

学習習慣化支援のための机上ノイズ音から筆記状況を判定する手法の開発

Method of Writing State Judgment from Desktop Vibroacoustic for Learning Habit Development Support

溝口 啓太
Keita MIZOGUCHI

三好 康夫
Yasuo MIYOSHI

高知大学理学部応用理学科情報科学コース
Course of Information Science, Department of Applied Science, Faculty of Science, Kochi University

Email: {b143k283, miyoshi}@is.kochi-u.ac.jp

あらまし：習慣化支援を行うには、システムが学習活動状況を正確に把握する必要がある。学習者の自己申告による学習活動の記録では正確な把握が困難なため、自動的に学習活動を記録したい。そこで本研究では、机上の音に着目し、筆記音を識別することで、筆記による学習活動を行っているかを判定する手法を開発した。本稿では、筆記音の識別のために、音の波形を画像化し、筆記音の波形の形状を機械学習させることを試み、筆記音の識別精度を検証した結果を報告する。

キーワード：学習習慣化支援、筆記状況判定、ピエゾ素子、ノイズ音分析、画像認識、機械学習

1. はじめに

学習の習慣化を支援するシステムにおいては、システムが学習活動状況を正確に把握する必要がある。なぜなら、学習者の自己申告による学習活動の記録では、正確な把握が困難であるからである。学習の習慣が身につけていない学習者は、学習活動の記録を自己申告する習慣が身につけていないとは考えられにくい。

そこで本研究の先行研究では、読書の習慣化支援を行うために、光センサーを取り付けたしおり型デバイスを用いることにより、読書時間を正確に取得することに成功した⁽¹⁾。本研究ではこの考え方を参考に、筆記学習の活動状況の正確な把握を目指す。そこで、机上の音に着目し、筆記音を識別することで、筆記による学習活動を行っているかを判定する手法を提案する。本手法では、音の波形を画像化し、筆記音の波形の形状を機械学習させることにより、筆記音の識別を行う。本稿では、提案した手法の識別精度を検証した結果を報告する。

2. 筆記行為の判定を扱う関連研究

筆記行為の判定を扱う関連研究としては、「音」に着目したものと、「筆記動作」に着目したものがある。「音」に着目した関連研究には、机の裏に取り付けたピエゾ素子から得た音をフーリエ変換で解析を行うことで、「筆記音」「非筆記音」「無音」に判別を行い、学習者の状況や、心理状態を判定するというものがある⁽²⁾。また「筆記動作」に着目した関連研究には、筆記道具の頭部に加速度センサーを取り付け、センサーの取り得た値から、「筆記具を置いている」「筆記具を持った手が止まっている」「筆記具を持っ

て動かしている」「筆記具を使って書いている」の状況を判定するものがある⁽³⁾。

しかしこれらの研究は、学習を行う環境や、学習に用いる道具などに制限があり、学習者に対し「普段の学習環境・状態で学習ができない」というストレスをかけてしまうことが憂慮される。そのストレスが習慣化支援を行うにあたり邪魔になることになる。そこで、本研究では筆記音の波形に着目し、「普段の学習環境・状況で学習を行うことができる」判定手法の開発を目的とする。

3. 筆記音・非筆記音の波形

筆者らは、筆記音の波形に特徴があると考えた。実際に、筆記音と非筆記音の波形(図1)を見比べると、明らかな差が見られる。

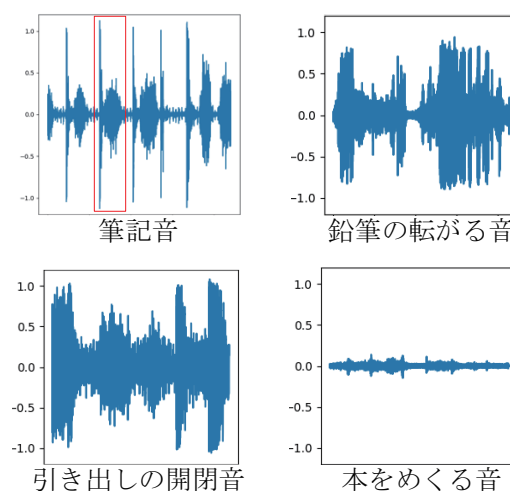


図1 筆記音やその他のノイズの波形

次に、1画分の筆記音の波形(図2)に着目すると、はじめに突発的な音(①)が一瞬出た後に続けて、小さい音から少しの間大きい音がなり、再び小さい音(②)となっている。これは筆記道具で文字を書く際に、書き始めに紙などを突いた際の「カツ」や「カツ」と例えられる音が突発的な一瞬の音であり、その後、線を引く際の「サーッ」や「ザァーッ」と例えられる音が、小さい音から少しの間大きい音がなり、再び小さい音になる様子が示されている。

