

令和 6 年 6 月 11 日現在

機関番号：52501

研究種目：基盤研究(B)（一般）

研究期間：2019～2023

課題番号：19H01728

研究課題名（和文）教育データマイニングによる潜在的スキルダイナミクスの同定と学習効果の可視化

研究課題名（英文）Identification of latent skill dynamics and visualization of learning effect by educational data mining

研究代表者

大枝 真一（Oeda, Shinichi）

木更津工業高等専門学校・情報工学科・教授

研究者番号：80390417

交付決定額（研究期間全体）：（直接経費） 9,500,000円

研究成果の概要（和文）：ビジネスや医療の分野ではデータマイニングの研究が盛んである。しかし、教育の分野においては、膨大な試験結果とログデータの蓄積というビッグデータがあるにもかかわらず、機械学習を用いて潜在的スキル構造を抽出するデータマイニング手法は確立していない。そこで本研究では、試験結果と学習過程のログデータから知識を修得するために必要な潜在的スキル構造を自動抽出するデータマイニング技術の開発した。具体的にはプログラミング授業で取得したログデータとソースコードを解析し、授業に追従できていない学生の抽出を行う手法を提案した。また、学習者のモデル化で一般的に用いられるKnowledge Tracingの拡張を行った。

研究成果の学術的意義や社会的意義

近年、実用的なe-Learningシステムが教育現場で活用されている。e-Learningシステムは、学生の試験結果や学習過程のログデータを保存することが容易であるため、Educational Data Miningでは、これらの膨大な教育関連のデータから、いかにして意味のある情報を抜き出すかが研究の焦点となっている。我々は調査対象をプログラミング教育とした。プログラミング言語は修得が早い学習者、遅い学習者が顕著に現れる。なぜ、このような事象が生じるのか解明できれば、IT技術者の早期育成の一助となり、日本国内のIT人材不足を解消できると考えている。

研究成果の概要（英文）：In the fields of business and healthcare, research on data mining is thriving. However, in the field of education, despite the accumulation of big data, such as vast amounts of test results and log data, data mining methods that use machine learning to extract latent skill structures have not yet been established. Therefore, this study aims to develop data mining techniques that automatically extract the latent skill structures necessary for acquiring knowledge from test results and learning process log data. Specifically, we propose a method to analyze log data and source code obtained from programming classes to identify students who are not keeping up with the coursework. Additionally, we extend the commonly used Knowledge Tracing model to better fit our analysis.

研究分野：知能情報学

キーワード：教育データマイニング 潜在的スキル構造 プログラミング教育 Student Modeling Skill Modeling Q-matrix 学習効果の可視化 学習中のログデータ

科研費による研究は、研究者の自覚と責任において実施するものです。そのため、研究の実施や研究成果の公表等については、国の要請等に基づくものではなく、その研究成果に関する見解や責任は、研究者個人に帰属します。

1. 研究開始当初の背景

近年, 実用的な ITS(Intelligent Tutoring System)や, LMS(Learning Management System)が普及し, 実際の教育現場で e-Learning システムが活用されている. ITS や LMS によって, 学生の試験結果や学習過程のログデータを保存することが容易になった. EDM(Educational Data Mining)では, これらの膨大な教育関連のデータから, いかにして意味のある情報を抜き出すかが研究の焦点となっており, ビッグデータ研究の発展に伴って近年急速に注目されている. 教育機関では, 授業後に学生がスキルを修得したことを確認するために試験を行う. スキルが適切に含まれた試験問題が作成されたならば, スキルの修得状況が学生の得点として反映される. では, 逆に, ITS や LMS のデータベースに蓄積された膨大な試験結果データから潜在的スキル構造を抽出することはできないかと考えた.

2. 研究の目的

本研究は, 調査対象をプログラミング教育とし, ITS, LMS サーバに蓄積された膨大な試験結果と学習過程のログデータおよびソースコードから, 時間変化するスキルの形成過程を可視化し, 潜在的スキルダイナミクスを同定することを目的とする. プログラミング言語は修得が早い学習者, 遅い学習者が顕著に現れる. なぜ, このような事象が生じるのか解明できれば, IT 技術者の早期育成の一助となり, 日本国内の IT 人材不足を解消に貢献できると考えられる.

