

ファシリテータを必要としない相互学習環境の実現を目指した マイクロタスク型ワークフローの検討

泉 陽奈子[†] 松原 正樹^{††} 渡辺知恵美^{†††} 森嶋 厚行^{††}

[†] 筑波大学情報学群情報メディア創成学類 〒 305-8550 茨城県つくば市春日 1-2

^{††} 筑波大学 図書館情報メディア系 〒 305-8550 茨城県つくば市春日 1-2

^{†††} 筑波技術大学産業技術学部産業情報学科 〒 305-8520 茨城県つくば市天久保 4-3-15

E-mail: [†]hinako.izumi.2019b@mlab.info, ^{††}{masaki,mori}@slis.tsukuba.ac.jp, ^{†††}chiemi@a.tsukuba-tech.ac.jp

あらまし 学生同士の教えあいを含め、ピアラーニングは効果的な教育の方法として知られている。通常ピアラーニングには学生同士のやりとりを促進するファシリテータが必要であるが、教室が大規模な場合などでは必ずしもファシリテータを確保できるとは限らない。本研究では、専門のファシリテータがいなくても学生たちの教えあいは成立するかという問題に取り組み、それを促すワークフローおよびシステムの開発を目指す。本論文では特に、教えあいのやりとりの最初の段階である、質問を発するという部分を促進するアプローチとして、学生から質問を集める過程をマイクロタスク化することを提案する。実験により、そのアプローチによりその後につながるようなより明確な質問が集まりやすくなることを示す。また、このような質問収集過程を含む基本的なワークフローを最後まで実践し、実現可能性を探る。

キーワード ピアラーニング、マイクロタスク、クラウドソーシング

1 はじめに

ピアラーニングは学生が他の学生と一緒に、また互いから学び合う学習形態であり [1], 学習内容の教えあい、ディスカッション、作文の相互評価など様々なタイプがある。このようなピアラーニングが円滑に行われるためには、通常教師やティーチングアシスタントなどがファシリテータとなって学生同士のやりとりを促す必要がある。しかしながら、学生数が膨大である場合や、オンライン学習での場合などでは、ファシリテータを常に確保するのは困難である [2]。ファシリテータ役の人物がいなくても学生同士のやりとりを促進し、学び合いを成立させるようなシステムが求められる。

本研究では、講義を受けた後に、その内容に関して学生から挙げた質問に、他の学生が答えるようなピアラーニングシステムの開発に取り組む。Q&A システムは既に多く存在しており、日本で広く使われている Yahoo!知恵袋¹ や、学生向けの勉強の教えあいサービス Brainly² などが挙げられる。これらは質問者がシステム内通貨を支払って回答を募集し、回答者は回答報酬やその質に応じた追加報酬としてシステム内通貨を得る仕組みで運用されている。言い換えれば、質問が大量に集まる前提で、それに回答するためのインセンティブを用意しているシステムである。ところが、質問が大量に集まるという前提には問題がある。ある難しい問題に対して初心者には質問ができない傾向があるという研究結果があり、その理由として、初心者には知識が少なく、自分にはなんの知識が足りていないのか、何を理解できていないのかを把握できていないためとされている [3]。先ほど挙げた既存サービスはユーザ数が莫大であるた

めその分質問ができる層も厚く仕組みが回っているが、学校の教室のように比較的小さな規模でその多くが初学者であるような環境では質問が集まりにくく破綻する可能性がある。どのような学習環境でも運用できるようにするには、質問ができない層から質問を引き出すアプローチが必要である。

質問を引き出すアプローチの上で重要なのは、学生が自分で理解できていない部分を把握させることである。事前調査では、授業中にチャットツールを使って学生から質問を引き出す試みを実施した。最初はチャットで「質問があればここに書き込んでください」と指示をしたが、この結果集まった質問は少数であり、それも大半が尋ねたい内容や範囲が曖昧なものであった。自分でどこがわからないのか理解できていないから質問ができないという説を支持する結果といえる。

次に、質問収集のマイクロタスク化を試みた。授業に関する練習問題を解かせ、間違えた者に模範解答を見せて、模範解答中のどこで間違えたのか、そこでなぜ間違えたのかを答えさせる、という風に質問を集めるために行っていた最初の指示を細分化した (図 1)。その結果以前よりは多くの質問が集まり、その内容も詳細であったり明確であるものの割合が高まった。

