

論文

発話に含まれる特性語の出現頻度に基づいた 協調学習時の貢献度推定手法の提案と評価

高木 正則^{1,a)} 河合 直樹² 大信田 侑里³ 鈴木 雅実² 木村 寛明²

受付日 2017年6月2日, 再受付日 2017年9月17日,
採録日 2017年11月11日

概要: 協調学習では, 複数のグループが同時並行で学習を進めるため, 教員が各グループの学習の進捗を把握するのは困難である. そのため, 教員は各グループで行われた話し合いの内容や, 学習課題の達成に対する各学習者の貢献度を把握することは難しい. 本研究では, 協調学習における各学生の学習課題の成果に対する貢献度の可視化を目的とし, 協調学習時の発話に含まれる特性語の出現頻度に基づいた貢献度推定手法を提案した. 実際の授業で記録した協調学習時の音声データから本提案手法により推定した貢献度と, 協調学習の様子を撮影した映像を教員が閲覧して評価した貢献度の相関係数を分析し, 本手法で推定された貢献度の妥当性を検証した. その結果, 本提案手法で推定された貢献度は, 教員が評価した貢献度の約半数と一致しており, 中程度の相関があることが確認された. また, 本提案手法は音声認識の精度が低くても, 貢献度の推定精度が低くならないことが示され, 学生1人1人の発話を正確に記録・認識することが困難な協調学習の場面で有効に活用できることが期待できる.

キーワード: 協調学習, 貢献度推定, 発話情報, 音声認識, CSCL, ラーニングアナリティクス

A Proposal and Evaluation of a Method for Contribution Estimation Based on Frequency of Characteristic Words in Learners' Speech during Collaborative Learning

MASANORI TAKAGI^{1,a)} NAOKI KAWAI² YURI OOSHIDA³
MASAMI SUZUKI² HIROAKI KIMURA²

Received: June 2, 2017, Revised: September 17, 2017,
Accepted: November 11, 2017

Abstract: Teachers cannot easily grasp the learning progress of individual groups in collaborative learning because multiple groups work at the same time. As a result, their understanding of the contents of group discussions and each learner's contribution to the achievement of learning tasks is limited. To solve one of these problems, we propose a method for contribution estimation based on the occurrence frequency of characteristic words or phrases in learners' speech during collaborative learning. Furthermore, we analyze correlations between estimation values using learner audio data and subjective evaluations by teachers who watched videos recorded during learning. We show that about half of the estimation values are equal to the subjective evaluation values, and that contributions estimated by the proposed method were correlated with subjective evaluations irrespective of speech recognition accuracy.

Keywords: collaborative learning, contribution estimation, speech information, speech recognition, CSCL, learning analytics

¹ 岩手県立大学
Iwate Prefectural University, Takizawa, Iwate 020-0693,
Japan

² 株式会社 KDDI 総合研究所
KDDI Research, Inc., Fujimino, Saitama 356-8502, Japan

³ 株式会社 LIFULL
LIFULL Co., Ltd., Chiyoda, Tokyo 102-0083, Japan

^{a)} takagi-m@iwate-pu.ac.jp

1. はじめに

平成 24 年に中央教育審議会から発表された「質的転換答申」では、学修者の能動的な学修への参加を取り入れた教授・学習法（アクティブ・ラーニング）への転換が必要であることが指摘された [1]。アクティブ・ラーニングを志向した授業では、学修者をグループに分けて議論や活動を行う協調学習が行われることが多い。協調学習とは、「学習者がグループ活動の中で互いの学習を助け合い、1 人 1 人の学習に対する責任を果たすことで、グループとしての目標を達成していく、協調的な相互依存学習である」[2]。この協調学習をコンピュータなどの情報処理技術によって支援する研究分野は CSCL (Computer Supported Collaborative Learning) と呼ばれ、多くの研究が行われている [3], [4], [5], [6], [7]。しかし、協調学習では複数のグループが同時並行で学習を進めるため、教員が各グループの状態を把握するのは限界がある。そのため、各グループでどのような話し合いが行われ、誰がどの程度学習課題の達成に貢献したかを把握することは難しく、協調学習の評価方法は長年の研究課題となっている。

一方、近年では学習状況を把握・最適化するために、学習者とそれを取りまく文脈に関わるデータを測定、収集、分析、報告する方法であるラーニングアナリティクスが注目を集めている [8]。2011 年からは毎年、ラーニングアナリティクスに関する国際会議（LAK (<https://tekri.athabasca.ca/analytics/>)) が開催されている。ラーニングアナリティクスでは、コンピュータシステムが自動的に取得可能な学習履歴データを分析・可視化することにより、学習者の学習到達度の把握や将来的な活動結果の予測などに活かそうとする研究がある。LAK16 [9] では、協調学習における学習過程を多様なセンサを用いて計測し、その特徴を抽出するワークショップが開催され、映像・画像、音声、Kinect、デジタルペンの軌跡などのデータを扱ったことが報告されている [10]。

本研究では、協調学習における各学生の学習課題の成果に対する貢献度の可視化を目的とし、協調学習時の発話を記録した音声データを活用して貢献度を推定する手法を提案する。また、実際の授業で記録した協調学習時の音声データから本提案手法により推定した貢献度（以下、客観推定）と、協調学習の様子を撮影した映像を教員が閲覧して評価した貢献度（主観評価）を比較し、本手法で推定された貢献度の妥当性を検証する。さらに、各学習者の発話をすべて書き起こして音声認識精度を算出し、音声認識精度が客観推定の精度に与える影響を分析する。

2. 関連研究

協調学習の状態を客観的に把握する研究は多数実施されている。協調学習における可視化対象と、可視化のために

表 1 関連研究との比較

Table 1 Comparison with related studies.

	可視化/分析の対象	利用情報
稲葉ら[11]	学習者間のインタラクション	学習者間で交換されるメッセージ
林ら[12]	学習者の学習態度（①協調的態度、②学習理解態度）	①学習者の注視対象情報、②発言における発話区間情報、③学習者ノート記述動作情報
平井ら[13]	ペアプログラミングにおける協調作業の状態	発話量（発話時間、発話頻度、発話長）、説明の繰り返し、連続発話
望月ら[14]	各学習者と発言している学習キーワードの関係の強さ、電子会議室全体のコミュニケーションの状態	電子会議室で各学習者が発言した内容
Kumano [16][17]	会話時の参加者の共感/反感の感情	参加者の表情、視線
Viegas [20][21][22]	会話状況	チャットでの会話情報
DiMcco[23]	参加者のインタラクション	発言タイミング、発話量情報
本研究	貢献度（調整・指導・協力）	特性語の発言頻度

利用する情報の観点で本研究と関連研究を比較した結果を表 1 に示す。

2.1 協調学習の状態把握

稲葉ら [11] は協調学習のプロセスがどの程度学習シナリオに従って行われているかを同定し、学習者が学習目的を達成できたか否かを判断するための診断結果を提示するインタラクション分析支援システムを提案した。このシステムでは、協調学習中の複雑なインタラクションプロセスを抽象化するために、ユーザはシステム上で学習者が交換したすべてのメッセージに対話ラベルをタグ付けする必要がある、分析に多くの手間を必要とする。

