

令和 5 年 6 月 25 日現在

機関番号：16101

研究種目：基盤研究(C) (一般)

研究期間：2019～2022

課題番号：19K03003

研究課題名(和文) 高等教育における大規模履歴データを活用した適応的学習システムの研究

研究課題名(英文) Research on Adaptive Learning System Using Big Data of Learning Log in Higher Education

研究代表者

金西 計英 (KANENISHI, Kazuhide)

徳島大学・高等教育研究センター・教授

研究者番号：80204577

交付決定額(研究期間全体)：(直接経費) 3,300,000円

研究成果の概要(和文)：高等教育の初年次学生を対象にした学習の中には、知識の伝達を目的としたものが存在する。知識伝達を目的とした学習は、演習の繰り返しによる自学自習の形を採る。問題を演習形式で繰り返し解く反復練習は、eラーニングによるサービス提供が可能である。学習者の理解状態を診断しながら、学習過程を調整するeラーニングサービスを、適応的学習システムと呼ぶ。本研究では、学習者の診断機能がIRTの利用により、可能であることを確認した。また、Q-Matrixの利用により、問題間の構造を記述することが可能であることを確認した。問題の難易度情報と、問題間の構造情報を用いることで、理解状態を診断可能であることを確認した。

研究成果の学術的意義や社会的意義

本研究は、学習支援システムの研究の中で、適応的学習システムの開発を目指すものである。適応的学習システムは、学習過程において学習者の理解状態の診断を目指すものである。我々は、診断としてIRTとQ-Matrixの組み合わせを提案する。本研究では、それぞれの手法の有効性を検証した。また、AIを用いた学習システムについて、具体的な手法を示したという点で、社会的な意味があるものと考えられる。AIを用いた幾つかの商用のサービスが存在するものの、その機構について詳細が示されることはあまりない。具体的な機構を明示することには、適応的な学習システムの普及を目指す場合、意味を持つものと考えられる。

研究成果の概要(英文)：Some learning for first-year students in higher education is intended to transfer knowledge. Learning aimed at knowledge transfer takes the form of self-study through repetition of exercises. E-learning services are available for repetitive practice in which students repeatedly solve problems in the form of exercises. An e-learning service that adjusts the learning process while diagnosing the learner's state of understanding is called an adaptive learning system. In this study, we confirmed that the diagnostic function of the learner is possible through the use of IRT. We also confirmed that it is possible to describe the structure among questions by using Q-Matrix. We confirmed that it is possible to diagnose the state of comprehension by using the information on the difficulty level of the questions and the structure between questions.

研究分野：教育工学

キーワード：適応的学習 eラーニング IRT Q-Matrix

1. 研究開始当初の背景

2018 年ごろから、特定の産業や業種を対象に、デジタルテクノロジーによって新しい価値や仕組みを生み出すことを、X-Tech と呼ぶようになり、FinTech のような言葉が登場した。教育分野では、EdTech という言葉が生まれた。EdTech では、ICT 技術による教育の新たな価値創出が目指された。教育分野の新しい流れの一つとして個別最適が取り上げられる。全ての人の顔が異なるように人間には個性があり、学習の様子も人それぞれであることから、学習においても一人一人に適切な学習環境を提供しようとする考えが個別最適である。個別最適は、学習者一人に教員一人を配置するようなものであり、理想的な学習環境として語られることが多かったが、経済的コストを考えると現実的ではない。しかし、ICT 技術を活用することで、個別最適な学習の可能性が語られるようになった。

個別最適の基本的な原理は、大量の学習データの蓄積と、収集した学習データの分析により、個々の学習者の理解状態を診断するものである。学習者個別の理解状態を正確に把握できることを前提に、分かっていないところを、指導すればよいという発想である。学習者の診断のために、IRT (Item Response Theory) の活用が注目を浴びている。IRT によって、知識を正確に測ることが出来るからである。IRT は、TOIEC、IT パスポート、医学系大学間共用試験等で活用されている。アメリカにおいても同じような状況である。学習者の診断において、技術的な可能性は示されていると考えられる。しかしながら、IRT は、知識の総体を測定してくれるが、どこが分かっていないかを示してくれるわけではない。ある学習分野において、分野全体の 8 割を理解していると診断できたとしても、分かっていない 2 割がどこなのかを示してくれるわけではない。

