

# ティーチングアシスタントの学習支援行動を 推定および可視化するシステムの開発

今村 瑠一郎<sup>1,a)</sup> 照井 佑季<sup>1</sup> 上野 真<sup>1</sup> 江木 啓訓<sup>1,b)</sup>

**概要:** これまでにラーニングアナリティクスに関する研究は多くがなされ、すでに実用段階にまで進んでいる。その一部に、教授者の行動に着目し教授者側で生じるデータから指導の改善につなげることを目的とした、ティーチングアナリティクスの研究が勃興している。しかし現在のティーチングアナリティクスに関する研究は、教授者行動の分析が中心であり、実践段階に行きついていない現状がある。本稿では、ティーチングアシスタント (TA) の学習支援行動をリアルタイムに可視化するシステムを開発した。授業における実践の結果から、ティーチングアナリティクスの考えに沿った本システムを用いることで、TA が自身の学習支援状況を把握し、指導に関する意思決定の一助になったことが確認できた。

## 1. はじめに

教育空間にて生じる多様なデータを分析し、有用な情報を還元することでよりよい教育を目指すラーニングアナリティクス (LA) の研究は、これまでに多くの研究が行われ、すでに実用段階にある [1]。LA の中でも、教授者の行動に着目したティーチングアナリティクスという研究分野がある。ティーチングアナリティクスは、教授者による指導行動をデータ化し分析することで、指導の改善や新たな授業設計の構築、新任の教授者のトレーニングなどを可能とすることを目的としている。LMSなどを介して学生の学習データが集計可能である LA とは異なり、実空間において指導行動をデータ化しなければならないティーチングアナリティクスの研究は、これまで多くがなされてこなかった [2]。しかし、センサーやウェアラブルデバイスの廉価化により、実空間での計測が現実的になったことで、ティーチングアナリティクスの研究はこの数年に発展を遂げている。現在は教授者の行動を分析する研究がなされているものの、得られた成果を実践にて還元する段階にはない現状がある [3]。

高等教育ではティーチングアシスタント (TA) の制度が広く導入され、特に学生中心の学習形式である講義においては不可欠な存在になっている [4]。学習の補助だけでなく、TA が学生の定着にもよい効果をもたらしているということが報告されている [5]。一方で、TA は教授者として

は経験が浅く、多くの TA は教えるための訓練を受けることができず [6]、講義にて自身の役割を果たすのに困難に直面することがある [7]。さらに、学生に対して学習支援を行う際には、アシスタンスジレンマに気を払う必要がある。学生に過度な学習支援を行うと、自ら考える機会が失われ、学習効果が低下するおそれがある。学習支援が不足していても、意欲の低下により学習効果の低下が起きうる。このジレンマをアシスタンスジレンマと言う [8]。学習支援を提供すべき度合いは学生ごとに異なるため、TA はその度合いを見極めるのと同時に、自分が行った学習支援の度合いを把握しておく必要がある。しかし、教授者としての経験が浅い TA が、自身の学習支援状況を把握することは難しい。教授者としての経験が浅い TA を訓練するために、授業中の指導データを基に TA が振り返りを行い、次の指導案を検討する取り組みが行われている [6]。この研究のように、ティーチングアナリティクスの文脈において TA を支援することで、TA による学習支援の効力向上を大きく期待することができる。

本研究では、ティーチングアナリティクスの文脈において TA を支援することを実現するために、TA の学習支援行動を推定し、定量的に評価可能なデータ化することを目指す。また、TA の学習支援行動を可視化し TA にフィードバックすることで、TA が授業時間中に自身の学習支援状況を把握することを目的としたシステムを開発する。本システムを実際の授業に導入し、TA が自身の学習支援状況を把握することが可能かを検証した。

<sup>1</sup> 電気通信大学

<sup>a)</sup> i1930014@edu.cc.uec.ac.jp

<sup>b)</sup> hiro.egi@uec.ac.jp

## 2. 関連研究

近年、教授者の行動を分析し、教授者側に情報を提供することでより良い指導を目指す、Teaching Analytics の研究が勃興している。本章では、教授者の行動から学習者への指導の様子を分析した研究を挙げる。

