

機械学習を用いた学習者の生体情報と心的状態の関係性抽出の試み

Trail Study on Extraction of Relationship between Learner's Physiological Indexes and Mental States by Machine Learning

松居 辰則*1
Tatsunori Matsui田和辻 可昌*2
Yoshijimasa Tawatsuji*1 早稲田大学人間科学学術院
Faculty of Human Sciences, Waseda University #1*2 早稲田大学大学院人間科学研究科
Graduate School of Human Sciences, Waseda University #2

Estimation of learners' mental states during the interaction between teacher and learners is very important issues for teacher from quality of learning environment point of view. In this experimental study, relationship between teacher's utterances, behaviors, learner's physiological indexes and mental states were tried to be detected by Machine Learning Method. As for learner's physiological indexes, Near-Infrared Spectroscopy: NIRS, Electroencephalogram: EEG, Ventilatory Frequency, Skin Conductance Activity: SCA and photoplethysmogram: PTG were measured during her learning activities. On the other hand learner's mental states were reported by introspection method using the Achievement Emotions Questionnaire: AEQ constructed by some related scales on 9 emotions as Enjoy, Hope, Pride, Anger, Anxiety, Shame, Hopelessness, Boredom, and Other.

1. はじめに

教授・学習過程において学習者の心的状態を把握することは教育効果・学習効果の観点から極めて重要である。教育工学研究においても、学習者の眼球運動や発汗量など生体情報を学習行為や心理状態と関係付けるための基礎的な研究は多くの知見を蓄積している。そして、昨今の計算機や生体計測機器の高機能化と低廉化によって、生体計測機から得られるリアルタイムかつ大量のデータを高速に処理することにより、生体情報や行動情報を用いた学習者の心理状態の計算機による自動推定と教育支援への試みが盛んに行われている。一方、教育実践研究においては、教授・学習過程における教師と学習者のインタラクションは学習者の心的状態の変化に影響を及ぼし、学習効果の決定要因として重要であることは広く共有されているところである。したがって、学習時における教師の行動や発言と学習者の心的状態、あるいは心的状態の変化に関する要因との関係の形式化は重要な課題であり、その成果は学習支援システムへの学習者の心的状態の推定機能の実装のための基礎的な知見を与えることも期待される。

著者らは、教師と学習者のインタラクションにおいて教師の発話と学習者の生理データ、および学習者の心的状態との関係の形式化を試みてきている[Tatkehana 16]。そこでは、生体情報、発話情報、内省報告等、学習に関わる情報を多面的に用い相関ルールにより関係の形式化を試みている。一方、機械学習アルゴリズムの学習支援を含めて様々な分野への応用可能性も示されてきている[Fujiyoshi 15][Horiguchi 10][Kojima 14]。そこで、本研究では、上記と同様の学習に関わる多面的情報から Deep Learning (以下、DL)を用いて学習者の心的状態の推定の可能性を検討した。

2. 学習に関わる多面的情報の取得

学習に関わる多面的情報の取得を目的として生体計測機器を用いた計測を中心に実環境での実験を行った。被験者は個別指導塾(教師1名、学習者1名の個別学習)に通う中学生1名であった(本実験の実施にあたっては当該塾の講師を通して被験者(生徒)および保護者の許可を得ている)。使用した機材

は NIRS(日立 WOT-100)、呼吸・皮膚コンダクタンス・容積脈波計(NeXus)であった。被験者には上記の機材を全て装着してもらい、通常通りの授業を受けてもらった。各計測機器は計測時間を対応させるために計測開始、終了時にマーカーを付与した。実験中の様子は3か所から3台のビデオカメラで撮影した。また、被験者には後日実験で得られた映像を見ながら学習時の心的状態の内省報告を求めた。



