

Web 調べ学習におけるリフレクション支援のための コンテキストアウェアな問題生成手法の評価

加藤 慎融^{*1}, 柏原 昭博^{*1}

^{*1} 電気通信大学大学院

Generating Context-Aware Problems for Reflection in Web-based Investigative Learning and Its Evaluation

Shinyu Kato^{*1}, Akihiro Kashihara^{*1}

^{*1} The University of Electro-Communications

Web 調べ学習では、学習課題の関連項目を部分課題として展開し、学習シナリオを作成することで網羅的・体系的な学びを可能とする。先行研究では、学習シナリオの作成は困難であるという問題に対して認知ツール iLSB を開発した。一方、iLSB を用いても不十分な学習シナリオとなる場合がある。これは学んだ内容に対するリフレクション不足が主な原因である。そこで、本稿ではリフレクションを促すためのコンテキストアウェアな空欄補充問題を生成する手法を提案する。この問題生成機能は iLSB に実装されている。また、その有効性を図るために行った評価実験についても述べる。実験の結果、生成された問題を解くことは、新たな課題展開を促進させることが分かった。

キーワード: Web 調べ学習, 主体的学習, コンテキストアウェア, 問題生成

1. はじめに

Web 調べ学習では多種多様な Web リソースを活用することで、与えられた学習課題（初期課題）に関して網羅的・体系的な知識構築が可能である。しかし、テキスト教材の目次のような学習項目と学習順序を表す学習シナリオが設定されていない⁽¹⁾。そのため、学習者は初期課題に関して学んだ知識を構築しながら、次に学ぶべき項目（部分課題）の展開を行うといったプロセスを経て、学習シナリオを作成する必要がある。このプロセスでは知識構築と課題展開を同時並行で行うため、認知的負荷が高く⁽²⁾、学習者が知識構築に意識を集中してしまうと、課題展開が暗黙的になるという問題がある。

この問題に対して、先行研究⁽³⁾では Web 調べ学習モデルを提案し、そのモデルに沿った支援ツールとして interactive Learning Scenario Builder (iLSB) が開

発された。また、多角的・多面的な課題展開を促すために、学習課題間の関係を表す属性を付与することのできる機能が iLSB に実装されている⁽⁴⁾。

一方、iLSB を使用しても、課題展開の不足により、不十分な学習シナリオとなる場合がある。これは初期課題について学んだ内容が十分であるかどうかのリフレクションが不足しているからである。よって、学んだ内容に対するリフレクションを促し、課題展開を促すことが必要となる。

そこで、本稿では学習者の学習状況に応じたコンテキストアウェアな空欄補充問題を自動生成する手法を提案する。学習者が生成された問題を解くことを契機に、学んだ内容へのリフレクションが促され、新たな部分課題が展開されることが期待される。また、学んだ内容から問題生成・提示を行う機能を iLSB に実装した。本稿では、問題生成・提示機能を持つ iLSB を

用いて実施したケーススタディについても述べ、有効性を評価する。

2. Web 調べ学習

2.1 Web 調べ学習について

Web 調べ学習とは、与えられた学習課題（初期課題）について作成者が異なる多種多様な Web リソースを探究ながら、課題に関連する項目を網羅的・体系的に学ぶことであり、課題に関して幅広くかつ深い知識を構築することができる。

一方、Web 調べ学習では一般的なテキスト教材の目次のように学習順序と学習項目（学習シナリオ）が事前に定まっているわけではない。そのため、学習者は、膨大な Web リソース空間から学ぶべきリソースを探索して、学んだ項目の抽出とその関係付けを行うと同時に、次に学ぶべき項目を部分課題として展開し、学習シナリオを自分で作成する必要がある。この一連の学習プロセスは認知的負荷が高い⁽²⁾。そのため、しばしば課題展開が十分に行われなことが起こる。また、初期課題について学んだ内容の十分性が保証されない。これは、Web 調べ学習支援での重要な課題の一つとなっている⁽⁵⁾。

2.2 Web 調べ学習モデル

先行研究⁽³⁾では、十分な課題展開が行えないという問題に対して、図 1 に示す 3 フェイズからなる Web 調べ学習モデルを提案した。まず、Web リソース探索フェイズでは、課題キーワード（初期課題を端的に表すキーワード）を検索エンジンで検索し、その検索結果画面に表示される Web リソースから、課題に関する学習リソースを探索・収集する。