これまで、IRT は試験として用いられたきた。IRT を学習に用いることができる、と我々は考えた。2010 年代以降、このようなアイデアにいたる研究が見られるようになってきた。

また、IRT を実際に学習者に診断に活用するためには、大量の問題と、問題の解答履歴が必要となる。IRT の理論的な側面からの研究は一定の成果を積み重ねているが、利活用における運用についての知見が十分に集まっているわけではない。IRT を活用する上で、大量の問題の収集と、解答履歴の収集への対応といった課題が存在する。

一方で、大規模データのクラスタリングに関する研究が進んだことで、多次元な要素の構造に対するクラスタリングが可能となりつつある。問題と問題の関係を、計算機において、算出させることが可能となる。大量のデータを人手で分析することは困難であり、自動的な分析が必須である。計算機において問題の分析をおこなわせることで、例えば、ある問題と別の問題を同時に間違える確率を求め、問題間の正解、不正解の共起関係といったことを計算させることができる。こうした分析から、学習者がある問題を間違えた際、次に、どのような問題を解けば良いかといった情報を手に入れることができると考える。

なお、本研究に取り組む前の準備状況について、簡単に述べる。我々は、IRT を実現するために必要となるアイテムバンク、問題群の開発を進めてきた。線形代数を対象に問題生成の研究を進めた。問題を生成するためのメタ問題を定義し、メタ問題から大量の問題生成を確認した。線形代数分野において、一定量の問題を生成可能となっている。作成した問題は、IRT のアイテムバンクと、演習用の問題群として用いることができる。現在、領域知識の構築、アイテムバンクと演習用問題群の構築を進めている段階である。

また、我々は、これまで知的学習システムの研究に取り組んだ実績がある。適応的な学習システムの基礎的な学術成果の調査をおこなった。また、機械学習の研究にも取り組んでいる。適応分野は異なるものの、機械学習の研究実績を積んでいる。今回は、機械学習を用いて学習履歴のクラスタリングをおこなう予定であるが、解答履歴から問題の構造化をおこなうことは可能だと考える。部分的な研究を統合するプロトタイプシステムの開発についても、システム設計の調査を進めている。

さらに、プロトタイプを公開、運用する必要があるが、我々はこれまでも eラーニングの運用に取り組んだ実績があり、実証的に実験を進める上で、準備は整っていると考える。

2. 研究の目的

本研究は、人工知能の手法を用い適応的な学習環境が実現できるかどうかを検証することを目的とする。本研究では、多くの高等教育機関の初年次教育に配置されている基礎的な分野の知識伝達を目的とする科目を対象としている。数学、物理、生物、化学、情報科学等の基礎部分である。高等教育において創造性の涵養等が重用な目的であることは自明であるが、一方で、基礎的な知識の伝達も重用である。知識伝達の基本的な学習方法は、反復練習である。教科書等を通読し、問題を繰り返し解く(演習する)ことで、知識の伝達(定着)を目指す。知識が着実に伝達されていけば、すべての問題を解くことができるようになる。結果的に、全て解けるようになれば、学習は終了となる。しかし、大量の問題を網羅的に解くのは、効率的ではない。ましてや、全ての問題を解くことは不可能である。そのため、問題演習を効率的におこなうことが必要である。習得済みの領域の知識に関する問題を沢山解いてもしかたがない、分かっていない、つまり

いているところを自覚し、未習得の領域の知識の演習をおこなう必要がある。そのためには、理解状態の診断が必要となる。

適応的な学習の実現には、システム側に理解状態の診断を実現する必要がある。診断機能の実現について、IRT の利用を検討している。IRT の有用性は、各種 CBT へ利用されていることから明らかである。一方、IRT だけでは、十分な診断をおこなうことができない。IRT は領域全体の理解状態を知ることができる。一方で、領域内の詳細な理解状態を判断することが十分ではない。IRT を補完するためには、学主対象の知識の構造を記述する必要がある。また、問題の構造の記述を、できるだけ人手に依らず自動的におこなえるようにしたい。本研究では、問題の構造の表現方法の開発、検討をおこなう。

