

OpenPoseと感性評価を用いた 個人学習における取り組み状況の推定

知能システム制御研究室 鈴木 来都

1. はじめに

Covid-19の影響で急速に普及した遠隔授業は、病気療養や不登校などの特別なケアが必要な学習者や、小規模校、離島、病院内学級、大学や海外との連携授業において学びの機会を提供している [1]。岡田 [2] の調べによると、遠隔授業が抱える主な課題は通信環境、グループワークの実施、教員と学習者の円滑なコミュニケーション、そして集中力の維持とされている。通信環境以外の課題は、遠隔で受講している学習者の様子を把握できないことに起因している。お互いの様子を映像で共有することが一般的には解決策とされているが、データ量が増えると通信安定性に悪影響を及ぼし、結果として課題解決に至らない。また、複数の学習者を対象とする場合、瞬時に各々の状況を把握することは難しい。そこで、映像を確認することなく、学習者の取り組み状況を把握する手法が必要となる。

本研究では、個人学習者を対象に、手元を含む正面映像から姿勢や筆記行動を推定し、それに基づいて学習者の取り組み状況を推定する。学習中の画像に対し OpenPose を用いて上半身の骨格座標を数値化し、テンプレートマッチングや SVM (Support Vector Machine) [5] によって姿勢および筆記行動を推定する。これらの結果と評価者の感性評価を用いて取り組み状況の推定を実現する (Fig. 1)。

2. 姿勢推定と筆記推定

2.1 姿勢推定

学習者の正面 (手元を含む) から RGB 画像を取得し、OpenPoseを用いて関節点の検出を行う (Fig. 2)。姿勢推定にはテンプレートマッチングを利用するため、以下のフローに従って特徴ベクトルを定義する。

- Fig. 3 の P_1 – P_4 の各々についてテンプレート画像を3枚ずつ選定
- P_1 – P_4 の各3枚のテンプレート画像 (合計12枚) に対し、OpenPoseで Fig. 4 の (x_0, y_0) ～

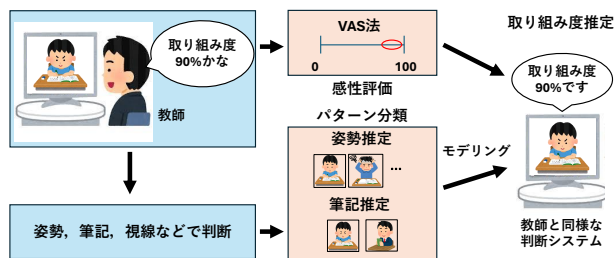


Fig. 1 本研究の全体像

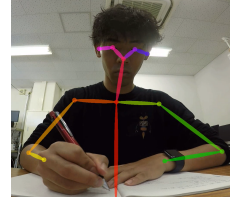


Fig. 2 OpenPose 適用例

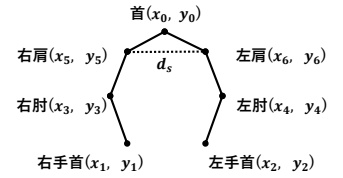


Fig. 4 特徴ベクトル

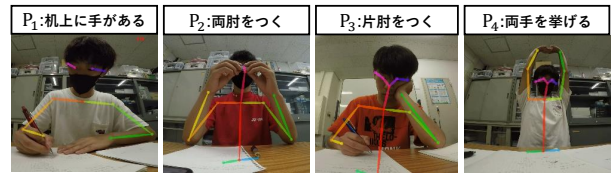


Fig. 3 テンプレート姿勢

(x_6, y_6) の各座標を算出

- 首 (x_0, y_0) を原点とした両手首、両肘の座標を算出して特徴ベクトル V と定義 (肩幅 d_s で除すことで個人の体格差を正規化)

$$V = [v_1 \ v_2 \ v_3 \ v_4 \ v_5 \ v_6 \ v_7 \ v_8]^T \quad (1)$$

$$v_{2n+1} = \frac{x_n - x_0}{d_s}, \quad v_{2n} = \frac{y_n - y_0}{d_s}, \quad (n \in \{0, \dots, 4\})$$

$$d_s = \sqrt{(x_5 - x_6)^2 + (y_5 - y_6)^2}$$

- P_1 – P_4 の姿勢ごとに各3つの特徴ベクトル V の平均したものを P_1 – P_4 の各特徴ベクトルテンプレート V_i^{temp} ($i \in 4$) と定義