3. 研究の方法

先行研究[Desmarais, 2011]は, 試験結果データから NMF を用いて Q-matrix の抽出を行う研究であった. しかし, 研究代表者が詳細に追試を行った結果, 先行研究では試験結果の時系列性が考慮されておらず, ある単一時刻のみの試験結果データから Q-matrix を抽出しただけであることを確認した. そこで研究代表者は科研費(25750095)において, 時系列試験結果行列 R から Q-matrix のみならずスキル修得行列 S も同時に抽出する Online WNMF(図1)を提案し, 潜在的スキル構造を抽出した[大枝, 2013]. また, 図2に示すようにスキル修得中に生じる忘却の概念を組み込んだ手法を提案した[Oeda, 2016]. さらに, 科研費(16K01095)では, 試験結果だけでなくログデータも加味することで学習過程を考慮することが可能となり, より精度の高い潜在的スキル構造の抽出が可能となった. 一方, 新たな課題として大きく以下の2点に直面している. これらを本研究によって解決する.

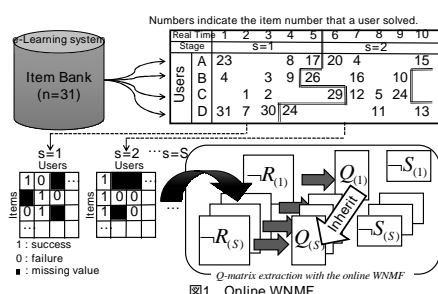


図1. Online WNMF

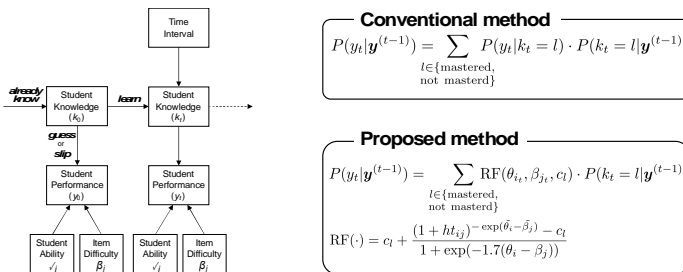


図2. Knowledge Tracing and IRT with Decay Effect

課題(1)

ネット上でソフトウェアを共有する GitHub には多くのソースコードが公開されているが, すでに習熟したスキルを持つプログラマーのソースコードばかりである. しかし, 学生であれば, 授業の度にその授業内容に沿ったスキルが修得されるはずである. つまり, 授業毎に課題提出されたソースコードには, スキル修得過程の痕跡が記録されていると考えることができる. そこで本研究では, 試験結果とプログラミング学習中のログデータ(コマンド履歴, キー入力)に加えて, ソースコードも解析対象とする. しかし, 現時点ではソースコードから潜在的スキルを抽出する方法は確立していない.

課題(2)

ITS(Intelligent Tutoring System)は学習者のスキル状態に見合った設問を出題することで, 効率の良い学習環境を提供するシステムである. ITS の性能向上のため, 先行研究では, 高精度なスキル状態の推定が可能な学生モデルが提案されてきたが, これらはログデータが正しいと仮定してモデリングをしている. すなわち, 試験が公正かつ公平に行われたものとして, 学生のカンニング行為や答えの丸暗記などの可能性が考慮されていない. 昨今は新型コロナウイルス感染症対策としてオンラインで行われる試験も多く, そこではインターネットや書籍を使って試験のヒントを得ることも可能と思われる. つまり, 試験結果だけでは, 本当にスキルがないのか, それともケアレスミスで誤答したのか判定することは困難であるといえる.

4. 研究成果

(1) Convex Factorization Machines を用いた学生モデリングの提案と有用性の検証 [Oeda, Shimizu, Yamashita, 2019], [Oeda, Shimizu, 2021]

教育現場において e-Learning のような ITS (Intelligent Tutoring Systems) が普及している。ITS において効果的な学習を行うためには、学習者のスキル状態を正確に把握し、それに合う設問を推薦する必要がある。ITS には学生モデルが取り入れられており、正確な学習者のスキル状態の推定や解答結果の予測が可能なモデルを利用することで、ITS の性能を向上させることができる。学生モデリングの目的は、試験結果などのログデータから学生のスキルを推定し、学生が設問に正答できるかどうかを予測することである。先行研究では、学生モデリングの手法として、Knowledge Tracing や Factorization Machines を用いた研究が行われてきた。Factorization Machines は SVM (Support Vector Machines) の利点と factorization models を組み合わせたモデルであり、従来の手法より優れた結果を示している。しかし、Factorization Machines には、凸最適化ではないために局地的極小値を取得してしまう欠点がある。そこで本研究では、Factorization Machines を凸最適化した Convex Factorization Machines を学生モデリングの手法として用いることで、予測精度の向上を図った。また、有用性の検証として、プログラミングソースコードを利用した学生モデリングにおける予測精度評価を行った。

