

ビデオ講義を対象とした協同学習における 学習者の動作の分析 (第3報)

渡邊 栄治^{*1}, 尾関 孝史^{*2}, 小濱 剛^{*3}

*1 甲南大学, *2 福山大学, *3 近畿大学

Analysis of behaviors by students in cooperative learning for video lectures (Third report)

Eiji Watanabe^{*1}, Takashi Ozeki^{*2}, Takeshi Kohama^{*3}

*1 Konan University, *2 Fukuyama University, *3 Kindai University

In this report, we discuss the analysis of non-verbal behaviors of students in a cooperative learning. Here, we adopt the body parts detected by OpenPose as features for behaviors of students. Furthermore, we model the interactions between students by the multilayered neural networks. Finally, we extract the influence on the interactions based on the internal representations of the multilayered neural networks.

キーワード：協同学習, 学習者, 非言語動作, ニューラルネットワーク, 時系列分析

1. まえがき

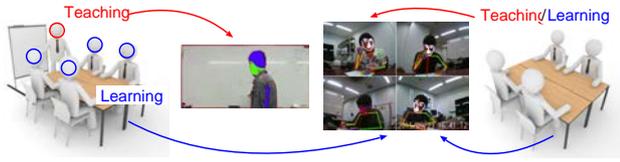
近年, 学習者自身による能動的な学習携帯が活発に導入されている。また, 学習者間で, 「相互に教える/教わる」形態を指す「協同学習」について, 活発に議論されている⁽¹⁾,⁽²⁾,⁽³⁾。協同学習の目的は, グループとしての協調性を高めつつ, 当該の内容に対する理解度を深めることである。また, 協同学習では, 知識の単なる give and take だけでなく, コミュニケーション能力の育成にも有効である。さらに, グループを効果的にする基本要素として, 「互恵的な協力関係」, 「個人の役割責任」, 「促進的な相互作用」, 「社会的スキル」および「グループによる改善手続き」が挙げられている⁽¹⁾。

しかしながら, 1人または少数の教員が, リアルタイムに「協同学習」における上記の基本要素を評価し, かつ多数の学習者の理解度や協調性を把握することは困難である。そこで, 学習者あるいはグループとしての理解度や協調性を把握するための一つのアプローチとして, 会議分析で議論されているような非言語動作の分析手法⁽⁴⁾,⁽⁵⁾,⁽⁶⁾の導入が考えられる。著者などは, 特に, 「教え合う」協同学習を対象として, 学習者の非言語動作を分析するための手法および実験結果について報告している⁽⁷⁾。

既に提案した分析手法⁽⁷⁾,⁽¹¹⁾では, 学習者の顔領域の大きさに基づいて, 学習者の非言語動作を検出していたのに対して, 本報告では, OpenPose⁽⁸⁾により学習者の骨格や部位の座標を検出する。ここでは, 検出された学習者の骨格や部位に基づいた特徴量を採用し, 学習者の非言語動作に対するモデリング手法を提案する。また, 構築されたモデルに基づいて, 学習者が相互に及ぼす影響を抽出する。最後に, ある事例に対する分析結果について述べる。

2. 学習者の非言語動作の検出

本報告では, 図1に示すように, ホワイトボードと机を用いた協同学習環境を対象とする。ただし, ホワイトボードを用いる場合 (Case-1) およびホワイトボードを用いない場合 (Case-2) に分けて検討する。Case-1では, “教える” 学習者がホワイトボードの前に立ち, 説明を行ったり, ホワイトボードに書き込むような動作を行う。同時に, 机の周りに座っている“教わる” 学習者は, ホワイトボードの前に立っている学習者の話を聞いたり, ノートを取るなどの動作を行う。このケースでは, “教える立場” が明確である。一方, Case-2では, 全ての学習者は, 机の周りに座っており, 学習者の“教える立場” および “教わる立場” が曖昧である。



(a) Case-1

(b) Case-2

図 1: 対象とする協同学習における“教える/教わる”学習者の非言語動作

2.1 OpenPose⁽⁸⁾による非言語動作の検出

対象とする学習環境において、学習者には、複数の動作 (i) ホワイトボードへの書き込み、(ii) 学習者への説明 (教える)、(iii) 説明を聞く (教わる)、(iv) ノートを取る) が生じる。ここでは、OpenPose⁽⁸⁾¹を用いて、複数の部位 (i) Body: “Neck”, “Shoulder”, “Elbow”, “Wrist”, ..., (ii) Face: “Nose”, “Eye”, “Mouth”, ..., (iii) Hand: “Finger”, “Palm”, ...) を検出する。