Prieto らは、ウェアラブルセンサを用いて教授者の姿勢や音声を解析し、授業時間の指導行動を示すオーケストレーショングラフを作成した [9]。教授者の行動を自動でラベリングする手法は現在確立されておらず、この研究では、収集したデータから指導行動を自動で識別することを目的とした。教授者の指導行動は、課題配布、全体説明、質疑応答、モニタリング、個別指導に分けられる。実験を行った講義では、一斉講義とグループワークの形態が混在しており、各時間経過点においてどちらの形態であるかも識別している。実験の結果、講義の形態は 90% の精度で識別したものの、指導行動の識別精度は 67% に留まった。行動識別の精度向上と一般化のために、より大きなマルチモーダルデータセットの必要性が示されている。

Roberto は、講義時間中に教授者が教室空間をどのように活用しているかという Spatial Pedagogy に基づいて、教授者の位置履歴を可視化する手法を提案した [10]。実験は学生がグループに分かれている講義で行われ、教授者が講義後に自身の位置履歴を確認した。その際、位置履歴から各グループに接した時間割合が確認できたが、教授者は自身の感覚とシステムにより得られた結果との間にギャップを感じていた。このことから教授者の位置履歴を用いることで、指導方針の転換に役立つ可能性が示された。さらに、教授者の位置情報から、学生と教授者のインタラクションの状態を推定する研究が新たに行われている [11]。実践での活用は行われていないものの、位置情報を用いることで教授者の指導傾向を分類できること、複数の教授者が協同して指導に当たる様子を確認することができた。また、システムを実践的に用いることで、教授者の自身の指導に関する意思決定を支援することができると示唆している。教授者が取るべき行動には普遍的な正解がないため、ティーチングアナリティクスの成果を還元する際の介入は、アルゴリズム的に行うべきではないとされている。そのため教授者の行動を可視化したシステムの目的は、教授者の意思決定の一助に据え置かれている。

本研究では、TA の位置履歴および学習支援行動の可視化を授業中に行い、TA に対してリアルタイムのフィードバックを提供する。これにより、TA が自身の学習支援状況を把握できるか、その情報をどのように活用するかを調べる。

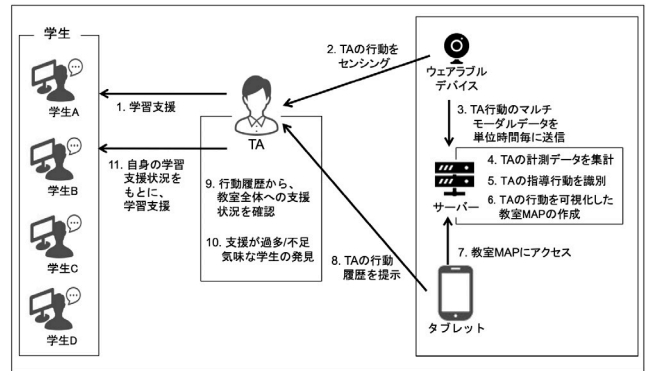


図 1 提案手法の概要

## 3. 提案手法

本研究では、TA の学習支援行動をデータ化すること、およびデータを可視化することで TA が自身の学習支援状況を把握できることを目的とする。提案手法の概要を図 1 に示す。

本研究で開発するシステムは、TA の姿勢データから TA が取っている学習支援行動を推定し、そのデータを TA にフィードバックする。TA の学習支援行動は、対応、モニタリング、巡回、待機の 4 種類に分類する。各学習支援行動の詳細を表 1 に示す。TA の位置履歴と、その地点での学習支援行動を図 2 に示す教室マップ上に可視化する。TA の位置を点、学習支援行動を点の色で表す。

TA は図 3 に示すウェアラブルデバイスを装着し、教室

表 1 TA の学習支援行動

学習支援行動	行動の内容
対応	学生からの質問が出た場合などに、特定の学生に指導を行なっている状況
モニタリング	特定の学生に対して指導は行っていないが、その学生の状況を注視している状況
巡回	TA が支援を必要としている学生の発見のために机間巡視を行なっている状況
待機	TA が学生とは関わらず自席で作業をしている状況