以上の観察から、理解できなかった部分を選択させることが、なぜ間違えたのかを自覚することに繋がり、理解を深めるために的確に質問ができたのではないかと推測できる。

本論文では、実験によって、質問を収集する過程を分割するマイクロタスク化アプローチを用いることでより具体的な質問が集まることを示す。また、ファシリテータ役の人物を必要としない、上記の質問募集過程も含むピアラーニングフレームワークの有用性を検討する。本アプローチは専任のファシリテータ

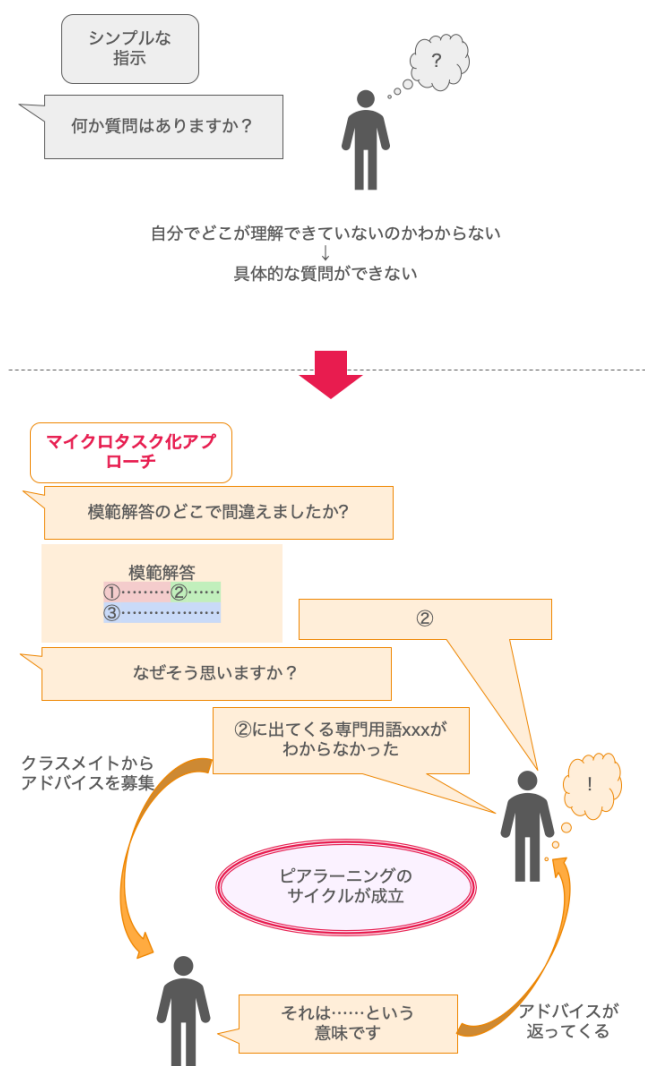


図1 質問収集過程のマイクロタスク化

を必要としないので、クラウドソーシングのような環境にも適用することができる。

本論文³の構成は以下の通りである。第2節では関連研究を示す。第3節では実験方法を提案手法とともに示す。第4節でその結果を示す。第5節ではマイクロタスク化アプローチを用いたファシリテータ不要のピアラーニングフレームワークの有用性について議論する。

本論文の貢献は以下の通りである。まず、質問収集過程のマイクロタスク化がより具体的な質問を集めることに繋がることを検証する。第二に、ファシリテータなしで成立するピアラーニングシステムの実現可能性を探求する。そして、教室規模やクラウドソーシングのようなオンライン設定など、多くの環境でピアラーニングの実現可能性があることを示す。

2 関連研究

学習機会における場所や人数の制限は将来緩和されていくと考えられる。本研究では従来の教室型に限らず、大規模オープンオンラインコース (MOOC) などを含むどのような環境でも成立する学習フレームワークの創造を目指す。MOOCにおけるピア評価については、Suenが教員の不足や学生の消極的な従事姿勢がそれを難しくしていると言及している[2]。参加者を従事させることに関しては、Reichelt[5]は積極的であることを求めるのではなく、むしろ参加者の最小限の貢献で成立させるべきだと述べる。以上を踏まえ、本研究におけるフレームワークが本来教員などが担うファシリテーションの役割を肩代わりし、またそのファシリテーションによって学生が最低限の努力で意味のある質問や回答を行えるよう留意していく。