つぎに、未知姿勢に対して Fig. 3 のテンプレート姿勢ごとに分類する。RGB 映像から1秒毎にフレームを抜き出し、特徴ベクトルを (1) 式で求め V^F とする。つぎに、特徴ベクトル V^F とテンプレート V_i^{temp} ($i \in 4$) との相関係数 $Corr_i$ を

$$\frac{\sum_{m=1}^{N_V} (v_m^F - \bar{V}^F) (v_{im}^{temp} - \bar{V}_i^{temp})}{N_V} \quad (2)$$

$$\sqrt{\frac{\sum_{m=1}^{N_V} (v_m^F - \bar{V}^F)^2}{N_V}} \sqrt{\frac{\sum_{m=1}^{N_V} (v_{im}^{temp} - \bar{V}_i^{temp})^2}{N_V}}$$

$$\bar{V}^F = \frac{1}{N_V} V^{SF}, \quad \bar{V}_i = \frac{1}{N} V_i^{Stemp}$$

として求め、最も1に近いテンプレートに対応する姿勢に分類する。ここで、 $\bar{V}^F$ 、 $\bar{V}_i^{temp}$ はそれぞれ V^F 、 V_i^{temp} の平均値、 N_V は V の要素の数である。

2.2 筆記推定

姿勢 P_1 (筆記に関わる姿勢) に分類された画像のみを対象とする。3秒前からの左右手首の移動距

離を筆記に関わる特徴ベクトル $\mathbf{W}_j$ とする.

$$\mathbf{W}_j = [w_{1j} \ w_{2j}]^T \quad (3)$$

$$w_{kj} = \sqrt{(x_{kj} - x_{kj-3})^2 + (x_{kj} - x_{kj-3})^2}$$

ここで j は特徴ベクトルの番号, k は Fig. 4 の骨格番号である.

つぎに, 特徴ベクトル $\mathbf{W}_j$ に対して SVM によって“筆記”と“非筆記”の分類を試みる. 本研究では非線形も扱える `sklearn.svm.SVC` を使用して推定を行う. また SVM を行う際に, 3 秒前からの左右手首の移動距離をそれぞれの統計量を用いて

$$\hat{\mathbf{W}}_j = \left[\frac{w_{1j} - \bar{w}_1}{\sigma_1} \ \frac{w_{2j} - \bar{w}_2}{\sigma_2} \right]^T \quad (4)$$

$$\bar{\mathbf{W}} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \mathbf{W}_n = [\bar{w}_1 \ \bar{w}_2]^T$$

$$\sigma_1 = \sqrt{\sum_{n=1}^N \frac{(w_{1j} - \bar{w}_1)^2}{N}} \quad \sigma_2 = \sqrt{\sum_{n=1}^N \frac{(w_{2j} - \bar{w}_2)^2}{N}}$$

のように標準化を行う.

3. 取り組み状況推定

評価者に 30 秒の学習中の動画を見てもらい, 学習者の取り組み度を VAS (Visual Analogue Scale) を用いて 0~100% で評価してもらう. 今回は, 9 人の大学生と 11 人の鳥取大学附属小学校の現役教員を評価者とした.

