

プログラミング学習時の脳波と心拍と表情の関係の検証について
About Validation of the Relationship Between Brain Waves, Heart Rate, and Facial Expressions During Programming Learning

梅澤 克之¹⁾中澤 真²⁾中野 美知子³⁾平澤 茂一³⁾

Katsuyuki Umezawa Makoto Nakazawa Michiko Nakano Shigeichi Hirasawa

1 はじめに

我々は、オンデマンド型の授業において、個々の学習者の学習状態を把握して、その学習者に最適な学習コンテンツを提供できる自学自習システムの研究プロジェクトを進めている。そのプロジェクトの中で、 α 波と β 波に着目して、学習者が課題の難易度を推定する方法を実験的に検証した。しかし、学習者に脳波計を装着させて学習させることが現実的ではない。そこで、学習状態の推定のために脳波の代替となる生体情報を発見することを目的として、難易度の異なる課題（簡単な課題、中くらいの課題、難しい課題）を行っている時の生体情報（脳波、心拍、表情）を計測して、心拍や表情などの脳波以外の生体情報で脳波を説明することを試みた [1]。

本研究では、従来研究 [1] で求めた心拍と表情から脳波を予測する重回帰式について、交差検証を用いて RMSE を最小化する説明変数の組み合わせを求める。

2 従来研究

2.1 脳波の学習への応用

いままでに脳波に関する研究は数多く行われている。その脳波計測を学習に応用する研究も数多く行われている。さらに脳波計を用いて課題難易度の推定する研究も行われている。別の研究では、 β/α の値を評価することにより人の脳の活性化や活動度が測れることが示された。我々も追実験を行い、難しい課題に取り組むと β/α の値が高くなることを再度確認した。

2.2 脳波の代替となる生体情報

我々は従来研究 [1] で、難易度の異なる課題（簡単な課題、中くらいの課題、難しい課題）を行っている時の脳波、心拍、表情（怒り、軽蔑、嫌悪、恐れ、喜び、悲しみ、驚き、真顔、表情の豊かさ、感情価）を同時に計測した。なお脳波は、従来研究に則り、低 α 波 (α_l)、高 α 波 (α_h)、低 β 波 (β_l)、高 β 波 (β_h) の 4 種類を使用した。そして β/α の組み合わせ 4 種類 (β_l/α_l , β_h/α_l , β_l/α_h , β_h/α_h) と、さらに低周波と高周波の平均の比として $(\beta_l + \beta_h)/(\alpha_l + \alpha_h)$ (以降 β_{l+h}/α_{l+h} と表す) を加えた 5 種類の β/α の数値を使用した。この 5 種類の β/α のそれぞれについて、脳波以外の心拍と表情で脳波を説明する重回帰式を求めた。

それぞれの重回帰式は下記のようになった。なお、これらの数式の中で太字で示した回帰係数は、重回帰分析の結果 p 値が 5%水準で有意となったものを示している。下記の式で、 \hat{w}_1 は β_l/α_l の予測値、 \hat{w}_2 は β_h/α_l の予測値、 \hat{w}_3 は β_l/α_h の予測値、 \hat{w}_4 は β_h/α_h の予測値、 \hat{w}_5 は β_{l+h}/α_{l+h} の予測値、 z_1 は心拍、 z_2 は怒り、 z_3 は軽蔑、 z_4 は嫌悪、 z_5 は恐れ、 z_6 は喜び、 z_7 は悲しみ、 z_8 は驚き、 z_9 は真顔、 z_{10} は表情の豊かさ、 z_{11} は感情価

を表す。

$$\hat{w}_1 = -0.0074z_1 + 0.1400z_2 + 0.2357z_3 - 0.3210z_4 + 4.4347z_5 + 0.2137z_6 + 0.1805z_7 - 0.9765z_8 + 0.1322z_9 - 0.0164z_{10} - 0.0441z_{11} - 0.0249$$

$$\hat{w}_2 = -0.0408z_1 + 2.2297z_2 - 0.2697z_3 - 0.5901z_4 - 1.0580z_5 - 0.3072z_6 - 0.7093z_7 - 2.1025z_8 - 0.2420z_9 + 0.0049z_{10} + 0.0498z_{11} + 0.0237$$

$$\hat{w}_3 = -0.0117z_1 + 1.0896z_2 - 0.0903z_3 + 0.1010z_4 - 1.9064z_5 + 0.0650z_6 - 0.2159z_7 - 0.2238z_8 - 0.0080z_9 - 0.0149z_{10} - 0.0453z_{11} - 0.0015$$

$$\hat{w}_4 = -0.0545z_1 + 3.8361z_2 - 1.4383z_3 - 0.5347z_4 - 9.5242z_5 - 1.2274z_6 - 2.0989z_7 - 2.9426z_8 - 0.9611z_9 + 0.0366z_{10} + 0.1642z_{11} + 0.0438$$

$$\hat{w}_5 = -0.0288z_1 + 1.8311z_2 - 0.2136z_3 - 0.2655z_4 - 1.6070z_5 - 0.1538z_6 - 0.5218z_7 - 1.3650z_8 - 0.1501z_9 - 0.0042z_{10} + 0.0076z_{11} + 0.0131$$