2.2 ホワイトボードを用いる場合における学習者の非言語動作の検出

このケースでは、ホワイトボードの前に立つ“教える”学習者には、(i) ホワイトボードに説明内容を書き込む、(ii) “教わる”学習者に説明動作が生じる。同時に、テーブルの周りに座っている“教わる”学習者には、(i) 説明を聞く、(ii) ノートを取る動作が生じる。

したがって、これらの動作を検出するために、OpenPoseにより検出される“Neck”, “Eye”および“Finger” f を用いる。ここでは、“教える”学習者の動作を検出するための部位の座標 $\mathbf{p}^{WB}(t)$ を以下のように定義する。

$$\mathbf{p}^{WB}(t) = (x_{Neck}(t), y_{Neck}(t), x_{Eye}^L(t), y_{Eye}^L(t), x_{Eye}^R(t), y_{Eye}^R(t), x_{Hand}^L(t), y_{Hand}^L(t), x_{Hand}^R(t), y_{Hand}^R(t))^T \quad (1)$$

ここで、 $(x_{Neck}(t), y_{Neck}(t))$ は“Neck”の座標値を、 $(x_{Eye}^L(t), y_{Eye}^L(t))$ および $(x_{Eye}^R(t), y_{Eye}^R(t))$ は、“Left Eye”および“Right Eye”の中心位置を表す。また、 $(x_{Hand}^L(t), y_{Hand}^L(t))$ および $(x_{Hand}^R(t), y_{Hand}^R(t))$ は、それぞれ、“Left Hand”および“Right Hand”の中心位置を表す。例えば、“教える”学習者の動作と部位の座標 $\mathbf{p}^{WB}(t)$ との関係は、以下のようにまとめられる。

- ホワイトボードへの書き込み：

$$x_{Neck}(t) \neq 0, x_{Eye}^L(t) = 0, x_{Eye}^R(t) = 0.$$

¹単一のカメラ画像に基づいて、体、手、顔などの部位の座標 (135点) を検出できる。

- 音声のみによる説明動作：

$$\{x_{Eye}^L(t) \neq 0 \text{ and } x_{Eye}^R(t) \neq 0\}, \{x_{Hand}^L(t) \neq 0 \text{ and } x_{Hand}^R(t) \neq 0\}.$$

- ホワイトボードを用いた説明動作：

$$\{x_{Eye}^L(t) \neq 0 \text{ or } x_{Eye}^R(t) \neq 0\}, \{x_{Hand}^L(t) \neq 0 \text{ or } x_{Hand}^R(t) \neq 0\}.$$

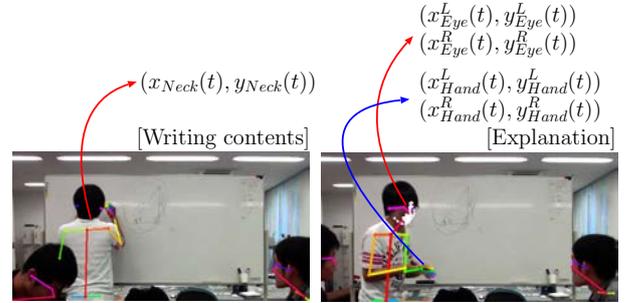


図 2: “教える”学習者の非言語動作と部位の座標 (ホワイトボードを用いる場合)

2.3 ホワイトボードを用いない場合における学習者の非言語動作の検出

このケースでは、学習者が、テーブルの周りに着席していることから、各学習者は、交互に“教える”および“教わる”役割を担う。したがって、学習者には、(i) ノートを取る、(ii) ホワイトボードを見る、(iii) 説明する/聞く動作が生じる。

したがって、これらの動作を判別するために、OpenPoseにより検出された部位 (“Neck”, “Eye”, “Finger”) の座標を用いる。前節と同様に、“教える/教わる”学習者の動作を判別するための部位の座標 $\mathbf{p}^{Table}(t)$ を以下のように定義する。

$$\mathbf{p}_i^{Table}(t) = (x_{Neck,i}(t), y_{Neck,i}(t), x_{Eye,i}^L(t), y_{Eye,i}^L(t), x_{Eye,i}^R(t), y_{Eye,i}^R(t), x_{Hand,i}^L(t), y_{Hand,i}^L(t), x_{Hand,i}^R(t), y_{Hand,i}^R(t))^T, \quad (2)$$