Navigational Learning フェイズでは、Web リソース探索フェイズで収集した Web リソース群をナビゲーションし、課題について学ぶ。その際に学習項目をキーワードとして抽出、またキーワード間の関係付けをすることで、学んだ知識を構築する。

課題展開フェイズでは、Navigational Learning フェイズで構築した知識から、初期課題をより深く広く学ぶために、学習が不十分な項目、もしくは更に調べ

るべきだと判断した項目を、部分課題として展開する。そして、展開した各部分課題に対して同様に 3 フェイズでの学びを進める。学習者は、部分課題が展開されなくなるまで、3 フェイズを再帰的に繰り返すことで、図 2 で示すような課題キーワードで構成された木構造を作成する。この木構造が学習シナリオを表現するものとなる。

学習シナリオでは、根ノードが初期課題を表し、展開元の課題キーワードを表す親ノードとし、展開先の部分課題キーワードを表す子ノードとがリンク付けされる。部分課題は、基本的に中間ノード（親ノードと子ノードを持つ）と葉ノード（子ノードを持たない）で表現される。

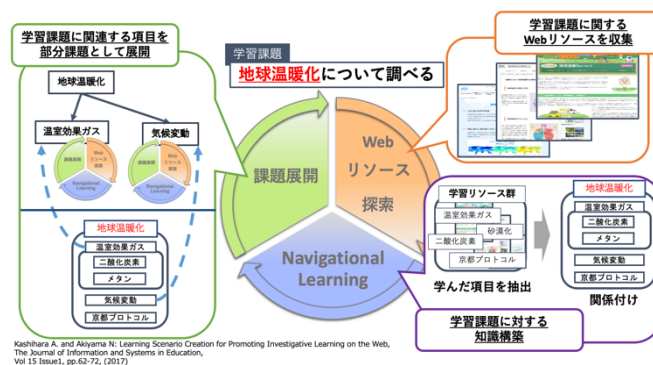


図 1 Web 調べ学習モデル

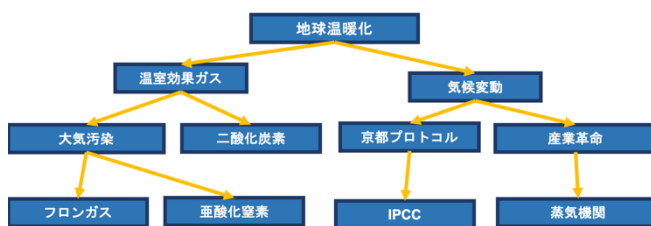


図 2 学習シナリオ

2.3 Interactive Learning Scenario Builder (iLSB)

iLSB は FireFox⁽⁶⁾ のアドオンとして開発された認知ツールであり、Web 調べ学習モデル通りに学ぶことができる足場を築く。具体的には、次に示す 3 つの支援機能が実装されている。

(a) 検索エンジン機能

Web リソース探索フェイズを支援する機能である。課題キーワードが検索エンジンに入力され、図 3 のような検索結果画面から、学習課題について学ぶための

Web リソースを収集する。

(b) キーワードリポジトリ機能

Navigational Learning フェイズ を支援する機能である。収集した Web リソースをナビゲーションしながら、課題に関して学んだ項目をキーワードとし抽出し、図 3 の画面サイドのキーワードリポジトリに格納する。また、抽出したキーワード同士の関係付けを視覚化できる。現在、包含関係のみに限定して、キーワードの関係づけを可能にしている。

(c) 課題キーワードマップ機能

課題展開フェイズを支援する機能である。学習者はキーワードリポジトリに格納されているキーワードから、初期課題をより広く深く学ぶために調べるべきキーワードを、図 4 に示す課題キーワードマップ上にドラッグアンドドロップすることで、部分課題として展開できる。また、課題キーワードのタイプを表す課題タイプと、課題間の関係を表す属性を付与することのできる機能が実装されている(4)。



図 3 iLSB (検索エンジンとキーワードリポジトリ)

