[1]やテクスチャー評価[2]等が頻りに採用されている。しかし官能評価では感性の個人差や評価時の環境などによる再現性の難しさが、テクスチャー評価は数値による客観的な結果を得ることが可能ではあるが、実際に口に入れた時の感覚が掴めない。また同じ食品でも用いている材料が少し異なっている場合に生じる極微妙な硬さなどを明確に測定することも可能ではない。そこで本研究では人間の口腔構造に着目し、圧電センサーを取り付けた口模型を開発した。それが人間の口の様な物体認識が実現できるかを検証、また食品に使われる異なる材料による微妙な硬さの変化を分類可能であるかも検証し、新たな測定装置として加わることを目指す。口模型を製作するにあたり、実際の人間の口腔内の模倣を行うため、歯を硬いPLAで再現し、歯肉の部分をつややかなシリコンで再現、そして舌の部分をつややかな粘度のあるゲルを用いて再現を試みた。これは歯だけでなく歯肉や舌等でも物を食べる際の食感に関わっているのではと想いついたため、複数の材料を組み合わせて作製することにした。

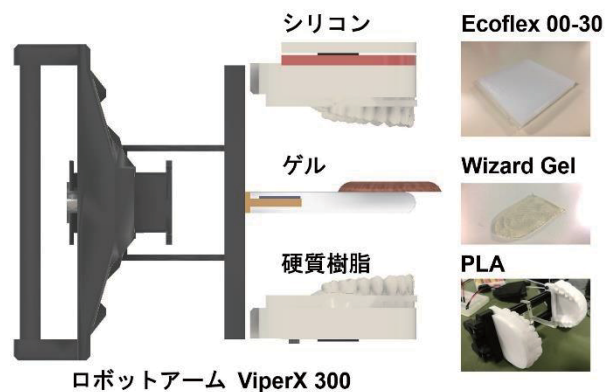


Fig. 1 異なる高分子造形物で模倣する口腔構造

2. ロボットマウスの開発

2.1 ロボットマウスに用いる材料の選定

本研究は Fig. 1 に示す 3 つの高分子材料と Trossen robotics 社が提供するロボットアーム「ViperX 300」を組み合わせたロボットマウスを開発する。まず上下歯を模倣する高分子材料として、硬質樹脂のひとつであり 3D プリント用フィラメントとしても広く普及しているポリ乳酸

樹脂(以降, PLA と称す)を採用している. 上下歯模型は, 米国保健社会福祉省の国立衛生研究所から公開されている上下顎歯モデルを用いている. 本モデルをロボットアームに取り付け可能なようにカスタマイズし, 3Dプリンターにて造形する. 次に歯肉を表現する高分子材として Smooth-On 社が提供する Ecoflex00-30 と呼ばれるシリコンを採用している. このシリコンを前述の上顎歯モデルの上面に配置することで歯肉部を模倣する. 舌の模倣にはユシロコーン業社のハイドロゲル材料である Wizard Gel [3]を採用する. Wizard Gel は自己修復性ハイドロゲルの一種で, ハイドロゲルの中でも「高靱性・高伸縮性・耐乾燥性」を有しているため, 長期的使用に耐えうるゲル材料である.

2.2 ロボットマウスに用いるセンシング方式

本研究のロボットマウスは弾性率が明確に異なる3つの高分子材料を採用しており, 各造形物の接触情報を抽出するために材料の造形物にピエゾフィルムセンサである TE Connectivity Measurement Specialties DT1-028K を張り付けている. ピエゾフィルムセンサとは, 圧力を加えると電圧が発生する圧電効果と呼ばれる現象を利用したセンサーであり, 小型で軽量の点, また応答が速い点等が主な特徴である. センシングの手順は, 圧電フィルムセンサが読み取った波長データをワンボードマイコンのひとつである Arudino に送信し, Arudino から取得したデータをシリアル通信経由で Python スクリプトにて PC 上で受信する. 口模型にモノを噛ませることで歯の表面から口全体に振動し, その振動が各々の部位のピエゾフィルムによって測定される. ピエゾフィルムからは毎秒約 120 回データが送信され, 1 枚のピエゾ



Fig. 2 開発したロボットマウスの外観

フィルムから得られるデータは 3 桁の 16 進数として表示される. 実際開発したロボットマウスの外観を Fig. 2 に示す.

