

時間遅れと感情の持続モデルを考慮した 生体情報からの学習者の心的状態推定の試み

Study on Estimation of Learner's Mental States from Physiological Indexes Considering Time Dilation and Persistent Model of Mental States

松居 辰則^{*1}, 宇野 達朗^{*2}, 田和辻 可昌^{*1}

Tatsunori MATSUI^{*1}, Tatsuro UNO^{*2}, Yoshimasa TAWATSUJI^{*1}

^{*1}早稲田大学人間科学学術院

^{*1}Faculty of Human Sciences, Waseda University

^{*2}早稲田大学人間科学部

^{*2}School of Human Sciences, Waseda University

Email: matsui-t@waseda.jp

あらまし：学習時における学習者の心的状態を推定することは教授学習過程において重要である。本研究では、これを学習者の生体情報を用いて実現の可能性を検討している。特に、今回は生体情報の時間遅れと感情の持続モデルを学習器への入力情報に反映させることにより、心的状態の推定精度が向上することを確認した。また、この成果をリアルタイムに学習支援に導入することについての可能性にも言及する。

キーワード：教心的状態の推定、生体情報の時間遅れ、感情の持続モデル、DNN、リアルタイム支援

1. はじめに

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言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(1)。本研究では、学習に関わる多面的情報から深層ニューラルネットワーク (Deep Neural Network (DNN)) を用いて学習者の心的状態の推定の可能性を検討した。特に、次元解析による時間遅れ、心的状態の持続モデルを考慮することによる推定精度の向上の可能性を検討した。さらに、心的状態のリアルタイム提示の有効性に関する検討を行った。

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。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。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。

3. ニューラルネットワーク (NN) を用いた心的状態推定の試み

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(2)で使用されている 9 感情についての尺度を用いた。被験者には授業時の心的状態の内省報告を求めた。教師の発言を表すカテゴリは、先行研究で使用されていたカテゴリを一部修正した 9 種類のカテゴリを用いた。教師の発言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。

3.1 3 層 NN の場合の推定精度

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教師の発言 (9 カテゴリのうち 5 カテゴリ) であった。出力データは、⑤内省報告 (9 感情) 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 となった。ネットワーク構造は 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 (活性化関数等の詳細は(3)を参照)。10 回の交差検定 (6:4 Cross-Validation, 学習回数 5,000 回) の結果、早い段階で学習が収束し、Accuracy 値は、「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。

3.2 時間遅れを考慮した場合の推定精度

3.1 に加えて次元解析の手法を用いて、各生体情報を時系列データとして捉え、その自己相関性が最も高くなる場合の時間遅れと、システムとしてもつ次元を考慮した 4 層の DNN (中間層 1 のユニット数は 19, 中間層 2 のユニット数は 20) を用いた (詳細は (3))。①NIRS は 2 次元, ②呼吸は 1 次元, ③皮膚コンダクタンスは 4 次元, ④教師の発言を DNN の入

カデータとした (合計 1530 データ). 出力データは⑤内省報告とした. 10 回の交差検定 (6:4, Cross-Validation, 5,000 回) を行った結果, 早い段階で学習が収束し, Accuracy 値は, 平均 0.894, 標準偏差 .0087 となった. このことから, 次元解析による時間遅れとシステムの次元を考慮した結果, 次元解析を行わない時間遅れを考慮した場合と比較してより高い精度精度で生体情報から心的状態の推定が可能であるとの結果を得た.

3.3 感情の持続モデルを考慮した場合の推定精度

一般に人間の心的状態は時間経過に従って変化するとされている. 特に, ある刺激に対して生じた感情 (心的状態) は, 時間の経過に対して指数関数的に減衰するとの知見が報告されている(4). そこで, ④教師による発話と⑤学習者の心的状態に対して減衰関数を適用した (詳細は(3)). 3.2 と同様の DNN でシミュレーションを行った結果, Accuracy 値は 0.950 程度の高い値に収束した (心的状態の持続モデルを考慮しない場合の値 (0.890 程度) と比較しても高い値). さらに, 3 層 NN と 4 層の DNN との場合を比較すると, DNN の方が NN に比較して, Loss 値の収束が顕著に早いことがわかった. この結果は, アプティマイザーによらず同様の結果となった. また, 学習係数の値の増加に伴って, この傾向はより顕著になるとの結果も得た.

以上より, 計測データをより実現象を近似するデータに加工することの有効性を知見として得ることができた.

