

1. はじめに

遠隔授業では生徒と教師が直接対面できないことや、集中力の持続が難しいことに起因して集団対面授業に比べて勉強の質が低下すると言われている [1]. そのため、遠隔授業下において生徒の様子をモニタし、集中力の持続や授業への参加を継続できるシステムが求められている.

本研究では、一般的に用いられる RGB 映像から OpenPose [2] を用いて生徒個人の集中度を推定することを目的とする. その際、集中して学習している最中によく見られる筆記行動に着目し、筆記行動をしている際は学習に取り組んでいる (集中している) と仮定して、筆記行動の有無を判定する.

2. 姿勢推定と筆記抽出

本研究のコンセプトを Fig. 1 に示す. 取得した RGB 映像をフレームごとに画像変換し、OpenPose によって各画像から人物の骨格座標を得る. その後、Fig. 2 に示す「机の上に手がある状態: P_1 」, 「顔の近くに手がある状態: P_2 」, 「頭上に手がある状態: P_3 」の大きく 3 つの姿勢に分類し、 P_1 を対象に筆記抽出を行う. 姿勢推定の手順を以下に示す.

1. OpenPose で得られた骨格座標に基づき、首座標を原点とした両手首、両肘の X,Y 座標の計 8 個を求めて特徴ベクトル V_i と定義 (i はフレーム番号)
2. P_1 , P_2 , P_3 の代表的な姿勢を選定して、特徴ベクトルを求め、テンプレート V_p と定義
3. V_i と $V_{p1} \sim V_{p3}$ の相関係数 $r_{ip1} \sim r_{ip3}$ を求め、最も 1 に近いテンプレートの姿勢と推定

つぎに、姿勢 P_1 と推定された画像が複数連なる部分をシーンと定め、シーンを対象に筆記抽出を行う. 姿勢 P_1 から両手首が 1 フレームの間に動いた距離を求めてグラフ化したものを Fig. 3 に示す. 横軸は右手首の移動距離 d_r , 縦軸は左手首の移動距離 d_l である. また、 \square は筆記、 \bullet はそれ以外を意味している. Fig. 3 より \bullet は右肩上がりの傾向があり、 \square は

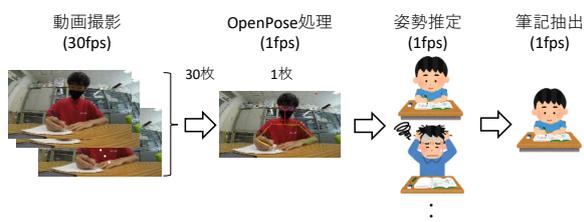


Fig. 1 全体の処理フロー

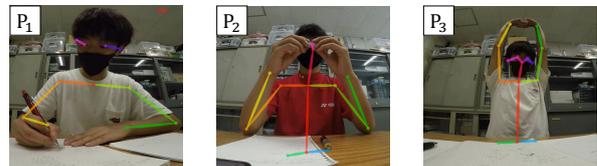


Fig. 2 学習中における典型的な 3 姿勢

Table 1 姿勢推定の結果

		主観		
		P_1	P_2	P_3
システム	P_1	670	1	0
	P_2	0	45	3
	P_3	0	0	15

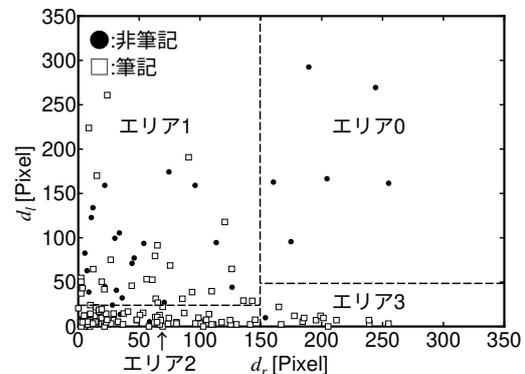


Fig. 3 1 フレームにおける両手首の移動距離

d_r が大きくなるにつれ d_l が低く抑えられる傾向がある. そこで、Fig. 3 を 4 つのエリアに分けて、筆記とそれ以外を抽出することとする. なお、今回エリアの境界線は試行錯誤的に決めるものとする.

3. 検証とまとめ

姿勢推定を行った結果を Table 1 に示しているが、99% の精度で姿勢分類が可能であった. つぎに、姿勢 P_1 に分類されたデータを A, B に二分し、A を学習データとしてエリア分けを行い、B に対してエリアごとの筆記正確率を求めたところ、エリア 1 では 79%, エリア 2 および 3 では 95% 以上が筆記として抽出され、エリア 0 では筆記以外が多くを占めた. これは左右の手首動作の関係性と筆記に相関があることを意味している. 今後は、学習データに基づくエリア分けの最適化が課題である.

参考文献

- [1] 大学生のオンライン授業と PC 利用実態に関する調査結果を発表 <https://corporate.delltechnologies.com/ja-jp/newsroom/announcements/detailpage.press-releases-japan-2021-03-20210329-1.htm>
- [2] CMU-Perceptual-Computing-Lab/openpose - GitHub <https://github.com/CMU-Perceptual-Computing-Lab/openpose>