

歯ぎしり分類における有効な筋電信号選択のためのランダムフォレストによる特徴量選択

Feature selection using Random Forest for effective electromyographic signal selection in bruxism classification

仲田 繁人

Nakada Shigeto

岡山大学 原研究室

Hara Laboratory, Okayama University

概要 本報告では、筋電信号を用いて歯ぎしり分類を行ううえで、有効な特徴量について検討する。入力とする筋電信号の長さや分類クラス数を変化させて、歯ぎしりやその他の動きについてランダムフォレストを用いて推定を行った。推定の結果、5秒の信号を入力とした場合が最も推定精度が高くなることが分かった。推定に用いた特徴量の重要度の分析から、食いしばりを推定したい場合は頬あたりの信号を、タッピングを推定したい場合は顎下あたりの信号を用いることが有効であることがわかった。

1 はじめに

私たちは寝ている間、無意識に歯ぎしりをしている。この歯ぎしりが歯の消耗や破損を引き起こす [1] ため、適切な診断や評価によって治療を行う必要がある。そこで、歯ぎしりなどを行ったときの筋電信号を測定し、機械学習を用いて正確に識別することができれば、診断や治療が可能になると考えられる。

近年の研究では、筋電計を用いて筋電波形を測定し、隠れマルコフモデルを用いて歯ぎしりか歯ぎしりでないか識別する手法 [2] は、高い精度で識別できる可能性が示された。ただし、筋電測定に睡眠ポリグラフィ装置 [4] を用いて採取した筋電波形を用いており、社会実装を見越した場合、ウェアラブル筋電計 [5] によるデータを用いて識別できるようになることが望ましい。そのため、識別に用いることができる特徴量には限りがあり、重要な特徴量を厳選する必要がある。

本報告では意識下で収録された筋電信号の時間波形を特徴量として与え、ランダムフォレストを用いて歯ぎしりの分類を行う。そして、歯ぎしり分類において重要となる特徴量について検討する。

2 実験で使用する筋電信号

実験で使用する筋電信号は睡眠ポリグラフィ装置 (PSG-1100, 日本光電) にて収録されたデータを用いる。表 1 に示す 9 つの位置に電極を張り付け、測定する。サンプリングレートは 1 kHz である。すべての検査は温度が一定の電磁波の影響を受けないシールドルーム内で行った。 [3]

12 名の実験参加者がそれぞれ意識下で、睡眠時に行われるであろう表 2 に示す 10 個の動作を行う。 E_1 か

表 1: 電極の位置

C_1	顎	C_6	顎下
C_2	左頬	C_7	腹部
C_3	右頬	C_8	左眼球電図
C_4	左顎下腺付近	C_9	右眼球電図
C_5	右顎下腺付近		

表 2: 収録されたイベント

E_1	食いしばり	E_6	あくび
E_2	疑似食いしばり	E_7	話す
E_3	タッピング (カチカチ)	E_8	ひっかき
E_4	研削 (ギリギリ)	E_9	体動
E_5	飲み込み	E_{10}	いびき

ら E_4 の 4 つのイベントが歯ぎしりである。各イベントは約 1 分間で 4, 5 回の動作を行い、10 個のイベントが連続して収録されている。また、イベントとイベントの間はおよそ 20 秒あいている。

本実験で使用するイベントの正解ラベルは 1 秒ごとに信号を見て付与した。また、信号間のなにもイベントのない区間はなにもないというラベルを付与し、計 11 ラベルを付与した。ただし、 E_7 以降のイベントの区切りがかなりあいまいであり、誤りが含まれると思われる。

3 イベントラベルの推定

3.1 実験条件

今回の実験では、分類すべきクラス数を 3 種類設定し、各々に対するクラス分類を行った。1 つ目はすべてのイベントのラベルを推定する 11 クラス分類である。2 つ目は歯ぎしり以外の 6 つのイベントを 1 クラスにまとめた 6 クラス分類である。3 つ目は歯ぎしりのみのイベントラベルを推定する 5 クラス分類である。11 クラス分類と 6 クラス分類においては、すべてのイベントの筋電信号が記録された 640 秒の信号を用いた。また、5 クラス分類においては、歯ぎしりを行った区間のみの筋電信号を用いた。また、それぞれの分類において、1 つの正解ラベルに対する入力データを 1 秒、5 秒、10 秒とした 3 つの場合において実験を行った。

推定器は、ランダムフォレストである。また、Python

表 3: 11 クラス分類

	1 s	5 s	10 s
F 尺度	0.1483	0.2225	0.2146
正解率	15.62%	24.06%	23.44%

表 4: 6 クラス分類

	1 s	5 s	10 s
F 尺度	0.2531	0.2813	0.3009
正解率	64.53%	65.16%	65.47%

表 5: 5 クラス分類 (歯ぎしり部分のみ)

