研究成果報告書 科学研究費助成事業

今和 3 年 6 月 1 5 日現在

機関番号: 33303

研究種目: 基盤研究(C)(一般)

研究期間: 2017~2020

課題番号: 17K09800

研究課題名(和文)音信号特徴量を用いた針筋電図のリアルタイム判別システムの開発

研究課題名(英文)Establishment of real-time diagnostic system for needle electromyography by audio features

研究代表者

野寺 裕之(NODERA, Hiroyuki)

金沢医科大学・医学部・准教授

研究者番号:40363147

交付決定額(研究期間全体):(直接経費) 3,600,000円

研究成果の概要(和文):神経筋疾患の患者での針筋電図検査で安静時放電をデータベース化した。分類された放電ファイルを2秒ごとに分割した。 手法1)それぞれの放電ファイルを用いて音特徴量を抽出した。機械学習的手法を用いて6種類の安静時放電の判別を試みたところ、正判別率は90.4%であった。 手法2)同一の放電データファイルを用いて実験を行った。針筋電図放電から得られた音情報をメルスペクトログラムに画像変換を行い、得られた画像を教師データとテストデータに分割した。それらのデータを用いて畳み込みニューラルネットワーク(CNN)を用いてディープラーニングを行った。画像データ増幅を行ったところ、正判別率は100%まで増加した。

研究成果の学術的意義や社会的意義 針筋電図の放電判別は専門医以外には容易ではなく、正確な診断を妨げている。本研究により機械学習やディー プラーニングを用いることで高精度に判別が可能であることが分かった。今後は実用化に向けて対象となる波形を増やしていく。

研究成果の概要(英文): Resting potentials of needle electromyography (needle EMG) obtained from patients with neuromuscular diseases were databased. The classified waveforms were divided into 2-second audio files. Method 1) Audio characteristics were obtained from each audio file. Machine learning methods was used to classify the six resting potentials. The accuracy was 90.4%. Method 2) The same database as the method 1 was used. The audio information was transformed into melspectrogram as image files. The images were divided into training and test data. The training data were then trained with convolutional neural networks (CNNs). Image augmentation was useful in that the accuracy was 100%.

研究分野: 臨床神経生理学

キーワード: 針筋電図 人工知能 音特徴量

1.研究開始当初の背景

針筋電図は末梢神経・筋疾患の診断に重要な検査であるが、臨床現場での利用 は伸び悩んでいる。その理由の一つとして、終板電位と線維自発電位など、類似

した放電パターンの判別が主観的判断に委ねられており、非専門医にとって敷居が高いことがある。

針筋電図の定量的波形解析は長い歴史がある (Stålberg E, J Clin Neurophysiol. 1986)。そこでは、運動電位の振幅や持続時間など視覚情報が主に用いられてきた。だが、放電の判別には、専門医はむしろ「音色」や「リズム」などの音情報を重視する。にもかかわらず、針筋電図の定量解析に音情報は注目されてこなかった。音声・音響認識の分野は近年急速に進歩しており、音信号データの判別に「機械学習」の手法がとられてきた (Sharan RV, Neurocomputing. 2016)。



2.研究の目的

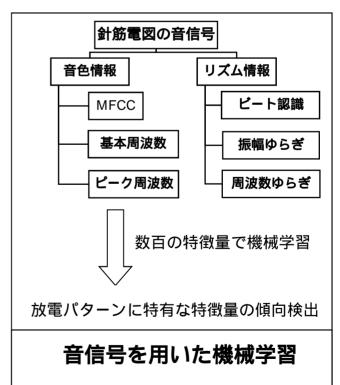
本研究では針筋電図による放電パターンをリアル タイムで判別することを目的として、音信号特徴量を用いた機械学習を行う。具体的には以下の研究を行う。

- (1) <u>針筋電図放電の音信号ライブラリ構築</u> 患者やモデル動物での筋電図検査か ら、放電パターンごとに数百の音信号ファ イルを保存し、ライブラリ化する。
- (2) 音信号データからの特徴量の抽出及び オフライン機械学習