本研究では、適応的な学習システムの開発を目指し、プロトタイプシステムの作成を予定している。この試作システムを用いて、問題プールの作成、解答履歴の収集をおこない、診断機能の有効性の検証をおこなう予定である。また、実際のデータを集めることで、どれくらいの履歴が必要なのか、少ない履歴からの効率的な処理方法、足らない情報の補完の課題を検討することも可能と考える。

3. 研究の方法

本研究は、適応的学習システムの構築を目指し、プロトタイプを開発するものである。あわせて、適応的な学習を構成する基本的な技術の検証をおこなう。

本研究は、研究代表の金西を中心に、システム開発や運用の研究者、演習問題の開発、運用の研究者、およびデータ分析の研究者らによって研究組織を編成する。研究分担者は、それぞれの研究上の役割に対して、十分な専門知識と経験を持つものである。

本研究は、当初、平成 31 年から令和 3 年に渡る 3 年間で予定していた。しかし、COVID-19 の世界的なパンデミックの影響による研究上の遅延が発生することになり、研究期間を 1 年間延長し、令和 4 年までの 4 年間とした。

研究の 1 年目は、まず、事前準備を踏まえ、演習問題の作成と、問題プールの作成に取り組んだ。主に、情報科学の分野を対象に演習問題を作成した。また、プロトタイプの作成に向けて、IRT に対し調査をおこなった。

2 年目、および 3 年目は、1 年目に続き問題および問題プールの作成をおこなった。プロトタイプシステムの準備を進め、作成した問題がプロトタイプシステムで利用できるようにした。また、問題の構造記述の方法について検討し、Tatsuoka らの開発した Q-Matrix に着目し、検討を進めた^[1]。

4 年目は、プロトタイプを用い解答履歴を収集し、この解答履歴を用いて、IRT および Q-Matrix についての検討をおこなった。また、問題、および問題プールの開発は、引き続きおこなった。

4. 研究成果

ここでは、本研究の成果について述べる。プロトタイプの状況と、診断機能の検証について述べる。診断機能は、問題プールの構造化することであり、IRT を用いて個々の問題に難易度を付与することと、Q-Matrix による問題間の関係性情報の付与によって実現する。そこで、本研究において、問題の作成と解答履歴の収集、難易度の付与と Q-Matrix による構造の記述の検証をおこなった。

2019 年より大学の初年次教育の物理、化学、生物、情報科学を対象に問題作成を始めた。情報科学では約 600 問の問題を作成した。2020 年より、クラウド型学習サービス TechFUL (<https://techful-programming.com>)を用いて試験的な学習環境を準備した。試験的な学習環境には、動画、資料、問題等のコンテンツを配置し、学習者が自学自習できるようにした。一般的な LMS の演習機能と同様に、問題演習ができるようにした。TechFUL の試験的な学習環境を利用してもらうことで、解答履歴を集めることができた。2020 年より、TechFUL を用いた試行を始めた。A 大学において、情報科学と生物で、上記の試験的な学習環境を利用してもらった。情報科学は、60 名程度の学生に利用してもらい、解答履歴を収集した。生物も同様に 100 名程度の学生に利用してもらった。2021 年、2022 年も引き続き、試験的な学習環境を用いて、演習問題の整備と学習履歴の収集をおこなった。

ここでは、2020 年に収集した、情報科学と生物の解答履歴を用いて、診断機能の検証をおこなった。具体的には、情報科学の解答履歴を用い検証をおこなった。

まず、難易度の取得について調べた。情報科学の解答履歴を対象に、2 パラメータのロジスティックモデル(1)を用い特性値尺度 () を求めた。

$$P_j(\theta_i) = \frac{1}{1 + \exp[-1.7a_j(\theta_i - b_j)]} \quad (1)$$

情報科学のコンテンツは、7 章 32 節に分かれている。各節毎に正答率の低かった問題 32 問を選び、この 32 問に対し を求めた。 を可視化するためにグラフで表現したところ、グラフ上 は典型的な S 字を描いている。項目特性曲線を示すことで の状態を確認できることから、図 1 に 32 問の項目特性曲線を示す。グラフから の様子を知ることができる。25 問中、18 問は標準的な S 字カーブを描いていることから、 の値が妥当であることが分かる。一方、7 問は、項目特性曲線が直線、あるいは逆 S 字となり、難易度を個別に利用することに適さないもの