林ら [12] は協調学習時の学習者の注視対象、発話区間、ノート記述動作などの非言語情報に基づいて協調的態度と学習理解態度を可視化する手法を提案している。この手法により、協調的態度と学習理解態度をある程度正しく推定できたことが報告されている。

平井ら [13] はプログラミング導入教育におけるペアプログラミング学習において、つまづき解決の成功事例と失敗事例の会話を分析し、失敗事例が成功事例と比較して発話長が長く、説明の繰返し回数や一方的に発話する回数が多いことを示している。また、これらの知見を協調作業の状態推定への活用可能性について考察している。

望月ら [14] は協調学習に参加している学習者の発言データをもとに、教員や学習者自身がコミュニケーション活動を評価する方法を提案している。この手法では、電子掲示板の議論内容と個々の学習者との関係を、コレスポンデンス分析を用いて可視化している。

しかし、上記のいずれの研究でも本研究で推定しようとしている各学生の貢献度を把握することを対象としていない。また、利用している学習者の情報も異なっている。本研究では、協調学習への貢献度の指標を調整・指導・協力の3つに分け、各学生の発話を記録した音声データのみを用いて協調学習時の貢献度を推定する点に新規性がある。

2.2 複数人対話の状態推定

複数人対話の自動分析に関する研究も活発に行われている [15]。たとえば、複数人による対面対話場面において、参加者の表情や視線などの非言語行動から、動的ベイジアンネットワークを用いて会話時の参加者の共感状態（共感/無関心/反感）を推定する手法が提案されている [16], [17]。しかし、現状では表情や視線を手で観測して推定しており、共感状態の推定精度の向上や自動化には多くの課題が残っている。このほかにも、複数人対話において、モノログやダイアログといった対話のレジームの状態 [18] や、主導権を持った人物を自動的に推定する技術 [19] が提案されている。

Viegas らは参加者が色つきのノードで2次元平面状に可視化されるグラフィックなチャットルーム「Chat Circles」[20], [21], [22] を提案した。Chat Circlesでは、図形の形やサイズ、色を変化させて、ユーザ間のインタラクションから明らかになる活動パターンや会話の動的な変化を可視化しようとしている。

DiMicco ら [23] は、対面ミーティングを対象とし、発話のタイミングと発話量情報を利用して、参加者のインタラクションを可視化するシステムを提案している。可視化の方法としては、各参加者の発言量を棒グラフで表示する方法や、タイムライン上に発話した時間を表示する方法など4種類を提案している。

しかし、上記の研究も可視化・分析の対象や利用している情報が本研究とは異なっている。

2.3 ソーシャルラーニングアナリティクス

Ferguson ら [24] は学習者がソーシャルな環境でどのように知識を構成するのかに着目したソーシャルラーニング

表 2 ソーシャルラーニングアナリティクスの5分類

Table 2 Five categories of social learning analytics.

No	種類	概要
1	Social Learning Network Analytics	学習を支援するために人間関係や各学習者の役割、ネットワーク構成がどのように発展し、維持されたかを分析する。
2	Social Learning Discourse Analytics	オンライン上のコースや会議などでやり取りされたインタラクションや教室内の発話を利用し、IRF 構造[25]の分析やコーパス言語学[26]を適応した分析など、学習者の会話の質や構造を分析する。
3	Social Learning Content Analytics	学習者個人またはグループのニーズに合わせてリソースを推薦するために、索引付けやフィルタリング等をしてオンライン上の教育コンテンツや学習資源を自動的に分析する。
4	Social Learning Disposition Analytics	学習を支援するために、各学習者の理解方法やインタラクション方法などを振り返り、学習時の傾向を分析する。
5	Social Learning Context Analytics	学習者のコンテキスト（フォーマル/インフォーマルラーニング、同期/非同期環境、モバイル端末利用の有無等）を分析・可視化し、これらのコンテキストを利用して学習を支援する。

アナリティクスを提案し、表 2 に示した5種類のフレームワークに分類している。本研究は学習者の発話を記録した音声データを活用していることから、Social Learning Discourse Analytics に分類されと考えられる。しかし、Social Learning Discourse Analytics に分類されている研究は学習者の会話の構造や質を詳細に分析しようとしている。一方、本研究では学習者の発話を詳細に記録・分析するのではなく、音声認識できた学習者の発話の一部（特性語）のみを活用して貢献度を把握しようとしている。そのため、本研究はソーシャルラーニングアナリティクスの既存研究とは逆のアプローチを採用した分析手法といえる。

3. 協調学習時の貢献度推定手法の提案

3.1 貢献度の種類と発話の言語特性

本研究では、著者が担当する数学のリメディアル科目で提案手法の評価実験を実施することにした。この科目では、反転授業の形式を採用しており、授業中に予習課題の発展

表 3 貢献度の種類と特性語

Table 3 Contribution types and characteristic phrases.

種類	評価規準	発話の言語特性	特性語の例	登録数
調整	① グループでの学習の進行や取りまとめができる。 ② グループメンバーの進捗状況の確認や発言の促進ができる。	進行・質問・状況確認・発言促進	始めよう、してみよう、では、どうかな、どれやる、進み具合は、進捗は、・・・	48 語
指導	① グループメンバーに分かりやすく教えることができる。	説明・提案・認知・可能・論理	こうすれば、そのとおり、できる、つまり、なるじゃない、違う、・・・	72 語
協力	① グループメンバーと協力して学習（作業）を進めることができる。	質問・疑問・率直な意見・指導依頼・質問への反応（協力的な発話）	教えて、思うよ、気がする、こうじゃないの、なるほど、わかった、・・・	78 語
		終息・否定意見・否定の強調（非協力的な発話）	あきた、ぜんぜん、つまらない、まったく、もういい、・・・	40 語

問題（5 問程度）を活用した協調学習を行っている [27]。この協調学習では、以下の指示を与えて実施している。

- 制限時間内に出题された発展問題をグループ全員で協力して解答する。
- グループ内で相談しあったり、答えを確認しあったりしてもよい。
- 全問題を解き終わったらグループ全員で各グループ担当の TA のところへ行き、1 問ずつ解き方や計算過程を示しながら導きだした答えを説明する。
- 各問題を説明できるのは 1 名のみとし、グループ全員が最低 1 問担当するようにする。
- 発展問題の解答手順や TA への説明担当者は各グループで決める。
- TA への 1 回目の説明で全問正解できたら成績評価に加点する。
- 制限時間を超過したら答えを配布するが、TA への説明は協調学習の終了時間まで続ける。

授業中は特に、グループ内での教え合いを促している。そのため、本科目での協調学習時の各学習者の貢献度として「調整」、「指導」、「協力」の 3 つを設定した。本研究では、この 3 つの貢献度を発話の言語特性から推定する。

表 3 に貢献度の種類と評価規準、言語特性ならびに本研究で利用した特性語辞書に登録されている特性語の例と特性語の数を示す。「調整」はグループメンバーに対する問いかけや議論の進行を行い、グループ活動に対する調整役としての貢献度を表す。「指導」は他の学習者に対して説明や解説をしたり、問題提起や意見を投げかけたりするなど、グループの中で指導役または教え役としての貢献度を表す。「協力」は議論の進行や話し合いの活性化など、グループ内の協力する姿勢や雰囲気をもどの程度作りだしたかを表す貢献度である。

