

深層学習技術を用いた自動コーディングによる協調学習のプロセスの分析

安藤公彦・柴田千尋・稲葉竹俊

抄録

コンピュータ支援協調学習研究において、相互作用の活性化のメカニズムを分析し、協調プロセスがうまく進行していないグループを識別する指標を抽出し、適切な足場掛けを行う指針を得ることは、きわめて重要な課題といえる。協調プロセス分析のため、会話データへのコーディングと統計的分析が研究方法としてしばしば採用されるが、本研究では、深層学習技術による高精度のコーディングの自動化の手法を開発し、その精度と有効性を評価した。その結果、開発手法が既存の機械学習のベースラインを凌駕する正解率を実現することが明らかになった。また、大規模な協調学習データを対象にした、リアルタイムでの協調プロセスの解析と教育的介入の実現可能性が示唆された。

◎キーワード コンピュータ支援協調学習, 協調プロセス, コーディングスキーム, 深層学習

Analysis of Collaborative Learning Processes by Automatic Coding Using Deep Learning Technology

Kimihiko Ando, Chihiro Shibata, Taketoshi Inaba

Abstract

In Computer Supported Collaborative Learning research, gaining a guideline to carry out appropriate scaffolding by analyzing mechanism of successful collaborative interaction and extracting indicators to identify groups where collaborative process is not going well, can be considered as the most important preoccupation, both for research and for educational implementation. For the process analysis, coding and statistical analysis to chat data are often adopted as a research method. In this research, we developed a method for automating highly accurate coding by deep learning technology, and its accuracy and effectiveness was evaluated. As a result, it became clear that our method realizes the high accuracies outperforming the machine learning baselines. In addition, the feasibility of analysis of collaborative processes and instructional intervention in real time, was suggested.

Keywords: Computer Supported Collaborative Learning, Collaborative Process, Coding Scheme, Deep Learning

1 序論

1.1 協調プロセスの分析

コンピュータ支援協調学習（以下 CSCL）研究の目下の最大の研究課題の一つは、グループ内でのどのような知識や意味が共有され、どのような議論によって知識構築が行われたのか、その社会的プロセスを社会構成主義的な観点から分析することである。また、その知見を活用することで、協調プロセスを活性化したりするような足場掛け機能を有する CSCL システムやツールの開発を行うことである。

しかし、協調プロセスの分析を行うには、単に定量的な分析では全く不十分であり、定性的な分析へのシフトを伴うこととなる。もちろん各グループやメンバーごとの発言数、また場合によってはシステムのインターフェース（sentence opener など）から取得される発言属性等の利用可能な定量的データがあるが、これらはきわめて表面的なデータにすぎない。最も重要なデータはチャットの発言、スカイプ等のツール上での映像と音声、

協調学習の過程で作成される様々なアウトプットなどであり、これらの分析のためには会話分析、ビデオ分析などのエスノメソドロジーが援用されてきた^{[1][2]}。

しかし、これらの研究はその性質上、限られた数のグループの協調活動を対象とした in-depth なケーススタディとなることが多く、他のコンテキストにおいても適用可能な一般性を有した指針を導出することは、決して容易ではないという弱点を持っている。そのため、一定量のヴォリュームをもった協調学習で生成される言語データの各発言に、言語学的視点や協調学習活動の視点から、その特性を適切に表すラベル付け（以後、コーディングと呼ぶ）を行って、分析を行う verbal analysis の手法を用いる研究が近年行われるようになってきている^[3]。この手法の長所はかなり大規模なデータを対象に定性的な視点を維持しつつ、定量的な処理を行える点である。しかし、コーディングを人力で行う事はきわめて時間と労力を要する作業であり、さらにデータがビッグデータになった場合は、人力では不可能になることが予想される。既存研究においても、協調学習データのコーディング支援を試みたシステムは存在している。これらの研究では、コーディング自体は人力によって行わ

れるものと^[4]、機械学習の技術を用いて行ったものがある^{[5][6]}。本研究では、機械学習による既存の自動コーディングではまだ実用に耐えるだけの精度には達していない点に注目し、深層学習技術によって、大規模な協調学習を対象にコーディングを自動化する手法を模索し、既存の研究によって示された精度を凌駕することをめざす。

1.2 研究目的

本研究の最終目標は、上に述べたように大規模な協調学習データの解析を行い、リアルタイムでの協調プロセスのモニタリングや活性化していないグループへの足場掛け等の実際の学習、教育の場での支援を実装することである。本論文では、その最終目標にむかう第一ステップとして、チャットデータのコーディングの自動化の技法を開発し、その精度の検証（検証1）と教育上の有効性の検証（検証2）の2つの検証を行う。