図1 データ取得実験の様子

3. Deep Learning を用いた心的状態推定の試み

2節で取得したデータを用いて DL を用いた生体情報からの心的状態の推定を試みた。今回分析の対象としたのは、約60分授業の中で教師と学習者のインタラクションが比較的多く確認できた63秒(開始後19分37秒から20分40秒まで)であった。心的状態を表すカテゴリは、Achievement Emotions Questionnaire(AEQ)[Perkun 11]で使用されている9感情についての尺度(Enjoy, Hope, Pride, Anger, Anxiety, Shame, Hopelessness, Boredom, Other)を用いた。被験者にはアノテーション付与のための自作アプリケーション(自身の動画を再生しながら該当する心的状態のボタンを押すことによってその時の心理状態を内省報告する)を用いて授業時の心的状態の内省報告を求めた。教師の発話を表すカテゴリは、先行研究で使用されていたカテゴリを一部修正した9種類のカテゴリ(1:説明, 2:発問, 3:指示確認, 4:復唱, 5:感情受容, 6:応答, 7:注意, 8:雑談, 9:その他)を用いた。教師の発話へのカテゴリの付与に関しては、分析者が授業映像を見ながら分析者の視点で行った。なお、NIRS データには大域平均基準化[野澤 09][平山 12]を施した。

連絡先: 松居辰則, 早稲田大学人間科学学術院, 〒359-1192
所沢市三ヶ島 2-579-15, E-mail: matsui-t@waseda.jp

3.1 データ構造とネットワーク構造

入力データは、①NIRS によって取得した脳血流量 (5Hz)、②呼吸 (32Hz)、③皮膚コンダクタンス (32Hz)、④教師の発話 (上記の 9 カテゴリーのうち「説明」「発問」「指示・確認」「注意」「その他」)であった。出力データは、⑤内省報告 (上記の 9 カテゴリー)であった。なお、①②③は粒度を統一するために、粒度の荒いデータに関しては、粒度の最も細かいデータの粒度に合わせて線形補完を施した。その結果、最終的な対象データ数は、2024 行×5 (「NIRS」「皮膚コンダクタンス」「呼吸」「教師の発話」「心的状態」となった。

ネットワーク構造は、入力層・中間層 (1層)・出力層の 3 層ニューラルネットワークとした。中間層のユニット数はシミュレーションの結果 19 とした (3.2 で詳述)。

3.2 シミュレーション

Python3.5, Tensorflow (ver 0.12.1) [Tensorflow]で実装した。中間層での活性化関数は中間層では tanh 関数を、出力層ではソフトマックス関数を用いた。また、損失関数にはクロスエントロピー誤差関数、オプティマイザには Gradient Descent (最急降下法)を用いた。学習率は 0.05 とした。

(1) 中間層のユニット数

中間層の数を 1 から 25 まで変化させ、中間層数 19 で Loss 値が最小、Accuracy 値が最大となったため、中間層のユニット数は 19 とした (図 2 参照)。