小論文を互いにフィードバックし合う場合に、実例を見せるだけよりも、スクリプトに沿って評価を進めていくと小論文やフィードバック自体の質が向上することがわかっている[6]。本研究では質問収集過程のマイクロタスク化によりスクリプト化と同様の効果、質問の質の向上がみられるかを検証する。

教育に対するクラウドソーシングのアプローチも出現してきている。Sunはシミュレーションデータを用いて学生を他の学生のティーチングアシスタントとして採用する場合の割り当てアルゴリズムを比較した[7]。割り当て問題は本研究でもいずれ直面する課題であるため今後参考とすることとし、本論文では実世界でプロトタイプフレームワーク運用を試みる。

クラウドソーシングにおいて、タスクデザインは結果の質の向上のために重要である。タスクデザインのポイントの一つとして、指示の仕方が不適切であれば、ワーカがタスクを遂行するのが困難になることがある[8]。本研究では、タスク分割によって質問を集めるための指示を改善することで質の向上を目指す。

ワーカにタスク結果を向上させる機会を与える研究もされている[9],[10],[11]。これらの研究では、他のワーカからのフィードバックを提供したり、一度行ったタスク結果を修正するフェーズを設けたりしている。本論文では個々ではなく全体的なタスク結果向上を目指したアプローチを扱うが、最終的に開発するフレームワークは、個々のタスクの結果にアクセスするという点で共通している。このフレームワークには、個々のタスクの結果を利用して新たなタスクを作り、他のワーカに見せるというフェーズが含まれる。

Crowd Coach[12]はタスク結果を向上してより多く報酬を得るためのアドバイスをワーカからワーカへ提供できるようにChromeプラグインである。ワーカ同士で情報提供をさせワーカの成長を図るという点は本研究と共通である。本論文では、そのようなアドバイスを適切に受けるための質問の引き出し方に焦点を当てている。プロジェクトベースでワーカがマイクロタスクを遂行しながら議論や質問回答ができるCrowdCode[13]も、質問を引き出すことやその質を向上することに対するアプローチは取り扱っていない。

1 : <https://chiebukuro.yahoo.co.jp/>

2 : <https://brainly.com/>

3 : 本論文は、IEEE HMDData2019にて発表した論文[4]を拡張したものである。

3 質問収集のマイクロタスク化

3.1 目的と仮説

本実験の目的は、質問収集過程を分割することがより具体的な質問を集めることに繋がるかどうかを検証することである。

事前調査で見られた傾向を元に、本研究では、学生がより具体的な質問を発するためには、模範解答の中から自分がわからない部分を選ばせることで理解できていない部分を把握させるのが有効であると仮説を立てた。

3.2 実験

3.2.1 実験手順

図2に実験手順を示す。最初に Yahoo!クラウドソーシング⁴を通じて被験者を募り、講義映像を見せる。次に、その講義の内容に関連した練習問題を解かせる。その結果次第で被験者を正解者と不正解者に分ける。導出過程は考慮せず、最終的な答えが合っていた者は正解、誤答を出した者や答えることができなかった者は不正解とする。

そして、不正解者を二つのグループに分ける。対照群のグループには練習問題の模範解答（導出過程を含む）を見せ、質問があれば挙げるよう指示される。もう片方の実験群では、先述の模範解答に手を加えたものを見せる。模範解答をいくつかの部分に分割し先頭から順に番号をつけたものである。そして、自分が間違えた場所やわからなかった場所をその番号で選ばせ、そこで正解できなかった理由を答えさせる。

3.2.2 評価方法

概要

それぞれのグループで集められた質問の中で、具体的な質問であると評価されたものの割合を比較する。具体的であるかどうかの評価は正解者グループに依頼する。評価者である彼らに集まった質問を見せ、それぞれの質問について、プルダウン形式で質問に対する印象を一つ選ばせる。各質問に対して「指示の趣旨に合っていて、具体的である」と判断した人の割合を算出し、それが50%以上であった質問をここでは「具体的な質問」とし、全ての質問の中で「具体的な質問」と判断されたものの割合を最終的に比較する。