具体的には、相当量のチャットデータに手動でコーディングを行い、その一部をトレーニングデータとして機械学習の最新技術である深層学習に学習をさせ、その後、テストデータに自動コーディングを実施する。精度の評価にあたっては、機械学習による自動コーディングを実践した既存研究で用いられた機械学習アルゴリズムのベースラインとなるナイーブベイズや Support Vector Machines (SVM) との精度比較を行う。また、開発手法の教育的有効性の検証では、新たなチャットデータを対象に自動コーディングを行い、その結果からどのような知見を得ることができるかを検討する。

2 検証1：データとコーディングスキーム

2.1 会話データセット

会話データセットは著者らが独自に開発したCSCLシステムを大学の講義内で用いて、オンラインでの協調学習を行いシステム内のチャット機能から得られた学生間

の会話である。本研究で利用する発言データ元のCSCLの利用状況をTable 1に示す。1人の学生が複数の科目に参加しているため、グループ数×グループ人数よりも参加学生数が少なくなっている。

Table 1 発言データの概要

科目数	7科目
グループ人数	3-4人
時間	45分~90分
グループ数	202グループ
参加学生数	426人
データセット	11504発言

2.2 コーディングスキーム

著者らが作成したコード付与のためのマニュアルに従い、チャットの1発言に対し1つのラベルを付与する。ラベルはTable 2に示す16種類となっており、このラベルのいずれかを付与する。

発言データは講義単位で分割されており、コーダー6名が分担してコーディングを行った。その際に、各講義に対し2名のコーダーを割り当て、すべての発言についてその2名が、それぞれコーディングを行った。これらのコーディングの一致または不一致の結果を著者らで精査したところ、発言内容的に重複しているコードや、コーダーによりブレのあるコードがあることが判明したため、著者らの合議によりコードの統合および一部コードの再コーディングを行った。この結果、2名のコーダー間の一致率は82.3%で、偶然によらない一致率を表すKappa係数は0.800という高い結果となり、深層学習のトレーニングデータとして十分実用に耐えうるものとなった。Fig. 1にデータセットのラベルの割合を示す。

Table 2 ラベルの種類

ラベル	ラベルの意味	発言例
同意	肯定的な返答	いいと思います
提案	意見を伝えるまたは、YES/NO 質問	この五人で提出しませんか？
質問	YES/NO 以外の質問	タイトルどうしましょかね
報告	自身の状況を報告する	複雑の方はなおしました
挨拶	他メンバーへの挨拶	よろしく願います
回答	質問や確認に対する返信	そうみたいです！
メタ	課題内容以外の発言 システムに対する意見など	はやくも自分の発言が消えるバグが
確認	課題内容や作業の進め方について確認	じゃあ提出していいですか？

ラベル	ラベルの意味	発言例
感謝	他メンバーへの感謝	ありがとうございます！
愚痴	課題やシステムにたいする不満など	テーマがいまいちだよね；；
ノイズ	意味をなさない発言	?会?日???
依頼	誰かに作業を依頼する	どちらかが回答お願いします
訂正	過去の発言を訂正する	すいません児童の間違いです
不同意	否定的な返答	30分は長すぎる気がします
転換	次の課題へ進めるなど、扱う事象を変える発言	とりあえずやりますか
ジョーク	他メンバーへのジョーク	そんなの体で覚えろ的な? (´・ω・`)

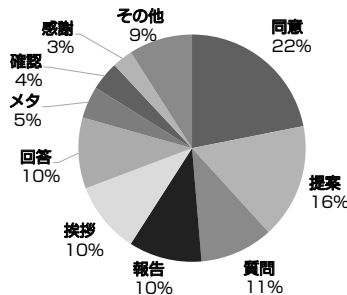


Fig. 1 コーディングラベルの分布

2.3 深層学習を用いた自動コーディング手法

コーディングを自動的に行うために、本研究では、深層学習と呼ばれる技術を用いる。深層学習とは、近年劇的に発展した機械学習の一手法であり、数十から数百に及ぶ深いレイヤーと、しばしば数百万以上となる重みパラメータからなる巨大なニューラルネットワークを規模の大きなデータから学習させるものである。学習に深層学習を利用するメリットとしては、予測精度の高さのほかに、以下の点があげられる。まず、既存の機械学習の手法では、人間が有効な特徴量を考え、それを抽出するためのプログラムを行う必要があったため、多大なコストと開発時間が必要となっていたが、深層学習では特徴の抽出までが内部で行われるため、そのコストが大幅に削減できる。また、モデルの学習には計算時間がかかるものの、一度学習が終われば、新しいデータへの適用は、極めて高速に行なうことができ、実用上、従来の機械学習の手法と遜色はない。