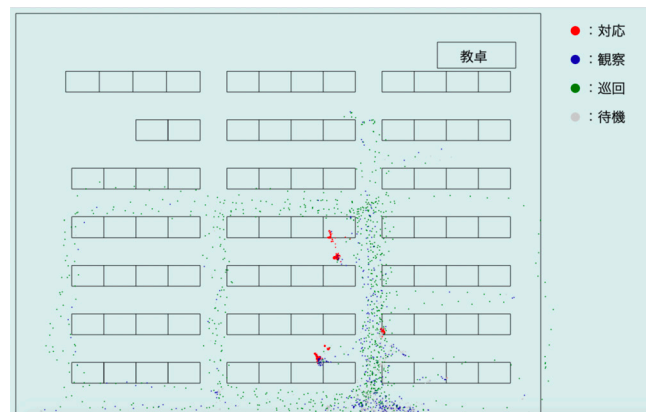


図 2 TA に提示する教室マップ

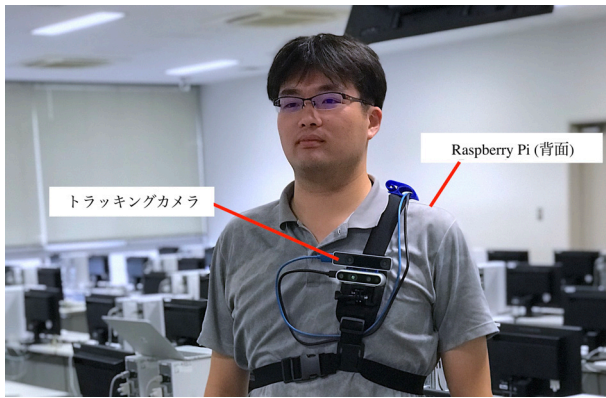


図 3 TA が装着するデバイス

マップを表示したタブレットを携帯する。ウェアラブルデバイスは姿勢データを単位時間ごとに送信し、教室マップはリアルタイムに更新される。これにより、TA は自身の学習支援行動をリアルタイムに確認することができる。

## 4. 学習支援行動推定モデルの構築

### 4.1 学習支援行動推定システムの概要

TA の姿勢データから、その時の TA の学習支援行動を推定するモデルを構築する。TA が装着するウェアラブルデバイスには、トラッキングカメラ (Intel RealSense T265) が含まれる。トラッキングカメラが計測するデータのうちシステムで収集したものは、計測起点に対する 3 軸相対位置、3 軸速度、3 軸加速度、ピッチ、ヨー、ロールの値である。なお、ヨーの値は計測を開始した瞬間を 0 とした相対値であり、ピッチとロールは実空間における絶対値である。これらの値を用い、ランダムフォレスト法によって TA の学習支援行動を 5 種類に分類した。3 章で言及した学習支援行動のうち、待機を直立時と着席時に分けた 5 種類である。TA が学生に対応する際、中腰やししゃがむ姿勢を取ることに着目し、上記の計測データから説明変数を選出した。説明変数には、垂直方向の位置、3 軸方向それぞれの速度、3 軸速度の合成値、ピッチ、ヨー、ロールの値を用いた。以降の節にて、学習用データの構築方法と、製作したモデルの推定精度の評価について述べる。

### 4.2 学習用データの構築

学習支援行動推定モデルの学習用データを構築するため、各学習支援行動を取っている時の姿勢データを収集する実験を実施した。新型コロナウイルス感染症の対策措置により十分な数の対面形式の授業が開講されなかったため、実験は模擬授業形式で行った。TA 役の被験者は、昨年までに対面形式の授業にて TA 経験がある大学院生 8 人である (筆者含む)。被験者には図 3 のウェアラブルデバイスを装着し、実際の授業時と同様に各学習支援行動を取るように依頼した。モニタリングおよび対応に関しては、学生役の実験監督者を用意し、学習支援行動を模倣した。実験で得られた