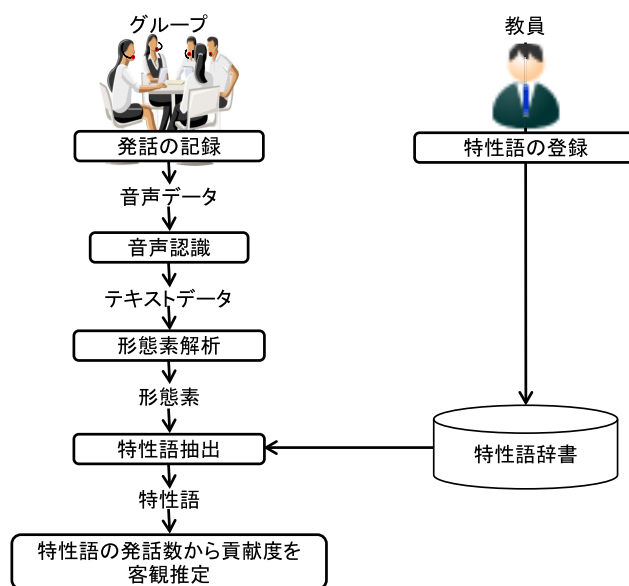


図 1 協調学習の貢献度推定手法の概要

Fig. 1 Overview of the proposed method.

これら 3 つの貢献度を学習者の発話から推定するために、事前に各貢献度に関連する 4 つの発話タイプ（調整、指導、協力、非協力）の言語特性を定義し、この言語特性を表す単語や単語を合成した複合語を特性語として辞書に登録した。なお、貢献度「協力」については、グループ内の協力する姿勢や話し合いを妨げる発言もありうると考え、協力と非協力の 2 つの発話タイプに分類した。

3.2 貢献度推定の手順

協調学習における各学習者の貢献度推定の手順を図 1 に示す。本研究では、多機能携帯端末（スマートフォン）で協調学習時の各学習者の発話を記録する。記録した各学習者の音声データを音声認識ソフトによりテキストデータ

表 4 貢献度と偏差値の対応表

Table 4 Relations between contribution value and standard score.

	偏差値 ≤ 40	偏差値 >40	偏差値 >50	偏差値 >60
貢献度	1	2	3	4

(文字)に変換する。本研究では、音声認識ソフトとしてアドバンスト・メディア社の「AmiVoice SP2」[28]を利用した。その後、変換したテキストデータを形態素解析し、あらかじめ準備した特性語辞書を利用して4つの発話タイプの特性語を抽出する。そして、3つの貢献度ごとに特性語の語数を分析する。なお、貢献度「協力」については、発話タイプ「協力」の語数から「非協力」の語数を引いた数を算出する。この特性語の数に基づいて各学習者の3つの貢献度を数値化する。

3.3 貢献度の数値化方法

(1) 特性語の集計

各学習者に対して3つの貢献度ごとに抽出された特性語の数（協力に関しては「協力の特性語の数－非協力の特性語の数」）を分析する。

(2) 偏差値の算出

グループごとに3つの貢献度に対して抽出された特性語の数の偏差値をそれぞれ算出する。

$$T_i = \frac{10(x_i - u_x)}{\delta_x} + 50$$

ただし、

$$u_x = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i$$

$$\delta_x = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - u_x)^2}$$

ここで、 N はグループの人数、 x_i は学習者 i の発話を記録した音声データから抽出された特性語の数、 u_x はグループの特性語の数の平均、 δ_x はグループの特性語の数の標準偏差である。

(3) 貢献度の数値化

表4に示した偏差値と貢献度（1～4の4段階）の対応表に従って、算出した各貢献度の偏差値を1～4の値にする。

3.4 期待される効果

本研究で提案する協調学習時の貢献度推定手法を応用した協調学習支援システムの例を図2に示す。協調学習時に記録した音声データはインターネット経由でサーバへ送信され、貢献度推定・可視化システムの各モジュールで処理される。可視化方法は様々考えられるが、たとえば、グループごとに各発話タイプの特性語数の割合を示すことにより、各グループで教え合いが行われていたか、協力して

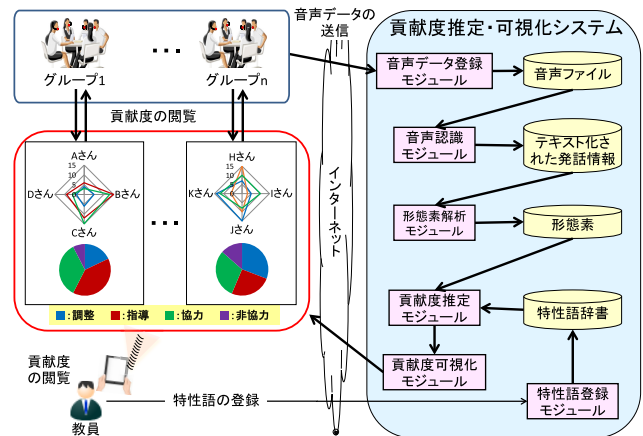


図 2 貢献度推定手法の協調学習支援システムへの応用

Fig. 2 Application to a learning support system for collaborative learning using the proposed method.

活動していたかなど、各グループの状態をある程度把握できるようになることが期待される。また、各学生の発話から抽出された特性語数をレーダチャートで示すことにより、教員は貢献度の高いまたは低い学生を把握でき、グループ再編成の必要性の判断や、グループ再編成時の参考データとしても活用できる。このように、協調学習時の貢献度を推定・可視化することにより、教員は協調学習の結果（成果物）だけではなく、協調学習のプロセスも含めた評価や学習状況の把握が可能になり、協調学習を活性化するための様々な支援への活用が期待できる。また、これらの貢献度の結果を学生に直接フィードバックすることにより、学習の振り返りや次回学習時の目標設定などに役立てることも考えられる。

4. 評価実験

4.1 実験概要

本提案手法で推定された貢献度の妥当性を検証するために、平成27年度前期セメスタに本学部1年生を対象として開講された必修科目「情報基礎数学A」で協調学習時の発話を記録して評価実験を実施した。本実験では、発話を記録した授業後に科目担当教員が協調学習時の映像を視聴し、協調学習時の様子・発話・態度などから各学生の貢献度（調整、指導、協力）を4段階（高い、やや高い、やや低い、低い）で評価（以下、主観評価）した。この主観評価した貢献度と提案手法によって算出された貢献度が一致した割合と双方の相関係数を求めることによって、提案手法の推定精度を評価する。また、本研究で提案している貢献度の客観推定手法では、音声認識ソフトとして「AmiVoice SP2」[28]を利用しているが、音声認識ソフトには他にも多数あり、各ソフトウェアで音声認識精度はそれぞれ異なる。そのため、本手法が「AmiVoice SP2」以外の様々な音声認識ソフトでも適用可能かどうかを分析するために、「AmiVoice SP2」を用いた客観推定（以下、音声認識客観