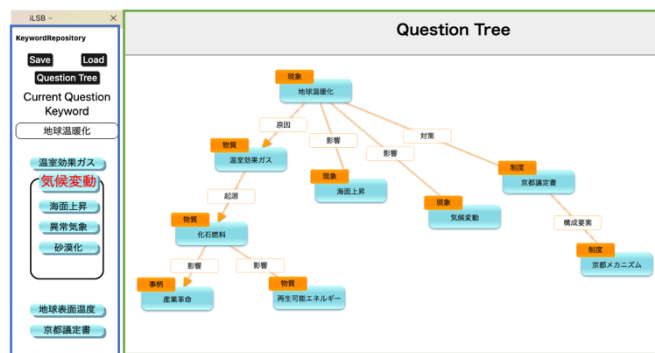


図 4 iLSB (課題キーワードマップ)

2.4 問題点

先行研究(3)(4)では、課題展開が暗黙的になってしまうという問題に対して iLSB を提供したが、iLSB を使用しても課題展開が促されず、不十分な学習シナリオとなる場合がある。これは、学んだ内容が初期課題を十分に満たすかどうかのリフレクション不足が原因である。つまり、課題展開を促すためには、構築した知識や学習シナリオに対するリフレクション支援が必要である。

リフレクション支援として、学習した内容のリフレクションを促すような問題を与える方法が考えられる。しかし、非構造、かつ膨大な Web リソースが存在する Web 空間での主体的学習では、学んだ内容は学習者によって様々である。そのため、事前に学習者に適応的な問題を用意するのは簡単ではない。

そこで、本研究では学習者の学習状況に応じたコンテキストウェアな空欄補充問題を生成する手法を提案する。学習者が生成された問題の空欄部分を埋めようとすることで、学んだ内容へのリフレクションが促され、新たな課題展開への気づきにつながる事が期待される。

3. コンテキストウェアな空欄補充問題

コンテキストウェアシステムとは、収集されたコンテキストデータに基づいてシステムの動作を変更するシステムのことであり(7)、個々のユーザに対して適応的な支援を可能とする。本研究では、コンテキストデータとして iLSB に蓄積された学習データを使用し、コンテキストウェアな空欄補充問題の自動生成を行う。

ここでは、iLSB に蓄積された学習データを用いた空欄補充問題生成の枠組みについて述べる。

3.1 問題生成の枠組み

図 5 に問題生成の枠組みを示す。学習者は iLSB を用いて Web 調べ学習を終えた後、iLSB のユーザインタフェース上の問題生成のボタンを押す。そうすると、学んだ Web ページ、キーワードリポジトリ、学習シナリオからなるコンテキストデータを用いて、以下の 3

ステップを踏んで問題生成が行われる。

Step①：問題生成するノードの選択

Step②：空欄部分となるキーワードの選択

Step③：問題文の抽出

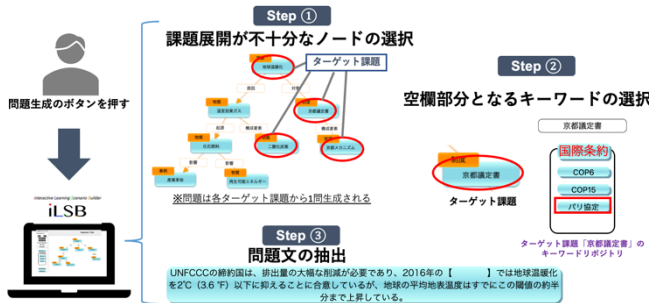


図 5 問題生成の枠組み

3.2 問題生成するノードの選択

空欄補充問題は学習シナリオのノードことに生成される。課題展開が十分なノードに対して無理にリフレクションを促す必要はない。またノードは初期課題から遠い位置、つまり深い位置であればあるほど、初期課題と関係の薄い部分課題となる可能性がある。そのため、iLSB は展開が不十分なノードや深さの浅い位置のノードを、問題とするターゲット課題として選択する。

本枠組みでは、以下に述べるような条件を満たすノードをターゲット課題として選択する。

各ノードから展開されている部分課題の数を N 、根ノードからの深さを D とする (根ノードの深さ $D=0$)。

(1) 根ノードの選択 (N の閾値 : 4)

根ノードからの展開数 $N < 4$ のとき

(2) 中間ノードの選択 (N の閾値 : 2, D の閾値 : 3)

中間ノードからの展開数 $N < 2$ 、かつ中間ノードの深さ $D < 3$ のとき

(3) 葉ノードの選択 (D の閾値 : 3)