評価者に与えられる選択肢

二つのグループから集められた質問に対する評価として、共通で次の選択肢が与えられる。

1. 指示の趣旨に合っていて、具体的である
2. 指示の趣旨に合っていない、または具体的でない
3. わからない

選択肢1, 2中の「指示」とは、質問を集める際に被験者に見せた指示文のことである。具体的であっても、答えやアドバイスを求めるのに適さないような質問や問題に関係のない質問を除くため、「指示の趣旨に合っていて」という条件を追加している。

また、対照群での評価には4個目の選択肢がある。

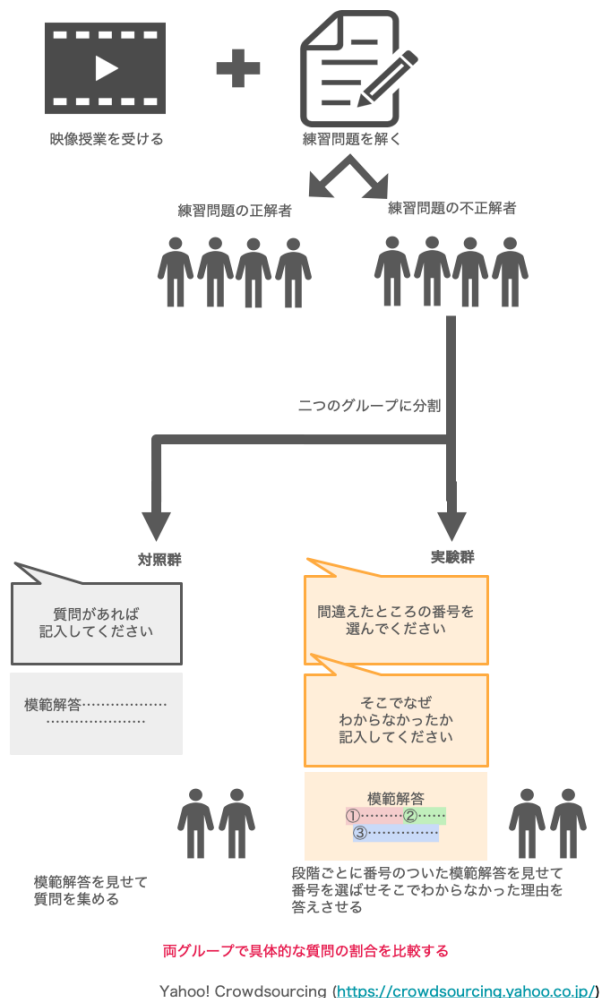


図2 実験手順

4. 質問が思い浮かばない、うまく言えないといった内容である
実験群では、一番最初に質問を収集する時点で、質問が思い浮かばない、うまく言えないなどの場合に選ばせる番号を用意した。そして、その番号を指定しているものはこの実験においてはそもそも質問ではないと見なし、評価対象から除外した。一方、対照群では実験形式とプラットフォームの都合により、質問がない場合に自然言語でその旨を入力させるのが限界であったため、質問がないという内容を明確に除外するための基準がなかった。その代わりとして、対照群では評価者の50%以上が選択肢4を選んだ質問を評価対象から除外することとする。

これにより、対照群の集計方法は以下ようになる。まず、先述の方法で一部の質問を除外する。そして、残った質問は選択肢1~3のみでそれぞれの割合を計算し、その上で選択肢1を選んだ人が50%以上であった質問を「具体的な質問」とみなす。「具体的な質問」の割合も、最初に除外した質問は含めずに算出する。