推定)に加え、著者らが各学生の音声聴いて文字に書き起こした発話情報を用いて客観推定(以下、書き起こし客観推定)を行った。この書き起こし客観推定と音声認識客観推定の結果を比較することにより、音声認識の認識精度が本手法で算出した貢献度の推定精度に与える影響を分析し、「AmiVoice SP2」以外の音声認識ソフトでも同様の貢献度を推定できるかを考察する。

4.2 実験対象の科目概要

「情報基礎数学 A」では、解析学に関連する高校数学の単元(三角関数, 指数関数, 対数関数, 数列, 極限, 微分, 積分)を対象とした数学のリメディアル科目である。この科目では、eラーニング教材を活用した予習を必須としている。授業中は教員から出題された発展的な演習問題5問をグループメンバーと協力して答えを導き出す協調学習(3.1節で前述)を約35分間行っている。この科目では4人グループが16組作成されていた。グループ編成は入学前に実施されたプレイメントテストの得点を利用し、各グループのプレイメントテストの平均点と分散が同等になるようにグループを編成した。

4.3 発話の記録方法

授業前に発話を記録するグループを無作為に2組選定し、協調学習を始める前に選定されたグループの学生全員に多機能携帯端末(シャープ製 AQUOS PHONE を使用)と近接マイク(サンワサプライ製のヘッドホンマイクを使用)をそれぞれ配布した。そして、多機能携帯端末にインストールされたPCM形式で音声を録音できるアプリを利用した音声の記録方法と、近接マイクの装着方法を2~3分程度で説明した。特に、近接マイクについてはマイクが口元の近い位置に装着するよう指示し、各学生に対して別々に音声を記録(録音)した。なお、今回は提案手法の妥当性の検証が目的であったため、各学生の音声データは多機能携帯端末をPCに接続して抽出し、3.2節、3.3節に述べた各作業を手動で行って貢献度を算出した。

また、実験後に協調学習全体の会話や状況を把握できるように、各グループの学生4人全員を映したビデオカメラ(ELECOM製 Webカメラ)と卓上マイク(SONY製 ECM-MS907)を設置した。図3に協調学習時の学生と各種機器の配置図を示す。なお、これらの説明の際には本研究に関する説明書ならびに本研究への参加依頼書を添付し、実験で得られた情報が成績に反映されることがないことなどを理解してもらったうえで実験に協力してもらった。

4.4 主観評価と客観推定の結果

本研究では、全15回の授業のうち7回の授業で毎回異なるグループを無作為に2組選定し、合計14グループ56人分の発話を記録した。しかし、14グループ中6グループ

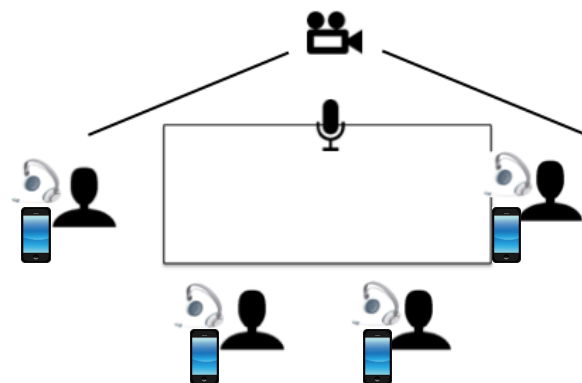


図3 協調学習時の学生と各種機器の配置図

Fig. 3 Seating and device arrangement in collaborative learning.

で、録音ボタンの押し間違いやケーブルの接触不良などが原因で発話を記録できなかった学生がいた。本提案手法では、グループ内での特性語数の偏差値を利用して貢献度を推定しているため、グループの中で1人でも発話を記録できないとグループ全員の貢献度が変わってしまう。そのため、グループ全員の発話を記録できた8グループを対象として貢献度を客観推定した。

教員による主観評価の値と学習者の音声データを用いた客観推定の結果を表5に示す。表5のグループNoは音声を録音した月日とグループの識別番号(1または2)を表す。客観推定値は著者らが書き起こした発話情報を用いて推定した書き起こし客観推定と音声認識ソフト[28]を用いて推定した音声認識客観推定でそれぞれ貢献度を算出した。また、各特性語の数の偏差値も示した。

4.5 推定精度の評価

(1) 主観評価値と客観推定値の一致率

学習者の発話を記録した音声データのみを用いた協調学習時の貢献度推定精度を評価するために、教員が主観評価した貢献度と提案手法によって算出された貢献度が一致した割合を分析した。表5から、書き起こし客観推定の場合、貢献度の一致率は「調整」で約43.8%(32人中14人が一致)、「指導」で約46.9%(32人中15人が一致)、「協力」で約53.1%(32人中17人が一致)であった。一方、音声認識客観推定の場合、「調整」で約56.3%(32人中18人が一致)、「指導」で約53.1%(32人中17人が一致)、「協力」で約59.4%(32人中19人が一致)であり、いずれも約半数の貢献度を教員と同じ値で推定できていた。

(2) 主観評価値と客観推定値の相関

表5に示した主観評価の値と客観推定の値との相関係数を求めた。求めた相関係数の結果を表6に示す。客観推定の貢献度は表4の基準で特性語の数の偏差値から4段階(1~4)の数値に変換している。そのため、この変換基準の妥当性も判断できるように特性語の数の偏差値の値と主

表 5 教員による主観評価と学習者の音声データを用いた客観推定の結果

Table 5 Subjective evaluation results by teachers and estimation results by learner audio data.