葉ノードの深さが $D < 3$ のとき

N と D の閾値は過去の iLSB を利用した調べ学習の結果、得られた学習シナリオの分析に基づいて筆者らが設定したものである。分析を行なったところ、初期

課題からの展開数 N の平均値は 4 より高く、中間ノードからの展開数 N の平均値は 2 より高かった。また、深さ D の最大深度の平均値は 3 より高かった。そのため、最低でも平均値の小数点部分を切り下げた値の閾値を満たさない課題キーワードに対してリフレクションを促し、展開を行わせたいと考え、上記の閾値を設定した。

3.3 空欄部分となるキーワードの選択

各ターゲット課題のキーワードリポジトリから空欄部分となるキーワードを選択する。学習者は問題を解いた後、空欄部分のキーワードを展開する可能性が高いと考えられる。展開する課題は初期課題を学ぶ上で重要なキーワードである方が学びの質としては高い。そこで、本研究では、初期課題、ターゲット課題と関係ある妥当性の高いキーワードを空欄部分として設定する。空欄部分のキーワードの選定では、佐藤らが提案した妥当性診断アルゴリズムを用いる⁽⁸⁾。

ターゲット課題のリポジトリ内のあるキーワード A を例に妥当性の求め方について述べる。まず、キーワード A に対して初期課題とターゲット課題の関連度・類似度を、LOD である DBpedia Japanese⁽⁹⁾ を用いて求める。関連度は DBpedia Japanese から取得した距離と経路数に応じて、3 段階で決定される。類似度は、DBpedia Japanese で取得した関連語句から、単語集合を作成し、Simpson 係数を求める。次に、求めた Simpson 係数に応じて、類似度が 3 段階で決定される。

次に、キーワード A と初期課題、キーワード A とターゲット課題、それぞれのキーワード間で求めた関連度と類似度を用いて、診断アルゴリズムに従って計算を行う。その結果、妥当性の高さが 3 段階で求められる。

上記のアルゴリズムで、ターゲット課題のキーワードリポジトリのキーワードすべての妥当性を計算し、最も妥当性の高いキーワードを空欄部分のキーワードとして選択する。

3.4 問題文の抽出

ターゲット課題のあるキーワード A を空欄部分とし

た問題文を抽出する。まず、ターゲット課題の Web 検索結果上位 10 件から、学習者が未学習の Web ページのテキストデータを取得する。そのテキストデータを 1 文ごとに分割し、その中からキーワード A を含む文を抽出する。抽出した文は複数ある場合があるため、文の中に初期課題とターゲット課題を含む文が優先的に問題文として選ばれる。

4. 問題生成・提示機能を実装した iLSB

本研究では問題生成・提示機能を実装した iLSB を開発した。本章では、問題生成後の iLSB のユーザインタフェースについて述べる。

4.1 問題表示画面

問題生成後、表示される画面を図 7 に示す。問題に回答する時は各課題キーワードをクリックし、キーワードリポジトリを切り替えて、答えとなるキーワードが見つかったら、問題文の上にキーワードをドラッグアンドドロップすることで行う。

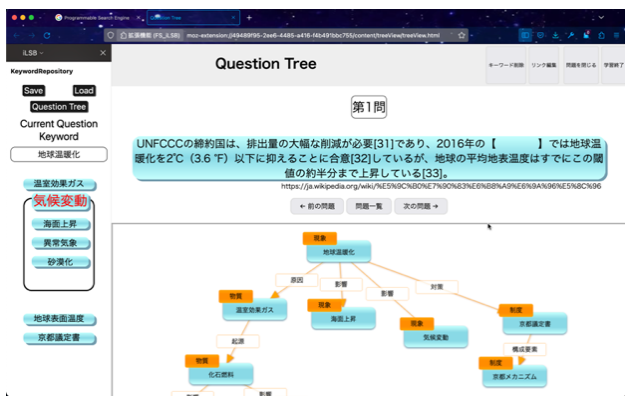


図 7 問題表示画面

4.2 問題正解時のユーザインタフェース

問題に正解した場合、図 8 のようなユーザインタフェースとなる。問題文の空欄部分が埋まり、初期課題と空欄部分のキーワード、ターゲット課題と空欄部分のキーワードそれぞれの and 検索ボタンが表示される。