本研究では、深層学習手法として、(1) 畳み込みニューラルネットワーク (CNN) による分類モデル、(2) 長短期記憶 (LSTM) による分類モデル、(3) Sequence to Sequence (Seq2Seq) による分類モデルの3つを適用する。このうち、Seq2Seq モデル^[7]は、エンコーダー及びデコーダーとよばれる2つの LSTM のユニットから構成された深層ニューラルネットワークであり、それぞれのパートに、ペアをなす単語列を入れて分類問題や文生成の学習を行うものである。例えば、翻訳システムであれば、ある言語の文とその対訳文が、質疑応答システムであれば、質問文と応答文がそのペアにあたる。

さらに古典的な機械学習の手法である SVM を用いたモデルをベースラインとして用いる。各モデルの精度の検証は、自動コーディングの一致率、および Kappa 係数を比較する。各分類モデルの技術的詳細および詳細な実験結果については、著者達の既存論文を参照されたい^[8]。

2.4 実験と評価

2.4.1 実験の概要

前述のような、収集した発言および人手によるコーディングラベルをデータセットとして学習を行い、各モデルにおいて、どの程度コーディングが正しく予測できたかを、比較・検証する。

まず、データの前処理として、MeCab を用いて文の形態素への分割をおこない、頻度の低い単語を「unknown」と置き換えた。そして、人手によるコーディングによって一致をした8,015の発言のみを抽出し、90%を訓練データ、10%をテストデータとした。

ベースラインの手法としては、ナイーブベイズ、線形 SVM、RBF カーネルを用いた SVM を適用した。また、それらの手法に使用する特徴量として、ユニグラム出現の有無、およびバイグラムの出現有無を{0, 1}で表した2値ベクトルを用いた。また、SVMにおける分類精度を上げるために、2値ベクトルを、ベクトルのL2ノルムが1になるように正規化したのち、上記分類器に入力した。

2.4.2 実験結果

Table 3 に我々が提案したモデルと、ベースラインとなるモデルのテストデータに対する予測精度（一致率）を示す。ここでの一致率は、人手により付与されたラベルとモデルが出力した予測ラベルとが一致する割合である。Table 3 が示すように、全体として、提案モデルの結果はベースラインモデルの結果よりも精度が高くなっていることがわかる。前述の3つのモデルのうち、CNN を用いた手法と LSTM を用いた手法の間には、一致率にほとんど差異がないことがわかる (0.67-0.68)。これらの手法は、ベースラインである SVM (0.64-0.66) に比べて僅か (2-3%程度) だが一致率が高くなっている。

Table 3 提案モデルおよびベースラインによる予測精度（一致率）

ナイーブベイズ	線形 SVM	RBF カーネルを用いた SVM	CNN	LSTM	Seq2Seq
0.598	0.659	0.664	0.686	0.678	0.718

一方、全てのモデルの中で、Seq2Seq を用いたモデルが最も一致率が高くなっている (0.718)。SVM と比べて5-7%、他のモデルと比べても3-4%高くなっている。

次に、偶然によらない一致率を意味する Kappa 係数を用いて上記の結果を考察する。まず、LSTM を用いたモデルに対する Kappa 係数は0.63となり、十分高い結果を得ているといえる。しかし、一般的に、機械による

自動コーディングの判別結果を信用に足る形で利用するためには、Kappa 係数で 0.8 以上が好ましいとされており、より高い一致率が求められる。一方、Seq2Seq を用いたモデルに対する Kappa 係数は 0.723 であり、0.8 には至らないものの、大きく改善されていることがわかる。Seq2Seq は返信元も入力したモデルであり、各発言をばらばらに捉えるのではなく、文脈の情報を考慮することが精度向上の一因となったと考えられる。

モデルの学習後、発言の解析、即ちコーディングラベルを得るに必要な時間を計測すると、GPU を用いた場合は、1 発言あたりの平均で 77msec、CPU のみを用いた場合は、143msec であった。