4: <https://crowdsourcing.yahoo.co.jp/>

3.2.3 実験題材

今回の実験は講義内容と練習問題を次のように変えて3回行う。なお、いずれも数学の分野である。

Q_Set

講義内容集合

練習問題 集合 A と B が与えられた時の $A \cup B$ の要素の個数を求める

Q_Sine

講義内容正弦定理と余弦定理

練習問題 三辺の長さが与えられた時の三角形の面積を求める

Q_Numeral

講義内容 位取り記数法

練習問題 3進数で与えられた数を10進数に変換する

3.3 実験結果

実験結果を表1に示す。Q_Setは249人中正解者が137人、不正解者が112人、Q_Sineは137人中正解者が70人、不正解者が67人、Q_Numeralは254人中正解者が120人、不正解者が134人である(表1「正解者数(人)」,「不正解者数(人)」)。正解者全員に質問の評価を依頼し、そのうち依頼に応じて実際に質問の評価を行った人数からスパムを除いたのが最終的な評価者数である(表1「評価者数(人)」)。それぞれの実験で、不正解者をランダムに約半数ずつ対照群のグループと実験群のグループに分ける(表1「グループ毎人数(人)」)。集まった質問数(表1「集まった質問数(件)」)は、一部の質問を除いた件数となっている⁵。評価者により「具体的な質問」と判定された質問の割合(表1「具体的な質問」の割合(%))は、Q_Setは対照群で33.3%に対し実験群で80.0%、Q_Sineは対照群で56.0%に対し実験群で80.0%、Q_Numeralは対照群で33.3%に対し実験群で70.0%となった。いずれの実験でも、そのまま質問を募集した対照群よりマイクロタスク化アプローチを取り入れた実験群の方が、「具体的な質問」の占める割合が高くなっている。なお、対照群と実験群で有意水準 $\alpha=0.05$ としてこの比率の差の検定(両側検定)を行うと、検定統計量はQ_Setで2.837、Q_Sineで1.327、Q_Numeralで2.024となり、Q_SetとQ_Numeralでは統計的に有意な差がみられる。また、Q_Setから質問の例を挙げると、「具体的な質問」には「各集合を求めた後の解を求める式が思いつかなかった。」、「具体的な質問」でないものには「全く理解できない」などがある(「指示の趣旨に合っていて、具体的である」と判定した人の割合は、前者が89.5%、後者が10.0%である)。

また、この実験において、マイクロタスク化アプローチによる質問数の増加は確認することができなかった。質問数が増えなかった詳細な原因は不明だが、試行回数が少なさのためという可能性も含めて今後の調査対象としていく。

3.4 考察

3章3節の実験結果を受け、集まった質問の質的分析を行なっ

た。本実験では被験者が各質問をどのように感じたかで具体的かどうかを判断したが、ここでは質問一問一問が尋ねる内容を調べ、特定の内容を問うような質問かそうでないかを独自の基準で分類した。予備実験を含めてこれまで収集した質問の傾向から、以下のような質問区分を作った。

”特定要因”. 特定のわからない箇所・要因を挙げている

”知識”. 前提知識不足・知識を未理解

”計算”. 式・値・計算

”戦略”. 解き方・方針

”曖昧”. わからない(原因は曖昧)・全てわからない

”苦手”. 数学が苦手・嫌いだからわからない

”不適切”. スпам・不適切な回答

そして、この区分に従って第3章の実験で集めた質問の分類を行なった。分類は主観に基づくため、著者を含む3人それぞれで行い、多数決によって各質問の最終的な区分を決定した。なお、この結果の内的整合性を示すクロンバック係数は0.894である。分類結果を表2に示す。票割れのあったもの以外で区分”特定要因”「特定のわからない箇所・要因を挙げている」に該当する質問の占める割合(区分”知識”, ”計算”, ”戦略”に該当する質問の総和の割合)を算出したところ、Q_Setの対照群で55.0%、実験群で83.3%、Q_Sineの対照群で75.0%、実験群で80.0%、Q_Numeralの対照群で33.3%、実験群で70.0%である。票が割れた質問の中には2人または3人が区分”特定要因”の別々の小区分を選んだものがあり、それを含めた計算ではQ_Setの対照群で52.6%、実験群で85.7%、Q_Sineの対照群で78.3%となる。なお、対照群と実験群で有意水準 $\alpha=0.05$ としてこの比率の差の検定(両側検定)を行うと、検定統計量はQ_Setで1.865(票割れを含むと1.992)、Q_Sineで0.305(票割れを含むと0.115)、Q_Numeralで2.024となり、Q_Setの票割れを含む場合とQ_Numeralでは統計的に有意な差がみられる。3種類の題材での実験のうち2つで、マイクロタスク化アプローチによって特定の内容を問うような具体的な質問が集まりやすくなることがわかった。

4 ファシリテータ不要のピアラーニングシステムの可能性

マイクロタスク化アプローチは、学生から具体的な質問を収集するのに有望であるため、学生の質問を求めるタスクを含むマイクロタスクを使用してワークフローを開発し、クラウドソーシング環境に展開することにより、専用のファシリテーターを必要としないピアラーニングフレームワークの実現可能性を検討した。