表 2 学習支援行動の推定精度

正解率	適合率	再現率	F 値
0.51	0.61	0.55	0.51

8 人分の計測データから、各学習支援行動に対して同数のサンプルを用意し、学習用データセットを構築した。

### 4.3 学習支援行動推定モデルの評価

構築した学習支援行動推定モデルの推定精度を評価するため、実際の授業にて計測したデータを用いて分析した。章にて述べる授業と同一内容を扱う授業にて、姿勢データの収集を行った。1 つのクラスの 2 人の TA がウェアラブルデバイスを装着し、90 分間データを収集した。授業の様子を撮影し、2 人の TA が取っていた学習支援行動を手動でラベル付けし、システムが推定した行動と比較した。5 値分類の推定精度の結果を、表 2 に示す。

5 値分類の結果を全体で見ると高い精度とは言えないものの、対応のみでの正解率は 0.87 であり、本システムでは対応のラベルが最も重要であるため、十分実践に導入可能と判断できる。分類結果を詳細に確認すると、モニタリングと待機 (直立) の分類が難しいことがわかった。これらの姿勢の違いが、やや下向きであるか否かほどしかないと考えられる。各説明変数の寄与度は、垂直方向の位置が 0.27、ヨーが 0.23、ピッチが 0.16 と、この 3 変数が著しく高い結果となった。垂直方向の位置、およびピッチに関しては、対応時に中腰もしくはしゃがむ姿勢になるという推測から、予想通りの結果である。ヨーに関しては事前に予想はしていなかったものの、対応する際に体が教室の前後方向に対して斜めになることがほとんどであるため、その様子が現れていると考えられる。

## 5. 授業における実践

システムによる学習支援行動の推定精度、および提案手法の有用性を評価するため、実際の対面授業において実験を行った。実験は理工系大学の 1 年生を対象とするプログラミング演習の授業にて実施した。この授業は 1 名の教員と 2 名の TA が担当する。同一の内容を扱う 7 つのクラスにシステムを導入し、12 名の TA を分析の対象とした。実験は各クラス同一の授業回である一週のみ行い、授業は学生の出席が任意である自己学習回であった。また、授業は新型コロナウイルス感染症対策のため、授業時間を前半と後半に分け、学生は入れ替え制で実施された。その際、前半と後半の授業は独立した授業とみなすため、システムのデータは前半終了時に一度リセットした。

授業中に TA は図 3 に示すウェアラブルデバイスを装着し、図 2 の教室マップを表示したタブレットを携帯した。実験にあたり TA には教室マップの見方のみを説明し、システムを見てどのように行動するべきという指示は一切行



表 3 各学習支援行動が確認された時間

	対応	モニタリング	巡回	待機 (直立)	待機 (着席)
TA1	1510	0	767	314	0
TA2	1001	0	432	512	315

わなかった。TA は自身の学習支援状況が提示された教室マップを参照しながら、自身の判断に基づいて TA 業務に臨んだ。

授業の様子をビデオカメラで撮影し、講義後に各 TA の学習支援行動を手動でラベル付けを行った。授業中にシステムが推定した学習支援行動ラベルと比較し、TA ごとの推定で精度を求めた。また、TA に対して質問紙によるアンケートと、半構造化インタビューを実施した。質問紙およびインタビューでは、TA が自身の学習支援状況を把握することができたか、把握した上で考えたことや行動に移したことがあったかを調べた。

## 6. 結果と考察

TA の学習支援行動をデータ化して扱うことができるか、ティーチングアナリティクスの文脈での支援が有効であったかを評価する。システムによる学習支援行動の推定精度と、システムを利用した TA へのインタビュー結果を以下に示す。