音信号データから「音色」や「リズム」に関連した多数の音信号特徴量を算出する。機械学習法を用いて各放電に特有な特徴量の傾向を検出し、判別に最適なアルゴリズムや特徴量の組み合わせを決める。

(3) 針筋電図放電のリアルタイム自動解析システムの開発

オフライン機械学習で選択したアルゴリズムや特徴量を用いて、筋電図検査中に音信号情報を抽出する。機械学習アルゴリズムにより放電の判別を逐次行う。専門医が下す判別結果と比較することで各放電パターンの判別率を評価し、判別率が最適化するようにアルゴリズムをさらに調整する。



3.研究の方法

機械学習法を用いて、針筋電図放電のリアルタイム判別システムを構築すること が本研究の目的である。それに向けて、以下の研究を行う。

- 針筋電図放電の音信号ライブラリの構築
- 患者や動物から筋電図電位のデータを放電パターンごとに集積する。
- 音信号データからの特徴量の抽出、およびオフライン機械学習 音信号特徴量を抽出し、機械学習法にて判別アルゴリズムや特徴量の選択を行う。
- (3) 針筋電図放電のリアルタイム解析システムの構築

針筋電図の音信号から放電パターンの判別を逐次行い、判別精度を最適化する。

針筋電図放電の音信号ライブラリの構築

音信号ファイルの処理

機械学習を用いたオフライン解析

リアルタイム解析システムの構築

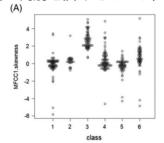
4. 研究成果

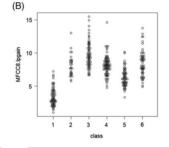
(1)機械学習を用いた判別

神経・筋疾患の患者で行われた針筋電図検査で得られた安静時放電のデータベース化し、 臨床的に重要な放電を分類した。分類された放電ファイルを2秒ごとに分割した。 それぞれの放電ファイルを用いて音特徴量をソフトウェアにより抽出した。機械学習的 手法を用いて6種類の安静時放電の判別を試みたところ、正判別率は90.4%であった。

具体的には以下の放電を対象と (A) した (endplate potential; fibrillation potential positive sharp wave; myotonic discharge;

noise artifact: complex repetitive discharge: fasciculation potential).





(A) #: P < 0.05; ##: < 0.01; ###: < 0.0001 1:2 (#); 1:3 (###); 1:6 (###); 2:3 (###); 2:5 (##); 2:6 (#); 3:4/3:5/3:6 (###); 4:5 (#); 4:6 (##): 5:6 (###)

(B) #: P < 0.05; ##: < 0.01; ###: < 0.0001 1:2/1:3/1:4/1:5/1:6 (###); 2:3 (##); 2:5 (##); 3:4/3:5 (###); 3:6 (##); 4:5 (###); 5:6 (###)

Class of EMG signals

- (1) Complex Repetitive Discharges; (2) endplate potentials:
- (3) fasciculation potentials; (4) fibrillation/PSW; (5) myotonic discharges; (6) noise artifact

6 種類の安静時放電における代表的な音特徴量を示す。 1 つの 音特徴量で6種類の放電を判別できないため、機械学習を用い て複数の特徴量を組み合わせることが必要となる。

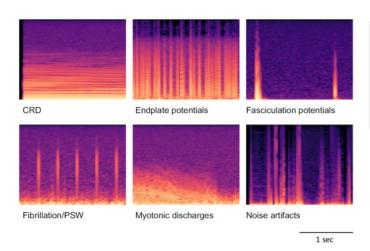
Feature set	IS_09 (no. of features = 384)	IS_11 (no. of features = 4,367)
Classifier	Gradient Boosting Machine	Gradient Boosting Machine
Correct classification rate	0.904	0.899
CRD $(N = 72)$	0.900	0.946
Endplate potentials ($N = 31$)	0.917	0.920
Fasciculation (N = 72)	0.967	0.949
Fibrillation/PSW (N = 89)	0.920	0.900
Myotonic discharge ($N = 65$)	0.920	0.849
Noise artifact (N = 60)	0.784	0.823

2 セットの音特徴量を用いて機械学 習を行った判別結果を示す。全体と して90%前後の正判別率を得た。

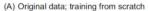
CRD, complex repetitive discharges; PSW, positive sharp waves.