ここで、 i は学習者番号を表す。例えば、“教える/教わる”学習者の動作と部位の座標 $\mathbf{p}^{Table}(t)$ との関係は、以下のようにまとめられる。

- ノートを取る：

$$\{x_{Neck,i}(t) \neq 0, x_{Eye,i}^L(t) = x_{Eye,i}^R(t) = 0\}, \{x_{Hand,i}^L(t) \neq 0 \text{ or } x_{Hand,i}^R(t) \neq 0\},$$

- ホワイトボードを見る :

$$x_{Neck,i}(t) \neq 0, \{x_{Eye,i}^L(t) \neq 0 \text{ or } x_{Eye,i}^R(t) \neq 0\}, \\ |y_{Eye,i}^R(t) - y_{Eye,i}^L(t)| > 0,$$

- 説明する/説明を聞く :

$$x_{Neck,i}(t) \neq 0, \{x_{Eye,i}^L(t) \neq 0 \text{ or } x_{Eye,i}^R(t) \neq 0\}, \\ |y_{Eye,i}^R(t) - y_{Eye,i}^L(t)| > 0.$$

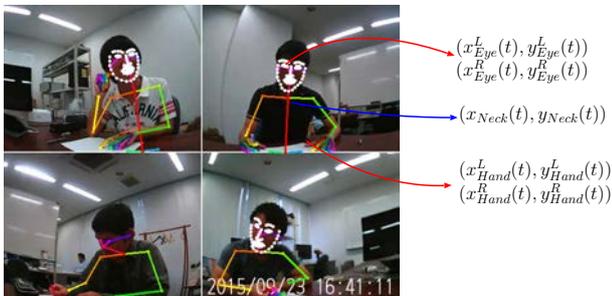


図 3: 学習者の動作と部位の座標 (ホワイトボードを用いない場合)

3. 学習者の非言語動作のモデリング

3.1 ニューラルネットワークに基づいた学習者の非言語動作のモデリング

協同学習において、当該の内容に対する学習者の“理解度”，“興味” および “教える” 学習者の説明内容が、学習者の動作に影響を及ぼすことが考えられる。したがって、協同学習における学習者間の“協調性”を正確に把握するためには、学習者の動作の関係を定量的に表現する必要がある。本節では、学習者の動作における相互作用のモデリングについて検討する。

まず、ホワイトボードに立つ学習者の部位の座標値 $p^{WB}(t) = (p_m^{WB}(t))$ およびテーブルの周りに着席する学習者の部位の座標値 $p_i^{Table}(t) = (p_{m,i}^{Table}(t))$ を、以下のような特徴量 $x_m(t) = \{x_{m,i}(t)\} = \{x_m^{WB}(t), x_{m,1}^{Table}(t), \dots, x_{m,P}^{Table}(t)\}$ に変換する。

$$x_m^{WB}(t) = \begin{cases} 1 & p_m^{WB}(t) \neq 0, \\ 0 & \text{Otherwise.} \end{cases}$$

$$x_{m,i}^{Table}(t) = \begin{cases} 1 & p_{m,i}^{Table}(t) \neq 0, \\ 0 & \text{Otherwise.} \end{cases}$$

ここで、 $m(=1, 2, \dots, M)$ は、イベント (ある部位の座標値が検出されているか否かを表す) 番号を表す。また、 $i(=1, 2, \dots, P)$ が学習者番号を表す。

つぎに、“教える/教わる” 学習者の動作が、時間遅れを伴って相互に影響を及ぼすことから、“教える/教わる” 学習者の動作 $x_m(t) = \{x_{m,i}(t)\}$ を、次式のよう

な時系列モデルによってモデル化を行う。このモデルでは、第 i 番目の学習者動作における m 番目の特徴量を、当該の学習者も含めた全ての学習者の過去の統計量 $x_{n,k}(t-\ell)$ から予測することを目的としている。

$$x_{m,i}(t) = f \left(\sum_{j=1}^J \alpha_{m,i,j} h_{m,j}(t-\ell) \right) + e(t), \quad (3)$$