と思われる。

今回の検証で、グラフの形から難易度、つまり問題が適切かどうかを判定できることが分かる。ただし、今回の検証に用いた解答履歴の解答者は 54 名と少なく、正確な難易度を知るには、より多くの学習者から、解答履歴を集める必要がある。

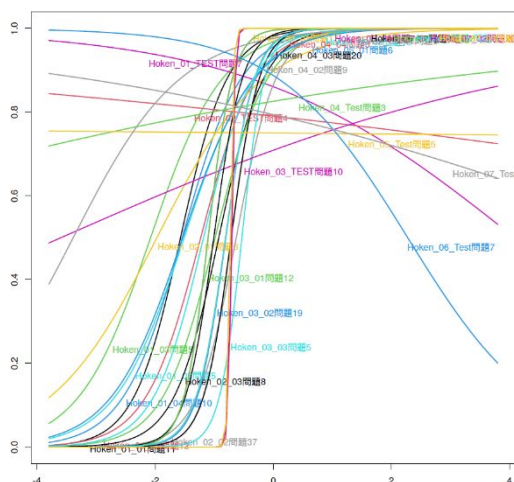


図 1 試行問題の項目特性曲線

次に、Q-Matrix の利用の検証をおこなった。Q-Matrix の検証は Q-Matrix を解答履歴から機械的に抽出することができるかどうかを調べて、Q-Matrix の抽出には NMF による行列分解をおこなった。Lee(1999)らによって開発された NMF (Non-negative Matrix Factorization) は、これまで、音声処理や、画像処理の分野で用いられた^[2]。NMF は、元になるデータを要素に分解する性能が高いことが知られている。Desmarais (2011) らは、解答履歴から Q-Matrix の分離に NMF は有効だとし、NMF の利用を提案している^[3]。今回得られた情報科学の解答履歴に対し、NMF による行列分解をおこない、Q-Matrix を取り出した。得られた Q-Matrix を表 1 に示す。