4. 心的状態のリアルタイム提示の有効性

著者らは学習中の心的状態の推定をシステムによって支援し, 教師と学習者のより豊かな教授・学習活動を促進することを目的とし, Intelligent Mentoring System (IMS) (5) の開発を行っている. このシステムは, 学習者の注意履歴や課題得点を基にした従来の Intelligent Tutoring System に加えて, マウス速度や顔の動き, 生体情報などの学習中の何気ない動作から抽出される情報を用いて, 学習者の心的状態を推定し, 学習中の行き詰まりなどを推定する心的状態推定モデルからなる. 心的状態推定モデルでは, 学習中の学習者から取得された生体情報や教師の発話といった教授行為を入力として, その際の学習者の心的状態をリアルタイムに出力する. この入出力の関係は深層学習などの機械学習によって抽出する. 本システムが実現されることによって期待される効果は大きく二点ある. 一点目は教師に対しての効果, つまり教育支援における効果である. 本システムが推定した心的状態を教師に提示することで, 特にシステムと教師で推定した状態が異なる場合において, 学習者の心的状態推定過程を見直す機会を教師に提供する. これによって教師にとっても自らの心的状態推定の方略を改善することが期待される. 二点目は, 学習者に対しての効果, つまり学習支援における効果である. 学習者の心的状態をより適切に推定することができるになれば, 学習者の学習意欲の維持・喚起の足掛かりとなることが期待できる. これによって学習者の意欲的学習を促進することが期待される.

この学習器は, 学習者の脳血流・呼吸といった生体情報と, 説明や発問などの教師による発話を入力として, その時の学習者の心的状態を出力する. 現在, 学習中の学習者の感情 9 つに対する人間教師と本モデルの予測結果を比較した場合, 本モデル (約 76%) は人間教師 (約 24%) の予測結果を大きく上回る結果となった. また, 学習者がポジティブな状態なのかネガティブな状態なのかについても予測した結果, 本モデルでは高い予測精度が得られた (システム: 約 84%, 人間教師: 約 62%).

一方で, 本システムのような心的状態の推定支援を行うシステムの有効性を検証するために, リアルタイム処理を想定して, システムの結果を逐次的に手作業で教師にフィードバックする疑似システム (図 1) を用いたところ, 教師は学習者の心的状態がネガティブな状態であるとフィードバックされた際に「問題が簡単すぎると感じたためである」と解釈するという場面が観察された. このことから, システムが教師に気づきを与えるという点で有効性が期待される.

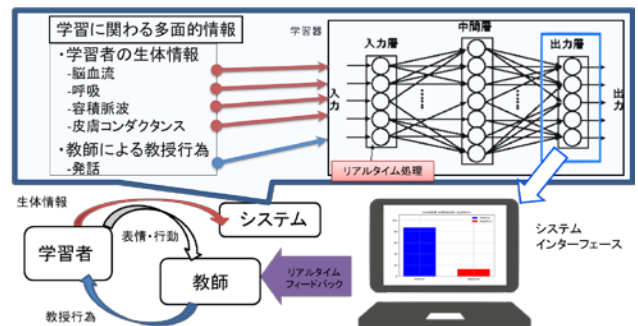


図 1 心的状態のリアルタイム提示のイメージ

5. 今後の課題

今回は被験者 1 名から得られたデータに基づいて議論を行っている. この知見の一般性については今後の重要課題である.

参考文献

- (1) K. AKEHANA, T. MATSUI: Association Rules on Relationships Between Learner's Physiological Information and Mental States During Learning Process, In Proceedings of HCI International (HCI2016), LNCS Vol. 9735, pp.209-219 (2016)
- (2) 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)
- (3) 松居辰則, 宇野達朗, 田和辻可昌: 心的状態の持続モデルを考慮した生体情報からの学習者の心的状態推定の試み.第 80 回先進的学習科学と工学研究会, B507-08, pp.44-49 (2017)
- (4) Steephan, J.: A computational model of affective adaptation and emotion dynamics, IEEE transactions on affective computing, 4(2), pp.197-210 (2013).
- (5) T. MATSUI, Y. HORIGUCHI, K. KOJIMA, T. AKAKURA: A Study on Exploration of Relationships between Behaviors and Mental States of Learners for Value Co-creative Education and Learning Environment, In Proceedings of HCI International(HCI2014), LNCS Vol. 8522, pp.69-79 (2014)