	1 s	5 s	10 s
F 尺度	0.4249	0.5491	0.4855
正解率	51.25%	64.58%	58.75%

の機械学習ライブラリ scikitlearn(version 1.4.2) を用いて実装した。12 人の筋電信号のうち、11 人分を訓練データ、残り 1 人を評価データとした。評価指標としては推定ラベルの正解率と各イベントごとの F 尺度の平均値を用いる。

3.2 推定精度に関する実験結果

表 3, 4, 5 にそれぞれの実験でのイベントラベルの推定結果を示す。まず、入力データの長さの観点で結果を見ると、どの実験でも長さが 5 秒、10 秒、1 秒の順で推定の精度が高くなることがわかった。この結果から、筋電信号の時間波形を入力データとしたとき、1 秒の信号では短すぎて特徴量としては適さないことがわかった。また、5 秒と 10 秒の結果を比較したとき、推定精度が落ちていたり、ほぼ変わっていなかったりすることから、10 秒では入力データが長すぎて過学習を起こしていると考えられる。

次に実験ごとに結果を見ると、11 クラス分類の推定精度は最も低くなった。6 クラス分類の推定精度は、正解率の値だけ見ると 11 クラス分類と比べて値は高くなったものの、F 尺度は少ししか高くなっていない。6 クラス分類で用いた入力データは E_5 から E_{10} までまとめたものを 1 つのクラスとしたため、入力データの半数以上がその他のイベントクラスとなっている。そのため、推定されたイベントラベルのほとんどがその他のイベントとなっており、この結果となった。表 5 の歯ぎしりイベントの部分のみを入力データとした 5 クラス分類の結果を見ると、F 尺度が 0.5491 と、最も高い値となっている。このことから、歯ぎしりのみの筋電信号なら時間波形をそのまま入力としても、ランダムフォレストを用いてある程度分類できると考えられる。

表 6: 11 クラス分類における重要度の高い特徴量

特徴量	重要度
右頬 (C_3)	0.1425
顎 (C_1)	0.1228
顎下 (C_6)	0.1201

表 7: 6 クラス分類における重要度の高い特徴量

特徴量	重要度
右頬 (C_3)	0.2106
右顎下腺付近 (C_5)	0.1511
左顎下腺付近 (C_4)	0.1084

表 8: 5 クラス分類における重要度の高い特徴量

特徴量	重要度
右頬 (C_3)	0.1925
顎下 (C_6)	0.1311
右顎下腺付近 (C_5)	0.1205

3.3 特徴量の重要度に関する実験結果

次に特徴量の重要度について比較を行う。今回は、入力信号を 5 秒としたときの各クラス分類での重要度の高い上位 3 つの特徴量を表 6, 7, 8 に示す。重要度の高い特徴量を比較すると、どのクラス分類の場合でも右頬の特徴量の重要度が最も高いことがわかった。そこで、右頬の特徴量のみを用いて、5 クラス分類を行った結果、歯ぎしりの中の食いしばりのみが高精度で分類できることがわかった。また、5 クラス分類において、右頬の次に重要度の高かった 2 つの特徴量のみを用いて、同じように 5 クラス分類を行った結果、タッピングのみが高精度で分類できることがわかった。このことから、食いしばりを推定したい場合は頬のあたりの信号を、タッピングを推定したい場合は顎下あたりの信号を用いるのが適していることがわかった。

4 まとめ

本稿では、筋電信号の時間波形を入力として、ランダムフォレストを用いて歯ぎしり分類を行った。実験では入力信号の長さや特徴量の重要度について比較を行い、推定結果の分析を行った。結果として、歯ぎしりの種類によって、推定における重要な特徴量は異なるということがわかった。今後の課題として、今回分類できなかった疑似食いしばりや研削を分類するために必要な特徴量を探す必要がある。そこで今回の実験で用いなかった時間波形以外の情報を特徴量として取り入れたいと考えている。

参考文献

- [1] Ben W. Pavone. Bruxism and its effect on the natural teeth. The Journal of Prosthetic Dentistry, Vol. 53, No. 5, pp. 692 – 696, 1985.
- [2] 長崎光弘 他. ”ナノメッシュセンサーを用いたブラキシズムの筋電計測と隠れマルコフモデルによるその分類” 2P-04, 生体医工学シンポジウム 2020 講演予稿・抄録集
- [3] 三木春奈, 長崎光弘, Hoang Dinh Loc, 水口一, 西村多寿子, 峯松信明, 窪木拓男. ”機械学習の応用による睡眠時筋電図波形のブラキシズム/非ブラキシズム識別の試み” 日本補綴歯科学会誌, 14 巻, 特別号, p257
- [4] NIHON KOHDEN 睡眠ポリグラフィ装置 PSG-1100 https://medical.nihonkohden.co.jp/iryo/products/physio/07_sas/psg_1100.html
- [5] GC 製品カタログ ウェアラブル筋電図 <https://www.gcdental.co.jp/sys/data/item/doc/1593/>