3 交差分析による検証

従来研究 [1] では、重回帰式の決定係数（寄与率 R^2 ）により求めた重回帰式の評価を行った。しかし、説明変数の種類数に対して、サンプル数が少ないためオーバーフィッティングになっている可能性もある。よってサンプルデータを学習データと評価データに分けて評価する必要があると考えた。

3.1 検証の方法

今回は、説明変数の選択のために総当たり（11 種類の説明変数のすべての組み合わせ）で、重回帰式を求めることとする。説明変数のそれぞれの組み合わせにおいて、27 個のサンプルデータを用いて交差検証（cross-validation）を行う。今回の交差検証には、一つ抜き交差検証（leave-one-out cross-validation）を使う。

具体的には、27 個のサンプルデータのうち 1 つをテストデータ、残りの 26 個を学習データとする。26 個のデータを使って重回帰分析を行い、重回帰式を求める。テストデータを重回帰式にあてはめ予測値を求める。その予測値とテストデータの実測値との差を求める。これを 27 回繰り返す、RMSE を求める。この 27 回の繰り返して説明変数のすべての組み合わせで実施し、最小の RMSE の際の説明変数の組み合わせを求めることとする。なお、RMSE は実測値と予測値の「誤差の 2 乗」から算出する指標であり、0 に近いほど予測精度は高いと言える。下記の式で表される。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_{obs,i} - y_{pred,i})^2} \quad (1)$$

ここで、 $y_{obs,i}$ は観測値、 $y_{pred,i}$ は予測値である。

1) 湘南工科大学, Shonan Institute of Technology

2) 会津大学短期大学部, Junior College of Aizu

3) 早稲田大学, Waseda University

3.2 検証結果 (寄与率)

すべての目的変数 ($w_1 \sim w_5$) に関して, 11 種類の説明変数のすべての組み合わせで, 重回帰分式を求めたところ, 11 種類の説明変数すべてを用いた重回帰分式がもっとも決定係数 (寄与率) が高くなった. 説明変数は多いほど寄与率は高くなるのでこの結果は理にかなったものである.

表 1 目的変数 ($w_1 \sim w_5$) の重回帰式の決定係数 (寄与率)

目的変数	決定係数 (寄与率)
$\beta_l/\alpha_l (w_1)$	0.8906
$\beta_h/\alpha_l (w_2)$	0.9186
$\beta_l/\alpha_h (w_3)$	0.8995
$\beta_h/\alpha_h (w_4)$	0.8575
$\beta_{l+h}/\alpha_{l+h} (w_5)$	0.9030

3.3 検証結果 (RMSE)

前節の結果は, サンプル数が少ないためオーバーフィッティングになっている可能性がある. 本節では, 説明変数の選択のために 11 種類の説明変数のすべての組み合わせについて, 27 個のサンプルデータを用いて一つ抜き交差検証 (leave-one-out cross-validation) を使い, RMSE が最小になる説明変数の組み合わせを求め, 表 2 に RMSE が最小となった説明変数の組み合わせを示す. また, 表 3 に, 目的変数毎の RMSE の値を示す. さらに, 表 2 で示した説明変数を用いた重回帰式を示す.