そのため、これは筆記時の特有の波形であると考えられる。

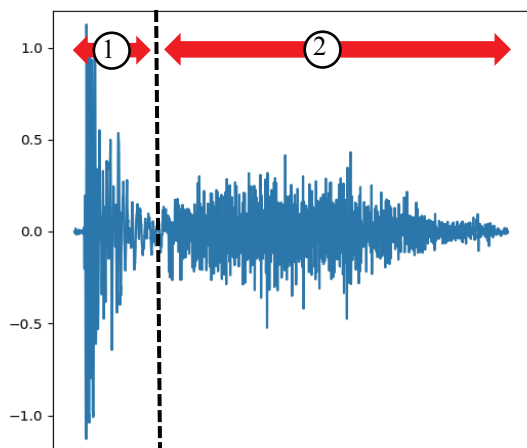


図2 1画分の筆記音の波形(図1の赤枠の拡大)

4. 筆記音波形の機械学習

4.1 データセットの準備

今回、「筆記時の波形の画像」と「その他(非筆記時・その他のノイズ)の波形の画像」の2つに分類を行わせる。1秒間の波形の画像の書き出しを行い、それぞれ25000枚、計50000枚の画像を準備した。

50000枚の画像を50×50ピクセルのグレースケール画像にリサイズし、この画像からNPZ形式のデータセットを作成した。

4.2 機械学習

機械学習ライブラリとして、Googleの「TensorFlow」と、TensorFlowを簡潔に扱うためのライブラリの「Keras」を用いた。

入力層と隠れ層の間の活性化関数をrelu関数、隠れ層と出力層の間の活性化関数をsoftmax関数とした、2500個のニューロンを持つ入力層、64個のニューロンを持つ隠れ層、2個のニューロンを持つ出力層としたニューラルネットワークに、データセットをランダムに訓練データとテストデータを7:3に分け20回の学習を行う。

4.3 評価

評価指数には「正解率」「適合率」「再現率」「特異点」「F値」を用いる。訓練データの違いにより精度に差が出ないかを確認するため、訓練データとテス

トデータをランダムに入れ替えて学習とテストを繰り返した。表1に、10回分繰り返した結果を示す。

表1 機械学習を行った10回分の結果

回数	正解率	適合率	再現率	特異点	F値
1	0.882	0.839	0.917	0.853	0.876
2	0.867	0.786	0.940	0.815	0.856
3	0.873	0.799	0.937	0.825	0.863
4	0.887	0.851	0.913	0.864	0.881
5	0.880	0.833	0.918	0.848	0.873
6	0.861	0.774	0.942	0.805	0.849
7	0.882	0.838	0.916	0.854	0.875
8	0.886	0.877	0.893	0.879	0.885
9	0.878	0.909	0.854	0.905	0.881
10	0.884	0.871	0.893	0.876	0.882
平均	0.878	0.838	0.912	0.852	0.872

正解率としては、平均で約88%を得ることができた。また、再現率に注目すると、ほとんどの結果で約90%の精度が出ていることが分かり、3章で述べた「筆記時の特有の波形」の特徴を学習できていると思われる。残りの約10%については、筆記音とその他のノイズが混ざっている境目の波形がうまく判定できていないことが、原因としてあげられる。特異点に着目すると、様々なその他のノイズの波形を準備したのだが、約85%の精度が出ており、準備したデータセットに何かの波形画像に少し偏っているなどの原因が考えられるため、さらなる検証を行わなければならない。

5. おわりに

本稿では、習慣化支援を行うにあたり学習活動状況を正確に把握するために、机上の音に着目し、筆記音の波形の形状を機械学習させ、筆記音の識別を行う手法について述べた。現在は録音した筆記音の判定を行っているが、今後はリアルタイムの筆記音を判定できるようにし、識別精度を向上させたい。また、本手法を用いて机上ノイズ音から筆記状況の判定を行うデバイスを作成する。その上で、学習者の筆記学習における習慣化支援を行うシステムの構築を行いたい。

謝辞

本研究の一部はJSPS 科研費 17K01130 の助成を受けた。

参考文献

- (1) Y. Miyoshi and T. Oobayashi: "A Reading History Logger for Supporting Reading Habit Development", J.A. Jacko (Ed.): Human-Computer Interaction, Part IV, HCII 2011, LNCS 6764, pp.93-96, Springer, Heidelberg (2011).
- (2) 濱口奈々, 山本景子, 岩井大輔, 佐藤宏介: "机上振動音のアンビエントセンシングによるユーザ状態推定", 第53回システム制御情報学会研究発表講演会講演論文集, CAI学会誌, pp.159-160 (2009).
- (3) 江木啓訓, 尾澤重知: "学習者センシングシステムのための筆記行為の検知方法", 情報処理学会インタラクシオン 2012, pp.275-280 (2012).