| | S1 | S2 | S3 | S4 | S5 | S6 | S7 |
|-----|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| I1 | 0.1969 | 0.0000 | 0.1422 | 0.3862 | 0.3208 | 0.3869 | 0.4619 |
| I2 | 0.0000 | 0.0000 | 0.2130 | 0.3919 | 0.3291 | 0.4114 | 0.4001 |
| I3 | 0.3146 | 0.1789 | 0.0000 | 0.4029 | 0.0000 | 0.2928 | 0.7249 |
| I4 | 0.2866 | 0.3597 | 0.1963 | 0.3891 | 0.0000 | 0.2567 | 0.1960 |
| I5 | 0.2498 | 0.3322 | 0.1515 | 0.4488 | 0.0000 | 0.0765 | 0.3794 |
| I6 | 0.7867 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0000 | 0.5622 | 0.6429 | 0.0000 |
| I7 | 0.4217 | 0.0000 | 0.4267 | 0.4199 | 0.0000 | 0.3566 | 0.0000 |
| I8 | 0.0000 | 0.0000 | 0.6482 | 0.3760 | 0.0000 | 0.3490 | 0.0000 |
| I9 | 0.0000 | 0.0000 | 0.5388 | 0.3735 | 0.0000 | 0.6140 | 0.0000 |
| I10 | 0.9417 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0000 | 0.8547 | 0.0000 |
| I11 | 0.0000 | 0.0000 | 0.4072 | 0.3669 | 0.4690 | 0.3532 | 0.0000 |
| I12 | 0.0000 | 0.6126 | 0.0000 | 0.4533 | 0.0000 | 0.3482 | 0.0000 |
| I13 | 0.0000 | 0.6199 | 0.0000 | 0.5713 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0000 |
| I14 | 0.3440 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0000 | 0.4052 | 0.9334 | 0.0000 |
| I15 | 0.0000 | 0.6852 | 0.2461 | 0.4653 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0000 |
| I16 | 0.0000 | 0.8063 | 0.0000 | 0.4919 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0000 |
| I17 | 0.0000 | 0.5613 | 0.2735 | 0.4826 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0000 |
| I18 | 0.0000 | 0.8652 | 0.0000 | 0.4762 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0000 |
| I19 | 0.5678 | 1.0930 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0002 | 0.0000 | 0.0000 |
| I20 | 0.0000 | 0.2554 | 0.1606 | 0.3127 | 0.0000 | 0.4028 | 0.6802 |
| I21 | 0.0000 | 0.5194 | 0.2061 | 0.3970 | 0.0000 | 0.0000 | 0.4871 |
| I22 | 0.0000 | 0.5077 | 0.2516 | 0.4402 | 0.0000 | 0.0000 | 0.4064 |
| I23 | 0.4273 | 0.4623 | 0.4879 | 0.0000 | 0.1941 | 0.0000 | 0.0000 |
| I24 | 0.4628 | 0.1604 | 0.1014 | 0.3424 | 0.1553 | 0.2598 | 0.5334 |
| I25 | 0.0000 | 0.0001 | 0.4173 | 0.4578 | 0.4176 | 0.0000 | 0.3780 |
| I26 | 0.0000 | 0.0000 | 0.5451 | 0.4965 | 0.4865 | 0.0000 | 0.0000 |
| I27 | 0.0000 | 0.0033 | 0.3833 | 0.4637 | 0.4915 | 0.0000 | 0.3816 |
| I28 | 0.9308 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0807 | 0.0000 | 1.0968 |
| I29 | 0.0000 | 0.0000 | 0.5235 | 0.4910 | 0.4730 | 0.0000 | 0.0000 |
| I30 | 0.0000 | 0.0000 | 0.4184 | 0.5041 | 0.6315 | 0.0000 | 0.0000 |
| I31 | 0.0000 | 0.0000 | 0.5196 | 0.4791 | 0.6001 | 0.0000 | 0.0000 |
| I32 | 0.6068 | 0.0000 | 0.4330 | 0.0000 | 0.6479 | 0.0000 | 0.1417 |

表 1 NMF の結果

今回の検証では、問題が 7 章構成であることから、S の値数を 7 と設定した。表 1 から、S1 から S7 に、各問題が均等に繰り返し分けられていることが分かる。例えば、S5 には問題の I32、I31、I30 を中心に I25、I26、I27、I28、I29 が集まっている。S5 は、著作権を中心に、情報モラルに関係する問題が集まっていると考えられる。NMF は問題間の関係性の表現が可能と考えられる。NMF も IRT と同様に、解答履歴が増えれば、精度が高まると考えられる。

< 引用文献 >

[1] Tatsuoka, K. K., Cognitive Assessment -An Introduction to the Rule Space Method-,

Routledge , 2009.

- [2] Lee, D.D., Seung, H.S., Learning the parts of objects by non-negative matrix factorization. *Nature*, 401, 6755, 788-791 , 1999.
- [3] Desmarais, M. C., Conditions for effectively deriving a Q-Matrix from data with Non-negative Matrix Factorization. *Proc. of 4th International Conference of Educational Data Mining*, 41-50 , 2011.

5. 主な発表論文等

〔雑誌論文〕 計3件（うち査読付論文 3件 / うち国際共著 0件 / うちオープンアクセス 0件）

| | |
|--------------------------------------------------|-------------------------|
| 1. 著者名 金西 計英、石田 基広、戸川 聡、高橋 暁子 | 4. 巻 45 |
| 2. 論文標題 初年次教育の理系基礎科目を対象にした適応的学習システムの検討 | 5. 発行年 2021年 |
| 3. 雑誌名 日本教育工学会論文誌 | 6. 最初と最後の頁 189 ~ 192 |
| 掲載論文のDOI (デジタルオブジェクト識別子) 10.15077/jjet.S45088 | 査読の有無 有 |
| オープンアクセス オープンアクセスではない、又はオープンアクセスが困難 | 国際共著 - |