### 6.1 学習支援行動の推定精度

システムを導入したクラスのうち 1 つのクラスにおける、TA2 名分 (TA1, TA2) の学習支援行動推定結果を示す。システムは 1 秒おきに姿勢データを計測し、そのときの学習支援行動の推定を行う。手動での学習支援行動のラベル付けも 1 秒ごとに行い、1 秒ごとの学習支援行動の一致率を求めた。授業時間のうち、教員と打ち合わせをしている場合や、実験機器の調整などの学習支援行動とは認められない時間は分析の対象外とした。TA1 は 2591 秒、TA2 は 2260 秒分の時間を分析対象とした。分析対象の時間のうちの、各学習支援行動が占める時間は表 3 の通りである。分析の対象としたクラスでは、TA がモニタリングを行っている様子を確認できなかった。感染症対策のため、必要以上に学生に接近することは避けるように指示を受けていたためと考えられる。次に、各 TA の学習支援行動ごとの推定精度を示す。TA1 の推定精度は表 4、TA2 の推定精度は表 5 の通りである。学習支援行動の推定精度のマイクロ平均は、TA1 が 0.67、TA2 が 0.52 となった。本システムでは、単位秒あたりの学習支援行動を点群表示したため、多少の誤判定は教室マップの表示上大きな問題はない。しかし、対応していない学生の箇所に、システムでは対応したように表示してしまうと、TA が各学生に対する学習支援状況を把握することが困難になってしまう。

表 4 TA1 の学習支援行動推定精度

	対応	モニタリング	巡回	待機 (直立)	待機 (着席)
正解率	0.81	0.99	0.92	0.88	0.75
適合率	0.74	0.00	0.91	0.60	0.00
再現率	0.92	N/A	0.81	0.01	N/A
F 値	0.82	N/A	0.85	0.02	N/A

表 5 TA2 の学習支援行動推定精度

	対応	モニタリング	巡回	待機 (直立)	待機 (着席)
正解率	0.76	0.75	0.89	0.79	0.85
適合率	0.67	0.00	0.80	0.74	0.47
再現率	0.76	N/A	0.56	0.13	0.61
F 値	0.71	N/A	0.66	0.21	0.53

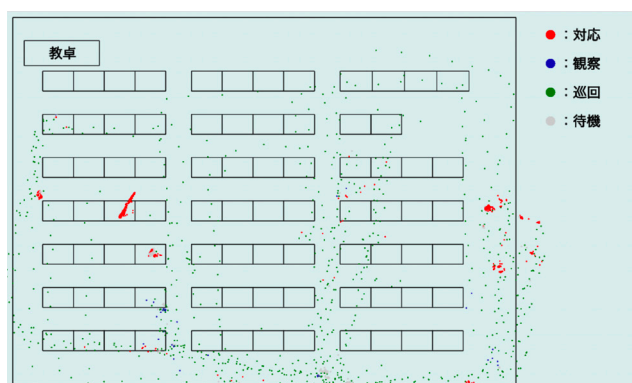


図 4 TA1 の教室マップ

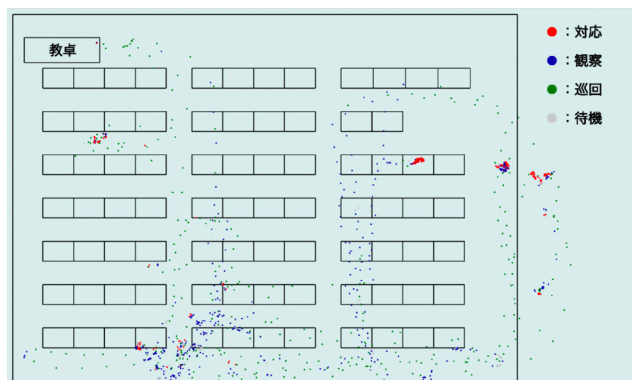


図 5 TA2 の教室マップ

そのため、対応の適合率が高い値になる必要があり、今回の結果からはシステム改善の必要性がうかがえる。TA1 と TA2 が授業中に確認した教室マップの、授業時間終了時の様子を図 4 と図 5 に示す。TA1 の教室マップでは左前方と右後方、TA2 の教室マップでは左前方と左後方の赤色の点群が、対応していないにも関わらずシステムでは対応と判定してしまった結果である。またどちらの教室マップにおいても位置のずれが確認できる。このような誤表示は現在の表示では大きな問題はないものの、深度カメラの併用などによってシステム精度の向上を図る必要がある。一方で、TA の姿勢データのみから、教室全体での学習支援状