ただし、

$$h_{m,j}(t-\ell) = f \left(\sum_{n=1}^N \sum_{k=0}^P \sum_{\ell=1}^L w_{n,j,k,\ell} x_{n,k}(t-\ell) \right). \quad (4)$$

ここで、 i および k は、学習者番号 ($i=0$: ホワイトボードの前に立つ学習者, $i=1, \dots, P$: テーブルの周りに着席している学習者) を表す。また、 $e(t)$ はガウス性雑音を表し、 $\alpha_{m,i,j}$ は、 i 番目の学習者の動作が j 番目の学習者の動作から受ける影響を表す。さらに、 $w_{n,j,k,\ell}$ は、学習者の動作における時間的な相関を表し、 $f(\cdot)$ はシグモイド関数 $f(x) = \tanh x$ である。

さらに、(3) 式で定義した時系列モデルは、図 4 に示すニューラルネットワーク (9) により表現できる。また、ニューラルネットワークの内部表現を明確にするために、構造化学習法 (10) により、以下の誤差関数 E_F を最小化する。

$$E_F = E + \varepsilon \left(\sum_{m,i,j} |\alpha_{m,i,j}| + \sum_{m,j,k,\ell} |w_{m,j,k,\ell}| \right), \quad (5)$$

ただし、

$$E = \sum_{t=1}^T E_t = \sum_{t=1}^T \sum_{m=1}^M \sum_{i=0}^P (x_{m,i}(t) - \hat{x}_{m,i}(t))^2, \quad (6)$$

ここで、 T はモデリング区間の長さを表し、 $\hat{x}_{m,i}(t)$ は特徴量 $x_{m,i}(t)$ に対する予測値を表す。

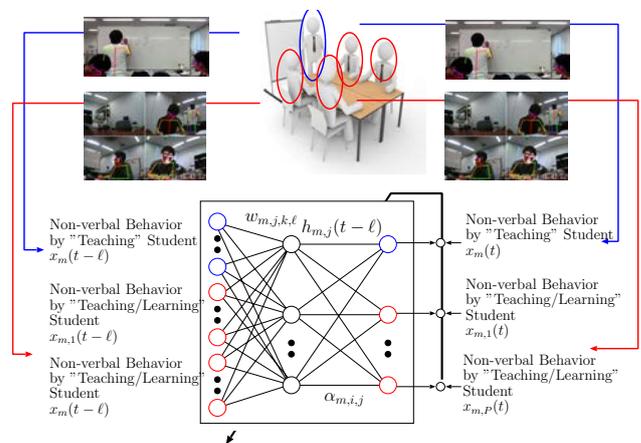


図 4: (3) 式に対するニューラルネットワークモデル

3.2 学習者間の相互作用の評価

(3) 式により, 学習者間の相互作用を表現した. ここで, (3) 式は, 第 i 番目の学習者における第 m 番目の特徴量 $x_{m,i}(t)$ と, 第 k 番目の学習者における第 n 番目の特徴量 $x_{n,k}(t-\ell)$ の関係を表している. また, 荷重係数値 $\{\alpha_{m,i,j}\}$ および $\{w_{m,j,k,\ell}\}$ は, 上述の関係を表現するために重要な役割を果たしている. 本報告では, 特徴量 $x_{m,i}(t)$ に特徴量 $x_{n,k}(t-\ell)$ が及ぼす影響を次で定義される微係数によって評価する.

$$\frac{\partial x_{m,k}(t)}{\partial x_{m,i}(t-\ell)} = x'_k(t) \sum_{j=1}^J \sum_{\ell=1}^L \alpha_{m,i,j} w_{m,j,k,\ell} h'_{m,j}(t-\ell), \quad (7)$$

ここで, 誤差関数 E が十分に小さい場合は, $x'_k(t) \approx 0$ とみなせることから, $x'_k(t)$ は考察の対象外とする.

以下では, (7) 式で定義された微係数 $\frac{\partial x_{m,k}(t)}{\partial x_{m,i}(t-\ell)}$ により, “教える/教わる” 学習者間の相互作用を評価する. ここでは, 2つの指標 $\Delta_{k,i}$ および Δ_m を導入する.