グループ No	教員による 主観評価			書き起こし客観推定						音声認識客観推定					
				特性語数の偏差値			貢献度 (4段階)			特性語数の偏差値			貢献度 (4段階)		
	調整	指導	協力	調整	指導	協力	調整	指導	協力	調整	指導	協力	調整	指導	協力
0514-1	3	2	3	43.7	54.3	60.6	2	3	4	53.8	49.1	57.2	3	2	3
	3	4	4	58.9	46.0	46.0	3	2	2	56.1	54.0	62.4	3	3	4
	3	4	3	60.5	63.3	57.8	4	4	3	57.3	62.2	40.7	3	4	2
	1	1	1	36.9	36.3	35.5	1	1	1	32.8	34.7	39.7	1	1	1
0514-2	2	1	2	45.5	41.9	38.8	2	2	1	40.4	38.2	45.4	2	1	2
	1	1	2	54.5	48.8	49.7	3	2	2	45.2	56.3	36.2	2	3	1
	4	4	3	63.4	66.7	66.0	4	4	4	66.7	62.9	56.1	4	4	3
	2	1	2	36.6	42.6	45.5	1	2	2	47.6	42.6	62.3	2	2	4
0528-2	2	1	2	46.0	40.3	40.9	2	2	2	41.8	38.2	42.2	2	1	2
	2	2	2	48.1	42.8	56.9	2	2	3	44.3	48.6	38.1	2	2	1
	2	2	3	39.5	51.0	62.7	1	3	4	46.8	47.4	60.9	2	2	4
	4	4	4	66.4	65.9	39.5	4	4	1	67.0	65.9	58.8	4	4	3
0611-2	3	4	4	66.2	62.1	55.8	4	4	3	65.0	66.6	62.9	4	4	4
	2	3	3	47.5	52.9	50.5	2	3	3	45.0	44.0	56.4	2	2	3
	1	1	1	38.8	34.4	33.7	1	1	1	37.9	40.7	38.7	1	2	1
	1	2	2	47.5	50.6	60.0	2	3	3	52.1	48.7	41.9	3	2	2
0625-1	2	2	3	56.7	46.7	47.8	3	2	2	63.4	48.0	58.4	4	2	3
	4	4	4	62.7	66.9	66.8	4	4	4	54.5	66.8	61.5	3	4	4
	1	1	2	38.8	45.7	44.4	1	2	2	36.6	44.4	40.1	1	2	2
	1	1	2	41.8	40.7	41.0	2	2	2	45.5	40.8	40.1	2	2	2
0702-1	1	1	2	39.8	39.2	38.7	1	1	1	38.4	39.0	42.0	1	1	2
	3	3	4	63.9	60.2	63.0	4	4	4	62.0	62.1	66.7	4	4	4
	3	4	4	55.1	59.7	56.3	3	3	3	57.6	57.5	48.9	3	3	2
	1	1	2	41.2	40.8	42.1	2	2	2	42.1	41.3	42.5	2	2	2
0702-2	4	4	4	66.7	65.5	62.3	4	4	4	65.7	66.6	54.3	4	4	3
	1	1	2	46.7	38.5	38.2	2	1	1	42.9	40.1	37.1	2	2	1
	2	3	4	40.0	44.8	42.4	1	2	2	40.0	48.2	44.9	1	2	2
	1	2	3	46.7	51.2	57.1	2	3	3	51.4	45.2	63.7	3	2	4
0716-2	1	1	2	41.0	42.0	40.4	2	2	2	36.1	35.1	39.0	1	1	1
	1	2	2	53.0	42.0	40.4	3	2	2	47.2	63.1	41.3	2	4	2
	2	3	3	65.1	66.5	55.8	4	4	3	63.9	49.1	57.5	4	2	3
	1	2	3	41.0	49.4	63.5	2	2	4	52.8	52.6	62.1	3	3	4

観評価の値との相関係数, 4段階の客観推定の値と主観評価の値との相関係数をそれぞれ算出した。

表 6 の音声認識客観推定の結果では, ほぼすべての貢献度で中程度から強い相関があることが確認された。また, 全 8 グループの「調整」, 「指導」, 「協力」の貢献度を総合した相関係数でも 0.68 となり, 中程度の正の相関があることが確認された。この結果から, 音声データから抽出した発話情報の中には協調学習の貢献度を推定するための有

益な情報が含まれていることが示唆できる。また, 全 8 グループの主観評価値と偏差値の相関係数は 4 段階の貢献度との相関係数に比べ高い傾向にあったが, その差分は 0.02 から 0.06 程度であり, 表 4 の変換基準はある程度妥当であったと考えられる。

表 6 教員による主観評価値と学習者の音声データを用いた客観推定値の相関

Table 6 Correlations between subjective evaluation values by teachers and estimation values using learner audio data.

グループ No	種類	書き起こし客観推定		音声認識客観推定	
		偏差値	4 段階	偏差値	4 段階
0514-1	調整	0.76	0.77	0.99	1.00
	指導	0.62	0.60	0.92	0.95
	協力	0.57	0.51	0.76	0.92
0514-2	調整	0.51	0.51	0.88	0.93
	指導	0.96	1.00	0.74	0.77
	協力	0.92	0.93	0.35	0.26
0528-2	調整	0.95	0.93	0.98	1.00
	指導	0.95	0.90	1.00	1.00
	協力	-0.25	-0.40	0.86	0.67
0611-2	調整	0.90	0.90	0.75	0.67
	指導	0.96	0.92	0.82	0.77
	協力	0.64	0.77	0.97	1.00
0625-1	調整	0.92	0.91	0.55	0.55
	指導	0.97	0.94	0.99	0.94
	協力	0.95	0.87	0.95	1.00
0702-1	調整	0.95	0.89	0.98	0.89
	指導	0.96	0.77	0.90	0.77
	協力	0.96	0.89	0.78	0.58
0702-2	調整	0.82	0.75	0.76	0.55
	指導	0.83	0.80	0.92	0.77
	協力	0.50	0.67	0.37	0.40
0716-2	調整	0.87	0.87	0.80	0.77
	指導	0.87	0.82	0.49	0.32
	協力	0.96	0.90	0.98	0.89
全 8 グループ	調整	0.74	0.70	0.74	0.68
	指導	0.85	0.80	0.83	0.77
	協力	0.57	0.55	0.71	0.67
	総合	0.70	0.67	0.73	0.68

4.6 分析と考察

(1) 書き起こし客観推定と音声認識客観推定の比較

書き起こし客観推定と音声認識客観推定で教員の主観評価との一致率と相関係数を比較すると、「調整」と「指導」の貢献度は、一致率と全 8 グループの相関係数ともにはほぼ同様であった。一方、「協力」に関しては、一致率は書き起こし客観推定と音声認識客観推定でほぼ同様であったが、相関係数は音声認識客観推定のほうが高くなった。これは 0528-2 グループの「協力」の書き起こし客観推定の相関係数がマイナスになった（表 6 参照）ことが影響したと考えられる。0528-2 グループを除いた 7 グループで「協力」

の相関係数を求めたところ、書き起こし客観推定と音声認識客観推定の誤差は偏差値、4 段階のいずれも 0.02 以内になった。

(2) 特性語の抽出数

書き起こし客観推定と音声認識客観推定の際に抽出された特性語の数の分析結果を表 7 に示す。表 7 の「学生 No」は音声録音した月日とグループの識別番号（1 または 2）、学生の識別番号（A～D）を表す。「抽出対象の文字数」は特性語を抽出する際に入力されたテキストデータ（発話内容）の文字数を表している。録音された音声データには近接マイクを付けた学生の発話以外にも同じグループの学生の発話（特に隣に座っていた学生の発話）や TA が説明する声も録音されていた。そのため、書き起こしの際は発話者の声を聞き分けて、近接マイクを付けている学生の発話のみを書き起こすようにした。しかし、声から発話者を特定できない場合や声が小さくて聞き取れない場合もあったため、1 人 1 人の学生が発話した内容を完全に網羅した書き起こしはできなかった。一方、音声認識客観推定の場合は録音された音声データをそのまま音声認識ソフトでテキストデータに変換したため、近接マイクを付けた学生以外の声や、書き起こしの際には聞き取れなかった小さい声の発話も認識されていた。その結果、「抽出対象の文字数」は 32 人中 22 人で書き起こしの場合よりも音声認識の場合のほうが多くなっていた。

また、これらのテキストデータから特性語を抽出したことで、音声認識客観推定の場合、本人が発話していない特性語も抽出されていた。そのため、32 人中「調整」では 24 人、「指導」では 27 人、「協力」では 15 人、「非協力」では 28 人が、書き起こし客観推定よりも音声認識客観推定のほうが多くの特性語を抽出していた。

また、表 6 で相関係数がマイナスになった 0528-2 グループの発話量を見ると、グループ全員の発話量が多く、議論が活発に行われたグループであったことが分かる。そのため、複数人の発話が重なることもあり、学生 1 人 1 人の発話を識別することが難しく、発話を正しく書き起こすことができなかったことが、書き起こし客観推定時の「協力」の相関係数がマイナスになった原因の 1 つとして考えられる。

(3) 近接マイクで記録された音声の認識精度

音声認識ソフトウェアを活用し、近接マイクで記録された音声データをテキストデータに変換した結果から、音声認識の精度を分析した。認識精度を算出する際に活用する正解文には、書き起こし客観推定時に活用した発話の書き起こしデータを活用した。そして、以下の算出式から認識精度を求めた。

$$\text{認識精度} = \{(N - I - D - S) / N\} \times 100$$

ここで、 N は正解文の文字数、 I は挿入誤り（発話してい

表 7 抽出された特性語の数

Table 7 Number of extracted characteristic phrases.