2.4.3 考察

上の実験結果は、Seq2Seq モデルが、文脈情報を考慮したことで他の方法を上回ることを示している。また、今回用いたコーディングスキームが、各発言の文脈上の意味を表現した 16 のラベルからなるものであり、十分に複雑性を有していたことを考慮すると、今回は異なるスキームにおいても、このモデルを用いる事で、今回と同程度の予測精度を得ることができると思われる。また、解析に要する時間は、十分に短く、リアルタイム処理に耐えられると考えられる。

3 検証 2：開発手法の有効性の検証

2 章で提示した Seq2Seq に依拠した手法を用いて、実際のチャットデータを自動コーディングさせ、どのような分析が可能になるのかを考察する。

3.1 チャットデータ

Table 4 に本検証で自動コーディングの対象となるチャットデータの詳細を示す。講義の最終課題はグループ単位で提出する課題であり、「新しい教育テレビ番組を提案せよ」というものだが、「タイトル」「学習課題」「対象者」「番組内容」「工夫点や特徴」を含むこととなっている。

また、各グループの提出物は教員により「具体性」「工夫」「適切性」で各 3 段階（良い、普通、悪い）に評価され、その合計から「総合」評価が付けられている。具体性とは、提案内容から番組内容が現実性をもって想像できるかどうか、工夫は手法やコンセプトに独自性があるかどうか、適切性は番組内容と番組対象者との適合性がどの程度あるかを評価した。各評価がつけられたグループ数を Table 5 に示す。

Table 4 チャットデータ

日時	2017 年 7 月 17 日および 24 日
講義名	教育メディア論
課題内容	教育番組の提案
学習時間	合計 2 時間
学生数	138 人
グループ人数	3 人
グループ数	46 グループ
全発言数	2743 発言

Table 5 各評価がつけられたグループ数

	良い	普通	悪い
総合	7	20	19
具体性	10	18	18
工夫	13	19	14
適切性	12	25	9

3.2 自動コーディング結果

Fig. 2 に全 2743 発言を自動コーディングした結果の各タグの割合を示す。学習で利用したラベルの割合と比べると、同意と転換が増えたことがわかる。また、提案、回答は減っている。

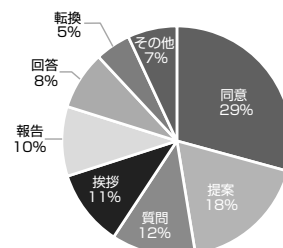


Fig. 2 自動コーディング結果の割合

3.3 提出物評価と発言内容

Table 6 に各項目の評価ごとに、付与されたラベルの平均数を示す。また、Table 7 に総合、具体性、工夫、適切性の各評価を良い=3、普通=2、悪い=1として、各タグの発言数との相関係数を示す。太字の項目が相関係数 0.2 以上の弱い相関のある項目である。この結果から、各評価とも発言数の多さよりも「報告」の数に対し正の相関があり、報告が多いほど評価が高いことがわかる。また、工夫の評価に関しては、全体的に発言が多いほうが良い評価となる傾向がある。工夫に関しては、グループ内でどれだけ多く会話をしたかが重要であると考えられる。

一方、グループ内での各メンバーの発言数の差が提出物の評価に関係するかどうか比較するために、グループ内の各メンバーのタグごとの発言数の変動係数を求め

Table 6 提出物評価と平均発言数（ラベル別）

(a) 総合									
評価	同意	提案	質問	挨拶	報告	回答	転換	その他	計
良い	20.1	8.7	6.7	6.4	8.0	4.6	3.0	5.4	62.6
普通	16.9	10.2	7.2	6.4	5.8	5.3	2.9	5.2	59.8
悪い	15.8	11.5	6.6	6.0	4.7	4.5	3.3	6.4	58.4
(b) 具体性									
評価	同意	提案	質問	挨拶	報告	回答	転換	その他	計
良い	19.6	9.9	7.5	5.7	7.8	5.6	2.6	5.6	64.0
普通	16.6	10.2	6.7	6.8	5.4	4.6	3.2	5.1	58.5
悪い	15.8	11.2	6.7	5.9	4.7	4.7	3.2	6.4	58.3
(c) 工夫									
評価	同意	提案	質問	挨拶	報告	回答	転換	その他	計
良い	18.8	9.4	7.7	6.8	7.2	5.4	3.1	6.0	64.1
普通	17.2	12.3	6.8	6.3	5.6	5.5	2.8	6.2	62.5
悪い	14.9	9.1	6.1	5.6	4.4	3.4	3.4	4.9	51.6
(d) 適切性									
評価	同意	提案	質問	挨拶	報告	回答	転換	その他	計
良い	17.8	10.6	6.3	5.9	7.8	4.8	2.9	4.9	60.8
普通	15.9	10.2	7.0	6.6	4.8	4.9	3.2	5.8	58.2
悪い	18.7	11.4	7.2	5.6	5.2	4.9	3.0	6.7	62.1