3.2.1 学習者間の相互作用

まず, (8) 式で定義される指標 $\Delta_{k,i}$ を導入する. ここで, 指標 $\Delta_{k,i}$ は, 図 4 に示した階層型ニューラルネットワークにおける入力層ユニットの入力値 $x_i(t)$ (i 番目の学習者の動作に対する特徴量) に対する出力層ユニットの出力値 $x_k(t)$ (k 番目の学習者の動作に対する特徴量) の変化率を表している.

$$\Delta_{k,i} = \frac{1}{TJLM} \sum_{m=1}^M \sum_{t=1}^T \sum_{j=1}^J \sum_{\ell=1}^L \left(\frac{\partial x_{m,k}(t)}{\partial x_{m,i}(t-\ell)} \right)^2, \quad (8)$$

3.2.2 モデリングにおける部位の影響

つぎに, (9) 式で定義される指標 Δ_m を導入する. ここで, 指標 Δ_m は, m 番目の部位に対する特徴量が, (3) 式で定義したモデルに対する影響を表している.

$$\Delta_m = \frac{1}{TJLP^2} \sum_{k=1}^P \sum_{i=1}^P \sum_{t=1}^T \sum_{j=1}^J \sum_{\ell=1}^L \left(\frac{\partial x_{m,k}(t)}{\partial x_{m,i}(t-\ell)} \right)^2, \quad (9)$$

4. 実験結果

下記の要領で実施したビデオ講義を対象とした.

- 内容: 「正弦定理」, 「余弦定理」の証明 (各 10 分間),
- 講義方法: 板書を基に説明,
- 講師: 大学教員.

また, 学習者は理工系学部学生 4 名である. なお, ホワイトボードの前に立つ学習者の動作は, MacBook Air (Apple Co. Ltd., 1280 × 720 [pixel], 30 [fps]) により録画し, 着席しているに学習者の動作は, Meeting Recorder (Kingjim Co. Ltd., 640 × 480 [pixel], 30 [fps]) により録画した.

さらに, 実験手順は以下の通りである.

1. 事前テスト [10 分間]: 「正弦定理」, 「余弦定理」.
2. ビデオ講義 [10 分間]: 事前テストに対する説明.
3. 協同学習 [10 分間]: ホワイトボードの利用.
4. 事後テスト [10 分間]: 事前テストの類似問題.

4.1 学習者の理解度の評価

表 1 に, 事前/事後テスト (Test), ノート内容 (Note) の評価結果を示す. ここでは, 1 (best), 2, 3, 4 (worst) の 4 段階により評価した (評価者: 2 名).

4.1.1 講義-1

学習者-A (「教える」ことに積極的) および学習者-B の事後テストの評価が高く, 学習者-C の事後テストの評価が低い. また, 学習者-B はノート内容の評価に関わらず, 事後テストの評価が改善されている. 一方, 学習者-D の事後テストの評価が改善されていない.

4.1.2 講義-2

概ね, 講義-1 と同様な評価が得られている. 学習者-A (「教える」ことに積極的) および学習者-B の事後テストの評価が高く, 学習者-C (「教える」ことに積極的) の事後テストの評価が低い. 学習者-B は, 事後テストの評価が大幅に改善されている. 一方, 学習者-D の事後テストの評価が改善されていない.

表 1: 学習者の事前/事後テストおよびノート内容の評価

Student	Lecture-1		Lecture-2	
	Test (Before/After)	Note	Test (Before/After)	Note
A	1.33/1.33	1.67	2.00/1.67	1.33
B	3.67/1.00	2.67	4.00/1.00	1.67
C	3.67/2.00	3.00	3.33/2.67	1.33
D	3.33/3.33	2.33	1.67/4.00	2.33
Ave.	3.00/1.92	2.42	2.75/2.34	1.67

4.2 学習者の動作に対する特徴量

図5 (a) に、講義-1における学習者(ホワイトボードの前に立つ)の動作および部位の座標値 $p_i^{Table}(t)$ に対する特徴量 $x_m(t)$ を示す. 一方, 図5 (b) に、講義-1における学習者-B(テーブルの周りに着席する)の動作および部位の座標値に対する特徴量を示す. 本図より, 部位の座標値 ($x_{Eye}^{L/R}(t)$ など) に対する特徴量が, 学習者の各動作の変動に対応していることが示されている.