取り組み状況を推定するにあたって, 重回帰式でモデル構築を行う. 30 秒の動画を 1 秒 1 枚の画像に分割し, 1 枚毎に 2 章の手法で P_1 (筆記, 非筆記), P_2, P_3, P_4 に推定する. 30 枚 (30 秒) に含まれる姿勢毎の推定枚数を各々, 説明変数とする. 目的変数は同動画における評価者の取り組み度評価とし, 推定には最小二乗法を用いる. ここで,

$$y = \sum_{i=1}^5 a_i x_i + b \quad (5)$$

として各説明変数に対する係数 $a_1 \sim a_5$ (それぞれ筆記, 非筆記, P_2, P_3, P_4) を求める. なお, 係数 $x_1 \sim x_5$ は 30 枚の内, それぞれ推定された筆記, 非筆記, P_2, P_3, P_4 の数 (説明変数), y は評価者の取り組み度評価 (目的変数) である. これにより, 各姿勢が取り組み度に及ぼす影響度合いを評価値 $a_1 \sim a_5$ として算出し, 姿勢による判断モデルが作成できる. そして得られたモデルを用いることで未知の動画に対し, 取り組み度を予測する.

4. 検証

学習者 1 人を対象として, 学習風景を RGB カメラを用いて撮影した. 筆記推定の検証用に, 17 動画を学習用と検証用に分け, 汎用性を確認した. 取り組み度推定の検証用に, 各 30 秒の 12 動画を用意

し, 20 人の評価者に協力してもらう. 以下のフローに従って検証を行う.

1. 30 秒の動画を 12 個用意
2. 姿勢推定, 筆記推定
3. 各動画において取り組み度を VAS 法で評価
4. 平均絶対誤差率と順位相関係数で 20 人をグループ分類
5. 各グループにてモデル作成および評価

VAS の評価において順位相関係数が 0.7 以上かつ平均絶対誤差率が 10% 未満である人同士を同グループとすると 2 グループとそれ以外に分類された. 各グループにて 1 つを検証用, それ以外を学習用とする. 学習用で重回帰式モデルを作成した. 作成モデルによって取り組み度を予測したものと検証用の評価者の評価の順位相関係数, 平均絶対誤差率をそれぞれ Table 1, 2 に示す. Table 1 よりグループ 1, 2 に分類されたものは相関が高い結果となった. また, Table 2 より, 同グループにおいてのみ, 平均絶対誤差率が 10% 以下となりモデルの汎用性が見られる結果であった.

Table 1 順位相関係数

学習 検証	グループ 1 グループ 2	
	グループ 1	グループ 2
グループ 1	0.94	0.95
グループ 2	0.98	0.94
それ以外	0.02	0.06

Table 2 平均絶対誤差率

学習 検証	グループ 1 グループ 2	
	グループ 1	グループ 2
グループ 1	7.7	23.2
グループ 2	21.2	4.7
それ以外	33.1	45.9

5. おわりに

本研究では, 個人学習における取り組み度推定を行った. 順位相関係数と平均絶対誤差率により評価者をグループ分けし, グループごとにモデリングをしたところ, 同グループでの汎用性を確認できた.

参考文献

- [1] 初等中等教育局初等中等教育企画課. “「新時代の学びを支える先端技術活用推進方策 (最終まとめ)」について”. 文部科学省 https://www.mext.go.jp/a_menu/other/1411332.htm
- [2] 岡田佳子: 学生からみたオンライン授業のメリットとデメリット - オンライン環境下のアクティブラーニングに焦点を当てて -, 長崎大学教育開発推進機構紀要, 第 11 号, pp. 25-41, 2021
- [3] Zhe Cao, Gines Hidalgo, Tomas Simon, Shih-En Wei, Yaser Sheikh: OpenPose: Realtime Multi-Person 2D Pose Estimation Using Part Affinity Fields, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 43, pp. 172-186, 2021
- [4] CMU-Perceptual-Computing-Lab/openpose GitHub <https://github.com/CMU-Perceptual-Computing-Lab/openpose>
- [5] V. Vapnik and A. Lerner: Pattern recognition using generalized portrait method, Automation and Remote Control Vol. 24, pp 774-780, 1963