3. 菓子類の触覚認知実験

3.1 触覚認知に用いるデータ

本研究は Fig. 2 のロボットマウスが市販品の「せんべい」「棒状スナック菓子」「どら焼き」「棒状チョコレート」「板状チョコレート」の計5種類の分類をどのような精度で分類できるかについて検証する. 前述の各菓子を1秒間隔で20回噛ませるように自動咀嚼プログラムを実装し, 各菓子に対して7セット, 計140回噛ませることでデータの収集を行う. 計測後のデータに対してはノイズ除去および線形傾向の除去を適用し, ピーク部分の抽出とラベリングを実施する. また, 収集したデータは訓練データとテストデータの2つに分割する. 2.2 節のセンシング方式から得られるデータ値の範囲は-2048~2047 であるため, 機械学習を適用しやすいよう正規化処理を施し, -1~+1 の範囲で表現している.

3.2 分類学習器

学習器として線形サポートベクターマシン(線形 SVM), K 近傍法, ランダムフォレストの3種を使用し精度を比較する. これらはオープンソースの Python 用機械学習ライブラリである scikit-learn に実装済みのものを使用する. 学習器のハイパーパラメータのチューニングには K 分割公差検証法とグリッドサーチを用いる.

3.2.1 線形 SVM

1960 年代から存在する分類や回帰などの問題を解く学習モデルの1種であり, 2つのクラス間に境目となる直線及び曲線(決定境界)を引くことで分類を行う. このとき, 決定境界に最も近い点をサポートベクターと呼び, この点と決定境界までの距離をマージンと呼ぶ. そして線形 SVM はこのマージンを最大化するよう学習する分類手法である.

3.2.2 K 近傍法

クラス判別用の手法の1種であり, 学習データをベクトル空間上にプロットしておき, 未知のデータが得られたら, そこから距離が近い順に任意の K 個を取得して多数決でデータが属するクラスを推定する分類手法である.

3.2.3 Random Forest

複数の機械学習モデルを組み合わせることで強力なモデルを構築するアンサンブル学習のバギングをベースに, 少しずつ異なる決定木, 即ち「人の判断を木の木造のように細分化して判断を進めていくモデル」をたくさん集めたものである. 決定木単体では過学習しやすいという欠点に対応する手法でもある.

3.3 分類実験

3.1 節にて述べたようにロボットハンドに噛ませることで, 5種のお菓子の分類が可能であるかを検証する. Fig. 3 に交差検証でデータを5分割した際の学習データの平均正解率の評価を示す.

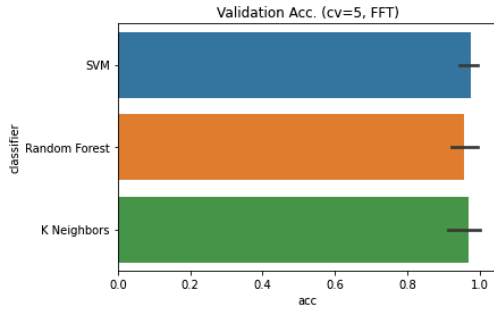


Fig. 3 菓子類の平均正解率

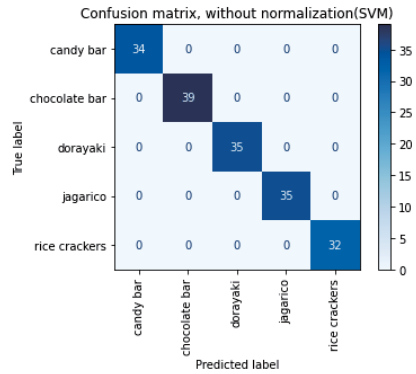
次にグリッドサーチと交差検証を併用して学習器ごとのハイパーパラメータを求めた後、総データ数697個をテスト用に25%、訓練用に残りの75%を分割して分類学習させる。その後、お菓子ごとの正解率の結果を混合行列にまとめ、ヒートマップに可視化したものを Fig.4 に示す。これは縦軸が正解のラベルであり、横軸が学習から導き出された予測のラベルである。各々のセル値は分類されたテストデータの総計である。最後に前述にて求めた混合行列を用いて、機械学習の評価指標にあたる正解率 (Accuracy), 適合率 (Precision), 再現率 (Recall), F 値 (F-measure) を学習器ごとにまとめて Tabel.1 に示す。