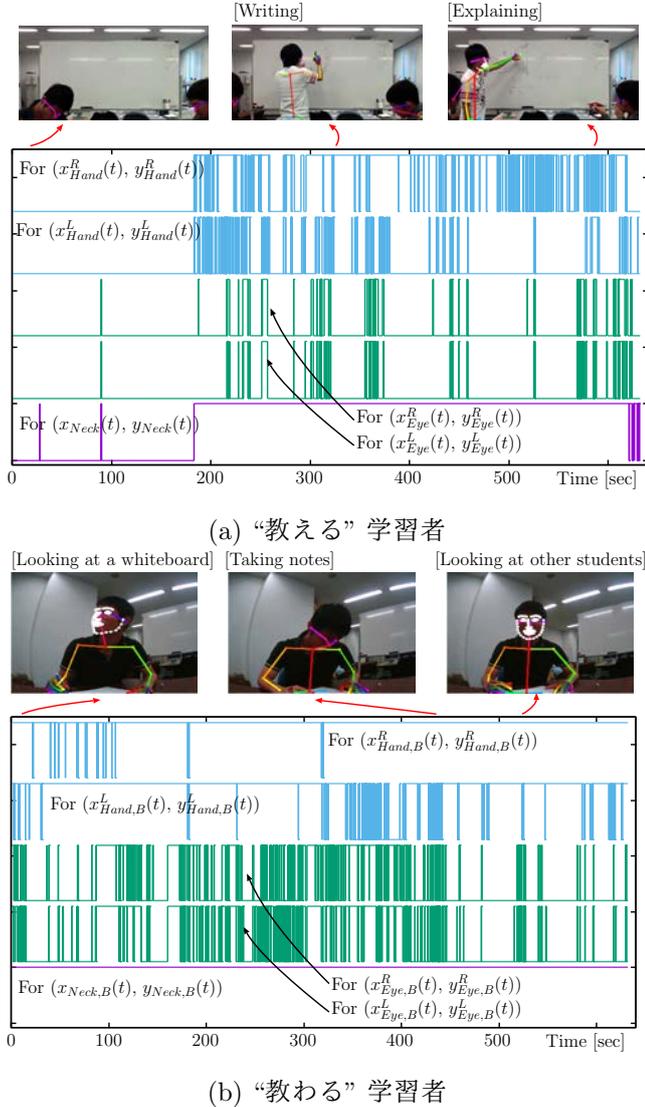


図5: “教える/教わる” 学習者の動作と特徴量 (講義-1)

図5 (a) において, 学習者-A がホワイトボードの前に移動していることがわかる (180 [sec]). 座標値に関して, $x_{Eye}^{L/R}(t) = 0, x_{Hand}^{L/R}(t) \neq 0$ が成立する場合, “教える” 学習者がホワイトボードに説明内容を書き込んでいるものと判別できる. また, 座標値に関して, $x_{Eye}^{L/R}(t) = 0, x_{Hand}^{L/R}(t) \neq 0$ が成立する場合, “教える” 学習者が “教わる” 学習者に説明していると判別できる.

同様に, 図5 (b) において, 学習者-B (“教わる” 学習者) の動作が変化していることがわかる. 座標値に

関して, $x_{Neck,B}(t) \neq 0$ が成立する場合, 学習者-B がテーブルの周りに着席していると判別できる. また, $x_{Eye,B}^{L/R}(t) \neq 0$ が成立する場合, 学習者-B が他の学習者を見ており, $x_{Eye,B}^{L/R}(t) = 0, x_{Hand,B}^{L/R}(t) \neq 0$ が成立する場合, 学習者-B がノートを取っていると判別できる.

4.3 学習者の非言語動作に対するモデリング結果

時系列モデル ((3) 式) により学者間の相互作用のモデリングを行なった. また, (3) 式を, 図4に示した階層型ニューラルネットワークに表現した. なお, ここで利用した階層型ニューラルネットワークの構造は以下の通りである. (i) 学習者数: $P = 4$, (ii) モデリング区間の長さ: $L = 10$ [sec], (iii) 対象とした体の部位数: $M = 5$ (首, 左右の目, 左右の手), (iv) 入力層ユニット数, 中間層ユニット数, 出力層ユニット数: $L \times M \times (P + 1)$, $J = 10$ and $M \times (P + 1)$.

4.3.1 学習者間の相互作用を評価するための指標

表2に, 学習者間の相互作用を評価するための指標である $\Delta_{k,i}$ を示す. ここで, “0” はホワイトボードの前に立つ学習者を, “A”, “B”, “C”, “D” はテーブルの周りに着席する学習者を表す. 講義-1において, 学習者-0の動作が学習者-Bの動作の影響を受けている ($\Delta_{k,i} = 3.590$) ことが示されている. さらに, 学習者-Dは自身の影響を受けていることが示されている. 一方, 講義-2では, 全ての学習者が, 学習者-Bおよび学習者-Dの影響を, 強く受けていることが示されている.