4.3 問題に間違えた時のユーザインタフェース

問題に間違えた場合、図 9 のようなユーザインタフェースとなる。問題文の空欄部分は空いたままで、

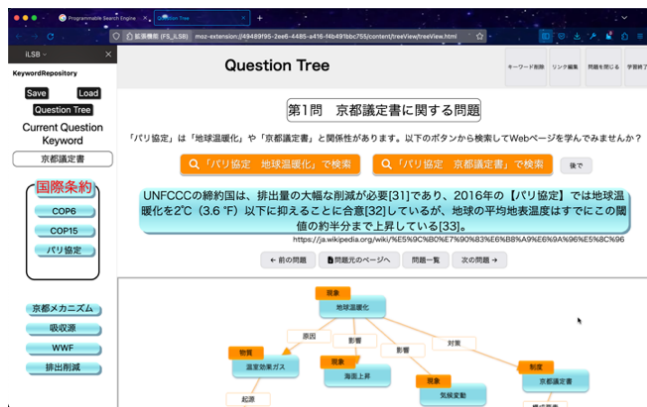


図 8 問題正解時のユーザインタフェース

問題文の背景が赤くなる。また、空欄部分は埋めることができる。問題に間違えた後は、どのターゲット課題から生成した問題かは問題表示画面に明記される。学習者は改めてそのターゲット課題のキーワードリポジトリから答えとなるキーワード A を探す。

次に、キーワード A が抽出された Web ページを見直して、課題キーワードとして展開する。次に課題タイプと属性を付与、キーワードリポジトリにキーワードを格納する。もし、キーワード A が答えならば、空欄部分が埋まる。

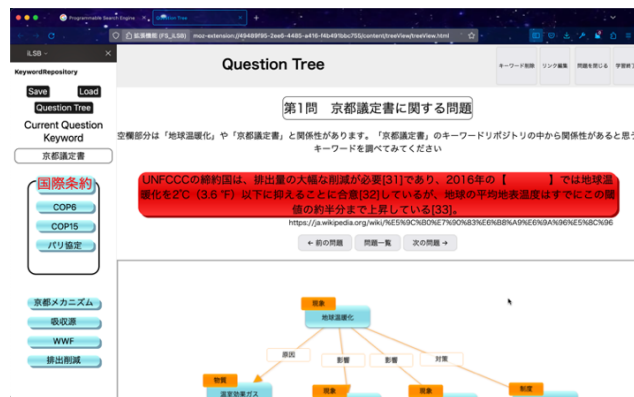


図 9 問題に間違えた時のユーザインタフェース

5. 評価実験

5.1 実験目的

本評価実験の目的はコンテキストアウェアな空欄補充問題を用いてリフレクションを行うことで、学んだ内容の不十分な点に気付き、課題展開が促されるかどうかを確かめることである。

5.2 実験手順

評価実験は理工系の大学生及び大学院生 8 名を実験群，統制群の 2 群に 4 名ずつ振り分けて実施した。

まず，両群とも iLSB の利用方法について説明を行った後，「財政」を初期課題として与え，従来の iLSB を用いて，40 分以内で Web 調べ学習を行わせた。学習者が十分に学習したと判断した場合，40 分経たずとも，学習を終了しても良いということにした。

次に，統制群ではリフレクションを行うかどうかは学習者の任意として，行う場合のみ，30 分以内で問題を使わずにリフレクションを行なわせた。最後に，両群共通アンケートに答えてもらった。

実験群では，問題生成機能を持つ iLSB の使い方について説明した後，生成された問題を解いて，学んだ内容の見直しと，必要に応じた再学習を行なってもらった。問題は根ノードから 0 問または 1 問，中間ノードからは 2 問，葉ノードからは 2 問の計 4，5 問を解かせた。最後に両群共通のアンケートと実験群を対象としたアンケートに答えてもらった。

5.3 仮説

本評価実験では，以下の 2 つの仮説を立てた。

H1：空欄補充問題を解くことで，学んだ内容（Web リソース，キーワードリポジトリ，学習シナリオ）のリフレクションが促される。

H2：空欄補充問題を解くことで，新たな課題展開を促すことができる。

5.4 評価方法

本実験では H1・H2 を示すために，学習シナリオの構造に着目して，図 10 に示すように課題キーワード数，根の次数，最小分割詳細度，葉の数，葉の最大深度，葉の平均深度の 6 つの項目で評価を行なった。