Table 7 提出物評価と発言数との相関係数

	同意	提案	質問	挨拶	報告	回答	転換	全発言
全体	0.17	-0.16	0.04	0.09	0.37	0.05	-0.09	0.07
具体性	0.16	-0.08	0.08	0.00	0.37	0.10	-0.12	0.09
工夫	0.18	0.02	0.18	0.20	0.38	0.26	-0.08	0.24
適切性	-0.02	-0.04	-0.09	0.03	0.32	-0.01	-0.02	-0.01

た。変動係数が高いとそのタグの発言が一人だけが多くの発言しているなどグループ内での会話数の差が大きいことを表している。各タグの変動係数と各項目の評価（良い=3, 普通=2, 悪い=1として計算）との相関係数を示したものが Table 8 である。太字の項目が相関係数の絶対値が 0.2 以上の弱い相関のある項目である。相関係数の高い項目はすべて負の相関であり、グループ内での会話数の差が大きいと、評価が悪くなることを表している。ここでも「報告」の発言数の偏りと評価には相関があり、「報告」の発言数が偏ると評価が悪くなる傾向があることを示している。また、「適切性」に限って言えば「報告」の偏りは無相関であり、「同意」「提案」に偏りがあると評価が悪くなる傾向があることがわかる。「同意」については、「具体性」にも弱い相関があり、メンバー間で偏りなく「同意」の発言をすることが良い評価になる傾向があることがわかる。

以上のことから、「報告」と「同意」の発言数や発言数の偏りが、各項目の評価に関係しているといえる。これらのコードが付与された発言が議論にどのように影響しているかを考察する。

Table 9 に報告と同意のラベルが付与された実際の発言を抜粋する。報告の発言は課題の内容自体ではなく、作業の進め方や進行状況の報告など、議論のコーディネーションの成立に寄与している。つまり、報告の発言の多さは、進行状況を相互に把握しながら課題を進めており、非対面で起こりがちなそれぞれが自分のタスクにのみ集中してしまうなどのコミュニケーション不足が回避されていることを示しているといえるだろう。また、報告の発言数の偏りは、課題の提出等の課題進行を 1 人が担っていると考えられ、課題のほとんどをその 1 人が行うなどグループとしての機能が低いことが予測される。

同意は他の発言を必ず参照しつつ、肯定する役割を担っている。当初、提案や質問の数が評価に高い相関を持つと仮定していたが、実際にはグループ内での同意の偏りに対し相関が高い。これは同意が必ず提案や質問との対になっているのに対し、提案・質問は必ずしもそれに対する返答があるとは限らないためと考えられる。つまり、会話が成立しているときに「同意」というタグが付与されたと推測され、それが偏るといことはグループ内で、1 方向的な会話になっていると考えられる。

Table 8 提出物評価と発言数の偏りとの相関係数

	同意	提案	質問	挨拶	報告	回答	転換	全発言
全体	-0.14	0.02	-0.06	-0.09	-0.25	0.12	-0.12	-0.03
具体性	-0.22	-0.03	0.07	0.08	-0.27	0.14	-0.11	-0.07
工夫	-0.11	-0.05	-0.14	-0.20	-0.24	-0.08	-0.17	-0.07
適切性	-0.29	-0.35	0.14	-0.22	0.01	-0.07	-0.09	-0.11

Table 9 報告と同意の内容

報告の例 1	提出しました。 一応確認お願いします。
報告の例 2	いえ、まだ書いてないです。
報告の例 3	僕が今作りますね
同意の例 1	了解です
同意の例 2	よさそうですね。自分はこれでいいと思います
同意の例 3	大丈夫だと思います！

3.4 考察

開発手法によって、新規の大規模チャットデータに対しても自動コーディングが可能となることが明らかとなった。また、実際の授業実践に向けて、1. リアルタイムな状況把握と教育的介入や 2. 学習評価の精緻化の可能性が示唆されたと考えられる。