Factorization Machines は SVM の長所と Matrix Factorization のような factorization models を組み合わせたモデルクラスである。Factorization Machines は、SVM と同様に教師あり学習を行う予測モデルであり、Matrix Factorization の様に未知の値を推測することが可能である。Factorization Machines は、非凸最適化問題を含むため、局所的極小値を取得してしまう。これは初期値に依存している。また、ランクハイパーパラメータ k の選択が必要であり、予測精度は k によって大きく変化してしまうという欠点がある。Convex Factorization Machines は、 $\text{rank}(Z) = n$ となるような低ランク行列 Z を学習することを目的としており、これは nuclear norm を用いて Z を正則化することにより達成することができる。つまり、Convex Factorization Machines は Factorization Machines を凸定式化したものであり、もともとあった欠点を克服したモデルとなっている。

本研究では、先行研究により提案されている Factorization Machines を用いた学習者の解答結果予測に対し、Factorization Machines を凸最適化した Convex Factorization Machines を用いることで精度向上を行った。このとき、特徴量による精度の比較を行い、有用な特徴量を探索した。また、プログラミングソースコードを特徴ベクトルに利用した実験を行うことで、プログラミング教育における Convex Factorization Machines での学生モデリングの有用性を検証した。

(2) 決定木分類を用いたログデータからのプログラミングスキルの推定 [Oeda, Chieda, 2019]

本研究では、実際の学校でのプログラミング教育に焦点を当てる。ほとんどの学校では、教師が一度に多くの学生を一度に教えるため、教師が各学生の理解度を把握したり、各学生に適した指導を提供することは困難である。学生がスキルを習得したかどうかを確認する方法として、定期的な試験が挙げられる。しかし、このような試験には時間がかかり、採点作業は教師の負担となる。一方で、各学生のソースコードの編集履歴はログデータとして保存できるため、プログラミング授業での学生の行動を自動的に記録するのは容易である。学校や就職試験など、プログラマーの能力を評価する場所では、試験を実施したり、書かれたソースコードを参考にしたりすることがある。プログラムの性能評価はすでに自動化され、それをを用いた評価システムが“ paiza ”などの就職サービスで運用されているが、ソースコード自体の評価は現在も人によって行われており、評価基準の一貫性を維持するのが難しいという問題がある。この問題を解決するために、ソースコードを自動的に分析してスキルを抽出することを提案する。本研究では特に、数ヶ月ごとの試験における学生のソースコードの特徴を決定木モデルを用いて可視化することで、優秀な学生とそうでない学生を分ける原因を明らかにした。

データ収集の観点で参考にした論文に、バージョン管理システム git において、ソースコードの指定した行に関する情報を取得する機能である blame を用いて学習に使用するデータを取得する、というものがあった [Dauber, et al. 2017]。そこで、プログラミング授業中のソースコードを同様に収集し、特徴ベクトルに変換する方法を採用した。本研究では、教育の現場で使用されることを想定するため、単なる機械学習による分類・予測だけでなく、機械学習に詳しくない人でもわかりやすく可視化することが不可欠となる。決定木は、木構造によって表される予測モデルである。予測結果に対する原因が、人が把握しやすい形で出力される長所を持つため、本研究に適している。また、ランダムフォレストは、アンサンブル学習の代表的な手法である。アンサンブル学習とは、決定木などの基本モデルを集約してより優れた予測性モデルを作成する方法である。ランダムフォレストは、汎化性能の高いモデルを作成するためにさまざまな決定木をまとめることで、決定木の過学習しやすい性質を克服する。決定木は、非常に不規則なパターンを学び、その木が学習した特徴量に過学習する傾向がある。すなわち、低いバイアスだが、非常に高い分散を持っている状態である。したがって、ランダムフォレストは、分散を減らすことを目的として、同じトレーニングセットの異なる部分で訓練された複数の比較的深い決定木を平均化する