況を認知できる程度にはなっているため、TA の学習支援行動をデータとして扱う実現可能性は示されたと言える。

## 6.2 可視化システムの有用性に関するインタビュー

TA が自身の学習支援状況を把握することができたかを調べたアンケートの結果を表 6 に示す。アンケートは質問紙で行い、5 件法でたずねた (1:そう思わない, 2:あまりそう思わない, 3:どちらとも言えない, 4:ややそう思う, 5:そう思う)。アンケートの結果、TA 自身の学習支援状況と、どの学生に対応したかはどの TA も把握できているということが確認できた。本システムは TA の位置情報を提示するため、対応した学生の位置を直接提示するものではない。しかしながら TA はシステム上の情報だけでなく、システムから記憶を想起することで、どの学生に対応したかを把握しているということがわかった。各学生ごとの対応時間を把握できたかの質問については TA によって意見が分かれた。点の多さで対応時間がわかるという意見があったものの、対応時間を直感的にわかりやすくするためには、ヒートマップで提示するなど改善が必要であると考えられる。

インタビューでは、TA が普段どのような方針で学習支援を行なっているか、またシステムを用いて考えたことや行動に移したことがあったを尋ねた。今回の実験ではシステムを利用する際にどのように振る舞うべきかは指示していない。本システムを導入することで TA の学習支援行動に直接的に介入することは意図しておらず、TA の意思決定にどのような影響を及ぼすかを調べることを目的とした。その結果、TA はシステムをヒントにししながら、自分の学習支援方針に基づいた学習支援行動をとる傾向があることがわかった。アシスタンスジレンマに考慮した学習支援を行うためには、学習支援が不足している学生に学習支援を提供する、もしくはすでに十分な学習支援を受けている学生に対しては学習支援を保留する必要があると考えられる。しかし、分析対象の TA の多くは、自発的に質問をしない学生に対して TA 側から学習支援を行うことに否定的であった。その理由として、TA が声をかけることによって学生の思考を阻害してしまう可能性があることや、学生が学習支援を必要としているのか判断がつかないことが挙げられた。そのため、TA は自身の学習支援状況を把握しても、まだ支援を行っていない学生に対して声をかけるような行動は取っていなかった。一方で、教室マップを確

認をしながら教室中を満遍なく巡回するように心掛けていた TA が存在することも確認できた。これは、TA が学生の近くに行くことで、学生が TA に質問しやすい状況を作り出すことを意図している。このことから、まだ学習支援を行っていない学生に対しても、システムを用いることで新たな学習支援の機会を創出する可能性が示された。また、教室マップを確認し、一度対応した学生の様子を後に再度見に行く TA もいた。これはアシスタンスジレンマの面から考えると過度な学習支援と捉えられるが、一度学生に自学を促し再度状況を確認する場合もあり、一概に過度であるとも言えない。この行動も本手法を活用した学習支援行動であると言える。このような行動を取った TA からは、教室マップ上の情報として、各点の行動からどれだけ時間が経過したかがわかる指標を追加して欲しいという意見も得られた。以上のように、本システムを用いることでこちらが意図した行動変容は起きずとも、TA それぞれの意思決定の一助になっていることが確認できた。これは、Roberto らの研究 [11] で述べたティーチングアナリティクスの文脈における支援の目標に対し、実現可能性を示した結果であると言える。今後は、システムの精度向上や、直感的に分かりやすい UI への改良、経過時間などの指標を追加することにより、TA による意思決定の幅を拡充する手法を検討する。また、TA の学習支援方針に基づいて学習支援行動を分類することで、教授方法のモデル化にもつながると期待される。

## 7. おわりに

本研究では、ティーチングアナリティクスの文脈における TA 支援を目標として、TA の学習支援行動を推定し可視化するシステムの開発および実践を行った。開発したシステムを実際の講義に導入した実験では、TA の学習支援行動をデータ化することの実現可能性が示された。また、学習支援行動を可視化することで、TA は自身の学習支援状況を把握することができ、TA による学習支援の意思決定を支援することが確認できた。今後はシステムの精度向上および情報の拡充により、TA がシステムをより多様に活用できる手法を検討する。