学生 No	抽出対象の発話 の文字数		抽出された特性語の数							
			調整		指導		協力		非協力	
	書き起 こし	音声 認識	書き起 こし	音声 認識	書き起 こし	音声 認識	書き起 こし	音声 認識	書き起 こし	音声 認識
0514-1-A	1820	2399	4	23	28	32	44	36	7	14
0514-1-B	1416	2299	13	25	15	39	17	44	1	17
0514-1-C	2579	2406	14	26	42	51	46	33	13	27
0514-1-D	101	258	0	5	0	11	1	6	0	1
0514-2-A	283	619	5	18	3	16	2	9	0	8
0514-2-B	1571	1511	6	20	12	41	31	24	11	29
0514-2-C	3331	2073	7	29	35	50	54	28	7	20
0514-2-D	258	847	4	21	4	22	13	16	0	4
0528-2-A	1416	1806	11	23	17	35	31	30	7	16
0528-2-B	1898	2116	13	24	20	44	43	30	8	20
0528-2-C	1858	2149	5	25	30	43	50	45	11	13
0528-2-D	2686	2565	30	33	48	59	28	42	5	12
0611-2-A	2061	2547	19	28	14	48	24	34	3	13
0611-2-B	1394	1572	6	11	10	14	17	21	1	4
0611-2-C	41	281	0	5	2	9	0	7	0	1
0611-2-D	987	956	6	17	9	21	25	16	0	8
0625-1-A	582	710	6	6	11	16	9	15	1	6
0625-1-B	2288	2267	8	5	31	37	27	24	2	14
0625-1-C	456	545	0	3	10	12	6	5	1	2
0625-1-D	184	366	1	4	5	8	2	3	0	0
0702-1-A	211	225	0	0	1	1	2	5	0	5
0702-1-B	3622	5324	52	32	42	102	82	130	8	34
0702-1-C	4030	3583	33	26	41	82	61	54	7	27
0702-1-D	510	383	3	5	4	11	14	4	2	2
0702-2-A	1490	1527	7	11	21	29	27	19	1	7
0702-2-B	215	239	4	3	4	3	3	3	0	2
0702-2-C	576	556	3	2	8	11	10	15	3	9
0702-2-D	910	780	4	6	12	8	21	20	0	2
0716-2-A	0	10	0	0	0	0	0	0	0	0
0716-2-B	337	402	1	2	0	8	1	3	1	2
0716-2-C	537	593	2	5	10	4	6	9	0	1
0716-2-D	374	386	0	3	3	5	11	10	2	0

ないのに出現した文字数), D は削除誤り (発話したのに出現しなかった文字数), S は置換誤り (発話した内容と異なって出現した文字数) である. 表 8 に音声認識した結果の一例を示す. 表 8 の例では, 置換誤り (下線部分) が 6 文字, 挿入誤り (囲み線部分) が 6 文字, 削除誤り (二重下線部分) が 6 文字であるため, 認識精度は 33% になる. 今回使用した音声認識ソフトによる音声認識の結果は単語

単位で認識または置換されるため, 単語が列挙された文章になっている. そのため, 文章としては理解が困難であったが, 認識された単語そのものは理解できるものも多く, 数文字程度からなる特性語は抽出できていた.

表 9 に 8 グループ 32 人の音声認識精度の結果を示す. 分析の結果, 認識精度の平均は約 29% であった. 本実験では, 近接マイクを使って発話を記録したが, 記録された音

表 8 音声認識の例

Table 8 Example of speech recognition.

書き起こした発話の内容	音声認識の結果
極値を調べよ だからこれ たぶん微分して 0 になるとこ求めて	極値薄れる中 たぶん微分してみて はと 0 なる解こうま とめて

表 9 音声の認識精度

Table 9 Speech recognition accuracy.

学生 No	正解文の文字数 (発話した文字数)	N-I-D-S	認識 精度
0514-1-A	1820	384	21.1
0514-1-B	1416	376	26.6
0514-1-C	2579	500	19.4
0514-1-D	101	28	27.7
0514-2-A	283	79	27.9
0514-2-B	1571	397	25.3
0514-2-C	3331	814	24.4
0514-2-D	258	94	36.4
0528-2-A	1416	386	27.3
0528-2-B	1898	546	28.8
0528-2-C	1858	428	23.0
0528-2-D	2686	741	27.6
0611-2-A	2061	720	34.9
0611-2-B	1394	522	37.4
0611-2-C	41	12	29.3
0611-2-D	987	212	21.5
0625-1-A	582	156	26.8
0625-1-B	2288	967	42.3
0625-1-C	456	157	34.4
0625-1-D	184	43	23.4
0702-1-A	211	57	27.0
0702-1-B	3622	1149	31.7
0702-1-C	4030	1298	32.2
0702-1-D	510	99	19.4
0702-2-A	1490	477	32.0
0702-2-B	215	54	25.1
0702-2-C	576	129	22.4
0702-2-D	910	248	27.3
0716-2-A	0	0	-----
0716-2-B	337	107	31.8
0716-2-C	537	235	43.8
0716-2-D	374	162	43.3
全体	40022	11577	28.9

声データには近接マイクを付けている学生以外の発話も記録されていた。特に、隣の学生との距離が近い場合や、ある学生が別の学生に教えている場合、そして、話し合いを行っている場合などで、隣の学生の声を記録してしまうことが多かった。このように、本人以外の発話が記録・認識されてしまったことが認識精度の低下に影響を与えたと考えられる。また、今回正解文として活用した書き起こしデータが、4.6 節 (2) で述べたように各学生の発話を完全に網羅できていたわけではなかった（正解文として十分ではない書き起こしデータがあった）ことも認識精度が低くなった要因の 1 つと考えられる。

しかし、実際に発話した内容に近い発話情報を用いて客観推定した場合（書き起こし客観推定）と、音声認識精度が約 29% 程度であった発話情報を用いて客観推定した場合（音声認識客観推定）で、教員による主観評価値との一致率と相関係数がほぼ同様であったことから、本提案手法は音声認識の精度が低くても、貢献度の推定精度が低くならない手法であると考えられる。そのため、本研究で利用した「AmiVoice SP2」以外の音声認識ソフトでも同様の貢献度を推定できることが期待できる。また、本提案手法は学生 1 人 1 人の発話を正確に記録することが困難な協調学習の場面で有効に活用できると考えられる。