方法である。この方法により、最終的なモデルのパフォーマンスを大いに高めることができる。本研究では、ランダムフォレストを適用する過程で生成された5本の決定木から、優秀な学生とそうでない学生とを分けた原因を可視化した。実験の結果、F値が0.714とある程度の精度を得ることができた。図3に可視化された決定木モデルを、図4にランダムフォレストで得られた特徴重要度を示す。図4を見ると、関数の引数の数、変数名の長さ、関数名の長さなどの特徴が決定木の生成に寄与したことがわかる。それらの特徴を照らし合わせると、図3の一番上のノードにある、「関数の引数の数 ≤ 5.5 」の条件によって「優秀」の評定を受けた学生とそうでない学生が分けられていることがわかる(分割前は落第点の学生、及第点の学生、優秀点の学生がそれぞれ8人、7人、12人いたところ、分割後はそれぞれ8人、6人、1人のノードと0人、1人、11人のノードに分けられている)。したがって、この課題では関数間の引数の引き渡し方で多くの学生が正答に失敗したと考察することができた。

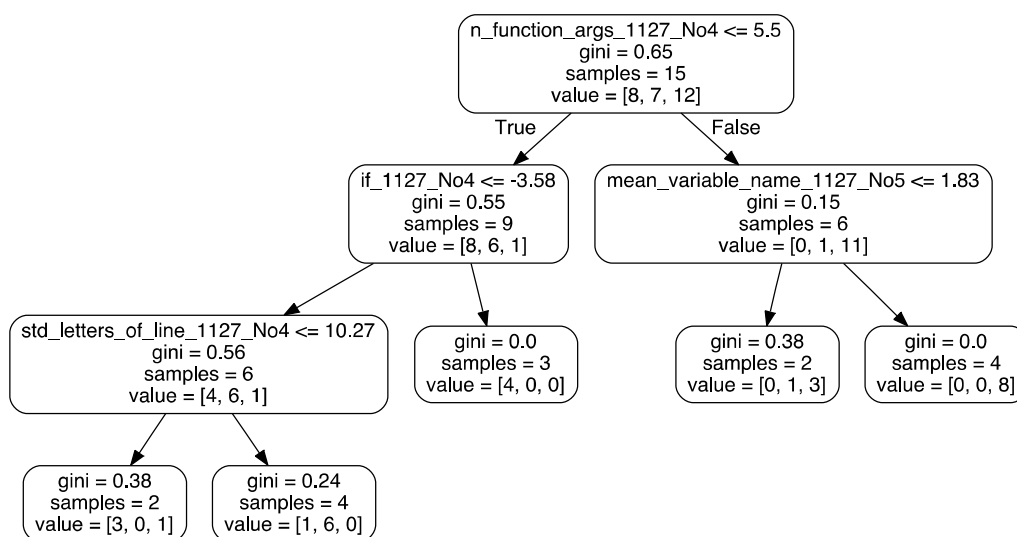


図3 可視化された決定木モデル

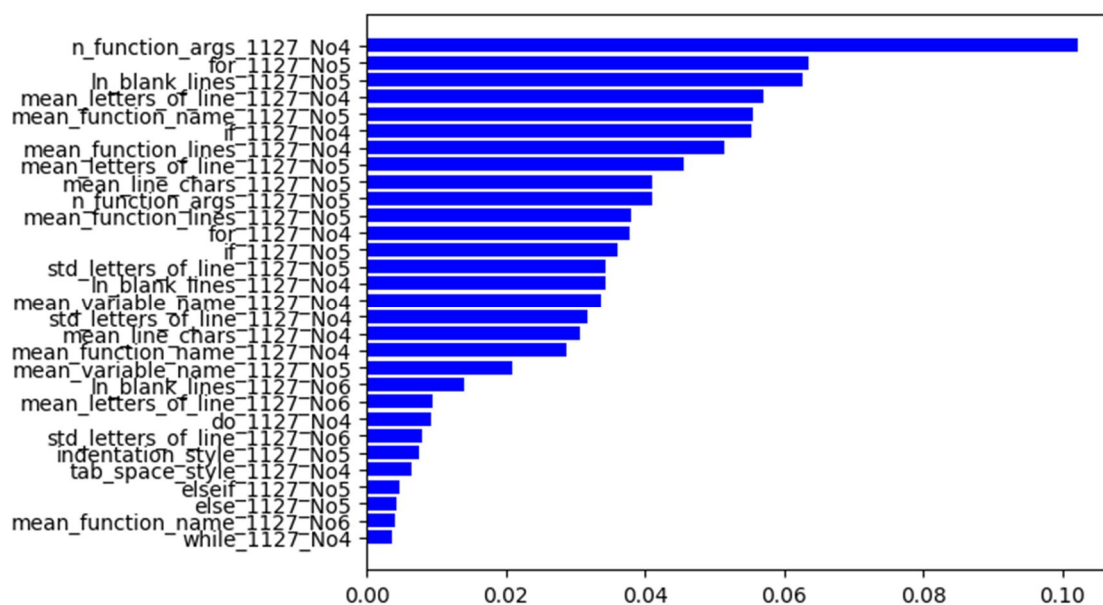


図4 ランダムフォレストで得られた特徴重要度

(3) Knowledge Tracing と IRT を組み合わせた学生モデリング手法による 学習者の潜在状態推定 [Oeda, Kakizaki, 2022][Oeda, Hasegawa, 2023]

ITS(Intelligent Tutoring System)は学習者のスキル状態に見合った設問を出題することで、効率の良い学習環境を提供するシステムである。ITSの性能向上のため、先行研究では、高精度なスキル状態の推定が可能な学生モデルが提案されてきたが、これらはログデータが正しいと仮

定してモデリングをしている．すなわち，試験が公正かつ公平に行われたものとして，学生のカンニング行為や答えの丸暗記などの可能性が考慮されていない．昨今は新型コロナウイルス感染症対策としてオンラインで行われる試験も多く，そこではインターネットや書籍を使って試験のヒントを得ることも可能と思われる．このように，学生のスキル状態の推定において，学生の学習に対する取り組み方を知ることは重要である．そこで本研究では，学生モデリング手法のデファクトスタンダードである Knowledge Tracing と項目反応理論を組み合わせたモデルを用いて，学習者の潜在状態を推定する手法を提案した．