4.1 ワークフロー

図3にワークフローを示す。ワークフローの先頭に練習問題を解くフェーズがあり、練習問題1問ごとにこのフレームワークを利用することができる。不正解者には質問をする、正解者

5: 3.4.2節に示した方法で「質問が思いつかない、うまく言えないといった内容である」質問を除いた数

6: 「分類対象質問数(件)」から「票の割れた質問数(件)」を除外して算出した割合

表1 実験結果

	Q_Set		Q_Sine		Q_Numeral	
	対照群	実験群	対照群	実験群	対照群	実験群
正解者数 (人)	137		70		120	
評価者数 (人)	38		19		54	
不正解者数 (人)	112		67		134	
	対照群	実験群	対照群	実験群	対照群	実験群
グループ毎人数 (人)	56	56	34	33	67	67
集まった質問数 (件) ⁵	24	15	25	10	12	20
「具体的な質問」数 (件)	8	12	14	8	4	14
「具体的な質問」の割合 (%)	33.3	80.0	56.0	80.0	33.3	70.0

表2 集まった質問の分類結果

	Q_Set		Q_Sine		Q_Numeral	
	対照群	実験群	対照群	実験群	対照群	実験群
分類対象質問数 (件) ⁵	24	15	25	10	12	20
票の割れた質問数 (件)	5	3	5	0	0	0
区分“知識”の質問の割合 ⁶ (%)	22.2	25.0	35.0	20.0	16.7	45.0
区分“計算”の質問の割合 ⁶ (%)	22.2	25.0	40.0	60.0	16.7	25.0
区分“戦略”の質問の割合 ⁶ (%)	5.6	33.3	0.0	0.0	0.0	0.0
区分“特定要因”の質問 (区分“知識”, “計算”, “戦略”の総合)の割合 ⁶ (%)	55.0	83.3	75.0	80.0	33.3	70.0
区分“曖昧”の質問の割合 ⁶ (%)	5.6	0.0	5.0	10.0	8.3	5.0
区分“苦手”の質問の割合 ⁶ (%)	27.8	0.0	0.0	0.0	25.0	10.0
区分“不適切”の質問の割合 ⁶ (%)	16.7	16.7	20.0	10.0	33.3	15.0

には質問に答えるという主な役割があり、問題ごとに学生一人ひとりの役割は変わりうる。

一連のワークフローは次の通りである。まず、学生に練習問題を解かせる(練習問題タスク)。続いて、不正解であった学生(S_1)に、第3章の実験群のように質問をさせる(質問収集タスク)。そして、正解した学生(S_2)に、 S_1 からの質問に対する回答やアドバイスをよう依頼する(回答・アドバイス収集タスク)。最後に、そうして集まったアドバイスを S_1 に見せ、それによって理解できたかを問う(フィードバックタスク)。

4.2 実践

Yahoo!クラウドソーシング⁴上で、以上のワークフローの運用を試みた。第3章の実験で不正解者からの質問収集タスクまで終了したものとし、同じ3種類の題材と被験者集団で残りのタスクを実施した。 S_1 は正解者(表1「正解者数(人)」)、 S_2 は不正解者(表1「不正解者数(人)」)とした。第3章の実験の実験群で集まった質問のうち「具体的な質問」と評価された質問(表1「具体的な質問」数(件))を使って、回答・アドバイス収集タスクとフィードバックタスクを実践した。回答・アドバイス収集タスクでは「自分の言葉でアドバイスする」「映像の参考になる部分を具体的に指定する」「参考になりそうなWebページや本を紹介する」「その他(例: 専門家でないけどアドバイスが不可能、この人は自己解決していると思われる、等具体的に入力)」の中からカテゴリーの一つを選んで、内容を入力させた。フィードバックタスクではまず質問1問と集まった回答集を S_2 に見せ、もし自分もその質問と同じ疑問を抱いている場

合は、回答集を見て理解できれば最も参考になった回答を、理解できなければ「まだ理解できない」という選択肢を選ぶよう指示した。もしその質問と同じ疑問を抱いていない場合は「自分はこれと同じ・似たような疑問は感じていない」という選択肢を選ぶよう指示した。