(4) 特性語の出現頻度の偏差値による貢献度推定の有効性

本研究では、協調学習中の学習者の発話を音声認識し、発話に含まれる特性語の出現頻度を分析することによって貢献度を推定している。しかし、複数人の学習者が対面環境で議論する協調学習の場面では、ある特定の 1 人の学習者の発話のみを正確に記録するのは困難である。また、記録された音声データから発話に含まれる特性語をすべて抽出することも困難である。そのため、現状の技術では、協調学習中の各学生が発話した特性語の数を正確に把握するのは困難である。しかし、我々はグループ全員が同じ環境条件で発話を録音し、同じ音声認識技術を使って特性語を抽出すれば、音声認識によって抽出される特性語の数の増減は、グループ内で同様の割合で起こる可能性が高いと考え、相対的な値である偏差値を利用して貢献度を推定する本手法の提案に至った。

表 7 からは、書き起こし客観推定と音声認識客観推定の特性語の抽出数の増減は学生ごとに異なっていることが確認できる。そのため、表 5 に示したように書き起こし客観推定と音声認識客観推定では必ずしも同じ貢献度（値）にならなかった。しかし、教員による主観評価値との相関を分析すると（表 6）、音声認識客観推定の場合でも書き起こし客観推定の場合と同等の相関のある貢献度を推定できていたことが確認できる。この結果から、音声認識客観推定で抽出された特性語の数は、書き起こし客観推定で抽出された特性語の数の相対的な関係を維持した範囲内で増減していたと考えられ、偏差値によって貢献度を推定した本提

案手法の有効性を確認できた。

しかし、偏差値を利用している本手法では、全員が特性語を含む活発な議論を行ったとしても、全員の貢献度は2あるいは3になってしまい、反対に全員がほとんど発言しなかった場合でも、全員の貢献度は2あるいは3になってしまうという問題がある。また、グループの1人でも発話を記録できないとグループ全員の貢献度を正しく推定できなくなってしまうという問題もある。これらの問題を解決する方法として、グループ単位で貢献度を算出するのではなく、クラス全体で貢献度を算出する方法も考えられる。しかし、グループ内での議論の内容やレベル、グループ活動のプロセスはグループごとに異なるため、これらの議論や活動の質の差異を考慮したうえでクラス全体の貢献度を算出することが求められる。そのためには、本研究で扱っている量的データ（発話した特性語の数）だけでは不十分であり、議論のプロセスや内容を含めた質的データを分析することが必要になり、本手法よりも多くのデータの収集と分析のための人的負担が必要になってしまう。そのため、各学習者の発話を記録した音声データのみを利用し、グループ単位で貢献度を算出する本手法は、データ収集や分析にかかる人的負担・手間を軽減しつつ、ある程度妥当な（教員による主観評価と中程度の相関のある）貢献度を算出できる手法であると考えられる。

今後はグループ単位で偏差値を利用して貢献度を推定する際の問題を解決するために、本手法で貢献度を推定したあとに、協調学習の結果や成果物の評価を、推定した貢献度に反映させることを検討する。また、本研究では、プレイメントテストの結果のみを利用してグループを編成したが、議論への積極性も考慮したグループを編成するなど、運用面での対策も検討する。

5. おわりに

本研究では、協調学習における各学生の学習課題の成果に対する貢献度の可視化を目的とし、協調学習時の発話を記録した音声データを活用して貢献度（調整、指導、協力）を推定する手法を提案した。また、本手法で推定された貢献度の妥当性を検証するために、大学の授業で行われた協調学習時の発話を記録して評価した。その結果、提案手法により推定した貢献度と、協調学習の様子を撮影した映像を教員が閲覧して評価した貢献度は約半数で一致し、中程度の正の相関（相関係数 0.68）があることが確認された。また、各学生の発話をすべて書き起こした発話情報を利用して提案手法で推定した貢献度と、音声認識後の発話情報を利用して推定した貢献度で、主観評価値との相関係数を比較した結果、一部の例外を除いて「調整」、「指導」、「協力」のいずれの貢献度もほぼ同様となった。さらに、各学生の音声認識精度が平均約 29%であったことから、本提案手法は音声認識の精度の低さに影響を受けない手法である

といえる。

一方、本研究では各貢献度の特性語に重み付けをしていないため、どの特性語も貢献度に等しく影響するようになっている。今後は特性語に重み付けをすることで、より正確な貢献度を推定できる手法を検討する。また、推定精度の向上のために求められる特性語辞書の要件や辞書構築の手順についても検討していきたい。また、本手法では発話した特性語数の偏差値を利用しているため、グループメンバー全員が同じ程度特性語を発話した場合、全員が中程度の貢献度（本研究の場合、2 または 3）が推定されてしまう。そのため、今後はグループ内の発話量とクラス全体の発話量の比較結果に基づいて貢献度を微調整する方法についても検討する。

さらに、本研究では数学リメディアル科目で行われている協調学習の実施方法に基づいて貢献度の種類を「調整」、「指導」、「協力」の3つ設定した。今後は数学以外の科目で実施されている協調学習に本手法を適応して推定精度を評価したい。これらの結果から、貢献度の種類と特性語辞書を適切に構築できれば、その他の貢献度も推定できることを検証していく。また、ユーザが自由に可視化したい貢献度やその特性語を登録できるようにし、様々な協調学習の現場で活用できる協調学習支援システムの開発や、様々な会議の現場への応用可能性についても検討する。

参考文献

- [1] 中央教育審議会：新たな未来を築くための大学教育の質的転換に向けて～生涯学び続け、主体的に考える力を育成する大学へ～（答申）（2012.8），入手先（http://www.mext.go.jp/b_menu/shingi/chukyo/chukyo0/toushin/1325047.htm）（参照 2017-01-25）。
- [2] 日本教育工学会（編）：教育工学辞典，p.464，実教出版，東京（2000）。
- [3] 稲葉晶子，豊田順一：CSCL の背景と研究動向，教育システム情報学会誌，Vol.16，No.3，pp.111-120（1999）。
- [4] 小尻智子，香山瑞恵，田村恭久：CSCL と支援技術，教育システム情報学会誌，Vol.23，No.4，pp.209-221（2006）。
- [5] 大島律子，大島 純，石山 拓，堀野良介：CSCL システムを導入した協調学習環境の形成的評価：メンタリングを通じた学習環境の解釈と支援，日本教育工学会論文誌，Vol.29，No.3，pp.261-270（2005）。
- [6] 舟生日出男，鈴木栄幸，久保田善彦，平澤林太郎，加藤浩：発見的学習活動における創発的分業を支援する CSCL システムの開発，メディア教育研究，Vol.4，No.2，pp.7-13（2008）。
- [7] 杉浦雄祐，宮崎佳典：相互評価ならびに学習履歴を基にした CSCL 用学習者評価モジュールの開発，日本 e-Learning 学会論文誌，Vol.9，pp.109-120（2009）。
- [8] 森本康彦：e ポートフォリオとしての教育ビッグデータとラーニングアナリティクス，コンピュータ&エデュケーション，Vol.38，pp.18-27（2015）。
- [9] LAK2016，6th International Learning Analytics and Knowledge (LAK) Conference，available from (<http://lak16.solaresearch.org/>)（accessed 2016-12）。
- [10] 古川雅子，山地一禎，安武公一，中村泰之，山田恒夫，梶田将司：情報教育シンポジウム 2016 論文集，Vol.2016，pp.53-58（2016.8）。