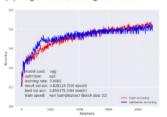
ディープラーニングを用いた判別

前項と同一の放電データファイルを用いて実験を行った。針筋電図放電から得られた音 情報をメルスペクトログラムに画像変換を行い、得られた画像を教師データとテストデ ータに分割した。それらのデータを用いて畳み込みニューラルネットワーク(CNN)を用 いてディープラーニングを行った。画像データ増幅を行ったところ、正判別率は 100% まで増加した。

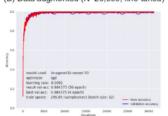


6 種類の針筋電図放電から作成した メルスペクトログラムの代表例を示 す。横軸は時間、縦軸は周波数域、信 号強度が強いものからオレンジ・黄 色・紫

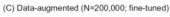


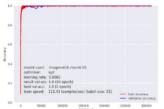


(B) Data augmented (N=20,000; fine-tuned)



ディープラーニングの学習結果を示 す。縦軸は正判別率を示す。元波形の みを用いた学習(A)では不十分な判 別にとどまったが、データ増幅と既 存の画像判別アルゴリズムの使用 (ファインチューニング)を組み合 わせることで 100%の判別率を示し





- (A) VGG16
- (B) ResNet50 (C) ResNet50

引用文献

Nodera H, Osaki Y, Yamazaki H, Mori A, Izumi Y, Kaji R. Classification of needle-EMG resting potentials by machine learning. Muscle Nerve. 2019;59:224-228.

Nodera H, Osaki Y, Yamazaki H, Mori A, Izumi Y, Kaji R. Deep learning for waveform identification

of resting needle electromyography signals. Clin Neurophysiol. 2019;130:617-623.

5 . 主な発表論文等

「雑誌論文】 計2件(うち沓詩付論文 2件/うち国際共著 0件/うちオープンアクセス 0件)

「粧心調文」 計2件(フラ直読的調文 2件/フラ国际共省 0件/フラオープファクセス 0件)	
1.著者名	4 . 巻
Nodera Hiroyuki、Osaki Yusuke、Yamazaki Hiroki、Mori Atsuko、Izumi Yuishin、Kaji Ryuji	130
2 鈴竹=西	F 整仁在
2.論文標題	5.発行年
Deep learning for waveform identification of resting needle electromyography signals	2019年
3.雑誌名	6.最初と最後の頁
Clinical Neurophysiology	617 ~ 623
Crimical hoursphysiology	011 020

掲載論文のDOI(デジタルオブジェクト識別子)	査読の有無
10.1016/j.clinph.2019.01.024	有
オープンアクセス	国際共著
オープンアクセスではない、又はオープンアクセスが困難	-

1.著者名 Nodera Hiroyuki、Osaki Yusuke、Yamazaki Hiroki、Mori Atsuko、Izumi Yuishin、Kaji Ryuji	4.巻 59
2.論文標題	5 . 発行年
Classification of needle-EMG resting potentials by machine learning	2018年
3.雑誌名	6 . 最初と最後の頁
Muscle & Nerve	224~228
掲載論文のDOI (デジタルオブジェクト識別子)	査読の有無
10.1002/mus.26363	有
オープンアクセス オープンアクセスではない、又はオープンアクセスが困難	国際共著

〔学会発表〕 計0件

〔図書〕 計0件

〔産業財産権〕

〔その他〕

-

6.研究組織

_				
		氏名 (ローマ字氏名) (研究者番号)	所属研究機関・部局・職 (機関番号)	備考

7.科研費を使用して開催した国際研究集会

〔国際研究集会〕 計0件

8. 本研究に関連して実施した国際共同研究の実施状況

共同研究相 手围	相手方研究機関
共同研究相手国	相手力伽九機則