Knowledge Tracing では，設問を解くために必要な各スキルについて図 5 のようなダイアグラムで表現される．このダイアグラムは，学習機会を t ，学習者のスキル状態(習得・未習得)を隠れ変数 k_t ，設問に関する解答結果(正答・誤答)を観測値 y_t としている．マルコフ性を持つスキル状態は直接観測されず，解答結果のみが観測されるため，Knowledge Tracing は隠れマルコフモデル(Hidden Markov Model:HMM)である．本研究では，Knowledge Tracing と項目反応理論を組み合わせたモデルを使って，学習者の潜在状態を予測することを目的とする．具体的には，学生の試験への向き合い方を，学習機会 t での guess(当て推量)の確率 $P(G_t)$ ，slip(ケアレスミス)の確率 $P(S_t)$ を指標に評価する．学習機会 $t+1$ での設問への正解率 $P(y_{t+1})$ が閾値 0.5 より大きいかどうか，また実際に設問に正答したか否かを基準に，4 つに場合分けをして確率を計算する．人工データを生成して実験を行う．人工データの生成には，項目反応理論を用いる．人工データを作るとき，0.1 などの微小な確率で解答結果を反転させる．解答結果は 0 が誤答，1 が正答として 0 から 1 に反転したら guess，1 から 0 に反転したら slip とする．評価方法として，2 群の分類問題における制度評価指標として知られている AUC(Area Under Curve)を用いる．また， $P(G_t)$ ， $P(S_t)$ の精度は $P(y_{t+1})$ の精度に依存しているため， $P(y_{t+1})$ の評価も同様に行う．

潜在状態の推定結果の ROC 曲線グラフについて，未来の成績推定の場合を図 6 に，guess の場合を図 7 に，slip の場合を図 8 に示す．

AUC はそれぞれ 0.69, 0.79, 0.65 と，似通った値を示しており，半数以上は正しく判断できている．このことから，潜在状態推定に未来の正答確率を使うことは有用であると考えられる．本研究では，学習者の潜在状態推定を目的として，Knowledge Tracing と項目反応理論を用いて実験をした．今後は，潜在状態推定の精度向上や，実際に潜在状態推定を利用した CBT(Computer Based Testing) の作成などを行う予定である．