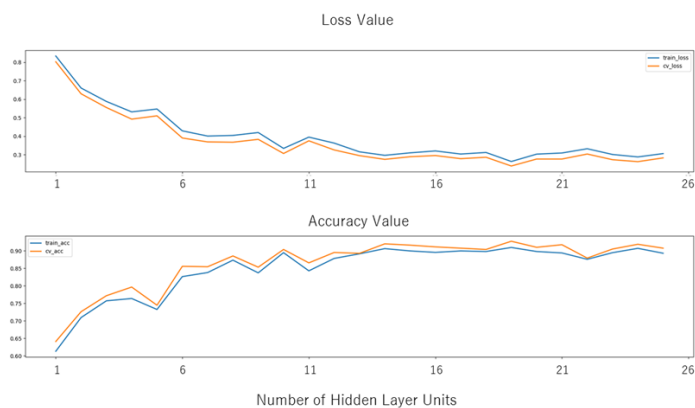


図 2 中間層のユニット数による Loss 値, Accuracy 値の変化

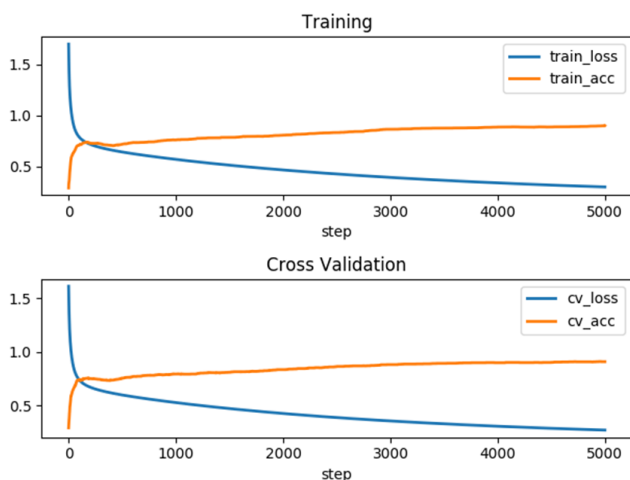


図 3 シミュレーション結果

(2) シミュレーション方法と結果

中間層のユニット数 19 でシミュレーションを行った。対象データ (2049 データ) を 6:4 で分割し、6 割のデータを学習データ、4 割のデータを評価データとして 10 回の交差検定 (Cross-Validation) を行った。また、学習にあたっては 5000 回繰り返し学習させた。学習では交差エントロピーが最小になるように学習させた。その一部を図 3 に示す。早い段階で学習が収束していることがわかる。

また、10 回の交差検定において Accuracy を算出 (小数点第 4 位で四捨五入) した結果、「0.900, 0.917, 0.910, 0.917, 0.910, 0.914, 0.915, 0.899, 0.912, 0.905」となった。このことから、非常に高い精度で生体情報から心的状態の推定が行われていることがわかる。

4. まとめと今後の課題

本研究では、学習に関わる多面的情報から学習者の心的状態の推定を試みた。具体的には、DL を用いて学習時の生体情報と心的状態の関係のシミュレーションを行った。その結果、生体情報から高い精度で心的状態が推定で可能であるとの結果を得た。ただし、今回採用した交差検証では、データの 6 割を学習に残り 4 割を評価に用いるホールドアウト検証を採用し、その分割パターンを 10 回行いそれらの平均値を Accuracy 値としている。その上で、学習データにほぼ偏りなくすべての心的状態カテゴリを正解データとしてもつデータが含まれていたため、過学習が生じている可能性が否定できない。今後は k-分割交差検証法を採用するなどの検討が必要である。

また、今回の結果から機械学習による心的状態の推定の可能性が示唆されたが、学習・教育文脈でのデータの解釈には因果関係に関する説明が必要である。この観点からは、DL の中間層や重みの状態の可視化と解釈が重要な課題である。

参考文献

- [Fujiyoshi 15] 藤好宏樹, 吉村和代, K. Kunze, 黄瀬浩一: 英文問題解答時の視点情報を用いた英語能力推定法, 信学技報, Vol.115, No.24, pp.49-54, PRMU2015-10 (2015)
- [平山 12] 平山健太, 綿貫啓一, 楓和憲: NIRS を用いた随意運動および他動運動の脳賦活分析, 日本機械学会論文集 C 編, Vol.78, No.795, pp.3803-3811 (2012)
- [堀口 10] 堀口祐樹, 小島一晃, 松居辰則: MRA を用いた学習者の Low-Level Interaction 特徴からの行き詰まりの推定手法, 第 58 回人工知能学会先進的学習科学と工学研究会資料, SIG-ALST-A903, pp.1-6 (2010)
- [小島 14] 小島一晃, 村松慶一, 松居辰則: 多肢選択問題の回答における視線の選択肢走査の実験的検討, 教育システム情報学会誌, Vol.31, No.2, pp.197-202 (2014)
- [Pekrun 11] Pekrun, R., Goetz, Frenzel, A. C., Barchfeld, P. and Perry, R. P.: Measuring Emotions in Students' Learning and Performance: The Achievement Emotions Questionnaire (AEQ), Contemporary Educational Psychology, Vol.36, No.1, pp.36-48 (2011)
- [Takehana 16] Kazuma TAKEHANA, Tatsunori MATSUI: Association Rules on Relationships Between Learner's Physiological Information and Mental States During Learning Process, In Proceedings of HCI International (HCII2016), LNCS Vol. 9735, pp.209-219 (2016)
- [Tensorflow] <https://www.tensorflow.org> (2016.03.07 参照)