両群共通のアンケートと実験群アンケートの結果は H1 の評価に用いる。両アンケート共に，5 件法で行い，1 が最も評価が悪く，5 が最も評価が良いとした。

また，以下の式(1)～(4)のように，適合率，再現率①，再現率②，正答率を求め，H2 の評価に用いた。

$$\text{適合率} = \frac{\text{問題を与えかつ，展開されたノード数}}{\text{新たに展開が行われたノード数}} \quad (1)$$

$$\text{再現率①} = \frac{\text{問題を与えかつ，展開されたノード数}}{\text{生成された全問題数}} \quad (2)$$

$$\text{再現率②} = \frac{\text{間違えた問題をきっかけに展開されたノード数}}{\text{間違えた問題数}} \quad (3)$$

$$\text{正答率} = \frac{\text{正解した問題数}}{\text{生成された全問題数}} \quad (4)$$

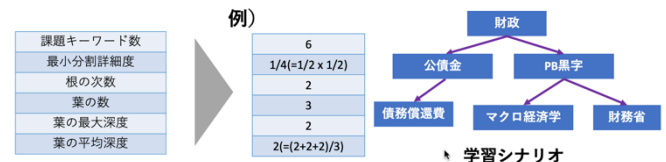


図 10 学習シナリオの構造の評価項目

5.5 実験結果

5.5.1 学習シナリオの構造比較

まず，学習シナリオの各評価項目におけるリフレクション前後の群内比較の分析結果を述べる。図 11 から統制群では被験者の全員がリフレクションを行わなかったため，差は生じなかった。実験群において両側 t 検定を行なったところ，図 12 に示すように，課題キーワード数に有意差 ($t(3)=-4.90, p<.05, d=1.24$)，最小分割詳細度には有意傾向 ($t(3)=2.92, p<.10, d=0.30$)，葉の数に有意傾向 ($t(3)=-2.45, p<.10, d=0.53$) が見られた。根の次数 ($t(3)=-1.00, p>.10, d=0.28$)，葉の最大深度 ($t(3)=-1.00, p>.10, d=0.28$)，葉の平均深度 ($t(3)=-0.90, p>.10, d=0.24$) では有意差が見られなかったが，リフレクション後に平均値は増加していた。

次に，リフレクション前後の群間比較の分析結果を述べる。図 13 から，統制群においては変化量が見られなかったが，実験群では変化量が見られた。両側 t 検定を行なったところ，課題キーワード数に有意差 ($t(3)=-4.90, p<.05, d=3.46$)，最小分割詳細度には有意傾向 ($t(3)=-2.94, p>.10, d=2.08$)，葉の数に有意傾向 ($t(3)=-2.45, p<.10, d=1.73$) が見られた。根の次数 ($t(3)=-1.00, p>.10, d=0.71$)，葉の最大深度 ($t(3)=-1.00, p>.10, d=0.71$)，葉の平均深度 ($t(3)=-0.90, p>.10, d=0.64$) では有意差が見られなかったが，中程度の効果量は見られた。