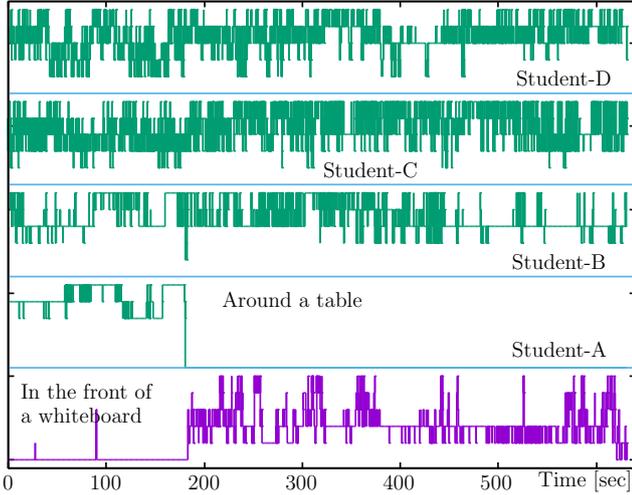
表2: $\Delta_{k,i}$: i 番目の学習者と k 番目の学習者間の相互作用

(a) Lecture-1					
k/i	0	A	B	C	D
0	2.017	2.076	3.590	1.451	2.883
A	2.349	1.841	1.916	1.513	1.331
B	0.000	1.125	0.801	3.944	0.104
C	0.000	3.943	8.144	13.850	0.560
D	0.000	3.427	4.256	7.664	84.053

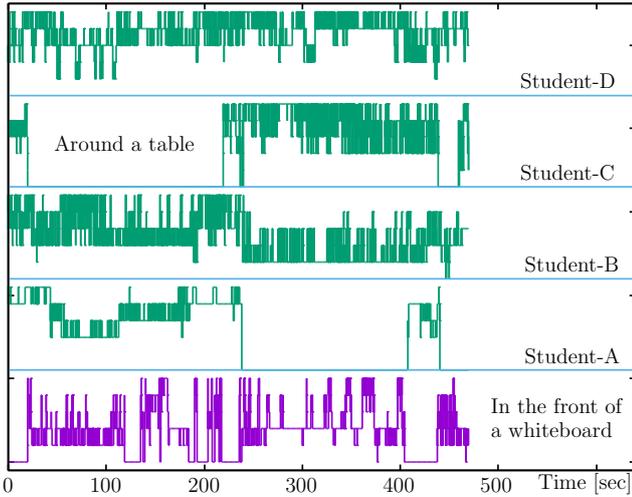
(b) Lecture-2					
k/i	0	A	B	C	D
0	2.629	1.128	2.240	3.908	3.763
A	2.888	0.012	0.010	4.445	1.412
B	0.000	1.181	3.209	1.023	2.830
C	1.400	2.493	3.528	0.675	2.260
D	0.000	2.381	7.937	4.009	3.332

4.3.2 特徴量の総和

図 6 に、3.1 節で定義した特徴量 $x_m(t)$ の総和 $\sum_m x_{m,i}(t)$ を示す。ここで、 m は部位の番号を、 i は学習者の番号を表す。また、特徴量の総和が大きい場合、「第 i 番目の学習者の多くの部位が検出されている」ことや「第 i 番目の学習者が他の学習者を見ている」ことが示されている。



(a) Lecture-1



(b) Lecture-2

図 6: $\sum_m x_{m,i}(t)$: テーブルの周囲に座っている学習者およびホワイトボードの前に立っている学習者の動作に対する特徴量の総和

図 6 (a) において、180 [sec] に、学習者-A がホワイトボードの前に立ったことから、特徴量の総和が変動していることが示されている。さらに、学習者-C および学習者-D の特徴量の総和が、学習者-A および学習者-B と比較して、増加している。一方、表 2 (a) において、学習者-C および学習者-D に対する指標 $\Delta_{k,i}$ が大きな値 (13.850, 84.053) を呈している。したがって、特徴量