3.4 材料ごとの分類精度の比較実験

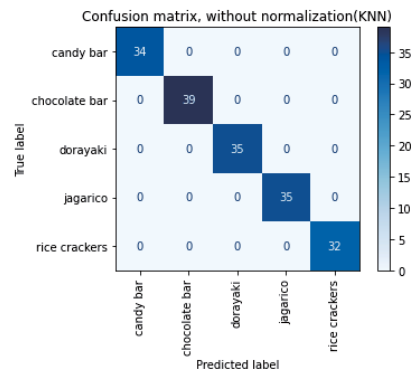
上歯 (PLA), 下歯 (シリコーン), 舌 (ゲル) の 3 つから取得される波形を組み合わせて分類学習を行った。この時に得られる波形は同じ物体でも部位ごとに異なり、得られるピーク値も異なる。前述したように本研究では複数の高分子材料を用い、異なる信号の波形の総合から物体認識が可能であるかを明らかにすることを目的としている。そこで3つの信号を用いた場合と1つの単体だけを用いた場合の平均正解率及び標準偏差を比較するため、Table.2 にこれらをまとめて示す。加えて、同じ物体を噛ませた時の PLA, シリコーンおよびゲルから得られる波形も各々 Fig. 5 に示す。

4. 考察

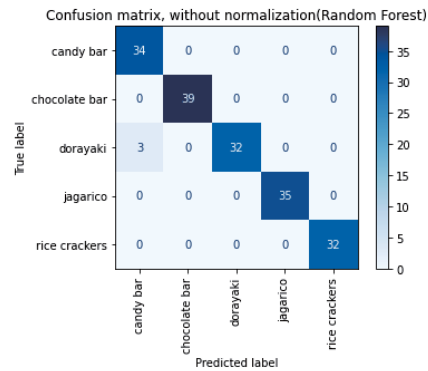
Table.1 や Fig. 3 の結果から、すべての学習器にて95%以上の正解率を得られることがわかる。これは高速フーリエ変換 (FFT) などでノイズ除去を入念に行ったことや交差検証を用いてモデルの精度を向上させたことが起因していると推測できる。したがって、本ロボットマウスの各材料により特徴化された各菓子の触感は機械学習のアルゴリズムを隔てることで高精度に認識できることを示唆している。同様に Table.2 や Fig.4 を見ると、正解率、適合率、再現率、F 値共に Random Forest 以外 100%を出しており、Random Forest も 99%と非常に高い値を出している。こちらもグリッドサーチと交差検証を併用したやり方でハイパーパラメータチューニングを行ったことで分類精度を向上させることが可能であることも明らかになっている。次に比較実験については、シリコーンの K 近傍時の正解率が 0.2%程度、3種を組み



(a) 線形サポートベクターマシンによる分類精度



(b) K 近傍法による分類精度



(c) ランダムフォレスト法による分類精度

Fig. 4 各分類手法における菓子類の分類精度

合わせたときよりも高い結果となっている。これはシリコーン単体とK近傍法が今回準備した菓子類の分類には適していることを示唆している。しかし、3種類の高分子材料から抽出できるデータの場合、どのアルゴリズムに対しても高精度な分類精度を示しており、全体の偏差も微小なことから、複数の材料を用いることで機械学習に対する汎用性を高めることができると判断できる。個別に見ると PLA やシリコーンは実際に噛ませた歯から振動が直接に伝わっているため Fig.5 より波形が綺麗に取得できており、正解率も高い。しかしゲル舌は物体を乗せているだけであり、PLA やシリコーンほど振動がうまく測れず、また Fig.5 からノイズも多いこともわかる。このことから、舌も噛む際に押し付ける動作等や更なるノイズ除去があれば今よりも高い正解率を出せ、結果的に全体の正解率の向上に繋がるのではないかと推測できる。

Table.1 各分類手法における菓子類の分類精度

	Accuracy [%]	Precision [%]	Recall [%]	F 値 [%]
SVM	100	100	100	100
RF	99.4	99.4	99.4	99.4
KNN	100	100	100	100

Tabel.2 各材料における平均正解率と標準偏差

		SVM	K Neighbors	Random Forest
PLA (上歯)	正解率	88.8	90.3	91.6
	偏差	0.060	0.052	0.039
シリコーン (下歯)	正解率	94.4	97.1	93.5
	偏差	0.025	0.037	0.061
ゲル (舌)	正解率	74.2	72.8	72.1
	偏差	0.039	0.051	0.041
3種	正解率	97.4	96.9	95.7
	偏差	0.031	0.056	0.042