前者については、議論が停滞しているグループや、グループの中で孤立しているメンバーを検知し、適宜なんらかの支援を行うことが可能となると思われる。例えば、本検証で示されたように「報告」が少なくコーディ

ネーションが不十分なグループに対して、システムから作業分担や作業の現状報告を促す指示を配信し、共同作業を支援するなどが想定される。

後者については、グループ学習終了後に、各グループの議論全体のプロセスを評価したり、グループ内でのラベルの偏りから、一人の意見のみで成り立っているグループや議論には参加していない学生を発見したりすることができる。たとえば、本検証において、メンバー間の発言数が均等で、課題の評価が「良い」であったグループにおいて、ラベル別の発言を見ると、1名のメンバーに「報告」が偏っているグループが存在した。Table 8 から「報告」が偏っているということは評価が低い傾向があるとわかる。この場合、グループ内に問題を抱えている可能性が高いといえる。チャット内容を精査すると、報告を多くしていたメンバーが課題を進め、提出物もほとんどその当人が作成していた。このように、提出物や発言数などからではわからない暗箱状態のプロセス評価が、比較的簡易に実施できる可能性が示唆されたと思われる。

4 まとめ

本研究では、大規模データから協調プロセスを分析するため、深層学習技術を活用することで、きわめて煩雑で非常な時間を要するコーディングの自動化を行った。その結果、本研究で提案した Seq2Seq モデルは、他の方法を上回る結果となった。また、この手法を用いて、現実の授業においてリアルタイムの状況把握と介入および学習評価の精緻化の実現可能性が示唆された。

今後は2つの課題を追求していく。まず、コーディングスキームの再検討が急務となる。本研究のスキームはスピーチアクトに基づく、十分に複雑性を有するものではあったが、協調プロセス全体をとらえるような包括的なものではなかった。社会的認知プロセスの詳細を表現できるスキームの構築が求められる。次に、深層学習手法の再検討を行う必要がある。予測の精度を向上させるため、会話の文脈をさらなる考慮の対象とすべきであ

る。そのため、複数の先行する発言を入力ベクトルとする、より複雑なモデルを構築する必要があると思われる。

謝辞

本研究の一部は、科研費(26350298 及び 16K01134)の助成を受けたものである。

参考文献

- [1] Koschmann, T., "Understanding in action", *Journal of Pragmatics*, 43, 2011, pp.435-437.
- [2] Koschmann, T., Stahl, G., and Zemel, A., "The video analyst's manifesto (or The implications of Garfinkel's policies for the development of a program of video analysis research within the learning science)", *Video Research in the Learning Sciences*, Routledge, 2007, pp.133-144.
- [3] Chi, M., "Quantifying qualitative analyses of verbal data: A practical guide", *Journal of the Learning Science*, 6 (3), 1997, pp.271-315.
- [4] Persico, D., Pozzi, F. and Sarti, L., "Monitoring collaborative activities in computer supported collaborative learning", *Distance Education*, 31 (1), 2010, pp.5-22.
- [5] Rosé, C. P., Gweon, G., Arguello, J., et al., "Towards an interactive assessment framework for engineering design project based learning", *Proceedings of DETC2007*, 2007.
- [6] Rosé, C. P., Wang, Y., Cui, Y., et al., "Analyzing collaborative learning processes automatically: Exploiting the advances of computational linguistics in computer-supported collaborative learning", *International Journal of Computer Supported Collaborative Learning*, 3 (3), 2008, pp.237-271.
- [7] Sutskever, I., Vinyals, O., Le, Q. V., "Sequence to Sequence Learning with Neural Networks", *Advances in Neural Information Processing Systems* 27, 2014, pp. 3104-3112.
- [8] Shibata, C., Ando, K., Inaba, T., "Towards Automatic Coding of Collaborative Learning Data with Deep Learning Technology", *The Ninth International Conference on Mobile, Hybrid, and On-line Learning*, 2017, pp.65-71.

2017. 9. 1 受理 2017. 10. 13 掲載決定

著者略歴

安藤公彦 (あんどう きみひこ)
 ◎現在の所属：東京工科大学クラウドサービスセンター
 ◎専門分野：学習支援システム, 学習管理システム

柴田千尋 (しばた ちひろ)
 ◎現在の所属：東京工科大学コンピュータサイエンス学部
 ◎専門分野：機械学習, 並列分散処理

稲葉竹俊 (いなば たけとし)
 ◎現在の所属：東京工科大学教養学環
 ◎専門分野：コンピュータ支援協調学習, eラーニング