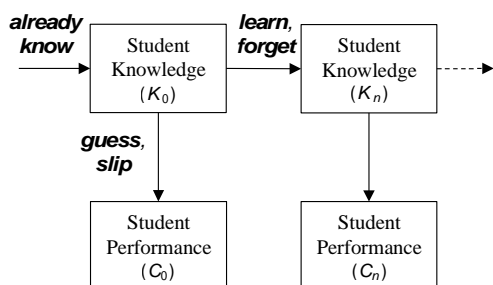


図 5 Knowledge Tracing のダイアグラム

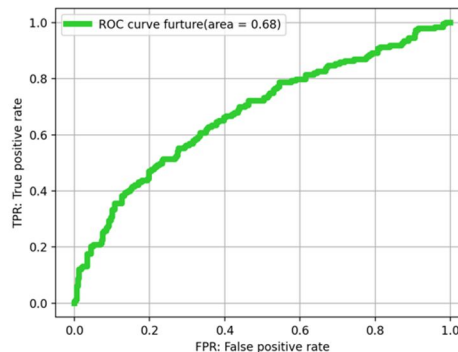


図 6 成績の推定結果

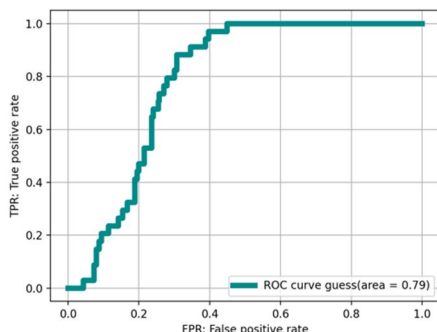


図 7 guess(当て推量)の推定結果

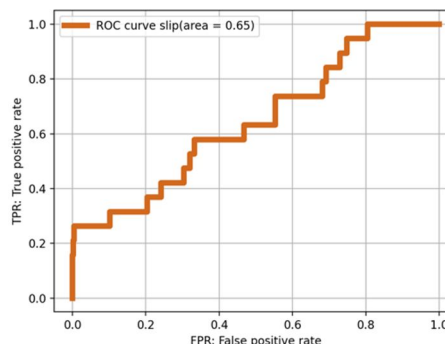


図 8 slip(ケアレスミス)の推定結果

5. 主な発表論文等

〔雑誌論文〕 計8件（うち査読付論文 7件/うち国際共著 0件/うちオープンアクセス 8件）

| | |
|---|---------------------------|
| 1. 著者名 Oeda Shinichi, Hasegawa Shunichi | 4. 巻 225 |
| 2. 論文標題 A student modeling method combining Deep Learning and forgetting models with Knowledge Tracing | 5. 発行年 2023年 |
| 3. 雑誌名 Procedia Computer Science | 6. 最初と最後の頁 1191 ~ 1200 |
| 掲載論文のDOI (デジタルオブジェクト識別子) 10.1016/j.procs.2023.10.107 | 査読の有無 有 |
| オープンアクセス オープンアクセスとしている (また、その予定である) | 国際共著 - |

| | |
|--|---------------------------|
| 1. 著者名 Kakizaki Toma, Oeda Shinichi | 4. 巻 225 |
| 2. 論文標題 Student modeling considering learning behavior history with deep factorization machines | 5. 発行年 2023年 |
| 3. 雑誌名 Procedia Computer Science | 6. 最初と最後の頁 2808 ~ 2815 |
| 掲載論文のDOI (デジタルオブジェクト識別子) 10.1016/j.procs.2023.10.273 | 査読の有無 有 |
| オープンアクセス オープンアクセスとしている (また、その予定である) | 国際共著 - |

| | |
|---|-------------------------|
| 1. 著者名 Shinichi Oeda, Shunsuke Iizumi | 4. 巻 207 |
| 2. 論文標題 Data Preprocessing with IRM for skill extraction using NMF | 5. 発行年 2022年 |
| 3. 雑誌名 Procedia Computer Science | 6. 最初と最後の頁 2283-2290 |
| 掲載論文のDOI (デジタルオブジェクト識別子) 10.1016/j.procs.2022.09.287 | 査読の有無 有 |
| オープンアクセス オープンアクセスとしている (また、その予定である) | 国際共著 - |

| | |
|---|-------------------------|
| 1. 著者名 Shinichi Oeda, Toma Kakizaki | 4. 巻 207 |
| 2. 論文標題 Latent State Estimation Method for Students Using Knowledge Tracing Combining with IRT | 5. 発行年 2022年 |
| 3. 雑誌名 Procedia Computer Science | 6. 最初と最後の頁 1992-1999 |
| 掲載論文のDOI (デジタルオブジェクト識別子) 10.1016/j.procs.2022.09.258 | 査読の有無 有 |
| オープンアクセス オープンアクセスとしている (また、その予定である) | 国際共著 - |