**謝辞** 本研究の一部は、JSPS 科研費 JP19H01710 の助成を受けたものである。

## 参考文献

- [1] 緒方広明, 藤村直美: 大学教育におけるラーニングアナリティクスのための情報基盤システムの構築, 情報処理学会論文誌教育とコンピュータ (TCE), Vol. 3, No. 2, pp. 1-7 (2017).
- [2] Prieto, L., Sharma, K., Kidzinski, Rodrguez-Triana, M. and Dillenbourg, P.: Multimodal teaching analytics: Automated extraction of orchestration graphs from wearable sensor data, *Journal of Computer Assisted Learning*, Vol. 34, No. 2, pp. 193-203 (online), DOI:

表 6 学習支援状況の把握に関するアンケート結果 (N=12)

質問項目	AVE	S.D.
自分が行った学習支援状況を把握することができた	4.00	0.58
自分がどの学生に対応したかを把握することができた	4.50	0.50
自分が対応した学生ごとの対応時間を把握することができた	3.83	1.28

- 10.1111/jcal.12232 (2018).
- [3] Hoyos, A. A. C. and Velásquez, J. D.: Teaching Analytics: Current Challenges and Future Development, Vol. 15, No. 1, pp. 1–9 (online), DOI: 10.1109/RITA.2020.2979245 (2020).
  - [4] Rodgers, K. J., Marbouti, F., Shafaat, A., Jung, H. and Diefes-Dux, H. A.: Influence of teaching assistants' motivation on student learning, *2014 IEEE Frontiers in Education Conference (FIE) Proceedings*, pp. 1–8 (online), DOI: 10.1109/FIE.2014.7044004 (2014).
  - [5] O'neal, C., Wright, M., Cook, C., Perorazio, T. and Purkiss, J.: The impact of teaching assistants on student retention in the sciences: Lessons for TA training, *Journal of College Science Teaching*, Vol. 36, No. 5, p. 24 (2007).
  - [6] Gerritsen, D., Zimmerman, J. and Ogan, A.: Towards a Framework for Smart Classrooms that Teach Instructors to Teach, *International Conference of the Learning Sciences*, International Society of the Learning Sciences, Inc. [ISLS], pp. 1779–1782 (2018).
  - [7] Luo, J., Bellows, L. and Grady, M.: Classroom Management Issues for Teaching Assistants, *Research in Higher Education*, Vol. 41, pp. 353–383 (2000).
  - [8] Miwa, K., Hitoshi, T. and Nakaike, R.: Tradeoff between Problem-solving and Learning Goals: Two Experiments for Demonstrating Assistance Dilemma, *Proceedings of the Annual Meeting of the Cognitive Science Society*, Vol. 34, pp. 2008–2013 (2012).
  - [9] Prieto, L. P., Sharma, K., Dillenbourg, P. and Jesús, M.: Teaching Analytics: Towards Automatic Extraction of Orchestration Graphs Using Wearable Sensors, *Proceedings of the Sixth International Conference on Learning Analytics & Knowledge*, Association for Computing Machinery, pp. 148–157 (online), DOI: 10.1145/2883851.2883927 (2016).
  - [10] Martinez-Maldonado, R.: "I Spent More Time with That Team": Making Spatial Pedagogy Visible Using Positioning Sensors, *Proceedings of the 9th International Conference on Learning Analytics & Knowledge*, LAK19, New York, NY, USA, Association for Computing Machinery, pp. 21–25 (online), DOI: 10.1145/3303772.3303818 (2019).
  - [11] Martinez-Maldonado, R., Echeverria, V., Schulte, J., Shibani, A., Mangaroska, K. and Buckingham Shum, S.: Moodoo: Indoor Positioning Analytics for Characterising Classroom Teaching, *Artificial Intelligence in Education* (Bittencourt, I. I., Cukurova, M., Muldner, K., Luckin, R. and Millán, E., eds.), Cham, Springer International Publishing, pp. 360–373 (2020).