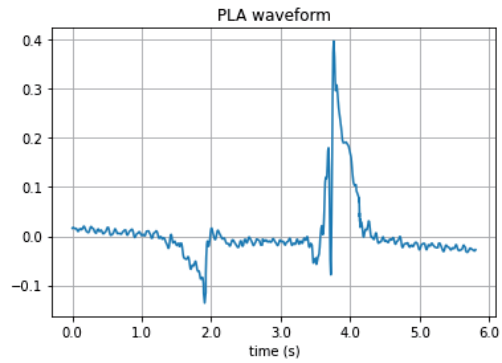
6. 締言

本研究では、人の口腔構造を模倣したエンドエフェクタを作成し、実際にモノを噛ませたときに生じる振動をピエゾフィルムセンサで波形として取得、その波形を3つの学習器を用いて分類ができるか検証した。結果として全ての学習器で 95%以上の正解率が得られ、各々の学習器の評価指標でも高い水準の結果を得ることができ、比較実験でも各々の波形の特徴や正解率を得ることができた。これはノイズ除去やハイパーパラメータの最適化がこの結果に影響していると推測できる。しかし、今回は噛ませる菓子の硬さははっきりしている点やゲル舌の設置場所及び動作などの課題が挙げられる。

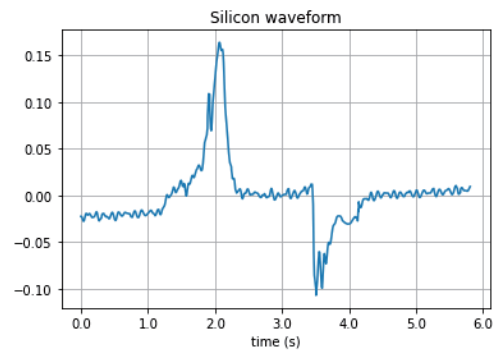
今後は硬さが近い物や形状を変化させた物を噛ませ、分類できるかどうか。また2つの食材が組み合わさった複合体の分類が明確に出来るかどうかを調査する。加えて、より人間の口腔構造に近づけるため、作成に用いる材料の検討やセンサーの改良も行う。

謝辞

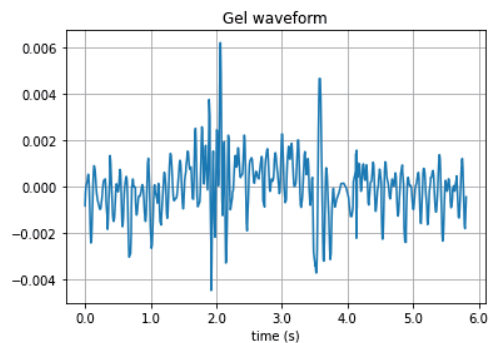
本研究の一部は、JSPS 科研費 JP17H01224, JP18H05471, JP19H01122, JP21H04936, JP21K14040, JST COI JPMJCE1314, JST OPERA JPMJOP1844, JST OPERA JPMJOP1614, ムーンショット農林水産研究開発事業 (MS508, JPJ009237), 内閣府が進める「戦略的イノベーション創造プログラム (SIP) 第2期/フィジカル空間デジタルデータ処理基盤」, 「官民による若手研究者発掘支援事業」(管理法人:NEDO)によって支援を受けたものである。



(a) PLA から取得できる波形データ



(b) シリコーン樹脂から取得できる波形データ



(c) ハイドロゲルから取得できる波形データ

Fig.5 各材料から取得できるセンサー波形の差異

参考文献

1. 戸田 準 “日本食品工業学会誌にみる官能検査の型と手法”, Nippon Shokuhin Kogyo Gakkaishi (Vol.25, No.3, 1994), 21 July 1993(p218-223)
2. 山野 善正 “食品のテクスチャーの評価”, Nippon Shokuhin Kagaku Kogaku Kaishi (Vol.44, No.2, 1997), September 1996(p83-92)
3. Hiroyasu Yamaguchi, Ryosuke Kobayashi, Yoshinori Takashima, Akihito Hashidzume, Akira Harada “Self-Assembly of Gels through Molecular Recognition of Cyclodextrins: Shape Selectivity for Linear and Cyclic Guest Molecules”, Macromolecules, 25 March 2011(p2395-2399)