| | |
|--|-----------------------|
| 1. 著者名 Shinichi Oeda, Daiki Shimizu | 4. 巻 192 |
| 2. 論文標題 Verification of Usefulness of Student Modeling with Real Educational Data using Convex Factorization Machines | 5. 発行年 2021年 |
| 3. 雑誌名 Procedia Computer Science | 6. 最初と最後の頁 804-811 |
| 掲載論文のDOI (デジタルオブジェクト識別子) 10.1016/j.procs.2021.08.083 | 査読の有無 有 |
| オープンアクセス オープンアクセスとしている (また、その予定である) | 国際共著 - |

| | |
|--|---------------------|
| 1. 著者名 大枝真一 | 4. 巻 53 |
| 2. 論文標題 初等プログラミング教育のためのペアプログラミングの導入 | 5. 発行年 2020年 |
| 3. 雑誌名 木更津工業高等専門学校紀要 | 6. 最初と最後の頁 51-54 |
| 掲載論文のDOI (デジタルオブジェクト識別子) 10.19025/bnitk.53.0_51 | 査読の有無 無 |
| オープンアクセス オープンアクセスとしている (また、その予定である) | 国際共著 - |

| | |
|---|-----------------------|
| 1. 著者名 Shinichi Oeda, Mutsumi Chieda | 4. 巻 159 |
| 2. 論文標題 Visualization of Programming Skill Structure by Log-Data Analysis with Decision Tree | 5. 発行年 2019年 |
| 3. 雑誌名 Procedia Computer Science | 6. 最初と最後の頁 582-589 |
| 掲載論文のDOI (デジタルオブジェクト識別子) 10.1016/j.procs.2019.09.213 | 査読の有無 有 |
| オープンアクセス オープンアクセスとしている (また、その予定である) | 国際共著 - |

| | |
|---|-----------------------|
| 1. 著者名 Shinichi Oeda, Daiki Shimizu, Hikaru Yamashita | 4. 巻 320 |
| 2. 論文標題 Student Modeling Using Convex Factorization Machines | 5. 発行年 2019年 |
| 3. 雑誌名 Fuzzy Systems and Data Mining V | 6. 最初と最後の頁 688-693 |
| 掲載論文のDOI (デジタルオブジェクト識別子) 10.3233/FAIA190238 | 査読の有無 有 |
| オープンアクセス オープンアクセスとしている (また、その予定である) | 国際共著 - |

〔学会発表〕 計19件（うち招待講演 0件 / うち国際学会 0件）

| |
|--|
| 1. 発表者名 三森正椰, 大枝真一 |
| 2. 発表標題 深層学習によるソースコードの分類および判断根拠の可視化 |
| 3. 学会等名 情報処理学会 第86回全国大会 |
| 4. 発表年 2024年 |

| |
|-------------------------------------|
| 1. 発表者名 飯棲俊介, 大枝真一 |
| 2. 発表標題 NMFのデータ前処理におけるIRMの有効性の検証 |
| 3. 学会等名 情報処理学会 第84回全国大会 |
| 4. 発表年 2022年 |

| |
|--|
| 1. 発表者名 柿崎透真, 大枝真一 |
| 2. 発表標題 Knowledge TracingとIRTを組み合わせた学生モデリング手法による 学習者の潜在状態推定 |
| 3. 学会等名 情報処理学会 第84回全国大会 |
| 4. 発表年 2022年 |

| |
|---|
| 1. 発表者名 飯棲俊介, 大枝真一 |
| 2. 発表標題 IRMと決定木を用いたプログラミング初学者の能力判定のための特徴量の抽出 |
| 3. 学会等名 第21回情報科学技術フォーラム (FIT2022) |
| 4. 発表年 2022年 |

| |
|---|
| 1. 発表者名 柿崎透真, 大枝真一 |
| 2. 発表標題 Knowledge Tracingによる学習行動履歴からの獲得スキル予測 |
| 3. 学会等名 第21回情報科学技術フォーラム (FIT2022) |
| 4. 発表年 2022年 |

| |
|---|
| 1. 発表者名 柿崎透真, 大枝真一 |
| 2. 発表標題 Deep Factorization Machinesによる学習行動履歴からの獲得スキル予測 |
| 3. 学会等名 情報処理学会 教育学習支援情報システム (CLE) 研究会 第38回研究会 |
| 4. 発表年 2022年 |