- [11] 稲葉晶子, 大久保亮二, 池田 満, 溝口理一郎: 協調学習におけるインタラクション分析支援システム, 情報処理学会論文誌, Vol.44, No.11, pp.2617-2627 (2003).
- [12] 林 佑樹, 小川裕史, 中野有紀子: 協調学習における非言語情報に基づく学習態度の可視化, 情報処理学会論文誌, Vol.55, No.1, pp.189-198 (2014).
- [13] 平井佑樹, 井上智雄: ペアプログラミング学習における状態の推定—つまずきの解決の成功と失敗に見られる会話の違い, 情報処理学会論文誌, Vol.53, No.1, pp.72-80 (2012).
- [14] 望月俊男, 藤谷 哲, 一色裕里, 中原 淳, 山内裕平, 久松慎一, 加藤 浩: 電子会議室の発言内容分析による協調学習の評価方法の提案, 日本教育工学会論文誌, Vol.28, No.1, pp.15-27 (2004).
- [15] Gatica-Perez, D.: Analyzing Group Interactions in Conversations: a Review, *Proc. IEEE Int'l. Conf. Multi-sensor Fusion and Integration for Intelligent Systems*, pp.41-46 (2006).
- [16] Kumano, S., Otsuka, K., Mikami, D., Matsuda, M. and Yamato, J.: Understanding Communicative Emotions from Collective External Observations, *Proc. CHI '12 Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems (CHI2012)*, pp.2201-2206 (2012).
- [17] 熊野史朗, 大塚和弘, 三上 弾, 大和淳司: 複数人対話を対象とした顔表情の共起パターンの確率モデルに基づく共感状態の推定, 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU2011) 論文集, Vol.2011, pp.739-746 (2011).
- [18] Otsuka, K., Sawada, H. and Yamato, J.: Automatic inference of cross-modal nonverbal interactions in multi-party conversations, *Proc. Int'l. Conf. Multimodal Interfaces (ICMI)*, pp.255-262 (2007).
- [19] Jayagopi, D., Hung, H., Yeo, C. and Gatica-Perez, D.: Modeling dominance in group conversations from non-verbal activity cues, *IEEE Trans. Audio, Speech and Language Processing*, Vol.17, No.3, pp.501-513 (2009).
- [20] Viegas, F.B. and Donath, J.S.: Chat Circles, *Proc. SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp.9-16 (1999).
- [21] Donath, J.S., Karahalios, K. and Viegas, F.B.: Visualizing Conversation, *Proc. HICSS-32*, Maui, HI, January 5-8 (1999).
- [22] Donath, J.S. and Viegas, F.B.: The chat circles series: explorations in designing abstract graphical communication interfaces, *Proc. 4th Conference on Designing Interactive Systems (DIS): Processes, Practices, Methods, and Techniques*, pp.359-369 (2002).
- [23] DiMicco, J.M., Hollenbach, K. and Bender, W.: Using Visualizations to Review a Group's Interaction Dynamics, *Proc. CHI '06 Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems*, pp.706-711 (2006).
- [24] Ferguson, R. and Shum, S.B.: Social learning analytics: Five approaches, *Proc. 2nd International Conference on Learning Analytics and Knowledge*, pp.23-33 (2012).
- [25] Sinclair, J.M. and Coulthard, M.: *Towards an Analysis of Discourse: The English Used by Teachers and Pupils*, London, Oxford University Press (1975).
- [26] 石川慎一郎: ベーシックコーパス言語学, ひつじ書房 (2012).
- [27] 高木正則: 数学リメディアル教育における反転授業の実践と評価, 情報処理学会研究報告コンピュータと教育 (CE), 2015-CE-131, No.14, pp.1-6 (2015).
- [28] 株式会社アドバンスト・メディア: 音声認識ソフト AmiVoice SP2, 入手先 <http://sp.advanced-media.co.jp/>.



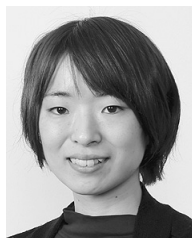
高木 正則 (正会員)

2007 年創価大学大学院工学研究科情報システム学専攻修了。博士 (工学)。同年同大学工学部助教。2010 年岩手県立大学ソフトウェア情報学部講師。2013 年同大学准教授。教育・学習支援システム, 作問学習, CSCL, e テスティング, 農業情報システム等の研究に従事。情報処理学会第 65 回全国大会学生奨励賞, 情報処理学会情報教育シンポジウム (SSS2003) 奨励賞受賞。電子情報通信学会, 教育システム情報学会, 日本教育工学会, 日本テスト学会各会員。



河合 直樹

(株) KDDI 総合研究所。1978 年東京工業大学電子システム専攻修了。同年 NHK 入局。1981 年から NHK 放送技術研究所でデジタル放送システム等の研究開発。2000 年からヒューマンサイエンス研究部長, 研究企画部長等の管理業務。2008 年から KDDI 研究所 (現在, KDDI 総合研究所) で携帯電話向け放送の開発, 発話分析を用いた教育への ICT 応用の研究に従事, 現在に至る。博士 (工学)。映像情報メディア学会等の会員。



大信田 侑里

2016 年岩手県立大学ソフトウェア情報学科修了。同年 (株) LIFULL (旧, NEXT) にて不動産情報サイトのデザイン・開発業務に従事。情報処理学会第 77 回全国大会学生奨励賞, 情報処理学会情報教育シンポジウム (SSS2015) 最優秀デモ・ポスター賞受賞。



鈴木 雅実 (正会員)

(株) KDDI 総合研究所. 1980 年慶應義塾大学大学院修士課程修了. 同年国際電信電話 (現, KDDI) 入社. 同社研究所にて自然言語処理の応用技術に関する研究開発に従事. ATR 自動翻訳電話研究所 (1989~1993 年), 同メディア情報科学研究所 (2002~2005 年). KDDI 研究所 (現在, KDDI 総合研究所) にて知能・教育メディアに関する研究活動を継続. 博士 (工学). 電子情報通信学会 (思考と言語研究専門委員長), 人工知能学会等の会員.



木村 寛明

(株) KDDI 総合研究所. 1991 年東北大学工学部電気工学科卒業. 1993 年東京工業大学大学院総合理工学研究科物理情報工学専攻修了. 1993 年 KDD (株) 入社 (現, KDDI). ATM 技術の研究開発およびデジタル放送と連携した通信システムの開発. 2007 年から KDDI 研究所 (現在, KDDI 総合研究所) でメディアおよび教育分野のプラットフォーム等の研究開発. 2016 年からフューチャーデザイン 2 部門にて産業動向の調査業務に従事.