回答・アドバイス収集タスクとフィードバックタスクを行なった結果を表3に示す。フィードバックタスクでは、質問(表3「アドバイスを募集した質問数(件)」)とその各々に対して回答・アドバイス収集タスクで集まった回答から「その他」カテゴリーの回答を除いたものを S_2 に見せた。フィードバックのうち「自分はこれと同じ・似たような疑問は感じていない」を除いた回答の割合を算出したところ、Q_Setでは最小80.0%、最大85.0%、Q_Sineでは最小82.4%、最大89.7%、Q_Numeralでは最小80.6%、最大92.3%が「まだ理解できない」以外の選択肢を選び、いずれかのアドバイスによって理解できたと回答した。学生同士で疑問を解消する、という点では、今回設定したワークフローには効果が見込めることが確認できた。

4.3 議論

第3節の実験、そして本節でのワークフローの試用により、マイクロタスク化アプローチがファシリテータを必要としないピアラーニングシステムの実現に有望であることを示した。し

7: 質問1問に対するフィードバックのうち、「自分はこれと同じ・似たような疑問は感じていない」という回答を除外したものをフィードバック数とし、そのうち「まだ理解できない」以外の回答をした人はいずれかのアドバイスで理解できたとして割合を算出した。

表3 質問に対するアドバイスを受けての反応

	Q_Set	Q_Sine	Q_Numeral
アドバイスを募集した質問数(件)	12	8	14
1問あたり集まった「その他」を除くアドバイス最大件数(件)	26	15	37
1問あたり集まった「その他」を除くアドバイス最小件数(件)	9	9	20
フィードバックした不正解者数(人)	40	43	39
1問あたりのいずれかのアドバイスで理解できた人の最大割合(%) ⁷	85.0	89.7	92.3
1問あたりのいずれかのアドバイスで理解できた人の最小割合(%) ⁷	80.0	82.4	80.6

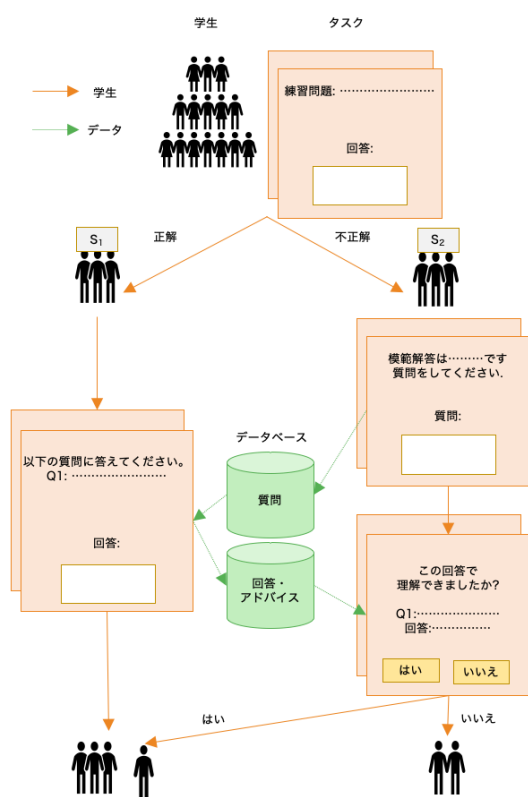


図3 マイクロタスクに基づくピアラーニングシステムのワークフロー全体図

かしあくまでこれは実現に向けての第一歩であり、いくつか重要な課題が残っている。

(1) ワークフローの改善

本論文での焦点は質問を集めるためのマイクロタスク化アプ

ローチとそれを取り入れたワークフローであった。集まる質問をより具体的なものにすることはできたが、質問の数自体を増加させるには至らなかったため、このようなアプローチを考案する必要がある。また、ワークフローでの質問収集以降の段階は原案をそのまま形にしたものであり、それぞれの段階やワークフロー全体の有効性の検証や他の実装方法の検討はまだ行っていないため、調査が必要である。段階毎の改善案としては、例えばフィードバック段階において、今回のように理解の参考になったアドバイスがあるかどうかを尋ねるだけでなく、事後テストを実施して成績比較を行うことなどが考えられる。