| |
|--------------------------------------|
| 1. 発表者名 飯樓俊介, 大枝真一 |
| 2. 発表標題 IRMを用いたNMFの前処理の提案 |
| 3. 学会等名 電子情報通信学会 ソサイエティ大会 B-15-47 |
| 4. 発表年 2021年 |

| |
|---|
| 1. 発表者名 柿崎透真, 大枝真一 |
| 2. 発表標題 Knowledge TracingとIRTを組み合わせた学生モデリング手法による学習者の潜在状態推定 |
| 3. 学会等名 電子情報通信学会 ソサイエティ大会 B-15-48 |
| 4. 発表年 2021年 |

| |
|--|
| 1. 発表者名 柿崎透真, 大枝真一 |
| 2. 発表標題 ケアレスミスと当て推量の特徴量としたFactorization Machinesによる学生モデリングの提案 |
| 3. 学会等名 2022年電子情報通信学会総合大会 B-15-46 |
| 4. 発表年 2022年 |

| |
|--|
| 1. 発表者名 柿崎透真, 大枝真一 |
| 2. 発表標題 Knowledge TracingとIRTを組み合わせた学生モデリング手法による 学習者の潜在状態推定 |
| 3. 学会等名 情報処理学会 第84回全国大会 7ZL-07 |
| 4. 発表年 2022年 |

| |
|-------------------------------------|
| 1. 発表者名 飯樓俊介, 大枝真一 |
| 2. 発表標題 NMFのデータ前処理におけるIRMの有効性の検証 |
| 3. 学会等名 情報処理学会 第84回全国大会 7ZL-04 |
| 4. 発表年 2022年 |

| |
|---|
| 1. 発表者名 清水大幹, 大枝真一 |
| 2. 発表標題 プログラミング教育におけるConvex Factorization Machinesを用いた学生モデリングの有用性の検証 |
| 3. 学会等名 情報処理学会 第82回全国大会, 6ZC-04, 学生奨励賞受賞 |
| 4. 発表年 2021年 |

| |
|---|
| 1. 発表者名 土井康平, 大枝真一 |
| 2. 発表標題 Knowledge Tracingと2母数IRTによる学習者モデルの生成 |
| 3. 学会等名 情報処理学会 第82回全国大会, 7ZD-02, 学生奨励賞受賞 |
| 4. 発表年 2020年 |

| |
|--|
| 1. 発表者名 富田直輝, 大枝真一 |
| 2. 発表標題 学習履歴に基づいたプログラミング学習者の動機付けの評価 |
| 3. 学会等名 情報処理学会 第82回全国大会, 7ZD-04 |
| 4. 発表年 2020年 |

| |
|--|
| 1. 発表者名 清水大幹, 大枝真一 |
| 2. 発表標題 Convex Factorization Machines を用いた学生モデリングの提案と有効性の検証 |
| 3. 学会等名 情報処理学会 第82回全国大会, 7ZD-05, 学生奨励賞受賞 |
| 4. 発表年 2020年 |

| |
|---|
| 1. 発表者名 千枝睦実, 大枝真一 |
| 2. 発表標題 プログラミング授業でのランダムフォレストを用いたスキルのモデル化 |
| 3. 学会等名 情報処理学会 第82回全国大会, 2ZH-04 |
| 4. 発表年 2020年 |

| |
|--|
| 1. 発表者名 土井康平, 大枝真一 |
| 2. 発表標題 Knowledge Tracingによる学習者モデルの生成 |
| 3. 学会等名 電子情報通信学会 ソサイエティ大会, A-11-3 |
| 4. 発表年 2019年 |

| |
|--|
| 1. 発表者名 千枝睦実, 大枝真一 |
| 2. 発表標題 プログラミング授業での決定木を用いたドロップアウト原因の可視化 |
| 3. 学会等名 第18回情報科学技術フォーラム, CK-002 |
| 4. 発表年 2019年 |

| |
|---|
| 1. 発表者名 富田直輝, 大枝真一 |
| 2. 発表標題 アンケートを用いたプログラミング初学者の動機付けの可視化 |
| 3. 学会等名 第18回情報科学技術フォーラム, K-015 |
| 4. 発表年 2019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 |
|---------------------------|-----------------------|----|
| | | |

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 |
|---------|---------|
|---------|---------|