| | |
|---------------------------------------------------|-------------------------|
| 1. 著者名 松浦 健二、金西 計英 | 4. 巻 37 |
| 2. 論文標題 遠隔×対面での授業実践におけるライブ授業実施および支援組織の活動に関する一例 | 5. 発行年 2020年 |
| 3. 雑誌名 教育システム情報学会誌 | 6. 最初と最後の頁 267 ~ 275 |
| 掲載論文のDOI (デジタルオブジェクト識別子) 10.14926/jsise.37.267 | 査読の有無 有 |
| オープンアクセス オープンアクセスではない、又はオープンアクセスが困難 | 国際共著 - |

| | |
|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-------------------------|
| 1. 著者名 Togawa Satoshi、Kondo Akiko、Kanenishi Kazuhide | 4. 巻 CCIS Vol.1226 |
| 2. 論文標題 Implementation of a Learning Assistance Framework for Prolonged Evacuation Life in an Era of Massive Natural Disasters | 5. 発行年 2020年 |
| 3. 雑誌名 Proceedings of 22nd International Conference on Human-Computer Interaction (HCI12020) | 6. 最初と最後の頁 480 ~ 485 |
| 掲載論文のDOI (デジタルオブジェクト識別子) 10.1007/978-3-030-50732-9_62 | 査読の有無 有 |
| オープンアクセス オープンアクセスではない、又はオープンアクセスが困難 | 国際共著 - |

〔学会発表〕 計17件（うち招待講演 0件 / うち国際学会 0件）

| |
|-----------------------------------|
| 1. 発表者名 金西 計英、石田 基広、戸川 聡 |
| 2. 発表標題 演習に基づく適応的学習システムの構成について |
| 3. 学会等名 日本教育工学会2023年春季全国大会 |
| 4. 発表年 2023年 |

| |
|-----------------------------------------|
| 1. 発表者名 金西 計英, 石田 基広, 戸川 聡 |
| 2. 発表標題 演習に基づく適応的学習システムにおける診断と誘導について |
| 3. 学会等名 大学ICT推進協議会2022年度年次大会 |
| 4. 発表年 2022年 |

| |
|---------------------------------------|
| 1. 発表者名 金西 計英, 石田 基広, 戸川 聡 |
| 2. 発表標題 適応的学習環境における誘導について |
| 3. 学会等名 教育システム情報学会第47回全国大会 (Web会議) |
| 4. 発表年 2022年 |

| |
|--------------------------------------|
| 1. 発表者名 金西 計英, 石田 基広, 戸川 聡 |
| 2. 発表標題 初年次教育を対象とした適応的学習環境の構築について |
| 3. 学会等名 教育システム情報学会第46回全国大会 |
| 4. 発表年 2021年 |

| |
|--------------------------------------|
| 1. 発表者名 金西 計英, 石田 基広, 戸川 聡 |
| 2. 発表標題 初年次基礎科目を対象にした適応的学習システムの構成 |
| 3. 学会等名 大学ICT推進協議会2021年度年次大会 |
| 4. 発表年 2021年 |

| |
|------------------------------------|
| 1. 発表者名 金西 計英, 石田 基広, 戸川 聡 |
| 2. 発表標題 演習に基づく適応的学習環境の診断と誘導について |
| 3. 学会等名 日本教育工学会2022年春季全国大会 |
| 4. 発表年 2022年 |

| |
|---------------------------------------|
| 1. 発表者名 金西 計英, 高橋 暁子, 戸川 聡 |
| 2. 発表標題 大学の初年次教育における適応的学修環境の構築について |
| 3. 学会等名 教育システム情報学会第45回全国大会 |
| 4. 発表年 2020年 |

| |
|---------------------------------------------|
| 1. 発表者名 金西 計英, 石田 基広, 高橋 暁子, 戸川 聡 |
| 2. 発表標題 初年次学習者を対象にした演習ベースのeラーニングシステムについて |
| 3. 学会等名 大学ICT推進協議会2020年度年次大会 |
| 4. 発表年 2020年 |