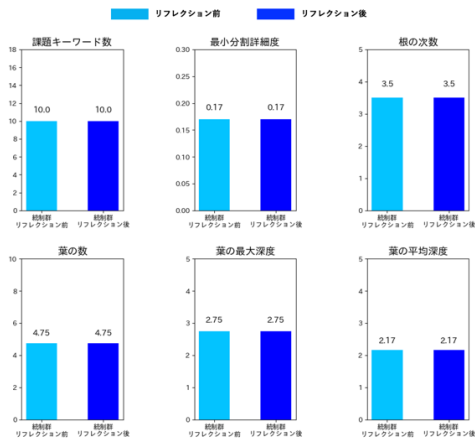


図 11 学習シナリオの評価項目の群内比較（統制群）

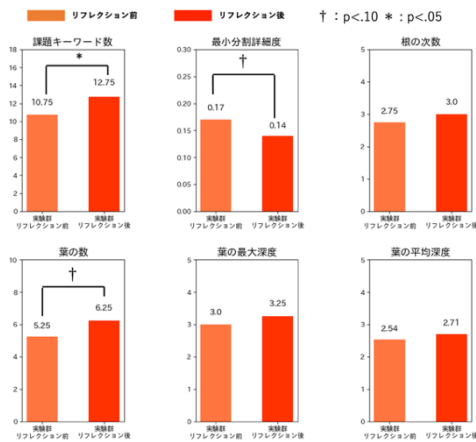


図 12 学習シナリオの評価項目の群内比較（実験群）

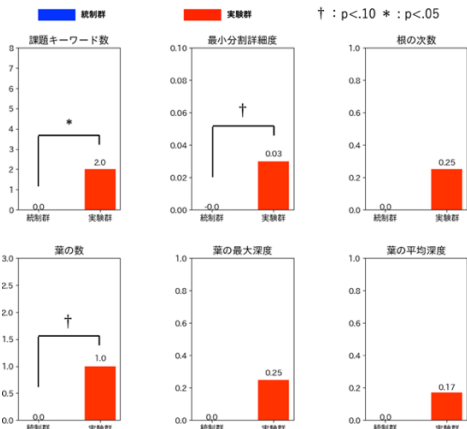


図 13 学習シナリオの評価項目の群間比較

5.5.2 アンケート分析結果

両群共通のアンケート結果を表 1 に示す。各質問に対して、両側 t 検定を行なったところ、Q1 では有意差 ($t(3)=-1.96$, $p>.10$, $d=1.39$) はなかったが、効果量は 1.39 と高い値を示していた。Q2 では有意差 ($t(3)=0.00$, $p>.10$, $d=0.00$) は見られなかった。Q3 では実験群の

方が有意に高かった ($t(3)=-4.58$, $p<.01$, $d=3.24$)。Q4 では有意差こそなかったものの、実験群の平均値は統制群よりも高い結果となった。

実験群アンケートの結果を表 2 に示す。Q1 の結果より、生成された問題を解くことは、学んだ内容のリフレクションを促す有効性が高いことが分かった。Q4 の結果から、問題が新たな課題展開を促進させるきっかけとなっていたことが分かる。Q6 の結果からは、生成された問題が比較的容易であったことが伺える。

表 1 両群共通アンケート結果

| 質問 | 統制群 | | 実験群 | |
|--------------------------------------|------|------|------|------|
| | 平均 | SD | 平均 | SD |
| Q1. キーワードを抽出したWebページの見直しは行いましたか？ | 3 | 1.41 | 4.5 | 0.58 |
| Q2. キーワードリポジトリの見直しは行いましたか？ | 3.75 | 1.26 | 3.75 | 1.26 |
| Q3. 学習シナリオの見直しは行いましたか？ | 2.5 | 0.58 | 4.25 | 0.5 |
| Q4. システムを使用することで、初期課題に関して広く深く学びましたか？ | 4 | 0.82 | 4.25 | 0.96 |
| Q5. 学習前の段階で、「財政」についてどれくらい知識がありましたか？ | 1.75 | 0.96 | 1.75 | 0.96 |

表 2 実験群アンケート結果

| 質問 | 平均値 | SD |
|---|------|------|
| Q1. 空欄補充問題を解くことで、学んだ内容（Webページ、キーワードリポジトリ、学習シナリオ）の見直しが促されましたか？ | 4.5 | 0.58 |
| Q2. 空欄補充問題を解いた後、さらに調べ学習を続けようと思いましたか？ | 4.25 | 0.96 |
| Q3. 空欄補充問題を解いた後、新たにWebページで学習を行えましたか？ | 4.75 | 0.5 |
| Q4. 空欄補充問題を解いた後、新たに展開すべき課題に気づけましたか？ | 4.25 | 0.5 |
| Q5. 空欄補充問題を解いた後、キーワードリポジトリに新たなキーワードを追加できましたか？ | 3.75 | 0.5 |
| Q6. 空欄補充問題を解くことは難しかったですか？ | 2.5 | 1.29 |
| Q7. 空欄補充問題は自分が調べた内容の見直しに適した問題だと感じましたか？ | 4 | 0.82 |

5.5.3 適合率・再現率・正答率

適合率、再現率①、再現率②、正答率のそれぞれの算出結果を表 3 に示す。適合率が 100% であることから、新たに展開が行われたノードは問題を解くことに起因していたことが分かる。また、再現率①は 43% であることから、問題を与えたノードのおよそ半分からは展開が行われていることを示している。再現率②は 100% であることから、問題に間違えさえすれば、新たに課題展開が行われることが分かった。また、正答率の結果から問題が容易であったことが伺える。