(2) 学生へのタスク割り当て

今回の考案したワークフローでは、不正解者から質問を、正解者からアドバイスを求める以外は、特定のタスクを行う学生の選別を行わなかった。これは、不必要に多数の学生にタスクを依頼しているということであり、時に彼らの学習を妨げる可能性がある。タスクに対して適切な人数・能力の学生を選ぶ方法を見つけることも必要である。

5 結 論

本論文では、ファシリテータがいなくても人々の教えあいを成立させる方法があるかという問題に取り組んできた。教えあいの実現を目指すワークフローにおいて、質問収集段階では学生が理解できていない部分を把握することが重要であるという仮説のもと、収集過程を分割するマイクロタスク化アプローチの有効性を確かめる実験を行なった。実験により、3種類の題材のいずれでも、マイクロタスク化アプローチを用いるほうがより具体的な質問が集まりやすくなることがわかった。また、このアプローチを取り入れたワークフローを最後まで実行し、ファシリテータ不要のピアラーニングフレームワークとしての実用可能性を確認した。

謝 辞

本研究の一部は JST CREST の支援 (Grant Number JPMJCR16E3), JST AIP チャレンジ, JSPS 科研費 (JP19K11978) による。ここに謝意を示す。

- [1] David Boud, Ruth Cohen, and Jane Sampson. *Peer learning in higher education: Learning from and with each other*. Routledge, 2014.
- [2] Hoi K Suen. Peer assessment for massive open online courses (moocs). *The International Review of Research in Open and Distributed Learning*, Vol. 15, No. 3, 2014.
- [3] Naomi Miyake and Donald A Norman. To ask a question, one must know enough to know what is not known. *Journal of verbal learning and verbal behavior*, Vol. 18, No. 3, pp. 357–364, 1979.
- [4] Hinako Izumi, Masaki Matsubara, Chiemi Watanabe, and Atsuyuki Morishima. A microtask approach to identifying incomprehension for facilitating peer learning. In *2019 IEEE International Conference on Big Data (Big Data)*, pp. 4624 – 4627. IEEE, 2019.
- [5] Norma Reichelt, Christine Bussian, Christoph Richter, Heidrun Allert, and Lars-Arne Raffel. Collaboration on a massive scale—conceptual implications of the crowd. 2019.
- [6] Saeed Latifi and Javad Hatami. The effects of online peer feedback supported by argumentation instruction with worked example and argumentative scripts on students’ learning outcomes. *A Wide Lens: Combining Embodied, Enactive, Extended, and Embedded Learning in Collaborative Settings*, 2019.
- [7] Dezhi Sun and Bo Liu. Crowdsourcing based teaching assistant arrangement for mooc. In *International Conference on Database Systems for Advanced Applications*, pp. 429–435. Springer, 2017.
- [8] Ujwal Gadiraju, Jie Yang, and Alessandro Bozzon. Clarity is a worthwhile quality: On the role of task clarity in microtask crowdsourcing. In *Proceedings of the 28th ACM Conference on Hypertext and Social Media*, pp. 5–14. ACM, 2017.
- [9] Joseph Chee Chang, Saleema Amershi, and Ece Kamar. Revolt: Collaborative crowdsourcing for labeling machine learning datasets. In *Proceedings of the 2017 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp. 2334–2346. ACM, 2017.
- [10] Ryan Drapeau, Lydia B Chilton, Jonathan Bragg, and Daniel S Weld. Microtalk: Using argumentation to improve crowdsourcing accuracy. In *Fourth AAAI Conference on Human Computation and Crowdsourcing*, 2016.
- [11] Steven Dow, Anand Kulkarni, Scott Klemmer, and Björn Hartmann. Shepherding the crowd yields better work. In *Proceedings of the ACM 2012 conference on computer supported cooperative work*, pp. 1013–1022. ACM, 2012.
- [12] Chun-Wei Chiang, Anna Kasunic, and Saiph Savage. Crowd coach: Peer coaching for crowd workers’ skill growth. *Proceedings of the ACM on Human-Computer Interaction*, Vol. 2, No. CSCW, p. 37, 2018.
- [13] Thomas D LaToza, Arturo Di Lecce, Fabio Ricci, W Ben Towne, and André Van Der Hoek. Ask the crowd: Scaffolding coordination and knowledge sharing in microtask programming. In *2015 IEEE Symposium on Visual Languages and Human-Centric Computing (VL/HCC)*, pp. 23–27. IEEE, 2015.