表 2 RMSE が最小になった説明変数の組み合わせ

目的変数	説明変数
$\beta_l/\alpha_l (w_1)$	心拍 (z_1), 軽蔑 (z_3), 嫌悪 (z_4), 恐れ (z_5), 喜び (z_6), 悲しみ (z_7), 驚き (z_8), 真顔 (z_9), 表情の豊かさ (z_{10}), 感情価 (z_{11})
$\beta_h/\alpha_l (w_2)$	心拍 (z_1), 怒り (z_2), 嫌悪 (z_4), 喜び (z_6), 悲しみ (z_7), 驚き (z_8), 感情価 (z_{11})
$\beta_l/\alpha_h (w_3)$	心拍 (z_1), 怒り (z_2), 恐れ (z_5), 喜び (z_6), 真顔 (z_9), 表情の豊かさ (z_{10}), 感情価 (z_{11})
$\beta_h/\alpha_h (w_4)$	心拍 (z_1), 怒り (z_2), 軽蔑 (z_3), 嫌悪 (z_4), 恐れ (z_5), 喜び (z_6), 悲しみ (z_7), 驚き (z_8), 真顔 (z_9), 表情の豊かさ (z_{10}), 感情価 (z_{11})
$\beta_{l+h}/\alpha_{l+h} (w_5)$	心拍 (z_1), 怒り (z_2), 軽蔑 (z_3), 嫌悪 (z_4), 恐れ (z_5), 喜び (z_6), 悲しみ (z_7), 驚き (z_8), 真顔 (z_9), 表情の豊かさ (z_{10})

表 3 より, 目的変数 w_4 の RMSE の値が大きくなっている. また, 表 2 より, 同じ目的変数 w_4 の説明変数の数が絞り切れておらず 11 種類のすべての説明変数を必要としている. この 2 つの事実より目的変数 w_4 は, 説明しきれない原因が含まれていると考えられる. その他の目的変数に関しては, 表 3 より, RMSE の値も小さいものとなり, 表 2 より, 説明変数の数も絞り込めた.

表 3 目的変数 ($w_1 \sim w_5$) の重回帰式の RMSE

目的変数	RMSE
$\beta_l/\alpha_l (w_1)$	0.0464
$\beta_h/\alpha_l (w_2)$	0.0977
$\beta_l/\alpha_h (w_3)$	0.0572
$\beta_h/\alpha_h (w_4)$	0.2131
$\beta_{l+h}/\alpha_{l+h} (w_5)$	0.0781

$$\begin{aligned}\hat{w}_1 &= -0.0072z_1 + 0.2409z_3 - 0.3228z_4 + 4.6063z_5 \\ &\quad + 0.2140z_6 + 0.1784z_7 - 0.8902z_8 + 0.1308z_9 \\ &\quad - 0.0165z_{10} - 0.0455z_{11} - 0.0261 \\ \hat{w}_2 &= -0.0386z_1 + 2.3171z_2 - 0.6562z_4 - 0.0185z_6 \\ &\quad - 0.2389z_7 - 1.6664z_8 + 0.0251z_{11} + 0.0284 \\ \hat{w}_3 &= -0.0099z_1 + 1.1495z_2 - 1.5951z_5 + 0.1795z_6 \\ &\quad + 0.0940z_9 - 0.0150z_{10} - 0.0523z_{11} + 0.0049 \\ \hat{w}_4 &= -0.0545z_1 + 3.8361z_2 - 1.4383z_3 - 0.5347z_4 \\ &\quad - 9.5242z_5 - 1.2274z_6 - 2.0989z_7 - 2.9426z_8 \\ &\quad - 0.9611z_9 + 0.0366z_{10} + 0.1642z_{11} + 0.0438 \\ \hat{w}_5 &= -0.0286z_1 + 1.7935z_2 - 0.1994z_3 - 0.2688z_4 \\ &\quad - 1.3494z_5 - 0.1279z_6 - 0.4994z_7 - 1.3307z_8 \\ &\quad - 0.1351z_9 - 0.0054z_{10} + 0.0129\end{aligned}$$

4 まとめと今後の課題

本研究では, 我々の従来研究で求めた心拍と表情から脳波を予測する重回帰式について, オーバーフィッティングの可能性を指摘し, 説明変数の選択のために一つ抜き交差検証を使い RMSE を最小化する説明変数の組み合わせを求めた. 今後は, サンプルデータを増やすために更なる実験を行い, 精度向上を目指すとともに, 教育効果の向上との関係も明確にしていきたい.

研究倫理について

今回の実験は湘南工科大学研究倫理委員会の承認を得ている. また実験参加者と実験参加者の保護者から実験参加に関する署名を得ている.

謝辞

本研究は JSPS 科研費 JP22H01055, JP21K18535, JP20K03082 の助成を受けたものです. また, 本研究の一部は, 経営情報学会「ICT と教育」研究部会の助成を受けたものです. 本研究成果の一部は早稲田大学理工総研プロジェクト研究「次世代 e-learning に関する研究」の一環として行われたものです.

参考文献

- [1] 梅澤 克之, 中澤 真, 中野 美知子, 平澤 茂一, “プログラミング学習時の脳波と心拍と表情の関係について,” 電子情報通信学会 技術報告, 教育工学研究会 (ET) 予稿集, 2022 年 5 月.