の総和 $\sum_m x_{m,i}(t)$ と指標 $\Delta_{k,i}$ の間に関連があることが示されている。

同様に、図 6 (b) において、(i) [240-405] および [450-470] の区間において、学習者-A が“教える”学習者となり、(ii) [20-238] および [430-450] の区間において、学習者-C が“教える”学習者となっていることが示されている。また、240 [sec] において、学習者-B の特徴量の総和が変動しており、他の学習者 (C および D) と異なった影響を受けていることが示されている。

4.3.3 モデリングにおける部位の影響

表 3 に、(3) 式で定義したモデルにおける部位の影響を評価する指標 Δ_m を示す。手 (“R-Hand” および “L-Hand”) の影響が強いことが示されているものの、有意な差異は見られない。

表 3: Δ_m : モデリングにおける部位の影響

(a) Lecture-1					
m	Neck	L-Eye	R-Eye	L-Hand	R-Hand
	0.114	5.810	5.452	5.052	6.062
(b) Lecture-2					
m	Neck	L-Eye	R-Eye	L-Hand	R-Hand
	0.570	1.906	1.636	2.430	2.323

5. むすび

本報告では、ホワイトボードとテーブルを利用した協同学習環境を対象として、学習者の動作をモデリングするための手法を提案した。まず、OpenPose⁽⁸⁾ により学習者の骨格や部位の座標を検出し、検出された部位の座標値に基づいた特徴量を採用した。つぎに、特徴量間の関係 (学習者間の相互作用) に対するモデリング手法を提案した。さらに、モデルにおける入出力関係に基づいて学習者間の関係を評価するための指標 $\Delta_{k,i}$ および Δ_m を導入した。最後に、ある事例に対する分析結果より、指標 $\Delta_{k,i}$ が学習者の動作のモデリングに際して、強い影響を与えることを示した。

今後の課題として、(i) 視線移動の検出と利用、(ii) 学習者の説明内容の利用、(iii) 第三者による協同学習の過程の評価などが挙げられる。

謝辞

本研究は、JSPS 科研費 19K12261, 19K03095 の助成を受けたものです。

参考文献

- (1) ジョンソン, D. W. 他 (著), 石田裕久 他 (翻訳): “学習の輪”, 二瓶社 (2010)
- (2) 杉江修治: “協同学習入門 ー基本の理解と 51 の工夫”, ナカニシヤ出版 (2011)
- (3) Martinez-Maldonado, R., Yacef, K., Kay, J.: “TSCL: A Conceptual Model to Inform Understanding of Collaborative Learning Processes at Interactive Tabletops”, *International Journal of Human-Computer Studies*, **83**, 62-82 (2015)
- (4) Otsuka, K., Araki, S., Ishizuka, K., Fujimoto, M., Heinrich, M., Yamato, J.: “A Realtime multimodal system for analyzing group meetings by combining face pose tracking and speaker diarization”, *Proceedings of International Conference on Multimodal Interfaces*. 257-264 (2008)
- (5) 新西誠人, 糟谷勇児, 稲本浩久: “わいわいメーター : 場の活性度計測による会議の評価システムの試作”, *電子情報通信学会技術研究報告*, Vol. 114, No. 273, pp. 19-24 (2014)
- (6) 渡邊栄治, 尾関孝史, 小濱 剛: “ブレインストーミングにおける参加者の動作の分析”, *映像情報メディア学会技術研究報告*, AIT2015-100, pp. 9-12, 2015.
- (7) 渡邊 栄治, 尾関 孝史, 小濱 剛: “ビデオ講義を対象とした学習者のノートティング動作の分析 (第 2 報)”, *電子情報通信学会技術研究報告*, Vol. 117, No. 29, pp. 37-42 (2017)
- (8) Cao, Z., Simon, S., Wei, S., Sheikh, Y.: “Realtime Multi-Person 2D Pose Estimation using Part Affinity Fields”, <https://arxiv.org/abs/1611.08050> (Last accessed 12 Dec 2018)
- (9) Rumelhart, D. E., McClelland, J. L., and the PDP Research Group: “Parallel Distributed Processing”, MIT Press (1986)
- (10) Ishikawa, M.: “Structural learning with forgetting”, *Neural Networks* **9**(3), pp. 509-521 (1996)
- (11) Watanabe, E., Ozeki, T., Kohama, T.: “Analysis of non-verbal behaviors by students in cooperative learning”, *Proceedings of 8th International Conference on Collaboration Technologies*, 9 pages (2016)