| |
|--------------------------------------|
| 1. 発表者名 金西 計英, 石田 基広, 高橋 暁子, 戸川 聡 |
| 2. 発表標題 高等教育に向けた演習に基づく適応的学習環境の構築 |
| 3. 学会等名 日本教育工学会2021年春季全国大会 |
| 4. 発表年 2021年 |

| |
|-----------------------------------|
| 1. 発表者名 吉富 賢太郎 |
| 2. 発表標題 大学数学における解説動画の新しい視点について |
| 3. 学会等名 第27 回大学教育研究フォーラム |
| 4. 発表年 2021年 |

| |
|--------------------------------------------|
| 1. 発表者名 吉富 賢太郎, 金西 計英 |
| 2. 発表標題 自動生成された多肢選択問題を基軸とした線形代数の反転授業の設計 |
| 3. 学会等名 教育システム情報学会第44回全国大会 |
| 4. 発表年 2019年 |

| |
|----------------------------------------|
| 1. 発表者名 金西 計英, 高橋 暁子, 戸川 聡 |
| 2. 発表標題 初年次教育を対象としたEdTech 環境の構築について |
| 3. 学会等名 教育システム情報学会第44回全国大会 |
| 4. 発表年 2019年 |

| |
|-------------------------------------|
| 1. 発表者名 金西 計英 |
| 2. 発表標題 成人メタ認知尺度を用いた反転授業の深い学びの検証 |
| 3. 学会等名 日本教育工学会 2019 年秋季全国大会 |
| 4. 発表年 2019年 |

| |
|---------------------------------------------|
| 1. 発表者名 金西 計英, 高橋 暁子, 戸川 聡 |
| 2. 発表標題 初年次学習者を対象にした演習ベースのeラーニングシステムについて |
| 3. 学会等名 大学ICT推進協議会2019年度年次大会 |
| 4. 発表年 2019年 |

| |
|------------------------------------|
| 1. 発表者名 金西 計英, 高橋 暁子, 戸川 聡 |
| 2. 発表標題 大学初年次教育を対象にした適応的学習基盤の構築 |
| 3. 学会等名 日本教育工学会 2020 年春季全国大会 |
| 4. 発表年 2020年 |

| |
|--------------------------------------------------------------------|
| 1. 発表者名 喜多 敏博, 長岡 千香子, 平岡 斉士 |
| 2. 発表標題 Chatbot形式での小テスト受験や学習者向け通知を実現するLINEトークを利用したMoodle用UI の開発 |
| 3. 学会等名 日本教育工学会 2020 年春季全国大会 |
| 4. 発表年 2020年 |

| |
|------------------------------|
| 1. 発表者名 吉富賢太郎 |
| 2. 発表標題 線形代数における反転授業の効果検証 |
| 3. 学会等名 第26回大学教育研究フォーラム |
| 4. 発表年 2020年 |

〔図書〕 計0件

〔産業財産権〕

〔その他〕

-

6. 研究組織

| | 氏名 (ローマ字氏名) (研究者番号) | 所属研究機関・部局・職 (機関番号) | 備考 |
|-------|---------------------------------------------|--------------------------------------|----|
| 研究分担者 | 吉富 賢太郎 (YOSHITOMI Kentaro) (10305609) | 大阪府立大学・高等教育推進機構・准教授 (24403) | |
| 研究分担者 | 喜多 敏博 (KITA Toshihiro) (20284739) | 熊本大学・教授システム学研究センター・教授 (17401) | |
| 研究分担者 | 戸川 聡 (TOGAWA Satoshi) (20399166) | 四国大学・情報処理教育センター・教授 (36101) | |
| 研究分担者 | 高橋 暁子 (TAKAHASHI Akiko) (20648969) | 千葉工業大学・情報科学部・教授 (32503) | |

7. 科研費を使用して開催した国際研究集会

〔国際研究集会〕 計0件

8. 本研究に関連して実施した国際共同研究の実施状況

| 共同研究相手国 | 相手方研究機関 |
|---------|---------|
|---------|---------|