表 3 適合率・再現率・正答率

| | |
|------|------|
| 適合率 | 100% |
| 再現率① | 43% |
| 再現率② | 100% |
| 正答率 | 75% |

5.6 考察

図 12、図 13 に示した学習シナリオの構造比較の結果より、課題展開が促されたことが分かる。また、両群共通アンケートにおける Q1、Q3 に関しては実験群

謝辞

本研究の一部は、JSPS 科研費 JP17H01992, 26282047 の助成による。

参考文献

- (1) Henze, Nicola, and Wolfgang Nejdl: "Adaptation in open corpus hypermedia. " *International Journal of Artificial Intelligence in Education* Vol. 12, No. 4, pp.325-350(2001)
- (2) Zumbach, Joerg, and Maryam Mohraz: "Cognitive load in hypermedia reading comprehension: Influence of text type and linearity. " *Computers in Human Behavior* Vol. 24, No. 3, pp875-887(2008)
- (3) Kashihara, Akihiro, and Naoto Akiyama: "Learning Scenario Creation for Promoting Investigative Learning on the Web" *The Journal of Information and Systems in Education* Vol.15, No.1, pp.62-72(2016)
- (4) Keita Kinoshita, and Akihiro Kashihara: "Scaffolding Topic Decomposition in Investigative Learning with Web Resources." *Work-in-Progress Poster (WIPP) Proc. of the 22nd International Conference on Computers in Education (ICCE2014)*, pp. 4-6(2014)
- (5) 柏原昭博: "非構造的な情報空間における主体的学習支援の難しさ", *教育システム情報学会, 第 47 回全国大会*, pp.291-292(2022)
- (6) FireFox, <https://www.mozilla.org/ja/>
- (7) Schahram, D., Florian, R: "A survey on context-aware systems. " *Int. J. Ad Hoc Ubiquitous Comput.* Vol.2, No.4, pp263-277(2007)
- (8) Yoshiki Sato, Akihiro Kashihara, Shinobu Hasegawa, Koichi Ota, Ryo Takaoka: "Promoting Reflection on Question Decomposition in Web-based Investigative Learning" *Proceedings of the 27th International Conference on Computers in Education. (ICCE)*, vol 1, pp. 75-80(2019)
- (9) DBpedia Japanese, <http://ja.dbpedia.org/>

が高い平均値を示し, Q1 では高い効果量, Q3 では 1% 水準で有意差が見られ, 表 2 の Q1 で高い平均値を示している. よって, 学習者は問題を解くことで, 学んだ内容に対するリフレクションが促されたと認識していることが分かる. これらの結果は H1 を支持する.

また, 表 3 より再現率②が 100%だったことから, 問題に間違えさえすれば, 新たに課題展開が行われることが示唆された. これは, 今よりも問題の難易度を上げれば, さらに課題展開が促されると推測することができる. また, 適合率は 100%を示しており, リフレクション時における新たな課題展開は問題を解くことをきっかけに行われることが分かった. よって, 先述した学習シナリオの定量的データの分析結果と合わせて, 空欄補充問題を解くことが新たな課題展開を促す効果があることが確認された. これは H2 を支持する.

一方で, 正答率が 75%, 表 2 の Q6 の平均値が低いことから, 問題が比較的容易であったことが分かる. また再現率②に対して, 再現率①が 43%と比較的低いことから, 正解した問題が生成されたノードからはほとんど課題展開が行われなかったことが分かる. これは, 学習シナリオのすべての評価項目で有意差が見られなかった原因であると考えられる.

6. おわりに

Web 調べ学習における課題展開の促進のために, 先行研究③では iLSB が開発され, その有効性が示されてきた. 一方, iLSB を用いても, 初期課題について学んだ内容に対するリフレクション不足のため, 不十分な学習シナリオとなる場合がある. そこで, 本研究では学んだ内容に対するリフレクションを促すための, 学習状況に応じたコンテキストアウェアな空欄補充問題の生成方法を提案した. また, 問題生成機能を持つ iLSB の開発を行なった. この iLSB の有効性を確かめる評価実験を行なった結果, 問題を解くことで, 学んだ内容に対するリフレクションが促され, 新たな課題展開への気付きを促すことが分かった.

今後の課題として, 問題の難易度の向上と問題に正解したとしても, さらに新たな課題展開を促せるユーザインタフェースの開発が必要である.